

БАЛОВСЯК СЕРГІЙ

Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича

<https://orcid.org/0000-0002-3253-9006>e-mail: s.balovsyak@chnu.edu.ua**ГНАТЮК ЮРІЙ**

Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича

<https://orcid.org/0009-0006-5605-9281>e-mail: hnatyuk.yuriy@chnu.edu.ua

МАСШТАБУВАННЯ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ МЕТОДАМИ ІНТЕРПОЛЯЦІЇ ТА ЗА ДОПОМОГОЮ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розроблено програмне забезпечення масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі, яка 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 телекомунікаційної системи. У підсистемі прийому зчитуються зображення у зменшеному масштабі, після чого їх масштаб збільшується до початкового. Зменшення масштабу зображень під час її передавання виконується з метою зменшення завантаженості каналів системи. Програму для масштабування зображень розроблено на мові Python. У системі прийому програма функціонує на хмарній платформі Google Colab. Зменшення масштабу зображення виконується методами білінійної та бікубічної інтерполяції. Збільшення масштабу зображення виконується методами інтерполяції, після чого отримане зображення уточнюється за допомогою згорткової нейронної мережі SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network). Під час навчання на вході SRCNN подавалися фрагменти зображень після інтерполяції, а на виході подалися відповідні фрагменти початкових зображень. Показано, що найвища точність відновленого зображення отримується при зменшенні його масштабу методом білінійної інтерполяції та збільшенні методом бікубічної інтерполяції. Розроблене програмне забезпечення може використовуватися в системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням, які не потребують високої швидкості передачі даних.

Ключові слова: телекомунікаційні системи, масштабування цифрових зображень, згорткові нейронні мережі, методи інтерполяції, хмарні технології, програмне забезпечення.

BALOVSYAK SERHIY**HNATIUK YURIY**

Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University

SCALING OF DIGITAL IMAGES IN TELECOMMUNICATIONS SYSTEM USING INTERPOLATION METHODS AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Software for scaling digital images in a telecommunication system consisting of transmission and reception subsystems has been developed. In the transmission system, the initial images are read from video cameras or graphic files, after which the image scale is reduced and transmitted through the channels of the telecommunication system. In the reception subsystem, images are read in a reduced scale, after which their scale is increased to the original. Image scaling during transmission is performed in order to reduce the load on the system channels. This is especially important for communication channels with a low transmission rate, for example, using nRF24L01 radio modules. The use of such radio modules is advisable due to their low power consumption. The image scaling program was developed in Python. In the reception system, the program is executed on the Google Colab cloud platform. Image downscaling is performed using bilinear and bicubic interpolation methods. Image upscaling is performed using bilinear and bicubic interpolation methods, after which the resulting image is refined using a convolutional neural network with a SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) architecture. During training, fragments (patches) of images after interpolation were fed to the inputs of the neural network, and the corresponding patches of the original images were fed to the outputs. Parallelization of calculations was performed using a graphics processor. It is shown that the highest accuracy of the restored image is obtained when its scale is reduced using the bilinear interpolation method and increased using the bicubic interpolation method. When the scale of the original image is reduced by 2 times on the receiving side, an image with satisfactory visual quality is obtained, and the transmission time is reduced by approximately 4 times. The developed software can be used in video surveillance systems with low power consumption that do not require high data transfer rates.

Keywords: telecommunication systems, digital image scaling, convolutional neural networks, interpolation methods, cloud technologies, software.

Стаття надійшла до редакції / Received 16.08.2025

Прийнята до друку / Accepted 06.09.2025

Постановка проблеми

На даний час телекомунікаційні системи часто застосовуються для передавання зображень та відеопотоку. Сферами використання таких систем є, зокрема, відеоспостереження та дистанційне керування. При цьому для багатьох застосувань, наприклад, для екологічного моніторингу або моніторингу сільськогосподарських рослин, важливим є застосування передавальних пристроїв із низьким енергоспоживанням, які здатні працювати тривалий час автономно (наприклад, радіомодулі nRF24L01). Такі передавальні пристрої підтримують канали зв'язку із низькою пропускну здатністю, тому для зменшення завантаженості каналів доцільно передавати зображення у зменшеному масштабі.

З цією метою в телекомунікаційних системах на передавальній стороні зображення об'єктів зчитуються з відеокамер, після цього масштаб зображень зменшується (наприклад, у 2 рази), а перетворені зображення передаються через канали зв'язку. На приймачій стороні зображення зчитуються, після чого їх масштаб збільшується (як правило, до початкового). Збільшення масштабу зображень часто виконується методами білінійної та бікубічної інтерполяції [1], які характеризуються високою швидкістю. Масштабування зображень також виконується нелінійними методами інтерполяції [2, 3], які мають вищу обчислювальну складність (порівняно з лінійними). Перспективним методом масштабування зображень є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), які забезпечують досить високу візуальну якість зображень-результатів [4]. При обробці зображень найбільш ефективними є згорткові нейронні мережі (ЗНМ, англ. CNN – Convolutional Neural Network), архітектура яких адаптована для перетворень двовимірних сигналів. Масштабування зображень доцільно виконувати ЗНМ з архітектурою надроздільної здатності (SRCNN – Super-Resolution Convolutional Neural Network) [5]. При програмній реалізації зображення перетворюються до потрібного масштабу методами інтерполяції, після чого коректуються нейронною мережею SRCNN в мету зменшення дефектів.

Проблема полягає в тому, що методи інтерполяції зображень призводять до появи характерних спотворень на зображеннях, зокрема, згладжування контурів і зменшення деталізації [1], а масштабування зображень за допомогою ЗНМ може призводити до появи артефактів. Тому методи інтерполяції та структура ЗНМ повинні вибиратися за умови мінімізації спотворень на зображеннях. Перед масштабуванням ЗНМ потрібно попередньо навчити з коректним вибором гіперпараметрів. Навчальна вибірка повинна бути репрезентативною і представляти основні типи зображень, які планується масштабувати.

Аналіз досліджень та публікацій

Завдання масштабування цифрових зображень є актуальним, про що свідчить значна кількість сучасних досліджень за цією тематикою.

Будову та принципи роботи ЗНМ, зокрема, з архітектурами LeNet-5, AlexNet та MobileNetV3, описано у роботі [4]. 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 SRCNN описано у дослідженні [5]. Використано модель SRCNN з трьома шарами згортки. Навчальну вибірку сформовано з пар вхідних та вихідних прямокутних фрагментів (патчів, англ. patches) зображень, де вхідні фрагменти отримувалися з зображень зі зменшеною роздільною здатністю, а як вихідні фрагменти використовувалися 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 [6] розглянуто програмну реалізацію нейронної мережі SRCNN на мові Python з 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 – Red, Green, Blue) 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 [7] описано нейронну мережу FSRCNN (Fast Super-Resolution CNN), яка зчитує зображення з низькою роздільною здатністю, а на виході отримуються зображення з високою роздільною здатністю. Особливістю FSRCNN є використання останнього шару деконволюції (deconvolution). Основною різницею FSRCNN у порівнянні з SRCNN є вища швидкість (на порядок), що особливо важливо при обробці відеопотоку в режимі реального часу.

Модель нейронної мережі ESPCN (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network – ефективна суб-піксельна ЗНМ), яка призначена для підвищення роздільної здатності зображень, запропонована у роботі [8]. Особливістю ESPCN є використання субпіксельної згортки (sub-pixel convolution) для масштабування зображень в останньому шарі. За рахунок цього нейронна мережа ESPCN демонструє вищу швидкість, порівняно з SRCNN.

У дослідженні [9] розглянуто можливості ЗНМ для підвищення роздільної здатності зображень. У роботі 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 [10] присвячена підвищенню роздільної здатності для гіперспектральних цифрових зображень за допомогою методу бікубічної інтерполяції та згорткових нейронних мереж. Дослідження показує, що виконувати надвисоке підвищення роздільної здатності можливо для зображень довільного діапазону довжин хвиль, а не тільки для зображень видимого діапазону.

У роботі [11] 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 з механізмом уваги.

Проведений аналіз сучасних досліджень підтвердив потребу у розробці високоточних методів масштабування зображень. Показано, що для масштабування зображень є ефективною ЗНМ з архітектурою SRCNN, яка забезпечує високу візуальну якість вихідних зображень. Навчання SRCNN потрібно виконувати на основі вибірки з прямокутних фрагментів (ділянок, патчів) зображень. З метою підвищення швидкодії доцільно проводити обробку зображень у кольоровій моделі YCbCr, за допомогою SRCNN виконувати масштабування тільки каналу яскравості Y, а канали різниці кольорів (Cb, Cr) масштабувати швидкодіючими методами інтерполяції. Такий підхід враховує особливості візуального сприйняття людини, оскільки око людини є більш чутливим до зміни яскравості, ніж кольору. Інші архітектури згорткових нейронних мереж (наприклад, FSRCNN, ESPCN, MADNet) у порівнянні з SRCNN характеризуються вищою швидкістю, проте, мають складнішу структуру. Тому в телекомунікаційних системах з низькою швидкістю передачі для масштабування зображень доцільно використовувати нейронну мережу SRCNN, оскільки для таких систем SRCNN забезпечує достатню швидкість.

Метою роботи є розробка програмного забезпечення для масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі, яке використовує методи інтерполяції та згорткову нейронну мережу SRCNN, а також дослідження впливу попередньої обробки зображень та гіперпараметрів навчання SRCNN на точність масштабування.

1. Послідовність обробки зображень та оцінка точності їх масштабування

У телекомунікаційній системі вхідні кольорові зображення fRGB зчитуються з відеокамери у підсистемі передачі (в якій функціонує програма «im_scale_down»), а вихідні кольорові зображення fRGBs2 формуються у підсистемі прийому (в якій функціонує програма «im_scale_SRCNN») (рис. 1). За замовчуванням розмір зображення fRGBs2 рівний розміру зображення fRGB. Зображення fRGBs2 та fRGB програмно обробляються як масиви fRGB(i, k, c) та fRGBs2(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) [2]. Зменшення масштабу зображень виконується в програмі «im_scale_down», отримані зображення у зменшеному розмірі передаються через канали зв'язку (наприклад, з використанням радіомодулів nRF24L01), а збільшення (відновлення) масштабу зображень виконується у програмі «im_scale_SRCNN».

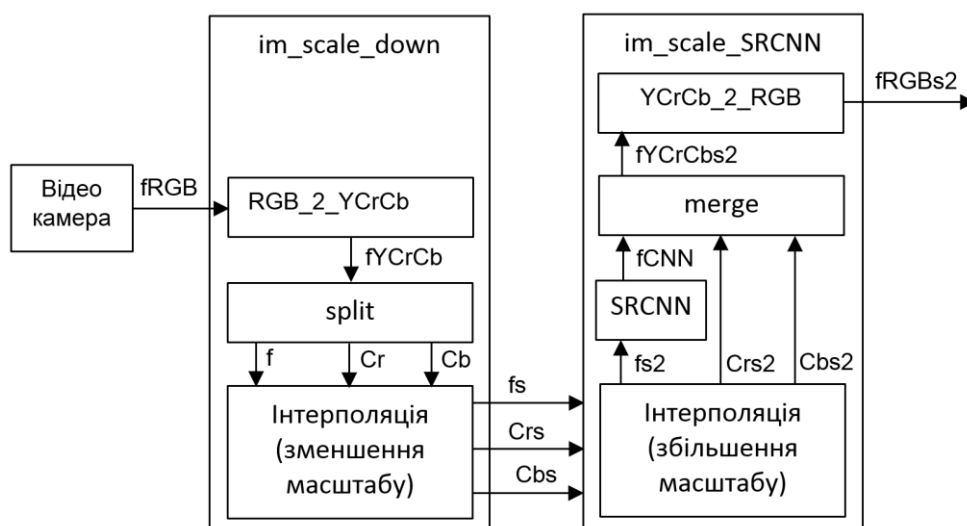


Рис. 1. Послідовність обробки зображень у телекомунікаційній системі

В програмі «im_scale_down» початкове зображення fRGB у блоці «RGB_2_YCrCb» перетворюється з кольорової моделі RGB у модель YCrCb, у результаті чого отримується зображення fYCrCb. У блоці «split» зображення fYCrCb розділяється на канал яскравості (зображення f) та канали різниці кольору (зображення Cr та Cb). Зменшення масштабу зображень f, Cr та Cb виконується у блоці «Інтерполяція» методами білінійної або бікубічної інтерполяції, у результаті чого отримуються зображення fs, Crs та Cbs у зменшеному масштабі (розмір зображень за замовчуванням зменшується у

2 рази, відповідно приблизно в 4 рази зменшується час їх передачі через канали телекомунікаційної системи).

У програмі «im_scale_SRCNN», яка функціонує у підсистемі прийому, у блоці «Інтерполяція» методами білінійної або бікубічної інтерполяції виконується збільшення масштабу зчитаних зображень fs, Crs та Cbs. Розмір зображень за замовчуванням збільшується у 2 рази, тому розмір масштабованих зображень fs2, Crs2 та Cbs2 рівний розміру початкового зображення fRGB (M × 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 fYCrCbs2 у моделі кольору YCrCb. У блоці «YCrCb_2_RGB» зображення fYCrCbs2 перетворюється у зображення-результат fRGBs2 в моделі кольору RGB.

В ідеальному випадку зображення-результат fRGBs2 не відрізняється від початкового зображення fRGB. Проте, за рахунок зміни масштабу на зображенні fRGBs2 виникають певні дефекти. Тому для кількісної оцінки точності масштабування використовуються метрики середньоквадратичної похибки MSE та пікового співвідношення сигнал/шум PSNR. При оцінці похибок масштабування для каналу яскравості метрики MSE та PSNR розраховуються для початкового зображення f та зображення-результату fCNN за такими формулами:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} (f(i, k) - f_{CNN}(i, k))^2, \quad (1)$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{f_{\max}^2}{MSE} \right), \quad (2)$$

де $f_{\max} = 255$ – максимальне значення яскравості зображення.

Значення PSNR обчислюється у децибелах (дБ) як співвідношення між максимально можливою потужністю сигналу та потужністю шуму на зображенні. Якість зображення тим вища, чим більше значення PSNR.

2. Розробка програмного забезпечення для масштабування зображень

Програмне забезпечення для масштабування зображень у телекомунікаційній системі розроблено на мові Python на хмарній платформі Google Colab за допомогою записника Jupyter Notebook. В програмі використано ряд бібліотек, зокрема tensorflow, opencv, numpy, matplotlib та ін. Програмне забезпечення складається з 2 частин: програми «im_scale_down» для зменшення масштабу зображень у передаючій стороні та програми для збільшення масштабу на приймаючій стороні «im_scale_SRCNN» (рис. 1). Програма «im_scale_down» функціонує на апаратній платформі мікрокомп'ютера (наприклад, Raspberry Pi3), а програма «im_scale_SRCNN» функціонує на апаратній платформі мікрокомп'ютера або персонального комп'ютера.

Зменшення масштабу зображень виконується методами білінійної або бікубічної інтерполяції з використанням відповідних методів «INTER_LINEAR» та «INTER_CUBIC» бібліотеки opencv.

Нейронну мережу з архітектурою SRCNN побудовано як ЗНМ з 3 шарами згортки. Шари ЗНМ створено з такими параметрами (табл. 1).

Таблиця 1

Параметри шарів 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, які записані у масив x_frag розміром Fw × Fh пікселів (наприклад, Fw=32, Fh=32), а на виході ЗНМ подаються центральні значення для відповідного фрагменту початкового зображення, які записані у масив y_frag розміром FwT × FhT пікселів (наприклад, FwT=20, FhT=20). Зменшення розміру вихідного зображення y_frag, порівняно з вхідним x_frag, пояснюється заповненням карт ознак (табл. 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 при розмірі вхідного фрагменту 32 × 32 розмір вихідного фрагменту рівний 20 × 20. Зменшення розміру зображення на виході ЗНМ зумовлене тим, що в SRCNN найкраще коректуються значення яскравості саме для центральної частини зображення.

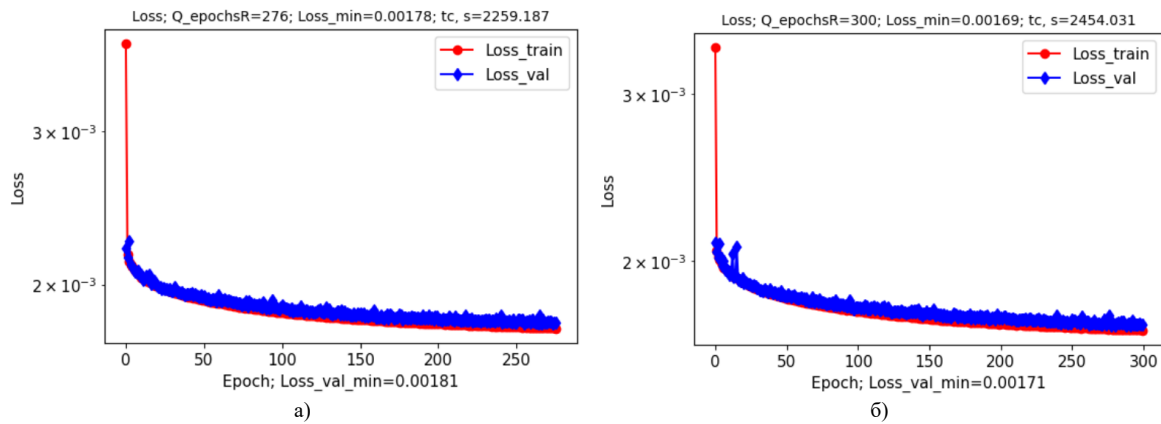


Рис. 4. Графіки похибок навчання нейронної мережі SRCNN: а) масштабування вхідних зображень виконано методами бікубічної інтерполяції; б) масштабування вхідних зображень виконано методами білінійної та бікубічної інтерполяції

В обох випадках спостерігалось зменшення похибки Loss як для навчальної, так й для контрольної 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 масштабованих зображень. Крім цього, метод білінійної інтерполяції має меншу обчислювальну складність, порівняно з методом бікубічної інтерполяції.

4. Оцінка точності та швидкодії масштабування зображень

Після навчання нейронної мережі SRCNN програму «im_scale_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. У результаті ЗНМ забезпечує вищу точність масштабованого зображення (табл. 2), порівняно з методами інтерполяції, що найкраще помітно на профілях зображень (рис. 5).

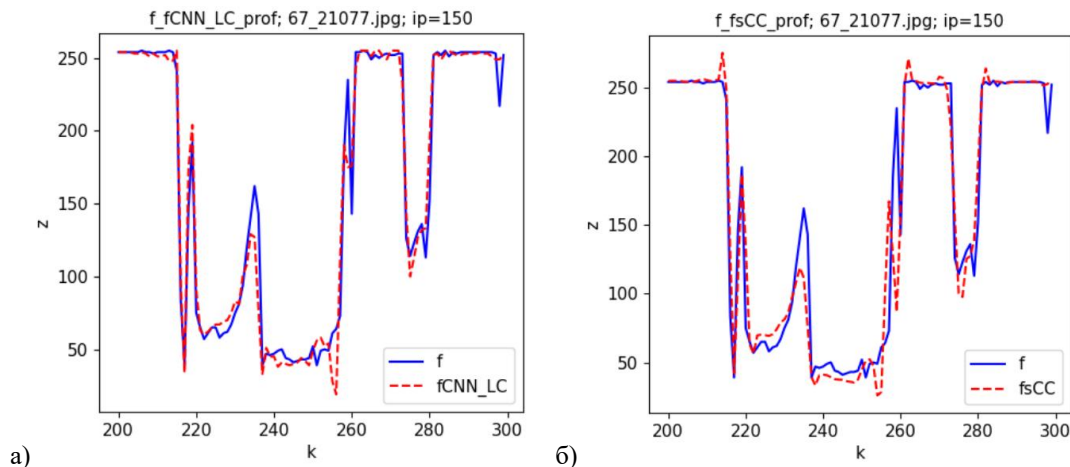


Рис. 5. Горизонтальні профілі каналу яскравості зображення (рис. 3а): а) масштабування ЗНМ; б) масштабування методами інтерполяції; f – профіль початкового зображення, fCNN_LC – профіль зображення на виході ЗНМ, fsCC – профіль зображення після масштабування методом бікубічної інтерполяції

Таблиця 2

Значення метрик MSE та PSNR для масштабованого зображення (рис. 3а)

Канали яскравості	MSE	PSNR, дБ
fCNN_CC	96.9411	28.265724
fCNN_LC	89.70339	28.602715
fsCC	128.3897	27.045502
fsLL	132.10454	26.921625
fsCL	127.18643	27.086395
fsLC	119.790375	27.346584

Точність масштабування зображення оцінено за метриками MSE та PSNR (табл. 2) для його каналів яскравості, які формувалися так:

- fCNN_CC – зображення на виході ЗНМ при масштабуванні вхідного зображення методами бікубічної інтерполяції
- fCNN_LC – зображення на виході ЗНМ при масштабуванні вхідного зображення методами білінійної та бікубічної інтерполяції
- fsCC – зображення після масштабування методами бікубічної інтерполяції
- fsLL – зображення після масштабування методами білінійної інтерполяції
- fsCL – зображення після масштабування методами бікубічної та білінійної інтерполяції
- fsLC – зображення після масштабування методами білінійної та бікубічної інтерполяції

Аналогічні результати отримані при масштабуванні зображень бази BSDS300 та інших тестових зображень.

Таким чином, завдяки попередній обробці зображень, а саме зменшенню масштабу зображень методом білінійної інтерполяції та збільшенню масштабу методом бікубічної інтерполяції, можливо підвищити точність масштабованого зображення на виході ЗНМ.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У ході проведеного дослідження розроблено програмне забезпечення на мові Python для масштабування цифрових зображень у телекомунікаційній системі, яка 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 телекомунікаційної системи. У підсистемі прийому зчитуються зображення у зменшеному масштабі, після чого їх масштаб збільшується до початкового. Зменшення масштабу зображень під час її передавання виконується з метою зменшення завантаженості каналів системи.

Зменшення масштабу зображення виконано методами білінійної та бікубічної інтерполяції. Збільшення масштабу зображення виконано методами білінійної та бікубічної інтерполяції, після чого отримане зображення коректувалося за допомогою згорткової нейронної мережі з архітектурою SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network). Під час навчання на входи нейронної мережі подавалися фрагменти зображень після інтерполяції, а на виходи подалися відповідні фрагменти початкових зображень. Розпаралелювання обчислень виконано засобами графічного процесора.

Показано, що найвища точність відновленого зображення отримується при зменшенні його масштабу методом білінійної інтерполяції та збільшенні методом бікубічної інтерполяції. 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. Розроблене програмне забезпечення може використовуватися в системах відеоспостереження з низьким енергоспоживанням, наприклад, в системах екологічного моніторингу або моніторингу сільськогосподарських рослин, які не потребують високої швидкості передачі даних.

У подальшому перспективним є удосконалення та розширення навчальної вибірки, що дасть можливість масштабувати без значних спотворень зображення різних типів. При формуванні навчальної вибірки планується включати в неї не всі фрагменти зображень, а тільки найбільш інформативні, для яких відносна площа контурів перевищує заданий поріг. За рахунок такого формування навчальної вибірки можливо зменшити час навчання.

Література

1. Burger W. Geometric Operations / W. Burger, and M.J. Burge // Digital Image Processing. Texts in Computer Science, Springer, Cham. – 2022. P. 601–637. DOI: 10.1007/978-3-031-05744-1_21.
2. Gengyi Liu, “The Novel Bilateral Quadratic Interpolation Image Super-resolution Algorithm”, International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP), vol. 13, no. 3, pp. 55-61, 2021. DOI: 10.5815/ijigsp.2021.03.05.
3. P. Prystavka, O. Cholyskhina, “Pyramid Image and Resize Based on Spline Model”, International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP), vol. 14, no. 1, pp. 1-14, 2022. DOI: 10.5815/ijigsp.2022.01.01.
4. Li Z. A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects / Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, J. Zhou // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2022. – Vol. 33 (12). – P. 6999-7019. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3084827>.
5. Dong C. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution / C. Dong, C. Loy, K. He, X. Tang // Computer Vision – ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science. – 2014. – Vol. 8692. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10593-2_13.
6. Chanseok Kang. 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 (Oct 13, 2020)

7. Chang C-C. Real-Time Super Resolution Utilizing Dilation and Depthwise Separable Convolution / C-C. Chang, W-P. Chen, Y-W. Lin, Y-J. Lin, P-J. Pan // Engineering Proceedings. – 2025. – Vol. 92 (1). 27. <https://doi.org/10.3390/engproc2025092027>
8. Shi W. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network / Shi, W., Caballero, J., Huszar, F., Totz, J., Aitken, A.P., Bishop, R., Rueckert, D., Wang, Z. // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. – P. 1874–1883.
9. Cheng Zongxi, “Research on Image Up-scaling and Super-resolution Based on Convolutional Neural Network,” Highlights in Science, Engineering and Technology, vol. 72, pp. 1258-1263, 2023. DOI: 10.54097/ef4k8k08.
10. Dong W, Zhou C, Wu F, et al. Model-guided deep hyperspectral image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 5754-5768.
11. Lan R, Sun L, Liu Z, et al. MADNet: A fast and lightweight network for single-image super resolution[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2020, 51(3): 1443-1453
12. Research on Image Up-scaling and Super-resolution Based on Convolutional Neural Network. URL: https://www.researchgate.net/publication/377790435_Research_on_Image_Up-scaling_and_Super-resolution_Based_on_Convolutional_Neural_Network [accessed Jul 29 2025].
13. Balovsyak S.V. Automatic Highly Accurate Estimation of Gaussian Noise Level in Digital Images Using Filtration and Edges Detection Methods / S.V. Balovsyak, Kh. S. Odaiska // International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP). – 2017. – Vol. 9, No.12. – P. 1-11. doi: 10.5815/ijigsp.2017.12.01.
14. NVIDIA. NVIDIA Tesla T4 GPU Architecture Overview. – 2023. <https://www.nvidia.com/en-us/data-center/tesla-t4/>
15. Balovsyak S. Adjusting the Brightness and Contrast parameters of digital video cameras using artificial neural networks / S. Balovsyak, Kh. Odaiska, O. Yakovenko, I. Iakovlieva // Proc. SPIE: Sixteenth International Conference on Correlation Optics. – 2024. – Vol. 12938. – P. 129380I-1 – 129380I-4.
16. Fowlkes C. Local Figure/ Ground Cues are Valid for Natural Images / C. Fowlkes, D. Martin, J. Malik // Journal of Vision. – 2007. – Vol. 7 (8), No. 2. – P. 1-9.
17. The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark. BSDS300. URL: <https://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds> (date of access: 20.05.2025).
18. S. Balovsyak, I. Fodchuk, Kh. Odaiska, Yu. Roman, and E. Zaitseva, “Analysis of X-Ray Moiré Images Using Artificial Neural Networks”, IntelITSIS 2022: 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies and Systems of Information Security, March 23–25, 2022, Khmelnytskyi, Ukraine, CEUR Workshop Proceedings, pp. 187-197, 2022.
19. Waifu2x. URL: <https://waifu2x.udp.jp/index.uk.html>.
20. Balovsyak S. Analysis of Results of Scaling Digital Images by Interpolation Algorithms / S. Balovsyak, Y. Hnatiuk // Security of Infocommunication Systems and Internet of Things (SISIOT). – 2014. – Vol. 2, No. 1. – P. 1-6. <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01007>.
21. O. Berezsky, P. Liashchynskyi, O. Pitsun, P. Liashchynskyi, and M. Berezky, “Comparison of Deep Neural Network Learning Algorithms for Biomedical Image Processing,” CEUR Workshop Proceedings, pp. 135–145, 2022.
22. Mahmut K. Image interpolation with spiking neural network based pixel similarity/ K. Mahmut // Signal, Image and Video Processing. – 2024. – Vol. 18. P. 6925–6936. DOI: 10.1007/s11760-024-03362-3.