

Т. В. Маленчик¹
О. Ю. Мирончук¹
О. С. Неуймін¹

АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ ВИЯВЛЕННЯ ТА СУПРОВОДЖЕННЯ ТОЧКОВИХ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОЦІ

¹Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Комп'ютерний зір є актуальною технологією, оскільки він дозволяє машині, враховуючи дані з датчиків, самостійно ухвалювати рішення як реагувати на зовнішні чинники. Однією з можливих задач, які має розв'язувати комп'ютерний зір, є автоматичне виявлення та супроводження точкових об'єктів. Для цього на практиці часто використовується система відеоспостереження, що дозволяє отримати відеопотік місця огляду. Методи цифрової обробки зображення дозволяють надійно та своєчасно виявляти та супроводжувати різні об'єкти. Позаяк точковий об'єкт маневрений, то алгоритм виявлення повинен бути швидким і надійним, щоб уникнути хибних виявлень, що призводить до ускладнення таких алгоритмів. В роботі подано огляд відомих методів виявлення об'єктів та їхнього супроводження. Наведено переваги і недоліки методів, заснованих на принципі «виявлення до супроводження» та «супроводження до виявлення». Методи, які ґрунтуються на принципі «виявлення до супроводження», виявляють об'єкт у кожному кадрі, тому не потребують додаткового накопичення інформації про параметри шуканого об'єкта, після чого отримані результати передаються на оброблення за алгоритмом супроводження. Методи, що базуються на принципі «супроводження до виявлення», спочатку накопичують певну кількість кадрів для визначення траєкторії об'єкта, після чого за результатами обробки декількох кадрів ухвалюється рішення про виявлення об'єкта. Це призводить до затримки в отриманні результатів.

Розглянуто методи супроводження об'єктів. Такі методи базуються на обробленні координатної інформації про рух об'єктів. Однією з ключових задач для супроводження є фільтрація параметрів руху об'єкта. Для оцінювання стану і управління динамічною системою з випадковою структурою доцільно застосувати апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі. Розглянуто такі алгоритми траєкторної фільтрації: автономний багатомодельний алгоритм, узагальнений псевдобаєсівський алгоритм першого порядку, узагальнений псевдобаєсівський алгоритм другого порядку, багатомодельний алгоритм з міжмодельною взаємодією.

Ключові слова: виявлення об'єктів, супроводження об'єктів, точковий об'єкт, фон, шум, комп'ютерний зір.

Вступ

В умовах сучасного розвитку технологій комп'ютерний зір набув широко розповсюдження завдяки загальній доступності обчислювальних засобів. Комп'ютерний зір є набором методів аналізу зображень, які дозволяють комп'ютеру отримувати інформацію і приймати рішення відповідно до поставленого завдання. Системи комп'ютерного зору складаються з фото або відеокамер і програмного забезпечення, яке виконує аналіз зображень. До завдань, які вирішуються комп'ютерним зором, відносяться: сегментація зображень, детектування об'єктів, класифікація зображень, відслідковування рухомих об'єктів, розпізнання символів, генерація зображень. Особливої уваги заслуговують алгоритми комп'ютерного зору, які дозволяють виявляти та супроводжувати точкові об'єкти, які не мають фіксованої форми і можуть займати лише декілька пікселів на зображенні. Ця задача актуальна в сферах досліджень, де необхідно визначити закономірність руху досліджуваних

тіл, а також у сфері безпеки, де необхідно ухвалювати рішення щодо поведінки рухомих об'єктів. Результати роботи за алгоритмами виявлення та супроводження точкових об'єктів можуть бути оброблені нейронними мережами для подальшої ідентифікації та класифікації цих об'єктів [1], [2].

Алгоритми виявлення

Виявлення точкових об'єктів повинно відбуватися на максимальній відстані у разі їхнього потрапляння в поле зору оптичної системи. Задача виявлення рухомого об'єкта на великій відстані є досить не тривіальною, оскільки інтенсивність об'єкта на зображеннях низька через низьке відношення сигнал шум (ВСШ) [3]—[6]. Низьке ВСШ виникає через аеро-оптичні перешкоди, шуми від турбулентності повітря, хмари в небі, температуру атмосфери тощо. Через вплив вищевказаних факторів ця задача є актуальною і спонукає до створення нових методів її вирішення [7].

Наявні методи виявлення об'єктів можна умовно поділити на два види — «супроводження до виявлення» та «виявлення до супроводження» [8], [9]. Методи, основані на «супроводженні до виявлення» спочатку визначають траєкторію об'єктів, після чого за результатами обробки декількох кадрів ухвалюється рішення про виявлення об'єктів. Такий підхід використовує просторову та часову інформацію і потребує застосування засобів часової та просторово-часової фільтрації. Якщо задана та реальна швидкості об'єктів не збігаються або об'єкт здійснює маневрування, то алгоритми починають втрачати свою початкову ефективність. Для роботи таких алгоритмів необхідно накопичити певну кількість кадрів, що спричиняє затримку в отриманні результатів. Оскільки такі методи є безпороговими, це призводить до використання великої кількості даних для обробки [7]. Блок-схема алгоритму виявлення об'єкта методом «супроводження до виявлення» показана на рис. 1.

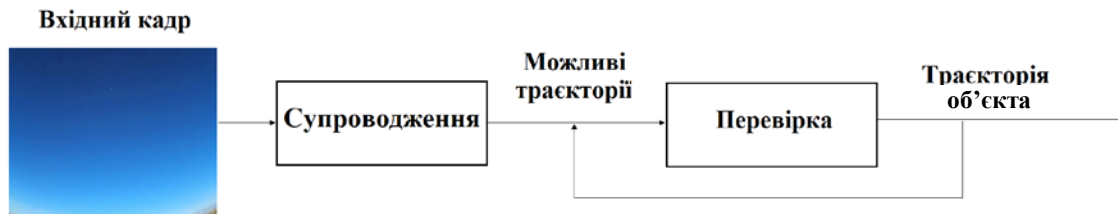


Рис. 1. Блок-схема алгоритму виявлення об'єкта методом «супроводження до виявлення»

Методи, які основані на «виявленні до супроводження», не потребують накопичення кадрів чи знання інформації про швидкість, траєкторію або форму об'єкта [9]. Рішення про виявлення об'єкта приймається у кожному кадрі. Отримані результати обробляються алгоритмом супроводження за об'єктом. Блок-схема алгоритму виявлення об'єкта методом «виявлення до супроводження» показана на рис. 2.

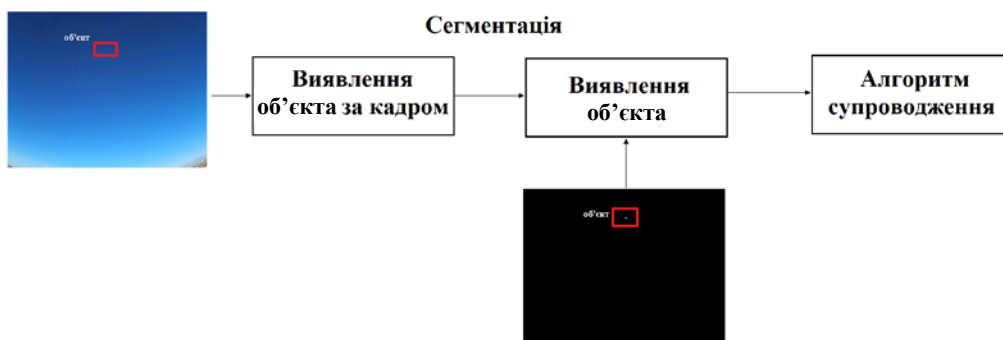


Рис. 2. Блок-схема алгоритму виявлення об'єкта методом «виявлення до супроводження»

Модель зображення з системи відеоспостереження, яка містить складові об'єкта, фону і шуму, описується виразом

$$f_0(x, y) = f_T(x, y) + f_B(x, y) + f_N(x, y), \quad (1)$$

де f_0 — модель зображення; f_T — складова об'єкта; f_B — складова фону; f_N — складова шуму; x та y — координати пікселів.

Зі збільшенням відстані до об'єкта показники шуму зростають і об'єкт втрачає свої контури,

стає розмитим, тому для описання об'єкта використовують двовимірну гаусівську модель:

$$I_T(x, y) = I_{\max} \exp \left(-\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x}{\sigma_x} \right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y} \right)^2 \right] \right), \quad (2)$$

де I_T — інтенсивність об'єкта; I_{\max} — величина пікової інтенсивності; σ_x, σ_y — параметри горизонтальної та вертикальної протяжності об'єкта.

На основі цієї моделі розроблено низку методів «виявлення до супроводження», серед яких:

- методи виявлення за одним кадром;
- методи, що базуються на помітності об'єкта;
- методи виявлення на основі патч-рівня;
- методи виявлення на основі рівня патч-зображення;
- методи, основані на вейвлет-перетворенні;
- методи, основані на міжкадровій різниці.

Вейвлет-перетворення широко застосовується у цифровій обробці зображень [10]—[15]. *Методи, основані на вейвлет-перетворенні*, мають низку переваг: здатність повністю реконструювати зображення, структурувати зображення так, щоб виділити місця зображення що викликають цікавість для подальшого вивчення (region of interest — ROI); високі обчислювальні можливості, здатність до аналізу багатороздільним методом, що дозволяє проводити аналіз зображення у різних площинах [16] і дозволяє розділити фон зображення та ROI. Інформація, отримана методом багатороздільного аналізу, дозволяє відділити і розрізнити точковий об'єкт від фону. Інформація, створена вейвлетами у різних масштабах, надає особливі ознаки, за якими можна відрізнити об'єкт від фону. Це говорить про те що характеристики об'єкта і фону у різних вейвлет-масштабах різні. До недоліків слід віднести те, що низьке ВСШ негативно впливає на ефективність роботи цих методів.

Такі методи слід застосовувати або у середовищах з високим ВСШ, або попередньо застосовувати алгоритми придушення шуму, що в свою чергу ускладнює алгоритм. Ці методи рекомендовано використовувати на зображеннях з однорідним фоном, оскільки строкатий фон погіршує ВСШ.

Методи, основані на міжкадровій різниці, базуються на визначенні особливостей можливого руху об'єкта, аналізуючи різницю рівня сірого між двома сусідніми кадрами. Для визначення цієї різниці встановлюється емпіричний поріг T . Якщо різниця рівня сірого між сусідніми кадрами перевищує встановлений поріг T , то об'єкт виявлено [16]. Такі методи можуть бути розділені на різні алгоритми, в залежності від вибору порогу. Найпростішим методом є встановлення порогу окремо для кожного кадру, однак такий підхід ефективний лише на зображеннях з високою контрастністю та є чутливим до освітлення. Для поліпшення цього методу пропонується застосовувати складніші алгоритми, які базуються на: перевірці гіпотез, використанні статистики вищих порядків, самоадаптивних алгоритмах віднімання фону. Алгоритми, які основані на перевірці гіпотез, визначають можливу ціль, перевіряючи усі задані гіпотези. До недоліків таких методів слід віднести обчислювальну здатність, через можливу велику кількість гіпотез для точного виявлення та наявність хибних тривог, оскільки алгоритм виявляє не тільки об'єкти але й сліди, залишені рухом об'єкта. Тому постає така задача придушення хибних тривог, що ускладнює подальшу обробку.

Методи засновані на статистиці вищих порядків здатні грубо виявляти об'єкти та сліди від їхнього руху, для отримання статистики вищих порядків міжкадрової різниці шляхом випадкового виявлення сигналу, використовуючи локальну модель. Цей підхід також не вирішує проблему хибних тривог, що ускладнює постобробку.

Самоадаптивні алгоритми спочатку оцінюють фон зображення, здійснюючи процедуру усереднення фону на послідовності кадрів, після чого, адаптивно оновлюючи оцінку фону з використанням властивостей руху на послідовності кадрів, проводиться віднімання оціненого фону від зображення. Таким чином об'єкт піддається виявленню. Через низьку контрастність фону та об'єкта подальша обробка стає складнішою.

Застосування таких методів на зображеннях, на яких об'єкт є не достатньо контрастним, не раціонально через низьку ефективність [16]. Однак комбінація цих методів у складі інших алгоритмів може призвести до підвищення їхньої ефективності.

Методи виявлення за одиночним кадром базуються на аналізі фону зображення. Вважається, що фон є сталим і має велику кореляцію, що не властиво об'єкту. Для поліпшення видимості об'єкта

виконується придушення фонових завад. Щоб уникнути сплутання фону зображення з шумами, застосовуються спеціальні фільтри. Ці фільтри дають можливість оцінити фон зображення і виділити об'єкт шляхом віднімання фону зображення від оригінального кадру

$$f_T(x, y, k) = f(x, y, k) - f_B(x, y, k), \quad (3)$$

де f_T — складова об'єкта зображення, f — ціле зображення, f_B — складова фону зображення, x та y — координати пікселів зображення, k — номер кадру.

Недоліками цих методів є можливість того, що шуканий об'єкт може бути відфільтрований разом з шумом та фоном. Ці алгоритми включають в себе такі підходи як: Two dimensional least mean square (TDLMS), TopHat, MaxMean та MaxMedian. TDLMS — це адаптивні фільтри, які оцінюють майбутню зміну фону. Для ефективної роботи даних фільтрів використовується велика кількість параметрів (ROI, крок, вікно тощо). Фільтри MaxMean та MaxMedian виявляють об'єкт шляхом придушення фонових завад, однак є чутливими до зміни власних параметрів. Основним недоліком цих алгоритмів є мала спроможність працювати з точковими об'єктами, незважаючи на фон. Такі методи слід використовувати лише у простих задачах виявлення або ж застосовувати їх у комбінації з іншими алгоритмами для усунення недоліків цих алгоритмів.

Методи, що базуються на помітності об'єкта, використовують здатність людини звертати увагу на об'єкт на зображенні, використовуючи властивості ока: бінокулярність, розрізнення контрасту та яскравості [17]. На основі вищезазначених особливостей розроблено методи просторової фільтрації, методи з використанням карт помітності об'єкта, методи на основі фазового спектру. Ці методи також застосовують спеціальні фільтри для оцінки фону зображення, демонструють свої переваги на зображеннях, де фон легко відрізнити від об'єкта, за яким ведеться спостереження. Під час роботи у складних умовах, такі методи вже не так ефективно виконують свою задачу. Швидкодія роботи алгоритму зменшується, а тому і його ефективність. Для поліпшення їхньої роботи необхідно налаштовувати фільтри, та знати про параметри об'єкта, що виявляється [16]. Ще одним суттєвим недоліком таких алгоритмів є нездатність працювати з об'єктами малого розміру з нечіткими границями.

Методи виявлення на основі патч-рівня використовують шаблони для розпізнавання. Зображення розбивається на патчі, за якими розпізнаються фон та об'єкт. Цей підхід схожий на той, що використовується у задачі розпізнавання обличчя. Такі алгоритми використовують статистичний математичний апарат — метод головних компонент, нелінійний метод головних компонент, ймовірнісний метод головних компонент, ядровий метод головних компонент. Для цього методу розроблені шаблони з фоном (небо, море) для перевірки чи є вхідний патч фоном чи об'єктом. Однак недоліком використання шаблонів для розпізнавання є їхня громіздкість, що в свою чергу веде до втрати швидкодії. Для ефективної роботи необхідно використовувати декілька наборів шаблонів. Обчислювальна складність не дозволяє цим методам швидко та ефективно виявляти об'єкт. Використання цих методів є доцільним у відомих середовищах, з обмеженою кількістю фонових шаблонів цього середовища. В такому разі алгоритм буде зберігати високу ефективність виявлення з достатньою швидкодією.

Методи виявлення на основі рівня патч-зображення використовують властивість високої кореляції несусідніх патчів фону. Зображення ділиться на патчі за допомогою слайд вікна. З цих патчів формується вектор нового зображення — патч-зображення. [7]. Далі проводиться оцінювання фону та об'єкта, після чого проводиться реконструкція зображення з використанням патчів [9]. Для виявлення об'єкта такі алгоритми використовують представлення об'єкта, як розріджену низькорангову матрицю. До недоліків такого методу варто віднести неоднозначність вибору зберігання чітких границь об'єкта чи надмірне стиснення об'єкта, для поліпшення властивостей розрідженої матриці. Для ефективного використання таких підходів необхідно коректно обирати розміри слайд вікна та його дискретність. Також ці методи, як і методи виявлення на основі патч-рівня можуть використовувати шаблони фонів, для виявлення об'єкта. Такі методи ефективні в роботі з малими об'єктами з нерівномірною яскравістю, які знаходяться на зашумленому, строкатому фоні. При цьому варто відмітити їхню високу обчислювальну складність. Отже такі методи варто використовувати у складних умовах, в яких значне використання обчислювальних ресурсів буде виправданим

Алгоритми супроводження маневруючого об'єкта

При обробленні координатної інформації про рух маневруючих об'єктів однією з ключових задач є фільтрація параметрів руху. За відомих параметрів маневру об'єкта для вирішення цієї задачі

використовують одномодельний дискретний фільтр Калмана [20]—[22]. В реальних умовах параметри маневру об'єкта зазвичай не відомі, тому в таких випадках для опису об'єкта використовуються дискретні динамічні системи, параметри чи структура яких відомі з точністю до набору гіпотез, і змінюються стрибкоподібно в випадкові моменти часу. Для оцінювання стану і управління динамічною системою з випадковою структурою доцільно застосувати апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі.

Нелінійна маневрена поведінка об'єкта може бути представлена безліччю лінійних моделей. У момент часу k поведінка об'єкта характеризується однією з таких моделей. Зміна моделей являє собою випадковий марківський процес з певною ймовірністю переходу з одного стану в інший. Таким чином, алгоритми фільтрації, що використовують вищевказаний підхід, вважаються багатомодельними.

Багатомодельний алгоритм фільтрації складається з таких кроків [23]:

- переініціалізація фільтрів, для забезпечення взаємодії між моделями;
 - розрахунок оцінок $\hat{x}_k^{(i)}$ та їхніх коваріацій $\hat{P}_k^{(i)}$ для кожного з N — фільтрів, налаштованих на відповідну модель;
 - об'єднання оцінок окремих фільтрів в загальну \hat{x}_k ;
 - пошук об'єднаної коваріації, враховуючи вагові коефіцієнти.
- Найрозповсюдженішими алгоритмами супроводження об'єкта є:
- автономний багатомодельний алгоритм;
 - узагальнений псевдобаєсівський алгоритм першого порядку;
 - узагальнений псевдобаєсівський алгоритм другого порядку;
 - багатомодельний алгоритм з міжмодельною взаємодією.

Автономний багатомодельний алгоритм складається з N дискретних калманівських фільтрів, налаштованих на різні математичні моделі, що працюють паралельно. Переініціалізація фільтрів не виконується, а оцінки кожного з фільтрів є незалежними від оцінок інших фільтрів. Алгоритм виконується покроково.

На першому кроці обчислюються оцінки фільтра $\hat{x}_k^{(i)}$ та їхні коваріації $\hat{P}_k^{(i)}$ за такими виразами:

$$\tilde{x}_k^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{x}_{k-1}^{(i)}; \quad (4)$$

$$\tilde{P}_k^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1}^{(i)} \left(F_{k-1}^{(i)} \right)^T + Q_{k-1}^{(i)}; \quad (5)$$

$$\hat{x}_k^{(i)} = \tilde{x}_k^{(i)} K_k^{(i)} v_k^{(i)}; \quad (6)$$

$$\hat{P}_k^{(i)} = \left(I - K_k^{(i)} H_k^{(i)} \right) \tilde{P}_{k-1}^{(i)}; \quad (7)$$

$$K_k^{(i)} = \tilde{P}_k^{(i)} \left(H_k^{(i)} \right)^T \left(V_k^{(i)} \right)^{-1}; \quad (8)$$

$$V_k^{(i)} = H_k^{(i)} \tilde{P}_k^{(i)} \left(H_k^{(i)} \right)^T + R_k^{(i)}; \quad (9)$$

$$v_k^{(i)} = z_k - H_k^{(i)} \tilde{x}_k^{(i)}, \quad (10)$$

де I — одинична матриця; $K_k^{(i)}$ — матриця коефіцієнтів підсилення фільтра Калмана для i -ї моделі в k -й момент часу; $v_k^{(i)} v_k^{(i)}$ — нев'язка та її коваріація для i -ї моделі; $H_k^{(i)}, F_k^{(i)}$ — матриці переходу та вимірювання; z_k — вектор вимірювань; $R_k^{(i)}, Q_{k-1}^{(i)}$ — коваріаційні матриці некорельованих між собою гаусівських випадкових послідовностей.

На другому кроці виконується розрахунок вагових коефіцієнтів фільтра за такими виразами:

$$\hat{W}_k^{(i)} = \frac{P(z_k | s_k = i) \tilde{W}_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N P(z_k | s_k = j) \tilde{W}_k^{(j)}}; \quad (11)$$

$$\hat{W}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}; \quad (12)$$

$$p(z_k | s_k = i) = p(v_k^{(i)}) = N[v_k^{(i)} | 0, V_k^{(i)}]; \quad (13)$$

$$N[\alpha | m, \Sigma] = (2\pi)^{-r/2} \det(\Sigma)^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\alpha - m)^T \Sigma^{-1} (\alpha - m)\right\}, \quad (14)$$

де $N[\alpha | m, \Sigma]$ — гаусівська щільність ймовірності r -вимірної випадкової величини α з математичним очікуванням m і дисперсією Σ ; s_k — індекс структури; $q^{(ji)}$ — ймовірність переходу з одного стану в інший.

На третьому кроці виконується об'єднання оцінок окремих фільтрів в загальну оцінку \hat{x}_k і знаходження коваріації \hat{P}_k за виразами

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \hat{W}_k^{(i)} \hat{x}_k^{(i)}; \quad (15)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^N \left[\hat{P}_k^{(i)} + (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(i)}) (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(i)})^T \right] \hat{W}_k^{(i)}. \quad (16)$$

Узагальнений псевдобаєсівський алгоритм першого порядку

Оцінки фільтрів попередніх кроків та їхні коваріації на поточній ітерації замінюються підсумковою оцінкою \hat{x}_{k-1} та відповідною коваріацією. Алгоритм виконується покроково.

На першому кроці виконується переініціалізація фільтрів за виразами

$$\bar{x}_{k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k-1}^{(i)}; \quad (17)$$

$$\bar{P}_{k-1}^{(i)} = \hat{P}_{k-1}^{(i)}. \quad (18)$$

На другому кроці розраховуються оцінки фільтра та їхні коваріації $\hat{P}_k^{(i)}$ використовуючи рівняння (4)—(10). На третьому кроці обчислюються вагові коефіцієнти фільтра, використовуючи вирази (11)—(14). На четвертому кроці виконується об'єднання оцінок окремих фільтрів в загальну оцінку і знаходження коваріації за виразами (15)—(16).

Узагальнений псевдобаєсівський алгоритм другого порядку містить N^2 калманівських фільтрів. Визначення оцінки відбувається за кожною з можливих моделей на поточній та минулій ітераціях, сумарно виходить N^2 гіпотез. Алгоритм виконується покроково.

На першому кроці виконується переініціалізація фільтрів за виразами

$$\bar{x}_{k-1}^{(ij)} = \hat{x}_{k-1}^{(ij)}; \quad (19)$$

$$\bar{P}_{k-1}^{(ij)} = \hat{P}_{k-1}^{(ij)}. \quad (20)$$

На другому кроці розраховуються оцінки фільтра та їхні коваріації за такими виразами:

$$\tilde{x}_k^{(ij)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{x}_{k-1}^{(ij)}; \quad (21)$$

$$\tilde{P}_k^{(ij)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1}^{(ij)} (F_{k-1}^{(i)})^T + Q_{k-1}^{(i)}; \quad (22)$$

$$\hat{x}_k^{(ij)} = \tilde{x}_k^{(ij)} K_k^{(ij)} v_k^{(ij)}; \quad (23)$$

$$\hat{P}_k^{(ij)} = (I - K_k^{(ij)} H_k^{(i)}) \tilde{P}_k^{(ij)}; \quad (24)$$

$$K_k^{(ij)} = \tilde{P}_k^{(ij)} (H_k^{(i)})^T (V_k^{(ij)})^{-1}; \quad (25)$$

$$V_k^{(ij)} = H_k^{(i)} \tilde{P}_k^{(ij)} (H_k^{(i)})^T + R_k^{(i)}; \quad (26)$$

$$v_k^{(ij)} = z_k - H_k^{(i)} \hat{x}_k^{(ij)}. \quad (27)$$

На третьому кроці обчислюються вагові коефіцієнти фільтра, сумісних оцінок та їхніх коваріацій за такими виразами:

$$\hat{x}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \hat{W}_k^{(ji)} \hat{x}_k^{(ji)}; \quad (30)$$

$$\hat{P}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_k^{(ji)} + (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(ji)}) (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(ji)})^T \right] \hat{W}_k^{(ji)}. \quad (31)$$

На четвертому кроці виконується об'єднання оцінок окремих фільтрів в загальну оцінку і знаходження коваріації за виразами

$$\hat{P}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_k^{(ji)} + (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(ji)}) (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(ji)})^T \right] \hat{W}_k^{(ji)}; \quad (32)$$

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^N \hat{W}_k^{(j)} \hat{x}_k^{(j)}; \quad (33)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_k^{(j)} + (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(j)}) (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(j)})^T \right] \hat{W}_k^{(j)}. \quad (34)$$

Багатомодельний алгоритм з міжмодельною взаємодією складається з N дискретних калманівських фільтрів, які переініціалізуються з урахуванням оцінок минулих фільтрів. Алгоритм виконується покроково.

На першому кроці виконується переініціалізація фільтрів за такими виразами:

$$\tilde{W}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}; \quad (35)$$

$$\hat{W}_k^{(ji)} = \frac{q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}}{\tilde{W}_k^{(i)}}; \quad (36)$$

$$\bar{x}_{k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N \hat{x}_{k-1}^{(j)} \hat{W}_{k-1}^{(ji)}; \quad (37)$$

$$\bar{P}_{k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_{k-1}^{(j)} + (\hat{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1}^{(j)}) (\hat{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1}^{(j)})^T \right] \hat{W}_{k-1}^{(ji)}. \quad (38)$$

На другому кроці вираховуються оцінки фільтра та їхні коваріації за виразами (4)—(10). На третьому кроці обчислюються вагові коефіцієнти фільтра $\hat{W}_k^{(i)}$ за виразами (11)—(14). На четвертому кроці виконується об'єднання оцінок окремих фільтрів в загальну оцінку і знаходження коваріації за виразами (15)—(16).

Проведений аналіз демонструє, що автономний багатомодельний алгоритм вимагає найменших обчислювальних затрат та є простим у реалізації, однак найкращим з погляду «точність — обчислювальні затрати» є багатомодельний алгоритм з міжмодельною взаємодією [23].

Висновки

Головним завданням виявлення і супроводження точкових об'єктів є виділення об'єкта на зображеннях з низьким ВСШ. Для цього необхідні швидкі та ефективні алгоритми, які були б здатні надійно виявляти та супроводжувати об'єкт. Більшість алгоритмів мають певні обмеження, такі як надійність або швидкість роботи. Алгоритми виявлення, основані на помітності цілі, вейвлет-перетворенні доцільно використовувати у середовищах з високим ВСШ та на однорідному, контрастному з шуканим об'єктом фоні. Це підвищить ефективність цих алгоритмів та зробить їхнє використання найраціональнішим з погляду надійності виявлення і обчислювальних затрат. Методи, які ґрунтуються на виявленні за одиночним кадром, доцільно використовувати як допоміжний алгоритм, оскільки вони не в змозі самостійно забезпечити надійне і точне виявлення об'єкта. Це саме стосується і застосування методів, основаних на міжкадровій різниці, у разі самостійної роботи яких виникає необхідність у придушенні хибних тривоги. Їхнє використання в парі з іншими методами (виявлення за одиночним кадром, помітність зображення, патч-рівня тощо) нівелює основні недоліки та робить використання цього підходу раціональним. Методи виявлення на основі

патч-рівня доцільно використовувати у відомих середовищах, з використанням заздалегідь підготованих фонових шаблонів. Тоді такі алгоритми позбудуться своїх основних недоліків, серед яких велика кількість шаблонів та висока обчислювальна складність. Алгоритми, які базуються на основі рівня патч-зображення, відрізняються високою надійністю виявлення об'єкта на строкатому фоні за низького ВСШ та високої обчислювальної складності. Тому такі алгоритми доцільно використовувати на зображеннях з неоднорідним, строкатим, неконтрастним фоном. У цьому випадку висока обчислювальна складність таких алгоритмів буде виправданою. Виконаний аналіз алгоритмів супроводження об'єкта показує, що використання автономного багатомодельного алгоритму є доцільним у середовищах з високим ВСШ та передбачуваною поведінкою об'єкта. Найкращим же алгоритмом з погляду «точність — обчислювальні затрати» є багатомодельний алгоритм з міжмодельною взаємодією, тому його доцільно використовувати в умовах з низьким ВСШ.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] X. Zou, "A Review of Object Detection Techniques," in *2019 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation (ICSGEA)*, 2019, pp. 251-254, <https://doi.org/10.1109/ICSGEA.2019.00065>.
- [2] K. L. Masita, A. N. Hasan, and T. Shongwe, "Deep Learning in Object Detection: a Review," in *2020 International Conference on Artificial Intelligence, Big Data, Computing and Data Communication Systems (icABCD)*, 2020, pp. 1-11, <https://doi.org/10.1109/icABCD49160.2020.9183866>.
- [3] O. Nichtern, and S. R. Rotman, "Parameter Adjustment for a Dynamic Programming Track-before-Detect-Based Target Detection Algorithm," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, 146925, 2008. <https://doi.org/10.1155/2008/146925>.
- [4] S. Rawat, Sashi Kant Verma, Y. Kumar, "Review on recent development in infrared small target detection algorithms," *Computer Science*, 2020.
- [5] P. Li, B. Yan, R. Ye, and G. Sun, "An infrared dim and small target detection method based on fractional differential," in *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, 2018, pp. 2381-2386, <https://doi.org/10.1109/CCDC.2018.8407524>.
- [6] X. Bai, et al., "Survey on dim small target detection in clutter background: Wavelet, inter-frame and filter based algorithms," *Procedia Eng.*, no. 15, pp. 479-483, 2011.
- [7] Т. В. Маленчик, і О. С. Неуймін, «Огляд методів виявлення точкових цілей на послідовностях зображень», *IX Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали, апарати та системи»*, 2020.
- [8] Melita Hadzagic, Hannah Michalska, and Eric Lefebvre, "Track-Before-Detect Methods in Tracking Low-Observable Targets: A Survey," *Sensors and Transducers Magazine (ST e-Digest)*, Special Issue, pp. 374-380, 2005.
- [9] S. Rawat, S. Verma, and Y. Kumar, "Review on recent development in infrared small target detection algorithms," *Procedia Comput. Sci.*, no. 167, pp. 2496-2505, 2020.
- [10] G. Boccignone, A. Chianese, and A. Picariello, "Small target detection using wavelets," in *Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No.98EX170)*, 1998, pp. 1776-1778, vol. 2, <https://doi.org/10.1109/ICPR.1998.712072>.
- [11] R. Strickland, Han, et al., "Wavelet Transform for Detecting Microcalcifications in Mammograms," *IEEE Trans. Medical Imaging*, no. 15 (2), pp. 218-229, 1996.
- [12] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July 1989. <https://doi.org/10.1109/34.192463>.
- [13] D. J. Gregoris, et al., "Detection of Dim Targets in FLIR Imagery Using Multiscale Transforms," *Proceedings of SPIE*, 2262, pp. 62-71, 1994.
- [14] X. Z. Chen, H. Y. Sun, "Image Targets Detection based on the Energy Feature," *Infrared and Laser Engineer*, no. 30 (1), pp. 30-32, 2001.
- [15] Z. X. Cheng, and Y. P. Lin, "Application of wavelet analysis in image processing," *Journal of Engineering Mathematics*, no. 18(5), pp. 57-86, 778, 2001.
- [16] Bai Xiangzhi, et al., "Survey on Dim Small Target Detection in Clutter Background: Wavelet, Inter-Frame and Filter Based Algorithms," *Procedia Engineering*, December 06, 2011.
- [17] S. Tunç, and H. Işgin. "Dim Target Detection in Infrared Images Using Saliency Algorithms," *Radioengineering*, no. 27, pp. 635-642, 2019.
- [20] С. Я. Жук, *Методы оптимизации дискретных динамических систем со случайной структурой*, моногр. Київ, Україна: НТУУ «КПІ», 2008, 232 с.
- [21] А. Ю. Мирончук, О. О. Шпилька, и С. Я. Жук, «Метод оценивания частотной характеристики канала а OFDM системах на основе фильтрации и экстраполяции пилот-сигналов», *Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування*, № 78, с. 36-42, 2019. <https://doi.org/10.20535/RADAP.2019.78.36-42>.
- [22] А. Ю. Мирончук, А. А. Шпилька, и С. Я. Жук, "Метод двухэтапного совместного оценивания информационных символов и частотной характеристики канала в системах связи с OFDM," *Известия вузов. Радиоэлектроника*, т. 63, № 8, с. 497-508, 2020. <https://doi.org/10.20535/S002134702008004X>.
- [23] X. Rong Li, and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking. Part V. Multiple-model methods," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 41, no. 4, pp. 1255-1321, Oct., 2005. <https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1561886>.

Рекомендована кафедрою інформаційних радіоелектронних технологій і систем ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 13.12.2022

Маленчик Тарас Володимирович — аспірант кафедри радіотехнічних систем, e-mail: tarasmalenchuk@gmail.com ;

Мирончук Олександр Юрійович — PhD, старший викладач кафедри радіотехнічних систем, e-mail: myronchukalex@gmail.com ;

Неуїмін Олександр Станіславович — канд. техн. наук, старший викладач кафедри радіотехнічних систем, e-mail: o.s.neuimin@gmail.com .

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ

T. V. Malenchyk¹
O. Yu. Myronchuk¹
O. S. Neuimin¹

Analysis of Detection and Tracking Algorithms of Dot Objects in Video Stream

¹National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

Computer vision is a relevant technology, that allows the machine, relying on external data from sensors, to independently make decisions on how to react to external factors. One of the possible problems that computer vision could solve is the automatic detection and tracking of point objects. For this purpose, in practice, a video surveillance system is often used, which allows to obtain a video stream of the viewed site. Digital image processing methods allow reliable and precision detection and tracking of various objects. Since the point object is maneuverable, the detection algorithm must be fast and robust to avoid false detections, which makes such algorithms complicated. The work presents an overview of known methods of detecting and tracking objects. The advantages and disadvantages of the methods based on the principle of "detect before track" and "track before detect" are presented. Methods that are based on "detect before track" principle detect the object in each frame, therefore do not require additional accumulation of information about the parameters of the searched object and after that the obtained results are transferred to the tracking algorithm. Methods based on "track before detect" principle first accumulate some frames to determine the trajectory of the object, after that a decision is made whether object detected or not. Such algorithms require a certain amount of data to process, which leads to a delay in obtaining results. The methods of tracking objects are considered. Such methods are based on the processing of coordinate information about the movement of objects. One of the crucial tasks for tracking is the filtering of object motion parameters. To estimate the condition and control a dynamic system with a random structure, it is advisable to apply the apparatus of mixed Markov processes in the discrete time. The following algorithms of trajectory filtering are considered: an autonomous multi-model algorithm, a generalized pseudo-Bayesian algorithm of the first order, a generalized pseudo-Bayesian algorithm of the second order, a multi-model algorithm with inter-model interaction.

Keywords: target detection, target tracking, background, target, noise.

Malenchyk Taras V. — Post-Graduate Student of Chair of Radioengineering Systems, e-mail: tarasmalenchuk@gmail.com ;

Myronchuk Oleksandr Yu. — PhD, Senior Lecturer of Chair of Radioengineering Systems, e-mail: myronchukalex@gmail.com ;

Neuimin Oleksandr S. — Cand. Sc. (Eng.), Senior Lecturer of Chair of Radioengineering Systems, e-mail: o.s.neuimin@gmail.com