ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА КОМП'ЮТЕРНА ТЕХНІКА

УДК 681.3:535

Р. Н. Квєтний, д-р техн. наук, проф.;
О. Ю. Софина, канд. техн. наук;
Ю. А. Буняк, канд. техн. наук

МЕТОД СИНТЕЗУ ФІЛЬТРА ДЛЯ УСУНЕННЯ РОЗМИТОСТІ З ВИКОРИСТАННЯМ ДРУГОЇ ФУНДАМЕНТАЛЬНОЇ ФОРМИ ПОВЕРХНІ ЗОБРАЖЕННЯ

Запропоновано метод усунення розмитості зображення з високою роздільною здатністю шляхом згортки спотвореного зображення з інверсною функцією розсіювання точки зображення. Функцію знайдено на основі другої фундаментальної форми, яка характеризує вигин поверхні зображення і тому пов'язана з розмиттям. Для зменшення впливу флуктуацій на форму функції розмиття застосовано її регуляризацію, що полягає у мінімізації функціонала у вигляді площі криволінійної поверхні.

Вступ

Відображення зображення з високою роздільною здатністю відіграє важливу роль у системах відеовимірювання. В реальних умовах отримане зображення може бути спотворене розмитістю (blur), що спричинена такими факторами, як рух камери або об'єкта, вібрацією, світловим проникненням середовища, розфокусуванням та іншими. Проблема відновлення розмитих зображень (деблюринг) у реальному часі в системах відеовимірювання і розпізнавання об'єктів потребує швидких алгоритмів, що усувають розмитість і відновлюють або підсилюють роздільну здатність.

Модель розмитого зображення X зазвичай представляє собою згортку

$$X = H * S : X, S \in \Omega; \;\; H \in \Xi. \tag{1}$$

оригінального сигналу зображення S і функції розсіювання точки зображення (point spread function — PSF) H [1, 2]; де Ω — простір зображення і $\Xi \subset \Omega$ — підпростір PSF. Відповідно, відновлене зображення є згорткою сигналу зображення X і інверсної PSF (IPSF) $G \in \Xi$,

$$\tilde{S} = G * X : \tilde{S} \in \Omega, \tag{2}$$

де $\tilde{S}$ — оцінка оригінального зображення.

В більшості випадків точна форма PSF невідома. Таким чином, проблема реконструкції зображень включає в себе «сліпу» ідентифікацію PSF та її інверсію. Обидві задачі є некоректними і їх розв'язання є наближеним, ітеративним, що відповідає обраним критеріям якості. Розглянемо методи визначення та усунення розмиття на основі геометричних і динамічних властивостей спотвореного зображення.

Постановка задачі

Відомі методи усунення розмиття зображень загостренням контурів за допомогою оберненої дифузії, фільтрів різкості та шок-фільтрів [3—5]. Ці схеми базуються на диференціальних формах, які є чутливими до впливу шуму, характеризуються тремтінням і перерегулюванням фронтів сигналу зображення. Для усунення цих недоліків запропоновано регуляризаційні методи з використанням нелінійних диференціальних функціоналів. Проте, ці підходи ускладнюють процес оцінювання шуканих зображень, оскільки потребують значного об'єму обчислень в межах всього зображення, яке може складати багато пікселів.

Зображення можна розглядати як поверхню в багатовимірному просторі, геометричні характеристики якої можна використовувати для моделювання деградації. Геометричні характеристики, такі як площа поверхні, енергія, середня кривизна і оператор проектування Полякова, використовують в задачах деблюрингу і фільтрації шуму [6—12]. Але ці геометричні характеристики використовують тільки як регуляризаційні функціонали, що накладають обмеження на геометричні характеристики шуканого оригінального зображення як деякої апроксимації спотвореного зображення. У цій роботі ми розглядаємо геометричні параметри поверхні зображення як характеристики його розмиття.

У диференціальній геометрії поверхню характеризують двома основними (фундаментальними) формами: перша, або метрична форма, визначає відстань між точками поверхні, друга фундаментальна форма (second fundamental form — SFF) характеризує вигин поверхні шляхом визначення величини і напрямку вектора нормалі. SFF є позитивною, якщо поверхня вигнута в напрямку зростання амплітуди, і негативною, якщо поверхня вигнута у напрямку зменшення амплітуди. SFF дорівнює нулю в точках перегину. Дія розмиття може бути розглянута як згладжування країв об'єктів зображення, або як зменшення вигинів гострих країв, а також як утворення хибних вигинів. Таким чином, дія розмиття може бути усунена шляхом видалення її частини з величини SFF. Але при цьому можуть виникати шумоподібні спотворення, усунення яких є задачею, що потребує значного обсягу обчислень. Як альтернативний спосіб розв'язання задачі варто розглянути визначення IPSF, що дозволяє визначити оцінку відновленого зображення за одне перетворення згортки. Перехідна характеристика такого фільтра для усунення розмитості має бути знайдена за умови відновлення геометричних характеристик зображення та усунення впливу шуму.

Метою статті є розробка оптимізованого лінійного фільтра для реалізації відновлення розмитого зображення. На відміну від відомих методів, що є ітеративними, нелінійними, а тому складними в реалізації (наприклад, на основі програмованої логіки), запропонований підхід дозволяє усувати розмитість за допомогою лінійної операції згортки, що дає можливість відновлювати зображення в реальному часі.

Оцінка розмиття зображення за допомогою SFF поверхні зображення

SFF поверхні зображення $X = X(x, y)$, де x, y — координати пікселів, можна задати квадратичною формою виду

$$db^2 = \sum_{i,j=1}^{2} b_{i,j}(x_1, x_2)\,dx_i\ dx_j\,;$$

$$b_{11} = \frac{X_{xx}}{\sqrt{g_X}}\,;\ b_{22} = \frac{X_{yy}}{\sqrt{g_X}}\,;\ b_{12} = b_{21} = \frac{X_{xy}}{\sqrt{g_X}}\,;\ g_X = 1 + X_x^2 + X_y^2\,, \tag{3}$$

де $dx_1 = dx$, $dx_2 = dy$, $X_{x(y)} = \partial X / \partial x(y)$.

Розмиття поверхні зображення зменшує викривлення поверхні в околі ліній перегину і викликає появу викривлення в початково плоских зонах. Потрібно нормалізувати плоскі зони поверхні, видаляючи викривлення. У випадку дискретної моделі зображення $dx = \Delta x = 1$ і $dy = \Delta y = 1$. Викривлення поверхні зображення X можна описати функцією

$$B_X(x, y) = sign\left(b_X(x, y)\right)\sqrt{\left|b_X(x, y)\right|}\,, \tag{4}$$

де $b_X = \left(X_{xx} + X_{yy} + 2X_{xy}\right) / \sqrt{g_X}$ визначається за допомогою дискретних похідних.

Визначимо складову функції (4), що пов'язана з розмиттям. Розмиття присутнє в кожній точці зображення, що належить вигнутим зонам зображення, особливо в точках початково плоских регіонів навколо країв перегину. Тому ймовірність того, що функція (4) дорівнює значенню, викликаному дією розмиття, висока. Тому перший пік розподілу ймовірностей $P\left(\left|B_X\right|\right)$ з боку найменшої величини $\left|B_X\right|$ будемо пов'язувати із середнім значенням функції $\left|B_X\right| = \left|B_{blur}\right|$. Також необхідно врахувати діапазон викривлення поверхні зображення у вигляді дисперсії значень (4). Отже, складову розмиття у значенні функції (4) можна оцінити як

$$\beta_\chi = \left|B_{blur}\right|\left(\int_\Omega P\left(\left|B_X\right|\right)\left|B_X\right| d\left|B_X\right| + \chi\left(\int_\Omega P\left(\left|B_X\right|\right)\left(\left|B_X\right| - M\left(\left|B_X\right|\right)\right)^2 d\left|B_X\right|\right)^{\frac{1}{2}}\right)^{-1}, \tag{5}$$

де $\chi = 0,\ldots,2$ залежно від складності структури зображення. Фільтр кривизни розмиття поверхні зображення може бути визначений з урахуванням коефіцієнта (5) в такому вигляді:

$$\tilde{S}(x,y) = X(x,y) - \beta_\chi B_X(x,y). \tag{6}$$

Фільтр (6) з урахуванням виразу (3) є нелінійною функцією, яка є незручною для реалізації, тому апроксимуємо перетворення (6) лінійною згорткою виду (2).

Визначення та оптимізація IPSF

Визначимо IPSF в (2) за умови, що оцінка початкового зображення $\tilde{S}$ знайдена за допомогою перетворення (6). Тоді рівняння (2) можна переписати у вигляді системи лінійних рівнянь з використанням лексикографічного представлення матриць $\tilde{S}$ і G, розширеної матриці зображення $\mathbf{X}_E = \left[\mathbf{x}_{i+k,l+m}\right]_{i=1\ldots P,\ l=1\ldots Q}^{k=0\ldots N_x-P-1,\ m=0\ldots N_y-Q-1}$, де нижні індекси вказують на стовпці матриці зображення, а верхні індекси — на рядки, $N_x \times N_y$ — розмір матриці зображення X або розмір частини зображення, яка використовується для проектування фільтра; $P \times Q$ — розмір матриці IPSF $\left(P \times Q << N_x \times N_y\right)$; $\mathbf{x}_{i,k}$ — пікселі матриці X, або RGB вектори пікселів з індексами i та k вздовж координат x і y. Векторне представлення виразу (2) виглядає так:

$$\tilde{\mathbf{s}} \cong \mathbf{X}_E \mathbf{g}, \tag{7}$$

де $\mathbf{g} = \mathbf{vec}(G)$ — лексикографічне представлення IPSF; $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{vec}(\tilde{S})$.

Розв'язок рівняння (7) можна знайти за допомогою методу найменших квадратів.

$$\mathbf{g} \cong \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{r}_{XS}, \tag{8}$$

де $\mathbf{R}_{XX} = \mathbf{X}_E^T \mathbf{X}_E$, $\mathbf{r}_{XS} = \mathbf{X}_E^T \tilde{\mathbf{s}}$, T — транспонування.

Знайдений розв'язок знаходиться під впливом флуктуацій вектора $\tilde{\mathbf{s}}$. Вплив флуктуацій можна зменшити за допомогою регуляризації [12], яка накладає певні обмеження на форму функції $\mathbf{g}$. Регуляризація рівняння (7) є задачею оптимізації функціонала

$$I(\mathbf{g}) = \arg\min_{\mathbf{g}} \left[\frac{1}{2} \int_\Xi \left(\left\| \mathbf{R}_{XX}\mathbf{g} - \mathbf{r}_{XS} \right\|^2 + \lambda \cdot \mathbf{R}(\mathbf{g}) \right) dxdy \right], \tag{9}$$

де $\mathbf{R}(\mathbf{g})$ — функціонал регуляризації, нелінійна функція аргументу; λ — параметр регуляризації — позитивне значення або функція, яка точно не визначена.

Варіаційна похідна Ейлера-Лагранжа [13] виразу (9) дає таке рівняння

$$\mathbf{R}_{XX}\left(\mathbf{R}_{XX}\mathbf{g} - \mathbf{r}_{XS}\right) + \lambda \cdot \mathbf{L}(\mathbf{g})\mathbf{g} \equiv 0, \tag{10}$$

де $\mathbf{L}(\mathbf{g})\mathbf{g} = \delta \mathbf{R}\left(\mathbf{g}\right) / \delta \mathbf{g}$.

Вплив флуктуацій буде мінімальним, коли форма IPSF буде максимально гладкою. Ця вимога може бути представлено чисельно за допомогою площі поверхні IPSF [13]

$$\Sigma_G = \int_\Xi \sqrt{1 + G_x^2 + G_y^2}\,(x,\ y)\,dxdy, \tag{11}$$

тому що мінімальна площа поверхні відповідає плоскій поверхні. Таким чином, регуляризаційний функціонал в (9) має вигляд $\mathbf{R}(G) = \sqrt{1 + G_x^2 + G_y^2}$. Його варіаційна похідна дає матрицю

$$\mathbf{L}\left(g^{(k)}\right) = -\left(\mathbf{I} + \mathrm{diag}\left(\left(\mathbf{D}_x \mathbf{g}^{(k)}\right)^2 + \left(\mathbf{D}_y \mathbf{g}^{(k)}\right)^2 \right)^{-3/2} \right) \cdot$$

$$\left(\left(\mathbf{I} + \mathrm{diag}\left[\mathbf{D}_y \mathbf{g}^{(k)}\right]^2 \right) \mathbf{D}_{xx} + \left(\mathbf{I} + \mathrm{diag}\left[\mathbf{D}_x \mathbf{g}^{(k)}\right]^2 \right) \mathbf{D}_{yy} - 2 \cdot \mathrm{diag}\left[\mathbf{D}_x \mathbf{g}^{(k)}\right] \cdot \mathrm{diag}\left[\mathbf{D}_y \mathbf{g}^{(k)}\right] \mathbf{D}_{xy} \right),$$

де $\mathbf{I}$ — одинична матриця; $\mathbf{D}$ — диференціальні оператори з вказаними індексами значеннями змінних і степенів, вони є матричним представленням чисельних диференціальних схем;

$\mathrm{diag}\left[\cdot\right]$ — діагональна матриця, що утворена вектором в дужках.

Знайти оптимальне значення $\mathbf{g}$ можна за допомогою ітераційної схеми

$$\mathbf{g}^{(k+1)} = \left(\mathbf{R}_{XX}\mathbf{R}_{XX} + \lambda \cdot \mathbf{L}\left(\mathbf{g}^{(k)}\right)\right)^{-1} \mathbf{R}_{XX}\mathbf{r}_{XS}, \tag{12}$$

де $\mathbf{g}^{(k=0)}$ — початкова оцінка (8), остаточна оцінка $\mathbf{g}^{(k+1)}$ задовольняє умову

$$\left\langle \left\| \mathbf{g}^{(k+1)} - \mathbf{g}^{(k)} \right\|^2 \right\rangle_{\Xi} < \varepsilon, \tag{13}$$

де ε — мале значення; $\langle\cdot\rangle_{\Xi}$ — усереднення у просторі зображення Ξ.

Параметр регуляризації λ може бути вибраний як максимально можливе значення, яке забезпечує збіжність схеми (12) на перших q ітераціях.

Чисельний аналіз відновлення зображень

Для аналізу методів відновлення зображень необхідно використовувати критерії якості. Одним з таких критеріїв є індекс анізотропії (AI), котрий характеризує структурну складність зображення. Розмиття та завади мають ізотропний характер, тоді як зображення, крім регулярних текстур, є ізотропними об'єктами. AI визначають за допомогою перетворення Вігнера у декількох напрямках. В роботі використано AI, визначений за допомогою векторів розміром 8 пікселей у чотирьох напрямках: 0°; 45°; 90°; 135° в центральній частині зображення розміром $N_x \times N_y = 100 \times 100$ пікселів. Цей фрагмент зображення використано також для компіляції матриці (14).

На рисунку розмите розфокусуванням зображення відновлено за допомогою фільтра (2) з IPSF (8) та оптимізованою IPSF (12). Для поданих зображень отримано такі AI: 0,1352; 0,1256; 0,131001; 0,1334. Індекси вказують на те, що оригінальне зображення відновлено за допомогою оптимізованого фільтра на 98,7 %. Для відновлення зображень використано фільтр порядку $P \times Q = 9 \times 9$. Для отримання оптимізованої IPSF було застосовано не більше 10 ітерацій (12), параметр $\varepsilon = 10^{-6}$ в (13), параметр $\lambda = 0{,}01$ було знайдено за умови сходження перших $q = 3$ ітерацій (12).

Усунення розмитості зображення (перше зліва), спотвореного розфокусуванням, за допомогою згортки (2) з IPSF (8) та оптимізованою IPSF (12)

Висновки

У статті запропоновано новий підхід до оцінки «сліпого» розмиття на основі геометричних особливостей поверхні розмитого зображення. Оцінка якості зображення за допомогою індексу анізотропії показала, що запропонований метод дозволяє отримувати відновлені зображення, близькі до оригінальних, за допомогою лише однієї операції згортки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Kundur D. Blind image deconvolution / D. Kundur, D. Hatzinakos // IEEE Signal Proc. Mag. — 1996. — № 5. — P. 43—64.

2. Jiang M. Development of blind image deconvolution and its applications / M. Jiang, G. Wang // J. of X-Ray Sc. and Tech. — 2003. — № 11. — P. 13—19.

3. Li X. Nonlinear diffusion with multiple edginess thresholds / X. Li T. Chen // Pattern Recognition. — 1994. — № 27. — P. 1029—1037.

4. Gilboa G. Image Enhancement and Denoising by Complex Diffusion Processes / G. Gilboa, N. Sochen, Y. Zeevi // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 2004. — № 26. — P. 1020—1036.

5. Osher S. J. Feature-Oriented Image Enhancement Using Shock Filters / S. J. Osher, L. I. Rudin // SIAM J. Numerical Analysis. — 1990. — № 27. — P. 919—940.

6. Kimmel R. Images as embedded maps and minimal surfaces: movies, color, texture, and volumetric medical images / R. Kimmel, R. Malladi, N. Sochen // Int. J. of Computer Vision. — 2000. — № 39(2). — P. 111—129.

7. Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and application / A. Chambolle // J. of Math. Imaging and Vis. — 2004. — № 20. — P. 89—97.

8. Lysaker M. Noise removal using smoothed normal’s and surface fitting / M. Lysaker, S. Osher, X.-C. Tai // IEEE Trans. Image Process. — 2004. — № 13. — P. 1345—1357.

9. Tschumperle D. Vector-valued image regularization with PDE's: a common framework for different applications / D. Tschumperle, R. Deriche // IEEE Trans. Patt. Anal. and Machine Intel. — 2005. — № 27(4). — P. 506—517.

10. Molina R. Blind deconvolution using a variational approach to parameter image and blur estimation / R. Molina, J. Mateos, A. Katsaggelos // IEEE Trans. Image Process. — 2006. — № 15. — P. 3715—3727.

11. Bar L. Color image deblurring with Impulsive Noise / L. Bar, A. Brook, N. Sochen // IEEE Trans. Image Proc. — 2007. — № 16. — P. 1101—1111.

12. Zhu W. Image denoising using mean curvature of image surface / W. Zhu, T. Chan // SIAM J. Imaging Sci. — 2012. — № 5(1). — P. 1—32.

Рекомендована кафедрою автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки

Стаття надійшла до редакції 18.01.2013
Рекомендована до друку 2.07.2013

Квєтний Роман Наумович — завідувач кафедри; ***Софина Ольга Юріївна*** — старший викладач.

Кафедра автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця;

Буняк Юрій Анатолійович — провідний спеціаліст ІВП ТОВ «ІнноВінн», Вінниця