

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Кваліфікаційна наукова
робота на правах рукопису

ЛЯШУК ОЛЕКСІЙ МИКОЛАЙОВИЧ

УДК 621.396.96

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОДИ ГОМОМОРФНОЇ ДВОЕТАПНОЇ БАГАТОПОГЛЯДОВОЇ
ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ РАДІОЛОКАТОРА З СИНТЕЗОВАНОЮ
АПЕРТУРОЮ АНТЕНИ**

05.12.17 – Радіотехнічні та телевізійні системи

Технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук.
Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ О. М. Ляшук
(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник

Жук Сергій Якович доктор технічних наук, професор

Харків – 2019

АНОТАЦІЯ

Ляшук О.М. Методи гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації зображень радіолокатора з синтезованою апертурою антени. – Кваліфікаційна наукова робота на правах рукопису.

Дисертаційна робота на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.12.17 – Радіотехнічні та телевізійні системи – Київ, 2018.

У дисертаційній роботі вирішена актуальна наукова задача розробки методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації зображень радіолокатора з синтезованою апертурою антени, які дозволяють підвищити якість РСА зображень.

У **першому розділі** показана актуальність завдання багатопоглядової фільтрації РСА-зображень при наявності спекл-шуму. Проаналізовано наявність спекл-шуму на РСА-зображеннях, який значно ускладнює аналіз зображення при розв'язку споживачем конкретних тематичних задач. Показано, що спекл-шум на РСА-зображеннях часто є просторово-корельованим, що необхідно враховувати при створенні фільтрів, що спеціалізуються на обробці РСА-зображень. Проведено аналіз існуючих методів глобальної та локально-адаптивної фільтрації спекл-шуму на одиночному зображенні та на послідовності зображень. Показана доцільність застосування гомоморфної двоетапної фільтрації для вирішення задачі багатопоглядової фільтрації РСА-зображень при наявності спекл-шуму. Виконано постановку задачі дослідження.

У **другому розділі** з використанням математичного апарату нелінійної і лінійної фільтрації розроблено метод гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму. Синтезовано алгоритм гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму, після виконання гомоморфного перетворення на

першому етапі, виконується одновимірна сумісна фільтрація зображення і корельованої завади уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок. Показано, що за допомогою отриманого з використанням властивості умовної незалежності для апостеріорної щільності ймовірності в кожній точці, проводиться об'єднання апостеріорних розподілів, визначених на першому етапі по рядках і стовпцях за допомогою алгоритму нелінійної рекурентної одновимірної фільтрації марківських послідовностей, що дозволяє розглядати обробку як некаузальну. Проведено аналіз синтезованого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму і порівняння з відомими алгоритмами за допомогою статистичного моделювання на модельних зображеннях.

У **третьому розділі** виконується розробка методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму після виконання гомоморфного перетворення на першому етапі виконується одновимірна фільтрація між зображеннями та всередині них уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, на відміну від алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації одного РСА-зображення спільно з некаузальною обробкою всередині зображень, також виконується одновимірна міжкадрова фільтрація зображень, а отримані оцінки використовуються при об'єднанні на другому етапі в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки. Проведено аналіз синтезованого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності РСА-зображень при наявності некорельованого та корельованого спекл-шуму і

порівняння з відомими алгоритмами виконані за допомогою статистичного моделювання на модельних зображеннях.

У **четвертому розділі** дисертації виконано аналіз ефективності методу гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму на послідовності з десяти зображень, які формуються із реального зображення. Розроблені алгоритми гомоморфної двоетапної фільтрації PCA-зображення за наявності корельованого спекл-шуму, а також гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму забезпечують паралельну обробку даних і є адекватними пристроям з паралельною архітектурою обчислень. Крім того, проведено порівняльний аналіз обчислювальних витрат, необхідних при реалізації синтезованих алгоритмів, а також можливостей їх реалізації на базі сучасних обчислювальних систем в реальному масштабі часу.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому що:

1. Вперше розроблено метод гомоморфної двоетапної фільтрації PCA-зображень при наявності корельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконуються спільна фільтрація зображення і корельованої завади вздовж рядків і стовпців та об'єднання розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки в порівнянні з одновимірними методами при незначному збільшенні обчислювальних витрат.
2. Вперше розроблено метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконується одномірна фільтрація між зображеннями і всередині них (уздовж рядків і стовпців), а також об'єднання розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між PCA-поглядами.

3. Вперше розроблено метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконується одномірна фільтрація між зображеннями та їх спільна фільтрація з корельованою завадою уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між РСА-поглядами і просторову корельованість спекл-шуму.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що:

1. При обробці однопоглядових РСА-зображень розроблений алгоритм гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму дозволяє отримати виграш у ВСШ у порівнянні з фільтром Лі в діапазоні 3.6-2.75 дБ при різних вхідних ВСШ.
2. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями близькому до одиниці, запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують виграш у ВСШ до 3.6 дБ і 2.8 дБ відповідно. При цьому виграш зростає при зменшенні кількості однопоглядових зображень, що обробляються.
3. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями менше одиниці запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують виграш у ВСШ не нижче 1.9-2.5 дБ і 1.6-2.6 дБ відповідно. При цьому ефективність алгоритмів обробки на основі некогерентного

накопичення при збільшенні кількості однопоглядових зображень погіршується.

4. Розроблені алгоритми забезпечують паралельну обробку даних і є адекватними пристроям з паралельною архітектурою обчислень. Для п'яти кадрів розміром 1000x1000, при використанні графічного прискорювача Nvidia GTX Geforce 1080 Ti, час обчислень становить приблизно 0.07 секунд, що забезпечує можливість оперативного отримання аерокосмічної інформації.

Ключові слова: послідовність зображень, РСА-зображення, спекл-шум, гомоморфне перетворення, фільтрація зображення, об'єднання оцінок, апостеріорна щільність ймовірності, розширений фільтр Калмана.

SUMMARY

Liashuk O.M. Methods of homomorphic two-stage multilook filtration of radar images with synthesized antenna aperture. — Qualification manuscript.

The dissertation for the scientific degree of candidate of engineering sciences in the speciality 05.12.17 – Radio engineering and television systems – Kyiv, 2019.

This thesis work solves important scientific task of developing the methods of homomorphic two-stage multi-glance radar image filtration with synthetic antenna aperture which allow enhancing the quality of SAR images.

The **first section** demonstrates the importance of the multi-look SAR image filtration task when a speckle-noise is present. Presence of the speckle-noise on SAR images has been analyzed, the former considerably hampering the process of image analysis when consumers solve specific thematic tasks. It has been shown that the speckle-noise on SAR images is often spatially correlated which should be taken into account when creating specialized filters for SAR image processing. Analysis of the existing methods of global and locally adaptive speckle-noise filtering on a single image and on an image sequence has been conducted. An appropriateness of homomorphic filtration method for solving the task of multi-look SAR image

filtration when a speckle-noise is present has been shown. The research problem has been set.

In the **second section**, a method of homomorphic two-stage SAR image filtration with the presence of a correlated speckle-noise has been developed with the use of mathematical nonlinear and linear filtration apparatus. A homomorphic two-stage SAR image filtration algorithm in the presence of a correlated speckle-noise has been synthesized; after a homomorphic conversion at the first stage, one-dimensional combined filtration of the image and of the correlated interference along the rows and columns is performed, with their subsequent integration at the second calculated valuations' stage. It has been shown that, with the help of the value obtained through the property of conditional independence for the probability's posteriori density at every point, a posteriori distributions are being combined that have been determined at stage one by rows and columns with the help of nonlinear recurrent one-dimensional Markov chains filtration algorithm which allows one to consider the processing as non-causal. Analysis of the synthesized homomorphic two-stage SAR image filtration in the presence of a correlated speckle-noise has been conducted, as well as the comparison with the known algorithms; the said actions have been performed with the help of statistical modeling process, on image models.

In the **third section**, methods of homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration at the presence of non-correlated and correlated speckle-noise are developed. After performing homomorphic conversion at the first stage of the synthesized homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration algorithm at the presence of a non-correlated speckle-noise, one-dimensional filtration between the images and inside of them along the rows and columns is performed, with the subsequent combination (at stage two) of the valuations calculated for each of the points; this allows improving the processing efficiency. Within the synthesized homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration algorithm, with the correlated speckle-noise present, unlike within the algorithm of the homomorphic two-stage filtration of a single SAR image together with an non-causal processing

within the images, a one-dimensional interframe image filtration is being performed, too; and the valuations thus obtained are used during the combination performed at every point at stage two; this allows improving the processing efficacy. Analysis of the synthesized homomorphic two-stage SAR image sequence filtration algorithm has been done, with the presence of non-correlated and correlated speckle-noise, as well as the comparison with the known algorithms; these actions have been performed with the help of a statistical modeling process, on image models.

In the **fourth section** of the thesis, efficiency analysis of the homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration method efficiency, with the presence of correlated speckle-noise has been done based on the sequence of ten images formed from an actual image. The developed algorithms of homomorphic two-stage SAR image filtration in the presence of correlated speckle-noise and homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration in the presence of non-correlated and correlated speckle-noise provide for parallel data processing and are identical to the devices with parallel computing architecture. Additionally, comparative analysis of the computational costs necessary for the synthesized algorithms' realization, as well as of the possibilities of their real time realization based on modern computing systems has been done.

The scientific novelty of the obtained results is based on the following:

1. For the first time ever, a method of homomorphic two-stage SAR image filtration in the presence of correlated speckle-noise has been developed that features combined filtration of the image and of the correlated interference along the rows and columns and the combination of the calculated valuations in each point after the homomorphic conversion, which allows increasing the processing effectiveness with only slight increase in calculation costs, as compared with the one-dimensional methods.
2. For the first time ever, a method of homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration in the presence of non-correlated speckle-noise has been developed that features one-dimensional filtration between the images and inside

of them (along the rows and columns) after the homomorphic conversion, as well as merging of the calculated valuations in each point which allows taking the mutual correlation between the SAR looks into account.

3. For the first time ever, a method of homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration in the presence of correlated speckle-noise has been developed that features one-dimensional filtration between the images and their combined filtration with a correlated interference along the rows and columns, with a subsequent combination of the calculated valuations for each of the points, which allows taking the mutual correlation between SAR looks and spatial speckle-noise correlation status into account.

The practical significance of the obtained results is as follows:

1. While processing single-look SAR images, the developed homomorphic two-stage SAR image filtration algorithm, with the presence of correlated speckle-noise, allows obtaining better signal-to-noise ratio in comparison with Lee filter, within the range of 3.6-2.75 dB at different input signal-to-noise ratios.
2. At the value of the cross-correlation coefficient between the non-noisy (undamaged) images approximating one, the proposed algorithms of the homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration in the presence of the correlated and non-correlated speckle-noise, in comparison with the incoherent accumulation algorithm with the subsequent Lee filter processing provide a signal-to-noise ratio gain of 3.6 dB and 2.8 dB, respectively. In the process, the gain increases when the number of processed single-look images diminishes.
3. At the value of the cross-correlation coefficient between the non-noisy images that is less than one, the proposed algorithms of the homomorphic two-stage multi-look SAR image filtration in the presence of the correlated and non-correlated speckle-noise, in comparison with the incoherent accumulation algorithm with the subsequent Lee filter processing provide a signal-to-noise ratio gain of at least 1.9-2.5 dB and 1.6-2.6 dB, respectively. In the process, the efficiency of the

processing algorithms based on incoherent accumulation drops as the number of the single-look images increases.

4. The developed algorithms provide for parallel data processing and are identical to the devices with parallel computing architecture. For five 1000x1000 frames, when Nvidia GTX Geforce 1080 Ti graphics accelerator is used, the computation time amounts to approx. 0.07 seconds which provides for the possibility of prompt aerospace information acquisition.

Keywords: image sequence, SAR image, speckle noise, homomorphic transformation, image filtration, combine estimates, a posteriori probability density, extended Kalman filter.

**Список публікацій здобувача, в яких опубліковані основні наукові
результати дисертації**

1. Ляшук О. М. Алгоритм двухэтапной фильтрации многоканальных изображений с внутрикадровой каузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.В. Вишневый, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2015. – № 63. С. 46-54. (**WEB OF SCIENCE**).

2. Ляшук О. М. Двухэтапная каузальная фильтрация однородного изображения при наличии коррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2016. – № 66. С. 19-28. (**WEB OF SCIENCE**).

3. Ляшук О. М. Объединение результатов одномерной фильтрации однородного изображения и коррелированной помехи при некаузальной обработке / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2017. – № 68. С. 64-70. (**WEB OF SCIENCE**).

4. Ляшук О. М. Алгоритм двухэтапной фильтрации многоканальных изображений с внутрикадровой некаузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.В. Вишневый, С.Я. Жук // Вестник Национального университета «Львовская Политехника». Серия Радиоэлектроника и телекоммуникации. – 2017. – № 874. С. 47-56.

5. Ляшук О. М. Гомоморфная двухэтапная фильтрация последовательности изображений при наличии коррелированного спекл-шума / О.М. Ляшук, С.В. Вишневый, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2017. – № 71. С. 52-59. (**WEB OF SCIENCE**).

**Список публікацій здобувача, які засвідчують апробацію матеріалів
дисертації**

1. Ляшук О.М. Алгоритм объединения результатов одномерной оптимальной фильтрации при полукаузальной обработке изображений / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14 — 20 березня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 34 — 36.

2. Ляшук О.М. Алгоритм полукаузальной двухэтапной фильтрации полутонных цифровых изображений / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіоелектроніка в ХХІ столітті». Київ, 27 — 29 квітня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 18 — 20.

3. Liashuk O.M., Zhuk S.Ya. A Two-Step Algorithm of Compensating the Additive Correlated Noise on a Homogenous Image, 2016 13th International Conference on Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET), pp. 703-705. **(SCOPUS)**.

4. Ляшук О.М. Двухэтапная фильтрация многоканальных изображений с внутрикадровой полукаузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14 — 20 березня 2016 р.: матеріали конференції — Київ, 2016. — С. 26 — 28.

5. Ляшук О.М. Анализ влияния предварительной двухэтапной фильтрации изображения искаженного коррелированной помехой на результаты сегментации / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 20 — 26 березня 2017 р.: матеріали конференції — Київ, 2017. — С. 56 — 58.

6. Liashuk O.M., Zhuk S.Ya. Homomorphic two-stage non-causal image filtration in the presence of correlated speckle noise, 2017 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo), pp. 553-558. **(SCOPUS)**.

ЗМІСТ

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ	16
ВСТУП.....	17
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ СПЕКЛ-ШУМУ НА РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ	23
1.1 Актуальність задачі багатопоглядової фільтрації зображень радіолокатора з синтезованою апертурою антени	23
1.2 Аналіз методів фільтрації РСА-зображень за наявності спекл-шуму.....	37
1.2.1 Аналіз глобальних методів фільтрації спекл-шуму	38
1.2.2 Аналіз локальних методів фільтрації спекл-шуму	44
1.3 Аналіз методу двоетапної фільтрації зображення	48
1.4 Постановка завдання дослідження	50
Висновки по першому розділу	51
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МЕТОДУ ГОМОМОРФНОЇ ДВОЕТАПНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ РСА-ЗОБРАЖЕННЯ ЗА НАЯВНОСТІ КОРЕЛЬОВАНОГО СПЕКЛ-ШУМУ	54
2.1 Постановка завдання гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму	54
2.2 Синтез алгоритмів спільної фільтрації зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях на першому етапі	57
2.3 Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації зображення і корельованої завади на другому етапі	63
2.3.1 Синтез алгоритму об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації апостеріорних розподілів в кожній точці	64
2.3.2 Синтез алгоритму об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації оцінок в кожній точці	68
2.4 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого	

спекл-шуму.....	76
Висновки по другому розділу	83
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МЕТОДІВ ГОМОМОРФНОЇ ДВОЕТАПНОЇ БАГАТОПОГЛЯДОВОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ РСА-ЗОБРАЖЕНЬ ЗА НАЯВНОСТІ НЕКОРЕЛЬОВАНОГО І КОРЕЛЬОВАНОГО СПЕКЛ- ШУМУ.....	85
3.1 Синтез алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл- шуму.....	85
3.1.1 Постановка завдання гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл- шуму.....	85
3.1.2 Синтез алгоритмів одновимірної фільтрації послідовності зображень на першому етапі	89
3.1.3 Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації послідовності зображень на другому етапі	91
3.1.4 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму	96
3.2 Синтез алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму	101
3.2.1 Постановка завдання гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму ...	101
3.2.2 Синтез алгоритмів одновимірної сумісної фільтрації послідовності зображень і корельованої завади на першому етапі	103
3.2.3 Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації на другому етапі	107
3.2.4 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядкової фільтрації РСА-зображень за наявності	

корельованого спекл-шуму	111
Висновки по третьому розділу.....	116
РОЗДІЛ 4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ І МОЖЛИВОСТІ ПРАКТИЧНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ	119
4.1 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму.....	119
4.2 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму.....	124
4.3 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму	135
4.4 Аналіз можливості практичної реалізації розроблених алгоритмів..	147
Висновки по четвертому розділу.....	152
ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ І ВИСНОВКИ.....	155
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	158
ДОДАТОК А. Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації.....	165
ДОДАТОК Б. Акти впровадження результатів дисертаційної роботи.....	168

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ

РСА	радар із синтезованою апертурою антени
РЛЗ	радіолокаційне зображення
ЕПР	ефективна площа розсіювання
ШПФ	швидке перетворення Фур'є
КФ	кореляційна функція
ВСШ	відношення сигнал / шум
ЩЙ	щільність ймовірності
СКВ	середньоквадратичне відхилення
ЕОМ	електронно-обчислювальна машина

ВСТУП

Одними з основних сучасних і перспективних засобів землеогляду є радіолокатори з синтезованою апертурою антени (РСА), які розміщуються на борту авіаційних і космічних носіїв. Вони дозволяють отримати радіолокаційні зображення, які наближаються за детальністю до зображень оптичних систем і при цьому мають ряд переваг. Характерною особливістю РСА-зображень є наявність спекл-шуму, який часто є просторово-корельованим, і значно ускладнює їх аналіз. Широке використання для послаблення спекл-шуму знаходить внутрішньоелементне некогерентне накопичення РСА-зображень, отриманих різними поглядами. Однак кількість РСА-поглядів обмежена допустимим погіршенням просторової роздільної здатності до межі, коли втрачається інформація про об'єкт. Таким чином, з огляду на низьку якість вихідних однопоглядових РСА-зображень та обмеженою кількістю РСА-поглядів важливе практичне значення має розробка алгоритмів багатопоглядової фільтрації РСА-зображень, які забезпечують прийнятні показники якості. Враховуючи необхідність оперативної обробки великих обсягів даних, такі алгоритми повинні бути адекватні пристроям з паралельною архітектурою обчислень.

Для підвищення якості багатопоглядових зображень сумісно з накопиченням однопоглядових зображень використовуються також методи їх фільтрації. Однак на сьогодні залишаються відкритими питання, пов'язані з вибором або розробкою найбільш ефективних методів, які повинні бути застосовані на етапах спільної обробки декількох зображень та їх фільтрації. Так, локально-адаптивні фільтри орієнтовані на роздільну обробку зображень, спотворених некорельованим спекл-шумом і не враховують їх взаємну кореляцію. Алгоритм вінерівської фільтрації також не може бути застосований для обробки послідовності зображень, а алгоритм багатомірної калманівської фільтрації вимагає величезних обчислювальних витрат. Крім того, фільтр Калмана є оптимальним у випадку адитивних завад.

У результаті застосування гомоморфного перетворення завдання фільтрації зображення за наявності спекл-шуму зводиться до задачі фільтрації адитивної завади, що дозволяє застосувати математичний апарат теорії оптимальної лінійної фільтрації. Метод двоетапної фільтрації зображень, на першому етапі якого використовуються одновимірні алгоритми оптимальної лінійної фільтрації незалежно уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням оброблених даних на другому етапі, дає можливість значно зменшити обчислювальні витрати і застосовувати переваги обчислювальної ефективності одновимірних алгоритмів, досягаючи прийнятної точності результатів. Даний підхід може бути використаний для фільтрації послідовності зображень і враховує їх взаємну кореляцію.

Тому актуальною **науковою задачею** є розробка методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень при наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму, які дозволяють підвищити їх якість і є адекватними ЕОМ з паралельною архітектурою обчислень.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконана на кафедрі «Радіотехнічних пристроїв і систем» радіотехнічного факультету КПІ ім. Ігоря Сікорського в рамках науково-дослідних робіт «Розробка алгоритмів двоетапної некаузальної фільтрації послідовності багатоканальних зображень при наявності корельованої завади» (номер державної реєстрації 0116U007862).

Мета роботи – підвищення якості багатопоглядових РСА-зображень при наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму шляхом розробки методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації, які є адекватними ЕОМ з паралельною архітектурою обчислень.

Відповідно до мети, **основними задачами** дослідження є:

1. Розробити метод гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму.

2. Розробити метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму.

3. Розробити метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму.

4. Провести аналіз синтезованих квазіоптимальних алгоритмів фільтрації на модельних прикладах і реальних зображеннях.

5. Виконати аналіз обчислювальних витрат і можливостей реалізації синтезованих квазіоптимальних алгоритмів фільтрації з використанням сучасної обчислювальної мікропроцесорної техніки.

Об'єктом дослідження є багатопоглядове формування РСА-зображень.

Предметом дослідження є методи багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності спекл-шуму.

Методи дослідження. В роботі використовувалися методи теорії ймовірностей, марківських випадкових процесів, лінійної і нелінійної фільтрації в дискретному часі, статистичної теорії прийняття рішень і статистичного моделювання на ЕОМ.

Наукова новизна отриманих результатів

1. Вперше розроблено новий метод гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображень при наявності корельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконуються спільна фільтрація зображення і корельованої завади вздовж рядків і стовпців та об'єднання розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки в порівнянні з одновимірними методами при незначному збільшенні обчислювальних витрат.

2. Вперше розроблено новий метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконуються одномірна фільтрація між зображеннями та всередині них (уздовж рядків і стовпців), а також об'єднання розрахованих

оцінок в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між РСА-поглядами.

3. Розроблено новий метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, відмінною особливістю якого є те, що після гомоморфного перетворення виконується одномірна фільтрація між зображеннями та їх спільна фільтрація з корельованою завадою уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між РСА-поглядами і просторову корельованість спекл-шуму.

Практичне значення отриманих результатів

1. При обробці однопоглядових РСА-зображень розроблений алгоритм гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму дозволяє отримати вигравш у ВСШ у порівнянні з фільтром Лі в діапазоні 3.6-2.75 дБ при різних вхідних ВСШ.

2. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями близькому до одиниці, запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують вигравш у ВСШ до 3.6 дБ і 2.8 дБ відповідно. При цьому вигравш зростає при зменшенні кількості однопоглядових зображень, що обробляються.

3. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями менше одиниці запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують вигравш у ВСШ не нижче 1.9-2.5 дБ і 1.6-2.6 дБ відповідно. При цьому ефективність алгоритмів обробки на основі некогерентного накопичення при збільшенні кількості однопоглядових зображень погіршується.

4. Розроблені алгоритми забезпечують паралельну обробку даних і є адекватним пристроям з паралельною архітектурою обчислень. Для п'яти кадрів розміром 1000x1000, при використанні графічного прискорювача Nvidia GTX Geforce 1080 Ti, час обчислень становить приблизно 0.07 секунд, що забезпечує можливість оперативного отримання аерокосмічної інформації.

Результати наукових досліджень можуть бути використані при розробці перспективних і модернізації існуючих РСА для підвищення якості багатопоглядових РСА-зображень при наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму.

Результати досліджень впроваджено в розробках науково-виробничого підприємства "ЕКСІММАШ".

Особистий внесок

Основні теоретичні положення і результати моделювання в дисертаційній роботі отримані автором самостійно. У співавторстві з науковим керівником сформульовані мета і завдання досліджень, висновки. Особистий внесок автора в наукових працях, опублікованих у співавторстві, такий: в [9], [10], [14] розроблені алгоритми двоетапної фільтрації багатоканальних зображень з внутрішньокадровою каузальною, напівкаузальною та некаузальною обробкою при наявності некорельованої завади; в [11], [12] синтезовані оптимальні і квазіоптимальні алгоритми двоетапної каузальної, напівкаузальної та некаузальної фільтрації однорідного зображення при наявності некорельованої завади; в [16] розроблено алгоритм гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень при наявності корельованого спекл-шуму.

Апробація результатів дисертації. Матеріали дисертації та основні положення, отримані в роботі, представлялися на: міжнародних науково-технічних конференціях «Радіотехнічні поля, сигнали та системи» (м. Київ, 2015, 2016, 2017); IX науково-технічній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Радіоелектроніка в XXI столітті» (м. Київ, 2015); IEEE 13th International Conference on Modern Problems of Radio Engineering,

Telecommunications and Computer Science (TCSET) (Lviv, Slavske, Ukraine, 2016); IEEE International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo) (Odesa, Ukraine, 2017).

Публікації. За результатами дисертаційної роботи опубліковано 11 наукових робіт, в тому числі 5 статей в провідних фахових виданнях, з яких 4 у виданнях України включених до міжнародної наукометричної бази WEB OF SCIENCE, 6 тез доповідей, з яких 2 в іноземних виданнях, які включені до міжнародної наукометричної бази SCOPUS.

Структура і обсяг дисертації

Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел, одного додатку. Робота містить 170 сторінки, в тому числі 133 сторінок основного тексту, 120 рисунків, 13 таблиць. Список використаної літератури включає 50 найменувань. Додатки розміщено на 6 сторінках.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА НАЯВНОСТІ СПЕКЛ-ШУМУ

1.1. Актуальність задачі багатопоглядової фільтрації зображень радіолокатора з синтезованою апертурою антени

Сучасні радіолокаційні засоби землеогляду (дистанційного зондування) включають у себе радіолокатори з синтезованою апертурою антени (РСА), які розміщуються на борту безпілотних літальних апаратів та аерокосмічних носіїв. Дані засоби є одними з основних елементів в перспективних і сучасних глобальних системах аерокосмічного моніторингу [1].

Можливі такі сфери застосування РСА в галузі дистанційного зондування – геологія, гідрологія, екологія, сільське господарство, тематичне картографування, океанологія та інші.

Радіолокаційна зйомка має ряд переваг в порівнянні з іншими видовими засобами спостереження – оптичними та інфрачервоними датчиками [1]:

- підвищена точність вимірювання геометричних характеристик об'єктів;
- можливість детектування специфічних характеристик спостережуваних об'єктів, що характеризують їх динамічні характеристики, діелектричні властивості і внутрішню структуру;
- незалежність від параметрів освітленості об'єктів;
- відсутність впливу метеорологічних умов та інших погодних факторів;
- можливість створення карт рельєфу місцевості та портретування об'єктів у тривимірному вигляді;
- можливість детектування та спостереження об'єктів, що мають погану видимість в оптичному або інфрачервоному діапазонах електромагнітного спектра, прикритих рослинним або сніжним покривом, а також за іншими непрямими ознаками, наприклад, спостереження за глибинними процесами на поверхні водного середовища;

- отримання допоміжної інформації про спостережувані об'єкти використовуючи їх електродинамічні властивості (поглинаючі, проникаючі або відбиваючі властивості залежно від довжини радіохвиль, резонансу, поляриметричних характеристик).

Принцип роботи РСА заснований на створенні еквівалентних апертур зі збільшеною ефективною довжиною. Це досягається шляхом послідовного переміщення реальної випромінюючої антени уздовж траєкторії польоту літального апарату і обробки прийнятих сигналів за допомогою спеціальних методів. Геометрія зйомки наведена на рис. 1.1, на якому позначені: V – вектор шляхової швидкості, x – проекція траєкторії на поверхню Землі (колійна дальність), y – дальність до відбиваючого елементу по поверхні Землі, $R(t_k)$ – похила дальність в момент часу t_k , Δy – смуга захоплення (смуга зйомки), H – висота польоту, L_s – довжина шляху синтезування [1, 3].

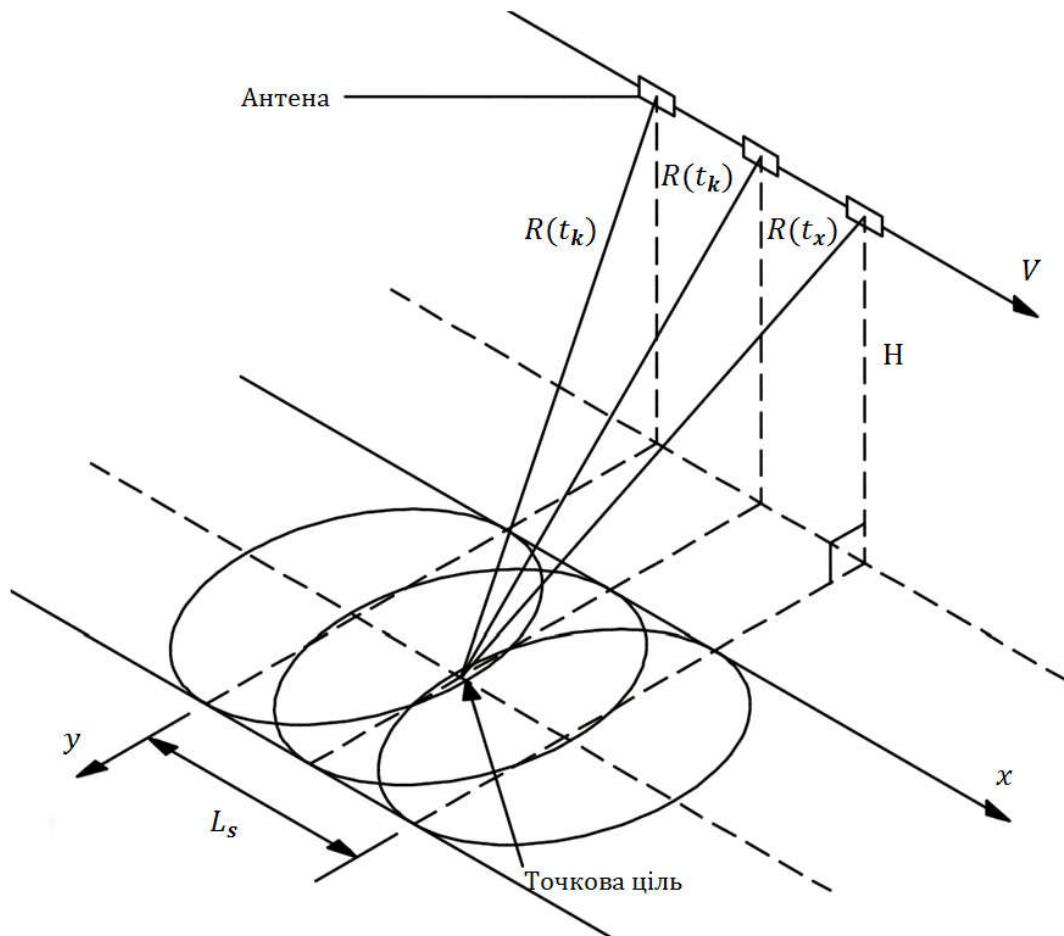


Рис. 1.1. Принцип синтезу апертури в РСА

Радіолокаційне зображення (РЛЗ) місцевості в смузі зйомки $\Delta\alpha$ формується за рахунок прийому сигналу, відбитого від ділянки поверхні, розташованого в межах діаграми спрямованості реальної антени (ДСА). Відображення здійснюються відповідно до функції радіолокаційного рельєфу і діаграмою зворотного розсіювання, характерними для кожного типу поверхні.

Отримане радіолокаційне зображення (РЛЗ) підстилаючих покривів є аналогічним мапі відображення просторового розподілу відбиваючої здатності спостережуваних об'єктів. Зображення можна розглядати як двовимірне відображення об'єкта або сцени [1].

Основними характеристиками РСА, які визначають якість РЛЗ при картографуванні, є роздільна здатність та динамічний діапазон зображення. Крім того, роздільна здатність в значній мірі визначає ефективність вирішення завдань виявлення малорозмірних об'єктів, розпізнавання групових і зосереджених об'єктів, а також визначення їх координат та супроводження [3].

РСА забезпечує просторову роздільну здатність, яка при тій же частоті зондуючого сигналу практично недосяжна при використанні радіолокаторів з реальною апертурою [1]. Висока роздільна здатність по азимуту забезпечується необхідним інтервалом синтезування, що можливо тільки при використанні спеціальних заходів для компенсації фазових нестабільностей траєкторного сигналу. Підвищення роздільної здатності по дальності забезпечується використанням широкосмугових зондуючих сигналів з різними видами внутрішньоімпульсної модуляції [2].

Радіометрична роздільна здатність РСА (або контрастно-яскрава чутливість) характеризує можливість розрізнити об'єкти з різною відбиваючою здатністю. Вона залежить від чутливості РСА та площі спостережуваного об'єкта.

Характерними властивостями РСА-зображень в порівнянні з класичними зображеннями, отриманими в видимому діапазоні хвиль (за допомогою аерофотографічних, телевізійних, лазерних і інфрачервоних засобів) є [1]:

- сучасні РСА мають більш низьку роздільну здатність в порівнянні з фотографічними, лазерними, телевізійними та інфрачервоними засобами; найбільша роздільна здатність сучасних РСА становить приблизно 0.5 м, при цьому оптичні засоби мають роздільну здатність у десятки сантиметрів. Таким чином велика кількість об'єктів на РСА-зображеннях не може бути розпізнана за формою. При постійній поляризації випромінювання та прийому, а також радіолокаційному спостереженні на одній частоті, основним джерелом інформації про об'єкти та підстильну поверхню є амплітуда відбитих від них сигналів. При цьому об'єкти розпізнаються тільки за розміром і контрастом відміток, певними непрямими ознаками і існуючою апріорною інформацією в області огляду;
- для РСА-зображень характерна "зерниста" структура шорсткуватих поверхонь з рівномірною середньою питомою ефективною поверхнею розсіювання (спекл-структура зображень). Подібні спотворення виникають у всіх когерентних системах формування зображень. Спекл-структура обумовлена інтерференційними явищами відбитих від шорсткої поверхні сигналів з урахуванням їх фаз [16]. Спекл-структура РСА-зображень значно знижує їх дешифрувальну здатність. Для вирішення даної проблеми в апаратурі обробки сигналів РСА використовуються спеціальні алгоритми обробки для боротьби з подібними спотвореннями;
- контрастність ділянок місцевості і відміток об'єктів на РЛЗ більшою мірою залежить від діелектричних властивостей їх поверхонь, наприклад, об'єкти з металевою поверхнею відображаються більш контрастно, що забезпечує їх ефективне виявлення;
- РСА-зображення мають значно більший динамічний діапазон (до 80-90 дБ);

Сучасні РСА використовують цифрові методи обробки сигналів, які можуть виконуватися у реальному масштабі часу. У більшості випадків рішення тактичних завдань проводиться у два етапи. На першому етапі процесор обробки сигналів (сигнальний процесор) РСА формує РЛЗ заданого виду (амплітудні, фазові, швидкісні, поляризаційні портрети цілей), при цьому алгоритм обробки сигналів РСА землегляду передбачає подавлення спекл-шуму на етапі синтезування. На другому етапі процесор даних, використовуючи отримані РЛЗ, визначає необхідні характеристики цілей для вирішення заданого тактичного завдання. Функціонування системи обробки забезпечується набором алгоритмів рішення задач та апаратними засобами.

Як зазначалося вище, характерною особливістю РСА-зображень є наявність спекл-шуму. У всіх скануючих системах з когерентним формуванням зображення він обумовлений енергетичними завадами через хаотично розподілені відбивачі сигналу, що занадто дрібні для того, щоб їх могла відобразити система [3, 4].

Реальна розсіююча поверхня є шорсткою в діапазоні довжин хвиль радіолокаційного сигналу, а РСА випромінює когерентний сигнал. При розсіянні когерентного випромінювання на шорсткій поверхні в площині спостереження утворюються плямисті дифракційні картини – спекл-поля [19].

Кожна ділянка фону представляє собою хаотичний набір елементарних відбивачів, які по-різному орієнтовані. У межах кожного елемента роздільної здатності РСА відбувається векторне підсумовування сигналів від цих елементарних відбивачів і формується сумарний сигнал, причому, як правило, частка енергії кожного відбивача набагато менше сумарної енергії в елементі роздільної здатності. Сигнал, що приймається РСА від даного елемента роздільної здатності, буде мати випадкове значення ЕПР, яке може змінюватися від ракурсу спостереження, від елемента до елемента або від заходу до заходу зйомки в кілька разів. Оскільки структура шорсткості розсіюючої поверхні має випадковий характер, то утворюються яскраві плями у вигляді «зерен», що

розташовані випадковим чином в площині спостереження, маючи при цьому випадкову форму і розміри.

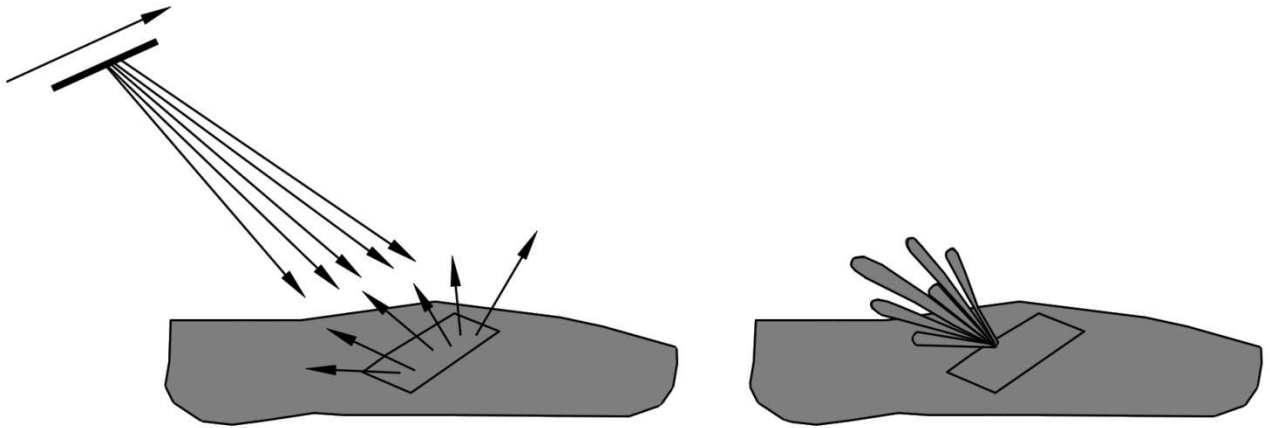


Рис. 1.2 Формування діаграми зворотного розсіювання шорсткуватої поверхні

Наявність спекл-шуму ускладнює оцінювання детермінованої (корисної) складової розсіяного радіолокаційного сигналу, що залежить від кута падіння та фізичних властивостей розсіючої поверхні.

Статистична модель «класичного» спекл-шуму базується на представленні елемента роздільної здатності РСА у вигляді сукупності великої кількості випадкових незалежних елементарних точкових відбивачів з приблизно однаковими розсіюючими властивостями і рівномірно розподіленими фазами відбиттів. Тоді компоненти комплексного сигналу від цього елемента роздільної здатності розглядаються як суперпозиція сигналів від окремих елементарних відбивачів усередині елемента завдяки центральній граничній теоремі та є гаусовими випадковими величинами з нульовим середнім і однаковою дисперсією. У цьому випадку щільність ймовірності розподілу амплітуд спекл-шуму задовольняє добре відомий релеївський закон. Щільність ймовірності потужності (квадрата амплітуди) відбитого сигналу в елементі роздільної здатності, що утворює енергетичне РЛЗ, підпорядковується експоненціальному закону розподілу [2].

Разом з тим основні допущення, що лежать в основі класичної моделі, не завжди виконуються через цілий ряд об'єктивних причин, що впливають

найбільш істотним чином при формуванні зображень з високою (10 м і менше) роздільною здатністю [16]. Для підвищення адекватності опису спекл-шуму в кожній конкретній ситуації найбільш часто застосовуються закони розподілу: Райса [1], логарифмічно нормальний [1, 3, 4], Вейбулла, К-розподіл [1]. Однак уточнені моделі спекл-шуму отримують найбільше поширення при вирішенні задач виявлення точкових та зосереджених об'єктів, в яких поведінка хвостів розподілу спекл-шуму істотно впливає на ймовірності виявлення об'єкта.

Для аналітичного опису виду взаємодії між шумом і сигналом від об'єктів спостереження вводиться ряд моделей, що відрізняються ступенем складності і адекватності відображення реальної сцени [1, 3, 6, 8, 10]. Найбільш простою і тому однією з найбільш широко використовуваних на практиці є модель мультиплікативного шуму:

$$u(n, m) = s(n, m) \mu(n, m), \quad (1.1)$$

де $\mu(n, m)$ – відлік спекл-шуму, що впливає в точці (n, m) , який має релеївський розподіл з рівним одиниці математичним очікуванням і дисперсією σ_μ^2 ; $u(n, m)$, $s(n, m)$ – відліки спостережуваного і істинного зображень. Для спекл-шуму значення σ_μ^2 досить великі і можуть досягати одиниці.

Існують також більш складні аналітичні моделі спекл-шуму [1, 2]: модель адитивного, модульованого сигналом шуму; мультиплікативна модель з адитивним середнім та інші.

Можливість використання найбільш простої моделі (1) так само, як і спрощеної релеївської статистичної моделі спекл-шуму, для більшості реальних поверхонь обґрунтовується результатами натурних експериментів, проведених із застосуванням авіаційних і космічних РСА [1, 3, 4]. Так, для РСА SIR-B і SEASAT показано, що залежність СКО σ_u від середнього \bar{u} амплітуд відліків локальної області РЛЗ однорідної ділянки земної поверхні досить добре апроксимуються прямою лінією, що свідчить про мультиплікативність спекла з нахилом $\sigma_\mu = \sigma_u / \bar{u}$, близьким до теоретичного, розрахованим за релеївською

моделлю. Таким чином, у багатьох випадках дисперсія мультиплікативного шуму зберігається постійною для всього зображення. Крім того, як впливає з моделі (1.1), при більшому середньому рівні \bar{u} однорідної ділянки, флуктуації, що обумовлені мультиплікативною завадою, більші. Такі завади отримали назву сигнально-залежні.

У [1, 3] розглядаються спектр флуктуації амплітуди спекл-шуму та його автокореляційна функція. Показано, що спектральна щільність потужності спекл-шуму визначається з точністю до постійного множника квадратом модуля передавальної функції РСА. Автокореляційна функція спекл-шуму пов'язана з його спектральною щільністю за допомогою перетворенням Фур'є. Таким чином, за допомогою автокореляційної функції спекл-шуму також можна безпосередньо визначити імпульсну характеристику РСА.

Як зазначається в [3] спекл-шум на РСА-зображеннях часто є, у тій чи іншій мірі просторово-корельованим [7, 8, 9]. Для більшості систем ширина головної пелюстки автокореляційної функції (АКФ) шуму не перевищує 2...3 відліків, а бічні пелюстки при цьому, як правило, практично відсутні. Проте навіть при такій формі АКФ нерівномірність розподілу енергії за спектральними компонентами проявляється досить чітко [4].

Як приклад на рис. 1.3 і рис. 1.4 показані відповідно істинне та спотворене корельованим спекл-шумом зображення міської місцевості.

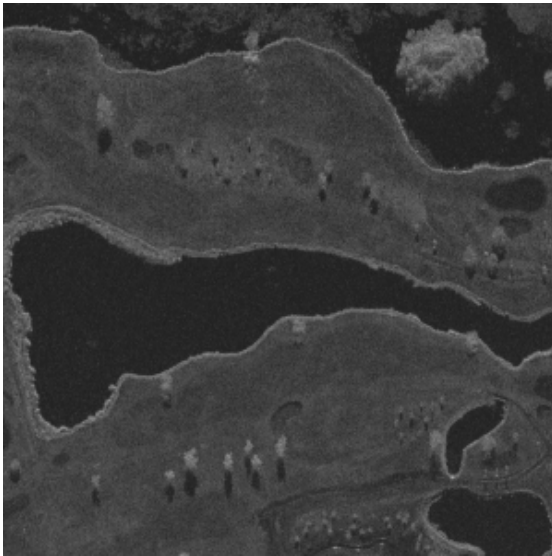


Рис. 1.3. Початкове зображення міської місцевості

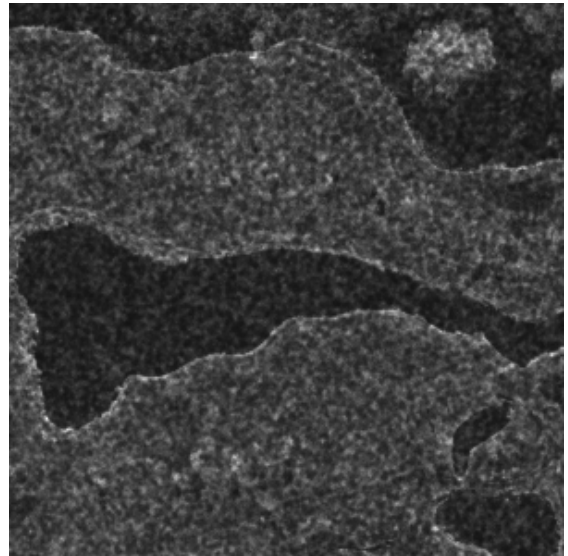


Рис. 1.4. Зображення, спотворене корельованим спекл-шумом

На рис. 1.5 представлені нормовані автокореляційні функції зображення рис. 1.3 і спекл-шуму, а на рис. 1.6 – їх спектри відповідно.

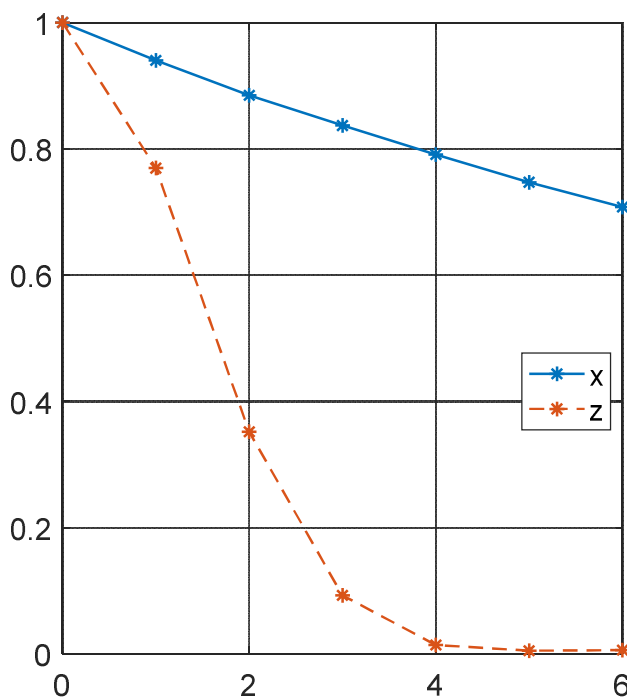


Рис. 1.5. Автокореляційні функції зображення і завади

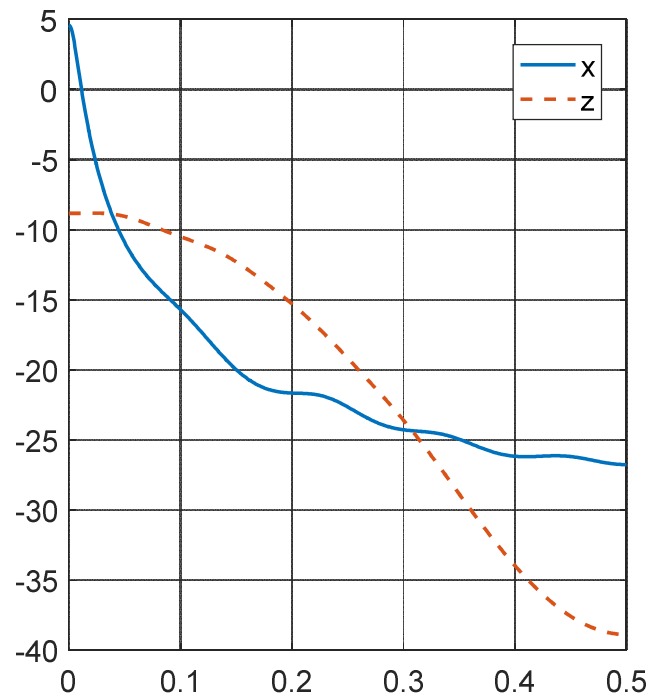


Рис. 1.6. Спектри зображення і завади

На теперішній час створена велика кількість фільтрів, в тому числі таких, що спеціалізуються на обробці РСА-зображень [1, 3, 4], тобто враховують мультиплікативний характер спекл-шуму та його негаусовість. Разом з тим, при

розробці більшості з цих фільтрів не врахована просторова корельованість спекл-шуму, що має місце на практиці і яка веде до зниження ефективності подавлення завад [12, 13, 14] у порівнянні з випадком їх просторової некорельованості. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки методів фільтрації просторово-корельованого спекл-шуму.

Традиційно вплив спекл-шуму на РЛЗ послаблюється шляхом використання процедур некогерентного накопичення. Використовують два варіанти некогерентного накопичення:

- підсумовування декількох незалежних РЛЗ (внутрішньоелементне некогерентне накопичення) однієї і тієї ж ділянки місцевості;
- підсумовування відліків детального РЛЗ (міжелементне некогерентне накопичення) при його усередненні по площі вікна.

Дані процедури виконуються як над амплітудними, так і над енергетичними РЛЗ. У другому випадку зазвичай після накопичення виконується зворотний перехід до амплітуди шляхом вилучення квадратного кореня з суми відліків яскравостей. Як показано у [1], амплітудне РЛЗ більше підходить для зорового сприйняття.

Некогерентне накопичення дає прямий вигрaш у покращенні радіометричної роздільної здатності РЛЗ пропорційно квадратному кореню від числа спостережень.

Метод, при якому в одному елементі роздільної здатності усереднюються кілька РЛЗ (внутрішньоелементне некогерентне накопичення), отримав в зарубіжній літературі назву «Multilook» (багатопоглядовий). Багатопоглядова обробка є ефективним засобом для підвищення якості та інформативності зображень, що отримуються за допомогою РСА [1]. При використанні багатопоглядової обробки радіолокаційне зображення ділянки місцевості формується з декількох незалежних зображень цієї ділянки, які називаються РСА-поглядами. Тому, для РСА-зображень зондууючу ділянку для різних поглядів зазвичай можна вважати нерухомою [4]. Отримане у результаті

некогерентного сумування РСА-поглядів зображення називають багатопоглядовим.

Для отримання незалежних РЛЗ однієї і тієї ж ділянки місцевості (РСА-поглядів) можуть використовуватися різні способи:

- розбиття всього траєкторного сигналу на примикаючі одна до одної ділянки, розмір яких визначається необхідною роздільною здатністю по азимуту;
- розбиття всієї смуги частот зондуючого сигналу на ряд примикаючих одна до одної смуг, ширина яких визначається необхідною роздільною здатністю по дальності;
- паралельна робота РЛС на декількох рознесених несучих частотах;
- робота з випромінюванням і прийомом сигналів на різних поляризаціях.

В даний час на практиці найбільш широко застосовуються два перших способи. Перевага методу розбиття всього траєкторного сигналу на ділянки полягає в тому, що траєкторний сигнал практично завжди має інформаційну надмірність і для некогерентного накопичення необхідні лише додаткові пристрої у системі обробки сигналів. Максимально можливе число некогерентних РСА-поглядів на всьому інтервалі спостереження об'єкта визначається відношенням загального часу опромінення (спостереження) об'єкта до часу синтезування.

Залежно від розв'язуваного тактичного завдання, необхідної величини зони огляду і часу огляду в РСА використовують:

- 1) огляд смуги місцевості (передньобоковий огляд);
- 2) огляд сектору (секторний огляд);
- 3) огляд ділянки місцевості в межах ширини ДН антени (телескопічний огляд).

Крім того, РЛЗ місцевості може формуватися по рядкам в міру прольоту літака над місцевістю для картографування, або у вигляді окремих кадрів, які стикаються між собою. Реалізація некогерентного накопичення залежить від

обраного режиму огляду в РСА. Напрямок РСА-поглядів та їх кількість визначається алгоритмом обробки сигналів і визначається у реальному часі сигнальним процесором.

Одним з найбільш часто застосовуваних алгоритмів при багатопоглядовій РСА-обробці є дальнісно-доплерівський алгоритм [1]. Його основні переваги полягають у високій швидкодії та функціональній простоті. У дальнісно-доплерівському алгоритмі багатопоглядова обробка реалізується шляхом поділу смуги доплерівських частот на кілька частин, що зображено на рис. 1.7. Після застосування зворотного перетворення Фур'є до кожної з частин, формується кілька РСА-зображень (РСА-поглядів) однієї і тієї ж ділянки сцени.

Шляхом некогерентного усереднення РСА-поглядів вдається зменшити спекл-шум та виявити тонкі деталі на РСА-зображеннях. Багатопоглядова обробка успішно застосовується також при вирішенні інших завдань, наприклад, для виявлення рухомих цілей [4] і для знаходження рельєфу місцевості [3, 4].

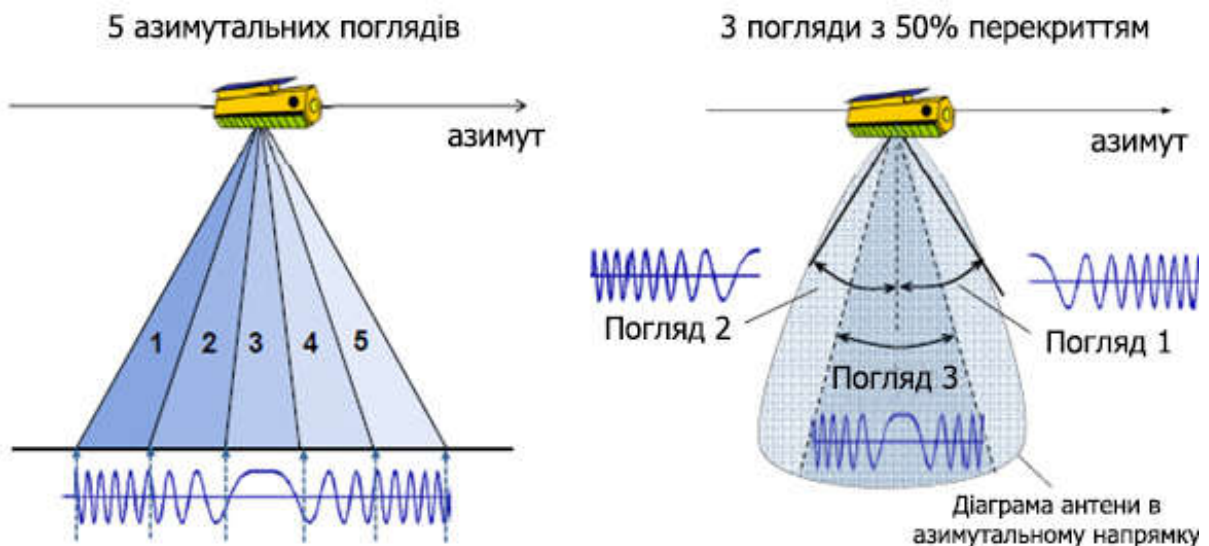


Рис. 1.7. Принципи багатопоглядової роботи РСА

Крім варіанту внутрішньоелементного некогерентного накопичення можливий варіант міжелементного некогерентного накопичення, при якому спочатку отримують одиночне РЛЗ з високою граничною роздільною здатністю

по азимуту і дальності, а потім після детектування проводять усереднення відліків РЛЗ по площі спостережуваного об'єкта. У порівнянні з РСА з високою роздільною здатністю такий метод має ряд переваг:

1) можливість адаптивного вибору розмірів і конфігурації усереднюючого вікна для застосування сучасних алгоритмів автоматичної сегментації РЛЗ, вейвлет-фільтрації, нейронної обробки, фрактального аналізу;

2) можливість отримання радіолокаційних портретів малорозмірних об'єктів для розпізнавання і класифікації після їх виявлення на згладженому знімку;

3) архівація детальних РЛЗ для їх подальшого використання, включаючи інтерферометричну обробку знімків, знятих у різний час.

Однак обробка траєкторного сигналу для отримання надвисокої роздільної здатності по дальності та азимуту у реальному масштабі часу вимагає високої швидкодії ($10^7 \dots 10^9$ операцій / с) процесора і великого обсягу оперативної пам'яті ($10^6 \dots 10^8$ байт), що є виключно складним завданням для бортових ЕОМ. Це пов'язано з тим, що для отримання РЛЗ всіх об'єктів, розташованих в межах зони огляду, яка визначається реальною діаграмою спрямованості, система обробки повинна враховувати відмінність параметрів сигналів (затримки обвідної і швидкості її зміни, середньої доплерівської частоти, крутизни ЛЧМ і ширини спектра в залежності від координат об'єктів). Система обробки при цьому стає багатоканальною.

При маршрутних режимах сканування [1] запас за часом спостереження відсутній. Максимальна затримка визначається з урахуванням часу виконання алгоритму синтезування відповідним процесором обробки траєкторних сигналів. Зазвичай вона становить десятки частки - одиниці секунд. Високі обчислювальні вимоги до отримання зображення з надвисокою роздільною здатністю значно ускладнюють реалізацію режиму міжелементного некогерентного накопичення в реальному масштабі часу.

Крім того, міжелементне некогерентне накопичення також призводить до

погіршення просторової роздільної здатності РСА, яке визначається площею вікна усереднення.

Спрощення системи обробки траєкторного сигналу можливо тільки при обмеженні смуги огляду як по дальності, так і по азимуту. Тому застосування багатопоглядової обробки, при якій скорочується тривалість інтервалу синтезування траєкторного сигналу, полегшує вимоги до обчислювальних засобів синтезування. В даний час багатопоглядові РСА використовуються як на космічних, так і авіаційних носіях, в тому числі на легких літаках [13] і безпілотних літальних апаратах.

Характерна особливість багатопоглядової обробки – пропорційне погіршення роздільної здатності РСА по азимуту, шляхом зменшення довжини синтезованої апертури в N_X разів, у порівнянні з граничною, а також погіршення роздільної здатності по дальності при розподілі наявної смуги доплерівських частот на N_R однакових непересічних діапазонів. В результаті площа елемента роздільної здатності РЛЗ по азимуту і по дальності збільшується у $N_e = N_X N_R$ разів.

Необхідно відзначити, що можливості зменшення спекл-шуму на РЛЗ шляхом некогерентного накопичення і відповідно кількість РСА-поглядів обмежені допустимим погіршенням просторової роздільної здатності до межі, коли втрачається інформація про об'єкт.

Таким чином, з огляду на низьку якість вихідних однопоглядових РСА-зображень, що обумовлено наявністю спекл-шуму, який часто може бути просторово корельованим та обмеженою кількістю РСА-поглядів задача багатопоглядової фільтрації РСА-зображень є актуальною. У роботах [18-20] відзначається, що для її вирішення необхідно комплексно використовувати всі можливі методи підвищення якості РСА-зображень.

Однак при вирішенні задачі багатопоглядової фільтрації РСА-зображень виникає ряд питань, пов'язаних з вибором або розробкою найбільш ефективних методів, які повинні застосовуватись на етапах спільної обробки декількох

зображень та їх фільтрації [14]. Крім того, підвищення оперативності часу обчислень на сьогодні досягається шляхом використання ЕОМ з паралельними обчисленнями. Тому алгоритми багатопоглядової фільтрації РСА-зображень повинні бути адекватні пристроям з паралельною архітектурою обчислень [32].

1.2. Аналіз методів фільтрації радіолокаційних зображень за наявності спекл-шуму

Основним підходом до фільтрації спекл-шуму є просторове згладжування РСА-зображень, мета якого – зменшити спекл-шум при збереженні контурів об'єктів, розташованих в межах спостережуваної сцени, границі переходу між ділянками з різними відбиваючими характеристиками, а також текстурних властивостей ділянок зображення для різних земних покривів. Класифікація методів згладжування спекл-шуму показана на рис. 1.8. Вибір методу фільтрації визначається прикладними завданнями, так як в основному оцінка їх ефективності проводиться на експертному рівні. У той же час, слід зазначити, що всі алгоритми подавлення спекл-шуму мають ряд недоліків. До них відносяться: погіршення просторової роздільної здатності РЛЗ, розмиття границь ділянок з різними відбиваючими властивостями і так далі. Тому становить інтерес виконати аналіз основних методів фільтрації зображення за наявності спекл-шуму.

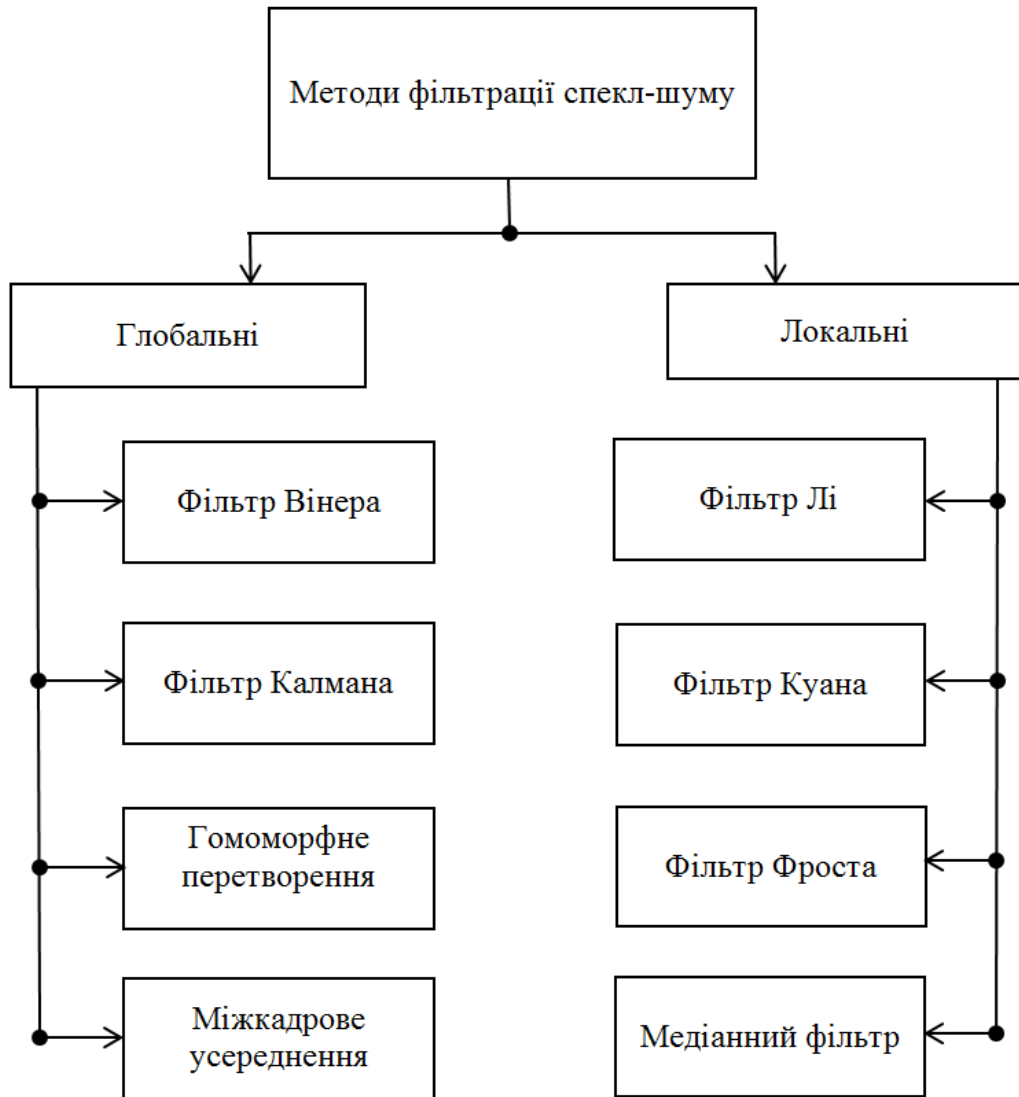


Рис 1.8. Класифікація методів фільтрації спекл-шуму

1.2.1 Аналіз глобальних методів фільтрації спекл-шуму

До першої групи входять глобальні методи, що передбачають вплив на РСА-зображення в цілому або на більшу його частину. До глобальних належать методи: вінерівської та калманівської фільтрації, фільтрація із застосуванням гомоморфного перетворення РСА-зображення, підсумовування (некогерентного накопичення) незалежних зображень однієї і тієї ж ділянки [1, 39]. Використання глобальних методів пов'язане з рядом обмежень, які

викликані як значними обчислювальними витратами процедур фільтрації [32, 37, 38], так і специфікою застосування даних методів.

Одним з найбільш широко застосовуваних при вирішенні задачі оптимальної фільтрації зображень є метод вінерівської фільтрації. Фільтр Вінера є оптимальним за критерієм мінімуму середнього квадрата помилки оцінки:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = E \left\{ (x(n, m) - \hat{x}(n, m))^2 \right\}, \quad (1.2)$$

де σ_{ε}^2 – дисперсія помилки оцінки; $x(n, m)$ – значення яскравості неспотвореного зображення, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$; $\hat{x}(n, m)$ – оцінка значення яскравості, обчислена у процесі фільтрації; $E \{ \bullet \}$ – оператор математичного очікування.

Вінерівська фільтрація здійснюється у частотній області, при цьому обробка виконується над спектром зображення. Частотна характеристика фільтра Вінера має вигляд:

$$G(k, l) = \frac{S_x(k, l)}{S_x(k, l) + S_v(k, l)}, \quad (1.3)$$

де $G(k, l)$ – частотна характеристика фільтра Вінера, $k = \overline{0, N-1}$, $l = \overline{0, M-1}$; $S_x(k, l)$ – енергетичний спектр неспотвореного зображення; $S_v(k, l)$ – енергетичний спектр завади.

Обробка зображення за допомогою фільтра Вінера здійснюється за допомогою формули:

$$\hat{X}(k, l) = G(k, l)Y(k, l), \quad (1.4)$$

де $\hat{X}(k, l)$ – Фур'є-образ відфільтрованого зображення; $Y(k, l)$ – Фур'є-образ зображення, спотвореного завадою.

Перевагою фільтра Вінера є обробка зображення в частотній області, при цьому використовуються ефективні в обчислювальному плані алгоритми швидкого перетворення Фур'є. Крім того, фільтр Вінера використовує всі

вихідні дані при обробці кожної точки зображення, що дозволяє віднести цей алгоритм фільтрації до класу некаузальних [27, 28].

Використання фільтра Вінера накладає певні обмеження на оброблювані дані. Його застосування пов'язано з вимогою стаціонарності зображення. Загальним недоліком алгоритму вінерівської фільтрації є необхідність використання для розрахунку частотної характеристики фільтра спектральної щільності неспотвореного зображення, яка рідко буває відома точно. Крім того, фільтр Вінера є оптимальним у випадку гаусівської завади, яка є адитивною та некорельованою з неспотвореним зображенням. Це приводить до необхідності використання моделі спекл-шуму у вигляді адитивної сигнально-залежної завади, що значно ускладнює реалізацію алгоритму вінерівської фільтрації [15, 16].

Для вирішення задачі фільтрації послідовності зображень застосування фільтру Вінера має значні труднощі, оскільки його синтез передбачає нескінчений об'єм вибіркового даних. При багатопоглядовому режимі роботи РСА кількість зображень є незначною, що не дозволяє отримати оптимальний алгоритм їх обробки на основі апарату вінерівської фільтрації [14, 15].

Оптимальним за критерієм мінімуму середнього квадрата помилки оцінки є також фільтр Калмана, який на відміну від вінерівської фільтрації дозволяє реалізувати рекурентну обробку зображення в просторовій області при порядковому механізмі формування спостережень [31].

Перевагою фільтра Калмана є також те, що він є оптимальним не тільки в стаціонарному, але і в перехідному режимі встановлення похибки фільтрації, що на відміну від фільтра Вінера дозволяє використовувати його при обмеженому об'єму вибірки.

Однак для опису моделі неспотвореного зображення використовуються дискретні динамічні системи, розмірність векторів стану яких кратна розміру рядка зображення [32, 40, 42]. Це призводить до необхідності оперувати в алгоритмі калманівської фільтрації зображень з векторами і матрицями великої

розмірності, що не дозволяє реалізувати алгоритм в реальному масштабі часу на практиці. Обмеження розміру вектору стану моделі зображення при синтезі квазіоптимальних алгоритмів фільтрації як правило призводить до виникнення ефекту їх розбіжності [31].

Крім того, фільтр Калмана є оптимальним у випадку гаусівських некорельованих сигналів та завад, які взаємодіють адитивно. Це також, як і у випадку фільтра Вінера, призводить до необхідності використання моделі спекл-шуму у вигляді адитивної сигнально-залежної завади, що значно ускладнює синтез алгоритму фільтрації.

Маючи рекурентну процедуру обчислень, фільтр Калмана дозволяє теоретично реалізувати покадрову фільтрацію послідовності зображень. Але в цьому випадку розмірності векторів і матриць в алгоритмі калманівської фільтрації дорівнюють кількості пікселів на зображенні одного кадру, що не дозволяє реалізувати такі алгоритми на практиці [16, 22].

Для фільтрації мультиплікативних завад на зображенні також застосовують гомоморфну фільтрацію. При цьому під гомоморфним перетворенням [32] розуміється будь-яке перетворення мультиплікативно взаємодіючих сигналу і завади, що перетворює заваду на адитивну, яка вже не залежить від сигналу. До перетворених даних можна застосовувати будь-які алгоритми обробки, відомі для моделі адитивного та незалежного від сигналу шуму.

У випадку моделі (1.1) гомоморфне перетворення зводиться до логарифмування і дозволяє представити зображення у вигляді суми двох складових:

$$g(x, y) = \ln(u(n, m)) = \ln(s(n, m)) + \ln(\mu(n, m)). \quad (1.5)$$

Двомірне перетворення Фур'є (ДПФ) від $g(x, y)$ дорівнює сумі ДПФ компонентів:

$$G(u, v) = F_s(u, v) + F_\mu(u, v). \quad (1.6)$$

Для подавлення шуму та посилення сигнальної складової виконується фільтрація:

$$Z(u, v) = H(u, v)G(u, v) = H(u, v)F_s(u, v) + H(u, v)F_\mu(u, v). \quad (1.7)$$

Виконання зворотного ДПФ дозволяє перейти у просторову область:

$$z(n, m) = F^{-1}(H(u, v)F_s(u, v)) + F^{-1}(H(u, v)F_\mu(u, v)) = s'(n, m) + \mu'(n, m) \quad (1.8)$$

Щоб отримати покращене зображення необхідно виконати зворотну логарифмуванню операцію взяттям експоненти:

$$g'(n, m) = \exp(z(n, m)) = \exp(s'(n, m))\exp(\mu'(n, m)). \quad (1.9)$$

В результаті такої обробки відбувається стиснення динамічного діапазону і посилення контрасту зображення. В якості фільтра можуть бути використані будь-які двовимірні цифрові фільтри із заданими характеристиками.

У [16] відзначається, що застосування алгоритму вінерівської фільтрації із попередньою гомоморфною обробкою РЛЗ дає кращі результати, ніж застосування кожного із алгоритмів окремо.

При наявності кількох РСА-поглядів на етапі формування РСА-зображення найбільш часто в РСА-системах обробки використовується метод фільтрації спекл-шуму за допомогою підсумовування незалежних зображень однієї і тієї ж ділянки (міжкадрове накопичення) [1, 4]. Як відмічалось в підрозділі 1.1, для формування незалежних РСА-зображень можливе використання різних підходів. У сучасних аерокосмічних системах кількість РСА-поглядів становить в загальному випадку 4-7 [4]. Підсумовування може виконуватися двома способами [1, 32]. У першому випадку амплітуда відліку результуючого зображення z_1 розраховується як сума амплітуд відліків N незалежних РСА-зображень в кожній точці:

$$z_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i. \quad (1.10)$$

У другому випадку виконується підсумовування яскравостей відліків РСА-зображень I_i в кожній точці, при цьому амплітуда відліку z_2 результуючого зображення обчислюється таким чином:

$$z_2 = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^N I_i \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (1.11)$$

Оцінка ефективності фільтрації спекл-шуму методом підсумовування обчислюється за допомогою відношення $\gamma = \frac{\sigma_u}{\bar{u}}$, де \bar{u} і σ_u^2 – середнє значення і дисперсія амплітуди відліків РСА-зображення. Значення коефіцієнтів, наведені в [1], показують, що зниження дисперсії шуму приблизно пропорційно величині \sqrt{N} , причому перший спосіб підсумовування найбільш прийнятний [9].

Основними недоліками в методі підсумовування непересічних смуг спектра доплерівських частот є необхідність у збільшенні обчислювальних ресурсів на N -кратне формування РСА-зображення та у зменшенні азимутальної роздільної здатності РСА в N разів, через що на практиці необхідно використовувати також інші методи фільтрації спекл-шуму.

В роботі [1] зазначається необхідність комплексно використовувати всі можливі методи підвищення якості багатопоглядових зображень. Однак існує велика кількість можливих методів обробки сукупності однопоглядових зображень. По-перше, різноманітність методів обумовлена можливістю як спочатку виконувати фільтрацію кожного однопоглядового зображення, а потім їх спільну обробку, так і виконувати це навпаки. По-друге, при фільтрації і спільній обробці може бути застосована досить велика кількість різних методів. При цьому виникає ряд питань, пов'язаних з вибором або розробкою найбільш ефективних методів, які повинні бути застосовані на етапах спільної обробки декількох зображень та їх фільтрації.

Проведено аналіз для випадку сукупності однопоглядових зображень, кожне з яких описується моделлю з мультиплікативною завадою виду (1.1).

Мультиплікативні завади для кожного однопоглядного зображення просторово некорельовані і незалежні для різних поглядів.

Розглянуто чотири види евристичних очевидних алгоритмів:

1. обробка з використанням фільтра Лі кожного однопоглядного зображення і їх подальше усереднення;
2. обробка з використанням фільтра Лі кожного однопоглядного зображення і застосування міжкадрової медіанної фільтрації;
3. застосування усереднення для однопоглядових зображень і обробка результуючого зображення з використанням фільтра Лі;
4. застосування міжкадрової медіанної фільтрації та обробка результуючого зображення з використанням фільтра Лі.

Як показали результати моделювання, алгоритм 3 з усередненням і подальшою фільтрацією виявився найбільш ефективним (перевершує інші процедури по піковому відношенню сигнал-шум на 0,4 ... 1,1 дБ.) [4]. У роботі стверджується, що якщо при обробці замість фільтра Лі використовувати будь-які інші фільтри, наприклад, локально-адаптивні [32, 37, 38], то і в цьому випадку застосування усереднення до фільтрації є найбільш ефективною процедурою. Це обумовлено поліпшенням контрасту сумарного зображення, що дозволяє з більшою надійністю класифікувати групи пікселів на локально-пасивні (однорідні ділянки) і локально-активні (відповідні границі, малорозмірні об'єкти та текстури). Тому становить інтерес аналіз локальних методів фільтрації спекл-шуму, які застосовуються після усереднення (некогерентного накопичення) однопоглядових зображень.

1.2.2 Аналіз локальних методів фільтрації спекл-шуму

Для подолання просторової інерційності, що проявляється у змазуванні границь текстурних областей на зображенні, застосовують локально-адаптивні алгоритми фільтрації. При локально-адаптивній фільтрації обробка зображення виконується в межах апертури (маски) обраних розмірів, які значно менші

розмірів оброблюваного зображення. На кожному кроці обробки шляхом аналізу елементів, що потрапили у апертуру, вибираються відповідні параметри алгоритму фільтрації і обчислюється оцінка яскравості центрального елемента апертури. Обробка зображення проводиться шляхом переміщенням апертури.

При використанні локальних методів згладжування розміри фрагмента РЛЗ, за яким здійснюється обчислення статистик, вибираються виходячи з вимоги забезпечення достатності обсягу вибіркового даних, адаптації до середнього розміру елемента сцени (характеру сцени) і мінімуму обчислювальних витрат [32]. Компромісним рішенням вважається використання фрагмента розміром 5x5 пікселів.

Відомим локально-адаптивним алгоритмом фільтрації РСА-зображень, спотворених спекл-шумом, є фільтр Лі. Даний алгоритм ґрунтується на мультиплікативній моделі спекл-шуму. Результуючий відлік РСА-зображення в центральній точці вікна C розраховується за допомогою формули:

$$I_N = I_t C + I_c (1 - C), \quad (1.12)$$

де I_t – відлік РСА-зображення в центральній точці вікна $t = (m, n)$; $I_c = M_{E_t}$ – розраховане середнє відліків у вікні з центральною точкою в t , $C = 1 - N_e/N$ – вагова функція, N – розрахункова кількість спостережень для однорідної поверхні, отримана за РСА-зображенням, N_e – виміряна за РСА-зображенням ефективна кількість спостережень для виділеної ділянки у вікні C .

Таким чином, отримуємо:

$$I_N = I_t \left(1 - \frac{N_e}{N} \right) + I_c \frac{N_e}{N}. \quad (1.13)$$

Виходячи з (1.13), коли частина зображення, що потрапляє у вікно, однорідна, тобто $N_e \geq N$, фільтр Лі інтерпретується як класичний згладжуючий фільтр. У другому випадку фільтр розраховує зважену суму поточного значення оброблюваної точки і середнього значення за формулою (1.12). Нерівність $N_e \geq N$ є основним критерієм однорідності поверхні.

Фільтр Куана виконує перетворення мультиплікативного шуму до адитивного, який залежить від вхідного сигналу $u(x, y)$. Для даної моделі використовують критерій мінімуму середньоквадратичної помилки. Основна формула для розрахунку результуючих відліків РСА-зображення відповідає формулі (1.12) у фільтрі Лі, проте вагова функція відрізняється:

$$C = 1 - N_e / (N + 1). \quad (1.14)$$

У разі $N_e \approx N$ для однорідної поверхні для кожного пікселя результуючого РСА-зображення отримуємо напівсуму вихідних відліків зображення в оброблюваному пікселі і середнього значення в поточному вікні. У разі, коли нерівномірність відліків у вікні досить велика, в результуюче РСА-зображення записуються відліки вихідного зображення [16].

Адаптивний фільтр Фроста ґрунтується на моделі мультиплікативного шуму в припущенні, що вхідне зображення має експоненційну автокореляційну функцію (РСА-зображення однорідне і стаціонарне в межах вікна). Головна відмінність фільтра Фроста від фільтрів Куана і Лі в оцінюванні відбиваючої здатності ділянки у вікні за допомогою згортки спостережуваного РСА-зображення з імпульсною реакцією РСА. Використання фільтра передбачає застосування вікна з круговою симетрією, яке описується набором вагових коефіцієнтів, кожен з яких залежить від положення відліків РСА-зображення у вікні:

$$I_N = e^{-K_R L_i / N_e}, \quad (1.15)$$

де K_R – коефіцієнт демпфірування, що задає спадання вагової функції; L_i – відстань i -й точки в поточному вікні від центрального пікселя.

Підсумкова формула для розрахунку вихідних відліків РСА-зображення має вигляд:

$$I_N = \frac{1}{\sum_{N_X \times N_Y} V_i} \sum_{N_X \times N_Y} I_i V_i \quad (1.16)$$

Виходячи з (1.16), фільтр Фроста для однорідної поверхні усереднює відліки РСА-зображення в круговій ділянці вікна, яка задається коефіцієнтом демпфірування K_R . У разі неоднорідності на зображенні, діаметр ділянки усереднення починає зменшуватися, поки не досягне розміру центрального пікселя. На відміну від фільтрів Куана та Лі, фільтр Фроста передбачає збільшені обчислювальні витрати, і при цьому не зменшує характерні для зазначених фільтрів спотворення при обробці лінійних об'єктів на РСА-зображеннях, а також на границях однорідних областей [1].

Розширені фільтри Фроста та Лі припускають оцінку однорідності вихідного РСА-зображення в локальній області вікна і використання іншої стратегії для розрахунку результуючого РСА-зображення: для текстур, однорідних поверхонь та ізольованих точкових цілей. Параметром однорідності стає співвідношення між розрахунковим числом спостережень N і оціненим у вікні ефективним числом спостережень N_e . Для розширеного фільтра Лі використовується вираз для отримання відліків результуючого РСА-зображення:

$$I_N = \begin{cases} I_C & \text{при } N_e \geq N_{\max}; \\ I_t C + I_C (1 - C) & \text{при } N_{\max} < N_e < N, \\ I_t & \text{при } N \geq N_e; \end{cases} \quad (1.17)$$

де I_t – відлік вихідного РСА-зображення в центрі поточного ковзаючого вікна; I_C – усереднені відліки в вікні:

$$C = e^{-K_R(G_i - G_u)/(G_{\max} - G_i)}, \quad (1.18)$$

де C – вагова функція, $G_u = 1/\sqrt{N}$; $G_i = \sigma_w/M_W = 1/\sqrt{N_e}$; $C_{\max} = \sqrt{1 + 2/N}$ – поріг визначення текстури у вікні РСА-зображення; K_R – коефіцієнт, що задає спадання вагової функції, тобто коефіцієнт демпфірування.

Реалізація розширеного фільтра Фроста збігається з фільтром Лі, проте відрізняється тим, що функція вагових коефіцієнтів має кругову симетрію:

$$V = e^{-K_R L_i(G_i - G_u)/(G_{\max} - G_i)}, \quad (1.19)$$

де L_i – дистанція i -го пікселя від центрального пікселя в поточному вікні.

Підсумкова формула для розрахунку вихідних відліків РСА-зображення при інших значеннях параметра однорідності РСА-зображення у вікні, представлена у вигляді:

$$A_N(m, n) = \frac{\sum_{t=-N_Y/2+1}^{N_Y/2} \sum_{l=-N_X/2+1}^{N_X/2} \delta_{tl} A(m+t, n+l)}{\sum_{t=-N_Y/2+1}^{N_Y/2} \sum_{l=-N_X/2+1}^{N_X/2} \delta_{tl}}. \quad (1.20)$$

Недоліком локально-адаптивних алгоритмів фільтрації є неможливість оцінки кореляційних характеристик та урахування статистичних зв'язків елементів в межах апертури через її малі розміри, тому найчастіше в якості параметрів, які характеризують локальну ділянку, сформовану з відліків у апертурі, використовують перший і другий моменти. Збільшення апертури дозволяє поліпшити подавлення завади, але при цьому збільшується рівень спотворення дрібних деталей та границь однорідних ділянок на зображенні. Вибір розмірів апертури локально-адаптивних алгоритмів фільтрації часто є наближеним і залежить від особливості сцен, представлених на зображенні.

1.3 Аналіз методу двоетапної фільтрації зображення

З розглянутих у підрозділі 1.2 методів, найбільш адекватним для подавлення спекл-шуму на послідовності зображень є метод калманівської фільтрації. Фільтр Калмана є рекурентним і дозволяє реалізувати послідовну, покадрову фільтрацію зображень. При цьому враховуються кореляційні властивості зображень і завад. Однак застосування фільтра Калмана вимагає неприпустимо високу реалізаційну складність одержуваних алгоритмів.

Для фільтрації зображень, в роботі [35] розроблено підхід, основу якого складає розбиття процедури фільтрації на два етапи і використання неповних даних. На першому етапі виконується одномірна фільтрація незалежно уздовж рядків і стовпців зображення, а на другому етапі проводиться об'єднання отриманих даних. Такий механізм дозволяє значно скоротити обчислювальні витрати в порівнянні з двовимірними оптимальними і квазіоптимальними

алгоритмами фільтрації зображень, а також використовувати переваги обчислювальної ефективності одновимірних алгоритмів, досягаючи прийнятної точності результатів.

В роботі [26] отриманий вдосконалений алгоритм каузальної двоетапної фільтрації зображень, в якому виконується об'єднання апостеріорних одновимірних розподілів на другому етапі за формулою:

$$p(x|Y) = c \frac{p(x|Y_{n1}, y) p(x|Y_{m1})}{p(x)}. \quad (1.21)$$

На відміну від двоетапного алгоритму, при використанні вдосконаленого алгоритму каузальної двоетапної фільтрації зображення (1.21) відпадає необхідність додатково обчислювати параметри одноточкової умовної апостеріорної ЩЙ в кожній точці зображення $p(x|y)$, що дозволяє знизити обчислювальні витрати без зниження точності розраховуваних оцінок.

Використання для обчислення оцінок в точці (n, m) всіх спостережень $Y_{n1} = (y(n, 1), \dots, y(n, M))$, $Y_{m1} = (y(1, m), \dots, y(N, m))$ уздовж n -го рядка и m -го стовпця дозволяє розглядати двоетапну обробку зображення як некаузальну [25, 26, 27, 28].

Перевагою алгоритмів некаузальної двоетапної фільтрації зображень є використання швидких алгоритмів одновимірної фільтрації, що дозволяє зменшити час на обробку зображень у порівнянні з двовимірними алгоритмами.

Важливою перевагою алгоритмів каузальної і некаузальної двоетапної фільтрації також є те, що вони допускають розпаралелювання обчислювального процесу і є адекватними пристроям з паралельною архітектурою обчислень.

Розглянутий підхід базується на використанні хоч і обмежених, але двовимірних даних. Результатом є поліпшення якості у порівнянні з фільтрацією одновимірних перетинів зображення – рядків або стовпців при растрово-прямокутній дискретизації. Отже, очікувані результати двоетапної фільтрації за величиною помилок будуть займати середнє положення між двовимірною і одновимірною фільтрацією, що визначає, таким чином,

відповідно нижню і верхню межі помилок. Знання обох меж дає найбільш повне уявлення про ефективність будь-яких квазіоптимальних рішень.

Розглянутий підхід може бути застосований і для вирішення завдання подавлення спекл-шуму на послідовності РЛЗ. Необхідно відзначити, що ефективні, практично реалізовані алгоритми двоетапної фільтрації зображень отримані для випадку некорельованих сигналів та завад, які взаємодіють адитивно. Як зазначалося в підрозділі 1.1 взаємодія неспотвореного зображення і спекл-шуму описується мультиплікативною моделлю (1.1). Ці труднощі можна обійти шляхом використання гомоморфного перетворення (1.5), яке дозволяє перейти до адитивної моделі взаємодії неспотвореного зображення і завади.

1.4. Постановка завдання дослідження

Як випливає з проведеного аналізу актуальною науковою задачею є розробка методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень при наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму, які дозволяють підвищити їх якість і є адекватними ЕОМ з паралельною архітектурою обчислень

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення якості багатопоглядових РСА-зображень при наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму шляхом розробки методів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації, які є адекватними ЕОМ з паралельною архітектурою обчислень. Відповідно до мети, основними завданнями дослідження є:

1. Розробити метод гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму.
2. Розробити метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму.

3. Розробити метод гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму.

4. Провести аналіз синтезованих квазіоптимальних алгоритмів фільтрації на модельних прикладах і реальних зображеннях.

5. Виконати аналіз обчислювальних витрат і можливостей реалізації синтезованих квазіоптимальних алгоритмів фільтрації з використанням сучасної обчислювальної мікропроцесорної техніки.

Об'єктом дослідження є багатопоглядове формування РСА-зображень.

Предметом дослідження є методи багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності спекл-шуму.

Висновки до першого розділу:

1. Характерною особливістю РСА-зображень є наявність спекл-шуму, який значно ускладнює аналіз зображення при розв'язку споживачем конкретних тематичних задач. Спекл-шум на РСА-зображеннях часто є просторово-корельованим, що необхідно враховувати при створенні фільтрів, що спеціалізуються на обробці РСА-зображень.

2. Широке використання для послаблення спекл-шуму знаходить внутрішньоелементне некогерентне накопичення РСА-зображень, отриманих різними поглядами. Але при багатопоглядовій обробці відбувається пропорційне погіршення роздільної здатності РСА по азимуту і по дальності, в результаті відбувається зменшення довжини синтезованої апертури і поділ смуги доплерівських частот на піддіапазони.

3. З огляду на низьку якість вихідних РСА-зображень різних поглядів, а також необхідність оперативної обробки великих обсягів даних актуальним є розробка алгоритмів багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності спекл-шуму, які забезпечують прийнятні показники якості обробки і адекватні пристроям з паралельною архітектурою обчислень

4. Використання моделі спекл-шуму у вигляді адитивної сигнально-залежної завади значно ускладнює реалізацію алгоритму вінерівської фільтрації РСА-зображення. При багатопоглядовому режимі роботи РСА кількість зображень є незначною, що не дозволяє отримати оптимальний алгоритм їх обробки на основі фільтра Вінера, оскільки його синтез передбачає нескінчений об'єм вибіркового даних.
5. Маючи рекурентну процедуру обчислень, фільтр Калмана дозволяє теоретично реалізувати покадрову фільтрацію послідовності зображень. Але в цьому випадку розмірності векторів і матриць в алгоритмі калманівської фільтрації дорівнюють кількості пікселів на РСА-зображенні, що не дозволяє реалізувати такі алгоритми на практиці.
6. У результаті застосування гомоморфного перетворення завдання фільтрації зображення за наявності спекл-шуму зводиться до задачі фільтрації сигнальної складової за наявності адитивної завади, що дозволяє застосувати математичний апарат теорії оптимальної лінійної фільтрації.
7. Для підвищення якості багатопоглядових зображень сумісно з накопиченням однопоглядних зображень використовуються також методи їх фільтрації. Однак на сьогодні залишаються відкритими питання, пов'язані з вибором або розробкою найбільш ефективних методів, які повинні бути застосовані на етапах спільної обробки декількох зображень та їх фільтрації.
8. При використанні локально-адаптивних фільтрів, внаслідок малих розмірів апертури не вдається оцінювати кореляційні характеристики оброблюваного фрагмента і враховувати статистичні зв'язки відліків зображення при обробці. Збільшення апертури призводить до поліпшення ступеня подавлення завади, але при цьому збільшується спотворення дрібних деталей і меж однорідних областей на зображенні. Крім того, локально-адаптивні фільтри орієнтовані на роздільну обробку зображень і не враховують їх взаємну кореляцію.

9. Метод двоетапної фільтрації зображень, на першому етапі якого використовується одновимірний оптимальний алгоритм фільтрації незалежно уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням отриманих даних на другому етапі, дозволяє значно скоротити обчислювальні витрати в порівнянні з двовимірними алгоритмами оптимальної фільтрації і використовувати переваги обчислювальної ефективності одновимірних алгоритмів, досягаючи прийнятної точності результатів. Даний підхід може бути використаний для фільтрації послідовності зображень і врахувати їх взаємну кореляцію.

10. Для підвищення якості багатопоглядових РСА-зображень необхідно розробити методи гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації, які дозволяють врахувати взаємну кореляцію однопоглядних РСА-зображень і є адекватними ЕОМ з паралельною архітектурою обчислень.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МЕТОДУ ГОМОМОРФНОЇ ДВОЕТАПНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ РСА-ЗОБРАЖЕННЯ ЗА НАЯВНОСТІ КОРЕЛЬОВАНОГО СПЕКЛ-ШУМУ

У розділі 2 виконується розробка методу гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму, який є складовою частиною методу гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень. Даний метод також може бути застосований для фільтрації багатопоглядового РСА-зображення, отриманого у результаті некогерентного сумування РСА-поглядів при наявності корельованого спекл-шуму. Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму проведено на модельних прикладах за допомогою статистичного моделювання.

2.1. Постановка завдання гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму

Істинне РСА-зображення, яке неспотворене завадою представляється у вигляді матриці, що складається з елементів $s(n, m)$, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, які відповідають значенням яскравості, параметри N і M характеризують розміри зображення. Спотворені спекл-шумом спостереження відповідно мають вигляд $y(n, m)$, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$.

Широке поширення для опису зв'язку між відліками спостережуваного $u(n, m)$ і істинного $s(n, m)$ РСА-зображень знаходить мультиплікативна модель у вигляді [1]:

$$u(n, m) = s(n, m) \mu(n, m), \quad (2.1)$$

де $\mu(n, m)$ – відлік спекл-шуму, що впливає в точці (n, m) , який має релеївський розподіл з математичним очікуванням рівним одиниці і дисперсією

σ_μ^2 . Будемо також вважати, що відліки спекл-шуму мають просторову кореляцію, яка описується кореляційною функцією $R_\mu(\Delta_1, \Delta_2)$.

Гомоморфне перетворення дозволяє за допомогою операції логарифмування перетворити вираз (2.1) до вигляду:

$$y(n, m) = \ln(u(n, m)) = \ln(\mu(n, m)) + \ln(s(n, m)) = x(n, m) + z(n, m). \quad (2.2)$$

Мультиплікативна завада $\mu(n, m)$ стає адитивною $z(n, m) = \ln(\mu(n, m))$ по відношенню до корисної складової $x(n, m) = \ln(s(n, m))$. Оскільки випадок впливу адитивних завад більш простий і краще вивчений, у багатьох практичних випадках виконання гомоморфного перетворення сприяє більш ефективній фільтрації і спрощує вибір обробки даних. Після отримання відліків відфільтрованого зображення $\hat{x}(n, m)$, оцінки відліків вихідного істинного РСА-зображення $s(n, m)$ визначаються за формулою:

$$\hat{s}(n, m) = \exp(\hat{x}(n, m)). \quad (2.3)$$

Для визначення оцінок відліків зображення після гомоморфного перетворення $\hat{x}(n, m)$ необхідно розробити алгоритм двоетапної сумісної фільтрації відліків зображення $x(n, m)$ і корельованої завади $z(n, m)$ з некаузальною обробкою, в якій на першому етапі виконується спільна одновимірна фільтрація зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях, а на другому – об'єднання отриманих оцінок зображення і корельованої завади в кожній точці. Перетворення, які виконуються при гомоморфній двоетапній фільтрації, показані на рис. 2.1.

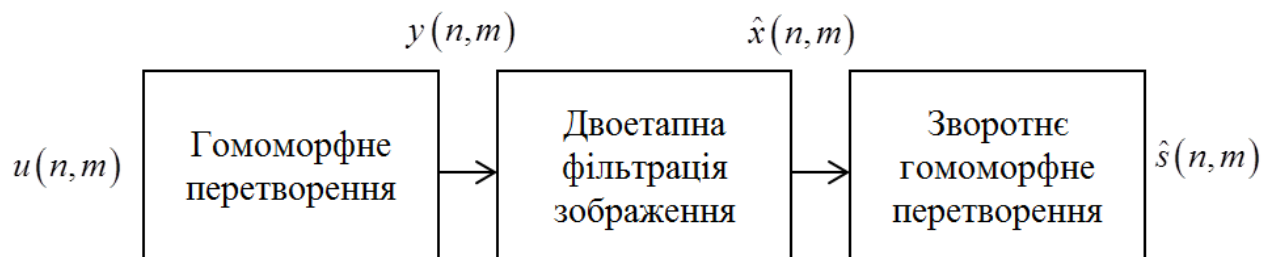


Рис. 2.1. Перетворення при гомоморфній двоетапній фільтрації

Неспотворене завадою зображення $x(n, m)$ представляється у вигляді матриці розмірами N на M . Кожен відлік описується параметрами $x(n, m)$ і $z(n, m)$, які відповідають значенням істинної яскравості зображення і корельованої завади в точці (n, m) , $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$ відповідно.

Введемо вектори $X_{n1} = (x(n, 1), \dots, x(n, m-1))$,
 $X_{n2} = (x(n, M), x(n, M-1), \dots, x(n, m+1))$, $X_{m1} = (x(1, m), \dots, x(n-1, m))$,
 $X_{m2} = (x(N, m), x(N-1, m), \dots, x(n+1, m))$, які містять істинні значення яскравостей елементів зображення до поточної оброблюваної точки (n, m) . Корельована завада міститься в векторах $Z_{n1} = (z(n, 1), \dots, z(n, m-1))$,
 $Z_{n2} = (z(n, M), z(n, M-1), \dots, z(n, m+1))$, $Z_{m1} = (z(1, m), \dots, z(n-1, m))$,
 $Z_{m2} = (z(N, m), z(N-1, m), \dots, z(n+1, m))$. Відповідні їм спостереження, адитивно спотворені корельованою завадою, знаходяться в векторах $Y_{n1} = (y(n, 1), \dots, y(n, m-1))$, $Y_{n2} = (y(n, M), y(n, M-1), \dots, y(n, m+1))$,
 $Y_{m1} = (y(1, m), \dots, y(n-1, m))$, $Y_{m2} = (y(N, m), y(N-1, m), \dots, y(n+1, m))$. З урахуванням введених позначень, схематичне представлення зображення показано на рис. 2.2.

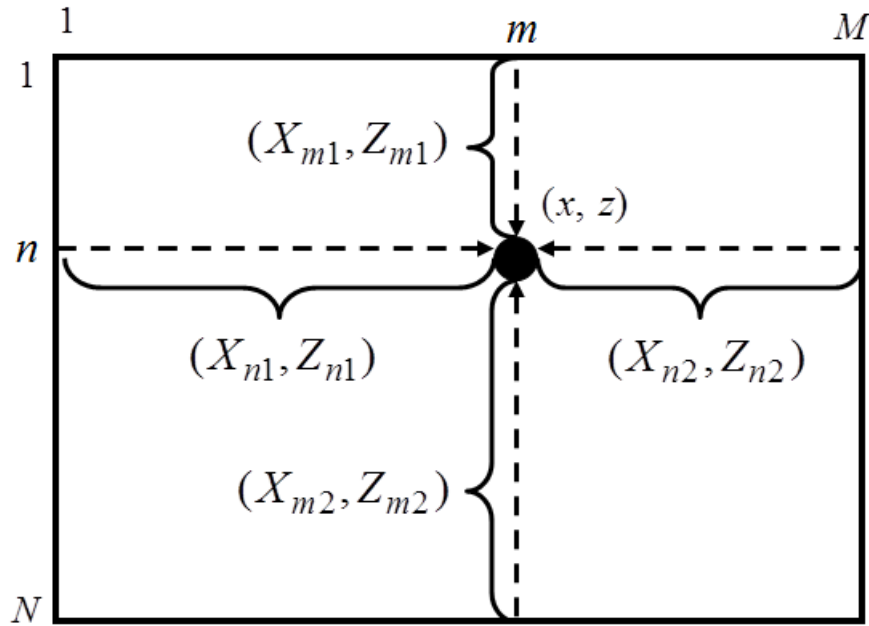


Рис 2.2. Вектори, що використовуються при некаузальній обробці

В результаті розв'язку задачі двоетапної сумісної фільтрації відліків зображення $x(n, m)$ і корельованої завади $z(n, m)$ необхідно визначити оцінки значень яскравості $\hat{x}(n, m)$ в кожній точці зображення $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$. Використання для обчислення оцінок в точці (n, m) спостережень $Y_{n1} = (y(n, 1), \dots, y(n, m-1))$, $Y_{m1} = (y(1, m), \dots, y(n-1, m))$ дозволяє розглядати обробку як каузальну, використання додаткових даних $Y_{n2} = (y(n, M), y(n, M-1), \dots, y(n, m+1))$ і $Y_{m2} = (y(N, m), y(N-1, m), \dots, y(n+1, m))$ дає можливість інтерпретувати обробку зображення як некаузальну [16].

2.2. Синтез алгоритмів сумісної фільтрації зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях на першому етапі

Зображення і корельована завада можуть бути представлені гаусівськими випадковими полями. При синтезі алгоритмів сумісної фільтрації зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях на першому етапі обмежимося

розглядом однорідних зображень, для яких математичні моделі, які описують статистичні залежності між відліками від початку рядка і стовпця і відповідно від кінця рядка і стовпця, збігаються. Тому детально розглянемо синтез алгоритму сумісної фільтрації зображення і корельованої завади по рядку від його початку.

Для опису статистичних зв'язків гауссівського зображення уздовж n -го рядка і m -го стовпця в роботі використовуються марківські гауссівські моделі у вигляді дискретних динамічних систем:

$$X_n(i) = F_x^r X_n(i-1) + G_x^r \xi_n(i), i = \overline{1, M}; \quad (2.4)$$

$$X_m(j) = F_x^c X_m(j-1) + G_x^c \xi_m(j), j = \overline{1, N}, \quad (2.5)$$

де $X_n(i)$, $X_m(i)$ – вектори стану, що містять відліки зображення; $F_x^r, G_x^r, F_x^c, G_x^c$ – відомі матриці; $\xi_n(i), \xi_m(j)$ – некорельовані послідовності гауссівських векторів з нульовими математичними очікуваннями і одиничними кореляційними матрицями.

Корельована завада по рядках і стовпцях також описується марківськими гауссівськими моделями у вигляді:

$$Z_n(i) = F_z^r Z_n(i-1) + G_z^r \Omega_n(i); \quad (2.6)$$

$$Z_m(j) = F_z^c Z_m(j-1) + G_z^c \Omega_m(j), \quad (2.7)$$

де $Z_n(i)$, $Z_m(j)$ – вектори стану, що включають відліки завади; $F_z^r, G_z^r, F_z^c, G_z^c$ – відомі матриці; $\Omega_n(i), \Omega_m(j)$ – некорельовані послідовності гауссівських векторів з нульовими математичними очікуваннями і одиничними кореляційними матрицями.

Як окремий випадок векторних позначень $X_n(i)$, $X_m(j)$, $Z_n(i)$, $Z_m(j)$ для підвищення наочності і скорочення обсягів формульних виразів, також будемо використовувати скалярні позначення для відліків зображення уздовж n -го рядка $x(n, i) = x_n(i)$, $i = \overline{1, M}$ і m -го стовпця $x(j, m) = x_m(j)$, $j = \overline{1, N}$ і

корельованої завади уздовж n -го рядка $z(n, i) = z_n(i)$, $i = \overline{1, M}$ і m -го стовпця $z(j, m) = z_m(j)$, $j = \overline{1, N}$.

Рівняння спостереження по рядках і стовпцях при наявності корельованої завади (2.6), (2.7) відповідно мають такий вигляд:

$$y_n(i) = H_x^r(i)X_n(i) + H_z^r(i)Z_n(i) + \nu_n(i); \quad (2.8)$$

$$y_m(j) = H_x^c(j)X_m(j) + H_z^c(j)Z_m(j) + \nu_m(j), \quad (2.9)$$

де $y_n(i)$, $y_m(j)$ – відліки спостережень по рядках і стовпцях відповідно; $H_x^r(i)$, $H_x^c(j)$, $H_z^r(i)$, $H_z^c(j)$ – відомі матриці; $\nu_n(i)$, $\nu_m(j)$ – некорельовані послідовності гауссівських величин з нульовими математичними очікуваннями і однаковими дисперсіями σ_v^2 .

Рівняння спостереження (2.8), (2.9) крім корельованої завади також містять некорельовану заваду, яка носить фіктивний характер. Вона використовується для підвищення стійкості розроблюваних алгоритмів фільтрації до відхилення статистичних характеристик корисних сигналів і завад від апріорно заданих [14]. При цьому потужність некорельованого шуму вибирається виходячи з особливостей конкретного завдання і, як правило, менше потужності корельованої завади на порядок і більше. Якщо дисперсія $\sigma_v^2 = 0$, тоді рівняння (2.8) – (2.9) описують модель спостереження, яка враховує тільки корельовану заваду, обумовлену спекл-шумом.

Слідуючи методиці [12], для вирішення завдання сумісної одновимірної фільтрації зображення і корельованої завади по рядку від його початку введемо у розгляд розширені вектори стану $[X_n(i), Z_n(i)]^T$, $[X_m(j), Z_m(j)]^T$, що включають відліки зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях відповідно. При цьому модель процесу, що підлягає фільтрації по рядку має вигляд:

$$\begin{bmatrix} X_n(i) \\ Z_n(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_n(i-1) \\ Z_n(i-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_x^r & 0 \\ 0 & G_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_n(i) \\ \Omega_n(i) \end{bmatrix}; \quad (2.10)$$

$$y_n(i) = [H_x^r H_z^r] \cdot \begin{bmatrix} X_n(i) \\ Z_n(i) \end{bmatrix} + v_n(i). \quad (2.11)$$

Математична модель зображення і корельованої завади по стовпцях, представлена у вигляді об'єднаної дискретної динамічної системи, описується рівняннями аналогічними (2.10), (2.11). Рівняння (2.10), (2.11) описують модель розширеного процесу $[X_n(i), Z_n(i)]^T$ і механізм його спостереження на фоні некорельованої завади $v_n(i)$.

Найбільш загальне рішення задачі фільтрації полягає в обчисленні апостеріорної ЩЙ $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i))$ розширеного процесу $X_n(i), Z_n(i)$ [31], яка для задач фільтрації (2.10), (2.11) описується рівнянням:

$$\begin{aligned} f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i)) &= \frac{f(y_n(i) / X_n(i), Z_n(i))}{f(y_n(i) / Y_n(i-1))} \times \\ &\times \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (\Pi(X_n(i), Z_n(i) / X_n(i-1), Z_n(i-1))) \times \\ &\times f(X_n(i-1), Z_n(i-1) / Y_n(i-1)) \\ &dX_n(i-1) dZ_n(i-1), \end{aligned} \quad (2.12)$$

де $\Pi(X_n(i), Z_n(i) / X_n(i-1), Z_n(i-1))$ – умовна ЩЙ, яка визначається на основі рівняння (2.10); $f(y_n(i) / X_n(i), Z_n(i))$ – умовна ЩЙ, яка визначається на основі рівняння (2.11); $f(y_n(i) / Y_n(i-1))$ – умовна ЩЙ, яка обчислюється за формулою:

$$\begin{aligned} f(y_n(i) / Y_n(i-1)) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(y_n(i) / X_n(i), Z_n(i)) \times \\ &\times f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1)) dX_n(i) dZ_n(i), \end{aligned} \quad (2.13)$$

де $Y_n(i) = y_n(1), \dots, y_n(i)$ – послідовність вимірювань вздовж n -го рядка.

Початкова умова має вигляд: $W(X_n(0), Z_n(0))$.

Рівняння (2.12) можна перетворити до вигляду:

$$f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1)) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(X_n(i), Z_n(i) / X_n(i-1), Z_n(i-1)) \times \\ \times f(X_n(i-1), Z_n(i-1) / Y_n(i-1)) \\ dX_n(i-1) dZ_n(i-1); \quad (2.14)$$

$$f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i)) = P(y_n(i) / X_n(i), Z_n(i)) \times \\ \times f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1)) / \\ / P(y_n(i) / Y_n(i-1)), \quad (2.15)$$

де $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1))$ – екстрапольована ЩЙ вектора $X_n(i), Z_n(i)$.

Рівняння (2.14) використовуються для обчислення екстрапольованої ЩЙ $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1))$. За допомогою виразу (2.15) визначається апостеріорна ЩЙ $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i))$ шляхом уточнення на основі отриманого виміру $y_n(i)$ екстрапольованої ЩЙ $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i))$. Апостеріорна ЩЙ $f(X_m(j), Z_m(j) / Y_m(j-1))$ розширеного процесу $[X_m(j), Z_m(j)]^T$ по m -му стовпцю в k -му зображенні обчислюється аналогічно.

Однак практична реалізація оптимального алгоритму фільтрації (2.14), (2.15) є важкою, що обумовлюється вимогою великих обсягів пам'яті і швидкодії ЕОМ, необхідних при виконанні чисельного інтегрування багатовимірних ЩЙ.

Так як процеси $X_n(i), Z_n(i), y_n(i)$ є гауссівськими, то ЩЙ $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1)), f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i))$ також є гауссівською [31]. Дотримуючись методики, наведеної в [14], можна отримати рекурентні рівняння, що описують еволюцію математичних очікувань і кореляційних матриць апостеріорних розподілів $f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i-1)), f(X_n(i), Z_n(i) / Y_n(i))$. При цьому алгоритм сумісної фільтрації розширеного процесу $[X_n(i), Z_n(i)]^T$ за спостереженнями $y_n(i)$ вздовж n -го рядка описується рівняннями:

$$\begin{bmatrix} X_n^*(i) \\ Z_n^*(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}_n(i-1) \\ \hat{Z}_n(i-1) \end{bmatrix}; \quad (2.16)$$

$$\begin{bmatrix} P_{xn}^*(i) \Lambda_n^*(i) \\ \Lambda_n^{*T}(i) P_{zn}^*(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_{xn}(i-1) \hat{\Lambda}_n(i-1) \\ \hat{\Lambda}_n^T(i-1) \hat{P}_{zn}(i-1) \end{bmatrix}^* \\ * \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} G_x^r G_x^{rT} & 0 \\ 0 & G_z^r G_z^{rT} \end{bmatrix}; \quad (2.17)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_n(i) \\ \hat{Z}_n(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_n^*(i) \\ Z_n^*(i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_x^r(i) \\ K_z^r(i) \end{bmatrix} (y_n(i) - H_x^r X_n^*(i) - H_z^r Z_n^*(i)); \quad (2.18)$$

$$\begin{bmatrix} K_{xn}(i) \\ K_{zn}(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xn}^*(i) & \Lambda_n^*(i) \\ \Lambda_n^{*T}(i) & P_{zn}^*(i) \end{bmatrix} \begin{vmatrix} H_x^r & H_z^r \\ \hline & D_n^{-1}(i) \end{vmatrix}^T; \quad (2.19)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{P}_{xn}(i) & \hat{\Lambda}_n(i) \\ \hat{\Lambda}_n^T(i) & \hat{P}_{zn}(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xn}^*(i) & \Lambda_n^*(i) \\ \Lambda_n^{*T}(i) & P_{zn}^*(i) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_x^r(i) \\ K_z^r(i) \end{bmatrix}^* \\ * \begin{vmatrix} H_x^r & H_z^r \\ \hline & \begin{bmatrix} P_{xn}^*(i) & \Lambda_n^*(i) \\ \Lambda_n^{*T}(i) & P_{zn}^*(i) \end{bmatrix} \end{vmatrix}, \quad (2.20)$$

де $X_n^*(i)$, $Z_n^*(i)$, $\hat{X}_n(i)$, $\hat{Z}_n(i)$ – вектори прогнозу і оцінки векторів $X_n(i)$ і $Z_n(i)$ відповідно; $P_{xn}^*(i)$, $P_{zn}^*(i)$, $\hat{P}_{xn}(i)$, $\hat{P}_{zn}(i)$ – кореляційні матриці помилок прогнозу і оцінки векторів $X_n(i)$ і $Z_n(i)$; $\Lambda_n^*(i)$, $\hat{\Lambda}_n(i)$ – матриці взаємної кореляції помилок прогнозу і оцінки векторів $X_n(i)$, $Z_n(i)$; $K_{xn}(i)$, $K_{zn}(i)$ – матричні коефіцієнти посилення каналів фільтрації зображення і завади; $D_n(i)$ – матриця, яка визначається за формулою:

$$D_n(i) = H_x^r P_{xn}^*(i) H_x^{rT} + 2H_x^r \Lambda_n^*(i) H_z^{rT} + H_z^r P_{zn}^*(i) H_z^{rT} + \sigma_v^2. \quad (2.21)$$

Для виконання алгоритму (2.16) – (2.21) задаються початкові умови:

$$\hat{X}_n(0), \hat{P}_{xn}(0), \hat{Z}_n(0), \hat{P}_{zn}(0), \hat{\Lambda}_n(0).$$

Помилки прогнозу і фільтрації векторів стану $X_n(i)$ і $Z_n(i)$ моделей зображення (2.4) і корельованої завади (2.6) на кожному такті є корельованими. Пристрій, що реалізує алгоритм (2.16) – (2.21) має два канали фільтрації векторів стану $X_n(i)$ і $Z_n(i)$, які є взаємопов'язаними, що зображено на рис. 2.3.

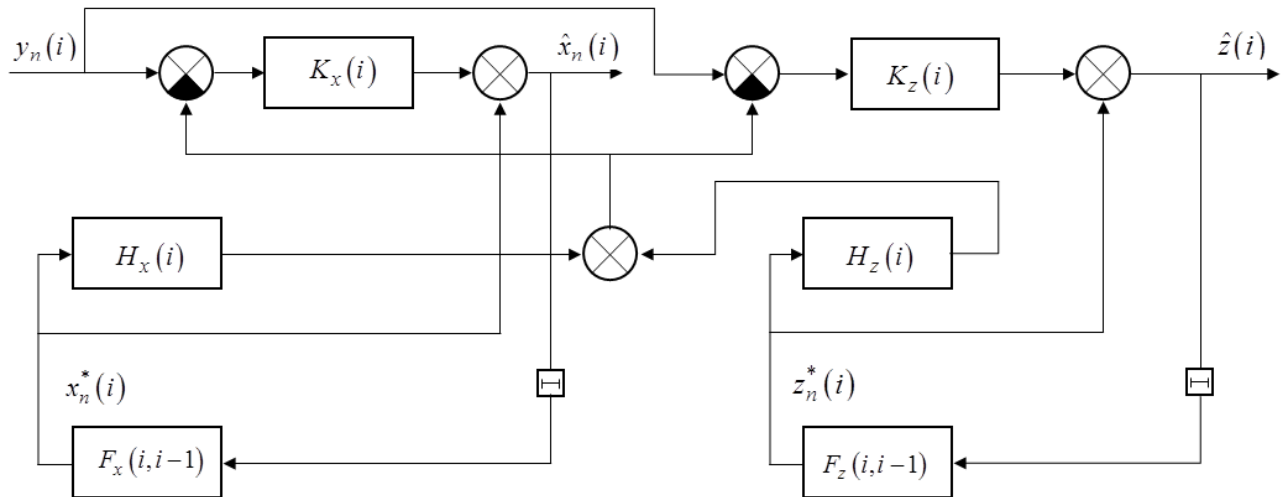


Рис. 2.3. Реалізація алгоритму калманівської фільтрації зображення і корельованої завади

Спільна фільтрація зображення і корельованої завади від кінця рядка, а також по стовпцю від його початку і кінця виконується аналогічно.

2.3. Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації зображення і корельованої завади на другому етапі

Методика синтезу алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації, які виконуються на другому етапі, базується на властивості умовної незалежності відліків зображення, яке формалізується з використанням ЩЙ. Тому спочатку синтезуємо алгоритми обчислення апостеріорної ЩЙ відліків зображення і корельованої завади в кожній точці зображення, шляхом об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації по рядках і стовпцях апостеріорних розподілів. Даний алгоритм також описує процедуру об'єднання результатів одновимірної фільтрації, коли зображення і корельована завада не є

гауссівськими. Наступним кроком конкретизуємо його для випадку, коли апостеріорний розподіл є гауссівським.

2.3.1. Синтез алгоритму об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації апостеріорних розподілів в кожній точці

При порядковому отриманні спостережень, при одновимірній фільтрації можуть використовуватися відліки поточного рядка Y_{n1} , y , Y_{n2} . В такому випадку обробку можна розглядати як каузальну.

Введемо в розгляд розширені вектори $U_{n1} = [X_{n1}, Z_{n1}]^T$, $U_{m1} = [X_{m1}, Z_{m1}]^T$, що включають відліки зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях в прямому часі відповідно. Сумісну ЩЙ $f(U)$ відліків зображення і корельованої завади уздовж рядка і стовпця можна представити у вигляді:

$$f(U_c) = f(u, U_{n1}, U_{m1}) = f(u) f(U_{n1}, U_{m1} | u), \quad (2.22)$$

де U – вектор, який включає в себе відліки зображення і корельованої завади на n -му рядку і m -м стовпці u , U_{n1} , U_{m1} .

Слідуючи методиці [31] і вважаючи, що відліки зображення і корельованої завади, що містяться в векторах U_{n1} , U_{m1} є умовно незалежними відносно відліків u в точці (n, m) , а також з огляду на їх марківські властивості, вираз (2.22) може бути записано в наступному вигляді:

$$f(U_{n1}, U_{m1} | u) = f(U_{n1} | u) f(U_{m1} | u). \quad (2.23)$$

Тому формулу (2.22) можна представити у вигляді:

$$f(U_c) = f(u) \frac{f(U_{n1}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{m1}, u)}{f(u)} = \frac{1}{f(u)} f(U_{n1}, u) f(U_{m1}, u), \quad (2.24)$$

де U_c – вектор, який включає в себе відліки зображення і корельованої завади на n -му рядку і m -м стовпці u , U_{n1} , U_{m1} .

Умовна ЩЙ $f(Y_c | U)$ має вигляд:

$$f(Y_c | U_c) = f(y, Y_{n1}, Y_{m1} | u, U_{n1}, U_{m1}) = f(Y_{n1}, y | U_{n1}, x) f(Y_{m1} | U_{m1}), \quad (2.25)$$

де $Y_c = y, Y_{n1}, Y_{m1}$ – вектор спостереження.

Спільна апостеріорна ЩЙ відліків зображення і корельованої завади $f(U/Y)$ з урахуванням (2.24), (2.25) описується таким виразом:

$$f(U_c | Y_c) = \frac{1}{f(u) f(Y_c)} f(U_{n1}, u) f(Y_{n1}, y | U_{n1}, u) \cdot f(U_{m1}, u) f(Y_{m1} | U_{m1}), \quad (2.26)$$

де $f(Y)$ – спільна ЩЙ спостережень Y , яка після їх надходження грає роль нормуючого множника.

Застосовуючи теорему множення ймовірностей, вираз (2.26) можна представити у вигляді:

$$f(U_c | Y_c) = \frac{c_1}{f(u)} f(U_{n1}, u | Y_{n1}, y) f(u | U_{m1}) f(U_{m1} | Y_{m1}), \quad (2.27)$$

де c_1 – нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_1 = \frac{f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1})}{f(Y_c)}, \quad (2.28)$$

$f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{m2})$ – спільні ЩЙ відповідних спостережень, які після їх надходження грають роль нормуючих множників.

Апостеріорна ЩЙ $f(u | Y_c)$ відліків u визначається шляхом інтегрування виразу (2.27) по U_{n1}, U_{m1} . Таким чином, остаточний вираз отримується у вигляді:

$$f(u | Y_c) = \frac{c_1}{f(u)} f(u | Y_{n1}, y) f(u | Y_{m1}), \quad (2.29)$$

де $f(u | y, Y_{n1})$ – апостеріорна ЩЙ, розрахована за спостереженнями (y, Y_{n1}) , $f(u | Y_{m1})$ – екстрапольована ЩЙ, обчислена за спостереженням Y_{m1} .

Апостеріорні розподіли $f(u | y, Y_{n1})$, $f(u | Y_{m1})$ визначаються на першому етапі за допомогою оптимального алгоритму нелінійної рекурентної одновимірної фільтрації марківських послідовностей виду (2.14), (2.15) вздовж координат n, m від їх початку і інтегрування отриманих апостеріорних

розподілів по зайвим змінним. В алгоритмі визначення апостеріорної ЩЙ $f(u|Y_c)$ за формулою (2.29) виконується об'єднання апостеріорних розподілів $f(u|y, Y_{n1})$, $f(u|Y_{m1})$ обчислених на першому етапі.

При додатковому використанні відліків рядка Y_{n2} в зворотному часу, обробку можна розглядати як напівкаузальну. Алгоритм базується на рівняннях для каузальної обробки (2.22) – (2.29).

Введемо розширений вектор $U_{n2} = [X_{n2}, Z_{n2}]^T$, що включає відліки зображення і корельованої завади по рядку в зворотному часу. Спільну ЩЙ $f(U_{hc})$ відліків зображення і корельованої завади можна представити у вигляді:

$$f(U_{hc}) = f(u, U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}) = f(u)f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2} | u), \quad (2.30)$$

де U_{hc} – вектор, який включає в себе відліки зображення і корельованої завади на n -му рядку і m -м стовпці $u, U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}$.

Слідуючи методиці [31] формулу (2.30) можна представити у вигляді:

$$\begin{aligned} f(U_{hc}) &= f(u) \frac{f(U_{n1}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{m1}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{n2}, u)}{f(u)} = \\ &= \frac{1}{f^2(u)} f(U_{n1}, u) f(U_{m1}, u) f(U_{n2}, u). \end{aligned} \quad (2.31)$$

Спільна апостеріорна ЩЙ відліків зображення і корельованої завади $f(U_{hc} | Y_{hc})$ з урахуванням (2.31) описується виразом:

$$\begin{aligned} f(U_{hc} | Y_{hc}) &= \frac{1}{f^2(u) f(Y)} f(U_{n1}, u) f(Y_{n1}, y | U_{n1}, u) f(U_{m1}, u) \times \\ &\times f(Y_{m1} | U_{m1}) f(U_{n2}, u) f(Y_{n2} | U_{n2}), \end{aligned} \quad (2.32)$$

де $Y_{hc} = y, Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}$ – вектор спостереження.

Аналогічно виразу (2.27), вираз (2.32) можна представити у вигляді:

$$\begin{aligned} f(U_{hc} | Y_{hc}) &= \frac{c_2}{f^2(u)} f(U_{n1}, u | Y_{n1}, y) f(u | U_{m1}) f(U_{m1} | Y_{m1}) \times \\ &\times f(u | U_{n2}) f(U_{n2} | Y_{n2}), \end{aligned} \quad (2.33)$$

де c_2 – нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_2 = \frac{f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1}) f(Y_{n2})}{f(Y_{hc})}, \quad (2.34)$$

де $f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1}) f(Y_{n2})$ – спільні ЩЙ відповідних спостережень, які після їх надходження виконують роль нормують множників.

Апостеріорна ЩЙ $f(u | Y_{hc})$ визначається аналогічно виразу (2.29) шляхом інтегрування виразу (2.33) по U_{n1}, U_{m1}, U_{n2} :

$$f(u | Y_{hc}) = \frac{c_2}{f^2(u)} f(u | Y_{n1}, y) f(u | Y_{m1}) f(u | Y_{n2}), \quad (2.35)$$

де $f(u | Y_{n2})$ – екстрапольована ЩЙ, обчислена за спостереженням Y_{n2} ,
 $f(u | Y_{m1})$ – екстрапольована ЩЙ, обчислена за спостереженням Y_{m1} .

При додатковому використанні відліків стовпця Y_{m2} в зворотному часі, обробку можна розглядати як некаузальну. Алгоритм базується на рівняннях для каузальної обробки (2.22) – (2.29) і виразах для напівкаузальної обробки (2.30) – (2.35).

Введемо розширений вектор $U_{m2} = [X_{m2}, Z_{m2}]^T$, що включає відліки зображення і корельованої завади по стовпцю в зворотному часі. Спільну ЩЙ $f(U)$ відліків зображення і корельованої завади можна представити у вигляді:

$$f(U_{nc}) = f(u, U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}) = f(u) f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2} | u), \quad (2.36)$$

де U_{nc} – вектор, який включає в себе відліки зображення і корельованої завади на n -му рядку і m -м стовпці $u, U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}$.

Слідуючи методиці [31] формулу (2.36) можна представити у вигляді:

$$\begin{aligned} f(U_{nc}) &= f(u) \frac{f(U_{n1}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{m1}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{n2}, u)}{f(u)} \frac{f(U_{m2}, u)}{f(u)} = \\ &= \frac{1}{f^3(u)} f(U_{n1}, u) f(U_{m1}, u) f(U_{n2}, u) f(U_{m2}, u). \end{aligned} \quad (2.37)$$

Сумісна апостеріорна ЩЙ відліків зображення і корельованої завади $f(U_{nc} | Y_{nc})$ з урахуванням (2.37) описується виразом:

$$f(U_{nc} | Y_{nc}) = \frac{1}{f^3(u) f(Y)} f(U_{n1}, u) f(Y_{n1}, y | U_{n1}, u) f(U_{m1}, u) \times \quad (2.38)$$

$$\times f(Y_{m1} | U_{m1}) f(U_{n2}, u) f(Y_{n2} | U_{n2}) f(U_{m2}, u) f(Y_{m2} | U_{m2}).$$

де $Y_{nc} = y, Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}, Y_{m2}$ – вектор спостереження.

Аналогічно виразу (2.33), вираз (2.38) можна представити у вигляді:

$$f(U_{nc} | Y_{nc}) = \frac{c_3}{f^3(u)} f(U_{n1}, u | Y_{n1}, y) f(u | U_{m1}) f(U_{m1} | Y_{m1}) \times \quad (2.39)$$

$$\times f(u | U_{n2}) f(U_{n2} | Y_{n2}) f(u | U_{m2}) f(U_{m2} | Y_{m2}),$$

де c_3 – нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_3 = \frac{f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{m2})}{f(Y_{nc})}, \quad (2.40)$$

$f(Y_{n1}, y) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{m2})$ – спільні ЩЙ відповідних спостережень, які після їх надходження грають роль нормуючих множників.

Апостеріорна ЩЙ $f(u | Y_{nc})$ визначається аналогічно виразу (2.35) шляхом інтегрування (2.39) по $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}$:

$$f(u | Y_{nc}) = \frac{c_3}{f^3(u)} f(u | Y_{n1}, y) f(u | Y_{m1}) f(u | Y_{n2}) f(u | Y_{m2}), \quad (2.41)$$

де $f(u | Y_{m2})$ – екстрапольована ЩЙ, обчислена за спостереженням Y_{m2} .

Алгоритми об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації апостеріорних розподілів в кожній точці зображення вимагають значних обчислювальних витрат. Вони можуть бути значно спрощені для випадку, коли зображення і корельована завада є гауссівськими.

2.3.2. Синтез алгоритму об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації оцінок в кожній точці

На першому етапі для спільного опису гауссівського зображення і корельованої завади по рядках і стовпцях використовуються моделі у вигляді

об'єднаних дискретних динамічних систем [14, 31], що дозволяє застосовувати математичний апарат калманівської фільтрації. При цьому розподіли $f(u|Y_{n1}, y) = N(\hat{u}_{n1}, \hat{P}_{n1})$, $f(u|Y_{m1}) = N(u_{m1}^*, P_{m1}^*)$, $f(u|Y_{n2}) = N(u_{n2}^*, P_{n2}^*)$, $f(u|Y_{m2}) = N(u_{m2}^*, P_{m2}^*)$, $f(u) = N(\bar{u}, \bar{P})$ є гауссівськими, де $N(c, C)$ – позначення гауссівської ЩЙ з математичним очікуванням c і кореляційною матрицею C .

Оскільки розглянута задача оцінювання є лінійною і ЩЙ, що входять в праву частину виразу (2.41) є гауссівськими, то апостеріорна ЩЙ $f(u|Y)$ є також гауссівською [31]. Аналогічно гауссівськими є апостеріорні ЩЙ $f(u|Y_{hc})$, $f(u|Y_c)$, які визначаються за допомогою виразів (2.29), (2.35). Параметри зазначених апостеріорних розподілів можуть бути знайдені шляхом перетворення показників експонент ЩЙ, що входять в праві частини виразів (2.29), (2.35), (2.41) і виділення квадратичної форми, відповідної показнику апостеріорної ЩЙ.

Розглянемо більш докладно перетворення гауссівських ЩЙ на прикладі рівняння:

$$\frac{1}{f(u)} f(u|Y_{n1}, y) f(u|Y_{m1}). \quad (2.42)$$

Вираз (2.42) описує процедуру об'єднання апостеріорних розподілів при каузальній двоетапній фільтрації (2.29), яке є складовою частиною отриманого алгоритму (2.41).

Оскільки ЩЙ, що входять в (2.29), є гауссівськими, перепишемо цей вираз у вигляді:

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_n}} \exp\left(-\frac{1}{2}\|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n}\right) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^*}} \exp\left(-\frac{1}{2}\|x - x_m^*\|_{P_m^*}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\bar{\sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2}\|x - \bar{x}\|_{\bar{P}}\right)}. \quad (2.43)$$

Показник експоненційної функції (2.43) без урахування знаку коефіцієнта $-\frac{1}{2}$ можна представити у вигляді алгебраїчної суми квадратичних форм:

$$\|u - \hat{u}_{n1}\|_{\hat{P}_{n1}} + \|u - u_{m1}^*\|_{P_{m1}^*} - \|u - \bar{u}\|_{\bar{P}}. \quad (2.44)$$

Розглянемо більш докладно перші два доданки виразу (2.44):

$$\|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n} + \|x - x_m^*\|_{P_m^*}. \quad (2.45)$$

У другому доданку (2.45) додаємо і віднімаємо \hat{x}_n , отримаємо:

$$\|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n} + \|x - x_m^\bullet + \hat{x}_n - \hat{x}_n\|_{P_m^\bullet} = \|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n} + \|x - \hat{x}_n - (x_m^\bullet - \hat{x}_n)\|_{P_m^\bullet} \quad (2.46)$$

Виконаємо перетворення виразу (2.46) слідуючи методиці, наведеній в [31]:

$$\begin{aligned} & \|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n} + \|x - \hat{x}_n - (x_m^\bullet - \hat{x}_n)\|_{P_m^\bullet} = \|x - \hat{x}_n\|_{\hat{P}_n} + \|x - \hat{x}_n\|_{P_m^\bullet} - \\ & - 2(x - \hat{x}_n)^T P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) + \|x_m^\bullet - \hat{x}_n\|_{P_m^\bullet} = \|x - \hat{x}_n\|_A - \\ & - 2(x - \hat{x}_n)^T P_m^{\bullet-1} (x_m^* - \hat{x}_n) + \|x_m^* - \hat{x}_n\|_{P_m^*}, \end{aligned} \quad (2.47)$$

де матриця A визначається за формулою:

$$A = (\hat{P}_n^{-1} + P_m^{\bullet-1})^{-1}. \quad (2.48)$$

Виконаємо перетворення другого доданка виразу (2.47), помноживши його на добуток $A^{-1}A$:

$$2(x - \hat{x}_n)^T P_m^{\bullet-1} (x_m^* - \hat{x}_n) = 2(x - \hat{x}_n)^T A^{-1} A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n). \quad (2.49)$$

Доповнюючи вираз (2.47) до повного квадрата з урахуванням (2.49), отримаємо:

$$\begin{aligned} & \|x - \hat{x}_n\|_A - 2(x - \hat{x}_n)^T A^{-1} A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) + \|A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n)\|_A - \\ & - \|A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n)\|_A + \|x_m^\bullet - \hat{x}_n\|_{P_m^\bullet}. \end{aligned} \quad (2.50)$$

Перетворимо підвираз $\|A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n)\|_A$ з (2.50):

$$\begin{aligned}
& \left\| A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right\|_A = \left(A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right)^T A^{-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) = \\
& = \left(A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right)^T \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) = (x_m^\bullet - \hat{x}_n)^T P_m^{\bullet-1T} \cdot A^T \cdot \\
& \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) = (x_m^\bullet - \hat{x}_n)^T P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) = \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}}.
\end{aligned} \tag{2.51}$$

Перепишемо вираз (2.50) з урахуванням перетворення в (2.51) і виділяємо повний квадрат:

$$\begin{aligned}
& \left\| x - \hat{x}_n \right\|_A - 2(x - \hat{x}_n)^T A^{-1} A \cdot P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) + \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}} - \\
& - \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}} + \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{P_m^\bullet} = \left\| x - \hat{x}_n + A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right\|_A - \\
& - \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}} + \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{P_m^\bullet} = \left\| x - \hat{x}_n + A P_m^{\bullet-1} (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right\|_A + \\
& + \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^\bullet - P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}} = \left\| x - \hat{x}_n - K (x_m^\bullet - \hat{x}_n) \right\|_A + \\
& + \left\| x_m^\bullet - \hat{x}_n \right\|_{(P_m^\bullet - P_m^{\bullet-1} \cdot A \cdot P_m^{\bullet-1})^{-1}},
\end{aligned} \tag{2.52}$$

де \tilde{K} – матриця, яка визначається за формулою $\tilde{K} = A P_m^{\bullet-1}$.

Другий доданок є константою. Перший доданок описує показник експоненти гауссівської щільності ймовірності, одержуваної в результаті перетворення щільності ймовірності $p(u | Y_{n1}, y) p(u | Y_{m1})$. Його математичне очікування і кореляційна матриця визначаються за формулами:

$$\tilde{P} = \hat{P}_{n1} - \tilde{K} \hat{P}_{n1}; \tag{2.53}$$

$$\tilde{x} = \hat{x}_{n1} + \tilde{K} (x_{m1}^* - \hat{x}_{n1}). \tag{2.54}$$

Отримаємо більш зручний в обчислювальному відношенні вираз для матриці \tilde{K} . Перепишемо вираз (2.48) у вигляді:

$$A^{-1} = \hat{P}_n^{-1} + P_m^{\bullet-1}. \tag{2.55}$$

Помноживши обидві частини рівності (2.25) зліва на A , а справа на \hat{P}_n і зберігаючи в лівій частині рівняння матрицю A , отримаємо:

$$A = P_m^* - A P_m^{\bullet-1} P_m^* = P_m^* - K P_m^*. \tag{2.56}$$

З використанням формули Фробеніуса вираз (2.56) можна представити у вигляді:

$$A = P_m^* - P_m^* (\hat{P}_n + P_m^*)^{-1} \cdot P_m^*. \quad (2.57)$$

Таким чином, з виразів (2.56), (2.57) випливає, що матриця \tilde{K} визначається за формулою:

$$\tilde{K} = \hat{P}_{n1} (P_{m1}^* + \hat{P}_{n1})^{-1}. \quad (2.58)$$

Розглянемо більш докладно другі два доданки виразу (2.44):

$$\|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} - \|u - \bar{u}\|_{\bar{P}}. \quad (2.59)$$

Винесемо знак «-» в квадратичну форму в другому доданку:

$$\|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} - \|u - \bar{u}\|_{\bar{P}} = \|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} + \|u - \bar{u}\|_{(-\bar{P})}. \quad (2.60)$$

У другому доданку (2.60) додаємо і віднімаємо \hat{x}_n , отримаємо наступне:

$$\|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} + \|u - \bar{u} + \tilde{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})} = \|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} + \|u - \tilde{u} - (\bar{u} - \tilde{u})\|_{(-\bar{P})}. \quad (2.61)$$

Виконаємо перетворення виразу (2.61) слідуючи методиці, наведеній в [31]:

$$\begin{aligned} \|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} + \|u - \tilde{u} - (\bar{u} - \tilde{u})\|_{(-\bar{P})} &= \|u - \tilde{u}\|_{\tilde{P}} + \|u - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})} \\ &- 2(u - \tilde{u})^T (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})} = \|u - \tilde{u}\|_E - \\ &- 2(u - \tilde{u})^T (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})}, \end{aligned} \quad (2.62)$$

де матриця E визначається за формулою:

$$E = (\tilde{P}^{-1} - \bar{P}^{-1})^{-1}. \quad (2.63)$$

Виконаємо перетворення другого доданка вираження (2.62), помноживши його на добуток $E^{-1}E$:

$$2(u - \tilde{u})^T (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) = 2(u - \tilde{u})^T E^{-1}E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}). \quad (2.64)$$

Доповнюючи вираз (2.62) до повного квадрата з урахуванням (2.64), отримаємо:

$$\begin{aligned} & \|u - \tilde{u}\|_E - 2(u - \tilde{u})^T E^{-1} E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) + \left\| E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E - \\ & - \left\| E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})}. \end{aligned} \quad (2.65)$$

Перетворимо підвираз $\left\| E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E$ з (2.65) і отримаємо наступне:

$$\begin{aligned} & \left\| E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E = \left(E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right)^T E^{-1} \cdot E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) = \\ & = \left(E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right)^T \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) = (\bar{u} - \tilde{u})^T (-\bar{P})^{-1T} \cdot E^T \cdot \\ & \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) = (\bar{u} - \tilde{u})^T (-\bar{P})^{-1} \cdot E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) = \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(\bar{P}^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}}. \end{aligned} \quad (2.66)$$

Перепишемо вираз (2.65) з урахуванням перетворення в (2.66) і виділяємо повний квадрат аналогічно (2.52):

$$\begin{aligned} & \|u - \tilde{u}\|_E - 2(u - \tilde{u})^T E^{-1} E \cdot (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(\bar{P}^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}} - \\ & - \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(\bar{P}^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}} + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})} = \left\| u - \tilde{u} + E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E - \\ & - \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(\bar{P}^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}} + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{(-\bar{P})} = \left\| u - \tilde{u} + E (-\bar{P})^{-1} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E + \\ & + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{((- \bar{P})^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}} = \left\| u - \tilde{u} - \check{K} (\bar{u} - \tilde{u}) \right\|_E + \|\bar{u} - \tilde{u}\|_{((- \bar{P})^{-1} \cdot E \cdot \bar{P}^{-1})^{-1}}, \end{aligned} \quad (2.67)$$

де \check{K} – матриця, яка визначається за формулою $\check{K} = E(-\bar{P})^{-1}$.

Другий доданок є константою. Перший доданок описує показник експоненти гауссівської щільності ймовірності, одержуваної в результаті перетворення щільності ймовірності $p(u|Y_{n1}, y) p(u|Y_{m1})$. Запишемо математичне очікування і кореляційну матрицю для другого доданка в (2.67) аналогічно (2.52):

$$\check{P} = \check{P} - \check{K} \check{P}. \quad (2.68)$$

$$\check{u} = \tilde{u} + \check{K} (\bar{u} - \tilde{u}). \quad (2.69)$$

Перепишемо вираз (2.63) у вигляді:

$$E^{-1} = \check{P}^{-1} - \bar{P}^{-1}. \quad (2.70)$$

Помноживши обидві частини рівності (2.70) зліва на E , а справа на \tilde{P} і зберігаючи в лівій частині рівності матрицю E , отримаємо:

$$E = \bar{P} - E\bar{P}^{-1}\bar{P} = \bar{P} - \check{K}\bar{P}. \quad (2.71)$$

Аналогічно (2.57) вираз (2.71) можна представити у вигляді:

$$E = \bar{P} - \bar{P}(\tilde{P} + \bar{P})^{-1} \cdot \bar{P}. \quad (2.72)$$

Таким чином, з виразів (2.71), (2.72) випливає, що матриця \check{K} визначається за формулою:

$$\check{K} = \hat{P}_{n1} (P_{m1}^* + \hat{P}_{n1})^{-1}. \quad (2.73)$$

Таким чином, в результаті перетворення показників експонент гауссівських ЩЙ $p(u|Y_{n1}, y), p(u|Y_{m1}), p(u)$ вдалося виділити квадратичну форму, яка є показником експоненти гауссівської апостеріорної ЩЙ $p(u|Y_c) = N(\check{u}, \check{P})$, яка визначається при каузальній двоетапній фільтрації (2.29). В цілому алгоритм обчислення математичного очікування \check{u} і кореляційної матриці \check{P} можна представити у вигляді такої процедури:

$$\check{K} = \hat{P}_{n1} (P_{m1}^* + \hat{P}_{n1})^{-1}; \quad (2.74) \quad \check{K} = \tilde{P}(\tilde{P} - \bar{P})^{-1}; \quad (2.77)$$

$$\check{u} = \hat{u}_{n1} + \check{K}(u_{m1}^* - \hat{u}_{n1}); \quad (2.75) \quad \check{u} = \tilde{u} + \check{K}(\bar{u} - \tilde{u}); \quad (2.78)$$

$$\check{P} = \hat{P}_{n1} - \check{K}\hat{P}_{n1}; \quad (2.76) \quad \check{P} = \tilde{P} - \check{K}\tilde{P}. \quad (2.79)$$

З урахуванням отриманих результатів процедура об'єднання апостеріорних розподілів при напівкаузальній двоетапній фільтрації в правій частині виразу (2.35) зводиться до перетворення лінійної комбінації квадратичних форм:

$$\|u - \check{u}\|_{\check{P}} + \|u - u_{n2}^*\|_{P_{n2}^*} - \|u - \bar{u}\|_{\bar{P}}. \quad (2.80)$$

Слідуючи методиці, розглянутій вище, можна показати, що апостеріорній ЩЙ, що визначається при напівкаузальній двоетапній фільтрації (2.35), є гауссівською $p(u|Y_{hc}) = N(u', P')$. При цьому, алгоритм обчислення

математичного очікування u' і кореляційної матриці P' можна представити у вигляді такої процедури:

$$\check{K} = \check{P}(P_{n2}^* + \check{P})^{-1}; \quad (2.81) \quad K' = \check{P}(\check{P} - \bar{P})^{-1}; \quad (2.84)$$

$$\check{u} = \check{u} + \check{K}(u_{n2}^* - \check{u}); \quad (2.82) \quad u' = \check{u} + K'(\bar{u} - \check{u}); \quad (2.85)$$

$$\check{P} = \check{P} - \check{K}\check{P}; \quad (2.83) \quad P' = \check{P} - K'\check{P}. \quad (2.86)$$

З урахуванням отриманих вище результатів процедура об'єднання апостеріорних розподілів при некаузальній двоетапній фільтрації в правій частині виразу (2.41) зводиться до перетворення лінійної комбінації квадратичних форм:

$$\|u - u'\|_{P'} + \|u - u_{m2}^*\|_{P_{m2}^*} - \|u - \bar{u}\|_{\bar{P}}. \quad (2.87)$$

Слідуючи методиці, розглянутій вище, можна показати, що апостеріорній ЩЙ, що визначається при некаузальній двоетапній фільтрації (2.41), є гауссівською $p(u|Y) = N(\check{u}, \check{P})$. При цьому алгоритм обчислення математичного очікування \check{u} і кореляційної матриці \check{P} можна представити у вигляді такої процедури:

$$K'' = P'(P_{m2}^* + P')^{-1}; \quad (2.88) \quad \check{K} = P''(P'' - \bar{P})^{-1}; \quad (2.91)$$

$$u'' = u' + K''(u_{m2}^* - u'); \quad (2.89) \quad \check{u} = u'' + \check{K}(\bar{u} - u''); \quad (2.92)$$

$$P'' = P' - K''P'; \quad (2.90) \quad \check{P} = P'' - \check{K}P''. \quad (2.93)$$

Таким чином, об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації оцінок зображення і корельованої завади в кожній точці зображення при некаузальній обробці виконується шляхом послідовних обчислень за формулами (2.74)-(2.79), (2.81)-(2.86), (2.88)-(2.93). Алгоритми об'єднання оцінок зображення і корельованої завади при напівкаузальній і каузальній обробці є складовими частинами некаузального алгоритму і описуються відповідно виразами (2.74)-(2.79), (2.81)-(2.86) і (2.74)-(2.79).

2.4. Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації PCA-зображення за наявності корельованого спекл-шуму

Аналіз двоетапного алгоритму обробки виконаний на модельному прикладі за допомогою статистичного моделювання. Використовується мультиплікативна модель виду (2.1). PCA-зображення та корельована завада мають відповідно роздільну експоненційну кореляційну функцію і гауссоїдальну кореляційну функцію, які описуються виразами [2, 18]:

$$R_s(n, m) = \sigma_s^2 \exp\{-(\rho_r |n| + \rho_c |m|)\}; \quad (2.94)$$

$$R_\mu(n, m) = \sigma_\mu^2 \exp\{-(\beta_r^2 n^2 + \beta_c^2 m^2)\}, \quad (2.95)$$

де σ_s^2, σ_μ^2 – дисперсії зображення і корельованої завади, $\rho_r, \rho_c, \beta_r, \beta_c$ – задані коефіцієнти, що визначають кореляційні властивості зображення і корельованої завади.

На рис. 2.4 представлені нормовані автокореляційні функції зображення і корельованої завади (2.94)-(2.95) по рядку, а на рис. 2.5 – їх спектри відповідно після гомоморфного перетворення при $\sigma_r^2 = \sigma_c^2 = 1$, $\beta_r = \beta_c = 0.5$ і $\rho_r = \rho_c = 0.95$. При відповідному виборі параметрів кореляційна функція (2.95) близька до кореляційної функції спекл-шуму [1, 2, 14, 16].

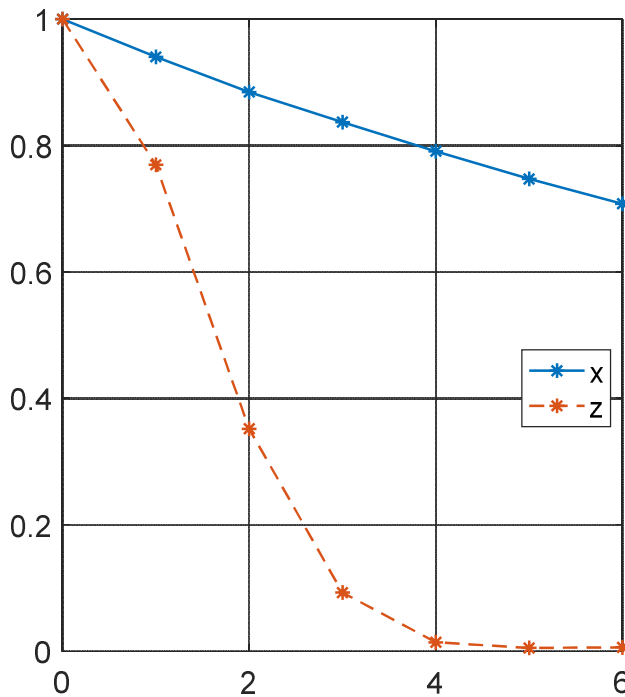


Рис. 2.4. Автокореляційні функції зображення та корельованої завади

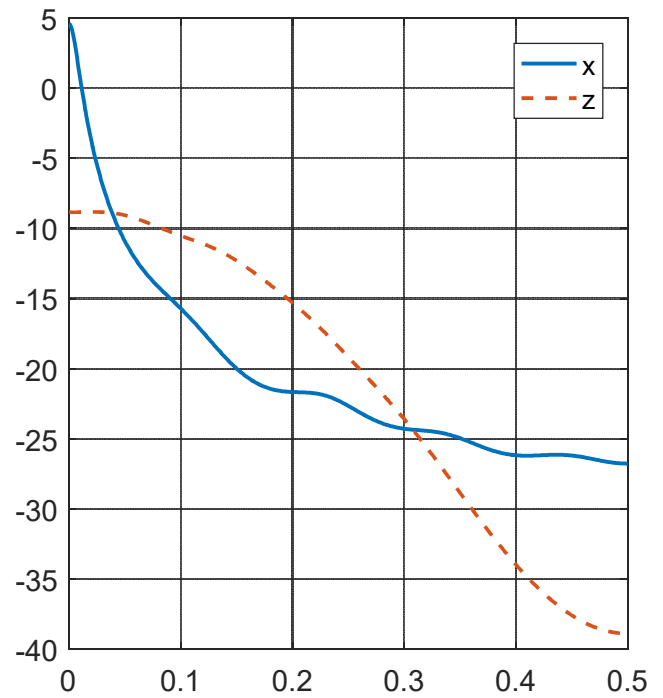


Рис. 2.5. Спектри зображення та корельованої завади

На рис. 2.6 суцільною лінією показана виведена послідовно по рядках залежність СКВ помилки оцінки σ' на першому етапі, а штриховою лінією – залежність $\sigma'_{МК}$, отримана методом Монте-Карло. На рис. 2.7 представлені аналогічні залежності на другому етапі після об'єднання даних. Як впливає з отриманих результатів, теоретичні σ' і фактичні $\sigma'_{МК}$ СКВ помилок оцінки добре узгоджуються між собою, що свідчить про правильність роботи алгоритму. На другому етапі σ' і $\sigma'_{МК}$ зменшуються на 33% і 35% відповідно, що показує високу ефективність другого етапу обробки.

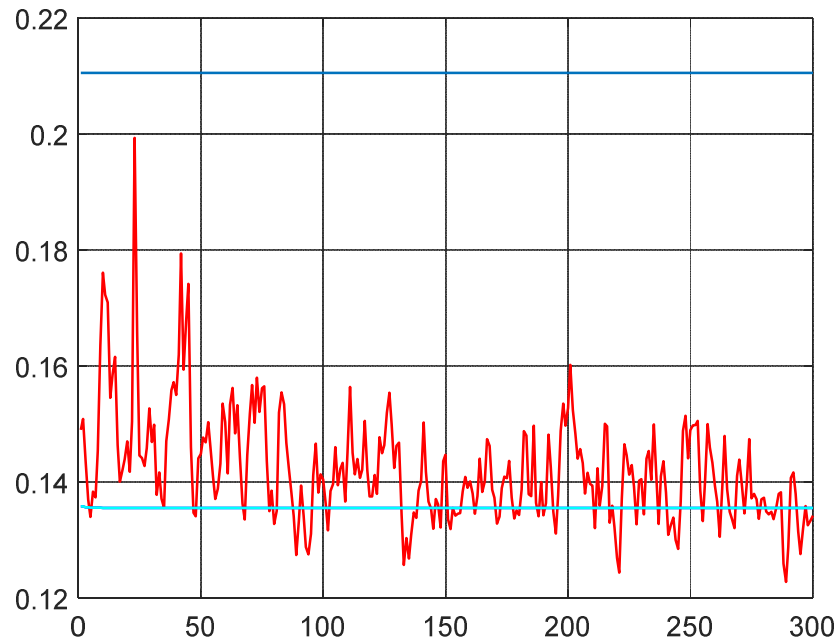


Рис. 2.6. Суцільною лінією – залежність СКВ помилки оцінки, штриховою лінією – залежність отримана методом Монте-Карло на першому етапі

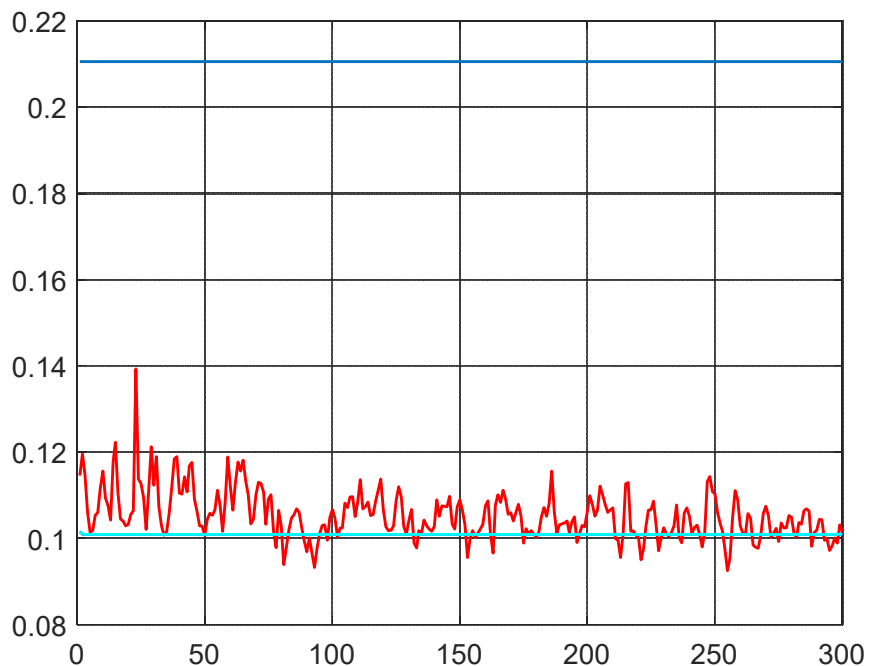


Рис. 2.7. Суцільна лінія – залежність СКВ помилки оцінки, штрихова лінія – залежність отримана методом Монте-Карло на другому етапі

На рис. 2.8 і рис. 2.9 представлені модельне зображення і зображення, спотворене корельованим спекл-шумом. На рис. 2.10 показано відфільтроване зображення запропонованим алгоритмом, а на рис. 2.11 – відфільтроване зображення фільтром Вінера. При моделюванні вхідне ВСШ SNR_{in} дорівнює 0

дБ. Застосування розробленого алгоритму дозволило підвищити вихідне ВСШ (SNR_{out}) на 7.10 дБ.

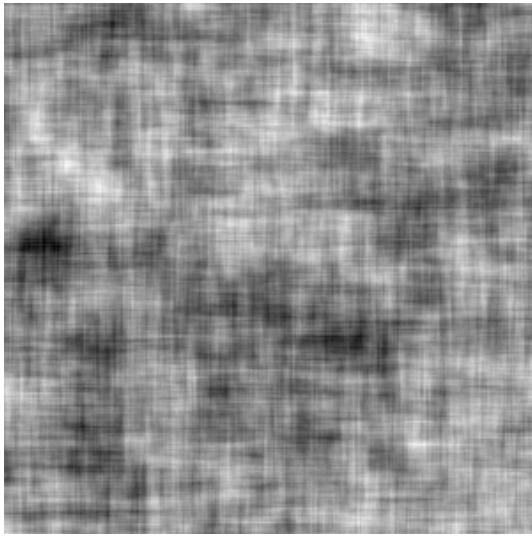


Рис. 2.8. Вихідне модельне зображення

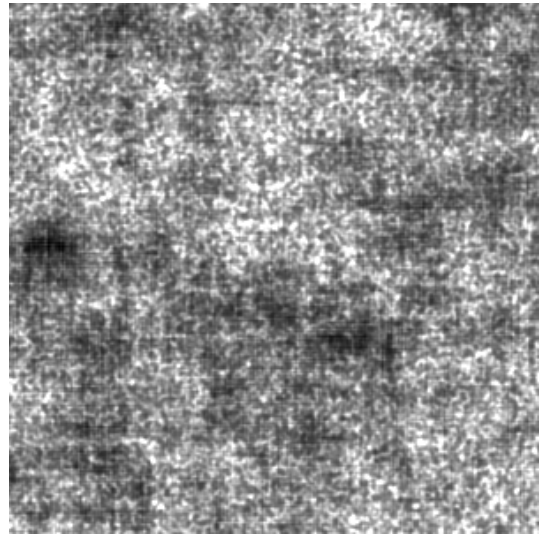


Рис. 2.9. Зображення, спотворене спекл-шумом

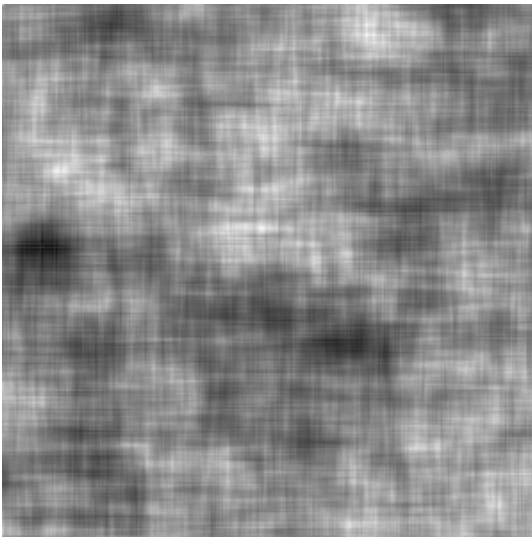


Рис. 2.10. Зображення, оброблене розробленим алгоритмом

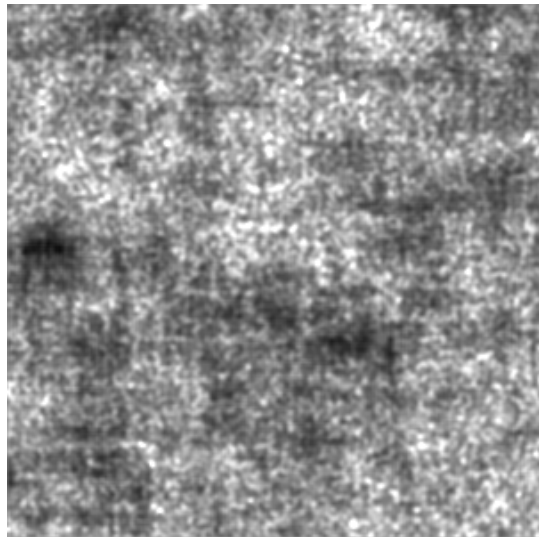


Рис. 2.11. Зображення, оброблене фільтром Вінера

У табл. 2.1 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для різних вхідних ВСШ SNR_{in} . Для порівняння розглянуті класичні алгоритми для фільтрації спекл-шуму. Виходячи з результатів, запропонований алгоритм забезпечує найбільше вихідне ВСШ SNR_{out} .

Таблиця 2.1

Метод	$SNR_{in} = -3$ дБ	$SNR_{in} = 0$ дБ	$SNR_{in} = 3$ дБ
Запропонований алгоритм	5.61	7.10	8.62
Фільтр Лі	-0.90	2.13	4.97
Фільтр Куана	-1.13	0.82	1.85
Фільтр Вінера	-0.67	2.18	4.79

Також перевірка алгоритму проведена на модельному зображенні, показаному на рис. 2.14, що містить геометричні фігури з різним рівнем яскравості. Для опису зображення уздовж рядків і стовпців після гомоморфного перетворення використовувалися авторегресійні моделі виду (2.4), (2.5). Їх параметри були визначені на основі методу лінійного передбачення з використанням отриманих експериментально кореляційних функцій відліків зображення по рядках і стовпцях.

На рис. 2.12 представлені нормовані автокореляційні функції зображення і корельованої завади по рядку, а рис. 2.13 їх спектри відповідно після гомоморфного перетворення.

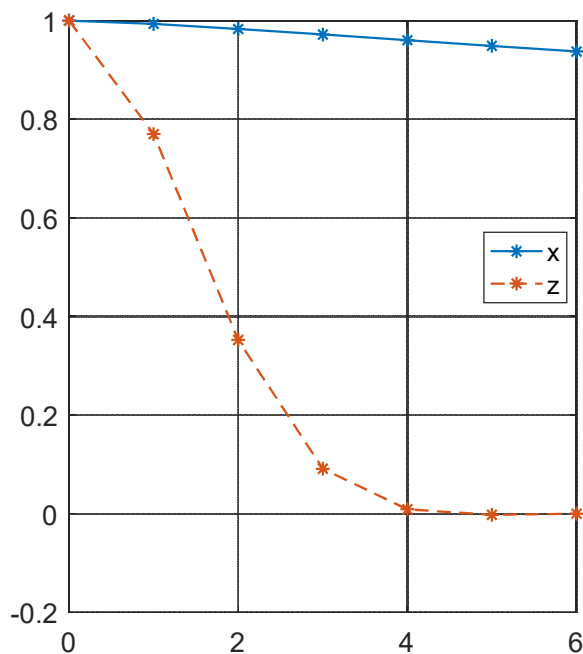


Рис. 2.12. Автокореляційні функції зображення і корельованої завади

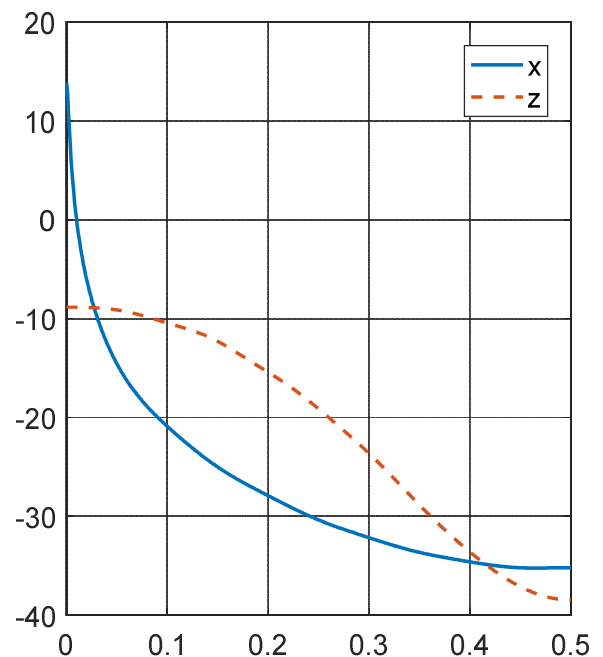


Рис. 2.13. Спектри зображення і корельованої завади

На рис. 2.15 показано зображення, спотворене спекл-шумом з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить 6 дБ. На рис. 2.16 показаний результат фільтрації зображення запропонованим алгоритмом. Вихідне ВСШ SNR_{out} складає 11.33 дБ. На рис. 2.17 представлений результат фільтрації зображення за допомогою фільтра Лі.



Рис. 2.14. Вихідне модельне зображення

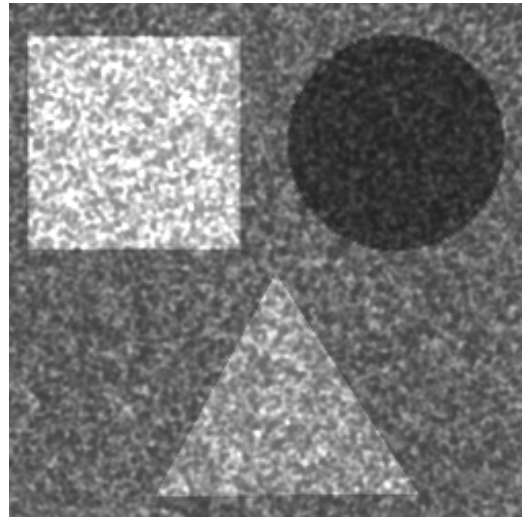


Рис. 2.15. Зображення, спотворене спекл-шумом

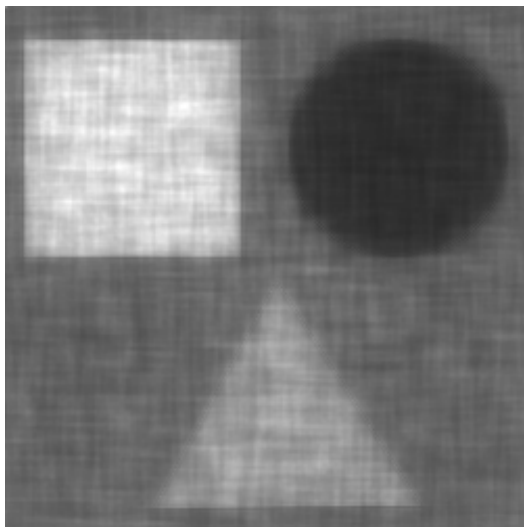


Рис. 2.16. Зображення, оброблене запропонованим алгоритмом

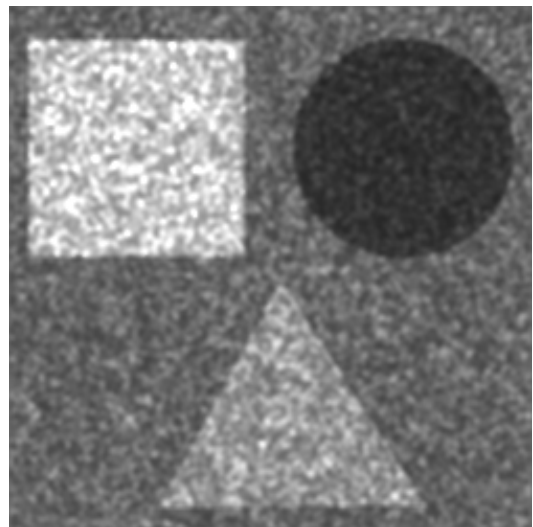


Рис. 2.17. Зображення, оброблене фільтром Лі

У табл. 2.2 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для різних вхідних SNR_{in} для запропонованого алгоритму, а також для відомих алгоритмів фільтрації спекл-шуму.

Таблиця 2.2

Метод	$SNR_{in} = 0$ дБ	$SNR_{in} = 3$ дБ	$SNR_{in} = 6$ дБ
Запропонований алгоритм	9.80	11.33	12.87
Фільтр Лі	2.22	5.41	8.60
Фільтр Куана	1.99	3.33	4.18
Фільтр Вінера	2.47	5.43	8.40

Оскільки візуальна оцінка якості фільтрації є суб'єктивною, значення фільтрації продемонстровано на прикладі розв'язуваного далі завдання сегментації. На рис. 2.18-2.19 представлені результати сегментації зображень алгоритмом Оцу [20] на рис. 2.16 і рис. 2.17 відповідно. Для запропонованого алгоритму кількість помилок сегментації склала 4.20%, а для фільтра Лі – 33.95%.

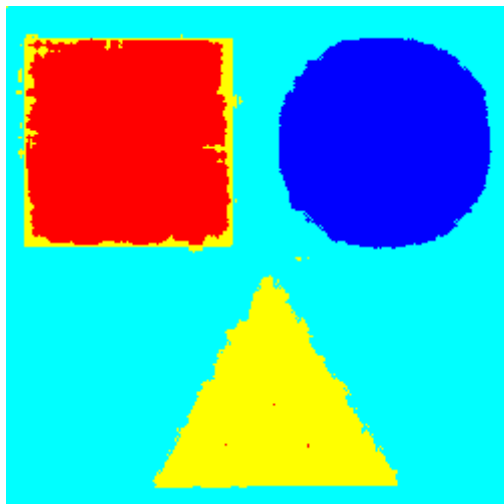


Рис. 2.18. Сегментація зображення на рис. 2.16

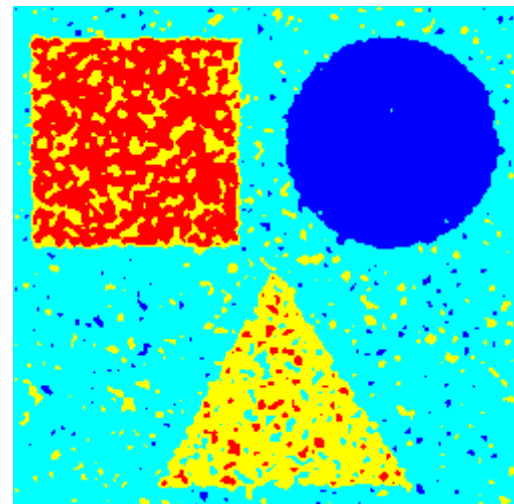


Рис. 2.19. Сегментація зображення на рис. 2.17

В табл. 2.3 показані характеристики сегментації у вигляді відсотка помилково класифікованих пікселів для різних вхідних SNR_{in} аналогічно табл. 2.1.

Таблиця 2.3

Метод	$SNR_{in} = 0$ дБ	$SNR_{in} = 3$ дБ	$SNR_{in} = 6$ дБ
Запропонований алгоритм	7.58%	4.20%	2.53%
Фільтр Вінера	68.38%	61.48%	10.33%
Фільтр Куана	54.89%	40.08%	51.38%
Фільтр Лі	52.02%	33.95%	11.64%

З табл. 2.2 і табл. 2.3 видно, що запропонований алгоритм забезпечує найбільше вихідне ВСШ SNR_{out} при різних вхідних ВСШ SNR_{in} , а також найкращу якість подальшої сегментації.

Висновки по другому розділу:

1. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму, після виконання гомоморфного перетворення на першому етапі, виконується одновимірна сумісна фільтрація зображення і корельованої завади уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок, що дозволяє врахувати всі спостереження в рядку і стовпці, які перетинаються в поточній точці, та підвищити ефективність обробки в порівнянні з одновимірними методами при незначному збільшенні обчислювальних витрат.

2. Діючий на першому етапі алгоритм для одновимірної сумісної фільтрації зображення і корельованої завади уздовж рядків і стовпців (2.16) – (2.20) відноситься до класу алгоритмів фільтрації гауссівських марківських процесів. При цьому помилки фільтрації зображення і корельованої завади на кожному такті є корельованими. Оптимальний пристрій включає два канали фільтрації зображення і корельованої завади, які є взаємопов'язаними.

3. За допомогою отриманого з використанням властивості умовної незалежності виразу (2.41) для сумісної апостеріорної ЩЙ відліків зображення і

корельованої завади в кожній точці, проводиться об'єднання апостеріорних розподілів, визначених на першому етапі по рядках і стовпцях від їх початку і кінця за допомогою алгоритму нелінійної рекурентної одновимірної фільтрації марківських послідовностей, що дозволяє розглядати обробку як некаузальну. Каузальний (2.29) і напівкаузальний (2.35) алгоритми об'єднання апостеріорних розподілів є окремими випадками виразу (2.41).

4. У разі гауссівських апостеріорних розподілів, об'єднання на другому етапі отриманих при одновимірній фільтрації оцінок зображення і корельованої завади в кожній точці при некаузальній обробці виконується спільно, шляхом послідовних обчислень за формулами (2.74)-(2.79), (2.81)-(2.86), (2.88)-(2.93). Алгоритми об'єднання оцінок зображення і корельованої завади при напівкаузальній і каузальній обробці є складовими частинами некаузального алгоритму і описуються відповідно виразами (2.81)-(2.86) і (2.74)-(2.79).

5. Для розглянутих модельних прикладів застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації дозволило отримати виграш в вихідному ВСШ від 5.62 дБ до 8.61 дБ. Запропонований алгоритм забезпечив виграш в ВСШ в порівнянні з відомим фільтром Лі від 3.65 дБ до 6.61 дБ.

6. Застосування розробленого алгоритму забезпечує кількість помилок сегментації зображення алгоритмом Оцу в діапазоні 2.53% – 7.58%, що відповідно в 4.6-6.8 разів менше, ніж при використанні фільтра Лі.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МЕТОДУ ГОМОМОРФНОЇ ДВОЕТАПНОЇ БАГАОПОГЛЯДОВОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ РСА-ЗОБРАЖЕНЬ ЗА НАЯВНОСТІ НЕКОРЕЛЬОВАНОГО І КОРЕЛЬОВАНОГО СПЕКЛ-ШУМУ

На сьогодні відсутнє оптимальне рішення задачі фільтрації послідовності зображень за наявності некорельованого спекл-шуму, а існуючі алгоритми обробки мають евристичний характер. Тому становить інтерес розробка методу гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображення за наявності некорельованого спекл-шуму і порівняння його з відомими алгоритмами. Також в розділі 3 виконується розробка методу гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень за наявності корельованого спекл-шуму. Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень для випадку некорельованого і корельованого спекл-шуму проведено на модельних прикладах за допомогою статистичного моделювання.

3.1. Синтез алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму

3.1.1. Постановка завдання гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень за наявності некорельованого спекл-шуму

Послідовність неспотворених завадою однопоглядових РСА-зображень представляється у вигляді тривимірної матриці, що складається з елементів $s(n, m, k)$, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$, які відповідають значенням яскравості. Параметри N і M характеризують розміри РСА-зображень, а K – їх число. Спотворені спекл-шумом РСА-погляди відповідно мають вигляд $u(n, m, k)$, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$.

Широке поширення для опису зв'язку між відліками спостережуваної $u(n, m, k)$ та істинної $s(n, m, k)$ послідовностей зображень знаходить мультиплікативна модель у вигляді [1, 14]:

$$u(n, m, k) = s(n, m, k) \mu(n, m, k), \quad (3.1)$$

де $\mu(n, m, k)$ – відлік спекл-шуму, що впливає в точці (n, m) в k -му зображенні, який має релеївський розподіл з рівним одиниці математичним очікуванням і дисперсією σ_μ^2 [2, 4]. Будемо також вважати, що відліки спекл-шуму за координатами n, m, k є некорельованими.

Гомоморфне перетворення дозволяє за допомогою операції логарифмування перетворити вираз (3.1) до вигляду:

$$\begin{aligned} y(n, m, k) &= \ln(u(n, m, k)) = \ln(\mu(n, m, k)) + \ln(s(n, m, k)) = \\ &= x(n, m, k) + z(n, m, k). \end{aligned} \quad (3.2)$$

Мультиплікативна завада $\mu(n, m, k)$ стає адитивною $z(n, m, k) = \ln(\mu(n, m, k))$ по відношенню до корисної складової $x(n, m, k) = \ln(s(n, m, k))$ і зберігає властивість некорельованості. Після отримання відліків відфільтрованої послідовності зображень $\hat{x}(n, m, k)$, оцінки відліків вихідної істинної послідовності РСА-зображень $s(n, m, k)$ визначаються за формулою:

$$\hat{s}(n, m, k) = \exp(\hat{x}(n, m, k)). \quad (3.3)$$

Для визначення оцінок відліків послідовності зображень після гомоморфного перетворення $\hat{x}(n, m, k)$ необхідно розробити алгоритм двоетапної фільтрації відліків послідовності зображень $x(n, m, k)$ за наявності адитивної некорельованої завади, в якому виконується одномірна фільтрація між зображеннями та всередині них вздовж рядків і стовпців, а також об'єднання розрахованих оцінок у кожній точці. Перетворення, що

виконуються при гомоморфній двоетапній фільтрації послідовності зображень, показані на рис. 3.1.

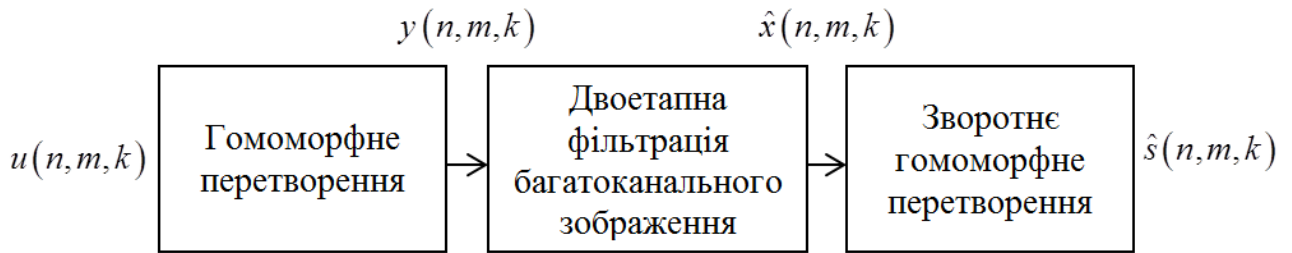


Рис. 3.1. Перетворення при гомоморфній двоетапній фільтрації послідовності зображень

Розглянемо відліки k -го зображення. Елементи, які розташовані в n -му рядку і m -му стовпці, за винятком відліку $x(n, m, k)$, запишемо за допомогою наступних векторів:

$$X_{n1} = (x(n, 1, k), \dots, x(n, m-1, k)),$$

$$X_{n2} = (x(n, M, k), x(n, M-1, k), \dots, x(n, m-1, k)),$$

$$X_{m1} = (x(1, m, k), \dots, x(n-1, m, k)),$$

$$X_{m2} = (x(N, m, k), x(N-1, m, k), \dots, x(n+1, m, k)).$$

Також відліки, що знаходяться на nm -му промені, що з'єднує точки з координатами (n, m) на послідовності зображень з першого по $k-1$ -й запишемо у вигляді вектора $X_{k-1} = (x(n, m, 1), x(n, m, 2), \dots, x(n, m, k-1))$. Індекси k в векторах X_{n1} , X_{n2} , X_{m1} і X_{m2} , а також n, m у векторі X_{k-1} не вказуються для скорочення обсягу позначень. Вектори X_{n1} , X_{n2} , X_{m1} , X_{m2} , X_{k-1} показані на рис. 3.2.

За аналогією для розглянутих променів введемо вектори, що містять відліки отримані після гомоморфного перетворення спостережень:

$$Y_{n1} = (y(n, 1, k), \dots, y(n, m-1, k)),$$

$$Y_{n2} = (y(n, M, k), y(n, M-1, k), \dots, y(n, m-1, k)),$$

$$Y_{m1} = (y(1, m, k), \dots, y(n-1, m, k)),$$

$$Y_{m2} = (y(N, m, k), y(N-1, m, k), \dots, y(n+1, m, k)),$$

$$Y_{k-1} = (y(n, m, 1), y(n, m, 2), \dots, y(n, m, k-1)).$$

Векторам X_{n1} , X_{n2} , X_{m1} , X_{m2} , X_{k-1} відповідають спостереження Y_{n1} , Y_{n2} , Y_{m1} , Y_{m2} , Y_{k-1} , а точці $x(n, m, k) = x$ – поточне спостереження $y(n, m, k) = y$.

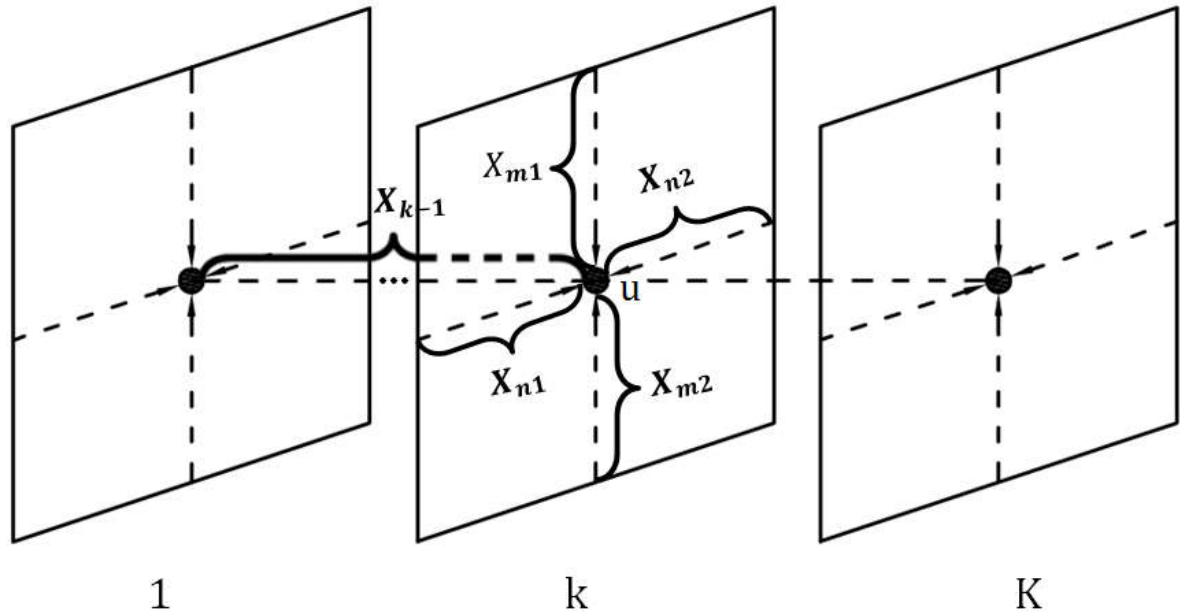


Рис. 3.2. Модель послідовності зображень з позначеними векторами X_{n1} , X_{n2} , X_{m1} , X_{m2} , X_{k-1}

За аналогією до розглянутих променів введемо вектори, що містять відліки отримані після гомоморфного перетворення спостережень:

$$Y_{n1} = (y(n, 1, k), \dots, y(n, m-1, k)),$$

$$Y_{n2} = (y(n, M, k), y(n, M-1, k), \dots, y(n, m-1, k)),$$

$$Y_{m1} = (y(1, m, k), \dots, y(n-1, m, k)),$$

$$Y_{m2} = (y(N, m, k), y(N-1, m, k), \dots, y(n+1, m, k)),$$

$$Y_{k-1} = (y(n, m, 1), y(n, m, 2), \dots, y(n, m, k-1)).$$

Векторам X_{n1} , X_{n2} , X_{m1} , X_{m2} , X_{k-1} відповідають спостереження Y_{n1} , Y_{n2} , Y_{m1} , Y_{m2} , Y_{k-1} , а точці $x(n, m, k) = x$ – поточне спостереження $y(n, m, k) = y$.

В результаті вирішення задачі двоетапної фільтрації відліків послідовності зображень $y(n, m, k)$ необхідно визначити оцінки значень яскравості $\hat{x}(n, m, k)$ в кожній точці послідовності зображень $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$. Використання для обчислення оцінок в точці (n, m, k) спостережень Y_{n1} , Y_{m1} , Y_{n2} , Y_{m2} , Y_{k-1} дозволяє розглядати обробку як некаузальну всередині зображень і каузальну між ними.

3.1.2. Синтез алгоритмів одновимірної фільтрації послідовності зображень на першому етапі

Обмежимося розглядом однорідних послідовностей зображень, для яких математичні моделі, які описують статистичні залежності між відліками від початку рядка і стовпця зображення, і променя вздовж зображень, а також відповідно у зворотному напрямку збігаються.

Дотримуючись методики, наведеної в підрозділі 2.2, для опису статистичних зв'язків гауссівської послідовності зображень уздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm , використовуються марківські гауссівські моделі у вигляді дискретних динамічних систем:

$$X_{nk}(i) = F^r X_{nk}(i-1) + G^r \xi_{nk}(i), i = \overline{1, M}; \quad (3.4)$$

$$X_{mk}(j) = F^c X_{mk}(j-1) + G^c \xi_{mk}(j), j = \overline{1, N}; \quad (3.5)$$

$$X_{nm}(l) = F^t X_{nm}(l-1) + G^t \xi_{nm}(l), k = \overline{1, K}, \quad (3.6)$$

де $X_{nk}(i)$, $X_{mk}(j)$, $X_{nm}(l)$ – вектори стану, що містять відліки послідовності зображень; $F^r, G^r, F^c, G^c, F^t, G^t$ – відомі матриці; $\xi_{nk}(i)$, $\xi_{mk}(j)$, $\xi_{nm}(l)$ – некорельовані послідовності гауссівських векторів з нульовими математичними очікуваннями і одиничними кореляційними матрицями.

Рівняння спостереження вздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm відповідно мають вигляд:

$$y_{nk}(i) = H^r X_{nk}(i) + v^r(i); \quad (3.7)$$

$$y_{mk}(j) = H^c X_{mk}(j) + v^c(j); \quad (3.8)$$

$$y_{nm}(l) = H^t X_{nm}(l) + v^t(l), \quad (3.9)$$

де $y_{nk}(i)$, $y_{mk}(j)$, $y_{nm}(l)$ – відліки спостережень уздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm відповідно; $H^r(i)$, $H^c(j)$, $H^t(l)$ – відомі матриці; $v^r(i)$, $v^c(j)$, $v^t(l)$ – некорельовані послідовності гауссівських величин з нульовими математичними очікуваннями і однаковими дисперсіями σ_v^2 .

Рівняння (3.4-3.6), (3.7-3.9) описують моделі процесів $X_{nk}(i)$, $X_{mk}(j)$, $X_{nm}(l)$ і механізми їх спостереження на фоні некорельованих завад $v^r(i)$, $v^c(j)$, $v^t(l)$. На основі отриманих моделей спільна одновимірна фільтрація послідовності зображень по рядках, стовпцях і координаті k може бути виконана за допомогою алгоритму калманівської фільтрації [14].

Фільтрація процесу $X_{nk}(i)$ за спостереженнями $y_{nk}(i)$ вздовж n -го рядка в k -му зображенні від її початку описується рівняннями:

$$X_{nk}^*(i) = F^r \hat{X}_{nk}(i-1); \quad (3.10)$$

$$P_{nk}^*(i) = F^r \hat{P}_{nk}(i-1) F^{rT} + G^r G^{rT}; \quad (3.11)$$

$$\hat{X}_{nk}(i) = X_{nk}^*(i) + K^r(i)(y_{nk}(i) - H^r X_{nk}^*(i)); \quad (3.12)$$

$$K(i) = P_{nk}^*(i) H^r D_{nk}^{-1}(i); \quad (3.13)$$

$$\hat{P}_{nk}(i) = P_{nk}^*(i) - K^r(i) H^r P_{nk}^*(i), \quad (3.14)$$

де $X_{nk}^*(i)$, $\hat{X}_{nk}(i)$ – вектори прогнозу і оцінки вектора $X_{nk}(i)$; $P_{nk}^*(i)$, $\hat{P}_{nk}(i)$ – кореляційні матриці помилок прогнозу і оцінки $X_{nk}(i)$; $K(i)$ – матричні коефіцієнти посилення каналів фільтрації зображення; $D_{nk}(i)$ – матриця, яка визначається за формулою:

$$D_{nk}(i) = H^r P_{nk}^*(i) H_x^{rT} + \sigma_v^2. \quad (3.15)$$

Для виконання алгоритму (3.10) – (3.15) задаються початкові умови:

$$\hat{X}_n(0), \hat{P}_{xn}(0).$$

Фільтрація зображення від кінця рядка, по стовпцю від його початку і кінця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm виконується аналогічно.

3.1.3. Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації послідовності зображень на другому етапі

При використанні розглянутих в підрозділі 3.1.2 гауссівських одновимірних моделей зображень вздовж відповідних координат n, m, k , а також застосуванні алгоритму калманівської фільтрації, апостеріорна ЩЙ $f(x|y, Y_{n1})$ за спостереженнями (y, Y_{n1}) ; екстрапольовані ЩЙ $f(x|Y_{n2})$, $f(x|Y_{m1})$, $f(x|Y_{m2})$ за спостереженнями Y_{n2} , Y_{m1} , Y_{m2} , розташованими в k -му зображенні; екстрапольована ЩЙ $f(x|Y_{k-1})$ за спостереженнями Y_{k-1} , розташованими на промені nm є гауссівськими з відомими математичними очікуваннями і дисперсіями.

У загальному випадку алгоритм двоетапної фільтрації послідовності зображень за наявності некорельованої завади має використовувати властивості умовної незалежності відліків зображення, які розташовані уздовж кожної з координат, що дозволяє на другому етапі обчислювати апостеріорну ЩЙ $f(x|y, Y_{n1}, Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_{k-1})$ в кожній точці шляхом об'єднання ЩЙ $f(x|y, Y_{n1})$, $f(x|Y_{n2})$, $f(x|Y_{m1})$, $f(x|Y_{m2})$, $f(x|Y_{k-1})$, обчислених на першому етапі при одновимірній фільтрації вздовж координат n, m, k . Для випадку, коли значення яскравостей відліків зображення описуються гауссівською ЩЙ, отриманий двоетапний алгоритм конкретизується для обчислення на другому етапі апостеріорних оцінок, шляхом об'єднання оцінок, обчислених на першому етапі за допомогою одновимірного алгоритму калманівської фільтрації при обробці відліків, розташованих уздовж кожної з координат.

Спільна ЩЙ елементів зображення, розташованих в векторах X_{n1} , X_{n2} , X_k , X_{m1} , X_{m2} , X_{k-1} з урахуванням поточної оброблюваної точки x описується виразом $f(X) = f(X_{n1}, X_{m1}, X_{n2}, X_{m2}, X_{k-1}, x)$. Застосовуючи теорему множення ймовірностей, її можна представити у вигляді:

$$f(X) = f(x) f(X_{n1}, X_{m1}, X_{n2}, X_{m2}, X_{k-1} | x). \quad (3.16)$$

Відповідно до методики, наведеної в [14, 31], будемо вважати, що відліки зображення, що містяться в векторах X_{n1} , X_{m1} , X_{n2} , X_{m2} , X_{k-1} є умовно незалежними щодо поточної оброблюваної точки x , що дозволяє переписати другий множник у виразі (3.16) наступним чином:

$$\begin{aligned} f(X_{n1}, X_{m1}, X_{n2}, X_{m2}, X_{k-1} | x) &= f(X_{n1} | x) f(X_{m1} | x) \times \\ &\times f(X_{n2} | x) f(X_{m2} | x) f(X_{k-1} | x). \end{aligned} \quad (3.17)$$

Вирази (3.16), (3.17) дозволяють зобразити ЩЙ $f(X)$ у вигляді:

$$f(X) = f(x, X_{n1}) f(X_{m1} | x) f(X_{n2} | x) f(X_{m2} | x) f(X_{k-1} | x). \quad (3.18)$$

Функція правдоподібності $f(Y|X)$ спостережень $Y = (Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}, Y_{m2}, Y_{k-1}, y)$, відповідних вектору X , при некорельованих помилках вимірювання має вигляд:

$$\begin{aligned} f(Y|X) &= f(y, Y_{n1} | x, X_{n1}) f(Y_{m1} | X_{m1}) f(Y_{n2} | X_{n2}) \times \\ &\times f(Y_{m2} | X_{m2}) f(Y_{k-1} | X_{k-1}). \end{aligned} \quad (3.19)$$

З використанням формули Байеса, а також виразів (3.18) і (3.19), апостеріорна ЩЙ $f(X|Y)$ може бути записана у вигляді:

$$\begin{aligned} f(X|Y) &= \frac{c_1}{f^4(x)} f(x, X_{n1} | y, Y_{n1}) f(x, X_{m1} | Y_{m1}) f(x, X_{n2} | Y_{n2}) \times \\ &\times f(x, X_{m2} | Y_{m2}) f(x, X_{k-1} | Y_{k-1}), \end{aligned} \quad (3.20)$$

де $f(x, X_{n1} | y, Y_{n1})$, $f(x, X_{m1} | Y_{m1})$, $f(x, X_{n2} | Y_{n2})$, $f(x, X_{m2} | Y_{m2})$, $f(x, X_{k-1} | Y_{k-1})$ – спільні апостеріорні ЩЙ, що визначаються за формулами:

$$f(x, X_{n1} | y, Y_{n1}) = \frac{f(y, Y_{n1} | x, X_{n1}) f(x, X_{n1})}{f(y, Y_{n1})}; \quad (3.21)$$

$$f(x, X_{m1} | Y_{m1}) = \frac{f(Y_{m1} | X_{m1}) f(x, X_{m1})}{f(Y_{m1})}; \quad (3.22)$$

$$f(x, X_{n2} | Y_{n2}) = \frac{f(Y_{n2} | X_{n2}) f(x, X_{n2})}{f(Y_{n2})}; \quad (3.23)$$

$$f(x, X_{m2} | Y_{m2}) = \frac{f(Y_{m2} | X_{m2}) f(x, X_{m2})}{f(Y_{m2})}; \quad (3.24)$$

$$f(x, X_{k-1} | Y_{k-1}) = \frac{f(Y_{k-1} | X_{k-1}) f(x, X_{k-1})}{f(Y_{k-1})}, \quad (3.25)$$

де $f(y, Y_{n1})$, $f(Y_{m1})$, $f(Y_{n2})$, $f(Y_{m2})$, $f(Y_{k-1})$ – спільні ЩЙ відповідних вимірювань, що виконують роль нормуючих множників; c_1 – загальний нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_1 = \frac{f(y, Y_{n1}) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{m2}) f(Y_{k-1})}{f(Y)}. \quad (3.26)$$

Виконавши в (3.20) інтегрування по X_{n1} , X_{m1} , X_{n2} , X_{m2} , X_{k-1} , отримаємо вираз для апостеріорної ЩЙ $f(x|Y)$:

$$f(x|Y) = \frac{c_1}{f^4(x)} f(x|y, Y_{n1}) f(x|Y_{m1}) f(x|Y_{n2}) f(x|Y_{m2}) f(x|Y_{k-1}). \quad (3.27)$$

Вираз (3.27) описує виконаний на другому етапі алгоритм обчислення апостеріорної ЩЙ $f(x|Y)$ в кожній точці зображення з використанням отриманих на першому етапі апостеріорних ЩЙ $f(x|y, Y_{n1})$, $f(x|Y_{m1})$, $f(x|Y_{n2})$, $f(x|Y_{m2})$, $f(x|Y_{k-1})$. Реалізація отриманого алгоритму забезпечує некаузальну обробку всередині зображень і каузальну обробку між ними.

Алгоритм, що описується виразом (3.27), може бути модифікований відповідно до особливостей формування зображення пристроєм реєстрації. Наприклад, при порядковому отриманні вимірювань для обчислення

апостеріорної ЩЙ $f(x|Y)$ в k -му зображенні можуть враховуватися відліки, які розташовані в поточному оброблюваному рядку, а також відліки, розташовані в «минулому» у відповідному стовпці щодо оброблюваної точки (використовуються елементи зображення, розташовані в векторах Y_{n1} , Y_{n2} і Y_{m1}), а також відліки, розташовані у векторі Y_{k-1} . Такий підхід дозволяє отримати алгоритм двоетапної фільтрації з напівкаузальною обробкою всередині зображень:

$$f(x|Y) = \frac{c_2}{f^3(x)} f(x|y, Y_{n1}) f(x|Y_{m1}) f(x|Y_{n2}) f(x|Y_{k-1}), \quad (3.28)$$

де c_2 – загальний нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_2 = \frac{f(y, Y_{n1}) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{k-1})}{f(Y)}. \quad (3.29)$$

У разі, якщо для знаходження апостеріорної ЩЙ $f(x|Y)$ в k -му зображенні враховуються тільки відліки, розташовані в «минулому» як по рядку, так і по стовпцю щодо оброблюваної точки (використовуються елементи зображення, розташовані в векторах Y_{n1} і Y_{m1}), тоді апостеріорна ЩЙ $f(x|Y)$ обчислюється за допомогою алгоритму двоетапної фільтрації з каузальною обробкою [12]:

$$f(x|Y) = \frac{c_3}{f^2(x)} f(x|y, Y_{n1}) f(x|Y_{m1}) f(x|Y_{k-1}), \quad (3.30)$$

де c_3 – загальний нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_3 = \frac{f(y, Y_{n1}) f(Y_{m1}) f(Y_{k-1})}{f(Y)}. \quad (3.31)$$

ЩЙ для гауссівських зображень, які входять у вираз (3.27), мають вигляд:

$$p(x|y, Y_{n1}) = N(\hat{x}_{n1}, \hat{\sigma}_{n1}^2); \quad (3.32)$$

$$p(x|Y_{m1}) = N(x_{m1}^*, \sigma_{m1}^{*2}); \quad (3.33)$$

$$p(x|Y_{n2}) = N(x_{n2}^*, \sigma_{n2}^{*2}); \quad (3.34)$$

$$p(x|Y_{m2}) = N(x_{m2}^*, \sigma_{m2}^{*2}); \quad (3.35)$$

$$p(x|Y_k) = N(x_k^*, \sigma_k^{*2}), p(x) = N(\bar{x}, \bar{\sigma}^2). \quad (3.36)$$

Тоді апостеріорна ЩЙ $p(x|Y)$ також буде гауссівською:

$$p(x|Y) = N(\ddot{x}, \ddot{\sigma}^2). \quad (3.37)$$

Відповідно до методики, наведеної в підрозділі 2.3.2, другий етап фільтрації відліків зображення в k -му каналі здійснюється за допомогою набору виразів:

$$\tilde{\sigma}^2 = \sigma_{m1}^{*2} - \sigma_{m1}^{*4} / (\hat{\sigma}_{n1}^2 + \sigma_{m1}^{*2}); \quad (3.38) \quad \tilde{x} = \hat{x}_{n1} + (x_{m1}^* - \hat{x}_{n1}) \tilde{\sigma}^2 / \sigma_{m1}^{*2}; \quad (3.46)$$

$$\check{\sigma}^2 = -\bar{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^4 / (\tilde{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^2); \quad (3.39) \quad \check{x} = \tilde{x} - (\bar{x} - \tilde{x}) \check{\sigma}^2 / \bar{\sigma}^2; \quad (3.47)$$

$$\overset{\sim}{\sigma}^2 = \sigma_{n2}^{*2} - \sigma_{n2}^{*4} / (\check{\sigma}^2 + \sigma_{n2}^{*2}); \quad (3.40) \quad \tilde{x} = \check{x} + (x_{n1}^* - \check{x}) \overset{\sim}{\sigma}^2 / \sigma_{n1}^{*2}; \quad (3.48)$$

$$\sigma'^2 = -\bar{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^4 / (\overset{\sim}{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^2); \quad (3.41) \quad x' = \tilde{x} - (\bar{x} - \tilde{x}) \sigma'^2 / \bar{\sigma}^2; \quad (3.49)$$

$$\sigma''^2 = \sigma_{m2}^{*2} - \sigma_{m2}^{*4} / (\sigma'^2 + \sigma_{m2}^{*2}); \quad (3.42) \quad x'' = x' + (x_{m2}^* - x') \sigma''^2 / \sigma_{m2}^{*2}; \quad (3.50)$$

$$\dot{\sigma}^2 = -\bar{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^4 / (\sigma''^2 - \bar{\sigma}^2); \quad (3.43) \quad \dot{x} = x'' - (\bar{x} - x'') \dot{\sigma}^2 / \bar{\sigma}^2; \quad (3.51)$$

$$\backslash \sigma^2 = \sigma_k^{*2} - \sigma_k^{*4} / (\dot{\sigma}^2 + \sigma_k^{*2}); \quad (3.44) \quad \backslash x = \dot{x} + (x_k^* - \dot{x}) \backslash \sigma^2 / \sigma_k^2; \quad (3.52)$$

$$\ddot{\sigma}^2 = -\bar{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^4 / (\backslash \sigma^2 - \bar{\sigma}^2); \quad (3.45) \quad \ddot{x} = \backslash x - (\bar{x} - \backslash x) \ddot{\sigma}^2 / \bar{\sigma}^2, \quad (3.53)$$

де \ddot{x} та $\ddot{\sigma}^2$ – апостеріорна оцінка і дисперсія помилки оцінки, обчислені на другому етапі. Для обчислення \ddot{x} та $\ddot{\sigma}^2$ використовуються апостеріорні оцінки і дисперсії помилки оцінки \hat{x}_{n1} , $\hat{\sigma}_{n1}^2$, які обчислюються в k -му зображенні, при обробці елементів, у векторі Y_{n1} , а також екстрапольовані оцінки і дисперсії помилки оцінки x_{m1}^* , σ_{m1}^{*2} , x_{n2}^* , σ_{n2}^{*2} , x_{m2}^* , σ_{m2}^{*2} при обробці відліків в векторах Y_{m1} , Y_{n2} , Y_{m2} . Також враховуються екстрапольована оцінка і дисперсія помилки оцінки x_k^* , σ_k^{*2} , які обчислюються при обробці вектора Y_k , що включає в себе відліки з попередніх каналів зображення.

3.1.4. Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму

Як приклад розглянемо модель послідовності гауссівських зображень з роздільною кореляційною функцією [2, 18]:

$$R_s(n, m, k) = \sigma_s^2 \exp\{-(\rho_r |n| + \rho_c |m| + \rho_t |k|)\}. \quad (3.54)$$

Параметри моделі поклалися $\sigma = 1$, $\rho_1 = 0.95$, $\rho_2 = 0.95$, $\rho_3 = 1$, а СКВ помилки вимірювання $\sigma_v = 0.4$, при цьому використовується мультиплікативна модель шуму (3.1) та некорельований шум має релеївський закон розподілу. Розміри послідовності зображень $N \times M \times K$ поклалися $N = M = 300$, $K = 3$.

На рис. 3.3 суцільною лінією показані виведені послідовно по рядках залежність СКВ помилки оцінки σ' , обчислена за формулами (3.38)-(3.54) на другому етапі для другого зображення послідовності зображень, а штриховою лінією – залежність σ'_{MK} , отримана методом Монте-Карло. Як випливає з отриманих результатів, теоретичні σ' і фактичні σ'_{MK} СКВ помилок оцінки добре узгоджуються між собою, що свідчить про правильність роботи алгоритму.

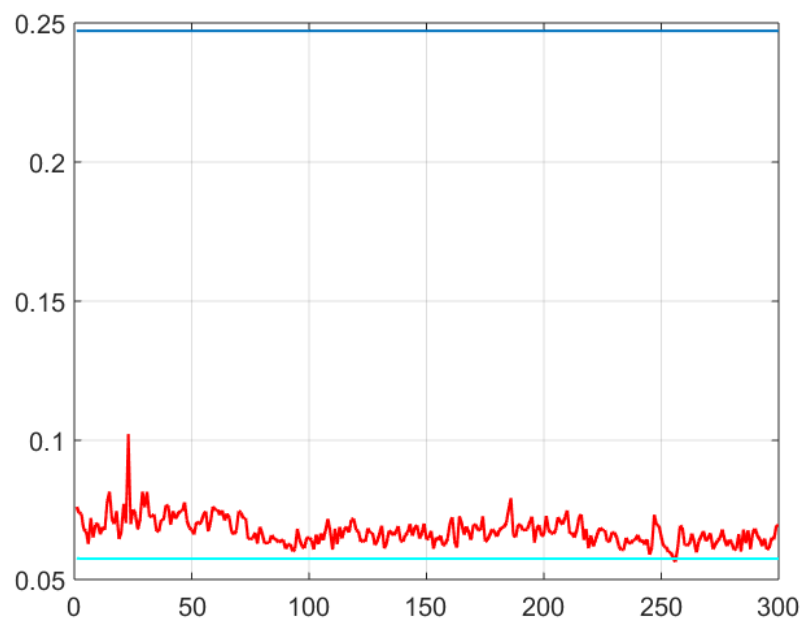


Рис. 3.3. Суцільна лінія – залежність СКВ помилки оцінки, штрихова лінія – залежність СКВ методом Монте-Карло

На рис. 3.4 представлено друге зображення з послідовності модельних зображень. На рис. 3.5 показано друге зображення, створене шумом. На рис. 3.6 показано друге зображення, з послідовності, оброблене запропонованим алгоритмом. Для порівняння кожне зображення з послідовності було відфільтровано фільтром Вінера, а вже відфільтровані зображення були усереднені для отримання одного підсумкового зображення. На рис. 3.7 показано друге зображення, отримане за допомогою фільтра Вінера. При моделюванні вхідне ВСШ SNR_{in} становить -1.25 дБ. Застосування даного алгоритму дозволило підвищити SNR_{out} на 10.95 дБ на другому зображенні.

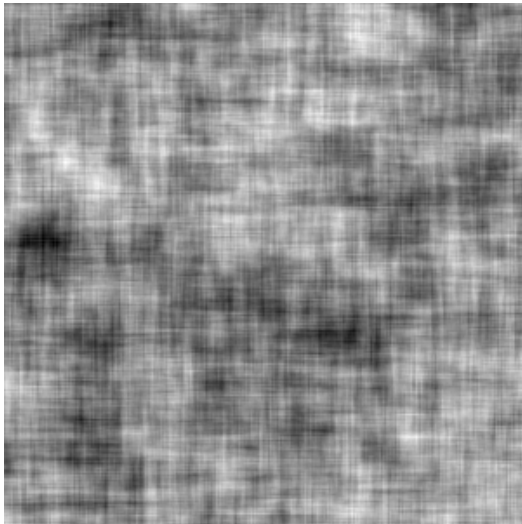


Рис. 3.4. Друге зображення вихідної послідовності зображень

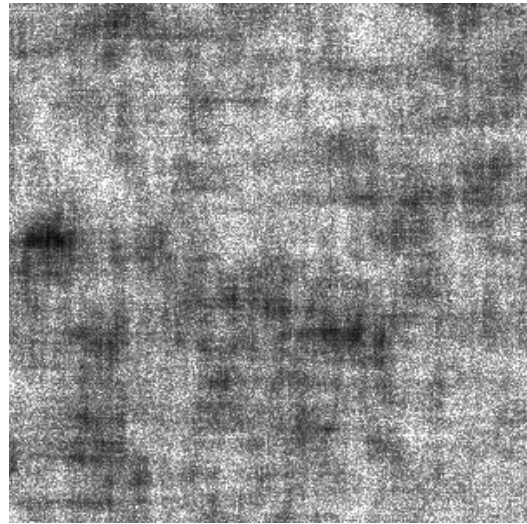


Рис. 3.5. Друге зображення, створене білим шумом

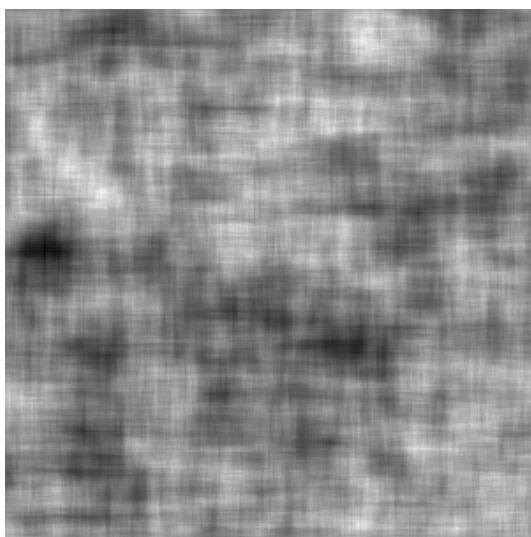


Рис. 3.6. Друге зображення, оброблене розробленим алгоритмом

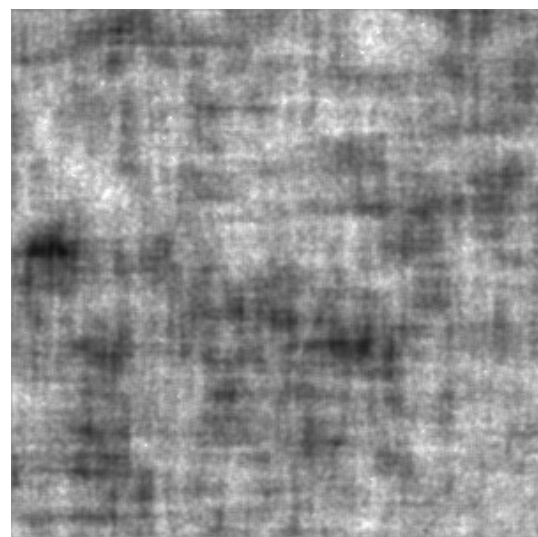


Рис. 3.7. Друге зображення, отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

У табл. 3.1 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для кожного зображення з послідовності. Вхідне SNR_{in} становить -1.25 дБ. Для порівняння розглянуті відомі алгоритми фільтрації спекл-шуму, які використовувалися для фільтрації кожного зображення окремо і їх подальшого усереднення. Також розглянуто алгоритм усереднення зображень.

Таблиця 3.1

Метод		Зображення 1	Зображення 2	Зображення 3
SNR_{out} , дБ	Запропонований алгоритм	9.62	10.95	11.24
	Алгоритм усереднення	-1.25	1.79	3.55
	Фільтр Лі	4.34	7.11	8.64
	Фільтр Куана	3.07	5.82	7.33
	Фільтр Вінера	7.03	9.05	10.01

Проведено дослідження роботи алгоритму на послідовності статичних зображень. На рис. 3.8 представлено вихідне зображення, з якого формується послідовність з трьох зображень. Кожне зображення послідовності спотворюється білим шумом з СКВ $\sigma_v = 0.4$. Спотворене шумом зображення представлено на рис. 3.9.

На рис. 3.10, рис. 3.11 показані зображення, отримані за допомогою запропонованого алгоритму і фільтра Лі на другому зображенні відповідно.



Рис. 3.8. Друге зображення вихідної послідовності модельних зображень

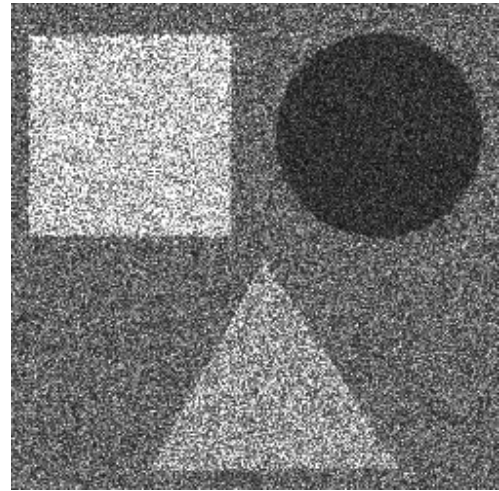


Рис. 3.9. Друге зображення, спотворене білим шумом

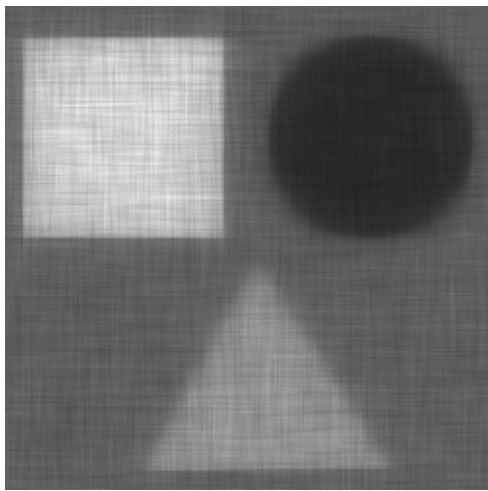


Рис. 3.10. Друге зображення, оброблене розробленим алгоритмом

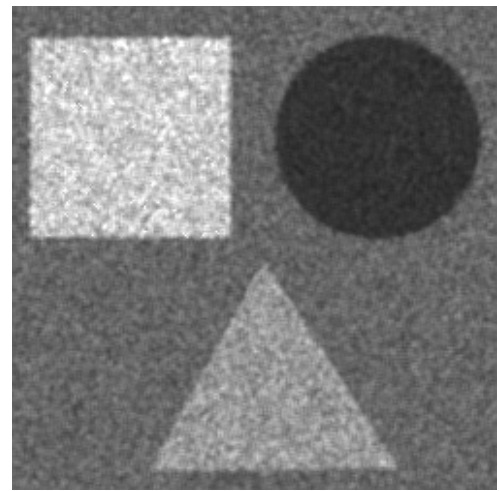


Рис. 3.11. Друге зображення, отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

У табл. 3.2 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для трьох зображень з послідовності, вхідне ВСШ SNR_{in} становить -0.90 дБ. Методика тестування є аналогічною до застосовуваної в табл. 3.1.

Таблиця 3.2

Метод		Зображення 1	Зображення 2	Зображення 3
SNR_{out} , дБ	Запропонований алгоритм	12.70	13.63	13.79
	Алгоритм усереднення	-0.90	2.06	3.82
	Фільтр Лі	4.33	7.27	9.00

	Фільтр Куана	3.76	6.76	8.54
	Фільтр Вінера	8.35	11.21	12.88

Оскільки візуальна оцінка якості фільтрації є суб'єктивною, можна продемонструвати значення фільтрації для наступних завдань автоматичної обробки на прикладі завдання сегментації. На рис. 3.11, рис. 3.12 представлені результати сегментації на зображеннях рис 3.10 і рис. 3.10 за допомогою методу Оцу [20].

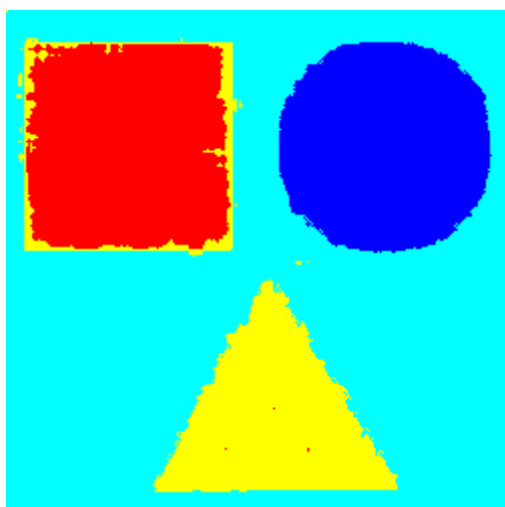


Рис. 3.12. Сегментація зображення на рис. 3.10

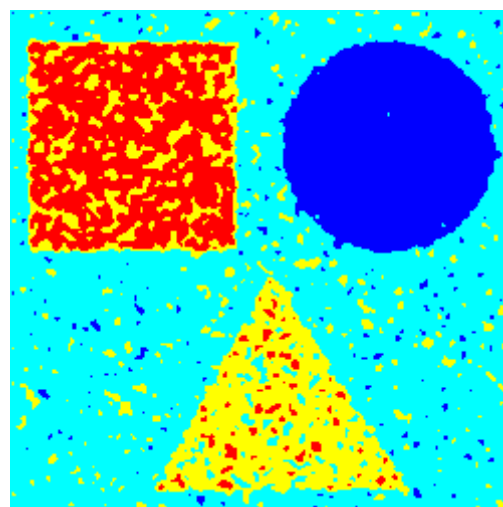


Рис. 3.13. Сегментація зображення на рис. 3.11

У табл. 3.3 показані точносні характеристики сегментації у вигляді відсотка помилково класифікованих пікселів для різних зображень з послідовності зображень.

Табл. 3.3

Метод		Зображення 1	Зображення 2	Зображення 3
Відсоток помилкових пікселів	Запропонований алгоритм	3.39%	2.29%	2.06%
	Алгоритм усереднення	75.40%	51.97%	44.52%
	Фільтр Лі	53.10%	15.88%	5.25%
	Фільтр Куана	55.29%	19.31%	12.07%
	Фільтр Вінера	33.40%	8.87%	4.36%

З табл. 3.2 і табл. 3.3 видно, що запропонований алгоритм забезпечує найбільше вихідне ВСШ SNR_{out} при різному вхідному ВСШ SNR_{in} , а також найкращу якість подальшої сегментації.

3.2. Синтез алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму

3.2.1. Постановка завдання гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму

Постановка завдання гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму має схожість з постановкою завдання, розглянутого в підрозділі 3.1.1. Тому розглянемо лише її основні особливості.

Послідовність істинних $s(n, m, k)$ і спотворених спекл-шумом $u(n, m, k)$ PCA-зображень представлені у вигляді тривимірних матриць $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$. Зв'язок між відліками спостережуваної $u(n, m, k)$ і істинної $s(n, m, k)$ послідовностей зображень описується за допомогою мультиплікативної моделі (3.1). При цьому будемо також вважати, що відліки спекл-шуму мають просторову кореляцію, яка описується кореляційною функцією $R_{\mu}(\Delta_1, \Delta_2)$.

Гомоморфне перетворення дозволяє перейти до адитивної моделі взаємодії корисної складової $x(n, m, k)$ і завади $z(n, m, k)$ за допомогою виразу:

$$y(n, m, k) = x(n, m, k) + z(n, m, k). \quad (3.55)$$

При цьому завада $z(n, m, k)$ зберігає властивість корельованості.

Для визначення оцінок відліків послідовності зображень після гомоморфного перетворення $\hat{x}(n, m, k)$ необхідно розробити алгоритм

двоетапної сумісної фільтрації відліків послідовності зображень $x(n, m, k)$ і корельованої завади $z(n, m, k)$, в якому виконується одномірна фільтрація між зображеннями і їх спільна фільтрація з корельованою завадою уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням розрахованих оцінок в кожній точці. Перетворення, що виконуються при гомоморфній двоетапній фільтрації послідовності зображень аналогічні показаним на рис. 3.14.

Також, як і в підрозділі 3.1.1, для опису відліків послідовності зображень $x(n, m, k)$, що знаходяться в n -му рядку і m -му стовпці k -го зображення, а також на промені nm , використовуємо вектори $X_{n1}, X_{m1}, X_{n2}, X_{m2}, X_{k-1}$. Їм також відповідають вектори $Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}, Y_{m2}, Y_{k-1}$ на послідовності зображень $y(n, m, k)$.

За аналогією для розглянутих променів введемо вектори, що містять відліки корельованої завади: $Z_{n1} = (z(n, 1, k), \dots, z(n, m-1, k))$, $Z_{n2} = (z(n, M, k), z(n, M-1, k), \dots, z(n, m-1, k))$, $Z_{m1} = (z(1, m, k), \dots, z(n-1, m, k))$, $Z_{m2} = (z(N, m, k), z(N-1, m, k), \dots, z(n+1, m, k))$, $Z_{k-1} = (z(n, m, 1), z(n, m, 2), \dots, z(n, m, k-1))$. Введемо також вектори $U_{n1} = [X_{n1}, Z_{n1}]^T$, $U_{n2} = [X_{n2}, Z_{n2}]^T$, $U_{m1} = [X_{m1}, Z_{m1}]^T$, $U_{m2} = [X_{m2}, Z_{m2}]^T$, $U_{k-1} = [X_{k-1}, Z_{k-1}]^T$, які об'єднують вектори $X_{n1}, X_{n2}, X_{m1}, X_{m2}, X_{k-1}$ і $Z_{n1}, Z_{n2}, Z_{m1}, Z_{m2}, Z_{k-1}$, що відображено на рис. 3.13. Векторам $U_{n1}, U_{n2}, U_{m1}, U_{m2}, U_{k-1}$ відповідають спостереження $Y_{n1}, Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_{k-1}$, а точці $u(n, m, k) = u = [x, z]^T$ – поточне спостереження $y(n, m, k) = y$.

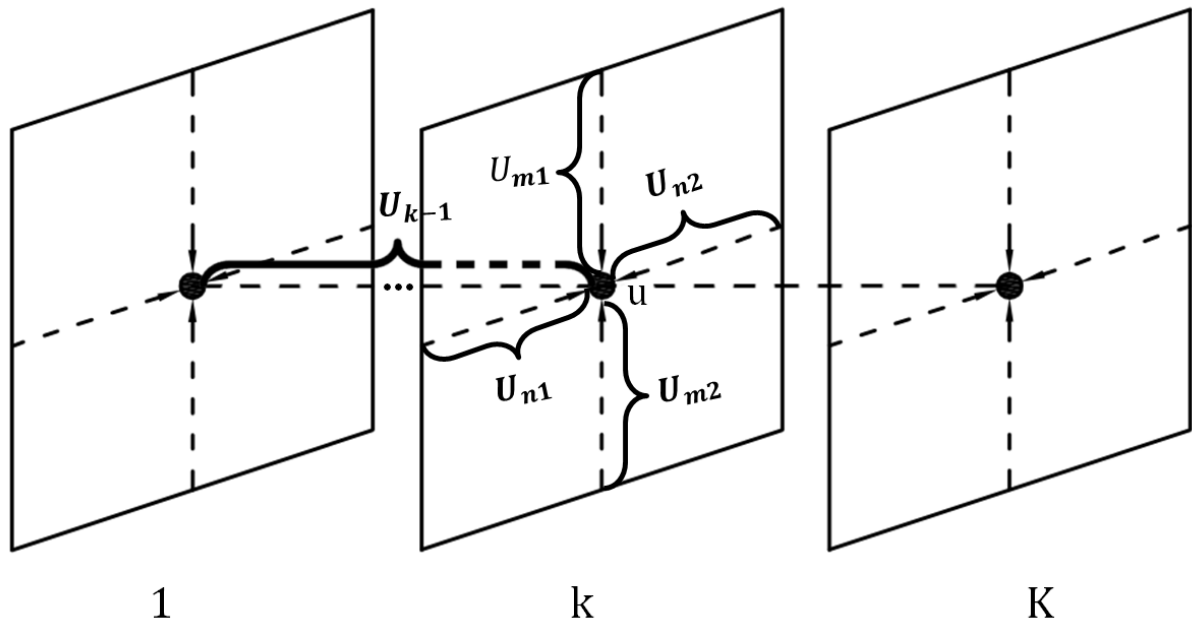


Рис. 3.14. Модель послідовності зображень з позначеними векторами U_{n1} , U_{n2} , U_{m1} , U_{m2} , U_{k-1}

З метою універсальності і компактності подальших викладок, будемо вважати, що завада по координаті k в загальному випадку є корельованою. Алгоритм обробки, при якому вона є некорельованою, є окремим випадком більш загального алгоритму і також буде розглянутий.

В результаті рішення задачі двоетапної фільтрації відліків послідовності зображень $y(n, m, k)$ необхідно визначити оцінки значень послідовності зображень $\hat{x}(n, m, k)$ і корельованої завади $\hat{z}(n, m, k)$ в кожній точці $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$. Використання для обчислення оцінок в точці (n, m, k) спостережень Y_{n1} , Y_{m1} , Y_{n2} , Y_{m2} , Y_{k-1} дозволяє розглядати обробку як некаузальну всередині зображень і каузальну між ними.

3.2.2 Синтез алгоритмів одновимірної сумісної фільтрації послідовності зображень і корельованої завади на першому етапі

Для вирішення завдання одновимірної сумісної фільтрації послідовності зображень і корельованої завади на першому етапі використовується підхід,

розглянутий у підрозділі 2.2. При цьому для опису статистичних зв'язків послідовності гауссівських зображень уздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm , використовуються марківські гауссівські моделі (3.4) – (3.6).

За аналогією корельована завада уздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm , описується рівняннями:

$$Z_{nk}(i) = F_z^r Z_{nk}(i-1) + G_z^r \Omega_{nk}(i); \quad (3.56)$$

$$Z_{mk}(j) = F_z^c Z_{mk}(j-1) + G_z^c \Omega_{mk}(j); \quad (3.57)$$

$$Z_{nm}(l) = F_z^t Z_{nm}(l-1) + G_z^t \Omega_{nm}(l), \quad (3.58)$$

де $Z_{nk}(i)$, $Z_{mk}(j)$, $Z_{nm}(l)$ – вектори стану, що включають відліки корельованої завади; $F_z^r, G_z^r, F_z^c, G_z^c, F_z^t, G_z^t$ – відомі матриці; $\Omega_{nk}(i)$, $\Omega_{mk}(j)$, $\Omega_{nm}(l)$ – некорельовані послідовності гауссівських векторів з нульовими математичними очікуваннями і одиничними кореляційними матрицями.

Рівняння спостереження вздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm відповідно, мають вигляд:

$$y_{nk}(i) = H_x^r(i)X_{nk}(i) + H_z^r(i)Z_{nk}(i) + v_{nk}(i); \quad (3.59)$$

$$y_{mk}(j) = H_x^c(j)X_{mk}(j) + H_z^c(j)Z_{mk}(j) + v_{mk}(j); \quad (3.60)$$

$$y_{nm}(l) = H_x^t(l)X_{nm}(l) + H_z^t(l)Z_{nm}(l) + v_{nm}(l), \quad (3.61)$$

де $y_{nk}(i)$, $y_{mk}(j)$, $y_{nm}(l)$ – відліки спостережень по рядках, стовпцях і координаті k відповідно; $H_x^r(i), H_x^c(j), H_x^t(l), H_z^r(i), H_z^c(j), H_z^t(l)$ – відомі матриці; $v_{nk}(i), v_{mk}(j), v_{nm}(l)$ – некорельовані послідовності гауссівських величин з нульовими математичними очікуваннями і однаковими дисперсіями σ_v^2 .

Слідуючи методиці, розглянутої в підрозділі 2.2, для вирішення завдання сумісної одновимірної фільтрації зображення і корельованої завади уздовж n -го рядка і m -го стовпця в k -му зображенні, а також уздовж променя nm від їх початку вводяться в розгляд розширені вектори стану

$[X_{nk}(i), Z_{nk}(i)]^T, [X_{mk}(j), Z_{mk}(j)]^T, [X_{nm}(j), Z_{nm}(j)]^T$. При цьому модель процесу, що підлягає фільтрації вздовж променя nm має вигляд:

$$\begin{bmatrix} X_{nm}(l) \\ Z_{nm}(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^t & 0 \\ 0 & F_z^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_n(l-1) \\ Z_n(l-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_x^t & 0 \\ 0 & G_z^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_n(l) \\ \Omega_n(l) \end{bmatrix}; \quad (3.62)$$

$$y_{nm}(l) = [H_x^t H_z^t] \begin{bmatrix} X_{nm}(l) \\ Z_{nm}(l) \end{bmatrix} + v_{nm}(l). \quad (3.63)$$

Математичні моделі зображення та корельованої завади по n -му рядку і m -му стовпцю в k -му зображенні, представлені у вигляді об'єднаних дискретних динамічних систем, описуються рівняннями, аналогічними (3.62), (3.63).

Дотримуючись методики, наведеної в підрозділі 2.3, можна показати, що апостеріорна ЩЙ $f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l))$ розширеного процесу $X_{nm}(l), Z_{nm}(l)$ обчислюється рекурентно на основі рівнянь:

$$\begin{aligned} f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1)) &= \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / X_{nm}(l-1), Z_{nm}(l-1)) \times \\ &\times f(X_{nm}(l-1), Z_{nm}(l-1) / Y_{nm}(l-1)) dX_{nm}(l-1) dZ_{nm}(l-1); \end{aligned} \quad (3.64)$$

$$\begin{aligned} f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l)) &= \\ &= P(y_{nm}(l) / X_{nm}(l), Z_{nm}(l)) f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1)) / \\ &/ P(y_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1)), \end{aligned} \quad (3.65)$$

де $f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1))$ – екстрапольована ЩЙ векторів $X_{nm}(l), Z_{nm}(l)$; $\Pi(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / X_{nm}(l-1), Z_{nm}(l-1))$ – умовна ЩЙ, яка визначається на основі рівняння (3.62); $f(y_{nm}(l) / X_{nm}(l), Z_{nm}(l))$ – умовна ЩЙ, яка визначається на основі рівняння (3.63); $f(y_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1))$ – умовна ЩЙ, яка обчислюється за формулою:

$$\begin{aligned} f(y_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1)) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(y_{nm}(l) / X_{nm}(l), Z_{nm}(l)) \times \\ &\times f(X_{nm}(l), Z_{nm}(l) / Y_{nm}(l-1)) dX_{nm}(l) dZ_{nm}(l), \end{aligned} \quad (3.66)$$

де $Y_{nm}(l) = y_n(1), \dots, y_{nm}(l)$ – послідовність вимірювань вздовж променя nm .

Початкові умови мають вигляд: $W(X_{nm}(0), Z_{nm}(0))$.

Апостеріорні розподіли розширених процесів $[X_{nk}(i), Z_{nk}(i)]^T, [X_{mk}(j), Z_{mk}(j)]^T$ по n -му рядку і m -му стовпцю в k -му зображенні обчислюються аналогічно.

Оскільки моделі корисної складової і корельованої завади по координатах n, m, k , а також відповідні рівняння спостереження є гауссівськими, то апостеріорні розподіли розширених процесів $[X_{nk}(i), Z_{nk}(i)]^T, [X_{mk}(j), Z_{mk}(j)]^T, [X_{nm}(l), Z_{nm}(l)]^T$ також є гауссівськими. Тому для їх опису досить отримати рекурентні рівняння, що описують еволюцію математичних очікувань і кореляційних матриць апостеріорних розподілів. Так, слідуючи методиці, наведеній в підрозділі 2.1.2, алгоритм сумісної фільтрації розширеного процесу $[X_{nm}(l), Z_{nm}(l)]^T$ за спостереженнями $y_{nm}(l)$ вздовж променя nm описується рівняннями:

$$\begin{bmatrix} X_{nm}^*(l) \\ Z_{nm}^*(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^t & 0 \\ 0 & F_z^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}_{nm}(l-1) \\ \hat{Z}_{nm}(l-1) \end{bmatrix}; \quad (3.67)$$

$$\begin{bmatrix} P_{xnm}^*(l) \Lambda_{nm}^*(l) \\ \Lambda_{nm}^{*T}(l) P_{znm}^*(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^t & 0 \\ 0 & F_z^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_{xnm}(l-1) \hat{\Lambda}_{nm}(l-1) \\ \hat{\Lambda}_{nm}^T(l-1) \hat{P}_{znm}(l-1) \end{bmatrix}^* \\ * \begin{bmatrix} F_x^t & 0 \\ 0 & F_z^t \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} G_x^t G_x^{tT} & 0 \\ 0 & G_z^t G_z^{tT} \end{bmatrix}; \quad (3.68)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_{nm}(l) \\ \hat{Z}_{nm}(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{nm}^*(l) \\ Z_{nm}^*(l) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_x^t(l) \\ K_z^t(l) \end{bmatrix} (y_{nm}(l) - H_x^t X_{nm}^*(l) - H_z^t Z_{nm}^*(l)); \quad (3.69)$$

$$\begin{bmatrix} K_{xnm}(l) \\ K_{znm}(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xnm}^*(l) & \Lambda_{nm}^*(l) \\ \Lambda_{nm}^{*T}(l) & P_{znm}^*(l) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_x^t & H_z^t \end{bmatrix}^T D_{nm}^{-1}(l); \quad (3.70)$$

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \hat{P}_{xnm}(l) & \hat{\Lambda}_{nm}(l) \\ \hat{\Lambda}_{nm}^T(l) & \hat{P}_{znm}(l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xnm}^*(l) & \Lambda_{nm}^*(l) \\ \Lambda_{nm}^{*T}(l) & P_{znm}^*(l) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_{xnm}(l) \\ K_{znm}(l) \end{bmatrix} \times \\ & \times \begin{bmatrix} H_x^r & H_z^r \\ \Lambda_{nm}^{*T}(l) & P_{znm}^*(l) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3.71)$$

де $X_{nm}^*(l)$, $Z_{nm}^*(l)$, $\hat{X}_{nm}(l)$, $\hat{Z}_{nm}(l)$ – вектори прогнозу і оцінки векторів $X_{nm}(l)$ і $Z_{nm}(l)$ відповідно; $P_{xnm}^*(l)$, $P_{znm}^*(l)$, $\hat{P}_{xnm}(l)$, $\hat{P}_{znm}(l)$ – кореляційні матриці помилок прогнозу і оцінки векторів $X_{nm}(l)$ і $Z_{nm}(l)$; $\Lambda_{nm}^*(l)$, $\hat{\Lambda}_{nm}(l)$ – матриці взаємної кореляції помилок прогнозу і оцінки векторів $X_{nm}(l)$, $Z_{nm}(l)$; $K_{xnm}(l)$, $K_{znm}(l)$ – матричні коефіцієнти посилення каналів фільтрації зображення і завади; $D_{nm}(l)$ – матриця, яка визначається за формулою:

$$D_{nm}(l) = H_x^t P_{xnm}^*(l) H_x^{tT} + 2H_x^t \Lambda_{nm}^*(l) H_z^{tT} + H_z^t P_{znm}^*(l) H_z^{tT} + \sigma_v^2. \quad (3.72)$$

Для виконання алгоритму (3.67) – (3.72) задаються початкові умови:

$$\hat{X}_{nm}(0), \hat{P}_{xnm}(0), \hat{Z}_{nm}(0), \hat{P}_{znm}(0), \hat{\Lambda}_{nm}(0).$$

Спільна фільтрація корисної складової і корельованої завади рядка, по рядку і стовпцю від їх початку і кінця в k -му зображенні виконується аналогічно.

3.2.3. Синтез алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації послідовності зображень і корельованої завади на другому етапі

Дотримуючись загальної методики синтезу алгоритмів об'єднання результатів одновимірної фільтрації на другому етапі, спочатку отримаємо вираз для обумовленої на другому етапі апостеріорної ЩЙ $f(u|y, Y_{n1}, Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_{k-1})$ в кожній точці послідовності зображень, шляхом об'єднання ЩЙ $f(u|y, Y_{n1})$, $f(u|Y_{n2})$, $f(u|Y_{m1})$, $f(u|Y_{m2})$, $f(u|Y_{k-1})$. При цьому апостеріорна ЩЙ $f(u|y, Y_{n1})$ обчислена за спостереженнями (y, Y_{n1}) , а

екстрапольовані ЩЙ $f(u|Y_{n2})$, $f(u|Y_{m1})$, $f(u|Y_{m2})$, $f(u|Y_{k-1})$ розраховані за спостереженнями Y_{n2} , Y_{m1} , Y_{m2} , Y_{k-1} на першому етапі за допомогою оптимального алгоритму нелінійної рекурентної одновимірної фільтрації виду (3.64), (3.65) вздовж відповідних координат n, m, k та інтегрування отриманих апостеріорних розподілів за зайвими змінними. Для випадку, коли апостеріорні розподіли, обчислені на першому етапі, є гауссівськими, синтезуємо алгоритм об'єднання, отриманих при одновимірній фільтрації оцінок відліків послідовності зображень і корельованої завади в кожній точці.

Спільна ЩЙ елементів послідовності зображень, розташованих у векторах $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}$ з урахуванням поточної оброблюваної точки u описується виразом $f(U) = f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}, u)$. Застосовуючи теорему множення ймовірностей, її можна представити у вигляді:

$$f(U) = f(u) f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1} | u). \quad (3.73)$$

Відповідно до методики, наведеної в [14, 31], будемо вважати, що відліки зображення, що містяться в векторах $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}$ є умовно незалежними щодо поточної оброблюваної точки u , що дозволяє переписати другий множник у виразі (3.73) наступним чином:

$$\begin{aligned} f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1} | u) = \\ = f(U_{n1} | u) f(U_{m1} | u) f(U_{n2} | u) f(U_{m2} | u) f(U_{k-1} | u). \end{aligned} \quad (3.74)$$

Вирази (3.73), (3.74) дозволяють представити ЩЙ $f(U)$ у вигляді:

$$f(U) = f(u, U_{n1}) f(U_{m1} | u) f(U_{n2} | u) f(U_{m2} | u) f(U_{k-1} | u). \quad (3.75)$$

Функція правдоподібності $f(Y|U)$ спостережень $Y = (Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}, Y_{m2}, Y_{k-1}, y)$, відповідних вектору U , при некорельованих помилках вимірювання має вигляд:

$$\begin{aligned} f(Y|U) = f(y, Y_{n1} | u, U_{n1}) f(Y_{m1} | U_{m1}) f(Y_{n2} | U_{n2}) \times \\ \times f(Y_{m2} | U_{m2}) f(Y_{k-1} | U_{k-1}). \end{aligned} \quad (3.77)$$

З використанням формули Байеса, а також виразів (3.75) і (3.76), апостеріорна ЩЙ $f(U|Y)$ може бути записана у вигляді:

$$f(U|Y) = \frac{c_1}{f^4(u)} f(u, U_{n1}|y, Y_{n1}) f(u, U_{m1}|Y_{m1}) f(u, U_{n2}|Y_{n2}) \times \quad (3.77)$$

$$\times f(u, U_{m2}|Y_{m2}) f(u, U_{k-1}|Y_{k-1}),$$

де $f(u, U_{n1}|y, Y_{n1})$, $f(u, U_{m1}|Y_{m1})$, $f(u, U_{n2}|Y_{n2})$, $f(u, U_{m2}|Y_{m2})$, $f(u, U_{k-1}|Y_{k-1})$ – спільні апостеріорні ЩЙ, що визначаються за формулами:

$$f(u, U_{n1}|y, Y_{n1}) = \frac{f(y, Y_{n1}|u, U_{n1}) f(u, U_{n1})}{f(y, Y_{n1})}; \quad (3.78)$$

$$f(u, U_{m1}|Y_{m1}) = \frac{f(Y_{m1}|U_{m1}) f(u, U_{m1})}{f(Y_{m1})}; \quad (3.79)$$

$$f(u, U_{n2}|Y_{n2}) = \frac{f(Y_{n2}|U_{n2}) f(u, U_{n2})}{f(Y_{n2})}; \quad (3.80)$$

$$f(u, U_{m2}|Y_{m2}) = \frac{f(Y_{m2}|U_{m2}) f(u, U_{m2})}{f(Y_{m2})}; \quad (3.81)$$

$$f(u, U_{k-1}|Y_{k-1}) = \frac{f(Y_{k-1}|U_{k-1}) f(u, U_{k-1})}{f(Y_{k-1})}, \quad (3.82)$$

де $f(y, Y_{n1})$, $f(Y_{m1})$, $f(Y_{n2})$, $f(Y_{m2})$, $f(Y_{k-1})$ – спільні ЩЙ відповідних вимірювань, що виконують роль нормуючих множників; c_1 – загальний нормуючий множник, який визначається за формулою:

$$c_1 = \frac{f(y, Y_{n1}) f(Y_{m1}) f(Y_{n2}) f(Y_{m2}) f(Y_{k-1})}{f(Y)}. \quad (3.83)$$

Виконавши в (3.23) інтегрування по $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}$, отримаємо вираз для апостеріорної ЩЙ $f(u|Y)$:

$$f(u|Y) = \frac{c_1}{f^4(u)} f(u|y, Y_{n1}) f(u|Y_{m1}) f(u|Y_{n2}) f(u|Y_{m2}) f(u|Y_{k-1}). \quad (3.84)$$

Вираз (3.84) описує виконуваний на другому етапі алгоритм обчислення апостеріорної ЩЙ $f(u|Y)$ в кожній точці послідовності зображень з використанням отриманих на першому етапі апостеріорних ЩЙ $f(u|y, Y_{n1})$, $f(u|Y_{m1})$, $f(u|Y_{n2})$, $f(u|Y_{m2})$, $f(u|Y_{k-1})$. Реалізація отриманого алгоритму забезпечує некаузальну обробку всередині зображень і каузальну обробку між ними.

При використанні для опису одновимірних реалізацій послідовності зображень і корельованої завади по кожній координаті n, m, k марківських гауссівських моделей, апостеріорні розподіли, що обчислюються на першому етапі, є гауссівськими: $f(u|Y_{n1}, y) = N(\hat{u}_{n1}, \hat{P}_{n1})$, $f(u|Y_{m1}) = N(u_{m1}^*, P_{m1}^*)$, $f(u|Y_{n2}) = N(u_{n2}^*, P_{n2}^*)$, $f(u|Y_{m2}) = N(u_{m2}^*, P_{m2}^*)$, $f(u|Y_{k-1}) = N(u_k^*, P_k^*)$, де їх параметри визначаються на першому етапі за допомогою алгоритму фільтрації виду (3.10)-(3.14). Апріорна ЩЙ $f(u) = N(\bar{u}, \bar{P})$ також є гауссівською.

Відповідно до методики, наведеної в підрозділі 2.3.2, можна показати, що апостеріорна ЩЙ $f(u|Y) = N(\hat{u}, \hat{P})$ є гауссівською, а обчислення її параметрів виконується за допомогою такої процедури:

$$\tilde{K} = \hat{P}_{n1} (P_{m1}^* + \hat{P}_{n1})^{-1}; \quad (3.85) \quad \check{K} = \tilde{P} (\tilde{P} - \bar{P})^{-1}; \quad (3.86)$$

$$\tilde{u} = \hat{u}_{n1} + \tilde{K} (u_{m1}^* - \hat{u}_{n1}); \quad (3.87) \quad \check{u} = \tilde{u} + \check{K} (\bar{u} - \tilde{u}); \quad (3.88)$$

$$\check{P} = \hat{P}_{n1} - \tilde{K} \hat{P}_{n1}; \quad (3.89) \quad \check{P} = \check{P} - \check{K} \check{P}; \quad (3.90)$$

$$\check{\check{K}} = \check{P} (P_{n2}^* + \check{P})^{-1}; \quad (3.91) \quad K' = \check{\check{P}} (\check{\check{P}} - \bar{P})^{-1}; \quad (3.92)$$

$$\check{\check{u}} = \check{u} + \check{\check{K}} (u_{n2}^* - \check{u}); \quad (3.93) \quad u' = \check{\check{u}} + K' (\bar{u} - \check{\check{u}}); \quad (3.94)$$

$$\check{\check{P}} = \check{P} - \check{\check{K}} \check{P}; \quad (3.95) \quad P' = \check{\check{P}} - K' \check{\check{P}}; \quad (3.96)$$

$$K'' = P' (P_{m2}^* + P')^{-1}; \quad (3.97) \quad \check{\check{K}} = P'' (P'' - \bar{P})^{-1}; \quad (3.98)$$

$$u'' = u' + K''(u_{m2}^* - u'); \quad (3.99) \quad \ddot{u} = u'' + \dot{K}(\bar{u} - u''); \quad (3.100)$$

$$P'' = P' - K''P'; \quad (3.101) \quad \ddot{P} = P'' - \dot{K}P''; \quad (3.102)$$

$$\hat{K} = \ddot{P}(P_k^* + \ddot{P})^{-1}; \quad (3.103) \quad \hat{\hat{K}} = \hat{P}(\hat{P} - \bar{P})^{-1}; \quad (3.104)$$

$$\hat{u} = \ddot{u} + \hat{K}(u_k^* - \ddot{u}); \quad (3.105) \quad \hat{\hat{u}} = \hat{u} + \hat{\hat{K}}(\bar{u} - \hat{u}); \quad (3.106)$$

$$\hat{P} = \ddot{P} - \hat{K}\ddot{P}; \quad (3.107) \quad \hat{\hat{P}} = \hat{P} - \hat{\hat{K}}\hat{P}. \quad (3.108)$$

Таким чином, об'єднання в кожній точці отриманих при одновимірній фільтрації оцінок за формулами (3.85)-(3.108) забезпечує некаузальну обробку всередині зображень і каузальну обробку між ними. Алгоритми об'єднання оцінок, що забезпечують напівкаузальну і каузальну обробку всередині зображень є складовими частинами некаузального алгоритму і описуються відповідно виразами (3.85)-(3.90), (3.91)-(3.96) та (3.97)-(3.102). За допомогою виразів (3.103)-(3.108) виконується об'єднання отриманих при одновимірній фільтрації по координаті k оцінок зображення і корельованої завади, що відповідає каузальній міжкадровій обробці.

У разі, коли завада не є корельованою уздовж координати k , алгоритм об'єднання при просторовій обробці (3.85)-(3.102) залишається незмінним, а вирази (3.103)-(3.108) перетворюються до вигляду:

$$\ddot{\sigma}^2 = \sigma_k^{*2} - \sigma_k^{*4} / (\dot{\sigma}^2 + \sigma_k^{*2}); \quad (3.109) \quad \ddot{x} = \dot{x} + (x_k^* - \dot{x}) \dot{\sigma}^2 / \sigma_k^2; \quad (3.110)$$

$$\hat{\sigma}^2 = -\bar{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^4 / (\hat{\sigma}^2 - \bar{\sigma}^2); \quad (3.111) \quad \hat{x} = \bar{x} - (\bar{x} - \hat{x}) \hat{\sigma}_2 / \bar{\sigma}^2, \quad (3.112)$$

де σ_k^* , $\dot{\sigma}$, $\ddot{\sigma}$, $\bar{\sigma}$, $\hat{\sigma}$ є елементами (1,1) матриць P_k^* , \ddot{P} , \hat{P} , \bar{P} , $\hat{\hat{P}}$ відповідно; x_k^* , \dot{x} , \ddot{x} , \bar{x} , \hat{x} є першими компонентами векторів u_k^* , \ddot{u} , \hat{u} , \bar{u} , $\hat{\hat{u}}$.

3.2.4. Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму

Аналіз двоетапного алгоритму обробки виконаний на модельному прикладі за допомогою статистичного моделювання. Використовується мультиплікативна модель виду (3.4). Зображення та корельована завада мають відповідно розподільну експонентну кореляційну функцію і гауссоїдальну кореляційну функцію, які описуються виразами (3.54), (2.95). Параметри моделі та шуму задані у вигляді: $\sigma_r^2 = \sigma_c^2 = 1$, $\beta_r = \beta_c = 0.5$ і $\rho_r = \rho_c = 0.95$.

На рис. 3.15 і рис. 3.16 представлені другі зображення з послідовності модельних та спотворених спекл-шумом зображень відповідно. На рис. 3.17 показане друге зображення з послідовності, оброблене запропонованим алгоритмом. На рис. 3.18 показане друге зображення, отримане за допомогою фільтра Лі, застосовуючи методику аналогічну рис 3.12.

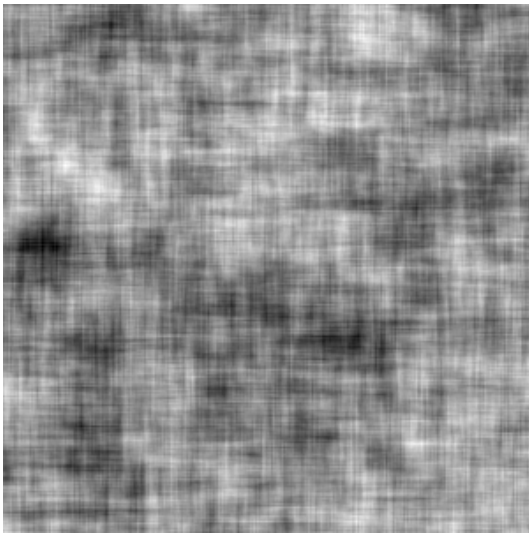


Рис. 3.15. Друге зображення вихідної послідовності зображень

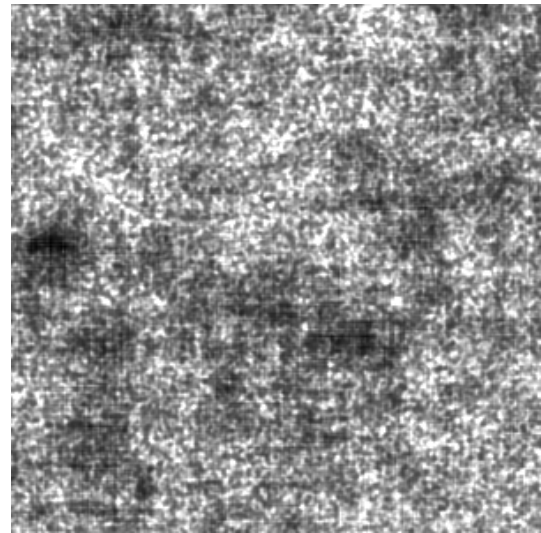


Рис. 3.16. Друге зображення, спотворене спекл-шумом

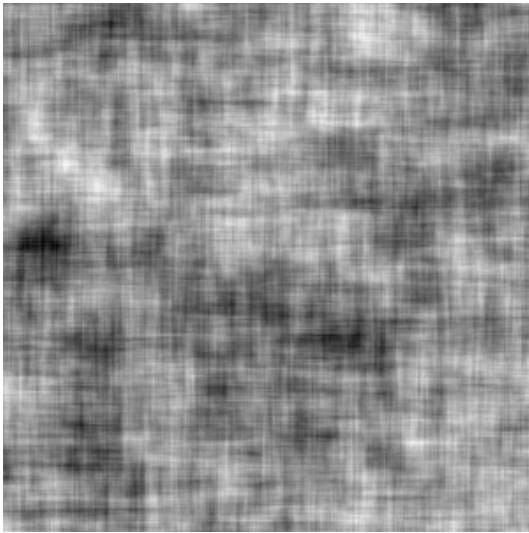


Рис. 3.17. Друге зображення, оброблене розробленим алгоритмом

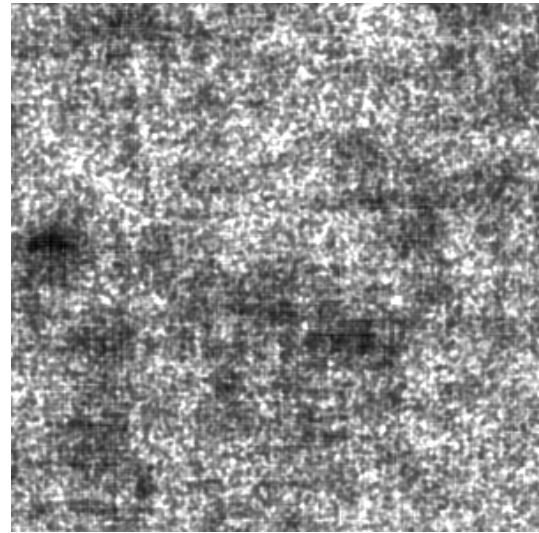


Рис. 3.18. Друге зображення, отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

У табл. 3.4 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для трьох зображень з послідовності зображень. Для порівняння розглянуті відомі алгоритми фільтрації спекл-шуму, які використовувалися для фільтрації кожного зображення окремо з їх подальшим усередненням, а також алгоритм усереднення. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить -1.25 дБ. Як випливає з табл. 3.4, запропонований алгоритм забезпечує найбільше вихідне ВСШ SNR_{out} .

Таблиця 3.4

Метод		Зображення 1	Зображення 2	Зображення 3
SNR_{out} , дБ	Запропонований алгоритм	6.50	7.82	8.33
	Алгоритм усереднення	-1.25	1.77	3.49
	Фільтр Лі	0.83	3.69	5.25
	Фільтр Куана	0.08	2.55	3.85
	Фільтр Вінера	0.97	3.71	5.17

В якості другого прикладу, розглянемо модельне зображення, представлене на рис. 3.19, з якого формується послідовність з трьох зображень. Друге зображення спотвореної шумом послідовності зображень представлено

на рис. 3.20. На рис. 3.21 і рис. 3.22 показані оброблені зображення, отримані за допомогою запропонованого алгоритму і фільтра Лі на другому зображенні відповідно.



Рис. 3.19. Друге зображення вихідної модельної послідовності зображень

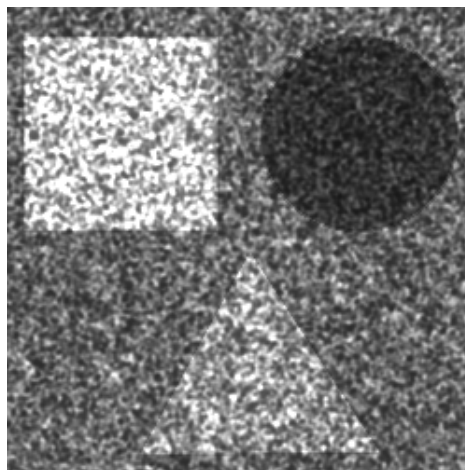


Рис. 3.20. Друге зображення, спотворене спекл-шумом

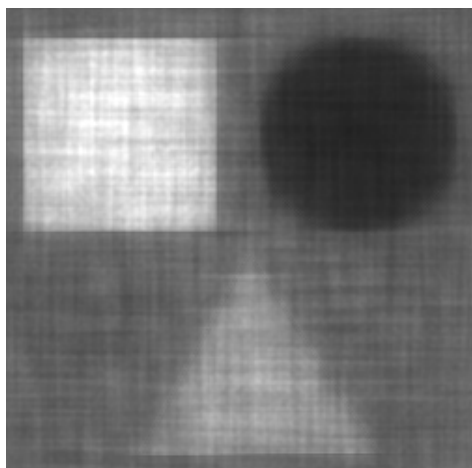


Рис. 3.21. Друге зображення, оброблене розробленим алгоритмом

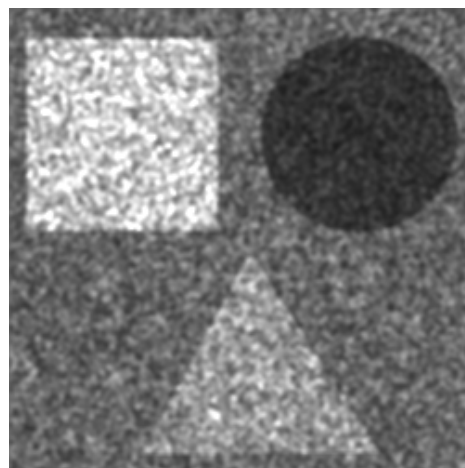


Рис. 3.22. Друге зображення, отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

Розроблений алгоритм носить квазіоптимальний характер. Його показники ефективності будуть тим кращі, чим точніше будуть описуватися гауссівським законом розподілу ймовірностей щільності ймовірності зображення і завади після гомоморфного перетворення.

У табл. 3.5 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для трьох зображень з послідовності зображень, вхідне ВСШ SNR_{in} складає 1.61 дБ. Методика тестування є аналогічною до застосовуваної в табл. 3.1.

Таблиця 3.5

Метод		Зображення 1	Зображення 2	Зображення 3
<i>SNR_{out}</i> , дБ	Запропонований алгоритм	10.59	10.99	11.36
	Алгоритм усереднення	1.61	4.66	6.36
	Фільтр Лі	3.91	6.92	8.62
	Фільтр Куана	2.81	5.55	7.22
	Фільтр Вінера	4.04	7.03	8.72

На рис. 3.23 та рис. 3.24 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу другого зображення з послідовності, відфільтрованої розробленим алгоритмом та за допомогою фільтра Лі.

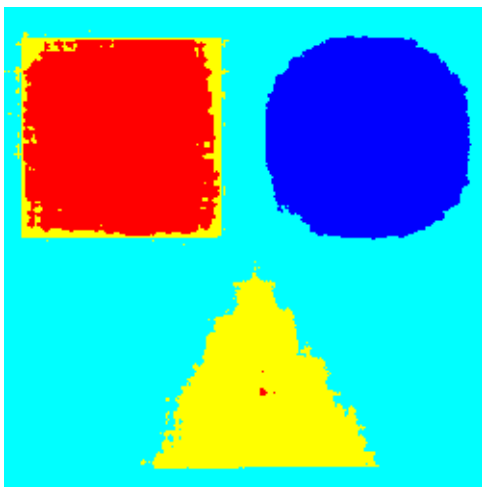


Рис. 3.23. Сегментація зображення на рис. 3.21

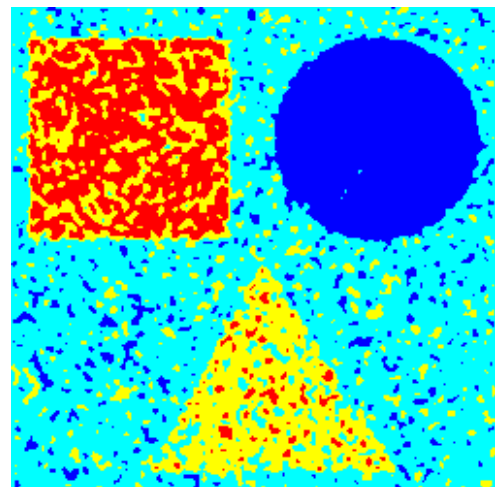


Рис. 3.24. Сегментація зображення на рис. 3.22

У табл. 3.6 показані характеристики сегментації у вигляді відсотка помилково класифікованих пікселів для різних зображень з послідовності зображень.

Таблиця 3.6

Метод		Зображення	Зображення	Зображення
		1	2	3
Відсоток помилкових пікселів	Запропонований алгоритм	4.90%	4.08%	3.78%
	Алгоритм усереднення	66.07%	63.45%	25.23%
	Фільтр Лі	66.20%	37.81%	9.25%
	Фільтр Куана	43.29%	28.06%	16.65%
	Фільтр Вінера	43.09%	20.72%	10.14%

З табл. 3.5 і табл. 3.6 видно, що запропонований алгоритм забезпечує найбільше вихідне ВСШ SNR_{out} при різному вхідному ВСШ SNR_{in} , а також найкращу якість подальшої сегментації.

Висновки по третьому розділу:

1. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму після виконання гомоморфного перетворення на першому етапі виконується одновимірна фільтрація між зображеннями та всередині них уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки в порівнянні з одновимірними методами при незначному збільшенні обчислювальних витрат.

2. Діючий на першому етапі алгоритм одновимірної фільтрації при наявності некорельованої завади між зображеннями та всередині них вздовж рядків і стовпців (3.10)-(3.14) відноситься до класу алгоритмів калманівської фільтрації.

3. Об'єднання результатів першого етапу фільтрації в кожній точці при наявності некорельованої завади, в загальному випадку виконується на основі виразу для апостеріорної ЩЙ (3.20), яка включає апостеріорні розподіли, що

визначаються на першому етапі, і дозволяє розглядати обробку як некаузальну всередині зображень і каузальну між ними. При гауссівських апостеріорних розподілах об'єднання отриманих при одновимірної фільтрації оцінок виконується шляхом послідовних обчислень за формулами (3.38)-(3.53), при цьому також розраховується дисперсія помилки визначеної оцінки.

4. Для розглянутих модельних прикладів застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму дозволило отримати вигреш в вихідному ВСШ від 10.87 дБ до 14.69 дБ. Запропонований алгоритм забезпечив вигреш в ВСШ в порівнянні з відомим фільтром Лі від 4.79 дБ до 8.37 дБ.

5. Застосування розробленого алгоритму гомоморфної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму забезпечує кількість помилок сегментації зображення алгоритмом Оцу в діапазоні 2.06% – 3.39%, що відповідно в 2.1-9.8 разів менше, ніж при використанні фільтра Вінера.

6. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, на відміну від алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації одного РСА-зображення спільно з некаузальною обробкою всередині зображень, також виконується одновимірна міжкадрова фільтрація зображень, а отримані оцінки використовуються при об'єднанні на другому етапі в кожній точці, що дозволяє підвищити ефективність обробки.

7. Використаний на першому етапі алгоритм для одновимірної фільтрації між зображеннями та всередині них вздовж рядків і стовпців (3.67)-(3.71) враховує як просторову кореляцію відліків завади, так і її кореляцію між зображеннями. При некорельованості відліків завади між кадрами для одновимірної міжкадрової фільтрації послідовності зображень використовується алгоритм калманівського типу (3.10)-(3.14).

8. Об'єднання отриманих на першому етапі оцінок яскравостей послідовності зображень і корельованої завади в кожній точці виконується спільно шляхом послідовних обчислень за формулами (3.85)- (3.108) і дозволяє розглядати обробку як некаузальну всередині зображень і каузальну між ними. При некорельованості відліків завади між зображеннями, об'єднання оцінок яскравостей послідовності зображень, отриманих при фільтрації між ними, виконується за формулами (3.109)- (3.112).

9. Для розглянутих модельних прикладів застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму дозволило отримати вигреш в вихідному ВСШ від 7.75 дБ до 9.75 дБ. Запропонований алгоритм забезпечив вигреш в ВСШ в порівнянні з відомим фільтром Лі від 2.74 дБ до 6.68 дБ.

10. Застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму забезпечує кількість помилок сегментації зображення алгоритмом Оцу в діапазоні 6.36% – 38.20%, що відповідно в 2.68-8.7 разів менше, ніж при використанні фільтра Лі.

РОЗДІЛ 4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ТА МОЖЛИВОСТІ ПРАКТИЧНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ

У розділах 2 і 3 проведено аналіз розроблених алгоритмів гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, а також гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму на модельних прикладах. У розділі 4 проведено аналіз ефективності розроблених у розділах 2 та 3 алгоритмів на реальних зображеннях.

Крім того, проведено порівняльний аналіз обчислювальних витрат, необхідних при реалізації синтезованих алгоритмів, а також можливостей їх реалізації на базі сучасних обчислювальних систем з паралельною організацією обчислень.

4.1 Аналіз ефективності методу гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму

Перевірка методу гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму проведена на реальному зображенні міської місцевості, показаному на рис. 4.1. Для опису зображення уздовж рядків і стовпців після гомоморфного перетворення використовувалися авторегресійні моделі у вигляді (2.4), (2.5). На рис. 4.2 показано зображення, спотворене спекл-шумом з гауссоїдальною кореляційною функцією (2.95) з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить 1.5 дБ.

На рис. 4.3 представлені нормовані автокореляційні функції зображення і корельованої завади по рядку, а рис. 4.4 їх спектри відповідно, після гомоморфного перетворення.



Рис. 4.1. Вихідне зображення міської місцевості



Рис. 4.2. Зображення, спотворене спекл-шумом

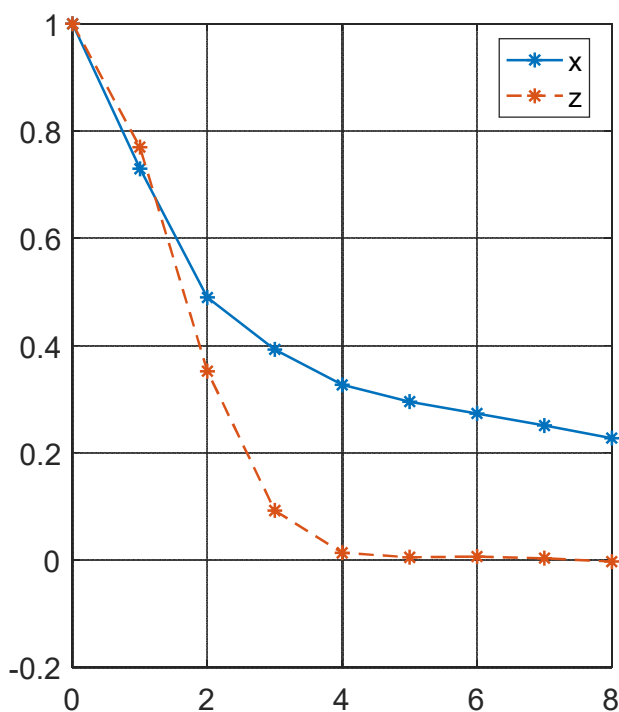


Рис. 4.3. Автокореляційні функції зображення і корельованої завади

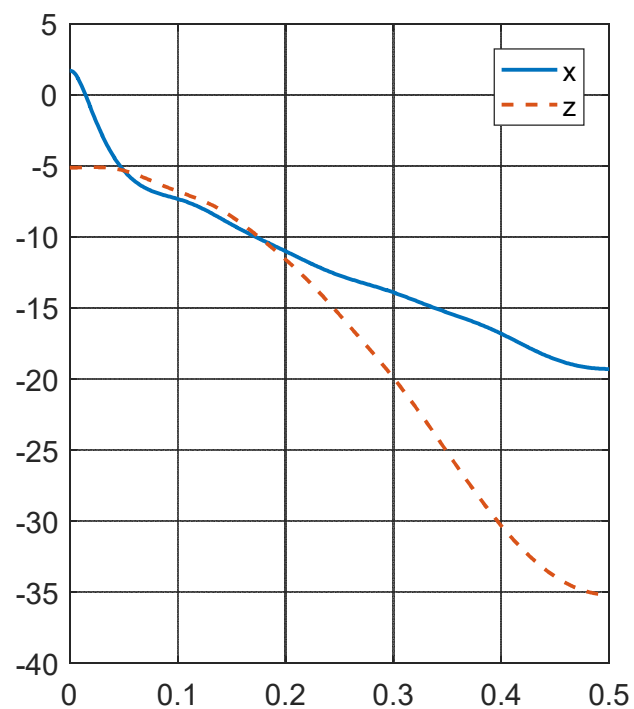


Рис. 4.4. Спектри зображення і корельованої завади

На рис. 4.5 показаний результат фільтрації зображення запропонованим алгоритмом гомоморфної двоетапної фільтрації (2.16)–(2.20), (2.74)–(2.93). Вихідне ВСШ SNR_{out} складає 4.54 дБ. На рис. 4.6 представлений результат фільтрації зображення за допомогою фільтра Лі.

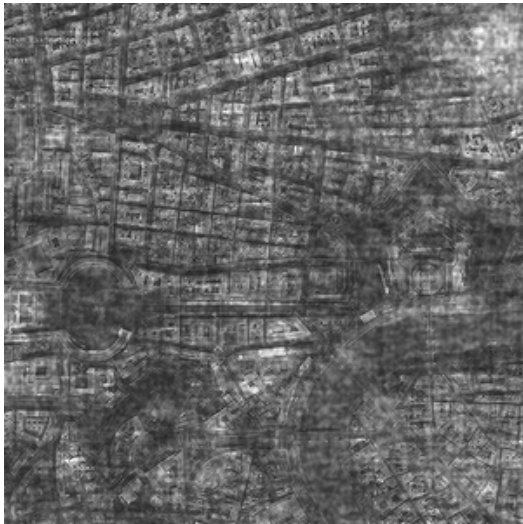


Рис. 4.5. Зображення, оброблене запропонованим алгоритмом

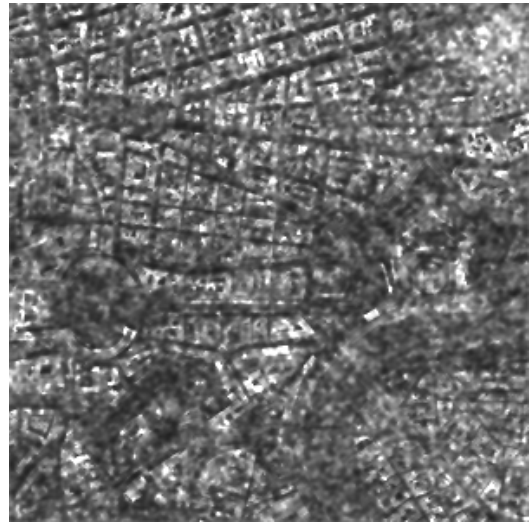


Рис. 4.6. Зображення, оброблене фільтром Лі

У табл. 4.1 показані вихідні ВСШ SNR_{out} для різних вхідних ВСШ SNR_{in} для запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації (2.16)–(2.20), (2.74)–(2.93), а також для відомих алгоритмів фільтрації спекл-шуму.

Таблиця 4.1

Метод	$SNR_{in} = 0$ дБ	$SNR_{in} = 1.5$ дБ	$SNR_{in} = 3$ дБ
Запропонований алгоритм	3.75	4.54	5.42
Фільтр Лі	1.34	2.55	3.75
Фільтр Куана	1.21	2.27	3.25
Фільтр Вінера	1.16	2.11	3.02

Також, як приклад, розглядається РСА-зображення пересіченої місцевості, показане на рис. 4.7. На рис. 4.8 показано зображення, спотворене спекл-шумом з гауссоїдальною кореляційною функцією (2.95) з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить 1.5 дБ. На рис. 4.9 представлені нормовані автокореляційні функції зображення і корельованої завади по рядку, а рис. 4.10 їх спектри відповідно, після гомоморфного перетворення.

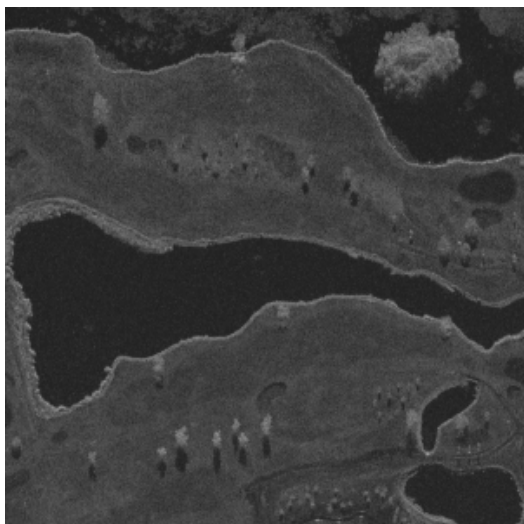


Рис. 4.7. Вихідне зображення пересіченої місцевості

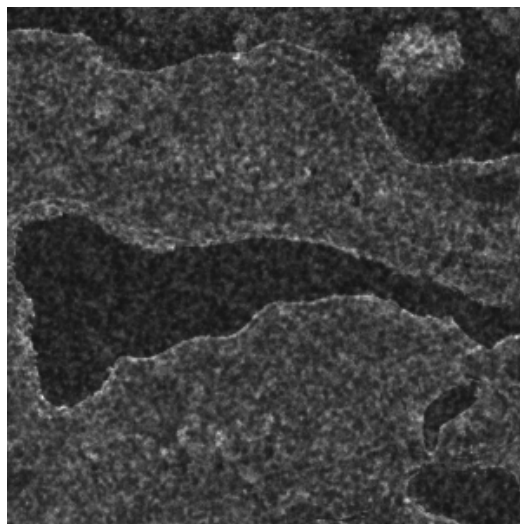


Рис. 4.8. Зображення, спотворене спекл-шумом

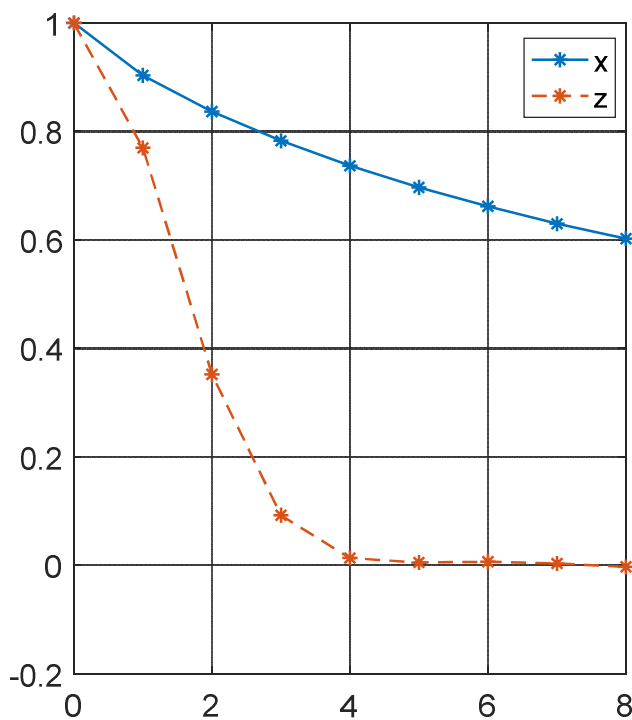


Рис. 4.9. Автокореляційні функції зображення і корельованої завади

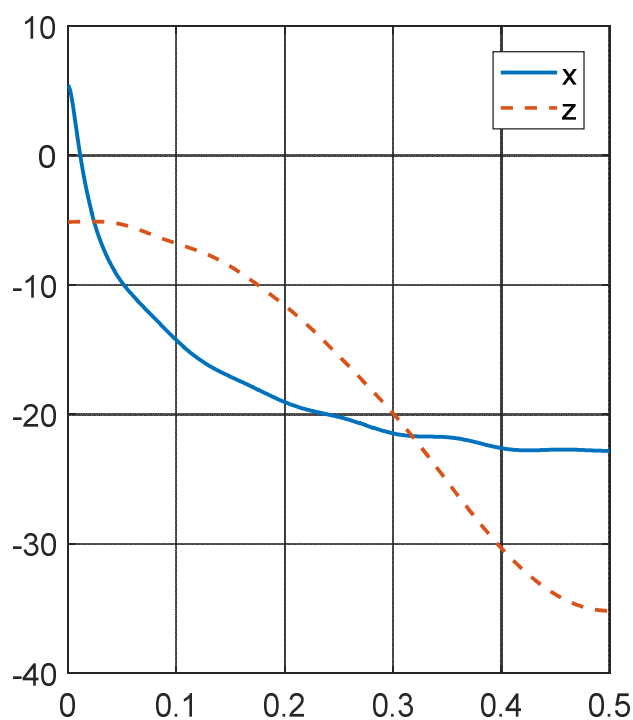


Рис. 4.10. Спектри зображення і корельованої завади

На рис. 4.11 показаний результат фільтрації зображення запропонованим алгоритмом гомоморфної двоетапної фільтрації (2.16)–(2.20), (2.74)–(2.93). Вихідне ВСШ SNR_{out} складає 5.53 дБ. На рис. 4.12 представлений результат фільтрації зображення за допомогою фільтра Лі.

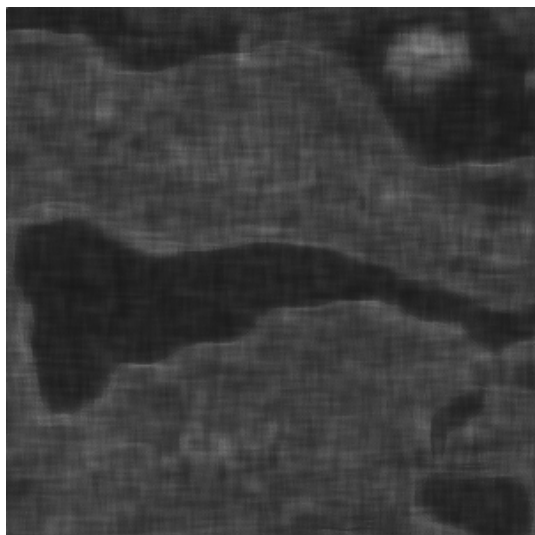


Рис. 4.11. Зображення, оброблене запропонованим алгоритмом

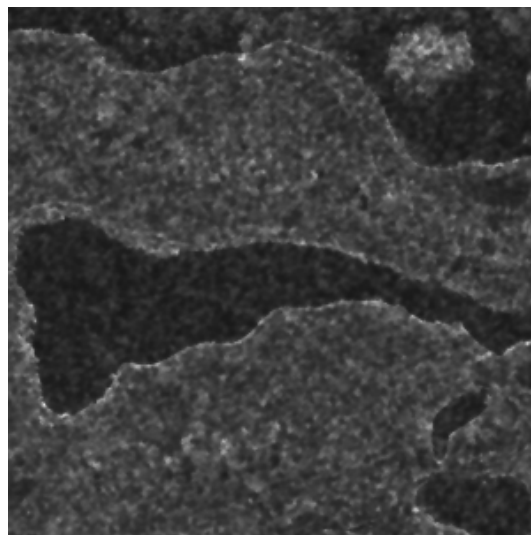


Рис. 4.12. Зображення, оброблене фільтром Лі

У табл. 4.2 показані вихідні SNR_{out} для різних вхідних SNR_{in} для запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації (2.16)–(2.20), (2.74)–(2.93), а також для класичних алгоритмів фільтрації спекл-шуму.

Таблиця 4.2

Метод	$SNR_{in} = 0$ дБ	$SNR_{in} = 1.5$ дБ	$SNR_{in} = 3$ дБ
Запропонований алгоритм	4.85	5.53	6.16
Фільтр Лі	1.85	3.26	4.62
Фільтр Куана	0.81	2.33	3.86
Фільтр Вінера	1.86	3.10	4.26

Результати фільтрації продемонстровані на прикладі завдання сегментації. На рис. 4.13-4.14 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу [20] зображень, представлених на рис. 4.11 і рис. 4.12 відповідно.

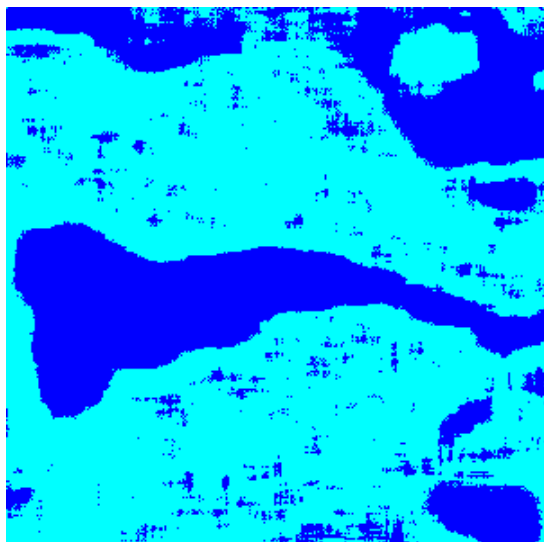


Рис. 4.13. Сегментація зображення на рис. 4.11

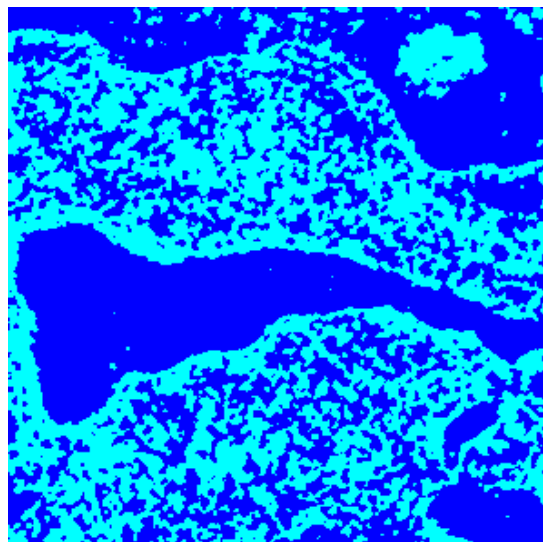


Рис. 4.14. Сегментація зображення на рис. 4.12

Результат сегментації відфільтрованого запропонованим алгоритмом зображення показує значно кращу підсумкову класифікацію ділянок місцевості, відсоток помилково класифікованих пікселів складає 7.21% для розробленого алгоритму та 26.11% для фільтра Лі.

4.2 Аналіз ефективності методу гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму

Послідовність з десяти зображень формується з реального зображення пересіченої місцевості, представленого на рис. 4.15. Коефіцієнт кореляції між відліками сусідніх зображень, що мають однакові координати, дорівнює $\rho = 1$. На рис. 4.16 показане п'яте зображення з послідовності зображень, яке спотворене спекл-шумом, з гауссоїдальною кореляційною функцією (2.95) з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить -2 дБ.

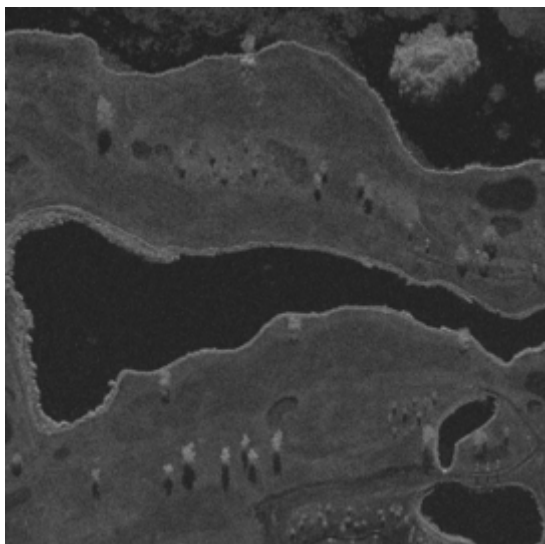


Рис. 4.15. П'яте зображення вихідної послідовності зображень

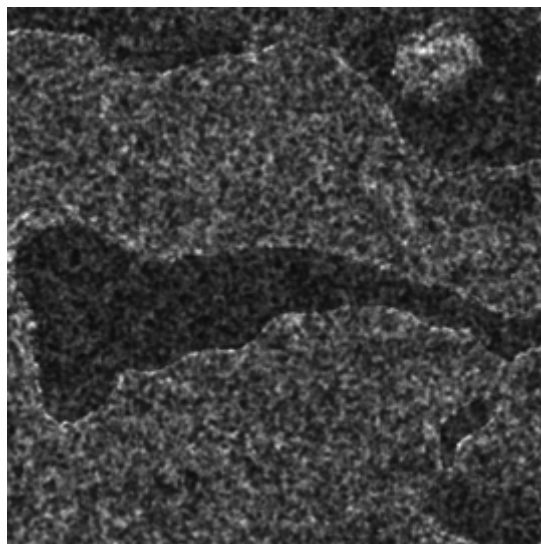


Рис. 4.16. П'яте зображення, спотворене спекл-шумом

На рис. 4.17 показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отримані методом Монте-Карло шляхом усереднення по усьому кадру, при використанні запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108). З метою порівняльного аналізу, на рис. 4.17 також показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отриманих методом Монте-Карло, при використанні некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення.

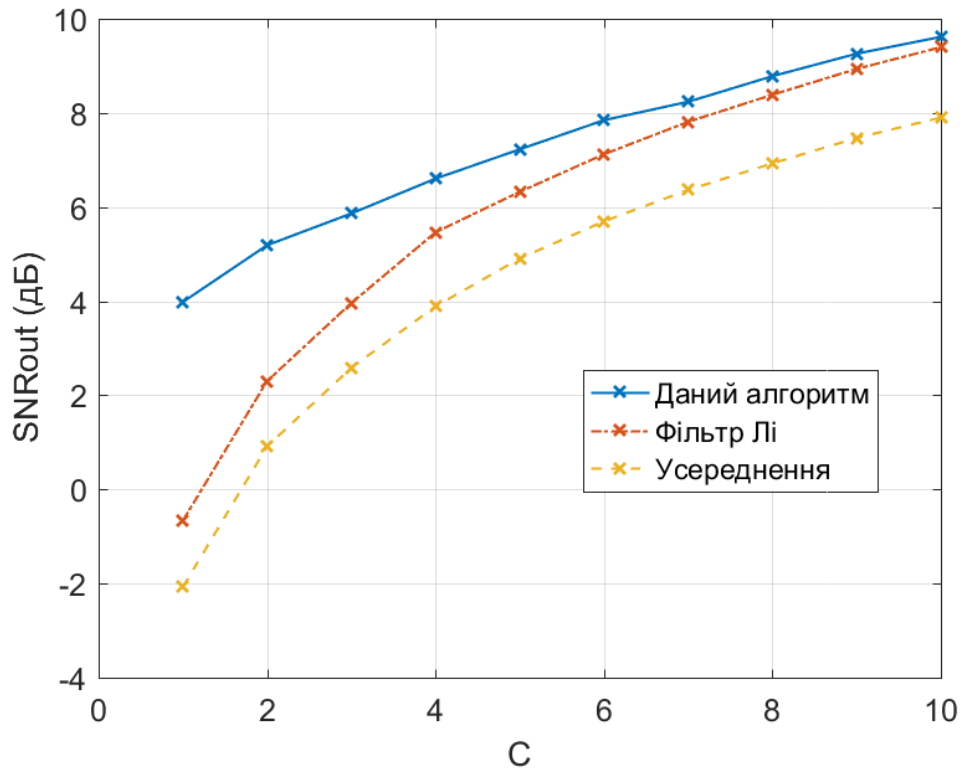


Рис. 4.17. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 1$

З рис. 4.17 випливає, що запропонований алгоритм гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) забезпечує найбільші значення вихідного ВСШ для усіх $K = \overline{1,10}$. У порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення, розроблений алгоритм забезпечує вигреш у ВСШ 6.6-1.8 дБ. Алгоритм некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі наближається по ефективності до запропонованого алгоритму лише при $K = 10$. При цьому, вигреш у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму зростає при зменшенні кількості поглядів і при $K = \overline{2,5}$ досягає значень 2.89-0.9 дБ.

На рис. 4.18 і рис. 4.19 представлені результати формування багатопоглядового зображення при $K = 5$ за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108)

та за допомогою некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

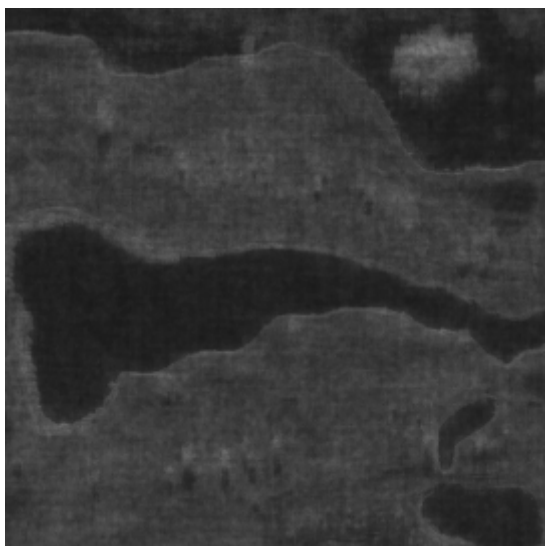


Рис. 4.18. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$

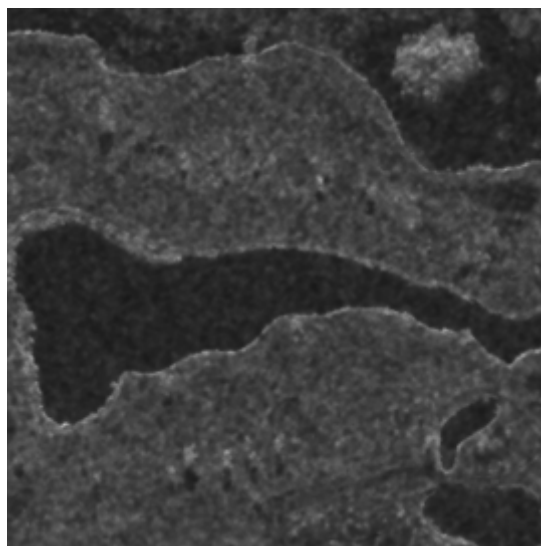


Рис. 4.19. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$

На рис. 4.20-4.21 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу багатопоглядових зображень при $K=5$, отриманих за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108), а також некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

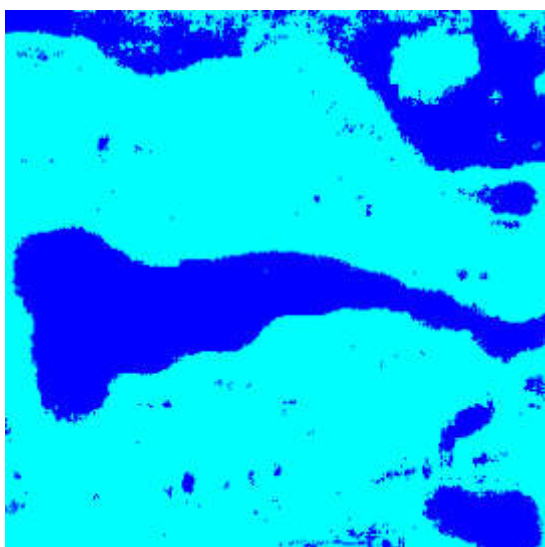


Рис. 4.20. Сегментація при $K=5$, отриманого розробленим алгоритмом

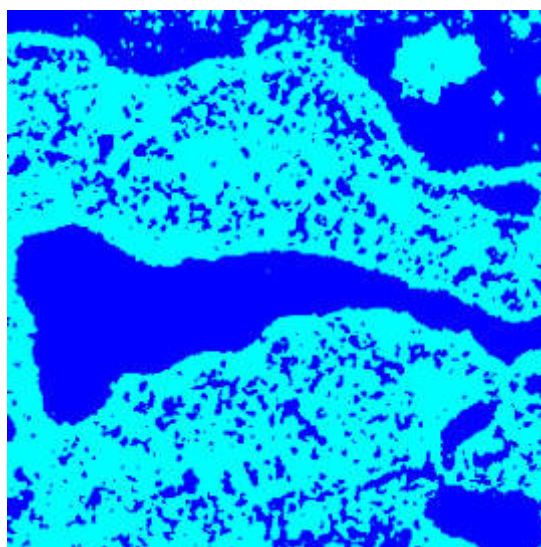


Рис. 4.21 Сегментація при $K=5$, отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

Результат сегментації відфільтрованого запропонованим алгоритмом зображення показує значно кращу підсумкову класифікацію ділянок місцевості, відсоток помилково класифікованих пікселів складає 4.21% для розробленого алгоритму та 16.11% для алгоритму некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

Також було досліджено вплив кореляції між однопоглядовими зображеннями на формування багатопоглядового зображення. Послідовності з десяти зображень формувались з реального зображення пересіченої місцевості, представленого на рис. 4.15. Коефіцієнт кореляції між відліками сусідніх зображень, що мають однакові координати, покладались $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. Спекл-шум має гауссоїдальну кореляційну функцію (2.95) з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить -2 дБ.

На рис. 4.22-4.27 показані п'ять зображення з неспотвореної послідовності, а також спотвореної спекл-шумом послідовності зображень при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

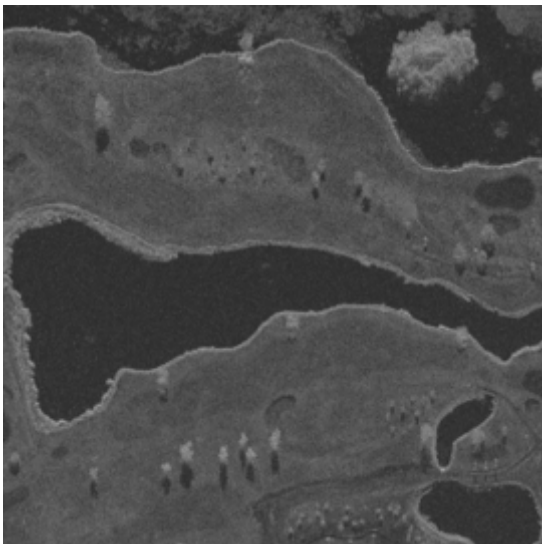


Рис. 4.22. П'ять зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.95$

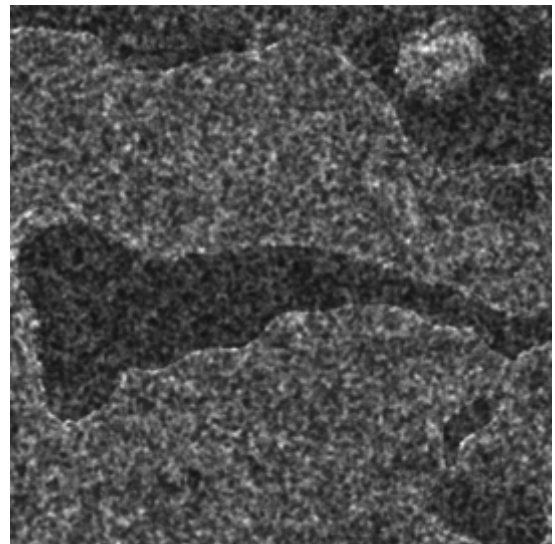


Рис. 4.23. П'ять зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.95$

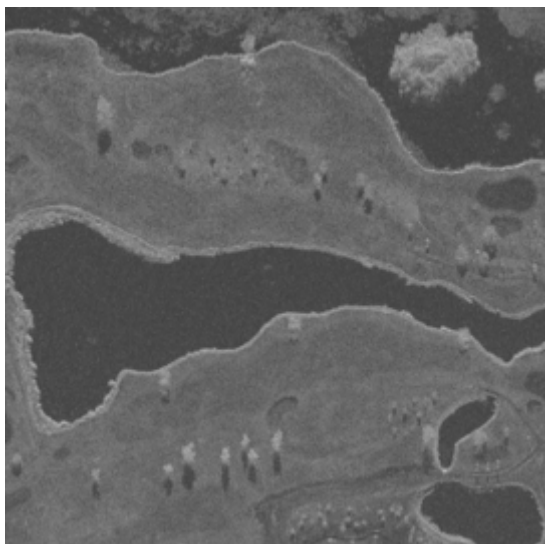


Рис. 4.24. П'яте зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.9$

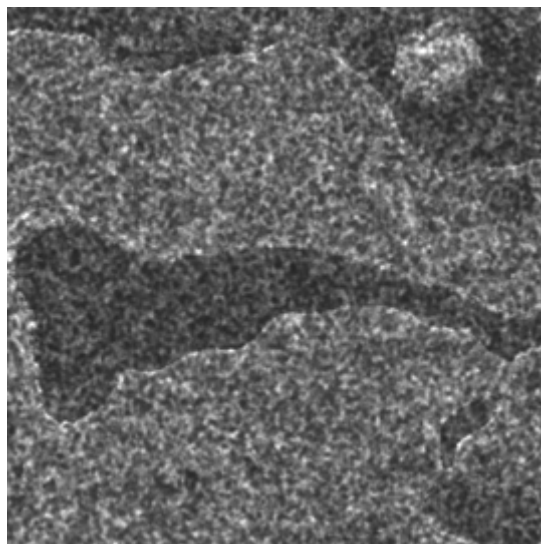


Рис. 4.25. П'яте зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.9$

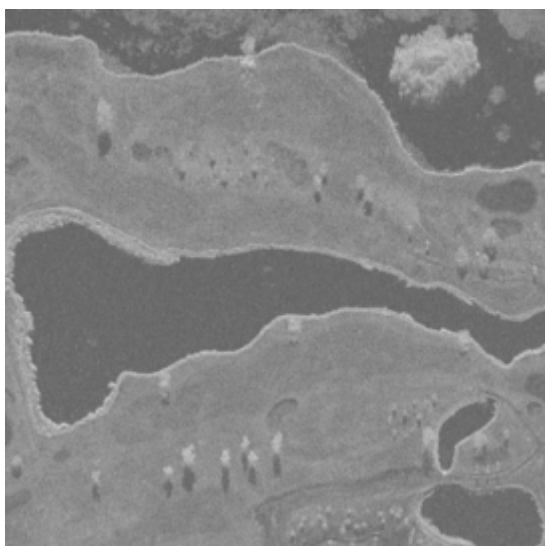


Рис. 4.26. П'яте зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.85$

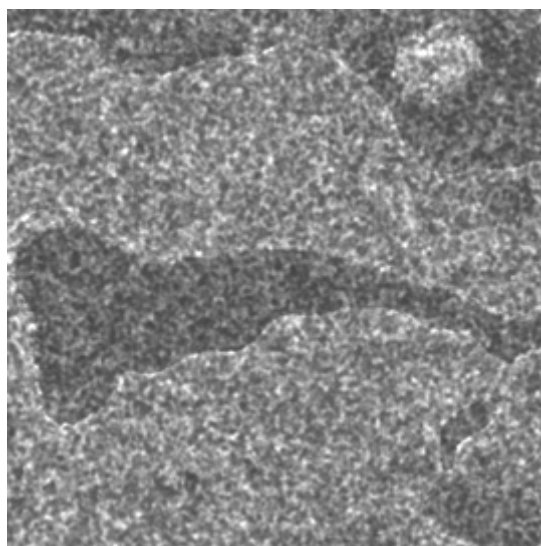


Рис. 4.27. П'яте зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.85$

На рис. 4.28-4.30 показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отримані методом Монте-Карло шляхом усереднення по усьому кадру, при використанні запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. З метою порівняльного аналізу, на рис. 4.28-4.30 також показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отриманих методом Монте-Карло, при використанні

некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

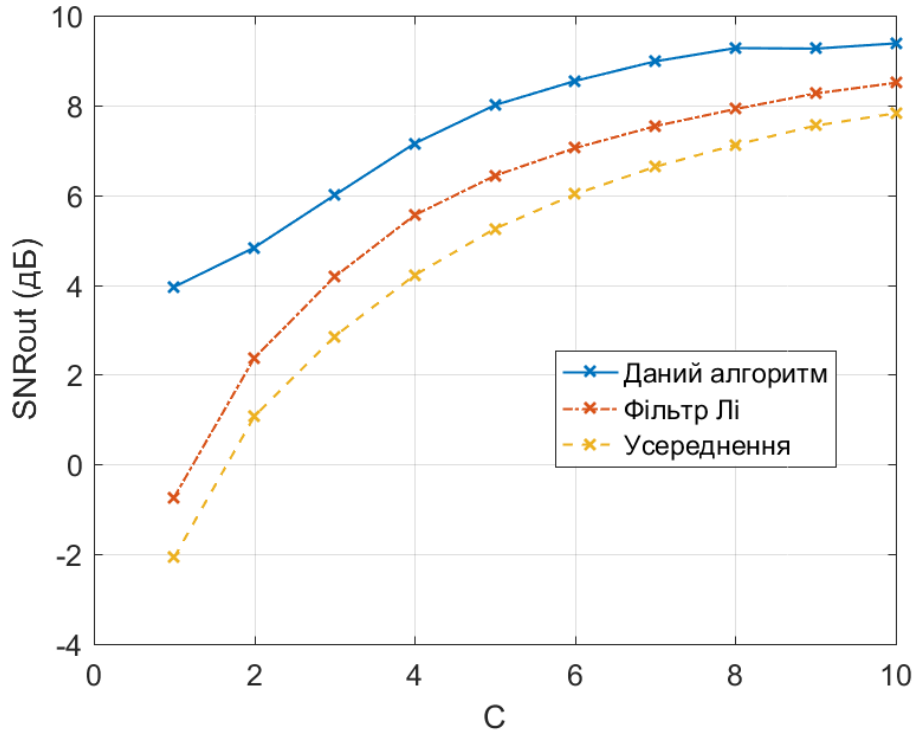


Рис. 4.28. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.95$

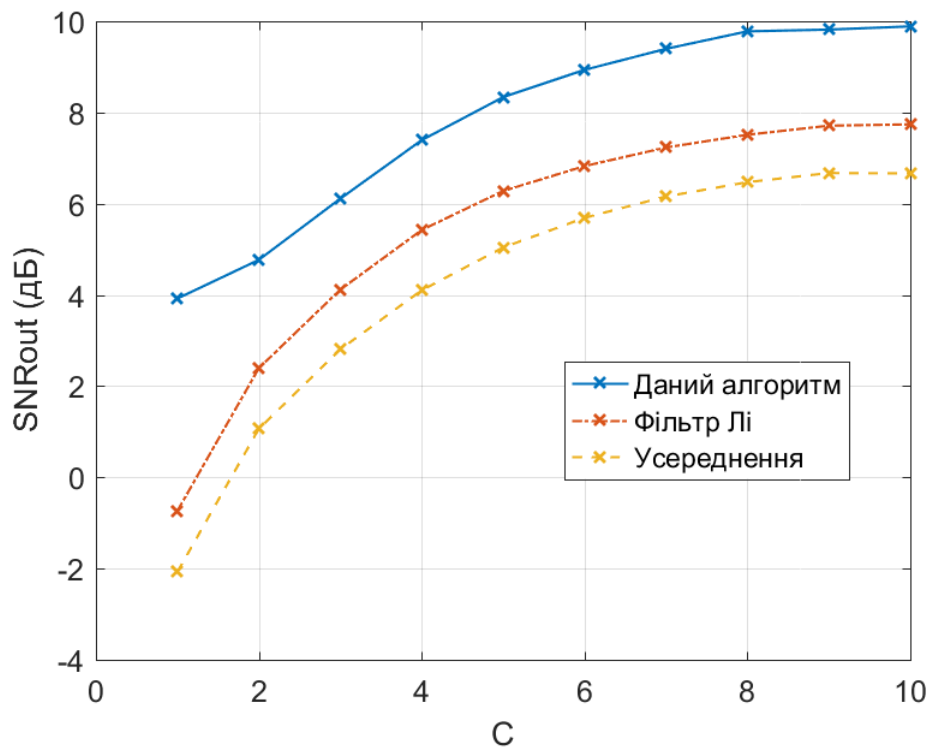


Рис. 4.29. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.9$

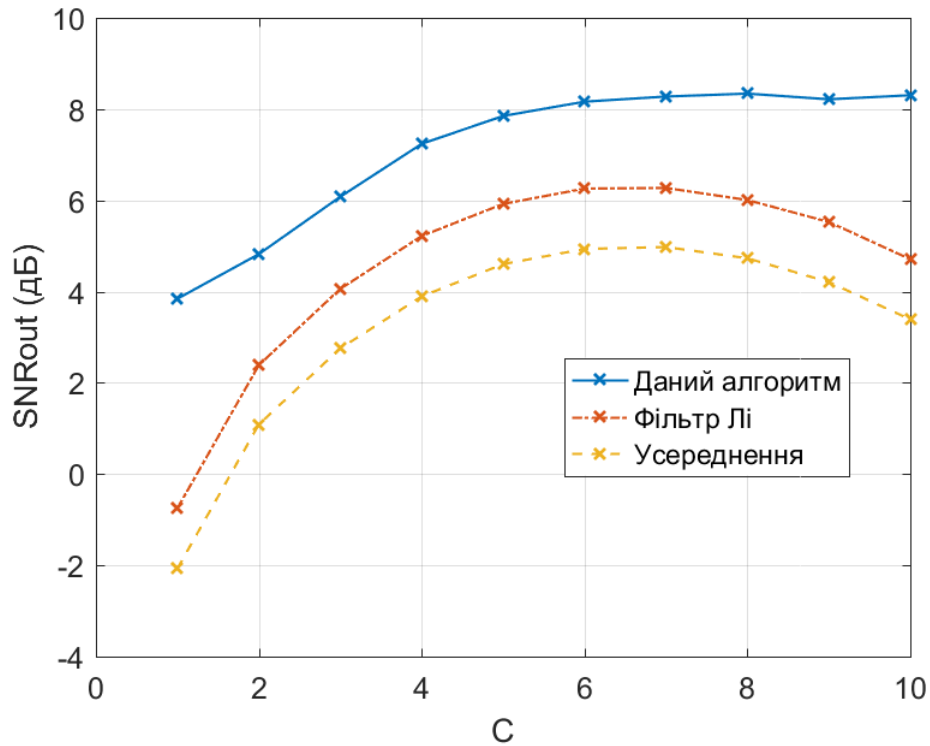


Рис. 4.30. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.85$

З рис. 4.28-4.30 випливає, що при кореляції між сусідніми зображеннями менше одиниці запропонований алгоритм гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) забезпечує вигреш у ВСШ у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі для усіх $K = \overline{1,10}$. При цьому, вигреш у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму зростає при зменшенні кореляції між сусідніми зображеннями і досягає значень 2.5-4.3 дБ.

Характерною особливістю алгоритмів некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення є погіршення їх ефективності при кількості однопоглядових зображень $K > 7$ при $\rho = 0.85$.

Вигреш у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі

також зростає при зменшенні кількості поглядів і при $K = \overline{2,5}$ досягає значень: 2.5-1.6 дБ при $\rho = 0.95$, 2.4-2.1 дБ при $\rho = 0.9$ та 2.4-1.9 дБ при $\rho = 0.85$.

На рис. 4.31-4.36 представлені результати фільтрації багатопоглядового зображення при $K = 5$ за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108), а також отримані за допомогою некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

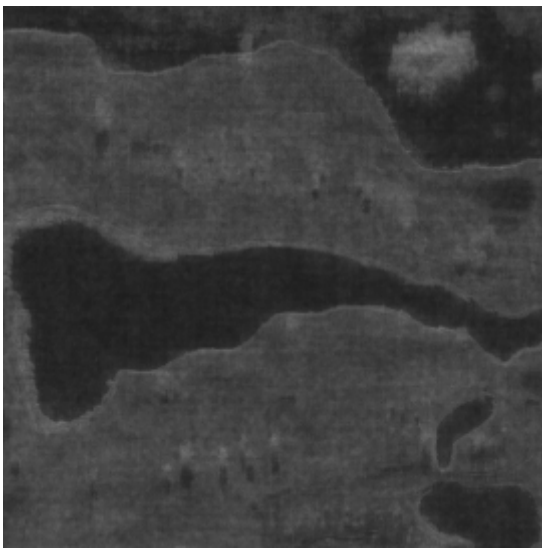


Рис. 4.31. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.95$

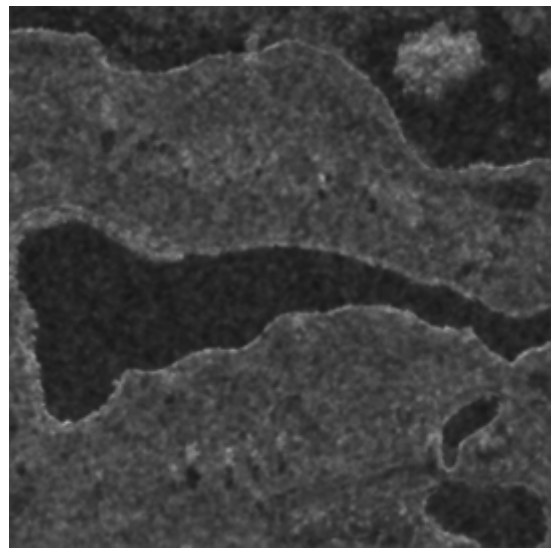


Рис. 4.32. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.95$

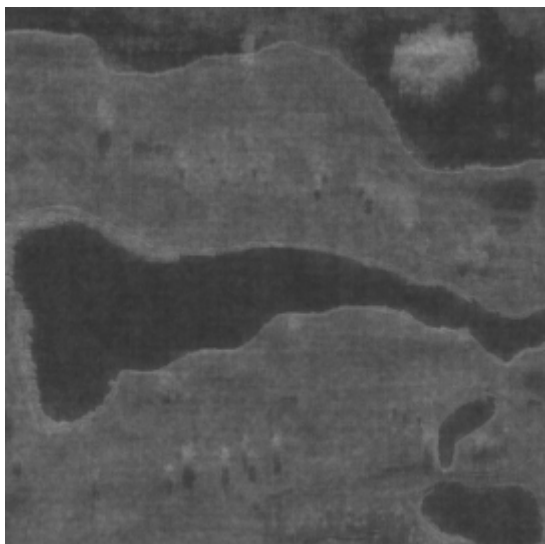


Рис. 4.33. Багатопоглядове зображення
отримане розробленим алгоритмом при $K=5$
та $\rho = 0.9$

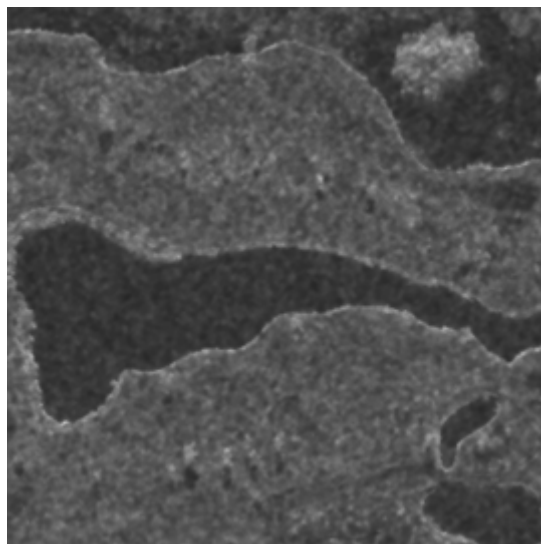


Рис. 4.34. Багатопоглядове зображення
отримане шляхом некогерентного
накопичення і використання фільтра Лі при
 $K=5$ та $\rho = 0.9$

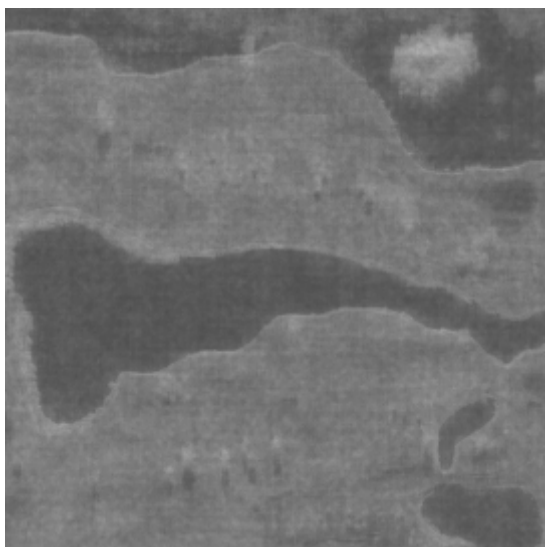


Рис. 4.35. Багатопоглядове зображення
отримане розробленим алгоритмом при $K=5$
та $\rho = 0.85$

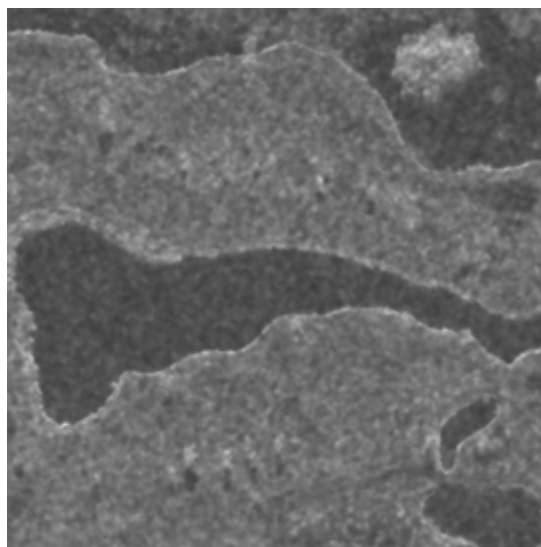


Рис. 4.36. Багатопоглядове зображення
отримане шляхом некогерентного
накопичення і використання фільтра Лі при
 $K=5$ та $\rho = 0.85$

На рис. 4.37-4.42 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу багатопоглядових зображень при $K = 5$, отриманих за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108), а також некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

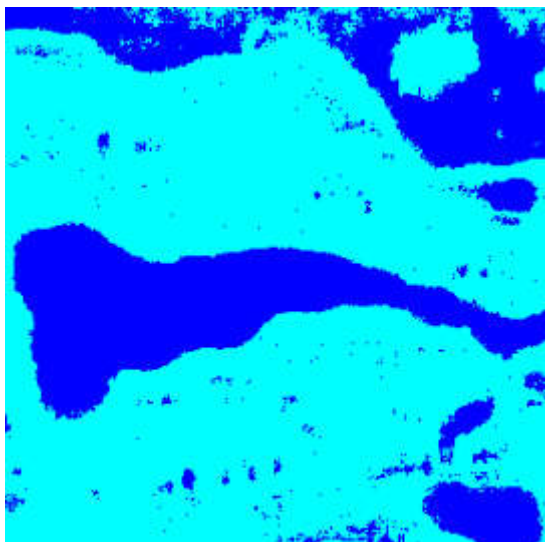


Рис. 4.37. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.95$.

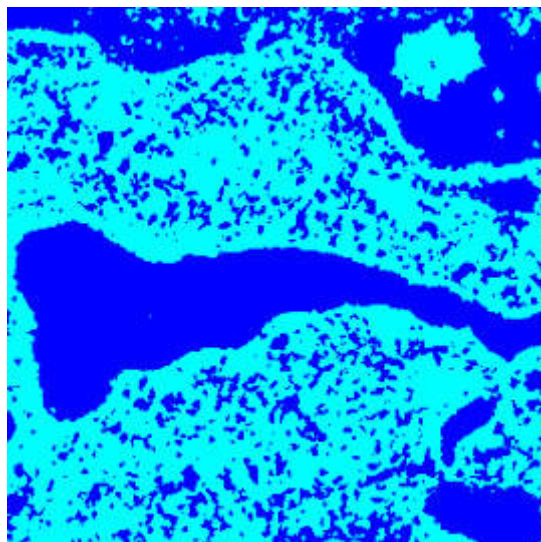


Рис. 4.38 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.95$.

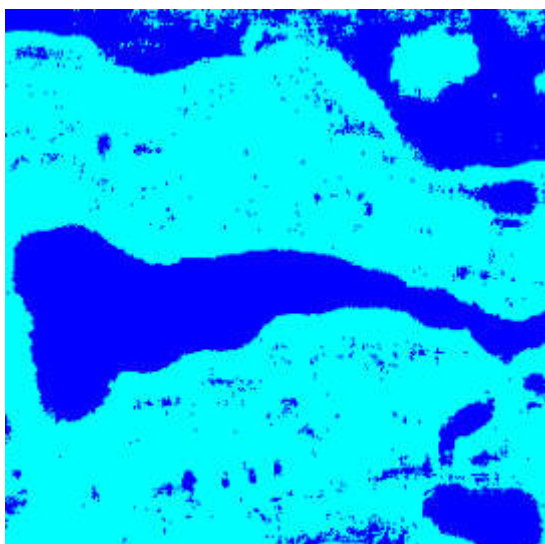


Рис. 4.39. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.9$.

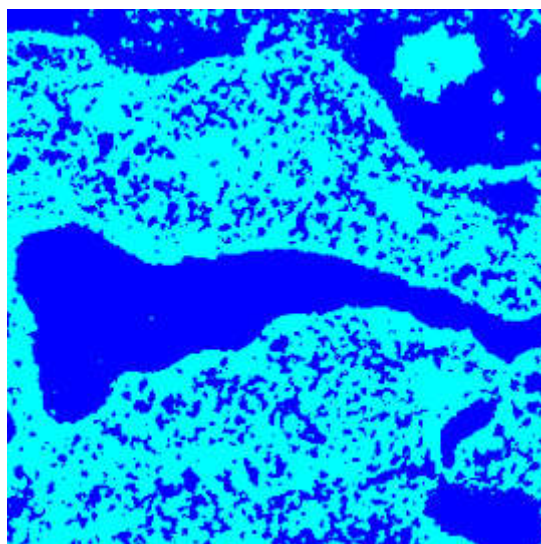


Рис. 4.40 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.9$.

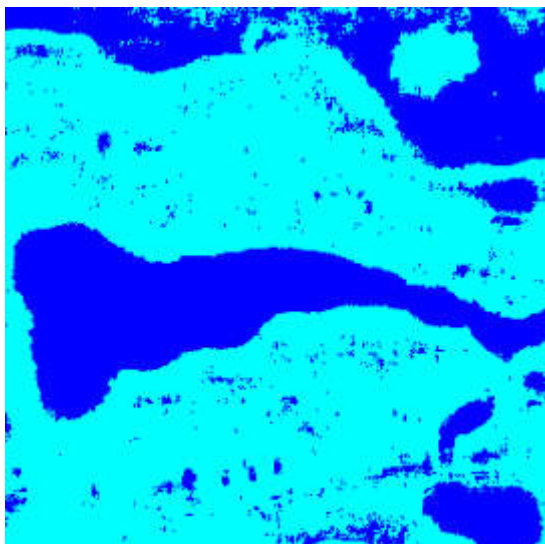


Рис. 4.41. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.85$.

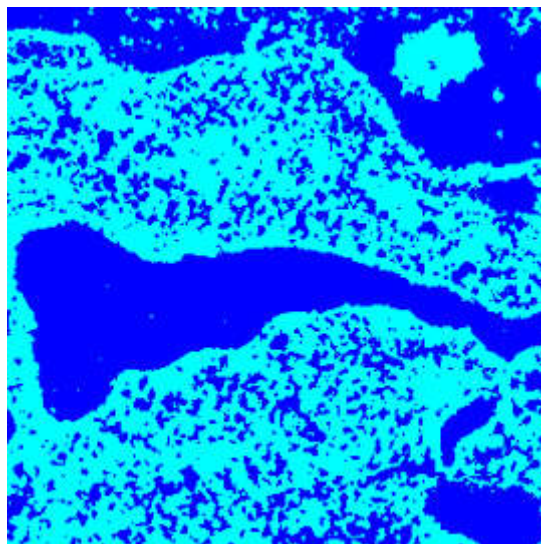


Рис. 4.42 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.85$.

Результати сегментації багатопоглядових зображень, отриманих на основі запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) показує значно кращу підсумкову класифікацію ділянок місцевості при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. Відсоток помилково класифікованих пікселів становить 4.28%-5.59% для розробленого алгоритму та 19.81%-26.63% для алгоритму некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

4.3 Аналіз ефективності синтезованих алгоритмів гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму

Розглянемо реальне зображення, представлене на рис. 4.43, з якого формується послідовність з десяти зображень. Коефіцієнт кореляції між відліками сусідніх зображень, що мають однакові координати, дорівнює $\rho = 1$. П'яте зображення з послідовності, яке спотворена некорельованим спекл-шумом, показано на рис. 4.44. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить -6.7 дБ.

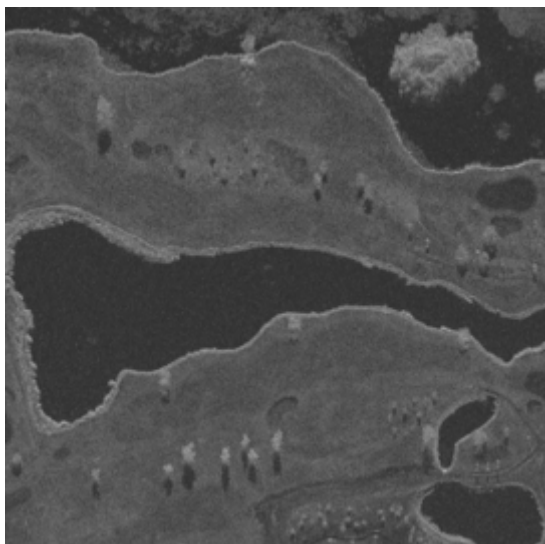


Рис. 4.43. П'ять зображення вихідної послідовності зображень

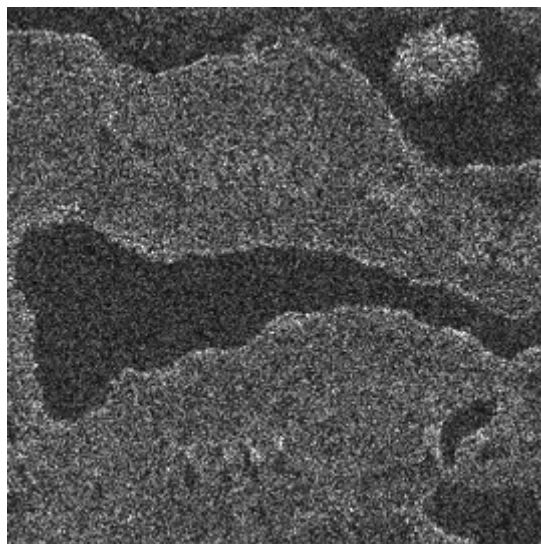


Рис. 4.44. П'ять зображення, спотворене спекл-шумом

На рис. 4.45 показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отримані методом Монте-Карло шляхом усереднення по усьому кадру, при використанні запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53). З метою порівняльного аналізу, на рис. 4.45 також показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отриманих методом Монте-Карло, при використанні некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення.

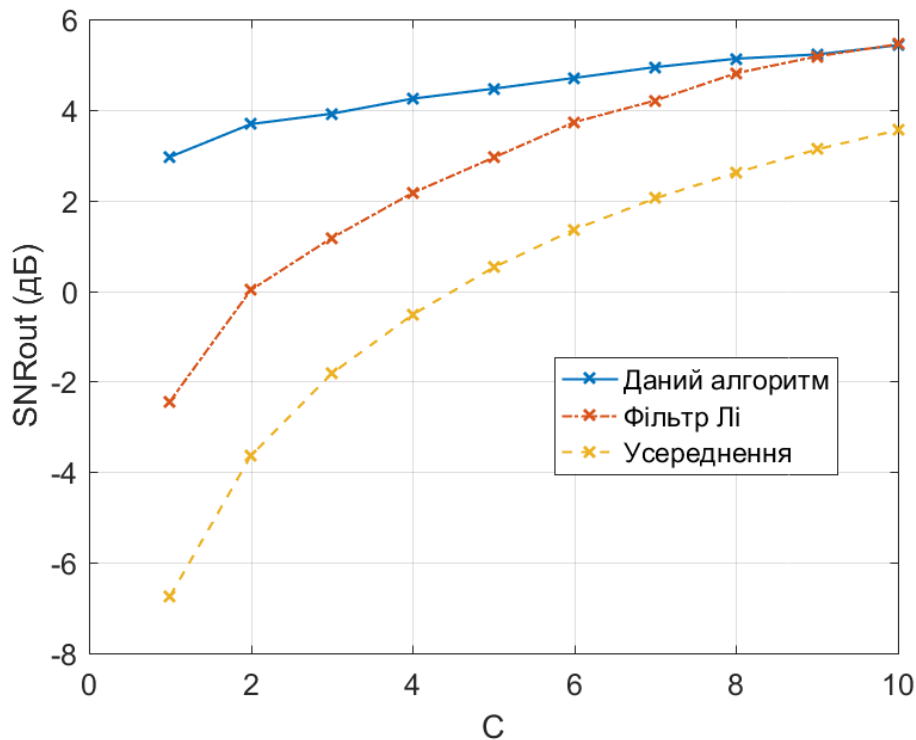


Рис. 4.45. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 1$

З рис. 4.45 випливає, що запропонований алгоритм гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) забезпечує найбільші значення ВСШ для усіх $K = \overline{1,10}$. У порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення розроблений алгоритм забезпечує вигреш у ВСШ 9.71-1.87 дБ. Алгоритм некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі наближається по ефективності до запропонованого алгоритму при $K = 10$. При цьому, вигреш у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму зростає при зменшенні кількості поглядів і при $K = \overline{2,6}$ досягає значень 3.6-0.75 дБ.

На рис. 4.46 та рис. 4.47 представлені результати формування багатопоглядового зображення при $K = 5$ за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) та за допомогою некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

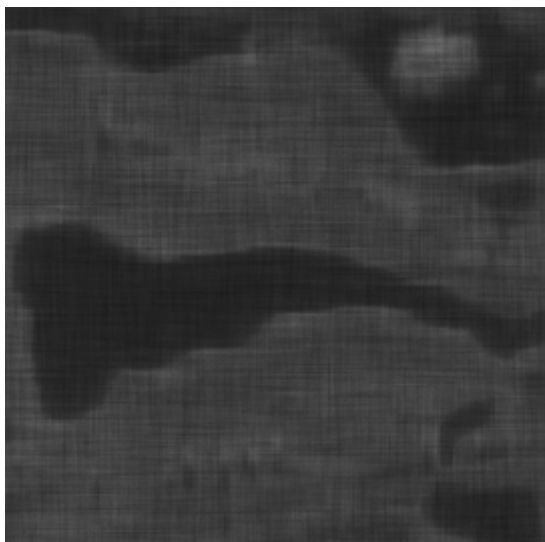


Рис. 4.46. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$

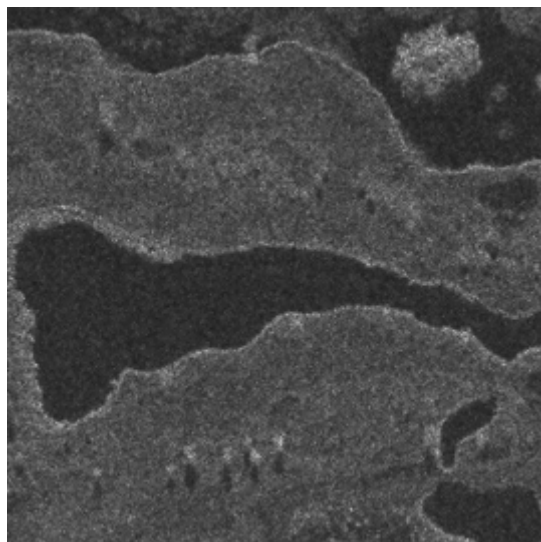


Рис. 4.47. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$.

На рис. 4.48-4.49 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу багатопоглядових зображень при $K = 5$, отриманих за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53), а також некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

Результат сегментації відфільтрованого запропонованим алгоритмом зображення показує значно кращу підсумкову класифікацію ділянок місцевості, відсоток помилково класифікованих пікселів складає 4.51% для розробленого алгоритму та 24.72% для алгоритму некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

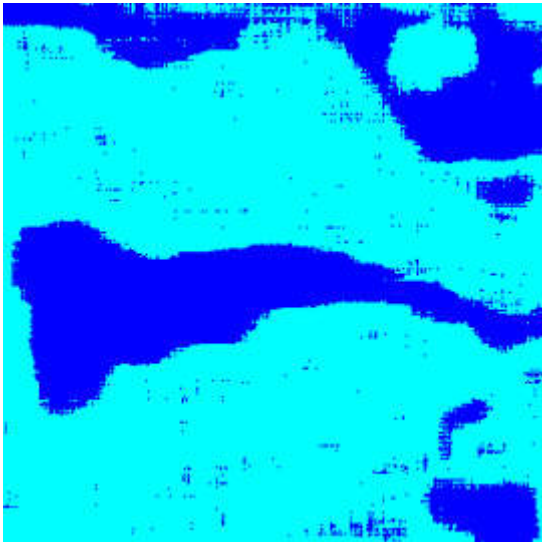


Рис. 4.48. Сегментація багатопоглядового зображення при $K=5$, отриманого розробленим алгоритмом.

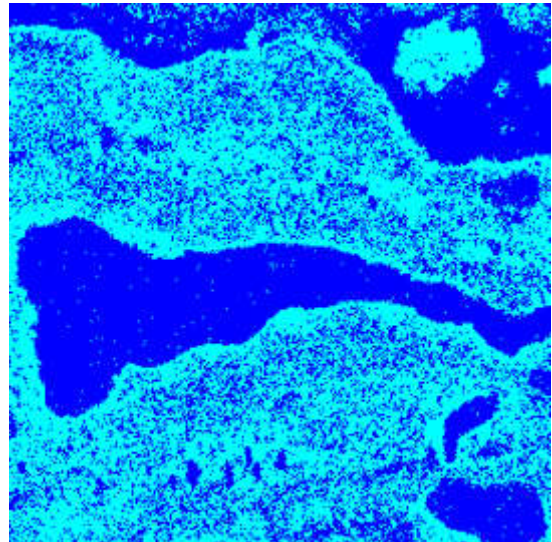


Рис. 4.49 Сегментація багатопоглядового зображення при $K=5$, отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі

Також було досліджено вплив кореляції між однопоглядовими зображеннями на формування багатопоглядового зображення. Послідовності з десяти зображень також формувались з реального зображення пересіченої місцевості, представленого на рис. 4.43. Коефіцієнт кореляції між відліками сусідніх зображень, що мають однакові координати, покладались $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. Спекл-шумом має гауссоїдальну кореляційну функцію (2.95) з коефіцієнтами кореляції $\beta_x = \beta_y = 0.5$. Вхідне ВСШ SNR_{in} становить -6.75 дБ.

На рис. 4.50-4.55 показані п'ять зображень з неспотвореної послідовності, а також спотвореної спекл-шумом послідовності зображень при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

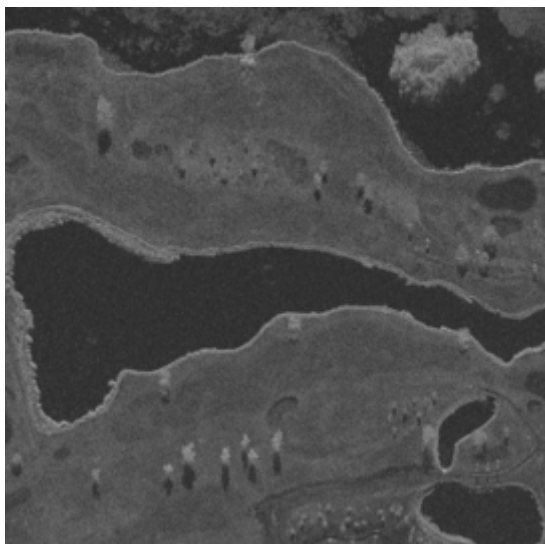


Рис. 4.50. П'яте зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.95$

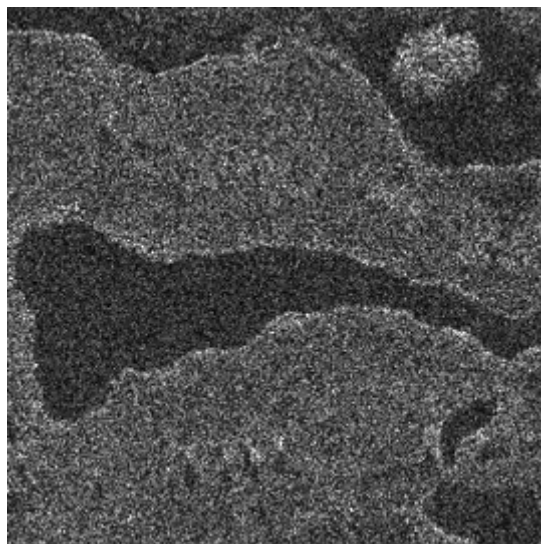


Рис. 4.51. П'яте зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.95$

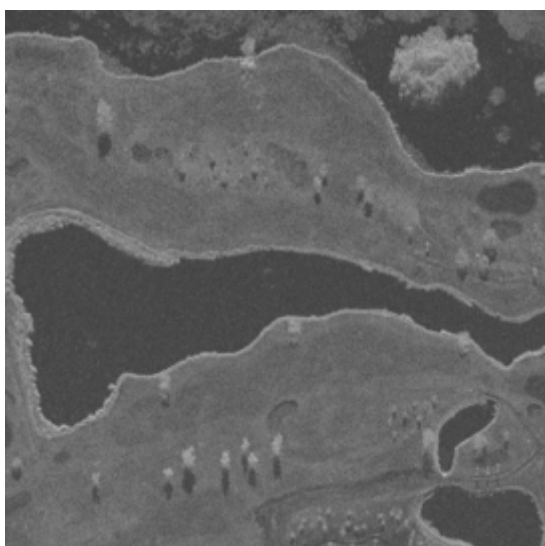


Рис. 4.52. П'яте зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.9$

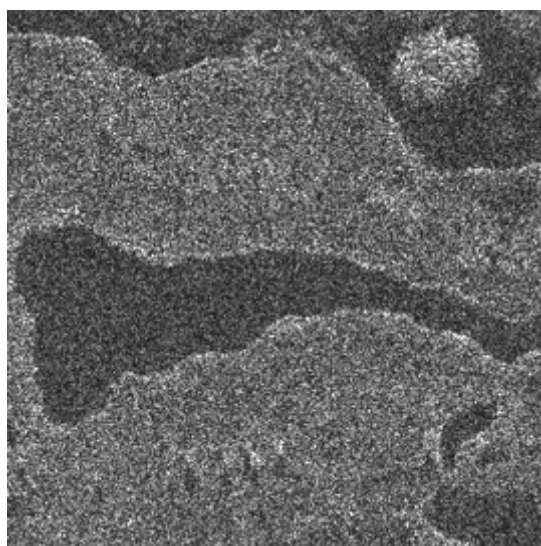


Рис. 4.53. П'яте зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.9$

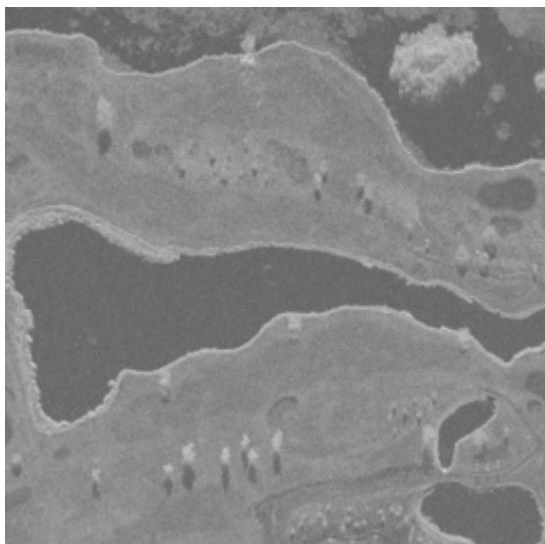


Рис. 4.54. П'ять зображення вихідної послідовності зображень при $\rho = 0.85$

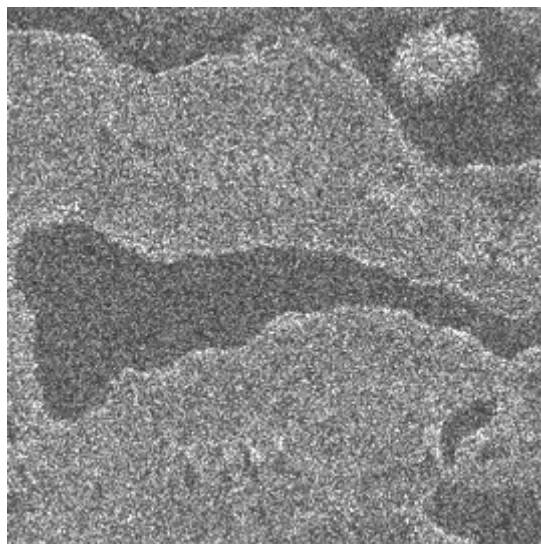


Рис. 4.55. П'ять зображення, спотворене спекл-шумом при $\rho = 0.85$

На рис. 4.56-4.58 показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отриманих методом Монте-Карло шляхом усереднення по усьому кадру, при використанні запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. З метою порівняльного аналізу, на рис. 4.30-4.32 також показані залежності вихідного ВСШ при обробці відповідної кількості зображень K , отриманих методом Монте-Карло, при використанні некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

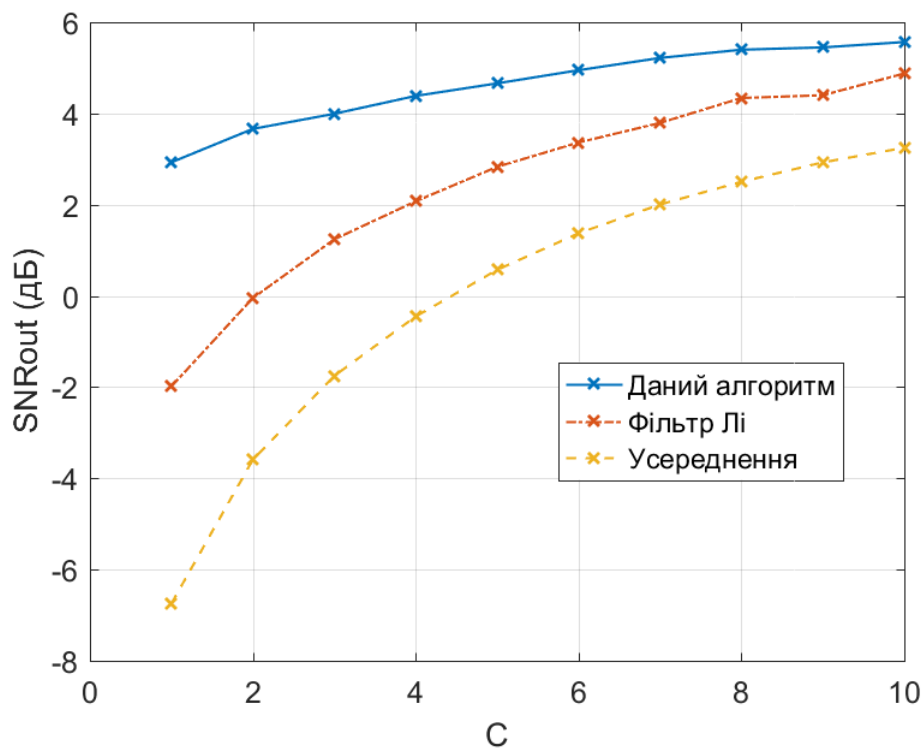


Рис. 4.56. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.95$

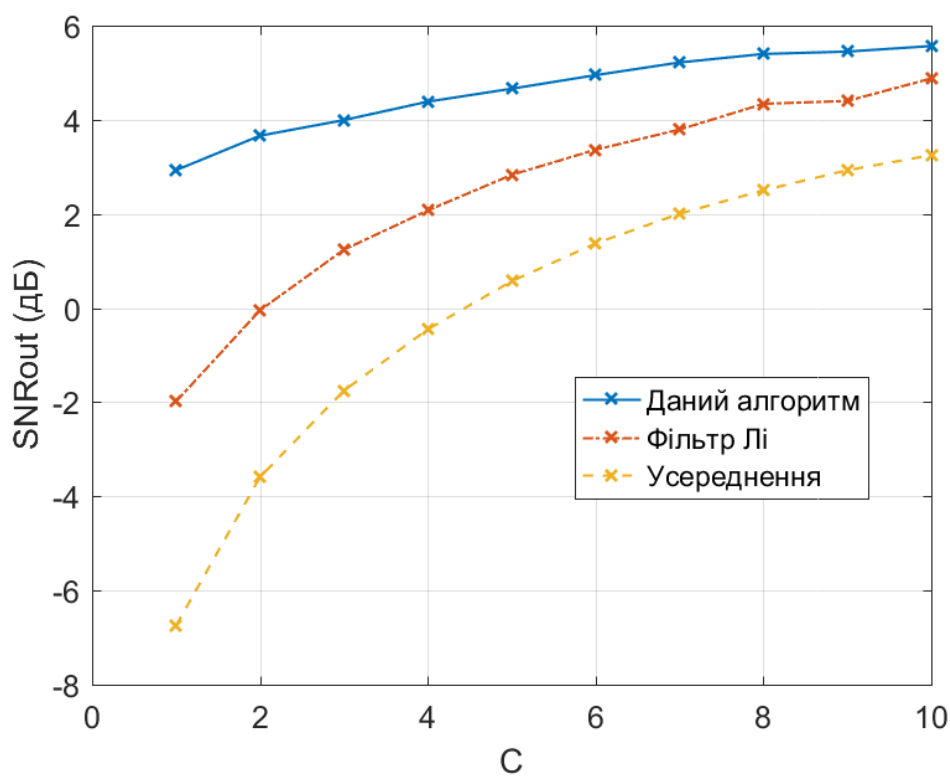


Рис. 4.57. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.9$

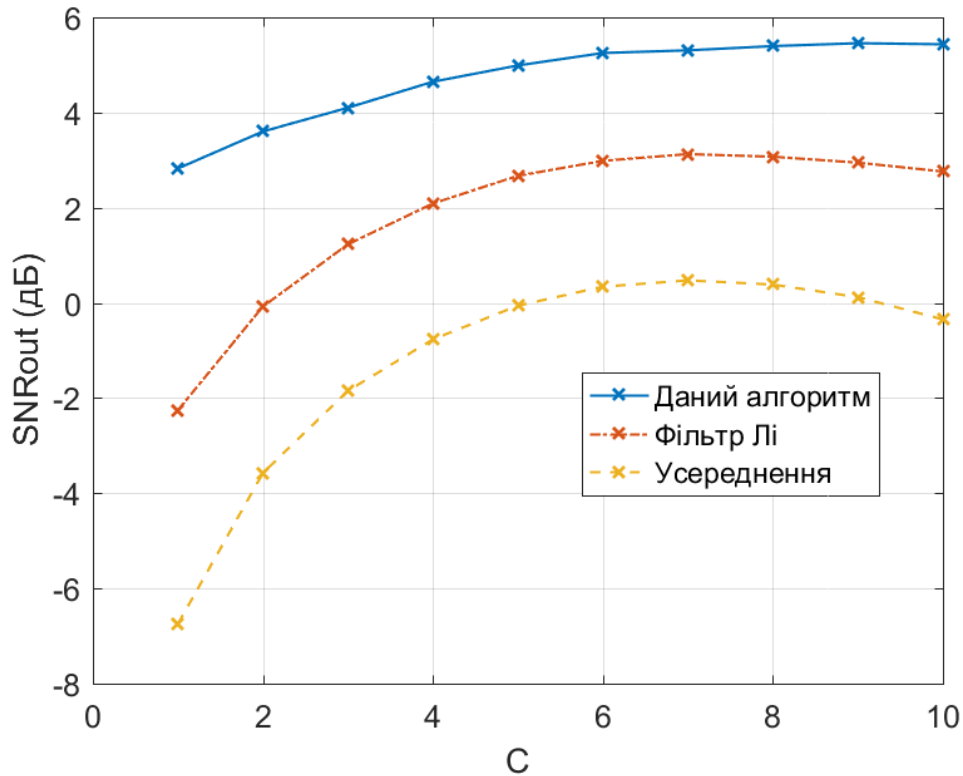


Рис. 4.58. Залежність ВСШ при обробці запропонованими алгоритмами при $\rho = 0.85$

З рис. 4.56-4.58 випливає, що при кореляції між сусідніми зображеннями менше одиниці запропонований алгоритм гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму забезпечує вигрощ у ВСШ у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі для усіх $K = \overline{1,10}$. При цьому, вигрощ у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму зростає при зменшенні кореляції між сусідніми зображеннями і досягає значень 1.52-4.68 дБ.

Характерною особливістю алгоритмів некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі, а також тільки некогерентного накопичення є погіршення їх ефективності при кількості однопоглядових зображень $K > 7$ при $\rho = 0.85$.

Вигрощ у ВСШ при використанні запропонованого алгоритму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі

також зростає при зменшенні кількості поглядів і при $K = \overline{2,6}$ досягає значень: 3.71-1.14 дБ при $\rho = 0.95$, 3.70-1.83 дБ при $\rho = 0.9$, 3.68-2.27 дБ при $\rho = 0.85$.

На рис. 4.59-4.64 представлені результати фільтрації багатопоглядового зображення при $K = 5$ за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53), а також отримані за допомогою некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$.

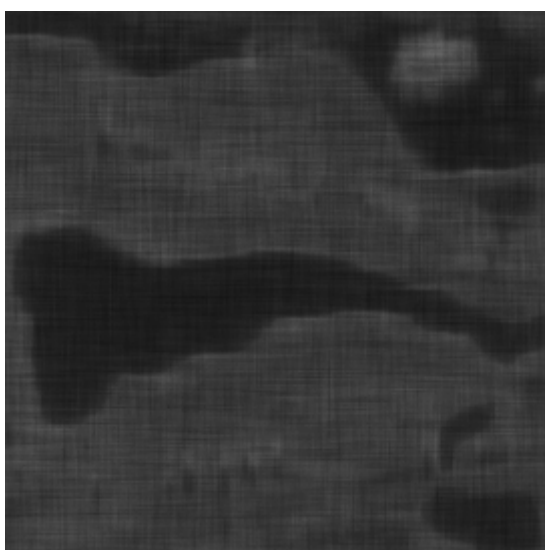


Рис. 4.59. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.95$

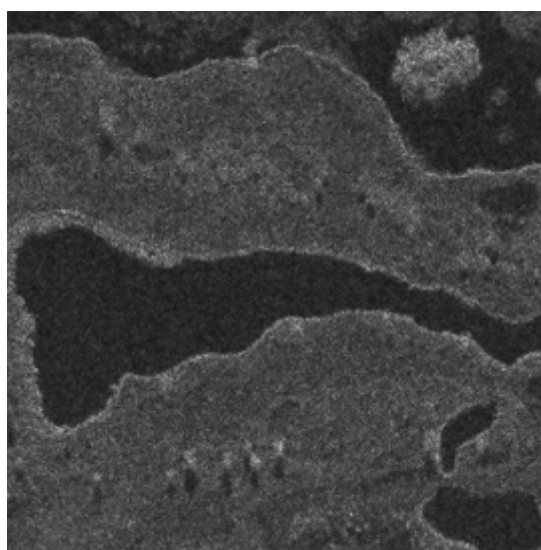


Рис. 4.60. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.95$

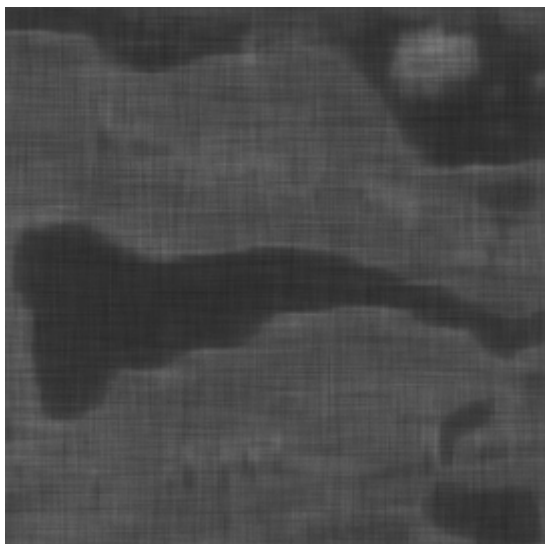


Рис. 4.61. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho=0.9$

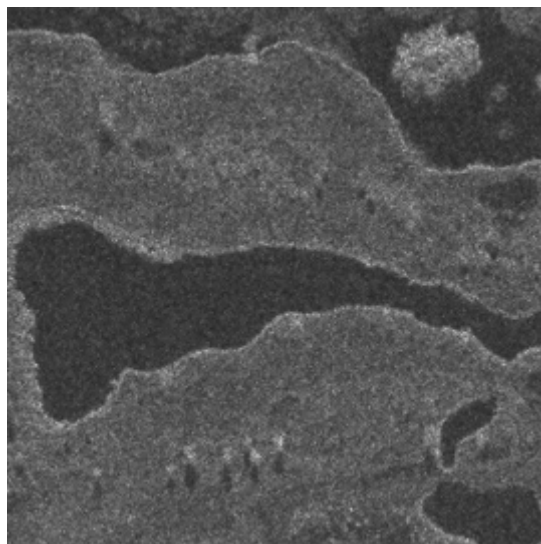


Рис. 4.62. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho=0.9$

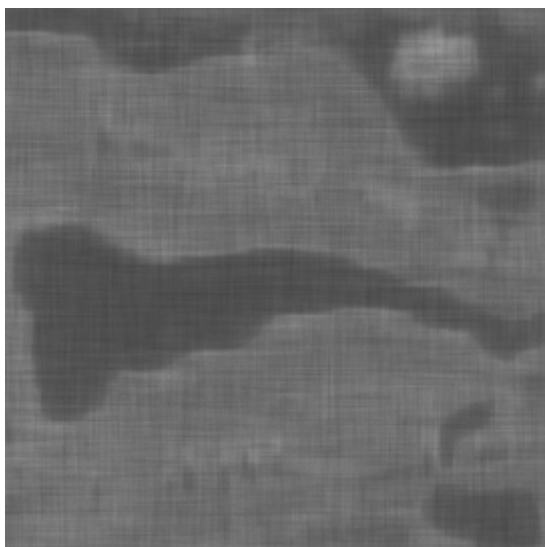


Рис. 4.63. Багатопоглядове зображення отримане розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho=0.85$

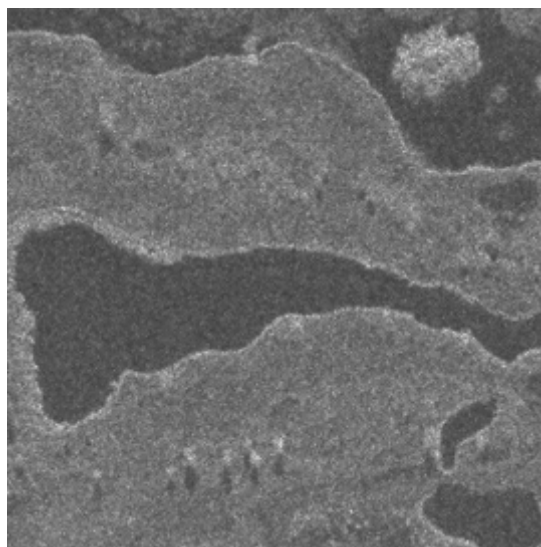


Рис. 4.64. Багатопоглядове зображення отримане шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho=0.85$

На рис. 4.65-4.70 представлені результати сегментації алгоритмом Оцу багатопоглядових зображень при $K=5$, отриманих за допомогою запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53), а також некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі при $\rho=0.95, 0.9, 0.85$.

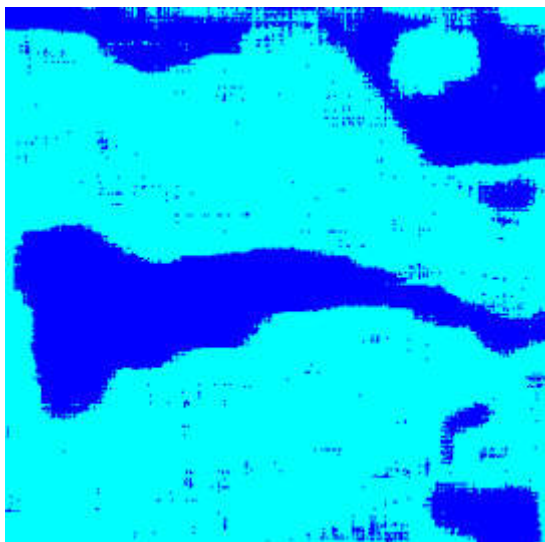


Рис. 4.65. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.95$.

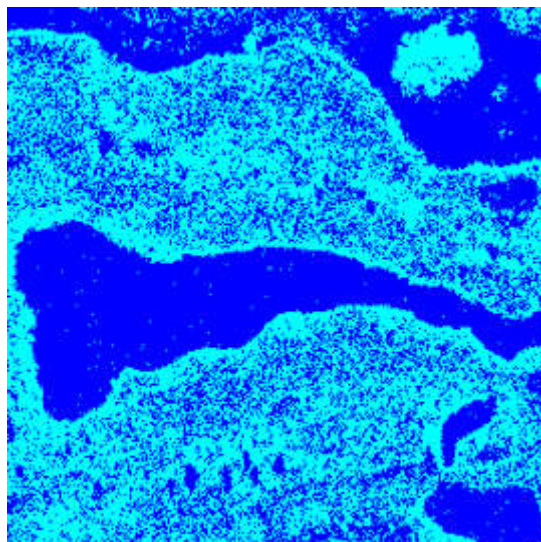


Рис. 4.66 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.95$.

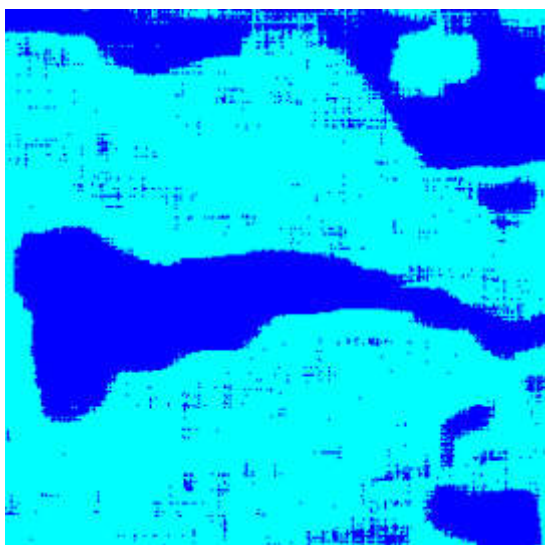


Рис. 4.67. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.9$.

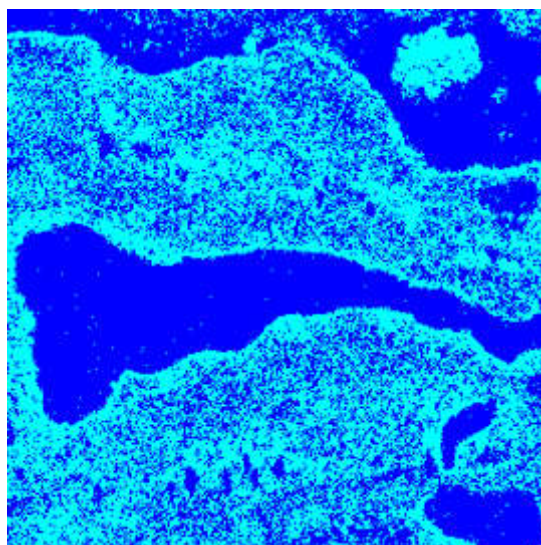


Рис. 4.68 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.9$.

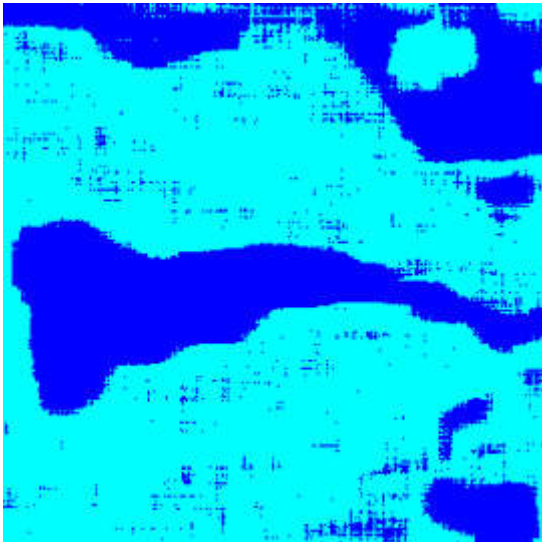


Рис. 4.69. Сегментація багатопоглядового зображення отриманого розробленим алгоритмом при $K=5$ та $\rho = 0.85$.

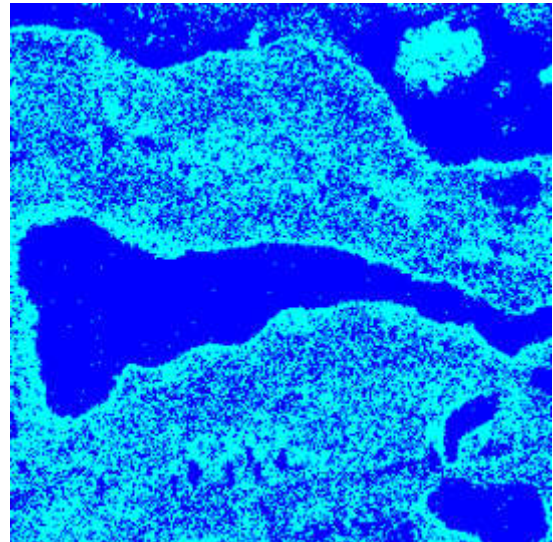


Рис. 4.70 Сегментація багатопоглядового зображення отриманого шляхом некогерентного накопичення і використання фільтра Лі при $K=5$ та $\rho = 0.85$.

Результати сегментації багатопоглядових зображень, отриманих на основі запропонованого алгоритму гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) показує значно кращу підсумкову класифікацію ділянок місцевості при $\rho = 0.95, 0.9, 0.85$. Відсоток помилково класифікованих пікселів становить 5.51%-6.50% для розробленого алгоритму та 27.89%-34.52% для алгоритму некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі.

4.4 Аналіз обчислювальних витрат, необхідних при практичній реалізації розроблених алгоритмів

Проведемо аналіз обчислювальних витрат, які необхідні для виконання однієї ітерації гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень за наявності корельованого спекл-шуму, в якій перший і другий етапи описуються виразами (3.67) - (3.71) і (3.85) - (3.108) відповідно.

Перший етап є початковим, в ньому виконується одномірна фільтрація послідовності PCA-зображень вздовж відповідних координат всередині зображення, а також уздовж координати k між зображеннями. Запропонований

алгоритм, при фільтрації спостережень, які перебувають від початку n -го рядка, описується виразами (3.67)-(3.71), фільтрація за іншими координатами виконується аналогічно. Проведемо аналіз кількості операцій додавання, ділення і множення, які необхідні для виконання однієї ітерації алгоритму від початку рядка до оброблюваної точки на першому етапі. Порядок моделі Δ для опису зображення і перешкоди покладається однаковим для рядків і стовпців, а також для координати k [33, 44].

Таблиця 4.3

Обчислюється величина	Число операцій множення	Число операцій ділення	Число операцій складання
1	2	3	4
$X_{nm}^*(l)$	$2\Delta^2$	0	$2(\Delta^2 - 1)$
$Z_{nm}^*(l)$	$2\Delta^2$	0	$2(\Delta^2 - 1)$
$P_{xnm}^*(l)$	$\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$6(\Delta^2 - 1)$
$P_{znm}^*(l)$	$\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$6(\Delta^2 - 1)$
$\Lambda_{nm}^*(l)$	$\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$6(\Delta^2 - 1)$
$\Lambda_{nm}^{*T}(l)$	$\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$6(\Delta^2 - 1)$
$\hat{X}_{nm}(l)$	$6\Delta^2$	0	$7(\Delta^2 - 1)$
$\hat{Z}_{nm}(l)$	$6\Delta^2$	0	$7(\Delta^2 - 1)$
$K_{xnm}(l)$	$4\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$5(\Delta^2 - 1)$
$K_{znm}(l)$	$4\Delta^4 + 2\Delta^2$	0	$5(\Delta^2 - 1)$
$\hat{P}_{xnm}(l)$	$4\Delta^4 + 4\Delta^2$	0	$12(\Delta^2 - 1)$
$\hat{P}_{znm}(l)$	$4\Delta^4 + 4\Delta^2$	0	$12(\Delta^2 - 1)$
$\hat{\Lambda}_{nm}(l)$	$4\Delta^4 + 4\Delta^2$	0	$12(\Delta^2 - 1)$
$\hat{\Lambda}_{nm}^T(l)$	$4\Delta^4 + 4\Delta^2$	0	$12(\Delta^2 - 1)$

Всього операцій для однієї точки	$28\Delta^4 + 44\Delta^2$	0	$100(\Delta^2 - 1)$
----------------------------------	---------------------------	---	---------------------

У табл. 4.3 представлено кількість арифметичних операцій, які необхідні для розрахунку однієї оцінки в оброблюваній точці при фільтрації послідовності зображень на першому етапі від початку n -го рядка одного з зображень.

У табл. 4.4 показано число операцій, які потрібно виконати на другому етапі для однієї оброблюваної точки.

Таблиця 4.4

Обчислюється величина	Число операцій множення	Число операцій ділення	Число операцій складання
1	2	3	4
\tilde{K}	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
\tilde{u}	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
\tilde{P}	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
\check{K}	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
\check{u}	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
\check{P}	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
\tilde{K}	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
\tilde{u}	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
\tilde{P}	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
K'	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$

u'	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
P'	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
K''	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
u''	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
P''	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
\ddot{K}	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
\ddot{u}	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
\ddot{P}	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
\hat{K}	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
\hat{u}	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
\hat{P}	$12L$	0	$2(\Delta^2 - 1)$
$\hat{\hat{K}}$	$2\Delta^2$	0	$3(\Delta^2 - 1)$
$\hat{\hat{u}}$	2Δ	0	$2\Delta^2 - 1$
$\hat{\hat{P}}$	Δ^4	0	$2(\Delta^2 - 1)$
Всього операцій для однієї гіпотези в одній точці	$8\Delta^4 + 16\Delta^2 + 16\Delta$	0	$56\Delta^2 - 48$

Оскільки на першому етапі проводиться обробка зображення як від початку n -го рядка і m -го стовпця, так і від їх кінця, а також по координаті k між зображеннями, та з урахуванням другого етапу, в поточній точці необхідно виконувати число операцій множення:

$$148\Delta^4 + 236\Delta^2 + 16\Delta$$

Число операцій додавання:

$$556\Delta^2 - 548$$

У розробленому алгоритмі, для обчислення апостеріорних оцінок на другому етапі в точці (n, m, k) , який описується виразами (3.67) - (3.71) і (3.85) - (3.108), використовуються апостеріорні оцінки, обчислені на першому етапі при обробці від початку n -го рядка, а також екстрапольовані оцінки, розраховані від кінця n -го рядка, а також від початку і кінця m -го стовпця та від початку по координаті k .

Розроблений алгоритм допускає розпаралелювання обчислювального процесу та є адекватним пристроїв з паралельною архітектурою обчислень. Обробка на першому етапі уздовж рядків і стовпців і координати k в кожному з напрямків може здійснюватися паралельно. Наявність декількох обчислювачів дозволяє задіяти кожен обчислювач для виконання послідовного набору операцій в окремій точці, що також дає можливість істотно прискорити обробку зображення. На другому етапі в кожному відліку зображення необхідно виконувати набір послідовних операцій для обчислення апостеріорних оцінок.

Для реалізації розробленого алгоритму може бути використаний графічний прискорювач з паралельною структурою обчислювачів, наприклад, графічний прискорювач Nvidia GTX Geforce 1080 Ti, який містить 3584 обчислюваних ядер для технології паралельних обчислювань CUDA, кожне ядро має тактову частоту 1.48 ГГц, час виконання однієї інструкції становить 0.68 нс, внутрішня пам'ять - GDDR5 11 Гб.

Кожне обчислювальне ядро дозволяє виконувати одну інструкцію додавання або множення на кожному такті з одинарною точністю. Нехтуючи часом на пересилку між пам'яттю і регістрами пристрою, приблизна оцінка часу t_1 для виконання обробки на першому етапі, може бути обчислена:

$$t_1 = \frac{N \times M \times K \times \Delta_{\Sigma 1} \times t_o}{L \times I}, \quad (4.1)$$

де $\Delta_{\Sigma 1}$ - кількість обчислювальних операцій в одній точці послідовності зображень на першому етапі; t_o - час виконання однієї інструкції, L -

кількість ядер графічного прискорювача, I – кількість арифметичних операцій за такт.

Аналогічним чином обчислюється приблизна оцінка часу t_2 для другого етапу, для якого кількість операцій становить $\Delta_{\Sigma 2}$:

$$t_2 = \frac{N \times M \times K \times \Delta_{\Sigma 2} \times t_0}{L \times I}, \quad (4.2)$$

Таким чином, для послідовності зображень розміром $N \times M \times K$, де $N = 1000$, $M = 1000$, $K = 5$ для порядку моделі $\Delta = 7$, приблизна оцінка часу обчислень, без урахування операцій запису і доступу до пам'яті, становить приблизно 0.073 секунди, тоді як для двовимірного квазіоптимального алгоритму фільтрації зображення час обробки становить 9 секунд з використанням процесора для загальних обчислень.

Висновки по четвертому розділу:

1. Для розглянутих реальних зображень застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму (2.16)-(2.20), (2.74)-(2.93) дозволило отримати вигравш в вихідному ВСШ від 3.75 дБ до 6.16 дБ. Запропонований алгоритм забезпечив вигравш в ВСШ в порівнянні з відомим фільтром Лі від 1.67 дБ до 3.75 дБ.
2. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями близькому до одиниці, запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) і некорельованого (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують вигравш у ВСШ до 3.6 дБ і 2.8 дБ відповідно. При цьому вигравш зростає при зменшенні кількості однопоглядових зображень, що обробляються.

3. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями менше одиниці запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) і некорельованого (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують виграти у ВСШ не нижче 1.9-2.5 дБ і 1.6-2.6 дБ відповідно. При цьому ефективність алгоритмів обробки на основі некогерентного накопичення при збільшенні кількості однопоглядових зображень погіршується.
4. Запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) та некорельованого (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують кількість помилок сегментації алгоритмом Оцу в діапазоні 4.26% - 6.09%, що відповідно в 5.6-4.4 разів менше, ніж при використанні фільтра Лі.
5. Для реалізації двоетапної фільтрації послідовності зображень необхідно на 3 порядки менше обчислювальних операцій ніж для двовимірного алгоритму сумісної фільтрації послідовності зображень і в 4 рази більше ніж для одновимірного алгоритму сумісної фільтрації зображень, що виконується на першому етапі.
6. Розроблені алгоритми гомоморфної двоетапної фільтрації PCA-зображення за наявності корельованого спекл-шуму (2.16)-(2.20), (2.74)-(2.93), а також гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого (3.10)-(3.14), (3.38)-(3.53) та корельованого (3.67)-(3.71), (3.85)-(3.108) спекл-шуму забезпечують паралельну обробку даних та є адекватними пристроям з паралельною архітектурою обчислень. Для зображення розміром 1000x1000x5, при використанні графічного прискорювача Nvidia GTX Geforce 1080 Ti, час обчислень, без урахування

операцій запису і доступу до пам'яті, становить приблизно 0.07 секунд, що забезпечує можливість оперативного отримання аерокосмічної інформації.

ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ І ВИСНОВКИ

1. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної фільтрації PCA-зображення при наявності корельованого спекл-шуму, після виконання гомоморфного перетворення на першому етапі, виконується одновимірна сумісна фільтрація зображення і корельованої завади уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок, що дозволяє врахувати всі спостереження в рядку і стовпці, які перетинаються в поточній точці, і розглядати обробку як некаузальну. Алгоритми об'єднання оцінок при напівкаузальній і каузальній обробці є складовими частинами некаузального алгоритму.

2. Діючий на першому етапі для одновимірної сумісної фільтрації зображення та корельованої завади уздовж рядків і стовпців алгоритм відноситься до класу алгоритмів фільтрації гауссівських марківських процесів. Оптимальний пристрій включає два канали фільтрації зображення і корельованої завади, які є взаємопов'язаними.

3. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності некорельованого спекл-шуму після виконання гомоморфного перетворення на першому етапі виконується одновимірна калманівська фільтрація між зображеннями та всередині них уздовж рядків і стовпців з подальшим об'єднанням на другому етапі розрахованих оцінок в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між PCA-поглядами і підвищити ефективність обробки в порівнянні з одновимірними алгоритмами при незначному збільшенні обчислювальних витрат.

4. У синтезованому алгоритмі гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації PCA-зображень за наявності корельованого спекл-шуму, сумісно з двоетапною некаузальною обробкою всередині зображень також виконується одновимірна каузальна фільтрація між зображеннями, а отримані оцінки

використовуються при об'єднанні на другому етапі в кожній точці, що дозволяє врахувати взаємну кореляцію між РСА-поглядами та підвищити ефективність обробки у порівнянні з алгоритмом гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображень.

5. Для розглянутих реальних зображень застосування розробленого алгоритму гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення при наявності корельованого спекл-шуму дозволило отримати вигреш в вихідному ВСШ від 3.75 дБ до 6.16 дБ. Запропонований алгоритм забезпечив вигреш у ВСШ у порівнянні з відомим фільтром Лі від 1.67 дБ до 3.75 дБ.

6. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями близькому до одиниці, запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують вигреш у ВСШ до 3.6 дБ і 2.8 дБ відповідно. При цьому вигреш зростає при зменшенні кількості однопоглядових зображень, що обробляються.

7. При значенні коефіцієнту взаємної кореляції між незашумленими зображеннями менше одиниці запропоновані алгоритми гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності корельованого і некорельованого спекл-шуму у порівнянні з алгоритмом некогерентного накопичення з подальшою обробкою фільтром Лі забезпечують вигреш у ВСШ не нижче 1.9-2.5 дБ і 1.6-2.6 дБ відповідно. При цьому ефективність алгоритмів обробки на основі некогерентного накопичення при збільшенні кількості однопоглядових зображень погіршується.

8. Розроблені алгоритми гомоморфної двоетапної фільтрації РСА-зображення за наявності корельованого спекл-шуму, а також гомоморфної двоетапної багатопоглядової фільтрації РСА-зображень за наявності некорельованого і корельованого спекл-шуму забезпечують паралельну обробку даних та є адекватними пристроям з паралельною архітектурою

обчислень. Для зображення розміром 1000x1000x5, при використанні графічного прискорювача Nvidia GTX Geforce 1080 Ti, час обчислень становить приблизно 0.07 секунд, що забезпечує можливість оперативного отримання аерокосмічної інформації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Верба В.С., Неронський Л.Б., Осипов И.Г., Турук В.Э. Радіолокаційні системи землегляду космічного базування. Радіотехніка, 2010. – 680 с. – ISBN: 978-5-88070-263-3.
2. Білинський Й. Й. Математична модель спекл-шуму та аналіз фільтрів обробки УЗД-зображень / Білинський Й.Й., А.О. Мельничук, О.А. Павлюк // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2011. – № 2 – С. 152-157.
3. С. К. Абрамов, Р. А. Кожемякин, С. С. Кривенко, Н. Н. Пономаренко, В. В. Лукін. Ефективність фільтрації однопоглядових РСА-зображень при просторово-корельованих завадах // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. –2012. –№ 3. –с. 18–25.
4. В.В. Лукін, Н.Н. Пономаренко, И.В. Піскорж, С.В. Поденкова. Вторична обробка багатопоглядових та послідовно отриманих зображень в радіолокаційних та ультразвукових медичинських когерентних системах // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. –2003. –№ 2. –с. 22–29.
5. Грузман І.С., Микерин В.І., Спектор А.А. Двоетапна фільтрація зображень на базі використання обмежених даних. // Радіотехніка і електроніка. 1995. вип. 5. С. 817-822.
6. Ляшук О. М. Алгоритм двоетапної фільтрації багатоканальних зображень з внутрішньокадровою каузальною обробкою при наявності некорельованої завади / О.М. Ляшук, С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2015. – № 63. С. 46-54. (**WEB OF SCIENCE**).
7. Ляшук О. М. Двоетапна каузальна фільтрація однорідного зображення при наявності корельованої завади / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2016. – № 66. С. 19-28. (**WEB OF SCIENCE**).

8. Ляшук О.М. Об'єднання результатів одновимірної фільтрації однорідного зображення та корельованої завади при некаузальній обробці / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2017. – № 68. С. 64-70. (**WEB OF SCIENCE**).
9. Ляшук О.М. Алгоритм двоетапної фільтрації багатоканальних зображень з внутрішньокадровою некаузальною обробкою при наявності некорельованої завади / О.М. Ляшук, С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник Національного університету «Львівська Політехніка». Серія Радіоелектроніка і телекомунікації. – 2017. – № 874. С. 47-56.
10. Ляшук О. М. Гомоморфна двоетапна фільтрація послідовності зображень при наявності корельованого спекл-шуму / О.М. Ляшук, С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2017. – № 71. С. 52-59. (**WEB OF SCIENCE**).
11. Ляшук О.М. Алгоритм об'єднання результатів одновимірної оптимальної фільтрації при полукаузальній обробці зображень / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14-20 березня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 34-36.
12. Ляшук О.М. Алгоритм напівкаузальної двоетапної фільтрації напівтонових цифрових зображень / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіоелектроніка в ХХІ столітті». Київ, 27 — 29 квітня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 18-20.
13. Liashuk O.M., Zhuk S.Ya. Adaptive filtration of parameters of the unmanned aerial vehicle movement on data from its location calculated on the basis the time difference of arrival method, 2016 13th International Conference on Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET), pp. 703-705.
14. Ляшук О.М. Двоетапна фільтрація багатоканальних зображень з внутрішньокадровою напівкаузальною обробкою при наявності

- некорельованої завади / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14 — 20 березня 2016 р.: матеріали конференції — Київ, 2016. — С. 26-28.
15. Ляшук О.М. Аналіз впливу попередньої двоетапної фільтрації зображення спотвореного корельованою завадою на результати сегментації / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 20-26 березня 2017 р.: матеріали конференції — Київ, 2017. — С. 56-58.
16. Liashuk O.M., Zhuk S.Ya. Homomorphic two-stage non-causal image filtration in the presence of correlated speckle noise, 2017 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo), pp. 553-558.
17. Vyshnevyy S., Liashuk O., Zhuk S. Two-stage filtration of digital images with regions of constant intensity in the presence of additive uncorrelated noise. The Third International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, UkrMiCo'2018, 10–4 September 2018, Odessa, Ukraine.
18. Г.Н. Глазов, А.Г. Костевич. Моделювання дискретних гауссових випадкових полів // Інтелектуальні системи в управлінні, конструюванні та освіті. – 2002. – Вип. 2. – С. 19-27.
19. Родіонова Н.В. Способи подавлення спекл-шуму в радіолокаційному зображенні / Н.В. Родіонова, В.П. Сініло // Автометрія. 1993. – №5. -С. 96-102.
20. Nobuyuki Otsu. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics In N/A, Vol. 9, No. 1. (January 1979), pp. 62-66.
21. Вишневий С.В. Двоетапна спільна каузальна фільтрація і сегментація неоднорідних зображень / С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Радіоелектроніка. – 2011. – Т. 54 – № 1 – С. 46–53.

22. Вишневий С.В. Двоетапна каузальна фільтрація цифрових напівтонових зображень / С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник НТУУ "КПІ" Серія – Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2010. – Вип. 41. – С. 60–64.
23. Тіхонов В.І. Статистичний аналіз і синтез радіотехнічних пристроїв і систем / В.І. Тіхонов, В.Н. Харісов. – М.: Радіо і зв'язок, 2004. – 608 с.
24. Вишневий С.В. Спільна фільтрація і сегментація неоднорідних випадкових полів з експоненціально корельованими текстурами/ С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник НТУУ "КПІ" Серія – Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2009. – Вип. 39. – С. 47–53.
25. Вишневий С.В. Некаузальна двоетапна фільтрація зображень при наявності спостережень з аномальними помилками / С.В. Вишневий, С.Я. Жук, А.Н. Павлюченкова // Радіотехнічні поля, сигнали, апарати та системи: міжнар. наук.-техн. конф. 11–15 бер. 2013 р.: тези доп. – Київ, 2013 – С. 39.
26. Вишневий С.В. Двоетапна спільна некаузальна фільтрація і сегментація неоднорідних зображень / С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Радіоелектроніка. – 2011. – Т. 54. – № 10 – С. 37–47.
27. Грузман І.С. Двоетапна фільтрація зображень на основі використання обмежених даних / І.С. Грузман, В.И. Мікєрин, А.А. Спектор // Радіотехніка и електроніка. – 1995. – № 5. – С. 817–822.
28. Грузман І.С. Двоетапна фільтрація бінарних зображень / І.С. Грузман // Автометрія. – 1999. – № 3. – С. 42–49.
29. Жук С.Я. Двоетапна спільна каузальна фільтрація і сегментація неоднорідних гауссівських зображень / С.Я. Жук, С.В. Вишневий // Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: перша міжнар. наук.-техн. конф. 13–14 груд. 2010 р.: тези доп. – Харків; – Київ, 2010 – С. 30.
30. Вишневий С.В. Об'єднання результатів одномірної оптимальної фільтрації при напівкаузальній і некаузальній обробці гауссівських

- однорідних зображень / С.В. Вишневий, С.Я. Жук // Вісник НТУУ "КПІ" Серія – Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2011. – Вип. 45. – С. 77-83.
31. Жук С.Я. Методи оптимізації дискретних динамічних систем з випадковою структурою / С.Я. Жук. – К.:НТУУ КЗІ, 2008. – 232с.
32. Гонсалес Р. Цифрова обробка зображень : пер. з англ. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
33. Жук С.Я. Порівняльний аналіз обчислювальних витрат алгоритмів спільної фільтрації неоднорідних текстурних зображень / С.Я. Жук, С.В. Вишневий // Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: третя міжнар. наук.-техн. конф. 11–12 квіт. 2013 р.: тези доп. – Полтава; – Білгород; – Харків; – Київ; – Кіровоград, 2013 – С.78.
34. Жук С.Я. Спільна фільтрація змішаних марківських процесів в дискретному часі / С.Я. Жук // Повідомлення вузів ССРСР. Радіоелектроніка. – 1988.– т.31.– №1. – С. 33–39.
35. Грузман І.С. Двоетапна фільтрація зображень на основі використання обмежених даних / І.С. Грузман, В.І.Микерін, А.А. Спектор // Радіотехніка и електроніка. – 1995. – № 5. – С. 817–822.
36. Гупал В.М. Спільна фільтрація і сегментація зображень / В.М. Гупал, С.Я. Жук, В.И. Мурований // Известия АН ССРСР. Технічна кібернетика. – 1991. – №6. – С. 136–142.
37. Jain A.K. Fundamentals of digital image processing / A.K. Jain. – Prentice Hall, 1988. – 569 p.
38. Джайн А.К. Успіхи в області математичних моделей для обробки зображень / Джайн А.К // ТИИЭР. – 1981. – Т.69. – № 5. – С. 9–39.
39. Дістанційне зондування. Кількісний підхід / Під ред. Ф.Свейна, Ш. Дейвіс. – М.: Недра, 1983. – 414 с.
40. Жук С.Я. Двоетапна спільна каузальна фільтрація і сегментація неоднорідних гауссівських зображень / С.Я. Жук, С.В. Вишневий //

- Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: перша міжнар. наук.-техн. конф. 13–14 груд. 2010 р.: тези доп. – Харків; – Київ, 2010 – С. 30.
41. ДЗЗ [Електроний ресурс]. – Режим доступу: URL :
http://marexpert.com.ua/index_ru.php?table=Menu&id=14 – назва з екрана.
42. Левшин В.Л. Просторова фільтрація в оптичних системах пеленгації / В.Л. Левшин. – М.: Рад. радіо, 1971. – 200 с.
43. Жук С.Я. Спільна фільтрація параметрів руху при наявності аномальних вимірювань / С.Я. Жук // Радіотехніка. – 1989. – № 6. – С. 40–43.
44. Жук С.Я. Порівняльний аналіз обчислювальних витрат алгоритмів спільної фільтрації і сегментації неоднорідних текстурних зображень / С.Я. Жук, С.В. Вишневий // Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: третя міжнар. наук.-техн. конф. 11–12 квіт. 2013 р.: тези доп. – Полтава; – Білгород; – Харків; – Київ; – Кіровоград, 2013 – С.78.
45. Жук С.Я. Методи оптимізації дискретних динамічних систем з випадковою структурою: монографія / С.Я. Жук. – К.:НТУУ КЗІ, 2008. – 232с.
46. Кашкін В.Б. Цифрова обробка аерокосмічних зображень. [Електроний ресурс]: електрон. підр. посібник / В.Б. Кашкін, А.И. Сухінін. – 1 електрон. опт. диск.
47. Жук С.Я. Спільна фільтрація змішаних марковських процесів в дискретному часі / С.Я. Жук // Известия вузов СССР. Радіоелектроніка. – 1988. – т.31. – №1. – С. 33–39.
48. Лендгріб Д.А. Техніка аналізу для дистанційного зондування Землі / Д.А. Лендгріб // ТИИЭР. – 1981. – Т. 69. – № 5. – С. 160–176.
49. Красильников Н.Н. Теорія передачі і сприйняття зображень / Н.Н. Красильников. – М.: Радіо і св'язок, 1986. – 348 с.

50. Левшин В.Л. Обробка інформації в оптичних системах пеленгації / В.Л. Левшин. – М.: Машинобудування, 1978. – 168 с.

ДОДАТОК А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ ТА ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЇ

Список публікацій здобувача, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

1. Ляшук О. М. Алгоритм двухэтапной фильтрации многоканальных изображений с внутрикадровой каузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.В. Вишневы, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2015. – № 63. С. 46-54. (**WEB OF SCIENCE**).
2. Ляшук О. М. Двухэтапная каузальная фильтрация однородного изображения при наличии коррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2016. – № 66. С. 19-28. (**WEB OF SCIENCE**).
3. Ляшук О. М. Объединение результатов одномерной фильтрации однородного изображения и коррелированной помехи при некаузальной обработке / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2017. – № 68. С. 64-70. (**WEB OF SCIENCE**).
4. Ляшук О. М. Алгоритм двухэтапной фильтрации многоканальных изображений с внутрикадровой некаузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.В. Вишневы, С.Я. Жук // Вестник Национального университета «Львовская Политехника». Серия Радиоэлектроника и телекоммуникации. – 2017. – № 874. С. 47-56.
5. Ляшук О. М. Гомоморфная двухэтапная фильтрация последовательности изображений при наличии коррелированного спекл-шума / О.М. Ляшук, С.В.

Вишневый, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2017. – № 71. С. 52-59. (WEB OF SCIENCE).

Список публікацій здобувача, які свідчать апробацію матеріалів дисертації

7. Ляшук О.М. Алгоритм объединения результатов одномерной оптимальной фильтрации при полукаузальной обработке изображений / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14 — 20 березня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 34 — 36.

8. Ляшук О.М. Алгоритм полукаузальной двухэтапной фильтрации полутонных цифровых изображений / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіоелектроніка в ХХІ столітті». Київ, 27 — 29 квітня 2015 р.: матеріали конференції — Київ, 2015. — С. 18 — 20.

9. Liashuk O.M., Zhuk S.Ya. Adaptive filtration of parameters of the unmanned aerial vehicle movement on data from its location calculated on the basis the time difference of arrival method, 2016 13th International Conference on Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET), pp. 703-705. (SCOPUS).

10. Ляшук О.М. Двухэтапная фильтрация многоканальных изображений с внутрикадровой полукаузальной обработкой при наличии некоррелированной помехи / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 14 — 20 березня 2016 р.: матеріали конференції — Київ, 2016. — С. 26 — 28.

11. Ляшук О.М. Анализ влияния предварительной двухэтапной фильтрации изображения искаженного коррелированной помехой на результаты сегментации / О.М. Ляшук, С.Я. Жук // Міжнародна науково-

технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали та системи». Київ, 20 — 26 березня 2017 р.: матеріали конференції — Київ, 2017. — С. 56 — 58.

ДОДАТОК Б**АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ**

27.09.18 № 771/1
на № _____ от _____



“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Генеральний директор
ТОВ «НВП «ЕКСИМАШ»

Р.В.Гриневич

вересня 2018 року

АКТ

реалізації результатів дисертаційних досліджень Ляшука Олексія Миколайовича

Комісія у складі: голови комісії — Гриневич Р.В. — Генерального директора та членів комісії: Кареева А.П. — генерального конструктора, Чупандіна Є.М. — заступника генерального директора склала цей акт про те, що наукові положення дисертаційних досліджень Ляшука О.М. використані у діяльності ТОВАРИСТВА З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ «НАУКОВО-ВИРОБНИЧЕ ПІДПРИЄМСТВО «ЕКСИМАШ».

Комісія встановила, що результати дисертаційної роботи Ляшука О.М. були використані в розробках ТОВ «НВП «ЕКСИМАШ» для обґрунтування вимог до побудови перспективних інформаційно-технічних систем моніторингу навколишнього середовища, а також при розробці алгоритмів фільтрації супутникових зображень, що спотворені корельованим спекл-шумом.

При цьому застосовувались наступні алгоритми, розроблені в дисертації Ляшука О.М.:

- Гомоморфні двоетапні алгоритми фільтрації РСА-зображень при наявності корельованого спекл-шуму;
- Гомоморфні двоетапні алгоритми фільтрації послідовності РСА-зображень при наявності корельованого спекл-шуму.

Акт не є основою для виплати винагороди за впровадження та інших авторських винагород і призначений для пред'явлення в спеціалізовану вчену раду.

Голова комісії:

Р.В.Гриневич

Члени комісії:

А.П.Кареев

Є.М.Чупандін

«ЗАТВЕРДЖУЮ»



Перший проректор Національного
технічного університету України
«Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»

Ю.І.Якименко

2018 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи в навчальний процес Національного
технічного університету України «Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»

Ми, що нижче підписалися, начальник навчально-організаційного управління к.т.н., доц. Яблонський П.М., декан радіотехнічного факультету к.т.н., доц. Антипенко Р.В., завідувач кафедри радіотехнічних пристроїв та систем, д.т.н., проф. Жук С.Я., склали даний акт про те, що результати дисертаційної роботи Ляшука Олексія Миколайовича «Методи гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності зображень при наявності корельованого спекл-шуму» використовується в навчальному процесі кафедри радіотехнічних пристроїв та систем радіотехнічного факультету Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», а саме для студентів спеціальності 172 «Телекомунікації та радіотехніка» в дисципліні «Методи оптимальної обробки сигналів». Методи та алгоритми гомоморфної двоетапної фільтрації послідовності РСА-зображень при наявності корельованого спекл-шуму включено до теми «Методи оптимальної фільтрації сигналів».

Ефект від впровадження – підвищення якості навчання та інтенсифікація навчального процесу.

Начальник навчально-організаційного
управління

П.М. Яблонський

Декан радіотехнічного факультету

Р.В. Антипенко

Завідувач кафедри
радіотехнічних пристроїв та систем

С.Я Жук