
КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

COMPUTER SCIENCE AND INFORMATION TECHNOLOGY

УДК 004.05

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2023.5.1>

КОМБІНОВАНИЙ ПІДХІД ДО ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ БІКУБІЧНОЇ ІНТЕРПОЛЯЦІЇ ТА ФІЛЬТРА ЛАНЦОША

Бодашевський Д. Р. – студент магістратури факультету
прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0009-0002-5284-1162

Потапова К. Р. – кандидат технічних наук,
доцент кафедри системного програмування
і спеціалізованих комп'ютерних систем
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-3347-6350

Вовк Л. Б. – кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-3098-8078

Радченко К. О. – асистент кафедри системного програмування
і спеціалізованих комп'ютерних систем
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-1282-6307

Наливайчук М. В. – кандидат технічних наук,
старший викладач кафедри системного програмування
і спеціалізованих комп'ютерних систем
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-8942-9844

У сучасному світі цифрових технологій обробка зображень відіграє ключову роль у численних галузях. Від медичної візуалізації, яка вимагає високої чіткості для точних діагнозів, до супутникової розвідки, що спирається на деталізовані зображення для моніторингу земних та атмосферних явищ. Також це стосується мультимедійних продуктів, де якість зображення безпосередньо впливає на сприйняття контенту користувачами. Одне з основних завдань у цій сфері – збільшення розміру зображень із збереженням їхньої якості.

Традиційні методи, такі як бікубічна інтерполяція та метод Ланцоша, вже давно використовуються у цій області через їх простоту та ефективність. Хоча вони ефективні для помірної збільшення зображень, при значному збільшенні вони часто призводять до втрати якості, зокрема до розмиття та поганого збереження деталей. Особливо це стає критичним у ситуаціях, де необхідна висока деталізація, наприклад, у медичних знімках для точної діагностики або в супутникових зображеннях для точного моніторингу змін на Землі. Тому з'являється потреба у більш вдосконалених методах збільшення розміру зображень, які здатні зберегти високу якість деталей навіть при значному збільшенні.

У відповідь на ці виклики, сучасні технології, зокрема глибинне навчання та нейронні мережі, пропонують новітні підходи до обробки зображень. Ці методи здатні значно підвищити якість зображень, зокрема за рахунок вдосконаленого відтворення деталей та зменшення розмиття. Однак, вони вимагають значних обчислювальних ресурсів та великих наборів даних для ефективного навчання, що може бути обмежувальним фактором для їх застосування у практичних сценаріях. Крім того, складність налаштування та тонкої настройки нейронних мереж також може бути бар'єром для широкого використання цих методів.

Враховуючи ці обмеження, комбінований підхід, який включає елементи класичних технік, видається оптимальним рішенням. Такий метод може поєднувати простоту та надійність класичних методів з високою якістю та деталізацією. Це дозволяє досягти високої якості зображень з помірними обчислювальними витратами.

Ця стаття детально аналізує та порівнює класичні методи з комбінованим підходом, використовуючи різноманітні метрики якості, такі як PSNR, для об'єктивної оцінки результатів. Окрім якості зображень, також розглядаються час обробки та ефективність використання ресурсів, що є важливими аспектами у виборі методу обробки зображень. Комбінований підхід, що інтегрує класичні та новітні методи, може стати ефективним інструментом у сучасних застосуваннях обробки зображень, забезпечуючи високу якість та ефективність.

Ключові слова: Бікубічна інтерполяція, Білінійний алгоритм, Фільтр Ланцоша, апскейлінг.

Bodashevskiy D. R., Potapova K. P., Vovk L. B., Radchenko K. O., Nalyvaichuk M. V.
A combined approach to improving image quality using bicubic interpolation and a Lanczos filter

In today's digital world, image processing plays a key role in numerous industries. From medical imaging, which requires high definition for accurate diagnoses, to satellite reconnaissance, which relies on detailed images to monitor terrestrial and atmospheric phenomena. This also applies to multimedia products, where image quality directly affects the user's perception of the content. One of the main challenges in this area is to increase the size of images while maintaining their quality.

Traditional methods, such as bicubic interpolation and the Lanczos method, have long been used in this area because of their simplicity and efficiency. While they are effective for moderate image enlargement, when enlarged significantly, they often result in quality loss, such as blurring and poor detail preservation. This is especially critical in situations where high detail is required, such as medical images for accurate diagnosis or satellite images for precise monitoring of changes on Earth. Therefore, there is a need for more advanced methods of image enlargement that can preserve high quality details even at high magnification.

In response to these challenges, modern technologies, such as deep learning and neural networks, offer new approaches to image processing. These methods can significantly improve

the quality of images, in particular by enhancing the reproduction of details and reducing blurring. However, they require significant computational resources and large datasets for effective training, which can be a limiting factor for their application in practical scenarios. In addition, the complexity of setting up and fine-tuning neural networks can also be a barrier to the widespread use of these methods.

Given these limitations, a combined approach that includes elements of classical techniques seems to be the best solution. This method can combine the simplicity and reliability of classical methods with high quality and detail. This allows achieving high image quality with moderate computational costs.

This article analyzes and compares classical methods in detail with the combined approach, using various quality metrics such as PSNR to objectively evaluate the results. In addition to image quality, processing time and resource efficiency are also considered, which are important aspects in choosing an image processing method. A combined approach that integrates classical and state-of-the-art methods can be an effective tool in modern image processing applications, providing high quality and efficiency.

Key words: *Bicubic interpolation, Bilinear algorithm, Lanczos filter, upscaling.*

Постановка задачі. Основною метою дослідження є розробка та аналіз ефективності комбінованого методу збільшення розміру зображень, який інтегрує бікубічну інтерполяцію та фільтрацію Ланцоша, з подальшим порівнянням його з класичними методами. Задача полягає у визначенні оптимального співвідношення цих двох технік для досягнення найкращої якості зображення, вимірної за допомогою стандартних метрик, таких як PSNR та забезпечення прийняттого часу обробки.

Принципи збільшення роздільної здатності зображення. У сфері цифрової обробки зображень, збільшення розміру зображень є фундаментальною задачею, яка вимагає високої точності та збереження деталей. Цей процес, відомий також як апскейлінг, включає в себе створення нових пікселів із наявної інформації, що вимагає використання алгоритмів для ефективного заповнення просторових прогалів.

Основна ідея, яка стоїть за цим процесом, полягає у зростанні кількості пікселів, що дозволяє перетворити зображення з низькою роздільною здатністю на зображення з вищою роздільною здатністю. Візьмемо для прикладу маленьке зображення розміром 2×2 пікселі, яке потрібно збільшити до розміру 5×5 пікселів, як це ілюструється на Рисунок 1. У цьому процесі, первинні кольори чотирьох пікселів, ідентифікованих як А, В, С та D у схемі (а), реплікуються у нових позиціях А, В, С та D на схемі (b), відповідно до обраного масштабу збільшення. Проте, між цими позиціями з'являються нові пікселі, кольорові значення яких потребують уточнення, як, наприклад, піксель Р. Таким чином, визначення кольорів цих новостворених пікселів вимагає використання спеціалізованих методів інтерполяції [1]

Дослідження підходів до розв'язання задачі інтерполяції зображень. Бікубічна інтерполяція є важливим інструментом у сфері цифрової обробки зображень, який використовується для зміни розмірів та покращення якості графічних даних. Цей метод, який є розвинутою формою білінійної інтерполяції, застосовує кубічні поліноми для більш гладкого та точного відтворення відсутніх пікселів. Перш ніж перейти до бікубічної інтерполяції, розглянемо основи білінійної інтерполяції.

У білінійній інтерполяції, піксель у збільшеному зображенні, відомий як Р, спочатку відображається на відповідну позицію у вихідному зображенні. Далі відбувається оцінка впливу чотирьох найближчих пікселів, позначених як А, В, С та D, де відстань до Р визначає вагу впливу кожного з них на кінцеве значення Р. Чим менша відстань до Р, тим більший вплив та вага відповідного пікселя.

На рисунку 2 представлено схему білінійної інтерполяції. Координати пікселів А, В, С та D можна визначити як (i, j) , $(i, j+1)$, $(i+1, j)$ та $(i+1, j+1)$ відповідно, тоді

A	B
C	D

(a)

A				B
			P	
C				D

(b)

A			E	B
			P	
C			F	D

Рис. 1. Принцип збільшення зображення

Рис. 2. Схема білінійної інтерполяції

як координати P визначаються як (u, v) . Процес білінійної інтерполяції для пікселя P включає три основні кроки:

Крок 1: обчислити вплив A і B і позначити його як E.

$$f(i, j + v) = [f(i, j + 1) - f(i, j)]v + f(i, j)$$

Крок 2: розрахувати вплив C і D і позначити його як F.

$$f(i + 1, j + v) = [f(i + 1, j + 1) - f(i + 1, j)]v + f(i + 1, j)$$

Крок 3: розрахувати вплив E і F і позначити його як P.

$$f(i + u, j + v) = (1 - u)(1 - v)f(i, j) - (1 - u)vf(i, j + 1) + \\ u(1 - v)f(i + 1, j) + uvf(i + 1, j + 1)$$

[4] Бікубічна інтерполяція використовує розширену сітку з 16 пікселів, розташованих навколо пікселя, для якого необхідно визначити нове значення. Основна мета цього методу – створити кубічну поліноміальну функцію, яка забезпечує плавний перехід між пікселями, знижуючи ризик виникнення різких перепадів у значеннях. Візуалізація цього процесу представлена на рисунку 3.

Для досягнення цієї плавності бікубічна інтерполяція включає кілька етапів:

Крок 1: Визначається 4x4 сітка найближчих пікселів, що охоплює область навколо цільової точки (u, v) , яка є центром цієї сітки.

Крок 2: Розраховується вагове середнє цих 16 пікселів, де вага кожного пікселя залежить від його відстані до цільової точки (u, v) . Пікселі, розташовані ближче до цільової точки, мають більший вплив на остаточне значення.

Крок 3: Визначення значення нового пікселя в цільовій точці (u, v) відбувається шляхом обчислення кубічного полінома на основі відповідних координат.

Білінійна інтерполяція, яка є простішою за своєю природою, виконує збільшення шляхом лінійного взаємозв'язку між чотирма найближчими пікселями навколо цільової точки. Цей метод швидко обчислюється та вимагає менше обчислювальних ресурсів, що робить його ідеальним для застосувань, де швидкість є критичною, наприклад, в реальному часі або на пристроях з обмеженими ресурсами. Однак, білінійна інтерполяція може призводити до втрати деталей та

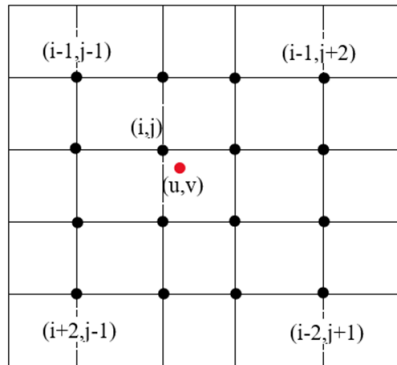


Рис. 3. Схема бікубічної інтерполяції

```
def bicubic_interpolation(image, target_height, target_width):
    original_height, original_width = image.shape[:2]

    original_x = np.arange(original_width)
    original_y = np.arange(original_height)

    target_x = np.linspace(start=0, original_width - 1, target_width)
    target_y = np.linspace(start=0, original_height - 1, target_height)

    interpolation_function = interp2d(original_x, original_y, image, kind='cubic')
    interpolated_image = interpolation_function(target_x, target_y)

    return interpolated_image
```

Рис. 4. Застосування бікубічної інтерполяції

введення артефактів, особливо в областях з високим контрастом або при значному збільшенні зображення.

З іншого боку, бікубічна інтерполяція використовує кубічні поліноми для визначення значень нових пікселів, що дозволяє досягти більш гладкого та природного переходу кольорів. Цей метод враховує шістнадцять найближчих пікселів навколо цільової точки, забезпечуючи вищу якість зображення з кращим збереженням деталей та меншою кількістю артефактів, що можна побачити на рисунку 5. Проте, це також означає, що бікубічна інтерполяція є більш вимогливою до обчислювальних ресурсів і може бути повільнішою в порівнянні з білінійною інтерполяцією [2].

Фільтр Ланцоша є ще одним важливим інструментом в арсеналі методів збільшення зображень, який використовується для покращення якості кінцевих зображень. Цей метод відомий своєю здатністю зберігати гостроту країв та деталізацію, що робить його особливо корисним для зображень з високим рівнем деталей, таких як текст або висококонтрастні графічні елементи.

Ресемплінг Ланцоша може використовуватися як фільтр низьких частот або для плавної інтерполяції значення цифрового сигналу між його зразками. У другому випадку, вона відображає кожен зразок заданого сигналу на перекладену та

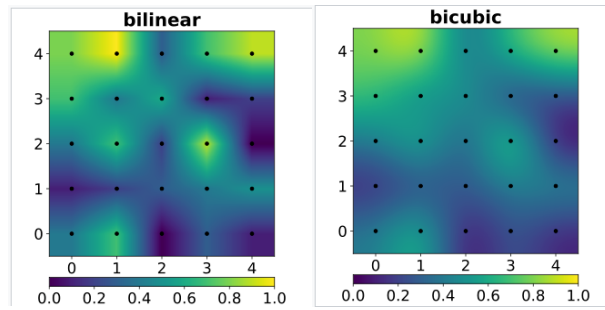


Рис. 5. Порівняння результатів інтерполяції

масштабовану копію ядра Ланцоша, яке є функцією sinc, обмеженою центральним лепестком другої, довшої функції sinc. Сума цих перекладених та масштабованих ядер потім оцінюється у бажаних точках.

Процес роботи фільтра Ланцоша полягає у використанні вагових коефіцієнтів, які залежать від відстані до цільової точки, що дозволяє зберегти більше інформації про оригінальне зображення. Це досягається шляхом обчислення вагових коефіцієнтів для кожного пікселя в залежності від його відстані від цільового пікселя, що дозволяє збільшити зображення з високою точністю [5].

Вплив кожного вхідного зразка на інтерпольовані значення визначається ядром реконструкції фільтра $L(x)$, яке називається ядром Ланцоша. Це нормалізована функція $\text{sinc}(x)$, яка множиться вікном Ланцоша, або вікном sinc, що є центральним лепестком горизонтально розтягнутої функції $\text{sinc}(x/a)$ для $-a \leq x \leq a$.

$$L(x) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x = 0 \\ \frac{\text{asin}(\pi x) \sin(\frac{\pi x}{a})}{\pi^2 x^2}, & \text{якщо } -a \leq x \leq a \text{ і } x \neq 0 \\ 0 & \end{cases} \quad (1)$$

Параметр a є додатнім цілим числом, зазвичай 2 або 3, яке визначає розмір ядра. Ядро Ланцоша має $2a - 1$ лепестків: один позитивний у центрі та $a - 1$ чергуючихся негативних та позитивних лепестків з кожного боку.

Для одновимірного сигналу з вибірками S_i для цілих значень i , значення $S(x)$, інтерпольоване в довільному дійсному аргументі x , отримується шляхом дискретної згортки цих вибірок з ядром Ланцоша [6]:

```
def lanczos_upscale(image_path, scale_factor, a=3):
    with Image.open(image_path) as img:
        new_width = int(img.width * scale_factor)
        new_height = int(img.height * scale_factor)
        upscaled_img = img.resize(size=(new_width, new_height), Image.LANCZOS)
    return upscaled_img
```

Рис. 6. Застосування фільтра Ланцоша

$$S(x) = \sum_{i=[x]-a+1}^{[x]+a} s_i L(x-i) \quad (2)$$

де a – параметр розміру фільтра, а x – функція округлення в меншу сторону. Межі цієї суми такі, що ядро дорівнює нулю за межами цих меж.

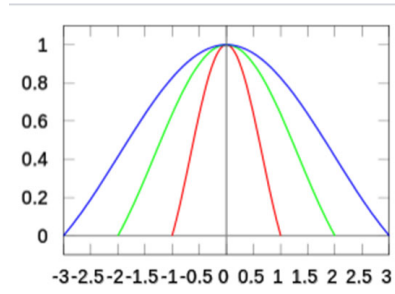


Рис. 7. Вікно Ланцоша для $a = 1, 2, 3$

На відміну від білінійної та бікубічної інтерполяції, фільтр Ланцоша вимагає більше обчислювальних ресурсів через складність своїх вагових функцій. Однак, завдяки своїй здатності досягати високої якості зображення без значної втрати деталей, він часто використовується в ситуаціях, де якість має вирішальне значення, і де можливе використання більш потужних обчислювальних систем.

У цій конкретній реалізації комбінованого методу збільшення зображень використовується функція `_resize_hybrid`, яка приймає два аргументи: зображення `img` та коефіцієнт масштабування `scale_multiplier`. Метод працює наступним чином:

1. Спочатку визначаються цільові розміри зображення, які обчислюються шляхом множення поточної ширини та висоти зображення на коефіцієнт масштабування.
2. Фіксується час початку операції для подальшого вимірювання часу виконання.
3. Зображення збільшується до цільових розмірів за допомогою бікубічної інтерполяції (`Image.BICUBIC`), що забезпечує плавне збільшення.
4. Паралельно зображення збільшується до тих же розмірів за допомогою фільтра Ланцоша (`Image.LANCZOS`), який використовується для зменшення артефактів та збереження гостроти країв.

```
def _resize_hybrid(self, img, scale_multiplier=1):
    target_width = int(img.width * scale_multiplier)
    target_height = int(img.height * scale_multiplier)
    start_time = time.time()

    bicubic_resized_img = img.resize((target_width, target_height), Image.BICUBIC)
    lanczos_resized_img = img.resize((target_width, target_height), Image.LANCZOS)

    hybrid_resized_array = np.array(bicubic_resized_img) * 0.5 + np.array(lanczos_resized_img) * 0.5
    hybrid_resized_img = Image.fromarray(np.uint8(hybrid_resized_array))

    end_time = time.time()
    elapsed_time = end_time - start_time
    return hybrid_resized_img, elapsed_time
```

Рис. 8. Застосування комбінації методів

5. Отримані збільшені зображення перетворюються в масиви NumPy, після чого вони комбінуються шляхом взяття середнього значення відповідних пікселів обох зображень. Таким чином, кожен піксель у вихідному комбінованому зображенні є середнім арифметичним відповідних пікселів з бікубічно збільшеного та ланцошево збільшеного зображень.

6. Кінцевий масив перетворюється назад у зображення за допомогою Image.fromarray, при цьому тип даних пікселів конвертується до pr.uint8, що є стандартним для зображень.

7. Фіксується час завершення операції, і обчислюється загальний час виконання.

Вихідними даними цієї функції є комбіноване зображення та витрачений на його створення. Такий підхід дозволяє об'єднати переваги обох методів інтерполяції, сподіваючись отримати кращу якість зображення, ніж при використанні кожного методу окремо.

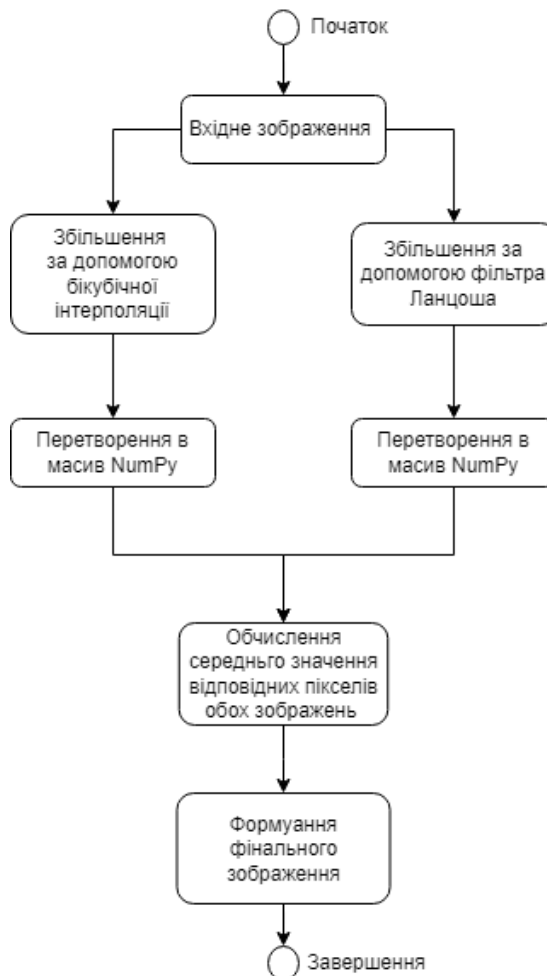


Рис. 9. Діаграма дії

Результати експериментальних досліджень. Для оцінки метода беремо оригінальне зображення (рис. 10) розміром 5184x3456 та зменшуємо його у 2, 4 та 8 разів (2592x1728, 1296x864 та 648x432 відповідно).



Рис. 10. Оригінальне зображення

Далі, використовуючи класичні методи білінійної, бікубічної інтерполяції та інтерполяцією методом найближчого сусіда, а також нашим комбінованим методом, збільшуємо зменшені версії до оригінального розміру. Як показники ефективності, фіксуємо час виконання операції, а також показник PSNR або співвідношення пікового рівня сигналу до шуму. Отримані результати представленні у таблиці 1, таблиці 2, таблиці 3 та таблиці 4.

Таблиця 1

Результати бікубічної інтерполяції

	x2	x4	x8
Час виконання, с	0.15	0.13	0.11
PSNR, дБ	41.95	40.28	36.73

Таблиця 2

Результати білінійної інтерполяції

	x2	x4	x8
Час виконання, с	0.09	0.07	0.06
PSNR, дБ	41.84	38.62	35.86

Таблиця 3

Результати методу найближчого сусіда

	x2	x4	x8
Час виконання, с	0.03	0.02	0.02
PSNR, дБ	41.73	34.86	34.84

Таблиця 4

Результати комбінованого методу

	x2	x4	x8
Час виконання, с	0.94	0.90	0.88
PSNR, дБ	42.12 dB	40.30	36.83

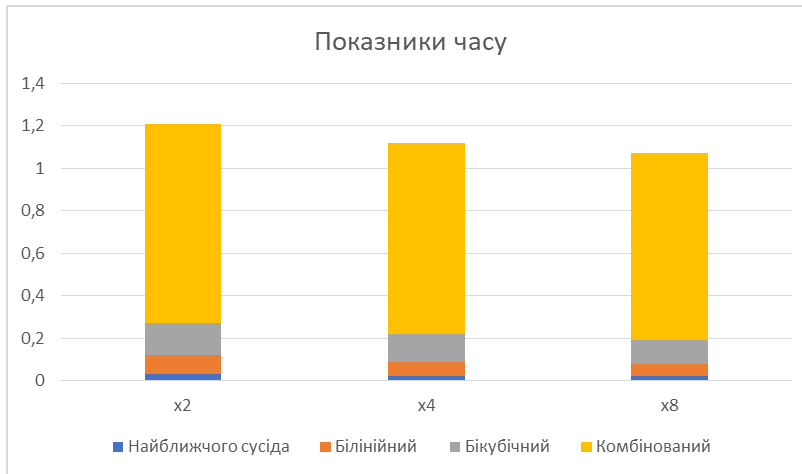


Рис. 11. Показники часу роботи алгоритмів

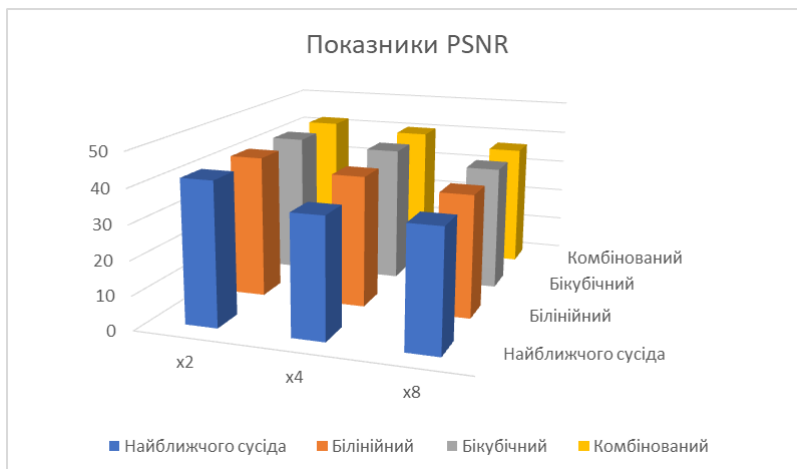


Рис. 12. Показники PSNR роботи алгоритмів

Висновки. Проаналізовано та перевірено ефективність комбінованого методу збільшення зображень, який базується на використанні бікубічної інтерполяції та методу Ланцоша. Для оцінки ефективності методу проведено порівняльний аналіз з класичними алгоритмами білінійної та бікубічної інтерполяції, також інтерполяції методом найближчого сусіда. Результати показали, що комбінований метод демонструє вищу якість збільшення, що підтверджується значеннями PSNR 42.12 дБ, 40.30 дБ та 36.83 дБ для збільшення у 2, 4 та 8 разів відповідно. Ці показники перевищують результати, отримані за допомогою бікубічної та білінійної інтерполяцій, а також методу найближчого сусіда.

Значення часу виконання для комбінованого підходу також є важливим аспектом. Хоча ця методологія вимагає більше часу порівняно з іншими розглянутими методами, він випереджає інші алгоритми в плані кінцевої якості. Це свідчить про те, що комбінований метод є ефективним рішенням для задач, де якість

зображення є пріоритетною. Таким чином, цей метод може бути рекомендований для застосувань, де необхідно досягти високої якості зображення.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Бодашевський Д. Р., Потапова К. Р. Роздільна здатність та підвищення якості зображень у реальному часі: сучасні підходи до апскейлінгу // Наукові дослідження в сучасному світі. Матеріали ІХ Міжнародної науково-практичної конференції. Ідеальне видавництво. Торонто, Канада. 2023. Стор. 79–81. URL: <https://sci-conf.com.ua/ix-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-scientific-research-in-the-modern-world-28-30-06-2023-toronto-kanada-arhiv/>.

2. Бодашевський Д. Р., Потапова К. Р. Сучасні методи масштабування зображень в реальному часі: підвищення роздільної здатності та якості // Science and technology: problems, prospects and innovations. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference. CPN Publishing Group. Osaka, Japan. 2023. Рр. 21–27. URL: <https://sci-conf.com.ua/ix-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-science-and-technology-problems-prospects-and-innovations-8-10-06-2023-osaka-yaponiya-arhiv/>.

3. Бодашевський Д. Р., Потапова К. Р. Аналіз принципів підвищення якості зображень через призму бікубічної інтерполяції та згорткових нейронних мереж // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". 2023. № 15. URL: <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2023-15-9156>

4. Ван Сен, Ян Кецянь. "Алгоритм масштабування зображень на основі білінійної інтерполяції за допомогою VC++". Журнал методів автоматизації та обчислювальної техніки, 2008. Р. 44–45.

5. Турковскі, Кен; Габріель, Стів (1990). "Фільтри для поширених задач перидискретизації". В Гласснер, Ендрю С. (ред.). Graphics Gems I. Academic Press. С. 147–165.

6. Бургер, Вільгельм; Бург, Марк Дж. (2009). Принципи цифрової обробки зображень: основні алгоритми. Springer. С. 231–232.

7. Дяньюань Хан "Порівняння загальноживаних методів інтерполяції зображень", кафедра комп'ютерної інженерії Університету Вей Фан, провінція Шаньдун // 2-а Міжнародна конференція з комп'ютерних наук та електронної інженерії (ICCSEE 2013). Китай. 2013.

8. Венчже Ши, Хосе Кабальєро, Ференц Гусар, Йоганнес Тоц, Ендрю П. Ейткен, Роб Бішоп, Даніель Рюкерт, Зехан Ван; Матеріали конференції IEEE з комп'ютерного зору та розпізнавання образів (CVPR). 2016. С. 1874–1883.

REFERENCES:

1. Bodashevskiy D. R., Potapova K. R. (2023) Resolution and quality enhancement of images in real time: modern approaches to upscaling. Proceedings of the Scientific research in the modern world: 9th International scientific and practical conference. (Canada, Toronto, June 28–30, 2013) ,Toronto: Perfect Publishing, pp. 79–81.

2. Bodashevskiy D.R., Potapova K.R. (2023) Suchasni metody masshtabuvannya zobrazhen v realnomu chasi: pidvyshchennia rozdilnoi zdatnosti ta yakosti [Modern methods of scaling images in real time: increasing resolution and quality]. Proceedings of the Science and technology: problems, prospects and innovations: 9th International scientific and practical conference. (Osaka, Japan, June 8–10, 2023), Osaka: CPN Publishing Group, pp. 21–27.

3. Bodashevskiy D.R., Potapova K.R. (2023) Analiz pryntsyypiv pidvyshchennia yakosti zobrazhen cherez pryzmu bikubichnoi interpoliatsii ta zghortkovykh neironnykh merezh [Analysis of the principles of improving the quality of images through the prism of bicubic interpolation and convolutional neural networks]. Internauka (electronic

journal), vol. 149, no. 15, pp. 48–53. Retrieved from: <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2023-15-9156> (accessed 10 October 2023).

4. Wang Sen, Yang Kejian. (2008) “An image scaling algorithm based on bilinear interpolation with VC++”. *Journal of Techniques of Automation & Applications*, P. 44–45.

5. Turkowski, Ken; Gabriel, Steve (1990). "Filters for Common Resampling Tasks". In Glassner, Andrew S. (ed.). *Graphics Gems I*. Academic Press. pp. 147–165.

6. Burger, Wilhelm; Burge, Mark J. (2009). *Principles of digital image processing: core algorithms*. Springer. pp. 231–232.

7. Dianyuan Han (2013) «Comparison of Commonly Used Image Interpolation Methods» Dept. of Computer Engineering Wei Fang University Shandong. 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering (ICCSEE 2013). China.

8. Wenzhe Shi, Jose Caballero, Ferenc Huszar, Johannes Totz, Andrew P. Aitken, Rob Bishop, Daniel Rueckert, Zehan Wang (2016) Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Pp. 1874–1883.