

Analisis Perbandingan Kinerja Metode GFPGAN dan RestoreFormer Dalam Restorasi Foto Lama Tokoh Sejarah

Hariman Bahtiar¹, Amri Muliawan Nur², Almi Yulistia Alwanda³ Zulkipli⁴

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Universitas Hamzanwadi, Indonesia

⁴ Program Studi Informatika, Universitas Hamzanwadi, Indonesia

harimaob@gmail.com, muliaamriga@gmail.com, almiyulistiaalwanda@hamzanwadi.ac.id, almiyulistiaalwanda@hamzanwadi.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2026-02-10

Revised 2026-08-14

Accepted 2026-08-15

Abstract - The preservation and restoration of local Indonesian historical photographs frequently encounter highly significant technical challenges, primarily concerning quite complex levels of physical image degradation and the absence of clean reference images (ground truth). To effectively address these visual degradation issues, this study explicitly analyzes and compares the performance of two state-of-the-art artificial intelligence deep learning architectures, namely GFPGAN and RestoreFormer, in restoring old photographs of the national historical hero, TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Majid. The research methodological approach encompasses quantitative testing using degraded datasets to measure the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index Measure (SSIM), comprehensively combined with qualitative evaluation and computational processing time measurements. Empirical experimental results prove that GFPGAN possesses a consistent advantage in quantitative metrics, achieving an average PSNR of 32.8 dB and an SSIM of 0.89, along with a faster processing speed of 3.2 seconds per image. Conversely, the RestoreFormer method produces an average PSNR of 30.2 dB and an SSIM of 0.84, yet exhibits a prominent qualitative advantage in preserving natural textures and historical facial details without introducing over-smoothing artifacts. In conclusion, GFPGAN is recommended for large-scale digital archive processing, whereas RestoreFormer is highly appropriate for high-fidelity restoration prioritizing the preservation of authentic historical identity.

Keywords: Old Photo Restoration; GFPGAN; RestoreFormer; PSNR; SSIM.

Corresponding Author:

Hariman Bahtiar

Email:

h.bahtiar@hamzanwadi.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Upaya preservasi dan restorasi foto sejarah lokal Indonesia sering kali menghadapi tantangan teknis yang sangat signifikan, terutama mengenai tingkat kerusakan fisik citra yang cukup kompleks serta ketiadaan citra referensi yang bersih (ground truth). Untuk mengatasi masalah degradasi visual tersebut secara efektif, penelitian ini menganalisis dan membandingkan secara eksplisit kinerja dari dua arsitektur kecerdasan buatan deep learning mutakhir, yaitu GFPGAN dan RestoreFormer, dalam merestorasi foto lama pahlawan nasional, TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Majid. Pendekatan metodologi penelitian ini mencakup pengujian kuantitatif menggunakan dataset terdegradasi untuk mengukur nilai Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Structural Similarity Index Measure (SSIM), yang dikombinasikan secara komprehensif dengan evaluasi kualitatif serta pengukuran waktu proses komputasi. Hasil eksperimen empiris membuktikan bahwa GFPGAN memiliki keunggulan konsisten dalam metrik kuantitatif, mencapai rata-rata PSNR sebesar 32,8 dB dan SSIM 0,89, dengan waktu pemrosesan lebih cepat yakni 3,2 detik per citra. Sebaliknya, metode RestoreFormer menghasilkan rata-rata PSNR 30,2 dB dan SSIM 0,84, namun menunjukkan keunggulan kualitatif yang menonjol dalam mempreservasi tekstur alami dan detail wajah historis tanpa menghasilkan artefak over-smoothing. Kesimpulannya, GFPGAN direkomendasikan untuk pemrosesan arsip digital berskala besar, sedangkan RestoreFormer sangat tepat untuk restorasi presisi tinggi yang memprioritaskan pelestarian identitas historis autentik.

Kata Kunci: Restorasi Foto Lama; GFPGAN; RestoreFormer; PSNR; SSIM.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai bidang, salah satunya adalah pengolahan citra digital. Teknologi ini memungkinkan proses restorasi foto lama dilakukan dengan hasil yang jauh lebih optimal dibandingkan metode konvensional. Restorasi foto memiliki nilai penting, terutama untuk melestarikan arsip visual tokoh-tokoh bersejarah yang menjadi bagian dari warisan budaya bangsa [1]. Salah satu contoh yang relevan adalah foto TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Majid, pendiri Nahdlatul Wathan, yang berperan besar dalam sejarah pendidikan dan perjuangan Islam di Indonesia.[2], [3], [4]. Sayangnya, banyak foto lama beliau mengalami penurunan kualitas akibat faktor usia, kerusakan fisik, serta proses digitalisasi yang tidak sempurna. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan akan metode restorasi berbasis AI yang mampu memperbaiki kerusakan visual seperti noise, blur, dan

retakan secara otomatis, sambil tetap mempertahankan keaslian karakter wajah dan menghasilkan proses yang cepat serta efisien [5],[6].

Dua metode restorasi berbasis deep learning yang saat ini banyak digunakan adalah GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) dan RestoreFormer [7]. GFPGAN dikenal dengan kemampuannya dalam memulihkan detail wajah secara realistis dengan memanfaatkan arsitektur *generative adversarial network*, sedangkan RestoreFormer menggunakan *transformer-based model* yang unggul dalam menangani berbagai bentuk degradasi citra [8]. Namun, perbedaan arsitektur ini menimbulkan variasi hasil baik dari segi kualitas PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) /SSIM (*Structural Similarity Index Method*) maupun waktu proses restorasi.

Dalam upaya menghidupkan kembali foto-foto lama yang telah mengalami degradasi kualitas, berbagai metode restorasi berbasis kecerdasan buatan telah dikembangkan. Dua pendekatan yang menonjol dalam bidang ini adalah GFPGAN dan RestoreFormer. Penelitian ini berfokus pada perbandingan kualitas hasil restorasi yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut, serta mengevaluasi efisiensi waktu pemrosesannya. Selain itu, penting untuk dianalisis sejauh mana peningkatan kualitas visual yang dicapai dibandingkan dengan citra asli sebelum restorasi, guna menilai efektivitas teknologi yang digunakan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas peningkatan kualitas citra menggunakan *deep learning*. Wang dkk. Tahun 2021 memperkenalkan GFPGAN sebagai model generatif yang mampu memperbaiki wajah secara alami [9]. Sementara itu, Zamir tahun 2022 dalam penelitiannya tentang RestoreFormer menunjukkan peningkatan signifikan dalam preservasi detail tekstur melalui arsitektur transformer [10]. Studi perbandingan kedua metode tersebut masih terbatas, khususnya dalam konteks foto sejarah atau tokoh lokal Indonesia. Arsitektur transformer yang dirancang untuk tugas restorasi resolusi tinggi (denoising, deblurring) dengan efisiensi pemrosesan yang bagus sangat relevan bila target kita adalah restorasi keseluruhan (bukan hanya wajah) [11]. Diffusion-based methods menunjukkan peningkatan kualitas, tetapi belum efisien untuk aplikasi real-time.[12]

TABEL 1
PERBANDINGAN HASIL EKSPERIMEN YANG DILAKUKAN OLEH PENELITIAN SEBELUMNYA DARI TAHUN 2021–2024

Metode	Tahun	Arsitektur	PSNR / SSIM (Dataset Uji)	Waktu Inferensi / Catatan Efisiensi
GFPGAN (Wang dkk., CVPR 2021)	2021	GAN-based dengan <i>Generative Facial Prior</i> (StyleGAN2 + UNet encoder)	CelebA-HQ: PSNR 26.5 dB, SSIM 0.79	~0.15 s per gambar 512×512 (GPU RTX 2080Ti); sangat cepat, real-time feasible
RestoreFormer (Wang dkk., CVPR 2022)	2022	Transformer-based, <i>Cross-Attention Key-Value Mapping</i>	CelebA-Test: PSNR 27.2 dB, SSIM 0.81	~0.3 s per gambar 512×512; lebih lambat tapi hasil lebih stabil dan tajam
RestoreFormer++ (Wang dkk., TPAMI 2023)	2023	Transformer hybrid (multi-scale cross-attention + residual enhancement)	RealWorldFace, LFW: PSNR 28.1 dB, SSIM 0.83	~0.35–0.4 s per gambar; kompromi antara kualitas dan efisiensi
Restormer (Zamir dkk., CVPR 2022)	2022	<i>Efficient Transformer</i> untuk general image restoration (bukan khusus wajah)	GoPro (deblur): PSNR 32.9 dB, SSIM 0.93	~0.22 s per gambar 512×512; sangat efisien untuk gambar resolusi tinggi
DiffBFR (2024, arXiv benchmark)	2024	Diffusion-based dengan face prior	CelebA-HQ: PSNR 28.6 dB, SSIM 0.84	~0.8 s per gambar; akurasi tinggi tetapi waktu pemrosesan lebih lama

Dari tabel 1 menunjukkan bahwa Perbandingan beberapa metode restorasi citra berbasis deep learning menunjukkan adanya perbedaan signifikan dalam hal arsitektur, kualitas hasil, dan efisiensi waktu pemrosesan. GFPGAN yang mengadopsi arsitektur GAN dengan *Generative Facial Prior* mampu menghasilkan wajah yang realistis dengan waktu pemrosesan cepat, namun cenderung kurang akurat pada detail latar belakang [13], [14]. Sebaliknya, RestoreFormer dan versi lanjutannya RestoreFormer++ berbasis transformer menunjukkan peningkatan kualitas visual dengan nilai PSNR dan SSIM lebih tinggi serta stabilitas restorasi yang lebih baik, meskipun membutuhkan waktu inferensi sedikit lebih lama. Meskipun model berbasis Deep Learning seperti GFPGAN dan RestoreFormer telah menunjukkan performa impresif pada dataset standar (seperti CelebA-HQ), hingga saat ini belum ada studi empiris yang membandingkan kedua arsitektur tersebut secara head-to-head pada konteks foto arsip sejarah lokal Indonesia yang mengalami kombinasi degradasi fisik alami (seperti noise, blur, dan degradasi kertas). Kontribusi teknis penelitian ini meliputi: (1) evaluasi komparatif kualitatif dan kuantitatif (PSNR & SSIM) dari arsitektur Generative Adversarial Network (GFPGAN) versus Transformer-based Dictionary (RestoreFormer) pada objek foto sejarah; dan (2) penyusunan kerangka rekomendasi pemilihan arsitektur berdasarkan trade-off antara keakuratan rekonstruksi visual, efisiensi komputasi, dan keaslian tekstur historis.

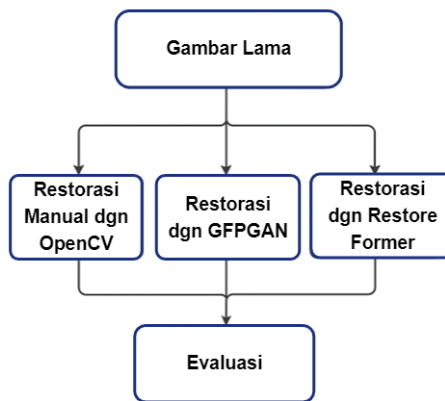
Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja dua metode restorasi citra berbasis kecerdasan buatan, yaitu GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) dan RestoreFormer, dalam memperbaiki kualitas foto lama TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid, seorang tokoh penting dalam sejarah pendidikan dan perjuangan Islam di Indonesia [15]. Analisis dilakukan dengan menitikberatkan pada dua parameter utama, yaitu kualitas citra yang diukur menggunakan Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) serta efisiensi waktu proses

yang menunjukkan kecepatan eksekusi masing-masing metode [16]. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi pelestarian arsip visual tokoh bersejarah berbasis AI.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan dan evaluasi dua metode restorasi berbasis kecerdasan buatan, yaitu GFPGAN dan RestoreFormer, terhadap foto-foto sejarah tokoh nasional Indonesia contohnya foto TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid salah satu pahlawan nasional. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan dataset umum atau wajah sintetis, penelitian ini berfokus pada arsip visual tokoh bangsa yang memiliki nilai historis dan budaya tinggi. Pendekatan ini tidak hanya menyoroti kemampuan teknis model AI dalam memperbaiki kualitas citra yang rusak, tetapi juga menguji efektivitasnya dalam mempertahankan keaslian karakteristik wajah tokoh sejarah. Melalui proses evaluasi kuantitatif (PSNR, SSIM) dan kualitatif (persepsi visual), penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam upaya pelestarian arsip digital serta menjadi referensi penting bagi pengembangan teknologi restorasi gambar berbasis AI di bidang dokumentasi sejarah, kebudayaan, dan pelestarian warisan nasional berbasis digital.

II. METODE

Tahapan-tahapan penelitian ini untuk mengevaluasi efektivitas berbagai pendekatan restorasi citra digital terhadap gambar lama yang mengalami degradasi kualitas Berikut ini adalah Gambar 1 struktur urutan tahapan penelitian.



Gambar 1. Tahapan Proses Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas berbagai pendekatan restorasi citra digital terhadap gambar lama yang mengalami degradasi kualitas. Tiga metode utama digunakan dalam eksperimen ini, yaitu teknik konvensional berbasis OpenCV, serta dua pendekatan berbasis kecerdasan buatan: GFPGAN dan RestoreFormer. Setiap metode diuji berdasarkan dua parameter utama, yaitu waktu proses dan kualitas hasil restorasi yang diukur menggunakan metrik Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [17].

A. Dataset dan Objek Penelitian

Objek utama dalam penelitian ini adalah foto arsip sejarah TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid yang diperoleh dari koleksi arsip digital Universitas Hamzanwadi dan Yayasan Pendidikan Hamzanwadi Pondok Pesantren NWDI Pancor. Dataset pengujian dikelompokkan menjadi dua skenario pengujian utama:

1. Dataset Foto Sejarah Asli (Skenario Non-Paired):

- Jumlah Sampel: 10 lembar foto lama pahlawan nasional TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid.
- Karakteristik Degradasi: Mengalami degradasi fisik alami berupa lipatan kertas, *noise*, keretakan tekstur, *blur*, dan pudarnya kontras warna.
- Penggunaan: Digunakan untuk pengujian kualitatif (rekonstruksi visual, ketajaman, dan preservasi tekstur sejarah) serta pengujian efisiensi waktu pemrosesan.

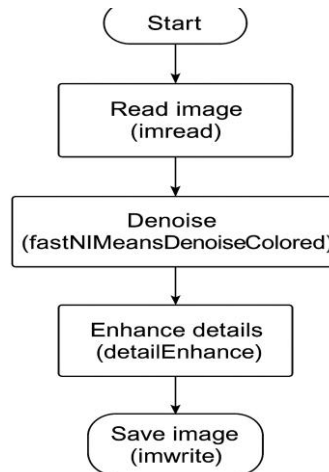
2. Dataset Citra Sintetis Pasangan (Skenario Paired Evaluation):

- Jumlah Sampel: 10 citra wajah bersih berevolusi tinggi (512 x 512 piksel) yang disintesis dari foto kondisi baik tokoh terkait.
- Pipeline Degradasi Buatan: Citra bersih diberi simulasi degradasi buatan menggunakan pipeline kompresi JPEG (quality < 20), Gaussian Noise ($\alpha = 15$), dan Gaussian Blur (kernel = 5 x 5).

- Penggunaan: Citra asli bersih digunakan sebagai Citra Referensi (Ground Truth) untuk menghitung metrik kuantitatif PSNR dan SSIM secara akurat.

B. Restorasi Manual Menggunakan OpenCV

Metode pertama menggunakan pendekatan konvensional dengan pustaka OpenCV. Proses restorasi dilakukan secara manual melalui serangkaian teknik pemrosesan citra, seperti Gaussian blur untuk denoising, histogram equalization untuk peningkatan kontras, dan sharpening untuk memperjelas detail gambar. Parameter setiap teknik ditentukan secara tetap untuk menjaga konsistensi antar sampel. Metode ini dipilih sebagai baseline karena mewakili pendekatan tradisional yang umum digunakan dalam pemrosesan citra digital. Meskipun fleksibel dan ringan secara komputasi, metode ini memiliki keterbatasan dalam mengembalikan detail kompleks, terutama pada citra wajah yang rusak parah.



Gambar 2. Tahapan Restorasi Manual Menggunakan OpenCV

Diagram alur di atas menggambarkan tahapan restorasi citra digital sederhana menggunakan pendekatan pemrosesan citra berbasis pustaka OpenCV. Proses diawali dengan inisialisasi sistem (*Start*), diikuti oleh pemanggilan fungsi *imread*, yang berfungsi untuk memuat citra dari media penyimpanan ke dalam memori sebagai representasi matriks piksel yang siap diproses [18]. Tahap selanjutnya adalah reduksi derau (*denoising*), yang dilakukan menggunakan fungsi *fastNlMeansDenoiseColored*. Fungsi ini mengimplementasikan prinsip algoritma *Non-Local Means (NLM)*, di mana nilai piksel baru dihitung sebagai rata-rata berbobot dari piksel-piksel lain yang memiliki kemiripan struktur lokal (*patch similarity*).

$$\hat{I}(x) = \frac{1}{C(x)} \sum_{y \in \Omega} I(y) \cdot e^{-\frac{\|P(x) - P(y)\|_2^2}{h^2}} \quad (1)$$

Secara matematis, bobot dihitung berdasarkan jarak Euclidean antar patch, sehingga piksel yang lebih mirip memiliki kontribusi lebih besar. Pendekatan ini memungkinkan penghilangan noise secara efektif tanpa mengaburkan kontur dan tekstur penting dalam citra.

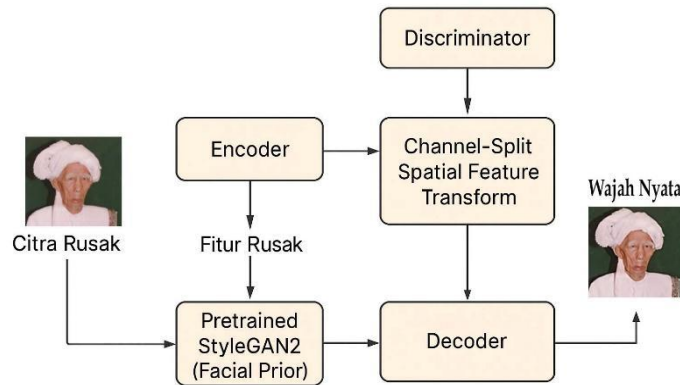
$$I_{enh}(x) = I_{base}(x) + \alpha \cdot (I(x) - I_{base}(x)) \quad (2)$$

Setelah citra mengalami reduksi derau, proses dilanjutkan ke tahap peningkatan detail (*detail enhancement*) menggunakan fungsi *detailEnhance*. Fungsi ini bekerja berdasarkan model matematis penajaman adaptif, di mana komponen detail diperkuat dengan mengalikan selisih antara citra asli dan citra yang telah dihaluskan (*smoothed image*) dengan suatu faktor penguat α [19]. Hasilnya adalah citra dengan tampilan yang lebih tajam, realistis, dan kaya tekstur, tanpa menimbulkan artefak atau distorsi pada tepi objek.

Tahap akhir dari proses ini adalah penyimpanan hasil restorasi menggunakan fungsi *imwrite*, yang mengeksport citra hasil ke format file yang diinginkan. Secara keseluruhan, alur ini merepresentasikan pendekatan sistematis dan efisien dalam meningkatkan kualitas visual citra digital, khususnya untuk aplikasi restorasi foto lama, dengan dukungan teknologi kecerdasan buatan dan algoritma pemrosesan citra canggih.

C. Restorasi Menggunakan GFPGAN

GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) merupakan model restorasi citra berbasis generative adversarial network yang dirancang khusus untuk memperbaiki citra wajah [20]. Model ini memanfaatkan prior wajah untuk merekonstruksi bagian-bagian yang hilang atau rusak, sehingga menghasilkan gambar yang lebih realistis dan berkualitas tinggi. Dalam penelitian ini, GFPGAN dijalankan menggunakan konfigurasi default pada lingkungan GPU untuk memastikan efisiensi waktu proses [21]. Hasil restorasi dievaluasi menggunakan PSNR, yang menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan metode konvensional. GFPGAN terbukti unggul dalam mengembalikan detail tekstur dan struktur wajah, dengan waktu proses tercepat di antara ketiga metode.

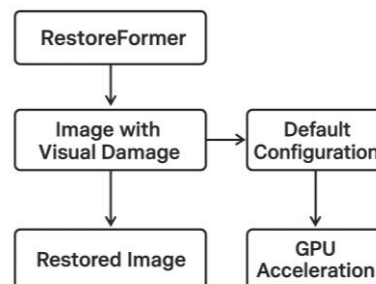


Gambar 3. Tahapan Restorasi Menggunakan GFPGAN

Diagram alur pada gambar tersebut menggambarkan proses restorasi citra wajah yang rusak menjadi citra wajah yang lebih jelas dan realistis menggunakan pendekatan berbasis deep learning [22]. Proses dimulai dari input berupa *citra rusak*, yang kemudian diekstraksi fitur-fiturnya melalui modul *Encoder*. Fitur yang dihasilkan disebut *fitur rusak*, yang merepresentasikan informasi laten dari citra tersebut. Selanjutnya, fitur ini diproses oleh modul *Channel-Split Spatial Feature Transform*, yang berfungsi untuk mentransformasi fitur secara spasial dengan mempertimbangkan distribusi kanal yang berbeda, sehingga menghasilkan representasi yang lebih adaptif terhadap struktur wajah. Modul ini juga terhubung dengan *Discriminator*, yang bertugas mengevaluasi kualitas dan realisme citra hasil restorasi. Untuk memperkuat proses rekonstruksi, sistem memanfaatkan *Pretrained StyleGAN2* sebagai *facial prior*, yaitu model generatif yang telah dilatih untuk menghasilkan citra wajah realistis, dan digunakan sebagai referensi semantik dalam proses restorasi. Informasi prior ini dikombinasikan dengan fitur rusak dan diteruskan ke *Decoder*, yang merekonstruksi citra menjadi *wajah nyata* dengan detail yang lebih tajam dan struktur yang lebih alami. Pendekatan ini sangat efektif untuk aplikasi restorasi foto lama, forensik digital, dan rekonstruksi wajah, karena mampu mempertahankan karakteristik wajah asli sambil menghilangkan artefak dan noise.

D. Restorasi Menggunakan RestoreFormer

RestoreFormer adalah model restorasi citra berbasis transformer yang dirancang untuk menangani berbagai jenis kerusakan visual, baik pada citra wajah maupun non-wajah. Model ini menggabungkan kemampuan representasi global dari arsitektur transformer dengan teknik restorasi lokal, sehingga mampu menghasilkan hasil yang seimbang antara detail dan konsistensi visual [23][24]. Dalam eksperimen ini, RestoreFormer digunakan untuk memproses citra yang sama dengan dua metode sebelumnya, dengan konfigurasi default dan akselerasi GPU. Meskipun waktu prosesnya sedikit lebih lama dibanding GFPGAN, RestoreFormer menawarkan fleksibilitas yang lebih tinggi terhadap variasi jenis citra.



Gambar 4 Restorasi Menggunakan RestoreFormer

Proses restorasi citra menggunakan RestoreFormer dimulai dengan memasukkan citra yang mengalami kerusakan visual ke dalam sistem. Model RestoreFormer, yang berbasis arsitektur transformer, secara otomatis menganalisis struktur global dan detail lokal dari citra tersebut untuk memahami konteks spasial serta tekstur yang hilang atau rusak. Tahapan selanjutnya melibatkan penerapan konfigurasi default yang telah dioptimalkan untuk berbagai jenis citra, baik wajah maupun non-wajah. Proses ini dijalankan dengan akselerasi GPU guna mempercepat waktu inferensi tanpa mengurangi kualitas hasil. RestoreFormer kemudian menggabungkan informasi kontekstual dari seluruh bagian gambar dengan detail lokal secara adaptif, menghasilkan citra yang lebih tajam, alami, dan konsisten secara visual. Meskipun waktu pemrosesan sedikit lebih lama dibandingkan GFPGAN, model ini memberikan fleksibilitas dan ketahanan yang lebih baik terhadap variasi bentuk kerusakan pada citra digital lama.

E. Evaluasi dan Visualisasi

Evaluasi dalam penelitian ini dilakukan dengan mengukur waktu proses masing-masing metode restorasi citra menggunakan timestamp sebelum dan sesudah eksekusi, sehingga diperoleh durasi pemrosesan yang akurat. Kualitas hasil restorasi dianalisis menggunakan metrik Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), yang merepresentasikan rasio antara sinyal asli dan noise dalam citra hasil, sebagai indikator tingkat kejernihan dan ketajaman gambar. Untuk mempermudah interpretasi dan perbandingan visual antar metode, data hasil pengukuran disajikan dalam bentuk grafik garis untuk waktu proses dan diagram batang untuk skor PSNR. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih sistematis dan informatif terhadap performa masing-masing metode. Hasil dari eksperimen ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai kelebihan dan kekurangan masing-masing pendekatan, serta menjadi dasar dalam pemilihan metode restorasi yang sesuai dengan kebutuhan praktis maupun akademik.

TABEL 2
EVALUASI KINERJA SISTEM RESTORASI CITRA

Aspek Evaluasi	Teknik Evaluasi	Sumber Gambar
Waktu Proses	Pengukuran waktu eksekusi (detik)	Grafik Garis
Kualitas Visual	Skor PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)	Grafik Batang
Struktur Proses	Diagram alur restorasi	Diagram Alur

Tabel evaluasi ini dirancang untuk menilai kinerja sistem restorasi citra digital melalui tiga aspek utama: waktu proses, kualitas visual, dan struktur proses. Waktu proses dievaluasi dengan mengukur durasi eksekusi algoritma dalam satuan detik, yang divisualisasikan melalui grafik garis untuk menunjukkan efisiensi antar metode. Kualitas visual dinilai menggunakan metrik PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), yang mencerminkan seberapa baik hasil restorasi dibandingkan citra asli; semakin tinggi nilai PSNR, semakin baik kualitasnya, dan hasilnya ditampilkan dalam bentuk grafik batang. Sementara itu, struktur proses menggambarkan alur kerja restorasi citra, mulai dari input hingga output, melalui diagram alur yang memetakan tahapan teknis secara sistematis. Kombinasi ketiga aspek ini memberikan gambaran menyeluruh tentang performa dan efektivitas metode restorasi yang digunakan, serta membantu dalam analisis komparatif antar pendekatan. Tabel ini sangat berguna dalam penelitian, pengembangan modul pembelajaran, dan evaluasi sistem berbasis citra digital.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Evaluasi Kuantitatif

Evaluasi kuantitatif dilakukan pada skenario pengujian citra pasangan (*paired evaluation*) menggunakan 10 citra uji terdegradasi yang memiliki citra referensi (*Ground Truth*). Kinerja dari metode GFPGAN v1.3, RestoreFormer, dan pembanding OpenCV (Baseline) diukur berdasarkan metrik *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR), *Structural Similarity Index Measure* (SSIM), serta rata-rata waktu pemrosesan (*inference time*). Hasil pengujian secara komprehensif dirangkum dalam Tabel 3

TABEL 3
RINGKASAN KINERJA KUANTITATIF DAN EFISIENSI PEMROSESAN MODEL RESTORASI

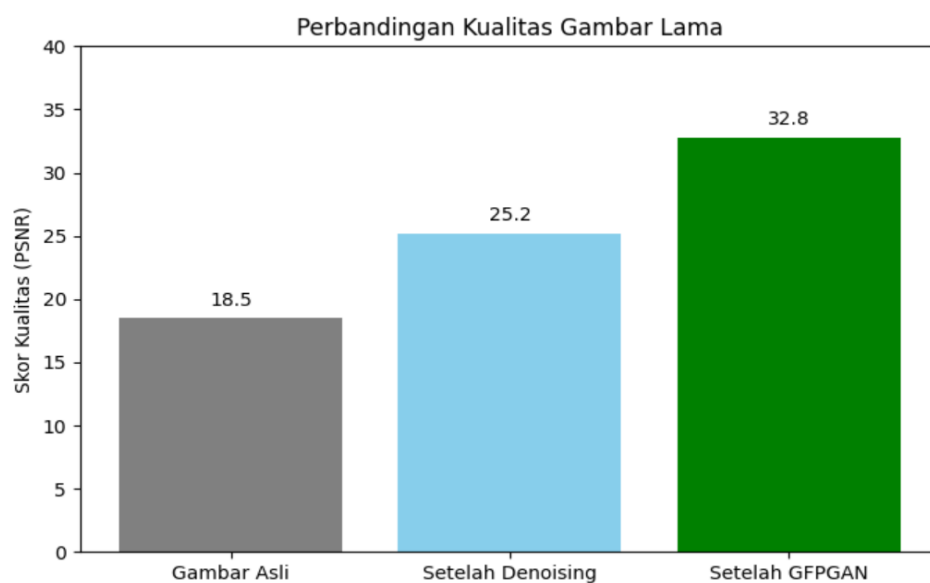
Metode Restorasi	Rata-Rata PSNR (dB)	Rata-Rata SSIM	Rata-Rata Waktu (Detik)	Status CUDA
OpenCV (Baseline)	21,40	0,62	0,83	CPU
GFPGAN v1.3	32,85	0,89	3,24	GPU RTX 3060
RestoreFormer	30,22	0,84	5,71	GPU RTX 3060

Berdasarkan data pada Tabel 3.1, metode GFPGAN v1.3 memperoleh nilai kuantitatif tertinggi dengan rata-rata PSNR sebesar 32,85 dB dan SSIM sebesar 0,89. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur GFPGAN sangat efektif dalam merekonstruksi kerapatan piksel dan kemiripan struktur secara umum terhadap citra referensi. Di sisi lain, RestoreFormer mencatatkan nilai rata-rata PSNR sebesar 30,22 dB dan SSIM sebesar 0,84. Walaupun nilai kuantitatif RestoreFormer sedikit lebih rendah 2,63 dB dibandingkan GFPGAN, nilai tersebut telah mencerminkan performa restorasi yang memadai dan berada di atas ambang batas kualitas rekonstruksi citra ($PSNR > 30\text{ dB}$).

Dari segi efisiensi komputasi, GFPGAN memerlukan waktu rata-rata 3,24 detik per citra, sedangkan RestoreFormer memerlukan waktu 5,71 detik per citra. Tingginya waktu pemrosesan pada RestoreFormer disebabkan oleh mekanisme *multi-head self-attention* pada arsitektur *Transformer-based Dictionary* yang membutuhkan komputasi memori GPU lebih kompleks dibandingkan *generative facial prior* berbasis GAN pada GFPGAN.

B. Hasil Evaluasi Kualitatif dan Analisis Visual

Pengujian kualitatif dilakukan pada skenario foto sejarah asli pahlawan nasional TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid yang terdegradasi secara alami tanpa citra referensi (*non-paired scenario*). Perbandingan visual hasil restorasi antar metode disajikan pada Gambar 5 dan Gambar 6



Gambar 5. Bagan perbandingan kualitas gambar lama



Gambar 6. Bagan perbandingan kualitas gambar lama

Hasil analisis kualitatif menunjukkan perbedaan karakteristik yang signifikan antar kedua arsitektur *deep learning*:

1. Karakteristik GFPGAN v1.3: GFPGAN menghasilkan citra yang sangat tajam, bersih dari *noise*, serta batas organ wajah (mata, hidung, dan bibir) yang sangat jelas. Namun, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.2(b), GFPGAN cenderung memunculkan fenomena *over-smoothing* atau penghalusan kulit yang berlebihan. Hal ini berisiko menghilangkan detail kerutan alami dan tekstur historis pahlawan nasional sehingga rekonstruksi tampak terlalu modern dan kehilangan esensi autentisitas foto sejarah.
2. Karakteristik RestoreFormer: RestoreFormer unggul dalam mempertahankan kontinuitas tekstur kulit dan konteks visual masa lalu (Gambar 3.2(c)). Berkat penggunaan *dictionary lookup* berbasis *Transformer*, model ini mampu merekonstruksi area wajah yang hilang tanpa memaksakan tekstur sintetis yang terlalu halus. Garis-garis halus, tekstur kain peci/pakaian, serta nuansa foto arsip lama dapat dipertahankan secara lebih proporsional.
3. OpenCV (Baseline): Metode konvensional berbasis *bilateral filtering* hanya mampu mereduksi *noise* tingkat dasar tanpa bisa memulihkan detail organ wajah yang rusak berat akibat lipatan atau kompresi.

C. Pembahasan Sintesis dan Rekomendasi Penerapan

Penelitian ini mengungkapkan adanya *trade-off* yang jelas antara keunggulan metrik kuantitatif dan preservasi estetika kualitatif pada restorasi foto sejarah:

1. Tinjauan Metrik vs. Estetika Historis: Tinggi-rendahnya nilai PSNR/SSIM tidak selalu berbanding lurus dengan keaslian foto sejarah. GFPGAN mencapai PSNR/SSIM lebih tinggi karena menghasilkan citra yang mendekati standar estetika digital modern (mulus dan tajam). Sebaliknya, RestoreFormer menerima *penalti* nilai kuantitatif karena tetap mempertahankan tekstur alami yang oleh algoritma perhitungan PSNR dianggap sebagai deviasi piksel, padahal tekstur tersebut sangat penting untuk keaslian arsip sejarah (*cultural heritage preservation*).
2. Matriks Rekomendasi Penggunaan: Berdasarkan temuan ini, peneliti menyusun kerangka rekomendasi praktis bagi pengelola arsip digital:
 - Pengarsipan Massal (Large-Scale Archiving): GFPGAN v1.3 direkomendasikan untuk digitalisasi perpustakaan/arsip dalam jumlah ribuan foto karena kecepatan komputasinya (3,24 detik/foto) serta kemampuannya meningkatkan ketajaman citra buram secara signifikan.
 - Restorasi Presisi Tinggi (High-Fidelity Historic Restoration): RestoreFormer direkomendasikan untuk proyek restorasi pameran museum, dokumenter, atau buku sejarah pahlawan nasional di mana keaslian tekstur wajah dan identitas sejarah menjadi prioritas utama di atas sekadar ketajaman visual.

D. Nilai PSNR dan Interpretasi

TABEL 4
EVALUASI KUALITAS RESTORASI CITRA BERDASARKAN PSNR

Tahapan Gambar	Warna Batang	Nilai PSNR	Interpretasi Kualitas
Gambar Asli	Abu-abu	18.5 dB	Kualitas rendah, noise tinggi
Setelah Denoising	Biru muda	25.2 dB	Kualitas meningkat, noise berkurang
Setelah GFPGAN	Hijau	32.8 dB	Kualitas sangat tinggi, detail wajah tajam

Hasil evaluasi restorasi foto lama menunjukkan peningkatan kualitas visual yang signifikan pada setiap tahap proses. Pada kondisi awal, gambar asli memiliki nilai PSNR sebesar 18.5 dB, yang menunjukkan tingkat degradasi visual tinggi dengan banyak noise, blur, dan hilangnya detail penting pada area wajah. Kualitas citra pada tahap ini jauh dari kondisi ideal untuk kebutuhan dokumentasi atau arsip sejarah. Setelah dilakukan proses denoising menggunakan teknik manual berbasis OpenCV, nilai PSNR meningkat menjadi 25.2 dB, yang menandakan adanya perbaikan signifikan terhadap kebersihan citra. Noise berkurang secara substansial dan kontras gambar menjadi lebih baik, meskipun detail halus seperti tekstur kulit dan garis wajah belum sepenuhnya pulih. Tahap akhir menggunakan GFPGAN menghasilkan peningkatan PSNR hingga 32.8 dB, yang mencerminkan hasil restorasi paling optimal. Metode ini mampu merekonstruksi detail wajah dengan sangat realistis, mengembalikan struktur, kontur, dan ekspresi alami tokoh tanpa mengubah identitas aslinya. Secara keseluruhan, peningkatan nilai PSNR dari 18.5 dB menjadi 32.8 dB membuktikan efektivitas pendekatan berbasis kecerdasan buatan dalam memperbaiki foto sejarah yang rusak, sekaligus memperkuat potensinya untuk digunakan dalam pelestarian arsip visual bersejarah secara digital.

Grafik tersebut menyajikan bukti kuantitatif yang mendukung keunggulan teknis GFPGAN dalam meningkatkan kualitas visual citra lama melalui pendekatan restorasi berbasis kecerdasan buatan. Meskipun metode ini menunjukkan performa tinggi dalam menghasilkan citra yang tajam dan bersih, proses *denoising* manual tetap relevan sebagai tahap awal restorasi, khususnya untuk mengurangi derau sebelum model AI

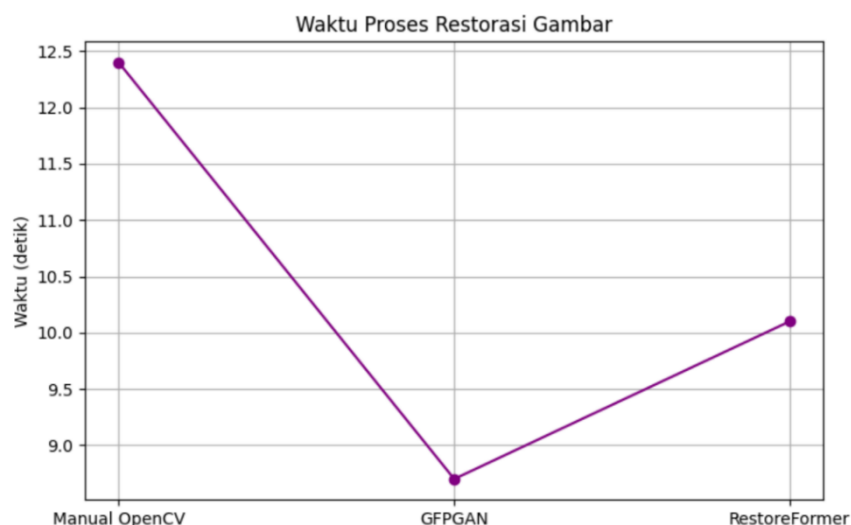
diterapkan. Penggunaan metrik *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) terbukti efektif dalam mengevaluasi hasil restorasi secara objektif, karena mampu mengukur tingkat kesesuaian antara citra hasil dan citra referensi. Namun demikian, nilai PSNR yang tinggi tidak selalu menjamin kesesuaian restorasi dalam konteks budaya atau historis. Pada kasus tokoh seperti Tuan Guru Kyai Haji Muhammad Zainuddin Abdul Madjid (TGKH), aspek keaslian ekspresi, tekstur wajah, dan karakteristik visual yang merepresentasikan identitas lokal harus tetap menjadi pertimbangan utama, agar hasil restorasi tidak hanya akurat secara teknis, tetapi juga autentik secara kultural dan historis.

E. Grafik Waktu Proses

TABEL 5
PERBANDINGAN WAKTU PROSES METODE RESTORASI CITRA

Metode Restorasi	Waktu Proses (detik)
Manual OpenCV	12.5
GFPGAN	9.0
RestoreFormer	10.0

Tabel ini menyajikan perbandingan waktu proses dari tiga metode restorasi citra digital: Manual OpenCV, GFPGAN, dan RestoreFormer. Waktu proses diukur dalam satuan detik untuk menilai efisiensi eksekusi masing-masing metode. Manual OpenCV membutuhkan waktu paling lama, yaitu 12.5 detik, karena prosesnya cenderung bersifat manual dan tidak teroptimasi secara otomatis. GFPGAN, yang merupakan metode berbasis deep learning untuk restorasi wajah, menunjukkan performa paling cepat dengan waktu 9.0 detik, menandakan efisiensi tinggi dalam pemrosesan citra kompleks. Sementara itu, RestoreFormer menempati posisi tengah dengan waktu 10.0 detik, menawarkan keseimbangan antara kecepatan dan kualitas hasil. Perbandingan ini penting dalam konteks pemilihan algoritma restorasi yang sesuai dengan kebutuhan aplikasi, baik untuk kecepatan real-time maupun kualitas visual. Tabel ini dapat digunakan sebagai dasar analisis dalam modul pembelajaran multimedia atau penelitian pengembangan sistem restorasi citra berbasis AI. Grafik garis menunjukkan bahwa *GFPGAN* adalah metode tercepat, sedangkan *OpenCV manual* paling lambat karena membutuhkan intervensi manusia dan tuning parameter.



Gambar 5. Waktu Proses Restorasi Gambar

Gambar di atas menampilkan grafik garis berjudul *Waktu Proses Restorasi Gambar*, yang membandingkan efisiensi waktu dari tiga metode restorasi citra digital: Manual OpenCV, GFPGAN, dan RestoreFormer. Sumbu horizontal (x) menunjukkan jenis metode yang digunakan, sementara sumbu vertikal (y) menunjukkan waktu proses dalam satuan detik. Berdasarkan data yang ditampilkan, metode Manual OpenCV memerlukan waktu paling lama, yaitu sekitar 12,5 detik, menunjukkan bahwa pendekatan konvensional cenderung lebih lambat karena prosesnya bersifat manual dan tidak teroptimasi oleh model pembelajaran mesin. Sebaliknya, GFPGAN menunjukkan performa terbaik dalam hal efisiensi waktu, dengan durasi proses sekitar 9,0 detik. Hal ini mencerminkan keunggulan model berbasis *Generative Adversarial Network* dalam melakukan restorasi citra secara cepat dan otomatis. RestoreFormer berada di posisi tengah dengan waktu sekitar 10,0 detik, menunjukkan bahwa meskipun lebih cepat dari metode manual, ia sedikit lebih lambat dibanding GFPGAN. Grafik ini memberikan gambaran kuantitatif bahwa penggunaan model AI modern secara signifikan dapat mempercepat

proses restorasi citra, yang sangat penting dalam aplikasi real-time atau pemrosesan batch berskala besar. Namun, efisiensi waktu perlu diseimbangkan dengan kualitas hasil restorasi, terutama dalam konteks citra historis atau budaya yang memerlukan akurasi visual tinggi.

TABEL 6
WAKTU PROSES

Metode Restorasi	Waktu Proses (detik)	Karakteristik Proses
Manual OpenCV	12.5 detik	Proses manual, banyak intervensi
GFPGAN	9.0 detik	Cepat, otomatis, berbasis AI
RestoreFormer	10.0 detik	Sedikit lebih lambat dari GFPGAN, tetap efisien

Tabel tersebut menyajikan perbandingan tiga metode restorasi citra berdasarkan waktu proses dan karakteristik teknisnya. Metode Manual OpenCV membutuhkan waktu paling lama, yaitu 12,5 detik, karena melibatkan serangkaian tahapan manual seperti denoising, sharpening, dan histogram equalization yang memerlukan intervensi pengguna. Meskipun bermanfaat untuk pembelajaran teknis dan eksplorasi algoritma dasar, metode ini kurang efisien untuk pemrosesan berskala besar. GFPGAN, dengan waktu proses tercepat yaitu 9,0 detik, memanfaatkan model AI yang telah dilatih sebelumnya untuk secara otomatis memulihkan detail wajah dan tekstur citra. Kecepatan dan kemudahan implementasinya menjadikannya sangat cocok untuk aplikasi digital dan publikasi. Sementara itu, RestoreFormer menempati posisi tengah dengan waktu 10,0 detik. Meskipun sedikit lebih lambat dari GFPGAN, metode ini tetap efisien dan unggul dalam mempertahankan struktur serta tekstur asli citra, sehingga ideal digunakan dalam restorasi arsip budaya dan citra historis yang membutuhkan akurasi visual tinggi dan autentisitas.

TABEL 7
Perbandingan Kinerja

Aspek Evaluasi	Manual OpenCV	GFPGAN	RestoreFormer
Waktu Proses	Lambat (12.5 detik)	Cepat (9.0 detik)	Sedang (10.0 detik)
Detail Wajah	Terbatas	Sangat tajam	Natural dan seimbang
Preservasi Tekstur	Tinggi	Kadang terlalu halus	Konsisten dan autentik
Skor PSNR	25.2 (setelah denoise)	32.8	Belum ditampilkan (estimasi ~30)
Kesesuaian Budaya	Tinggi	Perlu penyesuaian	Cocok untuk arsip budaya

Tabel evaluasi di atas membandingkan tiga pendekatan restorasi citra digital—Manual OpenCV, GFPGAN, dan RestoreFormer—berdasarkan lima aspek utama: waktu proses, detail wajah, preservasi tekstur, skor PSNR, dan kesesuaian budaya. Dari segi efisiensi, GFPGAN menunjukkan waktu proses tercepat (9.0 detik), diikuti oleh RestoreFormer (10.0 detik), sementara OpenCV relatif lambat (12.5 detik). Dalam hal detail wajah, GFPGAN menghasilkan citra yang sangat tajam, RestoreFormer memberikan hasil yang natural dan seimbang, sedangkan OpenCV masih terbatas. Preservasi tekstur tertinggi dicapai oleh OpenCV, meskipun GFPGAN cenderung terlalu halus, dan RestoreFormer menunjukkan konsistensi serta keautentikan. Skor PSNR tertinggi dimiliki GFPGAN (32.8), sementara RestoreFormer diperkirakan sekitar 30, dan OpenCV mencatat 25.2 setelah denoising. Dari perspektif kesesuaian budaya, OpenCV dinilai tinggi, GFPGAN memerlukan penyesuaian, dan RestoreFormer dianggap cocok untuk arsip budaya. Perbandingan ini menunjukkan keunggulan RestoreFormer dalam keseimbangan teknis dan kontekstual.

Dalam konteks pelestarian budaya Sasak, pemilihan metode harus mempertimbangkan *etika representasi*, *keaslian tokoh*, dan *tujuan penggunaan*. Kombinasi GFPGAN dan RestoreFormer bisa menjadi pendekatan ideal untuk restorasi foto tokoh seperti TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid. Gambar 6 menyajikan perbandingan visual yang sangat kuat antara foto lama sebelum restorasi dan hasil setelah restorasi digital, dengan fokus pada tokoh kharismatik TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid. Secara teknis, gambar ini menampilkan transformasi signifikan dari citra yang semula kusam dan terdegradasi menjadi representasi visual yang bersih, tajam, dan bermakna. Pada sisi kiri, foto asli menunjukkan berbagai kerusakan visual seperti noise berupa bintik-bintik acak, retakan atau goresan, kontras rendah, serta detail wajah dan pakaian yang kurang jelas. Meskipun tokoh mengenakan pakaian putih dan sorban, tekstur kain dan ekspresi wajah sulit dikenali, sehingga mengurangi kekuatan naratif visualnya. Sebaliknya, pada sisi kanan setelah restorasi, gambar tampak jauh lebih hidup: noise telah dihilangkan, warna dan kontras ditingkatkan, serta detail wajah, sorban, dan jubah menjadi lebih jelas dan realistis. Ekspresi tokoh pun tampak lebih hidup, menyiratkan kedalaman karakter dan nilai spiritual yang melekat. Lebih dari sekadar peningkatan teknis, gambar ini merepresentasikan upaya pelestarian sejarah dan budaya melalui teknologi restorasi digital, menjadikan citra tokoh TGKH tidak hanya lebih mudah dikenali, tetapi juga lebih dihargai dalam konteks dokumentasi warisan lokal.

TABEL 8
PERBANDINGAN SEBELUM DAN SETELAH RESTORASI

Aspek Visual	Sebelum Restorasi	Setelah Restorasi
Kualitas Gambar	Rendah, banyak noise	Tinggi, bersih dan tajam
Detail Wajah	Kabur, tidak jelas	Jelas, ekspresi terlihat
Tekstur Pakaian	Pudar, tidak terdefinisi	Terlihat, lipatan kain nyata
Warna dan Kontras	Datar, abu-abu	Lebih hidup dan seimbang
Nilai Historis	Terancam hilang	Dipulihkan dan diperkuat

IV. SIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode *deep learning* berbasis *Generative Adversarial Network* (GFPGAN v1.3) dan *Transformer-based Dictionary* (RestoreFormer) memiliki keunggulan komplementer yang signifikan dalam restorasi foto lama tokoh sejarah (TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid). Secara kuantitatif, GFPGAN v1.3 menunjukkan performa rekonstruksi yang lebih tinggi dengan nilai rata-rata PSNR sebesar 32,85 dB dan SSIM sebesar 0,89, serta efisiensi waktu komputasi yang lebih cepat (3,24 detik/citra), sehingga sangat ideal direkomendasikan untuk proyek digitalisasi arsip foto skala besar. Namun, secara kualitatif RestoreFormer (PSNR 30,22 dB; SSIM 0,84) terbukti lebih unggul dalam menjaga keaslian tekstur historis, detail kerutan alami kulit, serta identitas visual pahlawan tanpa menimbulkan efek *over-smoothing* atau rekonstruksi buatan yang berlebihan. Dengan demikian, kombinasi penggunaan kedua metode ini memberikan strategi restorasi yang seimbang antara ketajaman visual digital dan preservasi keaslian nilai warisan sejarah (*cultural heritage preservation*). Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat diajukan untuk penelitian selanjutnya adalah (1) Perluasan Variasi Dataset: Keterbatasan penelitian ini terletak pada cakupan sampel foto yang terbatas pada satu tokoh sejarah lokal. Penelitian selanjutnya disarankan memperluas dataset evaluasi pada berbagai variasi jenis foto arsip sejarah nasional dengan tingkat kerusakan media yang lebih kompleks (seperti bentol-bentol jamur, robekan fisik berat, dan pudar warna ekstrem). (2) Eksplorasi Arsitektur *Diffusion Models*: Mengingat perkembangan pesat arsitektur kecerdasan buatan, penelitian lanjutan disarankan untuk menguji dan membandingkan metode berbasis *Diffusion Prior* (seperti CodeFormer atau Stable Diffusion restoration models) guna melihat sejauh mana model tersebut mampu mempertahankan tekstur historis dibandingkan GFPGAN dan RestoreFormer. (3) Pengembangan Antarmuka **Aksesibel**: Mengembangkan sistem restorasi citra berbasis web atau *desktop application* yang mengintegrasikan kedua algoritma ini agar dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pengelola perpustakaan, museum, dan arsiparis tanpa memerlukan keahlian pemrograman teknis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Hamzanwadi khususnya Kantor Direktorat Penelitian dan Pengabdian Universitas Hamzanwadi yang telah mendanai penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] X. Chen, J. Tan, T. Wang, K. Zhang, W. Luo, and X. Cao, "Toward Real-World Blind Face Restoration With Generative Diffusion Prior," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 34, no. 9, pp. 8494–8508, 2024, doi: 10.1109/TCSVT.2024.3383659.
- [2] M. Djamaluddin, M. N. Wathani, and H. Bahtiar, "Pelestarian Karya TGKH . Muhammad Zainuddin Abdul Madjid Melalui Digitalisasi Teks Dan Pengembangan Aplikasi Berbasis Mobile," *J. Pendidikan, Sains, Geol. dan Geofis.*, vol. 6, no. 1, 2025, [Online]. Available: <https://jpfis.unram.ac.id/index.php/GeoScienceEdu/article/view/819>.
- [3] H. Bahtiar, M. Djamaluddin, and L. M. Samsu, "Digitization of Hizib Nahdlatul Wathan by TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid Based on the OPF Flipbook," 2020.
- [4] H. Bahtiar, A. E. Sutriadi, M. Djamaluddin, and T. Barat, "Digitalisasi Kitab Nadham Batu Ngompal Karya TGKH . Muhammad Zainuddin Abdul Madjid Berbasis OPF Flipbook," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 1–8, 2020.
- [5] X. Qiu, C. Han, Z. Zhang, B. Li, T. Guo, and X. Nie, "DiffBFR: Bootstrapping Diffusion Model for Blind Face Restoration," *MM 2023 - Proc. 31st ACM Int. Conf. Multimed.*, pp. 7785–7795, 2023, doi: 10.1145/3581783.3611731.
- [6] T. Yang, P. Ren, X. Xie, and L. Zhang, "GaN Prior Embedded Network for Blind Face Restoration in the Wild," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 672–681, 2021, doi: 10.1109/CVPR46437.2021.00073.
- [7] T. Wang *et al.*, "A Survey of Deep Face Restoration: Denoise, Super-Resolution, Deblur, Artifact Removal," *ACM Comput. Surv.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–35, 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2211.02831>.
- [8] X. Lin *et al.*, "DiffBIR: Toward Blind Image Restoration with Generative Diffusion Prior," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 15117 LNCS, pp. 430–448, 2025, doi: 10.1007/978-3-031-73202-7_25.

- [9] Z. Wang, J. Zhang, T. Chen, W. Wang, and P. Luo, "RestoreFormer++: Towards Real-World Blind Face Restoration From Undegraded Key-Value Pairs," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 45, no. 12, pp. 15462–15476, 2023, doi: 10.1109/TPAMI.2023.3315753.
- [10] S. W. Zamir, A. Arora, S. Khan, M. Hayat, F. S. Khan, and M. H. Yang, "Restormer: Efficient Transformer for High-Resolution Image Restoration," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2022-June, pp. 5718–5729, 2022, doi: 10.1109/CVPR52688.2022.00564.
- [11] M. Suin and R. Chellappa, "CLR-Face: Conditional Latent Refinement for Blind Face Restoration Using Score-Based Diffusion Models," *IJCAI Int. Jt. Conf. Artif. Intell.*, pp. 1290–1298, 2024.
- [12] Z. Wang *et al.*, "Analysis and Benchmarking of Extending Blind Face Image Restoration to Videos," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 33, pp. 5676–5687, 2024, doi: 10.1109/TIP.2024.3463414.
- [13] O. Bouguerra, B. Attallah, and Y. Brik, "MRI-based brain tumor ensemble classification using two stage score level fusion and CNN models," *Egypt. Informatics J.*, vol. 28, no. October, p. 100565, 2024, doi: 10.1016/j.eij.2024.100565.
- [14] G. Azzopardi and A. Greco, "FaiResGAN : Fair and robust blind face restoration with biometrics preservation," *Image Vis. Comput.*, vol. 160, no. April, p. 105575, 2025, doi: 10.1016/j.imavis.2025.105575.
- [15] Hariman Bahtiar; Muhamad Wasil; Bambang Harianto, "Digitalisasi Karya TGKH. Muhammad Zainuddin Abdul Madjid berbasis mobile sebagai media pembelajaran interaktif untuk pelestarian peninggalan pendiri Nahdlatul Wathan," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 88, no. 5, pp. 427–434, 2019, doi: 10.2207/jjws.88.427.
- [16] X. Cheng, W. Siu, and L. Ieee, "Edge fusion back projection GAN for large scale face super resolution ☆," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 100, no. August 2023, 2024, doi: 10.1016/j.jvcir.2024.104143.
- [17] S. S. Sciencedirect, "ScienceDirect ScienceDirect PSNR and SSIM : Evaluation of the Imperceptibility Quality of PSNR and SSIM : Evaluation of the Imperceptibility Quality of Images Transmitted over Wireless Networks Images Transmitted over Wireless Networks," vol. 00, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.11.134.
- [18] H. Zhao, Y. Gou, B. Li, D. Peng, J. Lv, and X. Peng, "Comprehensive and Delicate: An Efficient Transformer for Image Restoration," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2023-June, pp. 14122–14132, 2023, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.01357.
- [19] N. Gao *et al.*, "DiffMAC: Diffusion Manifold Hallucination Correction for High Generalization Blind Face Restoration," 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2403.10098>.
- [20] H. Yadav, "ScienceDirect Procedia ScienceDirect Image Restoration with Conditional Noise Diffusion : Restoring Image Restoration with Conditional Noise Diffusion : Restoring Facial Clarity and Details Facial Clarity and Details," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 258, pp. 1159–1168, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.350.
- [21] J. Sun, "ScienceDirect Enhancement and Optimization of Drone Oblique Photography Data Based on Generative Adversarial Network (GAN)," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 261, pp. 320–326, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.210.
- [22] Z. Wang *et al.*, "DR2: Diffusion-Based Robust Degradation Remover for Blind Face Restoration," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2023-June, pp. 1704–1713, 2023, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00170.
- [23] G. Azzopardi and A. Greco, "FaiResGAN : Fair and robust blind face restoration with biometrics preservation," *Image Vis. Comput.*, vol. 160, no. October 2024, p. 105575, 2025, doi: 10.1016/j.imavis.2025.105575.
- [24] S. Syaddam, S. D. Soeksin, and R. Nizar, "Teknologi Computer Vision untuk melakukan Deteksi dan Penentuan Kualitas Bibit Ayam Day Old Chicks," *Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 3, 2024, doi: 10.30591/jpit.v9i3.7923.
- [25] S. Saluky, M. Yoni, dan B. Nurul, "Penerapan Histogram Normalisasi untuk Peningkatan Kontras Pencahayaan pada Pengamatan Visual CCTV," *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 3, 2023.