

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації
(повна назва)

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Порівняльне тестування алгоритмів підвищення роздільної
здатності зображень.
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи СТМм-22-2
Кардаш С.А.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 171 Електроніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Системи, технології і
комп'ютерні засоби мультимедіа
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Іванова О.О.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри Володимир КАРТАШОВ
(підпис)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 171 Електроніка

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Системи, технології і комп'ютерні засоби мультимедіа

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту Кардашу Станіславу Анатолійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Порівняльне тестування алгоритмів підвищення роздільної здатності зображень.

затверджена наказом по університету від " 20 " 11 _____ 2023 р. № 1371 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи Розглянути основні причини погіршення чіткості, функції розсіювання та частотні характеристики спотворюючих систем. Провести теоретичний аналіз деконволюційних методів відновлення чіткості: Люсі-Річардсона, фільтру Вінера та тихонівської регуляризації. Скласти алгоритми програмної реалізації деконволюційних методів в середовищі MATLAB. Дослідити процес відновлення зображень, розмитих гаусовою та діагональною матрицями, а також за допомогою нейромережі. Оцінити якість відновлення за допомогою критеріїв MSE, MAE, SSIM та схожості гістограм.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

Вступ

1 Аналіз лінійних спотворень зображень.

2 Теоретичний аналіз методів і алгоритмів деконволюції.

3 Дослідження деконволюційних методів відновлення чіткості зображень.

4 Дослідження підвищення чіткості зображень на основі нейронних мереж.

Висновки

Перелік посилань

Додатки


5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням обов'язкових креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій

1. Постановка задачі (1 слайд).
2. Мета роботи (1 слайд).
3. Причини погіршення чіткості (1 слайд).
4. Відновлення чіткості (1 слайд).
5. Алгоритм Вінера (1 слайд).
6. Алгоритм Люсі-Річардсона (1 слайд).
7. Реалізація алгоритмів в MATLAB (1 слайд).
8. Підготовка зображень (1 слайд).
9. Розмиті зображення (1 слайд).
10. Результати обробки (1 слайд).
11. Оцінка якості відновлення (1 слайд).
12. Відновлення чіткості нейронною мережею (1 слайд).
13. Порівняння отриманих результатів (1 слайд).
14. Висновки (1 слайд).

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд літератури	25.09.23–01.10.23	
2	Аналіз деконволюційних методів	02.10.23–11.10.23	
3	Дослідження деконволюційних методів	12.10.23–10.11.23	
4	Дослідження нейромережеских методів	11.11.23–03.12.23	
5	Обробка результатів досліджень	04.12.23–17.12.23	
6	Графічна частина роботи	18.12.23–17.12.23	
7	Перевірка керівником	18.12.23–30.12.23	
8	Перевірка на академічний плагіат	02.01.24–05.01.24	
9	Перевірка завідувачем кафедри, рецензування	06.01.24–09.01.24	

Дата видачі завдання 20.11.2023 р.

Студент  Станіслав КАРДАШ

Керівник роботи  Олена ІВАНОВА

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 54 сторінки, 20 рисунків, 10 таблиць, 20 джерел.

ДЕКОНВОЛЮЦІЯ, ЗГОРТКА, ЗМАЗ, ЗОБРАЖЕННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, РОЗМИТТЯ, ФУНКЦІЯ РОЗСІЯННЯ КРАПКИ, ЧІТКІСТЬ, ЯДРО ЗГОРТКИ

Метою роботи є реалізація та дослідження алгоритмів підвищення чіткості зображень на основі методів деконволюції і порівняння їх з результатами нейромережових підходів.

В роботі розглянуто основні причини погіршення чіткості, функції розсіювання та частотні характеристики спотворюючих систем. Проведено теоретичний аналіз деконволюційних методів відновлення чіткості: Люсі-Річардсона, фільтру Вінера та тихонівської регуляризації. Складені алгоритми програмної реалізації деконволюційних методів в середовищі MATLAB. Досліджено процес відновлення зображень, розмитих гаусовою та діагональною матрицями, а також за допомогою нейромережі. Оцінено якість відновлення за допомогою критеріїв MSE, MAE, SSIM та схожості гістограм. Отримані порівняльні таблиці, проведено їх аналіз, зроблено висновки.

ABSTRACT

Explanatory note to the qualification work: 54 pages, 20 figures, 10 tables, 20 sources.

DECONVOLUTION, CONTROLLING, BLURRING, IMAGE, NEURAL NETWORK, BLURRING, POINT SPREAD FUNCTION, SHARPNESS, CONTROLLING KERNEL

The purpose of the work is the implementation and research of algorithms for improving the clarity of images based on deconvolution methods and comparing them with the results of neural network approaches.

The paper examines the main causes of clarity deterioration, scattering functions, and frequency characteristics of distorting systems. A theoretical analysis of the deconvolution methods of clarity restoration: Lucy-Richardson, Wiener filter and Tikhonov regularization was carried out. Compiled algorithms for software implementation of deconvolution methods in the MATLAB environment. The process of restoration of images blurred by Gaussian and diagonal matrices, as well as with the help of a neural network, was studied. The quality of restoration was assessed using the criteria of MSE, MAE, SSIM and similarity of histograms. Comparative tables were obtained, their analysis was carried out, and conclusions were drawn

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів.....	8
Вступ.....	9
1 АНАЛІЗ ЛІНІЙНИХ СПОТВОРЕНЬ ЗОБРАЖЕНЬ.....	11
1.1 Завдання відновлення зображень.....	11
1.2 Моделі формування зображень.....	12
1.3 Розмиття внаслідок руху (змазування).....	14
1.4 Розфокусування.....	16
1.5 Висновки по розділу 1.....	19
2 ТЕОРЕТИЧНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ	
І АЛГОРИТМІВ ДЕКОНВОЛЮЦІЇ.....	21
2.1. Математичний апарат, що використовується при деконволюції.....	21
2.2. Алгоритм фільтра Вінера.....	23
2.3. Алгоритм регуляризації за Тихоновим.....	24
2.4. Алгоритм Люсі-Річардсона.....	25
2.5 Програмна реалізація розроблених алгоритмів.....	26
2.6 Висновки по розділу 2.....	29
3 ДОСЛІДЖЕННЯ ДЕКОНВОЛЮЦІЙНИХ МЕТОДІВ	
ВІДНОВЛЕННЯ ЧІТКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ.....	31
3.1 Формування тестових зображень.....	31
3.2 Результати обробки зображень і їх аналіз.....	33
3.3 Висновки по розділу 3.....	37
4 ДОСЛІДЖЕННЯ ПІДВИЩЕННЯ ЧІТКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ	
НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	39
4.1 Нейронні мережі.....	39
4.1.1 Нейрон.....	39
4.1.2. Активаційна функція.....	40

4.1.3 Функція помилок.....	41
4.1.4 Згорткові нейронні мережі.....	42
4.1.5 Автокодувальник.....	43
4.2 Результати обробки зображень нейромережею і їх аналіз.....	45
4.3 Порівняння результатів деконволюційних і нейромережевого методів.....	47
4.4 Висновки по розділу 4.....	48
Висновки.....	49
Перелік джерел посилання.....	53
ДОДАТКИ.....	55
Додаток А. Графічний матеріал.....	56
Додаток Б. Відомість кваліфікаційної роботи.....	70

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- ШПФ – швидке перетворення Фур'є;
 ДПФ – дискретне перетворення Фур'є;
 ФРК – функція розсіювання крапки (двовимірна імпульсна характеристика);
 MAE – середня абсолютна помилка;
 MSE – середньоквадратична помилка;
 SSIM – індекс структурної подібності зображень.
 $h(x, y)$ – двовимірна імпульсна характеристика;
 i – номер відліку;
 $J_1(\cdot)$ – функція Бесселя першого порядку.
 $H(\omega_x, \omega_y)$ – частотна характеристика спотворює фільтра;
 L – довжина змаза;
 PSNR – пікове відношення сигнал–шум;
 q^2 – відношення сигнал–шум;
 r – радіус кружка розмиття;
 $s(x, y)$ – розподіл яскравості зображення, що спостерігається;
 $u(i_1, i_2)$ – розподіл яскравості вихідного зображення;
 x, y – просторові координати;
 α – параметр розфокусування;
 ω_x, ω_y – просторові частоти;
 $(\cdot)^*$ – символ комплексного сполучення;
 Ξ – оператор спотворень.

ВСТУП

Багато галузей техніки, які стосуються отримання, обробці, зберігання та передачі інформації, нині орієнтуються в розвитку систем, у яких інформація представляється як зображень. Зображення, яке можна розглядати як двовимірний сигнал, є значно ємнішим носієм інформації, ніж звичайний одновимірний, найчастіше тимчасовий сигнал. Разом про те, розв'язання наукових і інженерних завдань під час роботи з візуальними даними вимагає особливих підходів, які спираються знання специфіки зображень, оскільки традиційні методи обробки та аналізу одновимірних сигналів мало придатні у випадках.

Однією з основних проблем, що виникають при обробці зображень, є покращення якості зображення, зокрема підвищення помітності окремих фрагментів. До причин, що знижують якість зображень, можна віднести: технічні перешкоди яскравості шумового характеру; недостатня чи зайва освітленість об'єктів зйомки; відсутність різкості при отриманні зображення; надто дрібні розміри деталей, які необхідно розрізнити.

Основною метою комп'ютерної обробки зображень є знаходження методів, результат роботи яких виявився більш відповідним з точки зору конкретного застосування. Коли зображення обробляється для візуальної інтерпретації, спостерігач є остаточним суддею, наскільки добре діє конкретний метод. Візуальне оцінювання якості зображення є вкрай суб'єктивним процесом, який робить поняття «хорошого зображення» деяким абстрактним еталоном, за допомогою якого необхідно порівнювати ефективність алгоритмів. Якщо метою є обробка зображення сприйняття іншими комп'ютерними програмами, то проблема оцінювання дещо спрощується.

Тим не менш, навіть у ситуації, коли проблема дозволяє встановити чіткі критерії якості, зазвичай потрібна деяка кількість спроб тестування, доки не буде обрано найкращий метод і підібрано відповідні параметри.

Багато методів поліпшення якості зображень розпадається на дві великі категорії: методи обробки в просторовій області та методи обробки в частотній області. Термін просторова область відноситься до площини растрового зображення, що складається з окремих пікселів, і поєднує методи, що ґрунтуються на прямому маніпулюванні пікселями зображення. Методи обробки частотної області ґрунтуються на модифікації сигналу, що формується шляхом застосування до зображення перетворення Фур'є або інших аналогічних перетворень. Деякі методи зручно формулюються у просторовій області, а для формулювання інших більше підходить частотна область.

У магістерській кваліфікаційній роботі розглядаються та досліджуються ітераційні методи підвищення чіткості зображень, що ґрунтуються на послідовному обчисленні операцій «протизгортки». Перевагою ітераційних методів є можливість обчислення операції згортки як у часовій так і в частотній області, можливість використання алгоритму у разі ядер, спектр яких містить «нулі», можливість модифікації алгоритму для обробки різних зображень шляхом введення різного роду «множників, що регулюють».

Метою роботи є реалізація та дослідження алгоритмів підвищення чіткості зображень на основі методів деконволюції і порівняння їх з результатами нейромережових підходів.

1 АНАЛІЗ ЛІНІЙНИХ СПОТВОРЕНЬ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Завдання відновлення зображень

Через недосконалість формують і реєструючих систем записане ними зображення є спотвореною (нечіткою) копією оригіналу. Основними причинами спотворень, що призводять до погіршення чіткості, є обмежена роздільна здатність формуючої системи, розфокусування, наявність спотворює середовища (наприклад, атмосфери), рух камери по відношенню до об'єкта, що реєструється і т.п. Усунення або ослаблення спотворень з метою підвищення різкості стосується задачі відновлення зображень.

Загальна схема формування зображення представлена рис. 1.1.

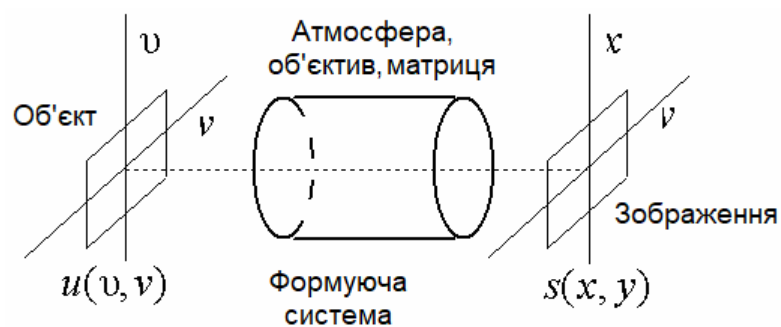


Рисунок 1.1 – Схема формування зображення

де $u(u, v)$ – невідома функція розподілу яскравості об'єкта, що описується функцією двох змінних (u, v) ;

$s(x, y)$ – спостережуване зображення, сформоване із $u(u, v)$ за допомогою деякого відомого оператора спотворень Ξ :

$$s(x, y) = \Xi u(u, v). \quad (1.1)$$

Вид оператора Ξ визначається властивостями формуючої системи. Двовимірну функцію $u(u, v)$ надалі називатимемо вихідним зображенням.

Завдання відновлення полягає у знаходженні зображення $\hat{u}(v, v)$, що є оцінкою вихідного зображення $u(v, v)$ за зображенням $s(x, y)$, що спостерігається, тобто, усунення спотворень, що вносяться оператором Ξ .

1.2 Моделі формування зображень

Більшість формуючих систем у першому наближенні можна розглядати як лінійні та інваріантні до зсуву. Зображення, сформовані такими системами, зазнають лінійних просторово-інваріантних спотворень, що характеризуються тим, що механізм їх виникнення той самий для всіх точок (x, y) . Лінійні спотворення проявляються у послабленні верхніх частот вихідного зображення. Візуально це призводить до погіршення його різкості. У процесі запису зображення спотворюються шумами, присутніми в будь-якому реальному фізичному пристрої. У багатьох важливих випадків шум вважатимуться адитивним і незалежним від вихідного зображення.

З урахуванням вищевикладеного нерізде зображення $s(x, y)$ можна подати як вихід лінійної системи (рис. 1.2).

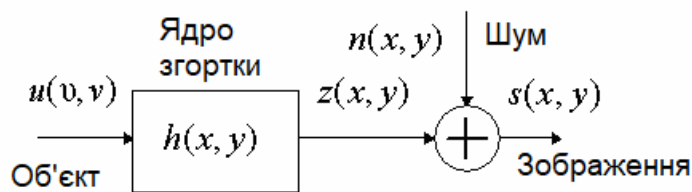


Рисунок 1.2 – Лінійна модель формування зображення

Математична модель процесу формування має вигляд:

$$s(x, y) = z(x, y) + n(x, y), \quad (1.2)$$

де $n(x, y)$ – адитивний двовимірний шум.

Зображення $z(x, y)$, отримане шляхом лінійного спотворення вихідного зображення за відсутності шуму, визначається інтегралом згортки:

$$z(x, y) = h(x, y) \otimes \otimes u(x, y) = \iint_{(v,v) \in \Theta^{(u)}} h(x-v, y-v) u(v, v) dv dv = \tag{1.3}$$

$$= \iint_{(v,v) \in \Theta^{(h)}} h(v, v) u(x-v, y-v) dv dv, \quad (x, y) \in \Theta^{(s)},$$

де $\otimes \otimes$ – символ двовимірної згортки;

$h(x, y)$ – двовимірна імпульсна характеристика (або ФРК – функція розсіювання крапки) лінійної спотворюючої системи.

Таким чином, значення функції яскравості $u(v, v)$ вихідного зображення у точці з координатами (v, v) «розмазується» відповідно до виду ФРК $h(x, y)$ і спотворюється адитивним шумом $n(x, y)$.

У виразі (1.3) враховано, що зображення, які у практичних завданнях, мають кінцеві розміри. Це означає, що яскравість зображення належить рівною нулю всюди, крім деякої кінцевої області, яку називатимемо кадром і позначатимемо через $\Theta^{(\cdot)}$. Верхній індекс кадру $\Theta^{(\cdot)}$ відповідає символу зображення або ФРК, для якого визначено цей кадр. Наприклад, кадр зображення будемо позначати через $s(x, y)$. Ми розглядатимемо лише прямокутні кадри, сторони яких паралельні координатним осям. Під розмірами кадру розумітимемо сукупність довжин вертикальної $L_x^{(s)}$ та горизонтальної $L_y^{(s)}$ сторін кадру $\Theta^{(s)}$.

Операція згортки у формулі (1.3) еквівалентна добутку в частотній ділянці. Це дозволяє виконати швидко імітацію лінійних спотворень за допомогою ШПФ, замінивши звичайну згортку циклічною. Як правило, розміри кадру ФРК набагато менші за розміри кадру вихідного зображення, тому перед перетворенням масив $h(i_1, i_2)$ повинен бути доповнений нулями.

Спектр лінійно-спотвореного зображення $\tilde{z}(i_1, i_2)$ дорівнює добутку спектра $\tilde{U}(k_1, k_2)$ вихідного зображення $\tilde{u}(i_1, i_2)$ та передавальної функції $\tilde{H}(k_1, k_2)$ системи, що спотворює:

$$\tilde{Z}(k_1, k_2) = \tilde{U}(k_1, k_2) \tilde{H}(k_1, k_2), \quad (1.4)$$

де k_1 і k_2 – просторові частоти.

Розміри кадру зображення $\tilde{z}(i_1, i_2)$ отриманого після зворотного ШПФ від $\tilde{Z}(k_1, k_2)$ дорівнює розмірам кадру $\Theta^{(u)}$ вихідного зображення. Для завершення процедури імітації необхідно обрізати краї зображення $\tilde{z}(i_1, i_2)$ до розмірів кадру $\Theta^{(s)}$ і додати адитивну перешкоду $n(i_1, i_2)$. Тут і далі результати перетворення Фур'є від функцій у просторовій області позначатимуться відповідними великими літерами.

Розглянемо імпульсні та частотні характеристики формувальних систем при мастилі та розфокуванні.

1.3 Розмиття внаслідок руху (змазування)

Мастило зображення виникає при взаємному русі камери та об'єкта відносно один одного під час експозиції. Спостережуване зображення виявиться хіба що результатом накладання зі зміщенням безлічі вихідних зображень. Ми розглянемо лише той випадок, коли камера переміщається з постійною горизонтальною швидкістю щодо об'єкта, що знімається. ФРТ та передатна функція такої системи визначаються виразами:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha} \delta(x), \text{ при } 0 \leq y \leq \alpha; \\ 0, \text{ в інших випадках,} \end{cases} \quad H(\omega_x, \omega_y) = \frac{\sin(\alpha \omega_y)}{\omega_y}, \quad (1.5)$$

де довжина змаза α – дорівнює добутку швидкості руху камери під час експозиції.

Відповідно в дискретному випадку ФРК змаза дорівнює

$$h(i_1, i_2) = \begin{cases} \frac{1}{L_{i_2}^{(h)}}, \text{ при } 0 \leq i_2 \leq L_{i_2}^{(h)} - 1 \text{ и } i_1 = 0; \\ 0 & \text{в інших випадках,} \end{cases} \quad (1.6)$$

де розміри кадру $L_{i_2}^{(h)} = [\alpha / \Delta]$ та $L_{i_1}^{(h)} = 1$. Тут квадратні дужки позначають операцію заокруглення до цілого. Взаємне розташування кадрів зображень та ФРК при змазі показано на рис. 1.3.

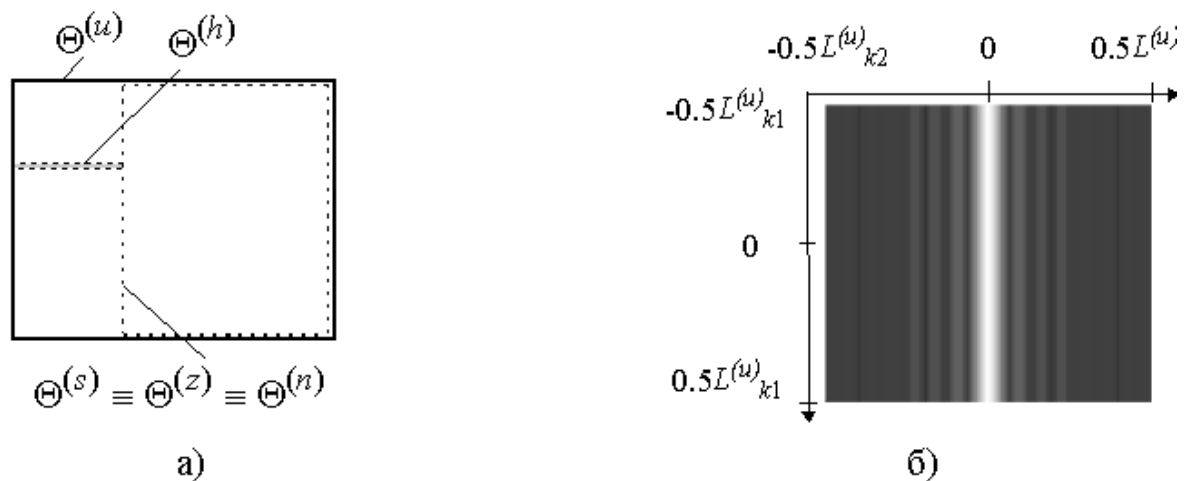


Рисунок 1.3 – Взаємне розташування зображення та ФРК під час змазування (а). Зображення модуля частотної характеристики системи, що спотворює (б)

Доповнюючи ФРК (1.6) нулями до розмірів кадру вихідного зображення та застосовуючи двовимірне ДПФ, отримаємо частотну характеристику системи, що спотворює:

$$\tilde{H}(k_1, k_2) = \frac{1}{L_{i_2}^{(h)} \sqrt{L_{i_2}^{(u)}}} e^{j(\pi(L_{i_2}^{(h)} - 1)k_2 / L_{i_2}^{(u)})} \frac{\sin(\pi L_{i_2}^{(h)} k_2 / L_{i_2}^{(u)})}{\sin(\pi k_2 / L_{i_2}^{(u)})}. \quad (1.7)$$

1.4 Розфокусування

Чіткість зображення характеризується відтворенням дрібних деталей і визначається роздільною здатністю формуючої системи. Роздільна здатність, наприклад, оптичної системи чисельно виражається кількістю пар чорно-білих ліній на 1 мм зображення, яке формується об'єктивом системи. Якщо площина зображення, що формується, знаходиться у фокусі об'єктива, то пучок променів, що виходить від точки на об'єкті, сходиться в точку на зображенні. При розфокуванні точка відтворюється у вигляді деякої плями (кухоль розмиття), і дві близько розташовані точки на вихідному зображенні зливаються в одну на спостережуваному. Величина кружка розмиття залежить від фокусної відстані об'єктива, а також від відстаней від об'єктива до об'єкта і до площини зображення, що формується [1]. Дискретне зображення буде чітким (сфокусованим), якщо діаметр кружка розмиття не перевищує кроку дискретизації Δ зображення, що спостерігається. Інакше лінійні спотворення стають помітними.

При розфокуванні розподіл інтенсивності на зображенні точкового джерела, що формується тонкою лінзою з круговою апертурою, постійно в межах кружка розмиття радіусом r і дорівнює нулю за його межами. Це відповідає циліндричній ФРК

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi r^2}, & x^2 + y^2 \leq r^2; \\ 0 & \text{в інших випадках.} \end{cases} \quad (1.8)$$

З (1.8) слід, що розміри кадру $L_x^{(h)} = L_y^{(h)} = 2r$. Взявши двовимірне перетворення Фур'є від (1.8), отримаємо передатну функцію оптичної системи

$$H(\omega_x, \omega_y) = J_1(r\rho) / r\rho, \quad \rho^2 = \omega_x^2 + \omega_y^2, \quad (1.9)$$

де $J_1(\cdot)$ – функція Бесселя першого порядку. У дискретному випадку ФРК (1.8) має вигляд:

$$h(i_1, i_2) = \begin{cases} \frac{1}{\pi r^2}, & i_1^2 + i_2^2 \leq r^2; \\ 0 & \text{в інших випадках.} \end{cases} \quad (1.10)$$

На рис.1.4 показані ФРТ для тонкої лінзи (1.10) та модуль її передавальної функції при радіусі кружка розмиття $r = 10$ та розмірах кадру зображення 200×200 елементів.

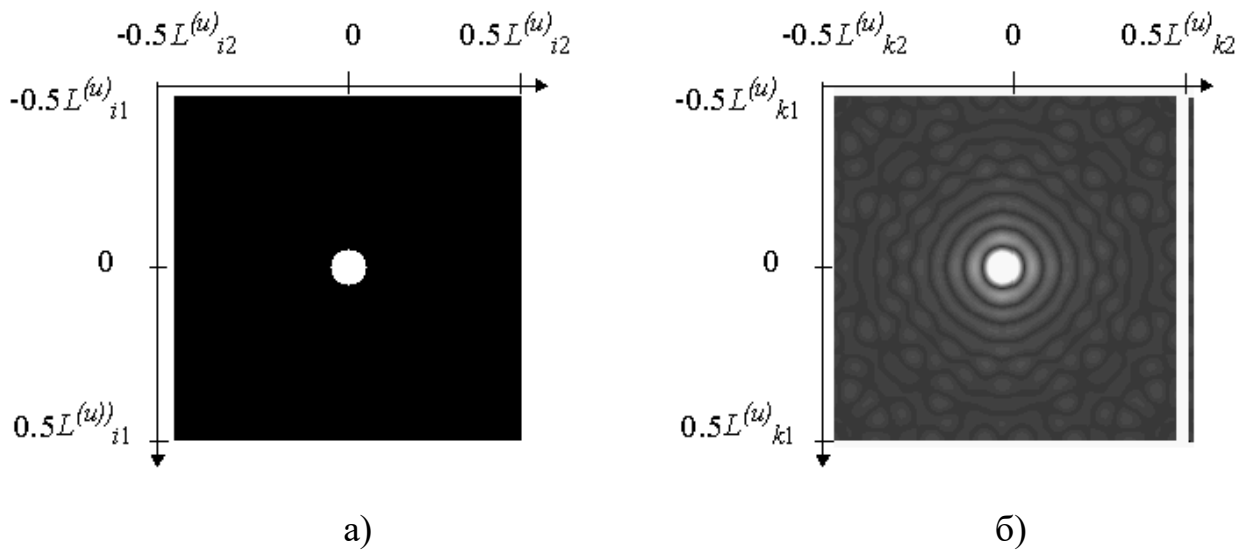


Рисунок 1.4 – ФРК тонкої лінзи (а). Зображення модуля частотної характеристики тонкої лінзи (б)

Земну атмосферу можна також розглядати як оптичну систему. Як наближена модель ФРК такої системи використовується двовимірний гаусівський імпульс

$$h(x, y) = K \exp[-\alpha (x^2 + y^2)], \quad (1.11)$$

який у дискретному випадку має вигляд

$$h(i_1, i_2) = K \exp[-\alpha (i_1^2 + i_2^2)], \quad (1.12)$$

де K – нормуючий коефіцієнт,

K – коефіцієнт просторової нерізкості.

Передатна функція, що відповідає ФРК (1.11), визначається виразом

$$H(\omega_x, \omega_y) = \exp[-(\omega_x^2 + \omega_y^2)/4\alpha]. \quad (1.13)$$

Очевидно, що точки, для яких виконується умова, утворюють коло радіусом

$$r = \sqrt{-\frac{\ln(10^{-10})}{\alpha}}. \quad (1.14)$$

Отже, чим більше α , тим менше розфокусування зображення.

ФРК для земної атмосфери та відповідна їй передатна функція при $\alpha = 0.1$ наведені на рис.1.5. Радіус кружка розмиття приблизно дорівнює 15.

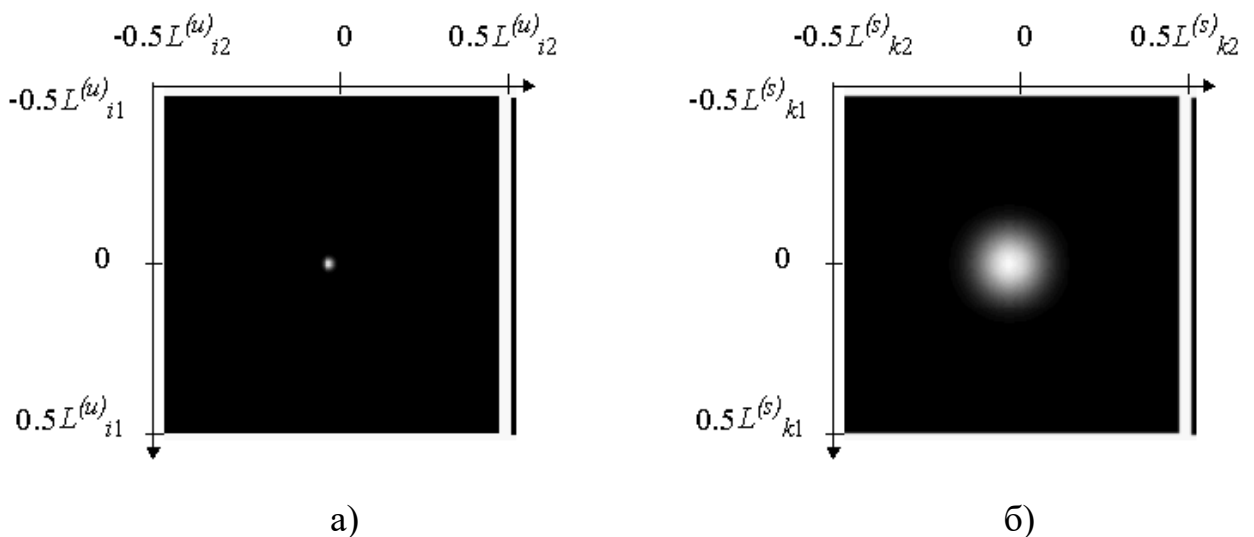


Рисунок 1.5 – ФРТ атмосфери Землі (а). Зображення модуля частотної характеристики атмосфери Землі (б)

Розміри плями ФРТ на рис. 1.5 візуально здаються менше розмірів плями для тонкої лінзи (рис. 1.4), оскільки гаусівський імпульс є швидко спадною функцією.

1.5 Висновки по розділу 1

Таким чином, можна виділити три основні фактори, які суттєво ускладнюють вирішення проблеми відновлення зображень.

Спотворення типу розфокусування або мастило виявляються в ослабленні верхніх просторових частот зображення, т.к. формують системи є фільтри нижніх частот. При цьому відношення сигнал/шум на верхніх частотах, що визначають чіткість зображення, буде значно гірше, ніж зображення в цілому.

Якщо система, яка формує зображення, послаблює сигнал на якихось просторових частотах, то при відновленні він повинен бути посилений тією мірою, якою був ослаблений. Разом із сигналом посилюватимуться і шуми. Тому покращення якості зображення по різкості може призвести до погіршення його якості за шумом.

Яскравість на краях кадру спотвореного зображення залежить від яскравості об'єктів, розташованих поза кадром, з допомогою згортки вихідного зображення з ФРТ. При відновленні зображень через неповну інформацію про сигнал поза кадром виникають крайові ефекти. Вплив крайових ефектів на якість відновлення у ряді випадків виявляється навіть суттєвішим, ніж зашумленість зображення.

При спотвореннях, спричинених рухом або розфокусуванням камери, передавальні функції (1.7) та (1.9) мають нулі, наявність яких обумовлено осцилюючим характером передавальних функцій.

Оскільки спектр спотвореного зображення дорівнює добутку спектра вихідного зображення та передавальної функції (1.4), наявність нулів призводить до повної втрати даних про вихідне зображення на відповідних

частотах. З цієї причини не вдається абсолютно точно відновити вихідне зображення за зображенням, що спостерігається, навіть якщо відсутні шуми спостереження і розміри кадрів не обмежені.

У магістерській кваліфікаційній роботі розглядаються та досліджуються ітераційні методи підвищення чіткості зображень, що ґрунтуються на послідовному обчисленні операцій «протизгортки». Перевагою ітераційних методів є можливість обчислення операції згортки як у часовій так і в частотній області, можливість використання алгоритму у разі ядер, спектр яких містить «нулі», можливість модифікації алгоритму для обробки різних зображень шляхом введення різного роду «множників, що регулюють».

Метою роботи є реалізація та дослідження алгоритмів підвищення чіткості зображень на основі методів деконволюції і порівняння їх з результатами нейромережових підходів.

2 ТЕОРЕТИЧНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ ДЕКОНВОЛЮЦІЇ

2.1. Математичний апарат, що використовується при деконволюції

Припустимо, є деяке зображення h , що є адитивною сумою згортки вихідного невідомого зображення f з відомим спотворюючим впливом g і випадкової шумової складової ε :

$$h = f \oplus g + \varepsilon. \quad (2.1)$$

Необхідно відновити вихідний сигнал f , якщо відомі h та g .

Спочатку припустимо, що є завдання (2.1) з тією лише відмінністю, що шумова складова ε відсутня:

$$h = f \oplus g. \quad (2.2)$$

Необхідно відновити вихідний сигнал f , якщо відомі h та g .

Введемо формули обчислення прямого та зворотного дискретного перетворення Фур'є (ДПФ). У першому випадку для вихідного часового ряду обчислюється відповідний Фур'є-образ, що лежить у частотній області:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-j \frac{2\pi}{N} kn}. \quad (2.3)$$

Аналогічно, зворотне перетворення Фур'є переводить сигнал із частотної області у часову:

$$x_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X_k \cdot e^{j \frac{2\pi}{N} kn}. \quad (2.4)$$

Далі будемо позначати великими літерами фур'є-образи сигналів.

Однією з властивостей дискретного перетворення Фур'є і те, що з переході в частотну область згортка сигналів замінюється твором.

Таким чином, застосовуючи (2.3) до (2.2), отримаємо вираз такого вигляду:

$$H = F \cdot G. \quad (2.4)$$

Розділивши ліву та праву частини на G , отримаємо фур'є-образ вихідного сигналу:

$$F = \frac{H}{G}. \quad (2.5)$$

Тепер, виконавши зворотне ДПФ (2.4), отримаємо вихідний сигнал.

Однак, повторивши аналогічні перетворення з вихідним завданням (2.1), можна переконатися, що деконволюція у чистому вигляді не дозволяє відновити вихідне зображення:

$$H = F \cdot G + E, \quad (2.6)$$

$$\frac{H}{G} = F + \frac{E}{G}. \quad (2.7)$$

Більш того, навіть при малих значеннях шумової складової знехтувати другим доданком у правій частині (2.5) не виходить, так як сигнали в частотній області часто мають інтервали зі значеннями близькими до нульових, таким чином другий доданок у правій частині виразу (2.5) почне вносити занадто великий внесок у підсумковий вираз.

На рис.2.1 показано приклад застосування деконволюції у чистому вигляді до зображення з шумом 0.01%.



Рисунок 2.1 – Застосування деконволюції у чистому вигляді до зображення з шумом 0.01%

Розглянемо кілька підходів, застосовуваних на формування оцінки вихідного сигналу \hat{f} .

2.2. Алгоритм фільтра Вінера

Даний метод заснований на розгляді вихідного сигналу та шумової складової, як випадкових змінних. Завдання ставиться наступним чином: знайти таку оцінку \hat{f} для вихідного сигналу f , щоб середній квадрат відхилення цих величин один від одного був мінімальним.

Для вирішення цього завдання справедливе таке співвідношення:

$$R = \frac{1}{G} \frac{|G|^2}{|G|^2 + \frac{S_\varepsilon}{S_f}}. \quad (2.6)$$

де S_ε/S_f – відношення амплітудних спектрів шумової складової та вихідного сигналу.

Так як дана величина при постановці задачі (2.4) не може бути обчислена, практично замінюється деякою константою, підбирається вручну.

Помножуючи (2.6) на H , отримаємо фур'є-образ оцінки вихідного сигналу:

$$\hat{F} = R \cdot H. \quad (2.7)$$

Алгоритм відновлення зображення з використанням фільтра Вінера представлений на рис.2.2.

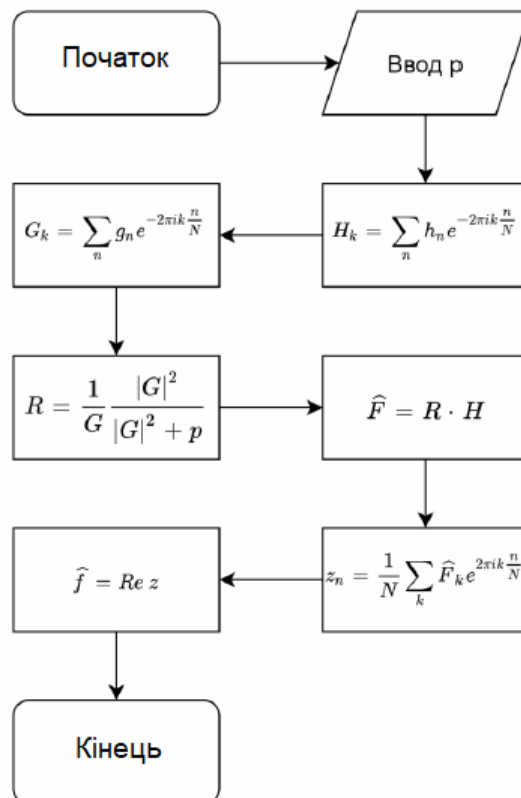


Рисунок 2.2 – Алгоритм фільтра Вінера

2.3. Алгоритм регуляризації за Тихоновим

Наступним підходом є регуляризація за Тихоновим, яка накладає обмеження на рішення і замінює вихідне завдання на завдання знаходження мінімуму деякого функціоналу, що згладжує, наприклад лапласіана:

$$\hat{f} = \arg \min_f \left(\|g \otimes f - h\| + \|pf\|_2^2 \right), \quad (2.8)$$

Рішенням (2.8) є вираз такого вигляду:

$$\hat{F} = \frac{G^*}{|G|^2 + \gamma|P|^2} H, \quad (2.9)$$

де P – фур'є-образ оператора Лапласа,

γ – параметр регуляризації, який підбирається вручну.

Алгоритм відновлення зображення з використанням регуляризації за Тихоновим представлений на рис.2.3.

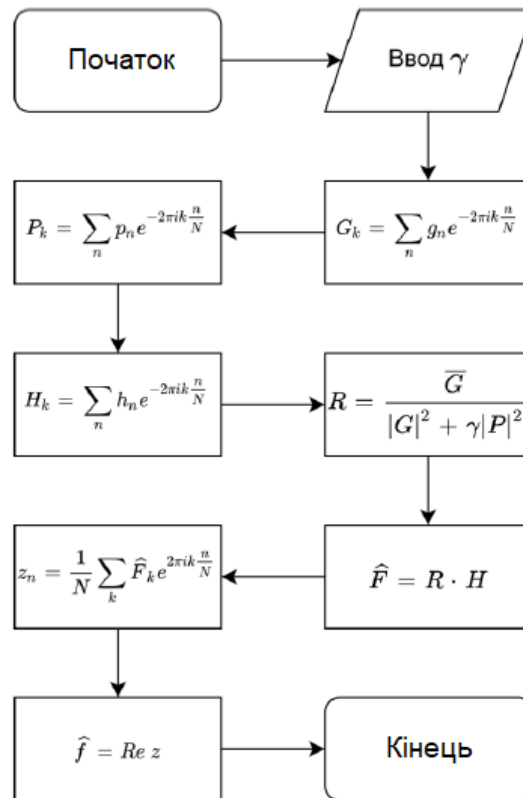


Рисунок 2.3 – Алгоритм регуляризації за Тихоновим

2.4. Алгоритм Люсі-Річардсона

Особливість методу Люсі-Річардсона, що відрізняє його від попередніх алгоритмів те, що він є ітеративним. Цей метод реалізує вирішення максимальної правдоподібності. Формула для формування оцінки вихідного сигналу на кроці $t+1$ відповідає наступному виразу:

$$\hat{f}^{t+1} = \hat{f}^t \cdot \left(\frac{h}{\hat{f}^t \otimes g} \otimes g^- \right), \quad (2.10)$$

де g^- є перевернутою версією вихідного спотворюючого впливу g :

$$g^- = g_{N-i}, \quad i = 1..N.$$

Число ітерацій підбирається як вручну, так і на підставі будь-яких емпіричних критеріїв зупинки.

Алгоритм однієї ітерації методу Люсі-Річардсона представлено рис.2.4.

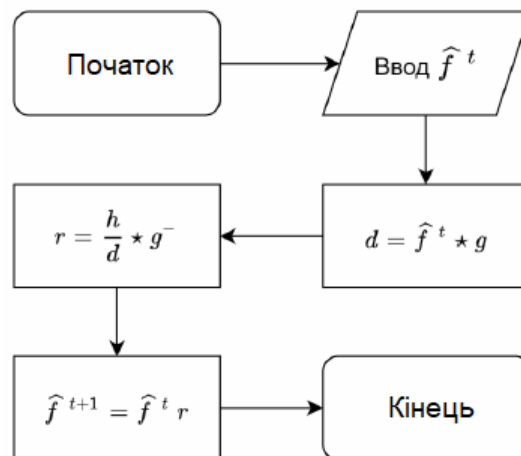


Рисунок 2.4 – Алгоритм однієї ітерації методу Люсі-Річардсона

2.5 Програмна реалізація розроблених алгоритмів

З виразів (2.6), (2.9), (2.10) видно, кожному методу деконволюції потрібно параметр, який визначається при постановці вихідної завдання. На практиці, не існує якогось конкретного оптимального значення параметра, що дозволяє однаково ефективно підвищувати якість всіх зображень, що надходять на вхід. Таким чином, виникає питання підбору оптимальних параметрів для кожної конкретної задачі.

Найбільш простим алгоритмом у цьому плані є метод Люсі-Річардсона, у якого як невідома змінна виступає кількість ітерацій, а тому має лише дискретні значення. Також, не можна обчислити результат на n -ої ітерації, не обчисливши попередні $(n-1)$ ітерацій, отже, єдиним алгоритмом є послідовне обчислення оцінки зображення на кожному кроці до тих пір, поки не буде досягнуто критерій зупинки (рис.2.5).

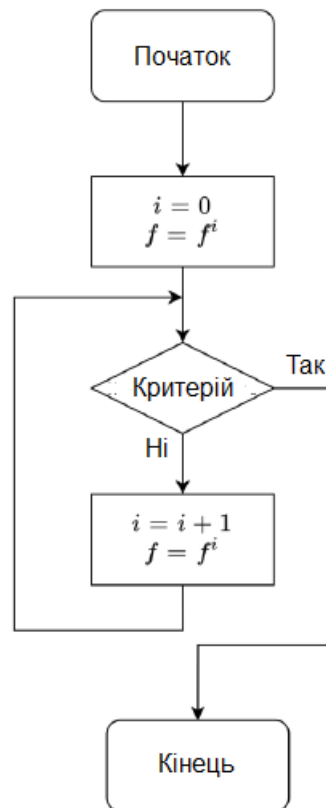


Рисунок 2.5 – Структурна схема алгоритму Люсі-Річардсона

З іншого боку, фільтр Вінера та тихонівська регуляризація мають між собою схожу структуру, а також є неітеративними методами. Таким чином, для оцінки необхідних параметрів було реалізовано 2 методи:

– рівномірний пошук:

$$s = \frac{b - a}{n},$$

$$k = \arg \min_i f_{i \cdot s}, \quad i = 1..n,$$

$$a = k - 1, \quad b = k + 1.$$

– метод дихотомії:

$$c = \frac{a + ab}{n},$$

$$k = \arg \min_i f_{i,s}, \quad i = 1..n,$$

$$a = c, \quad f_c > f_{c+\varepsilon},$$

$$b = c, \quad f_c \leq f_{c+\varepsilon}.$$

Підпрограма розмиття зображень будується на основі обчислення операції згортки вихідних зображень із заданою ФРК. З точки зору прискорення обчислень доцільно обчислювати двовимірну згортку шляхом твору спектра зображення з частотною характеристикою системи спотворення (тобто спектром ФРК) в частотній області. У цьому, якщо розмір зображення буде кратний 2, тобто $N = 2^n$, де $n \in \mathbb{Z}$, то програма MATLAB використовує алгоритми швидкого дискретного перетворення Фур'є, що прискорить обчислення. У нашому випадку вибрано $N = 256$.

Алгоритм підпрограми розмиття зображень показано на рис. 2.6.

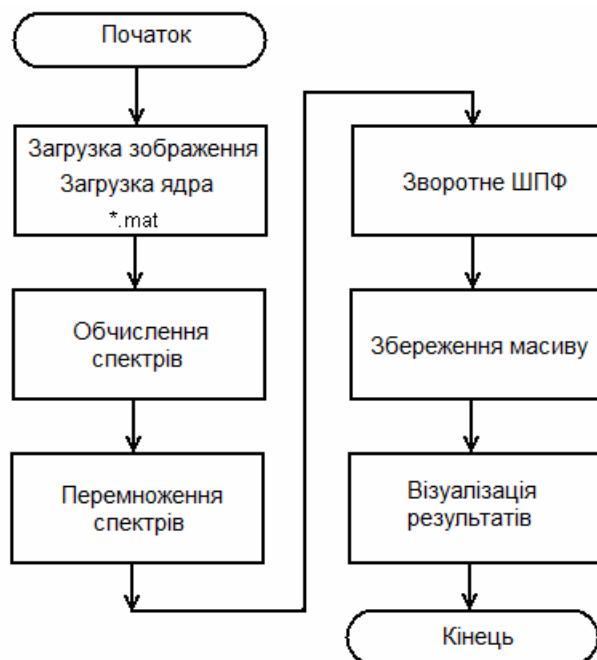


Рисунок 2.6 – Алгоритм підпрограми розмиття зображень

У підпрограмі використовувалися такі оператори:

- функція `load filename` повертає всі змінні з файлу MAT у робочий простір MATLAB;
- функція $Y = \text{fft2}(X)$ обчислює двовимірне ДПФ, повертаючи результат у матриці комплексних чисел Y , що має той самий розмір, що й матриця X ; X може бути вектором, у цьому випадку повертається вектор Y , що має таку ж орієнтацію, що вектор X ;
- функція $Y = \text{fftshift}(X)$ перегруповує вихідні масиви функцій `fft` і `fft2`, розміщуючи нульову частоту у центрі спектра. Якщо X - двовірний масив, то міняються місцями квадранти: I і IV та II і III;
- функція $Y = \text{ifft2}(X)$ обчислює зворотне двовимірне ДПФ, повертаючи результат у матриці Y , що має той самий розмір, що і матриця X ; X може бути вектором, у разі повертається вектор Y , має таку ж орієнтацію, як і вектор X .

2.6 Висновки по розділу 2

Задача зворотної згортки, або деконволюції, є коректною тільки у тому випадку, коли заздалегідь відомо ядро згортки. Тоді протизгортка може бути обчислена як у просторовій області, так і у частотній завдяки застосуванню коригуючого зворотного фільтру.

Але найчастіше ядро невідоме, і доводиться використовувати деякі припущення. Крім того, в фотозображенні завжди присутні випадкові шуми, які сильно спотворюють результат відновлення.

Відомий алгоритм Вінера. Він заснований на розгляді вихідного сигналу та шумової складової, як випадкових змінних. При цьому ставиться завдання знайти таку оцінку для оригінального зображення, щоби середній квадрат відхилення цих величин один від одного було мінімальним. Для зменшення впливу шумів, додатково застосовують є регуляризацію по

Тихонову, яка накладає обмеження на рішення та замінює завдання на знаходження мінімуму деякого згладжуючого функціоналу.

Особливість методу Люсі-Річардсона є те, що він є ітеративним, тобто методом послідовних наближень до результату. Метод реалізує рішення максимальної правдоподібності. Число ітерацій підбирається або вручну, або на підставі будь-яких емпіричних критеріїв зупинки. Однак, процес відновлення великих зображень даним алгоритмом може затягнутися на багато годин і навіть добу.

На практиці не існує якогось конкретного оптимального значення параметра, що дозволяє однаково ефективно підвищувати якість всіх зображень. Таким чином, є питання підбор оптимальних параметрів для кожної конкретної задачі.

Найбільш простим алгоритмом у цьому плані є метод Люсі-Річардсона, у якого можна регулювати кількість ітерацій. З іншого боку, фільтр Вінера та тихонівська регуляризація мають між собою схожу структуру, а також є неітеративними методами. Таким чином, для оцінки необхідних параметрів було реалізовано 3 методи: Люсі-Річардсона, фільтр Вінера та тихонівська регуляризація.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ДЕКОНВОЛЮЦІЙНИХ МЕТОДІВ ВІДНОВЛЕННЯ ЧІТКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Формування тестових зображень

Для дослідження деконволюційних методів відновлення чіткості зображень використовувалися зображення розміром 150x150 із набору даних Intel Image Classification, що містить фотографії лісів, льодовиків, гір, морів, вулиць.

З вихідного набору була сформована підвибірка, що складається з 10 випадкових зображень, у яких вирізувалася центральна частина розміром 128x128 і піддавалася спотворенню, тобто згорнута з діагональною і гаусовою матрицями.

Як модель ФРК розфокусованої системи використовувався двовимірний гаусівський імпульс:

$$h(x, y) = K \exp[-\alpha (x^2 + y^2)], \quad (3.1)$$

де K – нормуючий коефіцієнт,

α – коефіцієнт просторової нерізкості.

Змазування моделювалося діагональною ФРК, що описується виразом:

$$h(x, y) = \begin{cases} K, \text{ при } 0 \leq x - y \leq L; \\ 0 \text{ в інших випадках.} \end{cases} \quad (3.2)$$

де K – нормуючий коефіцієнт,

L – довжина змаза.

На рис.3.1 представлені вихідні неспотворені та незашумлені зображення.

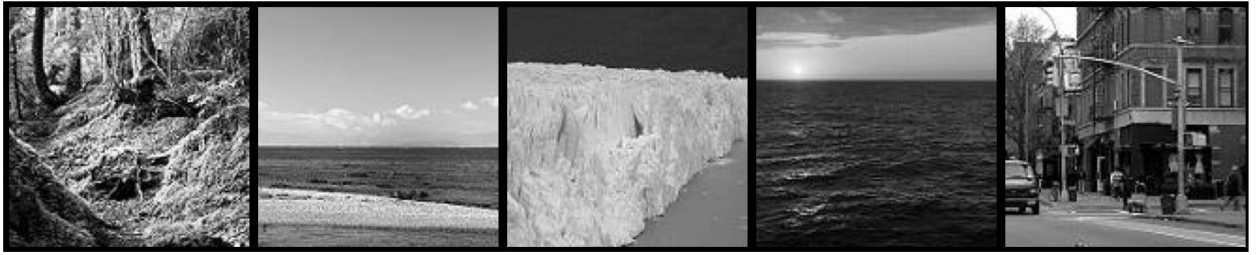


Рисунок 3.1 – Вихідні неспотворені та незашумлені зображення

На рис. 3.2 представлені діагональна (а) та гаусова (б) матриці спотворення або ядра згортки.

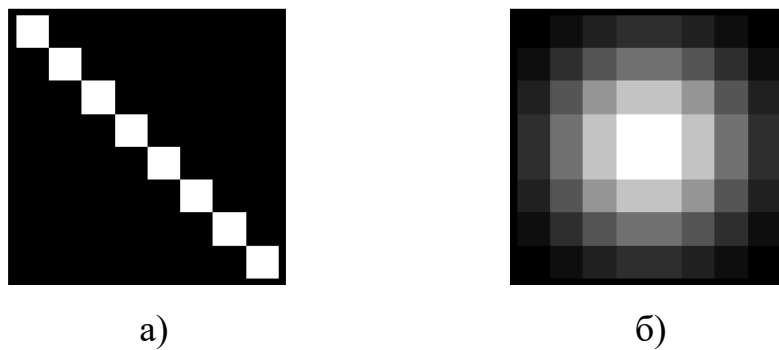


Рисунок 3.2 – Діагональна (а) та гаусова (б) матриці спотворення (або ФРК, ядра згортки)

Рис. 3.3 та рис. 3.4 відповідають зашумленим спотвореним зображенням.

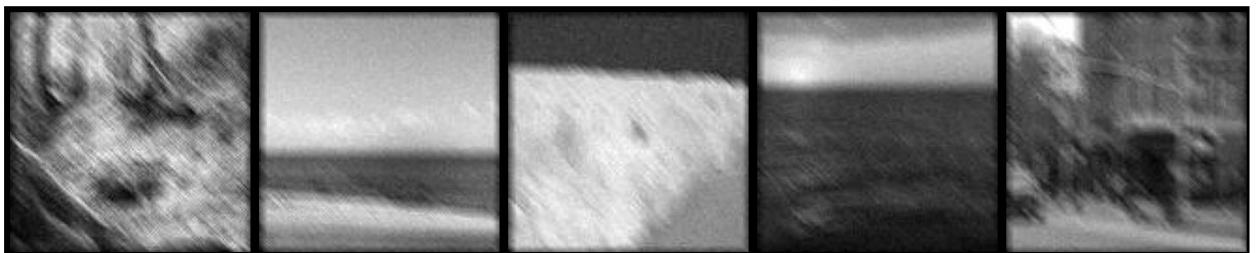


Рисунок 3.3 – Зображення розмиті діагональною матрицею

Як помітно із результатів спотворень, змаз дає на зображенні хибні границі об'єктів, на відміну від розмиття гаусівським ядром, коли просто погіршується чіткість зображень.

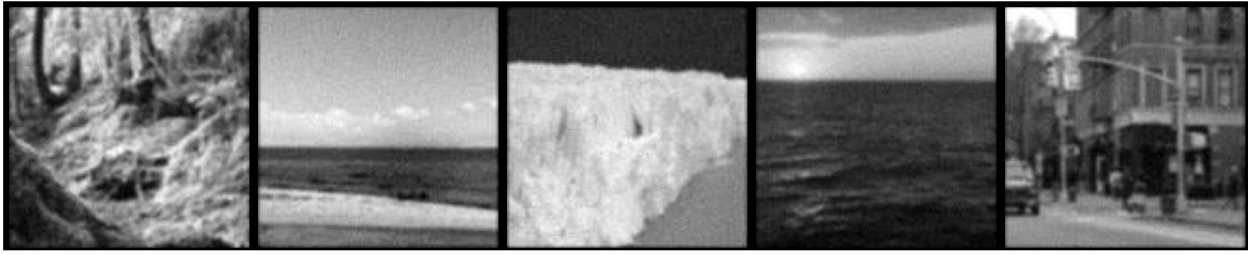
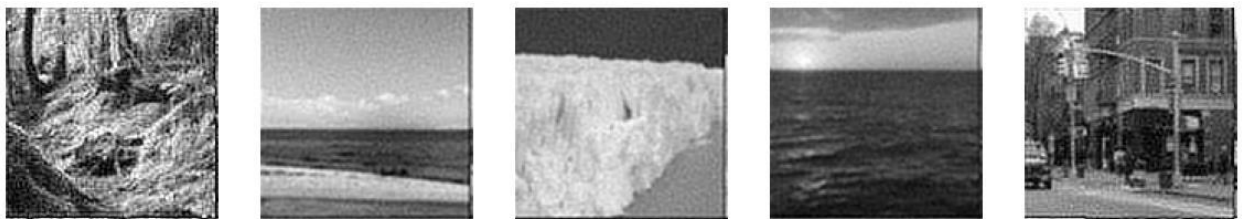


Рисунок 3.4 – Зображення розмиті гаусівською матрицею

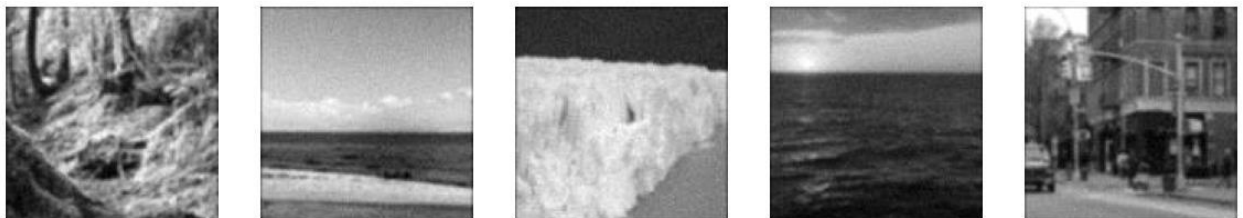
Отже, слід очікувати, що випадок змазу буде для алгоритмів відновлення більш складним.

3.2 Результати обробки зображень і їх аналіз

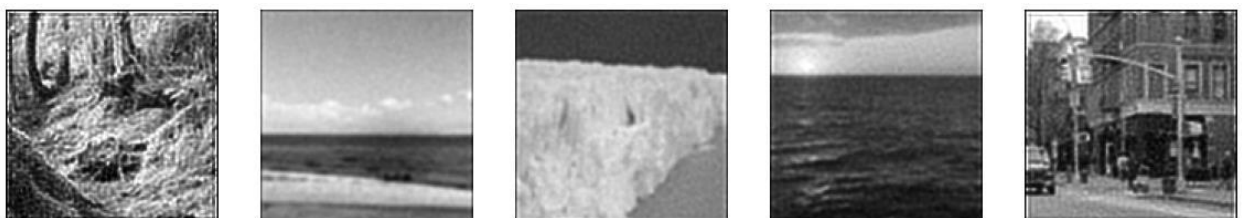
На рис.3.5 і рис.3.6 показані результати обробки зображень.



а)



б)



в)

Рисунок 3.5 – Результати застосування фільтрів відновлення до зображень спотворених гаусовим ядром згортки: а – фільтр Вінера, б – тихонівська регуляризація, в – алгоритм Люсі-Річардсона

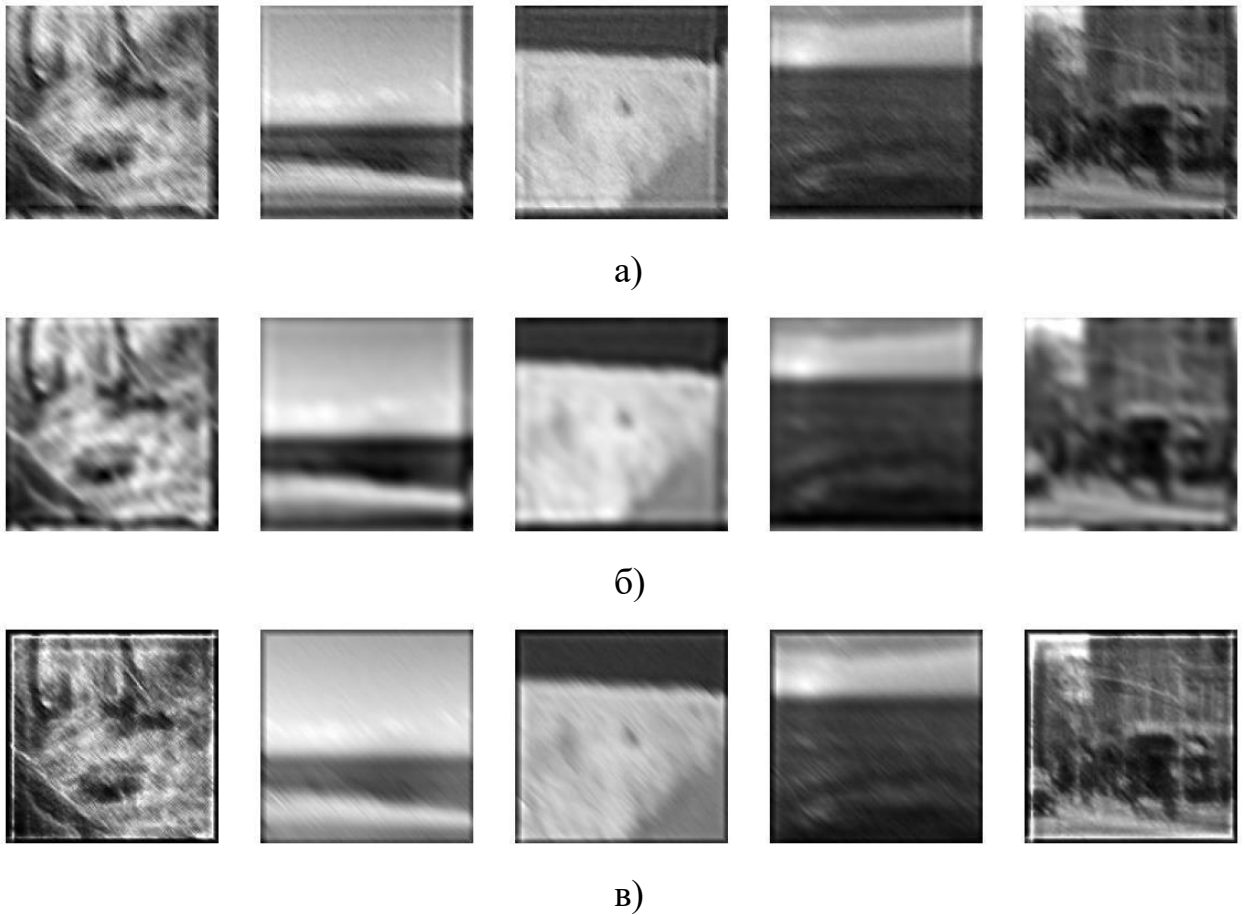


Рисунок 3.6 – Результати застосування фільтрів відновлення до зображень спотворених діагональним ядром згортки: а – фільтр Вінера, б – тихонівська регуляризація, в – алгоритм Люсі-Річардсона

Для всіх методів деконволюції розмиття гаусовим ядром виявилось набагато легшою задачею, ніж розмиття діагональною матрицею. У випадку змазу алгоритми відновлення дають коливання яскравості по краях кадру.

Для оцінки якості відновлення використовувалися 4 метрики подібності відновленого зображення з оригіналом:

– MSE – середньоквадратична помилка:

$$MSE = \frac{1}{128} \sqrt{\sum_{x=1}^{128} \sum_{y=1}^{128} (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2}, \quad (3.3)$$

– MAE – середня абсолютна помилка:

$$MSE = \frac{1}{128} \sum_{x=1}^{128} \sum_{y=1}^{128} |f(x, y) - \hat{f}(x, y)|, \quad (3.4)$$

– SSIM – індекс структурної подібності:

$$SSIM = \frac{(2\mu_f \mu_{\hat{f}} + c_1)(2\sigma_{ff} + c_2)}{(\mu_f^2 + \mu_{\hat{f}}^2 + c_1)(\sigma_f^2 + \sigma_{\hat{f}}^2 + c_2)}, \quad (3.5)$$

де $\mu_f, \mu_{\hat{f}}$ – середнє по f і \hat{f} відповідно,

$\sigma_f, \sigma_{\hat{f}}$ – дисперсія f і \hat{f} відповідно,

σ_{ff} – коваріація f і \hat{f} ,

$c_1 = k_1 L, c_2 = k_2 L$ – константи, $k_1 = 0,01, k_2 = 0,03$.

$L = 255$ – динамічний діапазон пікселів,

– та критерій схожості гістограм.

Для підсумкового порівняння представлених методів деконволюції було обрано 10 тестових зображень розміром 128×128 . Так як різними метриками відповідають різні оптимальні параметри, зображення відновлювалися з використанням кожної метрики для кожного методу, після чого обчислювалися значення метрик подібності для кожного відновленого зображення і відповідного оригінального.

В результаті проведення даного обчислювального експерименту над сконструйованими зображеннями, отримані дані представлені в табл. 3.1 – табл.3.3 для зображень з гаусовим розмиттям, в табл. 3.4 – рис.3.6 для зображень з діагональним розмиттям.

Назва таблиці відповідає методу деконволюції, що застосовується. Назва стовпця відповідає метриці оцінки оптимального параметра даного

методу. Назва рядка – метрика, що застосовується для оцінки ефективності методу, що застосовується при даному значенні параметра.

Очевидно, що значення метрики, що знаходяться на діагоналі, будуть мінімальними в рядку, оскільки мінімізувалися саме вони.

Виділялися (зеленим – мінімальні, червоним – максимальні) кольором:

– фону мінімальні (максимальні) у кожному рядку (за винятком значень на головній діагоналі) для трьох таблиць;

– шрифту мінімальні (максимальні) у кожному рядку (на головній діагоналі) для трьох таблиць.

Таблиця 3.1 – Алгоритм Люсі-Річардсона, гаусове розмиття

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.0834	0.0836	0.0876	0.1035
MSE	0.0122	0.0121	0.0153	0.0234
SSIM	0.1823	0.1829	0.1606	0.2163
Гістограми	0.5735	0.5795	0.5349	0.4558

Таблиця 3.2 – Фільтр Вінера, гаусове розмиття

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.1046	0.1068	0.1220	0.1178
MSE	0.0264	0.0259	0.0285	0.0341
SSIM	0.3728	0.3690	0.3647	0.3906
Гістограми	0.4471	0.5315	0.7146	0.3366

Таблиця 3.3 – Регуляризація по Тихонову, гаусове розмиття

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.1063	0.1066	0.1073	0.1406
MSE	0.0217	0.0216	0.0225	0.0417
SSIM	0.3233	0.3273	0.3173	0.4296
Гістограми	0.6422	0.6554	0.6212	0.4544

Таблиця 3.4 – Алгоритм Люсі-Річардсона, діагональне спотворення

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.1041	0.1042	0.1137	0.1391
MSE	0.0199	0.0198	0.0264	0.0437
SSIM	0.2938	0.2959	0.2757	0.3081
Гістограми	0.6253	0.6337	0.5596	0.4777

Таблиця 3.5 – Фільтр Вінера, діагональне спотворення

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.1103	0.1110	0.1223	0.1328
MSE	0.0261	0.0260	0.0279	0.0376
SSIM	0.3667	0.3632	0.3575	0.4018
Гістограми	0.5068	0.5416	0.6822	0.3787

Таблиця 3.6 – Регуляризація за Тихоновим, діагональне спотворення

Метрики оцінки	Оцінка параметра з використанням			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
MAE	0.1144	0.1147	0.1178	0.1480
MSE	0.0249	0.0248	0.0267	0.0425
SSIM	0.3562	0.3594	0.3453	0.4186
Гістограми	0.6494	0.6648	0.6023	0.4713

Проаналізуємо результати, отримані в табл. 3.1 – табл.3.6 та зробимо відповідні висновки.

3.3 Висновки по розділу 3

З отриманих значень метрик подібності можна зробити кілька висновків:

– найбільш ефективним алгоритмом відновлення зображень із представлених, відповідно до метрик MSE, MAE та SSIM, є метод Люсі-

Річардсона, проте демонструє низьку точність при використанні метрики подібності гістограм розподілу;

- регуляризація за Тихоновим у середньому найгірше справляється із завданням відновлення зображень;

- фільтр Вінера демонструє високі показники при використанні як метрика схожості гістограм розподілів.

Отримані результати доцільно порівняти з передовим на даний момент методом відновлення чіткості з використанням нейронних мереж.

4 ДОСЛІДЖЕННЯ ПІДВИЩЕННЯ ЧІТКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

4.1 Нейронні мережі

4.1.1 Нейрон

Основними елементами всіх нейронних мереж є нейрони, які діляться на вхідні, вихідні, приховані. Перші використовуються передачі даних на вхід нейронної мережі, другі відбивають результат її роботи. Прихований нейрон схематично може бути представлений наступним чином, показаним на рис.4.1.

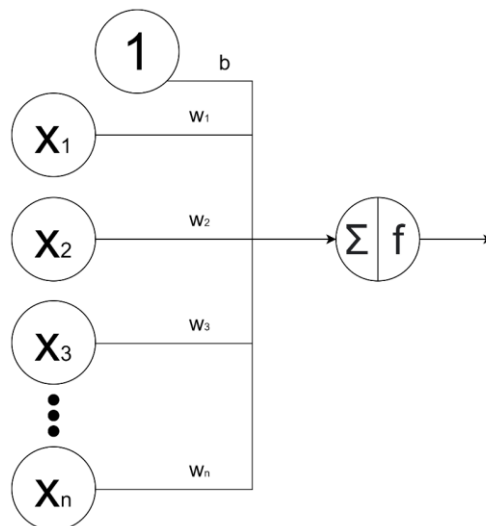


Рисунок 4.1 – Схематичне представлення нейрона

Як очевидно з цього малюнка, на вхід нейрону надходить зважена сума вихідних значень нейронів попереднього шару. Виходом даного нейрона є значення активаційної функції f від вхідного значення.

Таким чином, вихідне значення нейрона може бути обчислено наступним чином:

$$g = f\left(b + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i\right), \quad (4.1)$$

де b – вага нейрона усунення, що відповідає за вільний член у даному виразі,

w_i – вага i -го нейрона попереднього шару, що має вихідне значення x_i ,
 f – активаційна функція даного нейрона.

Нейрони групуються у відповідні шари: вхідні, вихідні та приховані. На рис.4.2 представлені найпростіший вид нейронної мережі – багатошаровий перцептрон з m прихованими шарами, що містять по n нейронів.

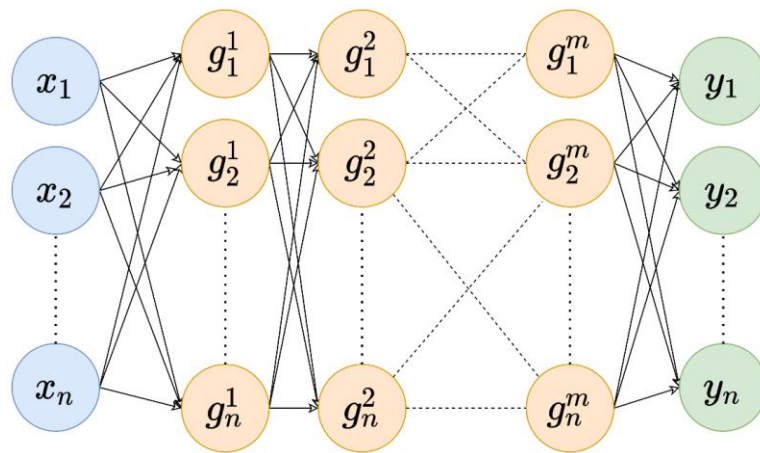


Рисунок 4.2 – Схематичне уявлення нейронної мережі

У випадку розмірність кожного прихованого шару може бути задана довільно. У той час, як кількість вхідних та вихідних нейронів диктуються завданням.

Попередньо нейронної мережі подаються вхідні значення, далі результат роботи мережі формується по ходу просування сигналу зліва направо, обчислюючи вихідні значення для кожного прихованого нейрона і вихідного шарів за аналогією з виразом (4.1).

4.1.2. Активаційна функція

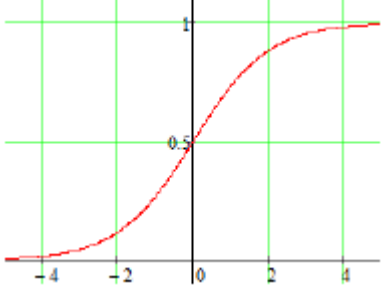
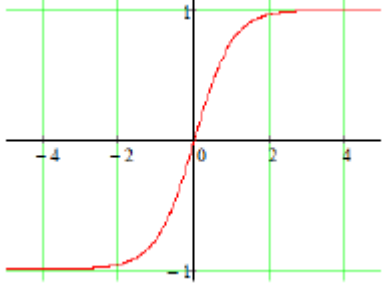

Активаційна функція – деяка функція, яка перетворює вхідне значення нейрона у вихідне. Необхідна для додавання рішення нейронної мережі нелінійності. У разі, якщо активаційна функція буде відсутня або, інакше

кажучи, буде тотожним відображенням, вихідні значення нейронної мережі будуть зводитися до лінійної рекомбінації її вхідних даних. У цьому випадку додавання прихованих шарів

буде надмірною і не призведе до зміни ефективності роботи мережі.

Існує ряд типових активаційних функцій, які найчастіше можна зустріти в роботах з нейронних мереж. Деякі з них наведені у табл.4.1.

Таблиця 4.1 – Типові активаційні функції

Назва функції	Графік	Формула
Sigmoid		$y(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Tanh		$y(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
ReLU		$y(x) = \max(x, 0)$

4.1.3 Функція помилок

Після отримання результату нейромережевої моделі виникає завдання порівняння прогнозованих значень з наявними очікуваними з метою

подальшого коригування ваги, тобто навчання моделі. Для цього необхідно вибрати функцію помилок, яка визначатиме близькість цих двох величин.

За аналогією з активаційними функціями є найбільш популярні функції помилок. Проте їх можна умовно поділити на функції для завдань регресії та класифікації. Так, наприклад, для регресії можна використовувати середньоквадратичну та середню абсолютну помилку, для класифікації – категоріальну перехресну ентропію.

Якщо позначити використовувану метрику як L , а нейронну мережу уявити, як функцію N від вхідних значень та ваг, то середньоквадратична помилка записуватиметься таким чином:

$$L(x, y, w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N(x_i, w) - y_i)^2. \quad (4.2)$$

4.1.4 Згорткові нейронні мережі

Нарівні з багатошаровим перцептроном існують інші архітектури нейронних мереж, що спеціалізуються на своїх галузях. Однією з таких архітектур є згорткові нейронні мережі, які можуть бути схематично представлені наступним чином, показаним на рис.4.3.

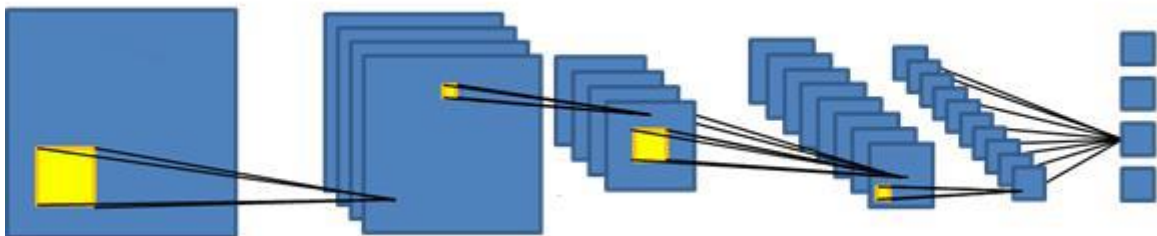


Рисунок 4.3 – Схематичне представлення згорткових нейронних мереж

На практиці, згорткові нейронні мережі оперують двома видами шарів: згортковими та пулінговими, що розставляються по черзі.

Перші необхідні побудови карти ознак вхідного зображення, тоді як мета других – знизити розмірність даних карт ознак.

Згортковий шар являє собою звичайну згортку карт ознак попереднього шару з деяким фільтром, що є невеликою матрицею, значення якої підбираються в ході навчання НМ.

Пулінговий шар також проходить вікном за картами ознак попереднього шару, вибираючи максимальне значення у вікні та зменшуючи розмір

у призначену кількість разів, що досягається шляхом визначення інтервалу зсуву вікна. Схематичне подання роботи пулінгового шару представлено рис.4.4.

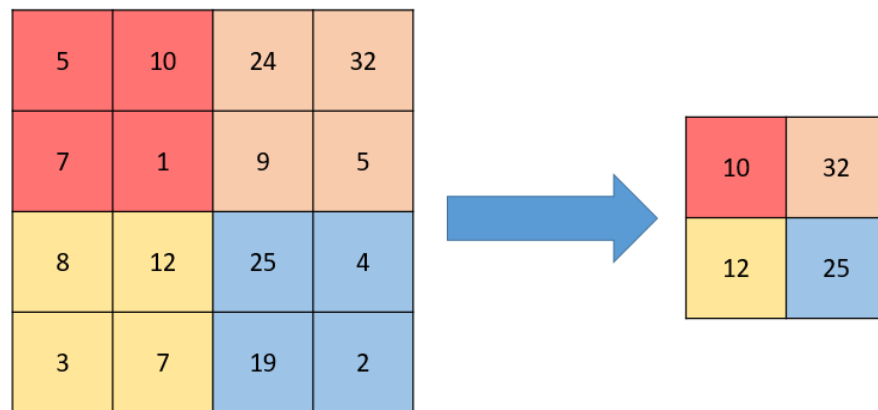


Рисунок 4.4 – Схематичне подання роботи пулінгового шару

4.1.5 Автокодувальник

Автокодувальник (автоенкодер) – особлива архітектура нейронних мереж, що дозволяє застосовувати навчання без вчителя під час використання методу зворотного поширення помилки. Найпростіша архітектура автокодувальника – повнозв'язна мережа прямого поширення, що нагадує перцептрон з вхідним, проміжним і вихідним шарами, з тією лише відмінністю, що в автоенкодері розмірність вхідних та вихідних даних збігається.

Ця особливість досягається тим, що автокодувальник прагне отримати на вихідному шарі відгук найбільш близький до вхідного (у разі вирішення завдання зменшення розмірності) або його неспотвореного аналога (у разі вирішення задачі збільшення якості зображення). У загальному випадку, на проміжний шар автокодувальника накладається одне або декілька наступних обмежень:

- проміжний шар створюється з розмірністю меншою, ніж вхідний та вихідний;
- у проміжному шарі накладаються штрафи, на надмірно високі значення ваги – регуляризація;
- штучно обмежується кількість одночасно активних нейронів проміжного шару – проріджування.

Ця умовність необхідна, оскільки, в іншому випадку, буде місце перенавчання – автоенкодер може навчитися виконувати завдання копіювання, не витягуючи жодної корисної інформації про розподіл даних.

Наявність одного або декількох вищезгаданих обмежень змушує нейромережа шукати узагальнення і кореляцію в даних, що надходять на вхід, виконувати їх стиснення.

Таким чином, нейромережа автоматично навчається виділяти із вхідних даних загальні ознаки, які кодуються у значеннях ваг штучної нейронної мережі.

Схематично автоенкодер із зменшенням розмірності може бути представлений так, як показано на рис. 4.5.

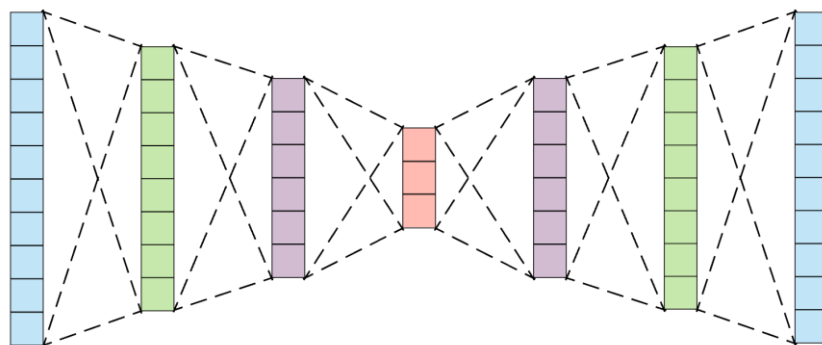


Рисунок 4.5 – Схематичне представлення автоенкодера

4.2 Результати обробки зображень нейромережею і їх аналіз

Для дослідження використано сервіс Upscale media (рис.4.6). Він має веб-сайт і додаток для смартфонів. Сервіс підтримує роботу з файлами з роздільною здатністю до 1500×1500 та розміром до 25 Мбайт. Можна вибрати масштаб збільшення чіткості в 2 або в 4 рази.

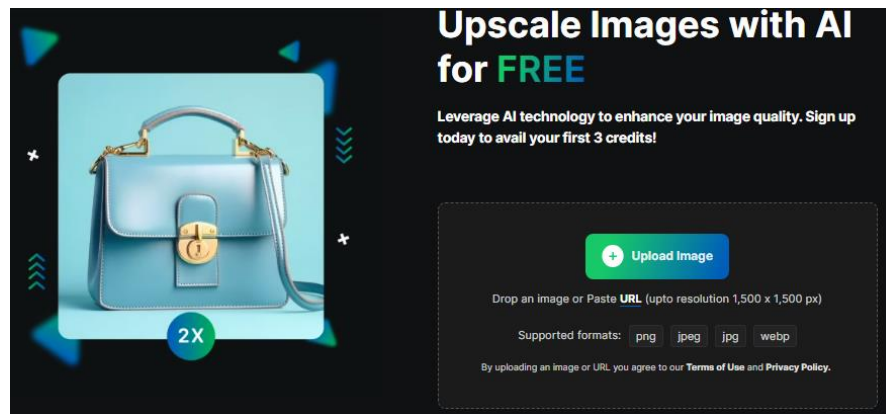


Рисунок 4.6 – Сервіс для покращення чіткості зображень Upscale media

Вихідні, спотворені та відновлені нейромережею зображення наведені на рис.4.7 та рис.4.8 для гаусового та діагонального розмиття відповідно.



Рисунок 4.7 – Вихідні, спотворені та відновлені зображення для змазу



Рисунок 4.8 – Вихідні, спотворені та відновлені зображення для гаусового розмиття

Далі ефективність відновлення зображення оцінювалася за допомогою ряду метрик, якими визначалася чисельна відмінність спотвореного зображення від вихідного і відновленого від вихідного зображень. Результати наведено у табл.4.2.

Таблиця 4.2 – Середні значення метрик за тестовими зображеннями

Зображення	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
Діагональне	0,1018	0,0189	0,3009	0,6111
Відновлене	0,0891	0,0181	0,2934	0,3564
Гаусове	0,0807	0,0110	0,1862	0,5897
Відновлене	0,0509	0,0059	0,1447	0,2664

З отриманих результатів, можна дійти невтішного висновку, що модель успішно справляється із завданням підвищення якості зображення. Усі метрики показують зменшення різниці між вихідними і відновленими

зображенням, порівняно з аналогічними розмитими. Проте є перспективи для доопрацювання.

4.3 Порівняння результатів деконволюційних і нейромережевого методів

Для підсумкового порівняння було обрано найкращі результати методів деконволюції з кожної метриці обох видів спотворень. Їм

протиставлялися аналогічні результати, отримані із застосуванням нейромережевих технологій. Були отримані табл.4.3 та табл.4.4.

Таблиця 4.3 – Порівняння результатів методів деконволюції та нейромереж для гауссового спотворення

Зображення	Метрика			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
Гаусове	0,0807	0,0110	0,1862	0,5897
Нейромережа	0,0509	0,0059	0,1447	0,2664
Деконволюція	0,0834	0,0121	0,1606	0,3366

Таблиця 4.4 – Порівняння результатів методів деконволюції та нейромереж для діагонального спотворення

Зображення	Метрика			
	MAE	MSE	SSIM	Гістограми
Діагональне	0,1018	0,0189	0,3009	0,6111
Нейромережа	0,0891	0,0181	0,2934	0,3564
Деконволюція	0,1041	0,0198	0,2757	0,3787

Виходячи з отриманих результатів видно, що зображення, відновлені за допомогою нейронних мереж, за якістю та близькістю до оригінальних зображень перевершують аналогічні, отримані з використанням методів деконволюції.

4.4 Висновки по розділу 4

Для підсумкового порівняння було обрано найкращі результати методів деконволюції з кожної метрики для обох видів спотворень. Їм протиставлялися аналогічні результати, отримані із застосуванням нейромережових технологій. Були отримані відповідні таблиці.

Виходячи з отриманих результатів видно, що зображення, відновлені за допомогою нейронних мереж, за якістю та близькістю до оригінальних зображень перевершують аналогічні, отримані з використанням методів деконволюції, більш ніж вдвічі.

ВИСНОВКИ

З моменту створення першої фотокамери до наших днів пройшло майже 200 років. Сьогодні передача інформації за допомогою фото- і відеоданих має як розважальні цілі, на кшталт соціальних мереж, так і наукові, наприклад: зйомка Землі та інших космічних тіл із супутників, запис поведінки різних мікроскопічних тіл та інше.

Зараз залишаються актуальними завдання підвищення якості зображень, особливо видалення шумів та спотворень. Для вирішення цієї проблеми існує розроблений математичний апарат деконволюції, а також різні методи та алгоритми, що ґрунтуються на ній. З іншого боку, останніми роками ведеться активне удосконалення нейромережових моделей, які демонструють свою універсальність, а також високу ефективність, вирішуючи низку завдань у тому числі у сфері обробки зображень.

Таким чином, метою роботи є реалізація та дослідження алгоритмів підвищення чіткості зображень на основі методів деконволюції і порівняння їх з результатами нейромережових підходів.

Якщо не розглядати наукові задачі спостереження космічних тіл, коли розмиття викликано атмосферою, то при звичайній зйомці погіршення чіткості викликано розмиттям об'єктиву, світлочутливою матрицею і змазом при взаємному переміщенні камери і об'єкта за час витримки.

При цьому результуюче зображення є згорткою з певним ядром, яке ще називають функцією розсіяння точки. Додатково в зображенні присутні шуми, які виникають в матрицях, відео підсилувачах, і теж погіршують помітність мілких деталей.

Задача зворотної згортки, або деконволюції, є коректною тільки у тому випадку, коли заздалегідь відомо ядро згортки. Тоді протизгортка може бути обчислена як у просторовій області, так і у частотній завдяки застосуванню коригуючого зворотного фільтру.

Але найчастіше ядро невідоме, і доводиться використовувати деякі припущення. Крім того, в фотозображенні завжди присутні випадкові шуми, які сильно спотворюють результат відновлення.

Відомий алгоритм Вінера. Він заснований на розгляді вихідного сигналу та шумової складової, як випадкових змінних. При цьому ставиться завдання знайти таку оцінку для оригінального зображення, щоби середній квадрат відхилення цих величин один від одного було мінімальним. Для зменшення впливу шумів, додатково застосовують є регуляризацію по Тихонову, яка накладає обмеження на рішення та замінює завдання на знаходження мінімуму деякого згладжуючого функціоналу.

Особливість методу Люсі-Річардсона є те, що він є ітеративним, тобто методом послідовних наближень до результату. Метод реалізує рішення максимальної правдоподібності. Число ітерацій підбирається або вручну, або на підставі будь-яких емпіричних критеріїв зупинки. Однак, процес відновлення великих зображень даним алгоритмом може затягнутися на багато годин і навіть добу.

На практиці не існує якогось конкретного оптимального значення параметра, що дозволяє однаково ефективно підвищувати якість всіх зображень. Таким чином, є питання підбор оптимальних параметрів для кожної конкретної задачі.

Найбільш простим алгоритмом у цьому плані є метод Люсі-Річардсона, у якого можна регулювати кількість ітерацій. З іншого боку, фільтр Вінера та тихонівська регуляризація мають між собою схожу структуру, а також є неітеративними методами. Таким чином, для оцінки необхідних параметрів було реалізовано 3 методи: Люсі-Річардсона, фільтр Вінера та тихонівська регуляризація.

Для досліджень використовувалися зображення розміром 150x150 з набору даних Intel Image Classification, що містить фотографії лісів, льодовиків, гір, морів, вулиць. Також було сформовано дві матриці розмиття:

діагональна, що відповідає випадку змазування внаслідок руху, і гаусова, що імітує розмиття об'єктивом.

З вихідного набору були сформовані розмиті зображення, тобто виконувалася згортка з діагональною і гаусовою матрицями.

Для підсумкового порівняння наведених методів деконволюції були вибрані 10 тестових зображень розміром 150x150. Для всіх методів деконволюції розмиття гаусовим ядром виявилось набагато легшою задачею, ніж розмиття діагональною матрицею. У випадку змазу алгоритми відновлення дають коливання яскравості по краях кадру.

Для оцінки якості відновлення використовувалися 4 метрики подібності відновленого зображення з оригіналом: MSE – середньоквадратична помилка, MAE – середня абсолютна помилка, SSIM – індекс структурної подібності та критерій схожості гістограм.

З отриманих значень метрик подібності можна зробити кілька висновків:

- найбільш ефективним алгоритмом відновлення зображень з представлених, відповідно до метрик MSE, MAE і SSIM, є метод Люсі-Річардсона, проте демонструє низьку точність при використанні метрики подібності гістограм розподілу;

- регуляризація по Тихонову в середньому найгірше справляється з завданням відновлення зображень;

- фільтр Вінера демонструє високі показники при використанні як метрики подібності гістограм розподілів.

Для дослідження використано сервіс Upscale media. Він має веб-сайт і додаток для смартфонів. Сервіс підтримує роботу з файлами з роздільною здатністю до 1500×1500 та розміром до 25 Мбайт. Можна вибрати масштаб збільшення чіткості в 2 або в 4 рази.

Виходячи з отриманих результатів, можна дійти невтішного висновку, що нейромережа успішно справляється із завданням підвищення якості

зображення. Усі метрики показують зменшення різниці між вихідними та відновленими зображенням, порівняно з аналогічними розмитими.

Для підсумкового порівняння було обрано найкращі результати методів деконволюції з кожної метрики для обох видів спотворень. Їм протиставлялися аналогічні результати, отримані із застосуванням нейромережових технологій. Були отримані відповідні таблиці.

Виходячи з отриманих результатів видно, що зображення, відновлені за допомогою нейронних мереж, за якістю та близькістю до оригінальних зображень перевершують аналогічні, отримані з використанням методів деконволюції, більш ніж вдвічі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. M. Born, E. Wolf, A. B. Bhatia. Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light. – Cambridge University Press, 1999. – 952 p.
2. Bellman, R. Introduction to Matrix Analysis. 2nd Edition. Tata Mcgraw-Hill Publishing Company Ltd., New Delhi, 1970. – 430 p.
3. Henry Stark. Image Recovery: Theory and Application. Academic Press, 2013. – 564 p.
4. K. Jainю Fundamentals of Digital Image Processing. – Prentice Hall, 1989. – 452 p.
5. R. Gonzalez, R. Woods. Digital Image Processing. 4th Edition. – NY: Pearson Education Limited, 2018. – 1022 p.
6. Rohit Kundu. Image Processing: Techniques, Types, & Applications. [Електронний ресурс]. – URL: <https://www.v7labs.com/blog/image-processing-guide> (дата доступу 11.12.2023).
7. Волощук Ю.І. Сигнали та процеси у радіотехніці. Том 1. – Х.: Компанія СМІТ, 2003. – 580 с.
8. Волощук Ю.І. Сигнали та процеси у радіотехніці. Том 2. – Х.: Компанія СМІТ, 2003. – 444 с.
9. Lawrence R. Rabiner and Ronald W. Schafer. Introduction to Digital Speech Processing. – Publishers Inc., 2007. – 213 p.
10. Обробка зображень та цифрова фільтрація / за ред. Т. Хуанга, - М.: Світ, 1979. – 322 с.
11. Generalized iterative deconvolution for receiver function estimation [Електронний ресурс] // Oxford Academic Journals: сайт. – URL: <https://academic.oup.com/gji/article/204/2/1086/595353#9743728> (дата звернення: 25.11.2023).
12. Image deconvolution using Tikhonov regularization [Електронний ресурс] // Nouvelles de Hugues Talbot: сайт. – URL:

<http://news.zahlt.info/en/optimization/image-deconvolution-using-tikhonov-regularization/> (дата звернення: 25.11.2023).

13. Tikhonov regularization in the context of deconvolution – URL: <https://stats.stackexchange.com/questions/205891/tikhonov-regularization-in-the-context-of-deconvolution> (дата звернення: 25.11.2023).

14. Алгоритм підвищення якості змашених знімків [Електронний ресурс] // MachineLearning: сайт. – URL: http://www.machinelearning.ru/wiki/images/8/8f/BayesML10_Tikhonov_presentation.pdf (дата звернення: 25.11.2023)

15. Відновлення розфокусованих та змашених зображень [Електронний ресурс] // Хабр: сайт. – URL: <https://habr.com/ua/post/136853/> (дата звернення: 25.11.2023).

16. Автоенкодері: типи архітектур та застосування [Електронний ресурс] // NeuroHive: сайт. – URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/avtojenkoder-tipu-arhitektur-i-primenenie/> (дата звернення: 25.11.2023).

17. Deep inside: Autoencoders [Електронний ресурс] // Towards Data Science: сайт. – URL: <https://towardsdatascience.com/deep-inside-autoencoders-7e41f319999f> (дата звернення: 25.11.2023).

18. Building Autoencoders in Keras [Електронний ресурс] // The Keras Blog: сайт. – URL: <https://blog.keras.io/building-autoencoders-in-keras.html> (дата звернення: 25.11.2023).

19. G. E. Hinton, R. R. Salakhutdinov. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks // Science. – 2006. – Vol. 313, iss. 5786. – с. 504–507.

20. Методичні вказівки з виконання атестаційної роботи магістра для студентів усіх форм навчання спеціальності 171 «Електроніка» освітньо-професійної програми «Системи, технології і комп'ютерні засоби мультимедіа» (СТМ). Освітній ступінь – магістр / Упоряд. В.М. Карташов, І.В. Савченко – Харків: ХНУРЕ, 2019. – 42 с.