

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧЕРНІВЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ЮРІЯ ФЕДЬКОВИЧА

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ГНАТЮК ЮРІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ

УДК 621.391.837.2 - 048.34: 004.93

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ПІДВИЩЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ
ЗОБРАЖЕНЬ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ**

172 – Телекомунікації та радіотехніка

17 – Електроніка та телекомунікації

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Ю.А. Гнатюк

Науковий керівник – **Баловсяк Сергій Васильович**, доктор
технічних наук, доцент

Чернівці – 2026

АНОТАЦІЯ

Гнатюк Ю.А. Інтелектуальне підвищення роздільної здатності зображень у телекомунікаційних системах. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 – Телекомунікації та радіотехніка – Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича, Чернівці, 2026.

Дисертаційна робота присвячена розробленню телекомунікаційних систем для передавання зображень у зменшеному розмірі з метою зниження навантаження на канали зв'язку, що особливо важливо у випадку застосування автономних систем із низьким енергоспоживанням. У таких системах на передавальній стороні початкові зображення зчитуються з відеокамер і масштабуються до зображень меншого розміру, які передаються через телекомунікаційні канали. На приймаючій стороні телекомунікаційної системи зображення зменшеного розміру зчитуються і масштабуються до зображень, розмір яких рівний або більший розміру початкових.

Проте, в процесі зменшення та збільшення масштабу на зображеннях виникають характерні спотворення. Тому розробка телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності є **актуальним завданням** з наукової та практичної точок зору. Спотворення масштабованих зображень запропоновано зменшувати за рахунок адаптивного та комбінованого вибору алгоритмів інтерполяції, а також наступної корекції зображень засобами згорткових нейронних мереж (ЗНМ).

Метою дисертаційної роботи є розробка апаратно-програмних засобів інтелектуальної телекомунікаційної системи, яка забезпечує передавання зображень у зменшеному масштабі, відновлення масштабу переданих зображень методами інтерполяції та засобами згорткових нейронних мереж із заданими обмеженнями на величину спотворень зображень, пропускну здатність каналів системи та її енергоспоживання.

Досягнення мети передбачало виконання таких **завдань**:

1. Провести аналіз сучасних телекомунікаційних систем, які призначені для передавання зображень, та методів масштабування зображень, зокрема, алгоритмами інтерполяції та з використанням штучних нейронних мереж.
2. Розробити структуру телекомунікаційної системи, яка призначена для передавання зображень у зменшеному масштабі та інтелектуального підвищення роздільної здатності зображень алгоритмами інтерполяції та засобами згорткових нейронних мереж.
3. Розробити методику для аналізу точності та швидкодії алгоритмів інтерполяції зображень, які застосовуються при зменшенні та збільшенні масштабу зображень у телекомунікаційній системі.
4. Розробити математичну модель, методику та комп'ютерну програму для зменшення та збільшення масштабу зображень методами інтерполяції з урахуванням середнього просторового періоду зображень, дослідити можливості методики при масштабуванні тестових зображень.
5. Розробити методику та програмні засоби для зменшення спотворень на зображеннях, які масштабовані алгоритмами інтерполяції, засобами згорткової нейронної мережі.
6. Розробити структурну та електричну принципову схему телекомунікаційної системи для передавання зображень у зменшеному масштабі з використанням радіомодулів та інтелектуального підвищення роздільної здатності зображень.
7. Виконати апаратно-програмну реалізацію та дослідження інтелектуальної телекомунікаційної системи для передавання зображень.

Для досягнення мети застосовувалися такі методи дослідження: теорія чисельних методів, теорія алгоритмів, методи інтерполяції зображень, регресійний аналіз, лінійна регресія, методи штучного інтелекту та машинного навчання, згорткові нейронні мережі. Для аналізу та перевірки достовірності отриманих теоретичних положень проведено комп'ютерне моделювання, експериментальну перевірку функціонування розробленої системи.

У вступі обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету та завдання проведених досліджень, описано наукову новизну та практичне значення одержаних результатів, представлено методи, об'єкт і предмет досліджень, вказано особистий внесок здобувача, а також наведено дані щодо публікацій за темою дисертації.

У першому розділі здійснено проведено аналіз сучасних телекомунікаційних систем для передавання зображень та методів масштабування зображень, розглянуто можливості масштабування зображень методами інтерполяції та з використанням штучних нейронних мереж. Обґрунтовано доцільність передавання зображень через канали телекомунікаційної системи у зменшеному масштабі з метою зменшення завантаженості таких каналів зв'язку. Проаналізовано переваги та недоліки існуючих алгоритмів підвищення масштабу зображень. Зроблено висновок про доцільність масштабування зображень з використання штучних нейронних мереж, а саме згорткових нейронних мереж.

Другий розділ присвячений опису розробленої структури телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності зображень та її апаратно-програмної реалізації. За будовою телекомунікаційна система складається з підсистем передачі та прийому. У підсистемі передачі початкові зображення об'єктів зчитуються за допомогою USB-відеокамери, приєднаної до мікрокомп'ютера Raspberry Pi. Зчитування кольорових зображень з відеокамери виконується програмою на мові Python, яка також виконує зменшення масштабу зображень. Масштабовані зображення передаються через телекомунікаційні канали з використанням радіомодулів nRF24L01 №1 та №2 на передаючій та приймаючій стороні відповідно. На приймаючій стороні зображення зчитуються з радіомодуля №2 за допомогою мікроконтролера Funduino Uno, після чого передаються в комп'ютер через USB порт. Розроблено електричну принципову схему телекомунікаційної системи засобами середовища автоматизованого проектування «EasyEDA Pro», виконано її апаратно-програмну реалізацію. У підсистемі передачі початкове

зображення перетворюється з кольорової моделі RGB у модель YCrCb, після чого масштаб зображення зменшується алгоритмом білінійної або бікубічної інтерполяції. У підсистемі прийому масштаб зчитаного зображення у моделі YCrCb збільшується алгоритмом інтерполяції, а на зображенні каналу яскравості дефекти масштабування коректуються засобами ЗНМ. Отримане зображення зі збільшеним масштабом перетворюється в модель RGB.

У третьому розділі розроблено методику для аналізу точності та швидкодії алгоритмів інтерполяції: найближчого сусіда, білінійної та бікубічної інтерполяції, Ланцоша. Точність масштабування оцінено через корінь середньої квадратичної помилки (Root Mean Square Error – RMSE) між значеннями пікселів початкового та масштабованого зображення. Результати досліджень показали, що в більшості випадків найменшу помилку масштабування забезпечує алгоритм бікубічної інтерполяції, який незначно поступається за швидкістю алгоритмам найближчого сусіда та білінійної інтерполяції.

Розроблено математичну модель методики регресійного аналізу даних для результатів масштабування зображень алгоритмами інтерполяції. Виконано масштабування множини зображень різних типів, зокрема, зображень смуг Кікучі та X-променевих біомедичних зображень. Обробка зображень полягала в зменшенні та збільшенні масштабу зображень алгоритмами білінійної або бікубічної інтерполяції. Проаналізовано вплив середнього просторового періоду T_{CR} зображення на помилку масштабування. Встановлено, що залежність помилки масштабування від значень просторового періоду T_{CR} зображень описуються рівнянням регресії у вигляді поліному. Адаптивність масштабування реалізовано шляхом класифікації зображень та вибору алгоритму інтерполяції зображення залежно від його періоду T_{CR} . Встановлено, що для значень $T_{CR} < 4.45$ пікселі меншу похибку забезпечує білінійна інтерполяція, а в іншому випадку – бікубічна. Також встановлено, що комбіноване зменшення масштабу білінійною інтерполяцією та збільшення масштабу бікубічною у більшості випадків забезпечує меншу помилку, ніж окреме застосування алгоритмів бікубічної та білінійної інтерполяції.

Четвертий розділ присвячено розробленню математичної моделі та методики корекції масштабованих зображень засобами згорткових нейронних мереж. Збільшення масштабу зображення виконано методами білінійної та бікубічної інтерполяції, після чого отримане зображення коректувалося засобами нейронної мережі SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network). Під час глибокого навчання на входи нейронної мережі подавалися фрагменти зображень після інтерполяції, а на виходи подалися відповідні фрагменти початкових зображень. При зменшенні масштабу початкового зображення у 2 рази на приймаючій стороні отримується зображення без значних спотворень, а час передачі при цьому зменшується приблизно в 4 рази.

У процесі виконання роботи отримано такі **наукові результати**:

1. Уперше розроблено метод передавання зображень у зменшеному масштабі засобами телекомунікаційної системи за допомогою радіомодулів із несучою частотою 2.4 ГГц, який відрізняється від існуючих масштабуванням зображень із адаптивним і комбінованим вибором алгоритмів інтерполяції та корекцією масштабованих зображень за допомогою згорткової нейронної мережі, що забезпечує зменшення часу передавання зображень при допустимих значеннях для їх спотворень.

2. Подальшого розвитку отримала методика для аналізу точності та швидкодії масштабування зображень за допомогою алгоритмів інтерполяції, особливістю якої є підтвердження гіпотези про нормальний розподіл значень похибки масштабування RMSE для досліджуваних алгоритмів інтерполяції зображень та обчислення меж довірчого інтервалу для значень RMSE, що дозволило впорядкувати алгоритми інтерполяції у порядку збільшення їх похибки масштабування.

3. Вперше розроблено методику для масштабування зображень, особливістю якої є адаптивний вибір алгоритмів інтерполяції на основі середнього просторового періоду зображень, що дає змогу зменшити спотворення зображень після зменшення та збільшення їх масштабу у телекомунікаційній системі.

4. Подальшого розвитку отримала методика корекції спотворень на зображеннях за допомогою згорткової нейронної мережі з архітектурою надроздільної здатності, яка відрізняється від існуючих комбінованим застосуванням алгоритмів інтерполяції при масштабуванні вхідних зображень, що забезпечує високе значення пікового відношення сигнал/шум для зображень на виході телекомунікаційної системи.

Практичне значення роботи полягає в наступному:

1. Розроблені апаратно-програмні засоби телекомунікаційної системи можуть бути використані для інтелектуального масштабування зображень в системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням, наприклад, в системах технічного та екологічного моніторингу, дистанційного зондування та моніторингу стану сільськогосподарських культур, які не потребують високої швидкості передачі даних.
2. Розроблені засоби телекомунікаційної системи можуть застосовуватися в геоінформаційних системах (ГІС) для дистанційного моніторингу навколишнього середовища, аналізу даних про стан рослинності, ґрунтів та інших об'єктів, у системах комп'ютерного діагностування, а також для передачі зображень між пристроями Інтернету речей. Початкові зображення можуть зчитуватися з USB-відеокамер або з відеокамер смартфонів.
3. Розроблені програмні засоби можуть використовуватися для цифрової обробки спеціальних типів зображень, зокрема, зображень текстових документів, електронно-дифракційних та X-променевих зображень, для яких важливими є мінімальні спотворення у процесі масштабування.

Ключові слова: аналіз даних, геоінформаційні системи (ГІС), глибоке навчання, дистанційне зондування, згорткові нейронні мережі (ЗНМ), інтернет речей (IoT), класифікація (класифікація зображень), машинне навчання, регресійний аналіз, лінійна регресія, системи комп'ютерного діагностування (CAD), смартфон, штучний інтелект, штучні нейронні мережі (ШНМ), інтелектуальна система.

ABSTRACT

Yurii Hnatiuk. Intellectual increase of image resolution in telecommunication systems. – Qualifying scientific work on the rights of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 172 – Telecommunications and Radio Engineering – Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Chernivtsi, 2026.

The dissertation work is intended for the development of telecommunication systems for transmitting images in a reduced size in order to reduce the load on communication channels, which is especially important in the case of autonomous systems with low power consumption. In such systems, on the transmitting side, the original images are read from video cameras and scaled to smaller images that are transmitted via telecommunication channels. On the receiving side of the telecommunication system, the reduced images are read and scaled to images whose size is equal to or larger than the original ones.

However, in the process of reducing and increasing the scale of the images, characteristic distortions appear. Therefore, the development of a telecommunication system with intelligent resolution enhancement is a **relevant task** from a scientific and practical point of view. It is proposed to reduce the distortion of scaled images by adaptive and combined selection of interpolation algorithms, as well as subsequent image correction using convolutional neural networks (CNN).

The purpose of the dissertation is to develop hardware and software tools for an intelligent telecommunications system that provides image transmission on a reduced scale, restoration of the scale of transmitted images using interpolation methods and convolutional neural networks with specified restrictions on the amount of image distortion, the bandwidth of the system channels, and its energy consumption.

Achieving the goal involved the **following tasks**:

1. To analyze modern telecommunication systems designed for image transmission and image scaling methods, in particular, by interpolation algorithms and using artificial neural networks.
2. To develop a telecommunications system structure designed for transmitting images on a reduced scale and intelligently increasing image resolution using interpolation algorithms and convolutional neural networks.
3. Develop a method for analyzing the accuracy and speed of image interpolation algorithms used when reducing and increasing the scale of images in a telecommunications system.
4. To develop a mathematical model, method and software tools for reducing and increasing the scale of images using interpolation methods taking into account the average spatial period of images, to investigate the capabilities of the proposed image scaling method.
5. To develop a method and software tools to reduce distortions in images scaled by interpolation algorithms using convolutional neural networks.
6. Develop a structural and electrical schematic diagram of a telecommunications system for transmitting images on a reduced scale using radio modules and intelligent image resolution enhancement.
7. Perform hardware and software implementation and research of an intelligent telecommunications system for image transmission.

To achieve the goal, the following research methods were used: theory of numerical methods, theory of algorithms, methods of image interpolation, regression analysis, linear regression, artificial intelligence and machine learning methods, convolutional neural networks. To analyze and verify the reliability of the obtained theoretical provisions, computer modeling and experimental verification of the functioning of the developed system were carried out.

The introduction substantiates the relevance of the topic of the dissertation, formulates the goal and objectives of the research, describes the scientific novelty and practical significance of the results obtained, presents the methods, object and subject

of the research, indicates the personal contribution of the applicant, and also provides data on publications on the topic of the dissertation.

The first section analyzes modern telecommunication systems for image transmission and image scaling methods, considers the possibilities of image scaling using interpolation methods and using artificial neural networks. The feasibility of transmitting images through telecommunication system channels on a reduced scale in order to reduce the load on such communication channels is substantiated. The advantages and disadvantages of existing image scaling algorithms are analyzed. A conclusion is drawn about the feasibility of image scaling using artificial neural networks, namely convolutional neural networks.

The second section is devoted to the description of the developed structure of the telecommunication system with intelligent image resolution enhancement and its hardware and software implementation. The telecommunication system consists of transmission and reception subsystems. In the transmission subsystem, the initial images of objects are read using a USB video camera connected to the Raspberry Pi microcomputer. Reading of color images from the video camera is performed by a program in the Python language, which also performs image scaling. The scaled images are transmitted via telecommunication channels using nRF24L01 radio modules # 1 and # 2 on the transmitting and receiving sides, respectively. On the receiving side, the images are read from radio module #2 using the Funduino Uno microcontroller, after which they are transmitted to the computer via a USB port. An electrical schematic diagram of the telecommunication system has been developed using the EasyEDA Pro computer-aided design environment, and its hardware and software implementation has been performed. In the transmission subsystem, the original image is converted from the RGB color model to the YCrCb model, after which the image scale is reduced by the bilinear or bicubic interpolation algorithm. In the reception subsystem, the scale of the read image in the YCrCb model is increased by the interpolation algorithm, and the scaling defects in the brightness channel image are corrected by means of CNN. The resulting image with an increased scale is converted to the RGB model.

In the third section, a method has been developed for analyzing the accuracy and speed of interpolation algorithms: nearest neighbor, bilinear and bicubic interpolation, and Lanczos. The scaling accuracy is estimated through the Root Mean Square Error (RMSE) between the pixel values of the original and scaled images. The results of the research showed that in most cases the smallest scaling error is provided by the bicubic interpolation algorithm, which is slightly inferior in speed to the nearest neighbor and bilinear interpolation algorithms.

A mathematical model of the regression analysis method for the results of image scaling by interpolation algorithms was developed. A set of images of different types was scaled, in particular, Kikuchi band images and X-ray biomedical images. Image processing consisted of reducing and increasing the scale of images by bilinear or bicubic interpolation algorithms. The influence of the average spatial period T_{CR} of the image on the scaling error was analyzed. It was established that the dependence of the scaling error on the values of the spatial period T_{CR} of the images is described by a regression equation in the form of a polynomial. Scaling adaptability was implemented by classifying images and choosing an image interpolation algorithm depending on its T_{CR} period. It was established that for values $T_{CR} < 4.45$ pixels, a smaller error is provided by bilinear interpolation, and otherwise by bicubic interpolation. It has also been found that combined downscaling by bilinear interpolation and upscaling by bicubic in most cases provides a smaller error than the separate application of bicubic and bilinear interpolation algorithms.

The fourth section is devoted to the development of a mathematical model and a method for correcting scaled images using convolutional neural networks. The image was scaled using bilinear and bicubic interpolation methods, after which the resulting image was corrected using a convolutional neural network with the SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) architecture. During deep learning, fragments of images after interpolation were fed to the inputs of the neural network, and the corresponding fragments of the original images were fed to the outputs. When the scale of the original image is reduced by 2 times, an image without

significant distortions is obtained on the receiving side, and the transmission time is reduced by approximately 4 times.

In the process of carrying out the work, the following **scientific results** were obtained:

1. For the first time, a method for transmitting images on a reduced scale by means of a telecommunication system using radio modules with a carrier frequency of 2.4 GHz has been developed, which differs from existing ones by scaling images with adaptive and combined selection of interpolation algorithms and correction of scaled images using a convolutional neural network, which ensures a reduction in image transmission time at acceptable values for their distortions.

2. Further development was made for a method for analyzing the accuracy and speed of image scaling using interpolation algorithms, the feature of which is the confirmation of the hypothesis of a normal distribution of RMSE scaling error values for the studied image interpolation algorithms and the calculation of confidence interval limits for RMSE values, which allowed the interpolation algorithms to be arranged in order of increasing scaling error.

3. For the first time, a method for scaling images has been developed, the feature of which is the adaptive selection of interpolation algorithms based on the average spatial period of images, which makes it possible to reduce image distortion after reducing and increasing their scale in the telecommunications system.

4. The method of correcting distortions in images using a convolutional neural network with a super-resolution architecture has been further developed, which differs from existing ones by the combined use of interpolation algorithms when scaling input images, which provides a high peak signal-to-noise ratio for images at the output of the telecommunications system.

The practical significance of the work is as follows:

1. The developed hardware and software of the telecommunication system can be used for intelligent image scaling in video surveillance systems with low power consumption, for example, in systems of technical and environmental monitoring,

remote sensing and monitoring of the condition of agricultural crops, which do not require high data transfer rates.

2. The developed telecommunication system tools can be used in geographic information systems (GIS) for remote monitoring of the environment, data analysis on the state of vegetation, soils and other objects, in computer-aided diagnosis systems, as well as for image transmission between Internet of Things devices. The initial images can be read from USB video cameras or from smartphone video cameras.

3. The developed software can be used for digital processing of special types of images, in particular, images of text documents, electron diffraction and X-ray images, for which minimal distortions during the scaling process are important.

Key words: data analysis, geographic information systems (GIS), deep learning, remote sensing, convolutional neural networks (CNN), internet of things (IoT), classification (image classification), machine learning, regression analysis, linear regression, computer-aided diagnosis (CAD) system, smartphone, artificial intelligence, artificial neural networks (ANN), intelligent system.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

публікації у фахових виданнях України:

1. Balovsyak S., **Hnatiuk Y.** Analysis of Results of Scaling Digital Images by Interpolation Algorithms. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things*. 2024. Vol. 2, No. 1, Paper. 01007. P. 1-6. <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01007>. (Balovsyak S. – наукове керівництво і редагування; **Hnatiuk Y.** – розробка програмного забезпечення, дослідження точності та швидкодії масштабування цифрових зображень за різними алгоритми інтерполяції).

2. **Hnatiuk Y.** Telecommunication System for Transmission of Adaptively Scaled Digital Images. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things*. 2025. Vol. 3, No. 1, Paper. 01012. P. 1-6. <https://doi.org/10.31861/sisiot2025.1.01012>.
3. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 2025. Vol. 357, No. 5.1. P. 31-38. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-3>. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка методики та програмного забезпечення для масштабування цифрових зображень з використанням методів інтерполяції та згорткових нейронних мереж)

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

4. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.**, Одайська Х.С. Аналіз апаратно-програмних засобів для підвищення роздільної здатності зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки*: праці XI Міжнародної науково-практичної конференції (ПІКТ – 2022), м. Чернівці, 10–13 листопада 2022 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2022. С. 41-43. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво; **Гнатюк Ю.А.** – аналіз апаратно-програмних засобів для масштабування зображень; Одайська Х.С. – редагування)
5. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Сучасні апаратно-програмні засоби для підвищення роздільної здатності зображень. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення*: матеріали міжнародної наукової інтернет-конференції, 8-9 червня 2023 р. Вип. 78. Тернопіль, 2023. С. 28-29. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – аналіз апаратно-програмних засобів для масштабування зображень)
6. **Гнатюк Ю.А.** Аналіз засобів підвищення роздільної здатності зображень за допомогою штучних нейронних мереж. *Проблеми інформатики та комп'ютерної*

- техніки*: праці XII Міжнародної науково-практичної конференції (ППКТ – 2023), м. Чернівці, 10-12 листопада 2023 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2023. С. 75-77.
7. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж із архітектурою суперроздільної здатності. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення*: матеріали міжнародної наукової інтернет-конференції, 12-13 червня 2024 р. Вип. 89. Тернопіль, 2024. С. 19-21. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – програмна реалізація масштабування зображень за допомогою згорткових нейронних мереж).
 8. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Телекомунікаційна система для передавання адаптивно масштабованих цифрових зображень. *Фізико-технологічні проблеми передачі, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних системах*: матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції (ПРЕДТ-2025). 15-17 травня 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 47-48. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для передавання масштабованих цифрових зображень)
 9. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Телекомунікаційна система для передавання та масштабування цифрових зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки*: праці XIV Міжнародної науково-практичної конференції (ППКТ – 2025), м. Чернівці, 13-15 листопада 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 193-194. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для масштабування та передавання зображень).

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	19
ВСТУП	21
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ БУДОВИ ТА ПРИНЦИПІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ПЕРЕДАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ	29
1.1 Принципи побудови телекомунікаційних систем для передавання зображень	29
1.2 Аналіз існуючих телекомунікаційних систем для передавання зображень	32
1.3 Технології, засоби та протоколи безпроводної передачі даних	36
1.3.1 Технології та протоколи безпроводної передачі даних	36
1.3.2 Апаратне забезпечення безпроводної передачі даних	40
1.4 Аналіз методів і засобів для масштабування зображень	46
1.4.1 Масштабування зображень методами інтерполяції та багатомасштабної обробки	47
1.4.2 Масштабування зображень засобами штучних нейронних мереж ...	51
Висновки до розділу 1	55
РОЗДІЛ 2 МЕТОД ПЕРЕДАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ТА АПАРАТНО-ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ	56
2.1 Метод передавання зображень у телекомунікаційній системі	56
2.2 Структурні та електричні принципові схеми підсистем телекомунікаційної системи	57
2.2.1 Структурна та електрична принципова схеми підсистеми передачі.	58
2.2.2 Структурна та електрична принципова схеми підсистеми прийому	65
2.3 Апаратно-програмна реалізація телекомунікаційної системи	69
2.3.1 Апаратна реалізація телекомунікаційної системи	69

2.3.2 Програма для зчитування зображень з відеокамери та передавання їх через радіомодуль	77
2.3.3 Програма для зчитування зображень з радіомодуля	79
2.3.4 Програма для зчитування зображень з мікроконтролера та збільшення їх масштабу	81
2.3.5 Приклади передавання зображень у розробленій телекомунікаційній системі	82
Висновки до розділу 2	85
РОЗДІЛ 3 МЕТОДИКИ ЗМІНИ МАСШТАБУ ЗОБРАЖЕНЬ АЛГОРИТМАМИ ІНТЕРПОЛЯЦІЇ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ	87
3.1 Методика аналізу точності масштабування зображень алгоритмами інтерполяції	87
3.2 Методика масштабування зображень із адаптивним вибором алгоритмів інтерполяції	102
3.3 Програмна реалізація методики зміну масштабу зображень з адаптивним вибором алгоритмів інтерполяції	107
3.4 Експериментальна перевірка функціонування телекомунікаційної системи з масштабуванням зображень алгоритмами інтерполяції	121
Висновки до розділу 3	123
РОЗДІЛ 4 МАСШТАБУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАСОБАМИ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ	126
4.1 Методика масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж	126
4.2 Програмна реалізація масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж	132
4.3 Навчання згорткових нейронних мереж	136

4.4 Експериментальна перевірка функціонування телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності зображень	140
Висновки до розділу 4	154
ВИСНОВКИ	157
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	159
ДОДАТКИ	178
Додаток А Список публікацій здобувача за темою дисертації	178
Додаток Б Відомості про апробацію результатів дисертації	181
Додаток В Акти впровадження результатів дисертаційної роботи	182
Додаток Г Лістинг коду комп'ютерної програми "cam2nrf "	185
Додаток Д Лістинг коду комп'ютерної програми "nrf_rx"	187
Додаток Е Лістинг коду комп'ютерної програми "recv_img"	188
Додаток Ж Лістинг коду комп'ютерної програми "p_Image_Scale_I24" ..	195
Додаток К Лістинг коду комп'ютерної програми "Image_Scale_R25"	197

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

CAD (англ. computer-aided diagnosis) – система комп'ютерного діагностування.

CSI (англ. Camera Serial Interface) – інтерфейс для під'єднання відеокамери.

CSN (Chip Select) – сигнал вибору веденого пристрою.

DSI (англ. Display Serial Interface) – інтерфейс для під'єднання дисплею.

fRGB – початкове кольорове зображення.

fRGBs – кольорове зображення у зменшеному масштабі.

fRGBs2 – кольорове зображення у збільшеному масштабі.

GPIO (англ. General Purpose Input/Output) – входи/виходи загального призначення.

GPS (Global Positioning System) – система глобального позиціювання.

I²C (англ. Inter-Integrated Circuit) – послідовна шина даних для зв'язку інтегральних схем.

IoT (англ. Internet of Things) – Інтернет речей.

LPWAN (англ. Low Power Wide Area Network) – мережа широкого радіусу дії з низьким енергоспоживанням.

MISO (англ. Master in Slave Out) – вхід ведучого, вихід веденого.

MOSI (англ. Master Out Slave In) – вихід ведучого, вхід веденого.

MSE (Mean Squared Error) – середня квадратична похибка.

PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) – пікове відношення сигнал/шум.

RMSE (root mean square error) – корінь середньої квадратичної помилки.

SCK (англ. Serial Clock) – послідовний тактовий сигнал.

SPI (англ., Serial Peripheral Interface) – послідовний периферійний інтерфейс.

SRCNN (англ. Super-Resolution Convolutional Neural Network) – згортова нейронна мережа з архітектурою надроздільної здатності.

T_{CR} – середній просторовий період зображення.

WLAN (англ. Wireless Local Area Networks) – бездротові локальні мережі.

WPAN (англ. Wireless Personal Area Networks) – бездротові персональні мережі.

ГІС – геоінформаційна система (geographic information systems – GIS).

ЗНМ – згорткова нейронна мережа (англ. convolutional neural networks – CNN).

КМОН – матриці комплементарних приймачів метал-оксид-напівпровідник (англ. complementary metal-oxide semiconductor – CMOS).

HDMI (англ. High Definition Multimedia Interface) – мультимедійний інтерфейс високої чіткості.

ПЗЗ – прилади із зарядовим зв'язком (англ. charge-coupled device – CCD).

ТКС – телекомунікаційна система.

ШНМ – штучна нейронна мережа (англ. artificial neural networks – ANN).

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. Сучасні телекомунікаційні системи широко застосовуються для передавання як окремих цифрових зображень, так і кадрів відеопотоку [1-4]. Передавання зображень є важливим, зокрема, у системах відеоспостереження та дистанційного керування [5-7]. Для частини таких телекомунікаційних систем, наприклад, для систем технічного та екологічного моніторингу, моніторингу стану сільськогосподарських культур [8-10], важливою є умова низького енергоспоживання, що призводить до низької пропускної здатності каналів зв'язку. У випадку застосування каналів зв'язку із низькою пропускною здатністю ефективним способом зниження трафіку є передавання зображень у зменшеному масштабі [11-15]. У таких телекомунікаційних системах на передавальній стороні початкові кольорові зображення зчитуються з відеокамер і масштабуються до зображень меншого розміру, які передаються через телекомунікаційні канали. Для передавання сигналів часто застосовуються радіомодулі, які також забезпечують мобільність для передавальної частини системи.

На приймаючій стороні телекомунікаційної системи зображення зменшеного розміру зчитуються і масштабуються до зображень, розмір яких рівний або більший розміру початкових [15, 16]. Збільшення масштабу зображень виконується шляхом збільшення кількості пікселів за шириною та висотою. Таке масштабування потрібне для візуалізації зображень за допомогою моніторів, телевізорів, смартфонів та інших пристроїв, а також для подальшої комп'ютерної обробки зображень прикладними програмами та пристроями Інтернету речей (Internet of Things – IoT) [17-18]. Для масштабування зображень часто застосовуються алгоритми білінійної та бікубічної інтерполяції [19, 20], які мають низьку обчислювальну складність та високу швидкодію, порівняно з нелінійними алгоритмами інтерполяції [21-23] та штучними нейронними мережами (ШНМ) [24-25]. Масштабування зображень за допомогою ШНМ забезпечує їх досить високу візуальну якість.

Проте, існуючі алгоритми інтерполяції зображень мають відносно низьку точність, а масштабування засобами ШНМ характеризується високою ймовірністю появи артефактів. Це призводить до появи характерних дефектів на зображеннях, зокрема, розмиття контурів і втрати деталізації [11-13]. Аналіз результатів масштабування зображень показує, що похибки масштабування залежать не тільки від алгоритму інтерполяції, але й від просторового розподілу яскравості зображення, який описується його середнім просторовим періодом. Таким чином, алгоритм інтерполяції доцільно вибирати адаптивно у залежності від значень від середнього просторового періоду зображення. Дефекти, які виникають на зображеннях після їх масштабування алгоритмами інтерполяції, можливо значно зменшити за рахунок інтелектуальної обробки з використанням ШНМ. При масштабуванні зображень засобами ШНМ артефакти на зображеннях можна значно зменшити за рахунок навчання ШНМ на репрезентативному наборі даних [24-25]. Для масштабування зображень доцільно використовувати згорткові нейронні мережі (ЗНМ), структура яких пристосована саме для обробки зображень [26-27].

Тому розробка телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності є актуальним завданням з наукової та практичної точок зору. Спотворення масштабованих зображень зменшуються за рахунок адаптивного вибору алгоритмів інтерполяції, а також наступної корекції зображень засобами ЗНМ. За рахунок передавання масштабованих зображень зменшується трафік через канали телекомунікаційної системи, що дає змогу застосовувати радіомодулі з низьким енергоспоживанням.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи, яка забезпечує передавання зображень у зменшеному масштабі, відновлення масштабу переданих зображень методами інтерполяції та засобами згорткових нейронних мереж із заданими обмеженнями на величину спотворень зображень, пропускну здатність каналів системи та її енергоспоживання.

Досягнення мети передбачало виконання таких **завдань**:

1. Провести аналіз сучасних телекомунікаційних систем для передавання зображень та методів масштабування зображень, розглянути можливості масштабування зображень методами інтерполяції та з використанням штучних нейронних мереж.
2. Розробити структуру телекомунікаційної системи для передавання зображень у зменшеному масштабі та інтелектуального підвищення роздільної здатності зображень засобами згорткових нейронних мереж.
3. Розробити методику для дослідження точності та швидкодії алгоритмів інтерполяції зображень при зменшенні та збільшенні масштабу зображень у телекомунікаційній системі.
4. Розробити математичну модель, методику та програмні засоби для зменшення та збільшення масштабу зображень методами інтерполяції з урахуванням середнього просторового періоду зображень, дослідити можливості запропонованої методики масштабування зображень.
5. Розробити методику та програмні засоби для корекції спотворень на масштабованих зображеннях засобами згорткової нейронної мережі, виконати навчання та тестування нейронної мережі.
6. Розробити структурну та електричну принципову схему телекомунікаційної системи для передавання зображень у зменшеному масштабі з використанням радіомодулів та інтелектуального підвищення роздільної здатності зображень, передбачити можливість зчитування початкових зображень як з відеокамер, так й з графічних файлів.
7. Виконати апаратно-програмну реалізацію телекомунікаційної системи для передавання зображень, дослідити її можливості.

Об'єктом дослідження є процес масштабування та передавання цифрових зображень у телекомунікаційних системах.

Предметом дослідження є методики та програмно-апаратні засоби телекомунікаційної системи для передавання зображень та зміни їх масштабу

методами інтерполяції, корекції спотворень на масштабованих зображеннях засобами згорткової нейронної мережі.

Методи дослідження. У роботі використовувались: теорія чисельних методів, теорія алгоритмів, методи інтерполяції зображень, регресійний аналіз, лінійна регресія, методи штучного інтелекту та машинного навчання, згорткові нейронні мережі. Для аналізу та перевірки достовірності отриманих теоретичних положень проведено комп'ютерне моделювання з використанням програм на мові Python та C++, експериментальну перевірку функціонування розробленої телекомунікаційної системи.

Наукова новизна отриманих результатів роботи полягає в розробленні методики масштабування зображень із адаптивним та комбінованим вибором методів інтерполяції та методики корекції спотворень на масштабованих зображеннях засобами згорткової нейронної мережі, що забезпечує вирішення актуального завдання зменшення спотворень зображень під час їх передавання у телекомунікаційних системах.

1. Уперше розроблено метод передавання зображень у зменшеному масштабі засобами телекомунікаційної системи за допомогою радіомодулів із несучою частотою 2.4 ГГц, який відрізняється від існуючих масштабуванням зображень із адаптивним і комбінованим вибором алгоритмів інтерполяції та корекцією масштабованих зображень за допомогою згорткової нейронної мережі, що забезпечує зменшення часу передавання зображень при допустимих значеннях для їх спотворень.

2. Подальшого розвитку отримала методика для аналізу точності та швидкодії масштабування зображень за допомогою алгоритмів інтерполяції, особливістю якої є підтвердження за критерієм Пірсона гіпотези про нормальний розподіл значень похибки масштабування RMSE для всіх досліджуваних алгоритмів інтерполяції зображень та обчислення меж довірчого інтервалу для значень RMSE, що дозволило впорядкувати алгоритми інтерполяції у порядку збільшення їх похибки масштабування у такому

порядку: бікубічна інтерполяція, білінійна інтерполяція, інтерполяція методом Ланцоша, інтерполяція методом найближчого сусіда.

3. Вперше розроблено методику для масштабування зображень алгоритмами білінійної та бікубічної інтерполяції, особливістю якої є встановлення регресійної залежності між значеннями середнього просторового періоду зображення та похибкою масштабування, що дає змогу адаптивно вибирати алгоритм інтерполяції залежно від середнього просторового періоду зображення та зменшувати похибки масштабування до 6 %.

4. Подальшого розвитку отримала методика корекції спотворень на зображеннях за допомогою згорткової нейронної мережі з архітектурою надроздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN), яка відрізняється від існуючих комбінованим застосуванням алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції замість окремого застосування білінійної або бікубічної інтерполяції при масштабуванні вхідних зображень, що забезпечує підвищення пікового відношення сигнал/шум зображень на виході телекомунікаційної системи до 1.1 дБ.

Науково-прикладним завданням, розв’язанню якого присвячена дисертаційна робота, є розроблення методик та апаратно-програмних засобів для інтелектуального масштабування та передавання цифрових зображень у телекомунікаційних системах.

Зв’язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконувалася відповідно до наукового напрямку кафедри радіотехніки та інформаційної безпеки Чернівецького національного університету імені Юрія Федьковича. Вибраний напрямок досліджень пов’язаний з науковою проблемою, що вирішується кафедрою радіотехніки та інформаційної безпеки «Методи формування сигнальних конструкцій та інформаційні процеси програмно-апаратної взаємодії ширококутових телекомунікаційних систем та Інтернету речей» (Держ. реєстр. №0121U112870, 2021-2025 рр.).

Практичне значення:

1. Розроблені апаратно-програмні засоби телекомунікаційної системи можуть бути використані для інтелектуального масштабування зображень в

системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням, наприклад, у системах технічного та екологічного моніторингу, дистанційного зондування та моніторингу стану сільськогосподарських культур, які не потребують високої швидкості передачі даних.

2. Розроблені засоби телекомунікаційної системи можуть застосовуватися в геоінформаційних системах (ГІС) для дистанційного моніторингу навколишнього середовища, аналізу даних про стан рослинності, ґрунтів та інших об'єктів, у системах комп'ютерного діагностування, а також для передачі зображень між пристроями Інтернету речей. Початкові зображення можуть зчитуватися з USB-відеокамер або з відеокамер смартфонів.
3. Розроблені програмні засоби можуть використовуватися для цифрової обробки спеціальних типів зображень, зокрема, зображень текстових документів, електронно-дифракційних та Х-променевих зображень, для яких важливими є мінімальні спотворення у процесі масштабування. Розроблені засоби є особливо ефективними при масштабуванні зі значним збільшенням окремих ділянок зображення, тобто при реалізації цифрового зуму.

Представлені в дисертаційній роботі наукові та практичні результати використовуються у системах відеоспостереження ІТ-компанії ТОВ «Юкон-Софтваре» (додаток В), а також впроваджені в освітній процес на кафедрі комп'ютерних систем та мереж Чернівецького національного університету імені Юрія Федьковича в рамках дисциплін «Комп'ютерні системи спеціалізованого призначення», «Методи цифрової обробки зображень» та «Комп'ютерні системи штучного інтелекту» (додаток В).

Всі результати впровадження підтверджено відповідними актами.

Достовірність отриманих результатів підтверджується узгодженістю теоретичних розрахунків, які описують масштабування та передавання цифрових зображень, із результатами моделювання та експериментально отриманими даними, а також застосуванням контрольної вибірки зображень у процесі навчання штучної нейронної мережі та тестової вибірки зображень під час перевірки результатів масштабування.

Особистий внесок здобувача за списком праць за темою дисертації

Всі наукові результати дисертаційної роботи отримані автором самостійно. У роботах, опублікованих у співавторстві, особистий внесок автора наступний: [1] – розробка програмного забезпечення, дослідження точності та швидкодії масштабування цифрових зображень за різними алгоритми інтерполяції; [2] – розробка методики та програмного забезпечення для масштабування цифрових зображень з використанням методів інтерполяції та згорткових нейронних мереж; [4] – аналіз апаратно-програмних засобів для масштабування зображень; [5] – аналіз сучасних апаратно-програмних засобів для масштабування зображень; [7] – програмна реалізація масштабування зображень за допомогою згорткових нейронних мереж; [8] – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для передавання масштабованих цифрових зображень; [9] – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для масштабування та передавання цифрових зображень.

Публікації. За результатами виконання дисертаційної роботи опубліковано 9 наукових праць, з них 3 праці – у наукових фахових виданнях України, 6 праць представлено тезами міжнародних конференцій.

Апробація результатів дисертаційної роботи. Основні результати дисертаційних досліджень обговорювалися на таких семінарах та міжнародних наукових конференціях:

1. Наукових семінарах кафедри радіотехніки та інформаційної безпеки Чернівецького національного університету імені Юрія Федьковича.
2. XI Міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2022). м. Чернівці, 10–13 листопада 2022 р.
3. Міжнародній науковій інтернет-конференції «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення». Вип. 78. Тернопіль, 8-9 червня 2023 р.

4. XII Міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2023). м. Чернівці, 10–12 листопада 2023 р.
5. Міжнародній науковій інтернет-конференції «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення». Вип. 89. Тернопіль, 12-13 червня 2024 р.
6. X Міжнародній науково-практичній конференції «Фізико-технологічні проблеми передачі, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних системах» (ПРЕДТ-2025). м. Чернівці, 15-17 травня 2025 р.
7. XIV Міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2025). м. Чернівці, 13–15 листопада 2025 р.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, бібліографічного списку використаних джерел, додатку. Загальний обсяг роботи становить 202 сторінок друкарського тексту, із них 8 сторінок вступу, 138 сторінок основного тексту, 80 рисунків, список використаних джерел з 159 найменувань, 8 додатків на 25 сторінках.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ БУДОВИ ТА ПРИНЦИПІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ПЕРЕДАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Принципи побудови телекомунікаційних систем для передавання зображень

Телекомунікаційні системи (ТКС) є сукупністю апаратно-програмних засобів, призначених для передавання, приймання та обробки даних (одновимірних сигналів, зображень та ін.) на відстані за допомогою провідних або безпроводних каналів зв'язку. Такі системи об'єднують передавачі, приймачі, комутатори та маршрутизатори в єдину мережу для забезпечення зв'язку. ТКС характеризуються динамічністю та стохастичністю, а будуються на основі системного підходу з урахуванням взаємозв'язків між елементами системи [1]. У контексті побудови телекомунікаційних систем, призначених для передавання зображень, це означає необхідність узгодження форматів сигналів та пропускної здатності для всіх елементів (блоків) системи.

Згідно з рекомендаціями серії I (I.110, I.112) секції телекомунікацій Міжнародного союзу електрозв'язку (Telecommunications Standardization Sector of International Telecommunications Union, ITU-T) термін «телекомунікації» (Telecommunications) означає сукупність засобів, які забезпечують передавання інформації на значну відстань за допомогою сигналів певного типу (електричних, оптичних або радіохвиль) [2]. До засобів ТКС належать лінії зв'язку, пристрої з'єднання середовищ, системи передачі, комунікаційні пристрої, обладнання синхронізації та ін. У складі ТКС реалізуються цифрові системи передавання (ЦСП) з використанням імпульсно-кодової модуляції сигналів (рис. 1.1). Початкові сигнали у підсистемі передачі (ліва частина системи) подаються електронні ключі К, які у задані моменти часу подають сигнали на кодувальний пристрій (КП).

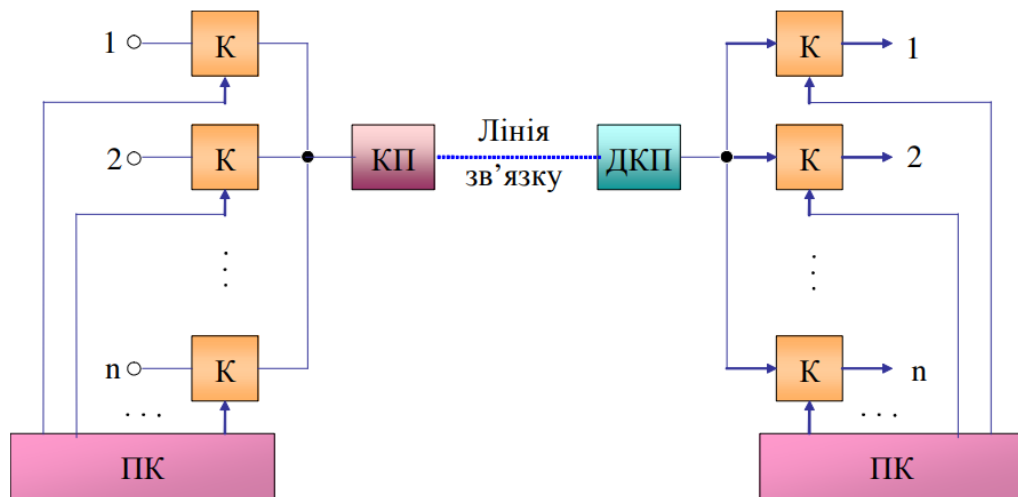


Рисунок 1.1 – Структурна схема цифрової системи передавання (ЦСП):
 К – електронні ключі, які призначені для дискретизації неперервних сигналів;
 ПК – пристрої керування станом ключів; КП – кодувальний пристрій, який
 призначений для квантування та кодування сигналів; ДКП – декодер, який
 перетворює закодований сигнал у формат початкового [2]

Через лінію зв'язку закодовані сигнали передаються на декодер ДКП, а декодовані сигнали подаються на відповідні ключі К підсистеми прийому (права частина системи). Розглянута ЦСП дозволяє послідовно передавати n сигналів через лінію зв'язку.

Структура телекомунікаційної системи для передавання зображень отримується конкретизацією загальної ТКС і передбачає використання цифрових відеокamer як сенсорів зображень [5, 13]. У загальному зображення можуть зчитуватися з кількох відеокamer, проте розглянемо випадок зчитування з однієї відеокamери, оскільки з інших камер відеопотік зчитується аналогічно (рис. 1.2). У підсистемі передачі зчитані з відеокamери зображення обробляються в блоці цифрової обробки №1 (наприклад, зменшується масштаб зображень) і надсилаються блоком передачі (наприклад, радіомодулем) через лінію зв'язку. Цифрова обробка зображень в блоці №1 реалізується за допомогою відповідних апаратно-програмних засобів: комп'ютера або мікрокомп'ютера з відповідним програмним забезпеченням, цифрового сигнального процесора або програмованої логічної інтегральної схеми.

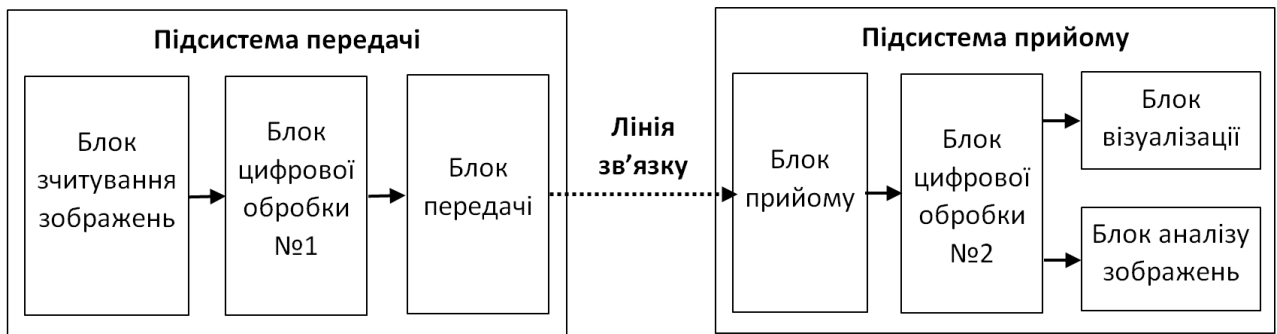


Рисунок 1.2 – Структура телекомунікаційної системи для передавання та обробки зображень

Для зв'язку просторово рознесених підсистем передачі та прийому в ТКС застосовуються провідні, оптичні та безпроводні лінії зв'язку, які можуть містити кілька каналів. У випадку застосування мобільних пристроїв, зокрема, для задач екологічного моніторингу, найбільш ефективним є застосування мікрокомп'ютерів для обробки зображень в блоці №1 та безпроводних ліній зв'язку. До переваг мікрокомп'ютерів належить їх доступність, компактні розміри та низьке енергоспоживання.

У підсистемі прийому зображення зчитуються в блоці прийому (наприклад, радіомодулем) і обробляються блоком цифрової обробки №2 (наприклад, збільшується масштаб зображень). Блок візуалізації зображення розрахований на аналіз зображень у ручному режимі користувачем і реалізується за допомогою монітора, телевізора, мультимедійного проектора, смартфона та інших пристроїв. Блок аналізу зображень (за потреби) виконує автоматичну обробку зображень, зокрема, методами розпізнавання та детектування об'єктів на зображеннях із використанням засобів штучного інтелекту. Блок аналізу зображень може реалізуватися у вигляді пристроїв Інтернету речей (IoT), а ТКС тоді застосовується для передавання сигналів між пристроями IoT [28-31]. Підсистема прийому реалізується, як правило, стаціонарно на базі комп'ютера.

Цифрові відеокамери, які застосовуються в ТКС, поділяються на IP-камери та веб-камери [5, 32, 33]. Особливістю IP-камер (IP camera, Internet

protocol camera) є передавання відеопотоку в цифровому форматі в мережах Ethernet і Token Ring. Веб-камера – цифрова відео- чи фотокамера, яка має можливість в реальному часі фіксувати зображення, призначені для подальшого передавання по мережі Інтернет. Як фоточутливі матриці відеокамер використовуються прилади із зарядовим зв'язком (ПЗЗ) /charge-coupled device – CCD/ або матриці комплементарних приймачів метал-оксид-напівпровідник (КМОН) /complementary metal-oxide semiconductor – CMOS/.

Із метою зниження завантаженості каналів телекомунікаційної системи в блоці цифрової обробки №1 може виконуватися зменшення роздільної здатності зображень (scaling down), а в блоці цифрової обробки №2 – збільшення їх роздільної здатності (scaling up). Зменшення масштабу зображень застосовується також для зменшення обсягів пам'яті при збереженні зображень. Особлива потреба у підвищенні масштабу зображень виникає при обробці фрагментів зображення. Збільшення масштабу зображень може застосовувати не тільки при обробці зображень у телекомунікаційній системі, але й для відновлення початкових розмірів зображень, які у зменшених розмірах зчитуються з архівів, соціальних мереж та месенджерів [8, 15].

1.2. Аналіз існуючих телекомунікаційних систем для передавання зображень

Сучасні комп'ютерні системи обробки зображень, складовою частиною яких є ТКС, поєднують відеокамери з високою роздільною здатністю та пристрої оброблення відеопотоку в режимі реального часу з використанням засобів штучного інтелекту (наприклад, ШНМ) [7]. Такі системи, які називаються також «розумними» відеосистемами (Smart Video Systems), володіють високою швидкістю і застосовуються для аналізу динамічних сцен. В новітніх телекомунікаційних системах інформація з відеокамер доповнюється даними з інших сенсорів, а після передавання використовується для керування пристроями IoT і обробляється засобами хмарних технологій [34-37].

На даний час розроблено значну кількість ТКС для передавання зображень, які відрізняються як за роздільною здатністю кадрів відеопотоку, так й за сферою застосування. До важливих сфер застосування таких ТКС належать зокрема, екологічний, сільськогосподарський та технічний моніторинг, охоронні системи та інтелектуальні транспортні системи.

У дослідженні [38] описано систему моніторингу стану рослин, в якій відеопотік зчитується з камер безпілотних літальних апаратів (БПЛА), після чого передається та розпізнається в режимі реального часу за допомогою ЗНМ (рис. 1.3). Використано систему IoT, а якій БПЛА та керуючі станції пов'язані безпроводними каалами зв'язку. Відеокамера БПЛА передає кадри розміром 16 Мпкс, завдяки чому можливо розрізнити навіть дрібні деталі на досліджуваних об'єктах. Проте, передача зображень великого розміру з високою частотою потребує високої пропускної здатності каналів, що призводить до значної вартості та енергоспоживання. Таким чином, дослідження [38] підтверджує потребу в розробці доступних апаратно-програмних засобів для екологічного моніторингу та діагностики стану сільськогосподарських рослин за їх зображеннями.

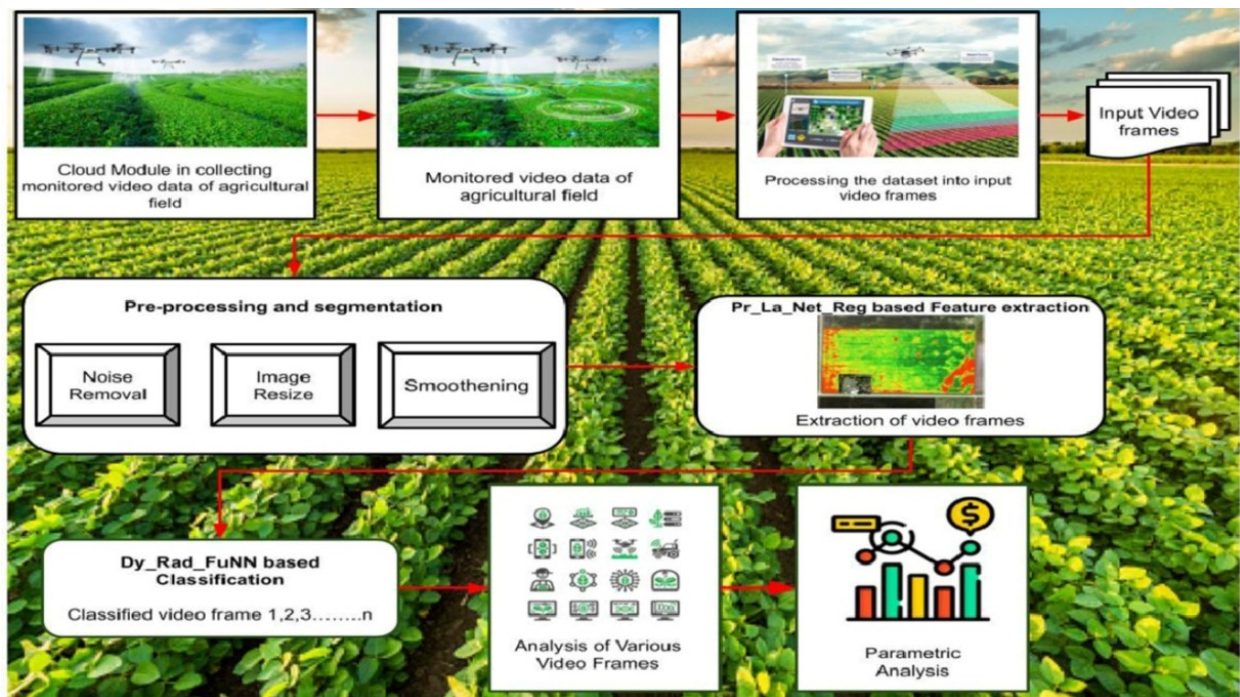


Рисунок 1.3 – Структура системи для діагностики стану сільськогосподарських рослин за їх зображеннями [38]

Отримання даних із віддалених сенсорів, розміщених на БПЛА та обробка сенсорних даних засобами штучного інтелекту описані в роботі [39]. Показано, що дані, отримані сенсорами у різних просторових локаціях, можуть ефективно застосовуватися в геоінформаційних системах (ГІС).

У роботі [9] проведено огляд 300 сучасних досліджень за тематикою побудови систем детектування та трекінгу об'єктів сільськогосподарського призначення (рослин та тварин) на основі їх зображень. Обґрунтовано перспективність даного напрямку розвитку телекомунікаційних систем, які дозволяють автоматизувати та підвищити ефективність процесів контролю та діагностики. Показано доцільність застосування різних апаратно-програмних ресурсів для різних задач моніторингу, зокрема, для систем з низькою частотою передачі кадрів є ефективним застосування пристроїв з низькою швидкістю передавання, але відповідно й низьким енергоспоживанням.

Телекомунікаційну систему, призначену для відеоспостереження за комахами на сільськогосподарських об'єктах, описано у дослідженні [40]. Зображення об'єктів зчитувалися відеокамерами та аналізувалися засобами комп'ютерного зору, використовуючи нейромережні методи розпізнавання та детектування. У системі діагностики стану рослин за їх зображеннями за допомогою ЗНМ [41] використано моделі з архітектурами: VGG19, Inception, MobileNet, ResNet152V2. Продемонстровано високу точність розпізнавання та діагностики стану рослин у розробленій системі комп'ютерного зору (рис. 1.4).



Рисунок 1.4 – Приклади результатів аналізу зображень досліджуваних об'єктів (листіків рослин) засобами ЗНМ [41]

Можливості аналізу зображень рослин засобами ЗНМ також описано у роботі [10]. У розробленій програмній системі спочатку виконувалося навчання ЗНМ, після чого навчена модель ЗНМ виконувала семантичну сегментацію зображень. Така обробка дозволяла автоматично виділяти та аналізувати на зображеннях певні об'єкти (рослини) (рис. 1.5).

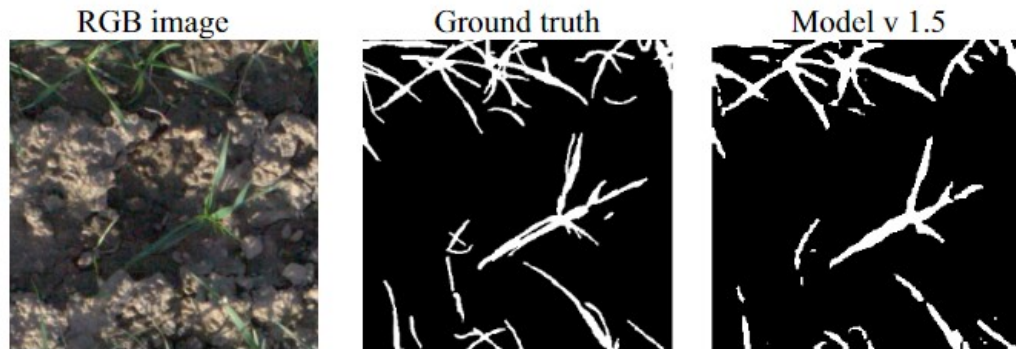


Рисунок 1.5. – Зображення рослин: а) початкове тестове зображення;
б) правильний результат сегментації; в) сегментація засобами ЗНМ [10]

Застосування систем комп'ютерного зору є також ефективним в інтелектуальних транспортних системах для детектування положення автомобілів, оцінки транспортного трафіку та інших завдань [42, 43]. Однією з особливостей інтелектуальних транспортних систем є високі вимоги до роздільної здатності зображень та швидкодії системи.

Підвищення надійності передавання даних шляхом застосування кількох каналів розглянуто у дослідженні [44], що є актуальним для ТКС із значними відстанями між передавачами та приймачами сигналів. Ефективним методом зменшення трафіку в ТКС є відбір і передавання найбільш інформативних кадрів відеопотоку [45], проте, такий спосіб є доцільним для моніторингу об'єктів, стан яких змінюється рідко.

Збільшення масштабу кадрів відеопотоку алгоритмами інтерполяції зображень виконано в роботі [15]. Показано можливості підвищити швидкодію цифрової обробки зображень засобами програмованих логічних інтегральних схем (ПЛІС, англ. Field-Programmable Gate Array – FPGA), в яких виконується масштабування зображень за висотою та шириною.

У дослідженні [16] розглядається програмна система, яка на вимогу зменшує розмір зображень при передаванні веб-сторінок через мережеве з'єднання, а потім за допомогою моделей штучного інтелекту підвищує масштаб безпосередньо в браузері. Такий підхід дозволяє скоротити трафік без значної втрати якості зображень при їх візуалізації в браузері.

Вищенаведений аналіз досліджень показав актуальність розробки телекомунікаційної системи для передавання зображень, в якій для зменшення трафіку виконується передавання зображень у зменшеному масштабі; доцільність масштабування зображень методами інтерполяції для забезпечення максимальної швидкодії та перспективність збільшення масштабу зображень засобами ШНМ для підвищення їх візуальної якості. Показано, що надіслані в ТКС зображення можуть ефективно застосовуватися як для аналізу користувачами в ручному режимі, так й автоматичного аналізу пристроями IoT; для передавання зображень з мобільних пристроїв є ефективними технології безпроводної передачі даних.

1.3 Технології, засоби та протоколи безпроводної передачі даних

1.3.1 Технології та протоколи безпроводної передачі даних

Безпроводні технології, які засновані на передаванні сигналів за допомогою радіохвиль [46], широко застосовуються для передавання сигналів у ТКС. Такі технології дають змогу передавати дані від сенсорів (відеокамер) до пристроїв аналізу, керування та візуалізації. Серед існуючих безпроводних технологій окремо виділяють спеціалізовані технології, орієнтовані на застосування в IoT, наприклад, LPWAN (Low Power Wide Area Network – мережа широкого радіусу дії з низьким енергоспоживанням), Zigbee, LoRaWAN та ін. Безпроводні технології для IoT характеризуються, як правило, низьким енергоспоживанням, що спрощує їх застосування для мобільних та автономних систем.

Для зв'язку пристроїв у ТКС використовують комунікаційні протоколи. Застосовуються як стандартизовані протоколи (MQTT, HTTP та ін.), так і протоколи, адаптовані для IoT-середовища з урахуванням обмежень пристроїв (низьке споживання енергії, обмежена пропускна здатність, тощо). У глобальному контексті мобільні мережі є одними з основних каналів зв'язку для IoT, наприклад, мережі 4G або 5G. Технології 5G, зокрема, забезпечують високу швидкість передачі даних та низьку затримку, що є необхідним для передавання великих об'ємів даних або для роботи в режимі реального часу (наприклад, для інтелектуальних транспортних систем).

Технології безпроводного передавання інформації в радіодіапазоні описуються такими основними стандартами IEEE 802.11 [47].

1. IEEE 802.11 – початковий стандарт бездротових локальних мереж, підтримує радіопередачу даних у діапазоні 2.4 ГГц зі швидкістю до 1-2 Мбіт/с.
2. IEEE 802.11a – бездротова передача даних в діапазоні 5 ГГц з максимальною швидкістю 54 Мбіт/с.
3. IEEE 802.11b – бездротова передача даних в діапазоні 2.4 ГГц з максимальною швидкістю 11 Мбіт/с.
4. IEEE 802.11g – бездротова передача даних в діапазоні 2.4 ГГц з максимальною швидкістю 22 Мбіт/с; повністю сумісний з IEEE 802.11b.
5. IEEE 802.11n (Wi-Fi 4) – бездротова передача даних в діапазонах 2.4 ГГц та 5 ГГц з максимальною швидкістю 150 Мбіт/с.

На даний час розроблено ряд нових стандартів безпроводної передачі даних, які розширюють можливості попередніх (наприклад, IEEE 802.11be (Wi-Fi 7)) [47]. Зв'язок пристроїв малій відстані (10-30 м) забезпечуються бездротовими персональними мережами (WPAN – Wireless Personal Area Networks), наприклад, Bluetooth [48]. Для зв'язку на більших відстанях (до 100 м) застосовуються бездротові локальні мережі (WLAN – Wireless Local Area Networks), наприклад, Wi-Fi.

Головним призначенням технології Bluetooth є забезпечення економного (з точки зору споживаного струму) і дешевого радіозв'язку між різноманітними типами електронних пристроїв, таких як сенсори, мобільні телефони, контролери та ін. Передавання даних виконується в ISM-діапазоні (англ. Industry, Science and Medicine – промисловість, наука і медицина) радіохвиль (2,4-2,4835 ГГц), який вільний від ліцензування. У Bluetooth застосовується метод розширення спектра зі стрибкоподібної перебудовою частоти (англ. Frequency Hopping Spread Spectrum – FHSS). Основним обмеження технології Bluetooth є відносно мала відстань зв'язку (у режимі низького енергоспоживання до 30 м).

Безпроводна технологія Wi-Fi (Wireless Fidelity – «висока точність безпроводної передачі даних») розроблена на базі стандарту IEEE 802.11 [47]. Поширеним стандартом Wi-Fi є IEEE 802.11n, який використовує діапазони частот 2.4 ГГц (2.4 - 2.483 ГГц), 5 ГГц (5.15-5.85 ГГц) і забезпечує швидкість до 150 Мбіт/с (у випадку використання однієї антени). У діапазоні 2,4 ГГц максимальна відстань передачі складає 50 м (у приміщенні) та 300 м (без перешкод), а в діапазоні 5 ГГц максимальна відстань передачі складає 30 м (у приміщенні) та 150 м (без перешкод). Wi-Fi мережа містить не менше однієї точки доступу і не менше одного клієнта. Точка доступу передає свій ідентифікатор мережі (Service Set Identifier – SSID) за допомогою сигнальних пакетів на швидкості 0,1 Мбіт/с кожні 100 мс. Технологія Wi-Fi в основному застосовується для високошвидкісної передачі даних в системах, для яких низьке енергоспоживання не є обов'язковою умовою.

Технологія бездротової передачі даних ZigBee [48] розроблена згідно з стандартом IEEE 802.15.4. Порівняно з Wi-Fi, технологія ZigBee забезпечує меншу швидкість передавання даних, а перевагою технології є менше енергоспоживання. ZigBee застосовує кілька діапазонів частот. Наприклад, для діапазону частот 2.4 ГГц максимальна швидкість передачі складає 250 Кбіт/с. В технології ZigBee будуються комірчасті (Mesh) мережі, де в межах комірки відстань передавання даних в приміщенні $\approx 10\text{-}30$ м, а на відкритому просторі

≈ 100–300 м (мінімальні перешкоди). Технологія ZigBee ефективно інтегрується у промислові та побутові системи автоматизації, системи моніторингу навколишнього середовища з використанням різноманітних типів сенсорів (температури, тиску, вологості, вібрації, освітлення та ін.).

Технологія LPWAN (Low Power Wide Area Network) розроблена для передачі даних між пристроями IoT [29]. У даній технології застосовується метод модуляції сигналів LoRa (Long Range – далекодіючий зв'язок) та відкритий протокол передачі даних LoRaWAN. Метод модуляції LoRa заснований на технології розширення спектру (spread spectrum modulation) і частотній модуляції, а для кодування даних застосовуються широкосмугові імпульси. Швидкість передачі до 50 Кбіт/с, дальність передачі до 2.5 км (у місті) та до 45 км (на відкритому просторі, без завад). Архітектура LoRaWAN містить такі основні елементи: кінцеві вузли (наприклад, сенсори), шлюзи, мережевий сервер, а також сервери додатків. Зв'язок шлюзів з кінцевими пристроями виконується через безпроводні з'єднання, а подальша передача даних виконується через безпроводні або провідні лінії зв'язку (з використанням, наприклад, протоколу TCP/IP) (рис. 1.6).

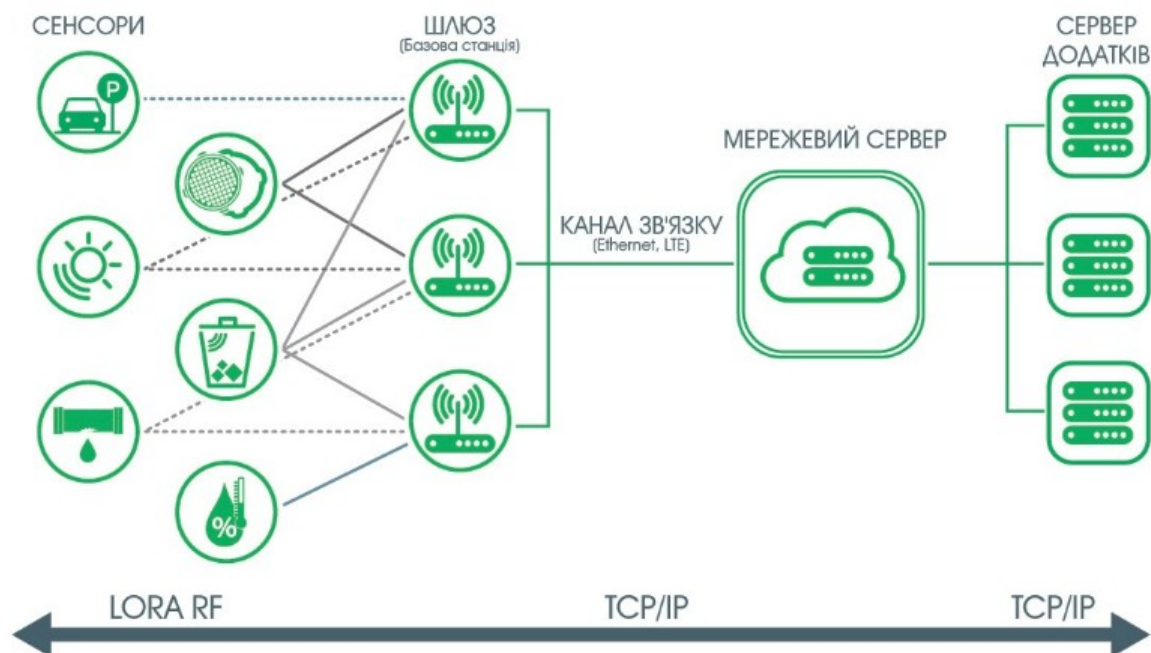


Рисунок 1.6 – Приклад застосування технології LoRaWAN для зчитування даних з сенсорів [29]

Технологія SigFox використовує архітектуру мережі, подібну на мережі стільникових операторів зв'язку, таких як GSM та GPRS, але є менш затратною та більш енергоефективною. Зона, яку покриває SigFox, складає близько 30-50 км (при сильних завадах 3-10 км). SigFox використовує надвузьку смугу частот UNB (Ultra Narrow Band), наприклад, у Європі широко використовується діапазон 868,8 МГц, а у США 915 МГц. Підтримується швидкість передачі до 100 Кбіт/с, дальність передачі до 10 км (у місті) та до 50 км (без завад).

У випадку передаванні конфіденційних даних важливо, щоб телекомунікаційні системи застосовували технології захисту даних від несанкціонованого доступу, зокрема, технології шифрування та автентифікація. Захист даних є особливо важливим у безпроводних ТКС [49].

У телекомунікаційних системах із низьким енергоспоживанням часто застосовується протокол Enhanced ShockBurst (ESB), який передбачає апаратну підтримку перевірки даних та адресації [50]. Протокол ESB підтримує двосторонній обмін пакетами даних, включаючи буферизацію пакетів, підтвердження пакетів та автоматичну повторну передачу втрачених пакетів.

Особливості протоколу Enhanced ShockBurst такі:

1. Підтримує мережеву топологію типу «зірка», яка містить один первинний приймач та до 8 первинних передавачів.
2. Динамічна довжина корисного навантаження від 1 до 32 байт.
3. Функціональність підтвердження пакетів даних та автоматичної повторної передачі пакетів.

Протокол Enhanced ShockBurst описує передавання даних в пристроях (радіомодулях) серій nRF5 та nRF24L, які широко застосовуються в ТКС.

1.3.2 Апаратне забезпечення безпроводної передачі даних

Засобами бездротових технологій будуються бездротові мережі для передачі даних, зокрема, бездротові локальні мережі (WLAN) [51]. У загальному випадку в таких мережах при підвищенні несучої частоти

збільшується обсяг переданої інформації, але при цьому зменшується відстань передачі. У багатьох випадках для зв'язку пристроїв IoT застосовуються безпроводні технології, оскільки такі технології забезпечують значну мобільність пристроїв [52].

Зв'язок пристроїв Інтернету речей (IoT) забезпечується комплексом бездротових технологій: малого радіусу дії, широкого радіусу дії та стільникові технології (зокрема, 4G, 5G) [53]. Технології малого радіусу дії характеризуються високою швидкістю передачі даних і у більшості випадків працюють у діапазонах радіохвиль, які не потребують ліцензування. Стільникові технології характеризуються значно більшим радіусом дії і працюють у ліцензованому спектрі радіочастот. Радіотехнології широкого радіусу дії займають проміжне положення між технологіями малого та великого радіусу дії, оскільки забезпечують технічно просте та енергозберігаюче рішення для підключення великої кількості географічно розподілених пристроїв. Технології широкого радіусу дії призвели до появи мереж широкого радіусу дії з низьким енергоспоживанням (LPWAN), зокрема, мережі LoRa.

Безпроводна передача даних в телекомунікаційних системах за допомогою радіохвиль заснована на використанні радіомодулів. ТКС складається з модуля (підсистеми) передачі (Transmission Unit) та модуля (підсистеми) прийому (Reserption Unit) [54] (рис. 1.7). В модулі передачі сигнал з керуючого комп'ютера передається на мікроконтролер, а з нього на передавальний радіомодуль (Radio Frequency – RF). Безпосередня радіопередача виконується за допомогою антен (AUT).

В модулі прийому зчитаний з антени сигнал обробляється приймаючим радіомодулем, передається в приймаючий мікроконтролер та в комп'ютер. Розглянута ТКС дає змогу передавати різноманітні сигнали (значення температури, зображення та ін.). Як радіомодулі можуть застосовуватися, наприклад, NRF24L01 (які працюють на частоті 2.4 ГГц), а як мікроконтролери можуть застосовуватися пристрої Arduino Uno або їх аналоги. Максимальна

відстань передачі залежить від використаних радіомодулів та антен, а також характеристик передавального середовища (присутність або відсутність завад). Радіомодулі особливо ефективні для організації радіозв'язку на певних територіях без додаткової інфраструктури, що застосовується, зокрема, для отримання даних в геоінформаційних системах (ГІС).

У телекомунікаційних системах та в системах Інтернету речей (IoT) відстань, пропускна здатність та надійність зв'язку в значній мірі визначаються використаними антенами [55]. У багатьох радіомодулях містяться вбудовані антени, проте, за рахунок застосування зовнішніх антен можливо значно збільшити відстань передачі даних. Розвиток бездротового зв'язку сприяє ширшому впровадженню технологій IoT у різноманітних сферах: домашня автоматизація, промислове виробництво, інтелектуальні транспортні системи, розумне сільське господарство та ін. [56].

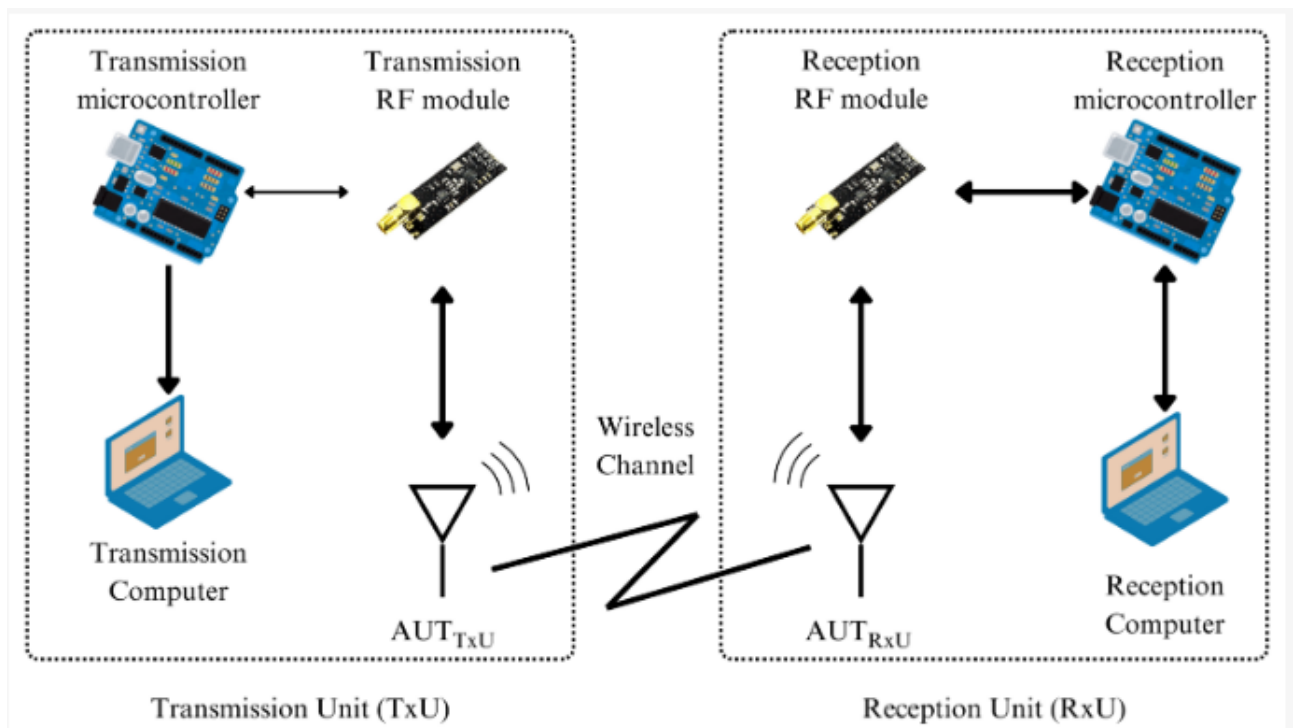


Рисунок 1.7 – Структура телекомунікаційної системи для зв'язку між IoT пристроями з використанням радіоантен AUT [54]

У перелічених застосуваннях бездротові сенсорні мережі складаються з сенсорних вузлів, які підтримують бездротовий зв'язок і часто мають автономні джерела живлення, а відповідно працюють в режимах низького енергоспоживання. Поширеним протоколом безпроводного зв'язку з низьким енергоспоживанням є Zigbee.

Сенсорні мережі містять просторово розподілені автономні сенсори, які зчитують фізичні параметри об'єктів (температура, вологість, тиск та ін.) та передають їх через мережу до керуючих пристроїв [49]. Сфера застосування таких мереж є надзвичайно широкою: домашня та промислова автоматизація, контроль мікроклімату, системи безпеки та ін. Радіус дії таких мереж коливається від метрів до кількох кілометрів. Для реалізації таких мереж часто застосовується протокол ZigBee. Мережі ZigBee складаються з трьох типів пристроїв: координатор, маршрутизатор та цільовий пристрій (сенсор). Цільові пристрої отримують інформацію з навколишнього середовища та передають її в мережу.

У дослідженні [57] розглянуто побудову бездротової сенсорної мережі (Wireless Sensor Network – WSN), в якій керування радіомодулями виконується мікроконтролерами Arduino та мікрокомп'ютерами Raspberry Pi. Мережа сенсорів XBee застосовується для віддаленого моніторингу навколишнього середовища, зокрема, температури та вологості повітря. Сенсори передають дані до центрального вузла агрегатора даних (Arduino). Віддалений вузол агрегатора даних налаштований на Raspberry Pi.

Бездротову сенсорну мережу описано в роботі [58]. Передавання даних виконано радіомодулями NRF24L01, які керувалися мікроконтролерами Arduino Uno. Моніторинг навколишнього середовища здійснювався 4 видами сенсорів (температури, вологості, чадного газу та метану). Бездротову систему передачі даних, яка використовує радіомодуль nRF24L01, також описано в роботі [59]. Початкові дані отримуються з сенсорів температури, обробляються в передаються на керуючі мікроконтролери STC89C52.

Безпроводну систему моніторингу лісових пожеж описано у роботі [60]. Представлена система моніторингу є точнішою порівняно з традиційними підходами спостереження (оглядові вежі та супутникове спостереження). Дані отримуються зі стаціонарних або мобільних сенсорів, а передаються засобами низькоенергетичні широкопasmової мережі (LPWAN).

Радіомодуль nRF24L01, який керується протоколом Enhanced ShockBurst, має ряд переваг при застосуванні в ТКС з низьким енергоспоживанням [61-64]. Радіомодуль nRF24L01 розроблений компанією Nordic Semiconductor, а його назва є скороченням від «Nordic Radio Frequency 2.4 ГГц» [61].

Керування радіомодулями у системах безпроводної передачі зображень часто виконується з використанням мікроконтролерів та мікрокомп'ютерів за рахунок їх доступності, компактності та низького енергоспоживання. Мікрокомп'ютери (наприклад, Raspberry Pi), як правило, використовуються в передавальній підсистемі, оскільки в них є засоби для зчитування зображень з відеокамер та їх обробки. Зв'язок радіомодуля nRF24L01 з Arduino UNO (рис. 1.8) [65-68] виконується через інтерфейс SPI, тому в Arduino для цього використовуються цифрові піни D10 (сигнал SS), D11 (сигнал MOSI), D12 (сигнал MISO), D13 (сигнал SCK) (рис. 1.9).

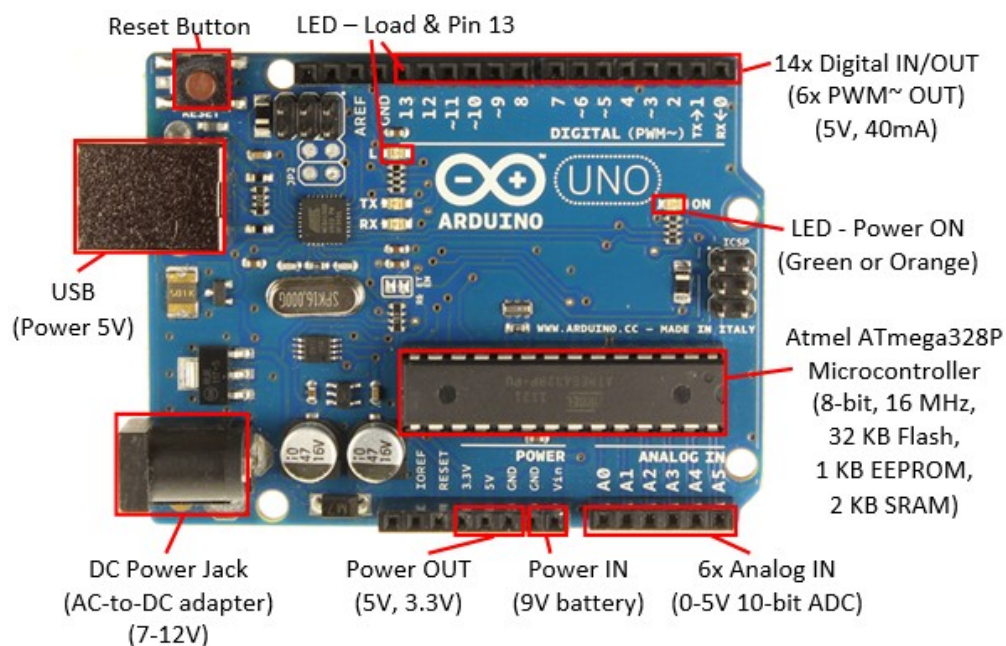


Рисунок 1.8 – Будова та сигнали пристрою Arduino UNO

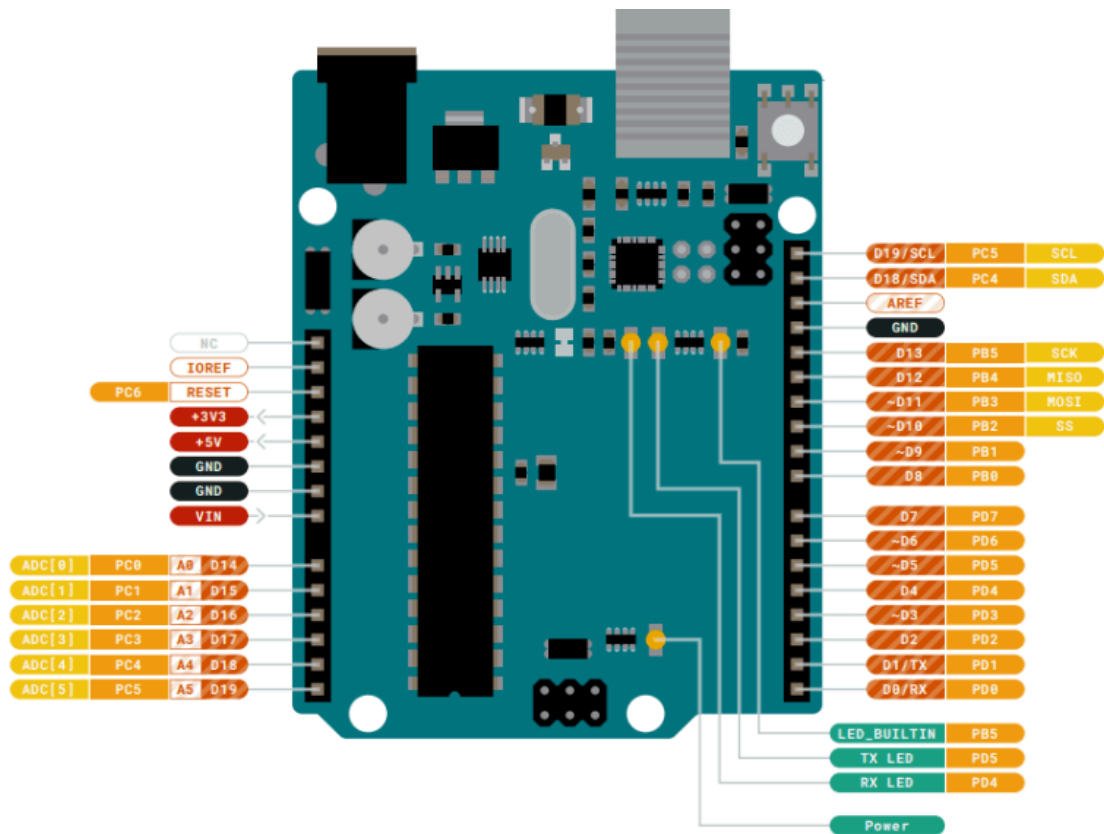


Рисунок 1.9 – Призначення пінів пристрою Arduino UNO

Пристрої на основі мікроконтролерів (наприклад, Arduino UNO) часто застосовуються в підсистемі прийому, оскільки підтримують зв'язок з радіомодулем через піни, а зв'язок з комп'ютером реалізується через USB-порт. За допомогою модуля nRF24L01 пристрої об'єднуються в радімережу, де один з модулів має статус головного, а модулі є підпорядкованими [64].

Керування мікроконтролерами виконується за допомогою програмного забезпечення, в якому, крім передавання даних, також реалізується їх попередня обробка (нормування, масштабування та ін.) [69-73].

Мікрокомп'ютери Raspberry Pi часто застосовуються в телекомунікаційних системах та для керування пристроями Інтернету речей [73, 74]. На даний час застосовуються моделі Raspberry Pi3, а також новіші моделі Raspberry Pi4, Raspberry Pi5. Таким чином, ТКС із низьким енергоспоживанням доцільно будувати з використанням радіомодулів nRF24L01 або Zigbee (типу XBee). До переваг радіомодулів (порівняно з

Zigbee) належить нижча вартість, вища швидкість передачі (2 Мбіт/с для nRF24L01 у порівнянні з 250 Кбіт/с для Zigbee), низьке енергоспоживання (зокрема, за рахунок використання сплячого режиму). До переваг Zigbee можна віднести засоби побудови Mesh-мереж, IEEE стандартизацію, масштабування до сотні вузлів. У даній роботі планується розробити ТКС для передавання зображень, яка повинна містити один або кілька вузлів, тому для такої реалізації доцільно застосувати радіомодулі nRF24L01.

1.4 Аналіз методів і засобів для масштабування зображень

Завдання масштабування цифрових зображень є актуальним, про що свідчить значна кількість сучасних досліджень за цією тематикою. Масштабування цифрових зображень часто застосовується в сучасних комп'ютерних та телекомунікаційних системах при обробці як окремих зображень, так і кадрів відеопотоку [13, 22]. Зменшення масштабу зображень полягає у зменшенні розмірів зображень (у пікселях) і застосовується, наприклад, для зменшення обсягу пам'яті (при збереженні зображень), перетворення серії зображень до одного розміру, зниження трафіку через канали ТКС. Збільшення масштабу зображень полягає у збільшенні розмірів зображень (у пікселях) і застосовується, наприклад, для кращої їх візуалізації та відновлення зображень до їх початкових розмірів. Масштабування цифрових растрових зображень зводиться до зміни частоти дискретизації для дискретного сигналу [21].

Зміна роздільної здатності зображень виконується у різноманітних системах відеоспостереження та комп'ютерної графіки. У наукових дослідженнях завдання масштабування зображень виникає при обробці біомедичних [75, 76], Х-променевих [77] та електронно-дифракційних зображень [78, 79]. Перетворення до заданого масштабу використовується як попередній етап обробки у комп'ютерних системах розпізнавання та детектування зображень [33, 80]. Оскільки масштабування зображень має

широку сферу застосування, тому на даний час існує потреба у розробці точних та швидкодіючих засобів для зміни роздільної здатності зображень.

1.4.1 Масштабування зображень методами інтерполяції та багатомасштабної обробки

Сучасні апаратно-програмні засоби для масштабування зображень у більшості випадків використовують алгоритми інтерполяції, які володіють високою швидкодією та відносною простотою програмної або апаратної реалізації. До найбільш поширених алгоритмів, заснованих на лінійній інтерполяції зображень, належать: найближчого сусіда, Ланцоша, білінійної та бікубічної інтерполяції [13, 19, 21]. Проте, збільшення масштабу зображень за такими алгоритмами призводить до появи артефактів. Білінійна інтерполяція згладжує значення яскравостей пікселів і призводить до певного зменшення чіткості. Бікубічна інтерполяція дає кращі результати, порівняно з білінійною, але при великих збільшеннях все одно виникають спотворення [81, 82]. З метою мінімізації спотворень на масштабованих зображеннях виконується корекція значень яскравості та контрасту зображень [32].

Розглянемо приклад білінійної інтерполяції, у результаті якої зображення з низькою роздільною здатністю (2×2 пікселі) (рис. 1.10а) перетворюється у зображення з високою роздільною здатністю (5×5 пікселів) (рис. 1.10б) [82]. Значення чотирьох первинних пікселів А, В, С, D (рис. 1.10а) реплікуються в нових позиціях А, В, С, D на збільшеному зображенні (рис. 1.10б). Значення нових пікселів обчислюються методом інтерполяції. Знаходження значення яскравості нового пікселя Р з методі білінійної інтерполяції містить 2 кроки:

1. Обчислення значень проміжних пікселів Е та F шляхом лінійної інтерполяції за шириною (значення Е обчислюється інтерполяцією пікселів А та В, значення F обчислюється інтерполяцією пікселів С та D).
2. Обчислення значення пікселя Р шляхом лінійної інтерполяції значень пікселів Е та F за висотою.

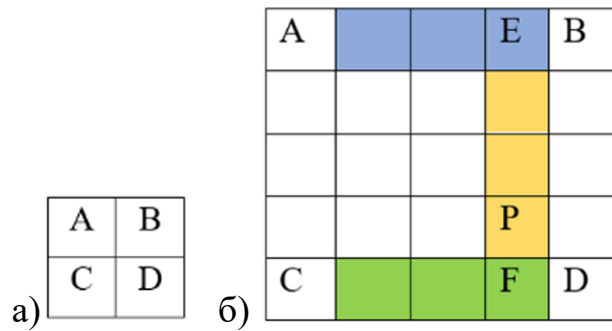


Рисунок 1.10 – Принцип білінійної інтерполяції зображень: а) початкове зображення; б) зображення після збільшення масштабу [82]

Тобто в методі білінійної інтерполяції нове значення пікселя обчислюється на основі 4 сусідніх, а лінійна інтерполяція виконується два рази: за шириною та за висотою. У методі бікубічної інтерполяції нове значення пікселя обчислюється на основі значень 16 сусідніх пікселів із використанням кубічної інтерполяції їх значень, що в загальному забезпечує точніший результат масштабування.

Нелінійні алгоритми інтерполяції зображень, наприклад, Weighted Essentially Non-Oscillatory (WENO), забезпечують збереження контурів і зменшення ефектів накладення [83]. У загальному випадку нелінійні алгоритми інтерполяції зображень забезпечують вищу суб'єктивну якість, порівняно з лінійними алгоритмами. Проте для нелінійних алгоритмів інтерполяції є характерною вища обчислювальна складність.

Можливості масштабування зображень з використанням піраміди зображень та В-сплайнів 2-6 порядків (Pyramid Image and on Spline Model) розглянуто у роботі [84]. Сплайнова модель забезпечує гладкість для розподілу яскравості вихідного зображення, але запропонована модель має складнішу програмну реалізацію, порівняно зі стандартними методами інтерполяції.

Новітній алгоритм з суперроздільною здатністю (image super-resolution algorithm based on bilateral quadratic interpolation) описано в роботі [85]. Такий алгоритм заснований на білатеральній квадратичній інтерполяції. За параметром *PSNR* запропонований алгоритм забезпечує менші спотворення на тестовій множині зображень після інтерполяції, ніж стандартний алгоритм

бікубічної інтерполяції. Проте, потрібні додаткові дослідження для перевірки алгоритму *bilateral quadratic interpolation* при обробці різних типів зображень.

З метою підвищення точності масштабування застосовується поєднання різних методів інтерполяції. Наприклад, у статті [82] розглядається комбінований підхід до підвищення якості зображень, який поєднує бікубічну інтерполяцію та фільтр Ланцоша. Яскравості зображень-результатів отримуються як середні значення відповідних пікселів зображень, масштабованих методами бікубічної інтерполяції та Ланцоша. Такий метод поєднує простоту та надійність класичних методів з високою якістю та деталізацією. Це дозволяє досягти високої якості зображень з помірними обчислювальними витратами. Алгоритми масштабування зображень із використанням перетворення Фур'є [13] і багатомасштабної обробки [84] є складнішими в реалізації та володіють нижчою швидкістю.

Програмно інтерполяція зображень реалізується, зокрема, на мові Python методом «*resize*» бібліотеки OpenCV з використанням таких алгоритмів:

- `INTER_NEAREST` – найближчого сусіда;
- `INTER_LINEAR` – білінійної інтерполяції;
- `INTER_CUBIC` – бікубічної інтерполяції.
- `INTER_LANCZOS4` – інтерполяції Ланцоша.

Методами інтерполяції виконується масштабування як кольорових зображень, так й зображень у відтінках сірого [86, 87]. Додаткові спотворення на зображеннях виникають також за рахунок присутності шумів [88,89]. У загальному випадку бікубічна інтерполяція забезпечує меншу похибку масштабування, порівно з білінійною. Бікубічна інтерполяція враховує більше сусідніх пікселів для створення зображення-результату, що робить її точнішою за рахунок збереження деталей і плавних градієнтів [90, 91]. Проте, білінійна інтерполяція може бути ефективною у таких випадках:

1. Оброблення зображень із низьким рівнем деталізації (зображення містять прості графічні елементи, наприклад, однотонні області, грубі текстури або

чіткі геометричні форми), коли бікубічна інтерполяція зазвичай не забезпечує вищу точність.

2. Масштабування в реальному часі (наприклад, під час потокового передавання зображень), оскільки білінійна інтерполяція потребує менше обчислювальних ресурсів, порівняно з бікубічною.

3. Значне зменшення масштабу зображень (наприклад, для створення мініатюр), оскільки в такому випадку переваги бікубічної інтерполяції стають несуттєвими через втрату деталей.

4. На зображеннях з різкими краями бікубічна інтерполяція може спричиняти появу більших артефактів (наприклад, ефекту "дзвону"), порівняно з білінійною.

Аналіз вищеописаних літературних джерел підтверджує, що розробка точних та швидкодіючих засобів масштабування зображень є актуальним завданням. Порівняння алгоритмів інтерполяції з іншими алгоритмами масштабування зображень показує, що такі алгоритми мають ряд переваг (простота реалізації, висока швидкодія, низька ймовірність появи артефактів). Для прикладного застосування доцільно застосовувати поширені алгоритми білінійної та бікубічної інтерполяції [20], оскільки алгоритм найближчого сусіда дає надто високу похибку, а алгоритм Ланцоша має меншу швидкодію.

Проблема полягає в тому, що алгоритми інтерполяції зображень мають відносно низьку точність. Похибки масштабування зображень призводять, зокрема, до появи характерних дефектів, розмиття контурів і втрати деталізації зображень [11, 13, 90]. При цьому практична обробка зображень показує, що точність масштабування залежить не тільки від алгоритму інтерполяції, але й від типу зображення (наприклад, зображення з великою або малою кількістю деталей, з плавними або різкими змінами градієнта яскравості). Тому перспективним напрямом масштабування зображень є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), які можуть забезпечувати високу візуальну якість на зображеннях-результатах.

1.4.2 Масштабування зображень засобами штучних нейронних мереж

На даний час для масштабування зображень часто застосовуються штучні нейронні мережі (ШНМ), зокрема, згорткові нейронні мережі (ЗНМ) [92, 93]. Нейромережеве масштабування зображень складається з двох етапів. На першому етапі ШНМ навчається масштабувати зображення з мінімальною похибкою на основі даних навчальної вибірки. На другому етапі ШНМ зчитує на входи початкові зображення, а на виходах навченої ШНМ отримуються масштабовані зображення. На даний час проведено значну кількість досліджень за тематикою масштабування зображень засобами ЗНМ.

Будову та принципи роботи ЗНМ з архітектурами LeNet-5, AlexNet та MobileNetv3, які можуть застосовуватися для масштабування зображень, описано у роботі [27]. Обґрунтовано доцільність використання ЗНМ при обробці двовимірних сигналів. Показано способи формування ядер згортки (convolution kernels), описано активаційні функції нейронів, зокрема, sigmoid, tanh, ReLU, leaky ReLU та ін.

Масштабування зображень за допомогою ШНМ з архітектурою надроздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN) описано у дослідженні [94]. Використано модель SRCNN з трьома шарами згортки. Навчальну вибірку сформовано з пар вхідних та вихідних прямокутних фрагментів (патчів, англ. patches) зображень, де вхідні фрагменти отримуватися з зображень зі зменшеною роздільною здатністю, а як вихідні фрагменти використовуватися відповідні ділянки зображень з високою роздільною здатністю. Показано важливість вибору набору даних (dataset) для навчання SRCNN, який безпосередньо впливає на якість масштабованих зображень. Точність масштабування оцінювалася за параметром (метрикою) пікового співвідношення сигнал/шум (Peak Signal to Noise Ratio – PSNR). Експериментальна перевірка показала, що для використаних тестових зображень нейронна мережа SRCNN забезпечує вищу точність порівняно з методами-аналогами, зокрема, з методом бікубічної інтерполяції.

У дослідженні [95] розглянуто програмну реалізацію нейронної мережі SRCNN на мові Python із використанням бібліотеки TensorFlow. Точність масштабування оцінювалася за метриками *PSNR*, середньоквадратичної похибки (Mean Squared Error – *MSE*) та структурної подібності (Structural Similarity – *SSIM*). Початкові кольорові зображення (у кольоровій моделі RGB) перетворювалися у простір YCbCr, де Y – канал яскравості, Cb – канал різниці для синього кольору, Cr – канал різниці для червоного кольору. За допомогою SRCNN виконано масштабування тільки каналу яскравості Y, а канали різниці кольору (Cb та Cr) масштабувалися за допомогою бікубічної інтерполяції.

На даний час розроблено ряд модифікацій нейронної мережі SRCNN, зокрема, мережі FSRCNN та ESPCN. У роботі [96] описано нейронну мережу FSRCNN (Fast Super-Resolution CNN) з архітектурою швидкої надроздільної здатності, яка зчитує зображення з низькою роздільною здатністю, а на виході отримуються зображення з високою роздільною здатністю. Особливістю FSRCNN є використання останнього шару деконволюції. Основною різницею FSRCNN у порівнянні з SRCNN є вища швидкодія (на порядок), що особливо важливо при обробці відеопотоку.

Модель нейронної мережі ESPCN (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network – ефективна субпіксельна ЗНМ), яка призначена для підвищення роздільної здатності зображень, запропонована у роботі [97]. Особливістю ESPCN є використання субпіксельної згортки (sub-pixel convolution) для масштабування зображень в останньому шарі. За рахунок цього нейронна мережа ESPCN демонструє вищу швидкодію, порівняно з SRCNN, а також на 0.15 дБ вище значення пікового відношення сигнал/шум.

У дослідженні [24] розглянуто можливості ЗНМ для підвищення роздільної здатності зображень; використано ЗНМ, які містили 3 та 5 згорткових шарів. Обробка зображень виконувалася в моделі RGB, тобто обробка каналів червоного, зеленого та синього кольорів у ЗНМ виконувалася окремо. Запропоновано в перших шарах ЗНМ розміщувати фільтри малих розмірів, а для наступних шарів розмір фільтрів збільшувати.

Робота [25] присвячена підвищенню роздільної здатності для гіперспектральних цифрових зображень за допомогою методу бікубічної інтерполяції та ЗНМ. Дослідження показує, що виконувати надвисоке підвищення роздільної здатності можливо для зображень довільного діапазону довжин хвиль, а не тільки для зображень видимого діапазону.

У роботі [98] запропоновано застосовувати для масштабування зображень ЗНМ із назвою MADNet, яка дозволяє ефективно обробляти багатомасштабні ознаки зображень. У порівнянні з SRCNN нейронна мережа володіє вищою швидкістю, проте має значно складнішу структуру, зокрема, містить залишковий багатомасштабний модуль із механізмом уваги.

Збільшення масштабу зображень часто виконується за допомогою згорткових нейронних мереж [24, 92], вхідними сигналами яких є зображення у початковому масштабі, а на виходах отримуються зображення у збільшеному масштабі. Популярною архітектурою ЗНМ для підвищення роздільної здатності зображень є SRCNN [99]. Практичне застосування таких ЗНМ передбачає тренування на великому наборі зображень, який містить пари зображень з низькою та високою роздільною здатністю. Нейромережне масштабування зображень із використанням архітектури Spiking Neural Network (SNN) описано в роботі [100]. На відміну від традиційних штучних нейронних мереж (ШНМ), які працюють з неперервними значеннями сигналів, SNN використовує дискретні імпульси (спайки/ spike), подібні до імпульсів у біологічній нейронній мережі. SNN забезпечують високу точність масштабування зображень, проте процедура їх навчання складніша, ніж у традиційних ШНМ.

Існує ряд програм, призначених для масштабування зображень засобами ЗНМ. Наприклад, програма Waifu2x призначена для збільшення масштабу зображень у 2 або у 4 рази (під час однієї операції) [101]. Програма дозволяє обробляти зображення ітераційно, тобто вихідні зображення можна повторно масштабувати. Перед масштабуванням зображень можна вибрати модель обробки (наприклад, «photo»), рівень зменшення шуму (змінюється від низького до найвищого), коефіцієнт збільшення масштабу та розмір

прямокутного блоку зображення (Tile), в межах якого виконується обробка. До переваг програми Waifu2x належить можливість зменшувати рівень шуму на зображеннях у процесі масштабування. Проте, масштабування зображень за допомогою ШНМ характеризуються досить високою ймовірністю появи артефактів (рис. 1.11).

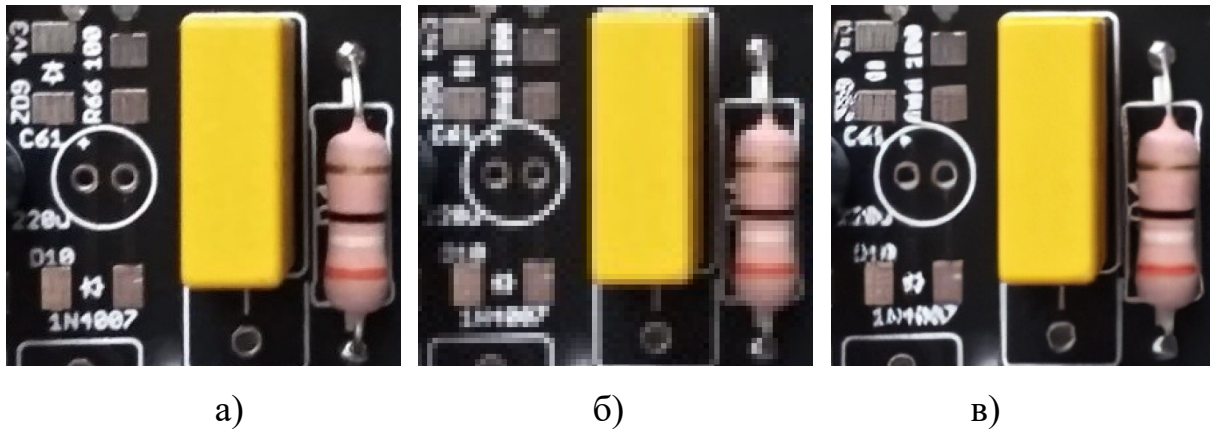


Рисунок 1.11 – Приклад масштабування зображення: а) початкове зображення; б) зображення у зменшеному в 4 рази масштабі; в) зображення у збільшеному в 4 рази масштабі, отримане засобами Waifu2x [102]

Наприклад, при зміні масштабу в 4 рази на масштабованому зображенні (рис. 1.11в) виникають спотворення у ділянках дрібних деталей (наприклад, зображень символів). Тому при масштабуванні зображень засобами ШНМ важливо вибрати релевантний набір даних для навчання мережі та якісно виконати процес навчання.

Проведений аналіз сучасних досліджень підтвердив потребу в розробці високоточних методів масштабування зображень методами інтерполяції та засобами ШНМ. Розглянуто можливості масштабування зображень ЗНМ з архітектурою SRCNN. Проаналізовано інші архітектури згорткових нейронних мереж (наприклад, FSRCNN, ESPCN, MADNet), які у порівнянні з SRCNN характеризуються вищою швидкістю, проте, мають складнішу структуру. Тому в телекомунікаційних системах із низькою швидкістю передачі для масштабування зображень доцільно використовувати нейронну мережу SRCNN, оскільки для таких систем SRCNN забезпечує достатню швидкодію.

Висновки до розділу 1

Проведено аналіз сучасних телекомунікаційних систем для передавання зображень, які застосовують провідні, оптичні та безпроводні лінії зв'язку. Початкові зображення зчитуються за допомогою цифрових відеокамер. Дані в телекомунікаційних системах застосовуються для надсилання користувачам або пристроям Інтернету речей. До важливих сфер застосування таких ТКС належать зокрема, екологічний, сільськогосподарський та технічний моніторинг. Практичне застосування потребує безпроводних систем моніторингу з низьким енергоспоживанням, які володіють відносно низькою пропускнуою здатністю. Тому обґрунтовано доцільність передавання зображень через канали телекомунікаційної системи у зменшеному масштабі з метою зменшення завантаженості таких каналів зв'язку.

Розглянуто технології, протоколи та засоби безпроводної передачі даних, зокрема, LPWAN, Bluetooth, Wi-Fi, Zigbee, SigFox. Показано, що у телекомунікаційних системах із низьким енергоспоживанням доцільно застосовувати протокол Enhanced ShockBurst (ESB). Розглянуто приклади практичної реалізації сучасних телекомунікаційних систем із низьким енергоспоживанням. Зроблено висновок, що в таких системах є ефективними радіомодулі NRF24L01 для безпроводної передачі даних, які керуються протоколом Enhanced ShockBurst. Описано способи керування радіомодулями за допомогою мікроконтролерів Arduino Uno та мікрокомп'ютерів Raspberry Pi.

Розглянуто можливості масштабування зображень методами інтерполяції та з використанням штучних нейронних мереж. Проаналізовано переваги та недоліки існуючих алгоритмів інтерполяції зображень, зокрема, алгоритмів найближчого сусіда, білінійної та бікубічної інтерполяції. Зроблено висновок про доцільність масштабування зображень з використання штучних нейронних мереж, а саме згорткових нейронних мереж з архітектурою надроздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN).

РОЗДІЛ 2

МЕТОД ПЕРЕДАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ТА АПАРАТНО-ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

2.1 Метод передавання зображень у телекомунікаційній системі

Розроблено метод передавання зображень у зменшеному масштабі засобами телекомунікаційної системи за допомогою радіомодулів, в якому застосовується масштабування зображень із адаптивним і комбінованим вибором алгоритмів інтерполяції та корекцією масштабованих зображень за допомогою згорткової нейронної мережі. Метод розроблено для ТКС, яка складається з підсистем передачі та прийому (рис. 2.1) [103-105]. У підсистемі передачі початкові зображення $fRGB$ досліджуваних об'єктів зчитуються за допомогою USB-відеокамери [32], приєднаної до мікрокомп'ютера Raspberry Pi. Зчитування кольорових зображень $fRGB$ з відеокамери виконується програмою «cam2nrf» на мові Python [106-108], яка також виконує масштабування зображень $fRGB$ у зображення меншого розміру $fRGBs$ (з коефіцієнтом зменшення масштабу $Sc1$, наприклад $Sc1 = 0.5$).

Цифрові кольорові зображення програмно обробляються як масиви $fRGB(i, k, c)$, де $i = 0, \dots, M-1$; $k = 0, \dots, N-1$; $c = 0, \dots, QC-1$; M – розмір зображення за висотою (у пікселях), N – розмір зображення за шириною, $QC = 3$ – кількість каналів кольору (RGB) [13]. Зменшення масштабу зображень виконується алгоритмом білінійної або бікубічної інтерполяції. Після цього зображення $fRGBs$ передаються через телекомунікаційні канали програмою «cam2nrf». Для дистанційної передачі сигналів використано радіомодулі nRF24L01 №1 та №2 на передаючій та приймаючій стороні відповідно (рис. 2.2).

На приймаючій стороні зображення $fRGBs$ зчитуються з радіомодуля №2 за допомогою мікроконтролера Funduino Uno (рис. 2.3) під керуванням програми «nrf_rx» (на мові C++). Funduino Uno фізично приєднано до комп'ютера через порт USB.

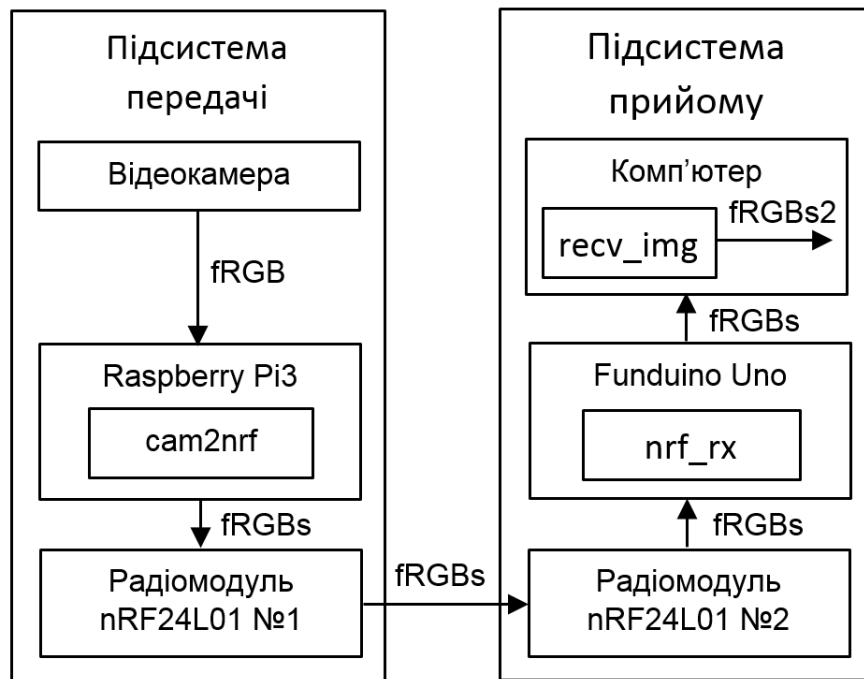


Рисунок 2.1 – Структурна схема телекомунікаційної системи

Зображення $fRGBs$ зчитуються в комп'ютері програмою «recv_img» (на мові Python), яка також виконує масштабування зображень $fRGBs$ до зображень $fRGBs2$ алгоритмом білінійної або бікубічної інтерполяції (коефіцієнт збільшення масштабу $Sc2$, наприклад $Sc2 = 2$). Після збільшення масштабу зображень виконується їх корекція засобами ШНМ, що дозволяє отримувати зображення з вищою візуальною якістю. У результаті на приймаючій стороні отримується зображення $fRGBs2$, розмір якого рівний розміру початкового зображення $fRGB$ (за потреби розмір зображення $fRGBs2$ можливо ще додатково збільшити).

2.2 Структурні та електричні принципові схеми підсистем телекомунікаційної системи

Схеми електричні підсистем телекомунікаційної системи розроблено засобами середовища автоматизованого проектування «EasyEDA Pro». В системі використано мікрокомп'ютер Raspberry Pi3, проте можливе використання більш нових моделей Raspberry Pi.

2.2.1 Структурна та електрична принципова схеми підсистеми передачі

Розроблено структурну (рис. 2.2) та електричну принципову схеми підсистеми передачі (рис. 2.3), яка призначена для зчитування зображень з відеокамери, їх масштабування та передавання через радіомодуль.

Підсистема передачі (Transmitter – передавач) містить такі блоки:

- 1) T1, блок зчитування зображення з відеокамери за допомогою мікрокомп'ютера Raspberry Pi (рис. 2.4а);
- 2) T2, блок радіомодуля nRF24L01 №1 (рис. 2.4б);
- 3) T3, блок живлення (рис. 2.5а);
- 4) T4, блок сонячних панелей (рис. 2.5б);
- 5) T5, блок акумулятора (рис. 2.6а);
- 6) T6, блок стабілізації напруги живлення (рис. 2.6б).

В підсистемі передачі в блоці T1 виконується зчитування зображення з відеокамери за допомогою мікрокомп'ютера Raspberry Pi [73, 74], а також масштабування зображення (рис. 2.2).

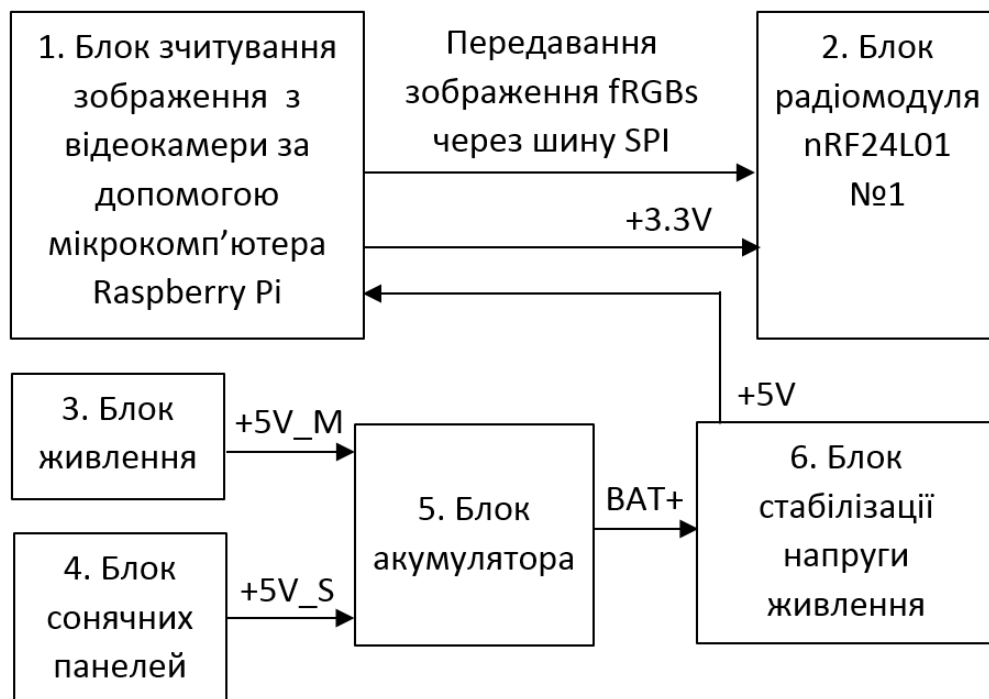


Рисунок 2.2 – Структурна схема підсистеми передачі

Після цього масштабоване зображення *fRGBs* передається в блок T2 радіомодуля через шину SPI. На виході блоку T3 (який живиться від електричної мережі з напругою 230 В) формується напруга живлення +5V_M (+5 В), яка подається на блок T5 акумулятора. Напруга живлення +5V_S (+5 В) також може отримуватися з блоку сонячних панелей T3, що особливо ефективно під час моніторингу віддалених об'єктів. З акумулятора (блок T5) напруга BAT+ подається на блок T6, де після стабілізації до рівня +5 В використовується для живлення блоків підсистеми.

Блок зчитування зображення (рис. 2.4а) виконує зчитування зображення з USB-відеокамери (U6) в мікрокомп'ютер Raspberry Pi (U3) через USB-порт; для індикації параметрів системи (стан передавання кадру або стан очікування, частота зчитування кадрів, розмір кадру) застосовується світлодіодний OLED (Organic Light-Emitting Diode – органічний світлодіод) дисплей (U4).

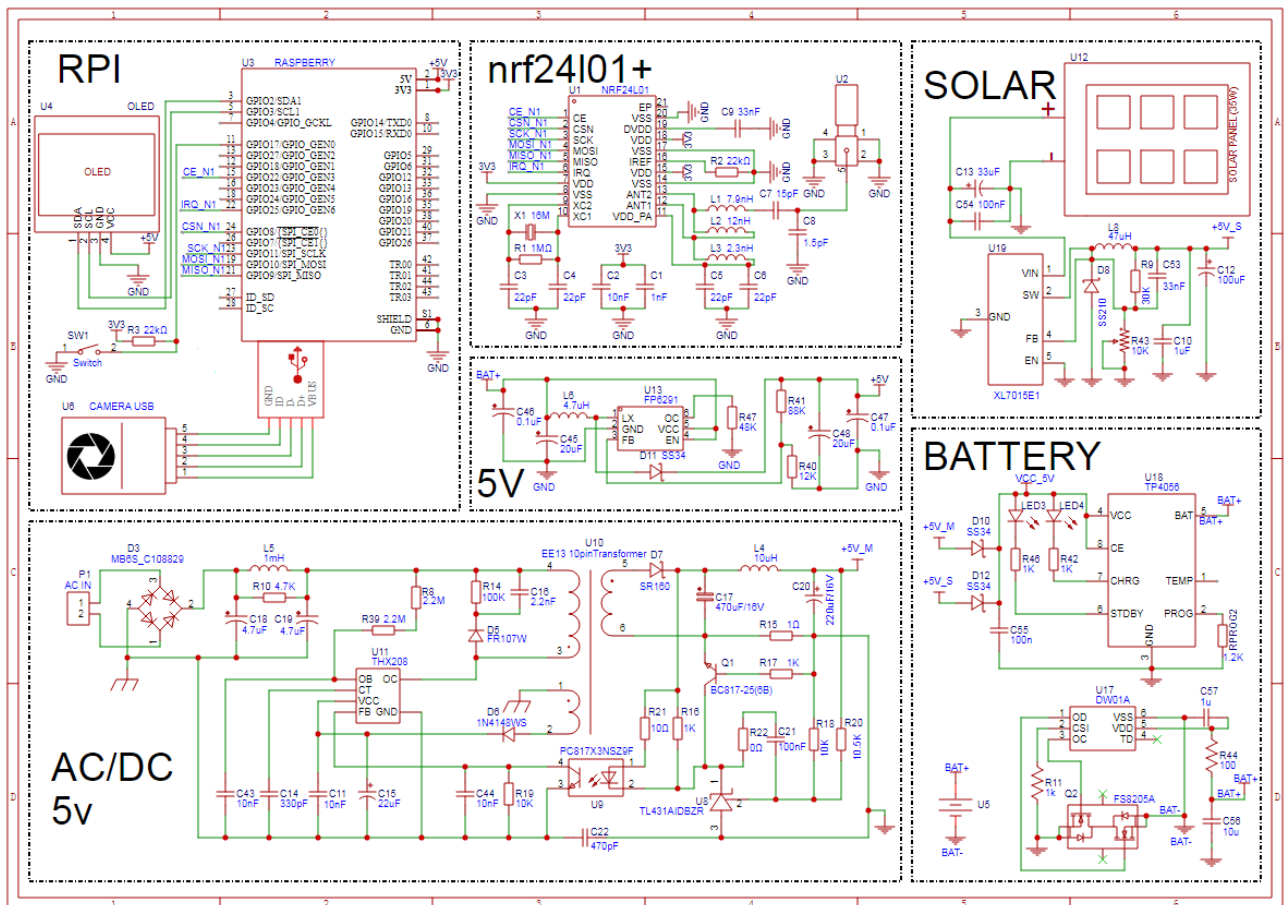


Рисунок 2.3 – Схема електрична принципова підсистеми передачі

Дисплей приєднується до Raspberry Pi через шину I2C (англ. Inter-Integrated Circuit, послідовна шина даних для зв'язку інтегральних схем) з використанням двох сигналів: SDA – послідовна лінія даних (англ. Serial Data) і SCL – послідовна лінія тактування (англ. Serial CLock) (рис. 2.4a).

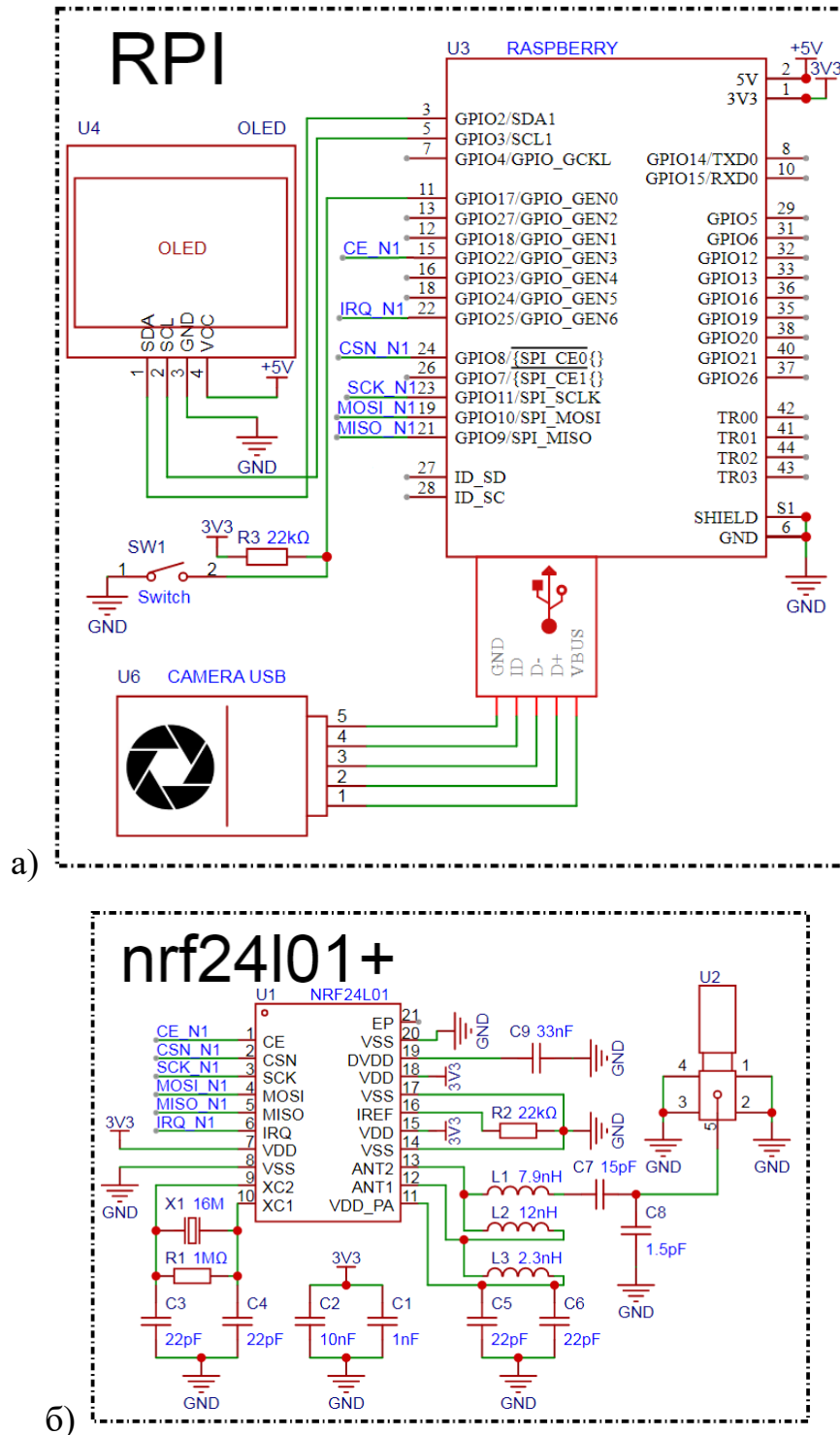


Рисунок 2.4 – Схеми електричні принципи блоків T1 та T2 підсистеми передачі: а) T1, блок зчитування зображення з відеокамери за допомогою мікрокомп'ютера Raspberry Pi; б) T2, блок радіомодуля nRF24L01 №1.

Для зв'язку Raspberry Pi з радіомодулем №1 (U1) застосовується шина SPI (англ., Serial Peripheral Interface, послідовний периферійний інтерфейс), який використовує такі сигнали:

- 1) MOSI – вихід ведучого, вхід веденого (англ. Master Out Slave In), який застосовується для передачі даних від ведучого пристрою до веденого;
- 2) MISO – вхід ведучого, вихід веденого (англ. Master in Slave Out), застосовується для передачі даних від веденого пристрою до ведучого;
- 3) SCK – послідовний тактовий сигнал (англ. Serial Clock), застосовується для передачі тактового сигналу для ведених пристроїв;
- 4) CSN – сигнал вибору веденого пристрою для передачі/читання даних (Chip Select); за замовчуванням як ведений пристрій вибирається радіомодуль №1.

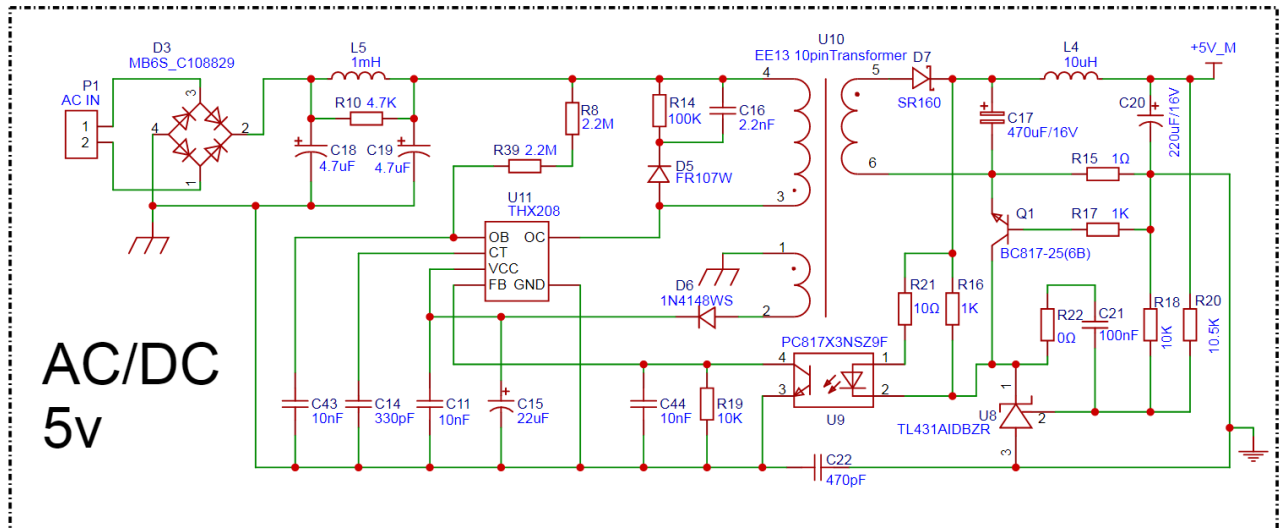
Блок T2 радіомодуля №1 (рис. 2.4б) містить мікросхему nRF24L01 (U1) [61-63] для зчитування зображень з Raspberry Pi через шину SPI (сигнали MOSI, MISO, SCK, CSN) і передавання їх через антену (U2). В радіомодулях може застосовуватися вбудована антена або зовнішня антена (яка забезпечує більшу відстань передачі). Сигнал CE призначений для активації радіочастини, CSN призначений для вибору SPI-пристрою, SCK означає SPI-тактування, MOSI – дані до nRF, MISO – дані від nRF, IRQ – вихід переривання (нові дані, помилка). Генератор частоти містить кварцовий резонатор X1 (16 МГц).

Модуль nRF24L01 з гаусівською частотною модуляцією (англ. Gaussian Frequency-Shift Keying, GFSK) формує радіопакет, який складається з: 1) префікса; 2) адреси приймача; 3) корисних даних; 4) CRC-контролю (Cyclic Redundancy Check – Циклічний надлишковий код) – це алгоритм перевірки правильності переданих або збережених даних.

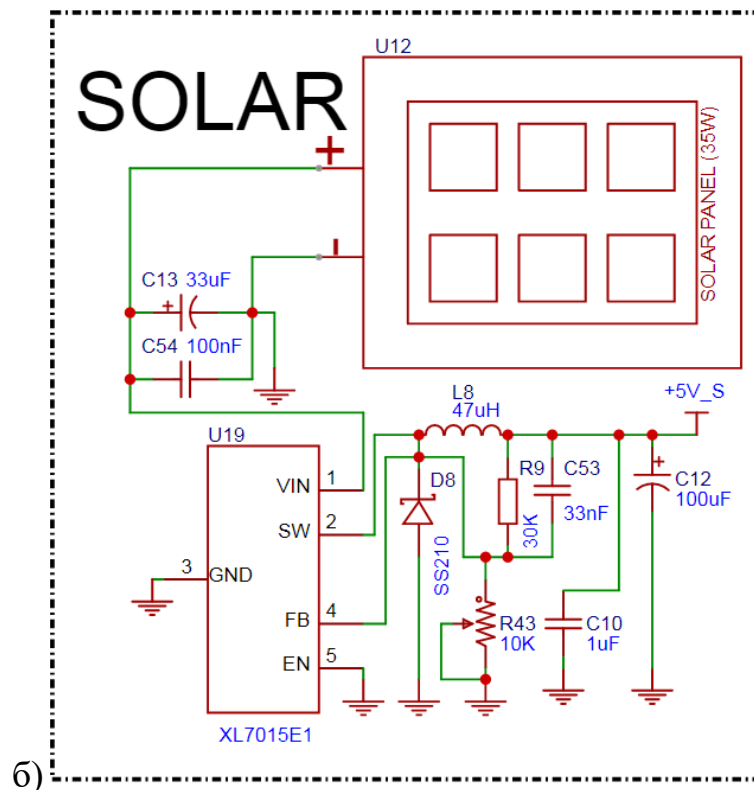
У радіомодулі використана гаусівська частотна модуляції GFSK – це один з видів частотної модуляції, який використовує Гаусівський фільтр для згладжування додатних/від'ємних відхилень частоти, що модулюються двійковими значеннями 1 або 0. Це використовується в пристроях технологій Bluetooth, Nordic Semiconductor, Texas Instruments LPRF, Z-Wave та ін. Для основного рівня передачі по Bluetooth потрібно мінімальне відхилення в

115 кГц. За рахунок згладжування стрибків частоти між бітами зменшується спотворення та шум, що робить передачу стабільнішою.

Імпульсний блок живлення (рис. 2.5а) перетворює змінний струм (230 В) з електричної мережі в постійний струм (5 В) із використанням трансформатора (U10), випрямлячів та стабілізатора напруги (5 В).



a)



б)

Рисунок 2.5 – Схеми електричні принципові блоків T3 та T4 підсистеми передачі: а) T3, блок живлення; б) T4, блок сонячних панелей.

Для керування вихідною напругою використовується ШІМ-контролер (контролер широтно-імпульсної модуляції) низької потужності для імпульсних джерел (U11). Регулювання вихідної напруги виконується за допомогою зворотного зв'язку з використанням регульованого стабілітрона TL431 (U9) та оптопари PC817 (U8), яка забезпечує гальванічну розв'язку. На виході блоку отримується напруга живлення (+5V_M). Блок живить пристрої системи (Raspberry Pi, радіомодуль №1) не безпосередньо, а через блок акумулятора (для забезпечення живлення навіть без доступу до електричної мережі).

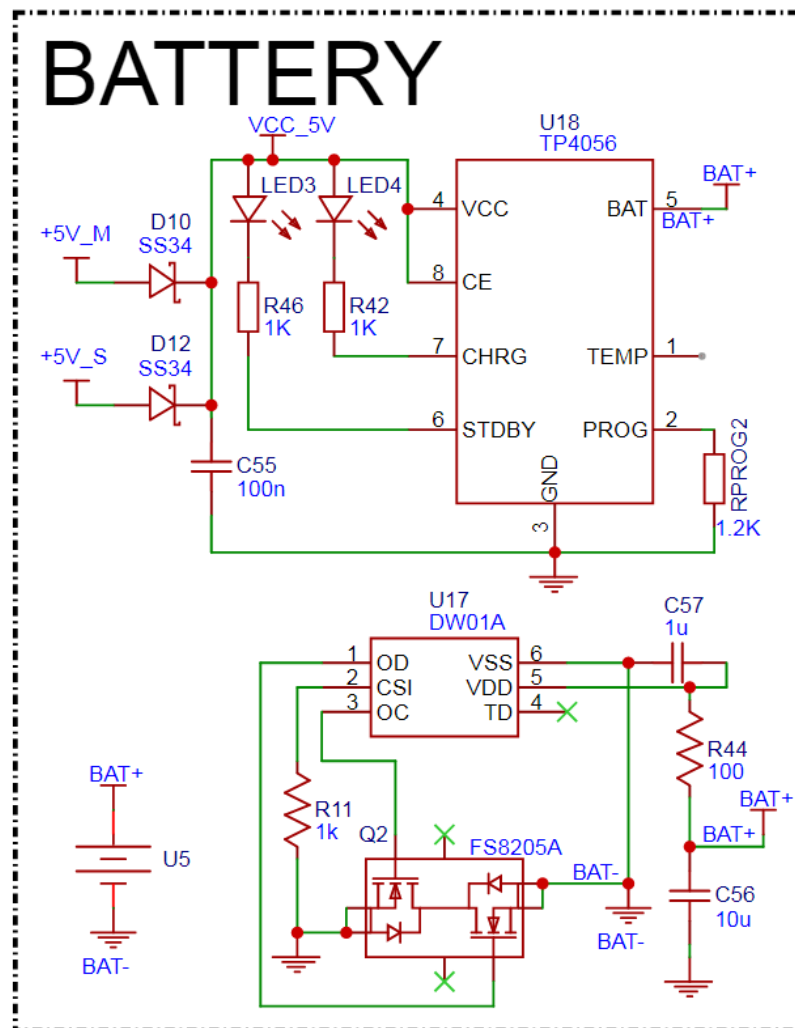
Блок сонячних панелей (рис. 2.5б) служить для заряду акумулятора та живлення пристроїв системи навіть без доступу до електричної мережі, що особливо важливо для мобільних пристроїв. Використано сонячні панелі (U12) з потужністю 35 Вт, оскільки такої потужності достатньо для живлення підсистеми. Напруга з сонячних панелей стабілізується на рівні 5В. На виході блоку отримується напруга живлення (+5V_S).

Блок акумулятора (рис. 2.6а) призначений для заряду батареї акумуляторів (U5) від блоку живлення (+5V_M) та від сонячних панелей (+5V_S). На виході блоку отримується напруга +5 В (BAT+). Рівень заряду блоку візуалізується за допомогою світлодіодних індикаторів.

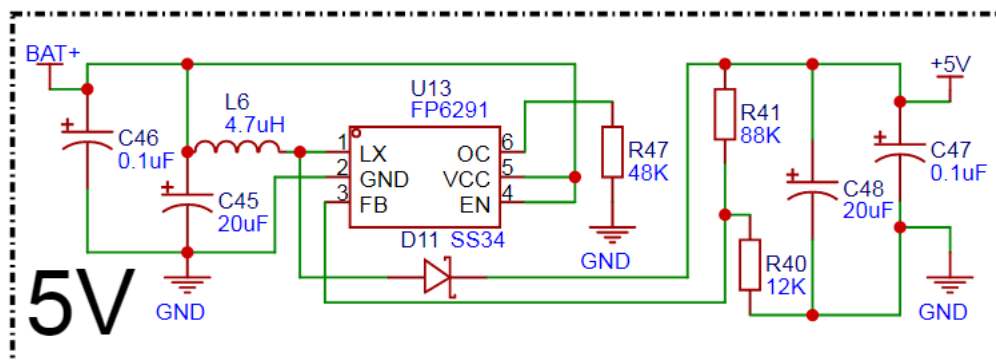
Блок стабілізації напруги живлення (рис. 2.6б) отримує напругу з блоку акумулятора і стабілізує її на рівні +5 В. Така напруга використовується для живлення пристроїв підсистеми.

Завдяки використанню блоку сонячних панелей (T4) та блоку акумулятора (T5) забезпечується значна мобільність розробленої системи (особливо підсистеми передачі, яка повинна знаходитися просторово близько до досліджуваних об'єктів). Акумулятори та сонячні панелі дають змогу працювати пристроям телекомунікаційної системи автономно. Це особливо важливо для дистанційного зондування певних територій, що застосовується, зокрема, в системах екологічного, сільськогосподарського або технічного моніторингу. Отримані дані просторовий розподіл стану досліджуваних об'єктів (наприклад, сільськогосподарських культур), можуть зберігатися та

аналізуватися в геоінформаційних системах (ГІС). Просторове положення досліджуваних об'єктів визначається із використанням GPS координат зчитаних зображень.



а)



б)

Рисунок 2.6 – Схеми електричні принципові блоків Т5 та Т6 підсистеми передачі: а) Т5, блок акумулятора; б) Т6, блок стабілізації напруги живлення.

2.2.2 Структурна та електрична принципова схеми підсистеми прийому

Розроблено структурну (рис. 2.7) та електричну принципову (рис. 2.8) схеми підсистеми прийому, яка призначена для отримання зображень через радіомодуль №2 і надсилання їх в комп'ютер.

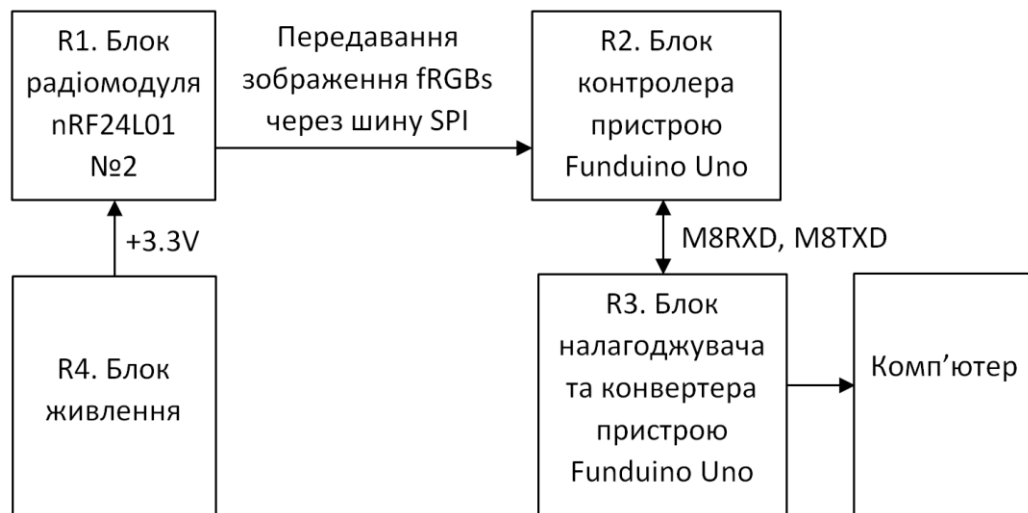


Рисунок 2.7 – Структурна схема підсистеми прийому

Підсистема прийому (Receiver – приймач) містить такі блоки:

- 1) R1, блок радіомодуля nRF24L01 №2 (рис. 2.9а);
- 2) R2, блок контролера пристрою Funduino Uno (рис. 2.9б);
- 3) R3, блок налагоджувача та конвертера пристрою Funduino Uno (рис. 2.10а);
- 4) R4, блок живлення (рис. 2.10б).

В підсистемі прийому (рис. 2.7) в блоці R1 (радіомодуль №2) виконується зчитування зображення *fRGBs* з підсистеми передачі та надсилання зображення через шину SPI в блок R2 контролера пристрою Funduino Uno [65-67]. З блоку R2 зображення через сигнали послідовної передачі (M8RXD, M8TXD) надсилається у блок R3 налагоджувача та конвертера пристрою Funduino Uno, а з нього через шину USB надсилається в комп'ютер для подальшої обробки та візуалізації. Блок R4 призначений для живлення блоку радіомодуля R2 (напруга живлення +3.3 В).

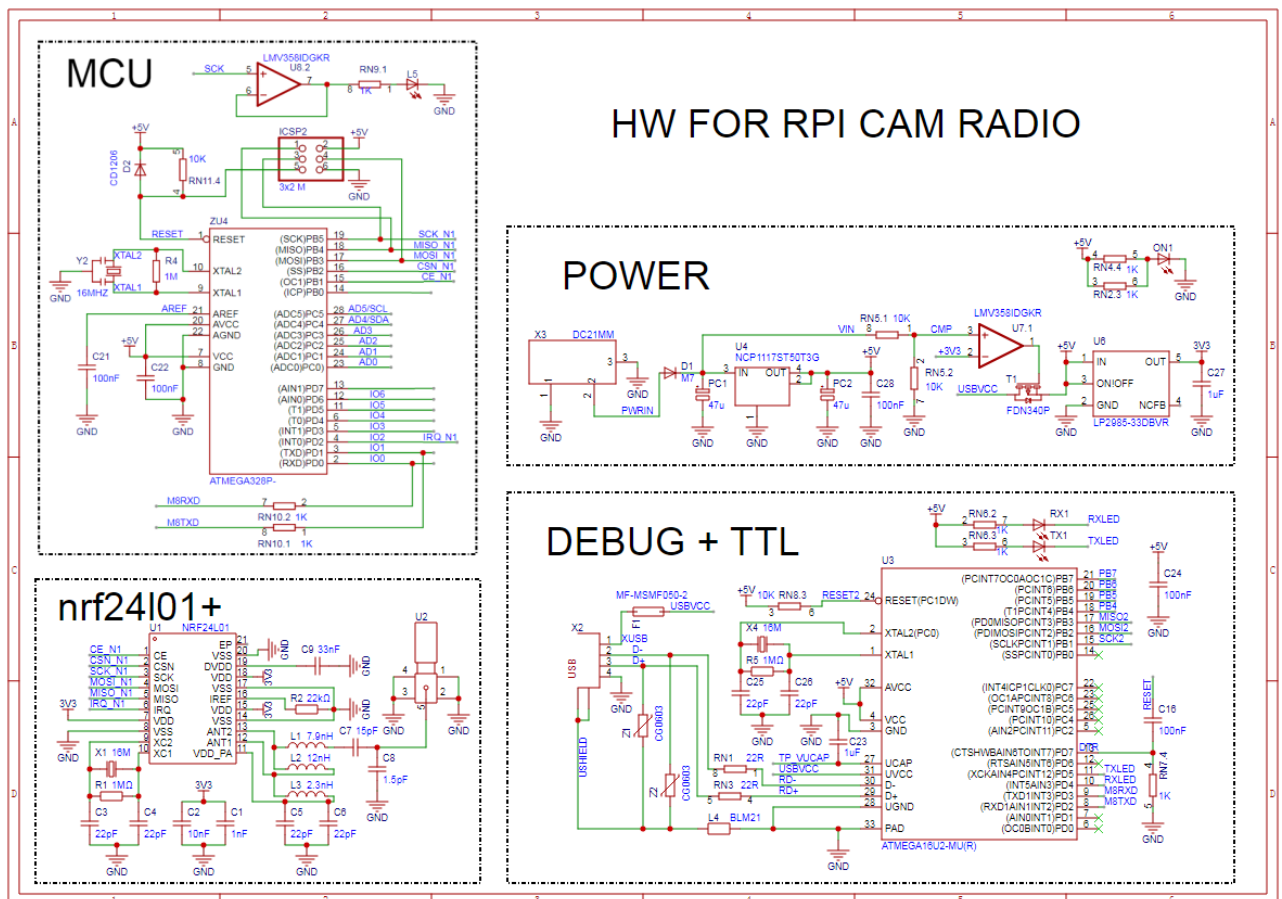


Рисунок 2.8 – Схема електрична принципова підсистеми прийому

Блок R1 радіомодуля nRF24L01 №2 (U1) призначений для зчитування сигналів (зображень) з антени (U2) і передавання їх в контролер ATMEGA328P пристрою Funduino Uno (U4) через шину SPI (сигнали MOSI, MISO, SCK, CSN) (рис. 2.9а).

У блок контролера пристрою Funduino Uno (рис. 2.9б) сигнали перетворюються у формат послідовної передачі: сигнал M8RXD (Receiver – приймач) для прийому та сигнал M8TXD (Transmitter – передавач) для передачі.

Завдяки безпроводному зв'язку через радіомодуль №1 та радіомодуль №2 сигнали з сенсорів (відеокамер) передаються на керуючий комп'ютер, а з нього можуть передаватися для подальшої обробки засобами провідного або безпроводного Інтернет з'єднання. Таким чином, розроблена ТКС працює як комунікаційна система для пристроїв Інтернету речей (IoT).

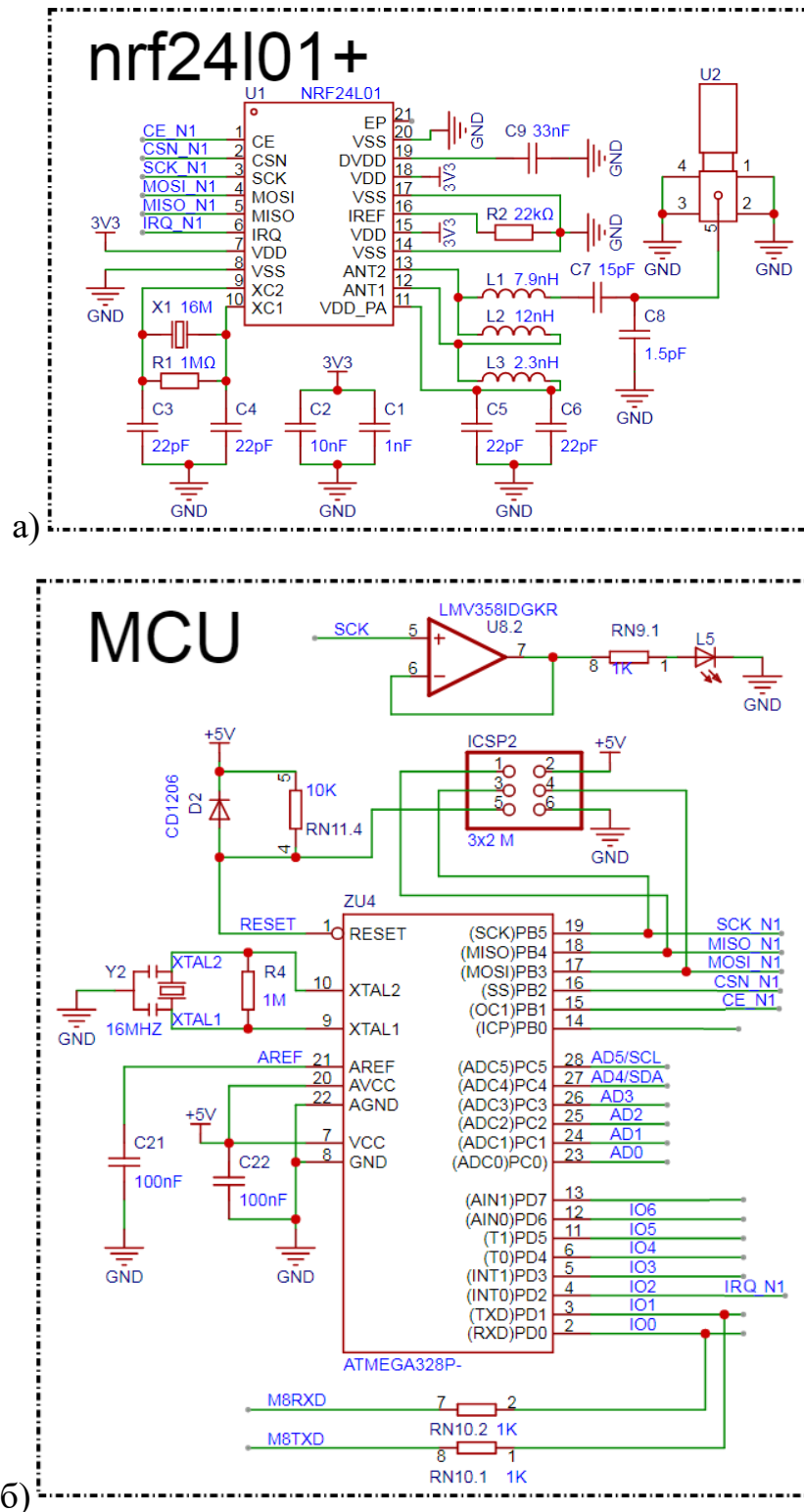
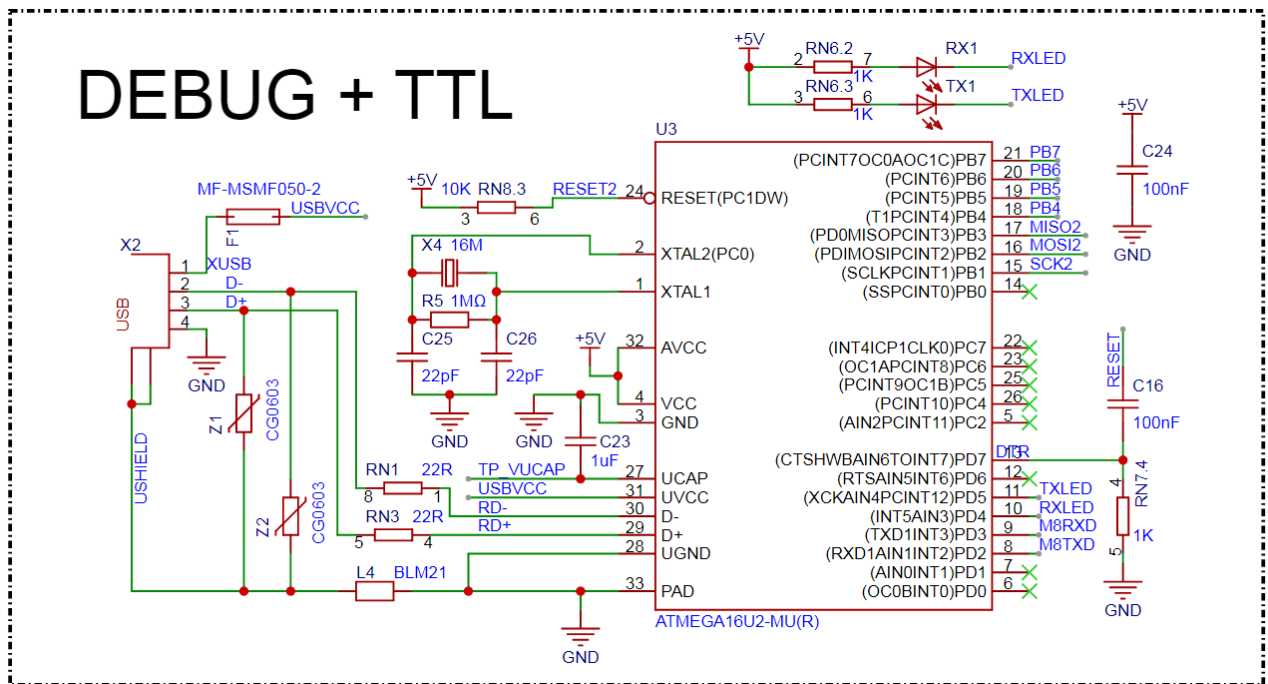


Рисунок 2.9 – Схема електрична принципова блоків підсистеми прийому: а) R1, блок радіомодуля nRF24L01 №2; б) R2, блок контролера Funduino Uno

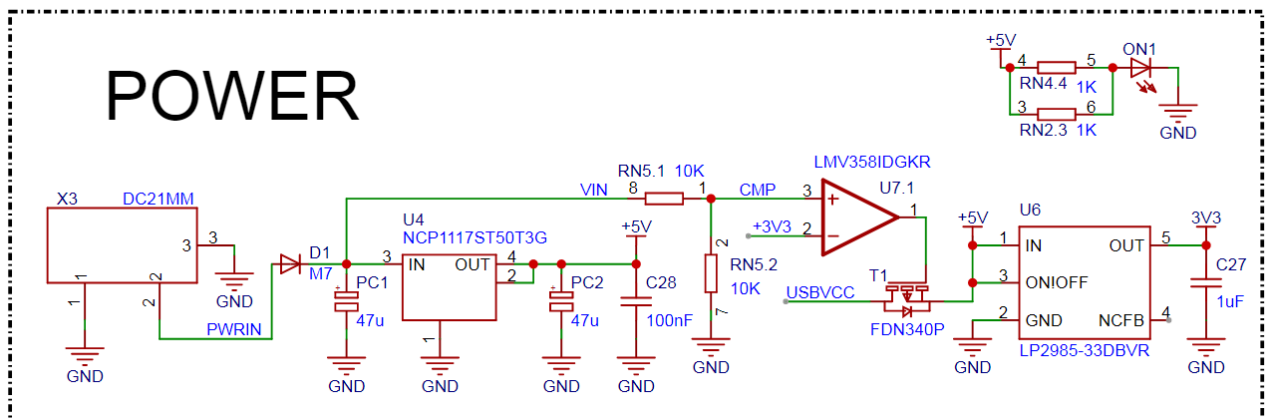
У блоці налагоджувача та конвертера пристрою Funduino Uno (рис. 2.10а) сигнал прийому M8RXD та сигнал передачі M8TXD у форматі послідовного COM-порту (з контролера пристрою Funduino Uno) перетворюються

(конвертуються) у формат шини USB, через який блок з'єднується з комп'ютером. Блок функціонує на основі мікроконтролера ATmega16U2-MU(R) (U3).

У блоці живлення підсистеми прийому (рис. 2.10б) на основі напруги 5В (із зовнішнього блоку живлення через конектор X3) формується напруга 3.3 В, яка використовується для живлення радіомодуля №2. Для формування стабільної напруги застосовується два лінійні стабілізатори (U4, U6).



а)



б)

Рисунок 2.10 – Схема електрична принципова блоків підсистеми прийому:

а) R3, блок налагоджувача та конвертера Funduino Uno; б) R4, блок живлення.

2.3 Апаратно-програмна реалізація телекомунікаційної системи

На основі розробленої структурної схеми (рис. 2.1) та електричних принципових схем (рис. 2.3, рис. 2.8) телекомунікаційної системи виконано апаратно-програмну реалізацію підсистеми передачі та підсистеми прийому.

2.3.1 Апаратна реалізація телекомунікаційної системи

У підсистемі передачі (рис. 2.11) початкові зображення досліджуваних об'єктів зчитуються у мікрокомп'ютер Raspberry Pi (наприклад, у мікрокомп'ютер Raspberry Pi3) [73, 74] з USB-відеокамери, приєднаної до відповідного USB-конвектора мікрокомп'ютера. У мікрокомп'ютері зображення fRGB перетворюються на зображення меншого розміру fRGBs, які передаються через телекомунікаційні канали засобами радіомодуля nRF24L01 №1 (на передаючій стороні) та радіомодуля nRF24L01 №2 (на приймаючій стороні). Радіомодуль nRF24L01 працює на частоті 2.4 ГГц та підтримує швидкість передачі даних до 2 Мбіт/с у режимі передавача або приймача (на відстані до 520 метрів) [61-63]. На відстані до 1000 м швидкість передачі через радіомодуль складає 250 Кбіт/с. Радіомодуль керується за протоколом SPI та споживає незначний струм (до 13.5 мА) при напрузі живлення 3.3 В. При передачі через радіомодуль дані розділяються на пакети розміром 32 байти.

В системі використано два види радіомодулів nRF24L01:

- 1) з вбудованою антеною (дальність передачі даних до 100 м) (рис. 2.11);
- 2) із зовнішньою антеною (дальність передачі даних до 1000 м) (рис. 2.12).

Вказані дальності передачі даних можливо забезпечити на відкритій місцевості у зоні прямої видимості, а при наявності перешкод дальність передачі зменшується.

Методом 3D друку виготовлено пластикові кріплення (платформи) для радіомодулів, мікрокомп'ютера Raspberry Pi3 та мікроконтролера Funduino Uno (рис. 2.12).

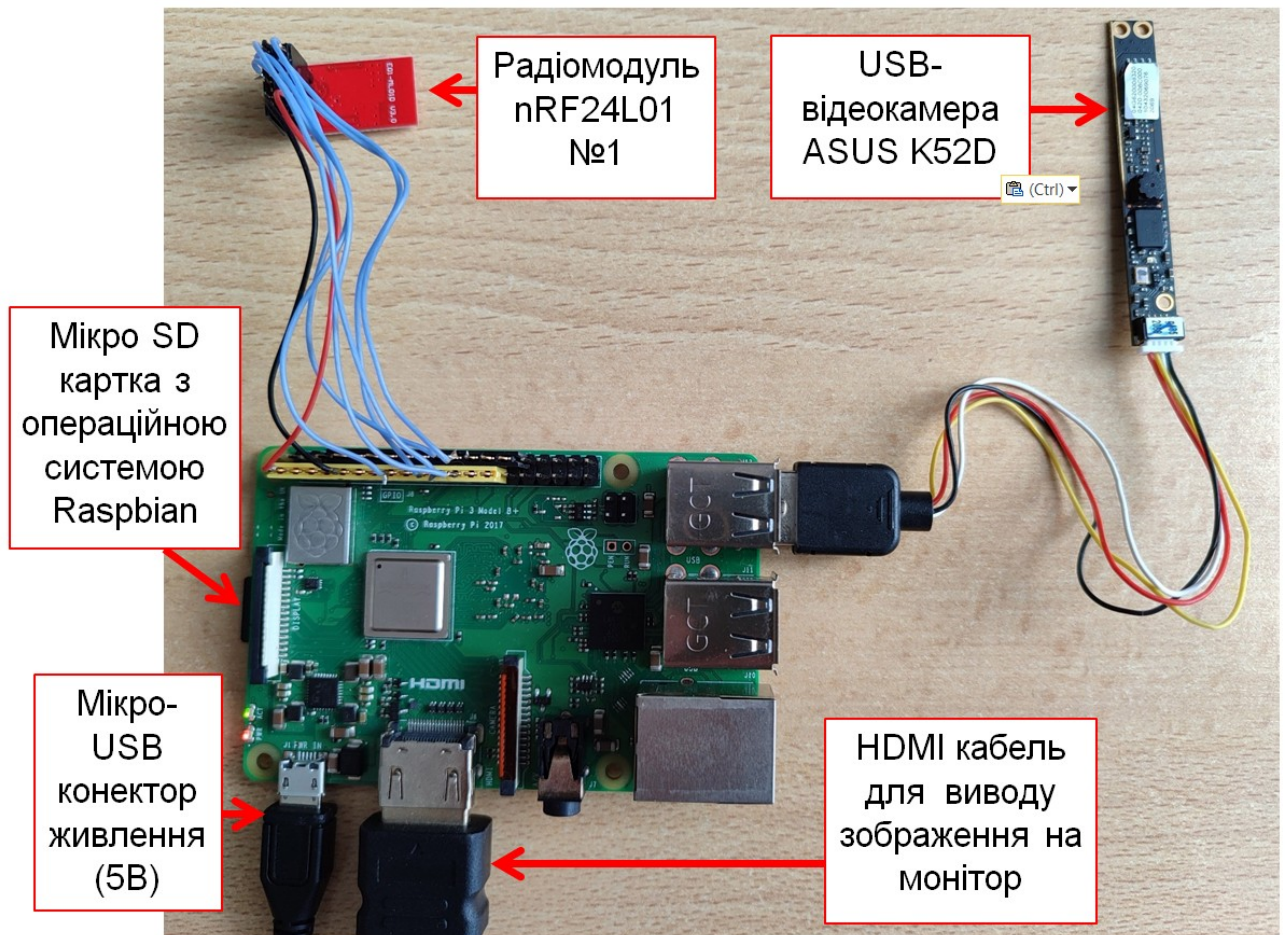


Рисунок 2.11 – Реалізація підсистеми передачі: відеокамера ASUS K52D (справа), мікрокомп'ютер Raspberry Pi3 та радіомодуль nRF24L01 №1 (зліва вгорі) з вбудованою антеною

Розроблена ТКС дає змогу зчитувати зображення за допомогою різних моделей відеокамер. Зокрема, використано USB-відеокамеру ASUS K52D (камеру ноутбука) з роздільною здатністю 640×480 пікселів та відеокамеру Logitech HD Webcam C270 з максимальною роздільною здатністю 1280×720 пікселів (використовується також роздільна здатність 640×480 пікселів, максимальна частота кадрів з секунду – 30). В мікрокомп'ютері Raspberry Pi3 зображення також зчитуються через порт CSI (Camera Serial Interface).

У системі використано мікрокомп'ютер Raspberry Pi3 (модель Raspberry Pi 3B+), проте можливе застосування новіших моделей Raspberry Pi4, Raspberry Pi5 (які володіють вищою швидкодією).

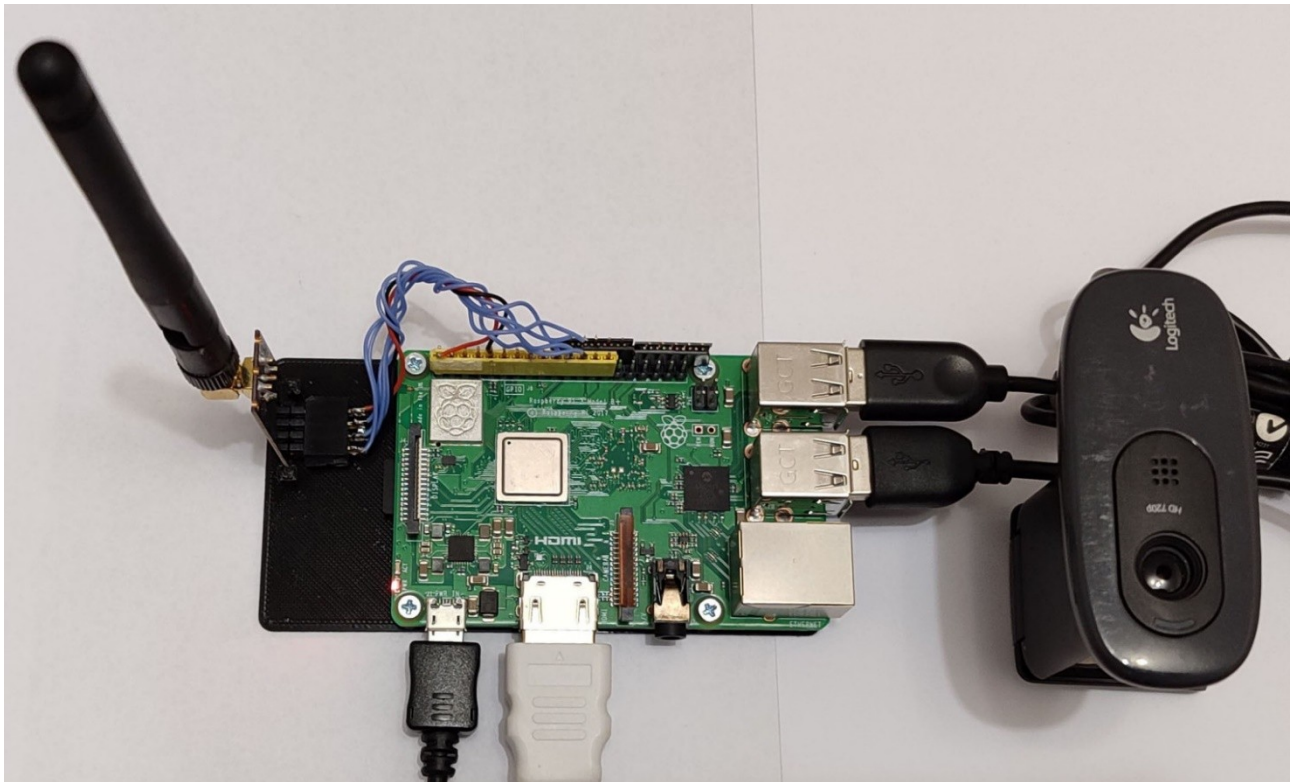


Рисунок 2.12 – Реалізація підсистеми передачі: відеокамера Logitech HD Webcam C270 (справа), мікрокомп'ютер Raspberry Pi3 та радіомодуль nRF24L01 №1 (зліва) із зовнішньою антеною

Основні параметри мікрокомп'ютера Raspberry Pi 3B+ такі [73]:

1. Процесор Broadcom BCM2837B0, Cortex-A53 (ARMv8) 64-bit, 1.4GHz.
2. Оперативна пам'ять 1GB LPDDR2 SDRAM.
3. WiFi IEEE 802.11.b/g/n/, Bluetooth 4.2.
4. Порт Gigabit Ethernet.
5. 40-піновий конектор GPIO (General-Purpose input/output, інтерфейс введення виведення загального призначення).
6. Конектор HDMI для приєднання монітору.
7. 4 порта USB 2.0.
8. Порт CSI (Camera Serial Interface) для під'єднання відеокамери.
9. Порт DSI (Display Serial Interface) для під'єднання дисплею.
10. Порт аудіовиходу.
11. Порт мікро SD.
12. Порт живлення на 5 В та 2.5 А.

Живлення мікрокомп'ютера здійснюється через конектор MicroUSB, при цьому сила струму повинна бути не менше 0.5-0.7 А (для Raspberry Pi3). Мікрокомп'ютери оснащені слотом для карт пам'яті формату MicroSD, на які записана операційна система Raspbian. Для приєднання дисплея використовуються інтерфейси: RCA Video (композитний) та мультимедійний інтерфейс високої чіткості HDMI (High Definition Multimedia Interface). Перевагою Raspberry Pi є можливість застосування апаратних портів введення/виводу GPIO (General Purpose Input/Output – входи/виходи загального призначення), які містять 40 пінів (рис. 2.13). На пінах GPIO реалізовані інтерфейси UART, консольний порт, шина SPI (Serial Peripheral Interface – послідовний периферійний інтерфейс) і I²C (Inter-Integrated Circuit – послідовна шина даних для зв'язку інтегральних схем). З пінів GPIO також отримуються напруги живлення +3.3 В та +5В. Завдяки пінам GPIO до Raspberry Pi приєднуються радіомодулі (через шину SPI) та інші пристрої. Відеокамери приєднуються через слоти CSI та USB порти Raspberry Pi. Через USB порти приєднуються також клавіатура, USB-накопичувачі та інші пристрої.

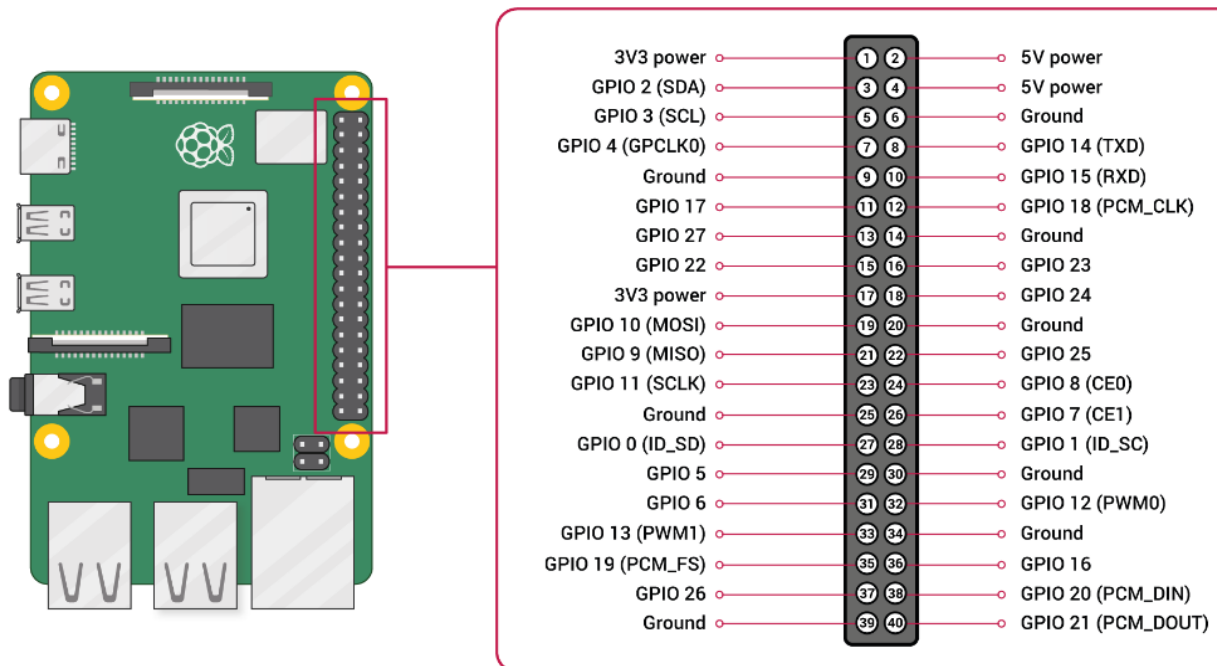
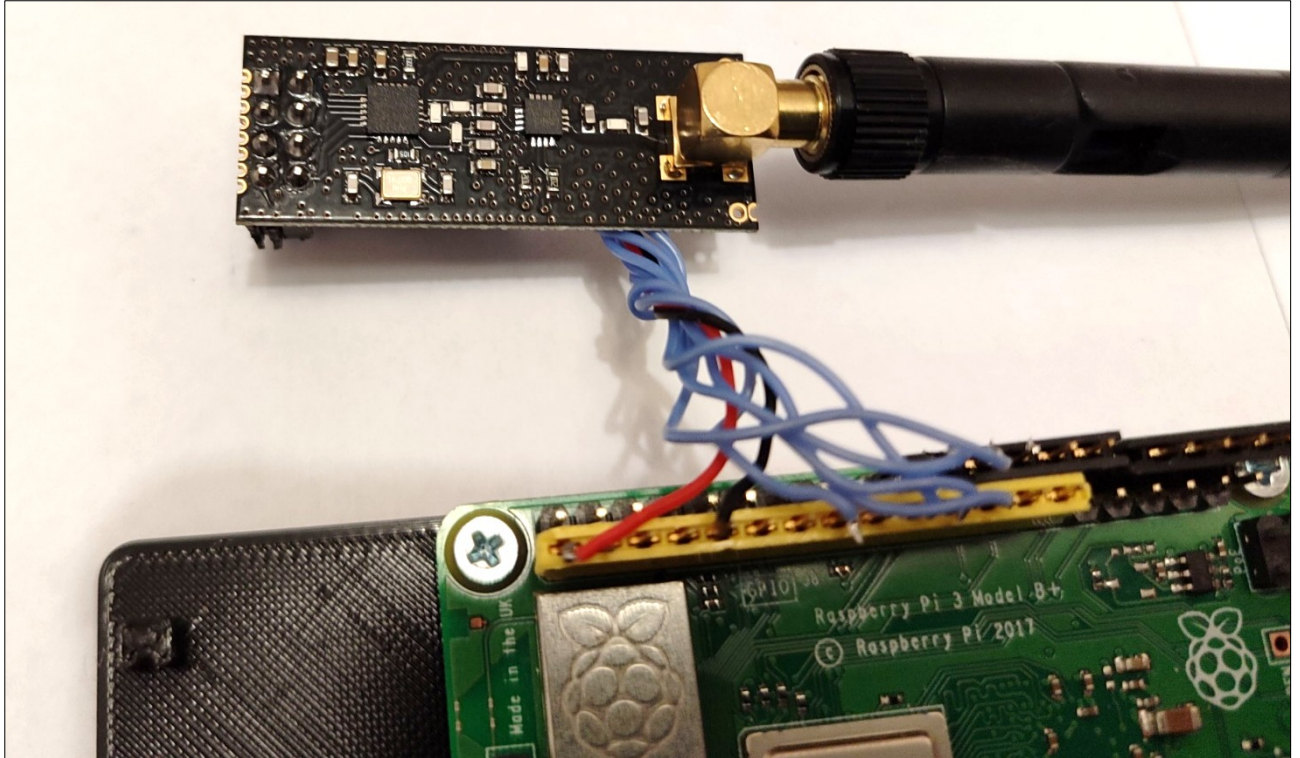
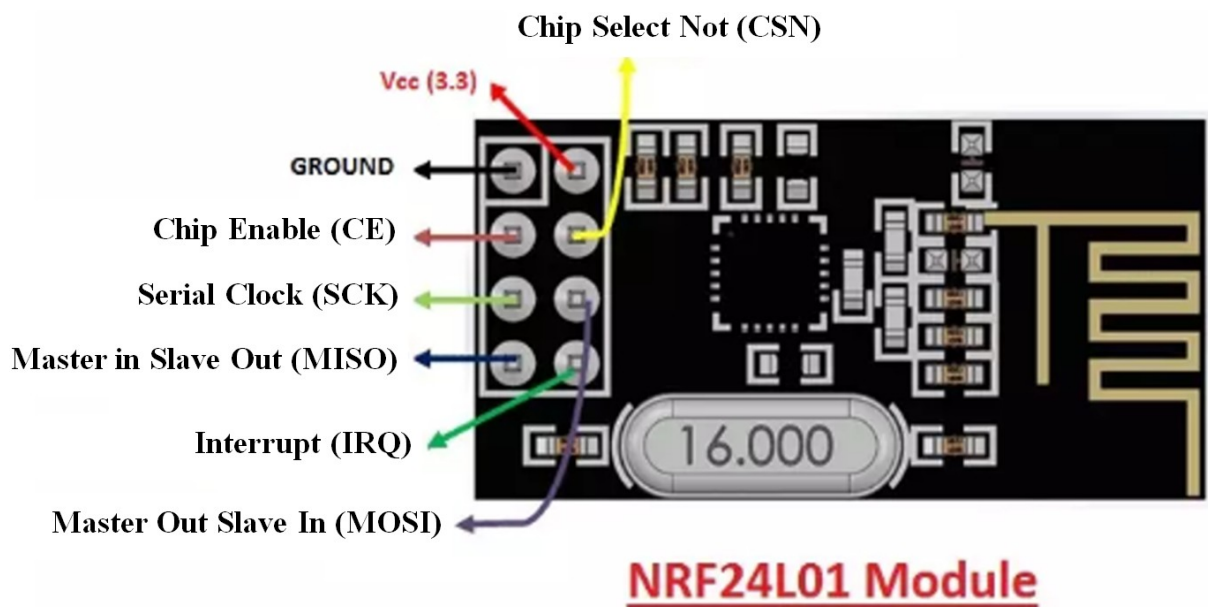


Рисунок 2.13 – Призначення пінів GPIO мікрокомп'ютера Raspberry Pi 3

Радіомодуль nRF24L01 [61] керується через інтерфейс SPI з використанням сигналів MOSI, MISO, SCK, CSN (рис. 2.46), які подаються на відповідні піни мікрокомп'ютера Raspberry Pi3 або мікроконтролера Funduino Uno (рис. 2.14).



a)



б)

Рисунок 2.14 – Зовнішній вигляд радіомодуля nRF24L01, приєднаного до Raspberry Pi3 (а) та його сигнали (б)

Згідно з принциповою електричною схемою (рис. 2.15) радіомодуль керується сигналами CE, CSN, SCK, MOSI, MISO, за допомогою яких здійснюється налаштування протоколу передачі, регулюється потужність вихідного сигналу та інші параметри.

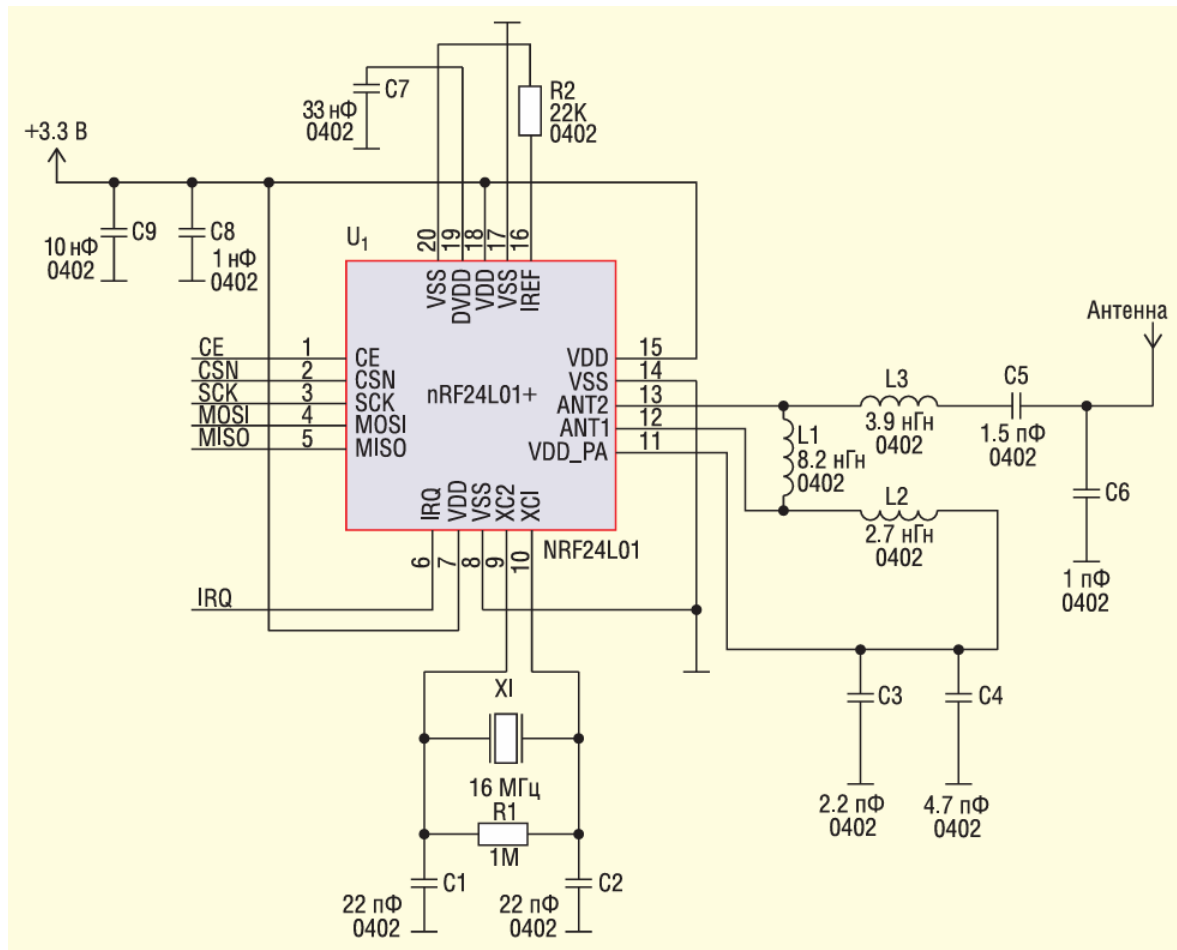


Рисунок 2.15 – Принципова електрична схема радіомодуля nRF24L01 [64]

Радіомодуль nRF24L01 має чотири робочі режими:

1. RX MODE – приймання даних.
2. TX Mode – передавання даних.
3. Standby – сплячий режим.
4. Power Down – вимкнений стан.

Радіомодуль працює на частоті 2.4 ГГц, яка не потребує ліцензування, підтримує швидкість передачі даних до 2 Мбіт/с. Частотний діапазон радіомодуля nRF24L01 (від 2.4 до 2.527 ГГц) розбитий на 128 каналів із кроком 1 МГц. Низька напруга живлення 3.3 В сприяє низькому енергоспоживанню

(максимальний споживаний струм 13.5 мА для швидкості передачі 2 Мбіт/с), що особливо важливо для мобільних пристроїв.

Швидкодія радіомодуля дозволяє передавати різноманітні сенсорні дані, включаючи звук і зображення (рис. 2.16). Радіомодуль nRF24L01 [64] застосовується в різноманітних сферах, зокрема, в комп'ютерних мережах, мобільних і вбудованих системах, розумних будинках, сенсорних мережах, системах екологічного моніторингу та ін.



Рисунок 2.16 – Застосування радіомодулів nRF24L01, керованих пристроями Arduino, для безпроводної передачі даних

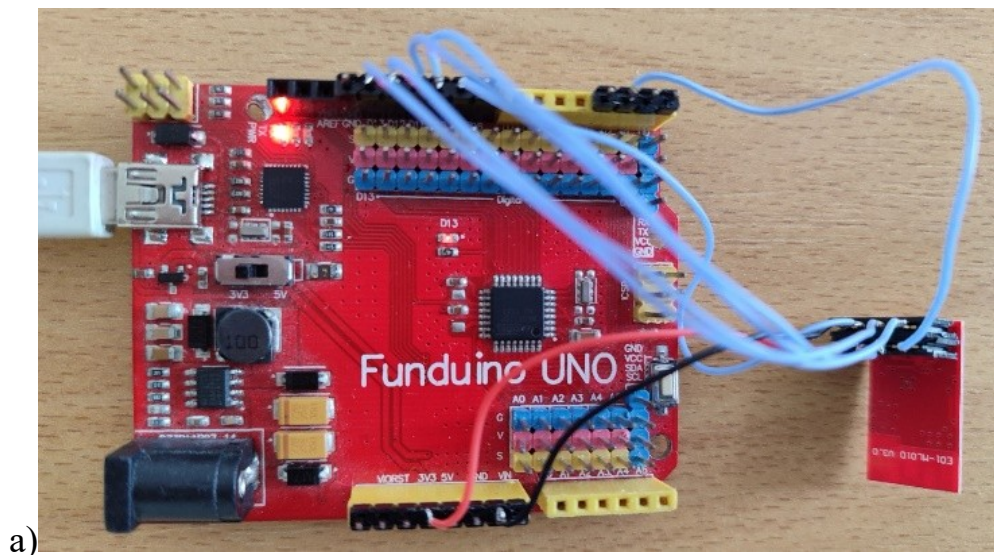
Завдяки застосуванню сплячого режиму забезпечується мінімальне енергоспоживання модуля в моменти часу, коли не відбувається передача даних.

Основні характеристики радіомодуля nRF24L01 такі:

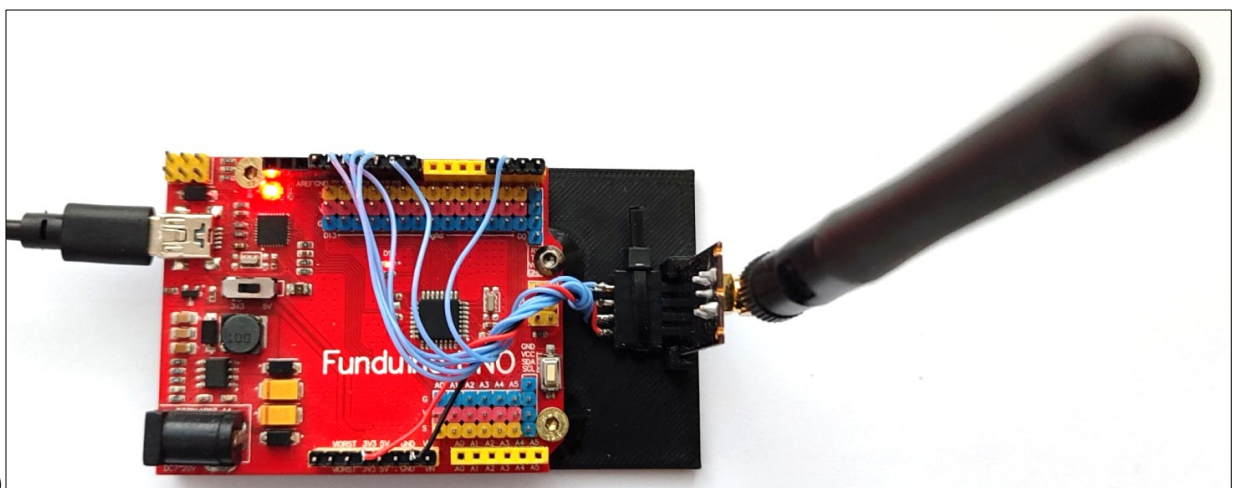
1. Швидкість передачі даних до 2 Мбіт/с (вибирається з ряду 2, 1, 0.25 Мбіт/с).
2. Підтримка 126 каналів зв'язку і підключення один до багатьох.
3. Стрибкоподібна перебудова частоти.
4. Апаратний контроль помилок передавання даних.
5. Вбудована антена на 2.4 ГГц.
6. Розміри: 15 × 29 мм.
7. Дальність передачі даних до 100 м (з вбудованою антеною), до 1000 м (із зовнішньою антеною).

Радіомодуль nRF24L01 забезпечує передавання даних на значну відстань при низькому енергоспоживанні за рахунок його високої чутливості в режимі приймача. Наприклад, при швидкості передачі 2 Мбіт/с чутливість, яка описує абсолютну потужність сигналу, складає 82 дБм (децибел-міліват) у логарифмічній шкалі відносно 1 мілівата потужності (1 мВт).

У підсистемі прийому зображення *fRGBs* зчитуються з радіомодуля №2 за допомогою мікроконтролера Funduino Uno (рис. 2.17), з якого зображення через порт USB надсилаються в комп'ютер. За рахунок використання зовнішньої антени (рис. 2.17б) дальність передачі значно збільшується (до 1000 м на відкритій місцевості без завад).



а)



б)

Рисунок 2.17 – Реалізація підсистеми прийому: радіомодуль nRF24L01 №2 (справа), мікроконтролер Funduino Uno: а) радіомодуль з вбудованою антеною; б) радіомодуль із зовнішньою антеною

2.3.2 Програма для зчитування зображень з відеокамери та передавання їх через радіомодуль

У підсистемі передачі зчитування кольорових зображень *fRGB* з відеокамери та надсилання їх у підсистему прийому виконується програмою «sam2nrf» (розробленою на мові Python) [106-107], яка функціонує на базі мікрокомп'ютера Raspberry Pi в середовищі Thonny (додаток Г). Перед надсилання програма «sam2nrf» виконує масштабування початкових зображень *fRGB* у зображення меншого розміру *fRGBs* з коефіцієнтом зменшення масштабу $Sc1$, що дозволяє зменшити завантаженість каналів ТКС. Зменшення масштабу зображень виконується алгоритмом білінійної або бікубічної інтерполяції (наприклад, з коефіцієнтом зменшення масштабу $Sc1 = 0.5$).

У програмі «sam2nrf» зчитування зображень як кадрів відеопотоку з USB-відеокамери виконується з використанням бібліотеки OpenCV. За замовчуванням програма зберігає зображення у форматі JPEG (з метою компресії даних). Степінь компресії зображень залежить від їх роздільної здатності, рівня шуму, вимог до візуальної якості зображень та інших факторів. За замовчуванням степінь компресії складає 50%, при якому спотворення на зображеннях є незначними. Керування бездротовим радіомодулем nRF24L01 №1 виконується з використанням програмної бібліотеки RF24. Зчитування, обробка та передача зображень в програмі sam2nrf поділяється на такі етапи:

1. Зчитування зображення з відеокамери.
2. Зменшення розміру зображення.
3. Перетворення зображення у формат JPEG.
4. Надсилання зображення через радіомодуль nRF24L01 (спочатку надсилається розмір файлу, а далі в циклі надсилаються фрагменти зображення як пакети розміром 32 байти).

Робота програми описується таким алгоритмом (рис. 2.18).

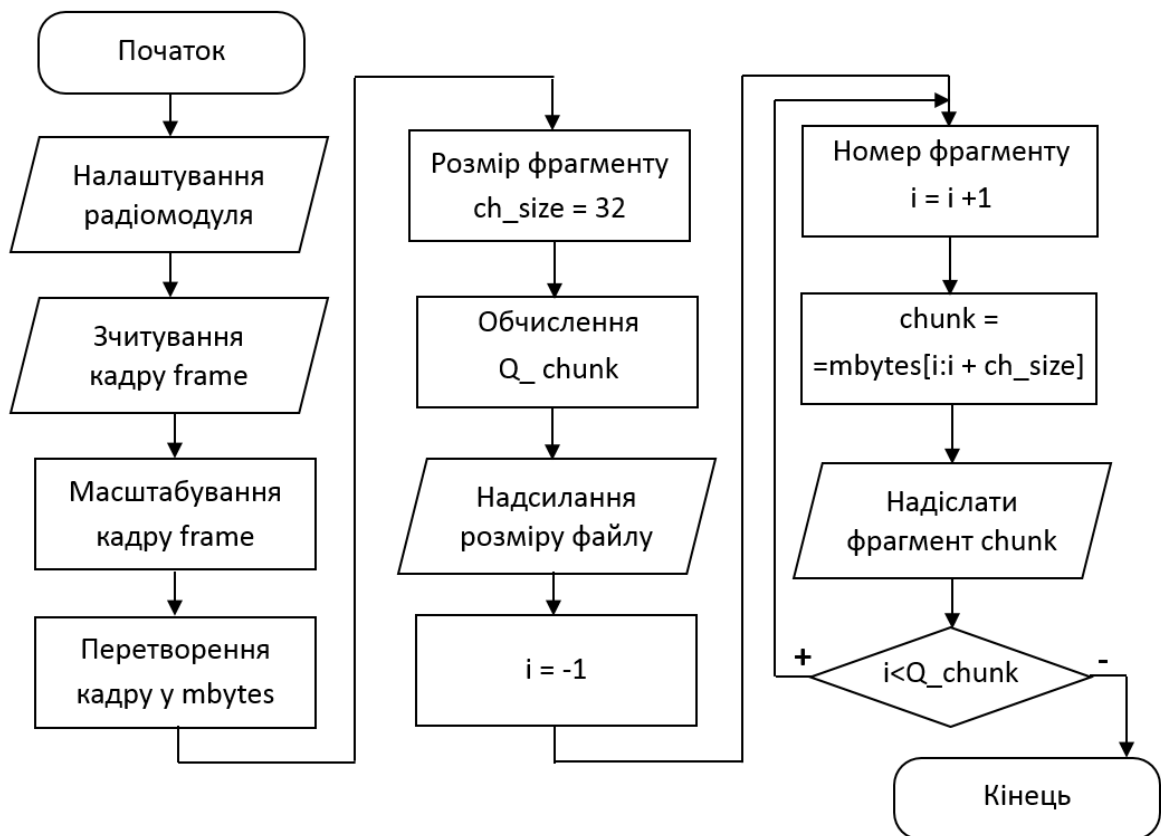


Рисунок 2.18 – Схема алгоритму програми «sam2nrf» для зчитування та передавання зображень

Налаштування радіомодуля полягає у створенні об'єкту «radio», пов'язаного з радіомодулем, та виконанні таких команд:

```

radio.setPALevel(RF24_PA_HIGH) # Встановити високу потужність сигналу
radio.setPayloadSize(32) # Встановити розмір одного пакета (32 байти)
radio.openWritingPipe(b"1chnu") # Встановити адресу приймача
radio.stopListening() # Перемикає в режим передавача
  
```

Зчитування кадру «frame» з відеокамери виконується командою:

```

cap = cv2.VideoCapture(0) # Відкрити камеру, використовуючи OpenCV (cv2)
ret, frame = cap.read() # Зчитати (захопити) кадр
  
```

Зменшення масштабу кадру «frame» виконується командами:

```

Sc1 = 2 # коефіцієнт зменшення масштабу (scale_factor)
frame = cv2.resize(frame, (frame.shape[1] // Sc1, frame.shape[0] // Sc1),
interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
  
```

Під час масштабування використовується бікубічна інтерполяція (метод «cv2.INTER_CUBIC») або білінійна (метод «cv2.INTER_LINEAR»).

Далі масштабоване зображення «frame» перетворюється у формат «JPEG» і стискується (наприклад, зі ступенем компресії 50%). Ступінь компресії зображення лежить в діапазоні від 0 до 100%, де 0 означає максимальну компресію, а 100% – мінімальну. Для подальшої передачі зображення «frame» перетворюється у масив байтів *mbytes*. Встановлюється розмір фрагменту *chunk_size* = 32 (байт) і обчислюється кількість фрагментів *Q_chunk* у файлі.

Через радіомодуль виконується надсилання розміру файлу *size_header*. Після цього в циклі з лічильником *i* (номер фрагменту) виконується надсилання *Q_chunk* фрагментів зображення *chunk* через радіомодуль. Після надсилання всього зображення робота програми завершується.

2.3.3 Програма для зчитування зображень з радіомодуля

У підсистемі прийому зображення *fRGBs* зчитуються з радіомодуля №2 та надсилаються в USB порт комп'ютера за допомогою програми «nrf_rx» (C++) (додаток Д), яка функціонує за таким алгоритмом (рис. 2.19). Програма (скетч) розроблена в інтегрованому середовищі розробки Arduino IDE, з якого завантажена в пристрій Funduino Uno.

Програма *nrf_rx*, яка виконується на мікроконтролері Funduino Uno, використовується для прийому бездротових даних за допомогою радіомодуля nRF24L01 №2, налаштовуючи його у режим приймача. Для роботи з радіомодулем використовуються бібліотеки *nRF24L01.h* та *RF24.h*, а для керування радіомодулем через SPI використовується бібліотека *SPI.h*. На початку програми виконується налаштування радіомодуля, створюється об'єкт *radio* для радіозв'язку через nRF24L01.

Далі виконується встановлення адреси каналу зв'язку, наприклад, "1chnu" (як для передавача); встановлення швидкості передачі (з переліку 250 Кбіт/с, 1 Мбіт/с, 2 Мбіт/с) та розміру пакета даних (32 байтів).

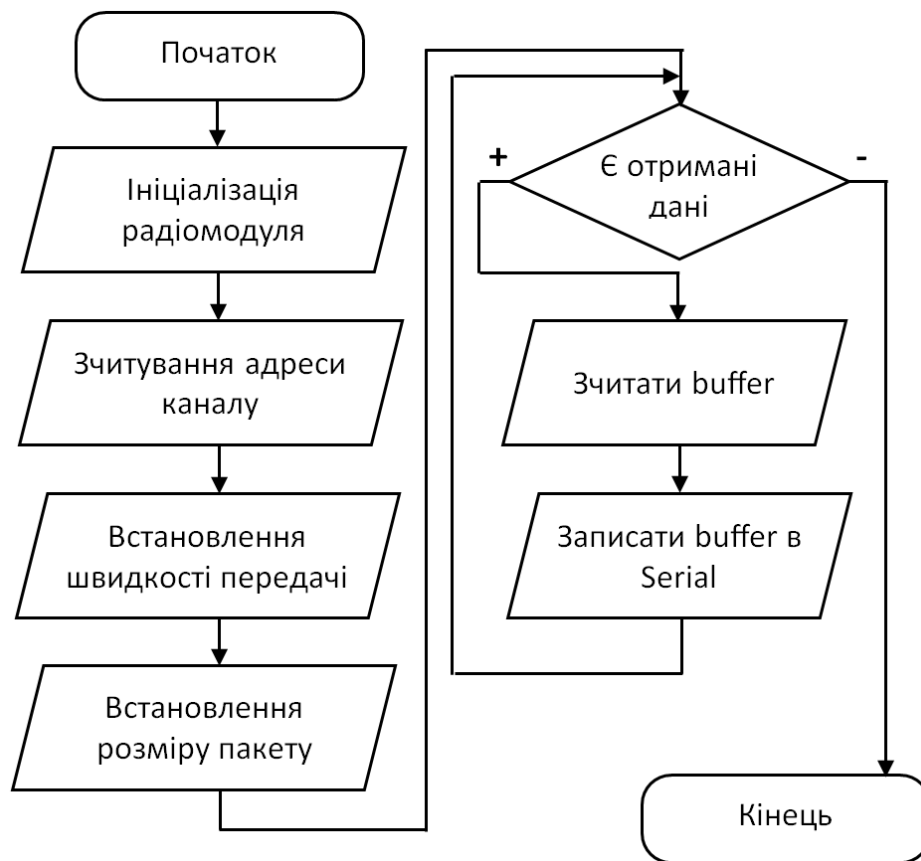


Рисунок 2.19 – Схема алгоритму програми «nrf_rx» для зчитування зображень з радіомодуля

Також можливе налаштування потужності радіосигналу у діапазоні від RF24_PA_MIN до RF24_PA_MAX, де значення RF24_PA_LOW забезпечує мінімальне енергоспоживання. Після встановлення режимів роботи програма «nrf_rx» очікує на отримання радіосигналів та виводить отримані дані в Serial Monitor. В циклі, поки є отримані дані, програма спочатку читає до 32 байтів у buffer командою

```
radio.read(buffer, sizeof(buffer));
```

а після цього виводить отримані дані в Serial Monitor (для наступного зчитування в комп'ютері) командою:

```
Serial.write(buffer, sizeof(buffer));
```

Після надсилання одного зображення програма «nrf_rx» переходить до надсилання іншого.

2.3.4 Програма для зчитування зображень з мікроконтролера та збільшення їх масштабу

Після зчитування зображень $fRGBs$ у підсистемі прийому та надсилання їх в комп'ютер виконується масштабування зображень $fRGBs$ до зображень $fRGBs2$ програмою «recv_img» (Python) (додаток Е). У результаті масштабування масштаб зображень збільшується до початкового (як для зображень $fRGB$), а за потреби може перевищувати початковий (відповідно до коефіцієнту збільшення масштабу $Sc2$, за замовчуванням $Sc2 = 2$). Для збільшення розміру зображення застосовується алгоритм білінійної або бікубічної інтерполяції. Після цього отримане зображення коректується ШНМ (в окремому модулі програми) з метою зменшення дефектів, які виникають при масштабуванні. Зчитування зображень з мікроконтролера Funduino Uno та їх масштабування виконується програмою «recv_img» відповідно до схеми алгоритму (рис. 2.20) у такій послідовності:

1. Налаштування послідовного порта: вказання адреси порта (наприклад, "/dev/ttyACM1" для Linux/Mac або "COM3" для Windows), вказання швидкості передавання даних (наприклад, 115200 бод).
2. Зчитування заголовку із розміром файлу зображення fsize.
3. Зчитування пакетів chunk зображення в циклі і додавання їх до даних файлу rd до тих пір, поки розмір даних rd не стане рівним розміру зображення.
4. Декодування отриманих пакетів у зображення image.
5. Збільшення масштабу зображення image (наприклад, у 2 рази) методами білінійної або бікубічної інтерполяції; для вибору оптимального методу інтерполяції (за мінімумом спотворень на масштабованих зображеннях) розроблено методику, яка описана у розділі 3.
6. Корекція дефектів на масштабованих зображеннях засобами ШНМ, а саме SRCNN; методику масштабування зображень з використанням SRCNN описано у розділі 4.
7. Візуалізація та збереження зображення у файл.

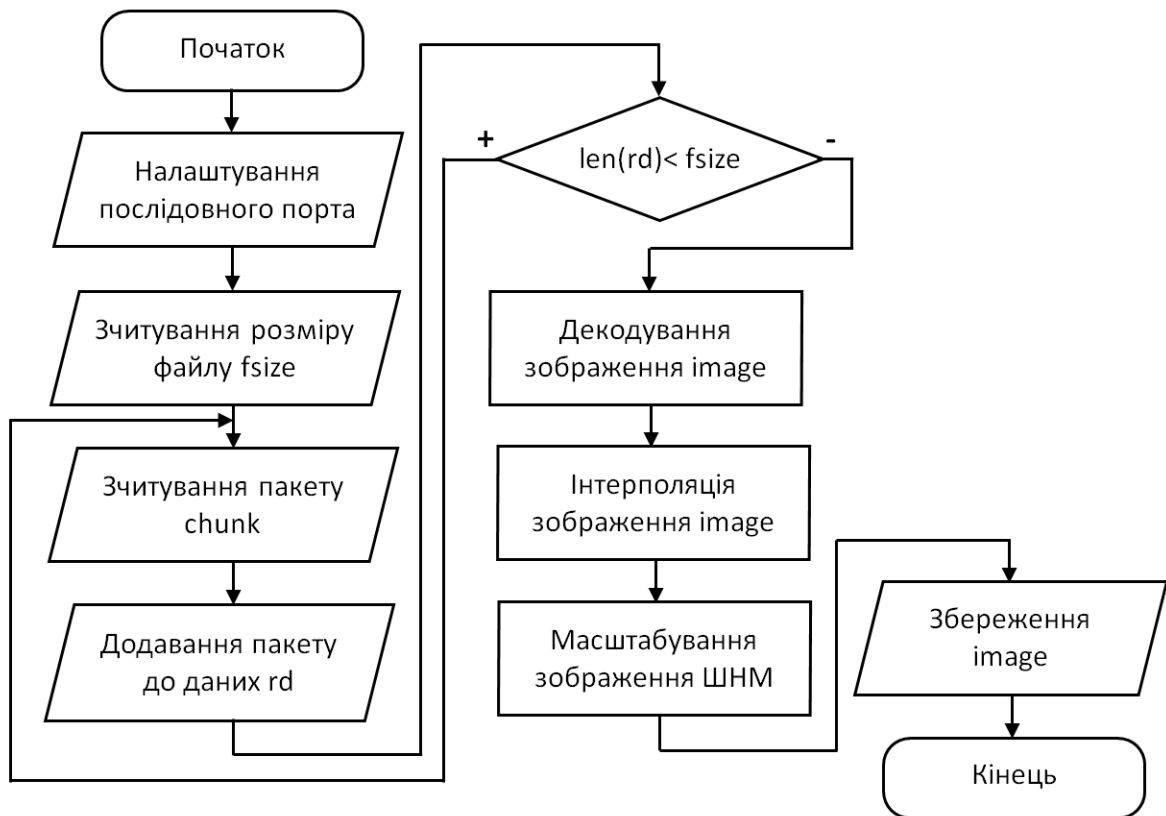


Рисунок 2.20 – Схема алгоритму програми «rescv_img» для зчитування зображень з мікроконтролера та збільшення їх масштабу

2.3.5 Приклади передавання зображень у розробленій телекомунікаційній системі

Послідовність передавання зображень у розробленій ТКС описуються такою схемою (рис. 2.21). Після зчитування зображень $fRGB$ (розміром $M \times N$ пікселів) у підсистемі прийому, воно перетворюється у зображення у зменшеному масштабі $fRGBs$ (розміром $M_s \times N_s$ пікселів) та передається через безпроводну лінію зв'язку між радіомодулями у підсистему прийому.

У підсистемі прийому зображення $fRGBs$ зчитуються і перетворюються у зображення в збільшеному масштабі $fRGBs2$ (з розмірами початкового зображення $M \times N$ пікселів). При швидкості передачі 1 Мбіт/с (через радіомодулі) час передачі зображення 640×480 пікселів складає 3.5 с (зі зменшенням масштабу у 2 рази, без компресії та без затримки між пакетами даних) (рис. 2.21).

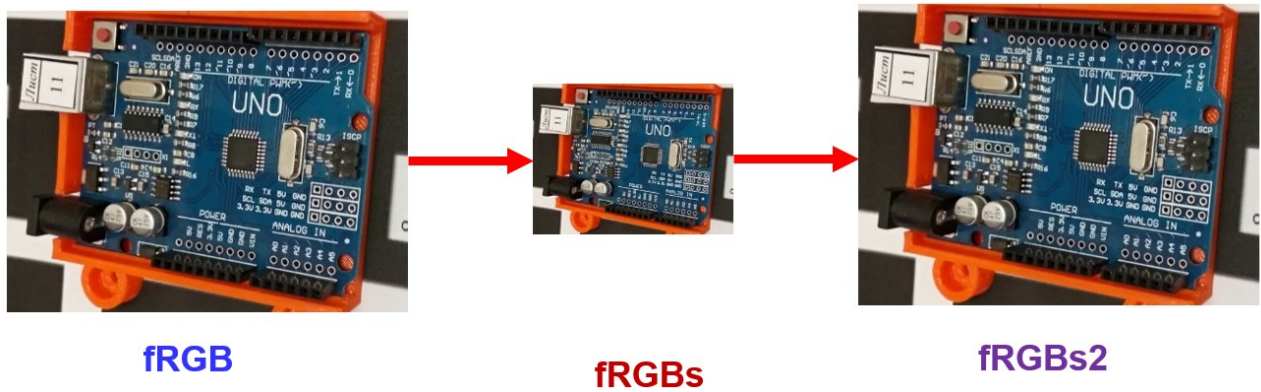


Рисунок 2.21 – Приклад передавання зображення *fRGB*

(розміром 640×480 пікселів) у розробленій телекомунікаційній системі; зображення *fRGBs* у зменшеному в 2 рази масштабі обчислено методом бікубічної інтерполяції (без компресії при збереженні у .jpg форматі).

За рахунок зменшення висоти та ширини зображення у 2 рази (при передачі у телекомунікаційній системі) час передачі зменшено у 4 рази.

Розроблену ТКС використано для завдань моніторингу сільськогосподарських культур (рис. 2.22). У розглянутому випадку масштабовані зображення обчислені методом бікубічної інтерполяції (без компресії при збереженні у .jpg форматі). Завдяки передаванню зображень у зменшеному масштабі час передавання зменшено в 4 рази. За рахунок компресії зображень, збережених у форматі .jpg, можливо зменшувати розмір файлів зображень та відповідно зменшувати час передачі. Проте, при ступенях компресії, нижчих 50%, спостерігаються значні спотворення на зображеннях. Таким чином, ступінь компресії зображень встановлюється залежно від вимог до якості та швидкодії передавання для певних типів зображень.

Результати експериментальних досліджень показали, що зображення після зменшення та збільшення масштабу відновлено із задовільною якістю, тобто розроблена телекомунікаційна система є працездатною. Під час отримання зображень, як правило, приймаюча підсистема розміщується стаціонарно, а передавальна підсистема (з використанням відеокамери, мікрокомп'ютера Raspberry Pi та радіомодуля №1) є мобільною.



Рисунок 2.22 – Приклад передавання зображення *fRGB*

(розміром 640×480 пікселів) у розробленій ТКС: а) початкове зображення; б) зображення *fRGBs* у зменшеному в 2 рази масштабі; в) зображення *fRGBs2*

Проте, на масштабованих зображеннях *fRGBs2* виникають певні дефекти, які зумовлені використанням алгоритмів інтерполяції. Тому для зменшення дефектів масштабування розроблено методику адаптивного вибору методів інтерполяції зображень (описану у розділі 3) та методику масштабування зображень засобами ШНМ (описану у розділі 4).

Висновки до розділу 2

Розроблено структуру телекомунікаційної системи для передавання зображень. За будовою телекомунікаційна система складається з підсистем передачі та прийому. У підсистемі передачі початкові зображення fRGB об'єктів зчитуються за допомогою USB-відеокамери, приєднаної до мікрокомп'ютера Raspberry Pi. Зчитування кольорових зображень з відеокамери виконується програмою на мові Python, яка також виконує зменшення масштабу зображень. Масштабовані зображення передаються через телекомунікаційні канали з використанням радіомодулів nRF24L01 №1 та №2 на передаючій та приймаючій стороні відповідно. На приймаючій стороні зображення зчитуються з радіомодуля №2 за допомогою мікроконтролера Funduino Uno, після чого передаються в комп'ютер через USB порт і масштабуються до потрібного розміру.

Розроблено електричну принципову схему телекомунікаційної системи засобами середовища автоматизованого проектування «EasyEDA Pro», виконано її апаратно-програмну реалізацію. Для зв'язку Raspberry Pi з радіомодулем №1 застосовується шина SPI.

Радіомодулі nRF24L01, які працюють на частоті 2.4 ГГц, застосовують гаусівську частотну модуляцію сигналів. При використанні зовнішньої антени швидкість передачі через радіомодуль складає 2 Мбіт/с на відстані до 520 метрів та 250 Кбіт/с на відстані до 1000 м. Блок акумулятора та блок сонячних панелей забезпечують мобільність та автономність розробленої ТКС, що важливо для дистанційного зондування територій в системах екологічного, сільськогосподарського або технічного моніторингу.

Розроблено програму «cam2nrf» на мові Python, яка в підсистемі передачі функціонує на базі мікрокомп'ютера Raspberry Pi і виконує зчитування кольорових зображень з відеокамери, зменшення їх масштабу методом білінійної або бікубічної інтерполяції, а також надсилання їх у підсистему прийому через з радіомодуля nRF24L01 №1 в радіомодуль nRF24L01 №2.

Розроблено програму «nrf_rx» (C++), яка виконується на платформі мікроконтролера Funduino Uno, і призначена для зчитування зображень з радіомодуля №2 та їх надсилання в USB порт комп'ютера.

На мові Python розроблено програму «recv_img», яка виконується в комп'ютері та призначена для зчитування зображень з мікроконтролера Funduino Uno та їх масштабування методами білінійної або бікубічної інтерполяції, а також засобами згорткової нейронної мережі.

Експериментальні дослідження показали, що зображення в розробленій ТКС коректно зчитуються і передаються із задовільною якістю. При швидкості передачі 1 Мбіт/с час передачі зображення розміром 640×480 пікселів, зменшеного у 2 рази, складає 3.5 с, а час передачі зображення без зменшення масштабу у 4 рази більший. Час передачі масштабованого зображення є допустимим для більшості завдань дистанційного зондування, тому розроблена телекомунікаційна система може практично застосовуватися для різних видів технічного, сільськогосподарського та екологічного моніторингу.

РОЗДІЛ 3

МЕТОДИКИ ЗМІНИ МАСШТАБУ ЗОБРАЖЕНЬ АЛГОРИТМАМИ ІНТЕРПОЛЯЦІЇ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ

При масштабуванні зображень алгоритмами інтерполяції на них виникають характерні спотворення (артефакти), спостерігається розмиття контурів, втрачається деталізація зображень. Важливо, що різні алгоритми інтерполяції по різному спотворюють зображення і володіють різною швидкістю. Тому удосконалено методику для дослідження алгоритмів інтерполяції зображень з метою виявлення їх переваг та недоліків, сфер використання та шляхів удосконалення. Розроблено математичну модель та методику зміну масштабу зображень алгоритмами інтерполяції, яка забезпечує мінімальні спотворення зображень [14].

3.1 Методика аналізу точності масштабування зображень алгоритмами інтерполяції

В ідеальному випадку початкове f_{RGB} та масштабоване f_{RGBs2} зображення повинні співпадати. Проте, за рахунок масштабування між зображеннями спостерігаються відмінності. Помилку масштабування обчислено через різницю між зображеннями f_{RGB} та f_{RGBs2} як корінь середньої квадратичної помилки (root mean square error – $RMSE$) за формулою:

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{M \cdot N \cdot Q_C} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{c=0}^{Q_C-1} [f_{RGB}(i,k,c) - f_{RGBs2}(i,k,c)]^2}, \quad (3.1)$$

де $i = 0, \dots, M-1$; $k = 0, \dots, N-1$; $c = 0, \dots, Q_C-1$; M – розмір зображення за висотою; N – розмір зображення за шириною; $Q_C = 3$ – кількість каналів кольору (Red, Green, Blue – Червоний, Зелений, Синій) [13].

Масштабування зображень виконано такими алгоритмами інтерполяції: найближчого сусіда, білінійної та бікубічної інтерполяції, Ланцоша [81-82].

Алгоритм найближчого сусіда є найпростішим. Принцип його роботи зводиться до вибору одного із значень пікселів, що знаходяться найближче до нової позиції пікселя після зміни розміру зображення.

Алгоритм білінійної інтерполяції зображень полягає в тому, що нове значення пікселя обчислюється з використанням лінійної комбінації значень 4 пікселів, які знаходяться найближче до нової позиції пікселя. У випадку масштабування зображень виконується лінійна інтерполяція спочатку в одному напрямі (за висотою), а потім в іншому (за шириною).

Алгоритм бікубічної інтерполяції зображень полягає в тому, що нове значення пікселя обчислюється з використанням кубічної інтерполяції значень пікселів за двома координатами (за висотою та шириною). У випадку кубічної інтерполяції значення функції (яскравості пікселя) в шуканій точці обчислюється через її значення в 16 сусідніх точках.

Алгоритм Ланцоша (Lanczos) використовує віконну функцію (ядро) Ланцоша для обчислення нового значення пікселя на основі значень сусідніх пікселів при зміні розмірів зображення. У випадку інтерполяції одновимірних сигналів $s(x)$ як ядро Ланцоша використовується функція $\text{sinc}(x/a)$, де $-a \leq x \leq a$. При обробці зображень застосовується двовимірне ядро Ланцоша. Параметр a є додатнім цілим числом (зазвичай $a = 3$), яке визначає розмір ядра. Алгоритм Ланцоша має відносно низьку швидкодію, але дозволяє масштабувати зображення з високою точністю, порівняно з іншими методами інтерполяції.

З метою дослідження алгоритмів інтерполяції на основі початкового зображення $fRGB$ виконано обчислення масштабованого зображення $fRGBs$ розміром $M_s \times N_s$ пікселів (з коефіцієнтом зміни масштабу Sc , наприклад, $Sc = 0.5$), а потім на основі $fRGBs$ виконано обчислення масштабованого зображення $fRGBs2$ з розмірами початкового зображення $M \times N$ пікселів. Середнє значення помилки масштабування $RMSE$ для серії з QIm зображень

позначимо A_R , а середнє квадратичне відхилення значень $RMSE$ для серії з QIm ($QIm \geq 10$) зображень позначимо σ_R .

Перевірку гіпотези про нормальний розподіл значень $RMSE$ виконано за критерієм Пірсона χ^2 [109]. Гіпотеза про нормальний розподіл підтверджується, якщо $\chi^2_R < \chi^2_T(\alpha, k)$, де χ^2_R – спостережуване значення критерію Пірсона, χ^2_T – критична точка правосторонньої області для розподілу χ^2 , α – рівень значущості, $k = Qh - 3$ – кількість ступенів вільності, Qh – кількість інтервалів гістограми. Вибір оптимальної кількості Qh виконується за правилом Стерджерса [110]

$$Q_h = \log_2(Q_{Im}) + 1, \quad (3.2)$$

де QIm – кількість об'єктів (зображень).

Якщо підтверджується гіпотеза про нормальний розподіл $RMSE$, то можна побудувати довірчий інтервал $A_{Rmin} < A_R < A_{Rmax}$ для середньої помилки масштабування A_R із заданою надійністю γ [109, 111-113].

Нижня межа довірчого інтервалу A_{Rmin} обчислюється за формулою

$$A_{Rmin} = A_R - \frac{x_L \cdot \sigma_R}{\sqrt{QIm}}, \quad (3.3)$$

де x_L – значення функції Лапласа, для якого $\Phi(x_L) = \gamma/2$.

Аналогічно обчислюється верхня межа довірчого інтервалу A_{Rmax}

$$A_{Rmax} = A_R + \frac{x_L \cdot \sigma_R}{\sqrt{QIm}}. \quad (3.4)$$

Таким чином, за запропонованою методикою для кожного алгоритму інтерполяції виконано масштабування серії зображень і обчислено не тільки середню помилку масштабування A_R , але й межі її довірчого інтервалу A_{Rmin} та

A_{Rmax} . Методику реалізовано в програмі «Image_Scale_I24» [14] (додаток Ж) для дослідження результатів масштабування зображень методами інтерполяції, яку розроблено на мові Python із використання бібліотек OpenCV (cv2), numpy, matplotlib та ін. Обчислення масштабованих зображень виконано функцією cv2.resize() бібліотеки OpenCV такими методами інтерполяції:

1. cv2.INTER_NEAREST – метод на основі алгоритму найближчого сусіда, який характеризується простотою та високою швидкістю, але може призводити до втрат деталей на зображенні.
2. cv2.INTER_LINEAR – метод на основі алгоритму білінійної інтерполяції. Метод зазвичай дає кращі результати (порівняно з INTER_NEAREST), але у певній мірі згладжує зображення.
3. cv2.INTER_CUBIC – метод на основі алгоритму бікубічної інтерполяції. Метод зазвичай дає кращі результати (порівняно з INTER_LINEAR), але має нижчу швидкість. Даний метод менше згладжує зображення, проте можливі паразитні осциляції яскравості в ділянках контурів.
4. cv2.INTER_LANCZOS4 – метод на основі алгоритму Ланцоша, який має відносно низьку швидкість (порівняно з методом cv2.INTER_CUBIC). Використання цього методу дозволяє отримати масштабовані зображення з високою точністю, але на деяких фрагментах зображень з різкою зміною яскравості можлива поява небажаних артефактів типу дзвону.

Проведено аналіз результатів масштабування для алгоритмів інтерполяції зображень. За допомогою розробленої програми зчитано з графічних файлів і масштабовано серію з QIm зображень (рис. 3.1). Для дослідження використано зображення бази BSDS300 розміром 321×481 пікселів [114, 115], яка характеризується значною різноманітністю об'єктів.

На основі кожного початкового зображення $fRGB$ (рис. 3.2) обчислено масштабоване зображення $fRGBs$ розміром $M_s \times N_s$ пікселів з коефіцієнтом зміни масштабу $Sc = 0.5$ (тобто $M_s = M \cdot Sc$, $N_s = N \cdot Sc$) за алгоритмом найближчого сусіда (методом 'NEAREST') (рис. 3.3a). Далі на основі $fRGBs$ обчислено масштабоване зображення $fRGBs2$ з розмірами початкового

зображення $M \times N$ пікселів. Аналогічно виконано масштабування зображень за алгоритмом білінійної інтерполяції (рис. 3.3б), бікубічної інтерполяції (рис. 3.4а) та Ланцоша (рис. 3.4б).

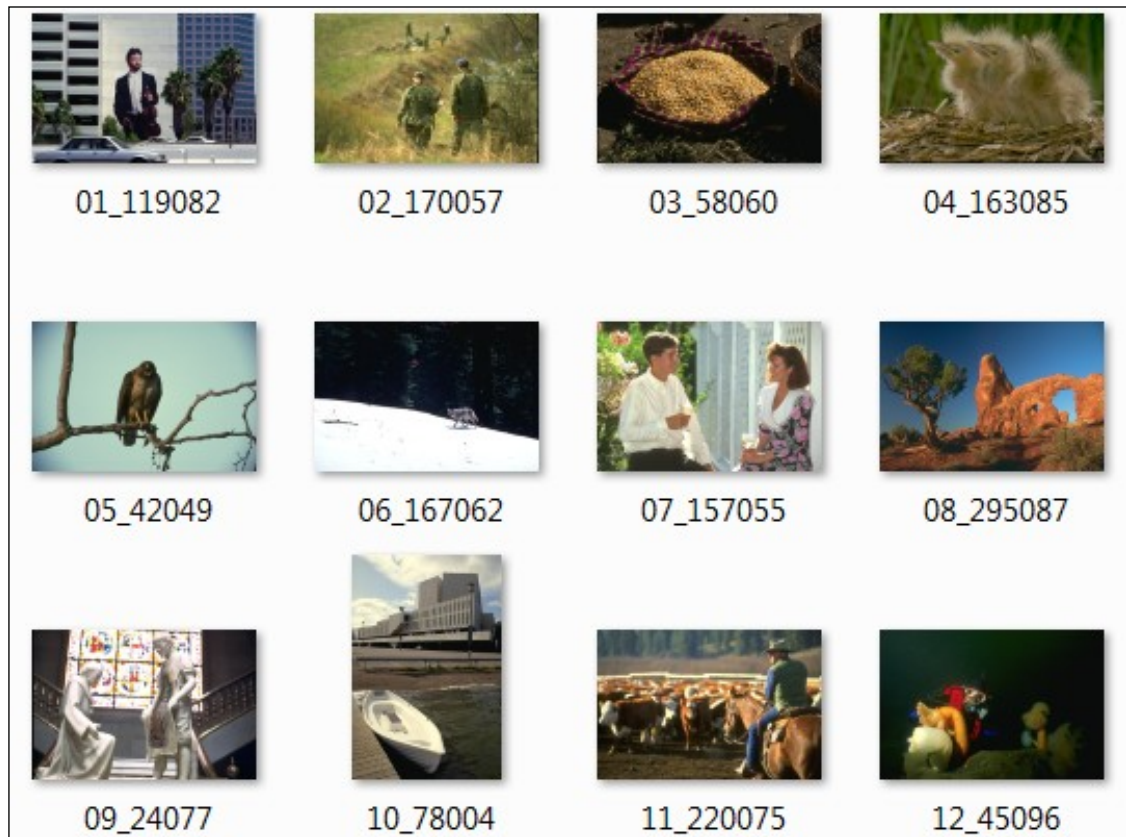


Рисунок 3.1 – Тестові зображення бази BSDS300 [115], показано 12 зображень з 100

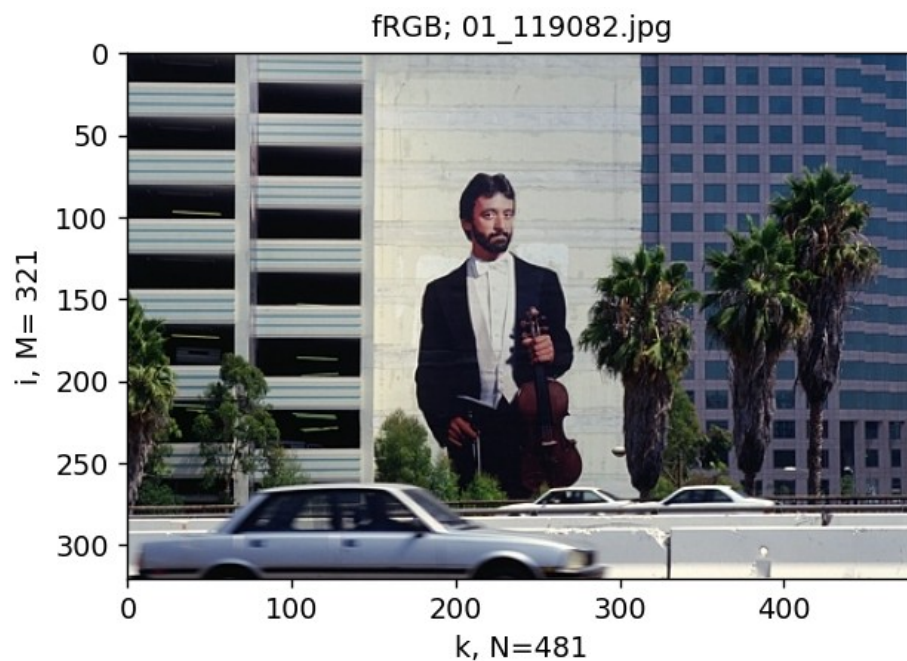
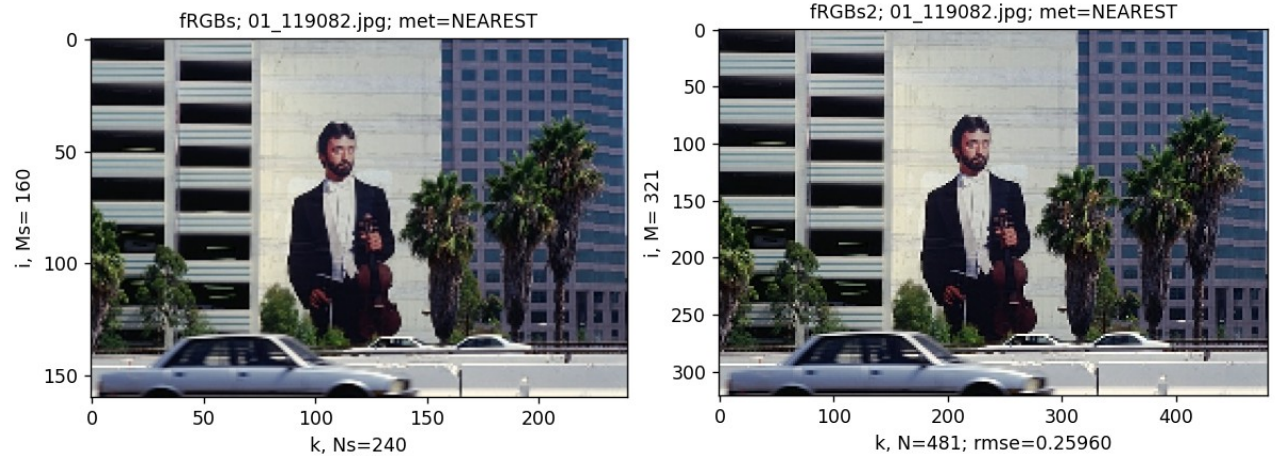
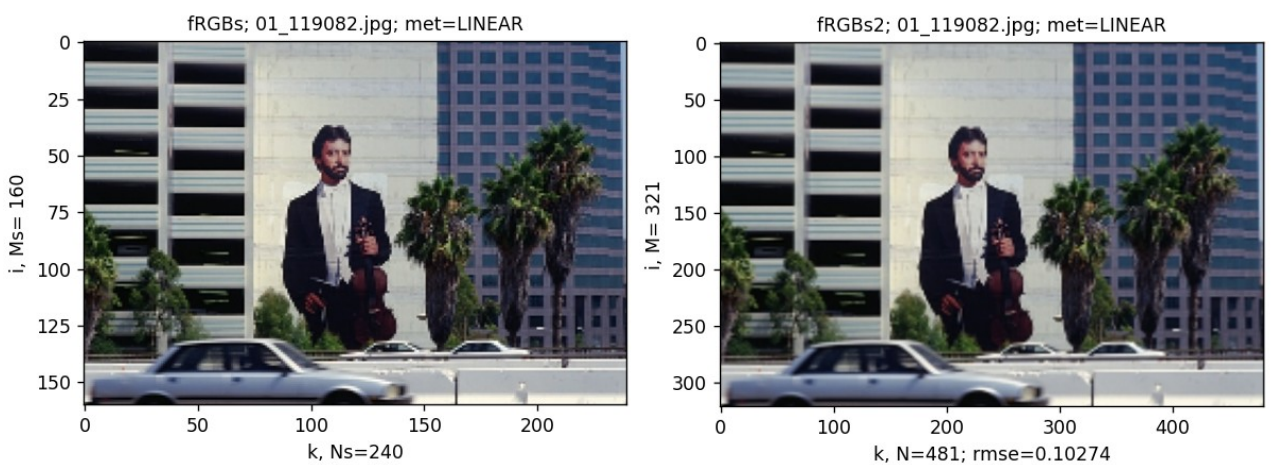


Рисунок 3.2 – Початкове зображення $fRGB$ #01



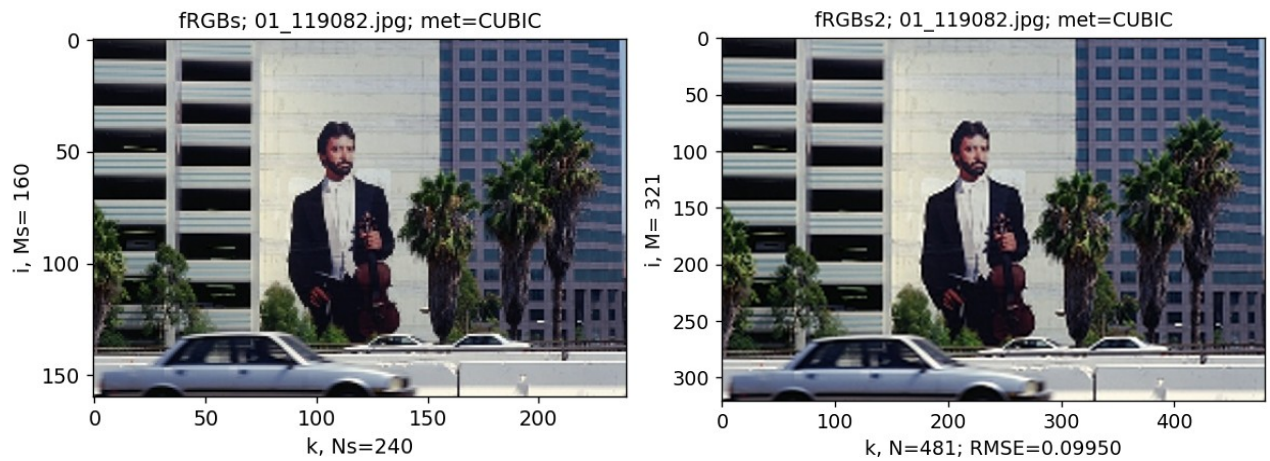
а)



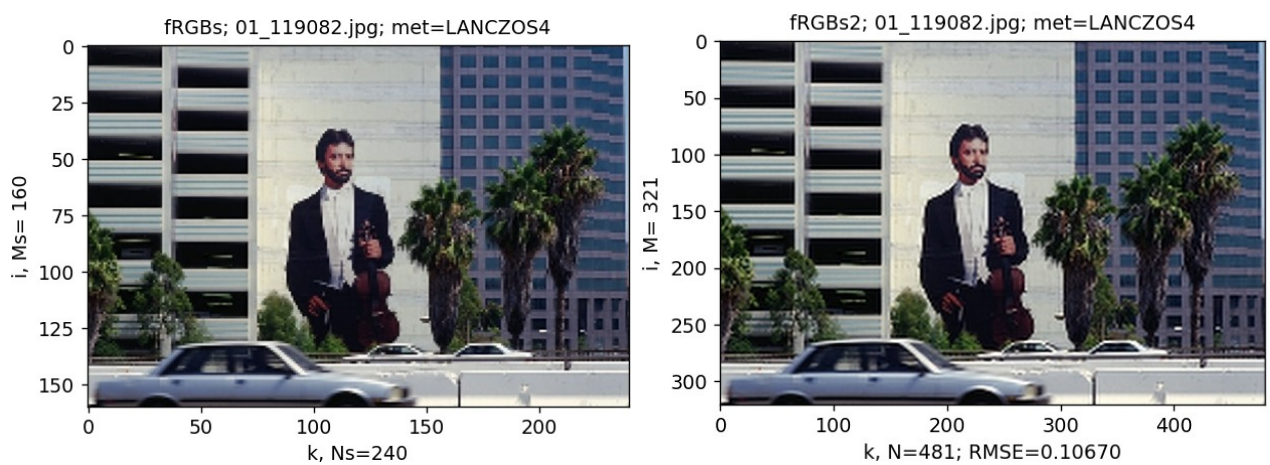
б)

Рисунок 3.3 – Зображення $fRGBs$ після зменшення масштабу (зліва) та зображення $fRGBs2$ після збільшення масштабу (справа) після обробки:
а) методом 'NEAREST'; б) методом 'LINEAR'

Масштабування методом найближчого сусіда (рис. 3.3а) призводить до найбільших спотворень зображення, особливо у ділянках контурів. Масштабування методом білінійної інтерполяції призводить до певного згладжування зображень, що є допустимим для ділянок з плавною зміною яскравості, але призводить до розмиття чітких деталей, особливо у ділянках контурів та текстур (рис. 3.3б).



а)



б)

Рисунок 3.4 – Зображення *fRGBs* після зменшення масштабу (зліва) та зображення *fRGBs2* після збільшення масштабу (справа) після обробки:

а) методом 'CUBIC'; б) методом 'LANCZOS4'

Масштабування методом бікубічної інтерполяції (рис. 3.4а) у більшості випадків забезпечує найкращий результат, порівняно з іншими методами інтерполяції. Метод Ланцоша, який найскладніше програмно реалізується, також забезпечує високу візуальну якість масштабованих зображень (рис. 3.4б). Проте, навіть такі методи інтерполяції призводять до певних дефектів на зображеннях-результатах (пікселізації, розмиття).

Спотворення, які виникають при масштабуванні зображень, особливо помітні на їх профілях (рис. 3.5, рис. 3.6).

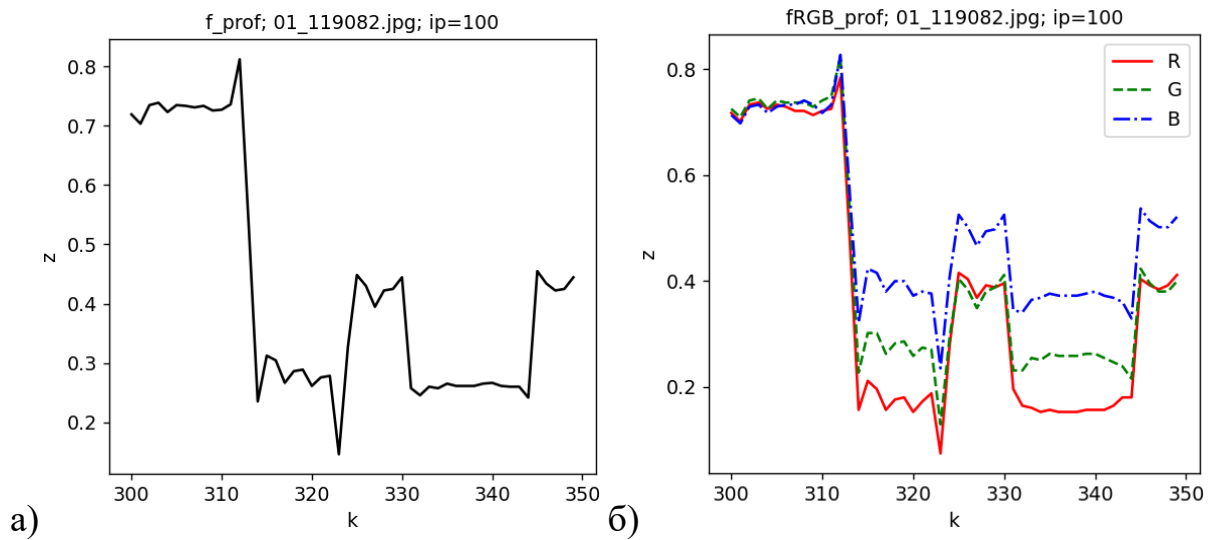


Рисунок 3.5 – Фрагменти профілів $z(k)$ початкового зображення $fRGB$:
 а) профіль зображення у відтінках сірого; б) профілі для червоної, зеленої та синьої складової; ip – номер рядка пікселів

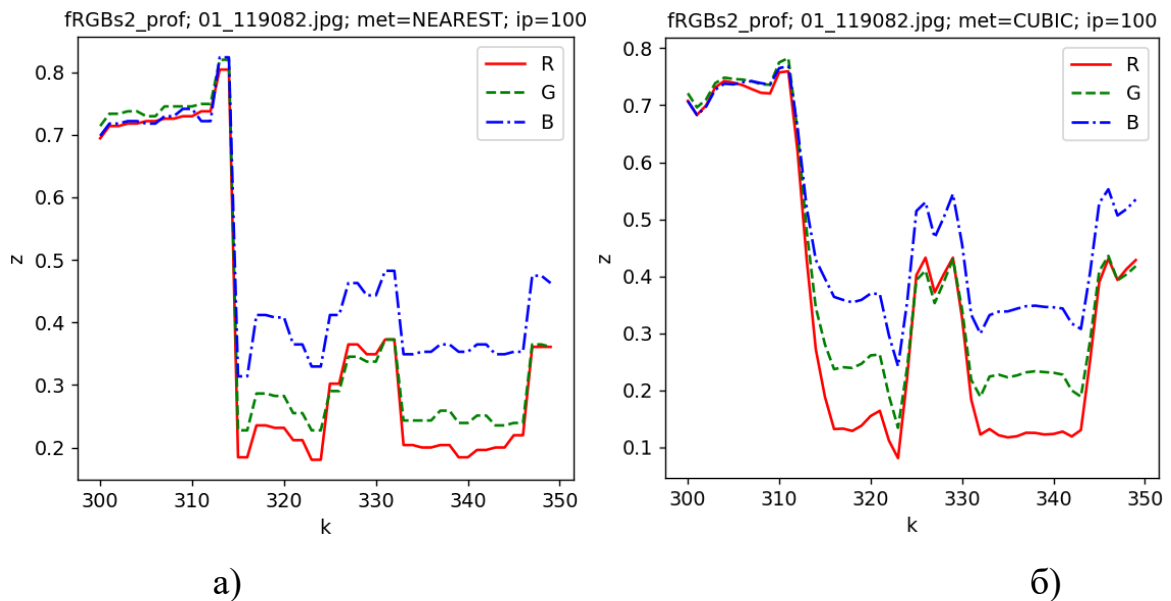


Рисунок 3.6 – Фрагменти RGB профілів $z(k)$ масштабованих зображень $fRGBs2$, які обчислені: а) методом 'NEAREST'; б) методом 'CUBIC'; ip – номер рядка пікселів

Найбільші спотворення спостерігаються на профілях зображень, отриманих методом найближчого сусіда (рис. 3.6), які значно відрізняються від профілів початкового зображення (рис. 3.5б).

Профілі зображення, отриманого методом бікубічної інтерполяції (рис. 3.6б), є близькими до профілів початкового зображення, проте спостерігається певне згладжування, особливо у ділянках піків.

У досліджуваній серії для кожного масштабованого зображення $fRGBs2$ отримано певне значення помилки масштабування $RMSE$ (3.1) (рис. 3.7).

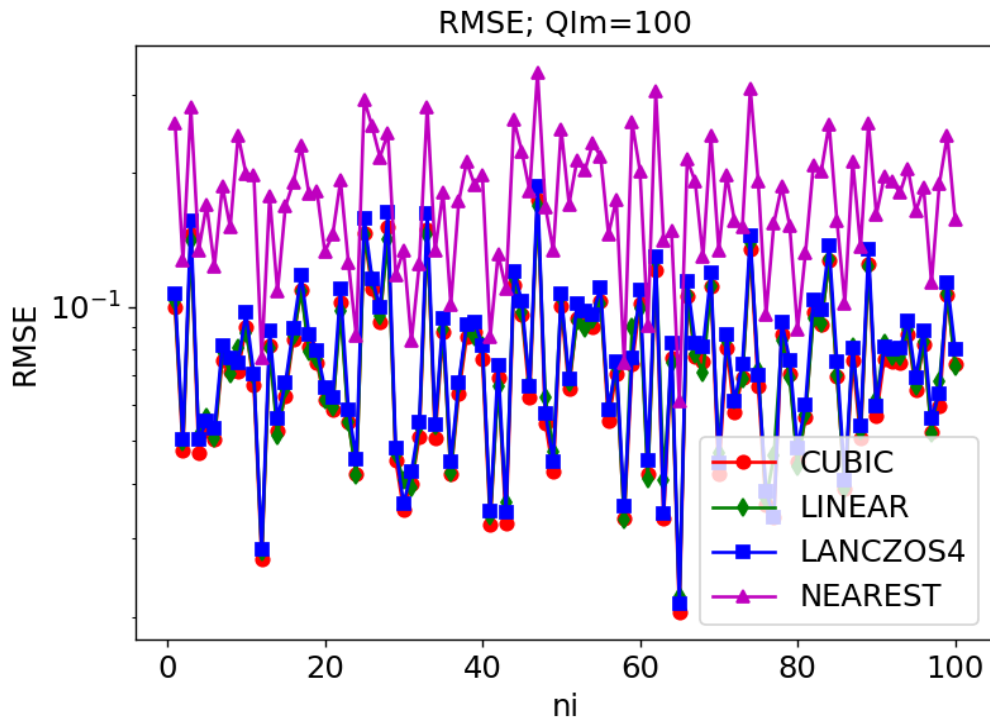


Рисунок 3.7 – Значення помилки масштабування $RMSE$ (кореня середньої квадратичної похибки інтерполяції) у логарифмічному масштабі для $QIm = 100$ зображень з номерами ni , які масштабовані методами інтерполяції 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST'

Для більшості зображень помилка масштабування $RMSE$ за методом 'LINEAR' більша, ніж за методом 'CUBIC' (рис. 3.7); помилка масштабування за методом 'LANCZOS4' більша, ніж за методом 'LINEAR' (рис. 3.7); помилка масштабування за методом 'NEAREST' значно перевищує помилки інших методів (табл. 3.1). Проте, для окремих зображень, наприклад, для зображення №10 (рис. 3.8), найменша похибка забезпечується методом ('LINEAR'). Для більшості досліджуваних зображень значення помилки масштабування $RMSE$ методу 'LINEAR' (червоні круги) перевищують відповідні значення $RMSE$

методу 'CUBIC' (суцільна чорна лінія) (рис. 3.9а). Так само для більшості зображень значення помилки масштабування $RMSE$ методу 'LANCZOS4' (зелені ромби) перевищують відповідні значення $RMSE$ методу 'LINEAR' (суцільна чорна лінія) (рис. 3.9б).

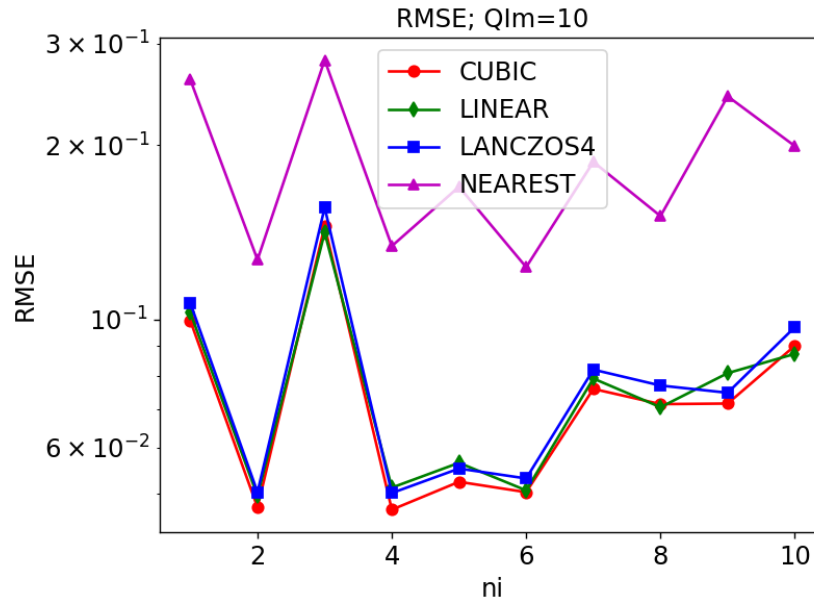


Рисунок 3.8 – Значення помилки масштабування $RMSE$ у логарифмічному масштабі для $QIm = 10$ зображень з номерами ni , які масштабовані методами інтерполяції 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST'

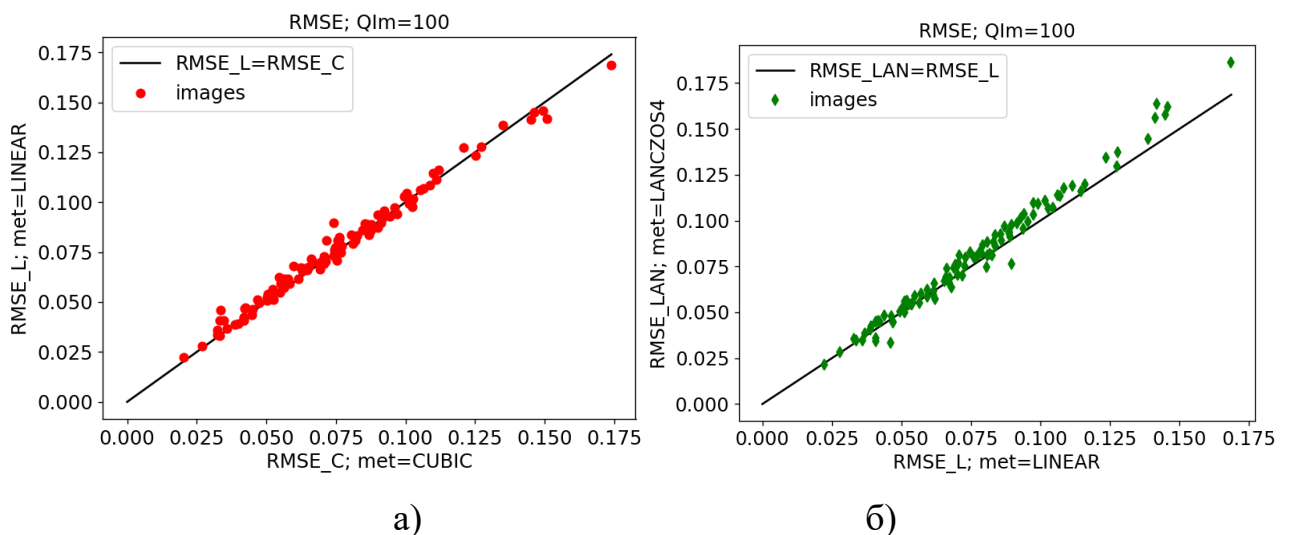


Рисунок 3.9 – Залежність помилки масштабування $RMSE$ для серії з $QIm = 100$ зображень (рис. 3.1): а) залежність $RMSE$ методу 'LINEAR' ($RMSE_L$) від $RMSE$ методу 'CUBIC' ($RMSE_C$); б) залежність $RMSE$ методу 'LANCZOS4' ($RMSE_LAN$) від $RMSE$ методу 'LINEAR' ($RMSE_L$)

Лінійна регресія залежності $RMSE_L$ ($RMSE_C$) описується рівнянням $RMSE_L = 0.00475 + 0.95722 RMSE_C$, а залежності $RMSE_LAN$ ($RMSE_L$) – рівнянням $RMSE_LAN = -0.00515 + 1.11436 RMSE_L$. Коефіцієнт нахилу рівняння $RMSE_L$ ($RMSE_C$) менший за 1 за рахунок того, що при великих $RMSE$ білінійна інтерполяція здебільшого дає меншу похибку, порівняно з бікубічною (рис. 3.9а). Коефіцієнт нахилу рівняння $RMSE_LAN$ ($RMSE_L$) перевищує 1 (1.11436), оскільки для більшості зображень інтерполяція Ланцоша дає більшу похибку, порівняно з білінійною (рис. 3.9б).

Перевірка гіпотези про нормальний розподіл значень $RMSE$ виконана за критерієм Пірсона χ^2 для рівня значущості $\alpha = 0.05$. З цією метою побудовані гістограми помилки масштабування $RMSE$ для всіх методів (рис. 3.10).

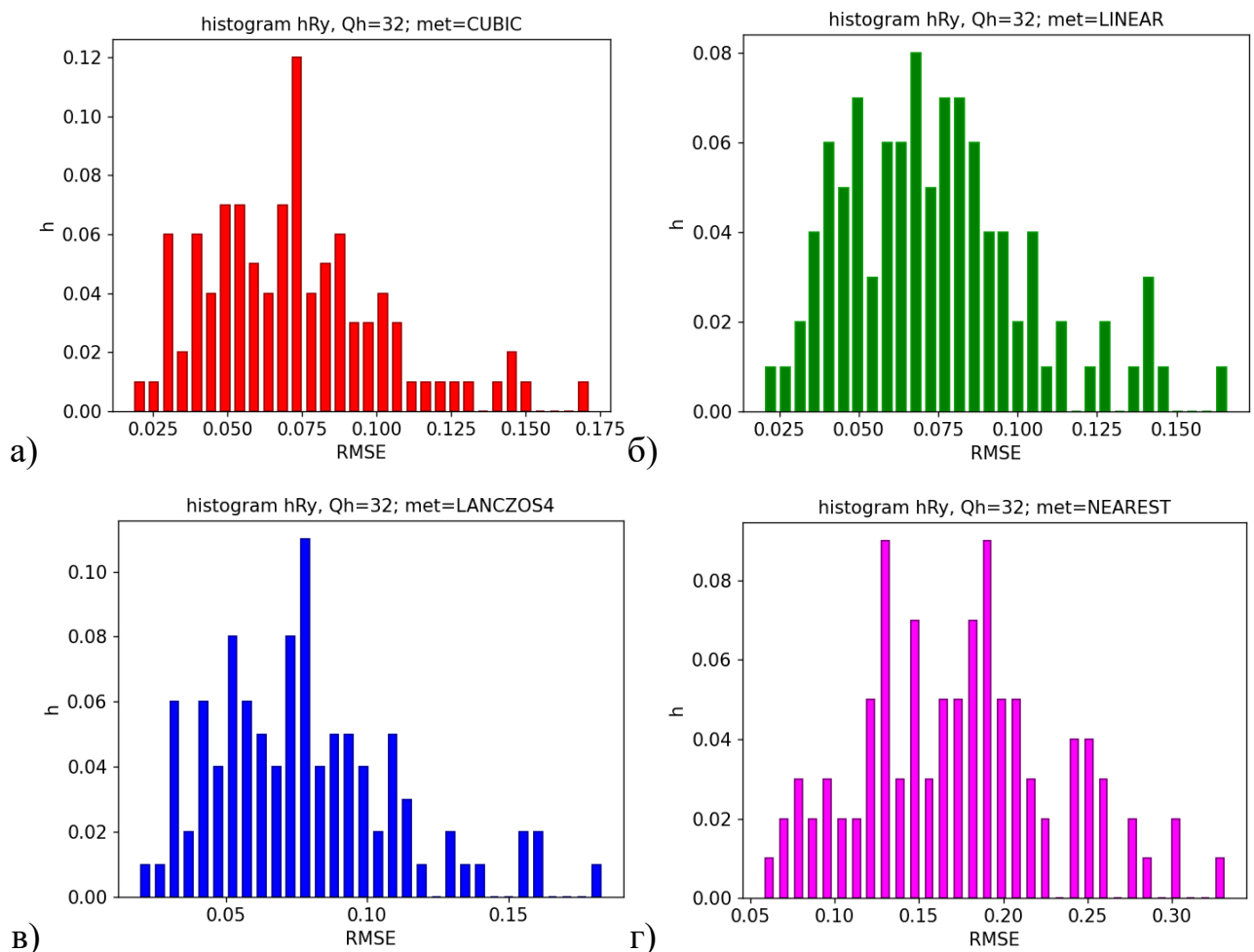


Рисунок 3.10 – Нормовані гістограми значень помилки інтерполяції $RMSE$ для $QIm = 100$ зображень, які масштабовані методами інтерполяції 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST'

Оптимальну кількість $Qh = 8$ інтервалів гістограми обчислено за формулою (3.2), тому кількість ступенів вільності $k = 5$. За табличними даними критична точка $\chi^2_T(0.05, 5) = 11.07$ [109]. Для методів 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST' отримано спостережувані значення критерію Пірсона χ^2_R , які рівні 9.661, 7.449, 9.370, 5.643. Гіпотеза про нормальний розподіл значень $RMSE$ підтверджена для всіх методів, оскільки для всіх методів $\chi^2_R < \chi^2_T$. Такий результат також візуально підтверджується формою розподілу гістограм $RMSE$ (рис. 3.10), яка є близькою до нормальної (зі зміщенням центру розподілу до менших значень $RMSE$).

Для оцінки помилки масштабування [91, 116] обчислюється різниця між $fRGBs2$ та $fRGB$ як корінь середньої квадратичної помилки $RMSE$ (3.1). На основі $RMSE$ обчислюються також значення пікового співвідношення сигнал/шум (Peak Signal to Noise Ratio – $PSNR$) [116]

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\max I}{RMSE} \right), \quad (3.5)$$

де $\max I$ – максимальне значення яскравості пікселів (наприклад, $\max I = 255$).

Для результатів кожного метода інтерполяції обчислено середню помилку масштабування A_R та середнє квадратичне відхилення σ_R для значень $RMSE$ (обчислених для QIm зображень), а за формулами (3.3), (3.4) обчислено межі довірчого інтервалу $A_{Rmin} < A_R < A_{Rmax}$ з надійністю $\gamma = 0.99$ (рис. 3.11, табл. 3.1). Для результатів кожного метода інтерполяції також обчислено середнє значення $APSNR$ (табл. 3.1) для всіх значень $PSNR$ (3.5).

Таким чином, за середньою помилкою масштабування A_R та з урахуванням меж її довірчого інтервалу (A_{Rmin} , A_{Rmax}) найменшу помилку масштабування забезпечує метод 'CUBIC', незначно вища помилка для методу 'LINEAR', ще більша помилка для методу 'LANCZOS4', а найбільша помилка масштабування для методу 'NEAREST'. За значенням $PSNR$ найкращі (найвищі) значення отримано також для методу 'CUBIC'.

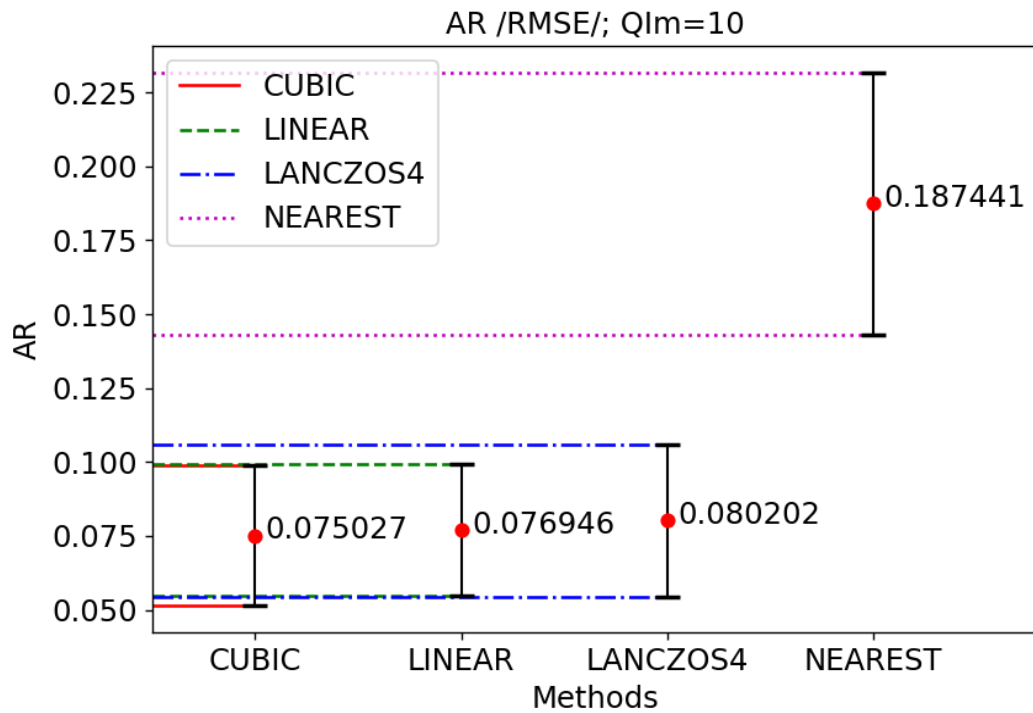


Рисунок 3.11 – Середні помилки масштабування A_R та межі їх довірчих інтервалів для серії з $QIm = 100$ зображень (рис. 3.1)

Таблиця 3.1 – Середня помилка масштабування A_R та середнє квадратичне відхилення σ_R для значень $RMSE$, межі довірчих інтервалів $A_{Rmin} < A_R < A_{Rmax}$ для серії з $QIm = 100$ зображень (рис. 3.1); використано методи інтерполяції 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST'.

	CUBIC	LINEAR	LANCZOS4	NEAREST
A_R	0.07502	0.07657	0.08018	0.17777
σ_R	0.03038	0.02927	0.03289	0.05753
A_{Rmin}	0.06719	0.06902	0.07169	0.16293
A_{Rmax}	0.08286	0.08412	0.08866	0.19262
$APSNR, \partial B$	22.496	22.319	21.919	15.003

Для результатів масштабування зображень отримано відносно низькі значення $PSNR$ (табл. 3.1), що пояснюється низькою роздільною здатністю (321×481 пікселів) досліджуваних зображень (рис. 3.1). У розглянутих випадках масштабування методами 'CUBIC', 'LINEAR' та 'LANCZOS4' дає

низьку якість результатів за параметром пікового відношення сигнал/шум ($20 \text{ дБ} \leq PSNR < 25 \text{ дБ}$), в масштабування методом 'NEAREST' дає погану якість ($PSNR < 20 \text{ дБ}$). На досліджуваних зображеннях дрібні деталі об'єктів мали розміри 1-2 пікселі, тому зменшення їх масштабу призводило до значних спотворень. При масштабуванні зображень об'єктів із вищою роздільною здатністю їх спотворення отримуються значно меншими, а відповідно значення $PSNR$ – вищими.

Методом 'LINEAR' найкращі результати масштабування отримано для зображень з плавними змінами яскравості та без чітких контурів. Метод Ланцоша дозволяє зберегти гостроту країв та деталізацію, що є корисним для масштабування зображень з великою кількістю деталей (текст, високо контрастні графічні елементи).

Для порівняння швидкодії методів було визначено середній час масштабування A_T , протягом якого виконується масштабування серії з QIm зображень (рис. 3.1) різними методами (рис. 3.12, табл. 3.2). Масштабування зображень виконано на комп'ютері з процесором AMD A4-6300 Processor, 3.70 ГГц. Також обчислено межі довірчих інтервалів $A_{Tmin} < A_T < A_{Tmax}$ для середнього часу масштабування з надійністю $\gamma = 0.99$.

При обробці зображень з коефіцієнтом зміни масштабу $Sc = 0.5$ довірчі інтервали для часу масштабування ts у значній мірі перекривалися, що ускладнювало їх аналіз. Тому в процесі визначення часу інтерполяції зображень використано коефіцієнт зміни масштабу $Sc = 8$, тому загальний час масштабування зображень виявився значним. За рахунок цього вдалося чітко розділити довірчі інтервали для часу інтерполяції зображень різними методами (рис. 3.12). Отримано, що при масштабуванні серії досліджуваних зображень найменший час обробки отримано для методу 'LINEAR', а найбільший час для методу 'LANCZOS4'.

Результати проведених досліджень показали, що алгоритм білінійної інтерполяції має найвищу швидкодію, але за точністю незначно поступається алгоритму бікубічної інтерполяції за рахунок часткового згладжування

зображень. Тому алгоритм бікубічної інтерполяції може застосовуватися у випадках, коли потрібна максимальна швидкість масштабування або для обробки зображень з плавними змінами яскравості та без чітких контурів (особливо для ділянок з плавною зміною градієнту).

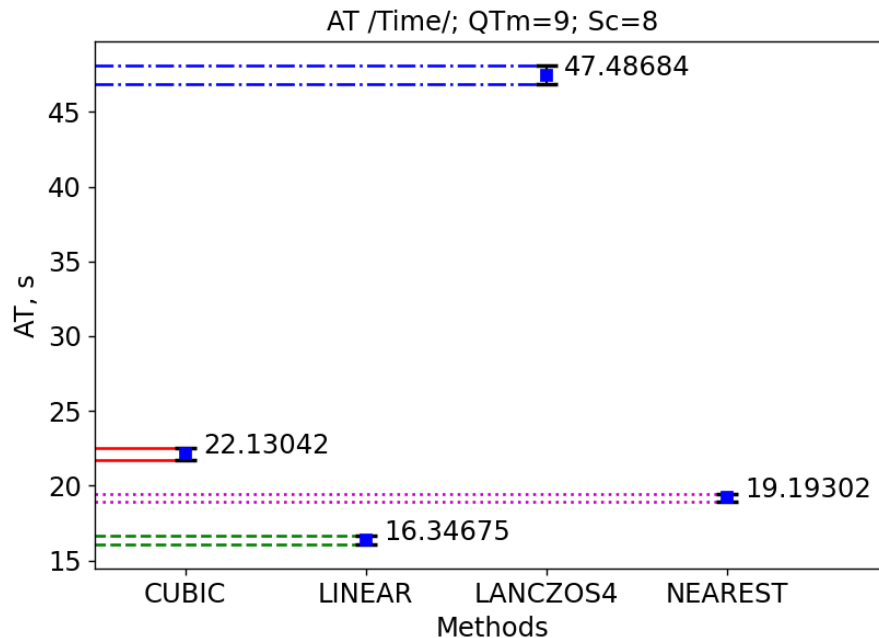


Рисунок 3.12 – Середній час масштабування A_T для серії з $QIm = 100$ зображень та межі довірчих інтервалів; кількість спроб масштабування $QTm = 9$, коефіцієнт зміни масштабу зображень $Sc = 8$

Таблиця 3.2 – Середній час масштабування A_T та середнє квадратичне відхилення σ_T для значень часу масштабування t_s , для серії з $QIm = 100$ зображень та межі довірчих інтервалів $A_{Tmin} < A_T < A_{Tmax}$; використано методи інтерполяції 'CUBIC', 'LINEAR', 'LANCZOS4', 'NEAREST'; коефіцієнт зміни масштабу зображень $Sc = 8$

	CUBIC	LINEAR	LANCZOS4	NEAREST
A_T, c	22.13042	16.34675	47.48684	19.19302
σ_T, c	0.48830838	0.35625295	0.73714377	0.28042020
A_{Tmin}, c	21.71049	16.04037	46.85289	18.95186
A_{Tmax}, c	22.55036	16.65312	48.12078	19.43418

Алгоритм Ланцоша дозволяє зберегти гостроту країв та деталізацію, що є корисним для масштабування зображень з великою кількістю деталей. Проте, алгоритм Ланцоша має найнижчу швидкодію, тому його не рекомендується застосовувати в швидкодіючих системах.

Алгоритм найближчого сусіда має значно вищу похибку інтерполяції, порівняно з іншими алгоритмами, тому цей метод доцільно застосовувати тільки з метою порівняння або з навчальною метою.

3.2 Методика масштабування зображень із адаптивним вибором алгоритмів інтерполяції

Розроблено методику масштабування зображень, згідно з якою алгоритм інтерполяції (білінійної або бікубічної), який використовується для зміни масштабу зображення, вибирається адаптивно за критерієм мінімізації помилки масштабування $RMSE$ (3.1) [117]. Вибір алгоритму інтерполяції зображення виконується з урахуванням його середнього просторового періоду T_{CR} , який обчислюється на основі енергетичного спектру Фур'є P_s [118-121] зображення f_n , отриманого з початкового f_{RGB} (рис. 3.13). Для спрощення аналізу спектру використовується квадратне зображення у відтинках сірого f_n з розмірами $M_d \times N_d$ пікселів, де $M_d = N_d = \min(M, N)$.

Спектр Фур'є зображення f_n обчислюється у результаті двовимірного прямого дискретного швидкого перетворення Фур'є (ДШПФ) (DFFT, Discrete Fast Fourier Transform) за формулою [13, 118, 119]

$$F(m, n) = \sum_{i=0}^{M_d-1} \sum_{k=0}^{N_d-1} f_n(i, k) \cdot \exp \left(-j \cdot 2\pi \left(\frac{m \cdot i}{M_d - 1} + \frac{n \cdot k}{N_d - 1} \right) \right), \quad (3.6)$$

де m – номер (індекс) просторової частоти за висотою (кількість компонент розкладу за висотою), n – номер частоти за шириною, $m = 0, 1, \dots, M_d-1$; $n = 0, 1, \dots, N_d-1$; j – уявна одиниця.

З метою спрощення аналізу спектру початок координат змінних m і n зміщується в центр частотного прямокутника. В результаті такого зміщення початку координат на основі матриці коефіцієнтів спектру Фур'є F обчислюється центрована матриця F_C [13, 121]. Енергетичний спектр (power spectrum) (або «Спектральна густина потужності» – «Power spectral density») P_S (рис. 3.14а) обчислюється як квадрат модуля центреного спектру F_C за формулою

$$P_S = |F_C|^2. \quad (3.7)$$

На основі енергетичного спектру P_S обчислюється його усереднений радіальний профіль $P_R(d)$, де $d = 0, 1, \dots, N_R-1$, де $N_R = [Md/2]+1$ (рис. 3.14б).

Радіальний профіль $P_R(d)$ описує залежність амплітуд спектру P_S (усереднених для всіх напрямів) від номерів частот d . Номери частот d визначаються як цілі значення відстаней від елементів спектру P_S до його центру. Для енергетичного спектру P_S визначаються координати його центру $M_C = [Md/2]$ (за висотою), $N_C = [Nd/2]$ (за шириною). Значення $P_R(d)$ обчислюється як середнє арифметичне коефіцієнтів енергетичного спектру $P_S(m, n)$, для яких відстань до центру спектру рівна d .

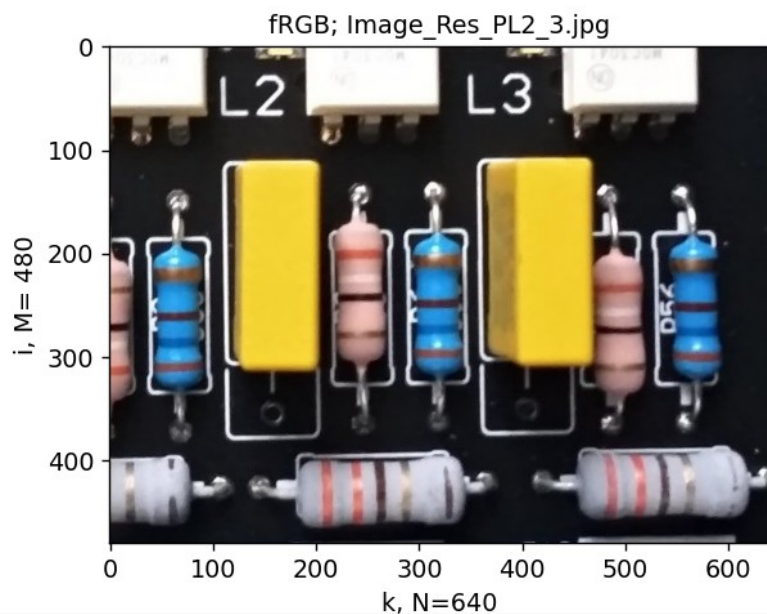


Рисунок 3.13 – Початкове зображення $fRGB$

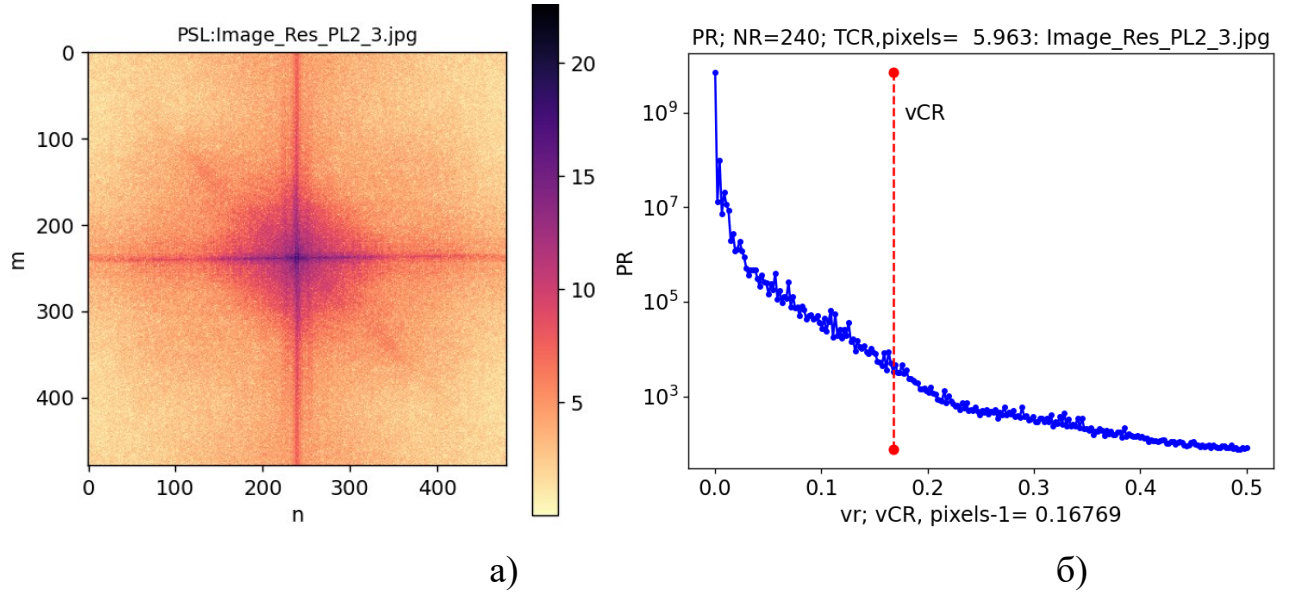


Рис. 3.14 – Енергетичний спектр Фур'є P_S зображення f_n у логарифмічному масштабі (а) та його радіальний профіль P_R (б)

Радіальна просторова частота ν_r обчислюється через її номер d за формулою:

$$\nu_r = \frac{d}{2(N_R - 1)}. \quad (3.8)$$

Значення просторових частот ν_r знаходяться у діапазоні від 0 до 0.5 (пікселів⁻¹). Середня просторова частота ν_{CR} (Mean frequency) зображення обчислюється на основі заданого інтервалу $([N_R \cdot 0.25] \leq d \leq N_R)$ для радіального профілю $P_R(d)$ як його центр ваги за формулою [122]:

$$\nu_{CR} = \frac{\sum_{d=d_{min}}^{d_{max}} \nu_r(d) \cdot P_R(d)}{\sum_{d=d_{min}}^{d_{max}} P_R(d)}, \quad (3.9)$$

де $\nu_r(d)$ – значення просторової частоти (3.7), яке відповідає номеру d ;

d_{min} – мінімальний номер просторової частоти ($d_{min} = [N_R \cdot 0.25]$);

d_{max} – максимальний номер просторової частоти ($d_{max} = N_R$).

Середній просторовий період T_{CR} зображення обчислюється за формулою:

$$T_{CR} = \frac{1}{v_{CR}}. \quad (3.10)$$

Період T_{CR} обчислюється для серії зображень певного типу і в подальшому враховується при масштабуванні подібних зображень (для оптимального вибору методів інтерполяції).

Цифрові кольорові зображення програмно обробляються як масиви $fRGB$ розміром $M \times N$ пікселів для трьох каналів кольору. У випадку масштабування зображення у відтінках сірого воно обробляється як один канал кольору.

Адаптивне застосування алгоритмів інтерполяції полягає в тому, що для обробки конкретного зображення використовується алгоритм з мінімальною похибкою масштабування $RMSE$.

Під час масштабування зображень можна виділити такі три режими обробки:

1. Зменшення масштабу всіх зображень (наприклад, для перетворення розмірів початкових зображень до розмірів вхідних сигналів ШНМ).
2. Збільшення масштабу всіх зображень (наприклад, перед візуалізацією зображень з метою забезпечення високої візуальної якості).
3. Зменшення масштабу початкових зображень, передавання (або збереження) таких зображень та наступне збільшення їх масштабу (наприклад, для зменшення об'єму даних, які передаються у телекомунікаційних системах; для попереднього перегляду зображень, зчитаних у зменшеному форматі; у випадку передавання зображень через месенджери).

У перших двох режимах застосовується один алгоритм інтерполяції (для зменшення або збільшення масштабу). В третьому режимі можливо застосування як одного, так і комбіноване застосування комплексу з двох алгоритмів (один алгоритм застосовується для зменшення масштабу, а інший – для збільшення).

Проведено дослідження алгоритмів інтерполяції у найбільш загальному третьому режимі, оскільки перші два режими є його складовими частинами. У такому випадку обробка зображень зводиться до 2 етапів:

1. На основі початкового кольорового зображення $fRGB$ (з розмірами $M \times N$ пікселів) алгоритмом інтерполяції №1 обчислюється масштабоване зображення $fRGBs$ (з розмірами $M_s \times N_s$ пікселів); коефіцієнт зміни масштабу визначається як $Sc = M_s/M$ (наприклад, $Sc = 0.5$).
2. На основі $fRGBs$ алгоритмом інтерполяції №2 обчислюється зображення $fRGBs2$ (розміром $M \times N$ пікселів, тобто з розміром початкового зображення).

Помилки масштабування $RMSE$ обчислюються окремо для кожного комплексу з двох алгоритмів, які застосовуються при послідовному зменшенні та збільшенні масштабу зображень. Для порівняння точності алгоритмів застосовується також відносна похибка масштабування $RMSE_R$, яка обчислюється за формулою:

$$RMSE_R = \frac{RMSE_II}{RMSE_I}, \quad (3.11)$$

де $RMSE_I$ – похибка масштабування комплексом алгоритмів I;

$RMSE_II$ – похибка масштабування комплексом алгоритмів II.

Залежність відносної помилки масштабування $RMSE_R$ від значень періоду T_{CR} математично описуються рівнянням регресії у вигляді поліному степені P_d :

$$RMSE_RA = b_0 + \sum_{p=1}^{Pd} b_p \cdot (T_{CR})^p, \quad (3.12)$$

де $b_0, b_1, \dots, b_{Pd}$ – коефіцієнти полінома.

Таким чином, використовуючи рівняння (3.12), можливо досліджувати вплив просторового періоду T_{CR} зображень на точність їх масштабування. Це

дозволяє шляхом масштабування серії з QIm тестових зображень $fRGB$ визначити порогове значення T_h для просторового періоду T_{CR} , при якому обидва комплекси алгоритмів інтерполяції забезпечують однакову похибку; тому при $T_{CR} < T_h$ один з комплексів алгоритмів забезпечує меншу похибку, а при $T_{CR} \geq T_h$ меншу похибку забезпечує інший комплекс.

3.3 Програмна реалізація методики змiну масштабу зображень з адаптивним вибором алгоритмів інтерполяції

Програму «Image_Scale_R25» (додаток К), яка призначена для масштабування зображень шляхом адаптивного застосування алгоритмів інтерполяції, розроблено на мові Python [106-108] на основі математичної моделі (3.1-3.12). Робота програми описується такою схемою алгоритму (рис. 3.15).

Початковими (вхідними) даними для програми є серія цифрових зображень $fRGB$ (розміром $M \times N$ пікселів) з номерами ni від 1 до QIm . Початкові зображення зчитуються з графічних файлів або з відеокамери. Кольорові зображення $fRGB$ перетворюються у відтінки сірого і записуються у зображення f_n (з розмірами $Md \times Nd$ пікселів). Для кожного зображення f_n обчислюється спектр Фур'є F , енергетичний спектр P_s , його усереднений радіальний профіль P_R та просторовий період T_{CR} . Пряме дискретне швидке перетворення Фур'є зображення f_n виконується функцією `fft2()` бібліотеки `SciPy`.

Адаптивне застосування алгоритмів інтерполяції полягає в тому, що вибір алгоритмів виконується залежно від значення просторового періоду T_{CR} зображення. При $T_{CR} < T_h$ масштабування виконується комплексом алгоритмів II, а при $T_{CR} \geq T_h$ – комплексом алгоритмів I (що забезпечує меншу похибку масштабування).

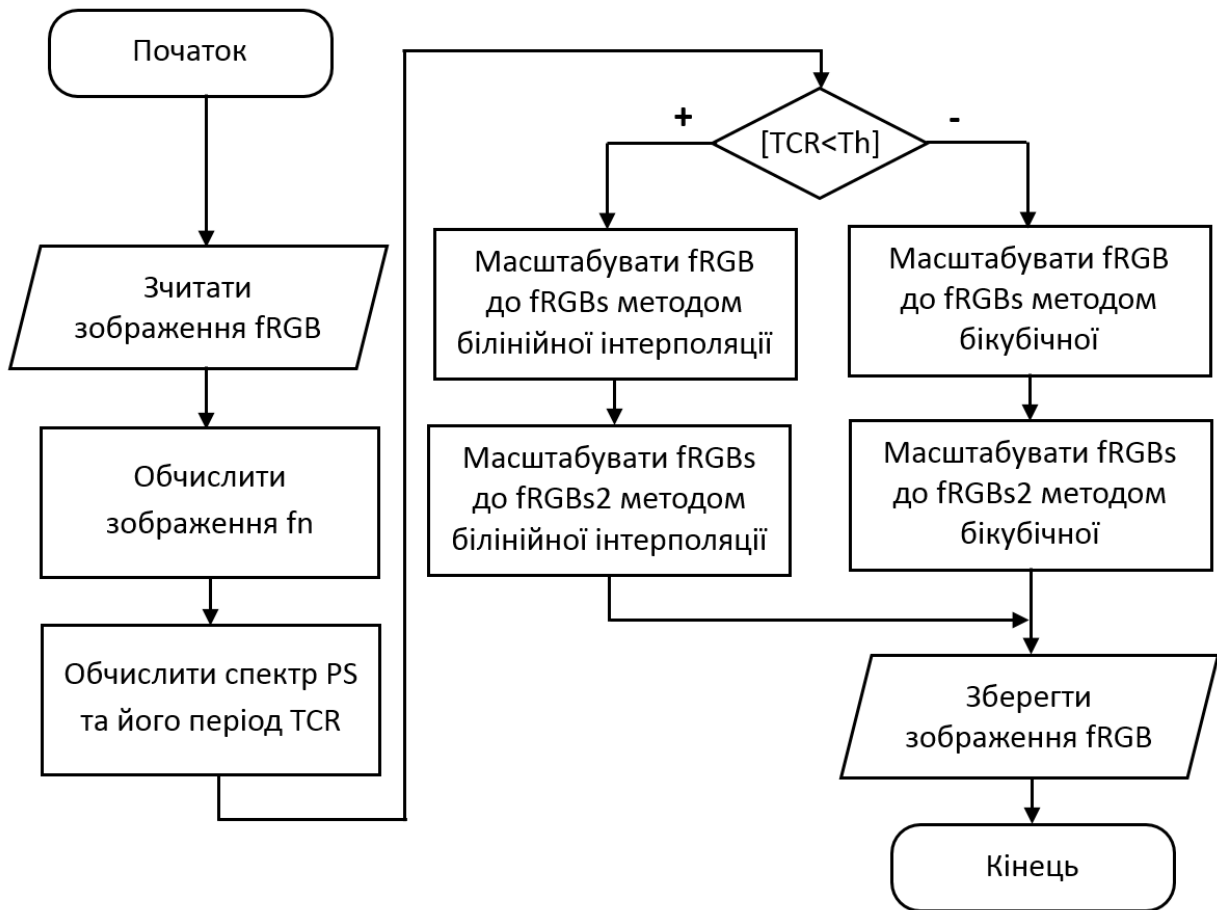
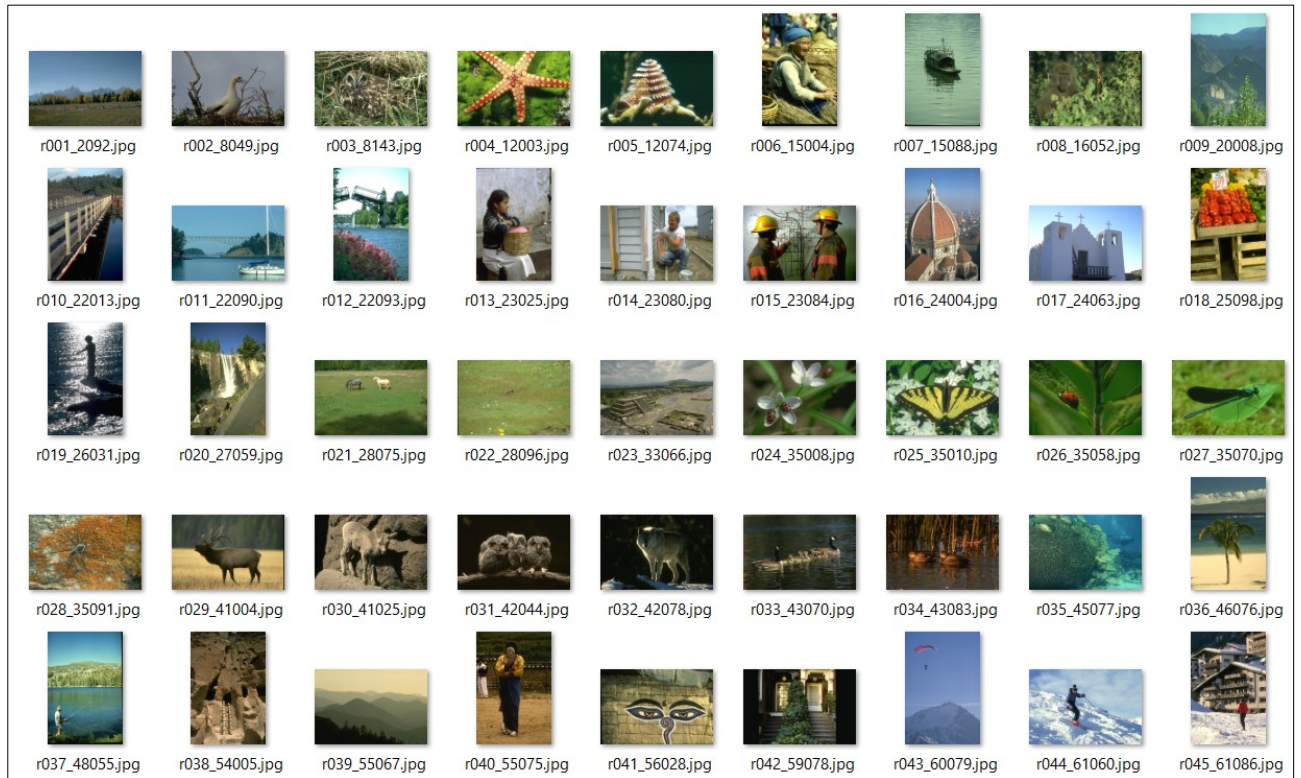


Рисунок 3.15 – Схема алгоритму масштабування зображень з адаптивним вибором алгоритмів інтерполяції

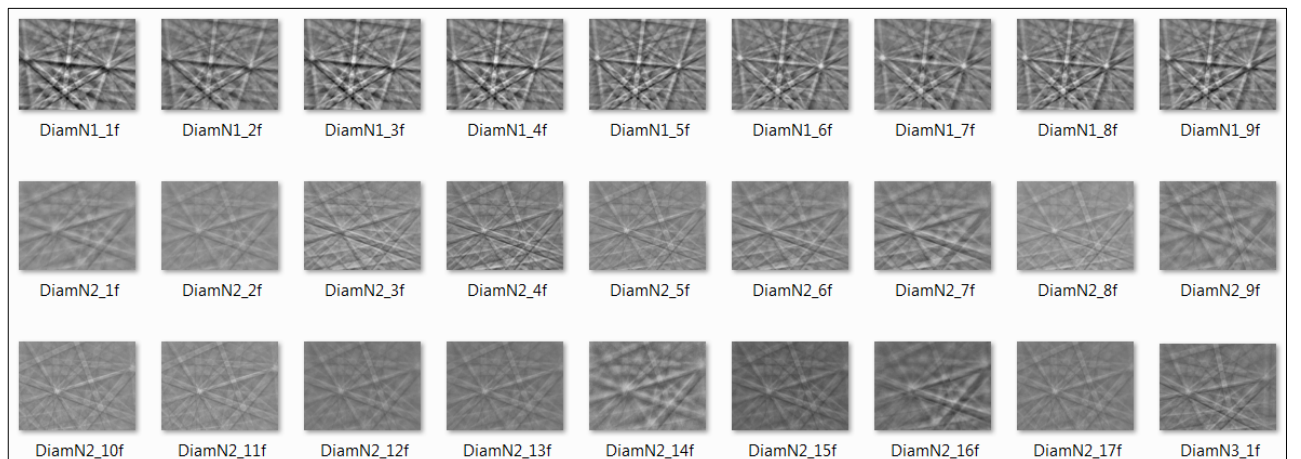
Наприклад, якщо в комплексі алгоритмів I для зменшення та збільшення зображень застосовується бікубічна інтерполяція, а в комплексі алгоритмів II для зменшення та збільшення масштабу застосовується білінійна інтерполяція, то робота програми описується такою схемою алгоритму (рис. 3.15). У такому випадку при $T_{CR} < T_h$ масштабування виконується білінійною інтерполяцією, а при $T_{CR} \geq T_h$ – бікубічною інтерполяцією.

Масштабування зображення виконується у 2 етапи. На першому етапі виконується масштабування $fRGB$ (розміром $M \times N$ пікселів) в зображення $fRGBs$ (розміром $M_s \times N_s$ пікселів) із використанням методу інтерполяції №1; коефіцієнт зміни масштабу при цьому рівний $Sc = M_s/M$. На другому етапі виконується масштабування $fRGBs$ в зображення $fRGBs2$ (розміром $M \times N$ пікселів) із використанням методу інтерполяції №2.

За допомогою розробленої програми виконано масштабування зображень таких типів (серій): зображень бази BSDS300 (рис. 3.16а), зображень смуг Кікучі (рис. 3.16б), Х-променевих біомедичних зображень (рис. 3.17а), зображень текстових документів (рис. 3.17б). Всього у вибірці містилося $QIm = 278$ зображень.

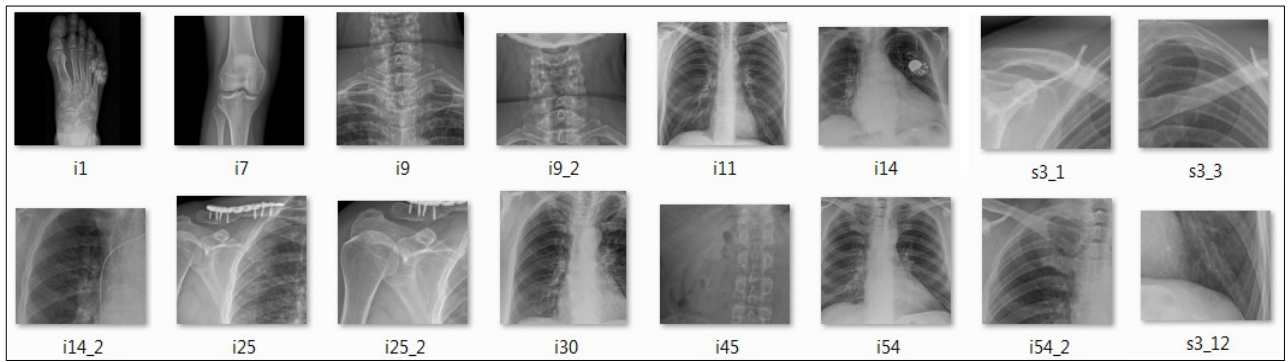


а)

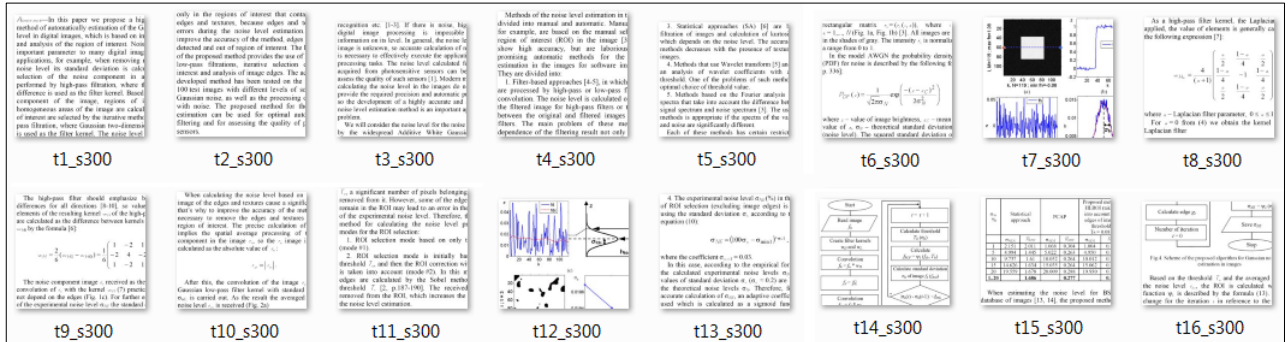


б)

Рисунок 3.16 – Фрагмент вибірки з $QIm = 278$ досліджуваних зображень:
а) зображення бази BSDS300 (27 зображень з 200) [114, 115]; б) зображення смуг Кікучі (27 зображень з 44) [78-79]



а)



б)

Рисунок 3.17 – Фрагмент вибірки з $QIm = 278$ досліджуваних зображень: а) Х-променеві біомедичні зображення (16 зображень з 17) [123], б) зображення текстових документів (16 зображень з 17) [88].

Масштабування зображень виконується функцією `resize()` бібліотеки OpenCV з використанням методів інтерполяції:

- INTER_LINEAR – метод, який реалізує алгоритм білінійної інтерполяції;
- INTER_CUBIC – метод, який реалізує алгоритм бікубічної інтерполяції.

Вихідними даними (результатами) програми є масштабовані зображення $fRGB$, $fRGBs2$ та їх параметри. Помилка масштабування $RMSE$ обчислюється через різницю зображень $fRGB$ та $fRGBs2$ за формулою (3.1). Після цього виконується регресійний аналіз залежності відносної помилки масштабування $RMSE_R$ (3.11) від просторового періоду T_{CR} для всіх QIm досліджуваних зображень. Рівняння регресії будується у вигляді поліному степені P_d за формулою (3.12), коефіцієнти регресії обчислюються шляхом мінімізації кореня середньої квадратичної різниці $RMSEb$ між значеннями $RMSE_R$ та

відповідними значеннями поліному $RMSE_RA$. Порогове значення просторового періоду T_h обчислюється як значення T_{CR} , при якому $RMSE_RA = 1$.

Спочатку виконано масштабування зображень комплексом алгоритмів I (зменшення та збільшення масштабу алгоритмом бікубічної інтерполяції) та комплексом алгоритмів II (зменшення та збільшення масштабу алгоритмом білінійної інтерполяції).

Розглянемо процес масштабування зображення №156 з бази BSDS300 [114, 115, Fowlkes] (рис. 3.18а). З початкового зображення $fRGB$ отримується квадратне зображення f_n у відтінках сірого, для якого обчислюється енергетичний спектр P_S (рис. 3.18б) та усереднений радіальний профіль P_R спектру (рис. 3.18в). На основі початкового зображення $fRGB$ алгоритмами білінійної або бікубічної інтерполяції обчислюється зображення $fRGBs$ (рис. 3.19а) у зменшеному масштабі (зменшення масштабу у 2 рази).

Шляхом масштабування зображення $fRGBs$ алгоритмами білінійної або бікубічної інтерполяції обчислюється зображення $fRGBs2$ у збільшеному масштабі (рис. 3.19б, рис. 3.19в, рис. 3.19г). У даному випадку алгоритм бікубічної інтерполяції забезпечує меншу похибку масштабування $RMSE$ (рис. 3.19б), ніж алгоритм білінійної інтерполяції (рис. 3.19в).

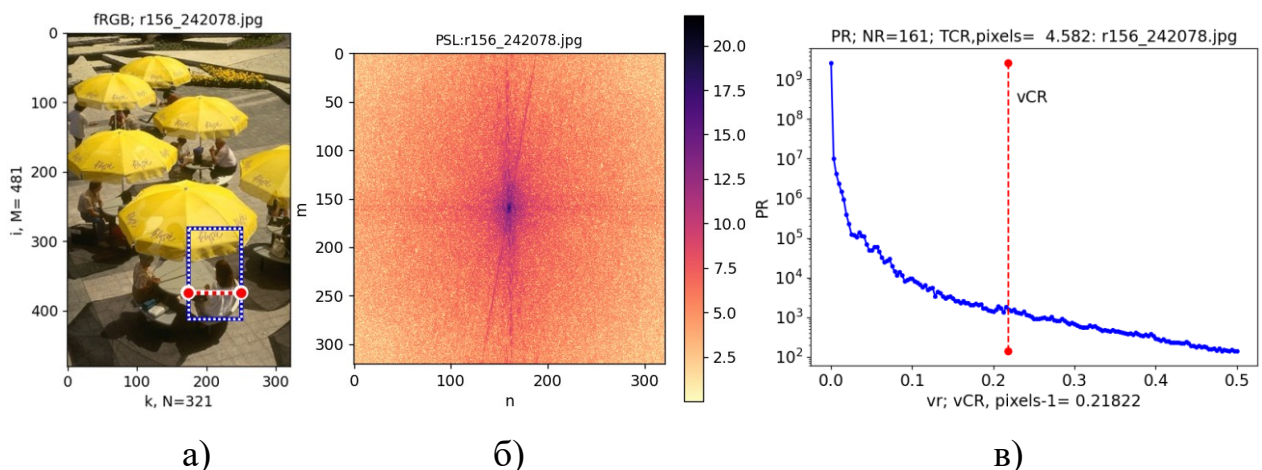


Рисунок 3.18 – Початкове зображення $fRGB$ #156 з бази BSDS300 [34, 35] (а), його енергетичний спектр P_S у логарифмічному масштабі (б) та усереднений радіальний профіль P_R спектру (в)

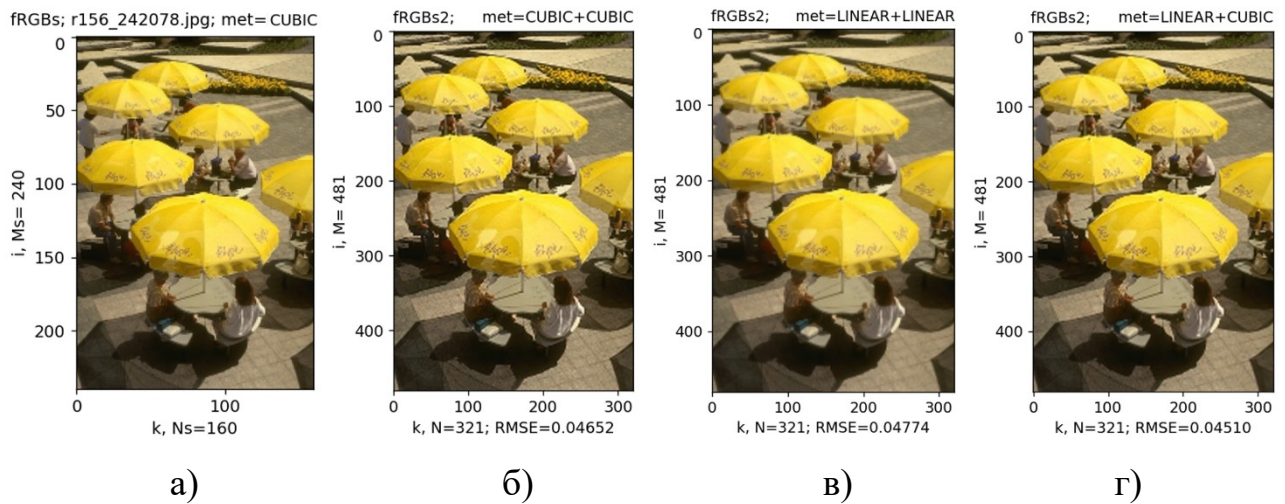


Рисунок 3.19 – Зображення $fRGBs$ у зменшеному масштабі (а) та зображення $fRGBs2$ у збільшеному масштабі, обчислені алгоритмами: б) бікубічної інтерполяції (комплекс алгоритмів I, методи «CUBIC+CUBIC»); в) білінійної інтерполяції (методи «LINEAR+ LINEAR», комплекс алгоритмів II); г) білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+CUBIC»)

Різниця між масштабованими зображеннями, обчисленими різними алгоритмами інтерполяції, найбільш помітні на окремих фрагментах таких зображень (рис. 3.20) та на їх профілях (рис. 3.21).

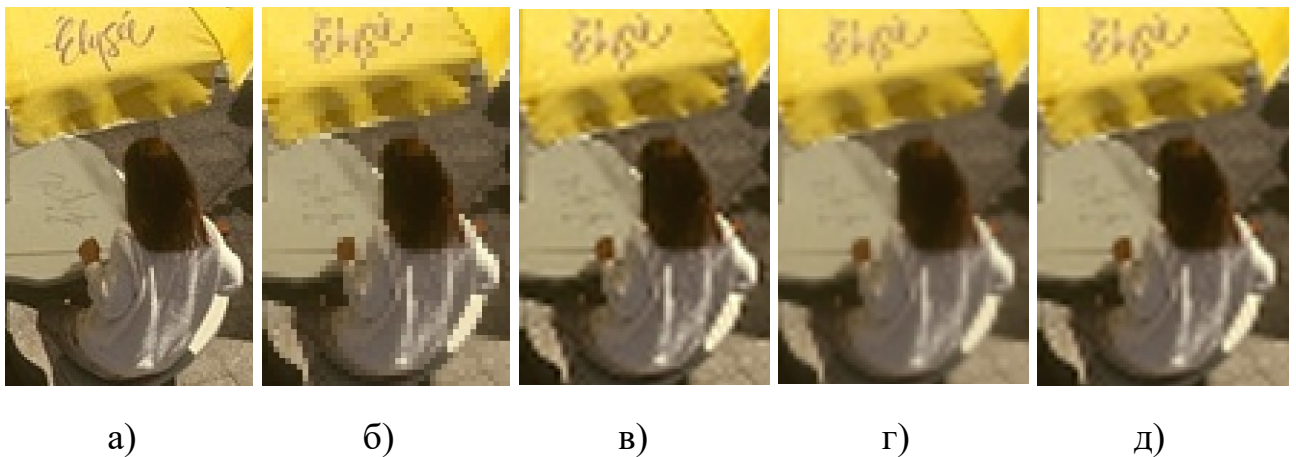


Рисунок 3.20 – Фрагменти зображень: а) $fRGB$ (рис. 3.18а, фрагмент виділений прямокутником); б) $fRGBs$ у зменшеному масштабі (рис. 3.19а); в) $fRGBs2$ у збільшеному масштабі, методи «CUBIC+CUBIC» (рис. 3.19б); г) $fRGBs2$ у збільшеному масштабі, методи «LINEAR+ LINEAR» (рис. 3.19в); д) $fRGBs2$ у збільшеному масштабі, методи «LINEAR+CUBIC» (рис. 3.18г)

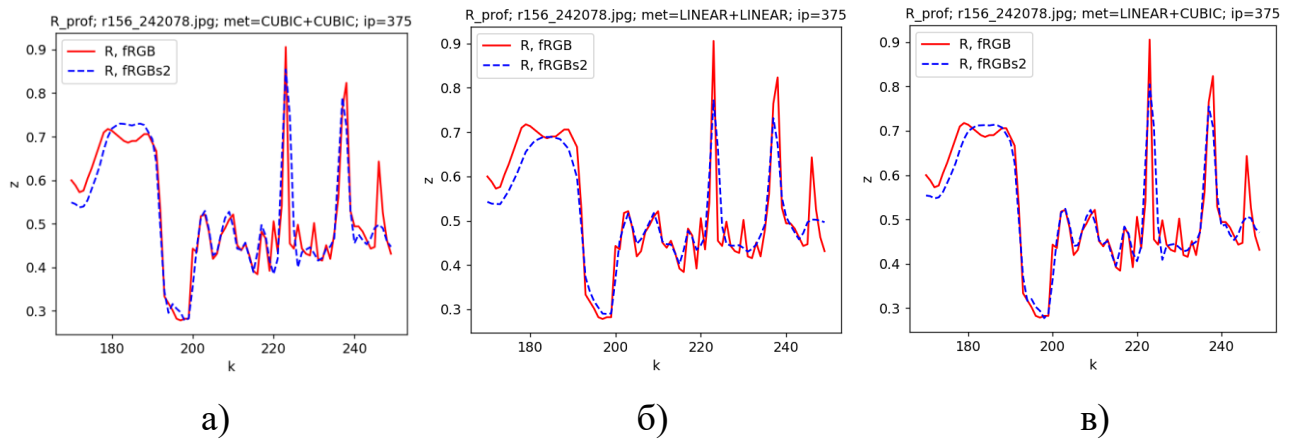


Рисунок 3.21 – Горизонтальні профілі червоного каналу кольору для початкових зображень $fRGB$ (рис. 3.18а, кінці горизонтального відрізка відповідають початку та кінцю профілю) та масштабованих зображень $fRGBs2$ (рис. 3.19б, рис. 3.19в, рис. 3.19г), які обчислені: а) алгоритмами бікубічної інтерполяції (методи «CUBIC+CUBIC», $RMSE = 0.04652$); б) білінійної інтерполяції (методи «LINEAR+ LINEAR», $RMSE = 0.04774$); в) білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+CUBIC», $RMSE = 0.4510$)

На зображеннях, які масштабуються алгоритмом бікубічної інтерполяції, виникають певні осциляції (ефект «дзвону») (рис. 3.20в, рис. 3.21а). Масштабування алгоритмом білінійної інтерполяції призводить до значного згладжування зображення (рис. 3.20г, рис. 3.21б). Послідовне масштабування алгоритмом білінійної та бікубічної інтерполяції (у випадку даного зображення) забезпечує менші спотворення зображення за рахунок меншого розмиття (порівняно з білінійною інтерполяцією) та менших осциляцій (порівняно з бікубічною інтерполяцією) (рис. 3.20д, рис. 3.21в).

Для зображень досліджуваної множини (рис. 3.16, рис. 3.17) обчислено відносні похибки масштабування $RMSE_R$ (3.11) та значення за їх середнього просторового періоду T_{CR} (3.10). У результаті цього отримано залежність $RMSE_R(T_{CR})$ (рис. 3.22), яку оброблено методами інтелектуального аналізу даних, зокрема, регресійного аналізу [124-129]. Отриману залежність $RMSE_R(T_{CR})$ описано рівнянням регресії $RMSE_RA$ (3.12), а саме поліномом степені 2 [124-125].

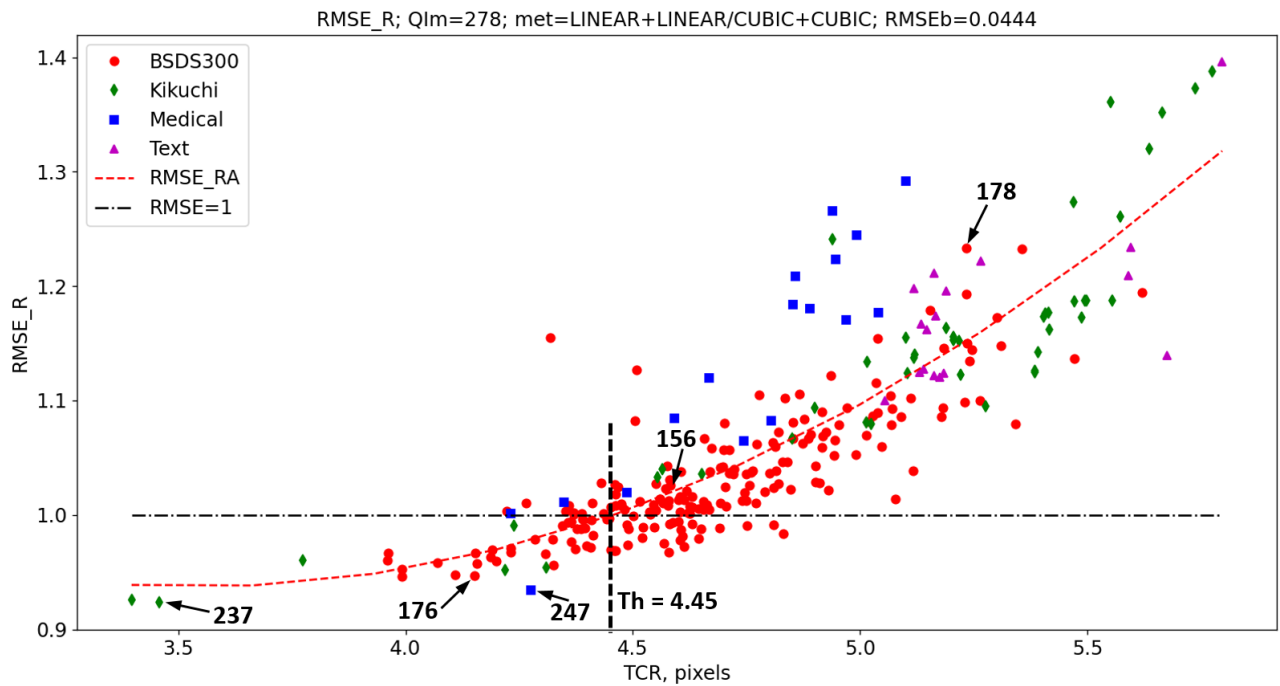


Рисунок 3.22 – Залежність відносної похибки масштабування $RMSE_R$ від середнього просторового періоду T_{CR} зображень досліджуваної множини (рис. 3.16, рис. 3.17) при зміні масштабу зображень алгоритмами білінійної та бікубічної інтерполяції

Порогове значення просторового періоду T_h обчислено як значення T_{CR} , при якому $RMSE_RA = 1$, тому $T_h = 4.45$ пікселів. На рисунку 3.22 використано такі позначення для різних груп зображень: BSDS300 – зображення бази BSDS300, Kikuchi – зображення смуг Кікучі, Medical – X-променеві біомедичні зображення, Text – зображення текстових документів. Кривою $RMSE_RA$ позначено рівняння регресії (3.12) (коефіцієнти поліному $b_0 = 1.876813$, $b_1 = -0.530587$, $b_2 = 0.07490$); масштабовані зображення обчислені алгоритмами бікубічної інтерполяції (комплекс алгоритмів I, методи «CUBIC+CUBIC») та білінійної інтерполяції (методи «LINEAR+ LINEAR», комплекс алгоритмів II); номерам 156, 176, 178, 237, 247 відповідають зображення у просторі координат $RMSE_R(T_{CR})$.

Середню просторову частоту зображення ν_{CR} (3.9) та середній просторовий період T_{CR} (3.10) обчислено для мінімального номеру просторової частоти $d_{min} = [N_R \cdot 0.25]$ та максимального номеру просторової частоти

$d_{max} = N_R$. Такі значення параметрів d_{min} та d_{max} вибрано за умови мінімізації кореня середньої квадратичної різниці між значеннями $RMSE_R$ та відповідними значеннями поліному $RMSE_RA$ (рис. 3.22).

Результати масштабування зображень алгоритмами бікубічної та білінійної інтерполяції показують, що існує залежність відносної похибки масштабування $RMSE_R$ від середнього просторового періоду T_{CR} . Таку залежність підтверджує коефіцієнт кореляції Пірсона (Pearson correlation) $corr = 0.843428$.

Шляхом дослідження серії зображень (рис. 3.16, рис. 3.17) встановлено, що для значень періоду $T_{CR} < T_h$ ($T_h = 4.45$ пікселів) меншу похибку інтерполяції забезпечує білінійна інтерполяція, а в іншому випадку – бікубічна. Для серії однотипних зображень період T_{CR} можна обчислювати тільки один раз.

Таким чином, для частини зображень з низькими значеннями T_{CR} алгоритм білінійної інтерполяції забезпечує меншу похибку масштабування $RMSE$, ніж алгоритм бікубічної інтерполяції. Зокрема, для зображень з $T_{CR} < 4.45$ пікселів алгоритм білінійної інтерполяції забезпечує на 6% меншу похибку масштабування $RMSE$, порівняно з бікубічною інтерполяцією. Така особливість масштабування спостерігається, наприклад, для зображення смуг Кікучі № 237 (рис. 3.23, рис. 3.24).

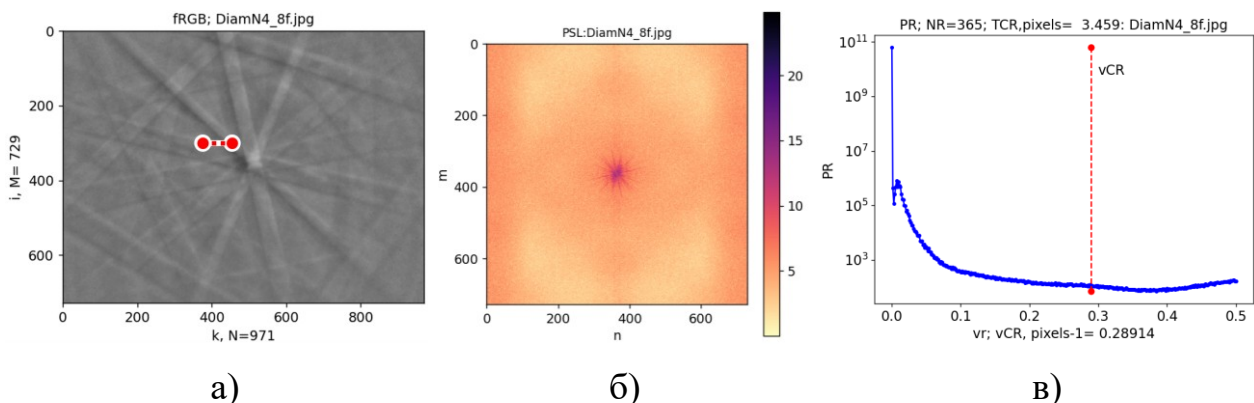


Рисунок 3.23 – Початкове зображення смуг Кікучі $fRGB$ № 237 [77] (а), його енергетичний спектр P_S у логарифмічному масштабі (б) та усереднений радіальний профіль P_R спектру (в)

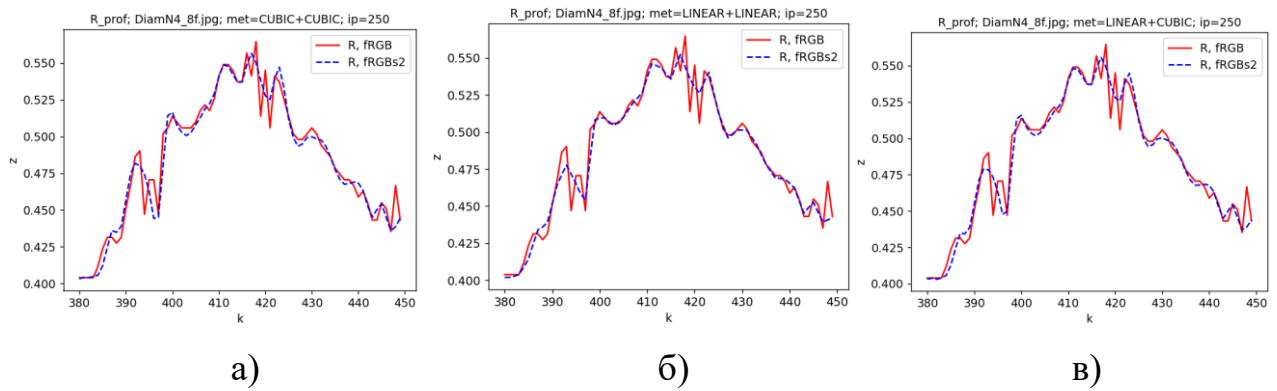


Рисунок 3.24 – Горизонтальні профілі червоного каналу кольору для зображення $fRGB$ (рис. 3.23а, кінці горизонтального відрізка відповідають початку та кінцю профілю) та масштабованих зображень $fRGBs2$, які обчислені алгоритмами: а) бікубічної інтерполяції (комплекс алгоритмів I, методи «CUBIC+CUBIC», $RMSE = 0.01637$); б) білінійної інтерполяції (комплекс алгоритмів II, методи «LINEAR+ LINEAR», $RMSE = 0.01511$); в) білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+CUBIC», $RMSE = 0.01538$)

Алгоритм білінійної інтерполяції забезпечує меншу похибку масштабування $RMSE$ (порівняно з бікубічною інтерполяцією) також для Х-променевого біомедичного зображення № 247 (рис. 3.25, рис. 3.26).

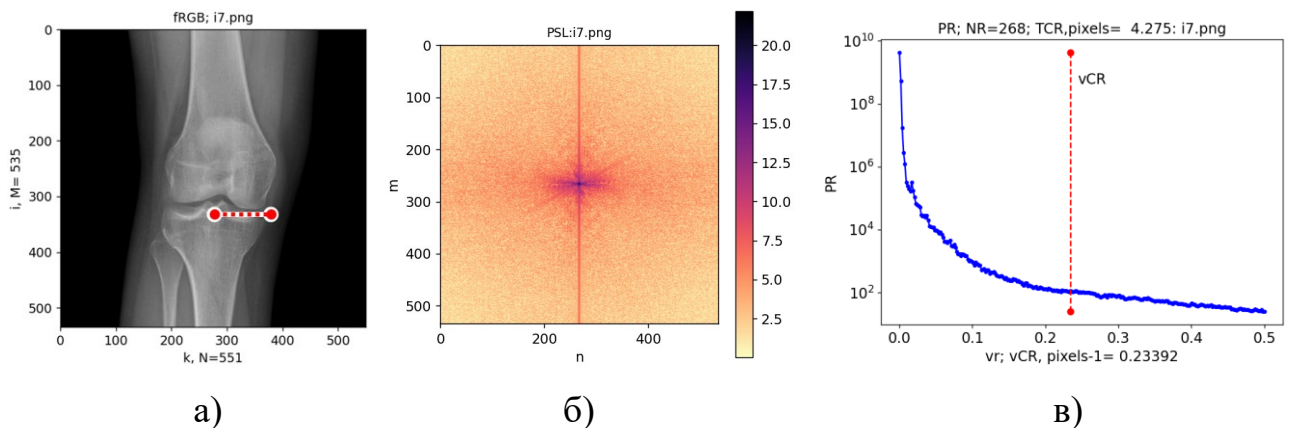


Рисунок 3.25 – Початкове Х-променеве біомедичне зображення $fRGB$ № 247 [123] (а), його енергетичний спектр P_S у логарифмічному масштабі (б) та усереднений радіальний профіль P_R спектру (в)

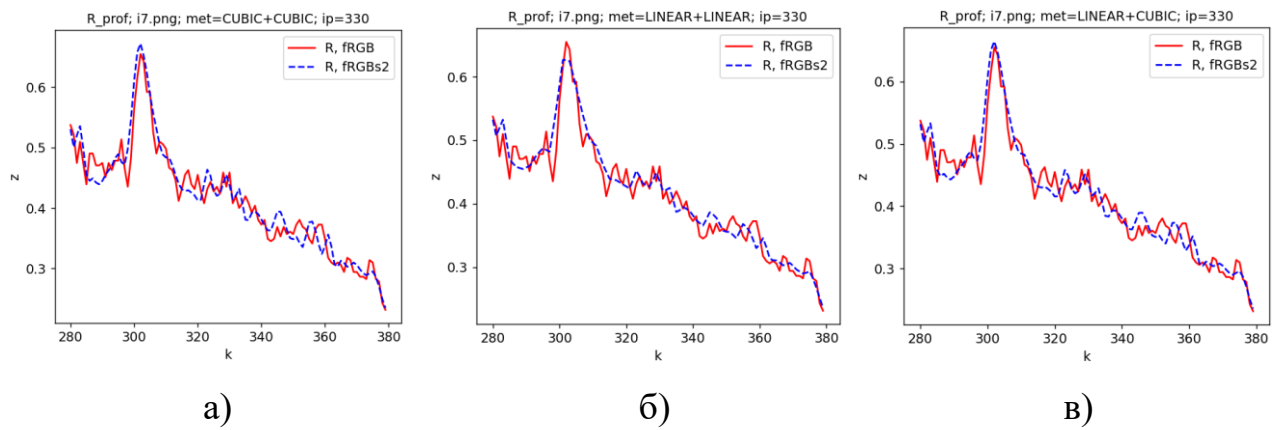


Рисунок 3.26 – Горизонтальні профілі червоного каналу кольору для зображень *fRGB* (рис. 3.25а, кінці горизонтального відрізка відповідають початку та кінцю профілю) та масштабованих зображень *fRGBs2*, які обчислені алгоритмами:

- а) бікубічної інтерполяції (методи «CUBIC+CUBIC», $RMSE = 0.01147$);
- б) білінійної інтерполяції (методи «LINEAR+ LINEAR», $RMSE = 0.01072$);
- в) білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+CUBIC»,
 $RMSE = 0.01094$)

Тобто алгоритм інтерполяція зображень можливо обирати адаптивно за критерієм мінімізації похибки масштабування $RMSE$. Запропонована методика дозволяє зменшити похибку масштабування, оскільки за значенням просторового періоду T_{CR} зображення розділяються на два класи: для класу №1 ($T_{CR} \geq T_h$) меншу похибку масштабування $RMSE$ забезпечує алгоритм бікубічної інтерполяції, а для класу №2 ($T_{CR} < T_h$) меншу похибку $RMSE$ забезпечує алгоритм білінійної інтерполяції (рис. 3.22). Описана класифікація зображень дозволяє адаптувати алгоритм інтерполяції до класу зображення, який описується періодом T_{CR} , і мінімізувати похибку масштабування.

Практичне визначення найкращого алгоритму (за мінімумом $RMSE$) доцільно виконувати не тільки через значення періоду T_{CR} (що потребує багато обчислювальних ресурсів), а також шляхом порівняння прямокутних фрагментів малого розміру (наприклад, розміром 64×64 пікселі) для початкового *fRGB* та масштабованого *fRGBs2* зображень.

Під час масштабування одного зображення можливе комбіноване застосування різних алгоритмів інтерполяції. Для перевірки можливостей такого способу масштабування виконано обробку зображень комплексом алгоритмів I (зменшення та збільшення масштабу алгоритмом бікубічної інтерполяції) та комплексом алгоритмів II (зменшення масштабу алгоритмом білінійної інтерполяції та збільшення масштабу алгоритмом бікубічної інтерполяції). У результаті масштабування досліджуваних зображень (рис. 3.16, рис. 3.17) обчислено їх відносні похибки масштабування $RMSE_R$ (3.11) та значення за їх середнього просторового періоду T_{CR} (3.10) (рис. 3.27).

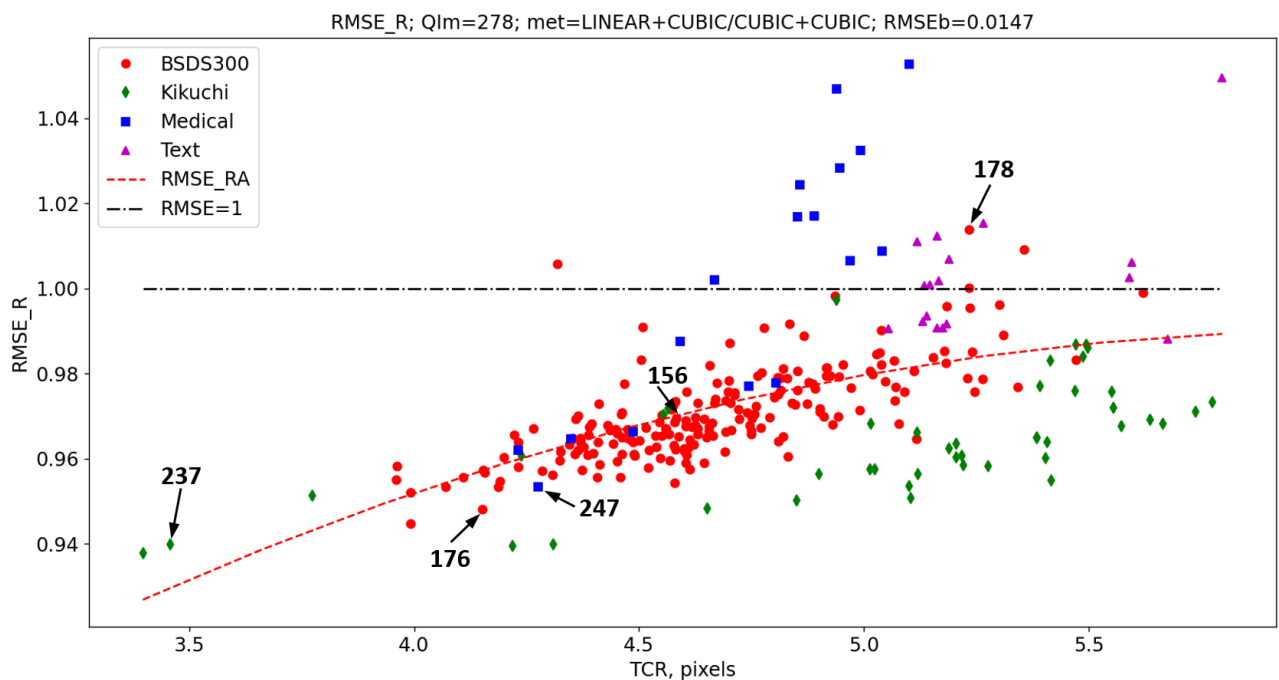


Рисунок 3.27 – Залежність відносної похибки масштабування $RMSE_R$ від середнього просторового періоду T_{CR} зображень досліджуваної множини (рис. 3.16, рис. 3.17); BSDS300 – зображення бази BSDS300, Kikuchi – зображення смуг Кікучі, Medical – X-променеві біомедичні зображення, Text – зображення текстових документів; $RMSE_RA$ – рівняння регресії (3.12) (коефіцієнти поліному $b_0=0.667929$, $b_1=0.105665$, $b_2=-0.008663$); масштабовані зображенні обчислені алгоритмами бікубічної інтерполяції (комплекс алгоритмів I, методи «CUBIC+CUBIC»), білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+ CUBIC», комплекс алгоритмів II); номерам 156, 176, 178, 237, 247 відповідають зображення у просторі координат $RMSE_R(T_{CR})$

Результати масштабування зображень (рис. 3.27) показують, що існує кореляція між значеннями відносної похибки масштабування $RMSE_R$ та середнім просторовим періодом T_{CR} (коефіцієнт кореляції $corr = 0.523043$). Для більшості досліджуваних зображень комбіноване послідовне застосування алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції (LINEAR+CUBIC) забезпечує меншу похибку масштабування, ніж окреме застосування алгоритмів білінійної (LINEAR+LINEAR) та бікубічної (CUBIC+CUBIC) інтерполяції (табл. 3.3). Наприклад, при масштабуванні зображення №156 (рис. 3.18, рис. 3.19) найменшу похибку $RMSE$ отримано у випадку послідовного застосування алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції (методи «LINEAR+CUBIC»), що особливо помітно на профілях масштабованих зображень (рис. 3.21в).

Для деяких зображень найменшу похибку $RMSE$ забезпечує алгоритм білінійної інтерполяції, наприклад, для зображення смуг Кікучі № 237 (рис. 3.23, рис. 3.24) та для Х-променевого біомедичного зображення № 247 (рис. 3.25, рис. 3.26). Такий результат можна пояснити присутністю на зображеннях (рис. 3.23а, рис. 3.25а) значного рівня шуму, оскільки використання білінійної інтерполяції призводить до згладжування і зменшення шумової складової на зображенні після масштабування.

Масштабування досліджуваних зображень виконано також алгоритмом Ланцоша (LANCZOS+LANCZOS) та поєднанням білінійної інтерполяції з алгоритмом Ланцоша (LINEAR+LANCZOS) (табл. 3.3). Проте, при обробці зображень шляхом зменшення та збільшення масштабу алгоритм Ланцоша забезпечує більшу похибку (порівняно з поєднанням білінійної та бікубічної інтерполяції), але при цьому має меншу швидкодію. Тому для такого масштабування зображень більш доцільним є послідовне застосування білінійної та бікубічної інтерполяції.

За критерієм Пірсона χ^2 [109] підтверджена гіпотеза про нормальний розподіл значень $RMSE$ при масштабуванні зображень досліджуваної множини (рис. 3.16, рис. 3.17). За результатами масштабування для кожного комплексу алгоритмів інтерполяції обчислено середню помилку масштабування A_R та

середнє квадратичне відхилення σ_R для значень $RMSE$, а також обчислено межі довірчого інтервалу $A_{Rmin} < A_R < A_{Rmax}$ з надійністю $\gamma = 0.95$ [109] (рис. 3.28, табл. 3.3). За результатами кожного метода інтерполяції також обчислено середнє значення $APSNR$ (табл. 3.3) для всіх значень пікового відношення сигнал/шум $PSNR$.

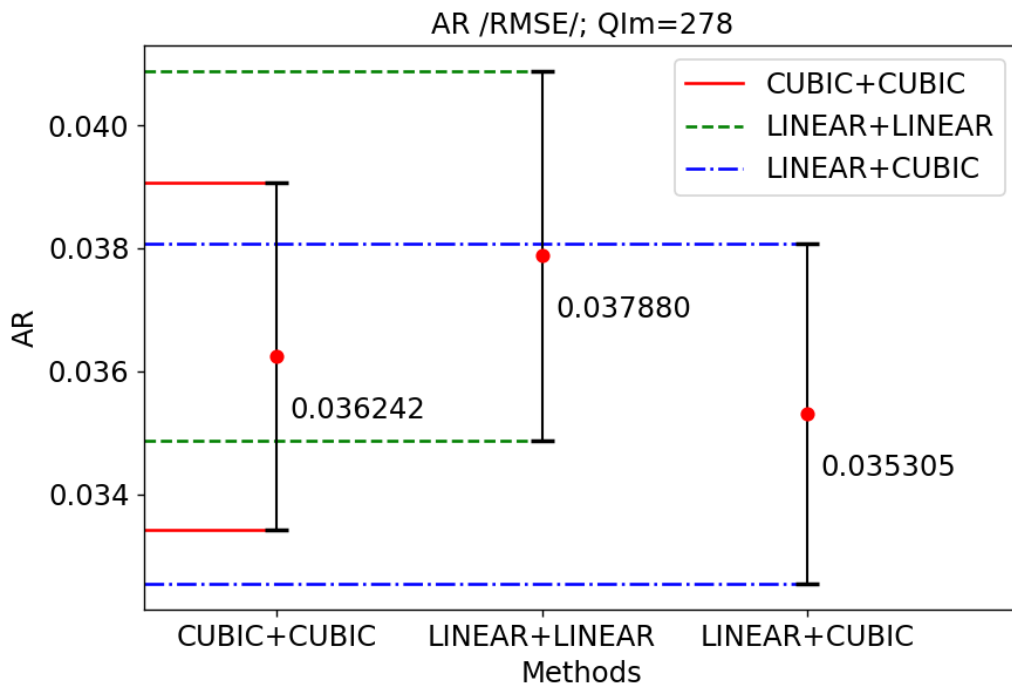


Рисунок 3.28 – Середні помилки масштабування A_R та межі їх довірчих інтервалів для серії з $QIm = 278$ зображень (рис. 3.16, рис. 3.17)

Таблиця 3.3 – Середня помилка масштабування A_R та середнє квадратичне відхилення σ_R для значень $RMSE$, межі довірчих інтервалів $A_{Rmin} < A_R < A_{Rmax}$ для множини з $QIm = 278$ зображень (рис. 3.16, рис. 3.17)

	CUBIC+ CUBIC	LINEAR+ LINEAR	LINEAR+ CUBIC	LANCZOS+ LANCZOS	LINEAR+ LANCZOS
A_R	0.03624	0.03788	0.03530	0.03848	0.03556
σ_R	0.02402	0.02553	0.02352	0.02548	0.02363
A_{Rmin}	0.03342	0.03488	0.03254	0.03549	0.03278
A_{Rmax}	0.03907	0.04088	0.03807	0.04148	0.03834
$APSNR$, дБ	28.815	28.432	29.043	28.295	28.981

Таким чином, за середньою помилкою масштабування A_R та з урахуванням меж її довірчого інтервалу A_{Rmin} , A_{Rmax} найменшу помилку масштабування забезпечує комплекс алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції (LINEAR+CUBIC), середнє значення отримується для алгоритму бікубічної інтерполяції (CUBIC+CUBIC), а найвищу помилку дає алгоритм білінійної інтерполяції (LINEAR+LINEAR). У порівнянні з бікубічною інтерполяцією комплекс алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції забезпечує на 2.6% меншу похибку масштабування $RMSE$. За значенням $PSNR$ найкращі (найвищі) значення отримано також для комплексу алгоритмів білінійної та бікубічної інтерполяції методу (29.043 дБ). У розглянутих випадках забезпечується помірна якість результатів масштабування ($25 \text{ дБ} \leq PSNR < 30 \text{ дБ}$). Такий результат підтверджує ефективність комбінованого застосування алгоритмів інтерполяції.

Проте, отримані закономірності для похибок масштабування отримано при послідовному зменшенні масштабу зображення у 2 рази та наступному збільшенні масштабу у 2 рази. Якщо ж масштаб зображення спочатку збільшується, то менша похибка у більшості випадків отримується при використанні алгоритму бікубічної інтерполяції.

3.4 Експериментальна перевірка функціонування телекомунікаційної системи з масштабуванням зображень алгоритмами інтерполяції

Проведено тестування телекомунікаційної системи для передавання адаптивно масштабованих зображень на прикладі передавання зображення $fRGB$ (рис. 3.13). На основі зображення $fRGB$ обчислено зображення $fRGBs$ у зменшеному масштабі (рис. 3.29а). Зображення $fRGBs$ надіслано через радіоканал телекомунікаційної системи, після чого на приймаючій стороні перетворено у зображення $fRGBs2$ у збільшеному масштабі (рис. 3.29б, рис. 3.30). Для досліджуваного зображення середній просторовий період $T_{CR} = 5.96 > 4.45$ пікселі, тому обрано алгоритм бікубічної інтерполяції.

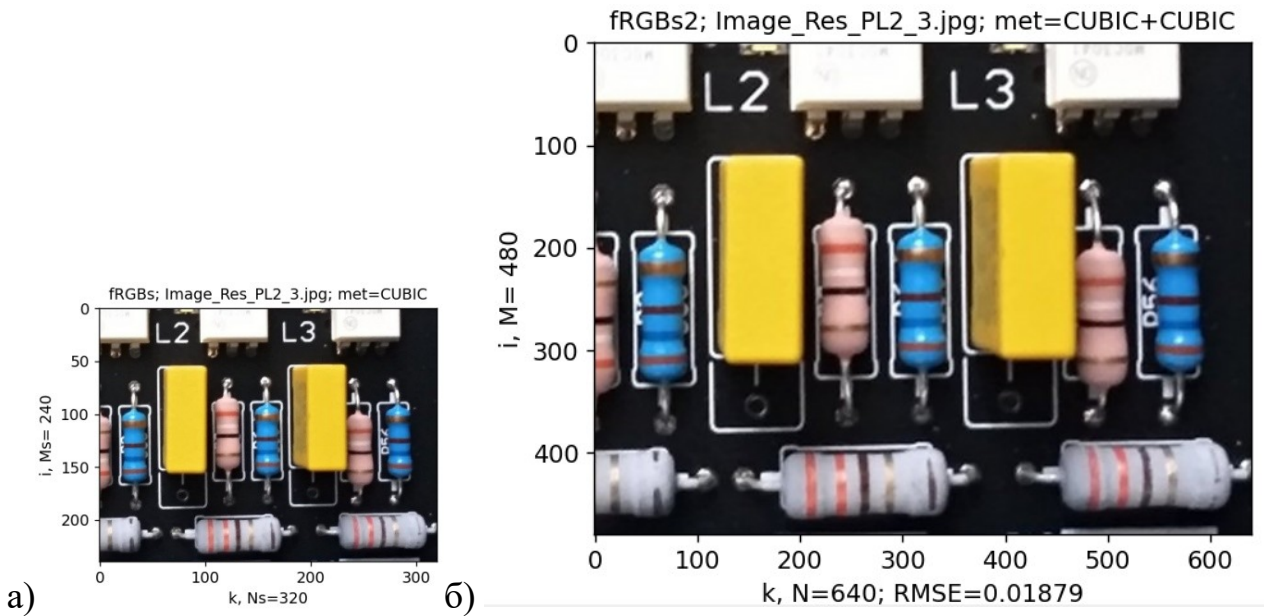


Рисунок 3.29 – Зображення $fRGBs$ у зменшеному масштабі (а) та зображення $fRGBs2$ у збільшеному масштабі (б)

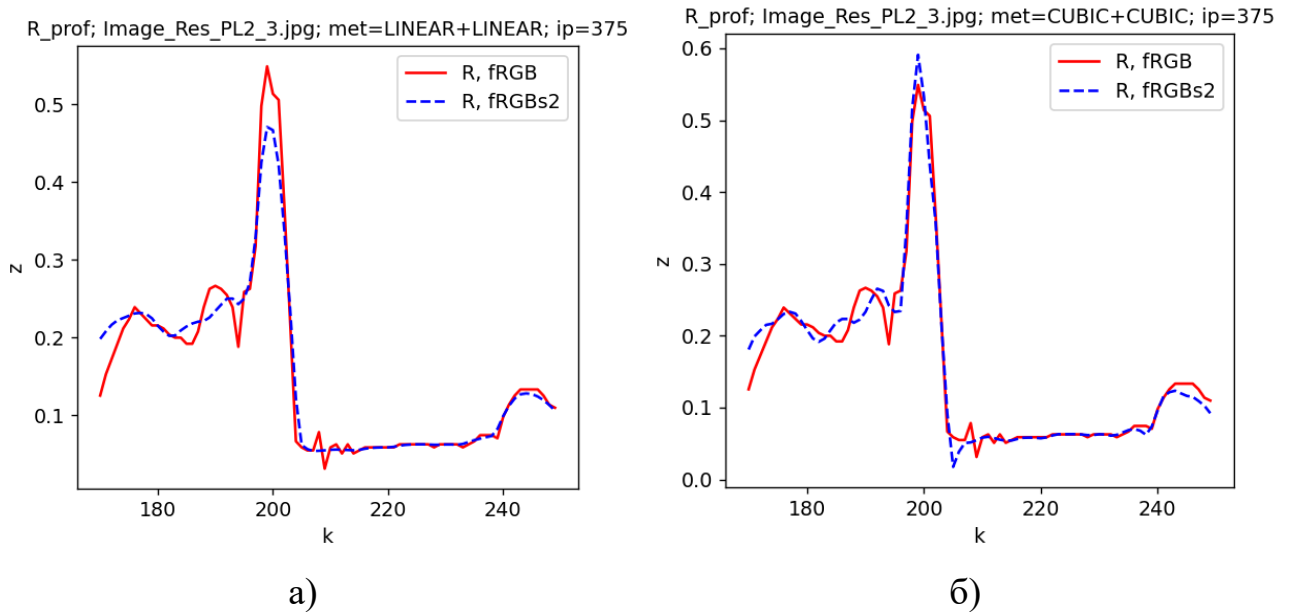


Рисунок 3.30 – Профілі $z(k)$ для червоного каналу кольору початкового зображення $fRGB$ та масштабованого зображення $fRGBs2$: а) масштабування за алгоритмом білінійної інтерполяції; б) масштабування за алгоритмом бікубічної інтерполяції; ip – номер рядка пікселів зображення

Корінь середньої квадратичної помилки масштабування $RMSE$ для бікубічної інтерполяції складає 0.0187 ($PSNR = 34.563$ дБ), що значно менше

ніж $RMSE = 0.0279$ ($PSNR = 31.088$ дБ) для білінійної інтерполяції. Поєднання білінійної та бікубічної інтерполяції у даному випадку не доцільне, оскільки дає похибку $RMSE = 0.0198$ ($PSNR = 34.067$ дБ). У розглянутих випадках отримано високу якість масштабованих зображень ($PSNR > 30$ дБ) завдяки правильному вибору методів інтерполяції та високій роздільній здатності початкового зображення.

Вищу точність бікубічної інтерполяції для даного випадку проілюстровано профілями початкового $fRGB$ та масштабованого $fRGBs2$ зображень (рис. 3.30). Профіль зображення після білінійної інтерполяції отримується у значній мірі згладженим. У випадку бікубічної інтерполяції профіль масштабованого зображення менше відрізняється від профілю початкового, особливо в області різкої зміни яскравості (піку).

При швидкості передачі 2 Мбіт/с час передачі зображення 640×480 пікселів складає 1.8 с. За рахунок зменшення розміру зображення у 2 рази (при передачі у телекомунікаційній системі) час передачі зменшено у 4 рази. Результати досліджень показали, що зображення після зміни масштабу і передавання відновлено із задовільною якістю, тобто розроблена телекомунікаційна система виконує свої функції. За потреби коефіцієнт зміни масштабу може встановлюватися більшим 2, проте це призводить до значних спотворень для масштабованих зображень.

Висновки до розділу 3

Подальшого розвитку отримана методика для аналізу точності та швидкодії масштабування зображень за допомогою таких алгоритмів інтерполяції: найближчого сусіда, білінійної та бікубічної інтерполяції, Ланцоша. Точність масштабування оцінено через корінь середньої квадратичної помилки (root mean square error – $RMSE$) між значеннями пікселів початкового та масштабованого зображення. Основний науковий внесок полягає в тому, що за критерієм Пірсона χ^2 підтверджена гіпотеза про нормальний розподіл

значень $RMSE$ для всіх досліджуваних алгоритмів інтерполяції зображень. Завдяки цьому для кожного метода інтерполяції обчислено не тільки його середню помилку масштабування A_R , але й межі її довірчого інтервалу A_{Rmin} та A_{Rmax} із заданою надійністю γ . Аналіз результатів масштабування зображень виконано програмою «Image_Scale_I24», розробленою на мові Python. За результатами обробки серії з 100 зображень отримано, що середньою помилкою масштабування A_R та з урахуванням меж її довірчого інтервалу A_{Rmin} , A_{Rmax} найменшу помилку масштабування забезпечує метод бікубічної інтерполяції ($PSNR = 22.496$ дБ), незначно вища помилка для методу білінійної інтерполяції ($PSNR = 22.319$ дБ), ще більша помилка для методу Ланцоша ($PSNR = 21.919$ дБ), а найбільша помилка масштабування для методу найближчого сусіда. За швидкодією метод бікубічної інтерполяції незначно поступається методам найближчого сусіда та білінійної інтерполяції. Найменшу швидкодію забезпечує метод Ланцоша.

Розроблено методику масштабування зображень алгоритмами білінійної або бікубічної інтерполяції, яка враховує результати регресійного аналізу помилок масштабування зображень та виконує адаптивний вибір алгоритму інтерполяції залежно від середнього просторового періоду T_{CR} зображення. Проаналізовано вплив періоду T_{CR} зображення на відносну помилку масштабування $RMSE_R$, яка дорівнює відношенню помилки $RMSE$ для різних алгоритмів інтерполяції. Період T_{CR} обчислено на основі радіального профілю P_R для енергетичного спектру P_S зображення. Залежність відносної помилки масштабування $RMSE_R$ від значень просторового періоду T_{CR} зображень описано рівнянням регресії у вигляді поліному степені 2. Встановлено, що для значень періоду $T_{CR} < 4.45$ пікселі меншу похибку інтерполяції забезпечує білінійна інтерполяція, а в іншому випадку – бікубічна. Для зображень з $T_{CR} < 4.45$ пікселі алгоритм білінійної інтерполяції забезпечує на 6% меншу похибку масштабування $RMSE$, порівняно з бікубічною інтерполяцією.

Показано доцільність масштабування зображень із комбінованим застосуванням алгоритмів інтерполяції, яке полягає у послідовному

застосуванні різних алгоритмів при масштабуванні одного зображення. За результатами статистичного аналізу похибок масштабування $RMSE$ та $PSNR$ для серії тестових зображень встановлено, що зменшення масштабу білінійною інтерполяцією та збільшення масштабу бікубічною інтерполяцією забезпечує на 2.6% менше значення $RMSE$ та на 0.228 дБ більше значення $PSNR$ у порівнянні з окремим застосуванням бікубічної інтерполяції.

Методику адаптивного масштабування зображень реалізовано в програмі «Image_Scale_R25» на мові Python. Виконано масштабування множини з $QIm = 278$ зображень різних типів: зображень бази BSDS300 та смуг Кікучі, X-променевих біомедичних зображень та зображень текстових документів. Обробка зображень полягала в масштабуванні зображень комплексом з двох алгоритмів інтерполяції, а саме у зменшенні масштабу у 2 рази алгоритмом №1 та у наступному збільшенні масштабу у 2 рази алгоритмом №2. Така обробка є доцільною, зокрема, для зменшення об'єму даних, які передаються у телекомунікаційних системах.

Застосування розглянутих алгоритмів інтерполяції призводить до виникнення певних спотворень зображень. Тому для найбільш якісного масштабування зображень є перспективним застосування штучних нейронних мереж, зокрема, згорткових нейронних мереж.

РОЗДІЛ 4

МАСШТАБУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАСОБАМИ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ

4.1 Методика масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж

Підвищення масштабу зображень в підсистемі прийому виконується у двох режимах: 1) методами інтерполяції (така обробка описана у розділі 3); 2) засобами штучного інтелекту, а саме штучних нейронних мереж (така обробка зображень описана у розділі 4). Масштабування тільки методами інтерполяції застосовується, коли важлива максимальна швидкодія обробки. Проте, таке масштабування призводить до появи певних дефектів на зображеннях. Перспективним сучасним способом підвищення візуальної якості зображень є застосування штучних нейронних мереж, а саме згорткових нейронних мереж (ЗНМ). Тому розроблено методику масштабування зображень засобами ЗНМ, яку реалізовано програмно та інтегровано в програму «gescv_img», призначену для підвищення масштабу зображень у підсистемі прийому телекомунікаційної системи [130, 131].

Завдяки застосуванню ШНМ на зображеннях можливо усувати дефекти, які виникають у процесі масштабування. Проте, перед застосуванням ШНМ потрібно виконати їх навчання на релевантному наборі даних [132-137]. У даній роботі масштабування зображень виконується саме ЗНМ (методами глибокого навчання), оскільки структура ЗНМ пристосована для обробки зображень [138-143], зокрема, у відтінках сірого та кольорових зображень у моделі RGB. На даний час для підвищення роздільної здатності зображень застосовується ряд архітектур ШНМ [144-150], які дозволяють масштабувати зображення у різних предметних областях. При цьому в частині систем для підвищення роздільної здатності зображень збільшення масштабу виконується методами інтерполяції, а ШНМ використовується для корекції спотворень на зображеннях [151-153].

Тому у даній роботі у розробленій методиці масштабування зображень засобами ЗНМ масштаб початкових зображень збільшується методами інтерполяції, а навчена ЗНМ зменшує дефекти масштабування. Для такої обробки зображень використано ЗНМ з архітектурою надроздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN), яка використовує методи глибокого навчання [94]. З метою підвищення візуальної якості застосовується також підвищення контрасту масштабованих зображень [154-156].

Зчитування та масштабування зображень у підсистемі прийому телекомунікаційної системи описується такою схемою (рис. 4.1). Вхідні зображення $fRGBs$ у зменшеному масштабі зчитуються програмою «nrf_rx» з підсистеми передачі через радіомодуль. Збільшення масштабу зображень методами інтерполяції виконується програмою «recv_img».

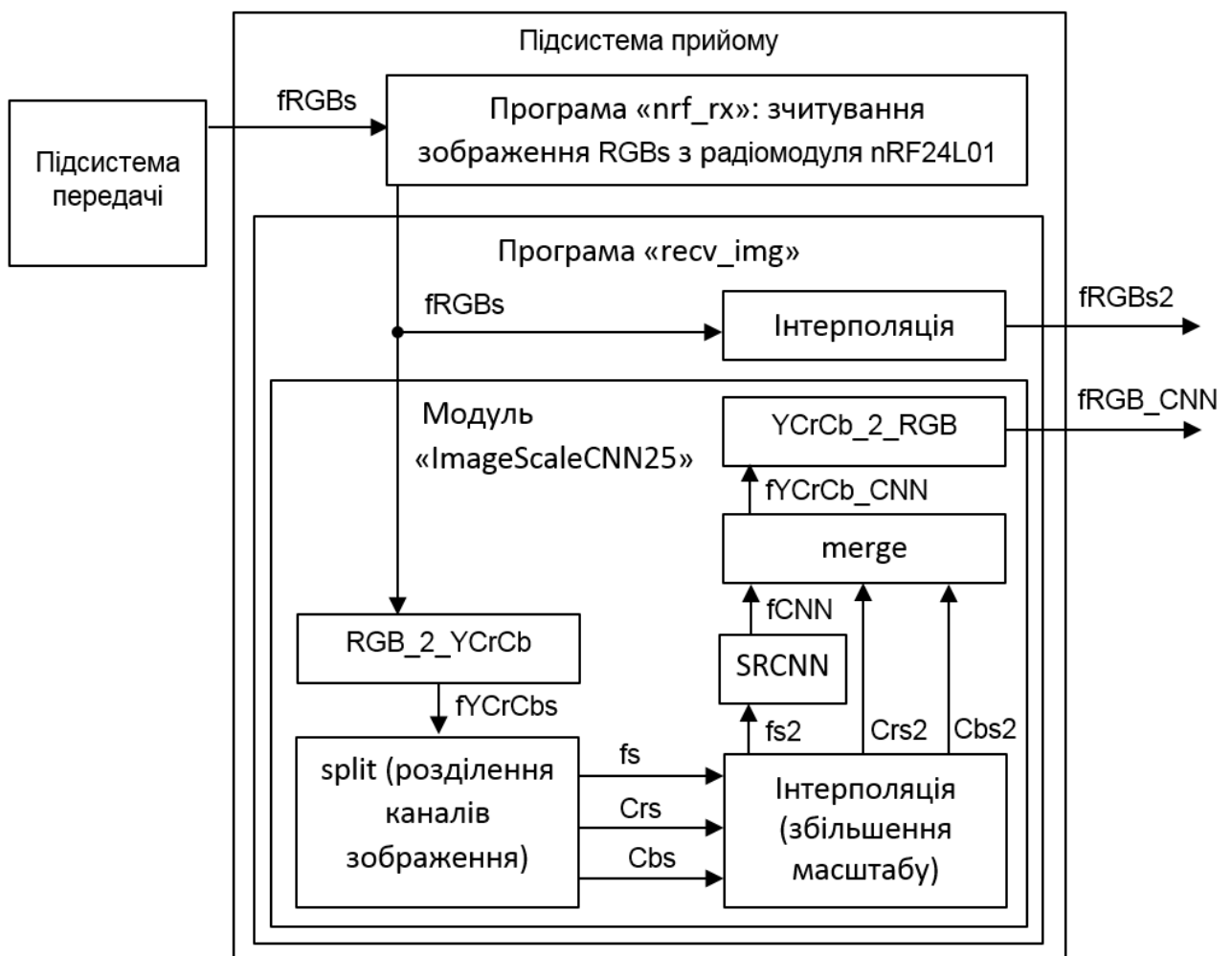


Рисунок 4.1 – Структурна схема обробки зображень у підсистемі прийому

Згідно з розробленою методикою збільшення масштабу зображень засобами ЗНМ виконується програмним модулем «ImageScaleCNN25», який входить до складу програми «rescv_img» (додаток Е).

У програмі «rescv_img» містить блок «Інтерполяція», в якому на основі вхідного зображення $fRGBs$ методом білінійної або бікубічної інтерполяції обчислюється зображення $fRGBs2$ у збільшеному масштабі. В модулі «ImageScaleCNN25» засобами ЗНМ обчислюються зображення $fRGB_CNN$ у збільшеному масштабі.

Масштабування зображень в модулі «ImageScaleCNN25» виконується у такій послідовності. Спочатку вхідне зображення $fRGBs$ у блоці «RGB_2_YCrCb» перетворюється з кольорової моделі RGB у модель YCrCb, у результаті чого отримується зображення $fYCrCb_s$. У блоці «split» зображення $fYCrCb$ розділяється на канал яскравості (зображення fs) та канали різниці кольору (зображення Crs та Cbs). З метою забезпечення високої швидкодії та економії ресурсів масштабування засобами ЗНМ виконується тільки для каналу яскравості fs , оскільки спотворення масштабування в каналах різниці кольору (Crs та Cbs) візуально менш помітні.

У блоці «Інтерполяція (збільшення масштабу)» методами білінійної або бікубічної інтерполяції виконується збільшення масштабу каналів зображень fs , Crs та Cbs . Розмір зображень за замовчуванням збільшується у 2 рази, тому в такому випадку розмір масштабованих зображень $fs2$, $Crs2$ та $Cbs2$ рівний розміру початкового зображення $fRGB$ ($M \times N$ пікселів). Зображення $fs2$ (канал яскравості) обробляється нейронною мережею SRCNN у блоці «SRCNN», на виході якого отримується зображення $fCNN$ такого ж розміру, як $fs2$, але зі зменшеними спотвореннями яскравості (які виникають при зміні масштабу шляхом інтерполяції). У блоці «merge» канал яскравості $fCNN$ та канали кольору ($Crs2$ та $Cbs2$) об'єднуються, у результаті чого отримується зображення $fYCrCb_CNN$ у моделі кольору YCrCb. У блоці «YCrCb_2_RGB» зображення $fYCrCb_CNN$ перетворюється у зображення-результат $fRGB_CNN$ в моделі кольору RGB.

Масштабування зображень виконано ЗНМ із архітектурою супер-роздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN) [94], яка спеціально розроблена для підвищення роздільної якості зображень із збереженням їх візуальної якості. В архітектурі SRCNN у найпростішому випадку застосовується 3 згорткових шари з відповідними ядрами згортки W (рис. 4.2). При застосуванні нейронних мереж SRCNN вхідні зображення перетворюються до потрібного масштабу алгоритмами інтерполяції, після чого SRCNN їх уточнює для зменшення дефектів.

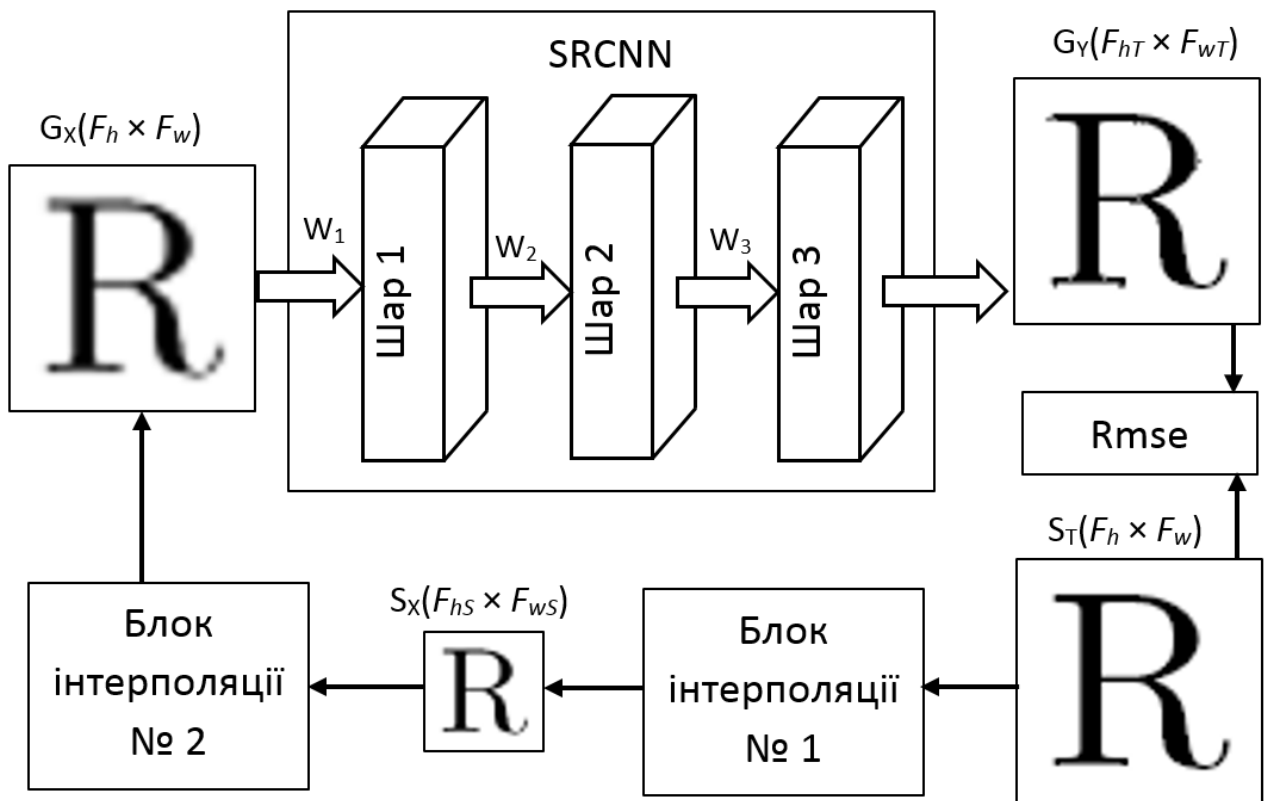


Рисунок 4.2 – Схема навчання ЗНМ з архітектурою SRCNN, призначеної для масштабування зображень

Навчання SRCNN виконується методом зворотного поширення помилки на зображеннях навчальної (train) вибірки, а застосування контрольної (valid) вибірки не допускає перенавчання нейромережі. Навчальна вибірка містить множину з Q_{NT} оригінальних зображень f у відтинках сірого розміром $M \times N$ пікселів (зображень у початковому масштабі), фрагменти яких є правильними виходами ЗНМ. Контрольна вибірка містить множину з Q_{NV}

зображень з таким самим розміром. Розглянута структура SRCNN призначена для обробки зображень у відтінках сірого (або каналу яскравості).

На входи ЗНМ подаються зображення G_X , а у виходах мережі є зображення G_Y (рис. 4.2). Для спрощення будови ЗНМ обробка зображень при навчанні виконується на основі фрагментів зображень невеликого розміру. Розміри вихідних зображень G_Y ($F_{hT} \times F_{wT}$ пікселів, наприклад $F_{hT} \times F_{wT} = 20$ пікселів) встановлюються меншими за розміри вхідних зображень G_X ($F_h \times F_w$ пікселів, наприклад, $F_h = F_w = 32$ пікселі), а зменшення відбувається за рахунок зменшення розмірів карти ознак при згортці). Тому початкові зображення f розділяються на вікна (тайли) у вигляді локальних областей (фрагментів) S_T прямокутної форми розміром $F_h \times F_w$ пікселів.

Під час навчання ЗНМ вікна S_T масштабуються блоком інтерполяції №1, у результаті чого отримуються вікна S_X зі зменшеним розміром $F_{hS} \times F_{wS}$ пікселів. Масштаб зображень зменшується у S_C разів (наприклад, $S_C = 2$), тобто $F_{hS} = [F_h/S_C]$, $F_{wS} = [F_w/S_C]$. Отримані вікна S_X збільшуються у S_C разів шляхом білінійної або бікубічної інтерполяції (блок №2) і перетворюються у вхідні зображення G_X (розміром $F_h \times F_w$ пікселів), які подаються на входи нейронної мережі. Фрагменти S_T використовуються як правильні виходи ЗНМ. У процесі навчання ЗНМ так змінюються ваги, щоб виходи мережі G_Y були максимально подібними до правильних виходів S_T . Подібність фрагментів зображень G_Y та S_T обчислюється як корінь середньої квадратичної різниці (Root Mean Square Error – *RMSE*) їх яскравості для зображення G_Y та центральної частини S_T (яка відповідає G_Y). Отримані значення *RMSE* використовуються як похибки навчання нейронної мережі.

Після навчання ЗНМ використовується для корекції дефектів масштабування зображень $fs2$ (розміром $M \times N$ пікселів) (рис. 4.1). Такі зображення $fs2$ подаються на входи нейронної мережі, а на виходах ЗНМ отримується зображення-результат $fCNN$ (розміром $M \times N$ пікселів). На основі отриманого із ЗНМ каналу яскравості $fCNN$ та інтерпольованих каналів кольору ($Crs2$ та $Cbs2$) обчислюється зображення-результат $fRGB_CNN$ в моделі

кольору RGB (рис. 4.1), яке застосовується для подальшої візуалізації та обробки.

Локальні вікна S_T можуть перекриваються між собою на Δ_X пікселів за шириною та Δ_Y пікселів за висотою (наприклад, $\Delta_X = \Delta_Y = 2$ пікселі), що дозволяє уникати крайових ефектів на межах вікон. Зміна масштабу зображень виконується методами білінійної або бікубічної інтерполяції з використанням відповідних методів «INTER_LINEAR» та «INTER_CUBIC» бібліотеки `opencv`.

Шари ЗНМ з архітектурою SRCNN створено з такими параметрами (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Параметри шарів згорткової нейронної мережі SRCNN

Номер шару	Кількість фільтрів (карт ознак)	Розмір ядра згортки	Функція активації нейронів	Заповнення карт ознак (padding)
1	128	9×9	relu	valid
2	64	3×3	relu	same
3	1	5×5	linear	valid

Під час навчання на входи ЗНМ подається значення яскравостей для фрагменту інтерпольованого зображення G_X , які записані у масив x_frag розміром. На виходах ЗНМ отримуються прогнозовані зображення G_Y .

В частині шарів ЗНМ згортка виконується без розширення, тому на виходи ЗНМ G_Y подаються центральні значення для відповідного фрагменту правильного зображення S_T , які записані у масив yt_frag . У такому випадку значення пікселів по периметру G_Y отримуються копіюванням відповідних значень вхідного зображення G_X . Зменшення розміру вихідного зображення yt_frag , порівняно з вхідним x_frag , пояснюється заповненням карт ознак (табл. 4.1), при якому в шарах №1 та №3 розмір карти ознак зменшується з кожної її сторони на цілу частину від розміру ядра згортки. Тобто в шарі №1 розмір карти ознак зменшується з кожної сторони на 4 елементи, а в шарі №3 –

на 2 елементи. За рахунок цього, наприклад, при розмірі вхідного фрагменту 32×32 пікселів розмір вихідного фрагменту рівний 20×20 пікселів. Зменшення розміру зображення на виході ЗНМ зумовлене тим, що в SRCNN найкраще коректуються значення яскравості саме для центральної частини зображення.

В ідеальному випадку зображення-результат $fRGB_CNN$ не відрізняється від початкового зображення $fRGB$. Проте, за рахунок зміни масштабу на зображенні $fRGB_CNN$ виникають певні дефекти. Тому для кількісної оцінки точності масштабування використовуються метрики кореня середньоквадратичної похибки $RMSE$ (3.1) та пікового співвідношення сигнал/шум $PSNR$ (3.5). Значення $PSNR$ обчислюється у децибелах (дБ) як співвідношення між максимально можливою потужністю сигналу та потужністю шуму на зображенні [116]. Якість зображення тим вища, чим більше значення $PSNR$.

4.2 Програмна реалізація масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж

Згідно з розробленою методикою на мові Python реалізовано програмний модуль "ImageScaleCNN25" [157] (додаток Е), який входить до складу програми «rescv_img» і призначений для масштабування цифрових зображень методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж. Зменшення масштабу виконується методами лінійної або кубічної інтерполяції. Збільшення масштабу зображення виконується спочатку методами лінійної або кубічної інтерполяції, після чого отримане зображення коректується за допомогою ЗНМ. Програму розроблено із використанням ряду бібліотек (opencv, tensorflow, keras та ін.). Розроблений модуль може застосовуватися у телекомунікаційній системі для відновлення розмірів зображень після передавання через канали системи. У тестовому режимі вхідні зображення можуть зчитуватися не тільки через радіомодуль, але й з графічних файлів. Модуль у складі програми

"recv_img" виконується в середовищі IDLE. У режимі навчання ЗНМ модуль може виконуватися в хмарному сервісі Google Colab.

Вхідними параметрами програмного модуля є кольорові зображення $fRGBs$ у зменшеному масштабі. Для навчання ЗНМ модуль також зчитує початкові кольорові зображення $fRGB$ (розміром $M \times N$ пікселів). Зчитування $fRGB$ виконується в функції «Read_image_file», де на основі $fRGB$ обчислюється зображення f (канал яскравості) та компоненти червоної cr і синьої cb різниці кольору.

Після збільшення масштабу зображення методами інтерполяції виконується його корекція за допомогою моделі ЗНМ з архітектурою SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network). Така корекція потрібна для зменшення дефектів, які виникають на зображеннях під час їх масштабування методами інтерполяції.

Створення моделі нейромережі «model_Sc» виконується методами бібліотек tensorflow та keras. Перший згортковий шар створюється командою:

```
model_Sc.add      (tf.keras.layers.Conv2D(filters=128,      kernel_size=(9,9),
activation='relu', padding='valid', input_shape=(None, None, 1))).
```

У такій команді згортковий шар з ядром фільтра розміром 9×9 елементів створюється функцією «Conv2D». Кількість карт ознак шару рівна 128, а для нейронів використана активаційна функція 'relu'. Розмір вхідного зображення (input_shape) не вказується, що дозволяє обробляти вхідні зображення різних розмірів (а не тільки розмірів, які застосовувалися ЗНМ).

Внутрішній (прихований) згортковий шар з ядром фільтра розміром 3×3 елементів створюється командою:

```
model_Sc.add      (tf.keras.layers.Conv2D(filters=64,      kernel_size=(3, 3),
activation='relu', padding='same')).
```

Вихідний згортковий шар ЗНМ з ядром фільтра розміром 5×5 елементів створюється командою:

```
model_Sc.add      (tf.keras.layers.Conv2D(filters=1,      kernel_size=(5, 5),
activation='linear', padding='valid')).
```

У вихідному шарі кількість карт ознак рівна 1, оскільки він прогнозує тільки значення яскравості пікселя (а не каналів кольору).

Перед масштабуванням виконується створення та навчання моделі ЗНМ функцією «Model_CNN_Train». У режимі «Regim_Valid=1» використовується контрольна вибірка для запобігання перенавчання ЗНМ. Створена ЗНМ містить 3 згорткові шари. На входи шару №1 подається початкове зображення, а на виходах шару №3 отримується зображення після корекції. Оцінка точності навчання ЗНМ виконується за значеннями похибки «loss» (функції втрат), яка обчислюється як середня квадратична різниця (mean_squared_error) між прогнозованими та правильними виходами ЗНМ.

У роботі використано машинне навчання розробленої ЗНМ шляхом корекції її вагових коефіцієнтів. Оптимізатор, призначений для навчання ваг ЗНМ методом «Adam», створюється командою:

```
optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0003).
```

Компіляція моделі ЗНМ з вибраним оптимізатором optimizer та функцією втрат «loss» виконується командою:

```
model_Sc.compile      (optimizer=optimizer,      loss='mean_squared_error',  
metrics=['mean_squared_error']).
```

Навчання ЗНМ виконується для Q_{lm} зображень, які розділяються на навчальну (train dataset) та контрольну (valid dataset) вибірки. Під час навчання на входи ЗНМ подаються фрагменти зображень розмірами $Fh \times Fw$ пікселів. Навчання ЗНМ відбувається на протязі Q_{epochs} епох.

З метою захисту від перенавчання ЗНМ виконується рання зупинка навчання (callbacks), якщо похибка навчання для контрольної вибірки (val_loss) перестає зменшуватися на протязі QC_{Val} епох (наприклад, $QC_{Val} = 20$).

Навчання ЗНМ виконується командою:

```
model_Sc.fit      (mx_train,      myt_train,      batch_size=64,      epochs=Q_epochs,  
callbacks=callbacks1, validation_data = (x_valid, yt_valid)),
```

де mx_train – вхідні зображення навчальної вибірки;

myt_train – вихідні (правильні) зображення навчальної вибірки;

`batch_size` – розмір пакету даних (пакетна обробка застосовується для підвищення швидкості обробки);

`Q_epochs` – кількість епох навчання;

`callbacks1` – умови для ранньої зупинки навчання;

`validation_data=(x_valid, y_valid))` – вхідні та вихідні дані контрольної вибірки (застосовується для запобігання перенавчанню ЗНМ).

Навчені моделі ЗНМ зберігаються у файли.

Масштабування зображення виконується засобами бібліотеки `opencv`, а саме методами `cv2.INTER_LINEAR` (лінійна інтерполяція) та `cv2.INTER_CUBIC` (кубічна інтерполяція). Наприклад, перетворення зображення f розміром $N \times M$ пікселів в зображення fsL розміром $Ns \times Ms$ пікселів методом білінійної інтерполяції виконується командою:

`fsL = cv2.resize(f, dsize=(Ns, Ms), interpolation = cv2.INTER_LINEAR).`

У режимі тестування використано зменшення та збільшення масштабу зображень у 2 рази ($Scale = 0.5$), проте коефіцієнт масштабу $Scale$ може бути за потреби змінений. Методами інтерполяції збільшується масштаб каналів зображення fs , Crs та Cbs , у результаті чого обчислюються канали зображення $fs2$, $Crs2$ та $Cbs2$ у збільшеному розмірі ($M \times N$ пікселів).

Після навчання ЗНМ на її входи подається зображення $fs2$, масштабоване методами інтерполяції. На виходах моделі ЗНМ «`model_Sc`» методом «`predict`» отримується зображення $fCNN$ (у відтінках сірого). На основі зображення $fCNN$ та з урахуванням $cr2$ і $cb2$ каналів обчислюється кольорове зображення $fYCrCbs_CNN$ у моделі кольору YCrCb. Обчислення зображення $fYCrCbs_CNN$ шляхом об'єднання каналу яскравості з каналами різниці кольору виконується командою:

`fYCrCb_CNN = cv2.merge([fCNN, cr2, cb2])`

Отримане зображення $fYCrCbs_CNN$ перетворюється в модель кольору RGB командою:

`fRGB_CNN = cv2.cvtColor(fYCrCb_CNN, cv2.COLOR_YCrCb2RGB).`

Таким чином, вихідними даними програми є кольорове зображення $fRGB_CNN$ у збільшеному масштабі. Розроблена програма може використовуватися в системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням, які не потребують високої швидкості передачі даних.

Навчена ЗНМ дає змогу обчислювати зображення $fCNN$ з вищою візуальною якістю, ніж методи інтерполяції. Якість масштабованих зображень на виході ЗНМ можливо підвищити за рахунок тривалого навчання мережі та збільшення розмірів навчальної й контрольної вибірок.

Розроблені методики та засоби реалізовані у вигляді інтелектуальної телекомунікаційної системи, яка забезпечує зчитування початкових зображень з відеокамер, зменшення їх масштабу алгоритмом інтерполяції, передавання через безпроводні канали зв'язку, збільшення масштабу алгоритмом інтерполяції з урахуванням результатів регресійного аналізу, корекцію спотворень на масштабованому зображенні засобами ЗНМ.

4.3 Навчання згорткових нейронних мереж

Для навчання SRCNN використано набір з 100 тестових зображень бази BSDS300 (рис. 4.3). Для початкових тестових зображень $fRGB$ (рис. 4.4а) обчислено їх канали яскравості f (рис. 4.4б), після чого зображення f розділено на фрагменти. Фрагменти навчальної вибірки виділялися з кроком St_h за висотою та St_w за шириною (наприклад, $St_h = 16$, $St_w = 16$), тому фрагменти у значній мірі перекриваються. За рахунок такого перекривання фрагментів забезпечується висока візуальна якість масштабованих зображень на виході ЗНМ. Фрагменти контрольної вибірки виділялися з кроком St_hV за висотою і St_wV (наприклад, $St_hV = 36$, $St_wV = 36$) за шириною, а також зі зсувами координат фрагментів $ShiftV_h$ та $ShiftV_w$ за висотою та шириною відповідно (наприклад, $ShiftV_h = 8$, $ShiftV_w = 8$). Зсуви координат застосовуються, щоб зображення контрольної вибірки не повторювали зображення навчальної вибірки, оскільки це призвело б до перенавчання ЗНМ.

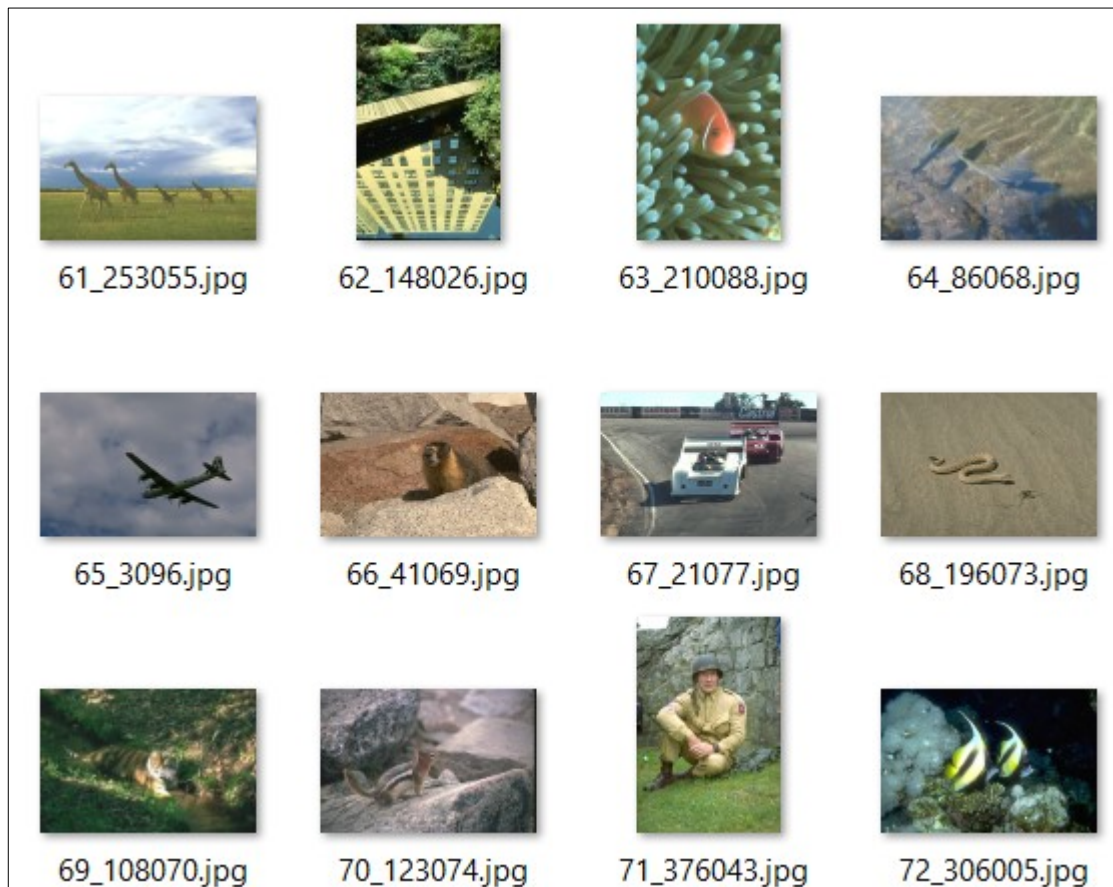


Рисунок 4.3 – Тестові зображення бази BSDS300 [115], показано зображення № 61-72 зі 100 зображень

На основі зображень бази BSDS300 створено навчальну (train) вибірку з кількістю пар фрагментів зображень $QNTr = 50400$ і контрольну (valid) вибірку кількістю пар фрагментів зображень $QNVal = 8400$. Контрольна вибірка застосовується для запобігання перенавчанню ЗНМ; навчання зупинялося, якщо похибка для контрольної вибірки не збільшувалася протягом $QCV al$ епох ($QCV al = 20$).

Навчання ЗНМ виконувалося на графічному процесорі (GPU) NVIDIA Tesla T4, що забезпечило майже 40-кратне прискорення навчання за рахунок розпаралелюванням обчислень [158].

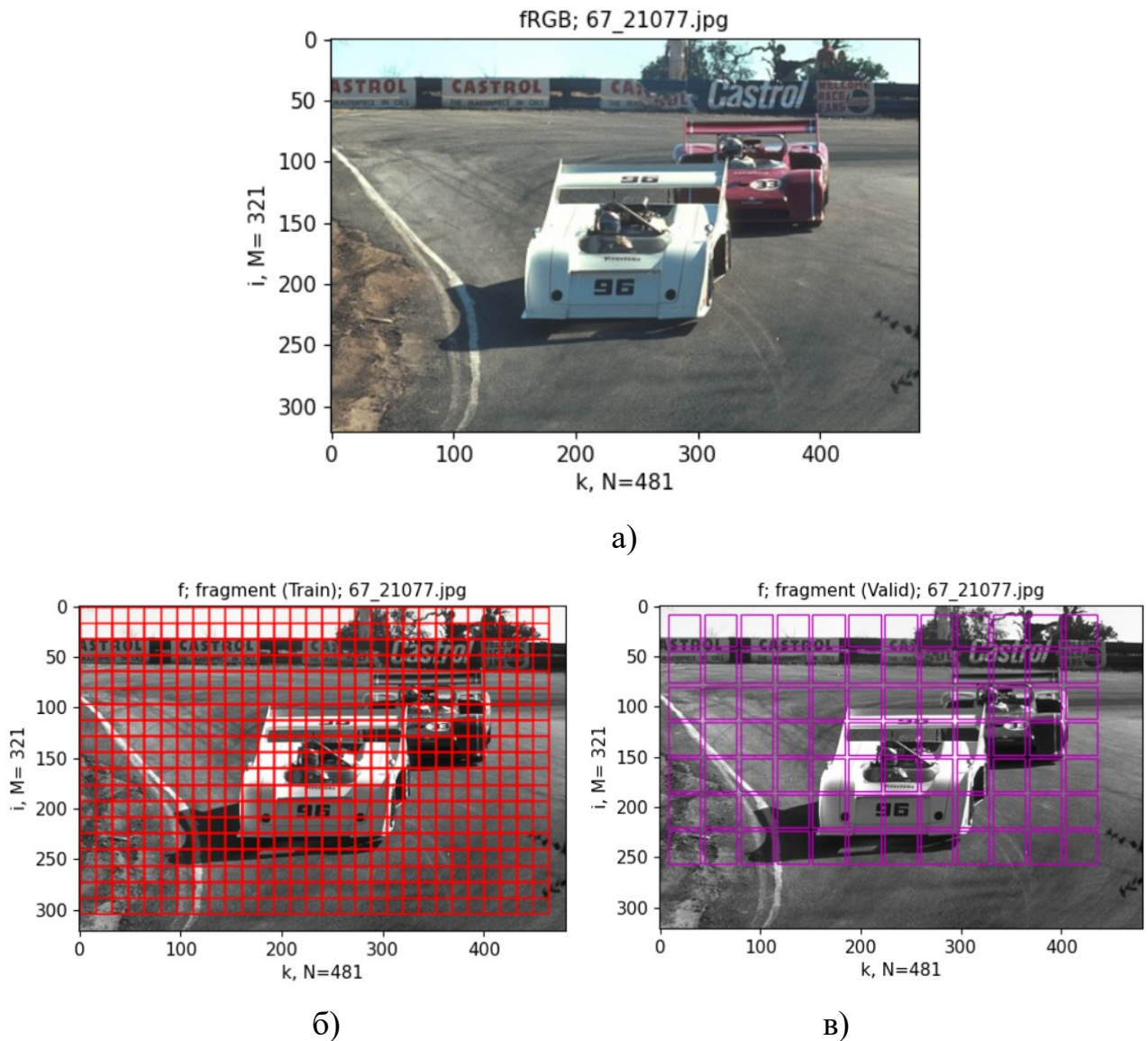
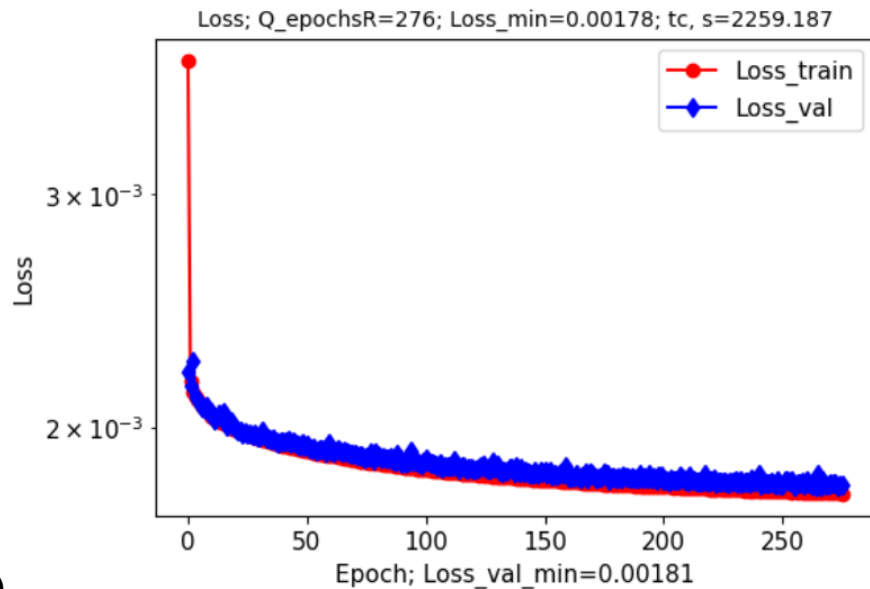
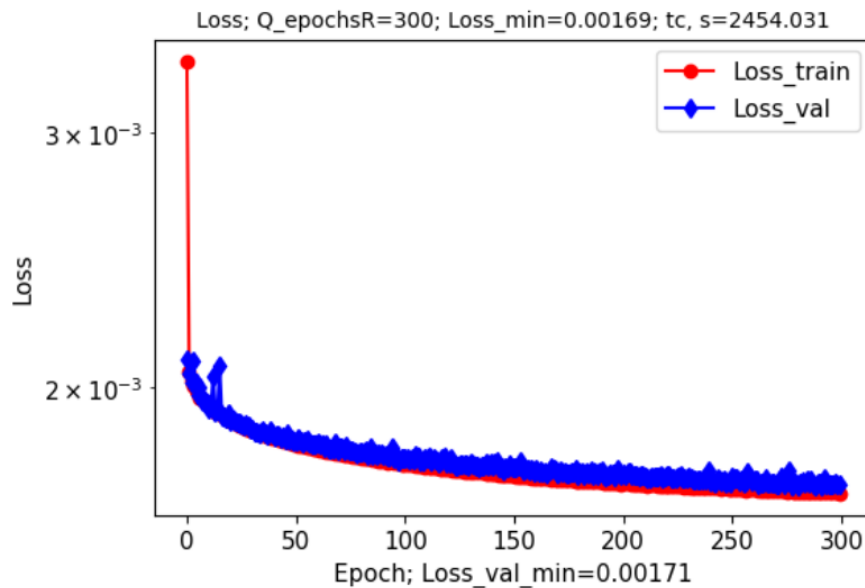


Рисунок 4.4 – Початкове зображення f_{RGB} (а), зображення каналу яскравості f початкового зображення з поділом на вхідні фрагменти для формування навчальної вибірки (б) та контрольної вибірки (в), розмір фрагментів 32×32 пікселів, зміщення за висотою та шириною – 16 пікселів

Встановлено гіперпараметри навчання ЗНМ, зокрема використано метод оптимізації «Adam», кількість епох навчання вибрано рівною 300 (рис. 4.5). При такій кількості епох навчання ЗНМ прогнозує на своїх виходах масштабовані зображення з низькою похибкою, яка є значно нижчою за похибки методів інтерполяції. Як похибку навчання «Loss» використано середню квадратичну похибку ($\text{mean_squared_error}$) між прогнозованими та правильними виходами нейромережі.



a)



6)

Рисунок 4.5 – Графіки похибок навчання нейронної мережі SRCNN:

а) масштабування вхідних зображень виконано методами бікубічної інтерполяції; б) масштабування вхідних зображень виконано методами білінійної та бікубічної інтерполяції

Навчено дві моделі ЗНМ (рис. 4.5). У першому випадку вхідні зображення для ЗНМ зменшувалися методом бікубічної інтерполяції, після чого збільшувалися також методом бікубічної інтерполяції (такий підхід застосовується у більшості робіт за даною тематикою [94-97]). У другому випадку (рис. 4.5б) виконано масштабування зображень з комбінованим використанням методів інтерполяції (обґрунтоване у розділі 3), тобто вхідні

зображення для ЗНМ спочатку зменшувалися методом білінійної інтерполяції, після чого збільшувалися методом бікубічної інтерполяції. В обох випадках спостерігалось зменшення похибки $Loss$ як для навчальної ($Loss_{train}$), так й для контрольної ($Loss_{val}$) вибірок. За рахунок такої попередньої обробки зображень (поєднання білінійної інтерполяції з бікубічною) у другому випадку обчислено меншу похибку як для навчальної вибірки ($Loss_{min} = 0.00169$ порівняно з $Loss_{min} = 0.00178$ для першого випадку, зменшення похибки на 5.0%), так й для контрольної вибірки ($Loss_{val_{min}} = 0.00171$ порівняно з $Loss_{val_{min}} = 0.00181$ для першого випадку, зменшення похибки на 5.5%).

Таким чином, за рахунок зменшення масштабу білінійної інтерполяцією та збільшення масштабу бікубічною інтерполяцією, можливо підвищити точність масштабування зображень. Крім цього, метод білінійної інтерполяції має меншу обчислювальну складність, порівняно з методом бікубічної інтерполяції.

4.4 Експериментальна перевірка функціонування телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності зображень

Попередньо навчену згорткову нейронну мережу SRCNN використано для масштабування зображень. На відміну від навчання, на входи ЗНМ подавався не фрагмент зображення фіксованого розміру, а все зображення. Така обробка є можливою завдяки властивостям ЗНМ, оскільки для кожної карти ознак згорткового шару застосовується одне ядро фільтра. Для масштабування зображень використано ЗНМ, вхідні зображення якої формувалися методами білінійної та бікубічної інтерполяції. Точність масштабування зображень у відтінках сірого оцінено за метриками $RMSEG$ та $PSNRG$ для їх каналів яскравості, які формувалися такими способами:

- $fsCC$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методом бікубічної інтерполяції.

- $fsLL$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методом білінійної інтерполяції.
- $fsCL$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методами бікубічної та білінійної інтерполяції відповідно.
- $fsLC$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції відповідно.
- $fCNN_CC$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методами бікубічної інтерполяції, корекція зображення засобами ЗНМ.
- $fCNN_LC$ – зменшення та збільшення масштабу вхідного зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції відповідно, корекція зображення засобами ЗНМ.

Точність масштабування кольорових зображень оцінено за метриками $RMSE$ та $PSNR$; канали яскравості та різниці кольору масштабованих зображень формувалися так:

- $fRGB_CC$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами бікубічної інтерполяції.
- $fRGB_LL$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами білінійної інтерполяції.
- $fRGB_CL$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами бікубічної та білінійної інтерполяції відповідно.
- $fRGB_LC$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції відповідно.
- $fRGB_CNN_CC$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами бікубічної інтерполяції, корекція каналу яскравості засобами ЗНМ.
- $fRGB_CNN_LC$ – зменшення та збільшення масштабу всіх каналів вхідного зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції відповідно, корекція каналу яскравості засобами ЗНМ.

Застосування ЗНМ забезпечує вищу точність масштабованого зображення (рис. 4.6, табл. 4.2), порівняно з методами інтерполяції, що найкраще помітно на профілях зображень (рис. 4.7).

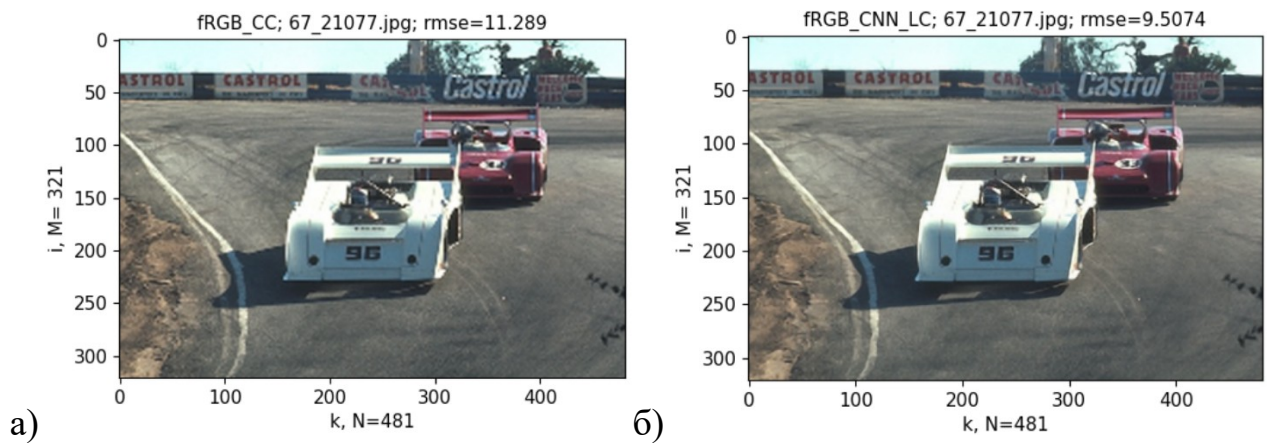


Рисунок 4.6 – Результати масштабування початкового зображення автомобілів (рис. 4.4а): а) зменшення та збільшення масштабу зображення бікубічною інтерполяцією; б) зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, корекція зображення засобами ЗНМ

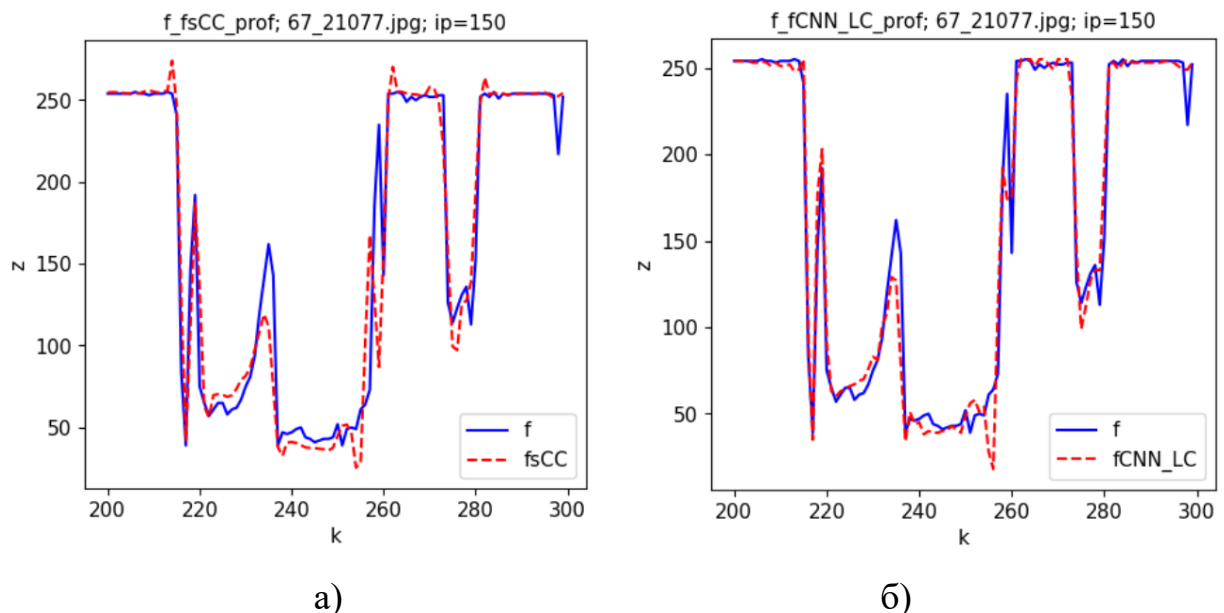


Рисунок 4.7 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.4а) та масштабованих зображень: а) масштабування методами інтерполяції; б) масштабування ЗНМ; f – профіль початкового зображення, f_{sCC} – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.6а); f_{cNN_LC} – профіль зображення на виході ЗНМ (рис. 4.6б).

Таблиця 4.2 – Значення метрик $RMSEG$ та $PSNRG$ для масштабованих зображень автомобілів у відтинках сірого, значення метрик $RMSE$ та $PSNR$ для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.6)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	$RMSEG$	$PSNRG$, дБ	$RMSE$	$PSNR$, дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	11.326	27.048	11.288	27.077
Білінійна	Білінійна	-	11.491	26.923	11.529	26.894
Бікубічна	Білінійна	-	11.295	27.072	11.335	27.042
Білінійна	Бікубічна	-	10.949	27.343	10.953	27.340
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	10.147	28.003	10.168	27.985
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	9.477	28.596	9.507	28.569

Для зображення автомобілів (рис. 4.4а), отриманого з набору зображень BSDS300 [115], роздільна здатність є досить низькою, тому на масштабованих зображеннях отримано помірні значення $PSNRG$. Значення $PSNR$ для кольорових зображень отримано незначно менше, порівняно з $PSNRG$, оскільки канали різниці кольору масштабувалися тільки методами інтерполяції (а не ЗШМ). Масштабування методами інтерполяції призводить до виникнення паразитних осциляцій (викидів) у ділянках контурів (рис. 4.7а) і до спотворень зображень. За рахунок масштабування засобами ЗНМ такі осциляції значно зменшуються (рис. 4.7б), що призводить до зменшення $RMSE$ та підвищення $PSNR$ для зображень-результатів. Масштабування зображень методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою ЗНМ дає на 2.1% (0.6 дБ) вище значення $PSNR$ (28.569 дБ), порівняно з використанням бікубічної інтерполяції та ЗНМ ($PSNR = 27.985$ дБ, табл. 4.2). У порівнянні з найкращим результатом, отриманим методами білінійної та бікубічної інтерполяції ($PSNR = 27.340$ дБ), застосування ЗНМ підвищує $PSNR$ на 4.5 % (1.2 дБ). Аналогічні результати отримані при масштабуванні інших зображень бази BSDS300 та тестових технічних зображень.

Час масштабування зображення розміром 640×480 пікселів методами інтерполяції та ЗНМ рівний 0.45 с при використанні CPU. Такий час масштабування є допустимим, оскільки він на порядок менший за час передавання зображення через радіомодулі.

З метою дослідження можливостей розробленої телекомунікаційної системи виконано масштабування зображення конекторів (рис. 4.8, рис. 4.9).

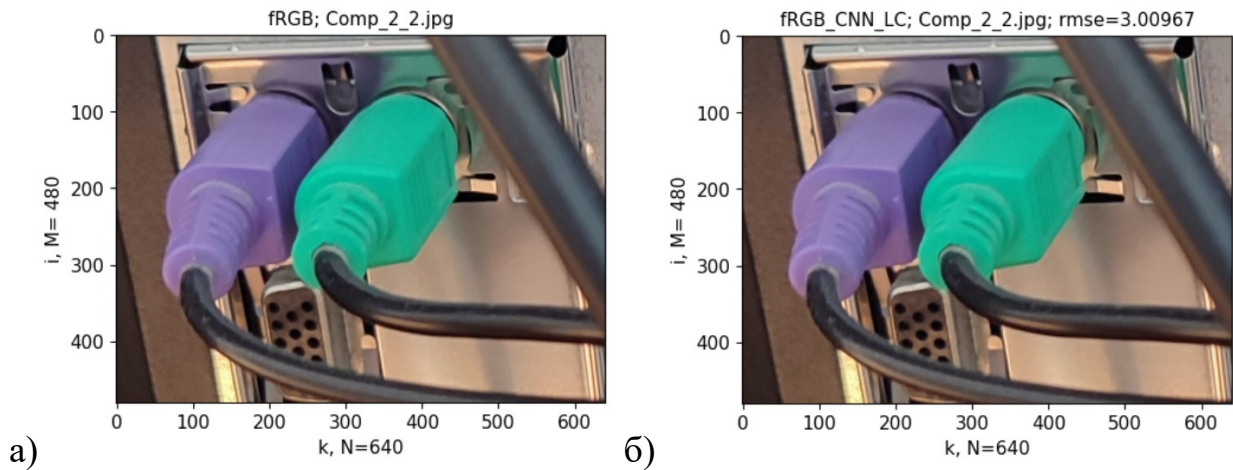


Рисунок 4.8 – Масштабування початкового зображення конекторів (а) шляхом зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, корекції зображення засобами ЗНМ (б)

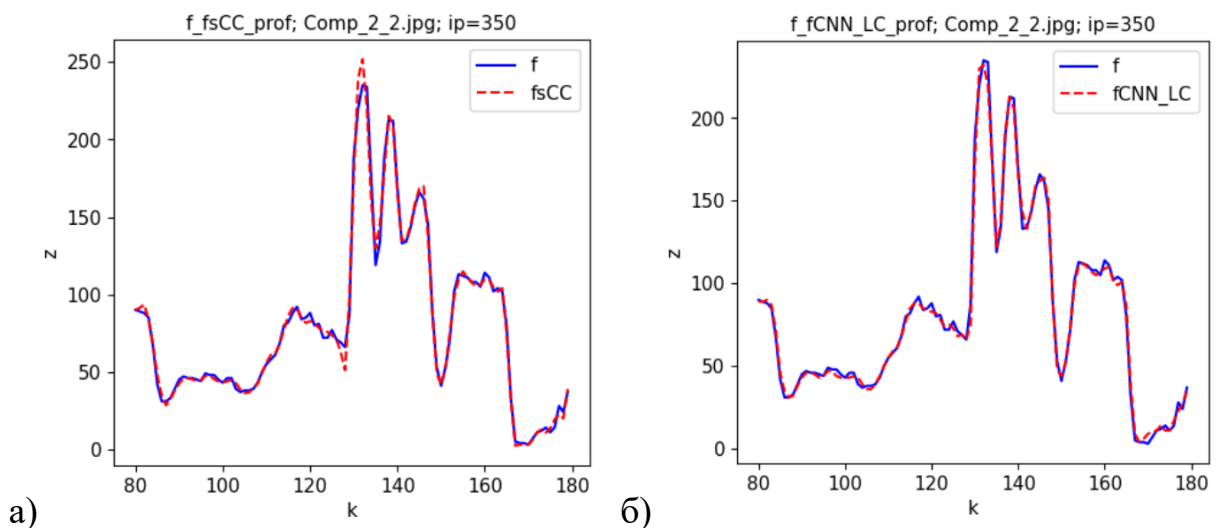


Рисунок 4.9 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.8а) та масштабованих зображень: а) бікубічна інтерполяція; б) масштабування ЗНМ;

f – профіль початкового зображення, $fsCC$ – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.8а); $fCNN_LC$ – профіль зображення зі ЗНМ (рис. 4.8б).

Для зображення конекторів (рис. 4.8а) роздільна здатність є досить високою, тому на масштабованих зображеннях отримано високі значення *PSNR*, що означає високу візуальну якість зображень (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Значення метрик *RMSEG* та *PSNRG* для масштабованих зображень конекторів у відтінках сірого, значення метрик *RMSE* та *PSNR* для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.8)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	<i>RMSEG</i>	<i>PSNRG</i> , дБ	<i>RMSE</i>	<i>PSNR</i> , дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	2.986	38.626	3.052	38.438
Білінійна	Білінійна	-	4.399	35.263	4.466	35.131
Бікубічна	Білінійна	-	3.744	36.661	3.820	36.487
Білінійна	Бікубічна	-	3.190	38.053	3.271	37.835
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	3.415	37.461	3.431	37.422
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	2.973	38.664	3.009	38.560

Недоліком масштабування методами інтерполяції є виникнення паразитних піків у ділянках різкої зміни яскравості (рис. 4.9а). В той же час на зображеннях, обробленими ЗНМ, такі спотворення зменшуються (рис. 4.9б), що призводить до зменшення *RMSE* та підвищення *PSNR*. Масштабування зображень методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх корекцією засобами нейронної мережі дає на 3.0% (1.1 дБ) вище значення *PSNR* (38.560 дБ), порівняно з результатами бікубічної інтерполяції та нейромережі (*PSNR* = 37.422 дБ, табл. 4.3).

Аналогічні результати масштабування отримано для іншого технічного зображення блоку живлення (рис. 4.10, рис. 4.11, табл. 4.4). Розглянуте зображення не містить складних текстур і має досить високу роздільну здатність, тому отримано високу візуальну якість для зображень результатів (значення *PSNRG* перевищують 35 дБ). Масштабування зображення блоку

живлення методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою засобами згорткової нейронної мережі дозволяє отримати на 3.1% (1.1 дБ) вище значення $PSNR$ (37.406 дБ), порівняно зі значенням $PSNR = 36.283$ дБ (табл. 4.4) для результатів бікубічної інтерполяції та ЗНМ.

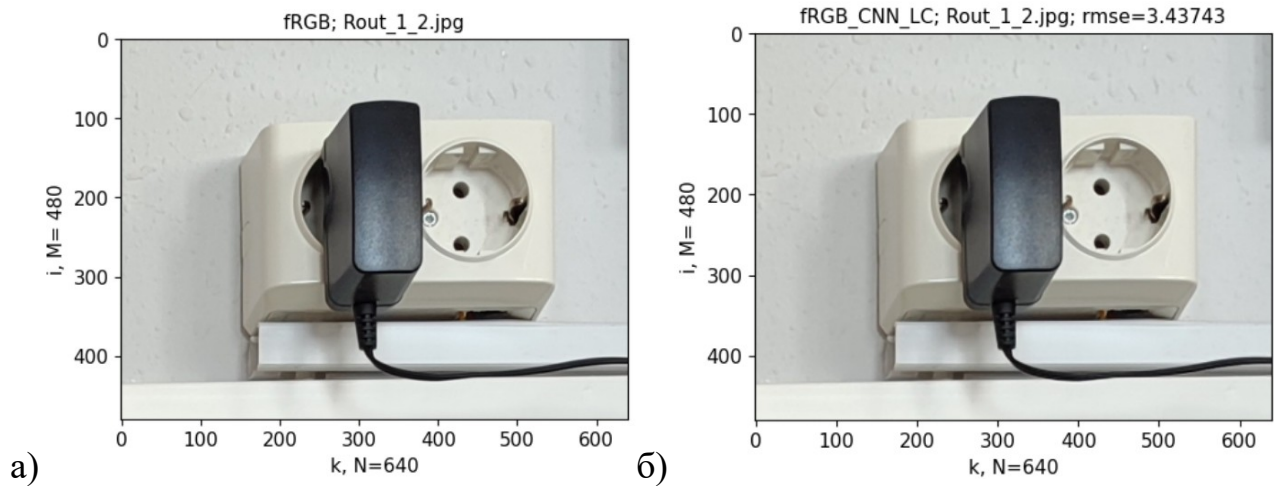


Рисунок 4.10 – Масштабування початкового зображення блоку живлення (а) шляхом зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, корекції зображення ЗНМ (б)

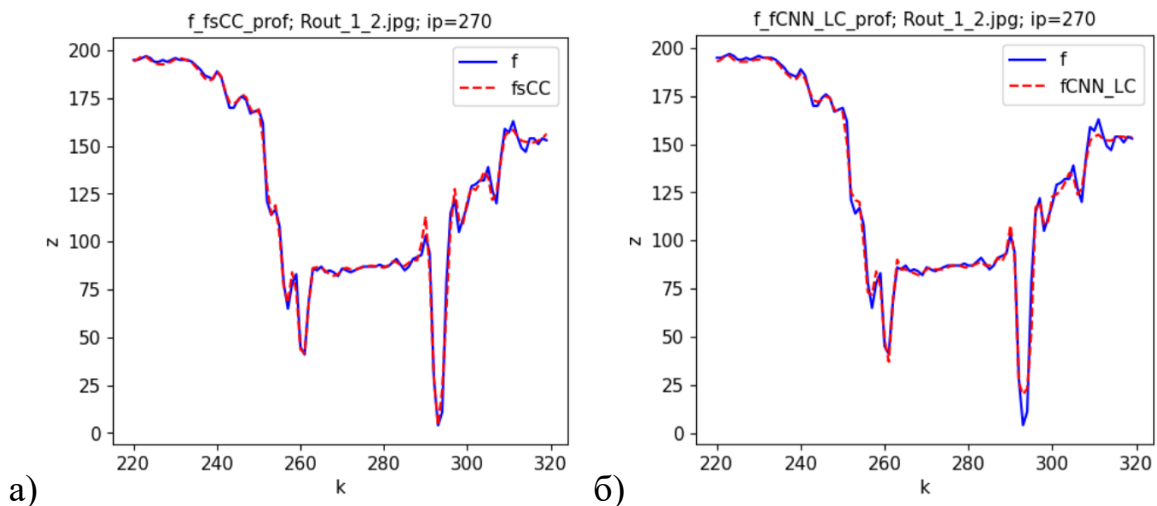


Рисунок 4.11 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.10а) та масштабованих зображень: а) бікубічна інтерполяція; б) масштабування ЗНМ;

f – профіль початкового зображення, $fsCC$ – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.10а); $fCNN_LC$ – профіль зображення зі ЗНМ (рис. 4.10б).

Таблиця 4.4 – Значення метрик *RMSEG* та *PSNRG* для масштабованих зображень блоку живлення у відтінках сірого, значення метрик *RMSE* та *PSNR* для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.10)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	<i>RMSEG</i>	<i>PSNRG</i> , дБ	<i>RMSE</i>	<i>PSNR</i> , дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	3.740	36.671	3.765	36.614
Білінійна	Білінійна	-	5.047	34.070	5.080	34.012
Бікубічна	Білінійна	-	4.433	35.196	4.469	35.126
Білінійна	Бікубічна	-	3.956	36.184	4.001	36.087
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	3.909	36.288	3.911	36.283
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	3.431	37.420	3.437	37.406

Таким чином, розроблена телекомунікаційна система може ефективно застосовуватися для передавання у зменшеному масштабі зображень різноманітних технічних пристроїв та відновлення масштабованих зображень без значних спотворень. Проте, найбільш ефективно розроблена телекомунікаційна система може застосовуватися для передавання зображень віддалених об'єктів у районах, де складно застосовувати швидкісний безпроводний зв'язок. Тому таке передання зображень є особливо доцільним для моніторингу сільськогосподарських культур та екологічного моніторингу.

Розглянемо приклад масштабування зображення яблука (рис. 4.12, рис. 4.13, табл. 4.5). У даному випадку форма об'єктів є простою, тому візуальна якість масштабованих зображень дуже висока (*PSNRG* перевищує 40 дБ). Масштабування зображення яблука методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою засобами ЗНМ дозволяє отримати лише на 0.7% вище значення *PSNR* (40.871 дБ), порівняно зі значенням *PSNR* = 40.600 дБ (табл. 4.5) для результатів бікубічної інтерполяції та нейронної мережі. Тобто за рахунок простої форми об'єктів різні методи масштабування (білінійна та бікубічна інтерполяція, згорткові нейронні мережі) дають схожі результати.

Чим складніша форма досліджуваних об'єктів, таки важливішим є вибір оптимального методу масштабування.

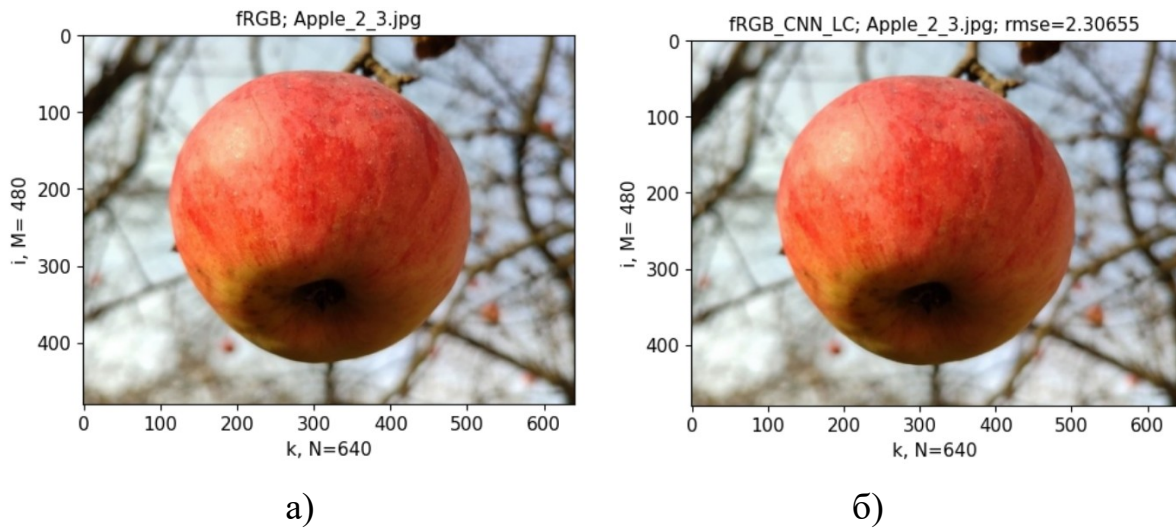


Рисунок 4.12 – Масштабування початкового зображення яблука (а) шляхом зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, обробки в ЗНМ (б)

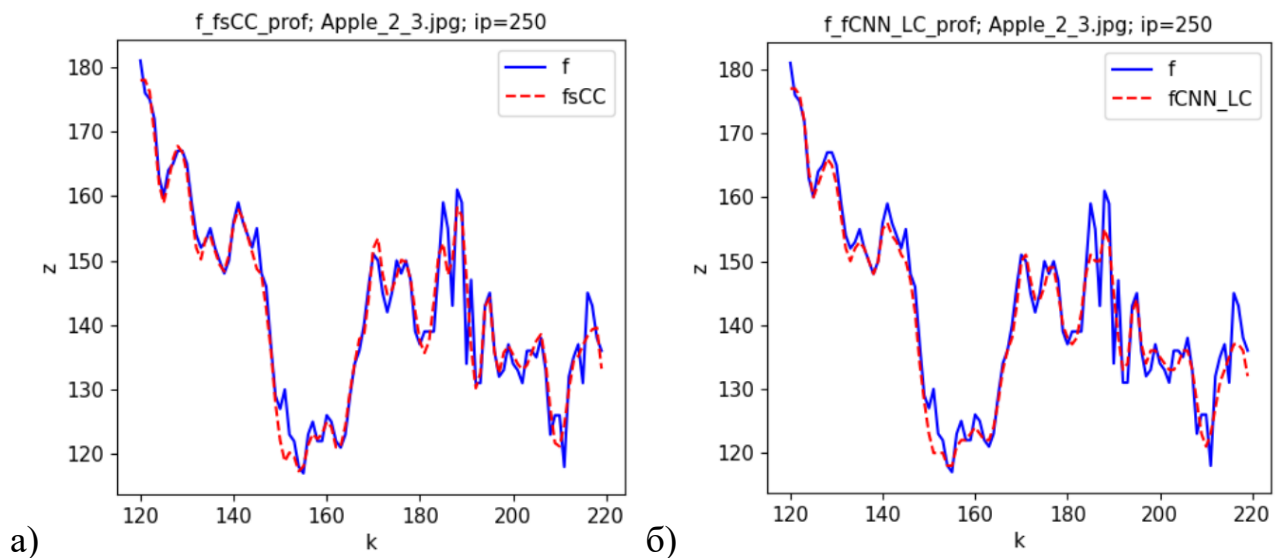


Рисунок 4.13 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.12а) та масштабованих зображень: а) бікубічна інтерполяція; б) масштабування в ЗНМ;

f – профіль початкового зображення, $fsCC$ – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.12а); $fCNN_LC$ – профіль зображення зі ЗНМ (рис. 4.12б).

Таблиця 4.5 – Значення метрик $RMSEG$ та $PSNRG$ для масштабованих зображень яблука у відтинках сірого, значення метрик $RMSE$ та $PSNR$ для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.12)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	$RMSEG$	$PSNRG$, дБ	$RMSE$	$PSNR$, дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	2.254	41.071	2.390	40.562
Білінійна	Білінійна	-	2.605	39.812	2.712	39.462
Бікубічна	Білінійна	-	2.370	40.633	2.490	40.204
Білінійна	Бікубічна	-	2.251	41.081	2.388	40.568
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	2.320	40.820	2.379	40.600
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	2.245	41.106	2.306	40.871

Застосування розробленої телекомунікаційної системи розглянемо на прикладі моніторингу зображень сільськогосподарської культури – сої (рис. 4.14, рис. 4.15, табл. 4.6).

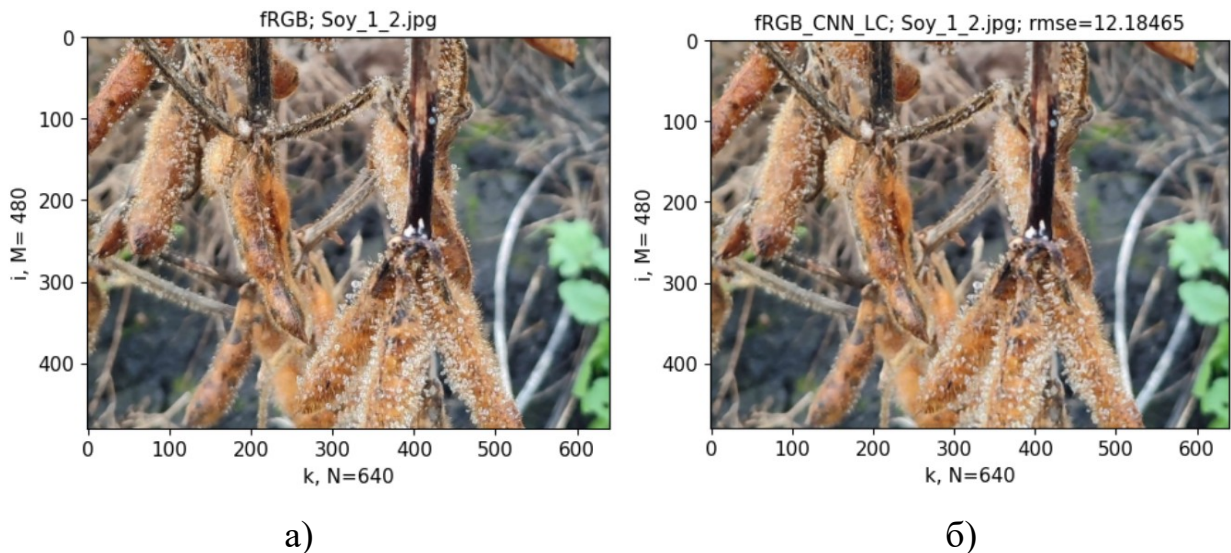


Рисунок 4.14 – Масштабування початкового зображення сої (а) шляхом зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, обробки в ЗНМ (б)

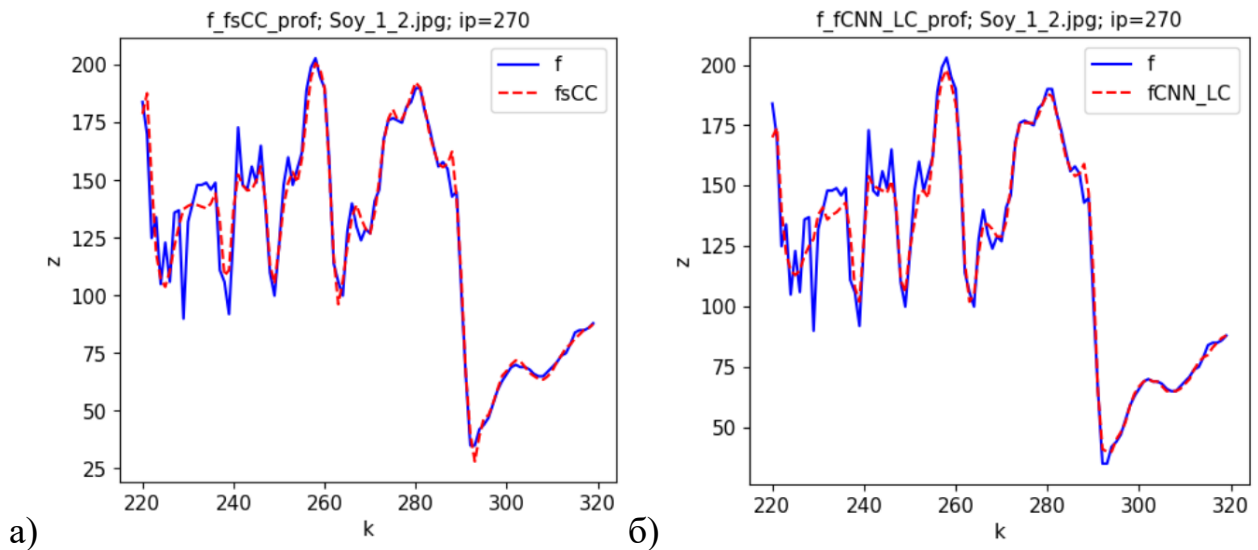


Рисунок 4.15 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.14а) та масштабованих зображень: а) бікубічна інтерполяція; б) масштабування в ЗНМ;

f – профіль початкового зображення, $fsCC$ – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.14а); $fCNN_LC$ – профіль зображення зі ЗНМ (рис. 4.14б).

Таблиця 4.6 – Значення метрик $RMSEG$ та $PSNRG$ для масштабованих зображень сої у відтінках сірого, значення метрик $RMSE$ та $PSNR$ для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.14)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	$RMSEG$	$PSNRG$, дБ	$RMSE$	$PSNR$, дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	12.669	26.075	12.692	26.059
Білінійна	Білінійна	-	13.540	25.498	13.566	25.481
Бікубічна	Білінійна	-	12.975	25.868	13.001	25.850
Білінійна	Бікубічна	-	12.485	26.202	12.513	26.183
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	12.791	25.992	12.801	25.985
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	12.168	26.425	12.184	26.414

За рахунок обробки зображення ЗНМ значно зменшуються паразитні осциляції, які спостерігаються на профілях зображень після методів інтерполяції (рис. 4.15), а масштабоване зображення є візуально близьким до

початкового. Проте на зображеннях присутня значна кількість дрібних деталей, що призводить до відносно низького значення $PSNR$. Масштабування зображень методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою в ЗНМ дає на 1.7% (0.4 дБ) вище значення $PSNR$ (26.414 дБ), порівняно з результатами бікубічної інтерполяції та ЗНМ ($PSNR = 25.985$ дБ, табл. 4.6).

Розглянемо можливості застосування розробленої системи для масштабування і передавання зображень в задачах екологічного моніторингу. Програма «gesv_img» у підсистемі прийому дозволяє не тільки зчитувати, масштабувати та зберігати зображення, але також й обробляти їх GPS координати (зокрема, для зображень у форматі *.jpg). Забезпечується зчитування не тільки зображень з розробленої телекомунікаційної системи (з відеокамер), але й зображень з графічних файлів, отриманих, зокрема, відеокамерами смартфонів і надісланих через електронну пошту або месенджери (Viber, WhatsApp, ...) (рис. 4.16, рис. 4.17, табл. 4.7). У випадку надсилання файлів з смартфонів їх розміри часто зменшуються, тому розроблена програма «gesv_img» дозволяє відновлювати масштаб зображень з мінімальними спотвореннями.

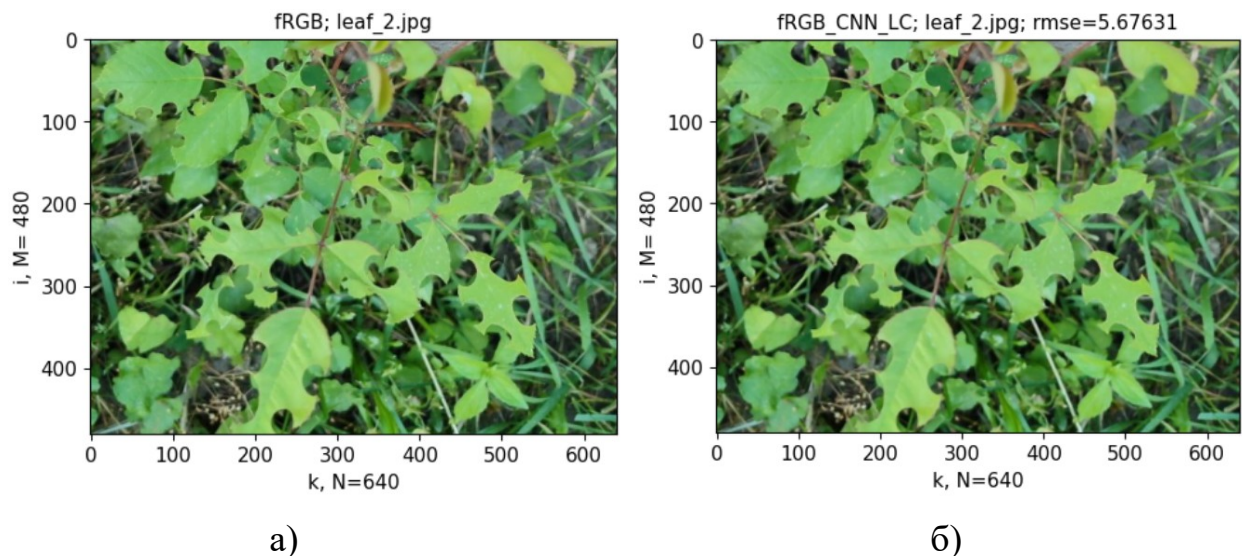


Рисунок 4.16 – Фрагмент розміром 640×480 пікселів початково зображення рослин (а), зчитаного з відеокамери смартфона, та даний фрагмент після зменшення та збільшення масштабу зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, корекції засобами ЗНМ (б)

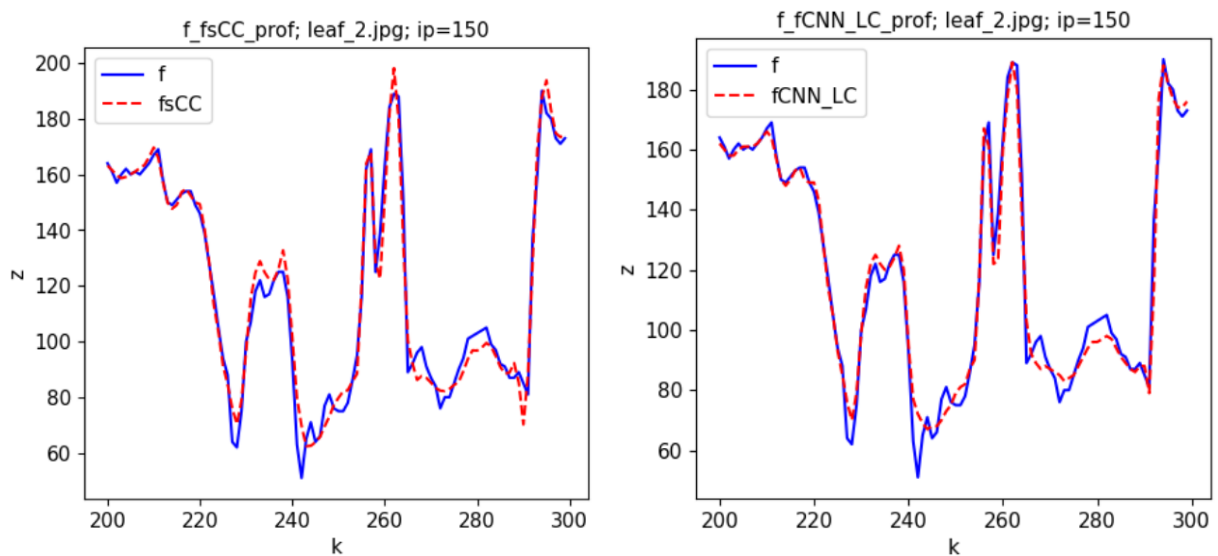


Рисунок 4.17 – Горизонтальні профілі яскравості початкового (рис. 4.16а) та масштабованих зображень: а) бікубічна інтерполяція; б) масштабування в ЗНМ;

f – профіль початкового зображення, $fsCC$ – профіль інтерпольованого зображення (рис. 4.16а); $fCNN_LC$ – профіль зображення зі ЗНМ (рис. 4.16б).

Таблиця 4.7 – Значення метрик $RMSEG$ та $PSNRG$ для масштабованих зображень рослин у відтінках сірого, значення метрик $RMSE$ та $PSNR$ для кольорових масштабованих зображень (рис. 4.16)

Метод інтерполяції для:		ЗНМ	$RMSEG$	$PSNRG$, дБ	$RMSE$	$PSNR$, дБ
зменшення масштабу	збільшення масштабу					
Бікубічна	Бікубічна	-	6.132	32.378	6.168	32.327
Білінійна	Білінійна	-	7.854	30.228	7.919	30.156
Бікубічна	Білінійна	-	6.997	31.231	7.065	31.147
Білінійна	Бікубічна	-	6.248	32.215	6.306	32.135
Бікубічна	Бікубічна	SRCNN	6.068	32.468	6.098	32.425
Білінійна	Бікубічна	SRCNN	5.629	33.121	5.676	33.049

У розглянутому випадку (рис. 4.16) обробляється фрагмент зображення, надісланий зі смартфона без зменшення масштабу. При цьому програмно симулюється зменшення масштабу, яке може відбуватися при надсилання

зображення через месенджери, після чого розмір зображення збільшується до початкового.

На профілях зображень, отриманих методами інтерполяції, спостерігаються паразитні піки в ділянках мінімумів та максимумів (рис. 4.16а). Після обробки такого зображення ЗНМ такі паразитні піки значно зменшуються (рис. 4.16б), що призводить до підвищення значення *PSNR*. У результаті масштабування зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції, а також його корекція в згортковій нейронній мережі забезпечує на 2.0% (0.6 дБ) вище значення *PSNR* (33.049 дБ), порівняно з результатами бікубічної інтерполяції та корекції засобами ЗНМ (*PSNR* = 32.425 дБ, табл. 4.7). Тобто завдяки попередній обробці зображень, а саме зменшенню масштабу зображень методом білінійної інтерполяції та збільшенню масштабу методом бікубічної інтерполяції, підвищено точність масштабованого зображення на виході ЗНМ.

Таким чином, розроблені апаратно-програмні засоби телекомунікаційної системи з низьким енергоспоживанням практично використані для інтелектуального масштабування зображень в системах відеоспостереження для екологічного моніторингу, дистанційного зондування та моніторингу стану сільськогосподарських культур (рис. 4.12, рис. 4.14, рис. 4.16). У таких системах зображення зчитуються з часовим інтервалом, який часто перевищує 1 хвилину, тому швидкодія розробленої ТКС є достатньою (зчитування та інтелектуальне масштабування зображення розміром 640×480 пікселів протягом 4 секунд).

Передані через телекомунікаційну систему зображення можуть аналізуватися не тільки в ручному режимі, але й автоматично методами машинного та глибокого навчання, зокрема, засобами ЗНМ. Попередньо навчені моделі ЗНМ дають змогу, наприклад, класифікувати стан рослин та інших об'єктів за їх зображеннями, що застосовується в системах комп'ютерного діагностування (англ. computer-aided diagnosis – CAD).

Розроблені засоби телекомунікаційної системи забезпечують не тільки передавання зображень об'єктів, але й зчитування їх GPS координат (як властивостей зображень у форматі .jpg). GPS координати об'єктів отримуються засобами системи глобального позиціювання (Global Positioning System – GPS) як координати пристроїв з GPS трекерами (наприклад, смартфонів) у момент отримання фотографій. Такі координати описуються довготою (λ , longitude), широтою (ϕ , Latitudo) та висотою z об'єкту, де широта і довгота вимірюються у градусах, а висота в метрах. GPS координати зчитуються з метаданих зображень в форматі EXIF (англ. Exchangeable image file format), який описує формат допоміжної метаінформації для файлів зображень і звуку. Для зчитування GPS-координат з метаданих (EXIF) зображень використано Python-бібліотеку Pillow (PIL), а саме її словники TAGS та GPSTAGS.

Зчитані зображення можуть застосовуватися в геоінформаційних системах (ГІС) [39] для дистанційного моніторингу навколишнього середовища, аналізу даних про стан рослинності, ґрунтів та інших об'єктів, оскільки на основі GPS координат виконується просторова локалізація інформації про досліджувані об'єкти. Дані дистанційного зондування, які отримуються в розробленій ТКС, можуть застосовуватися, зокрема, в геоінформаційній системі ArcGIS [159], оскільки дана ГІС дозволяє визначати просторове положення об'єктів через їх GPS-координати і призначена для завдань охорони та моніторингу навколишнього середовища (Environmental conservation and monitoring) та управління природними ресурсами (Natural resource management). ArcGIS дає змогу цілісно аналізувати навколишнє середовище та екосистеми на певній території, виконуючи просторовий та статистичний аналіз даних.

Висновки до розділу 4

Розроблено методику корекції масштабованих зображень засобами згорткових нейронних мереж. Збільшення масштабу зображення виконано комбінованим застосуванням методів білінійної та бікубічної інтерполяції,

після чого отримане зображення коректувалося за допомогою згорткової нейронної мережі з архітектурою SRCNN. Розроблену методику масштабування зображень засобами ЗНМ реалізовано на мові Python модулем «ImageScaleCNN25» програми «recv_img». Для підвищення швидкодії обробка зображень виконується у кольоровій моделі YCbCr: за допомогою SRCNN виконується масштабування тільки каналу яскравості Y, а канали різниці кольорів (Cb, Cr) масштабуються швидкодіючими методами інтерполяції. Такий підхід враховує особливості візуального сприйняття людини, оскільки око людини є більш чутливим до зміни яскравості, ніж кольору.

Під час навчання ЗНМ методом «Adam на входи ЗНМ подавалися фрагменти зображень після інтерполяції, а на виходи подалися відповідні фрагменти початкових зображень. Показано, що найвища точність відновленого зображення отримується при зменшенні його масштабу методом білінійної інтерполяції, збільшенні методом бікубічної інтерполяції та корекції масштабованого зображення засобами ЗНМ. Масштабування експериментальних зображень методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою ЗНМ забезпечує до 3.1% (1.1 дБ) вище значення пікового відношення сигнал/шум *PSNR*, порівняно з використанням бікубічної інтерполяції та ЗНМ. Висока якість переданих зображень особливо важлива в системах комп'ютерного діагностування, в яких виконується класифікація зображень досліджуваних об'єктів.

Виконано експериментальну перевірку розробленої телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності зображень. Час масштабування зображення розміром 640×480 пікселів методами інтерполяції та ЗНМ рівний 0.45 с, що на порядок менше за час передавання зображення через радіомодулі. Тому швидкодії використаної нейромережі SRCNN достатньо для обробки зображень у ТКС, проте, у перспективі можливе застосування більш швидкодіючих нейромереж FSRCNN та ESPCN [96, 97].

Розроблене програмне забезпечення може використовуватися в інтелектуальних системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням,

наприклад, в системах екологічного моніторингу або моніторингу сільськогосподарських рослин, які не потребують високої швидкості передачі даних. Розроблена телекомунікаційна система може передавати зображення та їх GPS координати в геоінформаційні системи (ГІС) для дистанційного моніторингу навколишнього середовища, аналізу даних про стан рослинності, ґрунтів та інших об'єктів.

У подальшому перспективним є удосконалення та розширення навчальної вибірки, що дасть можливість масштабувати без значних спотворень зображення певних типів, наприклад, для завдань екологічного моніторингу довкілля.

ВИСНОВКИ

У ході проведеного дослідження розроблено апаратно-програмні засоби інтелектуальної телекомунікаційної системи, яка забезпечує передавання зображень у зменшеному масштабі, відновлення масштабу переданих зображень методами інтерполяції та засобами згорткових нейронних мереж.

1. Проведено аналіз сучасних телекомунікаційних систем для передавання зображень та методів масштабування зображень, зроблено висновки про доцільність послідовного масштабування зображень методами інтерполяції та засобами згорткових нейронних мереж з архітектурою SRCNN.
2. Розроблено метод передавання зображень у зменшеному масштабі та відповідну йому структуру телекомунікаційної системи. Метод полягає у масштабуванні зображень із адаптивним і комбінованим вибором алгоритмів інтерполяції та корекцією масштабованих зображень за допомогою згорткової нейронної мережі. ТКС складається з підсистем передачі та прийому. У системі передачі початкові зображення зчитуються з відеокамер або графічних файлів, після чого зменшується масштаб зображень і виконується їх передавання через канали ТКС. У підсистемі прийому зчитуються зображення у зменшеному масштабі, після чого їх масштаб збільшується до початкового. Зменшення масштабу зображень виконується з метою зменшення часу передавання.
3. Розроблено методику для аналізу точності та швидкодії алгоритмів інтерполяції зображень при зменшенні та збільшенні масштабу зображень у телекомунікаційній системі. Це дозволило впорядкувати алгоритми інтерполяції у порядку збільшення їх похибки масштабування у такому порядку: бікубічна інтерполяція, білінійна інтерполяція, інтерполяція методом Ланцоша, інтерполяція методом найближчого сусіда.
4. Розроблено математичну модель, методику та програмні засоби для зменшення та збільшення масштабу зображень з адаптивним вибором методів інтерполяції на основі середнього просторового періоду зображень,

досліджено можливості запропонованої методики масштабування зображень. Показано, що похибку масштабування зображень можливо зменшити за рахунок адаптивного вибору методів інтерполяції.

5. Розроблено методику та програмні засоби для корекції спотворень на масштабованих зображеннях засобами згорткової нейронної мережі з архітектурою SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network), виконано навчання та тестування нейронної мережі. Показано, що найвища точність відновленого зображення отримується при зменшенні його масштабу методом білінійної інтерполяції, збільшенні методом бікубічної інтерполяції та корекції масштабованого зображення засобами ЗНМ.
6. Розроблено структурну та електричну принципову схему телекомунікаційної системи для передавання зображень у зменшеному масштабі з використанням радіомодулів та інтелектуального підвищення роздільної здатності зображень.
7. Виконано апаратно-програмну реалізацію телекомунікаційної системи для передавання зображень. Апаратне забезпечення системи містить відеокамеру, мікрокомп'ютер Raspberry Pi3 та радіомодулі nRF24L01 №1 та №2, мікроконтролер Funduino Uno та комп'ютер. Програмне забезпечення системи розроблено на мовах Python та C++.
8. Досліджено можливості розробленої телекомунікаційної системи при масштабування та передаванні серії тестових зображень. За рахунок зменшення масштабу в 2 рази отримано зменшення часу передавання в 4 рази. Розроблена система дозволяє передавати зображення на відстань до 1 км в умовах прямої видимості та без значних завад. Масштабування зображень методами білінійної та бікубічної інтерполяції перед їх обробкою ЗНМ забезпечує до 3.1% (1.1 дБ) вище значення пікового відношення сигнал/шум $PSNR$, порівняно з використанням бікубічної інтерполяції та ЗНМ. Час масштабування зображення розміром 640×480 пікселів методами інтерполяції та ЗНМ рівний 0.45 с, що на порядок менше за час передавання зображення через радіомодулі зі швидкістю передачі 1 Мбіт/с.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Поповський В.В. Основи теорії телекомунікаційних систем: підручник. Харків: ХНУРЕ, 2018. 368 с.
2. Воробієнко П.П., Нікітюк Л.А., Резніченко П.І. Телекомунікаційні та інформаційні мережі: підручник. Київ: САММІТ-Книга, 2010. 708 с.
3. Беркман Л.Н., Отрох С.І., Тарбаєв С.І., Чумак Н.С. Загальні поняття про сигнали та канали зв'язку: навч. посібник. Київ: ДУТ ННІТІ, 2017. 132 с.
4. Беркман Л.Н., Варфоломеева О.Г., Коршун Н.В., Макаренко А.О. Сигнали в системах телекомунікацій та методи їх обробки: навч. посібник. Київ: ДУТ ННІТІ, 2017. 92 с.
5. Білінський Й.Й. Методи обробки зображень в комп'ютеризованих оптико-електронних системах: монографія. Вінниця: ВНТУ, 2010. 272 с.
6. Климаш М.М., Колодій Р.С., Пиріг Ю.В. Системи передавання інформації: підручник. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2023. 548 с.
7. Daniel H. Introduction to Smart Video Technologies from Intel. URL: <https://www.digit.in/features/apps/introduction-to-smart-video-technologies-from-intel-36136.html> (date of access: 10.03.2025).
8. Singh P.K., Singh A., Ranjan Sh., Jain A., Dhamdhere P. A Comprehensive Review on Advance Surveillance System. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*. 2022. Vol. 6, No. 10. P. 3975-3979. <https://doi.org/10.22214/IJRASET.2022.44825>.
9. Ariza-Sentis M., Velez S., Martinez-Pena R., Baja H., Valente J. Object detection and tracking in Precision Farming: a systematic review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024. Vol. 219. P. 108757. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108757>.
10. Surehli M.K., Aggarwal N., Joshi G., Nayyar H. Semantic Segmentation of Plant Structures with Deep Learning and Channel-wise Attention Mechanism. *Journal of Telecommunications and Information Technology (JTIT)*. 2025. Vol. 99, No. 1. P. 56-66. <https://doi.org/10.26636/jtit.2025.1.1853>.

11. Bovik A.L. The Essential Guide to Image Processing. Elsevier Inc., 2009. 853 p.
12. Russ J.C. The Image Processing. Handbook [Sixth Edition]. Taylor & Francis Group, LLC, 2011. 853 p.
13. Gonzalez R., Woods R. Digital image processing. 4th edition. Pearson/ Prentice Hall, NY, 2018. 1022 p.
14. Balovsyak S., Hnatiuk Y. Analysis of Results of Scaling Digital Images by Interpolation Algorithms. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things (SISIOT)*. 2024. Vol. 2, No. 1. P. 1-6.
<https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01007>.
15. Liu G., Zhou B., Huang Y., Wang L., Wang W., Zhao E. Video image scaling technology based on adaptive interpolation algorithm and TTS FPGA implementation. *Computer Standards & Interfaces*. 2021. Vol. 76. P. 103516.
<https://doi.org/10.1016/j.csi.2021.103516>.
16. Atinafu Yo., Malla S., Jang D., Aldahoul N., Varvello M., Zaki Ya. PixLift: Accelerating Web Browsing via AI Upscaling. *COMPASS '25: Proceedings of the ACM SIGCAS/SIGCHI Conference on Computing and Sustainable Societies*. Toronto, Canada, July 22 - 25, 2025. P. 354-361.
<https://doi.org/10.1145/3715335.3735476>.
17. Izonin I., Tkachenko R., Krak I., Berezhsky O., Shevchuk I., Shandilya S.K. A cascade ensemble-learning model for the deployment at the edge: case on missing IoT data recovery in environmental monitoring systems. *Frontiers in Environmental Science*. 2023. Vol. 11, No. 1295526. P. 1-10.
<https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1295526>.
18. Patria L., Sambas A., Sulaiman I.M., Mohamed M.A., Rusyn V., Samila A. Weed Detection on Carrots Using Convolutional Neural Network and Internet of Thing Based Smartphone. *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Srodowiska*. 2024. Vol. 14, No. 3. P. 96–100.
<https://doi.org/10.35784/iapgos.5968>.

19. Burger W., Burge M.J. Geometric Operations. Digital Image Processing. *Texts in Computer Science*. Springer, Cham., 2022. P. 601–637. https://doi.org/10.1007/978-3-031-05744-1_21.
20. Suresha D., Prakash H.N. Natural Image Super Resolution through Modified Adaptive Bilinear Interpolation Combined with Contra Harmonic Mean and Adaptive Median Filter. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2016. Vol. 8, No. 2. P. 1-8. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2016.02.01>.
21. Palani S. Principles of Digital Signal Processing. Springer, Cham. 2022. 689 p.
22. Kim D., Hwang D. Intelligent Imaging and Analysis. Switzerland, Basel: MDPI, 2020. 492 p.
23. Majumder A., Gopi M. Introduction to Visual Computing. Core Concepts in Computer Vision, Graphics, and Image Processing. CRC Press, 2018. 376 p.
24. Zongxi Ch. Research on Image Up-scaling and Super-Resolution Based on Convolutional Neural Network. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2023. Vol. 72. P. 1258-1263. <https://doi.org/10.54097/ef4k8k08>.
25. Dong W., Zhou C., Wu F., Wu J., Shi G., Li X. Model-guided deep hyperspectral image super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2021. Vol. 30. P. 5754-5768. <https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3078058>.
26. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*. 2017. Vol. 60, No. 6. P. 84-90. <https://doi.org/10.1145/3065386>.
27. Li Z., Liu F., Yang W., Peng S., Zhou J. A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2022. Vol. 33, No. 12. P. 6999-7019. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3084827>.
28. Moshynska A., Khrokalo O. Remote vehicle diagnostic system development based on the internet of things technology. *Information and Telecommunication Sciences*. 2024. Vol. 15, No. 1. P. 28–32. <https://doi.org/10.20535/2411-2976.12024.28-32>.

29. Жураковський Б.Ю., Зенів І.О. Технології інтернету речей: навч. посібник. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 271 с. URL: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/42078/1/Zhurakovskiy_B_Zeniv_Tehnologii_internet_rechey.pdf.
30. Internet of Things for Industry and Human Application. In Volumes 1-3. Volume 1. Fundamentals and Technologies / Ed. V.S. Kharchenko. Ministry of Education and Science of Ukraine, National Aerospace University KhAI, 2019. 605 p.
31. Tripathy B., Anuradha J. Internet of Things (IoT): Technologies, Applications, Challenges and Solutions. Florida: CRC Press, 2017. 334 с.
32. Balovsyak S., Odaiska Kh., Yakovenko O., Iakovlieva I. Adjusting the Brightness and Contrast parameters of digital video cameras using artificial neural networks. *Proc. SPIE: Sixteenth International Conference on Correlation Optics*. 2024. Vol. 12938, P. 129380I-1 – 129380I-4. <https://doi.org/10.1117/12.3009429>.
33. Kvyetnyy R., Kotsiubynskyi V., Kyrylenko O., Kolesnytskyj O., Dumenko V., Kotyra A., Mussayeva D., Abilkaiyr N. Using multiple optical cameras for correspondence identification between objects in the fields of view. *Proc. SPIE: Optical Fibers and Their Applications*, 2023. Vol. 12985. P. 129850A1-129850A6. <https://doi.org/10.1117/12.3022791>.
34. Zhu F., Li Z., Chen S., Xiong G. Parallel Transportation Management and Control System and its Applications in Building Smart Cities. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016. Vol. 17, No. 6. P. 1576-1585.
35. Yadav P., Osypchuk S., Bidikar M., Rodichev I. Cloud services and platforms research for internet of things applications deployment. *Information and Telecommunication Sciences*. 2025. Vol. 16, No. 1. P. 4-13. <https://doi.org/10.20535/2411-2976.12025.4-13>.
36. Rawdhan F. A. Task Offloading and Scheduling Based on Mobile Edge Computing and Software-defined Networking. *Journal of Telecommunications and Information Technology (JTIT)*. 2025. Vol. 99, No. 1. P. 30-37. <https://doi.org/10.26636/jtit.2025.1.1941>.

- 37.Хергележю А., Талах М., Дворжак В., Ушенко В. Автоматизована система моніторингу стану рослин на основі розпізнавання супутникових знімків. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2022. Т. 43, № 1. С. 94-101. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2022-43-1-94-101>.
- 38.Khan Sh., AlSuwaidan L. Agricultural monitoring system in video surveillance object detection using feature extraction and classification by deep learning techniques. *Computers and Electrical Engineering*. 2022. Vol. 102. P. 108201. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108201>.
- 39.Hutsul T., Khobzei M., Tkach V., Krulikovskiy O., Moisiuk O., Ivashko V., Samila A. Review of approaches to the use of unmanned aerial vehicles, remote sensing and geographic information systems in humanitarian demining: Ukrainian case. *Heliyon*. 2024. Vol. 10, No. 7. P. e29142-1–15. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29142>.
- 40.Ratnayake M.N., Amarathunga D.C., Zaman A., Dyer A.G., Dorin A. Spatial Monitoring and Insect Behavioural Analysis Using Computer Vision for Precision Pollination. *International Journal of Computer Vision*. 2023. Vol. 131. P. 591-606. <https://doi.org/10.1007/s11263-022-01715-4>.
- 41.Balaji B., Murthy T.S., Kuchipudi R. A Comparative Study on Plant Disease Detection and Classification Using Deep Learning Approaches. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2023. Vol. 15, No. 3. P. 48-59. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2023.03.04>.
- 42.Stelmakh O.P., Stetsenko I.V., Velyhotskyi D.V. Information Technology of Video Data Processing for Traffic Intensity Monitoring. 2020. *Control systems & computers*. Vol. 3. P. 50-59. <https://doi.org/10.15407/usim.2020.03.050>.
- 43.Levkivskyi V., Marchuk D., Lobanchykova N., Pilkevych I., Salamatov D. Available parking places recognition system. *CEUR Workshop Proceedings: 4th Workshop for Young Scientists in Computer Science & Software Engineering*. 2022. Vol. 3077. P. 123-134. <http://ceur-ws.org/Vol-3077/paper07.pdf>.
- 44.Taranenko A., Gabrousenko Y., Holubnychyi O., Lavrynenko O., Zaliskyi M. Method of Diagnostics of Multichannel Data Transmission System. *International*

- Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2025. Vol. 17, No. 1. P. 17-30. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2025.01.02>.
- 45.Бондарчук А.П., Мельник І.Ю., Суханевич Є.І., Абрамов В.О. Підвищення ефективності систем відеоспостереження за рахунок гібридного методу відбору ключових кадрів і інтерпретації рішень. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. 2025. № 3 (88). С. 101-105. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2025.038710>.
 - 46.Bahga A., Madisetti V. Internet of Things: A Hands-On Approach. Universities Press (India), 2015. 514 p.
 - 47.IEEE 802.11. Wireless Local Area Networks. The Working Group for WLAN Standards. URL: <https://www.ieee802.org/11> (date of access: 10.03.2025).
 - 48.Al Hadidi M., Al Azzeh J., Tkalich O.P., Odarchenko R.S., Gnatyuk S.O., Khokhlachova Yu.Ye. ZigBee, Bluetooth and Wi-Fi Complex Wireless Networks Performance Increasing. *International Journal on Communications Antenna and Propagation (IRECAP)*. 2017. vol. 7, No. 1. P. 48-56. <https://doi.org/10.15866/irecap.v7i1.10911>.
 - 49.Al-Fahaidy F.A.K., AL-Bouthigy R., Al-Shamri M.Y.H., Abdulkareem S. Secure image transmission through LTE wireless communications systems. *Journal on Image and Video Processing*. 2024. Vol. 3. P. 1-23. <https://doi.org/10.1186/s13640-024-00619-2>.
 - 50.Enhanced ShockBurst (ESB). URL: <https://docs.nordicsemi.com/bundle/ncs-latest/page/nrf/protocols/esb/index.html> (date of access: 12.03.2025).
 - 51.Rappaport T.S. Wireless Communications: Principles and Practice. Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2024. 732 p.
 - 52.Hanes D., Salgueiro G., Grossetete P., Barton R., Henry J. IoT Fundamentals: Networking Technologies, Protocols, and Use Cases for the Internet of Things. Cisco Press: Indianapolis, USA, 2017. 576 p.
 - 53.Kulkarni P., Hakim Q.O.A., Lakas A. Experimental evaluation of a campus-deployed IoT network using LoRa. *IEEE Sensors Journal*. 2019. Vol. 20. P. 2803-2811. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2953572>.

54. Bustamante M.V., Arteaga J.A., Vera C.Y., Narvaez A.R., Molina H.B. Communication System Comparison of IoT Applications Using Custom-Designed Antennas: A Basic Experimental Study. *Engineering Proceedings*. 2024. Vol. 77, No. 1. P. 16. <https://doi.org/10.3390/engproc2024077016>.
55. Anchidin L., Lavric A., Mutescu P.M., Petrariu A.I., Popa V. The Design and Development of a Microstrip Antenna for Internet of Things Applications. *Sensors*. 2023, Vol. 23. P. 1062. <https://doi.org/10.3390/s23031062>.
56. Haque K.F., Abdelgawad A., Yelamarthi K. Comprehensive Performance Analysis of Zigbee Communication: An Experimental Approach with XBee S2C Module. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 9. P. 3245. <https://doi.org/10.3390/s22093245>.
57. Raghavan V., Shahnasser H. Embedded Wireless Sensor Network for Environment Monitoring. *International Journal of Computer Applications*. 2015. Vol. 3, No. 1. P. 13-17. <https://doi.org/10.7763/JACN.2015.V3.134>.
58. Unsal E., Milli M., Cebi Y. Low-Cost Wireless Sensor Networks for Environment Monitoring. *Online Journal of Science and Technology*. 2016. Vol. 6, No. 2. P. 61-67. <https://www.tojned.net/journals/tojsat/articles/v06i02/v06i02-09.pdf>.
59. Liu S., Yuan Z., Chen Y. Design of Wireless Temperature Measuring System Based on the nRF24L01. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2016. Vol. 7, No. 2. P. 314-317.
60. Benzekri W., El Moussati A., Moussaoui O., Berrajaa M. Early Detection of Forest Fire Using Wireless Sensor Network. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*. 2013. Vol. 3, No. 4. P. 163-168.
61. Nordic Semiconductor. nRF24L01 Single Chip 2.4 GHz Transceiver. URL: <https://www.nordicsemi.com/Products/nRF24-series> (date of access: 12.03.2025).
62. Ai-Thinker. Радіомодуль NRF24L01+ 2.4 ГГц. URL: https://arduino.ua/prod231-ai-thinker-radiomodul-si24r1-2-4-ggc?srsId=AfmBOoqnglT7mLTlapcoCXB6Elxi2BhNN77LeB0PhtcX1Gl6LD_PDKCh (date of access: 14.03.2025).

- 63.nRF24L01+. Single Chip 2.4 GHz Transceiver. Product Specification v1.0. URL: https://arduino.ua/docs/nRF24L01P_Product_Specification_1_0.pdf (date of access: 11.03.2025).
- 64.Вальпа О. Модуль nRF24L01 для Інтернету речей (IoT). *Chip News*. 2024. № 2. С. 22-25. https://www.chipnews.com.ua/userfiles/file/2-2024%20CHIP%20NEWS/22-25%20pages%20from%20ChipNews_UA_02-2024.pdf?utm_source=chatgpt.com.
- 65.Arduino UNO R3. URL: <https://docs.arduino.cc/resources/datasheets/A000066-datasheet.pdf> (date of access: 10.03.2025).
- 66.Arduino. URL: <https://www.arduino.cc> (date of access: 12.03.2025).
- 67.Денисюк В.О., Цирульник С.М. Мікропроцесорні системи управління: навч. посібник. Вінницький нац. аграр. ун-т., Вінниця: ТВОРИ, 2021. 204 с.
- 68.Lafta S.K.M., Mahmoud H.K.A.K., Kazem A.H.A.A., Humedi S.A.Y. A Review on Design and implementation of a Wireless Nurse Call System Based on Arduino. *Scientific Research Journal of Engineering and Computer Sciences*. 2024. Vol. 4, No. 1. P. 1-6. <https://doi.org/10.47310/srjecs.2024.v04i01.007>.
- 69.Тищенко К.В., Ткач О.П. Програмування систем збору і аналізу даних. Суми : Сумський державний університет, 2022. 168 с.
- 70.Болюх В.Ф., Данько В.Г., Гончаров В.Г. Основи електротехніки, електроніки та мікропроцесорної техніки: навч. посібник. НТУ «ХПІ». Харків: Планета-Прінт, 2019. 248 с.
- 71.Верига А.Д., Політанський Р.Л., Круліковський О.В., Косован Г.В. Мікропроцесори в радіосистемах і пристроях: початок роботи з мікроконтролерами STM32 : навч. посібник. Чернівці: Чернівецький нац. ун-т ім. Ю. Федьковича, 2023. 188 с.
- 72.Elahi A. Computer Systems. Digital Design, Fundamentals of Computer Architecture and Assembly Language. Springer International Publishing, 2018. 269 p.
- 73.Raspberry Pi. URL: <https://www.raspberrypi.com> (date of access: 14.03.2025).

74. Balovsyak S.V., Derevyanchuk O.V., Derevianchuk Ya.V., Tomash V.V., Yarema S.V. Segmentation of railway transport images using fuzzy logic. *Trans Motauto World*. 2022. Vol. 7, No. 3. P. 122-125. <https://stumejournals.com/journals/tm/2022/3/122>.
75. Ushenko O., Saleha O., Ushenko Yu., Gordey I., Oleksandra L. Multifractal Scaling of Singularity Spectra of Digital Mueller-matrix Images of Biological Tissues: Fundamental and Applied Aspects. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2024. Vol. 16, No. 2. P. 29-42. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2024.02.03>.
76. Berezsky O., Liashchynskyi P., Pitsun O., Liashchynskyi P., Berezky M. Comparison of Deep Neural Network Learning Algorithms for Biomedical Image Processing. *CEUR Workshop Proceedings*. 2022. Vol. 3302. P. 135-145. <https://ceur-ws.org/Vol-3302/paper7.pdf>
77. Balovsyak S., Fodchuk I., Odaiska Kh., Roman Yu., Zaitseva E. Analysis of X-Ray Moiré Images Using Artificial Neural Networks. *IntellITSIS 2022: 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies and Systems of Information Security*, March 23–25, 2022, Khmelnytskyi, Ukraine, CEUR Workshop Proceedings. 2022. Vol. 3156. P. 187-197. <http://ceur-ws.org/Vol-3156/paper12.pdf>.
78. Fodchuk I., Ivakhnenko S., Tkach V., Balovsyak S., Borchha M., Solodkii N., Gutsulyak I., Kuzmin A., Sumaryuk O. Local strain distribution in synthetic diamond crystals, determined by the parameters of the energy spectrum of the Kikuchi patterns. *Journal of Superhard Materials*. 2020. Vol. 42, No. 1. P. 1-8. <https://doi.org/10.3103/S1063457620010049>.
79. Borchha M.D., Zvyagintseva A.V., Tkach V.M., Yushchenko K.A., Balovsyak S.V., Fodchuk I.M., Khomenko V.Yu. Local Deformations in the Vicinity of Welded-Joint Crack of Nickel Alloy Determined with Use of Fourier Transform of the Kikuchi Patterns. *Metallofizika i Noveishie Tekhnologii*. 2013. Vol. 35. P. 1359-1370.

80. Balovsyak S., Derevyanchuk O., Kovalchuk V., Kravchenko H., Kozhokar M. Face Mask Recognition by the Viola-Jones Method Using Fuzzy Logic. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2024. Vol. 16, No. 3. P. 39-51. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2024.03.04>.
81. Image Resampling Algorithms. URL: <https://medium.com/@chathuragunasekera/image-resampling-algorithms-for-pixel-manipulation-bee65dda1488> (date of access: 11.03.2025).
82. Бодашевський Д.Р., Потапова К.Р., Вовк Л.Б., Радченко К.О., Наливайчук М.В. Комбінований підхід до підвищення якості зображень з використанням бікубічної інтерполяції та фільтра Ланцоша. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*. 2024. Т. 5. С. 3-14. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2023.5.1>.
83. Crnkovic B., Skific J., Bosner T. WENO based adaptive image zooming algorithm. *Applied Mathematics and Computation*. 2025. Vol. 492, P. 129228. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2024.129228>.
84. Prystavka P., Cholysheva O. Pyramid Image and Resize Based on Spline Model. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2022. Vol. 14, No. 1. P. 1-14. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2022.01.01>.
85. Liu G. The Novel Bilateral Quadratic Interpolation Image Super-Resolution Algorithm. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2021. Vol. 13, No. 3. P. 55-61. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2021.03.05>.
86. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А., Одайська Х.С. Аналіз апаратно-програмних засобів для підвищення роздільної здатності зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки: праці XI Міжнародної науково-практичної конференції (ПІКТ – 2022), м. Чернівці, 10–13 листопада 2022 р.* Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2022. С. 41-43.
87. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Сучасні апаратно-програмні засоби для підвищення роздільної здатності зображень. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення: матеріали*

- міжнародної наукової інтернет-конференції, 8-9 червня 2023 р. Вип. 78. Тернопіль, 2023. С. 28-29. <http://www.konferenciaonline.org.ua/ua/article/id-1199>.
88. Balovskyak S.V., Odaiska Kh. S. Automatic Highly Accurate Estimation of Gaussian Noise Level in Digital Images Using Filtration and Edges Detection Methods. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2017. Vol. 9, No.12. P. 1-11. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2017.12.01>.
 89. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dediv I., Yatskiv V., Palaniza Y. Method, Algorithm and Computer Tool for Synthese Detection of Radio Signals in Telecommunication Networks with Noises. *CEUR Workshop Proceedings*. 2023. Vol. 3468. P. 173–180. <https://ceur-ws.org/Vol-3468/short10.pdf>.
 90. Suresha D., Prakash H.N. Data Content Weighing for Subjective versus Objective Picture Quality Assessment of Natural Pictures. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2017. Vol. 9, No. 2. P. 27-36.
 91. Krigg S. Computer Vision Metrics. Survey, Taxonomy, and Analysis, Apress Berkeley, CA, 2014. 508 p.
 92. Geron A., Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, Inc. 2019. 510 p.
 93. Субботін С. О. Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посібник. Житомир: Вид. О.О. Євенок, 2020. 184 с. URL: http://eir.zntu.edu.ua/bitstream/123456789/6800/1/Subbotin_Neural.pdf.
 94. Dong C., Loy C., He K., Tang X. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution. *Computer Vision – ECCV 2014: Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Cham. 2014. Vol. 8692. P. 184-199. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10593-2_13.
 95. Kang Ch. Super-Resolution Convolutional Neural Network. URL: https://goodboychan.github.io/python/deep_learning/vision/tensorflow-keras/2020/10/13/01-Super-Resolution-CNN.html#google_vignette (date of access: 11.03.2025).
 96. Chang C-C., Chen W-P., Lin Y-W., Lin Y-J., Pan P-J. Real-Time Super

- Resolution Utilizing Dilation and Depthwise Separable Convolution. *Engineering Proceedings*. 2025. Vol. 92 (27). P. 1-6. <https://doi.org/10.3390/engproc2025092027>.
97. Shi W., Caballero J., Huszar F., Totz F., Aitken F., Bishop R., Rueckert D., Wang D. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016. P. 1874-1883. <https://arxiv.org/pdf/1609.05158>.
 98. Lan R., Sun L., Liu Z. MADNet: A fast and lightweight network for single-image super resolution. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2020. Vol. 51, No. 3. P. 1443-1453. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2020.2970104>.
 99. Недзельський О. Ю., Лащевська Н. О. Реставрація зображень методом super-resolution з використанням згорткових нейронних мереж. *Visnyk NTUU KPI. Serii – Radiotekhnika Radioaparatabuduvannia*. 2023, Vol. 91. P. 79-86.
 100. Mahmut K. Image interpolation with spiking neural network based pixel similarity. *Signal, Image and Video Processing*. 2024. Vol. 18. P. 6925–6936. <https://doi.org/10.1007/s11760-024-03362-3>.
 101. Waifu2x. URL: <https://waifu2x.udp.jp/index.uk.html> (date of access: 14.03.2025).
 102. Гнатюк Ю.А. Аналіз засобів підвищення роздільної здатності зображень за допомогою штучних нейронних мереж. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки: праці XII Міжнародної науково-практичної конференції (ПІКТ – 2023), м. Чернівці, 10-12 листопада 2023 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2023. С. 75-77.*
 103. Hnatiuk Y. Telecommunication System for Transmission of Adaptively Scaled Digital Images. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things*. 2025. Vol. 3, No. 1, Paper. 01012. P. 1-6. ISSN 2786-8443. <https://doi.org/10.31861/sisiot2025.1.01012>.
 104. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Телекомунікаційна система для передавання адаптивно масштабованих цифрових зображень. *Фізико-технологічні*

- проблеми передачі, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних системах: матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції (ПРЕДТ-2025). 15-17 травня 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 47-48.
105. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Телекомунікаційна система для передавання та масштабування цифрових зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки: праці XIV Міжнародної науково-практичної конференції (ПІКТ – 2025)*, м. Чернівці, 13-15 листопада 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 193-194.
 106. Guillen G. Digital Image Processing with Python and OpenCV. *Sensor Projects with Raspberry Pi. Maker Innovations Series*. Apress, Berkeley, CA, 2024. P. 105–147. https://doi.org/10.1007/979-8-8688-0464-9_5.
 107. Kargin K. Computer Vision Fundamentals and OpenCV Overview. URL: <https://medium.com/mlearning-ai/computer-vision-fundamentals-and-opencv-overview-9a30fe94f0ce> (date of access: 24.12.2024).
 108. Manaswi N.K. Deep Learning with Applications Using Python. Apress, India. 2018. 219 p. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3516-4>.
 109. Knill O. Probability and Stochastic. Processes with Applications. Overseas Press, India, Pvt. Ltd, 2009. 382 p.
 110. Scott D.W. Sturges' rule. *WIREs Computational Statistics*. 2009. Vol. 1, No. 3. P. 303-306. <https://doi.org/10.1002/wics.35>.
 111. Огірко О.І., Галайко Н.В. Теорія ймовірностей та математична статистика: навчальний посібник. Львів: ЛьвДУВС, 2017. 292 с.
 112. Гнеденко Б.В. Курс теорії ймовірностей. Київ: ВПЦ Київський університет, 2010. 464 с.
 113. Карташов М. В. Імовірність, процеси, статистика. Київ : ВПЦ Київський університет, 2007. 504 с.
 114. Fowlkes C., Martin D., Malik J. Local Figure – Ground Cues are Valid for Natural Images. *Journal of Vision*. 2007. Vol. 7(8), No. 2. P. 1-9. <https://doi.org/10.1167/7.8.2>.

115. The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark. BSDS300. URL: <https://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds> (date of access: 14.03.2025).
116. Archana R., Jeevaraj P.S.E. Deep learning models for digital image processing: a review. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57, No. 11. P. 1-33. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10631-z>.
117. Chung M., Jung M., Kim Y. Enhancing Remote Sensing Image Super-Resolution Guided by Bicubic-Downsampled Low-Resolution Image. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, No. 13 (3309). P. 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs15133309>.
118. Burger W., Burge M.J. The Discrete Fourier Transform in 2D. *Digital Image Processing. Texts in Computer Science*, Springer, Cham., 2022. P. 567–587. https://doi.org/10.1007/978-3-031-05744-1_19.
119. Sharma S., Varma T. Discrete combined fractional Fourier transform and its application to image enhancement. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Vol. 83. P. 29881–29896. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16742-7>.
120. Rajaby E., Sayedi S.D. A structured review of sparse fast Fourier transform algorithms. *Digital Signal Processing*. 2022. Vol. 123. P. 103403. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103403>.
121. Brostrom A., Molhave K. Spatial Image Resolution Assessment by Fourier Analysis (SIRAF). *Microscopy and Microanalysis*. 2022. Vol. 28, No. 2. P. 469-477. <https://doi.org/10.1017/S1431927622000228>.
122. Thonhpanja S., Phinyomark S., Phukpattaranont P., Limsakul C. Mean and Median Frequency of EMG Signal to Determine Muscle Force based on Time-dependent Power Spectrum. *Electronika IR Elektrotehnika*. 2013. Vol. 19, No. 3. P. 51-56. <https://doi.org/10.5755/j01.eee.19.3.3697>.
123. Balovsyak S., Borchha M., Gregus ml. M., Odaiska Kh., Serpak N. Automatic Processing of Digital X-ray Medical Images by Bilateral Filtration Method. *IntelITSIS 2021: 2nd International Workshop on Intelligent Information Technologies and Systems of Information Security, March 24–26, 2021*.

- Khmelnyskyi, Ukraine, CEUR Workshop Proceedings*. 2021. Vol. 2853. P. 280-294. <https://ceur-ws.org/Vol-2853/paper26.pdf>.
124. Черняк О.І., Захарченко П.В. Інтелектуальний аналіз даних: підручник. Київський національний університет ім. Т. Шевченка. К.: Знання, 2014. 599 с.
 125. Штовба С.Д., Мазуренко В.В. Інтелектуальні технології ідентифікації залежностей. Лабораторний практикум: електронний навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2014. 113 с.
 126. Сидор П., Виклюк Я. Ансамблеві моделі прогнозування повеней у Великій Британії на основі сонячної активності. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 2024. Т. 333 (2). С. 218-231. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-333-2-35>.
 127. Невінський Д.В., Мартьянов Д.І., Господарський О.А., Виклюк Я.І., Сем'янів І.О. Визначення детермінантів туберкульозу: аналіз методів машинного навчання та нейронних мереж. *Зв'язок*. 2025. Т. 3. С. 73-86. <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2025.021793>.
 128. Господарчук Д., Невінський Д., Мартьянов Д., Виклюк Я., Сем'янів І. Оптимізація моделей машинного навчання для оцінки ризику поширення туберкульозу. *Управління розвитком складних систем*. 2025. Т. 61. С. 160–169. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.61.160-169>.
 129. Угрин Д., Ушенко Ю., Яцько О., Довгунь А., Добровольський Ю. Інтелектуальні системи прогнозування демографічних змін та їх вплив на маркетингові стратегії в ІТ-індустрії. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2024. Т. 48, № 2. С. 13–23. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2024-48-2-13-23>.
 130. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 2025. Vol. 357, No. 5.1. P. 31-38. ISSN 2307-5732. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-3>.

131. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж із архітектурою суперроздільної здатності. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення*: матеріали міжнародної наукової інтернет-конференції, 12-13 червня 2024 р. Вип. 89. Тернопіль, 2024. С. 19-21. <http://www.konferenciaonline.org.ua/ua/article/id-1815>.
132. Шаховська Н.Б., Камінський Р.М., Вовк О.Б. Системи штучного інтелекту: навч. посібник. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2018. 392 с.
133. Radiuk P., Barmak O., Manziuk E., Krak Iu. Explainable Deep Learning: A Visual Analytics Approach with Transition Matrices. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, No. 1024. P. 1-32. <https://doi.org/10.3390/math12071024>.
134. Uhryn D., Karachevtsev A., Terletskyi T., Kaidyk O., Talakh M., Ilin V., Bogachuk V., Kaduk O., Suranchiyeva Z., Omiotek Z. Modern programming technologies in the tasks of identification and classification of military aircraft using machine learning algorithms. *Proceedings of SPIE: The International Society for Optical Engineering*. 2024. Vol. 13400. P. 134000K-1 – 134000K-6. <https://doi.org/10.1117/12.3054877>.
135. Izonin I., Tkachenko R., Hovdysh N., Berezsky O., Yemets K., Tsmots I. Cascade-Based Input-Doubling Classifier for Predicting Survival in Allogeneic Bone Marrow Transplants: Small Data Case. *Computation*. 2025. Vol. 13, No. 4. P. 1-17. <https://doi.org/10.3390/computation13040080>.
136. Berezsky O.M., Liashchynskyi P.B., Pitsun O.Y., Melnyk G.M. Deep network-based method and software for small sample biomedical image generation and classification. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2024. Vol. 4. P. 76-90. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-4-8>.
137. Hu Zh., Uhryn D., Ushenko Yu., Korolenko V., Lytvyn V., Vysotska V. System programming of a disease identification model based on medical images. *Proc. SPIE: Sixteenth International Conference on Correlation Optics*. 2024. Vol. 12938. P. 129380F-1–129380F-4. <https://doi.org/10.1117/12.3009245>.

138. Березький О.М., Піцун О.Й., Боднар А.Р., Долинюк Т.М. Класифікація гістологічних та цитологічних зображень на основі згорткових нейронних мереж. *Штучний інтелект*. 2017. № 1. С. 33-42.
139. Tomka Yu.Ya., Talakh M.V., Dvorzhak V.V., Ushenko O.G. Practical aspects of forming training/test samples for convolutional neural networks. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2022. Т. 43, № 1. С. 24–35. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2022-43-1-24-35>.
140. Tomka Yu.Ya., Talakh M.V., Dvorzhak V.V., Ushenko O.G. Implementation of a convolutional neural network using tensor flow machine learning platform. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2023. Т. 44, № 1. С. 55–65. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2022-44-2-55-65>.
141. Угрин Д., Ушенко Ю., Дворжак В., Терлецький Т., Кайдик О. Архітектура інтелектуальної системи управління ризиками та розпізнавання видів грибів. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2024. Т. 48, № 2. С. 114–127. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2024-48-2-114-127>.
142. Hu Zh., Uhryn D., Lytvyn V., Vysotska V., Karachevtsev A., Ivashko V. Diagnostics of eye pathologies based on deep learning of medical images. *Proceedings of SPIE: Seventeenth International Conference on Correlation Optics*. 2025. Vol. 13813. P. 138130X-1 – 138130X-4. <https://doi.org/10.1117/12.3091998>.
143. Multajam R., Mohamad Ayob A.F., Sanjaya W.M., Sambas A., Rusyn V., Samila A. Real-time Detection and Classification of Fish in Underwater Environment Using YOLOv5: A Comparative Study of Deep Learning Architectures. *Informatyka, Automatyka, Pomiar W Gospodarce I Ochronie Srodowiska*. 2024. Vol. 14, No. 3. P. 91-95. <https://doi.org/10.35784/iapgos.6022>.
144. Zhou L., Dang J., Wang Y. Super-resolution amplification of bitmap images based on 3D modeling theory. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*. 2019. Vol. 4. P. 335-341.

145. Dixit M., Yadav R.N. A Review of Single Image Super Resolution Techniques using Convolutional Neural Networks. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Vol. 83. P. 29741-29775. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16786-9>.
146. Zuo Y., Yao Y., Hu Y., Fang Y., Liu W., Peng Y. Image Super-Resolution via Efficient Transformer Embedding Frequency Decomposition with Restart. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2024. Vol. 33. P. 4670-4685. <https://doi.org/10.1109/TIP.2024.3444317>.
147. Sun F., Song F. A Super-Resolution and 3D Reconstruction Method Based on OmDF Endoscopic Images. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 15. P. 4890. <https://doi.org/10.3390/s24154890>.
148. Saharia C., Ho J., Chan W., Salimans T., Fleet D.J., Norouzi M. Image Super-Resolution via Iterative Refinement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2023. Vol. 45, No. 4. P. 4713-4726. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3204461>.
149. Li G., Zhou Zh., Wang G. A joint image super-resolution network for multiple degradations removal via complementary transformer and convolutional neural network. *IET Image Processing*. 2024. Vol. 18, No. 5. P. 1344-1357. <https://doi.org/10.1049/ipr2.13030>.
150. Xu Y., Guo T., Wang C. A Remote Sensing Image Super-Resolution Reconstruction Model Combining Multiple Attention Mechanisms. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 14 (4492). P. 1-17. <https://doi.org/10.3390/s24144492>.
151. Karim S.A.A. Rational bi-quartic spline with six parameters for surface interpolation with application in image enlargement. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 115621-115633. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3002387>.
152. Jiang C., Li H., Zhou S. Image interpolation model based on packet losing network. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79. P. 25785-25800. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09255-0>.
153. Chung K.-L., Row D.-Y. An Adaptive Joint Bilateral Interpolation-Based Color Blending Method for Stitched UAV Images. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, No. 21 (5440). P. 1-19. <https://doi.org/10.3390/rs14215440>.

154. Thakur N., Khan N.U., Sharma S.D., Bashar A. Pelican Optimization based Histogram Equalization for Contrast Enhancement and Brightness Preservation. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2025. Vol. 17, No. 3. P. 12-33. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2025.03.02>.
155. Bhandari A.K. A logarithmic law based histogram modification scheme for naturalness image contrast enhancement. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2020. Vol. 11, No. 4. P. 1605-1627. <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01258-6>.
156. Bai L., Zhang W., Pan X., Zhao C. Underwater image enhancement based on global and local equalization of histogram and dual-image multi-scale fusion. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 128973–128990. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009161>.
157. Баловсяк С.В., Гнатюк Ю.А. Комп'ютерна програма «Масштабування цифрових зображень методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж» («Image ScaleCNN25»). Український національний офіс інтелектуальної власності та інновацій (УКРНОІВІ). Свідectvo про реєстрацію авторського права на твір, № 141288, 27.11.2025. Ідентифікатор CR0857271125.
158. NVIDIA Tesla T4 GPU Architecture Overview. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/data-center/tesla-t4>. (date of access: 11.03.2025).
159. ESRI. ArcGIS. URL: <https://www.esri.com/en-us/arcgis/geospatial-platform/overview>. (date of access: 10.03.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А

Список публікацій здобувача за темою дисертації

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

Наукові праці у фахових виданнях України:

4. Balovsyak S., **Hnatiuk Y.** Analysis of Results of Scaling Digital Images by Interpolation Algorithms. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things*. 2024. Vol. 2, No. 1, Paper. 01007. P. 1-6. <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01007>. (Balovsyak S. – наукове керівництво і редагування; **Hnatiuk Y.** – розробка програмного забезпечення, дослідження точності та швидкодії масштабування цифрових зображень за різними алгоритми інтерполяції).
5. **Hnatiuk Y.** Telecommunication System for Transmission of Adaptively Scaled Digital Images. *Security of Infocommunication Systems and Internet of Things*. 2025. Vol. 3, No. 1, Paper. 01012. P. 1-6. <https://doi.org/10.31861/sisiot2025.1.01012>.
6. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 2025. Vol. 357, No. 5.1. P. 31-38. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-3>. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка методики та програмного забезпечення для масштабування цифрових зображень з використанням методів інтерполяції та згорткових нейронних мереж)

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.**, Одайська Х.С. Аналіз апаратно-програмних засобів для підвищення роздільної здатності зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки*: праці XI Міжнародної науково-практичної конференції (ППКТ – 2022), м. Чернівці, 10–13 листопада 2022 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2022. С. 41-43. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво; **Гнатюк Ю.А.** – аналіз апаратно-програмних засобів для масштабування зображень; Одайська Х.С. – редагування)
2. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Сучасні апаратно-програмні засоби для підвищення роздільної здатності зображень. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення*: матеріали міжнародної наукової інтернет-конференції, 8-9 червня 2023 р. Вип. 78. Тернопіль, 2023. С. 28-29. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – аналіз сучасних апаратно-програмних засобів для масштабування зображень)
3. **Гнатюк Ю.А.** Аналіз засобів підвищення роздільної здатності зображень за допомогою штучних нейронних мереж. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки*: праці XII Міжнародної науково-практичної конференції (ППКТ – 2023), м. Чернівці, 10-12 листопада 2023 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2023. С. 75-77.
4. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Масштабування зображень засобами згорткових нейронних мереж із архітектурою суперроздільної здатності. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення*: матеріали міжнародної наукової інтернет-конференції, 12-13 червня 2024 р. Вип. 89. Тернопіль, 2024. С. 19-21. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – програмна реалізація масштабування зображень за допомогою згорткових нейронних мереж).
5. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Телекомунікаційна система для передавання адаптивно масштабованих цифрових зображень. *Фізико-технологічні проблеми передачі, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних*

системах: матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції (ПРЕДТ-2025). 15-17 травня 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 47-48. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для передавання масштабованих цифрових зображень)

6. Баловсяк С.В., **Гнатюк Ю.А.** Телекомунікаційна система для передавання та масштабування цифрових зображень. *Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки*: праці XIV Міжнародної науково-практичної конференції (ПІКТ – 2025), м. Чернівці, 13-15 листопада 2025 р. Чернівці: Черн. нац. ун-т, 2025. С. 193-194. (Баловсяк С.В. – наукове керівництво і редагування; **Гнатюк Ю.А.** – розробка апаратно-програмних засобів телекомунікаційної системи для масштабування та передавання цифрових зображень).

Додаток Б**Відомості про апробацію результатів дисертації**

1. XI Міжнародна науково-практична конференція «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2022), Чернівці, 10–13 листопада 2022 р.; форма участі – очна.
2. Міжнародна наукова інтернет-конференція «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення». Вип. 78, Тернопіль, 8-9 червня 2023 р.; форма участі – заочна.
3. XII Міжнародна науково-практична конференція «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2023), Чернівці, 10–12 листопада 2023 р.; форма участі – очна.
4. Міжнародна наукова інтернет-конференція «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення». Вип. 89, Тернопіль, 12-13 червня 2024 р.; форма участі – заочна.
5. X Міжнародна науково-практична конференція «Фізико-технологічні проблеми передачі, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних системах» (ПРЕДТ-2025), Чернівці, 15-17 травня 2025 р.; форма участі – очна.
6. XIV Міжнародна науково-практична конференція «Проблеми інформатики та комп'ютерної техніки» (ПІКТ – 2025), Чернівці, 13–15 листопада 2025 р.; форма участі – очна.

Додаток В

Акти впровадження результатів дисертаційної роботи

Україна, ТОВ «Юкон-Софтваре»
 58000, м. Чернівці, завулок
 Б. Хмельницького, 3-а
 Тел./факс: +38 0372-559719
 E-mail: inform@yukon.cv.ua
<http://www.yukon.cv.ua>

“ЗАТВЕРДЖУЮ”
 Директор
 ТОВ «Юкон-Софтваре»
 М. Р. Шкурей
 “24” 12 2025 р.

АКТ

**впровадження результатів дисертаційної роботи Гнатюка Юрія
 Анатолійовича “Інтелектуальне підвищення роздільної здатності
 зображень у телекомунікаційних системах”, що представлена до захисту
 на здобуття наукового ступеня доктора філософії
 за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка»**

Комісія у складі : Шкурея Михайла Радувича, Коньякова Артура Геннадійовича, Даскалюка Андрія Васильовича склала акт про те, що результати дисертаційної роботи аспіранта Чернівецького національного університету імені Юрія Федьковича Гнатюка Ю.А. впроваджені для безпроводного передавання зображень у системах відеоспостереження, які використовуються в ТОВ «Юкон-Софтваре».

Розроблені Гнатюком Ю.А. методики та апаратно-програмні засоби дозволили передавали зображення з відеокамер на комп'ютери з використанням радіомодулів, що дає змогу реалізовувати системи відеоспостереження з низьким енергоспоживанням. Завдяки передаванню зображень у зменшеному масштабі зменшено завантаженість телекомунікаційних каналів, а використані методи інтерполяції та штучні нейронні мережі забезпечують збільшення масштабу переданих зображень із мінімальними спотвореннями.

Даний акт не є підставою для отримання будь-якої винагороди й складений для представлення в спеціалізовану вчену раду в зв'язку із захистом дисертації Гнатюком Ю.А.

Директор ТОВ «Юкон-Софтваре»

Шкурей М.Р.

Головний інженер

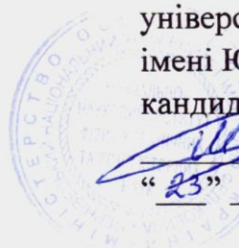
Коньяков А.Г.

Керівник проектів

Даскалюк А.В.

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор Навчально-наукового
інституту фізико-технічних та
комп'ютерних наук
Чернівецького національного
університету
імені Юрія Федьковича,
кандидат технічних наук, доцент
Петро ШПАТАР
“ 23 ” 12 2025 р.



АКТ

**про впровадження у навчальний процес результатів дисертаційної
роботи Гнатюка Юрія Анатолійовича
«Інтелектуальне підвищення роздільної здатності зображень у
телекомунікаційних системах», що представлена на здобуття наукового
ступеня доктора філософії
за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка»**

Комісія Чернівецького національного університету імені Юрія Федьковича в складі: заступника директора Навчально-наукового інституту фізико-технічних та комп'ютерних наук з наукової роботи, доктора фізико-математичних наук, професора Дуболазова О.В., завідувача кафедри комп'ютерних систем та мереж, кандидата фізико-математичних наук, доцента Воробця Г. І. склали цей акт в тому, що результати дисертаційної роботи здобувача наукового ступеня доктора філософії Гнатюка Ю.А. впроваджені у навчальний процес на кафедрі комп'ютерних систем та мереж, зокрема, в дисциплінах «Комп'ютерні системи спеціалізованого призначення», «Методи цифрової обробки зображень» та «Комп'ютерні системи штучного інтелекту».

При викладанні дисципліни «Комп'ютерні системи спеціалізованого призначення» використано такі результати досліджень автора: апаратно-програмні засоби телекомунікаційної системи (описані у розділі «2 Структура та апаратно-програмна реалізація телекомунікаційної системи з інтелектуальним підвищенням роздільної здатності зображень»)

використовуються при вивченні спеціалізованих комп'ютерних систем із низьким енергоспоживанням, призначених для безпроводного передавання сигналів та зображень.

Під час викладання дисципліни «Методи цифрової обробки зображень» використано такі результати досліджень автора: методика зміни масштабу зображень алгоритмами інтерполяції (описана у розділі «3 Методика зміни масштабу зображень алгоритмами інтерполяції в телекомунікаційній системі») застосовується при вивченні способів масштабування цифрових зображень, зокрема, алгоритмами білінійної та бікубічної інтерполяції.

При викладанні дисципліни «Комп'ютерні системи штучного інтелекту» використано такі результати досліджень автора: методика масштабування зображень засобами штучних нейронних мереж (описана у розділі «4 Методика корекції масштабованих зображень засобами згорткових нейронних мереж») застосовується при вивченні способів масштабування цифрових зображень з використанням згорткових нейронних мереж із архітектурою супер-роздільної здатності (Super-Resolution Convolutional Neural Network – SRCNN).

Використання зазначених результатів дозволило підвищити якість навчального процесу із зазначених дисциплін.

Запропоновані в дисертаційній роботі методи та засоби використані при виконанні бакалаврських і магістерських робіт зі спеціальності «Комп'ютерна інженерія».

Акт складений для представлення в спеціалізовану вчену раду в зв'язку із захистом дисертації Гнатюком Ю.А.

Заступник директора ННІФТКН з
наукової роботи, д.ф.-м.н., професор



Олександр ДУБОЛАЗОВ

Завідувач кафедри КСМ,
к.ф.-м.н., доцент



Георгій ВОРОБЕЦЬ

Додаток Г

Лістинг коду комп'ютерної програми "cam2nrf "

```

# Програма «cam2nrf» розроблена на мові Python
# призначена для зчитування (захоплення) зображення з USB відеокамери,
# стиснення його у форматі JPEG та передавання через модуль nRF24L01
# по бездротовому каналу.
# Виконується на мікрокомп'ютері Raspberry Pi в середовищі Thonny
# Імпортування бібліотек
import cv2 # імпорт бібліотеки OpenCV для роботи з камерою та зображеннями
import time # імпорт бібліотеки для роботи з часом
import struct # для кодування розміру переданого файлу
from RF24 import RF24, RF24_PA_HIGH # для керування радіомодулем nRF24L01
import math

# Налаштування радіомодуля nRF24L01
radio = RF24(22, 0) # Ініціалізація радіомодуля
# CE на GPIO22, CSN на GPIO8 (SPI0_CS0)
radio.begin()
radio.setPALevel(RF24_PA_HIGH) # Встановити високу потужність сигналу
radio.setPayloadSize(32) # Встановити розмір одного пакета (32 байти)
radio.openWritingPipe(b"1chnu") # Встановити адресу приймача
radio.stopListening() # Перемикання в режим передавача

# Робота з відеокамерою
cap = cv2.VideoCapture(0) # Відкрити камеру
if not cap.isOpened(): # Якщо камера не відкрилася – завершити програму
    print("Помилка відкриття камери")
    exit()

# Встановити роздільну здатність відеокамери
cap.set(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH, 640) #640x480 (VGA)
cap.set(cv2.CAP_PROP_FRAME_HEIGHT, 480)
#cap.set(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH, 1280) #1280x720 (HD)
#cap.set(cv2.CAP_PROP_FRAME_HEIGHT, 720)
ret, frame = cap.read() # Зчитати (захопити) кадр
cap.release() # Закрити камеру
if not ret: # Якщо кадр не отримано – завершити програму
    print("Помилка зйомки кадру")

```

```

    exit()
# Saving the image
cv2.imwrite('im_cam1.jpg', frame)

time1 = time.time() # time1, s

# Обробка зображення
scale_factor = 2 # Зменшення розміру кадру в 2 рази
frame = cv2.resize(frame, (frame.shape[1] // scale_factor, frame.shape[0] //
scale_factor), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)

# Перетворення зображення у JPEG та стиснення з якістю 50%
_, encoded_image = cv2.imencode('.jpg', frame, [cv2.IMWRITE_JPEG_QUALITY, 50])
image_bytes = encoded_image.tobytes()
# Перетворення зображення у байти для подальшої передачі

# Надсилання розміру файлу
size_header = struct.pack("<I", len(image_bytes)) # довжина файлу (байти)
radio.write(size_header) # надсилання розміру файлу

# Передача зображення по частинах (по 32 байти)
chunk_size = 32
# chunk_pause = 0.001 # пауза для стабільності передачі, с
Q_chunk= int(math.ceil(len(image_bytes)/ chunk_size))
# Q_chunk - кількість фрагментів
for i in range(0, len(image_bytes), chunk_size):
    chunk = image_bytes[i:i + chunk_size]
    if len(chunk) < chunk_size:
        chunk += b"\x00" * (chunk_size - len(chunk)) # Доповнення нулями
        # Якщо останній пакет менший за 32 байти – доповнення його нулями
    radio.write(chunk) # надсилання 32-байтного фрагменту
    print('chunk_send')
    # time.sleep(chunk_pause ) # пауза для стабільності передачі

time2 = time.time() # time2, s
dtime=time2-time1
print('Час передавання зображення, dtime, s=',dtime)

# Завершення роботи
print("Зображення відправлено")

```

Додаток Д

Лістинг коду комп'ютерної програми "nrf_rx"

```

// Програма (скетч) розроблена на мові C++
// в інтегрованому середовищі розробки Arduino IDE,
// з якого завантажена в пристрій Arduino (Funduino),
// використовується для прийому даних за допомогою радіомодуля nRF24L01
// та виводу отриманих даних в Serial Monitor
// Приєднання бібліотек
#include <SPI.h> // використовується для роботи з SPI
#include <nRF24L01.h> // для роботи з nRF24L01
#include <RF24.h> // основна бібліотека для управління RF24
// Визначення пінів CE та CSN для Arduino (Funduino)
#define CE_PIN 9 // пін вмикає/вимикає передавач або приймач
#define CSN_PIN 10 // пін вмикає/вимикає зв'язок через SPI
// Оголошення об'єкта radio для радіозв'язку через nRF24L01
RF24 radio(CE_PIN, CSN_PIN);
// Визначення адреси каналу зв'язку (до 5 символів)
const byte address[6] = "1chnu";

void setup() {
    Serial.begin(115200);
    // Ініціалізація послідовної передачі зі швидкістю 115200 бод
    if (!radio.begin()) {
        Serial.println(F("radio hardware is not responding!!"));
        while (1) {} //Очікування, якщо модуль не відповідає
    }
    radio.setPALevel(RF24_PA_LOW); // Налаштування потужності сигналу
    // Рівень потужності (від RF24_PA_MIN до RF24_PA_MAX).
    // Використовується RF24_PA_LOW, щоб уникнути зайвого енергоспоживання.
    //radio.setChannel(20); // встановлення радіоканалу (від 0 до 125)
    radio.setDataRate(RF24_1MBPS); // швидкість передачі (250kbps, 1Mbps, 2Mbps).
    radio.setPayloadSize(32); // Розмір пакета даних (32 байтів)
    radio.openReadingPipe(1, address); // Відкривається прийом на адресу "1chnu"
    radio.startListening(); // Переводиться модуль у режим прийому (RX)

void loop() {
    if (radio.available()) { // Перевіряється, чи є отримані дані
        uint8_t buffer[32];
        radio.read(buffer, sizeof(buffer)); // Читання до 32 байтів у buffer
        Serial.write(buffer, sizeof(buffer)); // Вивід отриманих даних через Serial
    }
}

```

Додаток Е**Лістинг коду комп'ютерної програми "recv_img" (фрагмент)**

```
# Програма розроблена на мові Python,  
# призначена для зчитування пакетів зображення з  
# пристрою Funduino через USB порт (віртуальний COM порт)  
# декодування пакетів у зображення та збільшення масштабу зображення  
# Програма виконується в середовищі IDLE  
  
# Імпорт бібліотек  
import serial # бібліотека для роботи з послідовним портом  
import struct  
import numpy as np  
import cv2 # бібліотека для роботи з зображеннями  
  
# Налаштування послідовного порту  
SERIAL_PORT = "/dev/ttyACM1" # Linux/Mac, або "COM3" для Windows  
BAUD_RATE = 115200 # Швидкість передачі: 115200 бод  
ser = serial.Serial(SERIAL_PORT, BAUD_RATE, timeout=1)  
# timeout=1 – тайм-аут читання (1 секунда)  
  
# Очікування зображення  
print("Очікування повідомлення...")  
  
# Очікування заголовку файлу  
size_header = ser.read(32)  
if len(size_header) < 4:  
    continue # Очікування заголовку (Якщо отримано менше 4 байтів)  
  
file_size = struct.unpack("<I", size_header[0:4])[0]  
print(f"Очікується зображення розміром {file_size} байт")  
  
# Отримання даних фрагментами (до 32 байтів)  
received_data = bytearray()
```



```

while len(received_data) < file_size:
    chunk = ser.read(min(32, file_size - len(received_data)))
    if not chunk:
        break
    received_data.extend(chunk)
    print('chunk_rcv')

# Перевірка цілісності отриманих даних
if len(received_data) != file_size:
    print("Помилка: отримано недостатньо даних")
    continue

# Декодування зображення, байти перетворюються у масив NumPy (типу uint8)
image_array = np.frombuffer(received_data, dtype=np.uint8)
image = cv2.imdecode(image_array, cv2.IMREAD_COLOR)
if image is None:
    print("Помилка: не вдалося розпізнати зображення")
    continue

# Масштабування зображення
upscale_factor = 2 # 2, 4
image = cv2.resize(image, (image.shape[1] * upscale_factor, image.shape[0] *
upscale_factor), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
# Збільшення розміру зображення у 2 рази методом бікубічної інтерполяції
# INTER_CUBIC

# Відображення зображення
cv2.imshow("Received Image", image)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()

```

Модуль "ImageScaleCNN25" програми "resv_img"

модуль призначений для масштабування цифрових зображень
 # методами інтерполяції та за допомогою згорткових нейронних мереж
 # Модуль у складі програми "resv_img" виконується в середовищі IDLE.
 # У режимі навчання ЗНМ модуль може виконуватися
 # в хмарному сервісі Google Colab

```
import tensorflow as tf # імпорт бібліотеки для роботи з ШНМ
import numpy as np # імпорт бібліотеки для математичних обчислень
import cv2 # імпорт бібліотекиopencv

def Model_CNN_Train(QNTr,mx_train,myt_train,QNVal,x_valid,yt_valid,Qepochs):
    # Створення та навчання моделі ЗНМ
    Regim_Valid=1 # 0- Not Validation DataSet, 1 - Validation DataSet
    model_Sc = tf.keras.models.Sequential()
    # Перший згортковий шар
    model_Sc.add(tf.keras.layers.Conv2D(filters=128, kernel_size=(9, 9),activation='relu',
padding='valid', input_shape=(None, None,1)))
    # Внутрішній згортковий шар
    model_Sc.add(tf.keras.layers.Conv2D(filters=64, kernel_size=(3, 3), activation='relu',
padding='same'))
    # Вихідний згортковий шар
    model_Sc.add(tf.keras.layers.Conv2D(filters=1, kernel_size=(5, 5), activation='linear',
padding='valid')) # filters=3 - RGB
    model_Sc.summary() # Показати структуру моделі ЗНМ

    # Оптимізація вар ЗНМ (Optimizer)
    optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0003)
    # Компіляція моделі ЗНМ (Compile model)
    model_Sc.compile(optimizer=optimizer, loss='mean_squared_error',
metrics=['mean_squared_error'])
    # Захист від перенавчання ЗНМ
    QC_Val=20
    callbacks1 =[
        # Зупинити навчання CNN якщо похибка навчання для
        # контрольної вибірки (val_loss) перестає зменшуватися
        # на протязі QC_Val епох
        tf.keras.callbacks.EarlyStopping(patience=QC_Val, monitor='val_loss')
    ]
    if Regim_Valid==0:
        # 0- без використання контрольної вибірки (Not Validation DataSet)
        history = model_Sc.fit(mx_train, myt_train, epochs=Q_epochs)
```

```

if Regim_Valid==1: # 1 – з використанням контрольної вибірки (Validation DataSet)
    # для захисту від перенавчання ЗНМ
    history = model_Sc.fit(mx_train, myt_train, batch_size=64,
epochs=Q_epochs,callbacks=callbacks1, validation_data=(x_valid, yt_valid))
    mCNN_Loss=model_Sc.history.history['loss']
    # mCNN_Loss – похибки навчання для навчальної вибірки
    mCNN_Loss_val=[]
    if Regim_Valid==1: # 1 - Validation DataSet
        # mCNN_Loss_val – похибки навчання для контрольної вибірки
        mCNN_Loss_val=model_Sc.history.history['val_loss']
    Q_epochsR=len(mCNN_Loss)
    # Q_epochsR – дійсна кількість епох навчання ЗНМ
    # з урахуванням можливої зупинки при перенавчанні
    return model_Sc

# Створення і навчання моделі ЗНМ (Create model CNN)
if mode_train==1:
    mFile_name=[]
    QIm, mFile_name = read_file_list() # Зчитування назв файлів зображень
    # та кількості зображень QIm
    Fw=32; Fh=32 # ширина і висота фрагменту зображення (вхід ШНМ)
    FhT=20; FwT=20 # ширина і висота фрагменту зображення (вихід ШНМ)
    FhTd=int((Fw-FwT)/2) # зменшення розміру фрагменту зображення в ЗНМ
    # за рахунок згортки (з однієї сторони)
    Stw=16; Sth=16 # Step
    # Step - крок зсуву фрагменту зображення за шириною і висотою
    # для навчальної вибірки /Train/
    StwV=36;SthV=36 # Step, крок зсуву фрагменту зображення за шириною і
    # висотою для контрольної вибірки /Valid/
    # зсув фрагментів зображення для контрольної вибірки
    ShiftV_w=8; ShiftV_h=8

    mx_train = []
    myt_train = []
    mx_valid = []
    myt_valid = []
    QNTr=0
    QIm_show=1 # кількість зображень вибірки, які потрібно візуалізувати

    for ni0 in range(0,QIm):
        ni1=ni0+1 # ni1 - Номер зображення
        file_name=mFile_name[ni0]

```

```

# Read_image_file - Функція для зчитування з файлу (file_name)
# кольорового зображення fRGB розміром M * N пікселів,
# обчислення зображення f (у відтінках сірого)
# cr и cb – червоної та синьої компоненти різниці кольору
M, N, fRGB, f, cr, cb = Read_image_file(file_name)

# Параметри навчальної вибірки (Train)
QFw=int((N-Fw)/Stw) # кількість фрагментів зображення за шириною
QFh=int((M-Fh)/Sth)

# Параметри контрольної вибірки (Valid)
QFwV=int((N-Fw-ShiftV_w)/StwV) # кількість фрагментів за шириною
QFhV=int((M-Fh-ShiftV_h)/SthV)

# Масштабування зображення
# методами інтерполяції cv2.INTER_LINEAR (лінійної),
# cv2.INTER_CUBIC (кубічної)
Scale=0.5 # коефіцієнт зменшення масштабу зображення
Ms=int(M*Scale) # новий розмір за висотою (зменшений)
Ns=int(N*Scale) # новий розмір за шириною (зменшений)

# Методи LINEAR + CUBIC
# змінити (зменшити) розмір зображення fsL (до Ns*Ms)
fsL = cv2.resize(f, dsize=(Ns, Ms),interpolation=cv2.INTER_LINEAR)
# змінити (збільшити) розмір зображення fs2(до N*M)
fs2 = cv2.resize(fsL, dsize=(N, M),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)

# Формування навчальної вибірки (Train), зчитування фрагментів зображення
for nw in range(QFw):
    for nh in range(QFh):
        kfr = nw * Stw # координата лівої межі фрагменту
        ifr = nh * Sth
        x_frag = fs2[ifr: ifr + Fh, kfr: kfr+ Fw] # вхідний фрагмент
        yt_frag = f[ifr: ifr + Fh, kfr: kfr+ Fw] # правильний вихід
        # перетворення типу (float), масштабування в діапазоні від 0 до 1
        yt_frag = yt_frag.astype(np.float32) / 255.
        x_frag = x_frag.astype(np.float32) / 255.
        yt_frag2 = np.zeros((FhT,FwT,1), dtype=np.float32)
        x_frag2 = np.zeros((Fh, Fw,1), dtype=np.float32)
        yt_frag2[:,0]+=yt_frag[FhTd:-FhTd, FhTd: -FhTd]
        # yt_frag2 - зчитування центру масиву, ширина рамки FhTd
        x_frag2[:,0]+=x_frag[:,0]

```

```

mx_train.append(x_frag2) # input train dataset, входи ЗНМ
myt_train.append(yt_frag2) # true output dataset, правильні виходи
mx_train = np.array(mx_train, dtype=np.float32) # список у масив
myt_train = np.array(myt_train, dtype=np.float32)
QNTr=mx_train.shape[0] # кількість зображень навчальної вибірки

# Формування контрольної вибірки (Valid), зчитування фрагментів зображення for
nw in range(QFwV):
for nh in range(QFhV):
    kfr = nw * StwV+ShiftV_w # координата лівої межі фрагменту
    ifr = nh * SthV+ShiftV_h
    x_frag = fs2[ifr: ifr + Fh, kfr: kfr+ Fw] # вхідний фрагмент
    yt_frag = f[ifr: ifr + Fh, kfr: kfr+ Fw] # правильний вихідний фрагмент
    # перетворення типу (float), масштабування в діапазоні від 0 до 1
    yt_frag = yt_frag.astype(np.float32) / 255.
    x_frag = x_frag.astype(np.float32) / 255.
    yt_frag2 = np.zeros((FhT,FwT,1), dtype=np.float32) # Quantity_Color=1
    x_frag2 = np.zeros((Fh, Fw,1), dtype=np.float32)
    yt_frag2[:, :,0]+=yt_frag[FhTd:-FhTd, FhTd: -FhTd]
    # yt_frag2 - зчитування центральної частини масиву, ширина рамки FhTd
    x_frag2[:, :,0]+=x_frag[:, :]
    mx_valid.append(x_frag2) # input valid dataset, входи ЗНМ
    myt_valid.append(yt_frag2) # true output dataset, правильні виходи ЗНМ

mx_valid = np.array(mx_valid, dtype=np.float32) # список у масив float myt_valid =
np.array(myt_valid, dtype=np.float32)
QNVal=mx_valid.shape[0] # кількість зображень контрольної вибірки

Q_epochs=300 # кількість епох навчання
model_Sc=Model_CNN_Train(QNTr,mx_train,myt_train,QNVal,mx_valid,myt_valid,
Q_epochs) # Створення і навчання моделі ЗНМ
model_Sc.save('model_SRCNN_300.h5') # збереження навченої ЗНМ

# Масштабування зображення за допомогою ЗНМ (Image Scale)
# зчитування моделі ЗНМ

model_Sc = tf.keras.models.load_model('model_SRCNN_300_BSDS100_CC.h5')
model_Sc.trainable = False # неймережа вже навчена
mx_test = []; myt_test = []
QNTs=0
file_name='Barbara.jpg'
M, N, fRGB, f, cr, cb = Read_image_file(file_name) # зчитати зображення

```

```

# Масштабування зображення методами інтерполяції
Scale=0.5 # коефіцієнт зменшення масштабу
Ms=int(M*Scale) # новий розмір за висотою
Ns=int(N*Scale) # новий розмір за шириною

# змінити /зменшити/ розмір зображення fsC (до Ns*Ms)
fsC = cv2.resize(f, dsize=(Ns, Ms),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)

# збільшити розмір зображення fs2(до N*M)
fsC = fsC.astype(np.float32)
fsCC = cv2.resize(fsC, dsize=(N, M),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)

# color interpolation, CUBIC + CUBIC
crC=cv2.resize(cr, dsize=(Ns, Ms),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
crCC=cv2.resize(crC, dsize=(N, M),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
cbC=cv2.resize(cb, dsize=(Ns, Ms),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
cbCC=cv2.resize(cbC, dsize=(N, M),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
fCNN= np.zeros((M, N), dtype=np.float32)
fCNN=fCNN+fsCC

# Масштабувати зображення в 3НМ
MT=M-12, NT=N-12
x_frag = np.zeros((M, N), dtype=np.float32)
x_frag += fsCC # вхідний фрагмент
x_frag = x_frag.astype(np.float32) / 255.
x_frag2 = np.zeros((M, N,1), dtype=np.float32)
x_frag2[:, :,0]+=x_frag[:, :]
mx_test1=np.zeros(shape=(1,M,N,1),dtype=np.float64)
mx_test1[0,:,:,:]=x_frag2[:, :, :]

y_frag0 = model_Sc.predict(mx_test1, batch_size=1)
y_frag=np.zeros(shape=(MT,NT),dtype=np.float64)
y_frag=y_frag+y_frag0[0,:,:,:]
fCNN[FhTd:-FhTd,FhTd:-FhTd]=y_frag*255
fCNN = np.clip(fCNN, 0, 255).astype(np.uint8)

# Об'єднати канал яскравості Y з cr і cb каналами
fYCrCb_CNN=cv2.merge([fCNN, crCC, cbCC])
fRGB_CNN = cv2.cvtColor(fYCrCb_CNN, cv2.COLOR_YCrCb2RGB)
fRGB_CNN = np.clip(fRGB_CNN, 0, 255).astype(np.uint8)
# fRGB_CNN – кольорове масштабоване зображення (результат)

```

Додаток Ж

Лістинг коду комп'ютерної програми "p_Image_Scale_I24" (фрагмент)

```

# Програма розроблена на мові Python
# Програма призначена для оцінки точності методів інтерполяції
# зображень при їх масштабуванні

import matplotlib.pyplot as plt # импорт бібліотеки matplotlib
import numpy as np
import cv2
import time

def p_Histo(Qh):
    # Побудова гістограми для значень похибки масштабування RMse
    for nm0 in range(0, Qmet): # number of method
        mode_interp=nm0+1
        hRy1, hRx0=np.histogram(mRMse[:,nm0], Qh)
        hRx1=hRx0[0: Qh]
        sum_hRy1=np.sum(hRy1)
        hRy1=hRy1/sum_hRy1 # нормування до 1
        hRy[:,nm0]=hRy1
        hRx[:,nm0]=hRx1

Qmet=4 # Кількість методів інтерполяції
QIm=100 # Кількість зображень
mMse=np.zeros(shape=(QIm,Qmet),dtype=np.float64)
mRMse=np.zeros(shape=(QIm,Qmet),dtype=np.float64)
mMet_name=['CUBIC','LINEAR','LANCZOS4','NEAREST']
mFile_name=[]
mFile_name = read_file_list(QIm)
mTime=np.zeros(shape=(Qmet),dtype=np.float64)

for ni0 in range(0,QIm):
    ni1=ni0+1
    file_name=mFile_name[ni0]
    M, N, f, fRGB, img = Read_image_file(file_name) # зчитати зображення з файла
    # Масштабування зображення
    for nm0 in range(0,Qmet): # номер метода інтерполяції зображення
        mode_interp=nm0+1
        if mode_interp==1:
            interp_met=cv2.INTER_CUBIC
            met_name='CUBIC'
        if mode_interp==2:
            interp_met=cv2.INTER_LINEAR
            met_name='LINEAR'
        if mode_interp==3:
            interp_met=cv2.INTER_LANCZOS4

```

```

    met_name='LANCZOS4'
    if mode_interp==4:
        interp_met=cv2.INTER_NEAREST
        met_name='NEAREST'

    time1 = time.time() # час початку обробки зображення

    Scale=0.5          # коефіцієнт зміни масштабу
    Ms=int(M*Scale)    # новий розмір за висотою
    Ns=int(N*Scale)    # новий розмір за шириною
    # змінити розмір зображення fRGBs(до Ns*Ms)
    fRGBs = cv2.resize(fRGB, dsize=(Ns, Ms),interpolation=interp_met)
    # змінити розмір зображення fRGBs2(до N*M)
    fRGBs2 = cv2.resize(fRGBs, dsize=(N, M),interpolation=interp_met)

    time2 = time.time() # час завершення обробки зображення
    dtime=time2-time1
    mTime[nm0]=mTime[nm0]+dtime

    mse=0
    mse=np.sum((fRGBs2-fRGB)**2)
    mse=mse/(M*N)
    rmse=np.sqrt(mse) # rmse- похибка масштабування зображення
    mMse[ni0,nm0]=mse
    mRMse[ni0,nm0]=rmse

    mAR_met=np.zeros(shape=(Qmet),dtype=np.float64) # Mean, Average RMSE
    mDR_met=np.zeros(shape=(Qmet),dtype=np.float64) # Dispersion
    mSDR_met=np.zeros(shape=(Qmet),dtype=np.float64) # CKB, Standard Deviation

    for nm0 in range(0,Qmet):    # номер метода інтерполяції зображення
        AR_met=np.sum(mRMse[:,nm0])/QIm
        mAR_met[nm0]=AR_met
        D=np.sum((mRMse[:,nm0]-AR_met)**2)
        D=D/(QIm)
        SD=np.sqrt(D)
        mDR_met[nm0]=D
        mSDR_met[nm0]=SD

    # Побудова гістограми для значень похибки масштабування RMse
    # для зображень, масштабованих різними методами інтерполяції

    Qh = 8 # Кількість інтервалів гістограми
    hRy=np.zeros(shape=(Qh,Qmet),dtype=np.float64)
    hRx=np.zeros(shape=(Qh,Qmet),dtype=np.float64)
    hRyT=np.zeros(shape=(Qh,Qmet),dtype=np.float64)
    p_Histo(Qh) Обчислення гістограм для значень RMse,

```


Додаток К

Лістинг коду комп'ютерної програми " Image_Scale_R25" (фрагмент)

```
# Програма розроблена на мові Python і призначена для оцінки точності
# методів інтерполяції зображень при їх масштабуванні
# виконується регресійний аналіз зображень за результатами їх масштабування
# Масштабування зображень реалізується шляхом
# адаптивного та комбінованого застосування алгоритмів інтерполяції
```

```
import matplotlib.pyplot as plt # импорт бібліотеки matplotlib
import numpy as np
import cv2
import time
from scipy import ndimage # n-dimension image processing
from scipy import fftpack # FFT
```

```
# Зчитування зображення з файлу -----
def Read_image_file(file_name):
    # Функція для зчитування з файлу (file_name) кольорового зображення fRGB
    # розміром M * N пікселів,
    # обчислення зображення f (у відтінках сірого)
    file_path=file_path_L+file_name
    img = plt.imread(file_path) # зчитати зображення з файлу
    img_size=img.shape; # image size
    M=img_size[0]; # image height, pixels (висота)
    N=img_size[1]; # image width (висота)
    #print('Висота зображення M=',M), print('Ширина зображення N=',N)
    # fRGB - кольорове зображення
    fRGB=np.zeros(shape=(M,N,3),dtype=np.float64) # create color matrix
    if len(img_size)==2: # gray
        fRGB[:, :, 0]=fRGB[:, :, 0]+img[:, :]
        fRGB[:, :, 1]=fRGB[:, :, 1]+img[:, :]
        fRGB[:, :, 2]=fRGB[:, :, 2]+img[:, :]
    if len(img_size)==3: # color
        fRGB=fRGB+img
    # обчислити зображення у відтінках сірого
    f=np.zeros(shape=(M,N),dtype=np.float64) # grey, зображення у відтінках сірого
    f=f+(fRGB[:, :, 0]+fRGB[:, :, 1]+fRGB[:, :, 2])/3.0
    #f = color.rgb2gray(fRGB)
    return M, N, f, fRGB, img
```

```
def read_file_list(file_list,QIm):
    # зчитування списку файлів зображень
    f0 = open(file_list, 'rt')
    i=-1
    while True:
        i=i+1
```

```

st1=f0.readline()
if st1=="":
    print('Enf of File')
    break
List1=st1.split()
st2=List1[0]
mFile_name.append(st2)
if i>Qlm-2:
    break
f0.close()
Qlm=i+1
print('End File, Кількість зображень Qlm=',Qlm)
return mFile_name

```

Обчислення гістограми для значень похибки масштабування RMSE

```

def p_Histo_RMSE(Qh):
    for nm0 in range(0,Qmet): # number of method
        mode_interp=nm0+1
        RMse_min[nm0]=min(mRMse[:,nm0])
        RMse_max[nm0]=max(mRMse[:,nm0])
        hRy1, hRx0=np.histogram(mRMse[:,nm0], Qh)
        hRx1=np.zeros(shape=(Qh),dtype=np.float64)
        for b in range(0,Qh):
            hRx1[b]=(hRx0[b]+hRx0[b+1])/2
        sum_hRy1=np.sum(hRy1)
        hRy1=hRy1/sum_hRy1 # нормування до 1
        hRy[:,nm0]=hRy1
        hRx[:,nm0]=hRx1

```

FFT - Fast Fourier Transforms

FFT- Швидке перетворення Фур'є зображення fn для обчислення його спектру F

```

def fourier_spectr_calc(fn):
    F = fftpack.fft2(fn) # FFT - Fast Fourier Transforms
    Fc = np.fft.fftshift(F) # центрування спектру
    Fa=abs(Fc)
    FaL=np.log(1.0+Fa)
    PS=Fa*Fa # power Spectr, енергетичний спектр зображення
    PSL=np.log(1.0+PS)
    PR=np.zeros(shape=(NR),dtype=np.float64) # PR - Radial Profile of PS
    PRq=np.zeros(shape=(NR),dtype=np.float64)
    for m in range(0,Md):
        for n in range(0,Md):
            d2=(m-MC)**2+(n-NC)**2
            d=int(np.floor(d2**0.5))
            if d<NR:
                PR[d]=PR[d]+PS[m,n] # радіальний розподіл енергетичного спектру
                PRq[d]=PRq[d]+1

```

```

for d in range(0,NR):
    if PRq[d]>0:
        PR[d]=PR[d]/PRq[d]
mvr=np.zeros(shape=(NR),dtype=np.float64)
for d in range(0,NR):
    mvr[d]=d/(2*(NR-1)) # vr = 0...0.5; значення просторової радіальної частоти
vCR=0
PR_sum=0
# d_min, d_max - діапазон номерів просторових частот,
# у межах яких обчислюється TCR
d_min=int(NR*0.25); d_max=NR
vr_min=d_min/(2*(NR-1))
for d in range(d_min,d_max):
    vCR=vCR+PR[d]*mvr[d]
    PR_sum=PR_sum+PR[d]
if PR_sum>0:
    vCR=vCR/PR_sum
TCR=1/vCR
print('Середня радіальна просторова частота vCR, pixels-1=',vCR)
print('Середній просторовий період TCR, pixels=',TCR)
return Fa, FaL, PS, PSL, PR, mvr, vCR,TCR

```

Регресійний аналіз залежності RMSE(TCR)

```

def fRMSEA(x,Pd,kb):
    # Обчислення залежності RMSE(TCR) через поліном з коефіцієнтами kb
    if Pd==1:
        fA=kb[0]+kb[1]*x    # степінь полінома 1
    if Pd==2:
        fA=kb[0]+kb[1]*x+kb[2]*x**2
    if Pd==3:
        fA=kb[0]+kb[1]*x+kb[2]*x**2+kb[3]*x**3
    return fA

```

def approx_RMSE_R_TCR(mTCR,mRMSE_R,Qlm,met_Gr21):

```

    # регресійний аналіз залежності RMSE_R(TCR)
    Pd=2 # степінь поліному
    kb, residuals, rank, sv, rcond =np.polyfit(mTCR,mRMSE_R, Pd, full=True)
    p2=int((Pd+1)/2)
    for p1 in range(0,p2):
        r1=kb[p1]
        kb[p1]=kb[Pd-p1]
        kb[Pd-p1]=r1
    # kb - коефіцієнти поліному
    mRMSEA1=np.zeros(shape=(Qlm),dtype=np.float64)
    for i in range(0,Qlm):
        x=mTCR[i]
        mRMSEA1[i]=fRMSEA(x,Pd,kb)

```

```

mse=np.sum((mRMSE_R-mRMSEA1)**2)
mse=mse/(Qlm)
RMSEb=np.sqrt(mse)
return mxA,mRMSEA,kb,RMSEb

# Масштабування зображення методами інтерполяції
Qlm=100 # Кількість зображень
# Шлях та назва файлу з назвами файлів зображень
file_path_L='BSDS300/BSDS300_test_Number/'
file_name_L='List_BSDS300_test_j_Num.txt'
#file_name_L='List_BSDS300_train_j_Num.txt'
#file_name_L='List_Kikuchi_train.txt'
#file_name_L='List_Kikuchi_test.txt'
#file_name_L='List_text_train_s300.txt'
#file_name_L='List_medical_train.txt'
#file_name_L='List_medical_test.txt'
file_name_L='List_sum_train.txt'
#file_name_L='List_sum_train_1.txt'
file_list=file_path_L+file_name_L

Qmet_Gr=2 # кількість груп методів інтерполяції

mMSE=np.zeros(shape=(Qlm,Qmet_Gr),dtype=np.float64)
mRMSE=np.zeros(shape=(Qlm,Qmet_Gr),dtype=np.float64)
RMSE_min=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.float64)
RMSE_max=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.float64)

mvCR=np.zeros(shape=(Qlm),dtype=np.float64)
mTCR=np.zeros(shape=(Qlm),dtype=np.float64)
mka1=np.zeros(shape=(Qlm),dtype=np.float64)

mNum_interp_1=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.int64) # met 1 Down Scale
mNum_interp_2=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.int64) # met 2 Up Scale

# Режими роботи програми
mode_RMSE_show=1 # 0- not show; 1- show
mode_ka_TCR=1 # 1- аналіз TCR
mode_Fourier=1 # 1 – обчислити спектр Фур'є зображення
mMet_name=['CUBIC','LINEAR','LANCZOS4','NEAREST']

mNum_interp_1[0]=0; mNum_interp_2[0]=0 # Gr1; CUBIC + CUBIC
mNum_interp_1[1]=1; mNum_interp_2[1]=1 # Gr2; LINEAR + LINEAR
mMet_name_Gr=['CUBIC+CUBIC','LINEAR+LINEAR']

mFile_name = read_file_list(file_list,Qlm)
Qlm_show=1 # скільки зображень показувати

```

```

for ni0 in range(0,QIm):
    ni1=ni0+1 # номер зображення (починаючи з 1)
    file_name=mFile_name[ni0]
    M, N, f, fRGB, img = Read_image_file(file_name)
    MN_min=min(M,N)
    MN_odd=MN_min # непарне значення MN_min
    if (MN_min%2==0):
        MN_odd=MN_min-1
    Md=MN_odd
    Nd=Md # розмір квадратного зображення fn
    M2=int(np.floor(Md/2)) # M= 100 ; M2= 50
    N2=M2
    MC=M2 # image center (height)
    NC=N2 # image center (width)
    NR=M2+1
    fn=np.zeros(shape=(Md,Md),dtype=np.float64) # grey, square image
    fn=fn+f[0:Md,0:Md]

    if mode_Fourier==1: # 1 – обчислити спектр Фур'є
        Fa,FaL,PS,PSL,PR, mvr, vCR, TCR=fourier_spectr_calc(fn)
        mvCR[ni0]=vCR
        mTCR[ni0]=TCR

# Масштабування зображення
for ng in range(0,Qmet_Gr): # номер групи методів інтерполяції
    nm1=mNum_interp_1[ng]
    mode_interp_1=nm1+1
    met_name_1=mMet_name[nm1]

    if mode_interp_1==1:
        interp_met_down=cv2.INTER_CUBIC
        met_name_down='CUBIC'
    if mode_interp_1==2:
        interp_met_down=cv2.INTER_LINEAR
        met_name_down='LINEAR'

    if mode_interp_1==3:
        interp_met_down=cv2.INTER_LANCZOS4
        met_name_down='LANCZOS4'
    if mode_interp_1==4:
        interp_met_down=cv2.INTER_NEAREST
        met_name_down='NEAREST'

    Scale=0.5 # масштаб зменшення зображення

    Ms=int(M*Scale) # новий розмір за висотою
    Ns=int(N*Scale) # новий розмір за шириною
    fRGBs = cv2.resize(fRGB, dsize=(Ns, Ms),interpolation=interp_met_down)

```

```

fRGBs = np.clip(fRGBs,0,1)

# змінити розмір зображення fRGBs2 (до N*M)
if mode_interp_2==1:
    interp_met_up=cv2.INTER_CUBIC
    met_name_up='CUBIC'
if mode_interp_2==2:
    interp_met_up=cv2.INTER_LINEAR
    met_name_up='LINEAR'
if mode_interp_2==3:
    interp_met_up=cv2.INTER_LANCZOS4
    met_name_up='LANCZOS4'
if mode_interp_2==4:
    interp_met_up=cv2.INTER_NEAREST
    met_name_up='NEAREST'

fRGBs2 = cv2.resize(fRGBs, dsize=(N, M),interpolation=interp_met_up)
fRGBs2 = np.clip(fRGBs2,0,1)
mse=np.sum((fRGBs2-fRGB)**2)
mse=mse/(M*N*3)
rmse=np.sqrt(mse)
mMSE[ni0,ng]=mse
mRMSE[ni0,ng]=rmse

# mMet_name=['CUBIC','LINEAR','LANCZOS4','NEAREST']
mRMSE_R=mRMSE[:,1]/mRMSE[:,0] # RMSE(met_Gr2)/RMSE(met_Gr1)
# RMSE_I – похибка масштабування групою методів I /met_Gr1/ (Cubic + Cubic)
# RMSE_II – похибка масштабування групою методів II /met_GrII/ (Linear + Linear)

mxA,mRMSEA,kb,RMSEb=approx_RMSE_R_TCR(mTCR,mRMSE_R,QIm,met_Gr21)

mAR_met=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.float64) # Mean, Average RMSE
mDR_met=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.float64) # Dispersion
mSDR_met=np.zeros(shape=(Qmet_Gr),dtype=np.float64) # CKB, Standard Deviation

for ng in range(0,Qmet_Gr):    # номер групи методів інтерполяції
    AR_met=np.sum(mRMSE[:,ng])/QIm
    mAR_met[ng]=AR_met
    D=np.sum((mRMSE[:,ng]-AR_met)**2)
    D=D/(QIm)
    SD=np.sqrt(D)
    mDR_met[ng]=D
    mSDR_met[ng]=SD
print('mAR_met (Average)='); print(mAR_met)
print('mDR_met (Dispersion)='); print(mDR_met)
print('mSDR_met (Standard Deviation)='); print(mSDR_met)

```