

УДК 681.3 : 535

Р.Н. КВЕТНИЙ¹, Ю.А. БУНЯК², О.Ю. БУНЯК¹¹Вінницький національний технічний університет, Україна²ІВП ІнноВінн, Вінниця, Україна**МОДЕЛІ ДИНАМІЧНОГО ФОНУ В ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ**

Розглянуто два нових підходи до моделювання динамічного фону в задачах розпізнавання об'єктів - модель авторегресії з варіацією функції цілі та модель на основі інверсного резонансного фільтра. Моделі дозволяють усунути динамічний фон у вигляді хвилеподібної поверхні та виділити сторонні об'єкти з більш високою точністю та чутливістю порівняно із моделями стохастичною та звичайної авторегресії.

модель авторегресії, інверсна фільтрація, гармонійна апроксимація, розпізнавання об'єктів**Вступ**

Задачі виявлення, розпізнавання та класифікації об'єктів є актуальними для багатьох напрямків розвитку науки і техніки. Особливість даних задач полягає в тому, що не існує єдиного підходу до їх розв'язання і кожна конкретна проблема вимагає розробки методів і алгоритмів відповідно до її характерних ознак. Проблема розпізнавання об'єктів споріднена з проблемою виявлення дефектів та корекції зображень, а також з визначенням контурів зображень [1, 2]. 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 і освітленості [1-7]. Велика група методів заснована на використанні математичних моделей, що відображають певну взаємодію між окремими пікселями або фрагментами зображень [8 – 10]. Також для розв'язання задач розпізнавання об'єктів застосовують різні методи фільтрації, наприклад інверсні фільтри, фільтри Вінера, Байєса [1, 2, 11].

В роботі розглянуто розпізнавання об'єктів на динамічному фоні. Динамічним фоном може бути будь-яка поверхня, що змінюється відносно координат і характеризується певною повторюваністю, наприклад морська та річкова поверхні, лісові, степові та піщані масиви. Розпізнавання на таких поверхнях сторонніх об'єктів стосується служб охорони та спа-

сіння, моніторингу екології та фауни за допомогою супутникових систем та інших технічних засобів. Аналіз методів обробки зображень показує, що визначення об'єктів на динамічному фоні можна виконати створивши модель фонового зображення і з її допомогою вилучити фон, залишивши ті об'єкти, що не задовольняють критерію якості моделі. Для створення моделі використано наступні методи – статистичний, лінійного передбачення, інверсної фільтрації, досліджено роботу даних методів та розглянуто нові підходи до їх реалізації, дано порівняльну характеристику.

1. Моделі динамічного фону

Найпростішою і найбільш часто вживаною є стохастична модель [1, 2]. Фон зображення характеризують гістограмою розподілу значень кольору по величині в деякій базовій області, вільній від об'єктів. Гістограму апроксимують функцією щільності розподілу ймовірності, найбільш часто гаусовою. В цьому випадку параметрами моделі є середнє значення m та дисперсія σ . За максимальне відхилення сигналу моделі приймають 2σ . В якості мінімального порогового значення величини відхилення можна прийняти величину $\varepsilon_{tr} = 3\sigma$. Алгоритм розпізнавання зображення об'єктів наступний:

$$\text{if } |u_{i,j} - m| > \varepsilon_{tr} \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0, (1)$$

де $u_{i,j}$, $v_{i,j}$ – елементи матриць заданого зображення та зображення об'єктів.

Стохастична модель найбільш універсальна, але на основі її можливо виділити тільки ті об'єкти, що в значній мірі відрізняються від фону. Більш високу чутливість моделі можна отримати за допомогою порівняння кореляції пікселів фону із взаємною кореляцією пікселів фону та об'єктів. Такий підхід можливий за умови, що фону характерна повторюваність, певна динамічна взаємозалежність пікселів. Таку залежність можна представити двохвимірною моделлю авторегресії (АР) [8, 9]

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

де $u_{i,j}$ – відліки сигналу зображення; $a_{m,n}$ – коефіцієнти лінійного передбачення (ЛП); $\varepsilon_{i,j}$ – відліки шуму похибки; P, Q – параметри, що задають порядок моделі умовно по координатам Ox, Oy . Для визначення параметрів АР використовують систему рівнянь розміром $M \geq P \times Q$, її розв'язок знаходять за методом найменших квадратів [12], тобто, моментів другого порядку, що визначаються кореляційними властивостями відліків сигналу фонового зображення $u_{i,j}$. Критерієм якості моделі АР є величина похибки ЛП $\varepsilon_{i,j}$ в рівнянні (2). На відміну від стохастичної моделі, статистичні властивості похибки ЛП близькі до гаусового білого шуму і тому характеризуються значно меншою дисперсією, середнє значення дорівнює нулю. Тому в якості порогового значення у виразі (1) можна вибрати величину $\varepsilon_{tr} = \sqrt{2}\sigma, \dots, 2\sigma$.

Вираз (2) можна розглядати як фільтр, сигналом збудження якого є відліки зображення $u_{i,j}$, а фільтрованим сигналом відповідно відліки шуму або похибки лінійного передбачення (ЛП) $\varepsilon_{i,j}$. Звичайно, що для розв'язання задачі визначення об'єктів можна розробити аналогічний фільтр, але такий, що фільтровані значення представляють собою не стохастичний, а детермінований сигнал.

Таким сигналом може бути константа, отримати її можна за методом інверсної фільтрації [1]. Здійс-

нюють інверсну фільтрацію за допомогою фільтра виду

$$\sum_{m,n=0}^{N,M} h_{m,n} u_{i-m,j-n} = c + e_{i,j}, \quad (3)$$

де $h_{m,n}$ – перехідна характеристика (ПХ) фільтра; N, M – порядок фільтра; c – константа; $e_{i,j}$ – варіація. Перехідну характеристику фільтра (3) та статистичні параметри варіації визначають, як і в попередньому випадку, по даним опорної області фону. У виразі (1) $m = c$ і замість $u_{i,j}$ слід використовувати $c + e_{i,j}$. Для знаходження ПХ використовують метод дискретного перетворення Фур'є (ДПФ). Позначимо оператор ДПФ як $\Phi(\cdot)$, обернений йому як $\Phi^{-1}(\cdot)$, матриці даних опорної області та фільтра як U і H . Тоді

$$H = \Phi^{-1}((f + W\Phi(U))^{-1}), \quad (4)$$

де W – функція спектрального вікна [13]; $|f| \ll 1$ – функція регуляризації. Відомо, що для отримання якісного фільтра, його порядок повинен складати $N(M) \geq 32$ [13]. У випадку двохвимірних даних це потребує значних ресурсів як при визначенні ПХ, так і при реалізації процедури фільтрації. Тому в даній роботі розглянемо інший підхід до визначення ПХ, оснований на двохвимірній гармонійній апроксимації [14] сигналу фону.

Проаналізуємо роботу розглянутих трьох моделей на прикладі зображення, що представлено на рис. 1. Особливістю даного прикладу є те, що він включає порівняно великі та малі об'єкти, великі об'єкти (листки) за кольоровою гамою мало відрізняються від фону. Малі об'єкти (дефекти камери) складають всього декілька пікселів. Зображення представлено трьома матрицями розміром $N_x \times N_y = 600 \times 800$, 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 згідно з (1) визначались об'єкти.

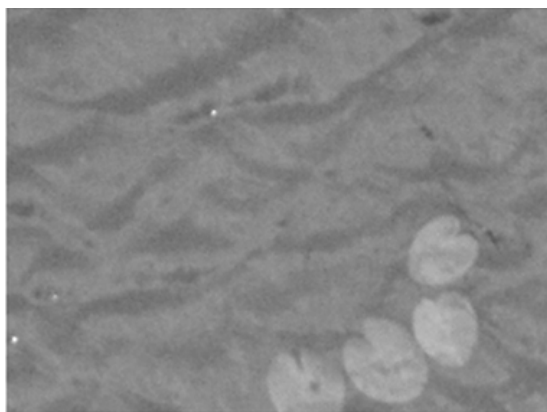


Рис. 1. Фрагмент зображення

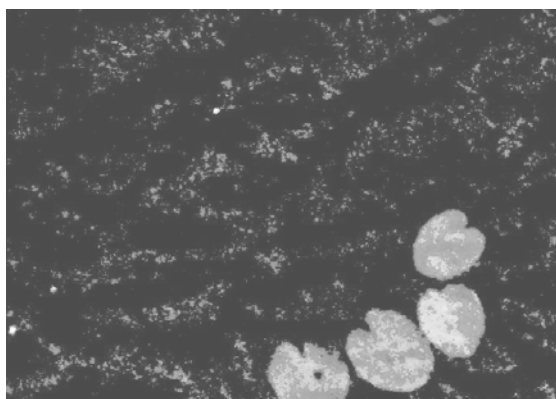


Рис. 2. Розпізнавання об'єктів за статичним методом

Результат роботи стохастичної моделі представлено на рис. 2. Розміри базової області 80×80 у верхньому лівому куті зображення. Як видно з рисунка, дана 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. Таким чином, стохастична модель погано апроксимує фоновий сигнал та не спроможна повністю відділити шукані об'єкти від фону.

2. Модель лінійного передбачення з варіацією функції цілі

В результаті обчислювальних експериментів встановлено, що лінійна модель АР (2) апроксимує фоновий сигнал з високою точністю (співвідношення сигналу та шуму похибки $SNR > 100$ дБ), але не спроможна визначити різницю між фоном та об'єктом. Причиною цього є те, що лінійна модель нечутлива до зміщення сигналу на постійну величину. Якщо не враховувати відліки шуму в (2), то таке зміщення взаємно знищується. Функцією цілі при

визначенні коефіцієнтів ЛП за методом найменших квадратів є потужність шуму, що мінімізується. Постільки саме величина відліків шуму використовується в якості критерію відбору, то для підвищення чутливості введемо лінійний параметр її підсилення, або – варіації. Перепишемо рівняння АР (2) відносно похибки з врахуванням цього параметру, позначивши його як λ ,

$$\text{var}_{\lambda}(\varepsilon_{i,j}) = \sum_{m,n=0}^{P,Q} a_{m,n} u_{i-m,j-n} + \lambda u_{i,j} \quad (5)$$

Визначимо коефіцієнти моделі (5) для заданого значення параметру варіації λ як відомої константи. За допомогою чисельних експериментів встановлено, що при значеннях $\lambda = 1,5; \dots; 3,5$ чутливість моделі АР до сторонніх об'єктів значно підсилюється. При інших значеннях параметру варіації модель втрачає стійкість, що спричиняє велику кількість помилок.

Для зображення на рис. 1 найкращий результат визначення об'єктів, що представлено на рис. 3, отримано при $\lambda = 2$, $P, Q = 8$ та $\varepsilon_{tr} = \sqrt{2}\sigma$. Порядок моделей був вибраний за кореляційним методом [15] з використанням одного з стовпців та одного з рядків матриці опорної області. Як видно з рисунку, чітко виділені як великі об'єкти, так і малі. Колір листків дещо змінився, тому що не всі складові кольору були відібрані однаково, але це можливо виправити за допомогою логічної функції, що об'єднує три логічних умови в (1), тобто, якщо хоча б одна складова кольору виділена, то виділяються решта дві. Помилкові пікселі розріджені, тому їх легко можна усунути медіанним фільтром [1].

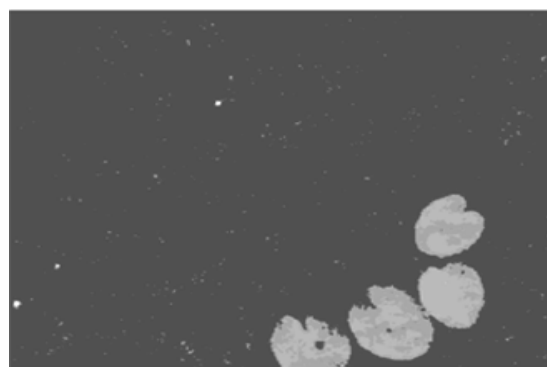


Рис. 3. Розпізнавання об'єктів за методом авторегресії з варіацією функції цілі

3. Модель на основі резонансного інверсного фільтра

Використаємо область фону розміром $n_x \times n_y$ для побудови моделі у вигляді двохвимірному ряду Фур'є виду [14]

$$u_{i,j} = \sum_{m=0}^P \sum_{n=0}^Q A_{m,n} z_{xm}^i z_{yn}^j + \varepsilon_{i,j}, \quad (6)$$

де $A_{m,n}$ – амплітуди двохвимірних гармонічних функцій $z_{xm}^i z_{yn}^j$, $z_{xm}^i = \exp(i2\pi f_{xm} t)$,

$z_{yn}^j = \exp(i2\pi f_{yn} t)$; f_{xm} , f_{yn} – резонансні частоти

власних коливань поверхні фону; $\varepsilon_{i,j}$ – відліки шуму похибки моделі; P, Q – параметри, що задають порядок моделі по координатам ОХ, ОУ. Допустимо,

що сигнал (1) є власним коливанням деякого лінійного динамічного об'єкта з ПХ $h_{i,j}$ на збудження у вигляді деякого сигналу $e_{i,j}$. Тоді для сигналу (1) можна записати рівняння згортки

$$u_{i,j} = \sum_{m,n=0}^{P,Q} h_{i-m,j-n} e_{m,n}, \quad (7)$$

де $i, j \geq P, Q$. Для розв'язання задачі зменшення впливу фону поставимо задачу створення такого фільтра, що відтворює сигнал збудження $e_{i,j}$ з деякою похибкою $\varepsilon_{i,j}$. Оскільки даний фільтр лінійний і відтворює сигнал збудження по сигналу відклику (6), то цілком природно вважати, що спектр власних гармонік фільтра (7) має бути узгодженим з спектром сигналу (6). Тому

$$h_{i,j} = \sum_{m=0}^P \sum_{n=0}^Q H_{m,n} z_{xm}^i z_{yn}^j, \quad (8)$$

де $H_{m,n}$ – амплітудний спектр ПХ. Поєднаємо рівняння (6), (7) та (8) нехтуючи похибкою, тоді

$$\begin{aligned} \sum_{m,n=0}^{P,Q} A_{m,n} z_{xm}^i z_{yn}^j &\approx \sum_{t,\tau=0}^Q \sum_{m,n=0}^{P,Q} H_{m,n} z_{xm}^{i-t} z_{yn}^{j-\tau} e_{t,\tau} = \\ \sum_{m,n=0}^{P,Q} H_{m,n} z_{xm}^i z_{yn}^j &\sum_{t,\tau=0}^{P,Q} e_{t,\tau} z_{xm}^{-t} z_{yn}^{-\tau} = \\ &= \sum_{m,n=0}^{P,Q} H_{m,n} E_{m,n} z_{xm}^i z_{yn}^j, \end{aligned} \quad (9)$$

де $E_{m,n}$ – амплітудний спектр сигналу збудження. З виразу (9) слідує, що хоча й функції $z_{xm}^i z_{yn}^j$ не ортогональні, можна прийняти, що $A_{m,n} \approx H_{m,n} E_{m,n}$, і амплітудний спектр інверсного фільтра можна представити як $\tilde{H}_{m,n} = H_{m,n}^{-1} \approx E_{m,n} A_{m,n}^{-1}$. Отже, ПХ резонансного інверсного фільтра для компенсації фону можна визначити за допомогою виразу

$$\tilde{h}_{i,j} = \sum_{m=0}^P \sum_{n=0}^Q E_{m,n} A_{m,n}^{-1} z_{xm}^i z_{yn}^j, \quad (10)$$

при цьому сигнал збудження можна вибрати як $e_{i,j} \equiv 1$.

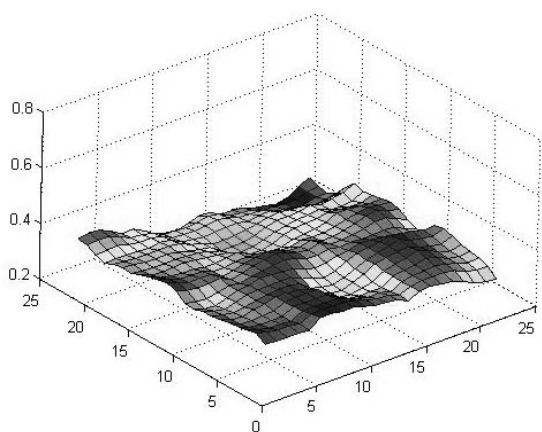
Для визначення ПХ за виразом (10) необхідно виконати гармонійне розкладання базової області. Для цього можна використати ряд методів на основі двох- та одновимірних даних [12, 15 – 17]. При цьому потрібно враховувати важливе обмеження на параметри моделі. Постільки сигнал фону в межах зображення має постійне значення потужності, то в моделі (6) значення гармонійних функцій повинні розміщуватись на одиничній окружності в комплексній області. Тобто, модель фону повинна мати унітарну симетрію при зміщенні даних відносно координат чи зміні напрямку відліку. Щоб задовольнити дану умову можна використати гармонійне розкладання по одному з стовпців та одному з рядків матриці опорної області (паралельно осям ОХ, ОУ) з умовою, що корені z_{xi} , z_{yi} характеристичного поліному

$$1 + \sum_{i=1}^{P(Q)} a_{x(y)i} z_{x(y)}^i = 0, \quad (11)$$

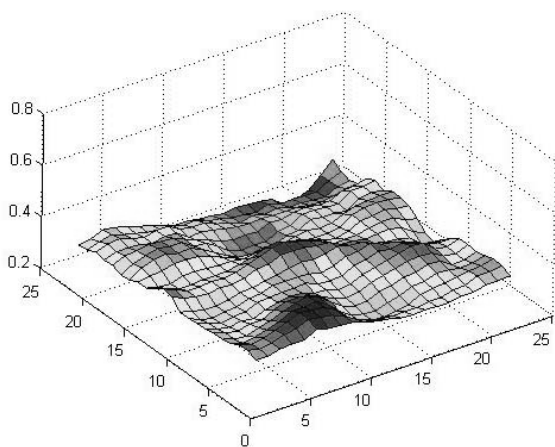
фільтра (7) лежать на одиничній окружності. Задовольнити дану умову за допомогою двохвимірному поліному важко, тому що такий поліном в загальному випадку не факторизується. Якщо корені полінома (11) лежать на одиничній окружності, то його коефіцієнти симетричні відносно одного або двох центральних коефіцієнтів, також $a_{x(y)P(Q)} = 1$. Дані умови можна використати при постановці задачі на визначення коефіцієнтів за допомогою методу ЛП [12]. Амплітуди гармоні] можна знайти за методом

найменших квадратів, розв'язавши систему рівнянь (6), складену відносно елементів опорної області.

На рис. 4, а, б представлено базовий фрагмент зображення розміром $n_x \times n_y$ та його апроксимацію при $P = Q = 10$ та $n_x = n_y = 2 \times (P + 1)$. Співвідношення потужності сигналу та дисперсії похибки $\text{SNR} \approx 70\text{dB}$. Як показали дослідження, коли $n_x = P$, $n_y = Q$ похибка практично рівна похибці обчислень ($< 1^{-10}$) і не залежить від P , Q .



а



б

Рис. 4. Поверхня фону (а) та її гармонійна апроксимація (б)

При збільшенні розміру базового фрагмента величина похибки збільшується, наприклад при $n_x = n_y = 4 \times (P + 1)$ $\text{SNR} \approx 50\text{dB}$. При збільшенні чи зменшенні порядку моделі $P, Q = 8 \dots 16$ SNR змінюється мало – в межах $\sim 10\text{dB}$.

Таким чином, двохвимірна модель у вигляді ряду (6) адекватна сигналу і може бути використана для синтезу інверсного фільтра.

Результатом фільтрації базового фрагмента є поверхня з незначними відхиленнями від сигналу збудження, що є константою. В якості такої константи можна прийняти середнє значення фільтрованого сигналу

$$c = \frac{1}{n_x n_y} \sum_{i,k=0}^{n_x-1, n_y-1} \sum_{l,m=1}^{P,Q} \tilde{h}_{l,m} u_{i-l, j-m}. \quad (12)$$

В якості міри відхилення прийемо дисперсію

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{n_x n_y} \sum_{i,j=0}^{n_x-1, n_y-1} (\tilde{u}_{i,j} - c)^2, \quad (13)$$

де $\tilde{u}_{i,j}$ – фільтровані значення елементів зображення.

Оскільки відхилення від середнього значення можуть бути в межах $2\sigma_e$, то мінімальне граничне значення для відбору елементів зображення може становити $3\sigma_e$. Запишемо умову визначення зображення об'єктів (3) на основі інтегральних параметрів (12) та (13).

$$\text{if } |\tilde{u}_{i,j} - c| > 3\sigma_e \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0. \quad (14)$$

На рис. 5 представлено результат фільтрації фільтром (10) та відбору елементів зображень об'єктів згідно (14). Як видно з рисунка, зображення практично вільне від зайвих елементів, великі об'єкти не спотворені. В результаті фільтрації втрачено найменший світлий елемент, але виділено темний елемент біля верхньої границі зображення. При менших значеннях порядку збільшується кількість похибкових елементів. При збільшенні порядку резонансний фільтр працює як згладжуючий і тому невеликі деталі об'єктів можуть бути втрачені. Оптимальний порядок для даного випадку сигналу знаходиться в межах 8...12.

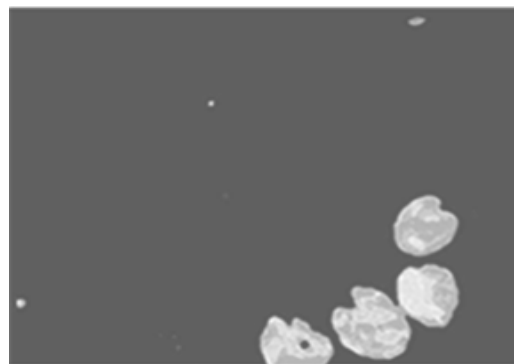


Рис. 5. Розпізнавання об'єктів за методом авторегресії з варіацією функції цілі

Висновки

Представлено два нових підходи до моделювання динамічного фону в задачах розпізнавання об'єктів. Модель на основі АР з варіацією функції цілі дозволяє розпізнавати об'єкти будь-якої величини. Вона реалізується за допомогою фільтра ЛП невеликого об'єму і дає значно кращий результат порівняно з стандартним методом на основі статистичного методу. Модель на основі резонансного фільтра потребує значно більших затрат при визначенні ПХ порівняно з відомим методом (4), але дозволяє отримати фільтр із значно меншим числом елементів, що дає позитивний вииграш при фільтрації великого за розміром зображення. Резонансний інверсний фільтр має більш високу чутливість за умови, що число елементів об'єкта порівняна з числом елементів фільтра. Це дає можливість розпізнавати об'єкти, що масковані фоном.

Література

1. Image Processing Toolbox For Use with Matlab, User's Guide. Version 3. – The Math Works Inc., 2004. – 775 p.
2. Gonzales R.C., Woods R.E., Eddins S. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2004. – 492 p.
3. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 487 с.
4. Criffith A.K. Edge Detection in Simple Scenes Using A Priori Information // IEEE Trans. On Computers. – 1971. – V. 22, № 5. – P. 551-561.
5. Wei G.W., Jia Y. Q. Synchronization-based image edge detection // Europhysics Letters. – 2002. – V. 59, № 6. – P. 814-819.
6. Johnson R. P. Contrast based edge detection // Pattern Recognition. – 1990. – V. 23, № 3-4. – P. 311-318.
7. 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.
8. Marzetta T.M. Two Dimensional Linear Prediction: Autocorrelation Arrays, Minimum Phase Error Filters, and Reflection Coefficient Arrays // IEEE Trans. – 1980. – V. ASSP-28, № 4. – P. 725-733.
9. 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.
10. Eksioglu, E.M. Kayran, A.H. Lattice-ladder structure for 2D ARMA filters // Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05). IEEE International Conference, 18-23 March 2005 iv/101-iv/104 Vol. 4.
11. Advances in Nonlinear Signal and Image Processing. Ed. by S. Marshall and G. L. Sicuranza / EURASIP Book Series on Signal Processing and Communications, Volume 6, 2006. – 357 p.
12. Марпл-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: Пер.с англ. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
13. Oppenheim A.V., Schafer R.W. Discrete Time Signal Processing, Prentice Hall, 1989. – 421 p.
14. Буняк Ю.А. Гармонический анализ волновых полей // Изв. РАН. Радиотехника и электроника. – 1998. – Т. 43, № 3. – С. 261-265.
15. Кветний Р.Н., Буняк Ю.А. Кореляційний метод визначення оптимального порядку моделі авторегресії // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2005. – № 2. – С.20-22.
16. Буняк Ю.А. Определение координат источников излучения по методу факторизации матриц отсчетов данных антенных решеток // Изв. РАН. Радиотехника и электроника. – 1995. – Т. 40, № 8. – С. 1231-1237.
17. Hua Y., Sarkar T.K. Generalized Pencil-of-Function Method for Extracting Poles of EM System from its Transient Response // IEEE Trans. AP. – 1989. – V. 37, № 2. – P. 229-234.

Надійшла до редакції 28.02.2006

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.М. Ілюшко, Національний аерокосмічний університет ім. М.С. Жуковського «ХАІ», Харків.