

## ***Comparison Of Blurred Image Restoration Methods Using CNN, Non-Local Means (NLM), and Lucy-Richardson***

Perbandingan Metode Restorasi Citra Buram Menggunakan CNN, Non-Local Means (NLM), dan Lucy-Richardson

**Ratu Risky Makhrojah<sup>1</sup>, Alya Zahwa Saparily<sup>2</sup>, Aprian Maulana Suryawan<sup>3</sup>, Evelyn Anastasia<sup>4</sup>, Ma'mun Hakim Abdullah<sup>5</sup>, Zahra Zakiyatus Shalihah<sup>6</sup>, Endah Setyowati<sup>7</sup>**

<sup>1,2,3,4,5,6,7</sup> Sistem Telekomunikasi, Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

<sup>1</sup>ratu.u.r@upi.edu, <sup>2</sup>alyazahwa11@upi.edu, <sup>3</sup>maprians68@upi.edu, <sup>4</sup>anastasia20@upi.edu, <sup>5</sup>mamunhakimabdullah@upi.edu, <sup>6</sup>zahrazakiya@upi.edu, <sup>7\*</sup>endahsetyowati@upi.edu

\*: Endah Setyowati (corresponding author)

### ***Informasi Artikel***

Received: Oktober 2024

Revised: Desember 2024

Accepted: February 2025

Published: February 2025

### ***Abstract***

*Purpose: Blurred images caused by camera motion, poor lighting, or inaccurate focus are common challenges in digital imaging. These issues not only affect visual aesthetics but also risk the loss of critical information, particularly in forensic analysis, medical diagnostics, and historical documentation. This study aims to compare the effectiveness of three image restoration methods—Convolutional Neural Network (CNN), Non-Local Means (NLM), and Lucy-Richardson—through a systematic literature review approach.*

*Design/methodology/approach: This research adopts a Systematic Literature Review (SLR) methodology, analyzing peer-reviewed articles from IEEE Xplore and other reputable sources. Each method is evaluated based on key restoration criteria, including detail preservation, noise handling, and computational complexity.*

*Findings/result: CNNs demonstrate superior performance in restoring semantic and complex structural details due to their deep learning capabilities, although they require large datasets and longer training times. NLM is effective in reducing noise and preserving texture details but is computationally intensive. The Lucy-Richardson algorithm, as a classical deconvolution method, is relatively simple and does not require training data, yet it heavily depends on accurate point spread function (PSF) estimation and is susceptible to noise amplification. The analysis indicates*

---

*that a hybrid approach combining these methods can significantly enhance image restoration quality.*

*Originality/value/state of the art: This study offers a comprehensive comparative analysis of three widely used restoration techniques and highlights the potential of hybrid systems. By integrating the strengths of CNN, NLM, and Lucy-Richardson, a more adaptive and optimal restoration strategy can be developed to address diverse types of image degradation.*

*Keywords: Blurred image; CNN; Image restoration; Lucy-Richardson; Non-Local Means*

Kata kunci: Citra buram; CNN; Lucy-Richardson; Non-Local Means, Restorasi citra

---

### Abstrak

**Tujuan:** Citra buram akibat pergerakan kamera, pencahayaan buruk, atau ketidaktepatan fokus menjadi tantangan umum dalam pengolahan citra digital. Permasalahan ini tidak hanya memengaruhi estetika, tetapi juga berpotensi menyebabkan hilangnya informasi penting, terutama dalam bidang forensik, medis, dan dokumentasi sejarah. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efektivitas tiga metode restorasi citra buram, yaitu Convolutional Neural Network (CNN), Non-Local Means (NLM), dan Lucy-Richardson, melalui pendekatan studi literatur sistematis.

**Perancangan/metode/pendekatan:** Studi ini menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR) dengan mengkaji artikel-artikel ilmiah dari basis data IEEE Xplore dan sumber terpercaya lainnya. Analisis dilakukan terhadap performa ketiga metode berdasarkan kriteria restorasi citra, seperti kemampuan mempertahankan detail, ketahanan terhadap noise, dan kompleksitas komputasi.

**Hasil:** CNN menunjukkan performa unggul dalam mengembalikan detail semantik dan struktur kompleks, meskipun memerlukan dataset besar serta waktu pelatihan yang lama. NLM efektif dalam mereduksi noise dan menjaga tekstur, tetapi memiliki beban komputasi tinggi. Lucy-Richardson unggul dalam kesederhanaan dan tidak memerlukan data pelatihan, namun sangat bergantung pada estimasi fungsi penyebaran titik (PSF) dan rentan terhadap peningkatan noise. Hasil kajian menunjukkan bahwa pendekatan gabungan dari ketiga metode mampu meningkatkan kualitas restorasi citra secara signifikan.

**Keaslian/ state of the art:** Penelitian ini memberikan kontribusi dengan menawarkan tinjauan komparatif yang mendalam terhadap tiga metode restorasi populer dan menyarankan arah baru berupa sistem hibrida adaptif. Integrasi keunggulan masing-masing metode dinilai mampu

---

---

menghasilkan solusi restorasi yang lebih optimal terhadap berbagai jenis degradasi citra digital.

---

## **1. Pendahuluan**

Dalam era digital yang serba cepat ini, visual telah menjadi bagian tak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari. Gambar dan foto digunakan tidak hanya sebagai sarana dokumentasi pribadi, tetapi juga dalam bidang profesional seperti medis, forensik, jurnalistik, dan industri kreatif. Sayangnya, momen-momen penting yang tertangkap kamera tidak selalu berhasil terekam dengan sempurna. Keburaman akibat pergerakan kamera, tangan yang bergetar, fokus yang tidak tepat, atau pencahayaan yang kurang optimal sering kali menyebabkan gambar kehilangan detail dan ketajamannya. Meskipun gambar-gambar tersebut memiliki nilai emosional atau informatif yang tinggi, gangguan visual semacam ini dapat mengurangi manfaatnya secara signifikan. Fenomena ini menimbulkan kebutuhan yang mendesak untuk memulihkan gambar buram agar kembali tajam dan jelas [1].

Upaya restorasi gambar buram telah menjadi perhatian dalam bidang pengolahan citra digital selama beberapa dekade terakhir. Seiring waktu, berbagai metode telah dikembangkan untuk mengatasi permasalahan ini, mulai dari pendekatan klasik berbasis dekonvolusi hingga metode modern yang memanfaatkan kecerdasan buatan [2]. Dalam konteks ini, penelitian ini bertujuan untuk melakukan studi literatur sistematis terhadap tiga pendekatan utama dalam restorasi citra buram, yaitu Convolutional Neural Networks (CNN), Lucy-Richardson Deconvolution, dan Non-Local Means Denoising (NLMeans). CNN mewakili pendekatan deep learning yang mampu menangani berbagai bentuk keburaman kompleks, meskipun memerlukan sumber daya komputasi yang tinggi [3]. Lucy-Richardson Deconvolution sebagai metode klasik menawarkan solusi matematis yang efisien, terutama jika parameter blur diketahui dengan akurat [4]. Sementara itu, NLMeans terkenal dalam mereduksi noise sambil mempertahankan detail, meskipun kurang efektif dalam menangani blur akibat gerakan atau kesalahan fokus [5].

Penelitian ini berangkat dari pertimbangan bahwa banyak studi sebelumnya hanya menyoroti satu jenis pendekatan tanpa membandingkannya secara langsung dengan metode lain dari paradigma berbeda. Oleh karena itu, melalui studi literatur sistematis, penelitian ini menyusun dan menganalisis temuan dari berbagai artikel yang membahas ketiga metode tersebut dalam konteks pemulihan gambar buram.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah memberikan sintesis komprehensif yang membandingkan kekuatan dan kelemahan dari ketiga pendekatan yang berasal dari generasi dan prinsip kerja yang berbeda. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada fokus lintas pendekatan, klasik dan modern, yang jarang disandingkan secara eksplisit dalam kajian sistematis. Penelitian ini juga menegaskan posisi penting dari tinjauan literatur sebagai pijakan bagi riset lanjutan maupun panduan praktis bagi pengguna yang ingin memilih metode restorasi sesuai kebutuhan dan konteks gambar yang dihadapi. Meski demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan karena tidak melibatkan eksperimen langsung atau evaluasi kuantitatif, sehingga kesimpulan yang disajikan sepenuhnya bergantung pada kualitas dan ruang lingkup artikel yang dianalisis. Selain itu, ruang lingkup hanya terbatas pada tiga metode utama dan tidak mencakup pendekatan mutakhir lainnya seperti GAN atau Transformer, yang juga mulai berkembang dalam bidang ini. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih

luas sekaligus menjadi acuan awal bagi penelitian dan pengembangan metode restorasi citra buram di masa depan.

## **2. Metode/Perancangan**

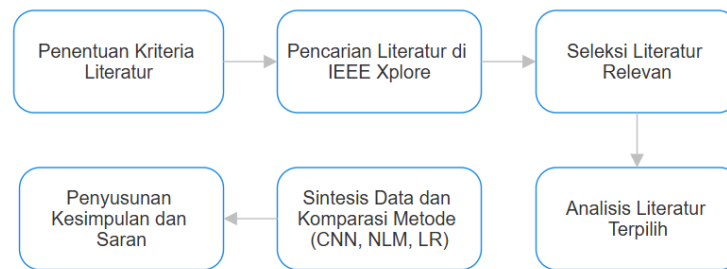
Metode penelitian ini menggunakan pendekatan Systematic Literature Review (SLR) sebagai dasar untuk melakukan analisis komparatif terhadap tiga metode utama dalam restorasi citra buram, yaitu Convolutional Neural Networks (CNN), Non-Local Means (NLM), dan Lucy-Richardson Deconvolution. Penelitian ini tidak melakukan eksperimen langsung, melainkan mengkaji dan mensintesis hasil-hasil yang telah dipublikasikan oleh peneliti sebelumnya. Pendekatan SLR dipilih karena memungkinkan eksplorasi yang mendalam dan sistematis terhadap tren, performa, serta karakteristik dari metode yang dianalisis berdasarkan data sekunder yang kredibel dan teruji [3].

Langkah pertama dalam proses ini adalah perencanaan dan perumusan fokus penelitian. Pada tahap ini, kami mendefinisikan ruang lingkup kajian dan merumuskan pertanyaan penelitian utama, yaitu bagaimana kinerja dan efektivitas tiga metode yang dikaji dalam proses restorasi gambar buram. Selanjutnya, kami menentukan kriteria inklusi dan eksklusi untuk literatur yang akan digunakan. Literatur yang dianalisis harus berasal dari publikasi ilmiah yang terindeks, memiliki topik yang relevan, serta memuat data eksperimen atau analisis yang membandingkan atau mengevaluasi metode CNN, NLM, dan Lucy-Richardson.

Pada tahap pengumpulan literatur, kami menggunakan database IEEE Xplore sebagai sumber utama karena menyediakan artikel-artikel terpercaya di bidang teknik dan teknologi informasi. Kami menggunakan kombinasi kata kunci seperti "image deblurring", "Convolutional Neural Network", "Non-Local Means", dan "Lucy-Richardson deconvolution". Untuk memastikan kualitas dan relevansi, kami hanya memilih artikel yang diterbitkan dalam jurnal atau prosiding terindeks dan memiliki data eksperimen yang dapat dianalisis lebih lanjut. Sebagai contoh, pendekatan Non-Local Means telah digunakan dalam berbagai studi despeckling dan penghilangan noise ringan, termasuk dalam kombinasi dengan CNN untuk hasil yang lebih baik [6].

Setelah literatur terkumpul, kami melakukan proses seleksi dengan membaca abstrak dan isi artikel untuk menentukan apakah literatur tersebut sesuai dengan tujuan kajian. Artikel yang lolos seleksi kemudian dianalisis secara mendalam. Pada tahap ini, kami mengidentifikasi prinsip kerja dari masing-masing metode, teknik implementasi, dan hasil eksperimen yang dicantumkan dalam artikel. Analisis ini dilakukan secara kualitatif deskriptif, dengan membandingkan aspek-aspek seperti akurasi pemulihan gambar, waktu komputasi, ketahanan terhadap noise, serta konteks penggunaan (misalnya untuk blur karena gerakan, fokus, atau noise sensor).

Untuk sintesis data, kami mengintegrasikan hasil analisis dari berbagai sumber guna menyusun pemetaan kekuatan dan kelemahan masing-masing metode. Tujuannya adalah untuk mendapatkan gambaran menyeluruh yang tidak hanya menjelaskan performa metode secara individual, tetapi juga bagaimana metode tersebut saling melengkapi atau memiliki batasan dalam skenario tertentu. Tools yang digunakan dalam proses ini antara lain Zotero untuk manajemen referensi dan Excel/Google Sheets untuk mencatat serta mengelompokkan temuan dari setiap artikel berdasarkan kategori analisis.



**Gambar 1.** Metode Penelitian

Tahapan ini memberikan alur kerja yang sistematis untuk menjamin bahwa hasil yang diperoleh memiliki landasan yang kuat dan objektif. Proses seleksi dan analisis dilakukan secara berlapis untuk menghindari bias dan memastikan bahwa hanya artikel yang sesuai dengan fokus penelitian yang dikaji. Metode CNN dalam literatur banyak diuji menggunakan arsitektur seperti U-Net, ResNet, atau multi-scale CNN untuk pemulihan citra. Lucy-Richardson banyak digunakan dalam konteks di mana model blur point spread function (PSF) diketahui atau dapat diperkirakan [7]. Sementara NLM digunakan sebagai baseline dalam berbagai studi penghilangan noise dan blur ringan.

Keterbatasan dari penelitian ini terletak pada ketergantungannya pada literatur yang tersedia dalam satu basis data utama, yakni IEEE Xplore. Ini berarti bahwa studi-studi lain dari sumber luar seperti Elsevier, Springer, atau arXiv tidak dianalisis secara menyeluruh, sehingga dapat membatasi cakupan informasi. Selain itu, penelitian ini tidak melakukan eksperimen atau pengujian ulang, sehingga tidak menghasilkan data empiris baru. Walaupun demikian, pendekatan SLR yang digunakan tetap dapat memberikan kontribusi signifikan dengan menyajikan sintesis mendalam dari temuan yang telah terbukti secara ilmiah, sehingga dapat menjadi acuan awal bagi penelitian eksperimental atau pengembangan aplikasi restorasi citra di masa depan.

### **3. Hasil dan Pembahasan (Heading 1)**

Penelitian ini melakukan kajian komparatif terhadap tiga pendekatan restorasi citra buram, yaitu metode berbasis Convolutional Neural Network (CNN), Non-Local Means (NLM), dan Lucy-Richardson. Analisis dilakukan melalui pendekatan Systematic Literature Review (SLR) terhadap masing-masing jurnal yang merepresentasikan metode tersebut.

#### **3.1. Restorasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)**

Metode CNN yang dikaji menggunakan pendekatan image completion berbasis arsitektur Completion Net yang terdiri atas tiga komponen utama: jaringan penyelesaian (completion network), diskriminator lokal, dan diskriminator global. Jaringan penyelesaian bertugas menyintesis bagian citra yang hilang, sedangkan kedua diskriminator berperan dalam memastikan konsistensi global dan lokal citra hasil restorasi [8].

Pelatihan dilakukan dengan mengombinasikan Mean Squared Error (MSE) dan Generative Adversarial Networks (GAN) loss, memungkinkan jaringan menyelesaikan pengisian dengan hasil yang lebih realistis [9]. Berdasarkan pengujian visual terhadap 10 responden, hasil restorasi citra menunjukkan kemiripan tinggi dengan citra asli. Responden mampu mengenali objek dengan baik dan tidak menemukan kecacatan signifikan yang mengganggu persepsi.

Meskipun menghasilkan hasil visual yang superior, metode ini memiliki keterbatasan pada kebutuhan dataset pelatihan yang besar serta waktu pelatihan yang relatif lama. Selain itu, pada bagian citra yang memiliki kerusakan sangat besar atau objek kompleks dengan pola unik, model cenderung gagal memulihkan informasi dengan presisi tinggi karena keterbatasan cakupan konteks dari CNN standar [10].

### **3.2. Restorasi Citra Menggunakan Non-Local Means (NLM)**

NLM merupakan pendekatan berbasis filter spasial yang memanfaatkan redundansi struktur dalam citra. Prinsip dasarnya adalah bahwa sebuah piksel dapat direkonstruksi dengan meratakan piksel lain yang memiliki pola serupa, meskipun terpisah secara spasial [11]. Dalam pengujian, NLM menunjukkan performa yang baik untuk citra dengan white noise dan uniform noise, serta mempertahankan detail tekstur dengan cukup efektif.

Implementasi NLM-SVD, meningkatkan efisiensi pencarian most relevant patch (MRP) menggunakan dekomposisi Singular Value Decomposition. Pendekatan ini menurunkan kompleksitas pencarian patch yang relevan dan meningkatkan hasil restorasi terhadap tekstur halus. Evaluasi menggunakan Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity Index Measure (SSIM), dan Mean Squared Error (MSE) menunjukkan bahwa metode ini kompetitif, terutama dalam menjaga ketajaman tekstur [12].

Namun, metode NLM memiliki kompleksitas komputasi yang sangat tinggi ( $O(N^4)$ ), sehingga penerapannya pada citra berukuran besar memerlukan optimasi tambahan. Selain itu, untuk jenis noise yang bersifat salt and pepper, metode ini memerlukan modifikasi tambahan karena proses perataan dapat memperparah artefak pada piksel ekstrem [13].

### **3.3. Restorasi Citra Menggunakan Lucy-Richardson**

Lucy-Richardson merupakan metode restorasi klasik berbasis dekonvolusi iteratif. Metode ini mengasumsikan bahwa citra buram merupakan hasil konvolusi dari citra asli dengan fungsi Point Spread Function (PSF) dan bertujuan untuk membalik proses konvolusi tersebut. Metode ini diaplikasikan pada citra grayscale menggunakan PSF Gaussian yang dibangkitkan melalui fungsi MATLAB `PSF = fspecial('gaussian', 3, 5)`, yakni kernel Gaussian berukuran  $3 \times 3$  dengan deviasi standar ( $\sigma$ ) sebesar 5 [14].

Proses restorasi dilakukan secara iteratif dengan membandingkan citra hasil konvolusi dengan citra terdegradasi, lalu memperbaiki estimasi menggunakan refleksi PSF. Dalam percobaan yang dilakukan dengan tiga kali iterasi, metode ini mampu mengurangi efek blur secara signifikan dan meningkatkan ketajaman citra, terutama pada kasus blur ringan hingga sedang. Nilai  $\sigma = 5$  terbukti efektif dalam mendekati kondisi blur akibat gangguan umum seperti pergerakan kamera atau ketidaktepatan fokus, selama distribusi blur menyerupai pola Gaussian.

Kelebihan utama metode ini adalah kesederhanaannya serta tidak membutuhkan data pelatihan. Namun, akurasi sangat bergantung pada pengetahuan yang tepat mengenai bentuk dan parameter PSF. Ketika diterapkan pada citra dengan noise acak atau jenis degradasi non-linear, metode ini cenderung memperkuat noise (noise amplification) jika PSF yang digunakan tidak sesuai, sehingga dapat memperburuk kualitas visual hasil restorasi [15].

### **3.4. Analisis Strategi Restorasi Citra**

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, disarankan agar penelitian dan pengembangan sistem restorasi citra ke depannya diarahkan pada pendekatan hibrida, yaitu dengan menggabungkan metode klasik seperti Non-Local Means (NLM) dan Lucy-Richardson dengan metode modern

berbasis pembelajaran mendalam seperti Convolutional Neural Network (CNN) [16]. Pendekatan ini terbukti mampu meningkatkan performa restorasi, terutama dalam menangani citra yang mengalami degradasi kompleks. Selain itu, mengingat beberapa metode klasik seperti NLM memiliki kompleksitas komputasi yang tinggi, pengembangan algoritma yang lebih efisien atau pemanfaatan akselerasi perangkat keras seperti GPU dan TPU sangat dianjurkan agar metode ini dapat digunakan secara praktis pada citra beresolusi tinggi.

Pemilihan metode restorasi juga sebaiknya disesuaikan dengan jenis degradasi yang dialami citra. Sebagai contoh, metode Lucy-Richardson cocok diterapkan pada kasus blur akibat gerakan atau kesalahan fokus, NLM lebih efektif untuk mengatasi noise acak tanpa mengganggu tekstur penting, sedangkan CNN sangat berguna pada kondisi degradasi yang kompleks dan melibatkan kehilangan informasi semantik [17]. Untuk menjamin relevansi dan nilai aplikatif dari sistem yang dikembangkan, eksperimen lanjutan disarankan menggunakan dataset citra buram yang berasal dari konteks lokal atau lingkungan nyata pengguna.

Akhirnya, untuk peningkatan performa lebih lanjut, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan yang lebih mutakhir seperti model Transformer Vision, Generative Adversarial Networks (GAN), maupun pretrained models seperti DnCNN, U-Net, dan ESRGAN, sangat direkomendasikan [18]. Pendekatan ini memiliki potensi besar, terutama untuk kebutuhan industri yang memerlukan kualitas restorasi tinggi seperti forensik digital dan pencitraan medis.

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menyimpulkan bahwa tidak ada satu metode restorasi citra buram yang unggul secara mutlak. CNN memberikan hasil visual terbaik namun membutuhkan sumber daya besar. NLM efektif dalam mereduksi noise, sementara Lucy-Richardson unggul dalam kesederhanaan namun sensitif terhadap kesalahan estimasi PSF. Pendekatan hibrida yang menggabungkan metode klasik dan modern direkomendasikan untuk mengatasi degradasi kompleks secara lebih optimal. Pengembangan ke depan disarankan memanfaatkan akselerasi perangkat keras dan teknologi AI mutakhir seperti Transformer, GAN, dan pretrained models guna meningkatkan efisiensi dan kualitas restorasi, terutama dalam aplikasi forensik dan medis.

#### Daftar Pustaka

- [1] R. Muthana and A. N. Alshareefi, "Techniques in De-Blurring Image," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1530, no. 1, p. 012115, May 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1530/1/012115.
- [2] A. Wali, A. Naseer, M. Tamoor, and S. A. M. Gilani, "Recent progress in digital image restoration techniques: A review," *Digit. Signal Process.*, vol. 141, p. 104187, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.dsp.2023.104187.
- [3] K. Zhang *et al.*, "Deep Image Deblurring: A Survey," May 28, 2022, *arXiv: arXiv:2201.10700*. doi: 10.48550/arXiv.2201.10700.
- [4] Y. Sakai, S. Yamada, T. Sato, R. Hayakawa, R. Higurashi, and N. Kominato, "Richardson–Lucy Deconvolution with a Spatially Variant Point-spread Function of Chandra: Supernova Remnant Cassiopeia A as an Example," *Astrophys. J.*, vol. 951, no. 1, p. 59, Jul. 2023, doi: 10.3847/1538-4357/acd9b3.
- [5] D. Kusnik, B. Smolka, and M. Smolka, "Trimmed Non-Local Means Filtering for the Suppression of Mixed Noise in Color Images," in *2023 3rd International Conference on*

- Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME)*, Jul. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICECCME57830.2023.10252409.
- [6] D. Cozzolino, L. Verdoliva, G. Scarpa, and G. Poggi, “Nonlocal CNN SAR Image Despeckling,” *Remote Sens.*, vol. 12, no. 6, Art. no. 6, Jan. 2020, doi: 10.3390/rs12061006.
- [7] A. Jayavel *et al.*, “Improved Classification of Blurred Images with Deep-Learning Networks Using Lucy-Richardson-Rosen Algorithm,” *Photonics*, vol. 10, no. 4, Art. no. 4, Apr. 2023, doi: 10.3390/photonics10040396.
- [8] S. Iizuka, E. Simo-Serra, and H. Ishikawa, “Globally and locally consistent image completion,” *ACM Trans Graph*, vol. 36, no. 4, p. 107:1-107:14, Jul. 2017, doi: 10.1145/3072959.3073659.
- [9] T. C. Manjunath, G. Pavithra, G. G. H. Samyama, and S. S. Ninawe, “Development of an Image Restoration Algorithm Utilizing Generative Adversarial Networks (GAN’s) for Enhanced Performance in Engineering Applications: A Comprehensive Approach to Improving Image Quality and Clarity Through Advanced Machine Learning Techniques,” in *2024 International Conference on Innovation and Novelty in Engineering and Technology (INNOVA)*, Dec. 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/INNOVA63080.2024.10846987.
- [10] F. Hao, J. Du, W. Liang, J. Xu, and X. Xu, “Towards Context-aware Convolutional Network for Image Restoration,” *Knowl.-Based Syst.*, vol. 321, p. 113579, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.knosys.2025.113579.
- [11] R. Verma and R. Pandey, “A statistical approach to adaptive search region selection for NLM-based image denoising algorithm,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 77, no. 1, pp. 549–566, Jan. 2018, doi: 10.1007/s11042-016-4227-z.
- [12] U. Sara, “Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study,” *J. Comput. Commun.*, Jan. 2019, doi: 10.4236/JCC.2019.73002.
- [13] M. Nasri, S. Saryazdi, and H. Nezamabadi-pour, “SNLM: A switching non-local means filter for removal of high density salt and pepper noise,” *Sci. Iran.*, vol. 20, no. 3, pp. 760–764, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.scient.2013.01.001.
- [14] S. B. Manalu, “Image Restoration Menggunakan Metode Lucy-Richardson Pada Citra Underwater,” *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. Dan Inf.*, vol. 1, no. 3, Art. no. 3, Jan. 2021, doi: 10.30865/resolusi.v1i3.128.
- [15] Y. Sakai, S. Yamada, T. Sato, R. Hayakawa, R. Higurashi, and N. Kominato, “Richardson–Lucy Deconvolution with a Spatially Variant Point-spread Function of Chandra: Supernova Remnant Cassiopeia A as an Example,” *Astrophys. J.*, vol. 951, no. 1, p. 59, Jul. 2023, doi: 10.3847/1538-4357/acd9b3.
- [16] P. Pawar and B. Ainapure, “Discover Image Restoration: Analysis and Novel Architecture Proposal,” in *2024 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, Lalitpur, Nepal: IEEE, Apr. 2024, pp. 622–628. doi: 10.1109/ICICT60155.2024.10544568.
- [17] A. Distante and C. Distante, “Reconstruction of the Degraded Image: Restoration,” in *Handbook of Image Processing and Computer Vision: Volume 2: From Image to Pattern*, A. Distante and C. Distante, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 209–269. doi: 10.1007/978-3-030-42374-2\_4.
- [18] D. Lamichhane, “Advanced Detection of AI-Generated Images Through Vision Transformers,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 3644–3652, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3522759.