

Бучко О. А., Нгуєн С. Б. В.

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ СУПЕРРОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ДЛЯ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

*У статті розглянуто підхід до стиснення зображень, який передбачає використання методів суперроздільної здатності. Запропонований підхід має потенціал підвищити візуальну якість відтворення зображень і забезпечити ефективніший результат стиснення порівняно з традиційними методами стиснення. Наведено експериментальну оцінку запропонованого алгоритму на основі FSRCNN, EDSR, Real-ESRGAN мереж суперроздільної здатності з використанням кількісних та якісних показників.*

**Ключові слова:** стиснення зображень, суперроздільна здатність, нейронні мережі, комп'ютерний зір.

### Вступ

Стиснення зображень є важливим процесом у сучасній цифровій епосі, коли обмін і зберігання високоякісних зображень набуває все більшого значення. Зростає попит на візуально привабливий контент, а тому зростає і потреба в ефективних методах стиснення зображень, які допомагають зберігати зображення без втрати візуальних деталей. Стиснення зображень балансує між зменшенням розміру файлу та прийнятним рівнем візуальної якості, оскільки значне стиснення може призвести до погіршення якості зображення.

Основним недоліком традиційних методів стиснення є те, що вони часто погіршують якість зображень, призводять до появи артефактів, спричиняють втрату текстури та кольору. Така проблема може бути суттєвою у сферах, де є важливою висока якість зображень, як-от медична візуалізація, супутникові знімки та професійна фотографія.

Методи суперроздільної здатності (англ. Super-Resolution) було винайдено для вирішення цих проблем. Алгоритм покращує якість зображення та відновлює дрібні деталі й текстури, збільшуючи роздільну здатність. Таке інтелектуальне відновлення відбувається за рахунок навчання на великих обсягах даних.

У статті проведено дослідження різновидів алгоритмів суперроздільної здатності та їхню роль у покращенні процесу стиснення зображень. Проаналізовано основні принципи цих методів, їх застосування в процесі стиснення зображень, поточний стан досліджень у цій галузі. За мету було поставлено показати потенці-

ал, який мають алгоритми суперроздільної здатності у розрізі процесів стиснення інформації, а саме зображень і відео, та дати поштовх подальшим дослідженням у цій темі.

### Різновиди алгоритму суперроздільної здатності

Методи суперроздільної здатності не обов'язково використовують нейронні мережі (наприклад, бікубічна інтерполяція), однак дослідження показують, що найбільш ефективні з них базуються на глибокому навчанні. Більшість із методів суперроздільної здатності можна використати у стисненні зображень.

Умовно реалізації суперроздільної здатності можна поділити за такими архітектурами: згорткові, залишкові, рекурсивні, селективні, генеративні, генеративні змагальні мережі.

Згорткові мережі (англ. Convolutional Neural Network) є найбільш популярними з огляду на простоту їх реалізації і гарні результати порівняно з традиційними методами. Найтиповішим прикладом такої категорії є SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) [9]. Цю архітектуру було використано першою у задачі суперроздільної здатності, і вона стала поштовхом до реалізації нових складніших архітектур. Складається така мережа зазвичай із трьох шарів — вилучення, відображення та реконструкції. Навчання відбувається через середню квадратичну помилку (MSE) і пікове співвідношення сигнал/шум (PSNR) [13]. Іншими представниками цієї категорії є VDSR (Very Deep Super Resolution) [11], FSRCNN (Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network) [4] та

ESPCN (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network) [16].

Залишкові мережі (англ. Residual Networks) використовують комбінацію згорткових шарів і пропускових з'єднань (skip connections). Першою реалізацією цієї архітектури була SRResNet (Super-Resolution Residual Network) [10], однак найбільш популярною стала мережа EDSR (Enhanced Deep Super-Resolution) [5] за рахунок оптимізованого використання ресурсів. Такий підхід також використовують мережі MDSR (Multi-scale Deep Super-Resolution) та CARN (Cascading Residual Network).

Рекурсивні мережі (англ. Recursive Network) [2] мають спільні згорткові шари, які використовуються кілька разів, що дає змогу зменшити обсяг пам'яті. Представниками такого підходу є DRCN (Deep Recursive Convolutional Network), а також DRRN (Deep Recursive Residual Network) [19], який використовує залишкові блоки (англ. residual blocks).

Селективні мережі (англ. Attention-Based Networks) спираються на принцип уваги (англ. attention), що дає можливість виділити деякі ділянки зображення, для яких треба приділити більше зусиль задля кращого результату. У мережі SelNet (Deep Convolutional Neural Network with Selection Units) [1] було запроваджено спеціальні селективні блоки (англ. selection unit), які вибирають, яку інформацію пропускати далі. Схожий принцип має мережа RCAN (Residual Channel Attention Networks), яка використовує RIR (residual in residual) [10] блоки з окремим каналом для уваги.

Генеративні моделі (англ. Generative Models) [7] намагаються оптимізувати візуальне сприйняття, створюючи приємні для людського ока зображення. Такі мережі не намагаються оптимізувати різницю між пікселями, а використовують більш складні метрики для оцінювання. Якщо розглянути значення PSNR, то така модель матиме гірші показники, ніж розглянуті раніше архітектури. Однак така мережа матиме значно більше значення MOS (Mean Opinion Score) [18], тобто кращу візуальну якість.

Генеративні змагальні нейронні мережі (англ. Generative Adversarial Network, GAN) навчаються без учителя, складаються з двох підмереж: «генератора» та «дискримінатора». Генератор генерує зображення, а дискримінатор має «розпізнати» та вирішити, чи є зображення істинним. Найбільш відомими представниками цього класу є SRGAN (Super-Resolution Generative Adversarial Network, генеративна змагальна мережа для підвищення роздільної здатності) [15],

EnhanceNet [17] та ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks) [6].

Згадані мережі гарно інтегруються у процес стиснення зображень. Використання цих мереж дає змогу стискати зображення сильніше, тобто ефективніше, передбачаючи, що ці зображення буде відновлено за допомогою суперроздільної здатності у майбутньому. Найбільш цікавими є генеративні змагальні мережі, оскільки вони спрямовані на відновлення візуально привабливих зображень, що може бути перевагою у деяких сферах.

### Інтеграція суперроздільної здатності у процес стиснення зображень

Алгоритм передбачає стиснення зображень за допомогою відповідних методів, а потім їх відновлення, коли це необхідно, із застосуванням алгоритму суперроздільної здатності для покращення візуальних характеристик. Процес стиснення зображення за допомогою суперроздільної здатності можна описати такими кроками:

1. Стиснення — застосування традиційних методів стиснення, наприклад, JPEG [20] або HEVC [14]. На цьому кроці зменшується розмір файлу. Варто зазначити, що це призведе до втрати дрібних деталей і погіршить загальну якість зображення.
2. Суперроздільна здатність — застосування алгоритму до стисненого зображення. На цьому кроці збільшується роздільна здатність і відновлюються дрібні деталі.
3. Постоброблення — застосування методів оброблення зображень для подальшого вдосконалення відновленого зображення, наприклад збільшення різкості зображення, кольорова корекція, покращення обличчя.

Використовуючи алгоритми суперроздільної здатності в процесі стиснення зображень, можна досягти кращого балансу між розміром файлу та якістю зображення. Стислі зображення можна ефективно передавати та зберігати, забезпечуючи кращу візуальну привабливість. Крім того, алгоритм суперроздільної здатності можна застосовувати в сценаріях реального часу, наприклад для потокового медіа або відеоспостереження, оскільки кадри з низькою роздільною здатністю можна покращувати без затримок завдяки цьому алгоритму. До переваг інтеграції алгоритму суперроздільної здатності до процесу стиснення можна віднести:

- а) покращену якість зображення;
- б) підвищену ефективність стиснення;
- в) адаптивність.

Цікавою особливістю є адаптивність, оскільки запропонований алгоритм можна налаштувати для роботи з різними алгоритмами стиснення та різними мережами суперроздільної здатності. Це дає змогу підлаштовувати процес стиснення до різних вимог. Проте основною перевагою є кращі показники стиснення/якість, ніж у традиційних алгоритмах. Хоча інтеграція алгоритмів суперроздільної здатності дає значні переваги, варто враховувати ризики та проблеми:

- а) обчислювальна складність: чим складніша архітектура мережі суперроздільної здатності, тим краще результат, але тим довше і більше ресурсів буде використовуватись. Це може значно вплинути на використання алгоритму у сферах, де затримки можуть значно погіршити користувацький досвід;
- б) універсальність: зважаючи на різноманітність вимог до стиснення зображень (наприклад, зображення з текстом, пейзажі, медичні знімки тощо), може постати проблема в універсальності алгоритму, оскільки різні поєднання алгоритмів стиснення та суперроздільної здатності можуть давати різні результати для кожного випадку;
- в) компроміс між якістю та ефективністю: як і у традиційних методах стиснення, може виникнути потреба у більшому стисненні зображень, що призведе до погіршення якості зображення. За таких сценаріїв алгоритм суперроздільної здатності може не відновити втрачені деталі й відновлені зображення будуть не лише естетично непривабливими, а й навіть спотвореними.

### Експериментальна оцінка

Щоб переконатися в ефективності запропонованого алгоритму, було проведено експеримент. За допомогою кількісного та якісного аналізу було оцінено потенціал такого підходу до стиснення зображень порівняно з традиційними методами.

Складові експерименту можна поділити на такі основні частини:

- а) тестовий набір даних: набір даних DIV2K [3], який містив 900 зображень високої роздільної здатності. Цей набір зображень часто використовують для тренування мереж суперроздільної здатності. До набору входять різноманітні зображення — тварини, люди, архітектура, природа тощо. Розмір набору даних становить 3 98 ГБ;
- б) метод стиснення: JPEG і зменшення роздільності у 4 рази за допомогою інтерполяції;

- в) мережа суперроздільної здатності: вибрано кілька популярних мереж для порівняння — FSRCNN, EDSR, Real-ESRGAN;
- г) оцінка: щоб оцінити ефективність алгоритму, використовували метрику Frechet Inception Distance (FID) [12].

Варто зазначити, що метрику FID було спеціально підібрано до алгоритму суперроздільної здатності, оскільки вона дає змогу оцінити ефективність мереж з архітектурою GAN. Такі типові метрики, як пікове відношення сигнал/шум (PSNR) або індекс структурної подібності (SSIM) [8], не є об'єктивними у цьому випадку, оскільки не враховують комплексну інформацію про якість зображень.

Оцінка FID базується на претренованій нейронній мережі, через яку пропускають окремі набори зображень, які порівнюють. FID визначається як відстань між розподілом відповідних передавальних шарів (функція активацій). Якщо відстань мала, можна зробити висновок, що зображення подібні.

Використовуючи вищезгаданий набір алгоритмів і даних, було сформовано окремі множини зображень:

- а) оригінальні зображення (ground truth);
- б) зображення, стиснуті у 4 рази;
- в) зображення, відновлені за допомогою суперроздільної здатності (до оригінального розміру);
- г) стиснуті зображення у форматі jpeg, із меншою якістю (5 %).

Щоб порівняти запропонований алгоритм із традиційним методом стиснення, було підібрано параметри, які створили приблизно однакові групи за сумою розмірів файлів (табл. 1). Для алгоритму суперроздільної здатності зображення було стиснуто в 4 рази без зміни параметра якості JPEG.

Таблиця 1

Середнє значення розміру зображень після стиснення відповідними методами

Метод стиснення	Розмір, МБ	Коефіцієнт стиснення
JPEG (5 %)	43,8	9,07
Запропонований	33,7	11,79

Нагадаємо, що коефіцієнт стиснення обчислюють як відношення початкового розміру до стиснутого. Відповідно до експерименту, запропонований алгоритм стиснув зображення приблизно у 12 разів.

Кількісний аналіз засвідчив, що запропонований алгоритм має кращі показники, ніж традиційний метод (табл. 2).

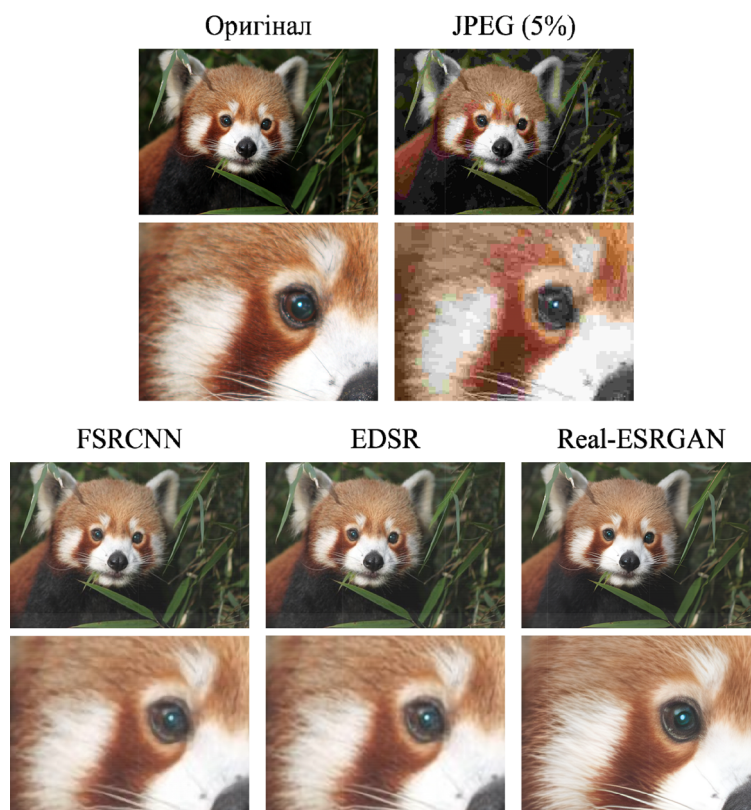


Рис. 1. Порівняльний аналіз методів стиснення та різних мереж суперроздільної здатності

Таблиця 2

## FID значення для наведених методів стиснення

Метод стиснення	FID
JPEG (5 %)	50.1796
FSRCNN	34.0294
EDSR	31.2186
Real-ESRGAN	27.0468

Якісний аналіз, з іншого боку, передбачав візуальне порівняння відновлених і традиційно стиснутих зображень. Цей аналіз зосереджувався на оцінці суб'єктивної якості, а саме зверталася увага на збереження дрібних деталей, текстур і загальної візуальної привабливості зображень. Порівнюючи результати звичайного стиснення з алгоритмом суперроздільної здатності, можна побачити перевагу запропонованого алгоритму над традиційним: менше артефактів, збереження кольорів, чіткі деталі, візуально привабливе зображення (рис. 1). Найкраще себе зарекомендувала модель Real-ESRGAN, яка належить до генеративних змагальних мереж.

## Висновки

Із проведеного дослідження можна зробити висновок, що інтеграція алгоритмів суперроздільної здатності в методи стиснення може суттєво покращити якість зображень і підвищити ефективність стиснення. Переваги алгоритму можна побачити в отриманих кількісних та якісних показниках. Однак варто враховувати такі ризики, як складність обчислень і універсальність. Використання суперроздільної здатності може стати перспективним напрямом для подальшого вдосконалення процесів стиснення зображень, але варто приділити додаткову увагу оптимізації та адаптації під різні вимоги та сценарії застосування.

Цілкові імовірно, що, використовуючи алгоритми суперроздільної здатності, можна запропонувати більш ефективне та дієве рішення, що дасть змогу вдосконалити спосіб зберігання та обмін цифровими зображеннями.

## Список літератури

- Choi J.-S. A Deep Convolutional Neural Network with Selection Units for Super-Resolution [Electronic resource] / Jae-Seok Choi, Munchurl Kim // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017. — [S. l.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/cvprw.2017.153>.
- Dahl R. Pixel Recursive Super Resolution [Electronic resource] / Ryan Dahl, Mohammad Norouzi, Jonathon Shlens //

- 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, 22–29 October 2017. — [S. 1.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.581>.
3. DIV2K Dataset [Electronic resource]. — Mode of access: <https://data.vision.ee.ethz.ch/cv/DIV2K/>.
  4. Dong C. Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network [Electronic resource] / Chao Dong, Chen Change Loy, Xiaoou Tang // *Computer Vision — ECCV 2016*. — Cham, 2016. — Pp. 391–407. — [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6_25).
  5. Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution [Electronic resource] / Bee Lim [et al.] // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017. — [S. 1.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/cvprw.2017.151>.
  6. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks [Electronic resource] / Xintao Wang [et al.] // *Lecture Notes in Computer Science*. — Cham, 2019. — Pp. 63–79. — [https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5_5).
  7. Generative adversarial networks [Electronic resource] / Ian Goodfellow [et al.] // *Communications of the ACM*. — 2020. — Vol. 63, no. 11. — Pp. 139–144. — <https://doi.org/10.1145/3422622>.
  8. Hore A. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM [Electronic resource] / Alain Hore, Djemel Ziou // *2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Istanbul, Turkey, 23–26 August 2010. — [S. 1.], 2010. — <https://doi.org/10.1109/icpr.2010.579>.
  9. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks [Electronic resource] / Chao Dong [et al.] // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. — 2016. — Vol. 38, no. 2. — Pp. 295–307. <https://doi.org/10.1109/tpami.2015.2439281>.
  10. Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks [Electronic resource] / Yulun Zhang [et al.] // *Computer Vision — ECCV 2018*. — Cham, 2018. — Pp. 294–310. — [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_18).
  11. Kim J. Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks [Electronic resource] / Jiwon Kim, Jung Kwon Lee, Kyoung Mu Lee // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016. — [S. 1.], 2016. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.182>.
  12. Obukhov A. Quality Assessment Method for GAN Based on Modified Metrics Inception Score and Fréchet Inception Distance [Electronic resource] / Artem Obukhov, Mikhail Krasnyanskiy // *Software Engineering Perspectives in Intelligent Systems*. — Cham, 2020. — Pp. 102–114. — [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63322-6\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63322-6_8).
  13. On the Computation of PSNR for a Set of Images or Video [Electronic resource] / Onur Keles [et al.] // *2021 Picture Coding Symposium (PCS)*, Bristol, United Kingdom, 29 June – 2 July 2021. — [S. 1.], 2021. — <https://doi.org/10.1109/pcs50896.2021.9477470>.
  14. Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard [Electronic resource] / Gary J. Sullivan [et al.] // *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. — 2012. — Vol. 22, no. 12. — Pp. 1649–1668. — <https://doi.org/10.1109/tcsvt.2012.2221191>.
  15. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network [Electronic resource] / Christian Ledig [et al.] // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, 21–26 July 2017. — [S. 1.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.19>.
  16. Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network [Electronic resource] / Wenzhe Shi [et al.] // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016. — [S. 1.], 2016. — <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.207>.
  17. Sajjadi M. S. M. EnhanceNet: Single Image Super-Resolution Through Automated Texture Synthesis [Electronic resource] / Mehdi S. M. Sajjadi, Bernhard Scholkopf, Michael Hirsch // *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, 22–29 October 2017. — [S. 1.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.481>.
  18. Strejil R. C. Mean opinion score (MOS) revisited: methods and applications, limitations and alternatives [Electronic resource] / Robert C. Strejil, Stefan Winkler, David S. Hands // *Multimedia Systems*. — 2014. — Vol. 22, no. 2. — Pp. 213–227. — <https://doi.org/10.1007/s00530-014-0446-1>.
  19. Tai Y. Image Super-Resolution via Deep Recursive Residual Network [Electronic resource] / Ying Tai, Jian Yang, Xiaoming Liu // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, 21–26 July 2017. — [S. 1.], 2017. — <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.298>.
  20. Wallace G. K. The JPEG still picture compression standard [Electronic resource] / G. K. Wallace // *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. — 1992. — Vol. 38, no. 1. — Pp. xviii–xxxiv. — <https://doi.org/10.1109/30.125072>.

## References

- Choi, J.-S., & Kim, M. (2017). A Deep Convolutional Neural Network with Selection Units for Super-Resolution. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvprw.2017.153>.
- Dahl, R., Norouzi, M., & Shlens, J. (2017). Pixel Recursive Super Resolution. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.581>.
- DIV2K Dataset*. (n.d.). <https://data.vision.ee.ethz.ch/cv/DIV2K/>.
- Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2016). Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(2), 295–307. <https://doi.org/10.1109/tpami.2015.2439281>.
- Dong, C., Loy, C. C., & Tang, X. (2016). Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network. In *Computer Vision — ECCV 2016* (pp. 391–407). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6_25).
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139–144. <https://doi.org/10.1145/3422622>.
- Hore, A., & Ziou, D. (2010). Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM. In *2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icpr.2010.579>.
- Keles, O., Yilmaz, M. A., Tekalp, A. M., Korkmaz, C., & Dogan, Z. (2021). On the Computation of PSNR for a Set of Images or Video. In *2021 Picture Coding Symposium (PCS)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/pcs50896.2021.9477470>.
- Kim, J., Lee, J. K., & Lee, K. M. (2016). Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.182>.
- Ledig, C., Theis, L., Huszar, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z., & Shi, W. (2017). Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.19>.

- Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S., & Lee, K. M. (2017). Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvprw.2017.151>.
- Obukhov, A., & Krasnyanskiy, M. (2020). Quality Assessment Method for GAN Based on Modified Metrics Inception Score and Fréchet Inception Distance. In *Software Engineering Perspectives in Intelligent Systems* (pp. 102–114). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63322-6\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63322-6_8)
- Sajjadi, M. S. M., Scholkopf, B., & Hirsch, M. (2017). EnhanceNet: Single Image Super-Resolution Through Automated Texture Synthesis. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.481>.
- Shi, W., Caballero, J., Huszar, F., Totz, J., Aitken, A. P., Bishop, R., Rueckert, D., & Wang, Z. (2016). Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.207>.
- Strejl, R. C., Winkler, S., & Hands, D. S. (2014). Mean opinion score (MOS) revisited: methods and applications, limitations and alternatives. *Multimedia Systems*, 22 (2), 213–227. <https://doi.org/10.1007/s00530-014-0446-1>.
- Sullivan, G. J., Ohm, J.-R., Han, W.-J., & Wiegand, T. (2012). Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 22 (12), 1649–1668. <https://doi.org/10.1109/tesvt.2012.2221191>.
- Tai, Y., Yang, J., & Liu, X. (2017). Image Super-Resolution via Deep Recursive Residual Network. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.298>.
- Wallace, G. K. (1992). The JPEG still picture compression standard. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 38 (1), xviii–xxxiv. <https://doi.org/10.1109/30.125072>.
- Wang, X., Yu, K., Wu, S., Gu, J., Liu, Y., Dong, C., Qiao, Y., & Loy, C. C. (2019). ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks. In *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 63–79). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5_5).
- Zhang, Y., Li, K., Li, K., Wang, L., Zhong, B., & Fu, Y. (2018). Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks. In *Computer Vision – ECCV 2018* (pp. 294–310). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_18).

O. Buchko, S. B. Nhuien

## COMPARATIVE ANALYSIS OF SUPER-RESOLUTION ALGORITHMS FOR IMAGE COMPRESSION

*Image compression is essential in today's digital age when sharing and storing high-quality images is becoming increasingly important. With the growing demand for visually appealing content, there is also a growing need for efficient image compression methods that help to store images without losing visual details.*

*The main disadvantage of traditional compression methods is that they often degrade image quality, lead to artefacts, and cause loss of texture and colour. This problem can be significant in areas where high image quality is crucial, such as medical imaging, satellite imagery, and professional photography.*

*This paper studies the types of super-resolution algorithms and their role in improving the image compression process. The basic principles of these methods, their application in image compression, and the current state of research in this area are analyzed. The goal was to show the potential of super-resolution algorithms in the context of information compression, images and videos, and to give impetus to further research in this area.*

*The proposed approach to image compression based on super-resolution methods can improve the visual quality of image reproduction and provide more efficient compression results than traditional compression methods. The paper uses quantitative and qualitative indicators to present an experimental evaluation of the proposed algorithm based on FSRCNN, EDSR, and Real-ESRGAN super-resolution networks.*

*The experimental results confirm the high efficiency of the proposed approach. The use of FSRCNN, EDSR, and Real-ESRGAN allows us to improve the reproduction of images with high accuracy and detail.*

*This article generally reveals the importance of super-resolution methods in image compression and provides a basis for further research. Using these methods can bring significant benefits in various fields where image quality is crucial.*

**Keywords:** image compression, super-resolution, neural networks, computer vision.

Матеріал надійшов 15.05.2022

