

Р. Н. Кветний, д. т. н., проф.; О. Ю. Буняк

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ДИНАМІЧНОМУ ФОНІ З ВИКОРИСТАННЯМ МОДЕЛЕЙ ДВОВИМІРНОГО ПЕРЕДБАЧЕННЯ З КВАДРАТИЧНОЮ НЕЛІНІЙНІСТЮ

В роботі досліджено метод визначення об'єктів на динамічному фоні. Для моделювання динамічного фону у вигляді сигналу, що змінюється в часі або просторі, використано моделі стохастичного, лінійного та нелінійного передбачення. Найкращу якість визначення об'єкта отримано за допомогою спрощеної нелінійної моделі у вигляді суми лінійних та квадратичних складових сигналу. Досліджено вплив вибору порядку моделі, розміру опорної області та граничного значення при відборі сигналу об'єкта.

***Ключові слова:** розпізнавання об'єктів, стохастичне, лінійне та нелінійне передбачення, моделі авторегресії.*

Вступ

Задача виявлення і розпізнавання об'єктів на динамічному фоні вимагає розробки методів і алгоритмів відповідно до кожної конкретної ситуації. В цій роботі під динамічним фоном ми маємо на увазі поверхню, що змінюється в часі та просторі і характеризується певною повторюваністю, наприклад, морська та річкова поверхні. Розпізнавання на таких поверхнях сторонніх об'єктів стосується служб охорони та порятунку, моніторингу екології та фауни. Оскільки поверхня, наприклад, моря, може бути досить великою, то контролювати її можна за допомогою технічних засобів. Для цього потрібно виявляти та реєструвати сторонні предмети за допомогою інформаційних систем на основі камер спостережень і засобів обробки даних. Труднощі, що виникають в процесі розпізнавання об'єктів зображення, – це втрата чіткості та якості зображення, поява розмитих країв і додаткових шумів. Тому очевидно є необхідність створення нових і вдосконалення старих методів розпізнавання об'єктів.

Аналіз останніх досліджень

Проблема розпізнавання об'єктів споріднена з проблемою виявлення дефектів і корекції зображень, а також з визначенням контурів зображень [1]. Цим темам присвячена велика кількість публікацій, де розглядають застосування різних методів в залежності від типу зображень. Для визначення контурів зображень використовують статистичний аналіз фрагментів зображення та їх взаємну кореляцію з метою знаходження стрибкоподібних змін кольору й освітленості [1 – 4]. Велика група методів ґрунтується на використанні математичних моделей, що утворюють певну взаємодію між окремими пікселями або фрагментами зображень [5 – 11]. При цьому використовують аналогію між динамікою зображень і фізичними процесами, наприклад, дифузії [5]. Для розв'язання деяких задач використовують стохастичні моделі [6], в тому числі і на основі марківських процесів [8], фрактальні методи. Також для розв'язання задач розпізнавання об'єктів досить часто застосовуються різні методи фільтрації, наприклад, за допомогою інверсних фільтрів та фільтрів Вінера [12, 13].

Мета дослідження

Мета досліджень, представлених у цій роботі, – це підвищення точності розпізнавання об'єктів на динамічному фоні за допомогою моделей, що відображають властивості фону.

Постановка задачі

Аналіз методів обробки зображень показує, що визначення об'єктів на динамічному фоні

можна виконати, створивши модель фоновому зображення, і з її допомогою вилучити фон, залишивши ті об'єкти, що не задовольняють критерію якості моделі. Важливою характеристикою динамічного фону є повторюваність, тому в якості моделі можна застосувати двовимірну модель авторегресії. Вона поєднує в собі як динамічні характеристики, оскільки може характеризувати спектр власних коливань динамічного об'єкта, так і стохастичні властивості, бо містить інноваційний шум. В обробці зображень використовують лінійну модель авторегресії [9, 10]:

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{P,Q} a_{m,n} u_{i-m,j-n} + \varepsilon_{i,j}, \quad (1)$$

де $u_{i,j}$ – відліки сигналу зображення, $a_{m,n}$ – коефіцієнти лінійного передбачення, $\varepsilon_{i,j}$ – відліки шуму, P, Q – параметри, що задають порядок моделі умовно по координатам OX, OY . Використовують також нелінійну модель другого порядку [6, 10, 11]:

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{P,Q} a_{m,n} u_{i-m,j-n} - \sum_{k,l=0(k,l \neq 0)}^{L,M} \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{L,M} b_{k,l,m,n} u_{i-k,j-l} u_{i-m,j-n} + \varepsilon_{i,j}, \quad (2)$$

де $b_{m,n}$, L, M – коефіцієнти та порядок нелінійної складової.

На прикладі зображення, що представлено на рис.1, досліджено використання моделей (1) і (2) для визначення моделі фону – хвиль річкової води та виділення об'єктів – листків лілії, а також три групи зіпсованих пікселів камери. При цьому величину похибки $\varepsilon_{i,j}$ використаємо одночасно як критерій якості моделі і як критерій відбору відліків зображення об'єктів, що шукаються. Якості моделей (1), (2) порівняємо зі стохастичною моделлю фону як гаусового шуму.



Рис. 1. Фрагмент зображення

Дослідження моделей фону при визначенні об'єктів

Зображення представлено трьома матрицями розміром $N_x \times N_y$, кожна з яких представляє одну складову кольору. В базовій області розміром $n_x \times n_y$ кожної матриці, що вільна від сторонніх об'єктів, створювалась модель фону. Далі шляхом порівняння моделі та зображення визначались об'єкти.

Найпростішу модель фону представляє гаусовий шум з деяким середнім значенням і дисперсією. Модель характеризують середнє значення m та дисперсія σ в базовій області. Ці параметри легко визначити за допомогою відомих методів [14]. Максимальне відхилення сигналу моделі прийемо як 2σ , тому в якості мінімального порогового значення величини

відхилення приймемо величину 3σ . Алгоритм створення зображення об'єкта такий:

$$\text{if } \text{abs}(u_{i,j} - m) > 3\sigma \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0,$$

де $u_{i,j}$ – елементи матриці зображення, $v_{i,j}$ – елементи матриці зображення об'єктів. Результат роботи моделі представлено на рис. 2. Розміри матриць зображення складають 600×600 , розмір базової області 80×80 . Як видно з рисунку ця модель допускає високий рівень шуму похибки. Зменшити похибку можна збільшивши порогове значення відбору, але, як показали чисельні експерименти, в цьому випадку втрачають якість зображення об'єктів. Отже, стохастична модель погано апроксимує фоновий сигнал і не спроможна повністю відділити об'єкт, що шукається, від фону. Покращити стохастичну модель можна збільшивши базову область, але в цьому випадку можна зачепити об'єкти та змістити статистичні параметри.

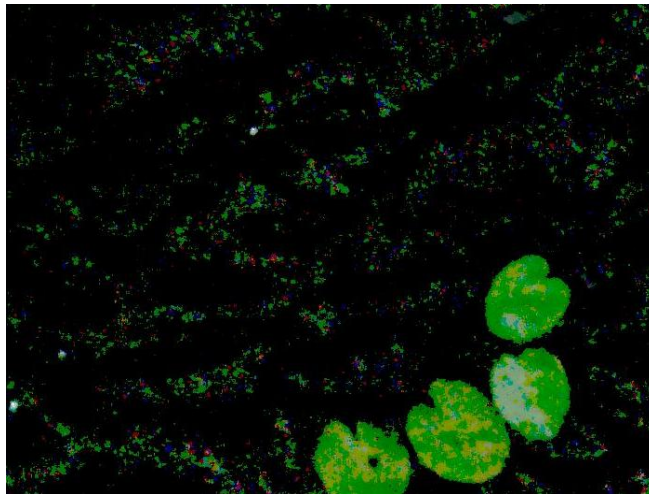


Рис. 2. Визначення об'єктів за допомогою стохастичної моделі

Визначення об'єктів зображення за допомогою моделей (1), (2) виконано за допомогою такої послідовності операцій. Модель фону, так само як і у випадку стохастичної моделі, створювалась в базовій області розміром $n_x \times n_y$. Порядок моделі був визначений за допомогою методу [15] шляхом аналізу кореляційних властивостей сигналу зображення опорної області окремо по координатам OX , OY , він склав $P, Q = 8$. Параметри порядку нелінійної моделі вибрані так, щоб вона за об'ємом була еквівалентна лінійній, тобто $L, M = 2$. Параметри моделей (1) та (2) визначено за методом найменших квадратів з використанням псевдоінверсії за допомогою сингулярного розкладання, тому що система рівнянь (1) та (2), складена для базової області є надвизначеною і з точки зору математики некоректною [14]. За допомогою моделі на множині відліків базової області було визначено максимальну похибку моделі ε_{\max} та середньоквадратичне значення похибки σ .

Згідно рівнянням (1) і (2) визначено оцінки значення сигналу зображення по всій множині відліків окремо по кожній з трьох складових кольору. При цьому сформовано матриці зображення об'єктів пошуку на основі матриці зображення фону за такою умовою:

$$\text{if } \text{abs}(\tilde{u}_{i,j} - u_{i,j}) > \varepsilon_{thr} \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0,$$

де $\tilde{u}_{i,j}$ – оцінки елементів зображення за моделлю (1) або (2). В якості граничного значення ε_{thr} було використано ε_{\max} , $\sqrt{2\sigma^2}$ та 2σ .

В результаті обчислювальних експериментів встановлено, що лінійна модель (1)

апроксимує фоновий сигнал з високою точністю (співвідношення сигналу та шуму похибки $SNR > 100 \text{ dB}$), але не спроможна визначити різницю між фоном та об'єктом. Причиною цього є те, що лінійна модель нечутлива до зміщення сигналу на постійну величину. Саме зміщенням в освітленості відрізняється об'єкт від фону. Лінійна модель дозволяє визначити тільки контури об'єктів.

Нелінійна модель (2) апроксимує сигнал фону з точністю $SNR \approx 70 \text{ dB}$, дозволяє виділити об'єкти з якістю не вищою стохастичної моделі. Оскільки якість визначення залежить від нелінійної складової, то підсилити її роль і разом з тим не збільшити складність моделі можна шляхом використання тільки квадратичних складових, але при цьому порядок нелінійної складової вибрати аналогічним лінійної. Таку квадратичну модель можна представити як

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{P,Q} (a_{m,n} u_{i-m,j-n} + b_{m,n} u_{i-m,j-n}^2) + \varepsilon_{i,j} \quad (3)$$

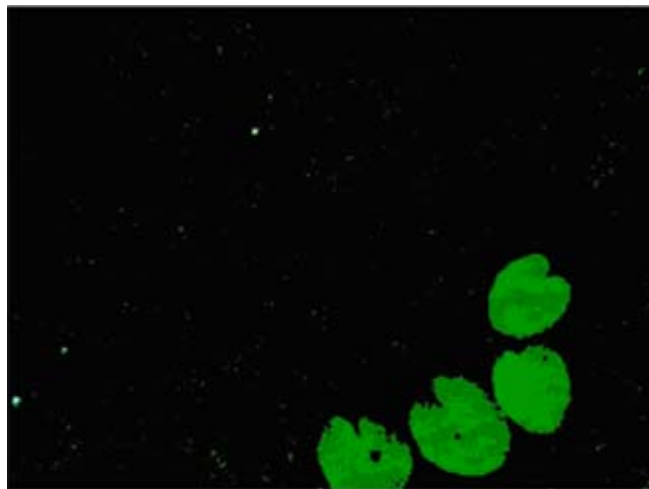


Рис. 3. Визначення об'єктів за допомогою квадратичної моделі

Як показали чисельні експерименти, ця модель апроксимує фоновий сигнал з точністю нелінійної моделі (2), але вона дала значно кращий результат по визначенню об'єктів, що представлено на рис. 3. Як видно з рисунку, чітко виділені як великі об'єкти (листки), так і ті, що складають всього кілька пікселів.

Висновки

Досліджено вплив вибору порядку моделі, розміру опорної області та граничного значення при відборі сигналу об'єкта. За проведеними обчислювальними експериментами можна зробити такі висновки:

- із зменшенням порядку або опорної області квадратичної моделі збільшується її чутливість, але разом з тим і погіршується якість кінцевого зображення, в деяких випадках його можна покращити фільтрацією;
- при збільшенні порядку або опорної області стає меншою чутливість моделі, що може призвести до втрати контурів шуканого об'єкта, що шукається;
- найкращі результати отримано при граничному значенні $\sqrt{2\sigma^2}$.

В роботі досліджено застосування стохастичної, лінійної та нелінійних моделей передбачення сигналу фонового зображення у вигляді рівнянь для визначення об'єктів. Показано, що найкраще відображає зміну в динаміці сигналу зображення квадратична модель (3). Метод дозволяє отримати зображення з чіткими границями та без розмитих країв. Описану модель можна використовувати для визначення об'єктів будь-якого розміру.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 487 с.
2. Criffith A.K. Edge Detection in Simple Scenes Using A Priori Information // IEEE Trans. On Computers. – 1971. – V. –22. – № 5. – P. 551 – 561.
3. Wei G.W., Jia Y. Q. Synchronization-based image edge detection // Europhysics Letters. – 2002. – V. 59. – № 6. – P.814 – 819.
4. Johnson R. P. Contrast based edge detection // Pattern Recognition. – 1990. – V. 23. – № 3 – 4. – P. 311 – 318.
5. Deng G., Pinoli J.-C. Differentiation-based edge detection using the logarithmic image processing model // Journal of Mathematical Imaging and Vision. – 1998. – V. 8. – № 2. – P. 161 – 180.
6. Demoment G. Image reconstruction and restoration: overview of common estimation structures and problems // IEEE Trans. – 1989. – V. ASSP-37. – № 12. – P. 2024 – 2036.
7. Yuhui Sun, Peiru Wu, Wei G.W. Evolution-Operator-Based Single-Step Method for Image Processing // International Journal of Biomedical Imaging Volume. – 2006. – Article ID 83847. – P. 1 – 27.
8. Charbonnier P., Blanc-Feraud L., Barlaud M. Noisy image restoration using multi resolution Markov random fields // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 1992. – V. 3. – № 4. – P. 338 – 346.
9. Marzetta T.M. TwoDimensional Linear Prediction: Autocorrelation Arrays, Minimum Phase Error Filters, and Reflection Coefficient Arrays // IEEE Trans. – 1980. – V. ASSP-28. – № 4. – P. 725 – 733.
10. Goh W.B., Chong M.N., Kalra S. A Bi-Directional 3D AR Model Approach to Motion Picture Restoration // IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech & Signal Processing. – May 1996. – P. 2277 – 2280.
11. Kokaram A.C., Morris R.D., Fitzgerald P.J. Interpolation of Missing Data in Image Sequences // IEEE Trans. Image Proc. – 1995. – V. 4. – № 11. – P. 1509 – 1519.
12. Price P J Voice Source Characteristics: Inverse Filtering Results // Journal of Speech Communications. – 1989. – 8:3:261 – 277.
13. Image Processing Toolbox For Use with Matlab, User's Guide. Version 3. – The Math Works Inc., 2004. – 775p.
14. Марпл-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: Пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
15. Кветний Р.Н., Буняк Ю.А. Кореляційний метод визначення оптимального порядку моделі авторегресії // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2005. – № 2. – С. 20 – 22.

Кветний Роман Наумович – завідувач кафедри;

Буняк Ольга Юрїївна – магістрант кафедри.

Кафедра автоматички та інформаційно-вимірювальної техніки, Вінницький національний технічний університет