ISSN 2224-087X. Електроніка та інформаційні технології. 2023. Випуск 22. С. 24–33
Electronics and information technologies. 2023. Issue 22. P. 24–33
УДК 004.932.2 DOI: https://doi.org/10.30970/eli.22.3

КІЛЬКІСНА ОЦІНКА ВІНЕРІВСЬКОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ.

І. Половинко, О. Семочко

Львівський національний університет імені Івана Франка,
вул. Ген. Тарнавського, 107, 79017 Львів, Україна
polovynkoi@gmail.com , semochko@gmail.com

При обробці та передачі інформації у вигляді зображень, важливою є проблема зменшення їх спотворень за рахунок різноманітних шумів. Шум знижує якість зображення і тим самим сприйняття інформації, що міститься у ньому. Це, зокрема, понижує можливість оцінки інформації, яку можна отримати в результаті аналізу за допомогою як візуального так і комп'ютерного методів. Процедурою зменшення шумів на зображеннях займається область обробки зображень, яка отримала назву відновлення. Не дивлячись на перетин цієї області з покращенням зображень, слід відмітити, що остання є у більшій степені суб'єктивною процедурою, у той час як процес відновлення носить об'єктивний характер. При відновленні робиться спроба реконструювати або відтворити спотворене зображення, використовуючи для цього апріорну інформацію про явище, яке викликало його погіршення. Методи відновлення ґрунтуються на моделюванні процесів спотворення і використанні зворотних процедур для відновлення початкового зображення. У даній роботі розвинуто метод кількісної оцінки відновлення спотворених зображень за допомогою фільтрів Вінера. Він полягає у отриманні гістограм спотворених зображень та їх екстраполяцією гаусівською кривою із наступним визначенням величина середньоквадратичного відхилення. Аналогічна процедура здійснюється і для відновленого зображення. Запропоновано здійснювати кількісну оцінку ступені відновлення за допомогою параметра R, який визначає відносне звуження гістограми відновленого зображення по відношенню до спотвореного. Такі оцінки здійснено для фільтру Вінера. Також, для порівняння, було використано медіанний фільтр і його сумісну дію з фільтром Вінера. Найкращий результат отримано при послідовній дії вінерівського та медіанного фільтру, що підтвердилось як максимальним значенням параметру R так і візуальними спостереженнями. Аналіз проводився на мові програмування Python із використанням бібліотек для роботи з зображеннями Pillow та OpenCV.

Ключові слова: відновлення зображень, гаусівський шум, фільтр Вінера, медіанний фільтр, параметр відновлення зображень, Python.

1. Вступ. При обробці та передачі інформації у вигляді зображень, важливою є проблема зменшення їх спотворення за рахунок різноманітних шумів. Шум знижує якість зображення і тим самим сприйняття інформації, що міститься у ньому. Через ці проблеми погіршується можливість оцінки інформації, яку можна отримати в результаті аналізу за допомогою як візуального так і комп'ютерного методів. Процедурою зменшення шумів на зображеннях займається область обробки зображень, яка отримала назву відновлення. Не дивлячись на перетин цієї області з покращенням зображень[1-15], слід відмітити, що остання є у більшій степені суб'єктивною процедурою ,у той час як процес відновлення має в основному об'єктивний характер. При відновленні робиться спроба реконструювати або відтворити спотворене зображення, використовуючи для

© Половинко І., Семочко О. 2022

цього апріорну інформацію про явище, яке викликало його погіршення. Методи відновлення ґрунтуються на моделюванні процесів спотворення і використанні зворотних процедур для відновлення початкового зображення.

Не зважаючи на велику кількість теоретичних і експериментальних робіт в області відновлення зображень, існує ще ряд питань, які вимагають свого вивчення та реалізації. Це, зокрема, стосується оцінки ефективності використання тих чи інших методів відновлення, які давали би оптимальний результат при мінімальних обчислювальних потужностях, а також створення надійних комп'ютерних програм для відновлення зображень. Тому, у даній роботі, на прикладі вінерівської фільтрації, розвинуто метод кількісної оцінки відновлення зображень, який був запропонований раніше у роботі[3]. Розглянуто спотворення зображень гаусівським шумом та зняття цих шумів за допомогою деяких основних фільтрів. Оцінка параметру відтворення була здійснена для фільтру Вінера, а також, для порівняння, було використано медіанний фільтр і його сумісну дію з фільтром Вінера

2. Аналіз літературних даних

Поява шуму на зображеннях зумовлена оцифруванням сигналу, тобто перетворенням аналогового сигналу в цифровий та його передачею [7-15]. Під час процесу передачі сигналу інформація може спотворюватися через завади що завжди притаманні каналу зв'язку. Також можливі спотворення через атмосферні впливи під час бездротової передачі інформації. До основних параметрів шуму відносяться [4-8]: просторова характеристика, наявність кореляції між шумом та сигналом та частотні характеристики (Фур'є спектр шуму). На рис.1 представлено модель процесу спотворення/відновлення зображення [1]. Згідно цієї моделі, на початкове зображення $f(x,y)$ діє певне спотворення , яке описується оператором H. Після накладання на зображення адитивного шуму, отримується спотворене зображення $g(x,y)$. Завдання відновлення полягає у побудові певного наближення $\hat{f}(x,y)$, яке відтворює початкове зображення на основі інформації про спотворене зображення $g(x,y)$, яку описують оператором H, та відомостей про адитивний шум $\eta(x,y)$.

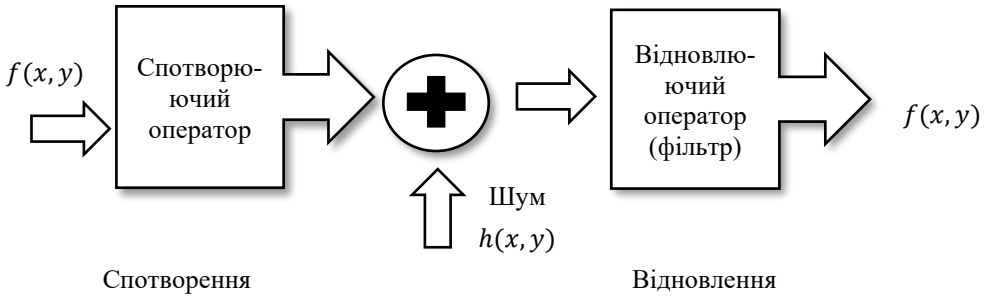


Рис.1 Модель процесу спотворення/відновлення зображення.

Необхідно щоби отримане таким чином наближення якнайкраще співпадало з оригінальним зображенням. Спотворене зображення можна представити виразом [1-3]:

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + \eta(x,y) \quad (1)$$

де $h(x,y)$ - функція, що представляє собою оператор шуму у просторовій області, а символ $*$ - використовується для позначення згортки. Оскільки згортка у просторовій області є еквівалентною множенню у частотній області, то для частотної області напишемо:

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v) \quad (2)$$

У подальшому будемо вважати, що H є тотожним оператором і маємо справу з спотвореннями, які викликані лише наявністю адитивного шуму. До найбільш поширених видів шумів відносяться: гаусівський; дробовий (шум Пуассона), шум типу «сіль і перець» (імпульсний шум) та спекл-шум[1-4].

У роботі [3] запропоновано новий метод оцінки відновлення спотворених зображень, здійснених за допомогою просторових і частотних фільтрів. Він полягає у переведенні спотворених зображень перед фільтрацією у градації сірого і отриманні їх гістограм. Отримана гістограма екстраполюється гаусівською кривою і визначається величина середньоквадратичного відхилення. Аналогічна процедура здійснюється і для відновленого зображення. Аналіз проводився на мові програмування Python із використанням бібліотек для роботи з зображеннями Pillow та OpenCV. Запропоновано параметр оцінки відновлення R, який являє собою відношення різниці середньоквадратичних відхилень спотвореного і відновленого зображень до середньоквадратичного відхилення спотвореного зображення.

3. Метод вінерівської фільтрації

Одним з простих способів відновлення зображення є інверсна фільтрація. Вона передбачає отримання оцінки $\hat{F}(u,v)$ перетворення Фур'є початкового зображення шляхом ділення функції перетворення Фур'є спотвореного зображення на частотне представлення спотворюючої функції:

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \quad (3)$$

Тут процедура ділення здійснює поелементні операції. Підставивши (2) у (3) отримаємо:

$$\hat{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)} \quad (4)$$

З виразу (4) видно, що навіть знаючи спотворюючу функцію, неможливо точно відтворити початкове зображення. Тобто неможливо знайти зворотне перетворення функції $F(u,v)$, оскільки нам ревідома фуркція $N(u,v)$, яка є перетворенням Фур'є випадкової величини. Ще однією проблемою є те, що коли функція $N(u,v)$ приймає нулеві значення або близькі до них, то вклад другого складового у правій частині (4) може стати домінуючим. Один із способів вирішення цих проблем полягає у тому щоби обмежити частоти фільтру значеннями, які знаходяться поблизу початку координат. Можна показати, що значення $H(0,0)$ рівне середньому значенню функції $h(x,y)$ і як правило виявляється найбільшим значенням $H(u,v)$ у частотній області [1]. Тому, обмежуючись розглядом частот поблизу початку координат ми зменшуємо імовірність попасти на нульове значення.

Однак метод інверсійної фільтрації не забезпечує коректної роботи по відношенню до шуму. Для його покращення використовується метод Вінера [17,18], який поєднує у собі врахування властивостей спотворюючої функції і статистичних властивостей шуму у процесі відновлення. Метод ґрунтується на розгляді зображень і шуму як випадкових процесів. Завдання ставиться наступним чином: знайти таку функцію $\hat{f}$ для неспотвореного зображення f, щоби середньоквадратичне відхилення цих величин одна від одної були мінімальні.

Середньоквадратичне відхилення будемо описувати виразом:

$$e^2 = E\left\{\left(\hat{f} - f\right)^2\right\} \tag{5}$$

Де $E\{\cdot\}$ означає математичне очікування свого аргументу. При цьому допускається що виконуються наступні умови: шум і неспотворене зображення не корелюють між собою; або шум або неспотворене зображення мають нулеве середнє значення;оцінка лінійно залежить від спотвореного зображення.

При виконанні цих умов, мінімум середньоквадратичного відхилення (4) досягається на функції, яка задається у частотній області виразом [18]:

$$\hat{F}(u,v) = \left(\frac{H^*(u,v)S_f(u,v)}{S_f(u,x)|H(u,v)|^2 + S_\eta(u,v)}\right)G(u,v) = \left(\frac{1}{H(u,v)}\,\frac{|H^*(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + \frac{S_\eta(u,v)}{S_f(u,v)}}\right)G(u,v) \tag{6}$$

Представлений результат був отриманий Вінером у 1942 році, тому метод відомий як фільтрація за Вінером [17,18]. Фільтр, що представлений усередині дужок часто називають фільтром мінімального середньоквадратичного відхилення або вінерівським фільтром.

Проблема нулів при використанні вінерівського фільтру не виникає, за винятком тих випадків тих випадків коли функції $H(u,v)$ і $S_n(u,v)$ перетворюються у деяких точках в нуль одночасно.

$H(u,v)$ - спотворюючи функція (її частотне представлення); $H^*(u,v)$ - комплексне спряження спотворюючої функції; $|H(u,v)|^2 = H^*(u,v)H(u,v)$; $S_n(u,v) = |N(u,v)|^2$ - енергетичний спектр шуму; $S_f(u,v) = |F(u,v)|^2$ - енергетичний спектр оригінального зображення; $G(u,v)$ – перетворення Фур'є спотвореного зображення. Відновлене зображення у просторовій області отримується шляхом застосування зворотного перетворення Фур'є до оціночної функції $\hat{F}(u,v)$. Відмітимо, що коли шум рівний нулю, то його енергетичний спектр перетворюється в нуль і вінерівська фільтрація у цьому випадку зводиться до інверсної.

Для порівняння у даній роботі також використано медіанний фільтр серединної точки, дія якого полягає у обчисленні середнього значення між максимальним і мінімальним значенням у відповідному околі [1-4]:

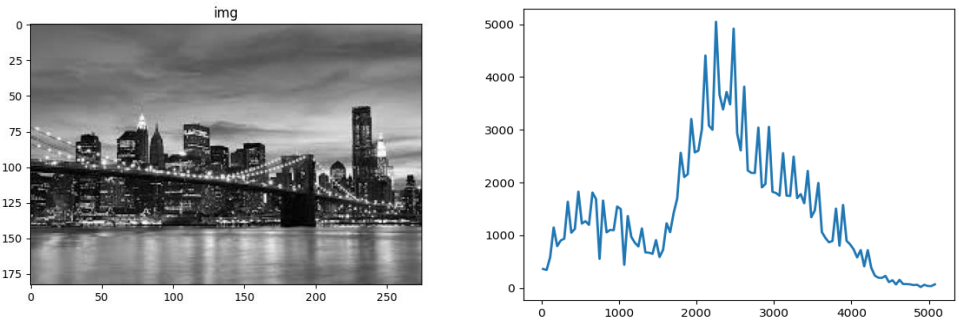
$$\hat{f}(x,y) = \frac{1}{2}\left(\max_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} + \min_{(s,t)\in S_{xy})}\{g(s,t)\}\right) \tag{7}$$

Такий фільтр об'єднує у собі методи порядкових статистик і усереднення. Він найкраще працює при наявності таких випадково розподілених шумів, як гаусівський або рівномірний.

Програмування здійснювалось за допомогою високорівневої мови Python. Мова Python використана у зв'язку з тим, що вона володіє широким спектром пакетів, які надаються для обробки зображень. Її бібліотеки та інструменти дозволяють дуже ефективно виконувати завдання у цій галузі. Використання швидкого перетворення Фур'є при обчисленні вінерівської фільтрації обумовлене збільшеною швидкодією фільтрації і спрощеними підрахунками при його використанні.

4. Результати та їх обговорення

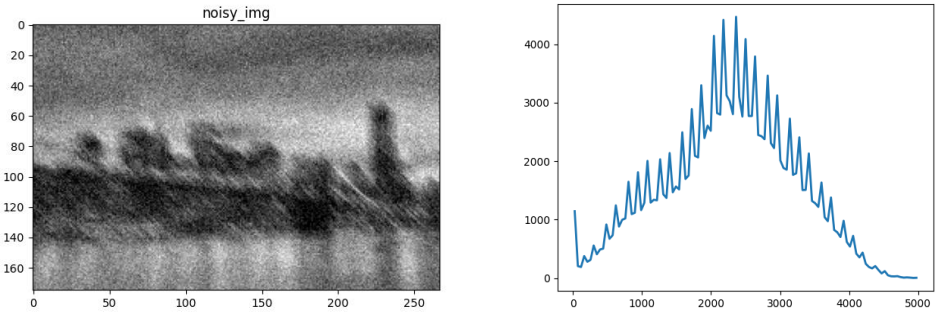
У даній роботі для обробки було використане оригінальне зображення [19], яке представлено на рис. 2а. На рис. 2б показана гістограма цього зображення (у відносних одиницях [в.о.]).



а б

Рис.2. Використане для опрацювання оригінальне зображення у градаціях сірого (а) та гістограма зображення (б).

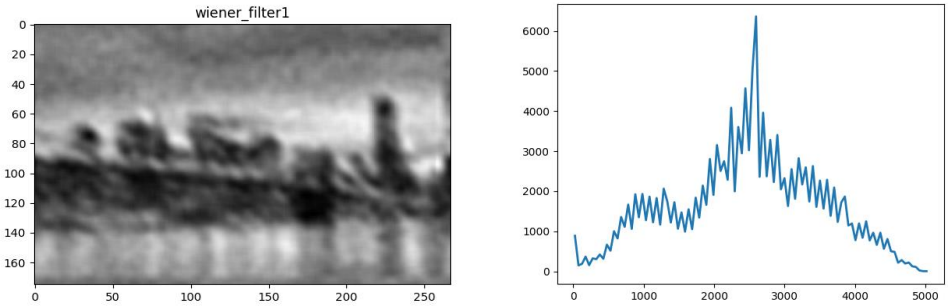
У дальшому усі зображення представляються у форматі jpg. Попередні дослідження показали, що зміна формату початкових зображень практично не впливає на отримані результати, тому у при обробці зображень використовувався даний формат. Як видно з рис.2б, гістограма початкового зображення має приблизно гаусівський характер. Тому, до неї можна використати формулу (1) і визначити середньоквадратичне відхилення (СКВ). І хоча використання тут гаусівської моделі оправдано лише частково, тим не менше спостерігається якісне співпадіння.



а б

Рис.3 Спотворене гаусівським шумом початкове чорно-біле зображення (а) та його гістограма (б)

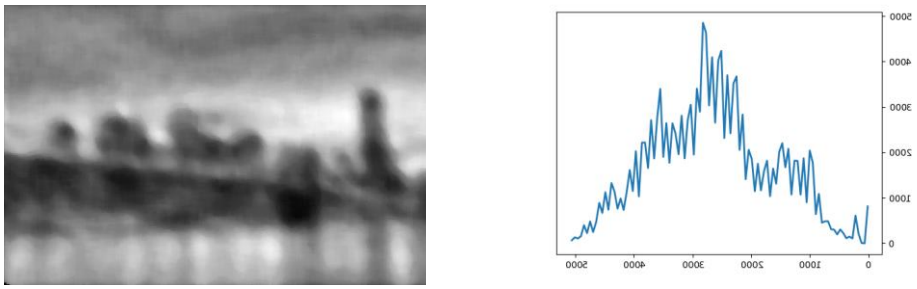
На рис. 3 показано спотворене гаусівським шумом початкове чорно-біле зображення (а) та його гістограма(б). Як видно з порівняння рисунків 2 і 3, гаусівський шум суттєво спотворив початкове зображення. Це відобразилось і на відповідній гістогра



а б

Рис. 4. Відновлене вінерівським фільтром початкове чорно-біле зображення (а) та його гістограма (б)

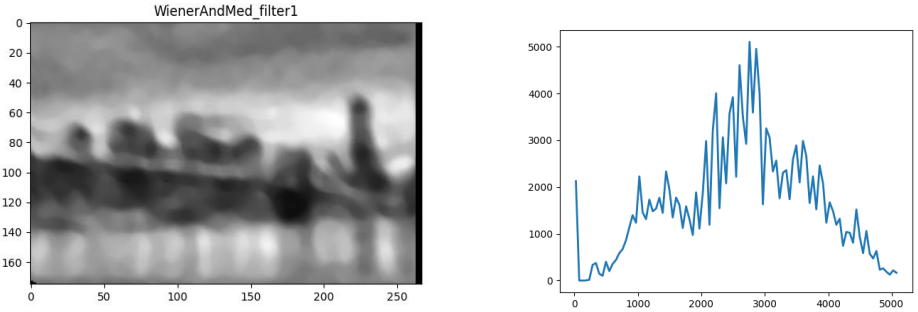
Як видно з рисунку 4а, використання вінерівсього фільтру призводить до ефекту часткового згладжування, що порівняльне з дією просторових фільтрів [12-15]. Однак при цьому губиться менше число дрібних деталей. Так видно, що нижня частина зображення стала більш однорідною і гладкою, хоча при цьому ще можна розрізнити певні елементи. Крім того, фільтрація приводить до зміни форми гістограми по відношенню як до початкового так і спотвореного зображень. Причому змінюється як форма так і положення гістограми. Вона стає вужчою у порівнянні з гістограмою спотвореного зображення в околі математичного очікування.



а б

Рис. 5. Відновлене медіанним фільтром початкове чорно-біле зображення (а) та його гістограма (б)

Використання медіанного фільтру, як і слід було очікувати, приводить до згладжування зображення (рис. 5). Більш ефективним є послідовного використання вінерівського і медіанного фільтрів, як це показано на рис 6. З цього рисунку видно, зображення стало більш чітким.



а б

Рис. 6. Зображення, що відновлене послідовно вінерівським, та медіанним фільтрами(а) та його гістограма (б).

Результати середньоквадратичних відхилень використаних перетворень зображень представлені у таблиці. Виходячи з отриманого результату, за гістограмами можна оцінити ефективність дії використаних фільтрів. Для цього скористаємось емпіричним виразом :

$$\sigma = \sigma_n - \sigma_f \tag{8}$$

де σ_n - СКВ спотвореного зображення, а σ_f - відновленого зображення.

Таблиця 1. Порівняння величин середньоквадратичного відхилення та параметру відновлення для різних типів фільтрації зображення.

Тип зображення	**Середньоквадратичне відхилення (у в.о.)**	**Параметр відновлення R**
Початкове	1.5	–
Зашумлене гаусівським шумом	2.0	–
Відновлене медіанним фільтром	1.9	0.05
Відновлене фільтром Вінера	1.7	0.15
Відновлене послідовно медіанним і фільтром Вінера	1.7	0.15
Відновлене послідовно фільтром Вінера і медіанним	1.6	0.2

Для аналізу результатів використаємо параметр R який раніше був запропонований у роботі [3] . Він показує відносне звуження гістограми відновленого зображення по відношенню до спотвореного:

$$R = \left(1 - \frac{\sigma_f}{\sigma_n}\right) = (\sigma_n - \sigma_f)/\sigma_n, \tag{9}$$

де позначення ті ж самі що і у формулі (8). У граничному випадку, коли відновлення не відбулось ($\sigma_n = \sigma_f$), тоді параметр відновлення $R = 0$. У проміжних випадках, коли $\sigma_n \geq \sigma_f$, параметр R буде приймати значення $0 \leq R \leq \left(1 - \frac{\sigma_{f0}}{\sigma_n}\right)$, де величина σ_{f_0} описує СКВ початкового зображення. У проміжних впадках $\left(R = \left(1 - \frac{\sigma_{f0}}{\sigma_n}\right) \leq 1\right)$, має місце часткове відновлення зображення. Результуючі значення цього параметра також представлені у таблиці.

5. Висновки

Як видно з результатів представлених у таблиці, у випадку просторового відновлення за допомогою медіанного фільтру, результат зміни відновлючого параметру є досить незначним ($R = 0{,}05$) навіть у випадку спотворення найпростішим шумом, яким є гаусівський. Тим не менше, візуально спостерігається певне згладжування зображення. Тобто цей метод може використовуватись у тому випадку , коли спостерігача не цікавлять дрібні деталі, а звертається увага на великі області. Для випадку вінерівської фільтрації параметр відновлення збільшується до величини $R = 0{,}15$, а саме зображення стає більш різким. Результат значно покращується якщо застосувати після вінерівського - медіанний фільтр. Як видно з рисунку 6а, зображення стає добре візуально розділеним і згладженим а параметр R збільшується до значення 0,2. Очевидно досить низьке значення параметра відновлення у першу чергу пов’язане із тими припущеннями, які були зроблені у роботі. У першу чергу це стосується опису гістограм зображень за допомогою гаусівського

контуру. Крім того не враховувались появи «хвостів» на гістограмах в області низько енергетичних значень пікселів.

Використання вінерівського фільтру значно спрощується у випадку «білого» шуму, потужність якого $|H(u,v)|^2$ є постійною функцією. Тоді має місце спрощення фільтраційного виразу. Що стосується спектру неспотвореного зображення, то він буває відомим досить не часто. У цьому випадку коли спектри шуму і початкового зображення невідомі і не можуть бути оцінені, то часто використовується підхід, який полягає у апроксимації виразу (6) за допомогою формули:

$$\hat{F}(u,v) = \left(\frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2+K}\right) G(u,v) \quad (10)$$

де K - певна константа. Цю константу підбирають емпірично, виходячи з мети відновлення зображення.

Список використаних джерел

[1] *Gonzales R., Woods R.* Digital image processing (2th) – Prentice Hall. – 2017. – 802 pp.

[2] *Бондарев А.І.* Цифрова обробка сигналів. 2010. – 391с.

[3] *І. Половинко, О. Семочко*. Метод оцінки відновлення зображень із використання просторових і частотних фільтрів // International Science Journal of Engineering &Agriculture-2022 1(4) PP. 8-18.

[4] *Ebrahimia M A., Khoshtaghazaa M.H., Minacia S., Jamshidi B.* Візуальне виявлення шкідників на основі методу класифікації SVM. Журнал комп'ютерів та електроніки в сільському господарстві. 2017. 137. – С. 52-58.

[5] *Наконечний А., Наконечний Р., Павлиш В*. Цифрова обробка зображень.// Видавництво Львівської політехніки. 2010. 366 с.

[6] *Бондарев Г., Трестер Г., Тегернега Б.* Цифрова обробка зображень. // Видавництво СевГТУ. 1999. 398 с.

[7] *Мартон А.* (1991) Вступ до обробки зображень, Чепмен і Холл, 274 1 Бойл Р. і Томас, Р (1988) Комп'ютерне бачення.

[8] *Меріон А. Вступ до обробки зображень. 1991. Чепмен і Холл, 274.*

[9] *Бойл Р. і Томас Р.* (1988). Комп'ютерний зір. Blackwell Scientific

[10] *Кайлат Томас, Сайєд Алі Х. Хассібі Бабак*. (2000). Лінійна оцінка. Прентіс-Холл, Нью-Джерсі

[11] *Pratt W.K.* Digital Image Processing. 1978. – John Wiley and Sons, Inc., USA.

[12] *Василенко Г.І., Тараторін А.М*. Відновлення зображень. Радіо і зв'язок. 1986. 311с.

[13] *Половинко І., Кашуба А*. Метод покращення космічного зображення за допомогою просторової оптичної маски та частотних фільтрів // Електроніка та інформаційні технології. 2019. Вип. 12. – С. 55-63

[14] *Половинко І.І., Кашуба А.І*. Колірні перетворення космознімків із врахуванням відбитого та розсіяного світла // International Science Journal of Engineering & Agriculture, 2020. 65 (1). – С. 11-16

[15] *Половинко І.І., Семочко О.Г.* (2022). Розпізнання образів головного мозку людини // Матеріали XI міжнародної конференції «Релаксаційні, нелінійні, акустооптичні процеси і матеріали . – С. 129-130.

[16] *Brown, Robert Grover; Hwang, Patrick Y.C.* Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering (3 ed.). 1996. New York: John Wiley & Sons.

[17] *Wiener N*. The interpolation, extrapolation and smoothing of stationary time series // Report of the Services 19, Research Project DIC-6037 MIT, February 1942

[18] *Wiener, Norbert*. Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series. 1949. New York: Wiley.

[19] Pixabay. Retrieved from https://pixabay.com/

QUANTITATIVE EVALUATION OF WIENER'S IMAGE FILTERING.

I. Polovynko, O. Semochko

Ivan Franko National University of Lviv,
107 Tarnavsky St., UA–79017 Lviv, Ukraine
polovynkoi@gmail.com , semochko@gmail.com

Abstract - When processing and transmitting information on the image, the problem of reducing their distortion due to various noises is relevant. Noise reduces the quality of the image and, accordingly, the perception of the information contained in it. This, in particular, reduces the ability to evaluate the information that can be obtained as a result of analysis using both visual and computer methods. The procedure of reducing noise in images is handled by an area of image processing called restoration. Despite the intersection of this area with image enhancement, it should be noted that the latter is more of a subjective procedure, while the restoration process is objective. During restoration, an attempt is made to reconstruct or reproduce the distorted image, using a prior information about the occurrence that caused its deterioration. Restoration methods are based on the modeling of distortion processes and the use of reverse procedures to restore the original image. In this work, a method of quantitative assessment of restoration of distorted images using Wiener filters is advanced. It consists in obtaining histograms of distorted images and their extrapolation with a Gaussian curve, followed by determination of the value of the mean-square deviation. A similar procedure is carried out for the restored image. It is proposed to carry out a quantitative assessment of the degree of restoration using the parameter R, which determines the relative narrowing of the histogram of the restored image in relation to the distorted one. Such estimates were made for the Wiener filter. Also, for comparison, the median filter and its combined effect with the Wiener filter were used. The best result was obtained with the sequential action of the Wiener and median filters, which was confirmed both by the maximum value of the R parameter and by visual observations. The analysis was performed in the Python programming language using the Pillow and OpenCV image libraries.

Keywords: image restoration, Gaussian noise, Wiener filter, median filter, image restoration parameter, Python.

Стаття надійшла до редакції 21.07.2023.
Прийнята до друку 12.08.2023.