

УДК 004.932.2

Ю.В. Ладиженський, А.О. Серeda
Донецький національний технічний університет
E-mail: ly@cs.dgtu.donetsk.ua, aas11@bk.ru

МОДЕЛЮВАННЯ СТАТИЧНОГО ФОНУ У ВІДЕОПОТОЦІ З ВЕЛИКИМ ЧИСЛОМ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ

Abstract

Ladyzhenskyu Y., Sereda A. The background modeling in video stream with many moving objects. The new method and algorithm for background modeling was proposed. It provides a reliable modeling of background occluded by moving objects most of the time. Software realization of proposed algorithm was created. The performance of created algorithm was evaluated.

Keywords: background modeling, background subtraction, moving objects, video segmentation, probability evaluation.

Анотація

Ладиженський Ю.В., Серeda А.О. Моделювання статичного фону у відеопотоці з великим числом рухомих об'єктів. Запропоновано новий метод і алгоритм моделювання статичного фону у відеопотоці. Він забезпечує надійне моделювання фону, перекритого об'єктами велику частину часу. Створено програмну реалізація алгоритму для моделювання фону у реальному часі. Оцінено його ефективність.

Ключові слова: моделювання фону, віднімання фону, рухомі об'єкти, сегментація відео, оцінка ймовірності.

Аннотация

Ладыженский Ю.В., Серeda А.А. Моделирование статичного фона в видеопотоке с большим числом движущихся объектов. Предложены новый метод и алгоритм моделирования статичного фона в видеопотоке. Он обеспечивает надежное моделирование фона, перекрытого объектами большую часть времени. Создана программная реализация алгоритма для моделирования фона в реальном времени. Оценена его эффективность.

Ключевые слова: моделирование фона, вычитание фона, движущиеся объекты, сегментация видео, оценка вероятности.

Вступ

Метод віднімання фону (порівняння з фоном, background subtraction) використовується при відстежуванні переміщень об'єктів у відеопотоці [1]. Він заснований на побудові моделі фону, що представляє статичну частину кадру, яка не містить рухомих об'єктів. Порівнюючи пікселі кожного кадру з моделлю, можна класифікувати їх на тих, що належать до заднього плану (фону) або до переднього плану (рухомих об'єктів).

Над моделлю фону звичайно визначені три операції: ініціалізація, оновлення і порівняння з кадром. У простому випадку моделлю фону може служити зображення. Ініціалізація моделі по одному кадру є копіюванням зображення, оновлення може здійснюватися зваженим підсумовуванням з кадром, а порівняння з кадром

зводиться до віднімання зображення фону з кадру і пороговій обробці одержаного результату.

Однією з основних проблем при моделюванні фону є рухомі об'єкти на передньому плані. При оновленні або ініціалізації моделі фону в області, яка містить об'єкт, виникає невідповідність між моделлю фону і реальним фоном, що може привести до помилок класифікації.

Можна виділити три основні підходи до вирішення даної проблеми:

1) Виконувати сегментацію кадру на об'єкти і фон і оновлювати модель фону тільки в областях які не містять об'єктів. Така сегментація виконується у багатьох алгоритмах відстежування об'єктів. При оновленні моделі фону може використовуватися результат роботи модуля відстежування об'єктів [1]. Цей підхід не завжди застосовний, оскільки накладає додаткові вимоги на алгоритм відстежування об'єктів.

2) Сегментація на фон і об'єкти може виконуватися в самому модулі моделювання фону [2]. Цей підхід робить модуль модуляції фону більш залежним від виду рухомих об'єктів. Якщо результати порівняння з фоном використовуються в деякому алгоритмі відстежування об'єктів, такий підхід може бути надлишковим.

3) Не використовувати сегментацію на об'єкти і фон в явному вигляді. При появі нового кадру невідомо, які його області містять фон і повинні бути передані процедурам ініціалізації або оновлення моделі фону. Щоб гарантований включити в модель фону всю корисну інформацію про фон, що міститься в даному кадрі, необхідно виконати оновлення або ініціалізацію моделі фону у всіх областях кадру. Оскільки один і той же піксель може в різних кадрах відноситися і до фону, і до різних об'єктів, необхідно підтримувати для кожної точки декілька альтернативних моделей. Після обробки достатнього числа кадрів, можна буде визначити, які з декількох наявних моделей для кожного пікселя дійсно представляють фон. Розглянемо цей підхід детальніше.

У [3] для кожного пікселя моделі зберігається декілька нормальних розподілів ймовірності значень яскравості або інших характеристик фону. Таке представлення дозволяє краще описувати динамічний фон, проте, не дозволяє будувати адекватну модель фону в умовах великої кількості рухомих об'єктів.

У [4] використовується множина нормальних розподілів яскравості. Виконується кластеризація моделі фону на області, що мають однакову яскравість. При оновленні моделі в такій області значенням, які погано узгоджуються з поточною моделлю, привласнюється менша вага, ніж значенням, що добре узгоджуються. Завдяки цьому, об'єкт може порушити відповідність моделі фону в деякій області реальному фону тільки якщо займе її цілком.

У [5] весь кадр покривається областями, що перетинаються. Для кожної області складається список зображень, які в ній зустрічалися, і визначається кількість кадрів, в якому зустрічалося кожне зображення. Серед всіх зображень у всіх областях вибираються декілька зображень, що зустрічалися найбільше число раз. Вони включаються в зображення фону. Потім до зображення фону додаються зображення, які перетинаються з вже побудованою частиною зображення фону і в областях перетину співпадають з ним. Цей метод показує добрі практичні результати, але має великі витрати пам'яті (кожен піксель кадру відноситься одночасно до 4 пересічних областей, а для кожної області зберігається список з множини зображень), велику обчислювальну складність (порівняння ділянок множини зображень, що перекриваються) і призначений тільки для ініціалізації моделі фону, але не оновлень.

У цій статті пропонується новий метод вирішення проблеми впливу рухомих об'єктів на модель фону, який не використовує явно сегментацію кадру на об'єкти і фон.

Загальний опис методу

Пропонується деяким чином розбити весь кадр на непересічні області (наприклад, прямокутною сіткою). У кожній області підтримується одночасно декілька моделей фону, які проініціалізовано і оновлено в різних кадрах. При порівнянні з фоном в даній області використовується модель, яка з найбільшою ймовірністю представляє фон.

Можна використовувати різні методи моделювання фону в областях кадру. Запропонований метод можна розглядати не як самостійний метод моделювання фону, але як надбудову над іншими методами, що знижує кількість помилок при ініціалізації і оновленні моделі в умовах великої кількості рухомих об'єктів.

Моделі фону, які можуть бути використані спільно із запропонованим підходом, окрім операцій ініціалізації по одному кадру, оновлення і порівняння з кадром, повинні підтримувати:

1) Злиття двох моделей, що описують фон зі схожими характеристиками, в одну. При цьому бажано, щоб не відбувалося втрати інформації, що міститься в об'єднаних моделях. Для багатьох моделей таке злиття може бути реалізоване як зважене підсумовування відповідних коефіцієнтів.

2) Оцінка ймовірності того, що дві моделі фону в сусідніх областях описують одну і ту ж сцену.

Запропонований підхід використовує ідеї, схожі з використаними в [5], але призначений не тільки для ініціалізації, але і для підтримки (оновлення) моделі фону, орієнтований на роботу у реальному часі. Для зменшення витрат пам'яті і підвищення швидкодії області не перетинаються. На відміну від [5], не використовуються базові області, з яких починається побудова моделі, всі області є рівноправними; перерахунок ймовірності відповідності фону для різних моделей відбувається у всіх областях. При цьому обчислювальні витрати по вибору кращої моделі в кожній області рівномірно розподілені у часі.

Створення і підтримка списку моделей

Розглянемо одну з областей, на які розбитий кадр.

Назвемо модель, яка дійсно описує фон в даній області *правильною*.

Нехай f_{all} — множина, що складається з усіх кадрів, що прийшли за останні T одиниць часу. Назвемо деяку підмножину кадрів $f \subseteq f_{all}$ *узгодженою*, якщо можливо побудувати модель фону, згідно якої дана область в кожному кадрі з f містить тільки фон. На практиці це означає, що вміст даної області у всіх кадрах з множини f відрізняється достатньо слабо.

Множину кадрів f_{all} можна розбити на множину узгоджених множин кадрів $F = \{f_i\}_{i \in \overline{1, N}}$. Кожній множині f_i відповідає модель фону m_i , $i \in \overline{1, N}$. Для створення і підтримки списку можливих моделей фону, серед яких гарантовано буде *правильна*, достатньо створити і підтримувати розбиття F . Як правило, якщо модель m_j дійсно описує фон, то $|f_j| > |f_i| \quad \forall i \in \overline{1, N} \setminus \{j\}$, що дозволяє за допомогою F вибрати найвірогіднішу модель фону. Точніший метод вибору моделі приводиться нижче.

Був розроблений алгоритм створення і підтримки узгодженої множини кадрів і відповідних моделей фону у реальному часі. При появі першого кадру створюється одна модель фону і одна узгоджена множина кадрів, що складається тільки з даного кадру. Позначимо модель і узгоджену множину кадрів, до яких був віднесений останній оброблений кадр m_{cur} і f_{cur} відповідно. Псевдокод алгоритму, що виконується при появі кожного наступного кадру, приведений на рис. 1. При реалізації

доцільно представляти множину кадрів у вигляді списків відрізків часу, що знижує витрати пам'яті і підвищує швидкодію.

якщо $Clear(frame, m_{cur})$
 то оновити модель m_{cur} з допомогою $frame$
 $f_{cur} \leftarrow f_{cur} \cup \{frame\}$
 якщо $|f_{cur}| = l_{\min}$ і $(\exists i \in \overline{1, N} : \text{множина } \{f_{cur}\} \cup \{f_i\} \text{ — узгоджена})$
 то $F \leftarrow F \setminus \{f_{cur}\}$
 $f_i \leftarrow f_i \cup f_{cur}$
 об'єднати модель m_i з m_{cur}
 інакше
 якщо $|f_{cur}| < l_{\min}$
 то $F \leftarrow F \setminus \{f_{cur}\}$
 видалити m_{cur}
 створити нову узгоджену множину $f_{cut} = \{frame\}$ і відповідну модель m_{cur}
 $F \leftarrow F \cup \{f_{cur}\}$
 видалити з f_{all} усі кадри, з моменту появи яких пройшло більше T одиниць часу
 видалити з F порожні множини і відповідні їм моделі
 якщо $|F| > l_{\max}$
 то видалити модель, яка з якнайменшою ймовірністю представляє фон разом з відповідною узгодженою множиною кадрів;

Рисунок 1 — Загальний крок алгоритму оновлення моделей фону

Оцінка ймовірності відповідності моделі фону на основі множини кадрів

Оцінимо ймовірність того, що модель m_k є правильною.

Розіб'ємо множину f_k на мінімальне число підмножин кадрів $\{b_k^i\}_{i=\overline{1, P}}$, кожна з яких містить тільки послідовні кадри. Аналогічно розіб'ємо множину $(f_{all} \setminus f_k)$ на підмножини $\{o_k^i\}_{i=\overline{1, Q}}$. Відрізки часу, що містять множини кадрів з $\{b_k^i\}$ і $\{o_k^i\}$ чергуються.

Приклад розбиття множини кадрів f_{all} на множини $\{b_k^i\}$ і $\{o_k^i\}$ приведений на рис. 2. Правильною моделлю є m_4 . На осі часу не заштрихованими прямокутниками позначена множина кадрів $\{b_4^i\}$, заштрихованими — множина кадрів, відповідних моделям, відмінним від m_4 . Групам заштрихованих прямокутників, що йдуть підряд, відповідають множини кадрів $\{o_4^i\}$. Відповідності між множинами кадрів і моделями показані пунктирними лініями.

Припустимо, що модель m_k є правильною. Тоді $\{b_k^i\}$ — множина довжин відрізків часу (вимірних в кадрах), протягом яких дана область містила тільки фон, а $\{o_k^i\}$ — множина довжин відрізків часу, протягом яких дана область містила деякі об'єкти. Довжина кожного такого відрізка є випадковою величиною. Вважатимемо їх незалежними. Нехай $p_b(t) = P(|b_k^i| = t)$ і $p_o(t) = P(|o_k^j| = t) \quad \forall k \in \overline{1, N}, i \in \overline{1, P}, j \in \overline{1, Q}$.

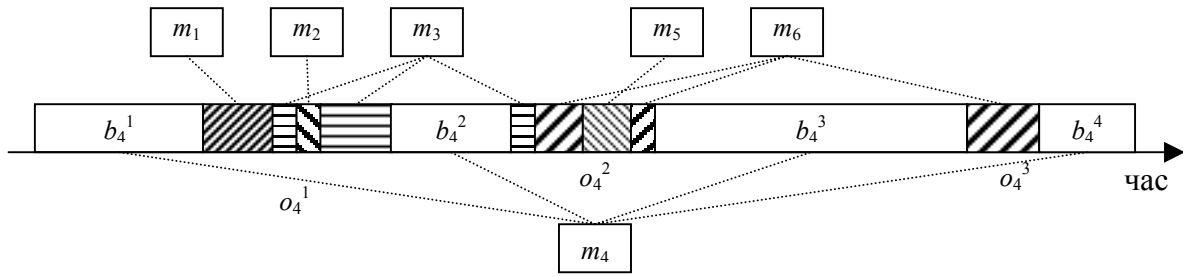


Рисунок 2 — Приклад розбиття множини кадрів

Оцінімо ймовірність випадкової події, що полягає у тому, що при роботі алгоритму будуть набуті конкретні значення $\{b_k^i\}$ і $\{o_k^i\}$. Для простоти приймемо, що перший з наявних кадрів (у хронологічному порядку), може відноситися до b_k^1 або o_k^1 з рівною ймовірністю 0.5. Для визначеності припустимо, що останній доданий кадр міститься в b_k^P . Ймовірність того, що могло бути одержані розбиття $\{b_k^i\}_{i=1, P-1}$ і $\{o_k^i\}_{i=1, Q}$, дорівнює

$$P_1(k) = \frac{1}{2} \left(\prod_{i=1}^{P-1} p_b(b_k^i) \right) \prod_{j=1}^Q p_o(o_k^j).$$

Можливо, що в b_k^P ще будуть додані кадри, і потужність цієї множини зможе прийняти будь-яке значення від $|b_k^P|$ до ∞ . Ймовірність того, що могла бути одержане множина b_k^P потужності $|b_k^P|$ за умови, що вже одержані $\{b_k^i\}_{i=1, P-1}$ і $\{o_k^i\}_{i=1, Q}$, дорівнює $P_2(k) = \sum_{t=|b_k^P|}^{\infty} p_b(t)$. Якщо апіорна ймовірність відповідності фону всіх моделей

рівна, то ймовірність того, що модель m_k відповідає фону пропорційна $P_1(k)P_2(k)$ і дорівнює

$$P_{back}(k) = P_1(k)P_2(k) / \sum_{i=1}^N P_1(i)P_2(i).$$

Функції $P_b(t)$ і $P_o(t)$ залежать від числа, розмірів і швидкості руху об'єктів, а також від розмірів областей. Вони можуть бути визначені експериментально.

Оскільки добуток ймовірностей є малою величиною, при обчисленні його доцільно замінити сумою логарифмів ймовірностей.

Оцінка ймовірності відповідності моделі фону на основі сусідніх областей

У природних зображеннях присутня кореляція між значеннями сусідніх пікселів. Кореляція може бути присутнім і між параметрами двох моделей фону, що описують його поблизу межі двох областей. Використовуючи кореляцію параметрів моделей, можна оцінити ймовірність того, що моделі фону двох сусідніх областей описують сусідні області однієї і тієї ж сцени (наприклад, сусідні області фону або сусідні області деякого об'єкту в одній і тій же фазі руху).

Нехай в області $A \in N_A$ моделей фону, а в сусідній області $B - N_B$ моделей. Нехай $P_{ngh}(m_k^A, m_l^B)$ — ймовірність того, що модель m_k^A і модель m_l^B описують сусідні області однієї сцени. Нехай $P_{back}(m_k^A)$ — ймовірність того, що модель m_k^A відповідає фону. Тоді ймовірність того, що модель m_l^B відповідає фону можна оцінити як

$$P'_{back}(m_l^B) = \sum_{k=1}^{N_A} P_{back}(m_k^A) P_{ngh}(m_k^A, m_l^B).$$

Через те, що оцінки ймовірності $P_{ngh}(m_k^A, m_l^B)$ на практиці не рівні реальній ймовірності, $\sum_{l=1}^{N_B} P'_{back}(m_l^B) \neq 1$. Оцінку ймовірності відповідності моделі m_l^B можна обчислити як $P''_{back}(m_l^B) = P'_{back}(m_l^B) / \sum_{k=1}^{N_B} P'_{back}(m_k^B)$.

Алгоритм обчислення $P_{ngh}(m_k^A, m_l^B)$ залежить від виду моделі фону. Розглянемо його на прикладі простої моделі, що є зображенням. Модуль різниці яскравостей двох сусідніх пікселів, що лежать по різну сторону від загальної межі областей, є випадковою величиною. Сума модулів різниць всіх таких пар пікселів v також є випадковою величиною. При малих значеннях v ймовірність того, що моделі m_k^A і m_l^B описують сусідні області однієї сцени, висока, а при великих значеннях v — мала. Таким чином, $P_{ngh}(m_k^A, m_l^B) = f_{ngh}(v)$. Можна автоматично побудувати табличне представлення функції $f_{ngh}(v)$ шляхом аналізу множини кадрів. Для цієї моделі можна побудувати і точніші алгоритми визначення $P_{ngh}(m_k^A, m_l^B)$.

Вибір найвірогіднішої моделі фону

Вибір найвірогіднішої моделі в деякій області кадру складається з двох етапів: обчислення (оновлення) поточних оцінок ймовірності відповідності фону кожної моделі даної області і вибору моделі з найбільшою оцінкою ймовірності відповідності фону.

Обчислення оцінок ймовірності відповідності фону всіх моделей області складається обчислення для кожної моделі незалежних оцінок ймовірності відповідності фону, заснованих на узгодженій множини кадрів, а також на зв'язку області кадру з сусідніми областями, та обчислення поточної оцінки ймовірності відповідності фону для кожної моделі на основі цих незалежних оцінок.

Можливо використовувати різні методи отримання єдиної оцінки ймовірності на основі декількох незалежних оцінок. Вибір оптимального методу вимагає подальших досліджень. У створеній програмній реалізації використовується зважена сума оцінок ймовірності.

Для розподілу навантаження по обчисленню ймовірності моделей між кадрами пропонується наступний метод: кожній області привласнюється параметр “вік”. На початку він ініціалізується випадковими числами. З кожним новим кадром вік всіх областей збільшується на 1. Після вибору кращої моделі в деякій області її вік стає рівним 0. У кожному кадрі вибирається краща модель в K областях з максимальним віком.

Якщо нова краща модель в деякій області відмінна від моделі, що вважалася кращою до останнього вибору, то можна чекати, що подібні зміни можуть відбутися і в сусідніх областях. Щоб прискорити в вибір моделей в сусідніх областях, їх вік множиться на 2.

При виборі кращої моделі в кожній області використовуються дані тільки з даної області і чотирьох сусідніх областей (значення ймовірності моделей і параметри моделей, що відносяться до меж областей). Ймовірність моделей міняється з часом достатньо повільно і можливо використовувати дані з сусідніх областей, застарілі на декілька кадрів. Це дозволяє створювати ефективну паралельну реалізацію алгоритму з малим числом передаваних між обчислювальними вузлами даних, в якій кожен вузол представляє моделі для декількох сусідніх областей кадру і може працювати асинхронно з іншими вузлами. Доцільно використовувати топологію паралельної системи типу квадратні ґрати.

Практичні результати

Була створена програмна реалізація описаного алгоритму.

Для тестування точності моделювання фону був використаний кольоровий відеозапис руху потоку людей на вулиці, що містить 4000 кадрів розміром 320x240 пікселів. Для різних областей кадру складність побудови адекватної моделі фону сильно варіюється: від областей, що містять майже у всіх кадрах фон, до областей, що містять майже у всіх кадрах об'єкти. У 19 кадрах запису об'єкти були виділені вручну. Оцінка точності моделювання здійснювалася шляхом попиксельного порівняння результатів автоматичного і ручного виділення об'єктів в контрольних кадрах. Пікселі, що знаходяться на відстані не більш 3 пікселів від меж об'єктів, що були виділені вручну, не брали участь в порівнянні. На рис. 3 приведені типовий кадр тестової послідовності, а також результати ручного і автоматичного виділення об'єктів.



Рисунок 3 — Фрагмент тестової послідовності з виділенням об'єктів

При класифікації кількість помилок першого і другого рада залежить від вибраного порогового значення при порівнянні кадру з моделлю фону. Щоб описати поведінку моделі при різних значеннях порогу, будувалися характеристичні (ROC) криві [3]. Кожному пороговому значенню відповідає одна точка характеристичної кривої, причому по осі ординат відкладається чутливість класифікатора (частка вірно класифікованих пікселів об'єктів), а по осі абсцис — помилка другого роду (частка помилково класифікованих пікселів фону).

Як базова модель використовувалася кольорове зображення, що оновлюється зваженим підсумовуванням з кадром. Перед відніманням фону з кадру застосовувалося часткове вирівнювання яскравостей відповідних пікселів фону і кадру, що знижує вплив тіней, відкиданих рухомими об'єктами і змін освітленості на результати класифікації. Весь кадр був розбитий на області 32x32 пікселя. У якості $p_b(t)$ і $p_b(t)$ використовувалися експоненціальні розподіли з експериментально підібраними оптимальними коефіцієнтами масштабу.

На рис. 4 наведені характеристичні криві, що показують залежність точності моделювання від максимальної кількості моделей, що використалися. Як видно з рис. 4, при використанні максимального числа моделей 2, 4 і 8 (без урахування зв'язків між сусідніми областями), запропонований метод дійсно забезпечує підвищення точності класифікації порівняно з базовим. Криві для максимальної кількості моделей більше 8 не приведені, оскільки вони майже співпадають з кривою для 8 моделей, трохи відрізняючись на різних ділянках як в кращу, так і в гіршу сторону. На рис. 4 також представлена характеристична крива для запропонованого методу з урахуванням зв'язків між сусідніми областями, яка показує, що урахування зв'язків між сусідніми областями приводить до підвищення точності.

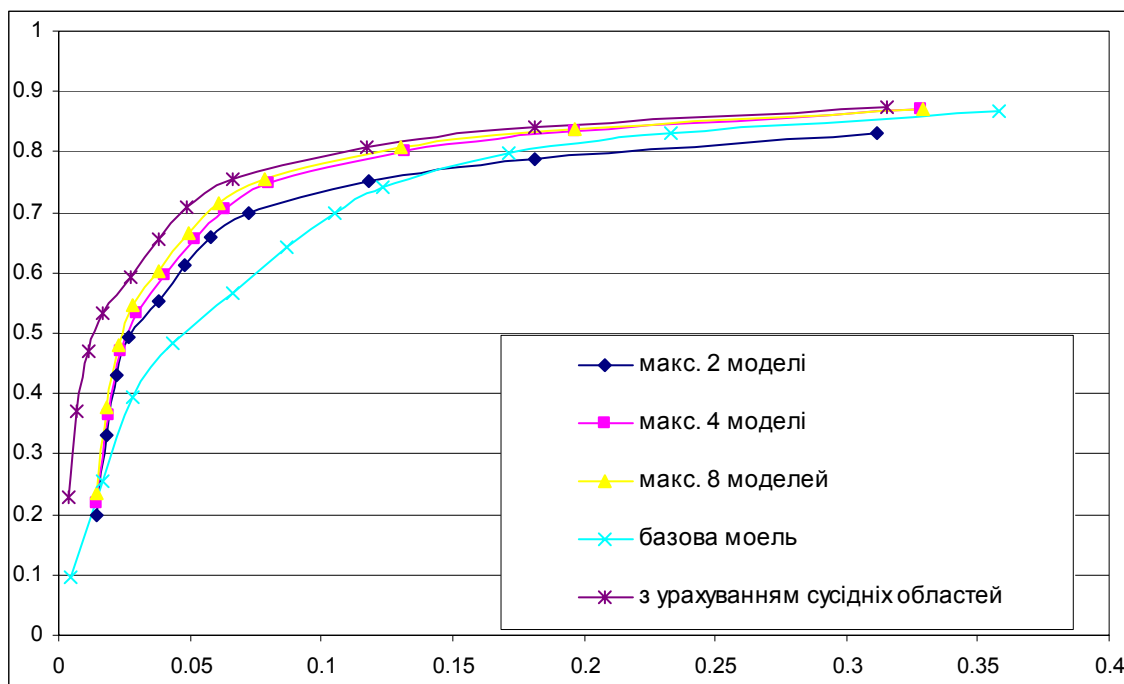


Рисунок 4 — Характеристичні криві класифікації пікселів

Алгоритм виконувався на одному ядрі процесора Intel Core 2 Duo T7100 з використанням пам'яті DDR2-667. Середній час обробки одного кадру склав для базової моделі 6.7 мс, а для запропонованого підходу при використанні максимального числа моделей від 2 до 256 він склав в середньому 16.5 мс. Час практично не залежав від максимального числа моделей та урахування сусідніх моделей, що має дві причини:

1) Для більшості областей кадру число моделей, що використалися, не перевищувало 8.

2) Вибір найвірогіднішої моделі в кожній з областей кадру здійснювався один раз в 32 кадри. Порівняння m_{cur} з іншими моделями здійснювалося тільки при збільшенні $|f_{cur}|$ до 23, тобто не частіше, ніж 1 раз у 23 кадри. Число операцій, виконуваних для кожної області в усіх інших кадрах, не залежить від числа використовуваних моделей та сусідніх областей.

Алгоритм було протестовано на прикладах із статті [5], розміщених за адресою <http://profs.sci.univr.it/~fusiello/demo/bkg/>. У чотирьох з шести прикладів модель фону всього зображення була побудована без помилок. У двох прикладах, де нерухомі об'єкти знаходилися на одному місці протягом половини тривалості всього запису, вони були включені в модель фону. Оскільки запропонований алгоритм призначений не для одноразової побудови максимально точного зображення фону невеликого відеозапису, але для підтримки його адекватної моделі протягом тривалого часу, такий результат можна вважати прийнятним.

Були проведені експерименти з використанням альтернативних методів обчислення ймовірності відповідності моделі фону:

1) Ймовірність для кожної моделі в області приймалася пропорційній потужності відповідної узгодженої множини кадрів.

2) Ймовірність для моделі з максимальною потужністю узгодженої множини кадрів приймалася рівній одиниці, ймовірність решти моделей даної області — нулю.

Точність при використанні альтернативних методів підрахунку ймовірності виявилася нижче, ніж при використуванні запропонованого методу обчислення ймовірності.

У типових задачах відстежування для виявлення і супроводу об'єктів можна вважати достатньою чутливість класифікатора від 0.6 до 0.8. Для уникнення виявлення помилкових об'єктів помилка другого роду повинна бути достатньо низькою, наприклад, не більше 0.1. Як видно з рис. 5, використання запропонованого підходу при максимальному числі моделей, рівним 8, з урахуванням зв'язків між сусідніми областями, дозволив на даному тестовому записі істотно підняти точність виділення об'єктів для задач відстежування об'єктів в порівнянні з точністю базової моделі. При цьому збереглася швидкодія, достатня для обробки відео у реальному часі.

Висновки

У статті запропонований новий підхід, що дозволяє підвищити точність моделювання фону за наявності великої кількості рухомих об'єктів. Він заснований на підтримці для кожної області кадру множини моделей, що ініціалізовано і оновлено по різних кадрах, і використання в кожен момент часу тієї моделі, яка з найбільшою ймовірністю описує фон.

Запропонований підхід може бути застосований спільно з різними алгоритмами моделювання фону.

Підвищення точності виділення об'єктів при використанні запропонованого метода у відеопослідовності, що містить велику кількість об'єктів, було підтверджено експериментально. При використанні простих базових моделей зберігається швидкодія, достатня для обробки відео у реальному часі. Можливе ефективне розпаралелювання алгоритму.

Запропонований підхід не вирішує проблеми зміни освітлення і динамічного фону. При необхідності їх вирішення повинна забезпечувати модель, використовувана в кожній області як базова. Застосовність і ефективність запропонованого підходу стосовно складніших моделей, що дозволяють представляти не статичний фон, вимагає подальших досліджень.

Література

1. R. Cucchiara, C. Grana, A. Prati. Detecting Moving Objects and their Shadows: an evaluation with PETS2002 dataset. 2002. URL: <http://imagelab.ing.unimore.it/publicazioni/publicazioni/pets2002.pdf>
2. Y. Feng, A. Harvey, A. Jennings. Background Modeling For Tracking Object Movement. 2003. URL: <http://www.aprs.org.au/wdic2003/CDROM/123.pdf>
3. R. Pless. Spatio-temporal background models for outdoor surveillance. EURASIP Journal on Applied Signal Processing. Vol. 2005, Issue 1 (January 2005), pp. 2281–2291 URL: <http://www.hindawi.com/getarticle.aspx?doi=10.1155/asp.2005.2281>
4. A. Colombari, A. Fusiello, V. Murino. Background initialization in cluttered sequences. 5th Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, CVPR 2006 Workshops, p. 197–202, New York, 17–22 June 2006. URL: <http://profs.sci.univr.it/~fusiello/papers/pocv06.pdf>
5. M. Cristani, M. Bicego, V. Murino. Integrated Region- and Pixel-based Approach to Background Modelling. Proceedings of the Workshop on Motion and Video Computing. December 05–06, 2002, IEEE Computer Society, Washington, DC, 3. URL: <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=824409>.

Здано в редакцію:
23.03.2009р.

Рекомендовано до друку:
д.т.н, проф. Башков Є.О.