

# ANALIZA METODELOR DE RESTAURARE A IMAGINILOR DISTORSIONATE, EFECTUATE CU AJUTORUL SISTEMELOR OPTO-ELECTRONICE

Ion CAPCANARI, Tatiana ŞESTACOV, Gherman SOROCHIN, Gherge PURCI

Universitatea Tehnică a Moldovei

**Abstract:** In the work were shown the causes of distortions of images such as blurring, defocusing and noise. The known methods for restoring the distorted image: inverse filtering, filtering by minimizing the standard deviation (Wiener filter) filtration method to minimize the smoothing functional with a link (Tikhonov regularization), a non-linear iterative algorithm Lucy-Richardson (maximum likelihood method) were considered. A comparison of these algorithms identified their strengths and weaknesses in relation to recovery was held on. The directions for further research were determined.

**Cuvinte cheie:** Funcția de împrăștiere a punctului, estompa(motion blur), filtrare inversă, algoritmi iterativi.

## 1. INTRODUCERE

În zilele noastre pentru înregistrarea, prelucrarea și transmiterea datelor (în mod particular imaginile) cel mai frecvent sunt utilizate sisteme tehnice de măsurare și prelucrare a informației, care la rândul lor prezintă informația în formă de imagine digitală. Sub sisteme tehnice de măsurare și prelucrare a informației în acest articol se subînțeleg sisteme ce includ dispozitive de înregistrare a imaginilor (camere foto, camere digitale de luat vederi, microscopie, telescoape, tomografe, etc.) precum și dispozitive de măsurare.

În sistemele tehnice de prelucrare a informației, imaginea este înregistrată prin intermediul matricii de senzori CCD sau CMOS. Imaginile pot obține diverse distorsiuni, printre care cele mai dificile sunt considerate imaginile defocusate, imagini cu motion blur și cele cu zgomot aditiv. Deci apare necesitatea de restaurare a imaginilor degradate utilizând modalități matematice.

## 3. METODELE DE RESTAURARE A IMAGINILOR

Cauzele principale de degradare a imaginilor sunt: aberațiile sistemului optic, defocalizare, prezența unui mediu degradant (aer, de exemplu), mișcarea camerei în raport cu entitatea înregistrată, etc. Există două modalități principale de a exclude distorsiunile. Prima este de a îmbunătăți dispozitivele de măsurare sau prelucrare a imaginilor, a doua - este utilizarea prelucrării matematice a rezultatelor măsurărilor, în scopul de a exclude factorii distorsionați.

Reconstrucția unei imagini distorsionate este de obicei descrisă printr-un set de ecuații integrale de tip Volterra:

$$(1/\Delta) \int_x^{x+\Delta} f_y(\xi) d\xi = g_y(x) + n_y(x) \quad (1.1)$$

sau ecuații integrale unidimensionale de tip Fredholm:

$$\int_{-\infty}^{\infty} h(x-\xi) f_y(\xi) d\xi = g_y(x) + n_y(x) \quad (1.2)$$

sau ecuații integrale bidimensionale de tip Fredholm:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(x-\xi, y-\eta) f(\xi, \eta) d\xi d\eta = g(x, y) + n(x, y) \quad (1.3)$$

Unde în ecuațiile de mai sus  $\Delta$  - valoarea de estompare,  $h$  - funcția de împrăștiere a punctului (PSF - point spread function), ce determină caracterul de degradare a punctelor imaginii,  $f$  și  $g$  - distribuția intensității pe imaginile nedistorsionate și distorsionate, respectiv,  $n(x, y)$  - zgomot. Ecuațiile integrale (1.1) și (1.2) sunt utilizate de obicei pentru rezolvarea problemelor cu motion blur iar (1.3) pentru rezolvarea problemelor cu defocalizare, dar uneori relația (1.3) este utilizată în ambele cazuri.

Operația de aplicare a funcției de degradare (PSF) către o altă funcție (în cazul dat, la o imagine) se numește convoluție (eng.convolution). Sensul operației de convoluție constă în formarea valorii punctului K cu

coordonatele  $(x_0, y_0)$ , ce aparțin imaginii degradate  $g$ , participă punctele dintr-o careva arie  $\Delta$  a punctului  $D$  cu coordonatele  $(x_0, y_0)$ , ce aparțin imaginii inițiale  $f$ . Presupunem că are loc prelucrarea imaginii cu rezoluția  $M \times N$  pixeli. În acest caz variabilele  $x$  și  $y$  vor determina numărul de ordine al unui pixel din imagine, prin urmare,  $x \in 0, 1, \dots, M; y \in 0, 1, \dots, N$ . Dacă aria  $\Delta$  este de mărimea  $m \times n$ . Deci, procesul matematic de aplicare a operației de convoluție către imaginea  $f$  cu mărimea  $M \times N$  și a funcției de degradare  $h$  cu mărimea  $m \times n$  va fi descrisă în felul următor:

$$g(x,y) = h(x,y) \square f(x,y) + n(x,y) = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b h(i,j) f(x+i, y+j) + n(x,y), \quad (1.4)$$

unde  $a = \lfloor (m-1)/2 \rfloor$ ;  $b = \lfloor (n-1)/2 \rfloor$ ; \* - operatorul convoluției.

Pentru simplificarea procedurii de restaurare se aplică transformata Fourier [1,3], în special teorema convoluției, care spune că, operația de convoluție în domeniul spațial se echivalează unei operații de înmulțire în domeniul frecvență, deci ecuația modelului de degradare în domeniul spațial (1.4) poate fi scrisă pentru domeniul frecvență în felul următor:

$$h(x,y) \square f(x,y) + n(x,y) = H(u,v) \square F(u,v) + N(u,v), \quad (1.5)$$

unde  $H(u,v)$ ,  $F(u,v)$  și  $N(u,v)$  – Imagini-Fourier pentru funcțiile respective.

În acest caz procesul matematic de aplicare a operației de convoluție către imagine în domeniul frecvență va fi:

$$G(u,v) = H(u,v) \square F(u,v) + N(u,v). \quad (1.6)$$

Estimarea funcției de degradare este un pas important în procesul de restaurare a imaginilor distorsionate. Mai frecvent sunt utilizate trei metode de estimare a funcției de degradare: analiza vizuală, analiza experimentală și modelarea matematică a funcției degradate [8].

Considerăm algoritmi de restaurare a imaginilor degradate cu operatorul  $H$ .

*Filtrarea inversă* este metoda cea mai simplă de restaurare ce constă în estimarea  $\hat{F}(u,v)$  transformatei Fourier a imaginii inițiale prin împărțirea imaginii-Fourier a imaginii degradate (1.6) la operatorul  $H$ :

$$\hat{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)}. \quad (1.7)$$

Din relația (1.7) este evident că în cazul când va fi cunoscută funcția de degradare, restaurarea cu precizie înaltă nu va avea loc cu excepția cazului când zgomotul aditiv este nul ( $N(u,v) = 0$ ).

*Metoda optimă de filtrare, Wiener.* În acest filtru imaginea și zgomotul sunt considerate ca procese aleatoare și se găsește o așa estimare  $\hat{f}(x,y)$  pentru imaginea nedistorsionată  $f(x,y)$ , ca deviația mediei patrice a acestor valori să fie minimă. Evident, minimumul expresiei poate fi obținut în domeniul de frecvență și este dată de următoarea ecuație:

$$\hat{F}(u,v) = \left( \frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + \frac{S_n(u,v)}{S_f(u,v)}} \right) \square G(u,v), \quad (1.8)$$

unde  $S_n(u,v)$  - spectrul energetic al zgomotului  $n(x,y)$ ;

$S_f(u,v)$  - spectrul energetic al imaginii inițiale  $f(x,y)$ .

După cum se vede din expresia (1.8), în cazul lipsei zgomotului, filtrul Wiener se transformă într-un filtru invers obișnuit. Relația dintre spectrul zgomotului și imaginii nedistorsionate este înlocuită cu o constantă  $K$ , numită relația semnal/zgomot. Această constantă poate fi potrivită în regim interactiv, deci filtrarea bazată pe utilizarea constantei  $K$  este numită filtrare parametrică Wiener [1]. Astfel, filtrarea prin minimizarea devierii mediei patrice, utilizând datele caracteristicilor spectrale ale imaginii și zgomotului, are o imunitate bună la zgomot și este lipsită de singularitate în cazul zerourilor ale funcției de transfer în sistemul de formare.

*Metoda de netezire (regularizare Tikhonov).* Pentru realizarea metodei Tikhonov este suficient să fie cunoscute doar valoarea medie și dispersia zgomotului. Aceasta este un avantaj important al metodei, deoarece în practică pot fi estimate aceste valori în baza imaginii degradate [1,8].

Pentru funcția de netezire poate fi aplicat patratul normei laplaciene [1]:

$$C(f) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (\nabla f(x, y))^2, \quad (1.9)$$

unde  $M \times N$  – mărimea imaginii degradate  $g(x, y)$ .

Extrema din expresia (1.9) în domeniul frecvenței poate fi scrisă în felul următor [1]:

$$\hat{F}(u, v) = \left( \frac{H(u, v)}{H(u, v)^2 + \gamma |P(u, v)|^2} \right) G(u, v), \quad (1.10)$$

unde  $\gamma$  – parametrul de regularizare;  $P(u, v)$  - transformata Fourier al operatorului Laplace (matricia  $3 \times 3$ ).

În cazul când parametrul de regularizare  $\gamma$  din expresia (1.10) va fi zero atunci metoda va trece în filtrare inversă obișnuită.

*Metoda Richardson-Lucy.* Metodele de restaurare descrise mai sus sunt liniare. Această metodă este neliniară. Capacitatea distinctivă a acestei metode este utilizarea unor proceduri iterative. Iar algoritmul de calcul are forma:

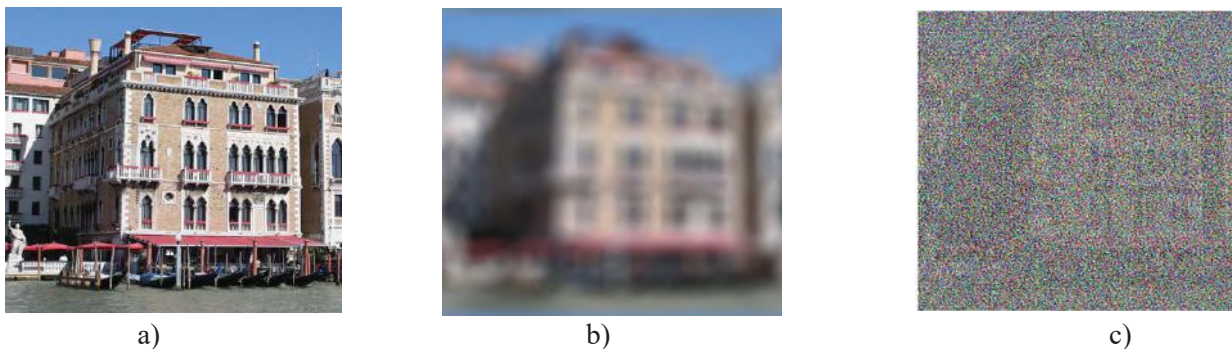
$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left( h(-x, -y) \frac{g(x, y)}{h(x, y) \hat{f}_k(x, y)} \right) \quad (1.11)$$

Deoarece calculele în (1.11) sunt efectuate în domeniul spațial, complexitatea calculelor se micșorează. Dar apar complicații la alegerea criteriului de stopare a procesului iterativ, ce poate duce la mărirea considerabilă a timpului de restaurare a imaginii degradate.

Pentru modelarea algoritmilor de restaurare descrise mai sus, a fost utilizat pachetul matematic MATLAB, ce conține biblioteca IPT (Image Processing Toolbox), cu funcțiile de prelucrare a imaginilor [2,5]. Pentru modelarea funcției de degradare a fost utilizat operatorul *fspecial* din biblioteca IPT.

Operatorul *fspecial* permite modelarea mișcării liniare a camerei foto față de obiectul cercetat, astfel obținând distorsiune în forma de estompă. În aceeași bibliotecă poate fi găsită funcția *imnoise*, cu ajutorul căreia poate fi modelat zgomotul.

În Fig 1.1.a , 1.1.b și 1.1.c sunt prezentate imaginile inițială, modelarea degradării cu zgomot aditiv și filtrarea inversă a imaginii degradate cu zgomot aditiv cu dispersia 0.000005 respectiv.

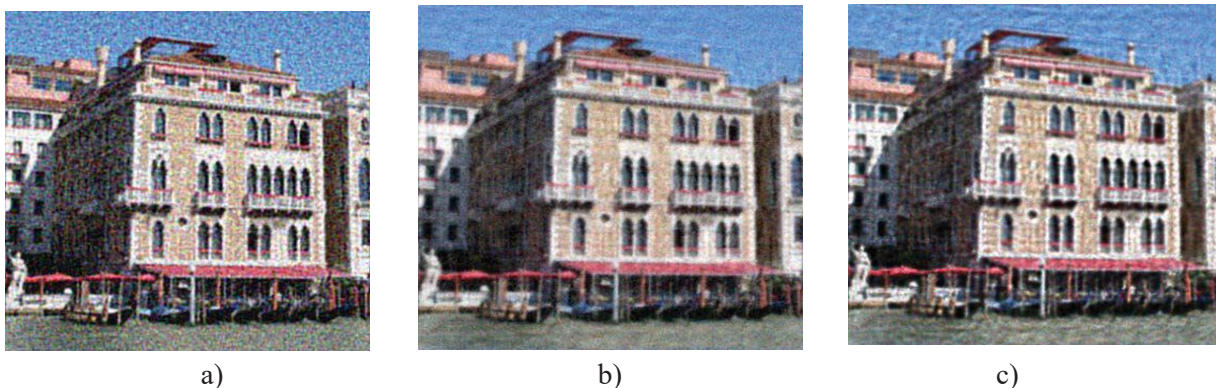


**Figura 1.1.** Rezultatele degradării și adăugării zgomotului la imaginea inițială:  
a) – imaginea inițială; b) – imaginea degradată; c) – restaurarea imaginii degradate cu noise var – 0.000005 utilizând metoda filtrului invers;

Utilizând biblioteca IPT și funcția *deconvolution* pentru algoritmi descriși, au fost obținute următoarele rezultate ale modelării. În Fig. 1.1.c este arătat rezultatul restaurării imaginii prin intermediul filtrului invers. După cum se vede din imagine chiar și cu un zgomot cu dispersie 0.000005 filtrul invers a restaurat imaginea cu erori considerabile.

În fig.1.2. sunt prezentate rezultatele restaurării imaginii prin metoda Wiener (fig.1.2.a), regularizarea Tikhonov (fig.1.2.b) și metoda Richardson-Lucy (fig.1.2.c). Dispersia zgomotului în toate trei cazuri este egală cu 0.00001.

Metodele descrise se bazează pe cunoașterea funcției de degradare. De obicei la prelucrarea imaginilor reale funcția de degradare nu este cunoscută sau este cunoscută cu o careva aproximare în urma analizei imaginii. Pentru prelucrarea imaginilor în cazul când funcția de degradare nu este cunoscută, sunt elaborate o serie de metode, numite blind deconvolution [1].



a) b) c)  
**Figura 1.2.** Rezultatele restaurării a imaginilor degradate prin:  
 a) – metoda Wiener; b) – Regularizarea Tikhonov; c) – metoda Richardson-Lucy

#### 4. CONCLUZII

Algoritmul de restaurare a imaginilor prin metoda filtrului invers a arătat rezultate ideale numai în cazul fără zgomot aditiv, în cazul adăugării zgomotului foarte mic cu nivelul dispersiei  $5 \cdot 10^{-6}$  rezultatul restaurării a fost obținut cu erori considerabile. Deci filtrul invers este foarte vulnerabil la zgomot aditiv.

În cazul zgomotului cu valoarea dispersiei  $10^{-5}$  algoritmul de restaurare cu aplicarea filtrului Wiener, regularizarea Tikhonov și algoritmul iterativ Richardson-Lucy au obținut rezultate relativ bune. Cea ce demonstrează o rezistență mai mare a acestor metode față de zgomotul aditiv în comparație cu filtrul invers. Dar restaurarea imaginii utilizând metodele descrise duce la așa numite *artefacte de ecou* (Fenomenul Gibbs), pentru excluderea cărora este nevoie de o soluție specială.

Este evident că cele mai bune rezultate vor fi obținute de metodele care, și la modelarea imaginii degradate precum și la restaurarea acestor imagini vor utiliza operații de sumare, și în continuare vor sta la baza cercetărilor ulterioare.

#### BIBLIOGRAFIE

1. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений*, Москва, Техносфера, 2005, 1072 р.
2. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. *Цифровая обработка изображений в среде MathLab*. Москва, Техносфера, 2006, 618 р.
3. Новейшие методы обработки изображений / [А.А.Потапов, Ю.В.Гуляев, С.А.Никитов, А.А.Пахомов, В.А.Герман] под ред. А.А.Потапова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 456 с.
4. Костевич А.Г. Экспериментальное определение функции рассеяния точки по произвольным фрагментам изображений / А.Г. Костевич, В.А. Краснянский // Матер. 4-й Междунар. конф. «Распознавание-99». – Курск, 1999. – С. 110–112.
5. Римских М.В. Методы преобразования Фурье и квадратур с регуляризацией для восстановления смазанных изображений в MATLAB // Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО. – 2008. – Вып. 47. – С. 39–51.
6. Дайнеко М.В., Сизиков В.С. Восстановление смазанных под углом и зашумленных изображений без учета граничных условий // Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО. – 2010. – № 4(68). – С. 28–32.
7. Бейтс Р. Восстановление и реконструкция изображений / Р. Бейтс, М. Мак-Доннелл. Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 336 с.
8. В.И. Майорова, А.М. Банников, К.И. Зайцев. Математическое моделирование процесса радиометрической коррекции снимков ДЗЗ. *Инженерный журнал: наука и инновации*, 2013, вып. 3. URL: <http://engjournal.ru/catalog/mathmodel/hidden/641.html>