

Мрак В.Б.

Національний університет «Львівська політехніка»

Климаш М.М.

Національний університет «Львівська політехніка»

Масюк А.Р.

Національний університет «Львівська політехніка»

Колодій Т.Б.

Національний університет «Львівська політехніка»

МЕТОДИ ТА ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРИ РОЗРОБЦІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

Дане дослідження призначене для вивчення найпоширеніших методів виділення фону у відеопослідовностях, а також для використання методів порівняльного аналізу та кількісних характеристик для вибору найкращих алгоритмів виділення фону. У результаті цього дослідження був запропонований загальний показник ефективності алгоритму виділення фону на відеопослідовностях, які були отримані зі стаціонарних камер відеоспостереження в системах відеоспостереження.

Також в роботі було розроблено покращений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях, який базується на алгоритмі ViBe. Покращення полягало в використанні колірної схеми UVW, застосуванні подвійних порогових рівнів, і використанні елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів, включаючи математичний апарат теорії Демстера-Шефера та трансформуючу довірчої моделі, розробленому Філіпом Сметсом (Philippe Smets). Також використовувався динамічний підхід у оновленні фонові моделі з використанням інформації від сусідніх пікселів.*

Запропоновано новий показник для комплексної оцінки ефективності виявлення об'єктів у системах відеоспостереження. Цей показник визначає ймовірність виявлення об'єкта інтересу або тривожної події оператором системи відеоспостереження, враховуючи вплив його власного зорового апарату або використання програмного алгоритму. Запропонований показник відображає функціональну залежність ймовірності виявлення об'єкта від відстані між цим об'єктом та камерою відеоспостереження. Враховуючи різні параметри, такі як характеристики оптичної системи, властивості пристрою відображення інформації (монітора), а також кількість встановлених камер, цей показник визначається як результат слідування конкретним умовам функціонування системи відеоспостереження.

Такий підхід дозволяє враховувати різноманітні фактори, які можуть впливати на процес виявлення об'єктів та тривожних подій у різних умовах спостереження. Показник є комплексним і враховує як технічні аспекти системи відеоспостереження, так і психофізіологічні особливості оператора, забезпечуючи об'єктивну метрику ефективності.

Ключові слова: відеоспостереження, інтелектуальна система відеоспостереження, виявлення динамічних об'єктів, показник ефективності, удосконалений ViBe.

Постановка проблеми. Розвиток методів побудови інтелектуальних систем відеоспостереження та обробки інформації у вказаних системах, введення загального показника ефективності алгоритму відокремлення фону в відео послідовностях, розробка вдосконаленого методу виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях на основі алгоритму ViBe, із застосуванням елементів теорії експертних систем для поліпшення класифікації пікселів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питанням дослідження інтелектуальних систем відеоспостереження присвячені праці широкого кола вітчизняних та закордонних науковців, таких як Боуманс Т (Bouwman T), Антуан Вакаван (Antoine Vacavant), Собрал Андрюс (Sobral Andrews), Зівкович З. (Zivkovic Z.), Турані Алі (Tourani Ali), Веластін Серджіо (Velasin Sergio), Лі Інг (Li Ying) та ін.

Проблематику впровадження інформаційних технологій в процеси організації охорони у своїх

роботах досліджували Шинкарук О.М., Катеринчук І.С., Олег БОРОВИК, Роман РАЧОК, Юлія БАБІЙ та ін. В роботах вищевказаних науковців значну увагу приділено підвищенню ефективності охорони за рахунок впровадження сучасних технологічних рішень.

Метою статті є підвищення результативності використання систем відеоспостереження за рахунок оптимізації методів побудови таких систем.

Виклад основного матеріалу

1. Удосконалення методу виявлення динамічних об'єктів у відео послідовностях. Розглядаються системи відеоспостереження з функціями відеоаналітики. Припустимо, що в якості елементів вхідних даних системи використовується відеопослідовність, яка представляє собою послідовність кадрів, змінюючись у часі з певною швидкістю. Кожен кадр представляє собою масив пікселів p з координатами (x, y) та значеннями інтенсивності випромінювання $v(p)$.

Отже, основна задача полягає в створенні фонові моделі пікселя на основі його попередніх N значень $v(p)$ та класифікації значення пікселя p з координатами (x, y) у поточному кадрі як $v(p)$ на підставі визначених критеріїв. Критерії призначені для виділення корисного сигналу від шуму на відповідному рівні та зменшення кількості помилок першого та другого роду. Результатом є класифіковані значення $v(p)$ для кожного пікселя у кадрі.

Обмеження накладені на вхідні відеопослідовності включають в себе отримання даних з камер стаціонарного відеоспостереження із роздільною здатністю не менше 320×240 пікселів та швидкість зміни кадрів не менше 15 кадрів в секунду.

Вдосконалений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях відрізняється від оригінального ViVe використанням колірної схеми UVW^* , подвійних порогових рівнів, та елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів, а також застосуванням динамічного підходу у оновленні фонові моделі за рахунок сусідніх пікселів. Алгоритм може бути розділений на такі етапи: ініціалізація фонові моделі; виявлення переднього плану (динамічних об'єктів); оновлення фонові моделі.

Під час ініціалізації фонові моделі для кожного пікселя p з координатами (x, y) зберігається певна, задана кількість його попередніх значень $v(p)$. Далі для кожного пікселя поточного кадру можна створити модель:

$$M(p) = \{v_1(p), v_2(p), \dots, v_N(p)\}. \quad (1)$$

Під час етапу виявлення переднього плану перевіряється, чи належить поточний піксель фонові моделі. Для цього значення пікселя p з координатами (x, y) у поточному кадрі позначається як $v(p)$, і навколо нього будується сфера радіусом R в колірному просторі UVW^* . Після цього визначається кількість K значень, які потрапили в цю сферу. Для досягнення цього необхідно обчислити відстань між двома пікселями в Евклідовому просторі та порівняти її із значенням R :

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \begin{cases} |v(p_i) - v(p_j)| > R, \\ |v(p_i) - v(p_j)| \leq R. \end{cases} \quad (2)$$

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:

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \sqrt{(U^*(v(p_i)) - U^*(v(p_j)))^2 + (V^*(v(p_i)) - V^*(v(p_j)))^2 + (W^*(v(p_i)) - W^*(v(p_j)))^2}. \quad (3)$$

У випадку, коли абсолютна різниця між значеннями $v(p_i)$ та $v(p_j)$ перевищує певний поріг R , піксель вважається кандидатом на приналежність до переднього плану (як частина динамічного об'єкта); в іншому випадку він вважається частиною заднього плану (фону).

Фіксоване порогове значення R , особливо при застосуванні алгоритму в ускладнених умовах (різкі зміни освітлення, тремтіння камери, динамічний фон тощо), може бути недостатньо ефективним рішенням. Зокрема, визначення низького значення R може призводити до включення до фонові класу лише тих пікселів, що мають показники, найбільш схожі до еталонних. Однак це також може призводити до деякої «зашумленості» в результаті помилкових класифікацій фонові пікселів.

З іншого боку, встановлення високого значення R може призводити до класифікації динамічних об'єктів як фонові у випадках, коли показники пікселя, який дійсно належить динамічному об'єкту, менше за пороговий рівень. Щоб вирішити цю проблему, пропонується використовувати динамічне налаштування порогових рівнів.

Позначимо R_{low} як відносно низьке значення порогового рівня і R_{high} як відносно велике значення порогового рівня (рис. 1). В цьому випадку прийняття рішення розглядається вже не в двох випадках (як у виразі (2)), а в трьох:

$$\Delta E(v(p_i), v(p_j)) = \begin{cases} |v(p_i) - v(p_j)| < R_{low}, \\ R_{low} \leq |v(p_i) - v(p_j)| \leq R_{high}, \\ |v(p_i) - v(p_j)| > R_{high}. \end{cases} \quad (4)$$

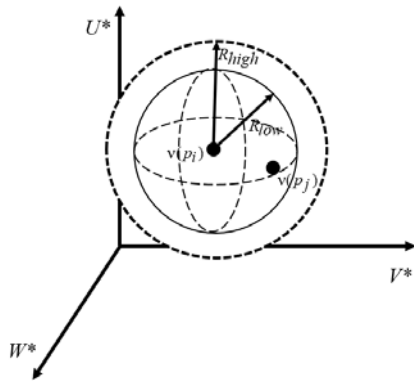


Рис. 1. Візуалізація значень пікселів $v(p_i)$ та $v(p_j)$ в колірному просторі $U^*V^*W^*$ з пороговими рівнями R_{low} та R_{high}

Наступним етапом є обчислення кількості точок, які віднесені до переднього плану та до фону. Розрахунки за формулою (7) проводяться N разів, що призводить до отримання результату – кількості співпадаючих пікселів, позначеної як K . Подальше визначення мінімальної кількості елементів K , які вважаються кандидатами на фон, дозволяє класифікувати піксель як фоновий. В іншому випадку вважається, що цей піксель відноситься до переднього плану. У вихідному алгоритмі ViVe, авторами запропоновано наступне правило для цього:

$$N_i = \begin{cases} 1 < R & K < \#_{min}, \\ 0 \geq R & K \geq \#_{min}. \end{cases} \quad (5)$$

Якщо $K < \#_{min}$, то піксель віднесений до динамічного об'єкту, в іншому випадку - до фону. В нашому випадку ми маємо інтервал невизначеності, в який може потрапити піксель, вважаючи його можливим динамічним об'єктом чи фоном. Для однозначної класифікації використовується математичний апарат теорії Демстера-Шефера [1] [2] [3] [4]. Згідно з основними положеннями цієї теорії, функція достовірності відображає суму усіх ваг підмножин B множини A (гіпотеза A) та має наступний вигляд:

$$bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \quad (6)$$

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

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

$$pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (7)$$

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

Давайте позначимо $A^{R_{low}}$ як гіпотезу правильної класифікації пікселя як фону і $A^{R_{high}}$ як гіпо-

тезу правильної класифікації пікселя як динамічного об'єкту. Тоді вагові функції цих подій можна відобразити наступним чином:

$$m(A^{R_{low}}) = \frac{K_{low}}{K}, \quad (8)$$

$$m(A^{R_{high}}) = \frac{K_{high}}{K}, \quad (9)$$

$$m(A^{R_{low}} \cup A^{R_{high}}) = \frac{K - K_{low} - K_{high}}{K}. \quad (10)$$

Для консолідації цих вагових функцій застосуємо трансформуючу довірчу модель Філіпа Сметса (Philippe Smets) [5]:

$$P_{Bel}(x) = \sum_{x \in A \subseteq X} \frac{m(A)}{|A|}. \quad (11)$$

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

На етапі оновлення фонові моделі, якщо піксель p_i в поточному кадрі був класифікований як фоновий, проводяться 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 якого також буде замінено на відповідне значення пікселя в поточному кадрі $v(p_i)$.

Ці процедури забезпечують просторову узгодженість фонові моделі, оскільки значення фонові моделі одного пікселя також впливають на фонову модель сусідніх пікселів.

Оригінальний алгоритм ViVe має недолік, пов'язаний з появою «фантомних об'єктів» під час ініціалізації фонові моделі, що виникають при появі динамічних об'єктів. Запропоновано використовувати динамічний підхід в оновленні фонові моделі, враховуючи сусідні пікселі, з метою усунення цих артефактів. Трирівневе оточення враховує різні рівні окілності для кожного пікселя (3×3 , 5×5 , 7×7), щоб забезпечити більш точне оновлення фонові моделі (див. рис. 2).

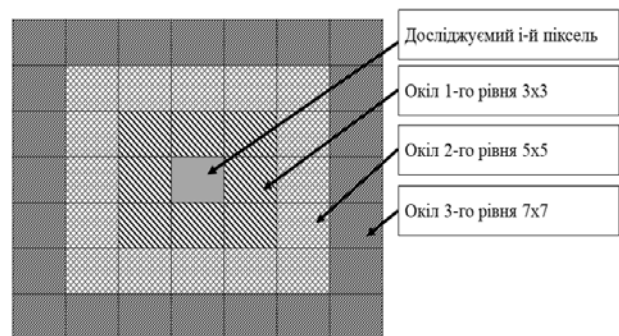


Рис. 2. Модель трирівневого околу контрольного пікселя

Для реалізації зазначеного підходу передбачено ймовірнісний вибір розміру околиці фонового пікселя під час оновлення фонові моделі. Цей вибір здійснюється на основі емпірично 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 з трьох рівнів окільності.

Величини окільності обираються ймовірносно, де ймовірність вибору кожного рівня окільності визначається відповідними коефіцієнтами. Зокрема, використовується рівномірний закон розподілу для генерації випадкових чисел всередині кожного рівня.

Реалізація цього підходу дозволяє ефективно визначати розмір окільності фонового пікселя на основі ймовірнісного підбору, що дозволяє досягти оптимальності в процесі оновлення фонові моделі.

2. Розробка показника ефективності виявлення об'єктів за допомогою систем відеоспостереження. У наукових дослідженнях присвячених оцінці ефективності систем оптико-електронного спостереження, вчені розглядають різні аспекти. Наприклад, Даник Ю.Г. [6] ввів показники ефективності для оцінки виконання цільових завдань операторами. Проте ці показники не враховують параметри оптичного приймального пристрою, такого як камера відеоспостереження, та параметри пристрою відображення інформації, такого як монітор. Йонсон Дж. (Johnson J.) [7] запропонував використання свого критерію для визначення ймовірності виявлення об'єкта оператором системи відеоспостереження. Проте цей критерій не враховує деякі важливі параметри, такі як характеристики зорової системи людини та рівень освітлення. Вольмерхаузен Р.Г. (Vollmerhausen R.H.) [8] розробив показник успішності виконання завдань, який враховує параметри оптичної системи, зорової системи людини і рівень освітлення. В роботі Колобродова В.Г. та Гаврилюка А.І. [9] був запропонований аналітичний вираз для визначення ймовірності розпізнавання об'єкта в системах відеоспостереження. Однак ці методи не враховують рівень професійної підготовки людини-оператора, його ступінь втоми та кількість одночасно спостерігаємих відеоканалів. Боровик О.В. та Рачок Р.В. [10] розглядали математичний підхід для розрахунку ймовірності виявлення об'єкта технічними засобами системи оптико-електронного спостереження, з урахуванням дальності об'єкта від технічного засобу спостереження, умов спостереження та розмірів

об'єкта. Проте у цій роботі не враховано аспекти зорового сприйняття оператора, характеристики приймального оптичного пристрою (камери відеоспостереження) та параметри відображення інформації (монітора).

При оцінці ефективності функціонування систем відеоспостереження можна розглядати різноманітні критерії, які можна класифікувати за такими групами:

Економічні критерії: Здійснюється оцінка вартості розгорнутої системи у порівнянні з ймовірними втратами.

Функціональні критерії: Оцінюється ступінь відповідності функціональних можливостей системи вимогам концепції безпеки та іншим критеріям.

Критерії ефективності: Оцінюється, наскільки конфігурація розгорнутої системи відеоспостереження може забезпечити необхідні ймовірності виявлення загроз.

Ефективність виявлення об'єкту інтересу чи тривожної події в секторах огляду камер відеоспостереження можна оцінювати за такими показниками:

Ймовірність виявлення оператором: Ймовірність того, що людина-оператор виявить об'єкт чи подію безпосередньо.

Ймовірність виявлення програмним алгоритмом: Можливість програмного алгоритму виявити об'єкт чи подію.

Ймовірність виявлення оператором за допомогою оповіщення: Ймовірність того, що людина-оператор виявить об'єкт чи подію за допомогою сповіщення від програмного алгоритму.

Враховуючи концепцію показників ефективності виконання завдань операторами у системі відеоспостереження, які були запропоновані в роботі [6] і характеризують роботу конкретного оператора, ймовірність виявлення тривожної події самими операторами системи відеоспостереження визначається наступним чином:

$$P_{op}(A) = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{op}^i), \quad (12)$$

де P_{op}^i – ймовірність виявлення тривожної події i -м оператором системи відеоспостереження.

$$P_{op}^i = K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i, \quad (13)$$

де K_{op}^i – коефіцієнт готовності i -го оператора;
 K_{ψ}^i – коефіцієнт психофізіологічної надійності i -го оператора;

K_{bio}^i – коефіцієнт біологічної надійності, в тому числі функціональної придатності i -го оператора.

$$K_{op}^i = 1 - \frac{T_0 + T_{oth}}{T}, \quad (14)$$

де T_0 – час, протягом якого оператор не знаходився на робочому місці;

T_{oth} – час протягом якого оператор знаходився на робочому місці, але не вів спостереження за обстановкою;

T – загальний час роботи оператора.

Стандарт ДСТУ EN62676-4 [11] визначає критерії ефективності для виконання оператором різноманітних завдань, таких як моніторинг, детектування, спостереження, розпізнавання, ідентифікація, інспектування. Для досягнення цих завдань визначені конкретні показники, такі як відсоток висоти кадру та густина в міліметрах на піксель. Цей стандарт також інтерпретує вимоги по категоріям відповідно до роздільної здатності монітора для різних категорій використання системи відеоспостереження.

При оцінці ймовірності виявлення об'єкта оператором системи відеоспостереження використовується критерій Джонсона [7], [12], який базується на порівнянні розміру спостерігаемого об'єкта з числом періодів штрихової міри, що йому відповідає. Ця методика включає в себе аналіз здатності оператора відрізнити об'єкти в залежності від їхнього розміру та інших параметрів.

Джонсон застосував свій підхід до визначення ефективності спостереження за військовими транспортними засобами. Він врахував різні рівні сприйняття об'єктів, такі як виявлення, орієнтація, розпізнавання та ідентифікація [13]. Критерії Джонсона використовуються для оцінки здатності оператора системи відеоспостереження виконувати різні завдання в залежності від розміру спостеріганих об'єктів.

Лабораторією NVESD (Night Vision and Electronic Sensors Directorate) був запропонований показник успішності виконання задачі, відомий як ТТР (Targeting Task Performance). Однак критерій Джонсона, як вказано, не враховує ряд важливих параметрів, таких як характеристики зорової системи людини та характеристики освітлення. Емпірична формула для розрахунку ймовірності виявлення об'єкта виглядає наступним чином [8], [16]:

$$P = \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}, \quad (15)$$

$$N_{res} = \frac{\sqrt{A_{obj}} \cdot TTP}{R}, \quad (16)$$

$$E = 1,51 + 0,24 \cdot \frac{V}{V_{50}}, \quad (17)$$

де A_{obj} – площа спостерігаемого об'єкта;

R – відстань до об'єкта;

V – кількість штрихів, що відповідають об'єкту спостереження;

V_{50} – значення критерію Джонсона для 50% ймовірності виявлення об'єкта.

$$TTP = \sqrt{TTPH \cdot TTPV}, \quad (18)$$

$$TTPH = \int_{\xi_{min}}^{\xi_{max}} \left[\frac{C_{obj}}{CTFH_{sys}(\xi)} \right]^{1/2} d\xi, \quad (19)$$

$$TTPV = \int_{\eta_{min}}^{\eta_{max}} \left[\frac{C_{obj}}{CTFV_{sys}(\eta)} \right]^{1/2} d\eta, \quad (20)$$

де $TTPH$, $TTPV$ – горизонтальна та вертикальна складові показника;

ξ_{max} , η_{max} – максимальна горизонтальна та вертикальна просторові частоти при заданому контрасті;

ξ_{min} , η_{min} – мінімальна горизонтальна та вертикальна просторові частоти при заданому контрасті;

C_{obj} – контраст цілі відносно фону;

$CTFH_{sys}$, $CTFV_{sys}$ – функція порогового контрасту (CTF – Contrast threshold function) системи для горизонтальної та вертикальної площини відповідно.

$$CTFH_{sys}(\xi) = \frac{CTF_{eye}}{MTF_{dys} \cdot MTF_{sys}} \cdot \left(1 + \frac{\alpha^2 \cdot \sigma^2 \cdot QH_{hor} \cdot QV_{hor}}{L^2} \right)^{1/2}, \quad (21)$$

$$CTFV_{sys}(\eta) = \frac{CTF_{eye}}{MTF_{dys} \cdot MTF_{sys}} \cdot \left(1 + \frac{\alpha^2 \cdot \sigma^2 \cdot QH_{ver} \cdot QV_{ver}}{L^2} \right)^{1/2}, \quad (22)$$

де CTF_{eye} – функція порогового контрасту неозброєного ока оператора;

MTF_{dys} – модуляційна передаточна функція дисплею;

MTF_{sys} – модуляційна передаточна функція камери відеоспостереження;

$QH_{hor} \cdot QV_{hor}$ – ширина смуги шумів в горизонтальній та вертикальній площині відповідно;

α – середньоквадратичне значення шуму дисплею;

σ – коефіцієнт пропорційності;

L – яскравість дисплею.

Отже, ймовірність виявлення об'єкта залежить не лише від коефіцієнтів готовності, психофізіологічної та біологічної надійності, але також від фізично-можливої ймовірності виявлення тривожної події. Цей показник враховує параметри оптичної системи, характеристики зорової системи людини, дальність до об'єкта спостереження і інші фактори. Таким чином, ймовірність виявлення тривожної події (об'єкта) і-м оператором системи відеоспостереження може бути виражена наступним чином:

$$P_{op}^i = \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i. \quad (23)$$

Вираз (23) залишається в силі для однокамерної системи відеоспостереження. Проте, у випадку використання багатоканальної системи відеоспостереження ймовірність виявлення тривожної події (об'єкта) буде зменшуватися зі збільшенням кількості камер відеоспостереження.

Якщо оператор віддає перевагу тактиці послідовного перегляду кожного відеоканалу, то час спостереження в секундах t для кожного відеоканалу складатиме приблизно 2 секунди, а час фіксації зору на кожному відеоканалі приблизно 0,3 секунди. Отже, в такому випадку, решта відеоканалів залишаються без уваги оператора.

Важливо врахувати, що фізіологічні особливості людини дозволяють спостерігати об'єкти також за допомогою периферійного зору. Зону зору людини можна розділити на наступні частини: зону центрального зору (5°), зону ясного зору (до 30°), та зони периферійного зору (до 110°) (див. рис. 3). Для розрахунку кута зору оператора використовується наступний вираз:

$$\alpha = \arctg\left(\frac{h}{2l}\right), \quad (24)$$

де h – лінійний розмір монітору;

l – відстань від ока до площини монітору.

По суті, кут зору оператора визначається як кут між лініями, які з'єднують крайні точки монітору (по горизонталі або вертикалі) та точку, де знаходиться око оператора.

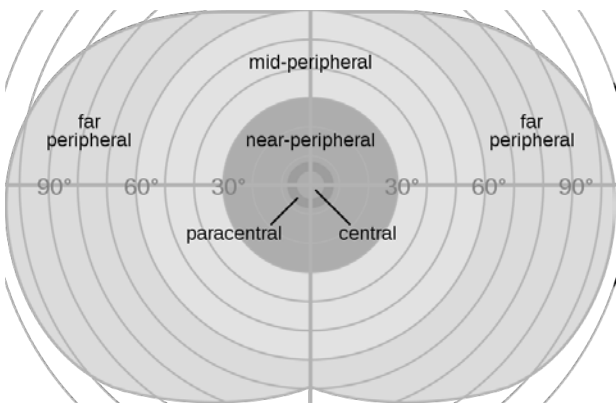


Рис. 3. Зони зору людини [17]

По факту, ймовірність виявлення об'єктів зменшується при віддаленні від центральної зони зору людини. З цією метою у вираз (30) вводиться комплексний коефіцієнт K_{periph}^i для врахування кількості камер відеоспостереження та особливостей периферійного зору людини. Відповідно, вираз (30) матиме такий вигляд:

$$P_{op}^i = \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i \cdot K_{periph}^i. \quad (25)$$

Ймовірність виявлення тривожної події чи об'єкта інтересу програмним алгоритмом залежить від самого алгоритму та умов застосування. Позначимо цю ймовірність як P_{alg} . Проте виявлення тривожної події програмним алгоритмом не є результируючим показником усієї системи, оскільки алгоритм лише сповіщає оператора системи відеоспостереження про певну подію, і сам оператор приймає рішення. Очевидно, що ймовірність виявлення тривожної події операторами системи відеоспостереження з допомогою програмного алгоритму $P_{op/alg} \leq P_{alg}$, при цьому $P_{op/alg} \rightarrow P_{alg}$.

Отже, критерій ефективності виявлення об'єктів, який виражається у ймовірності виявлення тривожної події, прийме наступний вигляд:

$$P_{obj} = P_{op} \cdot P_{op/alg} + P_{op} \cdot (1 - P_{op/alg}) + P_{op/alg} \cdot (1 - P_{op}). \quad (26)$$

Для розширення можливостей застосування запропонованого критерію, вираз (26) можна записати у вигляді [18]:

$$P_{obj} = \left\{ \begin{aligned} & \left(1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i \cdot K_{periph}^i\right)\right); \\ & 1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i \cdot K_{periph}^i\right) \cdot P_{op-alg} + \\ & + 1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i \cdot K_{periph}^i\right) \cdot (1 - P_{op-alg}) + \\ & + P_{op-alg} \cdot \left(1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{\left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E}{1 + \left(\frac{N_{res}}{V_{50}}\right)^E} \cdot K_{op}^i \cdot K_{\psi}^i \cdot K_{bio}^i \cdot K_{periph}^i\right)\right). \end{aligned} \right.$$

Висновки. Було розроблено вдосконалений метод виявлення динамічних об'єктів у відеопослідовностях на основі алгоритму ViBe. Покращення включає в себе використання колірної схеми $U*V*W^*$, застосування подвійних порогових рівнів та використання елементів теорії експертних систем для усунення невизначеностей у класифікації пікселів. Для цього використовується математичний апарат теорії Демстера-Шефера, а також розроблена модель довіри за допомогою транс формуючої Філіпа Сметса (Philippe Smets). Крім того, використовується динамічний підхід у відновленні фонові моделі за рахунок інформації від сусідніх пікселів.

Запропоновано показник для оцінки ефективності виявлення об'єктів у системах відеоспостереження. Цей показник виражає ймовірність виявлення об'єкту інтересу (тривожної події) оператором чи програмним алгоритмом в залежності від дальності об'єкта до камери відеоспостере-

ження. Враховуючи параметри оптичної системи, характеристики пристрою відображення інформації (монітора), кількість камер відеоспостереження та інші фактори, запропонований показник стає індикатором ефективності функціонування системи відеоспостереження [18].

Список літератури:

1. Beynon M., Curry B., Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modelling. *Omega*. 2000. Вип. 28(1). С. 37–50. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0305-0483\(99\)00033-X](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(99)00033-X).
2. Deng Y. Generalized evidence theory. *Applied Intelligence*. 2015. Вип. 43. С. 530–543. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-015-0661-2>.
3. Pearl J. Reasoning with Belief Functions: An Analysis of Compatibility. *The International Journal of Approximate Reasoning*. Вип. 4, No. 5/6. С. 363–389. DOI : 10.1016/0888-613X(90)90013-R.
4. Yager R., Liu Liping. *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Berlin, 2008. 806 с.
5. Smets P., Kennes R. The Transferable Belief Model. *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Berlin : Springer, 2008. С. 693–736. DOI : https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_28.
6. Багатокритерійна математична модель формування надмірної структури системи моніторингу для ситуаційного управління її параметрами. *Проблеми телекомунікацій. / Даник Ю. Г. та ін.* 2016. Вип. 1. С. 110–123.
7. Johnson J. Analysis of image forming systems. *Proceedings of the Image Intensifier Symposium*. U.S. Army Engineer Research and Development Lab, Ft. Belvoir, VA. (DTIC report AD 220 160), . С. 249–273.
8. Vollmerhausen R., Jacobs E. The Targeting Task Performance (TTP) Metric A New Model for Predicting Target Acquisition Performance. *The targeting task performance (TTP) metric. A new model for predicting target acquisition performance : Technical report AMSEL-NV-TR-230*. 2004. 126 с.
9. Гаврилюк А. І., Колобродов В. Г. Вплив типу та параметрів дисплея на ймовірність розпізнавання в оглядовій телевізійній системі. *Вісник НТУУ «КПІ». Приладобудування : збірник наукових праць*. 2004. Вип. 27. С. 37–44.
10. Боровик О.В. Методика оцінки ефективності функціонування однієї вежі системи оптико-електронного спостереження. *Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України. Серія : Військові та технічні науки*. 2016. № 4(70). С. 208–226.
11. ДСТУ EN 62676-4:2017. Системи відеоспостереження охоронного призначення. Частина 4. Правила застосування (EN 62676-4:2015, IDT). [чинний від 2017]. .
12. Sjaardema T.A., Smith C.S., and Birch G.C. History and Evolution of the Johnson Criteria : *Technical Report*. URL : DOI : 10.2172/1222446.
13. І. В. Курта, А. Е. Лагун Розроблення системи розпізнавання людських облич для відеоспостереження. *Автоматика, вимірювання та керування*. 2020. 57-66 с. DOI : <https://doi.org/10.23939/amm2020.01.057>
14. П. В. Цимбал, О. В. Линник, Я. М. Бордачова Перспективи використання технічних засобів виявлення неправдивої інформації при розслідуванні кримінальних правопорушень. *Міжнародний юридичний вісник: актуальні проблеми сучасності*. Вип. 4–5 (8–9) 2017 144-149 с.
15. Gerald C. *Electro-Optical Imaging System Performance – fifth edition*. Bellingham, USA : JCD Publishing and SPIE Press, 2008. 538 с.
16. Рибалко М. С., Микитенко В. І., Мамута О. Д. Узгодження діаметрів вхідних зіниць дзеркально-лінзового об'єктиву двоканальної оптико-електронної системи спостереження. *Вісник національного технічного університету України «КПІ», Приладобудування*. 2011. Вип. 42. С. 54–61.
17. Peripheral vision. *Wikipedia, The Free Encyclopedia* : веб-сайт. URL : https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Peripheral_vision&oldid=951214281 (дата звернення: 09.01.2021).
18. Research of the efficiency dynamic objects detecting on the video sequence from video surveillance cameras. *Paradigm of Knowledge. / Babaryka A. O. at all.* Frankfurt, 2020.

Mrak V.B., Klymash M.M., Masyuk A.R., Kolodiy T.B. METHODS AND INDICATORS OF EFFICIENCY ASSESSMENT IN THE DEVELOPMENT OF INTELLIGENT VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

This study is designed to explore the most common background subtraction methods in video sequences and to utilize methods of comparative analysis and quantitative characteristics to select the best background

subtraction algorithms. As a result of this research, a comprehensive performance indicator for the background subtraction algorithm in video sequences obtained from stationary surveillance cameras in surveillance systems was proposed.

*Additionally, an improved method for detecting dynamic objects in video sequences was developed in the work, based on the ViBe algorithm. The enhancements included the use of the $U*V*W*$ color scheme, the application of dual threshold levels, and the use of elements from the theory of expert systems to eliminate uncertainties in pixel classification. This involved mathematical tools from the Dempster-Shafer theory and a trust transformation model developed by Philippe Smets. A dynamic approach was also employed in updating the background model using information from neighboring pixels.*

A new metric for the comprehensive assessment of object detection efficiency in video surveillance systems was proposed. This metric determines the probability of an operator in a video surveillance system detecting an object of interest or triggering an alarm event, considering the influence of their own visual apparatus or the use of a software algorithm. The proposed metric reflects the functional dependence of the probability of object detection on the distance between the object and the surveillance camera. Taking into account various parameters, such as optical system characteristics, information display device properties (monitor), and the number of installed cameras, this metric is determined as a result of adherence to specific operational conditions of the surveillance system.

This approach allows for the consideration of various factors that may affect the process of object and event detection under different observation conditions. The metric is comprehensive, taking into account both the technical aspects of the surveillance system and the psychophysiological features of the operator, providing an objective efficiency metric.

Key words: *video surveillance, intelligent video surveillance system, detection of dynamic objects, efficiency indicator, improved ViBe.*