



JURNAL TEKNIKA

ISSN: 0854-3143

e-ISSN: 2622-3481

Journal homepage: <http://jurnal.polsri.ac.id/index.php/teknika>

Journal Email: teknika@polsri.ac.id

TEKNIKA

Penerapan *Generative Adversarial Network* Pada Footage Forensik Digital

Ridha Putri¹, Muhammad Fauzan Azima*², Rionaldi Ali³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya; Jl Zainal Abidin Pagar Alam No. 93 Gedong Meneng, Bandar Lampung, 35142 Telp.0721-787214 /0721-700261

*Email Korespondensi : mfauzanazima@darmajaya.ac.id

Abstrak

Footage dalam dunia forensik digital selalu datang dalam keadaan tidak bagus seperti buram, kualitas rendah, bahkan tidak jelas. Padahal dalam forensik digital yang di butuhkan adalah informasi dan kejelasan dari bukti tersebut. Terdapat kebutuhan mendesak dari bidang forensik yang seringkali memerlukan citra digital yang berkualitas tinggi, terutama dalam situasi di mana terdapat suatu kejahatan dengan barang bukti jejak digital contohnya berupa citra digital. Dengan menggunakan GANs memiliki kemampuan untuk merekonstruksi citra dari kualitas rendah menjadi berkualitas tinggi, cocok untuk mengatasi masalah dalam forensik digital seperti Gaussian blur, citra berkualitas rendah, buram, dan pixelated. Peningkatan kualitas citra, terutama pada wajah, memperjelas objek dan subjek dalam citra, memudahkan proses identifikasi dalam penyelidikan forensik. GANs juga dapat merekonstruksi lingkungan sekitar citra dengan baik. Seluruh ukuran citra dapat direstorasi menggunakan GANs. Penelitian menetapkan faktor skala tinggi (2x2 dan 4x4) untuk memperbesar citra, meningkatkan resolusi secara signifikan. Diperlukan studi lebih lanjut untuk memperluas cakupan GFPGAN, seperti restorasi citra non-wajah dan pemulihan citra dalam konteks lainnya. Gunakan perangkat keras yang memiliki ruang penyimpanan besar untuk mempercepat proses rekonstruksi.

Kata kunci—Forensik Digital, Kualitas citra, GANs, Rekonstruksi citra, Gaussian blur, Environment reconstruction, GFPGAN.

Abstract

Footage in the world of digital forensics always comes in poor condition, such as blurry, low quality, or even unclear. However, what is needed in digital forensics is the information and clarity of the evidence. There is an urgent need in the field of forensics, which often requires high-quality digital images, especially in situations where there is a crime involving digital evidence traces, for example, digital images. Using GANs has the ability to reconstruct images from low quality to high quality, suitable for addressing issues in digital forensics such as Gaussian blur, low-quality images, blurriness, and pixelation. Improving image quality, especially on faces, clarifies objects and subjects in the image, facilitating the identification process in forensic

investigations. GANs can also reconstruct the surrounding environment of the image effectively. All image sizes can be restored using GANs. Research establishes high-scale factors (2x2 and 4x4) to enlarge images, significantly increasing resolution. Further studies are needed to expand the scope of GFPGAN, such as non-facial image restoration and image recovery in other contexts. Use hardware with large storage space to speed up the reconstruction process.

Keywords— Digital forensics, Footage quality, GANs, Image reconstruction, Gaussian blur, Environment reconstruction, GFPGAN.

1. PENDAHULUAN

Forensik digital sangat bergantung pada barang bukti berupa file-file digital yang dihasilkan dari berbagai perangkat elektronik yang memiliki kemampuan menyimpan. Informasi-informasi yang ada pada barang bukti digital tersebut diperlukan sebagai pembuktian mengenai terjadi atau tidaknya suatu tindakan kejahatan oleh pelaku kejahatan[1][2][3][4].

File-file yang dihasilkan biasanya berupa rekaman audio, citra digital, maupun video yang biasanya datang dalam kondisi yang tidak begitu jelas. Hal ini merupakan sifat alamiah (*nature*) dari rekaman-rekaman footage di lokasi kejadian perkara.

Citra digital berkualitas rendah merupakan masalah umum dalam forensik digital. Hal ini disebabkan oleh berbagai faktor, seperti sumber rekaman yang berkualitas rendah, jarak fisik dari objek, penggunaan zoom maksimal, dan penempatan CCTV yang tidak fokus pada area tertentu[5].

Kualitas citra digital yang rendah dapat menyulitkan analisis dan identifikasi subjek atau objek. Hal ini dapat menghambat penyelidikan kriminal dan forensik digital. Oleh karena itu, diperlukan sistem perbaikan citra digital pada forensik yang mampu meningkatkan kualitas citra forensik digital dengan signifikan[6].

Generative Adversarial Networks (GANs) adalah sebuah teknik pembelajaran mesin yang telah menarik banyak perhatian dalam beberapa tahun terakhir[7]. GANs terdiri dari dua jaringan, yaitu jaringan *generator* dan jaringan *diskriminator*, yang bekerja bersama untuk menghasilkan data yang lebih baik. Metode GANs memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode lainnya selain menghasilkan citra berkualitas tinggi. GANs juga mampu dalam berbagai tugas pemulihan citra dengan hasil bervariasi [8], [9], [10].

Penerapan GANs dalam konteks meningkatkan kualitas citra forensik digital menjadi suatu solusi yang menjanjikan dalam mengatasi isu kualitas rendah pada citra digital forensik. Dengan menggunakan GANs, kita memiliki kemampuan untuk meningkatkan kualitas citra digital, yang pada saat diperlukan dapat sangat membantu dalam penyelidikan kriminal, termasuk dalam penyelidikan kejahatan, pemulihan bukti digital, analisis dan identifikasi subjek atau objek dalam citra pada forensik digital [11], [12].

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam pembuatan Penerapan *Generative Adversarial Network* Pada *Footage* Forensik Digital adalah sebagai berikut.

2.1 Studi Literature

Studi ini berfokus pada analisa citra digital yang diambil dari rekaman CCTV kasus pencurian, khususnya pada bagian wajah dan detail yang mengalami kerusakan akibat Gaussian Blur. Dengan memadukan data visual dan pengetahuan dari sumber tertulis, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang bermakna.

2.2 Perancangan Sistem

Sistem yang akan dibuat akan bekerja berdasarkan citra digital dengan inputan citra berkualitas rendah. Citra berkualitas rendah ini dapat berupa citra dari kamera CCTV atau citra lainnya yang memiliki resolusi rendah atau terdistorsi[13].

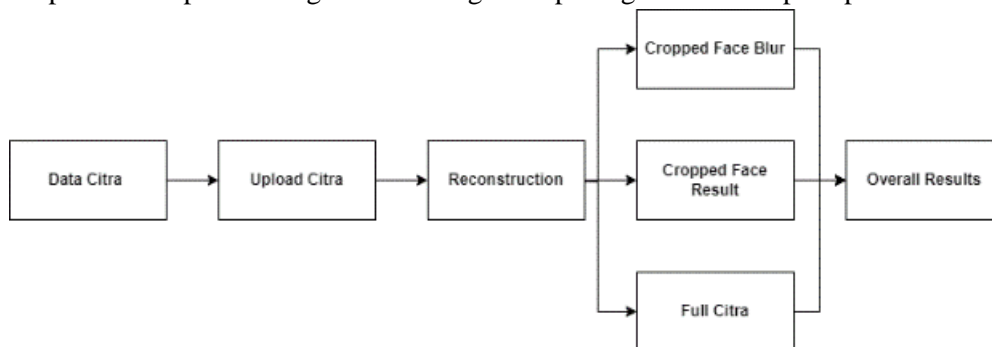
Pertama diperlukan pengumpulan data dari berbagai sumber untuk digunakan dalam penelitian ini berdasarkan kesamaan kerusakan citra dari forensik digital. Data tersebut terdiri dari kasus pencurian yang terekam CCTV, serta beberapa citra buram lainnya yang dapat membantu forensik digital dalam identifikasi pelaku kejahatan atau pencarian orang hilang.

Pada sistem perbaikan citra ini dapat menerima inputan satu citra atau dapat menerima seluruh folder, output hasil akan disimpan dalam folder yang ditentukan oleh pengguna. Program tidak hanya fokus pada bagian wajah saja namun juga pada lingkungan sekitar (*environment*) citra untuk hal tersebut diperlukan alat *upsampler* yang dapat membantu dalam meningkatkan kualitas lingkungan sekitar (*environment*) pada citra wajah yang dipulihkan[14].

Selanjutnya akan dicari model GANs yang sudah di training oleh peneliti terdahulu dengan versi GAN dan skala faktor lainnya menyesuaikan kebutuhan sistem, model akan digunakan untuk kemudian menghasilkan citra wajah berkualitas tinggi dari citra wajah berkualitas rendah. Hasil dari rekonstruksi akan masuk ke folder output yang ditentukan oleh pengguna[15].

2.3 Implementasi pada Footage Forensik Digital

Implementasi pada footage forensik digital dapat digambarkan seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Rancangan Implementasi

Rancangan implementasi pada sistem ini menggambarkan penggunaan citra yang memiliki kualitas rendah sebagai input awal. Selanjutnya, citra tersebut akan diunggah dan mengalami pemrosesan di dalam program yang dijalankan sesuai dengan kode yang telah dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python. Output yang dihasilkan dari eksekusi kode tersebut akan memperlihatkan perbaikan dalam kualitas citra yang telah direkonstruksi, hasil perbaikan citra dibagi menjadi 3 yaitu: citra dengan bagian wajah saja, citra bagian wajah setelah direkonstruksi, terakhir citra semula dengan bagian penuh yang sudah direkonstruksi. Keseluruhan citra hasil rekonstruksi dapat menjadi satu folder dan di simpan oleh pengguna.

2.4 Pengujian

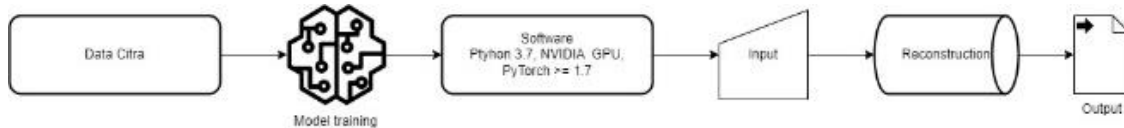
Pengujian tetap dilakukan untuk memastikan bahwa model GFPGAN dapat bekerja dengan baik pada data penelitian, meskipun model tersebut telah dilatih pada dataset yang besar. Pengukuran kinerja juga diperlukan untuk memantau perkembangan kinerja model.

2.5 Analisa Hasil

Hasil dari peningkatan kualitas citra digital dievaluasi dan dianalisis. Ini dapat mencakup perbandingan citra digital sebelum dan sesudah, serta evaluasi apakah peningkatan kualitas memberikan manfaat dalam analisis forensik digital.

2.6 Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem pada penelitian ini mengikuti serangkaian langkah langkah yang terstruktur. Flowchart di bawah ini memberikan gambaran tentang bagaimana penelitian ini akan dilaksanakan, dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Arsitektur sistem

Arsitektur sistem yang akan dirancang dimulai dengan menyiapkan dataset atau citra *low quality* sebagai inputan awal, lalu menyiapkan model yang cocok pada penelitian. Tahap selanjutnya adalah penginstalan *software* menyesuaikan kebutuhan model yaitu python 3.7, NVIDIA GPU, Pytorch ≥ 1.7 . Citra tersebut akan mengalami proses di dalam program yang dijalankan sesuai dengan kode yang telah dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python. Kemudian dilakukan rekonstruksi Output yang dihasilkan dari eksekusi kode tersebut akan memperlihatkan perbaikan dalam kualitas citra yang telah direkonstruksi [16][17][18].

Dengan demikian, sistem ini berfokus pada pengolahan citra yang awalnya memiliki kualitas rendah, namun melalui serangkaian operasi di dalam program, menghasilkan peningkatan visual pada citra sebagai output akhir [11].

2.7 Algoritma

Fungsi *Loss* untuk melatih jaringan *generator* dan *discriminator* secara bersamaan, digunakan *adversarial loss* yang merupakan fungsi loss utama dari metode GAN [19]. *Discriminator* D dilatih untuk memaksimalkan probabilitas untuk menentukan label yang benar untuk data asli maupun data hasil *generator* G, sedangkan *generator* G dilatih untuk meminimalisasi $\log(1 - D(G(x)))$ dengan $D(x)$ merupakan probabilitas data x merupakan citra asli. Z mempresentasikan citra beresolusi rendah dan $G(z)$ hasil rekonstruksi. Secara matematis fungsi adversarial loss adalah sebagai berikut:

$$\min_C \max_D E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_Z(z)} [\log(1 - D(G(x)))] \quad (1)$$

Formulasi tersebut memungkinkan *generator* untuk menghasilkan citra yang mirip dengan citra asli dan sulit untuk dibedakan oleh *discriminator*, dan untuk meningkatkan kualitas citra hasil rekonstruksi, digunakan fungsi *loss* tambahan yaitu *pixel-wise loss*, *feature-wise loss* dan *PSNR loss*.

Pixel-wise Loss. Untuk membuat nilai piksel citra hasil rekonstruksi menjadi mirip dengan *ground truth*, dihitung kemiripan antara nilai piksel citra hasil rekonstruksi dengan citra aslinya. Jika $\{z_t, i = 1..N\}$ merupakan citra beresolusi rendah dan $\{z_t, i = 1..N\}$ merupakan *ground-truth*, maka kemiripan dihitung dengan:

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \sqrt{(G(z_t) - x_t)^2} \quad (2)$$

Feature-wise Loss. Untuk memperoleh hasil yang lebih realistis, dihitung jarak antara fitur dari citra hasil. Fitur citra didapatkan dari hasil fungsi aktivasi layer konvolusi ke-5 jaringan *discriminator*, fitur tersebut mempresentasikan abstraksi informasi struktural dari suatu citra. Berbeda dengan *feature matching* [16]. Jarak fitur diukur menggunakan *L2 distance* sebagaimana yang digunakan pada formulasi diatas, didefinisikan sebagai:

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \sqrt{\phi_{\theta}(G(z_t)) - \phi_{\theta}(x_t)}^2 \quad (3)$$

Dengan $\phi_{\theta}(x)$ merupakan fitur yang di ekstraksi dari x . formulasi tersebut akan membuat citra hasil rekonstruksi memiliki fitur yang mirip dengan fitur citra asli. *PSNR Loss*. untuk mencegah *noise* pada citra hasil rekonstruksi, digunakan *PSNR loss* yang didefinisikan sebagai:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{k=0}^{n-1} [G(z_t)_{(jx)} - x_{1(jx)}]^2 \quad (4)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_i^2}{MSE} \right) \quad (5)$$

Dengan m dan n adalah lebar dan tinggi citra, dan MAX , adalah nilai pixel maksimum. *Generator* dilatih untuk memaksimalkan nilai PSNR.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan citra kualitas tinggi, rekonstruksi dari kerusakan citra seperti berkualitas rendah, *Gaussian Blur* dan *pixelate* untuk digunakan dalam kebutuhan Forensik Digital.

3.1 Hasil Perancangan Sistem

Berikut hasil dari Penerapan *Generative Adversarial Network* pada *Footage* Forensik Digital pada tahap ini akan ditampilkan hasil dari rekonstruksi citra yang *low quality* menjadi *high quality* adapun hasil citra dibagi menjadi 2 yaitu citra yang secara terpotong bagian wajah dan hasil citra secara keseluruhan citra. Adapun dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Fokus Wajah

Berikut ini merupakan gambar sebagai inputan dalam pengujian menggunakan metode Gans. Adapun gambar inputan awal dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Inputan Awal

Berikut ini merupakan gambar sebagai inputan dalam pengujian menggunakan metode Gans. Adapun gambar inputan awal dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Inputan Hasil

Sample citra yang tampil pada gambar 2.4 yaitu kasus pencurian yang terekam CCTV pada sebuah toko. Citra tersebut memiliki nilai pixel awal 334x204 berukuran 123.1kb dari ukuran tersebut saat di *zoom* akan menghasilkan citra yang buram/tidak jelas maka dilakukan rekontruksi sehingga menghasilkan citra:

1. *Crop blur*: 512x512 berukuran 123.1kb.
2. *Crop reconstruction*: 512x512 berukuran 385kb.
3. Inputan seluruh citra (lingkungan sekitar, *non-face*) setelah direkontruksi berukuran 668x406 berukuran 438.9kb.

3.2 Cara Kerja Sistem

Dalam langkah pertama perancangan sistem, telah dilakukan pengumpulan data berupa citra forensik digital yang akan dijadikan sampel. Pada penelitian ini peneliti menggunakan Google Colab sebagai Tools pembuatan sistem. Sebelum memulai dilakukan Penginstalan *software* yang dibutuhkan yaitu Python 3, GPU, Kemudian mengkloning repositori, menyiapkan lingkungan (menginstal library, menginstal software yang diperlukan, konfigurasi editor kode), dan mengunduh model terlatih.

Selanjutnya dilakukan Upload Citra yaitu citra yang berkualitas rendah/buram. Inputan akan dimasukkan kedalam folder GFPGAN pada bagian input.

Jika citra yang ingin direkonstruksi hanya satu maka langsung saja unggah citra tersebut, namun jika menginginkan unggah folder maka diperlukan menghubungkan Google colab dengan Drive pastikan seluruh gambar yang ingin direkonstruksi berada pada drive, setelah terhubung tarik folder dari drive pindahkan ke 'input' folder GFPGAN, ganti bagian 'inputs/upload' menyesuaikan nama folder yang sudah dimasukan dan jalankan kode pemrograman selanjutnya.

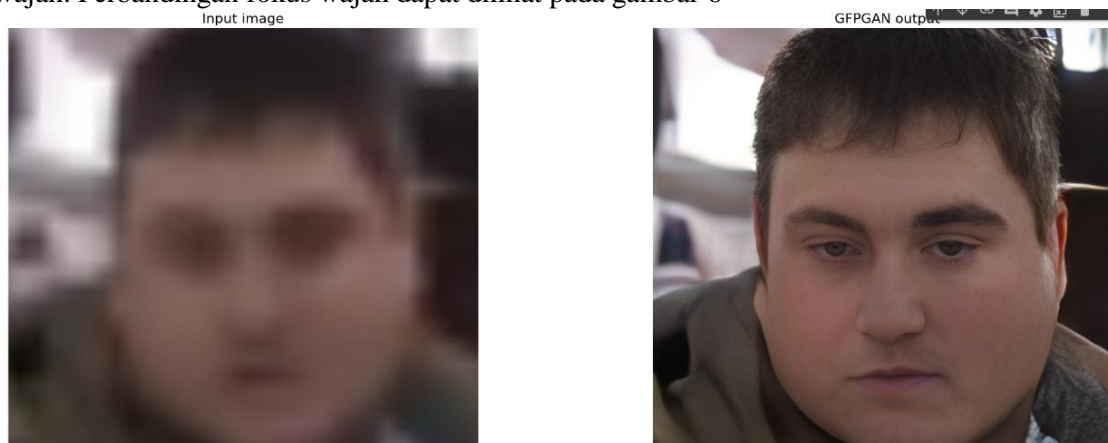
Tahap selanjutnya dalam penelitian ini memerlukan penggunaan model untuk meningkatkan resolusi citra. Pemilihan model dilakukan berdasarkan versi GANs yang dapat menentukan faktor *upsample* akhir secara optimal. Dalam konteks ini, peneliti memilih Model GFPGAN, sebuah jenis GAN yang telah dirancang khusus untuk menghasilkan citra wajah berkualitas tinggi dari citra wajah berkualitas rendah. Model ini telah melalui pelatihan menggunakan dataset besar yang mencakup citra wajah berkualitas tinggi dan citra wajah berkualitas rendah.

Dalam penelitian ini, pelatihan manual tidak dilakukan. Keputusan ini didasarkan pada keterbatasan data yang tersedia dan keterbatasan waktu pelatihan dan keterbatasan spesifikasi perangkat keras. Oleh karena itu, peneliti memilih untuk menggunakan model GFPGAN yang telah diunggah oleh Xintao Wang di GitHub pada tanggal 11 Juni 2021 (<https://github.com/TencentARC/GFPGAN>).

Selanjutnya, data citra yang telah dikumpulkan akan diolah menggunakan model generator GFPGAN, dan kemudian model generator tersebut akan diuji performanya. Dalam mengatasi lingkungan sekitar (*environment*) pada citra non-wajah, digunakan model dari (<https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN>), sementara untuk menekankan pada wajah, digunakan versi 1.3 model dari https://github.com/TencentARC/GFPGAN#european_castle-model-zoo. Proses ini bertujuan untuk melakukan perbaikan pada citra agar menjadi lebih baik [15].

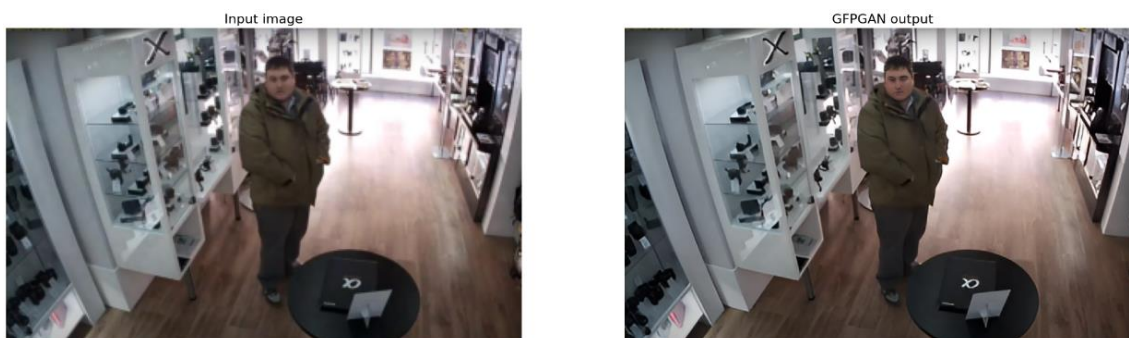
Lalu masuk ketahap rekonstruksi citra berdasarkan kode dibawah ini diketahui bahwa kode menjalankan skrip python `inference_gfpgan.py`, menentukan input citra atau folder, `-o` result menentukan folder output dimana hasil restorasi akan disimpan. `-v 1.3` menentukan versi model GFPGAN, `-s 2` menentukan skala akhir *upsample*, `bg_upsampler realesrgan` menentukan metode *upsample* untuk lingkungan sekitar (*environment*).

Selanjutnya menampilkan hasil rekonstruksi citra yang telah di potong bagian wajah saja atau menampilkan hasil secara keseluruhan citra. Berikut Hasil dari bagian yang berfokus pada wajah. Perbandingan fokus wajah dapat dilihat pada gambar 6



Gambar 6 Perbandingan Fokus Wajah

Hasil dari proses rekonstruksi citra dan perbandingan dari citra dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Perbandingan Keseluruhan Citra

Terakhir hasil dari rekonstruksi citra dapat disimpan dengan format zip.

3.3. Hasil Analisa Perbandingan

Secara spesifik, perbandingan kedua citra tersebut mengungkapkan beberapa perbedaan yang jelas, seperti yang dapat terlihat dengan jelas pada poin-poin berikut:

1. Pixel-pixel dari citra awal yang terlihat buram atau tidak detail digenerate, GANs dapat melakukan resize membesarkan citra tanpa pecah, dengan cara mengenerate pixel pixel memprediksi pixel tidak hanya melakukan sampling seperti algoritma resize biasa sehingga hasilnya lebih tajam dalam pengamatan mata dan resolusi bertambah terutama pada citra dengan banyak detail.
2. Ketajaman citra menggambarkan seberapa tajam dan jelas detailnya. citra yang tajam menampilkan detail dengan jelas tanpa keburaman atau kekaburan yang berlebihan.
3. Saturasi warna, pada rekonstruksi GANs cenderung menambah kecerahan pada citra
4. Detail rambut: Pada citra asli, detail rambut terlihat kurang jelas. Namun, pada citra yang dihasilkan GANs, detail rambut terlihat lebih jelas dan halus.
5. Detail kulit: Pada citra asli, detail kulit terlihat agak kasar. Namun, pada citra yang dihasilkan oleh GANs, detail kulit terlihat lebih halus dan mulus.
6. Detail lingkungan sekitar (*enviromtent*): Pada citra asli, detail lingkungan sekitar (*enviromtent*) terlihat kurang jelas. Namun, pada citra yang dihasilkan oleh GANs, detail lingkungan sekitar (*enviromtent*) terlihat lebih jelas dan realistis.

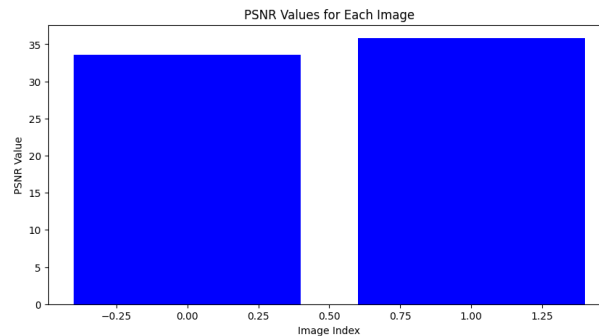
3.4 Perhitungan PSNR dan MSE

Dalam menganalisis hasil selain secara visual peneliti juga menggunakan raw matrik citra guna mengukur perbandingan kualitas citra yang dihasilkan, menampilkan hasil dan statistik menggunakan metrik tertentu yang dijalankan menggunakan bahasa pemrograman python pada google colab yaitu:

1. PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) adalah matrik kualitas yang umum untuk mengukur seberapa dekat nilai piksel gambar dengan nilai piksel ideal. Nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan kualitas citra yang lebih tinggi.

Dibawah hasil dari pencuri1(inputan awal) memiliki nilai PSNR 33.54 dB dan pencuri2(hasil rekonstruksi) memiliki nilai PSNR 35.82 dB yang artinya pada citra mengalami peningkatan kualitas. Adapun grafik peningkatan nilai PSNR dapat dilihat pada Gambar 8.

Image: upload/pencuri1.png, PSNR: 33.54,
Image: upload/pencuri2.png, PSNR: 35.82,



Gambar 8 Grafik PSNR

Nilai PSNR	Kualitas citra
60 dB	Baik, tanpa derau
50 dB	Berderau, tetapi tetap baik
40 dB	Tampak butiran halus
30 dB	Tampak banyak derau
20 dB	Tidak bisa dipakai

Gambar 9 Skala Persentase PSNR

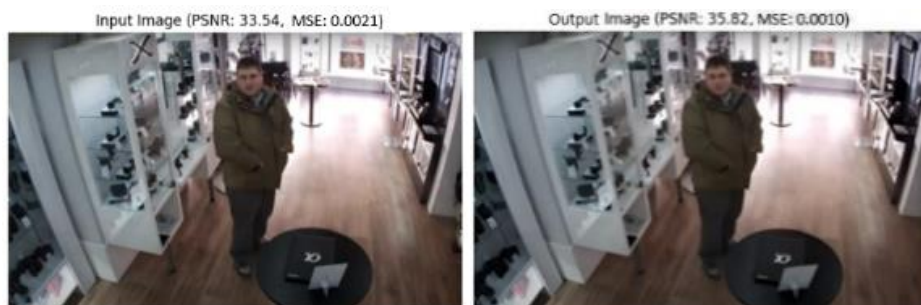
Berikut cara dalam mencari persentase perbandingan dari kualitas citra:

Perbaikan (%) = (Selisih nilai perbandingan) / PSNR awal * 100%

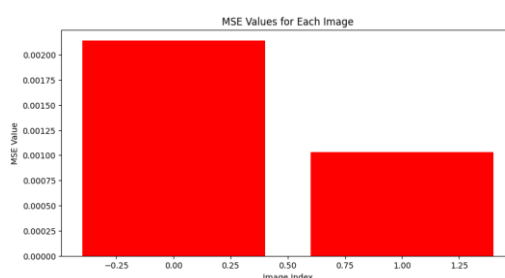
$$\begin{aligned}
 \text{Perbaikan (\%)} &= \frac{(35.82 - 33.54)}{33.54} * 100\% \\
 &= 2,28 / 33,54 * 100\% \\
 &= 0,067 * 100\% \\
 &= 6,7\%
 \end{aligned}$$

Dapat disimpulkan bahwa perbaikan kualitas citra pada PSNR dihitung dengan membandingkan citra asli dengan citra yang sudah diproses mendapat 6,7%. Persentase yang tergolong rendah meskipun secara visual terlihat signifikan perubahan pada citra, ini disebabkan oleh penggunaan algoritma PSNR Loss pada sistem yang dibuat (berfungsi untuk menurunkan noise pada citra) sehingga pada saat diperhitungkan maka persentase dB tidak terlalu meningkat.

2. MSE (Mean Squared Error) adalah ukuran kualitas citra yang mengukur seberapa besar perbedaan antara citra asli dan citra yang dihasilkan oleh GANs. Adapun inputan yang digunakan sebagai *sample* pengukuran nilai MSE pdapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Inputan Awal



Gambar 11 Grafik MSE

Gambar 11 yaitu grafik peningkatan dari nilai MSE. Nilai MSE yang lebih rendah menunjukkan kualitas citra yang lebih tinggi. Oleh karena itu, hasil *upscale* dengan nilai MSE 0,0010 memiliki kualitas citra yang lebih tinggi daripada inputan awal dengan nilai MSE 0,0021.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian, analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya maka dapat diambil kesimpulan mengenai “PENERAPAN GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK PADA FOOTAGE FORENSIK DIGITAL” adalah sebagai berikut.

1. GANs mampu merekonstruksi citra dari low quality menjadi high quality, sangat cocok dalam menghadapi citra yang ada pada forensik digital seperti kerusakan Gaussian blur, berkualitas rendah, selalu buram, ataupun pixelate.
2. Peningkatan kualitas citra menghasilkan citra yang lebih tajam dan detail terutama pada bagian wajah, sehingga objek dan subjek dalam citra menjadi lebih terlihat jelas. Hal ini tentu akan memudahkan proses forensik digital dalam upaya penyelidikan, baik untuk mengidentifikasi subjek maupun objek.
3. Tidak hanya berfokus pada bagian wajah saja, GANs mampu merekonstruksi lingkungan sekitar (environment) citra dengan baik.
4. Pada dasarnya seluruh ukuran citra dapat dilakukan proses rekonstruksi dan restorasi menggunakan metode GANs. Namun kecepatan dari pengolahan citra menyesuaikan dari perangkat yang digunakan dalam pengolahan GANs.
5. Peneliti menetapkan faktor skala tinggi untuk memperbesar citra yaitu 2x2 dan 4x4 yang artinya citra akan dikalikan sesuai skala yang dipilih. GANs men-generate citra sehingga akan berdampak pada resolusi yang bertambah.

SARAN

Adapun saran yang diberikan pada penelitian ini:

1. Diperlukan studi lebih lanjut untuk memperluas cakupan GFPGAN, seperti restorasi citra non-wajah dan pemulihan citra dalam konteks lainnya.
2. Gunakan perangkat keras yang memiliki ruang penyimpanan besar untuk mempercepat proses rekonstruksi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Tim Redaksi Jurnal Teknik Politeknik Negeri Sriwijaya yang telah memberi kesempatan, sehingga artikel ilmiah ini dapat diterbitkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Nur Faiz, W. Adi Prabowo, and M. Fajar Sidiq, "Studi Komparasi Investigasi Digital Forensik pada Tindak Kriminal," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 1, no. 1, pp. 63–70, 2018, doi: 10.20895/INISTA.V1I1.
- [2] A. Tatumpe, "Analisis Yuridis Digital Forensik Dalam Pembuktian Tindak Pidana Di Indonesia," *J. Sci. Lex*, vol. 7, pp. 1–9, 2019, [Online]. Available: <https://www.ejournal.unpi.ac.id/index.php/scientia/article/view/42%0Ahttps://www.ejournal.unpi.ac.id/index.php/scientia/article/download/42/35>
- [3] H. I. Patel, S. A. Senanayake, and J. Triloka, "Human-system interaction interface utilizing 3D gesture recognition techniques based on wearable technology," *CITISIA 2020 - IEEE Conf. Innov. Technol. Intell. Syst. Ind. Appl. Proc.*, 2020, doi: 10.1109/CITISIA50690.2020.9371806.
- [4] S. Park *et al.*, "A comparative study on data protection legislations and government standards to implement digital forensic readiness as mandatory requirement," *DFRWS 2018 EU - Proc. 5th Annu. DFRWS Eur.*, vol. 24, pp. S93–S100, 2018, doi: 10.1016/j.diin.2018.01.012.
- [5] C. Chairani, W. Widyawan, and S. S. Kusumawardani, "Machine Learning Untuk Estimasi Posisi Objek Berbasis RSS Fingerprint Menggunakan IEEE 802.11g Pada Lantai 3 Gedung JTETI UGM," *J. INFOTEL - Inform. Telekomun. Elektron.*, vol. 7, no. 1, p. 1, 2015, doi: 10.20895/infotel.v7i1.23.
- [6] R. A. Ramadhan, Abdul Kudus Zaini, and Jerika Mardafora, "Pelatihan Investigasi Digital Forensik," *J. Pengabd. Masy. dan Penerapan Ilmu Pengetah.*, vol. 3, no. 2, pp. 1–6, 2022, doi: 10.25299/jmpip.2022.11003.
- [7] H. Xie, J. Ni, and Y. Q. Shi, "Dual-Domain Generative Adversarial Network for Digital Image Operation Anti-Forensics," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 32, no. 3, pp. 1701–1706, 2022, doi: 10.1109/TCSVT.2021.3068294.
- [8] S. Kumar and S. Dhawan, "A detailed study on generative adversarial networks," *Proc. 5th Int. Conf. Commun. Electron. Syst. ICCES 2020*, no. Icces, pp. 641–645, 2020, doi: 10.1109/ICCES48766.2020.09137883.
- [9] T. C. Wang, M. Y. Liu, J. Y. Zhu, A. Tao, J. Kautz, and B. Catanzaro, "High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 8798–8807, 2018, doi: 10.1109/CVPR.2018.00917.
- [10] H. Yang, P. Shi, D. Zhong, D. Pan, and Z. Ying, "Blind Image Quality Assessment of Natural Distorted Image Based on Generative Adversarial Networks," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 179290–179303, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2957235.
- [11] Q. Zhou, "Superresolution Reconstruction of Remote Sensing Image Based on Generative Adversarial Network," *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, vol. 2022, pp. 438–441, 2022, doi:

- 10.1155/2022/9114911.
- [12] X. Wang, K. Yu, C. Dong, and C. Change Loy, "Recovering Realistic Texture in Image Super-Resolution by Deep Spatial Feature Transform," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 606–615, 2018, doi: 10.1109/CVPR.2018.00070.
 - [13] dan K. U. Irwan Prasetya Gunawan, Erik Kalalembang, "IDENTIFIKASI DISTORSI BLUR PADA GAMBAR DIGITAL Irwan," vol. 5, no. 4, pp. 226–233, 2017.
 - [14] X. Wang, L. Xie, C. Dong, and Y. Shan, "Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, vol. 2021-October, pp. 1905–1914, 2021, doi: 10.1109/ICCVW54120.2021.00217.
 - [15] Xintao Wang, Yu Li, Honglun Zhang, and Ying Shan, "Face Restoration With Generative Facial Prior," *Cvpr*, 2021.
 - [16] X. Xu, D. Sun, J. Pan, Y. Zhang, H. Pfister, and M. H. Yang, "Learning to Super-Resolve Blurry Face and Text Images," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, vol. 2017-October, pp. 251–260, 2017, doi: 10.1109/ICCV.2017.36.
 - [17] S. Raschka, "Python Machine Learning Equation Reference," vol. 2015, pp. 1–71, 2015, [Online]. Available: <https://github.com/rasbt/python-machine-learning-book>
 - [18] S. N. Laila and M. F. Azima, "Sistem Pelaporan, Penanganan dan Monitoring Kerusakan Laboratorium Komputer pada Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya," *J. Tek.*, vol. 17, no. 1, pp. 21–34, 2023, [Online]. Available: <https://zenodo.org/record/7927622>
 - [19] S. Mahdizadehaghdam, A. Panahi, and H. Krim, "Sparse generative adversarial network," *Proc. - 2019 Int. Conf. Comput. Vis. Work. ICCVW 2019*, pp. 3063–3071, 2019, doi: 10.1109/ICCVW.2019.00369.