

УДОСКОНАЛЕННЯ АЛГОРИТМУ ВИЯВЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТЯХ

Катеринчук І. С. – д-р техн. наук, професор, професор кафедри телекомунікацій та радіотехніки Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, Хмельницький, Україна.

Бабарика А. О. – ад'юнкт ад'юнктури Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, Хмельницький, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Впровадження функцій відеоаналітики в системи відеоспостереження дає можливість підвищити ефективність застосування вищевказаних систем. Однією із функцій таких інтелектуальних систем відеоспостереження є виявлення динамічних об'єктів в секторах огляду камер відеоспостереження. Існуючі методи виділення фону та розпізнавання об'єктів мають суттєві недоліки, що обмежують їх застосування на практиці, а саме: за умови низької контрастності алгоритми не в змозі виділити об'єкт з фону; деякі рухомі об'єкти можуть розпізнаватися як фон, алгоритми критичні до умов освітлення тощо. Саме тому, актуальним завданням є розробка та вдосконалення методів виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях.

Мета. Дослідження присвячено розробці удосконаленого методу виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях.

Метод. При побудові методу виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях використовувалися підходи щодо виділення фону на основі попиксельного аналізу кадрів із застосуванням елементів теорії експертних систем.

Результати. В роботі представлено удосконалений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях, який оснований на алгоритмі ViBe. Запропонований підхід відрізняється від оригінального застосуванням колірної схеми $U*V*W*$, використанням подвійних порогових рівнів та елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів (математичний апарат теорії Демстера-Шефера), а також, використанням динамічного підходу в оновленні фонові моделі за рахунок сусідніх пікселів. Метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях включає такі етапи: ініціалізація фонові моделі (для кожного пікселя з відомими координатами зберігається кількість його попередніх значень у поточному кадрі); виявлення переднього плану; наступним кроком є обчислення кількості точок, котрі належать до переднього плану та до фону. З метою усунення невизначеності, коли піксель одночасно може належати як динамічному об'єкту так і фону, та однозначної класифікації застосовано математичний апарат теорії Демстера-Шефера; після виявлення переднього плану відбувається оновлення фонові моделі. В основу якої покладена тривірнева побудова околу досліджуваного пікселя та застосування рівномірного закону розподілу випадкових величин всередині кожного із трьох рівнів.

Висновки. Експериментальне дослідження удосконаленого методу у порівнянні з оригінальним ViBe проводилися з використанням тестових фреймів з набору CDNET у різноманітних варіантах навколишнього середовища та з різними варіантами роздільної здатності. Консолідовані результати вказують на покращення результатів запропонованого методу в порівнянні з оригінальним ViBe в середньому на 6,7%.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: алгоритм, метод, відеопослідовність, виділення фону, динамічний об'єкт, колірна схема, піксель, фон, ViBe.

АБРЕВІАТУРИ

CIE – Commission Internationale de l'Eclairage;

CDNET – ChangeDetection.NET;

GMG – Goodberg-Matsukawa-Goldberg;

MOG – Mixture of Gaussian;

ViBe – Visual Background extractor – метод виділення фону.

НОМЕНКЛАТУРА

A – позначення гіпотези в теорії Демстера-Шефера;

A^{Rhigh} – гіпотеза щодо приналежності пікселя до динамічного об'єкта;

A^{Rlow} – гіпотеза щодо приналежності пікселя до фону;

B – позначення підмножин, які належать певній множині (гіпотезі A) в теорії Демстера-Шефера;

$bel(A)$ – функція достовірності в теорії Демстера-Шефера;

D -score – метрика, що характеризує локалізацію помилок відповідно до розміщення об'єкта;

F -measure – характеризує спільну оцінку точності та повноти;

FN – хибно-негативні рішення алгоритму;

i – номер поточного кадру;

j – номер попереднього кадру;

k – кількість Гауссівських розподілів значень пікселів для визначення фонових пікселів в алгоритмах MOG;

K_{okol} – ймовірнісний коефіцієнт вибору рівня околу;

K – кількість пікселів, значення яких менші за R ;

m – вагова функція;

$m(A^{Rlow})$ – вагова функція гіпотези A^{Rlow} ;

$m(A^{Rhigh})$ – вагова функція гіпотези A^{Rhigh} ;

$M(p)$ – множина пікселів, значення котрих потрапили у фонову модель;

N – кількість значень пікселя p , яка зберігається при ініціалізації фонові моделі;

n – кількість кадрів для початкової ініціалізації фонової моделі;

p – номер пікселя;

$P(A)$ – точна ймовірність гіпотези A ;

$P_{Ber}(A^{Rlow})$ – функція довірчої моделі гіпотези A^{Rlow} ;

$P_{Ber}(A^{Rhigh})$ – функція довірчої моделі гіпотези A^{Rhigh} ;

$pI(A)$ – функція правдоподібності в теорії Демстера-Шефера;

$precision$ – показник точності, який характеризує долю об'єктів (пікселів чи груп пікселів), які вірно класифіковані як фоніві;

R – радіус околу пікселя, що досліджується;

$recall$ – показник повноти, який характеризує, яку долю об'єктів істинного класу із усіх об'єктів позитивного класу знайшов алгоритм;

R_{low} – значення низького (low) порогового радіусу околу пікселя, що досліджується;

R_{high} – значення високого ($high$) порогового радіусу околу пікселя, що досліджується;

$SSIM$ – індекс структурної подібності;

TP – істинно-позитивні рішення алгоритму;

u, v – значення кольорних змінних;

u_0, v_0 – значення кольорних змінних при опорному білому кольорі;

$v(p)$ – значення пікселя p ;

$v(p_i)$ – значення пікселя p_i ;

$v_n(p)$ – значення n -го пікселя p з координатами (x, y) в поточному кадрі;

W – авторська метрика, що характеризує узагальнені характеристики алгоритму виділення фону;

x, y – координати пікселя;

$\#_{min}$ – значення порогового рівня мінімальної кількості пікселів, котрі менші за R , дає змогу класифікувати приналежність пікселя до динамічного об'єкту чи до фону;

$DE(v(p_i), v(p_j))$ – Евклідова відстань між значеннями пікселя в поточному та попередньому кадрі.

ВСТУП

Широке застосування систем відеоспостереження обумовлене доступністю технічних засобів, можливостями порівняно легкого розгортання, та не потребує високої кваліфікації операторів відеонагляду тощо. При цьому, аналіз задокументованої відеоінформації здійснюється оператором без застосування засобів автоматизації. Зазначене, значно знижує оперативність отримання достовірної інформації про наявні події. Використання інтелектуальних систем відеоспостереження сприятиме автоматизованому аналізу нестандартних ситуацій. Значна роль в інтелектуальних системах відеоаналітики належить виявленню динамічних об'єктів у відеопотоці. Існуючі моделі та алгоритми виділення фону та розпізнавання об'єктів мають суттєві недоліки, що обмежують їх застосування на практиці, а саме: за умови низької контрастності алгоритми не в змозі виділити об'єкт з фону; деякі рухомі об'єкти можуть розпізнаватися як фон, алгоритми критичні до умов освітлення тощо. Саме тому,

завдання щодо удосконалення алгоритмів виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях вважається актуальним.

Метою дослідження є розробка удосконаленого методу виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях.

Об'єктом дослідження є методи виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях систем відеоспостереження реального часу.

Предметом дослідження є алгоритм виділення фону ViBe.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглядаються системи відеоспостереження з функціями автоматизованої обробки відеоінформації. Нехай, в якості вхідних елементів системи, задано відеопослідовність, котра представляє собою послідовність кадрів, що змінюються в часі з певною швидкістю. Кожен кадр є масивом пікселів p з координатами (x, y) та значеннями інтенсивності випромінювання $v(p)$.

Тоді, задача виявлення динамічних об'єктів полягає у побудові фонової моделі пікселя на основі N його попередніх значень $v(p)$, та здійснення класифікації (визначення приналежності пікселя до динамічного об'єкту чи до фону) значення пікселя p з координатами (x, y) в поточному кадрі, яке позначимо як $v_n(p)$ на основі визначених критеріїв. Критерії, за якими буде визначатись приналежність пікселя, повинні забезпечувати виділення корисного сигналу від шуму на достатньому рівні, та мінімізувати кількість помилок першого та другого роду. Вихідними даними є класифіковані значення $v_n(p)$ кожного пікселя кадру.

На вхідні відеопослідовності накладаються обмеження: отримані з камер зі стаціонарних (нерухомих) камер відеоспостереження з роздільною здатністю не менш ніж 320×240 пікселів, швидкість зміни кадрів – не менш ніж 15 кадрів/сек.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Алгоритми, що використовуються в автоматизованих системах виявлення рухомих об'єктів у реальному часі, повинні відповідати основним критеріям оперативності, точності та достовірності інформації.

В роботі [1] авторами запропоновано класифікацію методів виявлення рухомих об'єктів: методи, що основані на міжкадровій різниці, обчисленні оптичного потоку та виділенні фону.

Основною ідеєю методів, що використовують міжкадрову різницю, є обчислення попіксельної різниці між двома або більше послідовними кадрами з метою виявлення областей, що відповідають рухомому об'єкту. Алгоритми засновані на зазначеному підході незадовільно справляються з виявленням об'єктів у випадках, якщо: об'єкти швидко рухаються; в 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, що засновані 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 у кадрі.

Виділення фону є найбільш поширеним підходом у виявленні рухомих об'єктів. Основна ідея полягає у відніманні поточного кадру від попередньо сформованої фонові маски. Вказаний підхід є простим в обчислювальному плані та доступним для систем, що працюють в режимі реального часу, але недоліками є висока чутливість до динамічного фону та різких змін у кадрі (різкі зміни освітлення, тремтіння камери від еоспостереження тощо). Блок-схему типового алгоритму виділення фону наведено на рис. 1.



Рисунок 1 – Блок-схема типового алгоритму виявлення рухомих об'єктів основаного на методах виділення фону

Дослідження вирішення задачі виділення фону у відеопослідовностях розпочалися ще у 1990-х роках. Існує велика кількість підходів до виділення динамічних об'єктів на відеопослідовностях. У найпростішому випадку, процес 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 в змозі 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.

С. Stauffer та W. E. L. Grimson [2] 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 (авторами пропонується використовувати k від 3 до 5). Показники цих сумішей розподілів характеризують часові параметри, коли пікселі відображаються. Пізніше цей алгоритм був удоскона-

лений Eric Hayman and Jan-Olof Eklundh [3]. Ці алгоритми одержали назву MOG. Зазначений підхід став досить поширеним завдяки тому, що здатен виділяти фонову модель при наявності таких завад як невеликі коливання освітлення сцени. Але при різких змінах освітлення чи зашумленості кадру даний алгоритм помилково визначає фонову модель. Для вирішення цих проблем вказаний тип алгоритмів продовжував вдосконалюватись багатьма науковцями [4–5 та ін.]. Результатом досліджень стали удосконалені алгоритми MOG-2, GMM, GMG, TLGMM, STGMM, SKMGM, TAPPMOG тощо [6]. Для прикладу, алгоритм вилучення фону MOG2 [5] оснований на принципах методу для відновлення фону та виявлення рухомих об'єктів зі статичних камер, що використовує моделі гаусові суміші. Удосконалення алгоритму MOG2 полягає у тому, що у ньому вибирається певна кількість Гауссівських розподілів для кожного пікселя. Цей підхід дозволив досягти кращої адаптованості до такого фактору, як різкі зміни освітлення. Особливістю алгоритму GMG [7] є те, що у ньому використовується перші n кадрів (за рекомендаціями авторів $n = 120$) для моделювання фону. В алгоритмі комбінуються методи статистичної оцінки фонові моделі та Бассівський підхід до сегментації пікселів переднього плану. Також для вирішення задачі відстеження динамічних об'єктів застосовується апроксимація таких підходів, як банк фільтрів Калмана та алгоритму Гейла-Шеплі (Gale-Shapley). Основною ідеєю методу GMM [2] є моделювання функцій густини розподілу значень інтенсивностей пікселів на певному проміжку часу. Побудовані функції розподілу сортуються в порядку зменшення. Далі, при класифікації, вважається 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 в роботах [8, 9] є достатньо простим в обчислювальному плані та швидкодіє. Алгоритм ViVe поєднує у собі такі позитивні характеристики як висока швидкість роботи, якість виділення рухомих об'єктів, низька ресурсозатратність в обчислювальному плані. Але, попри вказані переваги, ViVe має ряд недоліків, таких як чутливість до різких змін освітлення, недостатній рівень «придушення» тіней динамічних об'єктів. В оригінальному алгоритмі ViVe, запропонованому в роботі [9], використовується колірна схема RGB. Авторами, в подальшому, з метою підвищення швидкодії запропонованого методу, пропонується використовувати зображення в градаціях сірого.

За результатами аналізу переваг та недоліків моделей та алгоритмів [10–14] прийнято припущення щодо можливості застосування інших колірних схем

окрім RGB, які характеризується кращими фотометричними інваріантними особливостями.

В роботі [14] проведено дослідження двадцяти колірних схем (XYZ, I1I2I3, HSI, YIQ, Lab, YCrCb, RGB, HSV, C1C2C3, Opp, Nopp, Copp, Luv, xyz, YES, CMY, YUV, HSL, UVW, xyY) з метою виявлення оптимальних для виявлення об'єктів в різних умовах освітлення та особливостях текстури таких об'єктів. У вказаній роботі, для оцінки результатів використовувались такі метрики:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (1)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

$$F - measure = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision}. \quad (3)$$

Експериментальні дослідження проводились як на реальних зображеннях, так і штучних. Результати експерименту на реальних зображеннях відображені на рис. 2 а, рис.2 б та рис. 2 с.

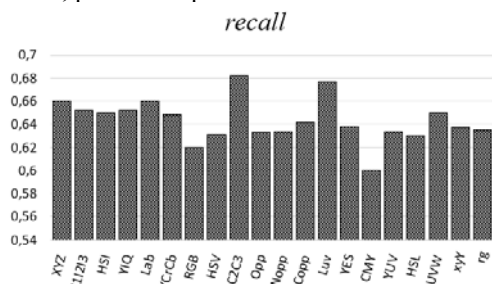


Рисунок 2а – Результати експериментального дослідження: Recall (джерело [14])

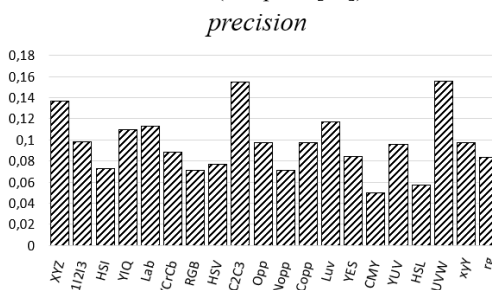


Рисунок 2б – Результати експериментального дослідження: Precision (джерело [14])

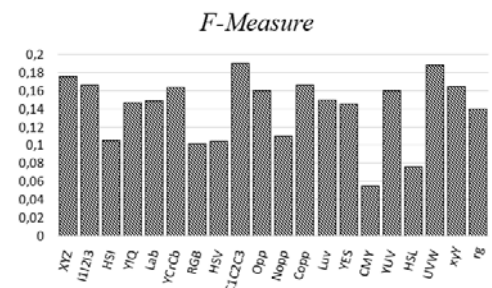


Рисунок 2с – Результати експериментального дослідження: F-Measure (джерело [14])

Проаналізувавши результати вказаних досліджень, ми прийшли до висновку щодо можливості застосування колірної схеми $U^*V^*W^*$ для подальшого впровадження в алгоритмі виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях з камер відеоспостереження.

Колірна модель UVW запропонована у 1960 році Мак-Адамом [15]. У 1964 р. Гюнтером Вишнецьким було запропоновано удосконалену модель $U^*V^*W^*$ [16].

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

$$U^* = 13W(u - u_0), \quad (4)$$

$$V^* = 13W^*(v - v_0), \quad (5)$$

$$W^* = 25Y^{1/3} - 17, \quad (6)$$

де u_0, v_0 – значення колірних змінних при опорному білому кольорі, $0 \leq Y \leq 100$ – відповідне значення з колірної схеми XYZ.

$$u = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad (7)$$

$$v = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z}. \quad (8)$$

Перехід з колірної моделі RGB в XYZ визначається у такий спосіб:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,4124 & 0,3576 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9505 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Метою даного дослідження є удосконалення методу виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях, що ґрунтується на рекурсивних підходах до побудови моделей заднього плану на основі алгоритму виділення фону ViBe [8, 9].

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Удосконалений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях відрізняється від оригінального ViBe застосуванням колірної схеми $U^*V^*W^*$, використанням подвійних порогових рівнів та елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів, а також, використанням динамічного підходу в оновленні фонові моделі за рахунок сусідніх пікселів. Роботу алгоритму можна розділити на наступні етапи: ініціалізація фонові моделі; виявлення переднього плану (динамічних об'єктів); оновлення фонові моделі.

На етапі ініціалізації фонові моделі, для кожного пікселя p з координатами (x, y) зберігається певна визначена кількість N його попередніх значень $v(p)$. Тоді

для кожного пікселя поточного кадру можна побудувати модель:

$$M(p) = \{v_1(p), v_2(p), \dots, v_N(p)\}. \quad (10)$$

На етапі виявлення переднього плану, перш за все, перевіряється, чи належить поточний піксель фоновій моделі. Для цього, значення пікселя p з координатами (x, y) в поточному кадрі позначимо як $v_n(p)$ та побудуємо навколо нього сферу радіусом R в колірному просторі $U^*V^*W^*$. Потім визначимо кількість K значень $v(p)$, що потрапили у цю сферу. Для цього необхідно визначити відстань між двома пікселями Евклідовому просторі, та порівняти її із значенням R :

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \begin{cases} |v(p_i) - v(p_j)| > R, \\ |v(p_i) - v(p_j)| \leq R. \end{cases} \quad (11)$$

де $v(p_i)$ – значення пікселя з координатами у поточному i -му кадрі; $v(p_j)$ – значення пікселя з координатами в попередньому j -му кадрі.

Евклідову відстань між $v(p_i)$ та $v(p_j)$ в колірному просторі $U^*V^*W^*$ представимо у наступному вигляді:

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \sqrt{(U^*(v(p_i)) - U^*(v(p_j)))^2 + (V^*(v(p_i)) - V^*(v(p_j)))^2 + (W^*(v(p_i)) - W^*(v(p_j)))^2}. \quad (12)$$

У випадку, якщо значення абсолютної різниці між $v(p_i)$ та $v(p_j)$ більше за певне порогове значення R , то піксель вважається кандидатом на приналежність до переднього плану (приналежним до динамічного об'єкта), в іншому випадку – до заднього плану (фону).

Фіксоване порогове значення R , при застосуванні алгоритму в утруднених умовах (різкі зміни освітлення, тремтіння камери, динамічний фон тощо), на нашу думку, є недостатньо ефективним рішенням. Аналізуючи емпіричним шляхом отримані результати експериментальних досліджень оригінального алгоритму ViBe, ми дійшли наступних висновків:

– якщо вручну визначати низьке значення R , то фоновими пікселями будуть визначатися тільки ті, що мають показники дуже близькі до еталонних фонових. Водночас, отримаємо певну кількість інших пікселів, які дійсно належать фону та помилково були визначені приналежними до динамічних об'єктів. В такому випадку ми отримаємо певну «зашумленість» помилковими класифікаціями фонових пікселів;

– якщо вручну визначати достатньо високе значення R , то пікселі з показниками «найдалшими» від еталонних зразків будуть визначені приналежними до динамічних об'єктів. Відповідно, коли показники пікселя що дійсно належить динамічному об'єкту є меншими за пороговий рівень, то цей піксель буде помилково класифікований як фоновий.

© Катеринчук І. С., Бабарика А. О., 2020
 DOI 10.15588/1607-3274-2020-3-8

Таким чином, пропонується застосовувати динамічне значення порогового рівня R . Суть підходу полягає у застосуванні подвійних порогових рівнів та елементів теорії експертних систем для усунення невідзначеностей у класифікації пікселів.

Позначимо R_{low} – відносно низьке значення порогового рівня, R_{high} – відносно велике значення порогового рівня (рис. 3). Тоді, для прийняття рішення ми матимемо уже не два випадки (вираз (11)), а три :

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \begin{cases} |v(p_i) - v(p_j)| < R_{low}, \\ R_{low} \leq |v(p_i) - v(p_j)| \leq R_{high}, \\ |v(p_i) - v(p_j)| > R_{high}. \end{cases} \quad (13)$$

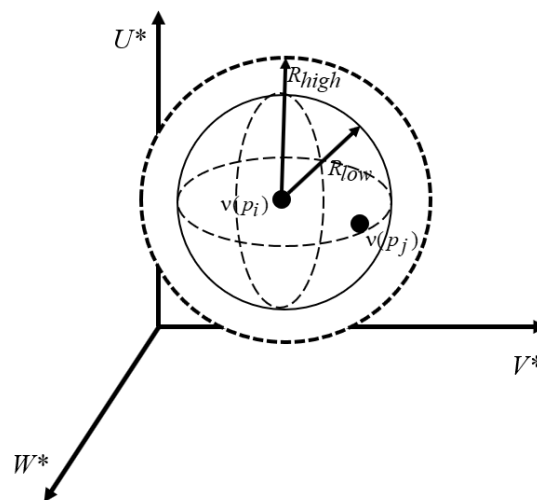


Рисунок 3 – Візуалізація значень пікселів $v(p_i)$ та $v(p_j)$ в колірному просторі $U^*V^*W^*$ з пороговими рівнями R_{low} та R_{high}

Наступним кроком є обчислення кількості точок, що належать до переднього плану та до фону. Розрахунки за формулою (13) проводяться N разів та отримується результат числа співпадаючих пікселів, який позначимо K . Далі емпіричним шляхом визначається мінімальна кількість $\#_{min}$ елементів K , що є кандидатами на задній план (фон), для того щоб піксель можна було б класифікувати як фоновий. В іншому випадку вважається що цей піксель належить передньому плану. В оригінальному алгоритмі ViBe авторами запропоноване наступне правило:

$$N_i = \begin{cases} 1 < R & K < \#_{min}, \\ 0 \geq R & K \geq \#_{min}. \end{cases} \quad (14)$$

Якщо $K < \#_{min}$, то піксель належить динамічному об'єкту, в іншому випадку – фону.

В нашому випадку, ми отримали інтервал невідзначеності, потрапивши у який піксель може належати як динамічному об'єкту так і фону. Для прийняття

рішення на однозначну класифікацію застосуємо математичний апарат теорії Демстера-Шефера [17–20]. Відповідно до основних положень зазначеної теорії, функцію достовірності відображає сума усіх ваг підмножин B множини A (гіпотеза A) та має наступний вигляд:

$$bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \quad (15)$$

Вагова функція $m(B)$ відображає розподіл ваг впевненості.

Функція правдоподібності $pl(A)$ є сумою ваг множин B , котрі перетинаються з множиною A :

$$pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (16)$$

При цьому, $bel(A) \leq P(A) \leq pl(A)$, де $P(A)$ точна ймовірність гіпотези A .

Позначимо $A^{R_{low}}$ як гіпотезу вірної класифікації приналежності пікселя до фону, а $A^{R_{high}}$ як гіпотезу вірної класифікації приналежності пікселя до динамічного об'єкту. Тоді вагові функції цих подій можна відобразити у наступному вигляді:

$$m(A^{R_{low}}) = \frac{K_{low}}{K}, \quad (17)$$

$$m(A^{R_{high}}) = \frac{K_{high}}{K}, \quad (18)$$

$$m(A^{R_{low}} \cup A^{R_{high}}) = \frac{K - K_{low} - K_{high}}{K}. \quad (19)$$

Для консолідації цих вагових функцій застосуємо трансформовану довірчу модель Philippe Smets [21]:

$$P_{Bet}(x) = \sum_{x \in A \subseteq X} \frac{m(A)}{|A|}. \quad (20)$$

Застосувавши зазначену модель до задачі консолідації цих вагових функцій, отримаємо дві функції довірчих моделей $P_{Bet}(A^{R_{low}})$ та $P_{Bet}(A^{R_{high}})$. У випадку, якщо $P_{Bet}(A^{R_{low}}) \geq P_{Bet}(A^{R_{high}})$, то поточний піксель класифікується як приналежний до фону, інакше – як приналежний до динамічного об'єкта.

Після виявлення переднього плану відбувається оновлення фонові моделі. Якщо піксель p_i в поточному кадрі був класифікований як фоновий, то відбуваються наступні дві процедури:

– спочатку випадковим чином із множини $M(p)$ вибирається компонента, яка замінюється значенням пікселя в поточному i -му кадрі $v(p_i)$;

– з околу пікселя p_i випадковим чином вибирається елемент, значення котрого також буде замінено на $v(p_i)$.

Таким чином забезпечується просторова узгодженість фонові моделі, адже значення фонові моделі одного пікселя також потрапляють у фонову модель сусідніх пікселів. Одним із недоліків оригінального ViVe є те, що у випадку появи динамічних об'єктів під час ініціалізації фонові моделі спостерігається поява так званих «фантомних об'єктів», які випадково були класифіковані як фон.

З метою видалення цих артефактів, запропоновано використання динамічного підходу в оновленні фонові моделі за рахунок сусідніх пікселів. Суть запропонованого підходу полягає у побудові трирівневого околу. Вважається, що околиця контрольного пікселя складається із трьох рівнів на першому рівні це окіл 3×3 , на другому рівні це окіл 5×5 , на третьому рівні це окіл 7×7 (рис. 4).

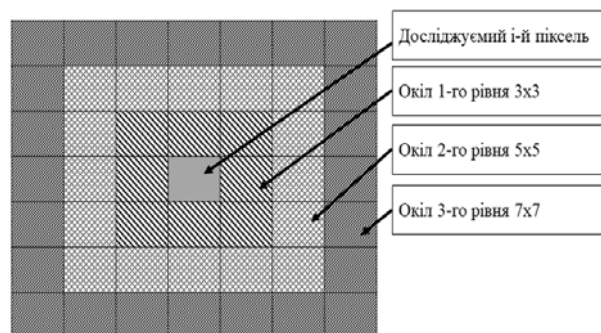


Рисунок 4 – Модель трирівневого околу контрольного пікселя.

Реалізація вказаного підходу передбачає ймовірний підбір величини околиці фонові пікселя при оновленні фонові моделі на основі емпіричним шляхом отриманих коефіцієнтів ($K_{okol}^1 = 0,83$, $K_{okol}^2 = 0,11$, $K_{okol}^3 = 0,06$) та застосування рівномірного закону розподілу випадкових величин всередині кожного із трьох рівнів.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Програмно-алгоритмічну реалізацію удосконаленого методу виявлення динамічних об'єктів розроблено на основі C++ в середовищі Visual Studio 2019. Дослідження проводились на тестових відеопослідовностях з ресурсу ChangeDetection.NET (CDNET), що представляють собою послідовності фреймів у форматі jpg з такими особливостями навколишнього середовища як: погана погода (bad weather), динамічний фон (dynamic background), використання в звичайних умовах (baseline). Роздільні здатності тестових відео-

послідовностей – 320×240, 720×576 та 720×480 пікселів. Запропонований алгоритм досліджувався у порівнянні із оригінальним ViBe, імплементацію котрого було отримано з матеріалів авторів O. Barnich та M. Van Droogenbroeck [8, 9].

Оцінка ефективності функціонування досліджуваних алгоритмів проводилась за такими метриками як «*precision*» (див. формулу (2)), «*recall*» (див. формулу (1)) та запропонованій в роботі [6] метриці W :

$$W = \frac{\overline{SSIM} + (1 - \overline{D-score}) + \overline{MCC}}{3} \quad (21)$$

Параметри оригінального ViBe: $N = 20$, $R = 20$.
 Параметри запропонованого удосконаленого ViBe: $N = 20$, $R_{low} = 8$, $R_{high} = 25$.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

За отриманими показниками в ході експериментального дослідження, сформовано консолідовані результати, котрі наведено у табл. 1.

В табл. 2 відображено візуальні результати дослідження, аналіз яких можна надає можливість зробити висновок про покращення роботи запропонованого методу в поганих погодних умовах та придушення динамічного фону.

Консолідовані результати експериментального дослідження (табл. 1) вказують на покращення результатів запропонованого методу в порівнянні з оригінальним ViBe в середньому на 6,7%.

Таблиця 1 – Узагальнені характеристики ефективності роботи алгоритмів, що одержані з трьох категорій тестових наборів даних: «погана погода», «динамічний фон», «використання в звичайних умовах»













Назва алгоритму	Метрики		
	<i>precision</i>	<i>recall</i>	W
Оригінальний ViBe	0.7521	0.6982	0.93321
Запропонований метод	0,8126	0,7910	0,94185

6 ОБГОВОРЕННЯ

Візуальні результати дослідження (табл. 2) дають змогу оцінити переваги та недоліки запропонованого методу у порівнянні з оригінальним ViBe.

Так, застосування колірної схеми $U*V*W^*$, яка характеризується кращими фотометричними інваріантними особливостями ніж RGB, дало змогу покращити виділення блоків які мають схожі колірні параметри (сірий автомобіль на сірому асфальті, людина в зеленому одязі на фоні трави тощо).

Таблиця 2 – Порівняльний аналіз функціонування алгоритмів обробки тестових відеопослідовностей

Фрейм, що досліджується	Еталонний фрейм	Фрейм отриманий з використанням оригінального алгоритму ViBe	Фрейм отриманий з використанням удосконаленого алгоритму ViBe	Роздільна здатність	Швидкість оброблення (кадрів/сек) оригінальним та запропонованим алгоритмами
				720×576	67/59
				320×240	287/260
				720×480	82/75
				320×240	198/187

За допомогою динамічного підходу до вибору порогового рівня R та вдалося частково усунути появу дрібних артефактів, що виникали при появі таких типів динамічного фону як невеликий рух крон дерев, тремтіння листя, коливання хвиль на водній поверхні. Вказаний підхід щодо вибору порогового рівня R дозволяє також придушувати шуми, що з'являються внаслідок невеликих зміщень камери відеоспостереження чи при появі «тремтіння» при сильних поривах вітру.

В ході експерименту, емпіричним шляхом, було здійснено підбір значень ймовірнісних коефіцієнтів вибору рівня околиці. Оптимальними значеннями на досліджуємих тестових наборах відеопослідовностей виявились значення $K_{okol}^1 = 0.83$, $K_{okol}^2 = 0.11$, $K_{okol}^3 = 0.06$. Проте фіксовані значення ймовірнісних коефіцієнтів є оптимальними лише для вказаних наборів відеопослідовностей, і на нашу думку, для більшої універсальності запропонованого методу доцільно продовжити дослідження щодо реалізації динамічного підходу до вибору вказаних коефіцієнтів. Також одним із напрямків удосконалення запропонованих підходів є дослідження інших методів щодо підбору порогових рівнів R_{low} та R_{high} для прийняття рішення на однозначну класифікацію окрім математичного апарату теорії Демстера-Шефера. Оскільки, при здійсненні перетворень з колірної схеми RGB в $U*V*W^*$ колірні складові змінюються не пропорційно, тому доцільно було б дослідити вплив кутових параметрів досліджуємого пікселя на значення порогових рівнів R_{low} та R_{high} .

Застосування вищезазначених підходів негативно вплинуло на швидкість роботи алгоритму. Проте, рівень швидкодії при обробці кадрів з роздільною здатністю 320×240 , 720×576 та 720×480 є достатнім для роботи в режимі реального часу.

Візуальні результати дослідження вказують на можливість застосування запропонованого методу для виявлення і спостереження за динамічними об'єктами на водній поверхні та серед рослинності, що є особливо актуально в системах оптико-електронного спостереження Державної прикордонної служби України.

Авторами оригінального алгоритму ViBe О. Barnich та М. Van Droogenbroeck було імплементовано програмний код в камеру Canon PowerShot SD870 IS, яка здійснювала трансляцію відеопослідовностей з роздільною здатністю 320×240 пікселів. При цьому швидкість обробки кадрів склала 6 кадрів/сек [8]. Це вказує на можливість застосування запропонованого методу в роботі оптико-електронних технічних засобів, що прийняті на озброєння в Державній прикордонній службі України.

ВИСНОВКИ

В роботі представлено удосконалений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях, який оснований на алгоритмі ViBe.

© Катеринчук І. С., Бабарика А. О., 2020
DOI 10.15588/1607-3274-2020-3-8

Наукова новизна отриманих результатів полягає в розробці удосконаленого методу виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях, який оснований на алгоритмі ViBe. Удосконалення проведено застосуванням колірної схеми $U*V*W^*$, використанням подвійних порогових рівнів та елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів (математичний апарат теорії Демстера-Шефера та трансформуєма довірча модель розроблена Philippe Smets), а також використанням динамічного підходу в оновленні фонові моделі за рахунок сусідніх пікселів. З метою практичної реалізації запропонованих рішень та підтвердження ефективності вказаних підходів було проведено експериментальне дослідження запропонованого методу в порівнянні з оригінальним ViBe. Експеримент проводився з використанням тестових фреймів з набору CDNET у різноманітних варіантах навколишнього середовища, яке є максимально наближеним до реального застосування в системах відеоспостереження та з різними варіантами роздільної здатності. Консолідовані результати експерименту за метриками “precision”, “recall” та запропонованій в роботі [6] авторській метриці W вказують на покращення результатів запропонованого методу в порівнянні з оригінальним ViBe в середньому на 6,7%. Одержані візуальні результати дослідження є кращими в сенсі сегментації динамічних об'єктів, в поганих погодних умовах та придушення динамічного фону.

До недоліків запропонованого методу належить зниження швидкодії, яке є некритичним та дозволяє застосовувати його в програмних системах в режимі реального часу.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості застосування удосконаленого алгоритму в програмному забезпеченні як систем відеоспостереження загального призначення так і відомчих спеціалізованих систем відеоспостереження, таких, наприклад як підсистеми відеоспостереження, що функціонують у складі Інтегрованої інформаційно-телекомунікаційної системи «Гарт» Державної прикордонної служби України.

Окрім того, запропонований алгоритм можна застосувати й в інших технічних засобах системи охорони державного кордону, а саме в: системі раннього попередження «AEROS TT-RF-1-R»; підсистемі оптико-електронного спостереження; комплексі наземної розвідки «Джеб»; безпілотних авіаційних комплексах тощо.

Перспективи (напрямки) подальших досліджень полягають в імплементатії запропонованого алгоритму у детекторах виявлення перетину умовної лінії, залишених/загублених предметів, виявлення нестандартних ситуацій в системах відеоспостереження, а також дослідження можливості застосування вказаного алгоритму оптико-електронних технічних засобах, що стоять на озброєнні Державної прикордонної служби України.

ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках наукових досліджень кафедри телекомунікацій та радіотехніки Національної академії Державної прикордонної служби України.

ЛІТЕРАТУРА / LITERATURA

1. A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors / H. Weiming, T. Tieniu, W. Liang et al. // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews): proceedings – 2004. – Vol. 34, No. 3. – P. 334–352. DOI : 10.1109/TSMCC.2004.829274.
2. Stauffer C. Adaptive background mixture models for real-time tracking / C. Stauffer, W. Grimson // Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition : proceedings. – Ft. Collins, CO, USA : IEEE Computer Society, 1999. – P. 2246–2252. DOI : 10.1109/CVPR.1999.784637.
3. Hayman E. Statistical background subtraction for a mobile observer / E. Hayman, J. Eklundh // Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. – Nice, France : IEEE, 2003. – P. 67–74. DOI : 10.1109/ICCV.2003.1238315.
4. Zivkovic Z. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction / Z. Zivkovic, F. Van der Heijden // Pattern Recognition Letters : proceedings. – 2006. – № 27. – P. 773–780. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.11.005>.
5. Zivkovic Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction / Z. Zivkovic // Pattern Recognition : proceedings of the 17th International Conference. – Cambridge, UK : IEEE, 2004. – Vol. 2. – P. 28–31. DOI : 10.1109/ICPR.2004.1333992.
6. Бабарика А. О. Обґрунтування показника вибору оптимального алгоритму виділення фону у відеопослідовностях з камер відеоспостереження відомчих систем відеоспостереження / А. О. Бабарика // Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. – К. : Національний університет оборони України, 2019. – № 3 (36). – С. 97–102. DOI : <http://dx.doi.org/10.33099/2311-7249/2019-36-3-97-102>.
7. Godbehere A. Visual Tracking of Human Visitors under Variable-Lighting Conditions for a Responsive Audio Art Installation / A. Godbehere, A. Matsukawa, K. Y. Goldberg // American Control Conference (ACC) : proceedings. – Montreal, QC, Canada, 2012. – P. 4305–4312. DOI : 10.1109/ACC.2012.6315174.
8. Barnich O. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences / O. Barnich, M. Van Droogenbroeck // IEEE Transactions on Image Processing : proceedings. – 2011. – Vol. 20, No. 6. – P. 1709–1724. DOI : 10.1109/TIP.2010.2101613.
9. Barnich O. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences / O. Barnich, M. Van Droogenbroeck // Speech and Signal Processing : 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Taipei, 2009. – P. 945–948. DOI : 10.1109/ICASSP.2009.4959741.
10. Gevers T. Color-based object recognition / A.W. Smeulders // Pattern Recognition. – 1999. – Vol. 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).
11. Salvador E. Shadow identification and classification using invariant color models / A. Cavallaro, T. Ebrahimi // 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing : proceedings. – Salt Lake City, UT, USA, 2001. – P. 1545–1548. DOI : 10.1109/ICASSP.2001.941227.
12. Robust Color Contour Object Detection Invariant to Shadows / J. Scandaliaris, M. Villamizar, J. Andrade-Cetto et al. // Progress in pattern recognition, image analysis and applications (CIARP'07) : proceedings of the Congress on pattern recognition 12th Iberoamerican conference, Berlin : Springer-Verlag, 2007. – P. 301–310. DOI : 10.1007/978-3-540-76725-1_32.
13. Salvador E. Cast shadow segmentation using invariant color features / E. Salvador, A. Cavallaro, T. Ebrahimi // Computer Vision and Image Understanding : proceedings. – 2004. – Vol. 95. – P. 238–259. DOI : [j.cviu.2004.03.008](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2004.03.008).
14. Rasouli A. The effect of color space selection on detectability and discriminability of colored objects [Electronic resource] / A. Rasouli, J. K. Tsotsos. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1702.05421>.
15. MacAdam D. L. Projective transformations of I.C.I. color specifications // Journal of the Optical Society of America. – 1937. – Vol. 27, Issue 8. – P. 294–299. DOI : 10.1364/JOSA.27.000294.
16. Wyszecki G. Proposal for a New Color-Difference Formula. – Journal of the Optical Society of America. – 1963. – Vol. 53, Issue 11. – P. 1318–1319. DOI : 10.1364/JOSA.53.001318.
17. Pearl J. Reasoning with Belief Functions: An Analysis of Compatibility / J. Pearl // The International Journal of Approximate Reasoning. – 1990. – Vol. 4, No. 5/6. – P. 363–389. DOI : 10.1016/0888-613X(90)90013-R.
18. Yager R. Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions / R. Yager, Liu Liping. – Berlin, 2008. – 806 p. DOI : 10.1007/978-3-540-44792-4.
19. Beynon M. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modelling / M. Beynon, B. Curry, P. Morgan // Omega. – 2000. – Vol. 28(1). – P. 37–50. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0305-0483\(99\)00033-X](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(99)00033-X).
20. Deng Y. Generalized evidence theory / Y. Deng // Applied Intelligence. – 2015. – Vol.43. – P. 530–543. DOI : <https://doi.org/10.1007/s10489-015-0661-2>.
21. Smets P. The Transferable Belief Model. Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions / P. Smets, Robert Kennes. – Berlin : Springer, 2008. – P. 693–736. DOI : https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_28.

Received 11.05.2020.
Accepted 30.08.2020.

УДК 004.932 : 355.07

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АЛГОРИТМА ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯХ

Катеринчук И. С. – д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры телекоммуникаций и радиотехники Национальной академии Государственной пограничной службы Украины имени Богдана Хмельницкого, Украина, Хмельницкий.

Бабарика А. А. – адъюнкт адъюнктуры Национальной академии Государственной пограничной службы Украины имени Богдана, Хмельницкого, Украина, Хмельницкий.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Внедрение функций видеоаналитики в системы видеонаблюдения дает возможность повысить эффективность применения вышеуказанных систем. Одной из функций таких интеллектуальных систем видеонаблюдения является обнаружение динамических объектов в секторах обзора камер видеонаблюдения. Существующие методы выделения фона и распознавания объектов имеют существенные недостатки, ограничивающие их применение на практике, а именно: при низкой контрастности алгоритмы не в состоянии выделить объект из фона; некоторые движущиеся объекты могут распознаваться как фон, алгоритмы критичны к условиям освещения и тому подобное. Именно поэтому, актуальной задачей является разработка и совершенствование методов обнаружения динамических объектов в видеопоследовательностях.

Цель. Исследование посвящено разработке усовершенствованного метода выявления динамических объектов в видеопоследовательностях.

Метод. При построении метода обнаружения динамических объектов в видеопоследовательности использовались подходы относительно выделения фона на основе попиксельного анализа кадров с применением элементов теории экспертных систем.

Результаты. В работе представлен усовершенствованный метод обнаружения динамических объектов в видеопоследовательности, который основан на алгоритме ViBe. Предложенный подход отличается от оригинального применением цветовой схемы $U*V*W^*$, использованием двойных пороговых уровней и элементов теории экспертных систем для устранения неопределенностей в классификации пикселей (математический аппарат теории Демстера-Шефера), а также использованием динамического подхода в обновлении фоновой модели с учетом соседних пикселей. Алгоритм обнаружения динамических объектов в видеопоследовательности включает следующие этапы: инициализация фоновой модели (для каждого пикселя с известными координатами сохраняется количество его предыдущих значений в текущем кадре) выявление переднего плана; следующим шагом является вычисление количества точек, принадлежащих к переднему плану и к фону. С целью устранения неопределенности, когда пиксель одновременно может принадлежать как динамическому объекту так и фону, и однозначной классификации применен математический аппарат теории Демстера-Шефера; после обнаружения переднего плана происходит обновление фоновой модели. В основу которой положена трехуровневая построение окрестности исследуемого пикселя и применение равномерного закона распределения случайных величин внутри каждого из трех уровней.

Выводы. Экспериментальное исследование усовершенствованного алгоритма по сравнению с оригинальным ViBe проводилось с использованием тестовых фреймов из набора CDNET в различных вариантах окружающей среды и с различными вариантами разрешения. Консолидированные результаты указывают на улучшение результатов предложенного метода по сравнению с оригинальным ViBe в среднем на 6,7%.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: алгоритм, метод, видеопоследовательность, выделения фона, динамический объект, цветовая схема, пиксель, фон, ViBe.

UDC 004.93

AN IMPROVED MOVING OBJECTS DETECTION ALGORITHM IN VIDEO SEQUENCES

Katerynychuk I. S. – Dr. Sc., Professor, Professor of Telecommunications and Radio Engineering, Bohdan Khmelnytsky National Academy of State Border Guard Service of Ukraine, Ukraine, Khmelnytsky.

Babaryka A. O. – Post-graduate student of the National Academy of the State Border Guard Service of Ukraine named after Bohdan, Khmelnytsky, Ukraine, Khmelnytsky.

ABSTRACT

Context. The implementation of video analytics functions in video surveillance systems makes it possible to increase the efficiency of these systems. One of the functions of these intelligent video surveillance systems is to detect dynamic objects in the surveillance sectors of video surveillance cameras. Existing methods of background subtraction and object recognition have important disadvantages that limit their application in practice: under low contrast algorithms can not select an object from the background; some moving objects can be recognized as a background, algorithms critical to lighting conditions, and so on. Therefore, an important task is to develop and improve methods for detecting dynamic objects in video sequences.

Objective. The research is devoted to the development of an improved method for detecting dynamic objects in video sequences.

Method. For moving objects detection in video sequences we used background subtraction methods based on pixel-by-pixel analysis of frames using elements of the expert systems theory.

Results. In this paper, we propose an improved method for detecting dynamic objects in video sequences, which is based on the ViBe algorithm. The proposed approach differs from original the using of $U*V*W^*$ color model, using double threshold levels and some elements of theory expert systems for removal of vaguenesses in pixel classification (Dempster-Shafer theory) and dynamic method for updating background pixel models. Proposed algorithm include following stages: initialization of the background model (for each pixel with known parameters, the number of previous values in the current frame is stored); foreground detection; the next step is a calculation amounts of points, that belong to the foreground and to the background. For removal of vaguenesses in pixel classification we used some elements of Dempster-Shafer theory. After initialization of the background model and foreground detection next stage is updating background model. For this we used a three-level constructed neighborhood of the studied pixel and used of the even distribution of random values is into each of three levels.

Conclusions. Experimental research of the improved algorithm in comparing to original ViBe conducted with the use of test frames from a set of CDNET in the various variants of environment and with the different variants of discriminability. The consolidated results specify on the improvement of results of an offer method as compared to original ViBe on the average on 6,7%.

KEYWORDS: algorithm, method, video sequence, background subtraction, dynamic object, colour model, pixel, background, ViBe.

REFERENCES

1. Weiming H., Tieniu T., Liang W. et al. A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2004, Vol. 34, No. 3, pp. 334–352. DOI : 10.1109/TSMCC.2004.829274.
2. Stauffer C., Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking, *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition : proceedings*. Ft. Collins, CO, USA, IEEE Computer Society, 1999, pp. 2246–2252. DOI : 10.1109/CVPR.1999.784637.
3. Hayman E., Eklundh J. Statistical background subtraction for a mobile observer, *Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*. Nice, France, IEEE, 2003, pp. 67–74. DOI : 10.1109/ICCV.2003.1238315.
4. Zivkovic Z., Van der Heijden F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction, *Pattern Recognition Letters : proceedings*, 2006, № 27, pp. 773–780. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.11.005>.
5. Zivkovic Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction, *Pattern Recognition : proceedings of the 17th International Conference*. Cambridge, UK, IEEE, 2004, Vol. 2, pp. 28–31. DOI : 10.1109/ICPR.2004.1333992.
6. Babaryka A. O. The justification of optimal algorithms index choice for the background subtraction in video sequences derived from stationary cameras of video surveillance systems, *Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defence*. Kyiv, National Defence University of Ukraine, 2019, No. 3 (36), pp. 97–102. DOI : <http://dx.doi.org/10.33099/2311-7249/2019-36-3-97-102>.
7. 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), proceedings*. Montreal, QC, Canada, 2012, pp. 4305–4312. DOI : 10.1109/ACC.2012.6315174.
8. Barnich O., Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences, *IEEE Transactions on Image Processing : proceedings*, 2011, Vol. 20, No. 6, pp. 1709–1724. DOI : 10.1109/TIP.2010.2101613.
9. 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, pp. 945–948. DOI : 10.1109/ICASSP.2009.4959741.
10. Gevers T., Smeulders A. W. Color-based object recognition, *Pattern Recognition*, 1999, Vol. 32, pp. 453–464. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(98\)00036-3](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(98)00036-3).
11. Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T. Shadow identification and classification using invariant color models / 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing : proceedings. Salt Lake City, UT, USA, 2001, pp. 1545–1548. DOI : 10.1109/ICASSP.2001.941227.
12. Scandaliaris J., Villamizar M., Andrade-Cetto J. et al. Robust Color Contour Object Detection Invariant to Shadows, *Progress in pattern recognition, image analysis and applications (CIARP'07) : proceedings of the Congress on pattern recognition 12th Iberoamerican conference*, Berlin, Springer-Verlag, 2007, pp. 301–310. DOI : 10.1007/978-3-540-76725-1_32.
13. Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features, *Computer Vision and Image Understanding : proceedings*, 2004, Vol. 95, pp. 238–259. DOI : [j.cviu.2004.03.008](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2004.03.008).
14. Rasouli A., Tsotsos J. K. The effect of color space selection on detectability and discriminability of colored objects [Electronic resource]. Acces mode: <https://arxiv.org/abs/1702.05421>.
15. MacAdam D. L. Projective transformations of I.C.I. color specifications, *Journal of the Optical Society of America*, 1937, Vol. 27, Issue 8, pp. 294–299. DOI : 10.1364/JOSA.27.000294.
16. Wyszecki G. Proposal for a New Color-Difference Formula, *Journal of the Optical Society of America*, 1963, Vol. 53, Issue 11, pp. 1318–1319. DOI : 10.1364/JOSA.53.001318.
17. Pearl J. Reasoning with Belief Functions: An Analysis of Compatibility, *The International Journal of Approximate Reasoning*, 1990, Vol. 4, No. 5/6, pp. 363–389. DOI : 10.1016/0888-613X(90)90013-R.
18. Yager R. Liping Liu Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions. Berlin, 2008, 806 p. DOI : 10.1007/978-3-540-44792-4.
19. Beynon M., Curry B., Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modelling, *Omega*, 2000, Vol. 28(1), pp. 37–50. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0305-0483\(99\)00033-X](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(99)00033-X).
20. Deng Y. Generalized evidence theory, *Applied Intelligence*, 2015, Vol. 43, pp. 530–543. DOI : <https://doi.org/10.1007/s10489-015-0661-2>.
21. Smets P., Kennes Robert The Transferable Belief Model. Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions. Berlin, Springer, 2008, pp. 693–736. DOI : https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_28.