



УДК 004.92

IMAGE QUALITY CHARACTERISTICS IN SUPER-RESOLUTION
METHODSХАРАКТЕРИСТИКИ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ У МЕТОДАХ СУПЕРРОЗДІЛЬНОЇ
ЗДАТНОСТІ

Grubnik O.S. / Грубнік О.С.

student of magistracy / студент магістратури

Bushyn I.M. / Бушин І.М.

Cand. Sc. (Phys.-Math.), Associate Professor / к.ф.-м.н., доцент

ORCID: 0009-0003-1385-6924

*Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького, Черкаси,**Бульвар Шевченка, 81, 18031*

Анотація. У статті розглядається актуальна проблема визначення якості растрового зображення в контексті методів Super-Resolution. Визначено основні характеристики, що впливають на якість растрових зображень, включаючи фактори, які призводять до її погіршення, такі як шуми, артефакти та зниження роздільної здатності. Проаналізовано сучасні методи відновлення і покращення якості зображень, а також їх ефективність. Розглянуто переваги та недоліки різних підходів, що використовуються для підвищення роздільної здатності зображень та відновлення втрачених деталей. Отримані дані дають рекомендації щодо доцільного використання зазначених методів і порівняльних характеристик.

Ключові слова: обробка зображень, растрова графіка, генеративна нейронна мережа, бікубічна інтерполяція, суперроздільна здатність, покращення якості, характеристики зображення.

Вступ.

У сучасному світі обробка цифрових зображень відіграє важливу роль у багатьох сферах — від медичної діагностики та наукових досліджень до індустрії розваг і соціальних мереж. Однією з ключових проблем у цій галузі є забезпечення високої якості зображень, що зазвичай асоціюється з підвищенням їхньої роздільної здатності без втрати деталей. Методи суперроздільної здатності відкривають нові можливості для відновлення та покращення зображень, проте залишаються питання щодо коректної оцінки результатів цих алгоритмів і визначення характеристик, які найкраще корелюють із людським сприйняттям. Визначення якості зображення є комплексним завданням, що вимагає врахування різних чинників, таких як чіткість, точність передачі деталей, колірна гамма та наявність артефактів.

Метою цієї статті є дослідження характеристик, які впливають на якість зображення, та огляд сучасних підходів до реалізації суперроздільної здатності.

Основний текст.

Сучасні методи суперроздільної здатності вирішують більшість проблем у сфері покращення зображень і комп'ютерного зору. Вони підвищують роздільну здатність зображення або відео шляхом генерації відсутніх деталей високої якості з низькороздільного вхідного зображення, зберігаючи його зміст і структуру без створення додаткових артефактів. Методи суперроздільної здатності повинні враховувати характеристики якості для забезпечення



оптимальних результатів. Однак проблема визначення об'єктивних і універсальних показників якості растрового зображення залишається відкритою.

Однією з ключових характеристик якості є різкість, яка визначає здатність системи точно передавати дрібні деталі об'єкта. Метрики, як-от градієнт різкості або модульована передача контрасту, використовуються для оцінки рівня різкості. Ще однією важливою характеристикою є контрастність, яка визначає різницю між найсвітлішими та найтемнішими елементами зображення. Колірна точність оцінює здатність системи передавати правильні кольори без спотворень. Шуми на зображенні також значно впливають на його якість, спотворюючи оригінальну інформацію. Наявність типових артефактів, таких як пікселізація, кільцеві ефекти та смуги, суттєво знижує якість зображення, тому їх мінімізація є важливою складовою процесу.

Крім порівняння окремих характеристик якості зображень важливими інструментами є метрики PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index), концепція “pixel-perfect” та метод Hash Block Mean.

PSNR — це метрика, що використовується для оцінки якості відновлених або стиснених зображень у порівнянні з оригінальними. Вона розраховується на основі середньоквадратичної помилки (MSE) між оригінальним зображенням і відновленим зображенням:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (1)$$

де MAX — максимальне можливе значення пікселя (255 для 8-бітного зображення). PSNR вимірює відношення сигналу до шуму, і вищі значення PSNR свідчать про кращу якість зображення.

SSIM є більш комплексною характеристикою, ніж PSNR, оскільки враховує структурні елементи зображення, такі як яскравість, контраст і структура [1]. SSIM оцінює сприйману якість шляхом порівняння локальних патернів яскравості та контрасту. Формула для SSIM виглядає так:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (2)$$

де μ_x і μ_y — середні значення двох зображень σ_x^2 і σ_y^2 — їх дисперсії, а σ_{xy} — коваріація.

Концепція “pixel-perfect” використовується для опису зображення, яке є абсолютно ідентичним оригіналу на рівні окремих пікселів. Це важливий критерій для застосувань, де кожен піксель має бути точно таким, як в оригіналі. Оцінка “pixel-perfect” якості може включати використання метрик, таких як PSNR, однак вона не враховує людське сприйняття. Високі значення PSNR або SSIM зазвичай вказують на високу якість зображення, близьку до “pixel-perfect”. Однак, “pixel-perfect” може бути досягнуто при дуже високих значеннях PSNR, навіть якщо значення SSIM низьке.

Hash Block Mean — це метод, що використовується для швидкого порівняння зображень або виявлення змін між ними [2]. Він полягає в обчисленні хешу або середнього значення пікселів у M блоках зображення:



$$M = \frac{1}{w \cdot h} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h I(i, j) \quad (3)$$

Цей підхід дозволяє виявляти зміни, які можуть бути непомітні при використанні традиційних метрик. Hash Block Mean може використовуватися як попередній етап для більш точного вимірювання за допомогою PSNR або SSIM, оскільки він дає змогу швидко ідентифікувати значні зміни, що потребують детальнішого аналізу.

PSNR забезпечує кількісну оцінку якості, вимірюючи відношення сигналу до шуму, що дозволяє оцінити точність відновлення зображення. Однак ця метрика не завжди відповідає людському сприйняттю, що робить SSIM більш корисною для структурного порівняння зображень. Концепція “pixel-perfect” підкреслює важливість точності на рівні окремих пікселів, що є критично важливим у додатках, де навіть незначні відхилення можуть вплинути на результат. Крім того, метод Hash Block Mean дозволяє швидко і ефективно виявляти зміни між зображеннями, виступаючи як фільтр для попереднього аналізу, що може передувати детальному вивченню за допомогою PSNR та SSIM. У поєднанні, ці підходи забезпечують всебічний аналіз якості зображень, що є необхідним для вдосконалення методів суперроздільної здатності та відновлення зображень.

При подальших обчисленнях наведених характеристик важливим фактором є наявність або відсутність еталонного зображення. За цим критерієм методи суперроздільної здатності можна поділити на дві групи [3].

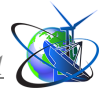
До методів, що не потребують еталонного зображення, належать інтерполяційні методи. Наприклад, бікубічна інтерполяція є розширенням кубічної сплайн-інтерполяції для точок на двовимірній сітці. Вона може бути виконана за допомогою поліномів Лагранжа або алгоритму кубічної згортки. Інтерпольована поверхня у цьому випадку описується рівнянням:

$$p(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j, \quad (4)$$

де a_{ij} — коефіцієнти полінома.

Інтерпольована поверхня є більш згладженою візуально, ніж відповідні поверхні, отримані за допомогою білінійної інтерполяції або інтерполяції найближчого сусіда. Бікубічна інтерполяція часто використовується там, де важливими є плавність зображення і достатня роздільна здатність. За допомогою розробленого програмного забезпечення проаналізовано характеристики зображень, розмірність яких була збільшена цими методами. Визначено відношення середніх RGB-значень пікселів еталонного зображення до обробленого (таблиця 1).

Можна зробити висновок, що у рамках концепції “pixel-perfect” білінійна інтерполяція незначною мірою краще за бікубічну передає rgb-значення, хоча інші метрики (PSNR) формують зворотнє уявлення [5]. Винятки з цього набору даних, де значення різниці при використанні бікубічної інтерполяції менші, можна пояснити структурою обраних зображень – деякі деталі або області, наприклад однотонний фон, небо, гладкі поверхні тощо, є більш стійкими до артефактів бікубічної інтерполяції, ніж білінійної.



Таблиця 1 – відношення RGB-значень пікселів еталонного зображення до обробленого методами інтерполяції

№	1	2	3	4	5	avg
Найближчого сусіда	13.876	15.394	6.035	2.414	32.558	11.633
Білінійна	6.281	6.326	2.492	0.802	16.376	5.161
Бікубічна	6.776	6.281	3.095	1.404	16.298	5.502
Найближчого сусіда	13.244	10.157	4.023	11.250	7.380	11.633
Білінійна	5.749	2.548	1.474	5.930	3.630	5.161
Бікубічна	5.885	2.414	2.246	6.973	3.651	5.502

Авторська розробка

Один з методів, який вимагає наявності еталонного зображення, — це реалізація суперроздільної здатності за допомогою генеративної змагальної нейронної мережі. Її архітектура складається з двох основних компонентів: генератора і дискримінатора, які працюють у змагальному режимі. У цій взаємодії генератор намагається створювати дані, які дискримінатор не може відрізнити від справжніх, а дискримінатор вчиться розрізняти еталонне зображення та штучні зразки.

Оригінальна GAN визначається як гра між генератором і дискримінатором у ймовірнісному просторі (Ω, μ_{ref}) . Набір стратегій генератора — це $P(\Omega)$, набір усіх ймовірностей μ_G на просторі Ω . Набір стратегій дискримінатора — це набір марковських ядер $\mu_D: \Omega \rightarrow P[0,1]$, де $P[0,1]$ — це набір ймовірностей в інтервалі $[0,1]$.

Гра GAN визначається як гра з нульовою сумою з наступною цільовою функцією:

$$L(\mu_G, \mu_D) = E_{x \sim \mu_{ref}, y \sim \mu_D(x)}[\ln y] + E_{x \sim \mu_G, y \sim \mu_D(x)}[\ln (1 - y)]. \quad (5)$$

Задача генератора полягає в мінімізації цієї цільової функції, а задача дискримінатора — в максимізації [4]. Мета генератора — наблизити розподіл μ_G до еталонного розподілу μ_{ref} . Дискримінатор намагається видавати значення, близьке до 1, коли вхідні дані походять з еталонного розподілу, і значення, близьке до 0, коли дані походять з розподілу генератора.

Висновки.

Було проаналізовано різноманітні метрики порівняння, зокрема PSNR, SSIM, концепцію “pixel-perfect” і метод Hash Block Mean, які забезпечують комплексну оцінку якості зображень на основі різних критеріїв. Розглянута взаємодія теоретичних основ та практичних підходів до оцінки якості зображень. Отримані результати можуть стати основою для подальших досліджень у галузі комп'ютерного зору, що дозволяє поліпшити якість відновлення зображень та забезпечити їх більш точне оцінювання.

**Література:**

1. Wang, Zhou; Bovik, A.C.; Sheikh, H.R.; Simoncelli, E.P. (2004-04-01). "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity". IEEE Transactions on Image Processing. 13 (4): 600–612.
2. Bian Yang. Block Mean Value Based Image Perceptual Hashing (2006). Second International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP 2006), Pasadena, California, USA, December 18-20, 2006, Proceedings
3. Zhou Wang; Alan C. Bovik (2006). Modern Image Quality Assessment. pp. 11–15.
4. Goodfellow, Ian; Pouget-Abadie, Jean; Mirza, Mehdi; Xu, Bing; Warde-Farley, David; Ozair, Sherjil; Courville, Aaron; Bengio, Yoshua (2014). Generative Adversarial Nets. Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014). pp. 2672–2680.
5. B. M. Ngocho, E. Mwangi, "Single image super resolution with improved wavelet interpolation and iterative back-projection", IOSR Journal of VLSI and Signal Processing, vol. 5, no. 6, pp. 16-24, Nov – Dec 2015.

Abstract. *The article addresses the current issue of assessing the quality of raster images in the context of Super-Resolution methods. The main characteristics affecting the quality of raster images are identified, including factors that lead to its degradation, such as noise, artifacts, and reduced resolution. Modern methods for image restoration and quality improvement, as well as their effectiveness, are analyzed. The advantages and disadvantages of various approaches used to enhance image resolution and restore lost details are discussed. The obtained data provide recommendations for the appropriate use of the mentioned methods and comparative characteristics.*

Keywords: *image processing, raster graphics, generative neural network, bicubic interpolation, super-resolution, quality enhancement, image characteristics.*