

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-20>

УДК 004.92

Леонід БЕДРАТЮК

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-6076-5772>

e-mail: LeonidBedratyuk@khmnu.edu.ua

Ганна БЕДРАТЮК

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0003-0224-5549>

Іван ГУРМАН

<https://orcid.org/0000-0002-2282-3484>

Хмельницький національний університет

МЕТОД ЗБІЛЬШЕННЯ ОКРЕМОГО ЗОБРАЖЕННЯ НА ОСНОВІ БАГАТОВИХОДОВОЇ РЕГРЕСІЇ ТА МОМЕНТНОЇ МЕТРИКИ

В роботі запропоновано новий алгоритм збільшення окремого напівтонового зображення який вирішує проблему досягнення надроздільної здатності зображення як задачу багатовихідної регресії машинного навчання. Запропонований алгоритм використовує моментну метрику для оцінки якості збільшеного зображення. Алгоритм реалізовано за допомогою простої нейронної мережі з трьома прихованими шарами та проведено чисельні експерименти на еталонному зображенні. Результати показують, що збільшення зображення, досягнуте нашим методом, перевищує якість збільшених зображень, отриманих класичними методами та нейронною мережею EDSR, вимірною моментною метрикою.

Ключові слова: збільшення зображення, багатовиходова регресія, моментна метрика, нейронна мережа.

Leonid BEDRATYUK, Hanna BEDRATYUK, Ivan HURMAN

Khmelnitsky National University

SINGLE IMAGE UPSCALLING METHOD USING MULTI-OUTPUT REGRESSION AND MOMENT METRIC

The article proposes a new method for increasing the resolution of a single image, which solves the problem of image enlargement as a regression problem with several outputs. This method uses momentary metrics to evaluate the quality of magnified images. The proposed algorithm is implemented using a simple neural network with three hidden layers, and the results of numerical experiments on reference images have shown that image enlargement by this algorithm has a quality that exceeds the quality of enlarged images obtained by classical methods and the EDSR neural network. The proposed method is a promising solution for achieving super-resolution of a single image because it treats the problem as a machine learning problem, which provides greater flexibility and adaptability compared to traditional methods. In addition, the use of instantaneous metrics allows for a more accurate assessment of the quality of enlarged images. However, it should be noted that this study is limited by the number of reference images used in the experiments and the specific architecture of the neural network. In future research, it would be useful to investigate the performance of the proposed method on a larger dataset and to study different neural network architectures.

Keywords: image magnification, multi-output regression, moment metric, neural network.

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Задача досягнення надроздільної здатності зображень, яка полягає у відновленні зображень високої роздільної здатності із зображень низької роздільної здатності, належить до важливого класу методів обробки зображень у комп'ютерному зорі. Ці методи мають широкий спектр практичних застосувань, таких як медичні зображення [1]-[3] задачі спостереження та безпеки [4], [5], задачі дистанційного зондування [6],[7], задачі покращення відео та стиснення зображень [8]. Загалом існує три категорії алгоритмів отримання надроздільної здатності зображень: алгоритми на основі [8]-[11], алгоритми на основі моделі деградації зображення [12]-[14] і алгоритми на основі машинного навчання [15]-[18]. Алгоритми на основі інтерполяції є класичними алгоритмами і в основному покладаються на базові методи обробки цифрових зображень. Вони використовують вихідну піксельну інформацію зображення з низькою роздільною здатністю, щоб "вгадати" субпіксельну інформацію збільшеного зображення на основі різних методів інтерполяції. Класичні методи інтерполяції зображень були відомі давно, відмітимо такі як метод найближчого сусіда, лінійна інтерполяція, бікубічна, ітерполяція сплайнами, інтерполяція Ланцоша та інші, див. огляд [19], [20]. Вони можуть ефективно оновити зображення з низькою роздільною здатністю до високої з більшою кількістю пікселів. Тим не менш, у практичних застосуваннях алгоритми інтерполяції можуть лише дуже обмежено покращити деталі зображення. Алгоритми на основі моделі деградації зосереджені на створенні моделі спостереження процесу отримання зображення, а потім здійснюють реконструкцію надроздільної здатності шляхом розв'язання оберненої задачі до отриманої. Модель спостереження описує процес отримання спостережуваного зображення з низькою роздільною

здатністю із зображення високої роздільної здатності системою візуалізації. Алгоритми, засновані на машинному навчанні намагаються побудувати відображення між зображенням із низькою роздільною здатністю та відповідним зображенням із високою роздільною здатністю шляхом попереднього навчання на вибраному наборі даних. Ці алгоритми обмежені кількома недоліками включаючи необхідність ручної оптимізації гіперпараметрів і відсутність наскрізного навчання, що призводить до поганої застосовності алгоритму. Останнім часом з'явилися методи глибокого навчання які продемонстрували кращу продуктивність при отриманні зображень надроздільної здатності ніж традиційні моделі машинного навчання. Всі названі методи повинні виконувати три комплексні задачі: підвищення дискретизації зображень для збільшення роздільної здатності зображення, усунення артефактів, включаючи розмиття та шум, які виникають під час процесу отримання зображення високої роздільної здатності і реєстрацію кількох вхідних зображень низької роздільної здатності для кращого представлення цільового зображення. В цілому, задача збільшення зображення за своєю суттю належить до класу некоректно поставлених задач, оскільки існує багато зображень високої роздільної здатності, що відповідають одному оригінальному зображенню низької якості. Інше проблемне питання, яке виникає при збільшенні зображень, це питання оцінки якості отриманого зображення, тобто визначення рівня відповідності оригінального і збільшеного зображення. Існує біля сотні різноманітних метрик, див. [21]-[231] для вимірювання якості зображення, найбільш популярні з них -- пікове співвідношення сигналу до шуму (PSNR), середня квадратична помилка (MSE), універсальний індекс якості зображення (UQI), індекс структурної схожості (SSIM), градієнтна міра подібності (GSM), індекс дескрипторної схожості (FSIM). Проте всі ці методи мають обмеження застосування оскільки вони не можуть порівнювати зображення різних розмірів. В статті [24] ми запропонували новий метод оцінки якості збільшеного зображення на основі нормалізованих геометричних моментів зображення. Геометричні моменти та їхні інваріанти вперше були введені в роботі [25] і інтенсивно використовуються в різних задачах комп'ютерного зору. Вони є глобальними ознаками зображення, стійкими до афінних перетворень площини. Зокрема, нормалізовані геометричні моменти є інваріантними до масштабування зображень, що дозволяє використати їх як міру якості інтерполяції. Результати експериментальних показали що нормалізовані геометричні інваріанти можуть застосовуватися для порівняння якості двох зображень поряд з відомими індексами якості зображень такими як SSIM, MSSIM, QUI. Стаття організована наступним чином. В розділі 2 запропоновано алгоритм, який розв'язує задачу збільшення зображення як задачу мультивиходової регресії машинного навчання. Також вводиться поняття моментної метрики. В розділі 3 даний алгоритм реалізується простою нейронною мережею з трьома прихованими шарами. Отримані результати числових експериментів на еталонному зображенні показують, що збільшене цим алгоритмом зображення має якість, яка в моментній метриці перевищує якість збільшених зображень отриманими класичними методами та нейронною мережею EDSR [26].

Виклад основного матеріалу

Алгоритм інтерполяції як задача машинного навчання. Предметом машинного навчання є технології розробки алгоритмів, які навчаються на великій кількості готових розв'язків задач. Навчання з учителем використовує помічені дані, тобто такі дані для яких уже відомий правильний результат. Якщо числові мітки заповнюють собою інтервал, тобто є неперервними, то така задача машинного навчання називається регресією.

Задача багатовиходової регресії. Регресія з багатьма виходами має на меті одночасне прогнозування кількох дійсних вихідних змінних. Нагадаємо постановку задачі багатовиходової регресії. Розглянемо функцію $y: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ значення якої відомі на скінченній множині об'єктів $X \subseteq \mathbb{R}^m$:

$$y(x^i) = y^i, \quad x^i \in \mathbb{R}^m, y^i \in \mathbb{R}^n, i=1, \dots, l.$$

Множина пар

$$X^l = \{(x^0, y^0), (x^1, y^1), \dots, (x^l, y^l)\}$$

називається навчальною множиною. Задача багатовиходової регресії полягає у розширенні функції y , або її наближення, з множини X на всю множину \mathbb{R}^m . У випадку $n=1$ отримується задача звичайної регресії. Зрозуміло, що в такій загальній постановці ця задача формально має нескінченну кількість розв'язків. Але, як прийнято в машинному навчанні, висувається гіпотеза, що функція y описує деяку природну закономірність, яку можна однозначно відновити, якщо навчальний набір досить великий і вибрано ефективну методику навчання. Технічно, на y накладаються різні природні обмеження, наприклад вважається що y належить до якогось параметричного класу функцій, які називаються моделями. Процес навчання моделі тоді зводиться до підбору параметрів, які визначають функцію. Стандартні моделі для звичайної регресії мають свої аналоги і для багатовиходової регресії. Для безпосереднього виконання

обчислень, ми будемо використовувати модуль MultiOutputRegressor з Python-бібліотеки sklearn.multioutput в якому реалізовані багатовиходові реалізації різних моделей звичайної регресії.

Опис алгоритму масштабування. При збільшенні в два рази, знаючи інтенсивність жовтого пікселя (див. Рис. 1) збільшеного зображення, нам необхідно визначити інтенсивності пікселів з 2×2 -околу збільшеного зображення

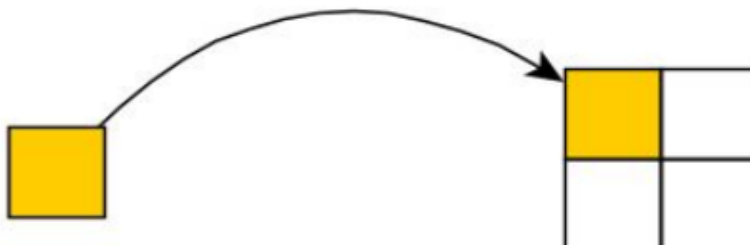


Рис. 1. Локальна схема збільшення зображення в два рази

В своїй основі, інтерполяція це процес при якому данні про інтенсивність пікселів зображення використовуються для встановлення значень інтенсивності пікселів збільшеного зображення. З іншого боку, задача машинного навчання в класичній постановці також є задачею відновлення значень деякої функції. Тому задачу збільшення можна спробувати розв'язати методами машинного навчання. Оскільки одному пікселю із відомим значенням інтенсивності відповідає 4 пікселі із невідомими інтенсивностями, то задача збільшення зображення в два рази є задачею багатовиходової регресії з параметрами $m=1$, $n=4$. Ключовою ідеєю алгоритму є наступний спосіб отримання набору даних на якому можна навчати моделі для збільшення зображень. Для цього спочатку зменшимо зображення Lena в два рази:

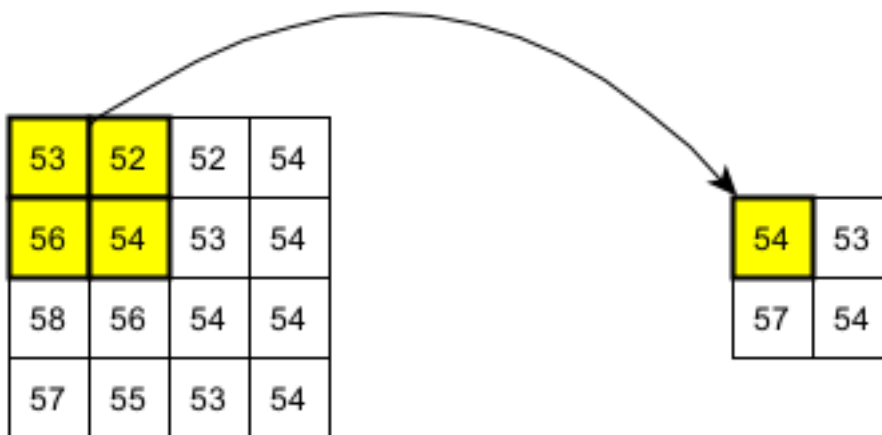


Рис. 2. Значення пікселів верхнього лівого кута зображення Lena при зменшенні в два рази

Як видно, при цьому область зображення розміру 4×4 пікселі, переходить в область розміру 2×2 -пікселі зменшеного зображення. Значення інтенсивності нових пікселів вказані на Рис.2. Тепер, уявімо, що ми збільшуємо в два рази тільки що зменшене зображення. Тоді ми отримаємо обернене перетворення

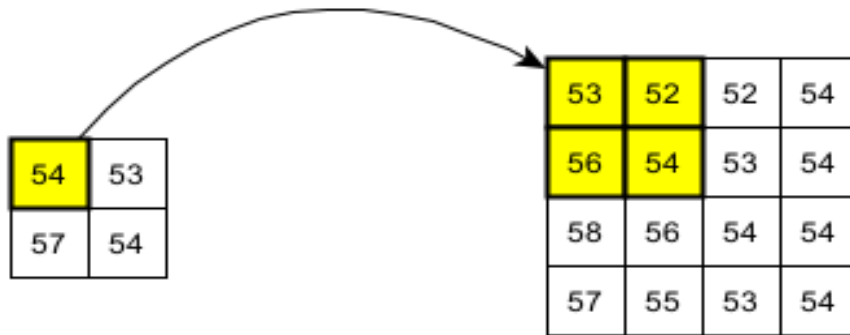


Рис. 3. Значення пікселів верхнього лівого кута зображення Lena при збільшенні в два рази

Значення інтенсивності нових пікселів при збільшенні вказані на Рис.~3. Таким чином ми отримуємо такі пари прецедентів:

- (54, [53,52,56,54]),
- (53, [52,54,53,54]),
- (57, [58,56,57,55]),
- (54, [54,54,53,54]).

Пройшовши всі пікселі зменшеного зображення ми отримаємо необхідний навчальний набір, на якому навчимо нашу модель. Тепер використаємо навчену на прецедентах збільшення модель для нового збільшення зображення, див. Рис.4:

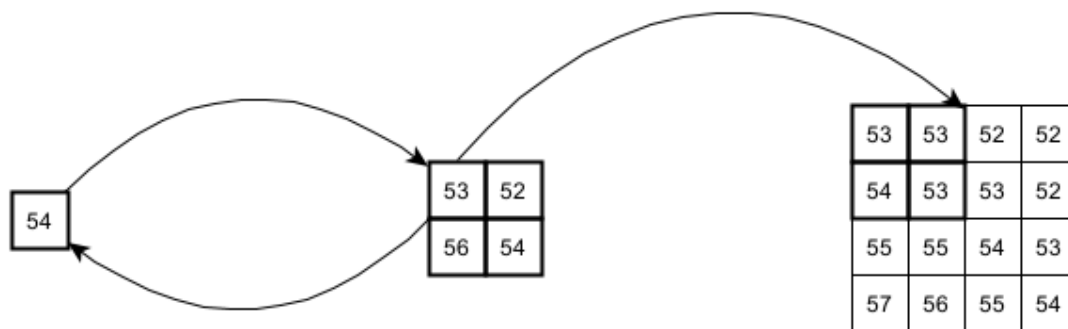


Рис. 4. Значення пікселів верхнього лівого кута зображення Lena при повторному збільшенні в два рази

Зауважимо, що модель навчена на одному зображенні, як ми побачимо пізніше, дає погану якість, якщо її застосувати до іншого зображення.

2.3 Метрика якості збільшення. Для оцінки якості роботи нашого алгоритму ми використаємо введені в статті [24] моментно-інваріантні метрики. Нагадаємо, що нормалізованим моментом η_{pq} порядку $p + q$ називається вираз:

$$\eta_{p,q} = \frac{m_{p,q}}{m_{00}^{\frac{p+q}{2}+1}},$$

де

$$m_{p,q}(f(x,y)) = m_{p,q} = \iint_{\Omega} x^p y^q f(x,y) dx dy, \Omega \subset \mathbb{R}^2,$$

є геометричним моментом зображення, а $f(x,y)$ – функція від двох просторових змінних, яка задає це зображення.. При переході до дискретного зображення розміру $M \times N$ --пікселів, інтеграли замінюються сумами і вираз для геометричних моментів приймає такий вигляд:

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y),$$

а вирази для $\eta_{p,q}$ залишаються тими самими.

Нормалізовані моменти є інваріантами відносно рівномірного масштабування зображення, див. [25], тобто вони приймають однакові значення як на оригінальному зображенні так і на збільшеному зображенні. Для оцінки рівня спотворень існують різноманітні методи, найбільш поширеним є середньоквадратичне відхилення універсальний індекс якості UQI, індекс структурної схожості SSIM та інші метрики. Проте всі вони непридатні для порівняння зображень різного розміру. Тому ми пропонуємо ввести такі метрики як міру оцінки якості масштабування зображень:

$$\rho_k(f, f') = \sum_{x=0}^k \sum_{y=0}^k |\eta_{p,q} - \eta'_{p,q}|, k \leq \min(M, N).$$

Тут $\eta_{p,q}, \eta'_{p,q}$ нормалізовані моменти збільшеного f та збільшеного зображення f' , відповідно. Ще раз наголосимо, що f і f' можуть бути різного розміру, що робить цю метрику зручною для оцінки якості алгоритмів збільшення.

Чисельні експерименти

Навчальний набір. Навчальний набір X , у складається 27400 зразків, і, як було описано вище, створюється із двох зображень -- Lena400, розміру 274×400 та зменшеного в два рази Lena200:

```
# X - масив інтенсивностей пікселів Lena200
X=[]
for i in range(Lena200.shape[0]):
    for j in range(Lena200.shape[1]):
        X.append(Lena200[i,j])
X=np.array(X).reshape(-1,1)
y=[] # випрямлена матриця інтенсивностей пікселів 2x2-області Lena400
for i in range(Lena400.shape[0],2):
    for j in range(Lena400.shape[1],2):
        y.append(Lena400[i:i+2,j:j+2].flatten())
y=np.array(y)
print(X[0],y[0])# зразок
[53] [54 56 53 55]
```

В машинному навчанні данні, як правило, поділяють на дві нерівні частини - на одній відбувається навчання, а на іншій відкладеній частині перевіряється якість роботи навченої моделі. Оскільки для багатовиходової регресії такі традиційні методики оцінки якості не працюють, то ми не будемо проводити такий поділ, а якість роботи моделі будемо встановлювати порівнюючи якість згенерованих нею зображень.

Модель. У якості базової моделі ми будемо використовувати повнозв'язну нейронну мережу з трьома прихованими шарами, які містять 12,6,2 нейронів відповідно. Кількість епох встановимо рівним 100, а інші гіперпараметри моделі бралися за умовчанням таким як вони визначені в бібліотеці sklearn:

```
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.multioutput import MultiOutputRegressor

net = MLPRegressor(random_state=1, max_iter=100, hidden_layer_sizes=(12, 6, 2))
net_m = MultiOutputRegressor(net)
net_m.fit(X, y)
```

Також виконувалося збільшення в два рази стандартними алгоритмами обробки зображень -- методом найближчого сусіда, лінійною інтерполяцією та інтерполяцією Лакоша. Ці три алгоритми масштабування реалізовані в бібліотеці OpenCV (Open Source Computer Vision Library). Додатково, наш алгоритм реалізовувався багатовихідними регресійними варіантами стандартних алгоритмів машинного навчання -- лінійною регресією, методом опорних векторів, деревом, випадковим лісом та методом k-найближчих сусідів. Для реалізації цих моделей машинного навчання використовувалася бібліотека sklearn. Крім того, збільшення зображення виконувалося відомою нейронною мережею EDSR.

Метрика Нормалізовані моментні інваріанти обчислювалися з допомогою бібліотеки skimage.measure. Для того щоб уникнути оперування дуже малими числами була використана така модифікація нормалізованого геометричного моменту $\tilde{\eta}_{p,q} = -\ln(\eta_{p,q}) = -\ln\left(\frac{m_{pq}}{p+q+1}\right)$.

Також будемо використовувати обмежену метрику:

$$\rho_k(f, f') = \sum_{x=0}^k \sum_{y=0}^k |\eta_{p,q} - \eta'_{p,q}|, \max(p, q) = k.$$

Хід та результати експерименту. Всі числові експерименти проводилися з зображенням Lena, яке є еталонним зображенням в цифровій обробці зображень. Ми розглянули зменшене jpg-зображення Lena400 розміру 274×400, а потім збільшували це зображення в 2 рази до розміру 548 × 800. Для збільшення зображень використовувалися стандартну функцію OpenCV cv2.resize} з такими трьома параметрами інтерполяції: cv2.INTER_NEAREST, cv2.INTER_LINEAR і cv2.INTER_LANCZOS4. Для інтерполяції Лакоша використовувалося 8×8-ядро. Також для збільшення цього зображення використовувалася нейронна мережа EDSR. Крім цього проводилося збільшення нашим алгоритмом використовуючи такі моделі -- лінійна регресія, метод опорних векторів, дерева прийняття рішень, випадкові ліси, метод k-найближчих сусідів, повнозв'язна нейрона мережа з трьома прихованими шарами які мають 12, 6, 2 нейронів відповідно. Результати експериментальних обчислень подано в порівняльній таблиці в якій приведені відстані $\rho_k(Lena400, LenaX)$ де LenaX - збільшене зображення відповідно до першого стовпця таблиці а k приймає значення 4,5,6:

Таблиця 1.

Результати обчислень

Модель \ ρ_k	$k = 4$	$k = 5$	$k = 6$
Лінійна регресія	0.161	0.5483	0.9113
SVM	0.382	0.5308	0.8515
Дерево	0.3382	0.6148	1.0145
Ліс	0.3094	0.5638	0.9313
k-найближчих сусідів	1.862	3.3344	5.42
cv2.INTER_LINEAR	0.1308	0.2272	0.3614
cv2.INTER_NEAREST	0.1263	0.2227	0.3587
cv2.INTER_LANCZOS4	0.1013	0.1747	0.2764
cv2.INTER_CUBIC	0.1009	0.174	0.2754
EDSR	0.0593	0.1357	0.2159
Наш метод	0.0246	0.0384	0.0609

З цих даних можна зробити висновки, що наш метод реалізований нейронною мережею з трьома прихованими шарами дає набагато кращу якість за стандартні методи інтерполяції і в два рази перевищує якість зображення отриманого мережею EDSR. На Рис. 5 показано розширені графіки обмеженої метрики ρ_k для k в діапазоні від 0 до 8 для збільшених в два рази зображень отриманих мережею EDSR.

експериментів на еталонних зображеннях показали, що збільшення зображення за цим алгоритмом має якість, яка перевищує якість збільшених зображень, отриманих класичними методами та нейронною мережею EDSR. Запропонований метод є перспективним рішенням для досягнення надроздільної здатності одного зображення, оскільки він розглядає проблему як проблему машинного навчання, що забезпечує більшу гнучкість і адаптивність порівняно з традиційними методами. Крім того, використання моментної метрики дозволяє точніше оцінювати якість збільшених зображень. Однак слід зазначити, що це дослідження обмежене кількістю еталонних зображень, які використовуються в експериментах, і конкретною архітектурою нейронної мережі. У майбутніх дослідженнях було б корисно дослідити ефективність запропонованого методу на більшому наборі даних і вивчити різні архітектури нейронних мереж.

Література

1. H. Greenspan, Super-resolution in medical imaging, *The Computer Journal*, vol. 52, 2008.
2. J. S. Isaac and R. Kulkarni, Super resolution techniques for medical image processing, in *ICTSD*, 2015.
3. Y. Huang, L. Shao, and A. F. Frangi, Simultaneous super-resolution and cross-modality synthesis of 3d medical images using weakly-supervised joint convolutional sparse coding, in *CVPR*, 2017.
4. L. Zhang, H. Zhang, H. Shen, and P. Li, A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images, *Elsevier Signal Processing*, vol. 90, 2010.
5. P. Rasti, T. Uiboupin, S. Escalera, and G. Anbarjafari, Convolutional neural network super resolution for face recognition in surveillance monitoring, in *AMDO*, 2016.
6. D. Yang, Z. Li, Y. Xia, and Z. Chen, Remote sensing image super-resolution: Challenges and approaches, in *Digital Signal Processing (DSP), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 196-200.
7. J. A. Benediktsson, J. Chanussot, and W. M. Moon, Very high-resolution remote sensing: Challenges and opportunities, *Proceedings of the IEEE*, vol. 100, no. 6, pp. 1907-1910, 2012.
8. Aggelos K. Katsaggelos, Rafael Molina, Javier Mateos, *Super Resolution of Images and Video*, Springer Cham, 2007
9. Devi A.G., Madhum T., Kishore K.L. A Novel Super Resolution Algorithm based on Fuzzy Bicubic Interpolation Algorithm. *Int. J. Signal Processing Image Processing Pattern Recognit.* 2015;8:283-298.
10. Zhang Y., Fan Q., Bao F., Liu Y., Zhang C. Single-Image Super-Resolution Based on Rational Fractal Interpolation. *IEEE Trans. Image Processing*.
11. Tao H., Tang X. Superresolution remote sensing image processing algorithm based on wavelet transform and interpolation. *Image Processing Pattern Recognit. Remote Sens.* 2003;4898:259-263.
12. Nitta K., Shogenji R., Miyatake S., Tanida J. Image reconstruction for thin observation module by bound optics by using the iterative backprojection method. *Appl. Opt.* 2006;45:2893-2900.
13. Fan C., Wu C., Li G., Ma J. Projections onto Convex Sets Super-Resolution Reconstruction Based on Point Spread Function Estimation of Low-Resolution Remote Sensing Images. *Sensors.* 2017;17:362.
14. Wang L.-G., Zhao Y. MAP based super-resolution method for hyperspectral imagery. *Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi=Guang Pu.* 2010;30:1044-1048.
15. Huang D., Huang W., Yuan Z., Lin Y., Zhang J., Zheng L. Image Super-Resolution Algorithm Based on an Improved Sparse Autoencoder. *Information.* 2018;9:11.
16. Lin Z., He J., Tang X., Tang C.K. Limits of Learning-Based Superresolution Algorithms. *Int. J. Comput. Vis.* 2008;80:406-420.
17. Rajaram S., Gupta M.D., Petrovic N., Huang T.S. Learning-Based Nonparametric Image Super-Resolution. *EURASIP J. Adv. Signal Processing.* 2006;2006:51306.
18. Li X., Wu Y., Zhang W., Wang R., Hou F. Deep learning methods in real-time image super-resolution: A survey. *J. Real-Time Image Processing.* 2019;17:1885-1909.
19. Amanatiadis A., Ioannis Andreadis I., A survey on evaluation methods for image interpolation, *Meas. Sci. Technol.* 20 (2009) 104015 (9pp)
20. T. M. Lehmann, C. Gonner and K. Spitzer, "Survey: interpolation methods in medical image processing," in *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 11, pp. 1049-1075, Nov. 1999, doi: 10.1109/42.816070.
21. Pedersen M., Hardeberg J., Full-Reference Image Quality Metrics: Classification and Evaluation, *Computer Graphics and Vision*, Vol. 7, No. 1 (2011) 1-80
22. Samajdar, T., Quraishi, M. I. (2015). Analysis and Evaluation of Image Quality Metrics. *Information Systems Design and Intelligent Applications*, 369-378.
23. Kipli, K., Krishnan, S., Zamhari, N., Muhammad, M. S., Sh.Masniah Wan Masra, Kho Lee Chin, Lias, K. (2011). Full reference image quality metrics and their performance. 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications.
24. Бедратюк Л.П., Бедратюк Г.І., Аналіз якості методів масштабування зображення з допомогою моментних інваріантів, *Міжнародний науково-технічний журнал "Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах"*, 2020, №1, с.51-60

25. Hu M. K.: Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Trans. Inform. Theory. 8(2), 179–187 (1962)
26. Bee Lim, Sanghyun Son, Heewon Kim, Seungjun Nah, and Kyoung Mu Lee. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops, pages 136-144, 2017

References

1. H. Greenspan, Super-resolution in medical imaging, The Computer Journal, vol. 52, 2008.
2. J. S. Isaac and R. Kulkarni, Super resolution techniques for medical image processing, in ICTSD, 2015.
3. Y. Huang, L. Shao, and A. F. Frangi, Simultaneous super-resolution and cross-modality synthesis of 3d medical images using weakly-supervised joint convolutional sparse coding, in CVPR, 2017.
4. L. Zhang, H. Zhang, H. Shen, and P. Li, A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images, Elsevier Signal Processing, vol. 90, 2010.
5. P. Rasti, T. Uiboupin, S. Escalera, and G. Anbarjafari, Convolutional neural network super resolution for face recognition in surveillance monitoring, in AMDO, 2016.
6. D. Yang, Z. Li, Y. Xia, and Z. Chen, Remote sensing image super-resolution: Challenges and approaches, in Digital Signal Processing (DSP), 2015 IEEE International Conference on, 2015, pp. 196-200.
7. J. A. Benediktsson, J. Chanussot, and W. M. Moon, Very high-resolution remote sensing: Challenges and opportunities, Proceedings of the IEEE, vol. 100, no. 6, pp. 1907-1910, 2012.
8. Aggelos K. Katsaggelos, Rafael Molina, Javier Mateos, Super Resolution of Images and Video, Springer Cham, 2007
9. Devi A.G., Madhum T., Kishore K.L. A Novel Super Resolution Algorithm based on Fuzzy Bicubic Interpolation Algorithm. Int. J. Signal Processing Image Processing Pattern Recognit. 2015;8:283-298.
10. Zhang Y., Fan Q., Bao F., Liu Y., Zhang C. Single-Image Super-Resolution Based on Rational Fractal Interpolation. IEEE Trans. Image Processing.
11. Tao H., Tang X. Superresolution remote sensing image processing algorithm based on wavelet transform and interpolation. Image Processing Pattern Recognit. Remote Sens. 2003;4898:259-263.
12. Nitta K., Shogenji R., Miyatake S., Tanida J. Image reconstruction for thin observation module by bound optics by using the iterative backprojection method. Appl. Opt. 2006;45:2893-2900.
13. Fan C., Wu C., Li G., Ma J. Projections onto Convex Sets Super-Resolution Reconstruction Based on Point Spread Function Estimation of Low-Resolution Remote Sensing Images. Sensors. 2017;17:362.
14. Wang L.-G., Zhao Y. MAP based super-resolution method for hyperspectral imagery. Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi=Guang Pu. 2010;30:1044-1048.
15. Huang D., Huang W., Yuan Z., Lin Y., Zhang J., Zheng L. Image Super-Resolution Algorithm Based on an Improved Sparse Autoencoder. Information. 2018;9:11.
16. Lin Z., He J., Tang X., Tang C.K. Limits of Learning-Based Superresolution Algorithms. Int. J. Comput. Vis. 2008;80:406-420.
17. Rajaram S., Gupta M.D., Petrovic N., Huang T.S. Learning-Based Nonparametric Image Super-Resolution. EURASIP J. Adv. Signal Processing. 2006;2006:51306.
18. Li X., Wu Y., Zhang W., Wang R., Hou F. Deep learning methods in real-time image super-resolution: A survey. J. Real-Time Image Processing. 2019;17:1885-1909.
19. Amanatiadis A., Ioannis Andreadis I., A survey on evaluation methods for image interpolation, Meas. Sci. Technol. 20 (2009) 104015 (9pp)
20. T. M. Lehmann, C. Gonner and K. Spitzer, "Survey: interpolation methods in medical image processing," in IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 18, no. 11, pp. 1049-1075, Nov. 1999, doi: 10.1109/42.816070.
21. Pedersen M., Hardeberg J., Full-Reference Image Quality Metrics: Classification and Evaluation, Computer Graphics and Vision, Vol. 7, No. 1 (2011) 1-80
22. Samajdar, T., Quraishi, M. I. (2015). Analysis and Evaluation of Image Quality Metrics. Information Systems Design and Intelligent Applications, 369-378.
23. Kipli, K., Krishnan, S., Zamhari, N., Muhammad, M. S., Sh.Masniah Wan Masra, Kho Lee Chin, Lias, K. (2011). Full reference image quality metrics and their performance. 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications.
24. Bedratiuk L.P., Bedratiuk H.I., Analiz yakosti metodiv mashtabuvannya zobrazhennia z dopomohoiu momentnykh invariantiv, Mizhnarodnyi naukovo-tehnichnyi zhurnal "Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh", 2020, №1, s.51-60
25. Hu M. K.: Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Trans. Inform. Theory. 8(2), 179–187 (1962)
26. Bee Lim, Sanghyun Son, Heewon Kim, Seungjun Nah, and Kyoung Mu Lee. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops, pages 136-144, 2017