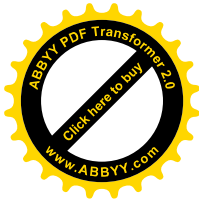


Кафедра комп'ютерної інженерії та електроніки

Назва дисципліни – Цифрове опрацювання зображень

Викладач: Павлюк Мирослав Федорович

1. Цифрова обробка зображень
2. Застосування перетворення Фур'є–меліна для цифрової кореляційної обробки спектр-зображень.
3. Субпіксельна обробка зображень у системах моніторингу видимого діапазону хвиль.
4. Цифрове опрацювання візуальних зображень з метою ефективного відділення об'єктів від фону.



2. ЦИФРОВА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ



Обробку сигналів зображень здійснюють з метою зміни якості зображень, надання зображенню нових властивостей, аналізу інформації, що міститься у зображенні або для скорочення сигнального потоку, що передує передаванню або запису сигналів зображень.

Зображення можна розділити на два класи: статичні зображення й динамічні зображення, які в мультимедійних системах називають «відео», а в англomовній термінології використовують ще й термін «movie», якщо мова йде тільки про динамічні зображення.

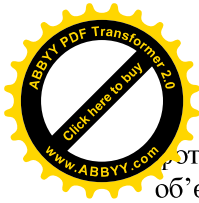
Незалежно від типу зображень все різноманіття принципів та способів обробки зображень можна розділити на такі напрямки:

1. Реставрація й поліпшення зображень.
2. Аналіз зображень (розпізнавання образів й аналіз сцен).
3. Синтез зображень.
4. Створення відеоефектів в кіно, телебаченні й інших галузях образотворчого мистецтва.
5. Кодування сигналів зображень з метою зменшення сигнальних потоків..

У рамках першого напрямку здійснюють зміну контрасту, придушення шумів, підкреслення меж об'єктів, корекцію кольорів, розфарбовування зображення тощо. Відзначимо, що, коли мова йде про поліпшення зображення, часто йдеться про таку зміну його властивостей, яка призводить до більш комфортного суб'єктивного сприйняття цього зображення, а не про досягнення більшої подібності до реального зображення.

У рамках другого напрямку здійснюють ідентифікацію об'єктів, що складають спостережувану сцену, оцінюють взаємозв'язок фрагментів зображення, а також визначають характеристики зображених об'єктів. Таку обробку здійснюють, наприклад, під час автоматизованого комп'ютерного розпізнавання тексту або для забезпечення „зору” роботизованих систем.

Синтез зображень набув останнім часом надзвичайно значного поширення. Методи та способи синтезу зображень використовують в абсолютно різних галузях діяльності. Так, наприклад, синтез тривимірних зображень здійснюють за плоскими

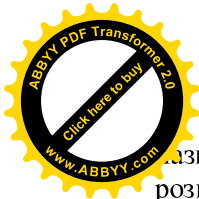


фотознімками земної поверхні або поверхні інших космічних об'єктів з метою дослідження властивостей цих об'єктів. Синтез здійснюють під час двовимірного або тривимірного моделювання об'єктів під час автоматизованого проектування споруд, транспортних засобів тощо. Значного поширення набули засоби синтезу зображень в різних сферах мистецької діяльності – створення штучних зображень об'єктів для ігрового кіно, відеокліпів, ілюстрацій до друкованих та електронних видань.

Напрямок обробки зображень, пов'язаний із створенням спецефектів хоча й використовує технічні підходи та прийоми, які застосовувались у трьох попередніх, але являє собою цілком самостійний та потужний напрямок цифрової обробки зображень. Часто візуальні спецефекти, створені електронними засобами називають іще відеоефектами.

Процес кодування сигналів зображень здійснюють із метою скорочення психофізіологічної й статистичної надмірності сигналів з метою зменшення сигнального потоку необхідного для запису або передачі інформації про зображення. Коли говорять про скорочення психофізіологічної надмірності йдеться про виключення із сигнального потоку тієї частини сигналів зображення, відсутність яких при відновленні зображення не буде помітним глядачеві внаслідок обмежень системи зору людини. Наявність статистичної надмірності у вихідному цифровому сигнальному потоці зображення обумовлено взаємозв'язком параметрів великої кількості елементів цього зображення. Скорочення статистичної надмірності дозволяє значно скоротити сигнальний потік для статичних та динамічних зображень без втрат якості зображення та його інформаційного змісту.

У сучасних інформаційних системах зображення передають, зберігають та обробляють переважно у цифровій формі, але первинні зображення здебільшого існують у вигляді безперервних двовимірних полів розподілу яскравості та кольору. Тому перетворення первинних зображень у цифрові сигнали є обов'язковою операцією, якщо передбачається використати цифрову обробку, передачу, зберігання. Так само, як і у випадку одновимірних сигналів, таке перетворення складається із двох процедур, які здійснюють одночасно. Перша полягає в заміні безперервного зображення набором дискретних елементів й



називається дискретизацією, а друга виконує заміну безперервного розподілу яскравості й забарвлення множиною квантованих значень для кожного елемента зображення й називається квантуванням.

Двовимірний характер зображення в порівнянні зі звичайними одновимірними сигналами надає додаткові можливості щодо оптимізації цифрового сигнального потоку з метою скорочення обсягу цифрових даних. У зв'язку з цим було досліджено питання стосовно найбільш раціонального вибору рівнів квантування, а також щодо можливості використання різних типів растрів, інші аспекти дискретизації зображень [2.1.-2.5].

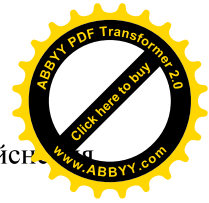
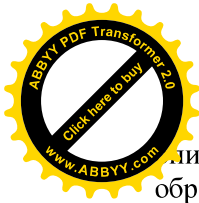
Растром називають структуру поля зображення утворену в результаті поелементного розкладання або синтезу зображення. У сучасній термінології елемент зображення називають «піксел» або «піксель», а в англійській літературі можна зустріти кілька еквівалентних назв, які було утворено від сполучення слів picture element (елемент зображення) – pictel, pixel, pel.

У переважній більшості випадків на практиці застосовують дискретизацію, з використанням прямокутного растра, й рівномірне квантування яскравості. Такий підхід застосовують через простоту виконання відповідних операцій, а також через необхідність здійснення у подальшому операцій пов'язаних з перетвореннями зображень. За умови використання прямокутного растра в остаточному вигляді сигнали оцифрованого зображення зазвичай подають у вигляді матриці (у випадку монохромного зображення) або набору матриць (у випадку кольорового зображення), рядки й стовпці яких містять квантовані значення параметрів відповідних елементів дискретизованого зображення.

2.1 Дискретизація й відновлення безперервних зображень

Для оцінки можливості дискретизації й можливості наступного відтворення зображення його можна розглядати як детерміноване поле оптичних параметрів або як реалізацію двовимірного випадкового процесу.

Залежно від прийнятої моделі зображення в процесі цифрової обробки використовують відповідний математичний апарат для



Алгоритми обробки зображення й застосовують відповідні підходи до здійснення обробки й оцінки результатів.

Зображення об'єктів у площині екрана пристрою відображення або в площині фоточутливих елементів перетворювача оптичних параметрів в електричні сигнали являє собою розподіл цих параметрів у двовимірному просторі й може бути описано відповідною двовимірною функцією просторових координат $F_I(x, y)$. Індекс I у позначенні даної функції означає відповідність вхідному зображенню (input). У процесі формування сигналів зображення в результаті його сканування (огляду) апертурою фоточутливого перетворювача з подальшою дискретизацією електричних сигналів функцію просторових координат замінюють деякою часовою функцією. При цьому між просторовими координатами, часом та номерами дискретних відліків сигналів встановлюють однозначну відповідність:

$$x = V_x t = n \cdot \Delta x = n \cdot V_x \Delta t, \quad y = V_y t = m \cdot \Delta y = m \cdot V_y \Delta t,$$

де V_x , V_y - як правило, постійна швидкість руху апертури сканера у відповідному напрямку;

Δx , Δy - крок дискретизації в області просторових координат;

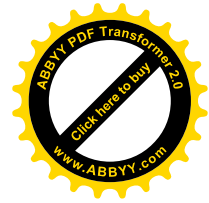
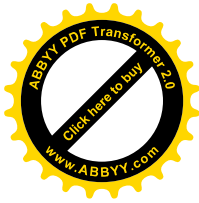
Δt - інтервал дискретизації в часовій області;

n та m - номери сигнальних відліків у відповідному напрямку.

Апертура сканера — це деякий умовний елемент за допомогою, якого здійснюють поелементне розкладання зображення. Саме слово апертура має латинське походження (apertura) й означає „отвір”. Словосполучення апертура сканера означає „оглядовий отвір”.

Просторові координати визначають відносно початкової точки сканування, час - від початку сканування.

Для більшої наочності міркувань пов'язаних з обробкою зображень розгляд процесу обробки зручно здійснювати в області просторових координат.



2.1.1 Дискретизація детермінованих зображень

Припустимо, що $F_I(x, y)$ описує первинне безперервне зображення нескінченних розмірів (розподіл яскравості, оптичної щільності тощо). В ідеальній системі дискретизації просторові відліки характерного параметра зображення утворюють шляхом множення функції, що описує цей параметр на функцію дискретизації.

Для здійснення процесу дискретизації в ідеальній системі застосовують функцію дискретизації виду:

$$D(x, y) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y), \quad (2.1)$$

яка утворює решітку дискретизації, що містить δ -функції розташовані з кроком $\Delta x, \Delta y$ у відповідних напрямках.

Модель процесу дискретизації можна уявити відповідно до схеми наведеної на рис.23.

Дискретизоване зображення можна описати співвідношенням:

$$\begin{aligned} F_p(x, y) &= F_I(x, y)D(x, y) = \\ &= \sum_{m \rightarrow -\infty}^{\infty} \sum_{n \rightarrow -\infty}^{\infty} F_I(m\Delta x, n\Delta y) \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \end{aligned} \quad (2.2)$$

Функцію $F_I(x, y)$ може бути внесено під знак додавання, оскільки вона має значення вагового коефіцієнта для кожного конкретного відліку сигналу взятого у вузлах решітки дискретизації.

З метою здійснення аналізу процесу дискретизації й оцінки можливості відтворення зображення розглянемо просторовий частотний спектр дискретизованого зображення. Просторовий спектр дискретизованого зображення можна одержати шляхом здійснення безперервного двовимірного перетворення Фур'є.

$$F_p(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F_p(x, y) \exp[-i(\omega_x x + \omega_y y)] dx dy \quad (2.3)$$

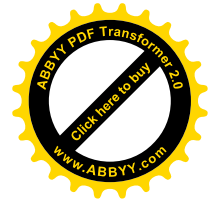
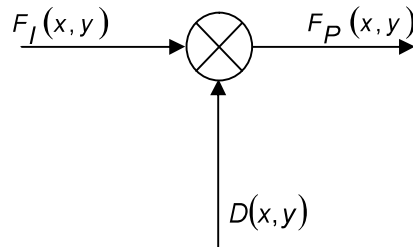
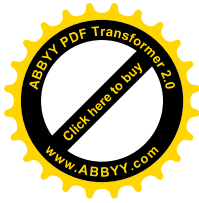


Рис. 23. Схема процесу дискретизації зображення

З огляду на (2.2) й (2.3) можна зазначити, що $F_P(\omega_x, \omega_y)$ є згорткою спектрів вихідної функції й функції дискретизації.

Якщо спектр функції дискретизації позначити $D(\omega_x, \omega_y)$, то відповідно до теореми про частотний спектр функції, що є добутком двох функцій у просторовій області можна записати:

$$F_P(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{4\pi^2} F_I(\omega_x, \omega_y) * D(\omega_x, \omega_y) \quad (2.4)$$

Знаком „*” будемо в подальшому позначати операцію згортки.

Двовимірне перетворення Фур'є функції дискретизації в області просторових частот утворює нескінченний набір δ -функцій розташованих із кроком $\omega_{xs} = \frac{2\pi}{\Delta x}$; $\omega_{ys} = \frac{2\pi}{\Delta y}$ тобто

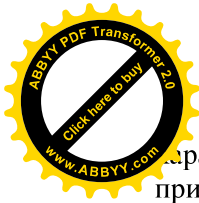
$$D(\omega_x, \omega_y) = \left(\frac{4\pi^2}{\Delta x \Delta y} \right) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(\omega_x - m\omega_{xs}, \omega_y - n\omega_{ys}) \quad (2.5)$$

Будемо вважати, що спектр просторових частот первинного зображення є обмеженим в частотній області так, що

$$F_I(\omega_x, \omega_y) = 0 \quad \text{для} \quad \begin{cases} |\omega_x| > \omega_{xc} \\ |\omega_y| > \omega_{yc} \end{cases},$$

де ω_{xc}, ω_{yc} – частоти зрізу спектра просторових частот зображення у відповідному напрямку.

Висловлене припущення є відображенням того, що будь-яке реальне зображення є обмеженим просторово, а значення



характерного параметра є обмеженням за величиною, призводить до утворення сигналів зображень обмежених у часі й за амплітудою. Енергія сигналів зображення завжди зосереджена у низькочастотній частині спектру й можна вибрати таку верхню частоту спектру корисного сигналу, за якої більш високочастотні складові можна відкинути без помітного спотворення самого зображення. Наприклад, це можна зробити для спектральних складових, рівень яких не перевищує рівень шумів.

Запишемо (2.4) з урахуванням зроблених вище зауважень:

$$F_p(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\Delta x \Delta y} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F_l(\omega_x - \alpha, \omega_y - \beta) \times \\ \times \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} (\delta\alpha - m\omega_{xs}, \beta - n\omega_{ys}) \quad (2.6)$$

де α та β - деякі нові змінні, які мають значення просторової частоти.

Якщо змінити порядок інтегрування й додавання й урахувати властивість вибіркової здатності δ -функції, одержимо співвідношення:

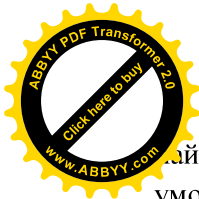
$$F_p(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\Delta x \Delta y} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F_l(\omega_x - m\omega_{xs}, \omega_y - n\omega_{ys}). \quad (2.7)$$

Це співвідношення описує спектр просторових частот ідеально дискретизованої функції детермінованого зображення.

Зображення спектра просторових частот відповідно до (2.7) наведено на рис.24.

Як видно з рис. 24, спектр дискретизованого зображення складається з нескінченного числа спектрів вхідного зображення, які повторюються зі зміщенням на частоти, кратні $\frac{2\pi}{\Delta x}, \frac{2\pi}{\Delta y}$.

Очевидно, що залежно від співвідношення ширини спектра вихідного зображення й обраного кроку дискретизації $\Delta x, \Delta y$, сусідні спектри можуть дотикатися, перекриватися або бути розділеними деяким частотним інтервалом. Відповідно до цих варіантів говорять, що дискретизацію здійснено з найквістовою частотою, із частотою нижче найквістової, із частотою вище



дискретизованої. З огляду на рис.24 можна зробити висновок, що за умови $\omega_{xs} > 2\omega_{xc}, \omega_{ys} > 2\omega_{yc}$ процес виділення сигналу спрощується, хоча часу для цього менше.

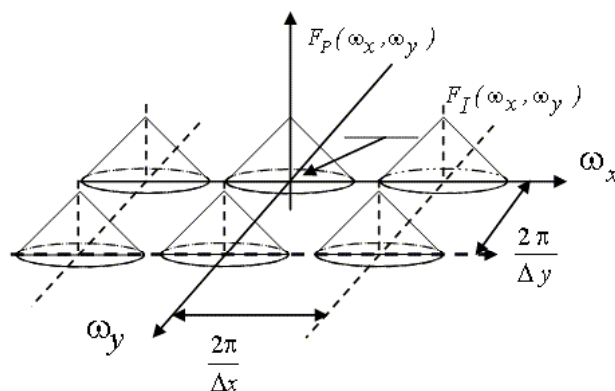


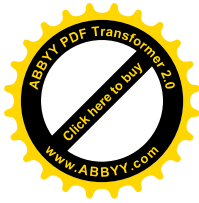
Рис. 24. Спектр просторових частот дискретизованого зображення

Таким чином, внаслідок розгляду спектра $F_P(\omega_x, \omega_y)$ можна зробити висновок про те, що з відліків функції $F_P(x, y)$ можна одержати безперервне зображення, що повністю відповідає вхідному, шляхом лінійної частотної фільтрації спектра дискретизованого зображення в області просторових частот або лінійної просторової інтерполяції в області лінійних координат.

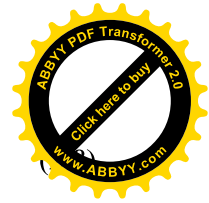
Оскільки дискретні відліки сигнальної функції було отримано за допомогою решітки δ -функцій, значення просторової функції зображення в проміжках між вузлами решітки дискретизації можна відновити шляхом інтерполяції проміжних значень.

Розглянемо можливість відновлення зображення більш докладно.

Нехай $R(x, y)$ є імпульсний відгук фільтра, що використовують для інтерполяції, а $R_\omega(\omega_x, \omega_y)$ - його частотна характеристика. Відтворене зображення може бути представлено, як згортку послідовності відліків $F_P(x, y)$ з імпульсним відгуком відновлювального фільтра.



$$F_R(x, y) = F_I(x, y) * R(x, y)$$



Підставимо у (2.8) функцію F_P з (2.2) й обчислимо згортку з урахуванням раніше зроблених зауважень.

$$F_R(x, y) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F_I(m\Delta x, n\Delta y) R(x - m\Delta x, y - n\Delta y) \quad (2.9)$$

З виразу (2.9) видно, що імпульсний відгук $R(x, y)$ виконує роль двовимірної функції, що здійснює інтерполяцію відліків на всю площину.

Частотний спектр відновленої функції в області просторових частот є добутком

$$F_R(\omega_x, \omega_y) = F_P(\omega_x, \omega_y) \cdot R_\omega(\omega_x, \omega_y).$$

З урахуванням (2.7) можна записати:

$$F_R(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\Delta x \Delta y} R_\omega(\omega_x, \omega_y) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F_I(\omega_x - m\omega_{xs}, \omega_y - n\omega_{ys}) \quad (2.10)$$

З (2.10) випливає, що в разі, коли спектри не перекриваються, а множник $R_\omega(\omega_x, \omega_y)$ має постійне значення в області $\omega_x < \omega_{xc}$, $\omega_y < \omega_{yc}$, рис. 25, й придушує всі спектри, для яких $m, n \neq 0$, тоді спектр відновленого зображення буде в точності збігатися зі спектром вхідного зображення.

Для зображення з обмеженою шириною спектра умову не перекривання спектрів після дискретизації може бути виконано, якщо інтервал дискретизації обрано так, що має місце співвідношення

$$\omega_{xc} \leq \frac{\omega_{xs}}{2}; \quad \omega_{yc} \leq \frac{\omega_{ys}}{2}; \quad \text{або} \quad \Delta x \leq \frac{\pi}{\omega_{xc}}; \quad \Delta y \leq \frac{\pi}{\omega_{yc}}.$$

У тих випадках, коли просторова частота дискретизації зображення достатня для запобігання накладання спектрів у дискретному зображенні, вхідне зображення можна відновити за допомогою відповідного фільтра.

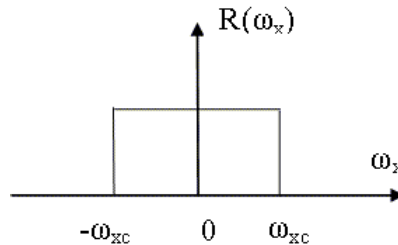
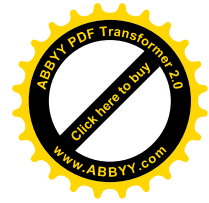
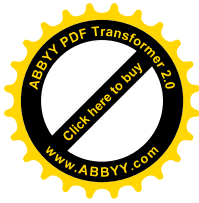


Рис. 25. Одновимірна характеристика ідеального відновлювального фільтра

Наприклад це можна зробити за допомогою таких фільтрів:

$$R_{\omega}(\omega_x, \omega_y) = k \text{ для } |\omega_x| \leq \omega_L \text{ й } |\omega_y| \leq \omega_{yL},$$

$$R_{\omega}(\omega_x, \omega_y) = 0 \text{ для } |\omega_x| \leq \omega_L \text{ й } |\omega_y| \leq \omega_{yL},$$

де k – масштабний коефіцієнт, $\omega_{yL} > \omega_{yc}$; $\omega_{xL} > \omega_{xc}$, рис.26.

Оскільки дискретні відліки сигнальної функції відомі тільки в певних точках простору лінійних координат, тоді імпульсний відгук (або ще говорять функція розсіювання точки - ФРТ) такого відновлювального фільтра повинен бути

$$R(x, y) = \frac{k\omega_{xL}\omega_{yL}}{\pi^2} \frac{\sin(\omega_{xL}x)}{\omega_{xL}x} \frac{\sin(\omega_{yL}y)}{\omega_{yL}y}. \quad (2.11)$$

У цьому випадку зображення відновлюється за допомогою нескінченної суми сигналів (функцій) виду $\sin c(x)$.

У цьому випадку зображення відновлюється за допомогою нескінченної суми сигналів (функцій) виду $\sin c(x)$.

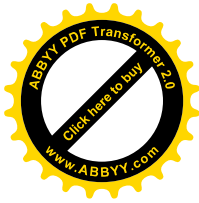
Іншим фільтром, рис.27, придатним для повного відновлення може бути фільтр з характеристикою

$$R_{\omega}(\omega_x, \omega_y) = k \text{ за умови } \sqrt{\omega_{xL}^2 + \omega_{yL}^2} < \sqrt{\omega_{xc}^2 + \omega_{yc}^2},$$

$$R_{\omega}(\omega_x, \omega_y) = 0 \text{ - в інших випадках.}$$

Імпульсний відгук такого фільтра має вигляд:

$$R(x, y) = 2\pi\omega_0 \frac{J_1(\omega_0\sqrt{x^2 + y^2})}{(x^2 + y^2)}, \quad \omega_0 = \sqrt{\omega_{xc}^2 + \omega_{yc}^2} \quad (2.12)$$



$J_1(x)$ - функція Бесселя першого порядку.

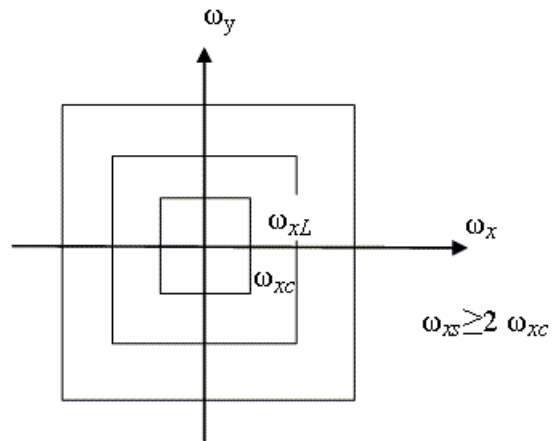
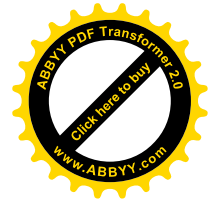


Рис. 26. Прямокутна область просторових частот, що визначає характеристики відновлювального фільтра

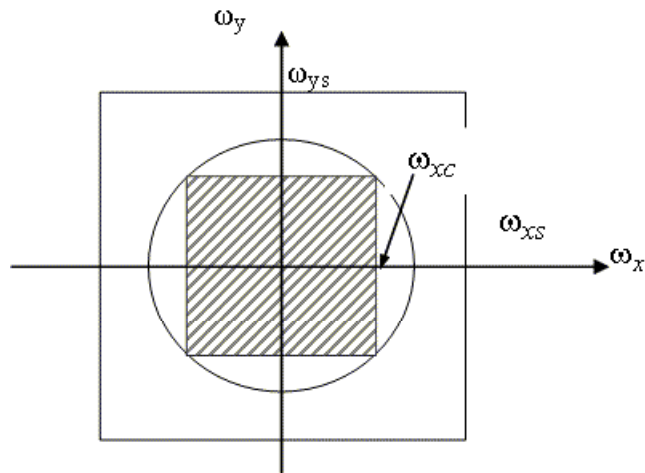
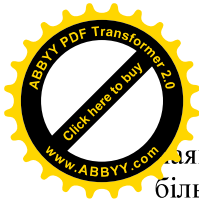


Рис. 27. Область визначення для відновлювального фільтра з характеристикою (2.12)

Теоретично існує декілька відновлювальних фільтрів, що забезпечують ідентичне відновлення зображення, однак через



наявність від'ємних значень їхніх імпульсних характеристик. Більшість із них важко або неможливо реалізувати практично.

2.1.2 Дискретизація випадкових зображень

Отже вище було розглянуто можливість подання безперервного детермінованого зображення за допомогою певним чином обраних дискретних відліків, що мають значення певного характерного параметра (яскравість, оптична щільність, коефіцієнт відбивання) у полі зображення.

Виходячи з логічних міркувань можна припустити, що зробленої оцінки достатньо для того, щоб поширити її на всі можливі зображення. Хоча, як ми вже відзначали, зображення можна розглядати як тривимірну випадкову функція деякої фізичної величини $L(x, y, t)$. У кожний конкретний момент часу зображення можна розглянути як миттєвий знімок якоїсь сцени.

У цьому випадку зображення можна розглядати як випадкове двовимірне поле й оцінити можливість подання такого поля дискретними відліками. Статистичний опис зображень широко використовують під час кодування джерела зображення й каналу передачі.

Оскільки на підставі зробленого раніше зауваження впливає, що таке подання можливо зробити, тому зосередимо нашу увагу головним чином на характеристиках й функціональних залежностях, які використовують у цьому випадку.

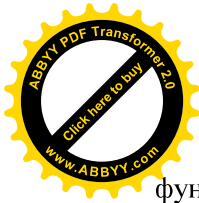
Нехай функція $F_I(x, y)$ описує безперервний двовимірний стаціонарний процес із відомим середнім значенням η_{F_I} й автокореляційною функцією відповідно до співвідношення

$$R_{F_I}(\tau_x, \tau_y) = E\{F_I(x_1, y_1)F_I^*(x_2, y_2)\}, \quad (2.13)$$

де $\tau_x = x_1 - x_2$, $\tau_y = y_1 - y_2$.

Дискретизацію здійснюємо за допомогою функції $D(x, y)$ відповідно до співвідношення (2.1).

$$F_p(x, y) = F_I(x, y)D(x, y) = F_I(x, y) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y) \quad (2.14)$$



Автокореляційна функція дискретизованої сигнальної функції зображення буде мати вигляд

$$\begin{aligned} R_{F_p}(x_1, y_1, x_2, y_2) &= E\{F_p(x_1, y_1) * F_p(x_2, y_2)\} = \\ &= E[F_I(x_1, y_1) * F_I(x_2, y_2)]D(x_1, y_1)D(x_2, y_2) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Отриманий вираз складається з автокореляційної функції вихідного зображення й добутку двох функцій дискретизації, які зміщено у просторі. Цей добуток також є набором δ -функцій, що подібний до функції дискретизації:

$$D(x_1, y_1)D(x_2, y_2) = D(x_1 - x_2, y_1 - y_2) = D(\tau_x, \tau_y). \quad (2.16)$$

З урахуванням зробленого зауваження можна зазначити, що дискретизоване випадкове поле, що характеризує зображення, також є стаціонарним та має автокореляційну функцію

$$R_{F_p}(\tau_x, \tau_y) = R_{F_I}(\tau_x, \tau_y)D(\tau_x, \tau_y). \quad (2.17)$$

Знайдемо енергетичний спектр дискретизованої функції й розглянемо яким чином у ньому представлено спектр первинного зображення.

Енергетичний спектр випадкового процесу можна виразити за допомогою спектра автокореляційної функції:

$$W_{F_p}(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{4\pi^2} W_{F_I}(\omega_x, \omega_y) * D(\omega_x, \omega_y), \quad (2.18)$$

W_{F_p}, W_{F_I} - спектральні щільності функції дискретизації й сигнальної функції первинного зображень відповідно.

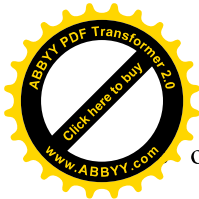
$D(\omega_x, \omega_y)$ - спектральне представлення функції дискретизації $D(\tau_x, \tau_y)$.

Вираз (2.18) має такий самий вигляд, що й вираз (2.4). Подібно до того, як було отримано співвідношення (2.10) можна одержати

$$W_{F_p}(\omega_x, \omega_y) = \frac{4\pi^2}{\Delta x \Delta y} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} W_{F_I}(\omega_x - m\omega_{xs}, \omega_y - n\omega_{ys}). \quad (2.19)$$

З виразу (2.19) випливає, що енергетичний спектр дискретизованого зображення містить енергетичні спектри первинного зображення, що повторюються нескінченне число разів





області просторових частот через інтервали кратні частотам дискретизації $\omega_{xs} = \frac{2\pi}{\Delta x}; \omega_{ys} = \frac{2\pi}{\Delta y}$.

Співвідношенню (2.19) відповідає картина розподілу спектра просторових частот, яку наведено на рис.24.

На підставі отриманих результатів можна зробити висновок про те, що в разі виконання умови щодо співвідношення верхньої частоти спектру сигналу ω_{xc}, ω_{yc} й частоти дискретизації

$\omega_{xc}, \omega_{yc} \leq \frac{\omega_{xs}}{2}, \frac{\omega_{ys}}{2}$, локальні енергетичні спектри не перекриваються й зображення можна відновити за допомогою функції $R(x, y)$, що здійснює інтерполяцію. Відзначимо, що $R(x, y)$ - детермінована інтерполяційна функція.

Таким чином, відновлене безперервне випадкове зображення $F_R(x, y)$ можна описати співвідношенням:

$$F_R(x, y) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F_I(m\Delta x, n\Delta y) R(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \quad (2.20)$$

Еквівалентність первинного й відновленого зображення в цьому випадку оцінюють за допомогою середньоквадратичної похибки. Первинне й відновлене зображення є еквівалентними за умови, що похибка дорівнює нулю, тобто

$$E\left[|F_I(x, y) - F_R(x, y)|^2\right] = 0, \quad (2.21)$$

де E - моментна функція випадкової величини.

Для реалізації цього співвідношення необхідно й достатньо, створити умови відповідно до критерію Найквіста й використати інтерполяційну функцію $\sin c(x)$ або функцію Бесселя, тобто так само як і у випадку детермінованого зображення.

Отримані результати можна безпосередньо застосувати для здійснення дискретизації детермінованого сигналу в присутності адитивного шуму. Адитивний шум можна уявити у вигляді двовимірного випадкового поля.

Процес дискретизації такого зображення може бути проілюстровано у спектральній області за допомогою одновимірних діаграм, що наведено на рис.28.

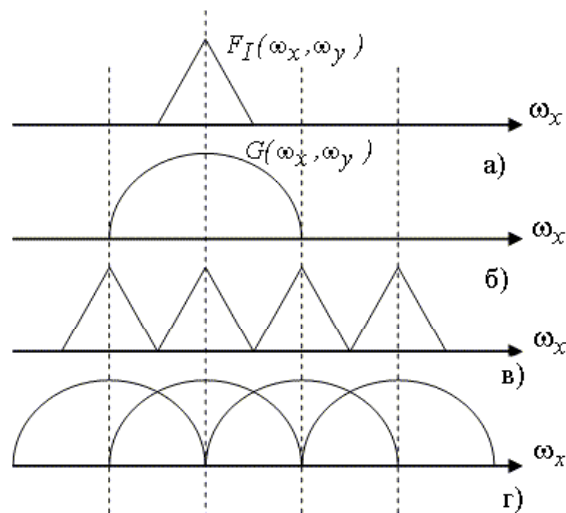
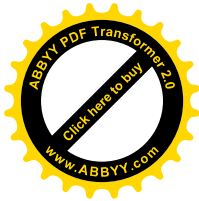
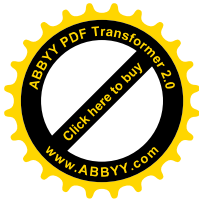


Рис. 28. Одновимірні спектри сигнальних функцій первинного й оцифрованого зображення й адитивного шуму

На рис.28 наведено спектр первинного сигналу зображення (а), первинний спектр адитивного шуму (б), спектр дискретизованого сигналу зображення (в), спектр дискретизованого шумового сигналу (г).

Як правило, спектр завади ширше спектра сигналу. За умови правильного вибору частоти дискретизації, погодженої з верхньою частотою сигналу зображення в результаті дискретизації зображення разом із шумом одержимо спектр дискретизованого зображення, що буде містити повторювані спектри первинного зображення, що не перекриваються, й повторювані спектри шумового поля, що перекриваються. Тобто, внаслідок дискретизації зросте потужність шуму в смузі частот спектра первинного зображення й у підсумку погіршиться відношення сигнал/шум. У цьому випадку відтворену репродукцію зображення буде значно сильніше спотворено шумами в порівнянні з первинним зображенням.

Щоб цього не відбувалося необхідно безпосередньо перед дискретизацією здійснювати обмеження смуги сигналу зображення відповідно до обраної частоти дискретизації.



2.1.3 Дискретизація сигналів у реальних системах

Вище було розглянуто ідеалізований процес дискретизації, коли решітка імпульсів дискретизації має необмежені розміри й складається з ідеальних зондів - дельта – імпульсів.

У реальних системах ширина імпульсів дискретизації має кінцеві розміри, а решітка імпульсів дискретизації містить обмежену кількість таких імпульсів. Крім того частота дискретизації може бути нижче найквістової.

Проаналізуємо до яких наслідків призводить наявність зазначених фактів.

Розглянемо систему, у якій зображення сканують за допомогою апертури малих розмірів, як це має місце в різних сканерах або ТВ системах. Будемо вважати, що апертура характеризується деякою функцією прозорості $P(x, y)$.

2.1.4 Вплив форми імпульсів дискретизації

Як і раніше дискретизоване зображення будемо описувати співвідношенням, що містить сигнальну функцію первинного зображення та функцію дискретизації:

$$F_p(x, y) = F_l(x, y)S(x, y). \quad (2.22)$$

Функція дискретизації складається з обмеженого числа імпульсів й має вигляд:

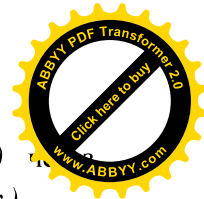
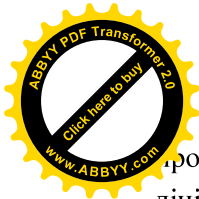
$$S(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M P(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \quad (2.23)$$

Відповідно з (2.23) решітка функції дискретизації містить $(2M + 1)$ імпульсів $P(x, y)$ у напрямку x й $(2N + 1)$ $(2N + 1)$ у напрямку y .

Вважаємо, що імпульси дискретизації нормовано так, що

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} P(x, y) dx dy = 1. \quad (2.24)$$

Можна показати, що результат застосування зазначеної функції дискретизації буде еквівалентним до результату отриманого внаслідок застосування функції, що утворено шляхом



пропускання кінцевого набору δ - функцій з $D(x, y)$ та лінійний просторовий фільтр із імпульсним відгуком $P(x, y)$.

Отриману таким способом функцію дискретизації можна описати співвідношенням згортки:

$$S(x, y) = D(x, y) * P(x, y), \quad (2.25)$$

де
$$D(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \quad (2.26)$$

Після підстановки виразу (2.23) у (2.22) для дискретизованого зображення одержимо такий результат:

$$F_p(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M F_l(x, y) P(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \quad (2.27)$$

З урахуванням (2.25) й на підставі (2.22) частотний спектр дискретизованої функції має вигляд згортки спектра первинного сигналу й функції дискретизації, тобто:

$$F_p(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{4\pi^2} F_l(\omega_x, \omega_y) * [D(\omega_x, \omega_y) P(\omega_x, \omega_y)], \quad (2.28)$$

де $P(\omega_x, \omega_y)$ - зображення функції $P(x, y)$ в області просторових частот.

Перетворення Фур'є кінцевої решітки імпульсів дискретизації $D_l(x, y)$ визначається співвідношенням:

$$D_l(\omega_x, \omega_y) = \frac{\sin\left[\omega_x\left(M + \frac{1}{2}\right)\Delta x\right]}{\sin\frac{\omega_x\Delta x}{2}} \frac{\sin\left[\omega_y\left(N + \frac{1}{2}\right)\Delta y\right]}{\sin\frac{\omega_y\Delta y}{2}}. \quad (2.29)$$

Якщо розглянути просторовий спектр решітки кінцевих розмірів, що складаються з δ -функцій, то цей спектр буде мати вигляд як на рис.29.

Спектр $D_l(\omega_x, \omega_y)$ визначається співвідношенням (2.29).

Як видно зі співвідношення (2.29) перехід через „0” функції, що огинає спектр обмеженої решітки дискретизації, визначається чисельником, а саме періодом функції $\sin\left[\omega_x\left(M + \frac{1}{2}\right)\Delta x\right]$.

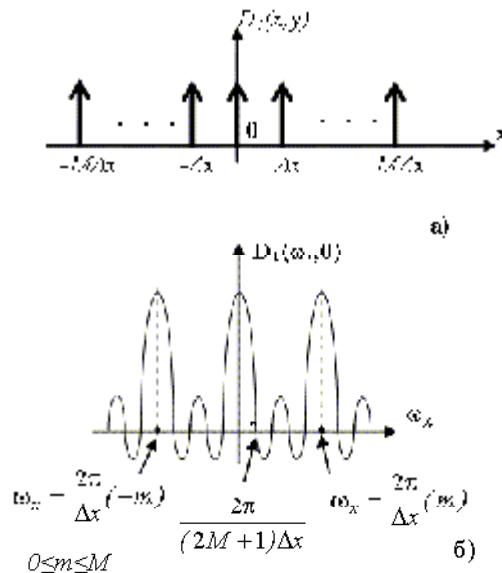
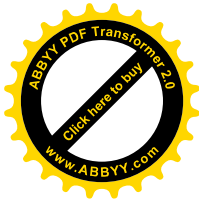


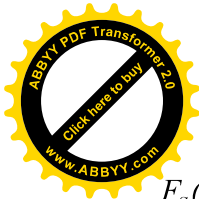
Рис. 29. Одновимірний частотний спектр обмеженої решітки δ -функцій

Така ж залежність має місце й у напрямку (ω_y) . Таким чином, нулі спектра в області просторових частот перебувають у точках $\frac{2\pi}{(2M+1)\Delta x}$. Напівперіод синусоїди $-\frac{2\pi}{(2M+1)\Delta x} \cdot \frac{1}{2}$.

Внаслідок збільшення кількості δ -імпульсів у решітці так, що $M \rightarrow \infty$ ширина спектральних максимумів зменшується й у результаті граничного переходу перетворюється у набір δ -функцій у частотній області.

Числові значення відліків дискретизованого сигналу зображення знаходимо шляхом просторового інтегрування $F_I(x, y)$ в межах деякої кінцевої ділянки, що визначається площею апертури з розмірами A_x, A_y .

Значення відліку визначеного для одного елемента зображення з індексами (m, n) можна описати співвідношенням:



$$F_S(m\Delta x, n\Delta y) = \int_{m\Delta x - A_x}^{m\Delta x + A_x} \int_{n\Delta y - A_y}^{n\Delta y + A_y} F_I(x, y) P(x - m\Delta x, y - n\Delta y) dx dy. \quad (2.30)$$

Для того, щоб одержати зручний для аналізу вираз, зробимо додаткові перетворення (2.30). Замінімо змінні так, що $x = m\Delta x - \alpha$; $y = n\Delta y - \beta$, тоді:

$$F_S(m\Delta x, n\Delta y) = \int_{-A_x}^{A_x} \int_{-A_y}^{A_y} F_I(m\Delta x - \alpha, n\Delta y - \beta) P(-\alpha, -\beta) d\alpha d\beta. \quad (2.31)$$

Оскільки F_S описує один відлік, то за межами $\pm A$ функція $P(-\alpha, -\beta) = 0$ й для зручності обчислень межі інтегрування можна поширити від $-\infty$ до $+\infty$.

Якщо зробити таким чином, то можна розглядати вираз (2.31) як згортку первинної сигнальної функції $F_I(x, y)$ й імпульсного відгуку з наступною дискретизацією цієї згортки в обмеженій області за допомогою δ -функції.

У системі відновлення зображень безперервне зображення може бути отримано шляхом інтерполяції проміжних значень за допомогою ідеальних функцій типу $\text{sinc}(x)$ або $J_I(x)$, які визначено на нескінченній площині.

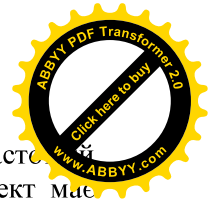
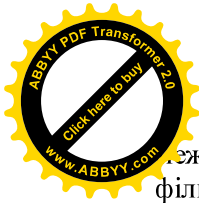
Оскільки решітка дискретизації є обмеженою, то на границях дискретизованого зображення частина інтерполяційних функцій відтинається й поблизу країв виникають помилки відновлення. Такі помилки практично відсутні для точок зображення віддалених від межі зображення на 8-10 кроків дискретизації.

Якщо знехтувати ефектами, пов'язаними з обмеженими розмірами решітки дискретизації можна записати:

$$F_S(m\Delta x, n\Delta y) = 2\pi [F_I(x, y) * P(-x, -y)] \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y). \quad (2.32)$$

Зазначимо, що імпульс дискретизації завжди симетричний, тобто $P(-x, -y) = P(x, y)$.

Як видно з (2.32) у процесі дискретизації кінцева ширина апертури сканера в просторовій області призводить до зниження чіткості зображення за рахунок усереднення значення відліку в



вжежах площі апертури сканера, що рівносильне низькочастотній фільтрації спектра первинного зображення. Такий же ефект має місце в реальних системах внаслідок здійснення формування одного відліку в часовій області протягом певного інтервалу часу, що має певну протяжність.

Зазначена низькочастотна фільтрація в реальних системах часто буває корисною й усуває ефекти, пов'язані з накладанням сусідніх спектрів в разі зниження частоти дискретизації нижче критичної.

2.1.5 Ефекти пов'язані з накладанням спектрів

За умови вибору частоти дискретизації нижче найквістової повторювані спектри первинного сигналу в спектрі дискретизованого сигналу будуть перекриватися. У результаті у високочастотній частині дискретизованого сигналу спектр зазнає значних фазових та амплітудних спотворень, що призводить до зміни форми і яскравості малорозмірних фрагментів зображення. У випадку регулярних структур у зображенні виникають муарові картини.

Муаровими картинами або просто муаром називають спотворення зображення, які виникають унаслідок взаємодії дрібних регулярних структур. Приклад такого зображення наведено на рис.30.

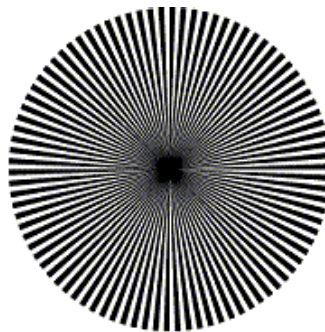
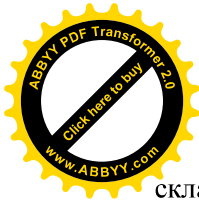


Рис. 30. Тестове зображення для перевірки виникнення муарових картин



На тестовому зображенні було зображено коло, складається із клиноподібних смужок розбіжних від центра. Як видно з рис.30 у центральній частині репродукції виникли істотні спотворення первинної структури зображення, що обумовлено недостатньою частотою дискретизації.

Назва цього явища походить від прізвища французького вченого, що досліджував його й математично описав.

Для усунення перекривання спектрів можна застосовувати попередню фільтрацію. Характеристика фільтра повинна бути рівномірною в частотній смузі існування сигналу й мати значну крутизну спаду амплітудно-частотної характеристики.

2.1.6 Інтерполяційні функції в реальних системах відновлення зображення

Раніше ми вже говорили про те, що точне відновлення зображення з послідовності дискретизованих сигналів забезпечує фільтр із імпульсною характеристикою $\text{sinc}(x)$, але у реальній системі таку функцію практично неможливо сформулювати електронними засобами через необмежену область визначення.

На практиці використовують фільтри, що мають інші інтерполяційні характеристики.

Такими інтерполяційними фільтрами є фільтри з прямокутною функцією інтерполяції, трикутною, колоколоподібною та деякими іншими функціями.

Найпростішою інтерполяційною функцією є прямокутна, рис.31,а. У просторі лінійних координат x, y її описують поліномом нульового порядку. У випадку застосування такої функції говорять про інтерполяцію нульового порядку.

Трикутну функцію, рис.31,б, можна утворити як автокореляційну функцію прямокутної. Колоколоподібна функція, рис.31,в, може бути отримано як згортку прямокутної й трикутної.

Залежно від степені полінома, що описує інтерполяційну функцію, говорять про інтерполяцію нульового, першого або більш високого порядку.

Застосування неідеальних інтерполяційних функцій призводить до неточного відновлення зображення. Однак, при правильному виборі цих функцій, а також виборі частоти

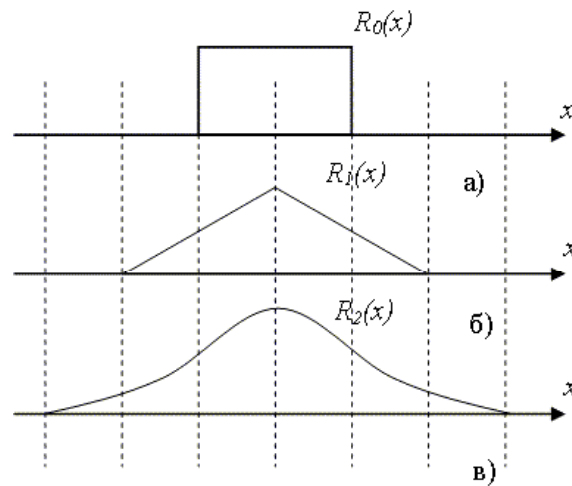
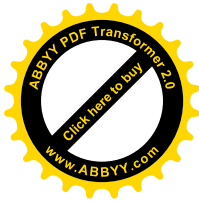
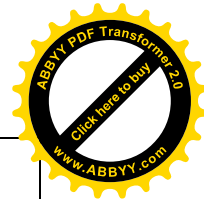
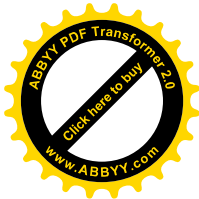


Рис. 31. Інтерполяційні функції реальних фільтрів

дискретизації зображення з урахуванням його частотних характеристик, спотворення, які виникають у репродукції, як правило, суб'єктивно практично непомітні. Характеристики інтерполяційних функцій зведено до табл.2.1.

Таблиця 2.1. Характеристики інтерполяційних функцій

Sinc(x)	$R(x, y) = \frac{4}{T_x T_y} \frac{\sin(\frac{2\pi x}{T_x})}{\frac{2\pi x}{T_x}} \frac{\sin(\frac{2\pi y}{T_y})}{\frac{2\pi y}{T_y}},$ $T_x = \frac{2\pi}{\omega_{xs}}; T_y = \frac{2\pi}{\omega_{ys}}$ $R(\omega_x, \omega_y) = \begin{cases} 1, & \omega_x \leq \omega_{xs}; \omega_y \leq \omega_{ys} \\ 0, & \text{для інших } \omega_x, \omega_y \end{cases}$
---------	--



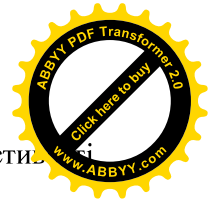
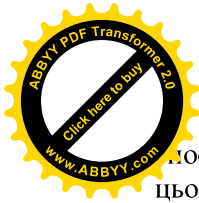
Прямокутна	$R_0(x, y) = \frac{1}{T_x T_y}, - x \leq \frac{T_x}{2}, - y \leq \frac{T_y}{2}$ $R(\omega_x, \omega_y) = \frac{\sin(\frac{\omega_x T_x}{2}) \sin(\frac{\omega_y T_y}{2})}{(\frac{\omega_x T_x}{2})(\frac{\omega_y T_y}{2})}$
Трикутна	$R_1(x, y) = R_0(x, y) * R_0(x, y),$ $R_1(\omega_x, \omega_y) = R_0^2(\omega_x, \omega_y)$
Колоколо- подібна	$R_2(x, y) = R_0(x, y) * R_1(x, y),$ $R_2(\omega_x, \omega_y) = R_0^3(\omega_x, \omega_y)$
Кубічний В-сплайн	$R_3(x, y) = R_0(x, y) * R_2(x, y),$ $R_3(\omega_x, \omega_y) = R_0^4(\omega_x, \omega_y)$
Гаусова	$R(x, y) = [2\pi\sigma_\omega^2]^{-1} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_\omega^2}\right\}$ $R(\omega_x, \omega_y) = \exp\left\{-\frac{\sigma_\omega^2(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{2}\right\}$

2.2 Цифрова обробка зображень шляхом поелементних перетворень

У різних інформаційних системах результати обробки даних подають у вигляді зображення, що формують на екрані пристрою відображення.

Процедуру, що забезпечує перетворення електричних сигналів у оптичне зображення називають візуалізацією, а у мультимедійних системах частото застосовують англomовне слово рендерінг (rendering).

Відтвореному зображенню бажано надати таких властивостей, за яких сприйняття окремих, найбільш суттєвих фрагментів зображення або зображення в цілому буде зручним для



дистерігача з огляду на художні або технологічні властивості цього зображення.

Коли мова йде про якість зображення, то її не завжди оцінюють за точністю відтворення первинного образу або лінійністю передавання зміни параметрів. Так, наприклад, зображення, яке було отримано у сутінках або тумані буде характеризуватись малою контрастністю, нечіткими обрисами, блідим забарвленням. Зображення, яке було отримано за допомогою інфрачервоного перетворювача, за умови безпосереднього відтворення сигналів може мати малу кількість градацій яскравості, що не дозволить виділити малоконтрастні деталі тощо. Часто буває корисним підкреслити, підсилити якісь особливості відтвореної сцени з метою поліпшення її суб'єктивного сприйняття.

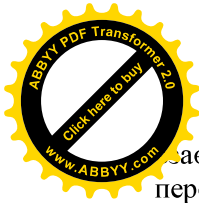
Суб'єктивність сприйняття зображення у разі його візуального аналізу та оцінки значно ускладнює застосування формалізованих підходів щодо формування властивостей відтвореного зображення. Тому під час здійснення візуалізації зображень набули поширення методи, для яких відсутні строгі математичні критерії оптимальності. Застосування тих чи інших методів, параметрів та режимів часто ґрунтується на досвіді, суб'єктивному сприйнятті та мистецьких здібностях.

Серед процедур, що використовують для обробки зображень можна виділити дві групи:

- поелементна обробка;
- кореляційна обробка.

За умови використання методів обробки першої групи результат обробки будь-якої точки кадру зображення залежить тільки від значення відліку характерного параметра первинного зображення в цій же точці. Очевидним достоїнством таких процедур є простота реалізації. Разом з тим, такі процедури призводять до значного суб'єктивного поліпшення візуальної якості. Саме цим визначається увага, що її приділяють поелементним процедурам. Відзначимо, що поелементну обробку часто застосовують як заключний етап процесу комплексної обробки зображень.

Друга група зазначених вище процедур базується на тому, що між елементами всього зображення або окремих його фрагментів є



взаємні зв'язки або інакше - кореляція. Для одержання результату перетворення для кожної точки зображення в цьому випадку залучають дані про параметри певної множини точок первинного зображення, що знаходяться навколо оброблюваної точки.

Сутність поелементної обробки зображень полягає у встановленні певної функціональної залежності між остаточним значенням відліку сигналу зображення та його первинним значенням або статистичною характеристикою. Нехай $x(i, j) = x_{i, j}$, $y(i, j) = y_{i, j}$ - значення яскравості вхідного й кінцевого сигналів зображень в точці, що має координати відповідно до i відліку в напрямку вертикальної осі (номер рядка сигнальної двовимірної матриці) й j відліку в напрямку горизонтальної осі (номер стовпчика). Поелементна обробка базується на тому, що між значеннями яскравості існує однозначна функціональна залежність

$$y_{i, j} = f_{i, j}(x_{i, j}), \quad (2.33)$$

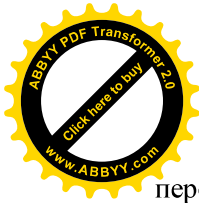
що дозволяє на підставі значень первинного сигналу визначити значення кінцевого. Як вже було зазначено, параметри функції $f_{i, j}(\cdot)$, що описує процес обробки, можуть залежати від поточних координат. Якщо така залежність існує, тоді обробка, що її здійснюють називається неоднорідною. Однак у більшості процедур, що знайшли практичне застосування, здійснюють однорідну поелементну обробку. У цьому випадку індекси i й j у виразі (2.33) можуть бути відсутні. Залежність між яскравістю елементів вхідного й кінцевого зображень у цьому випадку буде визначено функцією:

$$y = f(x), \quad (2.34)$$

однаковою для всіх точок зображення.

Процедури поелементної обробки можна розділити на процедури пов'язані із зміною контрасту зображення та процедури бінаризації зображень.

Контраст зображення – це параметр, що дорівнює відношенню максимальної яскравості до мінімальної в полі зображення.



Контрастність зображення – параметр, що визначає перепад яскравості відносно середнього рівня й чисельно дорівнює відношенню різниці максимальної й мінімальної яскравості до їх суми. Часто остаточне значення подають у відсотках.

2.2.1 Лінійне контрастування зображень

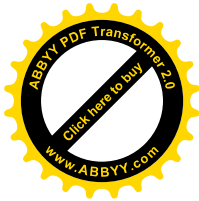
Лінійне контрастування використовують для узгодження динамічного діапазону вхідного сигналу зображення й динамічного діапазону яскравості пристрою відображення. Відтворення зображення може бути здійснено на екрані, у вигляді друкованої репродукції, діапозитиву або негативу на відповідній плівці. Якщо для цифрового значення кожного відліку зображення виділяється 1 байт (8 біт) пристрою пам'яті, то вхідний або вихідний сигнали можуть набувати одного з 256 значень. В цьому випадку діапазон можливих значень аналогового сигналу знаходиться в межах 0...255. Зазвичай значення 0 відповідає рівню чорного, а значення 255 - рівню білого. Припустимо, що мінімальна й максимальна яскравості первинного зображення мають значення x_{min} й x_{max} відповідно. Якщо ці параметри або один з них істотно відрізняються від граничних значень діапазону сигналів яскравості, то відтворена картина виглядає як малоконтрастна, незручна для сприйняття та дослідження. Приклад такого невдалого опису дискретизованого зображення наведено на рис.11,а, де діапазон яскравості має границі $x_{min} = 103$, $x_{max} = 157$ й середнє значення яскравості 131.

Під час лінійного контрастування здійснюють лінійне поелементне перетворення вхідної величини x відповідно до рівняння

$$y = a \cdot x + b, \quad (2.35)$$

де параметри a й b визначаються бажаними значеннями мінімальної y_{min} й максимальної y_{max} яскравості є кінцевому зображенні.

Для знаходження зазначених параметрів треба розв'язати систему рівнянь:



$$\begin{cases} y_{min} = a \cdot x_{min} + b \\ y_{max} = a \cdot x_{max} + b \end{cases}$$

Після підстановки знайдених значень у (2.35) рівняння для лінійного контрастування набуває остаточного вигляду:

$$y = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} (y_{max} - y_{min}) + y_{min}. \quad (2.36)$$

Результат лінійного контрастування вхідного зображення рис. 32,а, наведено на рис. 32,б з параметрами кінцевого зображення $y_{min} = 0$ й $y_{max} = 255$.

Порівняння двох зображень свідчить про значно кращу візуальну якість обробленого зображення. Поліпшення обумовлено узгодженням динамічного діапазону вхідного зображення й динамічного діапазону екрана внаслідок здійснення лінійного контрастування.

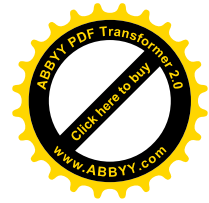
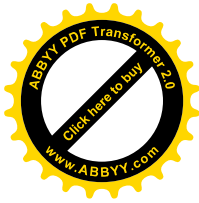
2.2.2 Соляризація зображення

Даний різновид нелінійного контрастування отримав свою назву від слова “солярій”(лат. solarium, від sol – Сонце). Результат здійснення даного перетворення призводить до просвітління певної частини зображення, що має рівні яскравості, що відносяться до середини динамічного діапазону.

Перетворення здійснюють відповідно до співвідношення

$$y = k \cdot x \cdot (x_{max} - x), \quad (2.37)$$

де x_{max} - максимальне значення вихідного сигналу, а k - константа, що дозволяє управляти динамічним діапазоном перетвореного зображення. Функція, що описує дане перетворення, є квадратичною, її графік для $k = 1$ наведено на рис. 33. При $y_{max} = x_{max}$ динамічні діапазони зображень збігаються, якщо $k = 4/x_{max}$. Інший спосіб нормалізації динамічного діапазону може бути здійснено шляхом застосування одного з методів контрастування, наприклад, описаного вище лінійного контрастування.



а) б)
Рис. 32. Лінійне контрастування зображення

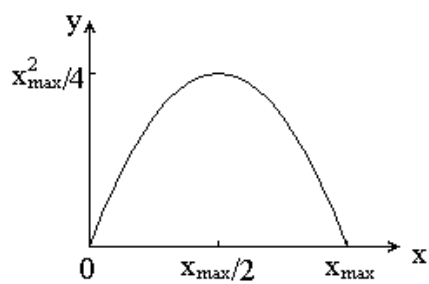
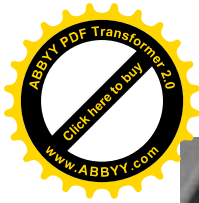


Рис. 33. Амплітудна характеристика процесу соляризації

Приклад соляризації наведено на рис.34.



а)

б)

Рисунок 34 - Приклад соляризації

Внаслідок соляризації ділянки вхідного зображення, де є рівень білого або близький до нього рівень яскравості, після обробки мають рівень чорного. Рівень чорного збережено також й для відповідних фрагментів вихідного зображення. Рівень білого в кінцевому зображенні набувають ділянки, що мали на вході середній рівень яскравості (рівень сірого).

На рис. 34,а наведено первинне зображення, а на рис.34,б – це саме зображення після соляризації й лінійного контрастування для розширення динамічного діапазону яскравості кінцевого зображення.

2.2.3 Зональне контрастування зображення

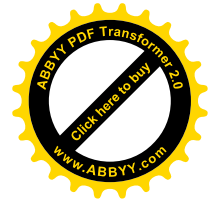
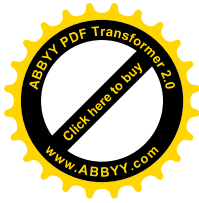
Цей різновид контрастування іще називають препаруванням зображення, тобто здійснення такого перетворення яскравостей певної частини динамічного діапазону, що дозволяє дослідити або підкреслити певні властивості зображення.

Препарування - це клас поелементних перетворень зображень, більшість із яких має власну назву.

Амплітудні характеристики процедур препарування, що найчастіше застосовують на практиці наведено на рис.35:

а) бінаризація;

б) зріз за яскравістю;

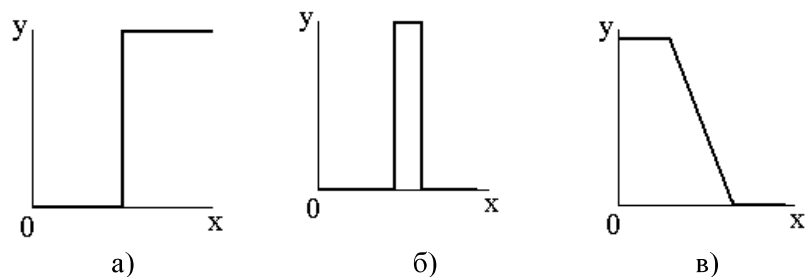


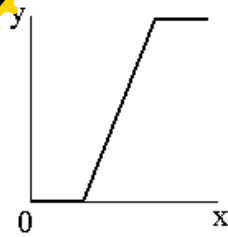
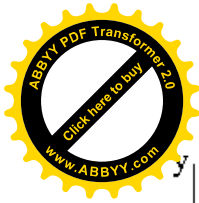
- в) інверсне контрастування;
- г) зональне лінійне контрастування.

На рис.35,ж - л наведено приклади комбінацій основних процедур.

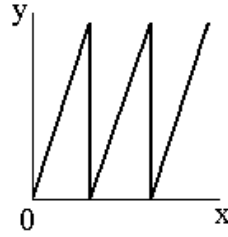
Бінаризація – це перетворення з пороговою характеристикою. За допомогою бінаризації на півтонове зображення, що містить всі рівні яскравості, перетворюють у таке, що містить тільки два рівні яскравості $y = 0$ або $y = y_{max}$. Операцію застосовують, коли метою обробки є виділення характерних контурів об'єктів зображення. Основною проблемою під час здійснення такої обробки є визначення порогового значення x_0 , порівняння з яким яскравості вхідного зображення дозволяє визначити значення кінцевого зображення в кожній його точці. Найбільш виправданим підходом для визначення порогового значення є застосування математичного апарату теорії ймовірностей, випадкових процесів і випадкових полів для опису зображень.

За цієї умови визначення оптимального порогу бінарного квантування являє собою статистичне завдання. Статистичному підходу до обробки зображень у подальшому буде приділено певну увагу, у тому числі й при розв'язанні завдання поділу пікселів зображення на два класи, тобто, для здійснення бінарної сегментації.

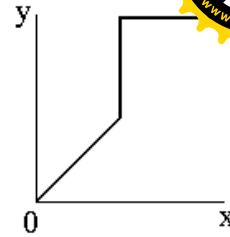




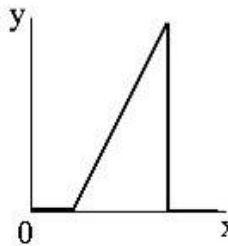
г)



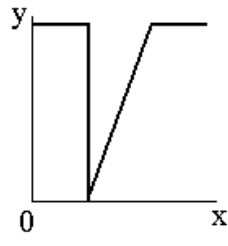
д)



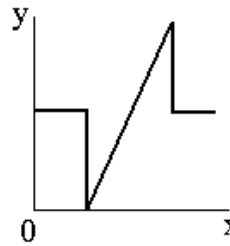
ж)



з)



к)



л)

Рис. 35. Амплітудні характеристики процедур зонального контрастування

Іноді під час обробки зображення доводиться мати справу із зображеннями, збереженими у напівтоновому вигляді, але за своєю сутністю вони є такими, що мало відрізняються від бінарних.

До таких належать текст, штрихові малюнки, креслення, зображення відбитка пальця, приклад якого наведено на рис.38,а. Щільність імовірності $w(x)$, що описує розподіл яскравості такого зображення, може містити два добре розділених піка. Інтуїтивно зрозуміло, що поріг бінарного квантування варто вибирати посередині провалу між цими піками, як це показано на рис.36.

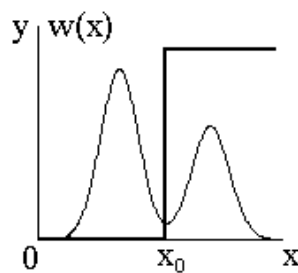


Рис. 36. Вибір порога бінарного квантування

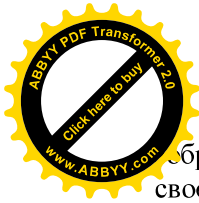


По-друге, буде відчутно скорочено обсяг пам'яті для зберігання зображення, оскільки бінарний препарат для запису кожної точки бінарного зображення потребує лише 1 біт пам'яті, у той час як для запам'ятовування напівтонового зображення частіше за все слід використовувати 8 біт. Приклад бінаризації зображення відбитка пальця наведено на рис.35,б.

Перетворення, наведене на рис.35,ж, також дозволяє підвищити детальність спостережуваної картини в обраному діапазоні яскравості, однак на відміну від попереднього тут кінцеве



Рис. 37. Приклад бінаризації зображення



Зображення відтворюється у повному динамічному діапазоні. Своєю сутністю це перетворення являє собою лінійне контрастування, що застосовано до певного піддіапазону яскравості вхідного зображення. Як і у попередньому варіанті, ділянки, що не потрапили в цей діапазон, утворюють після препарування чорний фон.

Іноді наочність зображення підвищують шляхом здійснення контрастування із застосуванням пилкоподібної характеристики перетворення (рис.35,к). В цьому випадку різні піддіапазони яскравості одночасно зазнають локального лінійного контрастування. Однак треба взяти до уваги ту обставину, що дане перетворення, як і деякі інші, може супроводжуватись появою хибних контурів у кінцевому препараті.

Аналогічно можна якісно розглянути й інші процедури препарування, що їх наведено на рис.35.

2.2.4 Перетворення гістограм, еквалізація

В результаті всіх поелементних перетворень відбувається зміна закону розподілу ймовірностей яскравості пікселів, що описує зображення. Розглянемо механізм цієї зміни на прикладі довільного перетворення з монотонною характеристикою. Нехай функція перетворення $y = f(x)$ (рис.38), а однозначна обернена до неї функція $x = \varphi(y)$. Припустимо, що випадкова величина x розподілена відповідно до щільності ймовірності $\omega_x(x)$.

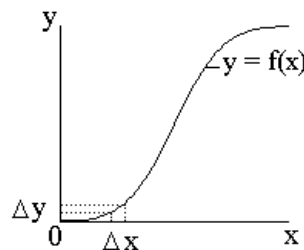
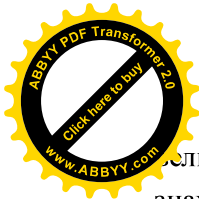


Рис. 38. Нелінійне перетворення випадкової величини

Нехай Δx - довільний малий інтервал значень випадкової величини x , а Δy - відповідний інтервал перетвореної випадкової



величини y . Знаходження величини x в інтервалі Δx обумовлює знаходження величини y в інтервалі Δy , що означає ймовірнісну еквівалентність цих двох подій. Тому, з огляду на малі розміри обох інтервалів, можна записати приблизну рівність:

$$w_x(x)|\Delta x| \approx w_y(y)|\Delta y|,$$

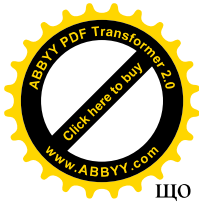
де модулі враховують залежність ймовірностей від абсолютних довжин інтервалів (незалежність від знаків Δx та Δy). Для обчислення щільності ймовірності перетвореної величини, підставимо замість x її вираз через обернену функцію y виконаємо граничний перехід $\Delta x \rightarrow 0$ (що обумовлює $\Delta y \rightarrow 0$). В результаті можна записати:

$$w_y(y) = w_x(\varphi(y)) \cdot \left| \frac{d\varphi(y)}{dy} \right|. \quad (2.36)$$

Цей вираз дозволяє обчислити щільність ймовірності результату перетворення, що *не збігається* із щільністю розподілу вихідної випадкової величини. Зрозуміло, що вигляд закону розподілу щільності ймовірності $w_y(y)$ залежить від характеристики перетворення, оскільки вираз (2.36) містить обернену функцію перетворення та її похідну.

Співвідношення набувають більш складного вигляду в разі, коли перетворення описується не взаємо-однозначною функцією. Прикладом такої більш складної характеристики з неоднозначною оберненою функцією може служити пилкоподібна характеристика рис.35,к. Однак, загалом, сутність ймовірнісних перетворень при цьому не змінюється.

Всі поелементні перетворення зображень, що їх було наведено вище можна розглядати з точки зору зміни щільності ймовірності відповідно до (2.36). Очевидно, що в результаті кожного перетворення щільність ймовірності кінцевого зображення не буде співпадати із щільністю ймовірності вихідного зображення (за винятком, звичайно, тривіального перетворення $y = f(x) \equiv x$). Неважко переконатися, що за умови лінійного контрастування буде збережено вигляд закону розподілу щільності ймовірності, однак параметри щільності ймовірності перетвореного зображення будуть іншими.



Оцінка перерозподілу імовірнісних характеристик зображень, що пройшли нелінійну обробку, є *прямим* завданням аналізу. Під час реалізації практичних завдань обробки зображень може бути поставлено *зворотнє* завдання: за відомим законом розподілу щільності ймовірності $w_x(x)$ й бажаним результатом $w_y(y)$ визначити функціональну залежність необхідного перетворення $y = f(x)$, яке слід застосувати для досягнення поставленої мети.

У практиці цифрової обробки зображень часто застосовують перетворення зображення із застосуванням рівно ймовірного розподілу. У цьому випадку

$$w_y(y) = \begin{cases} 1/(y_{max} - y_{min}), & \text{для } y_{min} \leq y \leq y_{max}, \\ 0 & \text{для інших } y, \end{cases} \quad (2.37)$$

де y_{min} й y_{max} - мінімальне й максимальне значення яскравості перетвореного зображення.

Визначимо характеристику перетворення необхідну для досягнення зазначеного результату. Нехай x та y зв'язані функцією (2.34), а $F_x(x)$ й $F_y(y)$ - інтегральні закони розподілу вхідної й кінцевої величин. З огляду на (2.37), знаходимо:

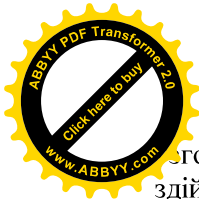
$$F_y(y) = \int_{y_{min}}^y w_y(y) dy = \frac{y - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}.$$

Підставимо цей вираз у рівняння імовірнісної еквівалентності $F_x(x) = F_y(y)$.

Після простих перетворень одержимо кінцеве співвідношення

$$y = (y_{max} - y_{min}) \cdot F_x(x) + y_{min}. \quad (2.38)$$

Згідно (2.38) первинне зображення необхідно перетворити із застосуванням нелінійної характеристики перетворення $F_x(x)$, що визначається інтегральним законом розподілу самого вихідного зображення. Після здійснення нелінійного перетворення необхідно



згладити динамічний діапазон кінцевої величини шляхом здійснення операції лінійного контрастування.



Аналогічним чином може бути здійснено розв'язок інших подібних завдань, в яких слід привести закони розподілу зображення до заданого виду. Існує ряд таких перетворень. Одне з таких перетворень називається *гіперболізація розподілу*. Воно передбачає перетворення щільності ймовірності кінцевого зображення до гіперболічного вигляду:

$$w_y(y) = \begin{cases} \frac{1}{y(\ln y_{\max} - \ln y_{\min})}, & \text{для } y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, \\ 0 & \text{для інших } y \end{cases}. \quad (2.39)$$

Подібне перетворення можна застосовувати для надання блідому зображенню більшої глибини та правдоподібності. Якщо врахувати, що чутливість зору людини змінюється в залежності від яскравості за логарифмічним законом, то в результаті зазначеного перетворення результуюча щільність ймовірності суб'єктивно сприйнятого зображення виявляється рівномірною. Таким чином, відмінність від попереднього приклада полягає в урахуванні фізіологічних властивостей зору. Можна показати, що зображення із щільністю ймовірності (2.39) можна отримати на виході нелінійного елемента з характеристикою:

$$y = y_{\min} \cdot \left(\frac{y_{\max}}{y_{\min}} \right)^{F_x(x)}, \quad (2.39)$$

що також обумовлено інтегральним законом розподілу вихідного зображення.

Таким чином, перетворення щільності ймовірності передбачає знання інтегрального розподілу для первинного зображення. Як правило, достовірні відомості про нього відсутні. Використання аналітичних апроксимацій для опису функцій розподілу також малопридатне, тому що їхні невеликі відхилення від дійсних розподілів можуть призводити до істотної відмінності



кінцевих результатів. Тому в практиці обробки зображень перетворення розподілів виконують у два етапи.

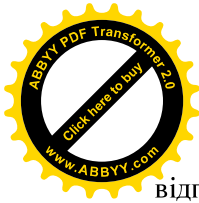
На першому етапі вимірюють гістограму вхідного зображення. Для цифрового зображення, шкала яскравості якого, знаходиться в межах $0 \dots 255$, гістограма являє собою таблицю з 256 чисел. Кожне з них показує кількість пікселів певної яскравості у даному кадрі. Для знаходження оцінки розподілу ймовірностей яскравості пікселів зображення необхідно розділити всі числа цієї таблиці на загальний розмір вибірки, що дорівнює загальному пікселів у зображенні, Позначимо цю оцінку $w_x^*(j), 0 \leq j \leq 255$. Тоді оцінку інтегрального розподілу буде визначено за формулою:

$$F^*(j) = \sum_{i=0}^j w_x^*(i).$$

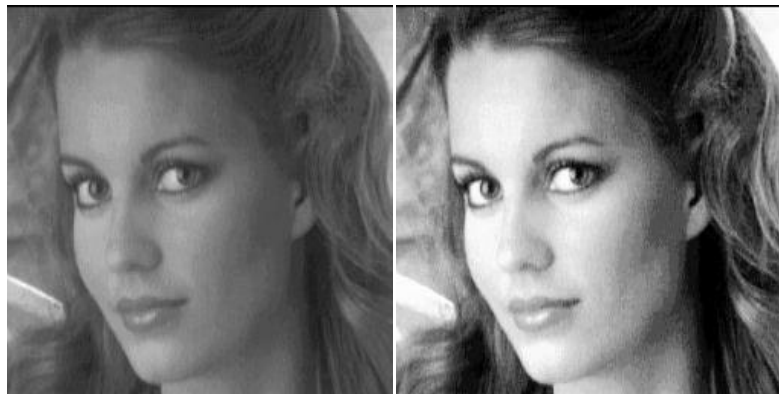
На другому етапі виконують безпосередньо нелінійне перетворення (2.34), що забезпечує необхідні властивості кінцевого зображення. Під час такого перетворення замість невідомого справжнього інтегрального розподілу використовують його оцінку, що базується на гістограмі. З урахуванням цього всі методи поелементного перетворення зображень, метою яких є зміна законів розподілу, одержали назву гістограмних методів. Зокрема, перетворення, в результаті якого кінцеве зображення має рівномірний розподіл, називається еквалізацією (вирівнюванням) гістограм.

Відзначимо, що процедури перетворення гістограм можна застосовувати як до зображення в цілому, так і до окремих його фрагментів. Останнє може бути корисним для обробки нестационарних зображень, зміст яких істотно розрізняється за своїми характеристиками на різних ділянках. У цьому випадку кращого ефекту можна досягти шляхом застосування гістограмної обробки до окремих ділянок зображення.

Використання співвідношень (2.36)-(2.40), що є справедливими для зображень із безперервним розподілом яскравості, є не цілком коректним для цифрових зображень. Необхідно брати до уваги, що в результаті обробки не вдається одержати ідеальний розподіл ймовірностей вихідного зображення, тому корисно здійснювати контроль його гістограми.



На рис.2.39 наведено приклад еквалізації, яку виконано відповідно до викладеної методики. Характерною рисою багатьох зображень, одержаних у реальних системах відображення є значна питома вага темних ділянок й порівняно мале число ділянок з високою яскравістю. Еквалізація забезпечує коригування картини шляхом вирівнювання інтегральної площі ділянок з різною яскравістю. Порівняння вхідного (рис.39,а) й обробленого (рис.39,б) зображень показує, що перерозподіл, який здійснено під час обробки, яскравості призводить до поліпшення візуального сприйняття.



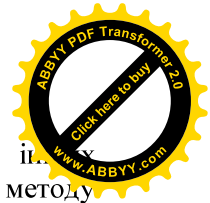
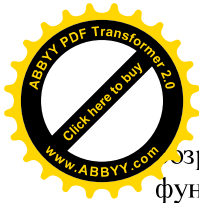
а)

б)

Рис. 39. Приклад еквалізації зображення: а – початкове зображення, б – результат обробки

2.2.5 Застосування табличного методу для поелементного перетворення зображень

Під час поелементних перетворень зображень обчислення за формулою (2.34) необхідно виконувати для всіх пікселів вхідного зображення. Навіть за умови не дуже трудомістких обчислень відповідно до виду застосовуваного перетворення загальний обсяг обчислювальної роботи, виконуваної ЕОМ, може виявитись значним. У тих завданнях, де функція $f(x)$ у формулі (2.34) передбачає трудомісткі обчислення (множення, ділення,



розрахунки тригонометричних функцій, статистичних та інших функцій), застосування безпосередньо прямого методу перетворення яскравості може виявитись взагалі неприйнятним. Крім того, за таких обставин час виконання обробки залежить від її обчислювальної складності. Для запобігання таких незручностей застосовують табличний метод, що отримав широке розповсюдження у практиці цифрової обробки зображень.

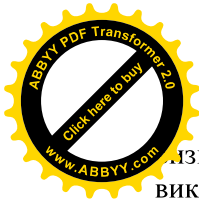
Сутність табличного методу полягає в тому, що шляхом попереднього розрахунку створюють таблицю функції $y = f(x)$, загальний вигляд якої наведено нижче

Таблиця.2.2. Значення функції перетворення $y = f(x)$

x	x_1	x_2	...	x_{n-1}	x_n
$y=f(x)$	y_1	y_2	...	y_{n-1}	y_n

Під час обробки зображення замість обчислень використовують готові результати шляхом звернення до цієї таблиці. Значення вхідної яскравості x використовують для визначення номера стовпчика, з якого треба прочитати значення перетвореного сигналу y . Виконання цієї нескладної операції в порівнянні з безпосереднім обчисленням значень y дозволяє зробити обробку технологічною, а тривалість обчислень стає незалежною від складності перетворення.

Необхідно взяти до уваги той факт, що всі реальні таблиці, які можна записати в оперативній пам'яті комп'ютера, мають обмежену величину. Якщо множина значень вхідного сигналу перевищує розміри таблиці, то при розташуванні значення x між точками, для яких у таблиці зафіксовано певні значення, доводиться застосовувати інтерполяцію - наближене визначення відсутніх значень функції $y = f(x)$ за наявними сусідніми значеннями. Часто для забезпечення цих обчислень використовують лінійну інтерполяцію, за якої на проміжку між заданими вузлами невідому функцію замінюють відрізком прямої. Слід зазначити, що у разі, якщо вхідне зображення подано у вигляді цілого числа з діапазону 0..255, то розміри повної таблиці, що містить всі значення функції є незначними. Крім того, у цьому випадку значення яскравості вхідного сигналу є адресою, що



визначає номер стовпчика у таблиці функцій. Обробка з використанням цього методу виявляється дуже зручною і швидкою.



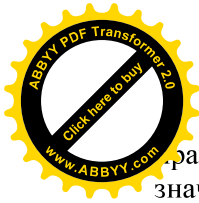
2.3 Фільтрація зображень

Дуже поширеним різновидом обробки зображень, що базується на взаємозв'язках параметрів різних пікселів зображення, є фільтрація зображень.

Зазвичай зображення, які сформовано у різних інформаційних системах, певною мірою спотворено дією завад. Наявність завад ускладнює візуальний аналіз зображень людиною-оператором й автоматичну обробку технічними засобами.

Ослаблення дії завад може бути здійснено фільтрацією. Але фільтрацію можна застосувати й для перетворення якісних показників зображення з метою надати йому інших властивостей. Наприклад, можна створити ефект скручування, розмивання, що сприймається як наслідок швидкого руху в певному напрямі тощо. Зрозуміло, що в цьому випадку кінцеве зображення буде суттєво відрізнятися від початкового, принципи перетворення зображення, які буде застосовано в цьому випадку схожі з тими, що застосовують для відокремлення корисного зображення від завад. Тому подібні перетворення у сучасних мультимедійних технологіях також називають фільтрацією.

Під час фільтрації сигнал яскравості кожної точки початкового зображення, спотвореного завадою, замінюють іншим значенням яскравості, яке за певним критерієм вважають таким, що є найменш спотвореним завадою. Алгоритми заміни поточного значення сигналу яскравості на інші базуються на кореляційних зв'язках певної множини сигналів сусідніх пікселів. Особливо ефективно може бути застосовано фільтрацію у випадках, коли зображення та завада мають відмінні частотні характеристики. Сигнал зображення, як функція просторових координат, змінюється повільніше (іноді значно повільніше), ніж завада, що також є двовимірною функцією. Ця обставина дозволяє під час оцінки корисного сигналу в кожній точці кадру взяти до уваги деяку множину сусідніх точок. У інших випадках, навпаки, ознакою корисного сигналу є різкі перепади яскравості. Проте, як



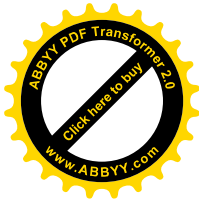
Зазначимо, що поняття околиці є певною мірою умовним, тому що в одному випадку її може бути утворено лише найближчими до даного пікселями, а може – й віддаленими пікселями, що знаходяться на значній відстані. У цьому останньому випадку ступінь впливу значень яскравості далеких та близьких пікселів на рішення стосовно кінцевої амплітуди сигналу після фільтрації буде різним.

Під час розробки певного фільтра головне завдання полягає у знаходженні раціональної обчислювальної процедури, яка дозволить досягти якнайкращих результатів. Найбільш поширеним підходом для розв'язання цього завдання є застосування імовірнісних моделей зображення й завад, а також використання статистичних критеріїв оптимальності. Такий підхід обумовлено випадковим характером інформаційного сигналу й завади та прагненням досягти мінімальної відмінності результату обробки від ідеального сигналу. Для різних сюжетів може бути застосовано різні описи, математичні моделі й алгоритми. Крім того, може бути застосовано різні критерії оптимальності, що також призводить до збільшення різноманітності методів фільтрації. Іноді через математичні труднощі не можна знайти оптимальну процедуру. Складність знаходження точних рішень породжує різні варіанти наближених методів та процедур.

2.3.1 Оптимальна лінійна фільтрація зображення

Розглянемо умови, за яких можна здійснити фільтрацію сигналів зображення таким чином, що похибка відтворення буде мінімальною.

Будемо вважати, що $x_{i,j}$ - значення корисного сигналу яскравості, що знаходиться на перетині i -го рядка й j -го стовпчика двовимірної сигнальної матриці, а сигнал на вході фільтру буде описано співвідношенням:



$$y_{i,j} = f(x_{i,j}, n_{i,j}), i = \overline{0, I-1}, j = \overline{0, J-1},$$



де $n_{i,j}$ - значення сигналу завади у точці з координатами (i, j) , $f(\cdot)$ - функція, що описує взаємодію сигналу й завади, а I та J - відповідно число рядків і стовпчиків сигнальної матриці.

Надалі будемо дотримуватись для опису зображень декартової системи координат з початком в лівому верхньому куті растру й осями спрямованими праворуч й униз. На рис. 2.39 наведено приклади околиць різних типів. Їх зображено у вигляді множини точок. Активною точкою околиць, для якої здійснюють обробку, є точка з координатами i, j (на рис. 2.40 - не зафарбовано). Залежно від типу околиці розрізняють **каузальну**, **некаузальну** й **напівкаузальну** фільтрацію зображень.

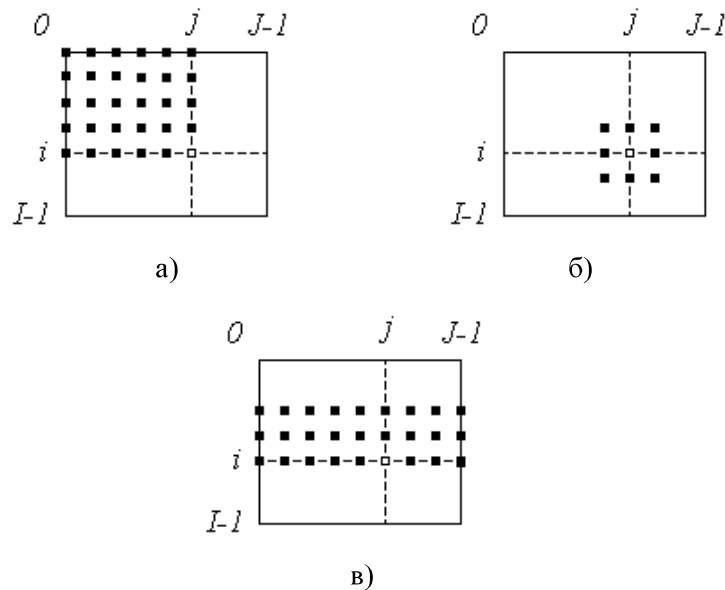
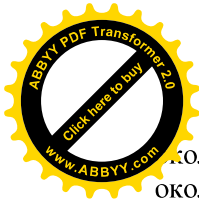


Рис. 40. Приклади можливих околиць точки зображення

Поняття „каузальний” походить від англomовного „cause” й означає причинно-наслідкову залежність поточної точки i, j й точок, що входять в околицю. Якщо обидві координати всіх точок



Околиці не перевищують відповідних координат поточної точки, оточення й перетворення, в якому її використовують називаються каузальними. Приклад такої околиці наведено на рис. 40,а.

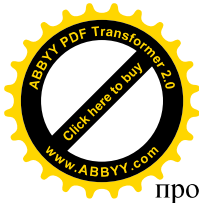
Деякі точки околиці, наведеної на рис. 40,б, задовольняють принципу каузальності. Разом з тим, тут є й такі точки, обидві координати яких перевищують відповідні координати робочої точки. Фільтрація, в якій використовують такі околиці називають некаузальною. Околицю, що наведено на рис. 40,в, називають напівкаузальною.

Зміст наведеної класифікації околиць полягає в тому, що, згідно принципу причинності, на формування відгуку фізично реалізованого фільтру не можуть впливати елементи вхідного сигналу, які не надійшли на момент формування кінцевого сигналу. Це є важливим для динамічних систем, в яких обробку здійснюють в реальному часі. Під час цифрової обробки зображень здебільшого доводиться здійснювати обробку сигналів, що знаходяться у пам'яті комп'ютера у вигляді двовимірної таблиці даних, що містить інформацію про все зображення. У цьому випадку до формування кінцевого сигналу можна залучити сигнали що пов'язані з будь-якими пікселями околиці без обмежень.

За лінійної фільтрації вихідний сигнал буде визначено відповідно до співвідношення:

$$x^*(i, j) = \sum_{i_1, j_1 \in S} a(i_1, j_1) \cdot y(i - i_1, j - j_1). \quad (2.42)$$

У цьому виразі $x^*(i, j) = x_{i,j}^*$ - результат фільтрації корисного сигналу $x(i, j) = x_{i,j}$ в точці растру з координатами (i, j) ; S - множина точок, що утворюють околицю; $a(i_1, j_1)$ - вагові коефіцієнти, сукупність яких складає двовимірну імпульсну характеристику (ІХ). Якщо область S обмежено, то імпульсна характеристика має кінцеву довжину, а фільтр є КІХ-фільтром. В іншому випадку імпульсна характеристика має нескінченну довжину, а фільтр є НІХ-фільтром. Імпульсна характеристика, що входить до складу (2.42) не залежить від координат точки (i, j) , для якої буде визначено вихідний ефект. Процедури обробки зображень, що не залежать від координат, називаються однорідними.



Найбільш поширеним критерієм оптимальності для оцінки процедур фільтрації є критерій мінімуму середнього квадрата похибок. У нашому випадку таку оцінку можна зробити відповідно до співвідношення:

$$E \left\{ \left[x(i, j) - \sum_{i_1, j_1 \in S} a(i_1, j_1) \cdot y(i - i_1, j - j_1) \right]^2 \right\} = \min_{a(\cdot)} \quad (2.43)$$

де $E\{\cdot\}$ - символ математичного сподівання.

Згідно з (2.43) визначення оптимального фільтру полягає у визначенні такої імпульсної характеристики, що забезпечує найменшу середню квадратичну помилку.

Оптимізаційну задачу з використанням (2.43) може бути зведено до розв'язання рівняння або системи рівнянь. Знайдемо екстремальне значення функції (2.43) в залежності від параметра $a_{k,l}$. Для цього слід знайти похідну від лівої частини виразу (2.43) відносно коефіцієнту $a(k, l) = a_{k,l}$ й прирівняти його нулю. Якщо взяти до уваги, що операції диференціювання, додавання й математичного сподівання є лінійними, й тому можна змінити порядок їх виконання. В результаті можна отримати співвідношення

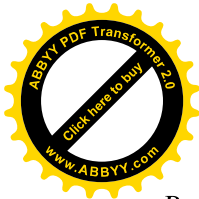
$$E\{x_{i,j} \cdot y_{i-k,j-l}\} = \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} \cdot E\{y_{i-i_1, j-j_1} \cdot y_{i-k, j-l}\}. \quad (2.44)$$

Окремі складові співвідношення (2.44), що обчислюються за формулою математичного сподівання є відліками кореляційними функціями які можна позначити як

$$B_y(k, l) = E\{x_{i,j} \cdot y_{i-k, j-l}\}, \\ B_y(k - i_1, l - j_1) = E\{y_{i-i_1, j-j_1} \cdot y_{i-k, j-l}\}.$$

Із застосуванням таких позначень вираз (2.44) можна переписати у вигляді

$$B_{xy}(k, l) = \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} \cdot B_y(k - i_1, l - j_1). \quad (2.45)$$

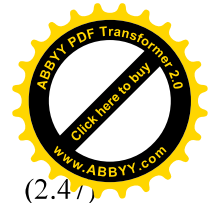
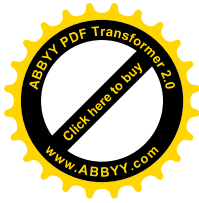


Якщо автокореляційна $B_x(\circ)$ й взаємно кореляційна $B_{xy}(\circ)$ функції відомі, то співвідношення (2.45) є лінійним алгебраїчним рівнянням відносно невідомих коефіцієнтів a_{i_1, j_1} . Число невідомих в цьому рівнянні дорівнює числу точок n_S , що містяться в околиці S . Обмежимося розглядом КІХ-фільтрації. Лінійне алгебраїчне рівняння з багатьма невідомими має безліч рішень. Для одержання однозначного розв'язку можна зробити диференціювання співвідношення (2.43) відносно решти $n_S - 1$ невідомих. Внаслідок цієї процедури одержимо додатково $n_S - 1$ рівнянь, що відрізняються одне від одного лівими частинами $B_{xy}(\circ)$ та значеннями $B_y(\circ)$, які відіграють роль коефіцієнтів у правих частинах, оскільки кореляції, що їх визначають, слід обчислювати кожного разу в інших точках. В результаті буде утворено систему n_S лінійних алгебраїчних рівнянь з n_S невідомими, яку називають у теорії фільтрації рівнянням **Вінера-Хопфа**:

$$\begin{cases} B_{xy}(k, l) = \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} \cdot B_y(k - i_1, l - j_1) \\ k, l \in S \end{cases}, \quad (2.46)$$

Якщо розв'язати цю систему рівнянь відносно всіх невідомих a_{i_1, j_1} , загальна кількість яких n_S , то буде знайдено імпульсну характеристику лінійного фільтру, що мінімізує середній квадрат помилок фільтрації.

Для оцінки похибки відтворення зображення внаслідок оптимальної фільтрації визначимо середній квадрат похибки. Щоб отримати бажаний результат необхідно виконати піднесення до квадрату правої частини виразу (2.43) й врахувати рівняння Вінера-Хопфа (2.46). У результаті одержимо



$$D_{\varepsilon} = D_x \left[1 - \sum_{i_1, j_1} \sum_{\in S} a_{i_1, j_1} \cdot R_x(i_1, j_1) \right], \quad (2.47)$$

де $D_{\varepsilon} = E\{\varepsilon^2(\circ)\}$ - середній квадрат помилок фільтрації, $R_x(i_1, j_1)$ - нормована автокореляційна функція корисного сигналу.

Особливий інтерес складає оцінка зміни середньої яскравості відфільтрованого зображення. Для з'ясування цього обчислимо математичне сподівання стосовно обох частин рівняння (2.42). В результаті одержимо

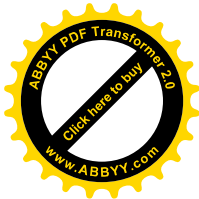
$$m_{x^*} = m_y \cdot \sum_{i_1, j_1} \sum_{\in S} a(i_1, j_1), \quad (2.48)$$

де m_y - середня яскравість вхідного зображення $y(\circ)$, що не залежить від координат. Одержаний результат (2.48), говорить про те, що й середня яскравість m_x зображення після фільтрації $x^*(\circ)$ також є величиною постійною в межах растру зображення. Часто під час здійснення обробки зображення прагнуть зберегти його середню яскравість. Як випливає з одержаного виразу (2.48), досягти цього можна за умови

$$\sum_{i_1, j_1} \sum_{\in S} a(i_1, j_1) = 1, \quad (2.49)$$

яка є додатковою вимогою до імпульсної характеристики фільтру. Тому оптимізаційну задачу (2.43) необхідно вирішувати з урахуванням даної умови.

Натомість для спрощення обчислень часто перед фільтрацією здійснюють віднімання середньої яскравості m_y від відліків сигналу вхідного зображення. Як випливає з (2.48), середнє значення яскравості на виході фільтру за цих обставин також рівне нулю незалежно від властивостей імпульсної характеристики. Це дозволяє розв'язувати систему рівнянь (2.46) без обчислень, пов'язаних із середньою яскравістю. Бажане значення середньої яскравості відновлюють після фільтрації шляхом додавання постійної складової до отриманих значень відліків.



2.3.2 Маскова фільтрація зображень

Поширеним різновидом завад є білий шум, який присутній на зображенні як адитивна складова, що спотворює сигнал зображення та сприйняття цього зображення в цілому.

Для боротьби з такою завадою часто використовують фільтрацію, яка отримала назву маскової. Маска являє собою просторове вікно, що характеризується певною прозорістю й виділяє околицю пікселів, яскравість яких використовують для визначення кінцевого значення центрального пікселя. За допомогою маски формують околицю у вигляді квадрата, хреста, горизонтальної або вертикальної смужки (штрихова маска). Кількість елементів в околиці вибирають таким чином, щоб елемент, для якого знаходять вихідне значення яскравості, розташовувався у центрі околиці. Маскові фільтри є різновидом КІХ-фільтрів. Маскові фільтри застосовують не тільки для боротьби з шумом, але й для зміни характеристик зображення такого, наприклад, як чіткість.

Сигнал на виході фільтру за умови наявності шуму можна описати співвідношенням

$$y_{i,j} = x_{i,j} + n_{i,j}, \quad i = \overline{0, I-1}, j = \overline{0, j-1}, \quad (2.50)$$

де $n_{i,j}$ - функція, що характеризує адитивний шум.

Автокореляційна функція шуму $n_{i,j}$ має вигляд

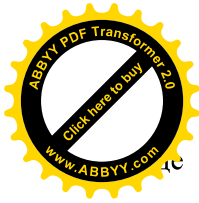
$$B_n(i, j) = D_n \cdot \delta_i \cdot \delta_j,$$

де D_n - дисперсія шуму;

$$\delta_k = \begin{cases} 1, & \text{для } k = 0 \\ 0, & \text{для } k \neq 0 \end{cases} \quad - \text{символ Кронекера.}$$

Будемо вважати, що вхідний сигнал є центрованим, тобто має нульове математичне сподівання, а сигнали зображення $x(\circ)$ й шуму $n(\circ)$ є взаємно незалежні, тому для кореляційної функції вхідного сигналу буде:

$$B_y(i, j) = D_x \cdot R_x(i, j) + D_n \cdot \delta_i \cdot \delta_j, \quad (2.51)$$



де D_x - дисперсія корисного сигналу.



За таких умов взаємна кореляційна функція $B_{xy}(\circ)$ буде збігатися з кореляційною функцією корисного сигналу $B_x(\circ)$, тому рівняння Вінера - Хопфа (2.46) у цьому випадку можна записати у такому вигляді:

$$\begin{cases} q^2 \cdot R_x(k, l) = q^2 \cdot \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} R_x(k - i_1, l - j_1) + a_{k, l} \\ k, l \in S \end{cases}, \quad (2.52)$$

де $q = D_x / D_y$ - відношення дисперсій сигналу й шуму.

Для оцінки результатів фільтрації перетворимо також вираз для похибок фільтрації (2.47), для чого запишемо в явному вигляді те з рівнянь (2.51), яке відповідає центральному елементу маски, тобто $k = l = 0$:

$$q^2 = q^2 \cdot \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} R_x(i_1, j_1) + a_{0,0}, \quad (2.53)$$

Знайдемо відносне значення коефіцієнта передачі для центрального елемента:

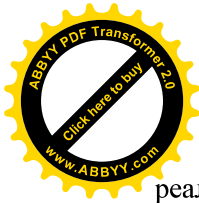
$$a_{0,0} / q^2 = 1 - \sum_{i_1, j_1 \in S} a_{i_1, j_1} R_x(i_1, j_1), \quad (2.54)$$

У результаті порівняння (2.54) з (2.57), остаточно можна записати, що

$$\delta_\varepsilon^2 = a_{0,0} / q^2, \quad (2.55)$$

де $\delta_\varepsilon^2 = D_\varepsilon / D_x$ - відносний середній квадрат помилок фільтрації.

Таким чином, для визначення помилок фільтрації необхідно знати відношення сигнал/шум (яке входить також і в рівняння Вінера - Хопфа) та значення оптимальної імпульсної характеристики в точці (0,0).



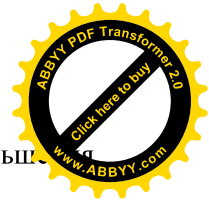
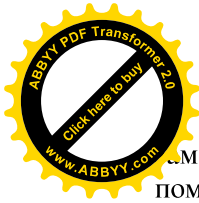
Для того, щоб скористатися комп'ютерними засобами реалізації задачі фільтрації відповідно до рівняння (2.51), необхідно виконати його упорядковане перетворення до матричної форми. Значення невідомих величин $a_{i,j}$ представимо у вигляді матриці A , що містить n_s елементів.

Множину величин, що знаходяться у лівій частині рівняння (2.51), подамо у вигляді матриці-вектора Q , а множину коефіцієнтів правої частини – у вигляді матриці F розмірності $n_s \times n_s$. Тоді рівняння (2.51) та його розв'язок можна записати у вигляді прямого та оберненого перетворень:

$$Q = F \cdot A, \quad A = F^{-1} \cdot Q. \quad (2.56)$$

На практиці найчастіше використовують лінійний різновид маскової двовимірної фільтрації. Маска, яку застосовують для фільтрації складається з множини вагових коефіцієнтів, заданих в усіх точках околиці S , що зазвичай симетрично оточують робочу точку. Поширеним різновидом околиці є квадрат 3×3 з робочим елементом у центрі, рис.40,б. Застосовують різні різновиди масок. Одним з простих варіантів, що призводить до низькочастотної фільтрації є рівномірна маска, всі дев'ять вагових коефіцієнтів якої дорівнюють $1/9$. Такий вибір коефіцієнтів відповідає умові збереження середньої яскравості відповідно до (2.49) й тому у процесі обробки центрувати зображення не потрібно.

Ефективність використання різних типів маскових фільтрів можна проілюструвати кількісно. Так для зображення, що характеризується відношенням сигнал/шум 5дБ, похибка відтворення зображення за умови застосування оптимальної маски складає $\delta^2_{\varepsilon, \text{opt}} = 0,287$, а за умови рівномірної маски - $\delta^2_{\varepsilon, \text{рівн}} = 0,395$. Тобто похибка відтворення для зазначеного зображення зростає майже на 30%, але візуально таку відмінність похибки відтворення може бути практично непомітно. Ситуація значно змінюється за умови, що шум має відносно більший рівень. Так, якщо відношення сигнал/шум становить 10дБ, то маємо $\delta^2_{\varepsilon, \text{opt}} = 0,57$ і $\delta^2_{\varepsilon, \text{рівн}} = 1,15$, тобто застосування рівномірної КІХ



якості оптимальної призводить в цьому випадку до збільшення помилок більш ніж удвічі.

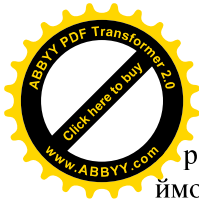
Слід відзначити певну розбіжність в оцінках якості, що даються людським оком й результатами об'єктивної оцінки кількісних показників. Деякі результати фільтрації, що мають дуже погані об'єктивні оцінки, візуально можуть сприйматись цілком задовільно. Але об'єктивна оцінка має дуже важливе значення оскільки цифрова обробка зображень знаходить застосування у різних інформаційних системах з автоматичним прийняттям рішень, що базується на цій обробці.

Функціонування таких систем, де відсутнє людське око, повністю підпорядковане математичним критеріям й якість їх роботи оцінюється тільки математичними показниками. Зрозуміло, що й якість зображень, використовуваних в цих системах, також необхідно оцінювати тільки за математичними критеріями.

Зазначимо, що, в цілому, застосування описаних процедур фільтрації призводить до істотного зниження рівня шуму на зображенні. Кількісно ефективність даної обробки можна охарактеризувати коефіцієнтом поліпшення відношення сигнал/шум $y = \delta_{\varepsilon}^2 / q^2$, де враховано, що величина δ_{ε}^2 визначає відношення сигнал/шум після фільтрації. Поліпшення якості залежить від рівня шуму на початковому зображенні й складає відповідно до здійснених експериментів $y = 10,2$ за умови $q^2 = -5$ дБ й $y = 17,6$ за умови $q^2 = -10$ дБ. Коефіцієнт поліпшення тим вище, чим сильніше шум на початковому зображенні.

2.3.3 Медіанна фільтрація

Майже всі лінійні алгоритми фільтрації призводять до згладжування різких перепадів яскравості зображень, що зазнали обробки. Цей недолік, особливо відчутний в тому разі, коли споживачем інформації є людина. Річ у тому, що лінійні процедури є оптимальними за умови гаусового розподілу сигналів, завад та спостережуваних даних. Реальні зображення, мають інший закон розподілу ймовірності. Однією з основних причин такого розподілу є контури об'єктів, які утворюють межу між ділянками зображення



різною яскравістю. Окремі ділянки зображення можуть мати ймовірність розподілу яскравості, що добре апроксимується гаусовою функцією, але ймовірність розподілу в межах усього зображення може дуже суттєво відрізнятись від такого закону.

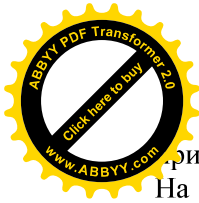
Другою особливістю лінійної фільтрації є така, що оптимальність фільтрувальних властивостей стосується тільки завад, що розподілені за гаусовим законом. Такий закон розподілу характерний для шумових завад на зображенні, тому для боротьби з такими завадами лінійні алгоритми мають високі показники. Проте, часто доводиться мати справу із зображеннями, спотвореними завадами інших типів. Однією з них є імпульсна завада. Внаслідок дії такої завади на зображенні спостерігаються білі або чорні точки, які хаотично розпорошені по всьому зображенню. Застосування лінійної фільтрації у цьому випадку часто є не ефективним, тому що кожний з вхідних імпульсів (значення сигнальної функції у певній точці) викликає відгук у вигляді імпульсної характеристики фільтру. У разі імпульсної завади відгук фільтра призводить розповсюдження завади в межах околиці пікселя, що зазнав впливу імпульсної завади.

Вдалим рішенням зазначених проблем є застосування медіанної фільтрації. Цей різновид фільтрації як і багато інших алгоритмів обробки зображень було запропоновано у Південному Каліфорнійському Університеті у 1971 р. аспірантом на ім'я Дж. Тьюкі.

Відзначимо, що медіанна фільтрація є інтуїтивним методом обробки й тому її алгоритм не є результатом математично обґрунтованого рішення строго сформульованої задачі. Саме через це багатьма дослідниками приділяється велика увага аналізу ефективності обробки зображень шляхом медіанної фільтрації й порівнянню її ефективності з іншими методами.

При застосуванні медіанного фільтру (МФ) відбувається послідовна обробка кожної точки кадру, внаслідок чого утворюється послідовність оцінок. У ідейному відношенні обробка в різних точках незалежна (цим МФ схожий на масковий фільтр), але в цілях її прискорення доцільно алгоритмічно на кожному кроці використовувати раніше виконані обчислення.

Під час медіанної фільтрації використовують двовимірне вікно (апертура фільтру), що звичайно має центральну симетрію,



ри цьому його центр розташовується в поточній точці фільтра. На рис.41 наведено два приклади найбільш часто вживаних варіантів вікон у вигляді хреста і у вигляді квадрата. Розміри апертури належать до параметрів, що оптимізуються в процесі аналізу ефективності алгоритму. Відліки зображення, що опинилися в межах вікна, утворюють **робочу вибірку** поточного кроку.

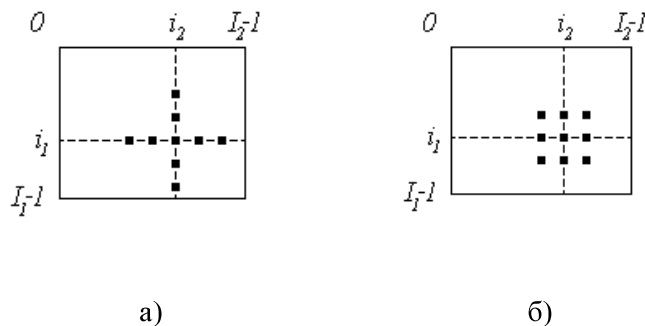
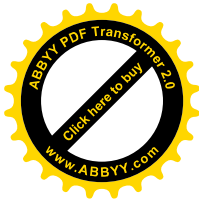


Рис. 41. Приклади вікон для медіанної фільтрації

Двовимірний характер вікна дозволяє виконувати, по суті, двовимірну фільтрацію, оскільки для утворення оцінки використовують дані як з поточних рядка й стовпця, так і з сусідніх. Позначимо робочу вибірку у вигляді одновимірного масиву $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$; число його елементів дорівнює розміру вікна, а їх розташування довільне. Зазвичай застосовують вікна з непарним числом точок n (це автоматично забезпечується за умови центральної симетрії апертури й при входженні самої центральної точки в її склад). Якщо упорядкувати послідовність $\{y_i, i = \overline{1, n}\}$ за збільшенням, то її медіаною буде той елемент вибірки, який розташовано у центрі цієї упорядкованої послідовності. Одержане таким чином число i є результатом фільтрації для поточної точки кадру. Зрозуміло, що результат такої обробки дійсно не залежить від того, в якій послідовності представлено елементи зображення в робочій вибірці y . Застосуємо формальне позначення описаної процедури у вигляді:



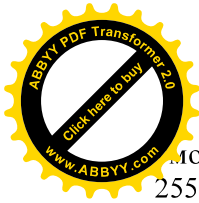
$$x^* = \text{med}(y_1, y_2, \dots, y_n).$$

Розглянемо приклад. Припустимо, що вибірка має вигляд: $Y = \{136, 110, 99, 45, 250, 55, 258, 104, 75\}$, а елемент 250, розташований в її центрі, відповідає поточній точці фільтрації (i_1, i_2) (рис.41). Велике значення яскравості в цій точці кадру може бути результатом дії імпульсної (точкової) завади. Впорядкована за збільшенням вибірка має при цьому вигляд $\{45, 55, 75, 99, 104, 110, 136, 158, 250\}$, отже, відповідно до процедури

(3.48), одержуємо $x^* = \text{med}(y_1, y_2, \dots, y_9) = 104$. Бачимо, що вплив сусідів на результат фільтрації в поточній точці привів до ігнорування імпульсного викиду яскравості, що слід розглядати як ефект фільтрації. Якщо імпульсна завада не є точковою, а покриває деяку локальну область, то вона також може бути пригнічена. Це відбудеться, якщо розмір цієї локальної області буде менший, ніж половина розміру апертури медіанного фільтра (МФ). Тому для придушення імпульсних завад, що спотворюють локальні ділянки зображення, слід збільшувати розміри апертури МФ.

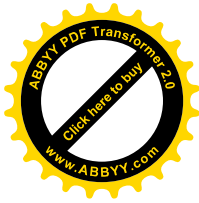
З (3.48) випливає, що дія МФ полягає в ігноруванні екстремальних значень вхідної вибірки - як позитивних, так і негативних викидів. Такий принцип придушення завади може бути застосований і для ослаблення шуму на зображенні. Проте дослідження придушення шуму за допомогою медіанної фільтрації показує, що її ефективність при рішенні цієї задачі нижче, ніж у лінійної фільтрації.

Результати експериментів, що ілюструють роботу МФ, наведено на рис.42. У експериментах було застосовано МФ, що має квадратну апертуру зі стороною, що дорівнює трьом пікселям. У лівому стовпчику наведено зображення, спотворені завадою, а в правому - результати їх медіанної фільтрації. На рис.42,а й рис. 42,в наведено початкове зображення, спотворене імпульсною завадою. Імпульсну заваду було створено шляхом накладення на сигнал зображення сигналу з виходу датчика випадкових чисел з рівномірним на інтервалі $[0, 1]$ законом розподілу, що створював в усіх точках кадру незалежні випадкові числа. Інтенсивність завади характеризується ймовірністю p її виникнення в кожній точці. Якщо для випадкового числа, сформованого в точці, виконувалася



мова, тоді яскравість зображення в цій точці заміщувалась чи-
255, що дорівнює максимальній яскравості (рівню білого).





а)



б)



в)



г)

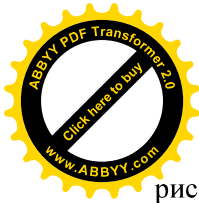


д)



е)

Рис. 42. Приклади медіанної фільтрації



На рис.42,а дією імпульсної завади спотворено 5 % , рис.42,в – 10 % елементів зображення. В результаті обробки було забезпечено практично повне придушення завади в першому випадку й значне ослаблення в другому. На рис.42,д наведено зображення, спотворене незалежним гаусовим шумом за відношення сигнал/шум $q^2 = -5$ дБ, а рис.42,е - результат його фільтрації медіанним фільтром.

У таблиці 2.3 наведено дані, що дають можливість порівняти ефективність використання різних типів фільтрів. Для різних методів фільтрації в цій таблиці наведено значення відносного середнього квадрата помилок δ_ε^2 й коефіцієнта ослаблення шуму γ для випадку, коли відношення сигнал/шум на вході фільтра складає -5 дБ.

У наведених прикладах найбільшу ефективність забезпечив двовимірний фільтр Вінера, який зменшив середній квадрат помилок в 17 разів. Медіанний фільтр забезпечив найменшу з усіх розглянутих фільтрів ефективність, $\gamma = 5.86$. Однак, це число свідчить про те, що й за допомогою цього фільтра можна значно зменшити рівень шуму на зображенні.

Разом з тим, слід відзначити ту обставину, що медіанна фільтрація у меншій мірі згладжує межі зображення (рис.42,е), ніж будь-яка лінійна фільтрація. Механізм цього явища дуже простий й зрозумілий.

Таблиця 2.3. Результати фільтрації сигналів зображень різними типами фільтрів за умови $q^2 = -5$ дБ

	масковий фільтр з оптимальн. КІХ	масковий фільтр з рівномірн. КІХ	двовимір- ний рекурент. фільтр	двовимір- ний фільтр Вінера	медіан- ний фільтр
δ_ε^2	0.309	0.395	0.29	0.186	0.539
γ	10.2	8.0	10.9	17.0	5.86

Припустимо, що апертура фільтра знаходиться поблизу межі, що розділяє світлу й темну ділянку зображення, а її центр розташовується в області темної ділянки. Тоді, найімовірніше,



Робоча вибірка міститиме більшу кількість елементів з мал. 1.1 значеннями яскравості, й медіана буде знаходитись серед тих елементів робочої вибірки, амплітуди яких співпадають з амплітудами цієї області зображення. Ситуація зміниться на протилежну, якщо центр апертури буде зміщено в область більшої яскравості. Але це й означає, що МФ є чутливим до перепадів яскравості.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Антонью А. Цифровые фильтры: анализ и проектирование. – М.: Радио и связь, 1983. – 320 с.
2. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы: Учебник для вузов. - М.: Высшая школа, 1988.- 448 с.
3. Бат М. Спектральный анализ в геофизике. - М.: Недра, 1980.- 535 с.
4. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных. – М.: Мир, 1989. – 540 с.
5. Блейхут Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов. – М.: Мир, 1989. – 448 с.
6. Вычислительная математика и техника в разведочной геофизике: Справочник геофизика. – М.: Недра, 1990. – 498 с.
7. Гольденберг Л.М. и др. Цифровая обработка сигналов: Справочник. - М.: Радио и связь, 1985.- 312 с.
8. Гольденберг Л.М. и др. Цифровая обработка сигналов: Учебное пособие для вузов. - М.: Радио и связь, 1990.- 256 с.
9. Гутников В.С. Фильтрация измерительных сигналов. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 192 с.
10. Даджион Д., Мерсеро Р. Цифровая обработка многомерных сигналов. – М.: Мир, 1988. – 488 с.
11. Дмитриев В.И. Прикладная теория информации: Учебник для студентов вузов. - М.: Высшая школа, 1989.- 325 с.
12. Канасевич Э.Р. Анализ временных последовательностей в геофизике. - М.: Недра, 1985.- 300 с.
13. Клаербоут Д.Ф. Теоретические основы обработки геофизической информации с приложением к разведке нефти. – М.: Недра, 1981. – 304 с.

ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

УДК 681.7: 621.396

ЗАСТОСУВАННЯ ПЕРЕТВОРЕННЯ ФУР'Є–МЕЛІНА ДЛЯ ЦИФРОВОЇ КОРЕЛЯЦІЙНОЇ ОБРОБКИ СПЕКЛ-ЗОБРАЖЕНЬ

О. П. Максименко

Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка НАН України

E-mail: maksymenko@ipm.lviv.ua

Запропоновано алгоритм для розрахунку відносного повороту, зміщення та зміни масштабу спекл-зображень, які використовують під час досліджень деформацій поверхні елементів конструкцій. Алгоритм побудовано на основі лог-полярного перетворення Фур'є–Меліна. Розраховані величини визначають просторові переміщення контрольованої поверхні і використовують в подальшому для корекції зареєстрованих спекл-зображень з метою отримання дійсних деформацій та переміщень контрольованої поверхні.

Ключові слова: цифрова кореляція зображень, лог-полярне перетворення Фур'є–Меліна, деформація поверхні, масштаб зображення, зсув та поворот зображення.

USING THE FOURIER-MELLIN TRANSFORM FOR DIGITAL SPECKLE IMAGES CORRELATION

O. P. Maksymenko

H. V. Karpenko Physico-Mechanical Institute of the NAS of Ukraine

Significant errors occur when 2D digital image correlation (DIC) is used for assessment of the moving object deformation. Algorithm for calculating the value of relative rotation, displacement, and scaling of the speckle images based on log-polar Fourier–Mellin transform is proposed. The values obtained by this algorithm show the displacement of the controlled object in the surface plane and then they are used for correction of the registered speckle images, so the real deformations and displacements of the surface are obtained. During realization of this algorithm, the cross-correlation in the spectral plane (CCSP) is used to compare the speckle images. The CCSP algorithm allowed us to reduce essentially the time needed for the correction values assessment.

Keywords: digital image correlation, Fourier–Mellin log-polar transform, surface deformation, the image scale, translation and rotation of the image.

Для вимірювання деформацій елементів конструкцій і зразків матеріалів під час їх випробувань та діагностичних процедур традиційно використовують тензоперетворювачі. Тензовимірювання є надійним і перевіреним засобом вимірювання, яке забезпечує необхідну точність і достовірність даних. Проте ця технологія потребує багато часу для підготовки контрольованого об'єкта. До недоліків тензовимірювань належать: контакт тензоперетворювача з досліджуваною поверхнею, вплив зовнішнього середовища та температури. Значні похибки виникають під час вимірювання деформацій виробів з полімерних композиційних матеріалів, зумовлені неоднорідністю їх структури, та для низькомодульних матеріалів [1]. Виходячи з цього, актуальним є розроблення нових безконтактних оптико-цифрових методів визначення деформацій на основі цифрової кореляції зображень (ЦКЗ), які дають змогу отримувати просторовий розподіл переміщень поверхні за зміни навантаження [2, 3].

Практика використання ЦКЗ. Завдяки простоті технічної реалізації, безконтактності та широкому діапазону вимірювань метод ЦКЗ широко застосовують під

© О. П. Максименко, 2016

час вимірювання деформацій в натурних умовах. Його використовують для встановлення розподілу деформацій на поверхні мостових балок [4] і посудин під тиском [5]; тривалого моніторингу блоків [6] і паропроводів електростанцій [7]. Розширення практики застосування цього методу потребує розроблення методик вимірювання і вибору оптимальних параметрів апаратури, виходячи з характеристик об'єкта контролю, очікуваного діапазону вимірювання деформацій та прийнятних похибок вимірювання. Одним з обмежуючих чинників впровадження методу ЦКЗ є неконтрольовані переміщення об'єкта контролю під час вимірювань, які суттєво спотворюють результати. Для усунення цього недоліку оптико-цифрову систему реєстрації закріплюють на об'єкті [8] або застосовують складні фотограмметричні системи [9], які використовують декілька синхронно працюючих систем реєстрації зображень. Перший спосіб незавжди доступний, а другий вимагає значних матеріальних затрат.

Для практичної реалізації систем ЦКЗ, побудованих на основі однієї відеокамери, потрібно розробити алгоритми обробки зображень, які б дали змогу визначати не тільки розподіл деформацій контрольованої ділянки поверхні, а і переміщень об'єкта в цілому. Ця задача особливо актуальна для великогабаритних об'єктів, коли потрібно визначати деформації в багатьох місцях конструкції і мати дані про переміщення контрольованого об'єкта у просторі.

Встановлення переміщень ділянки поверхні відносно відеокамери. За умов вимірювань, коли система реєстрації зображень зафіксована нерухомо на стійці або на штативі [10] біля об'єкта контролю, як правило, відбувається зміна масштабу і відносний поворот та зміщення зареєстрованих у різні моменти часу зображень за зміни навантаження. Тоді, щоб отримати дійсні деформації поверхні об'єкта методом ЦКЗ, необхідно спочатку здійснити корекцію цих зображень.

Для отримання повздовжніх переміщень поверхні за допомогою однієї відеокамери використовують властивості частотного спектра крос-кореляції двох лазерних спекл-зображень, одне з яких зареєстровано до, а друге після відхилення поверхні об'єкта від нормалі до напрямку спостереження на певний кут [11]. Цей метод ґрунтується на фіксації змін у просторовому розподілі частотного спектра і дозволяє з інтерферометричною точністю встановити повздовжні переміщення поверхні. Чутливість методу становить $\lambda/10$ для фрагментів зображень розміром 64×64 пікселів. Проте метод має низку недоліків, а саме: малий діапазон вимірювань відхилень поверхні, максимум до $\Delta z \approx 10\lambda$; малу завадостійкість, відношення сигнал/шум має бути не менше 10. Висока точність досягається за умови, що деформації в межах фрагмента відсутні, а спекли, які утворюються за певного кута падіння розширеного лазерного променя на досліджувану поверхню, добре розвинуті, що ставить суворі вимоги до шорсткості досліджуваної поверхні і параметрів оптичної системи. Об'єкт, який використовують у цій системі, повинен забезпечувати велику глибину різкості, щоб нахил поверхні не розфокусував зображення, і незмінність масштабу зображень під час вимірювань. Характерним для цього методу є залежність похибки вимірювання від зміщення поверхні як твердого тіла. Також до недоліків методу належать: нечутливість до поворотів у площині поверхні та необхідність реєструвати додаткове спекл-зображення для визначення напрямку кута нахилу поверхні.

У системах розпізнавання образів розроблено низку алгоритмів для коригування геометричних трансформацій зображень, які можна використати під час ЦКЗ. Наприклад, для визначення повороту, зміщення та зміни масштабу зображень у системах розпізнавання використовують статистичні характеристики розподілу інтенсивності зображень (моменти нульового, першого і другого порядків), які дозволяють розрахувати шукані величини [12]. Точність визначення цих параметрів невисока і становить декілька пікселів, а реалізація алгоритму потре-

бує значних обчислюваних ресурсів. Цей підхід використовують, коли центр симетрії зображень не більше другого порядку. Точнішу оцінку параметрів для геометричної корекції зображень отримують, використовуючи інваріантне перетворення Фур'є–Меліна (ПФМ) та швидке перетворення Фур'є (ШПФ) [13, 14]. Порівняння моментного і спектрального підходів корекції зображень показало, що, використовуючи останній, можна отримати досить малі похибки [15]. Середні значення похибок встановлення масштабу ($\leq 20\%$), кута ($\leq 30^\circ$) і зміщення ($\leq 10\%$) становлять відповідно: 6×10^{-3} ; $6,1 \times 10^{-3}$ радіан і 0,4 пікселя. Підхід на основі ПФМ та його модифікації використовують як для цілих зображень [16], так і для їх фрагментів [17]. Під час реалізації цього перетворення використовують ШПФ, тому його легко адаптувати до алгоритмів ЦКЗ, побудованих на основі крос-кореляції в спектральній площині (ККСП).

Застосування ПФМ для коригування геометричних трансформацій спекл-зображень. Під час визначення деформацій методом ЦКЗ використовують зображення поверхні, які реєструє відеокамера, що встановлена поруч з об'єктом. При цьому для визначення полів деформацій кореляційно порівнюють фрагменти вихідного зображення поверхні $r(x, y)$, яке зареєстроване на початку випробувань, і фрагменти наступних зображень $s_n(x, y)$, отриманих за зміни навантаження. При цьому, якщо не вжити спеціальних заходів, додатково до “деформаційних” переміщень поверхні, викликаних зміною навантаження, додаються просторові переміщення об'єкта, які залежать від умов його закріплення. Переміщення об'єкта сприймаються вимірювальною системою як деформації і спотворюють дійсні результати вимірювань. Особливо небажаними є великі повороти і зміна дистанції зйомки. Якщо за зміни дистанції зйомки поверхня об'єкта знаходиться в просторі різкості об'єктива, то це призводить до зміни масштабу зображень. Таким чином, відносні повороти зображень перетворюються у додаткові зсувні деформації, а зміна масштабу додає постійну радіальну складову деформації на правлену від центра зображення.

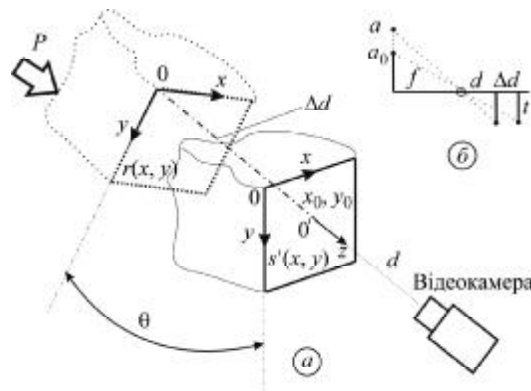


Рис. 1. Просторові переміщення досліджуваної ділянки поверхні об'єкта.

Подамо геометричні трансформації спекл-зображення контрольованої ділянки, викликані переміщенням об'єкта у просторі $0 \rightarrow 0'$ під дією сили P , за допомогою афінного перетворення. У прийнятій прямокутній системі координат отримаємо (рис. 1а):

$$s'(x, y) = r[\mu(x \cos(\theta) + y \sin(\theta)) - x_0, \mu(-x \sin(\theta) + y \cos(\theta) - y_0)], \quad (1)$$

де μ – коефіцієнт зміни масштабу зображення; θ – відносний кут повороту і (x_0, y_0) – зсув спекл-зображень у площині поверхні (Oxy) . Зміна масштабу зображення $\mu = a/a_0$ зумовлена зміною дистанції зйомки Δd , віддаленням (наближенням) пло-

щини спостереження до оптичної системи. Для простої моделі оптичної системи у вигляді пінхол камери (рис. 1б) залежність зміни дистанції зйомки від масштабу має вигляд $\Delta d = d(1 - 1/\mu)$.

У випадку застосування спеціальних телецентричних оптичних систем [3] зміни масштабу практично повністю усуваються і зображення залишається різким навіть за значних поздовжніх зсувів об'єкта. Тут на похибку визначення деформацій будуть впливати тільки поворот і поперечні зсуви контрольованої ділянки. За малої дистанції зйомки і застосування звичайних фотографічних об'єктивів невеликі зміни дистанції можуть викликати відчутні зміни масштабу.

Для відокремлення відносного повороту, зміни масштабу і зміщення спекл-зображень виконаємо такі перетворення з вхідними зображеннями. Застосуємо перетворення Фур'є до виразу (1) і отримаємо зв'язок спектрів початкового та трансформованого спекл-зображення

$$S(v, u) = e^{-i\varphi_s(v, u)} |S(v, u)|, \quad (2)$$

де $|S(v, u)| = \mu^{-2} \left| R \left[\mu^{-1}(v \cos(\theta) + u \sin(\theta)), \mu^{-1}(-v \sin(\theta) + u \cos(\theta)) \right] \right|$ – спектральна амплітуда, яка не залежить від зміщення спекл-зображень (x_0, y_0) ; $\varphi_s(v, u)$ – спектральна фаза трансформованого зображення, яка залежить від відносного зміщення спекл-зображень, зміни масштабу і повороту. Інваріантність повороту і масштабування модуля спектра відносно початку координат $v = u = 0$ дозволяє виокремити шукані величини. Для цього подамо спектральні амплітуди зображень (\bar{r}, \bar{s}) в полярних координатах, $\text{Image}(x_i, y_j) \rightarrow \text{Image}(\rho, \alpha)$, де $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$ – полярний радіус (рис. 2). Для цифрових зображень розміром (M, N) з центром $m_0 = M/2, n_0 = N/2$ отримаємо такі перетворення координат і амплітуд спектрів:

$$\begin{aligned} x_i &= \rho \cos(\alpha) + m_0, \\ y_j &= \rho \sin(\alpha) + n_0, \end{aligned} \quad (3)$$

$$\bar{r}_p(\alpha, \rho) = |R(\rho \cos(\alpha), \rho \sin(\alpha))|, \quad (4)$$

$$\bar{s}_p(\alpha, \rho) = |S(\rho \cos(\alpha), \rho \sin(\alpha))|.$$

Як бачимо з виразів (2)–(4), в полярній системі координат поворот зображення відповідає зміщенню амплітуди спектра $\bar{s}_p(\alpha, \rho)$ вздовж осі α , а зміна масштабу зображення зменшує інтенсивність амплітуди спектра у μ^2 рази та змінює масштаб радіальної координати ρ у μ рази. Зменшення радіального масштабу можна звести до переміщення, використавши логарифмічні координати у виразах (3), (4) [14], $[p = \ln(\rho), q = \ln(\mu)]$. Тоді зв'язок між амплітудами спектрів вихідного і трансформованого спекл-зображення матиме вигляд

$$\bar{s}_p(\alpha, \rho) \Leftrightarrow \bar{s}_{pl}(\alpha, p) = \mu^{-2} \bar{r}_{pl}(\alpha - \theta, p - q), \quad (5)$$

де $\bar{r}_{pl}(\alpha, p) \Leftrightarrow \bar{r}_p(\alpha, \rho)$ – перетворення у лог-полярні координати.

Такий підхід дає можливість виокремити поворот і зміну масштабу зображень. Зв'язок спектрів спекл-зображень в лог-полярній системі координат матиме вигляд

$$S_{pl}(v, w) = \mu^{-2} e^{-i2\pi(vq + w\theta)} R_{pl}(v, w). \quad (6)$$

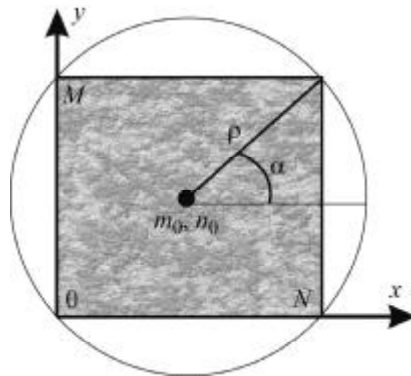


Рис. 2. Полярна система координат.

З виразу (6) випливає, що масштабування і поворот містяться у фазовій складовій спектра. Для визначення цих величин кореляційно порівнюємо спектральні амплітуди, використовуючи алгоритм ККСП, одночасно виконуючи інверсну фільтрацію спектрів [2]. Після зворотного перетворення Фур'є отримаємо:

$$\phi_0(\alpha, p) = F^{-1} \left[\frac{R_{pl}^*(v, w) S_{pl}(v, w)}{|R_{pl}(v, w) S_{pl}(v, w)|^{1-A}} \right], \quad (7)$$

де A – параметр інверсного фільтра, значення якого вибрано, виходячи з характеристик амплітуд спектрів порівнюваних спекл-зображень.

Вираз (7) описує фазовий крос-кореляційний пік у лог-полярних координатах. Відхилення координат максимуму цього піка від центра в одному із напрямків відповідає зміні масштабу, а в другому – відносному повороту спекл-зображень. Визначивши розташування координат максимуму фазового піка $\max[\phi_0(\alpha, p)] = (\alpha_{\max}, p_{\max})$, можемо встановити окремо відносний поворот $\theta = \alpha_{\max}$ і коефіцієнт лінійного збільшення $\mu = e^{p_{\max}}$ між двома порівнюваними спекл-зображеннями. Для встановлення відносного зміщення (x_0, y_0) спекл-зображень у прямокутній системі координат спочатку проводимо геометричну корекцію одного із зареєстрованих зображень

$$\tilde{s}(x, y) = s(x \cdot \cos(\theta), y \cdot \sin(\theta)) \cdot \mu^{-1}. \quad (8)$$

Потім знову застосовуємо алгоритм ККСП для вихідного $r(x, y)$ і коригованого $\tilde{s}(x, y)$ спекл-зображень і за розташуванням максимуму функції крос-кореляції знайдемо їх відносне зміщення $\max[\phi_0(x, y)] = (x_0, y_0)$

$$\phi_0(x, y) = F^{-1} \left[\frac{R^*(v, v) \tilde{S}(v, v)}{|R(v, v) \tilde{S}(v, v)|^{1-B}} \right], \quad (9)$$

де B – параметр інверсного фільтра, значення якого вибрано, виходячи з характеристик вхідних спекл-зображень.

Повна блок-схема алгоритму визначення геометричних трансформацій спекл-зображень подана на рис. 3. Цей алгоритм дає змогу визначати відносне зміщення, поворот і зміну масштабу, що виникають між послідовно зареєстрованими спекл-зображеннями під час вимірювання деформацій поверхні об'єктів, які переміщуються у просторі.

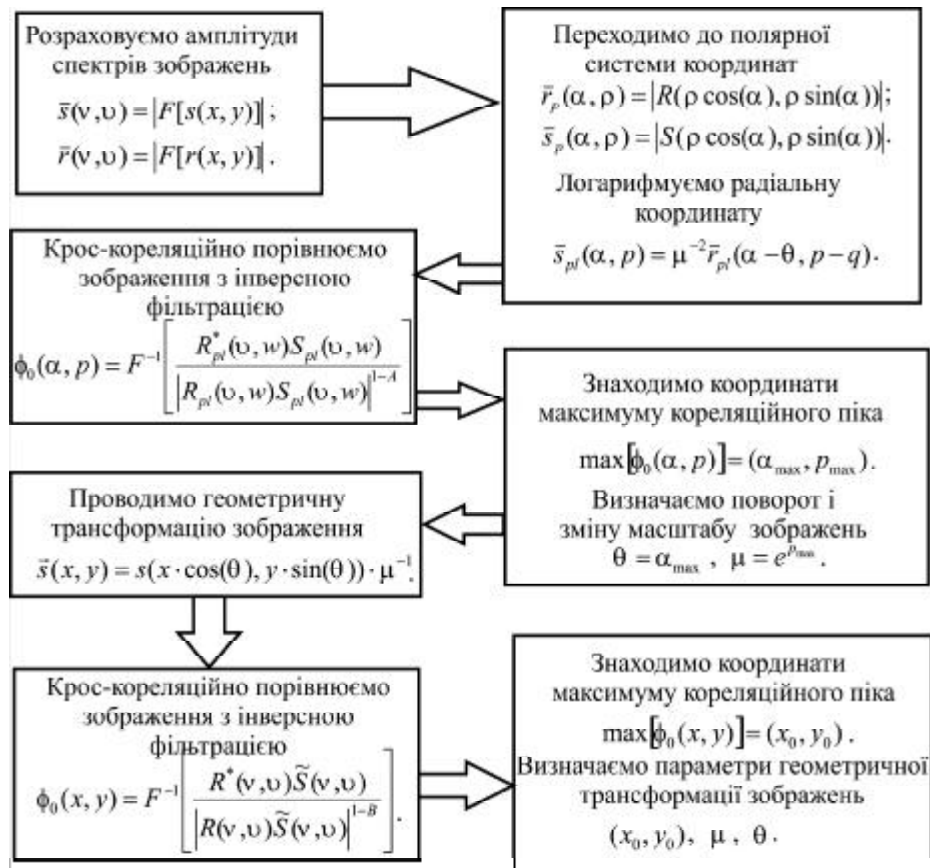


Рис. 3. Алгоритм визначення геометричних трансформацій спекл-зображень.

ВИСНОВКИ

Запропоновано алгоритм корекції геометричних трансформацій спекл-зображень, які використовують для встановлення деформацій поверхні рухомих об'єктів за методом ЦКЗ. Цей алгоритм ґрунтується на лог-полярному перетворенні Фур'є–Меліна і дає змогу виокремити зі зареєстрованих зображень геометричні трансформації – відносний поворот і зміщення зображень у площині реєстрації та зміну масштабу. Визначені параметри можна використати в подальшому для аналізу просторових переміщень контрольованого об'єкта, які відбуваються під впливом навантаження, та корекції зареєстрованих спекл-зображень для встановлення дійсних деформацій поверхні контрольованого об'єкта.

1. *Manual on experimental methods for mechanical testing of composites* / Ed.: C. H. Jenkins. – Fairmont Press, Inc., 1998. – 264 p.
2. *Digital speckle-displacement measurement using a complex spectrum method* / D. J. Chen, F. P. Chiang, Y. S. Tan, H. S. Don // *Appl. Optics*. – 1993. – **32**, № 11. – P. 1839–1849.
3. *Sutton M. A., Orteu J. J., Schreier H. Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements (Basic Concepts, Theory and Applications)*. – New York: Springer, 2009. – 364 p.
4. *Опτικο-цифровий метод визначення полів деформацій на локальних ділянках залізобетонних мостів* / Я. Л. Іваницький, О. П. Максименко, Р. М. Запотоchnий, Ю. В. Мольков // *Фіз.-хім. механіка матеріалів*. – 2015. – **51**, № 2. – С. 104–108.
5. *Strain analysis of pressure vessels contained pits based on digital image correlation method* / W. Xu, X. Feng, J. Li et al. // *Proc. SPIE*. – 2016. – **9903**. – P. 990310-1–990310-7.

6. *Application of image based methods for monitoring and measurements of structures in power stations* / M. Kujawińska, M. Malesa, K. Malowany, and P. M. Błaszczyk // *Key Eng. Mater.* – 2012. – **518**. – P. 24–36.
7. *Improved plant availability by advanced condition based inspections* / H. J. M. Hulshof, J. W. Nottebooma, P. G. M. Welberga, L. E. Bruijn // *Int. J. of Pressure Vessels and Piping*. – 2004. – **81**. – P. 491–497.
8. *Study the behavior of thin-sheet constructional material's plastic zone by using digital speckle correlation techniques* / O. P. Maksymenko, L. I. Muravsky, Ya. L. Ivanytsky, S. T. Shtayura // *Proc. 3th Int. Conf. on Mater. Testing, TEST 2005*. – Nuremberg, 2005. – P. 169–174.
9. *Noncontact photogrammetric measurement of vertical bridge deflection* / D. V. Jauregui, K. R. White, C. B. Woodward, and K. R. Leitch // *J. of Bridge Eng.* – 2003. – **8**, № 4. – P. 212–222.
10. *Maksymenko O. P., Muravsky L. I., Sakharuk O. M. Portable optical-digital speckle correlator for non-destructive control of constructional elements* // *Proc. of the Topical Meeting on Optoinformatics' 2008*. – St. Petersburg: ITMO, 2008. – P. 105–108.
11. *Fricke-Begemann T. Three-Dimensional Deformation Field Measurement with Digital Speckle Correlation* // *Applied Optics*. – 2003. – **42**, № 34. – P. 6783–6796.
12. *Liao S. X. and Pawlak M. On image analysis by moments* // *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1996. – **18**, № 3. – P. 254–266.
13. *Chen Q., Defrise M., and Deconinck E. Symmetric phase-only matched filtering of fourier-mellin transforms for image registration and recognition* // *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1994. – **16**, № 12. – P. 1156–1168.
14. *Reddy B. S. and Chatterji B. N. An FFT-based Technique for Translation, Rotation and Scale-Invariant Image Registration* // *IEEE Transactions on Image Proc.* – 1996. – **5**, № 8. – P. 1266–1271.
15. *Мясников Е. В. Определение параметров геометрических трансформаций для совмещения портретных изображений* // *Компьютерная оптика*. – 2007. – Т. 31, Вып. 3. – С. 77–82.
16. *Zokai S. and Wolberg G. Image Registration Using Log-Polar Mappings for Recovery of Large-Scale Similarity and Projective Transformations* // *IEEE Transactions on Image Proc.* – 2005. – **14**, № 10. – P. 1422–1434.
17. *Ho H. T. and Goecke R. Optical flow estimation using Fourier-Mellin transform* // *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2008. – P. 1–8.

Одержано 07.07.2016

СУБПІКСЕЛЬНА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ У СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ВИДИМОГО ДІАПАЗОНУ ХВИЛЬ

© Фабіровський С.Є., 2014

Наведено аналіз методів підвищення роздільної здатності, технології субпіксельної обробки зображень, оцінка варіантів побудови оптичних систем. У межах роботи проаналізовано шляхи підвищення роздільної здатності, вказано переваги та недоліки методів.

Ключові слова: обробка зображень, субпіксельна обробка зображень, просторова роздільна здатність, оптичний давач, ПЗЗ лінійка, інтерполяція, деконволюція, відновлення, аерокосмічне знімання, дистанційне зондування Землі.

S.E. Fabirovsky

Lviv Polytechnic National University

SUBPIXEL IMAGE PROCESSING IN MONITORING SYSTEMS OF VISIBLE WAVELENGTHS

© Fabirovsky S.E., 2014

This paper is devoted to considering of ways to improve the resolution, principles and methods of subpixel imaging technology, assessment of the development status and the latest research developments. Modern approaches to improving the spatial resolution as the main parameter of satellite images are based on algorithmic search and design solutions as the technology of manufacturing image sensors exhaust its potential for improvement. One of the major tasks of remote monitoring is to improve the quality of images, which is determined by parameters such as resolution. Resolution of digital images, in its turn, is determined by the number of pixels of which it is composed. The need for high resolution usually is accompanied by the need to capture the largest possible surface area. However, reducing the pixel size and increasing their number is limited by technological factors and is associated with difficulties of the operation and handling. Pixel size of CCD is technology limited. Increasing of pixels number and hence the resolution will increase the size (length) of CCD line. As the result, there is need to use more expensive optics, weight of which is greater or reduce the focal length of the optical system.

The solution to this situation is the use of subpixel processing. The advantages of subpixel imaging include the possibility to increase the spatial resolution without changing the optical system. The essence of the subpixel processing is constructive two CCD lines shifted by half a pixel with respect to each other. Use of subpixel imaging technology allows to increase the resolution of the instrument, or, in case of saving a lower resolution, to reduce the focal length of the system and reduce the weight and volume of the optical system, which is crucial for monitoring systems. During subpixel imaging, there are high requirements to the board processor, memory and bandwidth of the radio frequency channel of system.

The need to increase the resolution a monitoring systems helps to find new, more effective, methods to increase resolution. The paper analyzes ways of increasing resolution the advantages and disadvantages of existing techniques are analyzed. The scope of subpixel

processing methods in existing monitoring systems of visible wavelength range is considered. The need to further improvement monitoring systems resolution helps to find new, more effective methods of signal processing and filtering.

The studied modern methods of subpixel image processing effectively increase the resolution. Thus, based on the analysis, we can conclude that increasing the system resolution should be conducted by subpixel processing methods that require improvement.

Key words: image processing, subpixel image processing, spatial resolution, optical sensor, CCD line, interpolation, deconvolution, aerospace survey, remote sensing of the Earth, restoration.

Вступ. Сьогодні у зв'язку з розвитком систем моніторингу існує потреба у підвищенні роздільної здатності цих систем. Просторова роздільна здатність є найважливішою характеристикою систем моніторингу, яка визначає можливість використання цих систем у різних галузях дистанційного зондування, таких як геологія, екологія, сільське господарство, розвідка корисних копалин, управління водними ресурсами, містобудування та інших [2–5].

Шляхами підвищення роздільної здатності систем моніторингу видимого діапазону хвиль є:

- збільшення кількості пікселів у ПЗЗ лінійці, а отже, і зменшення розміру пікселя;
- збільшення геометричних розмірів лінійки;
- інтерполяція;
- субпіксельна обробка.

У кожного із вказаних шляхів є переваги та недоліки. Перевагою збільшення кількості пікселів зі збереженням геометричних розмірів ПЗЗ пристрою є збільшення роздільної здатності, при цьому роздільна здатність системи дорівнює роздільній здатності давача зображення [2]. Крім того, при цьому збільшується рівень шумів та зменшується світлочутливість системи. Якщо роздільна здатність збільшується в два рази, площа пікселя зменшується в чотири рази. Зменшення розмірів пікселя є технологічно обмеженим.

У разі збільшення геометричних розмірів давача необхідно використовувати оптику з більшою фокусною відстанню, що призводить до збільшення масогабаритних параметрів та ціни [1].

Істотним недоліком методу інтерполяції, описаного в [6], є наявність характерних артефактів у інтерпольованому зображенні, що погіршують точність масштабування в області різких змін яскравості. До типових артефактів належать поява ефекту зубчастого краю на похилих лініях, розмиття через обмеження під час відновлення високочастотних складових інтерпольованих даних, і ефекту Гіббса, що проявляється у вигляді паразитних хвилеподібних коливань інтерполяційної функції, відсутніх у інтерпольованому зображенні. Основним недоліком інтерполяції є неможливість точного відновлення інформації [14].

Перевагами субпіксельної обробки зображень є те, що вона дає змогу підвищити просторову роздільну здатність без зміни оптичної системи. Суть субпіксельної обробки полягає у конструктивному розміщенні двох ПЗЗ лінійок, зміщених на половину пікселя одна відносно іншої. Використання субпіксельної технології знімання дозволяє підвищити роздільну здатність приладу, або, в разі збереження нижчої роздільної здатності, зменшити фокусну відстань системи і зменшити вагу та об'єм оптичної системи, що дуже важливо для систем моніторингу [1]. Під час субпіксельної обробки ставляться високі вимоги до бортового процесора, пам'яті та ширини смуги радіочастотного каналу системи [2].

Методи субпіксельної обробки зображень. Описаний в [4] метод субпіксельної обробки полягає у формуванні зображення високої роздільної здатності з серії зображень низької роздільної здатності. Цей метод підвищує роздільну здатність, але не враховує впливу апертури пікселя [2].

В [5] описано принцип підвищення роздільної здатності цифрового зображення субпіксельного рівня роздільної здатності з використанням апертурної маски. Принцип дії полягає в тому, що у площині, близькій до фокальної, оптична система формує різке оптичне зображення віддаленого

об'єкта. В площині максимального фокусування розміщується не прозорий для оптичних променів екран. Екран складається із системи періодично розташованих діафрагм (рис. 1), що пропускають світло і формують розфокусоване зображення на ПЗЗ-лінійці того ж розміру. Екран 1 з діафрагмами називається маскою. Маска може зміщуватися вздовж напрямку, що визначається перетином фокальної площини і площини малюнка, на відстань, що дорівнює ширині діафрагми (рис. 1, б). На рис. 1 показано відповідні положення лінійки детекторів щодо маски. Сигнали детекторів у кожному з двох положень маски представляють розфокусоване зображення фрагментів, вирізаних діафрагмами із зображення у фокальній площині. Відстань між фокальною площиною і площиною лінійки детекторів вибирають такою, щоб розфокусовані зображення сусідніх фрагментів не перетиналися. У такому випадку сигнали двох детекторів 2 можуть бути однозначно пов'язані з сигналами віртуальних детекторів, поперечні розміри яких в два рази менші, ніж у реальних детекторів, розташованих на місці відповідної діафрагми. На основі цього можна отримати зображення, яке має вдвічі більшу роздільну здатність [5].

Недоліком цього методу є потреба виготовлення прецизійної маски, а також виготовлення прецизійного механізму для руху цієї маски в процесі знімання.

Для прикладу, система субпіксельної обробки встановлена в супутнику SPOT5 [7]. Вона дозволяє отримати від двох панхроматичних зображень з роздільною здатністю 5 м зображення з роздільною здатністю 2,5 – 3 м. Спеціальне програмне забезпечення для обробки зображень використовується для остаточного відновлення зображення після трьох етапів обробки: інтерполяції, деконволюції та видалення шуму.

Відомі також методи надвисокої роздільної здатності (НРЗ), алгоритми яких використовують два підходи для обчислення результуючого зображення: 1) на базі великої кількості кадрів одного об'єкта [8]; 2) застосування системи, яка самонавчається, з базою зразків. У [8, 9, 12] розглядаються методи НРЗ на основі великої кількості кадрів. За великої кількості (10–20) кадрів одного об'єкта роздільна здатність ефективно підвищується. Недоліком цього методу є те, що для його роботи потрібна значна кількість кадрів, тому використовувати цю систему можна тільки для знімання статичних об'єктів. На практиці цей підхід може використовуватися тільки для невеликого збільшення роздільної здатності [11].

У [10] запропоновано метод, в якому застосовуються статистичні алгоритми, а зразки беруться з єдиного зображення. На відміну від попереднього методу, його можна використовувати для знімання динамічних об'єктів та сцен. Автори роботи [10] порівняли свій метод з двома стандартними методами інтерполяції – методом найближчого сусіда і бікубічною інтерполяцією та методами, основаними на техніці з базою зразків, описаними в [12]. Метод, запропонований в [13], дав найкращі результати.

Отже, на основі аналізу можна зробити висновок, що підвищення роздільної здатності системи доцільно проводити методами субпіксельної обробки, які потребують удосконалення.

Варіанти побудови оптичної системи для субпіксельної обробки. На рис. 2 показана система субпіксельної обробки з використанням двох ПЗЗ-лінійок як детекторів [1]. Вона складається з оптичної лінзи 1, дільника оптичного променя 2 та двох однакових ПЗЗ-лінійок 3 та 3' з однаковими розмірами пікселів. Сигнали з виходів ПЗЗ лінійок надходять на аналого-цифрові перетворювачі 4 та 4', з яких оцифровані сигнали передаються на обчислювальний пристрій 5. В ньому проводяться операції синтезу, деконволюції, фільтрації шумів.

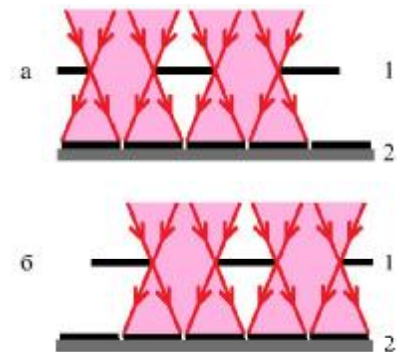


Рис. 1. Одновимірна модель системи формування двох цифрових зображень віддалених об'єктів за допомогою лінійки детекторів: 1 – маска з діафрагмами; 2 – лінійка детекторів; а, б – два різних положення лінійки детекторів відносно маски з діафрагмами

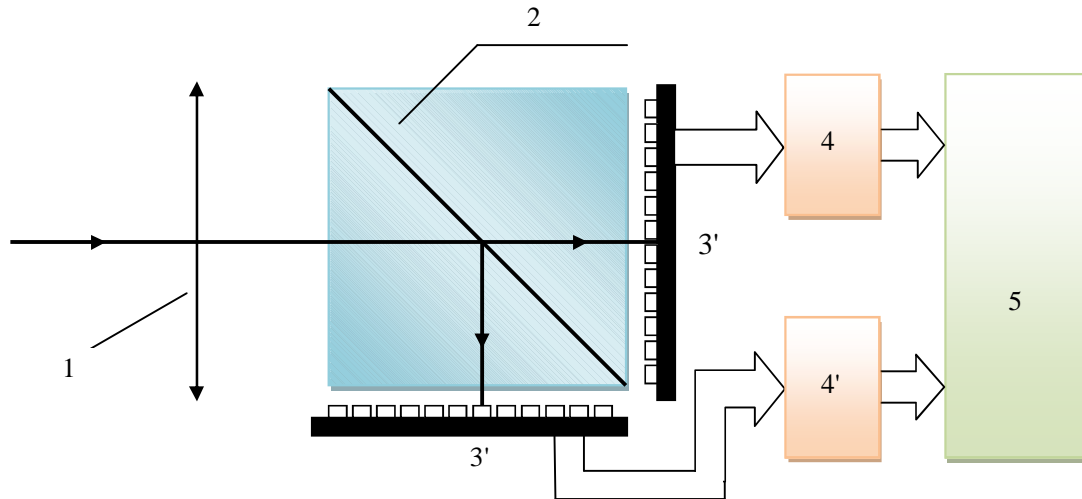


Рис. 2. Структурна схема оптичного давача субпіксельної технології знімання:
 1 – об'єкт; 2 – дільник оптичного променя; 3 і 3' – дві ПЗЗ лінійки, зміщені на половину пікселя; 4 і 4' – аналого-цифрові перетворювачі; 5 – обчислювальний пристрій

Дільник оптичного променя розділяє світло, що падає, на два промені, кожен з розділених променів потім проектується на своїй лінійці. Дві ПЗЗ-лінійки настроюються так, щоб вони були зсунуті одна відносно іншої на половину розміру пікселя [1]. Процес синтезу зображення показано на рис. 3.

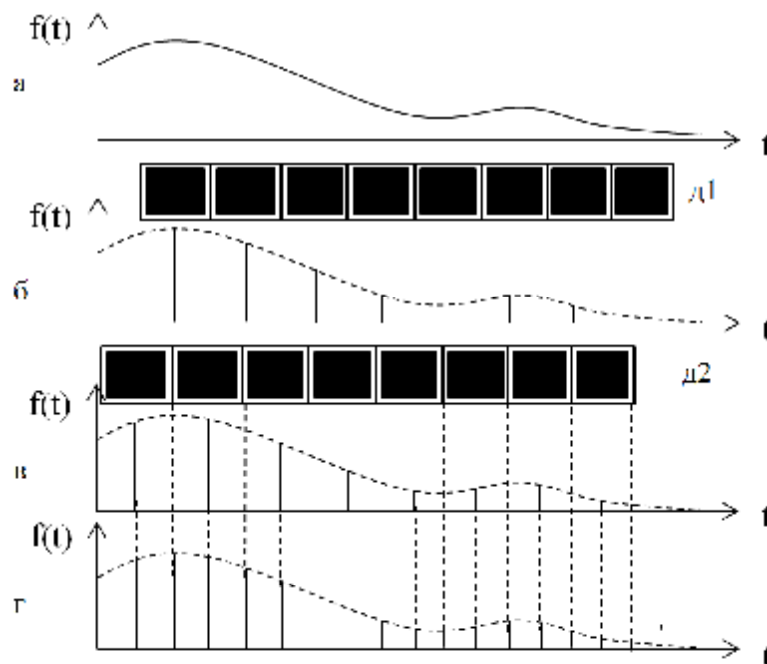


Рис. 3. Принцип субпіксельної обробки з двома ПЗЗ лінійками:
 а – сигнал зображення оригінала; б – дискретизований сигнал з першої ПЗЗ лінійки; в – дискретизований сигнал з другої ПЗЗ лінійки; г – синтезований сигнал; д1 – перша ПЗЗ лінійка; д2 – друга ПЗЗ лінійка

Як видно з рис. 3, після синтезу двох зображень низької роздільної здатності (б і в) можна отримати новий зразок сигналу – г, з вибіркою, еквівалентною половині вибірки попереднього зображення, тобто вихідний сигнал оцифровується з вищою частотою вибірки [1].

Недоліком цього методу є те, що під час проходження світла через дільник оптичного променя промінь розділяється на дві частини, тобто до кожної ПЗЗ лінійки дійде, в ідеалі, тільки половина світлового потоку, а в реальності потрібно враховувати ще незначне поглинання потоку дільником.

В [13] описана система для аерофотознімання ADS 40, камера якої складається з трьох панхроматичних каналів. Кожен панхроматичний канал складається з двох ПЗЗ лінійок, кожна з яких має 12000 пікселів, змішених одна відносно іншої на 0,5 піксела. В цій системі дві ПЗЗ лінійки розміщені в одній площині, в одному пристрої. Перевагою є спрощення прецизійного налаштування двох лінійок, як в попередньому методі.

Висновки. У межах роботи проаналізовано способи підвищення роздільної здатності, вказано переваги та недоліки відомих методів. Розглянуто область застосування методів субпіксельної обробки в наявних системах моніторингу видимого діапазону хвиль. Необхідність подальшого підвищення роздільної здатності систем моніторингу сприяє пошуку нових, ефективніших методів обробки сигналів та їх фільтрації.

1. Wang Hu. *The progress of sub-pixel imaging methods* / Wang Hu, Wen Desheng // *Proceedings of the SPIE, Volume 9142, id. 91420K* 5 pp. 2014. 2. Prudyus I. *Spectral based approach to subpixel image formation* / I. Prudyus, V. Tkachenko, P. Kondratov, L. Lazko, S. Fabirovsky // *Computational Problems of Electrical Engineering = Обчислювальні проблеми електротехніки: науково-технічний журнал / Lviv Politechnic National University; editor-in-chief Yuriy Bobalo. – Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2013. – Volume 3, number 1. – P. 87–92.* 3. Stankevich S. *Satellite imagery resolution enhancement using subpixel frames acquisition* / S. Stankevich, S. Shklyar, V. Tyagur // *Journal of Information, Control and Management Systems, Vol. 11, (2013), No. 2. – P. 135–144.* 4. Селютіна Е. *Повышение разрешения цифровых изображений с использованием субпиксельного сканирования* / Е. Селютіна, С. Блажевич // *Научный аспект, Самара, Россия. – № 1, 2013. – С. 204.* 5. Блажевич С. *Синтез цифровых изображений субпиксельного уровня разрешения с использованием расфокусировки* / С. Блажевич, В. Винтаев, Н. Ушакова, Е. Селютіна // *Механика, управление и информатика. – М., 2012. – С. 127–136.* 6. Маркелов К. С. *Модель повышения информативности цифровых изображений на базе метода суперразрешения* / К. С. Маркелов // *Инженерный вестник. 03 марта 2013. – С. 525 – 542.* 7. SPOT 5 Supermode. – Retrieved from: <http://spot5.cnes.fr/gb/systeme/3110.htm>. 8. Irani M. *Improving Resolution by Image Registration* / M. Irani and S. Peleg // *CVGIP: Graphical Models and Image Proc., Vol. 53, 1991. PP. 231–239.* 9. Farsiu S. *Fast and Robust Multi-frame Super-resolution* / S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 10, October 2004. – P. 1327–1344.* 10. Glasner Daniel. *Super-Resolution from a Single Image* / Daniel Glasner, Shai Bagon, Michal Irani // *Computer Vision, IEEE 12th International Conference 2009. – P. 349–356.* 11. Lin Z. *Fundamental limits of Reconstruction-Based super resolution algorithms under local translation* / Lin Z, Shum H. // *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. 2004. – P. 83–97.* 12. Kim K. I. *Example-Based Learning for Single-Image Super-Resolution and jpeg Artifact Removal* / K. I. Kim and Y. Kwon // *Max-Planck-Institute for Biological Cybernetics, Tübingen, Germany, 2008.* 13. Pateraki Maria. *Analysis of a DSM generation algorithm for the ADS40 airborne pushbroom sensor* / Maria Pateraki and Emmanuel Baltsavia // *Optical 3D Measurement Techniques, Switzerland. 2003 P. 83–91.* 14. Пат. 2367019 Российская Федерация, МПК H 04 B 1/38, H 04 J 13/00. *Способ интерполяции цифрового изображения* / Бурсук В.Н.; заявитель патенто-обладатель Корпорация “САМСУНГ ЭЛЕКТРОНИКС Ко., Лтд.” (KR). – № 2007105236/09; заявл. 13.02.2007; опубл. 20.08.2008.

$$DB(U) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} \left\{ \frac{\Delta(C_i) + \Delta(C_j)}{\delta(C_i, C_j)} \right\}, \quad (12)$$

де – $\Delta(C_i)$, $\Delta(C_j)$, $\delta(C_i, C_j)$ визначають ті самі параметри, що і в «силуетному» індексі.

Оптимальною вважається мінімальна величина індексу Деві-Болдвіна.

Алгоритмічна оцінка оптимальності результатів кластеризації за критерієм відстані реалізована в автоматизованій системі кластерного аналізу [8; 9].

1. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978. 2. Дюран Б., Оддел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, 1977. 3. Мандель И.Д. Кластерный анализ. – М.: Финансы и статистика, 1988. 4. Барселян А.А., Куприянов М.С., Степаненко В.В., Холод И.И. Технология анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP. – СПб.: БХВ-Петербург, 2007. 5. Rousseeuw P.J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis // *Journal of Computational and Applied Mathematics*. – 1987. – Vol.20. – P.53–65. 6. Bezdek J.C., Pal N.R. Some new indexes of cluster validity. // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. – 1998. – Vol.28. – P.301–315. 7. Dunn J. Well separated clusters and optimal fuzzy partitions // *Journal of Cybernetics*. – 1974. – Vol.4. – P.95–104. 8. Stekh Y., Fajsal M.E. Sardieh, Lobur M. System for a cluster analysis. – *Proceedings of the Xth International Conference "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications, and Computer Science" // IEEE TCSET'2010*. – Lviv–Slavske. – 2010. – P.236. 9. Stekh Y., Fajsal M.E. Sardieh, Kernytskyi A., Nykyforchyn R. Dialog graphical system of classification with the help of distance function. – *Proceedings of the XVI Ukrainian-Polish Conference on "CAD in Machinery Design. Implementation and Education Problems" // CADMD'2008*. – Lviv, 2008. – P.88–89.

УДК 004.932

М.В. Олексів

Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра електронно-обчислювальних машин

ЦИФРОВЕ ОПРАЦЮВАННЯ ВІЗУАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ З МЕТОЮ ЕФЕКТИВНОГО ВІДДІЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ВІД ФОНУ

© Олексів М.В., 2010

Розглянуто спосіб цифрового опрацювання візуальних зображень з метою ефективного відділення об'єктів від фону. Спосіб полягає у специфічному поєднанні операцій фільтрації і вирівнювання гістограми зображення. Полегшено відділення об'єктів від фону на зображеннях, отриманих за різних природних умов.

Ключові слова – цифрове опрацювання зображень, відділення об'єктів від фону, фільтрація зображень.

The digital visual images processing method for effective objects extraction from the background is considered. The method consists in a specific combination of filtering operations and histogram equalization. It facilitates objects extraction from background in the images, which are obtained in different environmental conditions.

Keywords – digital image processing, objects extraction, image filtration.

Вступ

За цифрового опрацювання зображень сцени, отриманих за допомогою сенсорів в складних природних умовах, виникає проблема отримання таких зображень, що придатні для ефективного

відділення об'єктів від фону. Проблема ще більше загострюється, якщо зображення об'єктів на сцені не є однорідними, містять тіні, білки, текстури. Зауважимо, що фон за реальних умов також є неоднорідним. Це не дає змоги ефективно цілісно відділяти згадані об'єкти від фону. Отже, актуальною постає задача отримання таких цифрових зображень сцени, на яких можна ефективно цілісно відділити об'єкти від неоднорідного фону. Крім того, за реальних умов часто необхідно вирішити і багато інших задач: підвищення чіткості зображень; компенсація спотворень, отриманих в результаті вібрацій, яким може піддаватися сенсор; компенсація неоднорідності чутливості ПЗЗ матриці; компенсація дефектів сенсора; компенсація спотворень, отриманих внаслідок аналогово-цифрового перетворення; компенсація турбулентності тощо. Для розв'язання цих та інших задач пропонується спосіб, що полягає у специфічній комбінації операцій фільтрації і вирівнювання гістограми зображення.

Аналіз відомих рішень

До існуючих способів вирішення проблеми цифрового опрацювання зображень для ефективного відділення об'єктів від фону належать способи, що ґрунтуються на фільтрації у частотній чи просторовій областях, відніманню зображень, вирівнюванню гістограм зображень тощо [1, 2]. Проте вони не дають змоги отримати зображення сцени, що придатні для коректного автоматичного відділення силуетів об'єктів з складною структурою від фону. Часто є спеціалізованими під один вид завад. Є способи, що ґрунтуються на апріорних відомостях про природу завад, проте вимагають втручання людини в процес покращання якості зображень, що є неприпустимим під час розробки способів автоматичного опрацювання зображень сцени [2].

Постановка задачі

За цифрового опрацювання зображень сцени з складною структурою, наприклад, сцени прилеглого простору аеропорту, постає завдання розроблення способу отримання цифрових зображень сцени, на яких можна ефективно цілісно відділити неоднорідні об'єкти зі складною структурою від неоднорідного фону. При цьому необхідно врахувати негативний вплив складних природних умов та особливості утворення цифрових зображень ПЗЗ матрицею. Застосування цього способу уможливить ефективно відділяти об'єкти зі складною структурою, наприклад літаки, від фону, що, своєю чергою, підвищить надійність, точність, швидкість розроблення систем безпеки, наприклад, візуального спостереження за прилеглим простором аеропорту.

Отримання цифрових зображень придатних для ефективного відділення об'єктів від фону

Отримання цифрових зображень, придатних для ефективного відділення об'єктів від фону, здійснюється з метою ефективного відділення об'єктів, наприклад літаків, від фону та інших об'єктів, підвищення чіткості зображень і контурів зображених об'єктів. Полягає у комбінації фільтрації візуальних зображень сцени у частотній області та вирівнюванні гістограми зображень. Перехід в частотну область здійснюється за допомогою швидкого перетворення Фур'є. Під час фільтрації використовуються два види фільтрів: фільтр підсилення високих частот (ВЧ) і низькочастотний фільтр. Якщо фон є світлішим, ніж літак, то перед опрацюванням зображення його необхідно інвертувати. Граф-схему алгоритму роботи розробленого способу зображено на рис. 2.

Результати опрацювання сцени розробленим способом показані на рис. 1. Як бачимо з рис. 1, результатом роботи алгоритму є чіткіше і контрастніше зображення силуетів літаків. При цьому за допомогою фільтрів високих частот усувається негативний вплив турбулентності та компенсуються дрібні спотворення, отримані в результаті руху літака стосовно камери. Підсилюються контури об'єктів, зокрема літаків. Причому підсилення контрасту між суміжними об'єктами, фоном однаково ефективне за початкового низького і високого контрасту між ними. Вирівнювання гістограми дає змогу рівномірно розподілити рівні інтенсивності зображення, при цьому ще більше підсилити контраст між суміжними об'єктами, фоном, усунути негативний вплив туману, дощу, недостатнього освітлення сцени. Поєднання фільтрації з підсиленням високих частот і вирівнювання гістограми, крім зазначених ефектів, також перетворює текстури, що описують напівтоновий силует літака в області однакової інтенсивності. Ще одним ефектом поєднання цих

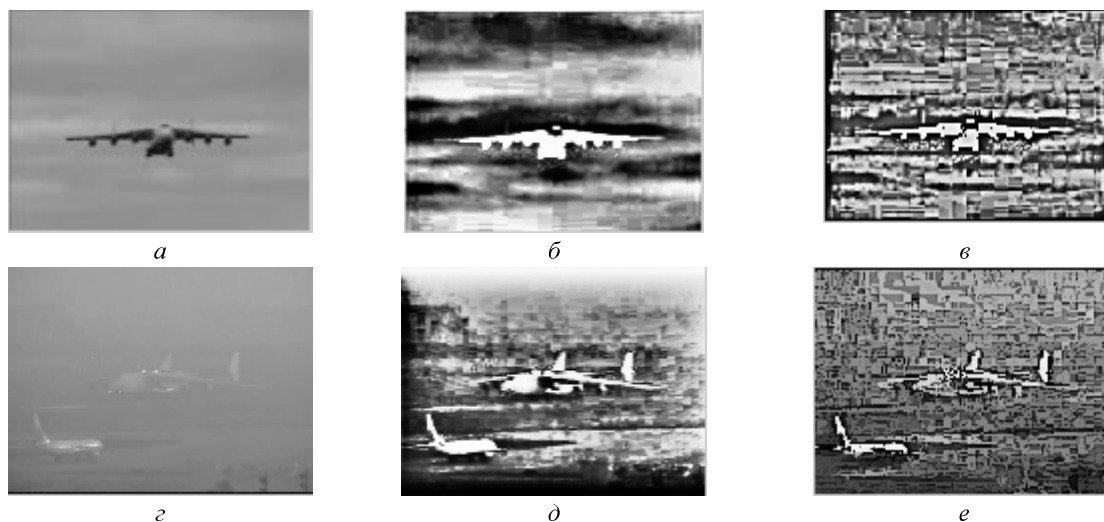


Рис. 1. Результати роботи алгоритму: а – вхідне зображення 1; б – зображення 1, опрацьоване запропонованим алгоритмом з шириною ВЧ-фільтра 1 %; в – зображення 1, опрацьоване запропонованим алгоритмом з шириною ВЧ-фільтра 10 %; г – вхідне зображення 2; д – зображення 2, опрацьоване запропонованим алгоритмом з шириною ВЧ-фільтра 1 %; е – зображення 2, опрацьоване запропонованим алгоритмом з шириною ВЧ-фільтра 10 %

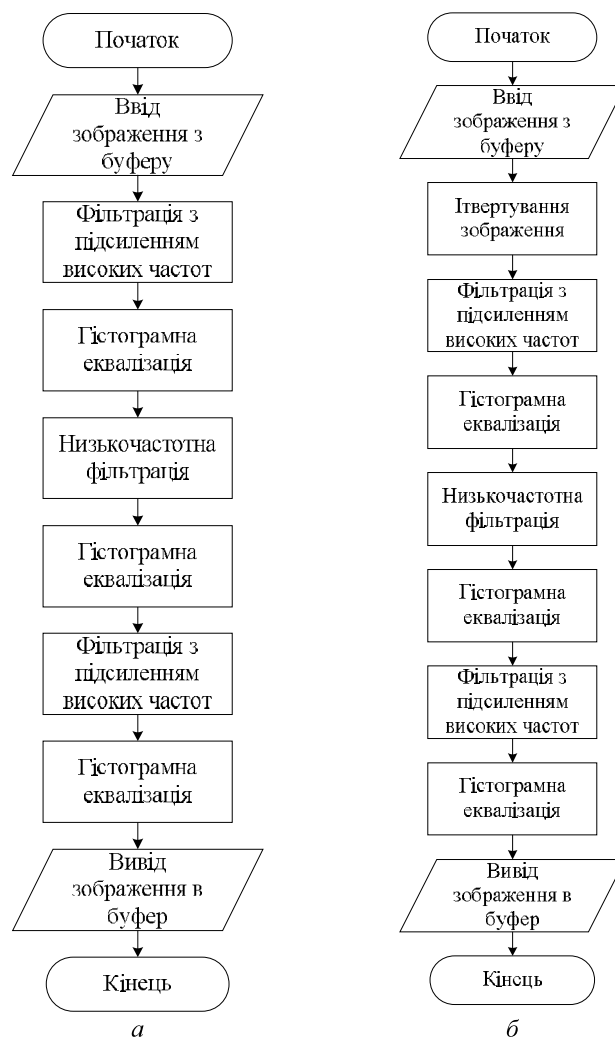


Рис. 2. Граф-схема алгоритму отримання цифрових зображень, придатних для ефективного відділення об'єктів від фону: а – за умови, що об'єкт(и) світліший, ніж фон; б – за умови, що об'єкт(и) темніший, ніж фон

двох операцій є утворення незначного контуру, розмір якого залежить від розмірів об'єкта і параметрів фільтра, навколо зображення корпусу літака. Типовими розмірами контуру є 1 – 3 пікселі. Це, своєю чергою, дає змогу полегшити відділення об'єкта (літака) від фону. Подальші операції низькочастотної фільтрації і фільтрації з підсиленням високих частот дають можливість ще більше згладити шуми і підкреслити силуети об'єктів на кшталт літаків. Виконання операції вирівнювання гістограми після кожної з операцій фільтрації в частотній області також уможливорює зберегти однакову інтенсивність зображення окремих елементів об'єктів, зокрема літаків.

Для людського сприйняття отримане зображення видається спотвореним, з наявністю великої кількості шумів. Ці шуми часто можна описати як текстури з вищим, ніж на вхідному зображенні, середньоквадратичним відхиленням. Проте ці шуми легко видаляються за подальшого опрацювання зображення відомими методами цифрового опрацювання зображень, наприклад, операціями морфологічного опрацювання попередньо бінаризованого зображення, опрацьованого розробленим способом.

Аналіз апаратно-програмної реалізації розробленого способу з використанням елементної бази Analog Devices

Час виконання розробленого способу під час використання напівтонових восьмибітних зображень розміром 128·128 пікселів на мікроконтролері ADSP-BF533 становить 0,04 с. Прискорення обчислень досягається під час використання процесора ADSP-21369, що містить співпроцесор. У результаті моделювання встановлено, що при цьому час виконання алгоритму різко знижується до 0,003 с.

Для прискорення і уніфікації розробки програмної частини систем цифрового опрацювання зображень часто використовуються бібліотеки функцій сторонніх розробників. Однією з таких бібліотек є бібліотека OpenCV. Під час використання цієї бібліотеки для реалізації розробленого способу на мікроконтролері ADSP-BF533 час його виконання зростає на 35 % і становить 0,055 с, а розмір виконавчого файлу зростає з 0,3 до 8,5 МБ. Також виникають проблеми за розміщення програми в пам'яті початкового завантаження типу Flash, оскільки вона обмежена 4 МБ. Це свідчить про недоцільність використання бібліотеки OpenCV під час розв'язання цієї задачі на спеціалізованій елементній базі Analog Devices.

Висновок

Застосування розробленого способу до вхідного цифрового візуального зображення сцени здатне істотно підвищити надійність, точність, швидкість розроблення систем безпеки, наприклад, візуального спостереження за прилеглим простором аеропорту, та ефективність відділення об'єктів від фону, на відміну від використання неопрацьованого вхідного зображення. Спосіб здатний опрацьовувати зображення сцени в режимі реального часу під час використання сучасної мікропроцесорної елементної бази, що містить математичний співпроцесор.

1. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение / пер. з англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 756 с. 2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.