

УДК 681.3.06

Р. Н. КВЕТНИЙ, О. Ю. СОФИНА, Ю. А. БУНЯК

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

МЕТОД НУЛЬОВОГО ПРОСТОРУ ДЛЯ СЛІПОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ФУНКЦІЇ РОЗСПОВАННЯ ТОЧКИ ЗОБРАЖЕННЯ

Анотація. У роботі показано, що лівосторонній вектор нульового простору матричного оператора авторегресії (АР) є лексикографічним представленням функції розсіювання точки зображення (point spread function – PSF) за умови, що параметри АР є загальними для оригінального та розмитого зображень. Знайдена PSF використана в якості початкової функції в ітераційній схемі деконволюції Люсі-Річардсона (ЛР). Запропоновано варіант схеми ЛР з підсиленою варіацією, що характеризується швидкою збіжністю. В результаті ітерацій PSF не була змінена, що вказує на її оптимальність завдяки аналітичним властивостям. Усунення розмитості зображень, що були спотворені розфокусуванням, вібрацією або рухом камери, показує простоту та ефективність запропонованого методу.

Ключові слова: деблюрінг, метод нульового простору, функції розсіювання точки зображення, схема деконволюції Люсі-Річардсона.

Анотация. В работе показано, что левосторонний вектор нулевого пространства матричного оператора авторегрессии (АР) является лексикографическим представлением функции рассеяния точки изображения (point spread function - PSF) при условии, что параметры АР являются общими для оригинального и размытого изображений. Найденная PSF использованная в качестве начальной функции в итерационной схеме деконволюции Люси - Ричардсона (ЛР). Предложен вариант LR схемы с усиленной вариацией, которая характеризуется быстрой сходимостью. В результате итераций PSF не была изменена, что указывает на ее оптимальность благодаря аналитическим свойствам. Устранение размытости изображений, которые были обезображены расфокусировкой, вибрацией или движением камеры, показывает простоту и эффективность предложенного метода.

Ключевые слова: деблюринг, метод нулевого пространства, функции рассеяния точки изображения, схема деконволюции Люси-Ричардсона.

The Abstract. It was shown that the left side null space of the autoregression (AR) matrix operator is the lexicographical presentation of the point spread function (PSF) on condition the AR parameters are common for original and blurred images. The found PSF was used as initial one in Luce-Richardson (LR) iterative deconvolution schema. It was offered amplified variant of LR schema which has fast convergence. The initial PSF was not changed sufficiently by LR iterative process. This fact points on its optimality due to analytic properties. The deblurring of degraded by defocusing, moving, vibration and haze images shows simplicity and effectiveness of the proposed method.

Key words: deblurring, null space method, point spread function, Luce-Richardson deconvolution schema

Вступ

Багато прикладних задач потребують «сліпої» ідентифікації динамічних систем з використанням лише сигналу відклику. Сліпе оцінювання функції розсіювання точки зображення (point spread function – PSF) розмитого зображення є однією з таких проблем [1]. Принципова можливість розв'язання даної проблеми була аналітично доведена у роботі [2]. Компоненти згортки будь-якого багатовимірного сигналу можуть бути розділені за умови, що розмірність сигналу більша одиниці. Даний висновок базується на аналітичних властивостях Z-перетворення (Z-Transform – ZT). Нулі ZT багатовимірних компонентів лежать на гіперповерхні, яка може бути розділена і нулі окремих компонентів можуть бути розпізнані з точністю до скалярного множника. Загальний підхід до розділення на основі нульової поверхні базується на знаходженні комбінацій взаємозалежних нулів, що належать кожній координаті ZT. Матриця на зразок матриці Вандермонда, що утворена нулями (коренями поліному) ZT, є сингулярною, коли комбінація нулів відповідає одній з складових згортки [2-5]. Ця умова вказує на існування поліноміальної підструктури в поліноміальній структурі вищого порядку. Таке розв'язання є еквівалентним пошуку нульового простору згаданої матриці. У випадку зображення великого розміру такий підхід до розділення є важким у реалізації, тому що кількість комбінацій нулів значно велика. Щоб зменшити об'єм обчислень може бути використана модель сигналу зображення. Як показано у роботі [6], модель авторегресії з ковзним середнім (autoregressive and moving average – ARMA) дозволяє розділити оригінальне зображення та PSF, так як вони відповідають моделям AR та MA відповідно. Характеристичний поліном моделі авторегресії (AR) містить нулі – локальні або розмиті, що співпадають з нулями ZT. Але даний набір нулів включає як нулі зображення, так і нулі PSF. Усунути вплив нулів PSF можна за допомогою кількох зображень, що отримано в результаті розмиття одного зображення різними PSF. Як показано в [7], якщо є принаймні три різних спотворених розмиття зображень, тоді оригінальне зображення може бути точно відновлене як правосторонній вектор нульового простору (null space – NS) матричного оператора, що діє як згортка вектору параметрів AR і вектора зображення. Нульовий простір може бути представлений одним власним вектором, або як оптимізована сума декількох власних векторів [8], що відповідають найменшим власним значенням оператора моделі AR. Власні вектори, чи сума власних векторів, є лексикографічним представленням матриці сигналу оригінального зображення і тому підхід NS можна застосувати до відновлення відносно малих зображень за значно довший період часу, ніж той, що зазвичай використовують для фіксації кадрів зображення. У роботі даний підхід розглянуто з точки зору оцінювання PSF. Відновлення зображень довільного розміру, що базується на основі оберненої згортки з PSF, може бути реалізовано у реальному часі.

Мета дослідження

Метою дослідження є розробка методу «сліпого» визначення PSF за умови, коли відомо, що сигнал спотвореного зображення близький до оригінального, а функція розмиття є випуклою позитивною функцією із затухаючими краями. Для розробки методу необхідно довести, що якщо оригінальне зображення належить до NS оператора авторегресії, то і PSF, як складова згортки, також належить до NS, простори сигналів зображення та PSF взаємно спряжені і це дає можливість їх розділити. Наступною метою є розробка швидкої ітераційної схеми обчислення оберненої згортки – деконволюції, такої, що дозволила б обробляти зображення сучасних камер з числом пікселів понад мільйон у реальному часі.

Постановка задачі

Лінійна модель спотвореного розмиття зображення X у випадку відсутності шуму можна записати у вигляді згортки

$$X = H * S \quad (1)$$

характеристики розмитості зображення H і оригінального зображення S . Задача полягає в тому, щоб отримати обернений вираз

$$S = H^{-1} * X \quad (2)$$

для відновлення зображення за умови, що PSF H є невідомою.

Один зі шляхів розв’язання проблеми базується на припущенні, що оригінальне та спотворене зображення володіють алгебраїчними властивостями, що є інваріантними до дії оператора розмиття (1). Така алгебраїчна структура може бути визначена на основі припущення, що матриці зображень X та S належать до її NS:

$$\iint_{\Omega} K(x, y; x', y') S(x', y') dx' dy' \approx 0, \quad (3)$$

$$\iint_{\Omega} K(x, y; x', y') X(x', y') dx' dy' \approx 0, \quad (4)$$

де K – оператор алгебраїчної структури, $X, S \subset \Omega$ – область визначення зображення, x, y – координати пікселів зображення.

Перетворення (3), (4) лінійні, тому перетворення (1) та (2) не впливають на їх результат. Оператор K може бути доповнений спряженим нульовим простором (conjugated NS – CNS) J :

$$\iint_{\Xi} J(x', y') K(x', y'; x, y) dx' dy' \approx 0, \quad (5)$$

де $J \subset \Xi \subset \Omega$. В загальному випадку точного NS не існує, тому у виразах (3)–(5) використано наближені рівності.

В роботі досліджено зв’язок між алгебраїчною структурою K , зображенням, PSF та нульовими просторами, основним і спряженим.

Основна частина

Метод нульового простору відновлення зображень

Відновлення оригінального зображення за методом NS [7,8] складається з чотирьох кроків.

На першому кроці за допомогою елементів матриць зображень формують розширену матрицю,

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_{i+k, l+m}]_{\substack{k=0 \dots N_x - P - 1, \\ i=1 \dots P, \\ m=0 \dots N_y - Q - 1, \\ l=1 \dots Q}}, \quad (6)$$

де нижні індекси вказують на рядки матриці зображення, а верхні індекси – на стовпці, $N_x \times N_y$ – розмір матриці зображення, P, Q – параметри алгебраїчної структури, $\mathbf{x}_{i,k}$ – пікселі матриці $X(x, y)$, або вектори пікселів серії матриць типу X , з індексами i та k вздовж координат x та y .

На другому кроці знаходять вектор нульового простору \mathbf{g} як лексикографічне представлення матриці $G = [\mathbf{g}_{i,k}]_{\substack{k=1 \dots Q \\ i=1 \dots P}}$:

$$\mathbf{X} \cdot \mathbf{g} \approx \mathbf{0}. \quad (7)$$

На третьому кроці формують матричний оператор згортки:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1 \mathbf{G}_2 \dots \mathbf{G}_P \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}_1 \mathbf{G}_2 \dots \mathbf{G}_P & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{G}_1 \mathbf{G}_2 \dots \mathbf{G}_P \end{bmatrix}; \mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} g_{k,1} g_{k,2} \dots g_{k,Q} \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & g_{k,1} g_{k,2} \dots g_{k,Q} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & g_{k,1} g_{k,2} \dots g_{k,Q} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

де $\mathbf{0}$ – нульова матриця. Матриця \mathbf{G} в (8) містить $N_x \cdot N_y$ стовпців, мінімальне число рядків $P \cdot Q$.

На четвертому кроці знаходять вектор \mathbf{s} :

$$\mathbf{G} \cdot \mathbf{s} \approx \mathbf{0}. \quad (9)$$

Вектор \mathbf{s} є лексикографічним представленням оригінальної матриці S або її оцінки. Матриця \mathbf{G} відповідає алгебраїчній структурі K в (3).

Нульовий простір функції розсіювання точки зображення.

Очевидно, що матриця G може бути нормована відносно одного з її елементів, наприклад $g_{P,Q}$, тоді вираз (7) може бути записаний як рівняння двохвимірної моделі AR,

$$\sum_{i=1}^P \sum_{k=1}^Q \mathbf{x}_{i+n, k+m} a_{i,k} \approx 0, \quad (10)$$

де $a_{i,k} = g_{i,k} g_{P,Q}^{-1}$, $n = 0 \dots N_x - P$, $m = 0 \dots N_y - Q$.

Як доведено в [7], матриця \mathbf{X} і аналогічна розширена матриця оригінального зображення \mathbf{S} мають однаковий NS, або іншими словами, однакову модель AR (10). Це припущення було також використано у роботі [6].

Розглядаючи матрицю \mathbf{G} як представлення алгебраїчної структури у виразах (3) – (5), доведемо твердження, що лівосторонній вектор нульового простору матриці \mathbf{G} є лексикографічним представленням PSF.

Як слідує з виразів (6) та (7), $\mathbf{G} \cdot \mathbf{X} \approx \mathbf{0}$. Визначимо матричний оператор \mathbf{H} , подібний за структурою оператору \mathbf{G} , складений з елементів матриці $H = [h_{i,k}]_{i=1 \dots L}^{k=1 \dots M}$ замість G . Тоді, за визначенням NS, справедливим є вираз $\mathbf{G} \cdot \mathbf{H} \cdot \mathbf{S} \approx \mathbf{0}$, де \mathbf{S} – матриця елементів оригінального зображення, подібна за структурою до (6). Операція згортки є лінійною і такою, що допускає перестановку складових. Тому ми можемо записати наступний вираз, $\mathbf{H} \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{S} \approx \mathbf{0}$. Елементи даної нульової матриці отримано в результаті множення векторів на матрицю виду $\mathbf{h}^T \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{s} \approx 0$, де вектори \mathbf{s} і \mathbf{h} є лексикографічним представленням матриць S та H , T – транспонування. З рівняння (9) видно, що вектор \mathbf{h} може бути довільним, але за умови

$$\mathbf{h}^T \cdot \mathbf{G} \approx 0, \quad (11)$$

вектор \mathbf{h} є незалежним по відношенню до вектору зображення \mathbf{s} . За умови (11) спектральне представлення PSF за допомогою ЗТ є узгодженим з моделлю зображення як поліноміальна складова поліноміальної структури більш високого порядку (10).

Лівосторонній вектор NS відповідає спряженому оператору (5) і тому визначимо його як вектор, що належить до CNS. Матриця \mathbf{G} в (11) є значно меншою за розміром, ніж така ж матриця в (9). Вона містить $L \cdot M$ строк та $(P + L - 1) \cdot (Q + M - 1)$ стовпців, $L < P$ і $M < Q$.

Зауважимо, що PSF, яка визначена вектором CNS, має випуклу форму. Це видно зі структури матриці \mathbf{G} та рівняння (11). Умова (11) виконується, коли у множенні участь беруть лише крайні елементи вектору \mathbf{h} , при цьому елементи матриці \mathbf{G} , у загальному випадку, не рівні нулю. Також, умова (11) виконується, коли у множенні беруть участь всі елементи вектору \mathbf{h} . Одночасно це можливо, коли матриця H є випуклою функцією з мінімальними значеннями по краям.

Схема деконволюції Люсі-Річардсона з підсиленням варіації

Ітераційний алгоритм ЛР [9, 10] реалізує операцію оберненої згортки за умови відсутності точного значення PSF. Він включає операції послідовного поновлення оцінок зображення і PSF:

$$S_{k+1}(x, y) = S_k(x, y) \cdot \varphi(H_k(x, y), S_k(x, y)); \quad (12)$$

$$H_{k+1}(x, y) = H_k(x, y) \cdot \varphi(S_k(x, y), H_k(x, y)), \quad (13)$$

де S_k і H_k – k -ті оцінки зображення і PSF,

$$\varphi(S_k(x, y), H_k(x, y)) = \mathbf{F}^{-1} \left\{ H_k^*(z_x, z_y) \cdot \mathbf{F} \left\{ \frac{X(x, y)}{\mathbf{F}^{-1} \{ H_k(z_x, z_y) \cdot S_k(z_x, z_y) \} + \theta_k} \right\} \right\}, \quad (14)$$

$\mathbf{F}\{ \}$ і $\mathbf{F}^{-1}\{ \}$ – оператори прямого та оберненого двовимірного перетворення Фур’є:

$$S(H)_k(z_x, z_y) = \mathbf{F}\{S(H)_k(x, y)\}; \quad S(H)_k(x, y) = \mathbf{F}^{-1}\{S(H)_k(z_x, z_y)\},$$

z_x, z_y – змінні Z -області, θ_k – параметр регуляризації, $*$ – комплексне спряження. Первинна оцінка зображення $S_0(x, y) = X(x, y)$. Первинна PSF $H_0(x, y)$ є розширеною за допомогою нулів матрицею H розміром $L \times M$.

Якщо $H_0(x, y)$ не є точною, то число ітерацій може сягати декілька сотень кроків. Тому, було запропоновано декілька методів прискорення схеми (12) – (14), наприклад [11,12]. Перший підхід до прискорення [11] використовує q -ий ступінь функції (14), $1 < q \leq 3$. Другий [12] використовує мультиплікативні зміни в (12) адитивним способом,

$$S_{k+\lambda} = S_k + \lambda(S_k \varphi(H_k, S_k) - S_k), \quad (15)$$

де λ – параметр прискорення.

Алгоритми вибору оптимальних параметрів q і λ на кожній ітерації було розглянуто у роботах [11,12] та інших.

У випадку відомої PSF, прискорення схеми LR на зразок (15) не потрібне. Проте, існує проблема покращення якості відновленого зображення, особливо його яскравості та контрастності. Для цієї цілі запропонуємо визначити оцінку зображення як

$$I_{k+1} = I_k + \alpha_k(S_{k+1} - S_k) \quad (16)$$

сумісно з оцінкою (12), де $I_0 = S_0$, параметр підсилення варіації α_k визначається на k -ій ітерації як

$$\alpha_k : I_{\max} \geq I_{k+1}(x, y) \geq 0 \text{ for } \forall(x, y); \quad \alpha_k \leq \alpha_{\max}. \quad (17)$$

Верхня межа підсилення вибирається за умови запобігання нестабільності. Параметр I_{\max} визначається динамічним діапазоном сигналу зображення. Як слідує з (16) і (17), підсилена варіація дозволяє заповнити нулями усі пікселі, що знаходяться в околі нуля, і заповнити значеннями I_{\max} пікселі, що знаходяться в околі верхньої границі. Ця операція є природною, так як розмиття згладжує різкі границі.

Реалізація методу та тестові приклади

Оцінка PSF складається з таких кроків:

1. Знаходження матриці G шляхом розв’язання системи рівнянь (10) за методом найменших квадратів.
2. Визначення матриці \mathbf{G} за допомогою елементів матриці G відповідно до (8). Обчислення добутку матриць $\mathbf{G} \cdot \mathbf{G}^T$.
3. Визначення матриці PSF H розміром $L \times M$ як лексикографічного представлення власного вектора матриці $\mathbf{G} \cdot \mathbf{G}^T$, що відповідає найменшому її власному або сингулярному значенню.

Нормалізація енергії сигналу PSF за умови [1]:

$$\sum_{i=1}^L \sum_{k=1}^M h_{i,k} = 1.$$

Знайдена PSF була використана як первинна в ітераційній процедурі (12) – (14), (16), (17). На рисунку 1 представлено визначені за методом CNS типові PSF, що характеризують розмиття внаслідок різних факторів. Перша зліва має симетричну гаусову форму і характеризує розмиття в результаті розфокусування камери, туману. Середня має несиметричну гаусову форму і характеризує розмиття внаслідок

руху камери уздовж однієї з координат, в даному випадку горизонтальної. Наступна PSF характеризує рух під кутом до координат або вібрацію камери.

На рисунку 2 представлено відновлення розмитих зображень за допомогою 10 ітерацій схеми ЛР з підсиленою варіацією у відповідності до (16) – (17). Верхнє зображення спотворене розфокусуванням камери, нижнє – рухом. Для визначення PSF використано модель AR (10) розміром $P \times Q = 25 \times 25$, розмір матриці PSF складає $L \times M = 9 \times 9$.

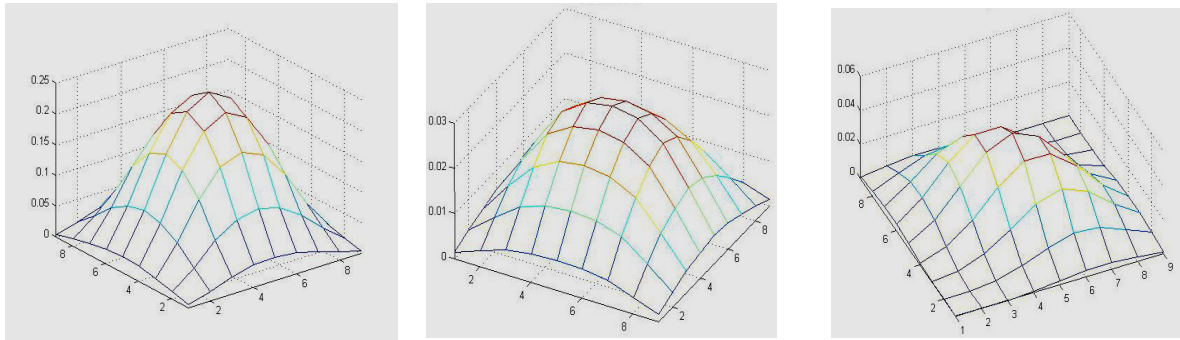


Рисунок 1 – Оцінки PSF, що характеризують розмиття внаслідок розфокусування камери, горизонтального руху, руху під кутом або вібрації.

Параметр регуляризації в (14) було визначено як

$$\theta_k = \varepsilon \cdot \max \left\{ \mathbf{F}^{-1} \left\{ H_k(z_x, z_y) \cdot S_k(z_x, z_y) \right\} \right\}; \quad \varepsilon = 10^{-6}.$$

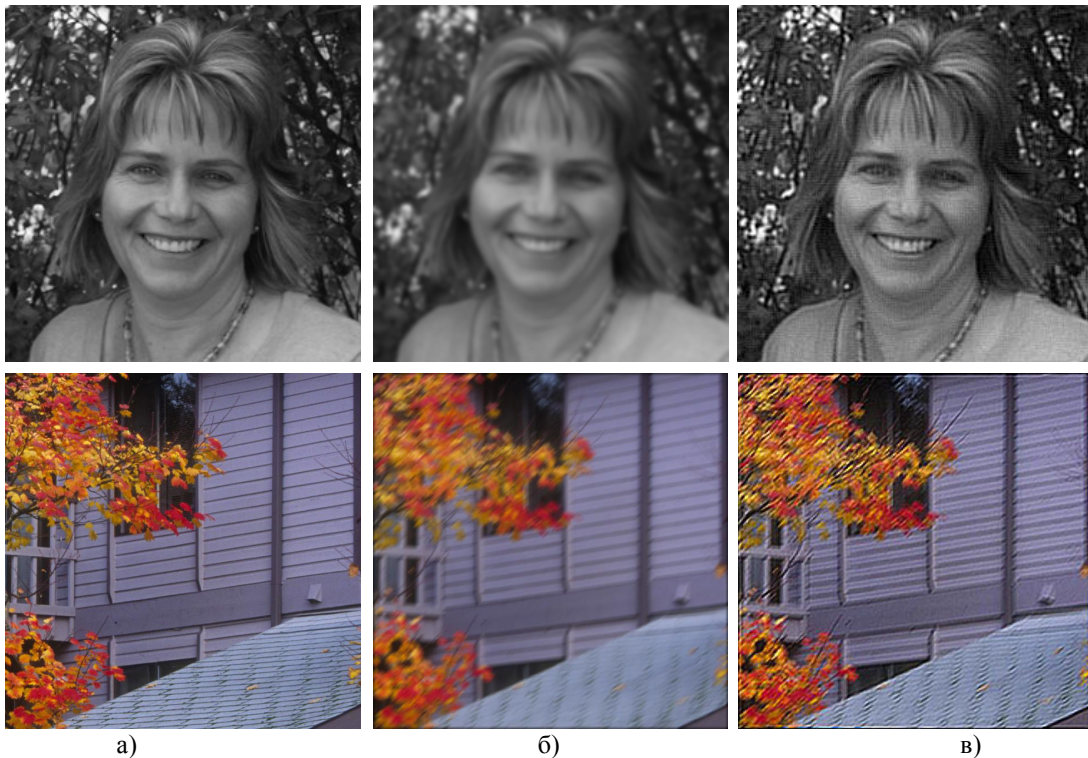


Рисунок 2 – а) оригінальні зображення; б) зображення спотворені розмиттям; в) відновлені зображення

Він визначає максимальний динамічний діапазон сигналу зображення. Середнє значення параметра підсилення α_k в (16) змінюється в діапазоні 2.2...3.3 при $\alpha_{\max} = 3.5$ в (17), $I_{\max} = 256$. Як видно з рисунку, відновлені зображення позбавлені розмиття і відрізняються від оригінальних більш різкими контурами. Для згладжування контурів необхідно ще 10 – 20 ітерацій (12) – (13) без підсилення варіації.

Для досягнення аналогічного результату за допомогою звичайного методу ЛР необхідно не менше 100 ітерацій.

Як показали чисельні експерименти, визначена за допомогою метода CNS функція розмитості змінюється в результаті 100 і більше ітерацій (13) не більше, ніж на 0.1%. В той же час, зображення змінюється на 3-5%. Даний результат підтверджує, що знайдено дійсно PSF і вона відповідає реальному спотворенню зображення.

Висновки

Запропоновано метод спряженого нульового простору для визначення функції розмитості зображення. Визначення відбувається без будь-якої інформації про PSF, тобто, в «сліпому» режимі ідентифікації. Допускаються тільки припущення, що спотворений та оригінальний сигнал близькі за формою, а PSF – випукла позитивна функція. Отримано експериментальне підтвердження, що метод дозволяє визначити оптимальну оцінку PSF, таку, що відповідає реальному спотворенню.

Розмір матриці PSF $L \times M$ має бути узгодженим з рівнем деградації зображення. Якщо вибрано порядок моделі розмиття менший ніж необхідно, то недолік можна компенсувати додатковими ітераціями оберненої згортки. Тільки якщо порядок значно вищий необхідного, то зображення може бути спотворене. Порядок моделі AR (10) має перевищувати порядок моделі PSF в 2-3 рази, тому що модель PSF є складовою AR. Максимальний порядок моделі AR може складати 33×33 , при вищому порядку можуть виникати небажані флуктуації, що викликані малими складовими сигналу зображення. Для побудови моделі AR можна використовувати інформативний фрагмент зображення розміром, що в 2-4 рази перевищує порядок моделі. Це значно зменшує необхідний об'єм обчислень.

Застосування схеми оберненої згортки з підсиленням варіації дозволяє зменшити число операцій до 10 разів. Це дає можливість обробляти зображення в реальному часі за допомогою багатоядерних або графічних процесорів.

Список літератури

1. Kundur D. Blind Image Deconvolution / D. Kundur, D. Hatzinakos // IEEE Signal Proc. Mag. – 1996. – No 5. – P. 43-64.
2. Lane R. G. Automatic multidimensional deconvolution / R. G. Lane, R. H. Bates // J. Opt. Soc. Am. – vol. A4. – 1987. – P. 180-188.
3. Conditional Expressions for Blind Deconvolution: Multi-point form / [Aogaki S., Moritani I., Sugai T., Takeuchi F. and others] // Arxiv Preprint. – 2006. – cs/0609164. – 3 p.
4. Simple method to eliminate blur based on Lane and Bates algorithm / [Aogaki S., Moritani I., Sugai T., Takeuchi F. and others] // Arxiv Preprint. – 2006. – cs/0609165. – 4 p.
5. Conditional Expressions for Blind Deconvolution: Derivative form / [Aogaki S., Moritani I., Sugai T., Takeuchi F. and others] // Arxiv Preprint. – 2006. – cs/0610002. – 4 p.
6. Legendijk R. L. Identification and Restoration of Noisy Blurred Images Using the Expectation-Maximization Algorithm / R. L. Legendijk, A. M. Tekalp, J. Biemond // Opt. Eng. – 1990. – V. 29, №7. – P. 422-435.
7. Pai H. T. Exact Multichannel Blind Image Restoration / H. T. Pai, A. C. Bovik // IEEE Signal Proc. Lett. – 1997. – V. 4, №8. – P. 217-220.
8. Pai H. T. Multi-Channel Blind Image Restoration / H. T. Pai, A. C. Bovik, B. L. E Vance // Elektrik. – 1997. – V. 3, №1 – P. 1-24.
9. An iterative technique for the rectification of observed distributions / L. B. Lucy // Astron. – 1974. – V. 79. – P. 745-754.
10. Richardson W. H. Bayesian-based iterative method of image restoration / W. H. Richardson // J. Opt. Soc. Am. – 1972. – V. 62. – P. 55-59.
11. Biggs D. S. Asymmetric iterative blind deconvolution of multi-frame images / D. S. Biggs, M. Andrews. // Proceedings of the SPIE Conference on Advanced Signal Processing Algorithms, Architectures, and Implementations VIII. – 1998. – Vol. 3461. – P. 328-338.
12. Singh M. K. An Adaptively Accelerated Lucy-Richardson Method for Image Deblurring / M. K. Singh, U. S. Tiwary, Y. H. Kim // EURASIP J. on Adv. in Signal Proc. – 2008. – 365021. – 10 p.
Стаття надійшла: 20.12.2011.

Відомості про авторів

Квстний Роман Наумович - д.т.н., професор, Вінницький національний технічний університет, завідувач кафедри автоматичної та інформаційно-вимірювальної техніки, rkvetny@sprava.net.

Софіна Ольга Юрївна - к.т.н., Вінницький національний технічний університет, старший викладач кафедри автоматичної та інформаційно-вимірювальної техніки, olyasof@mail.ru, (050) 156 90 96.

Буняк Юрій Анатолійович - к.т.н., головний спеціаліст ІВП «Інновінн», м.Вінниця, yuri.bunyak@innovinn.com.