

Ком'ютерна обробка зображень в інформаційно-вимірювальних системах



Лекція 4

Тема: Задача ідентифікації динамічних характеристик вимірювального каналу. Відновлення зображень

- 1) Задача ідентифікації динамічних характеристик вимірювального каналу. Двовимірний варіант
- 2) Відновлення зображень

1. Задача ідентифікації динамічних характеристик вимірювального каналу. Двовимірний варіант

- Двовимірний варіант ідентифікації частотної передаточної функції для ПФВЗ.
- Методика ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ.
- Приклад ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ

1.1 Двовимірний варіант ідентифікації частотної передаточної функції для ПФВЗ.

Розглянемо двовимірний варіант ідентифікації частотної передаточної функції $W_H(j\omega_1, j\omega_2)$ для ПФВЗ. Подібно до одновимірного варіанту ідентифікації, вважаємо, що контур тестового ОВ перпендикулярний напрямку просторової координати x . Це відповідає відеосигналу на вході ПФВЗ:

$$f_0(x, y) = \begin{cases} f_\phi, & x < 0, \\ f_{об}, & x \geq 0. \end{cases}$$

Цей відеосигнал створює на виході ПФВЗ відеосигнал $f_H(x)|_{y = const}$, що по формі відповідає пограничній кривій. Визначимо пограничну криву як $f_{ПК} = (f_H - f_\phi)/(f_{об} - f_\phi)$.

Тоді функція розсіювання лінії контуру згідно [258, 260, 261] дорівнює:

$$w_{НЛ}(x) = \frac{df_{ПК}(x)}{dx}.$$

З іншого боку, функція розсіювання лінії утворюється множиною точок контуру. Кожна з цих точок представлена на виході ПФВЗ функцією розсіювання точки $w_{НТ}(x, y)$, яка є характеристикою оптичної системи даного пристрою. Таким чином, функція розсіювання лінії дорівнює:

$$w_{НЛ}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} w_{НТ}(x, y) dy.$$

Функція розсіювання точки для якісної та добре налаштованої оптичної системи має кругову симетрію відносно центру просторових координат в площині відеозображень. В цьому випадку функція розсіювання точки може бути апроксимована двовимірної кривою Гауса [158]:

$$w_{HT}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{HT}^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{HT}^2}\right),$$

де σ_{HT} – параметр, що характеризує динамічні характеристики ПФВЗ.

Визначимо функцію розсіювання лінії на основі формули (2.64) з урахуванням (2.65):

$$w_{HL}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{HT}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_{HT}^2}\right).$$

Функція розсіювання лінії (2.63), апроксимована згідно формули (2.66), має максимум в точці $x = 0$:

$$w_{HL} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{HT}} \frac{df_{PK}(x)}{dx} \Big|_{x=0} = w_{HLmax}$$

$|W_H(j\omega_1, j\omega_2)|$ визначається виразом (2.70), а фазочастотна характеристика $\arg(W_H(j\omega_1, j\omega_2)) = 0$.

1.2 Методика ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ.

Таким чином, розроблено методику ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ:

1. На вхід ПФВЗ подають тестовий сигнал (2.61) та обчислюють пограничну криву згідно (2.62). З метою виключення впливу шумів додатково виконують усереднення пограничної кривої для декількох сотень рядків відеозображень, що містять пограничну криву. Також можливе усереднення рядка $z = const$ для послідовності відеозображень нерухомого тестового об'єкту згідно методики, викладеної в підрозділі 2.4.

2. Обчислюють функцію розсіювання лінії контуру та визначають її максимальне значення згідно (2.63), (2.67).

3. Визначають параметр σ_{HT} , що характеризує динамічні характеристики ПФВЗ, згідно (2.68).

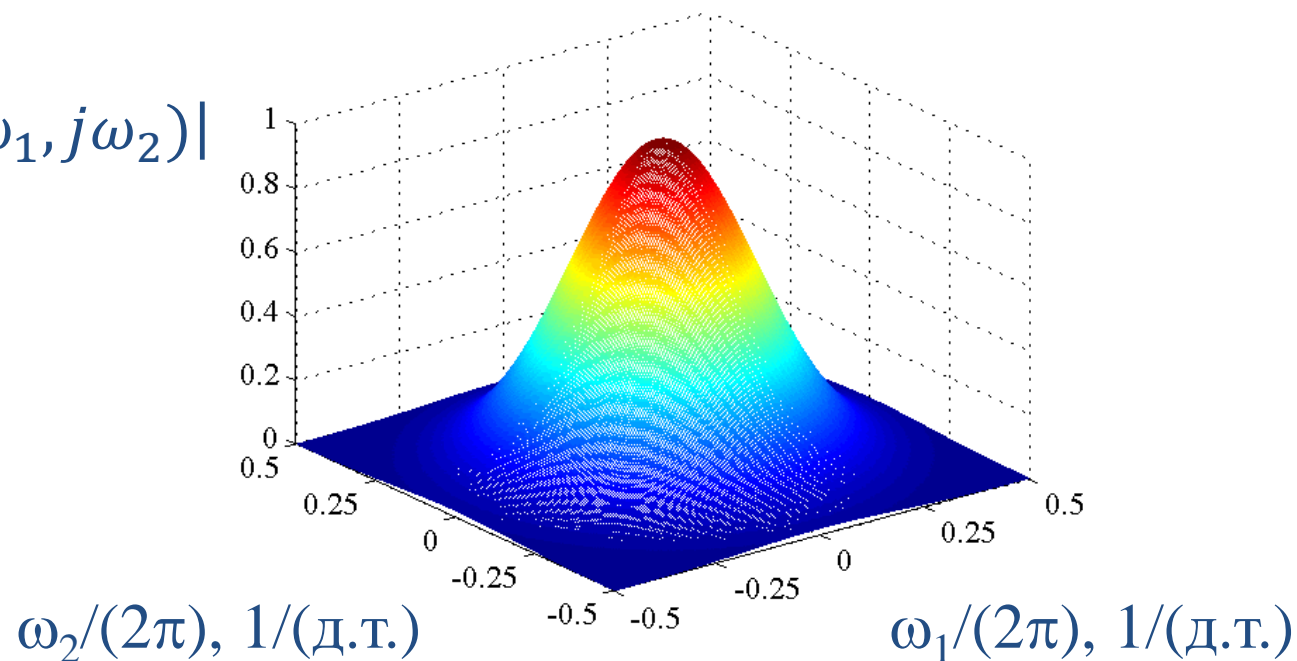
1.3 Приклад ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ

Розглянемо приклад ідентифікації динамічних характеристик ПФВЗ. В якості початкових даних будемо використовувати характеристику, наведену на рис. Б.6, додатково змістивши її так, щоб координаті $x = 0$ відповідала середина пограничної кривої. Тоді для цифрового фотоапарату $W_{НЛ_{max}} = 0,450 \text{ (д.т.)}^{-1} = 2,432 \text{ (мм)}^{-1}$, $\sigma_{НТ} = 0,887 \text{ д.т.} = 0,164 \text{ мм}$. Амплітудно-частотну характеристику $|W_H(j\omega_1, j\omega_2)|$ наведено в табл. Б.10 і на рис. 2.11, а.

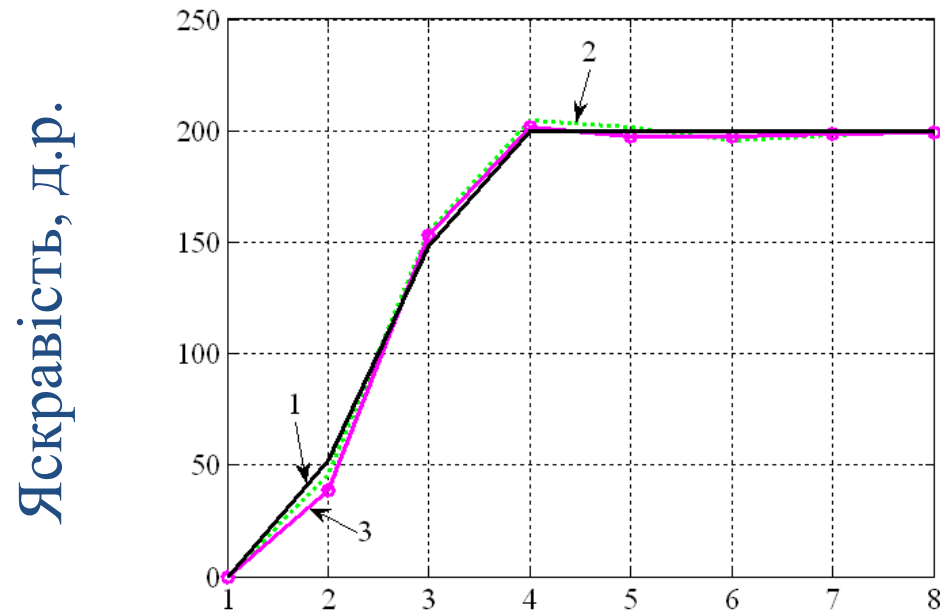
Перехідну характеристику, що відповідає $|W_H(j\omega_1, j\omega_2)|$, наведено в табл. Б.7 та на рис. 2.11, б. Похибка відтворення перехідної характеристики складає 6,6 %. У порівнянні з одновимірною математичною моделлю (2.59) точність дещо знизилася, але процедура ідентифікації двовимірної моделі є простішою

(використовується тільки один параметр σ_{HT} замість трьох або чотирьох). Як буде доведено в підрозділі 3.3, двовимірна ідентифікація на основі розробленої методики може бути реалізована на основі відеозображень, що використовуються приладовою системою в процесі вимірювання ГП.

$$|W_H(j\omega_1, j\omega_2)|$$

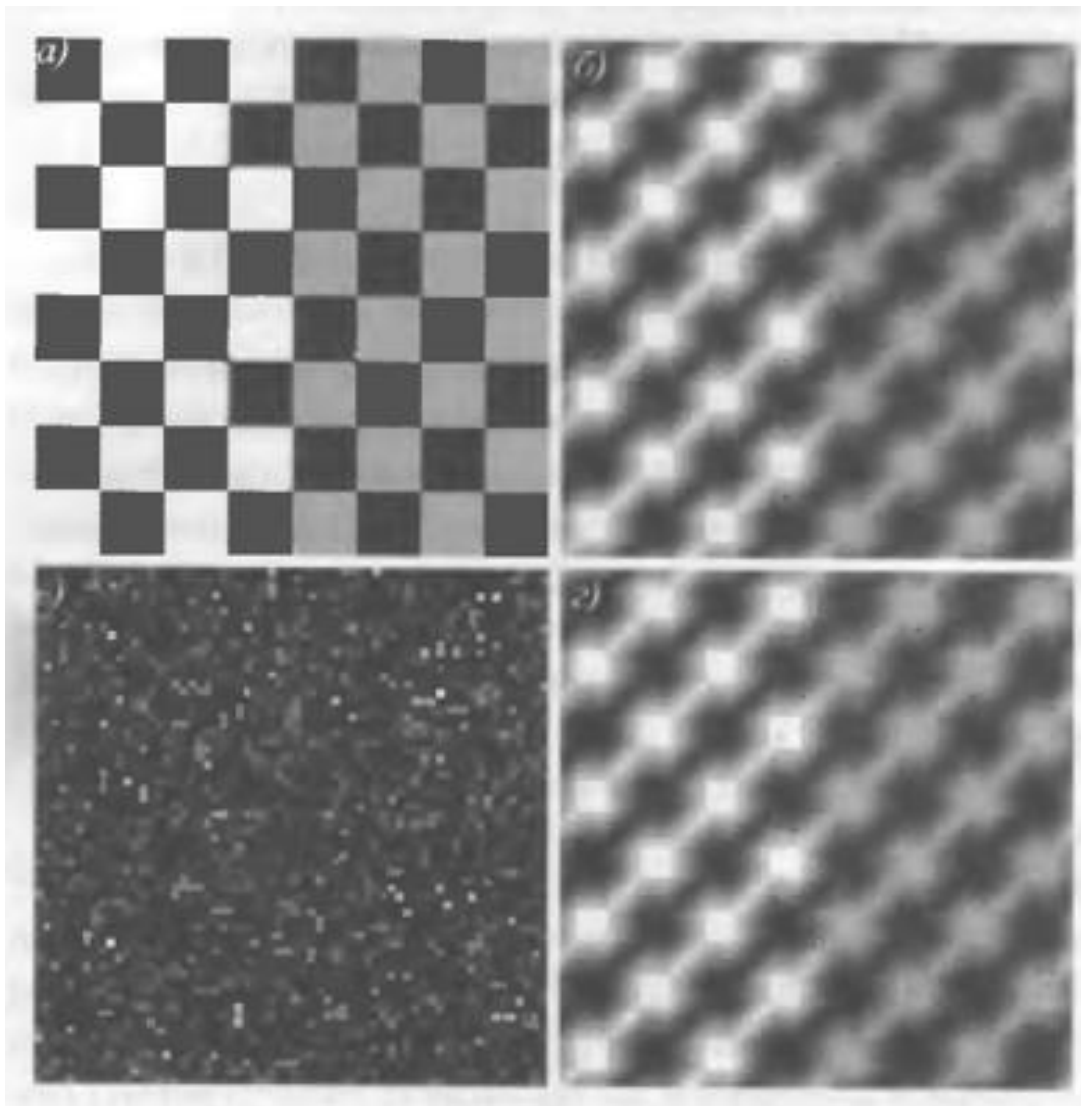


а)



Номер відліку в рядку цифрового відеозображення
б)

Рис. 2.11. Двовимірна амплітудно-частотна характеристика цифрового фотоапарату Sony Cyber-Shot DSC-N9 (а) та перехідна характеристика, що розрахована на основі його математичних моделей (б): 1 – двовимірна модель (2.70); 2 – одновимірна модель (2.59); 3 – експериментальні дані; $1 \text{ д.1} = 0,185 \text{ мм}$



а) Вихідне зображення б) Зображення розмите функцією `fspecial` з параметрами `len7` та `theta = -45`. в) Шумове зображення г) Сума б) та в)

2. Відновлення зображень

- Інверсний фільтр
- Фільтр Вінера
- Згладжуюча фільтрація методом найменших квадратів зі зв'язком
- Алгоритм Люсі-Річардсона

2. Відновлення зображень

Здійснюється шляхом алгоритмічно-програмної компенсації динамічних викривлень.

2.1. Найпростіший варіант – це *інверсний фільтр*, побудований на основі результатів ідентифікації передаточної функції вимірювального каналу.

$G=F+N$ – зображення, що спостерігається на виході вимірювального каналу, зображення з динам викр. F та шум (випадкові викривлення) N

H – передаточна функція вимірювального каналу

Найпростіший підхід до відновлення зіпсованого зображення полягає у побудові наближення виду

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}$$

Після цього слід застосувати зворотне перетворення Фур'є до функції $F(u, v)$ - це перетворення Фур'є зіпсованого зображення. Цей підхід зручно називати інверсною фільтрацією. Скориставшись моделлю з 2.1, цей метод можна виразити у вигляді наступного наближення

$$\hat{F}(u, v) = F(u, v) + \frac{G(u, v)}{H(u, v)}$$

Цей оманливо простий вислів говорить вам про те, що навіть якщо ми знаємо точно, то ми не можемо відновити $F(u, v)$, оскільки шумова компонента є випадковою величиною, перетворення Фур'є якої $N(u, v)$ залишається невідомим. Крім того, на практиці зазвичай є великі проблеми з функцією $N(u, v)$, яка може мати нульові значення. Навіть якщо член $N(u, v)$ дуже малий, поділ його на малі значення $N(u, v)$ може дати небажано велику надбавку до наближення $\hat{F}(u, v)$.

2.2. Застосування *фільтра Вінера* з мінімізацією середнього квадратичного відхилення оцінки зображення після відновлення від початого зображення.

S_f спектральна щільність зображення

S_n спектральна щільність шуму

Вінерівська фільтрація (названа на честь Н.Вінера, який запропонував цей метод у 1942 р.) є одним із найстаріших і добре відомих підходів у лінійному відновленні зображень. Вінерівський фільтр шукає наближення f , яке мінімізує середньоквадратичне відхилення

$$e^2 = E(f - \hat{f})^2$$

Де E – оператор математичного очікування, а f – неспотворене зображення. Вирішення цієї екстремальної задачі в частотній ділянці виражається формулою

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} * \frac{|H(u, v)|^2}{H(u, v)|H(u, v)|^2 + S_n(u, v)/S_f(u, v)} \right] G(u, v)$$

Де $H(u, v)$ - функція спотворення; $|H(u, v)|^2 = H^*(u, v) H(u, v)$; $H^*(u, v)$ - комплексно-сполучена функція $H(u, v)$; $S_n(u, v) = N|H(u, v)|^2$ - енергетичний спектр шуму; $S_f(u, v) = |F(u, v)|^2$ - спектр неспотвореного зображення; ділене $S_n(u, v) / S_f(u, v)$ називається енергетичним співвідношенням шум/сигнал (NSPR, Noise-to-Signal Power Ratio). Видно, що якщо спектр шуму дорівнює нулю для всіх значень u і v , це співвідношення також дорівнює нулю, і віверівський фільтр приводиться до інверсного фільтра, який обговорювався в попередньому параграфі.

Визначимо дві корисні величини, які називаються середня енергія шуму та середня енергія зображення, відповідно

$$\eta_A = \frac{1}{MN} \sum_u \sum_v S_\eta(u, v) \quad \text{і} \quad f_A = \frac{1}{MN} \sum_u \sum_v S_f(u, v)$$

тут M і N позначають вертикальний і горизонтальний розміри масивів зображення та шуму. Ці величини є скалярями, а їхнє ділене

$$R = \frac{\eta_A}{f_A}$$

яке також скалярно, іноді використовується при побудові постійної матриці, яка використовується замість $S_\eta(u, v)/S_f(u, v)$. У цьому випадку навіть при невідомому істинному співвідношенні шум/сигнал виходить простий спосіб інтерактивного експериментування шляхом зміни цієї константи та спостереження результатів відновлення.

Звісно, такий метод є дуже грубим, коли передбачається, що це функції є константами. Заміна $S_n(u, v)/S_f(u, v)$ на константу R в приведеній вище формулі для $F(u, v)$ називається *параметричним вінеровським фільтром*. В прикладі показано, що навіть такий простий прийом може привести до значно кращому результату, ніж при інверсній фільтрації

2.3 Згладжуюча фільтрація методом найменших квадратів із зв'язком

Інший метод лінійного відновлення, що добре зарекомендував себе, полягає у фільтрації за методом найменших квадратів з обмежниками, який у документації ІРТ називається згладжуючою фільтрацією. Двовимірна дискретна згортка задається виразом

$$h(x, y) * f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n)h(x - m, y - n).$$

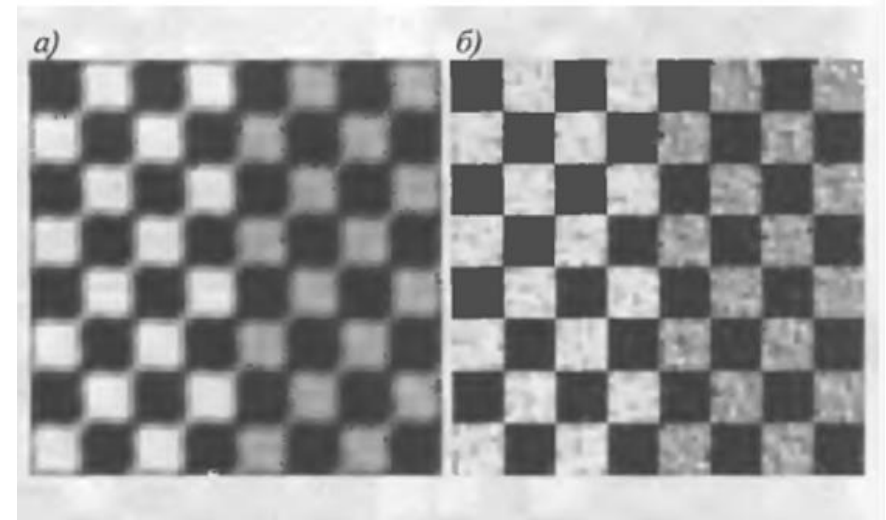
За допомогою цієї формули можна виразити модель лінійного спотворення $g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y)$.

$$g = Hf + \eta$$

Нехай, наприклад, $g(x,y)$ має розміри $M \times N$. Тоді можна сформуувати перші N елементів вектора g елементів зображення, які розташовуються в першому рядку $g(x,y)$ наступні N елементів взяти з другого рядка $g(x,y)$ і т.д. В результаті вийде вектор розміру $MN \times 1$. Таку ж розмірність мають вектори f та η , які будуються за аналогічною схемою. І тут матриця H має розміри $MN \times MN$. Її елементи беруться з попереднього рівняння згортки

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

Зображення із рис. 5.7, г) Відновлене фільтром, що згладжує, з параметром $\text{NOISEPOWER}=4$.
б) Те ж відновлене зображення за $\text{NOISEPOWER} = 0.4$ і з діапазоном $\text{RANGE} = [1e-7 \ 1e7]$



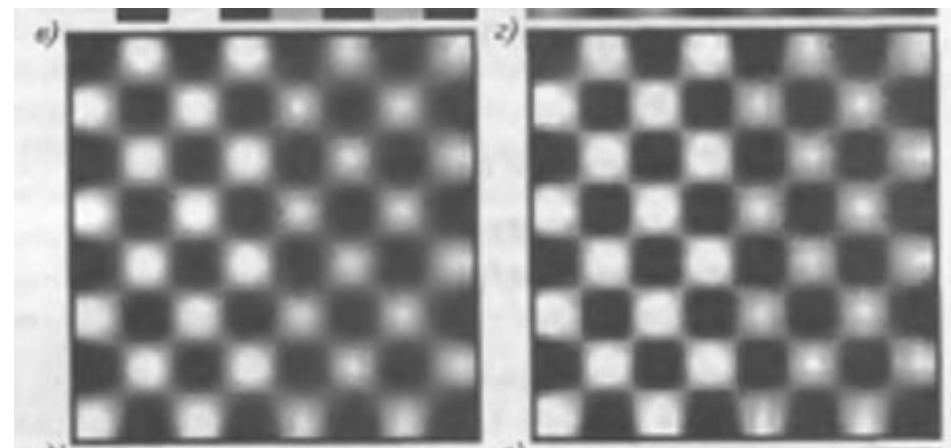
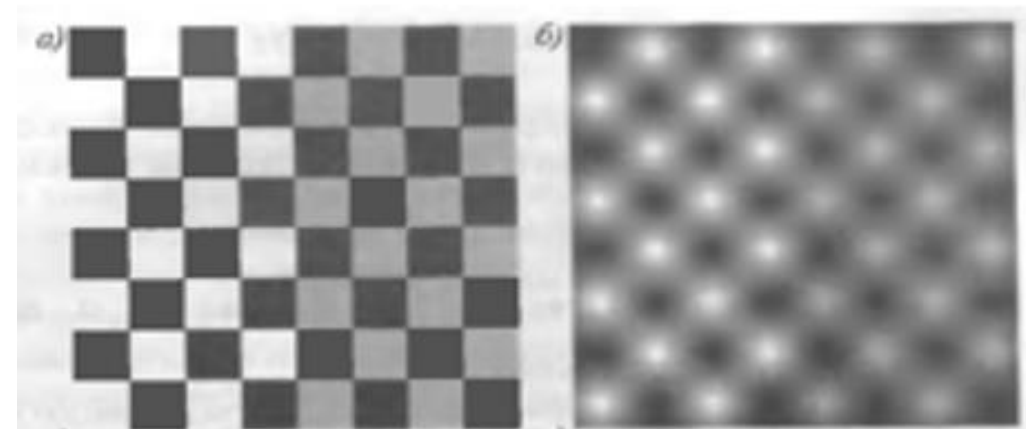
2.3 Алгоритм Люсі-Річардсона

Методи відновлення зображень, які обговорювалися у трьох попередніх параграфах, є лінійними. Крім того, вони є "прямими" у тому сенсі, що, як тільки відповідний фільтр побудований, вирішення завдання відновлення знаходиться одноразовим застосуванням цього фільтра. Ця простота реалізації разом із скромними вимогами до обчислювальних ресурсів, і навіть добре розвинена теоретична база, зробили лінійні методи основними інструментами відновлення зображень багато років.

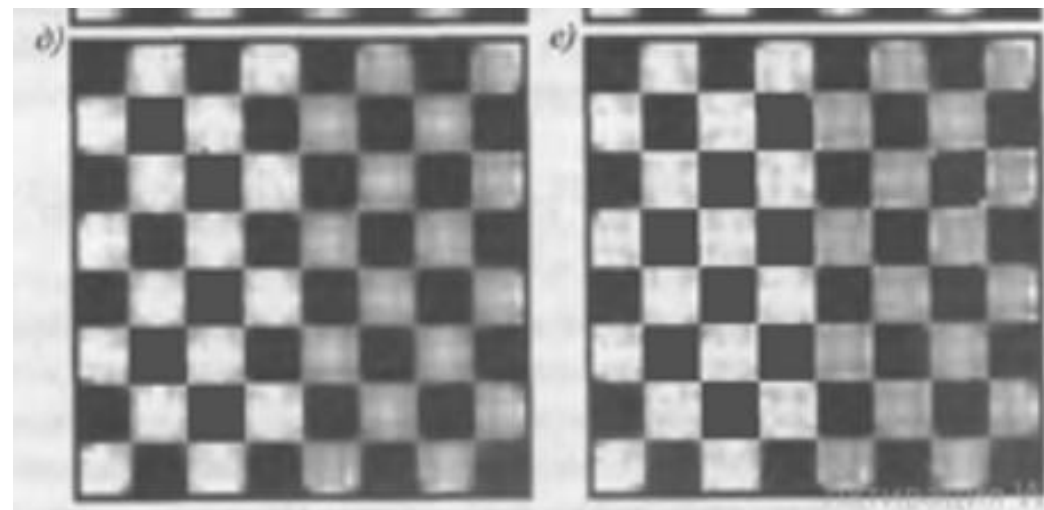
Алгоритм L-R формулюється у термінах методу максимальної правдоподібності, у якому зображення моделюється у вигляді статистик Пуассона. Максимізація функції правдоподібності моделі призводить до рівняння, яке виконується за умови збіжності наступних ітерацій.

$$\widehat{f_{k+1}}(x, y) = \widehat{f_k}(x, y) \left[h(-x, -y) * \frac{g(x, y)}{h(x, y) * f_x(x, y)} \right]$$

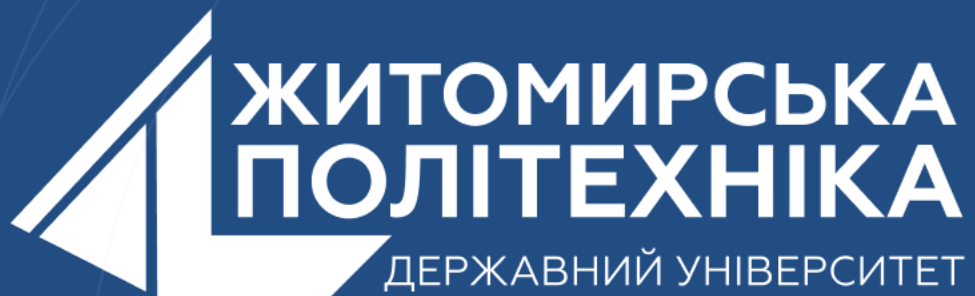
де, як завжди, "*" позначає згортку, \widehat{f} - це наближення незіпсованого зображення, а обидві функції f і g визначені. Алгоритм, очевидно, є ітераційним, а його нелінійність відбувається через поділ на \widehat{f} у правій частині рівняння



а) Вихідне зображення. б) Зображення розмите і зіпсоване гаусовим шумом.
в-е) Зображення, відновлені за алгоритмом L-R, відповідно, після 5, 10, 20 і 100 ітерацій



   @ZTUEDUUA



- Розвиваємо лідерів
- Створюємо інновації
- Змінюємо світ на краще

