

Технічні науки

УДК 004.05

**Бодашевський Даніла Романович**

*магістрант*

*Національного технічного університету України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

**Bodashevskiy Danila**

*Master of the*

*National Technical University of Ukraine  
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

**Потапова Катерина Романівна**

*кандидат технічних наук, доцент кафедри СПіСКС*

*Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

**Potapova Kateryna**

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the SPiSKS Department*

*National Technical University of Ukraine  
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

**АНАЛІЗ ПРИНЦИПІВ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ  
ЧЕРЕЗ ПРИЗМУ БІКУБІЧНОЇ ІНТЕРПОЛЯЦІЇ ТА ЗГОРТКОВИХ  
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ  
ANALYSIS OF THE PRINCIPLES OF IMPROVING THE QUALITY OF  
IMAGES THROUGH THE PRISM OF BICUBIC INTERPOLATION  
AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS**

*Анотація.* Стаття досліджує досягнення сучасних методів масштабування зображень у режимі реального часу. Метою цієї роботи є аналіз різних методів і алгоритмів, які використовуються для

масштабування образів для підвищення роздільної здатності та візуальної якості файлів із низькою роздільною здатністю, а саме методи бікубічної інтерполяції та згорткових нейронних мереж. Висновки, зроблені в результаті цього аналізу, дають змогу зрозуміти поточний стан і майбутні напрямки комп'ютерної графіки в реальному часі.

**Ключові слова:** бікубічна інтерполяція, білінійний алгоритм, глибокі згорткові нейронні мережі, CNN.

**Summary.** The article examines the achievements of modern methods of real-time image scaling. The purpose of this article is to analyze various methods and algorithms used for image scaling to improve the resolution and visual quality of low-resolution files, namely bicubic interpolation and convolutional neural network methods. The conclusions drawn from this analysis provide insight into the current state and future directions of real-time computer graphics.

**Key words:** bicubic interpolation, bilinear algorithm, deep convolutional neural networks, CNN.

**Вступ.** У сфері обробки зображень і комп'ютерного зору завдання покращення цифрових ілюстрацій є ключовим викликом з далекосяжними наслідками для широкого спектра застосувань. В міру того, як розгорталося прагнення покращити якість образів, з'явився цілий ряд методів, кожен з яких має свої переваги та недоліки.

Серед визнаних претендентів на першість постійно привертають увагу два методи: бікубічна інтерполяція та нейронні мережі. Бікубічна інтерполяція, традиційний і широко прийнятий підхід, завоював своє місце в масштабуванні зображень завдяки своїй простоті та обчислювальній ефективності. Цей метод ґрунтується на апроксимації значень пікселів за допомогою локальної інформації та інтерпольованих значень сусідніх пікселів. Хоча бікубічна інтерполяція знайшла застосування в різних галузях,

поява нейронних мереж започаткувала новий етап у сфері покращення графічних образів.

В авангарді цієї трансформації нейронні мережі змінили парадигми удосконалення графічних образів завдяки потужному засобу глибокого навчання. Озброєні здатністю розпізнавати складні закономірності та взаємозалежності, приховані в зображеннях, ці мережі можуть створювати поліпшення з надзвичайною точністю, які часто перевершують можливості звичайних методів інтерполяції. Здатні інкапсулювати та відтворювати складні текстури, структури та атрибути, нейронні мережі відкривають сприятливі можливості для переосмислення існуючих принципів.

**Принципи збільшення роздільної здатності зображення.** Фундаментальний принцип, що лежить в основі збільшення образів, полягає у збільшенні кількості пікселів у файлі, перетворюючи таким чином ілюстрацію з низькою роздільною здатністю на рендеринг з високою роздільною здатністю. Для прикладу сценарію, коли зменшене зображення піддається збільшенню, розглянемо файл 2x2 пікселя, збільшене до 5x5 пікселя, зображене на рис. 1. Під час цього процесу колірні значення вихідного квартету сусідніх пікселів, позначених як А, В, С і D на схемі (а), відтворюються в межах нових позицій А, В, С і D, як показано на схемі (b), відповідно до заданого коефіцієнта збільшення. Однак проміжки між А, В, С і D охоплюють безліч пікселів, значення яких залишаються неоднозначними, наприклад, піксель, позначений як Р. Отже, визначення значень цих проміжних пікселів вимагає застосування методів визначення значень пікселів.

A	B
C	D

(a)

A				B
			P	
C				D

(b)

Рис. 1. Принцип збільшення зображення

**Білінійний та бікубічний алгоритми.** Бікубічна інтерполяція - широко застосовуваний метод в обробці зображень для зміни розміру графічних файлів та покращення їхньої візуальної якості. Бікубічна інтерполяція, розширення простішої білінійної інтерполяції, використовує кубічні поліноміальні функції для створення більш плавного і точного наближення значень відсутніх пікселів. Тому давайте розглянемо спочатку білінійну інтерполяцію.

Алгоритм білінійної інтерполяції виконує послідовність операцій. Спочатку розташування пікселя, яке називається P, у збільшеному зображенні зазнає трансформації у відповідне місце на вихідному зображенні. Після цього оцінюється вплив квартету піксельних точок, а саме A, B, C і D. Ця оцінка базується на принципі, що близькість до точки P безпосередньо впливає на обчислене значення; чим ближча відстань, тим сильніший вплив, що означає підвищену вагомість.

Схема процесу білінійної інтерполяції зображено на рис. 2. Розглянемо координати A, B, C і D як  $(i, j)$ ,  $(i, j+1)$ ,  $(i+1, j)$ , та  $(i+1, j+1)$

відповідно. Координати P позначаються як  $(u, v)$ . Алгоритм білінійної інтерполяції для пікселя P проходить в три окремі етапи:

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.

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

A			E	B
			P	
C			F	D

**Рис. 2. Схема білінійної інтерполяції**

Бікубічна інтерполяція розглядає сітку 4x4 сусідніх пікселів, що оточують цільову область, де потрібно оцінити нове значення пікселя. Мета полягає в тому, щоб згенерувати кубічну поліноміальну функцію, яка плавно проходить через ці 16 сусідніх пікселів, забезпечуючи безперервність і мінімізуючи різкі зміни в оцінюваних значеннях. Схему можна побачити на рис. 3.

Щоб досягти цього, бікубічна інтерполяція застосовує наступні кроки:

Крок 1: Враховуючи цільове розташування  $(u, v)$ , де потрібно оцінити значення пікселя, визначається найближча сітка сусідніх пікселів 4x4. Ця сітка центрується навколо точки  $(u, v)$ .

Крок 2: Бікубічна інтерполяція обчислює середньозважене значення 16 сусідніх пікселів. Вага, що присвоюється кожному пікселю, залежить від відстані між цільовим положенням і положенням сусіднього пікселя. Пікселі, розташовані ближче до цільового положення, мають більшу вагу в процесі усереднення.

Крок 2: Після встановлення функції кубічного полінома значення пікселя в цільовому розташуванні визначається шляхом обчислення полінома за потрібними координатами  $(v, u)$ .

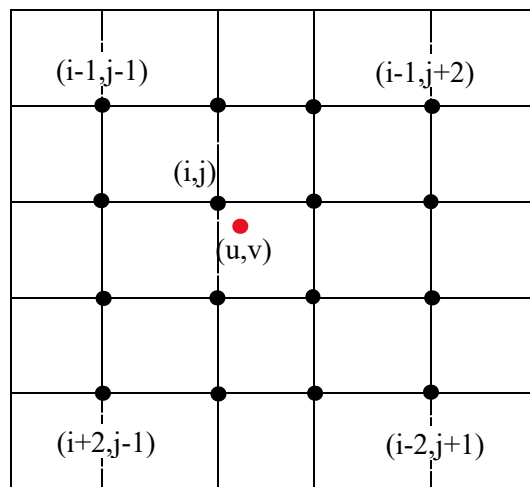


Рис. 3. Схема бікубічної інтерполяції

Підбір кубічного полінома забезпечує плавні переходи між сусідніми пікселями, зменшуючи появу блочних артефактів, які асоціюються з простішими методами інтерполяції. Бікубічна інтерполяція зазвичай дає точніші оцінки порівняно з лінійними методами, оскільки враховує більше значень сусідніх пікселів. Бікубічна інтерполяція є менш вибагливою до обчислень у порівнянні з більш просунутими методами, такими як нейронні мережі, що робить її придатною для додатків у реальному часі та сценаріїв, де обчислювальні ресурси обмежені.

**Глибокі згорткові нейронні мережі.** Згорткова нейронна мережа (CNN) — це клас глибоких нейронних мереж, спеціально розроблених для обробки та аналізу візуальних даних, таких як зображення та відео. CNN

натхненний механізмом візуальної обробки людського мозку та розроблений для автоматичного вивчення та вилучення складних візерунків, особливостей та ієрархій із графічних образів. Архітектурні особливості нейронних мереж розкривається в їхній здатності розпізнавати та інкапсулювати візуальні особливості з тонкістю, яка відображає людське сприйняття. Це досягається завдяки складанню різних шарів, кожен з яких створено для виконання унікального аспекту вилучення, абстракції та синтезу. Відмінною рисою згорткових мереж є їхня здатність розшифровувати характеристики в різних масштабах, враховуючи як окремі деталі, так і цілісний контекст усього зображення. Загальну схему згорткової нейронної мережі можна побачити на рис. 4.

Згорткові шари, основа даної технології, відіграють ключову роль у цьому процесі. Ці шари розгортають набір навчальних фільтрів, відомих як ядра. За допомогою згортки ці ядра виявляють шаблони, такі як грані, текстури та форми, створюючи карти функцій, які інкапсулюють присутність та інтенсивність цих візуальних атрибутів.

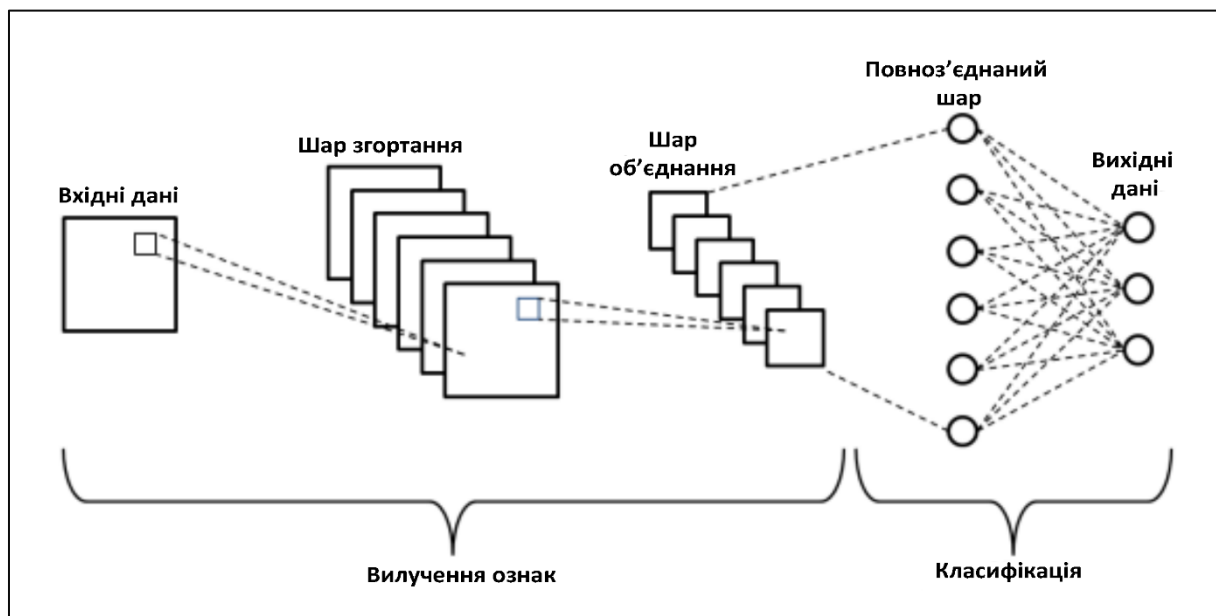


Рис 4. Загальна схема згорткових нейронних мереж

Однак відмінна риса CNN впливає з їх внутрішньої здатності ієрархічно абстрагувати ці виявлені особливості. Наступні рівні ретельно вивчають ці проміжні карти функцій, ідентифікуючи атрибути вищого рівня, які охоплюють складні зв'язки між основними візуальними компонентами.

Процес збільшення зображення за допомогою згорткових нейронних мереж містить наступні кроки:

Крок 1: Створюється набір даних, що складається з пар зображень низької роздільної здатності та їхніх аналогів високої роздільної здатності. Образи з високою роздільною здатністю слугують базовими даними для навчання. Елементи в наборі даних змінюються до потрібної низької роздільної здатності, імітуючи реальні сценарії низької якості.

Крок 2: Для масштабування зображень обирається відповідна архітектура нейронної мережі. Найпоширенішими є такі архітектури, як VDSR (Very Deep Super-Resolution), SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) та ESPCN (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network). Обрана архітектура зазвичай включає кілька згорткових шарів, кожен з яких відповідає за вивчення певних особливостей у різних масштабах.

Крок 3. Штучна нейронна мережа навчається на підготовленому наборі даних. Зображення з низькою роздільною здатністю подаються в мережу, і мережа оптимізується для генерації вихідних даних з високою роздільною здатністю, які точно відповідають відповідним графічним образам з високою роздільною здатністю. Функція втрат, або середньоквадратична помилка (MSE) вимірює розбіжність між згенерованими ілюстраціями високої роздільної здатності та зображеннями базової істини. Після цього мережа коригує свої внутрішні параметри (ваги та зміщення), щоб мінімізувати втрати та поліпшити якість прогнозів з високою роздільною здатністю.

Крок 4: Під час виведення (власне процесу масштабування) вхідне зображення з низькою роздільною здатністю надається навченій CNN.



Мережа використовує свої «навчені» можливості відокремлення ознак ілюстрації, щоб ідентифікувати та зафіксувати відповідні патерни та структури у файлі з низькою роздільною здатністю.

Крок 5: Процес підвищення роздільної здатності зазвичай передбачає обробку зображення з низькою роздільною здатністю за допомогою декількох згорткових шарів, кожен з яких призначений для вилучення ознак вищого рівня. Потім ці ознаки об'єднуються і синтезуються для створення розширеної карти ознак, яка інкапсулює деталі в більш дрібному масштабі.

Крок 6: Субпіксельна згортка (не обов'язково): У деяких архітектурах CNN, таких як ESPCN, для подальшого збільшення масштабу карти об'єктів використовується шар субпіксельної згортки. Цей шар реорганізує карту об'єктів, ефективно перетворюючи її на зображення високої роздільної здатності з покращеною візуальною деталізацією.

Крок 7: Результатом роботи мережі є остаточний графічний файл з високою роздільною здатністю, яке було збільшено порівняно з початковим зображенням з низькою роздільною здатністю.

Хоча концептуальні основи нейронних мереж є доволі складними, сучасні фреймворки та бібліотеки спростили процес реалізації. Попередньо розроблені архітектури CNN є легкодоступними, що дозволяє розробникам зосередитися на адаптації мереж до своїх конкретних завдань, а не на складних низькорівневих деталях.

Продуктивність нейронних мереж нерозривно пов'язана з обчислювальними ресурсами. Зі збільшенням кількості шарів і нейронів у мережі зростає та обчислювальне навантаження. Навчання згорткових мереж потребує значних обчислювальних потужностей, часто з використанням високопродуктивних графічних процесорів або спеціалізованого обладнання. Етап виведення (застосування навченої мережі до нових даних) є відносно менш ресурсомісткий, але все одно

вимагає потужного обладнання для забезпечення продуктивності в реальному або близькому до реального часу.

На якість кінцевого результату, згенерованого CNN, значною мірою впливає як якість вхідних даних, так і архітектура мережі. Нейроні мережі здатні вивчати закономірності, але їхня ефективність знижується при роботі з низькоякісними або зашумленими вхідними даними. Низькоякісні вхідні зображення завжди даватимуть неякісні результати, оскільки мережа може працювати лише з тією інформацією, яку їй надають. Отже, хоча згорткові нейроні мережі можуть підвищити якість, вони найкраще працюють, коли їм надають високоякісні вхідні файли.

**Порівняння обох методів.** Під час порівняння масштабування зображення за допомогою згорткових нейронних мереж і бікубічної інтерполяції в дію вступає кілька важливих факторів. CNN чудово вловлюють складні деталі та візерунки, що призводить до візуально привабливих розширених образів із більш тонкими текстурами та покращеною реалістичністю. З іншого боку, бікубічній інтерполяції не вдається вловити такі тонкощі, що часто призводить до більш плавних, але менш детальних покращень.

Навчання нейронних мереж вимагає значних обчислювальних ресурсів і часу, однак після навчання процес висновку менш ресурсомісткий і підходить для додатків реального часу. Бікубічна інтерполяція ефективна з точки зору обчислень, що робить її придатною для сценаріїв з обмеженими ресурсами.

CNN можуть адаптуватися до різноманітних наборів даних, вивчаючи та узагальнюючи різні типи рисунків, тоді як бікубічна інтерполяція використовує фіксовану формулу, не маючи можливості адаптуватися та вивчати конкретні характеристики зображення. Обидва методи можуть створювати артефакти, якщо їх не реалізовувати ретельно: CNN потенційно

може створювати неприродні текстури, а бікубічна інтерполяція призводить до нерівних країв або артефактів згладжування.

Згорткові нейронні мережі можуть працювати з різними коефіцієнтами масштабування, забезпечуючи послідовні покращення незалежно від ступеня збільшення, тоді як бікубічна інтерполяція може мати проблеми з екстремальними факторами масштабування, що впливає на якість результату. Крім того, CNN розглядає ширший контекст, що призводить до більш узгоджених поліпшень, тоді як бікубічна інтерполяція обробляє кожен піксель незалежно, нехтуючи загальним контекстом зображення.

Нейронні мережі знаходять корисність у різних програмах, таких як медичні зображення та реставрація творів мистецтва, де збереження складних деталей є життєво важливим, тоді як бікубічна інтерполяція підходить для більш простих завдань збільшення масштабу, приділяючи пріоритет ефективності. Вибір між цими методами у загальному підсумку залежить від балансу між якістю зображення, обчислювальними ресурсами та конкретними вимогами додатка.

Поєднання сильних сторін згорткових нейронних мереж і бікубічної інтерполяції представляє потужний підхід до покращення зображення, який розумно усуває їхні індивідуальні недоліки. Початок процесу за допомогою бікубічної інтерполяції забезпечує швидке початкове масштабування, хоча в ньому можуть бути відсутні дрібні деталі. Подальше застосування етапу покращення на основі CNN уточнює зображення, фіксуючи складні візерунки та зменшуючи втрату деталей від бікубічної інтерполяції.

Ця комбінація також дозволяє зменшити артефакти та видалити шум за допомогою комплексних можливостей навчання згорткових нейронних мереж. Щоб задовольнити різні вимоги до масштабування, можна застосувати гібридну стратегію, використовуючи бікубічну інтерполяцію для помірного масштабування та перехід на підхід на основі CNN для значного збільшення. Крім того, властиве CNN розуміння контексту

доповнює етапи постобробки, які враховують загальні характеристики зображення. Адаптація цього гібридного методу до доступності ресурсів оптимізує його реалізацію, пропонуючи комплексне рішення, яке поєднує ефективність обчислення та ретельне вдосконалення, що забезпечує покращену якість зображення.

**Висновки.** Бікубічна інтерполяція, як традиційний метод інтерполяції, забезпечує обчислювальну ефективність у масштабуванні зображення, але не вміє фіксувати складні деталі та створювати високоякісні покращення. З іншого боку, згорткові нейронні мережі являють собою сучасну парадигму покращення зображення, використовуючи їхню здатність вивчати складні моделі та зв'язки всередині зображень.

CNN чудово створюють візуально привабливі покращені зображення шляхом вдосконалення більш тонких текстур і деталей, хоча їх навчання потребує обчислювальних ресурсів. Можливість навчання згорткових нейронних мереж різними наборами даних дозволяє їм адаптуватися та узагальнювати, що робить їх універсальним інструментом для різноманітних завдань покращення зображення. Завдяки навчанню CNN можуть навчитися виправляти артефакти та шуми, що призводить до покращення точності зображення. Загалом, поєднання ефективності бікубічної інтерполяції з нейронними мережами згорткового типу представляє стратегію для досягнення високоякісних покращень зображення, які збалансовують обчислювальну ефективність і чіткість деталей.

### **Література**

1. Sen W., Kejian Ya. An image scaling algorithm based on bilinear interpolation with VC+ + // *Journal of Techniques of Automation & Applications*, 2008. P. 44-45.

2. Han D. «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, 2013.
3. 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 (CVPR). 2016. P. 1874-1883.
4. Sharmila T. Megalan L. L. Image Upscaling based Convolutional Neural Network for Better Reconstruction Quality // International Conference on Communication and Signal Processing. India. April 6-8, 2016. URL: [https://www.researchgate.net/profile/Leon-Leo/publication/311251764\\_Image\\_upscaling\\_based\\_convolutional\\_neural\\_network\\_for\\_better\\_reconstruction\\_quality/links/5c4820b4a6fdccd6b5c1c3c6/Image-upscaling-based-convolutional-neural-network-for-better-reconstruction-quality.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Leon-Leo/publication/311251764_Image_upscaling_based_convolutional_neural_network_for_better_reconstruction_quality/links/5c4820b4a6fdccd6b5c1c3c6/Image-upscaling-based-convolutional-neural-network-for-better-reconstruction-quality.pdf) (дата звернення: 10.08.2023)
5. Dong C., Loy C.C., He K., Tang X. Learning a deep convolutional network for image super-resolution. In: ECCV. 2014 P. 184–199.
6. Nebauer C. Evaluation of convolutional neural networks for visual recognition. Neural Networks, IEEE Transactions. 1998. 9(4). P. 685–696.
7. Bodashevskiy D. R., Potapova K. R. Resolution and quality enhancement of images in real time: modern approaches to upscaling // IX Міжнародна науково-практична конференція "Scientific research in the modern world". Торонто. 2023. С. 79-81. URL: <https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/06/SCIENTIFIC-RESEARCH-IN-THE-MODERN-WORLD-28-30.06.23.pdf> (дата звернення: 16.08.2023)
8. Бодашевський Д. Р., Потапова К. Р. Сучасні методи масштабування зображень в реальному часі: підвищення роздільної здатності та якості // IX Міжнародна науково-практична конференція "Science and technology: problems, prospects and innovations". Осака, 2023. С. 179-182.

URL: <https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/06/SCIENCE-AND-TECHNOLOGY-PROBLEMS-PROSPECTS-AND-INNOVATIONS-8-10.06.23.pdf> (дата звернення: 17.08.2023)