

## **BAB IV**

### **HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**

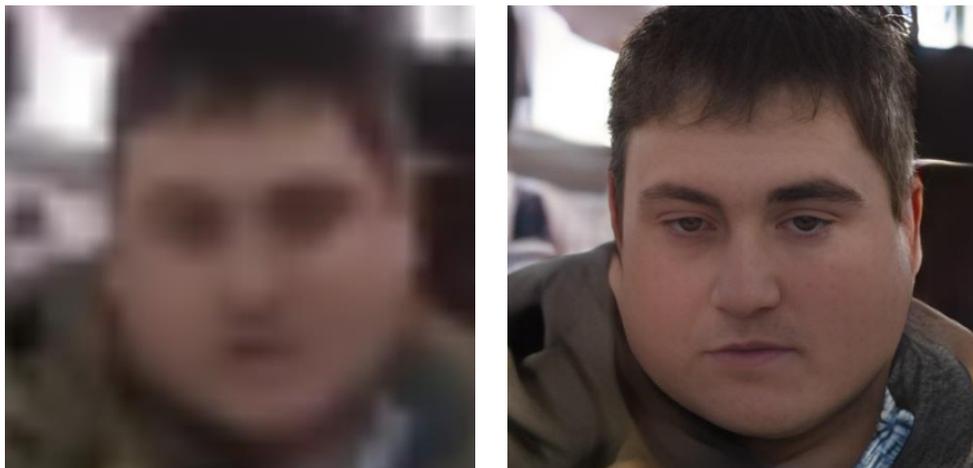
Penelitian yang telah dilakukan berhasil menghasilkan citra berkualitas tinggi yang merupakan rekonstruksi dari citra yang mengalami berbagai jenis kerusakan, seperti citra berkualitas rendah, Gaussian Blur, dan pixelate. Temuan ini memiliki potensi yang sangat menjanjikan untuk diterapkan dalam kebutuhan forensik digital, di mana kemampuan untuk memulihkan citra yang rusak atau diubah dapat menjadi alat yang sangat membantu dalam proses penyelidikan kriminal, identifikasi subjek, dan validasi bukti digital.

#### **4.1 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 citra dengan fokus bagian wajah dapat dilihat pada Gambar 4.1

*Before, Crop blur Face*

*After, Crop Face reconstruction*



**Gambar 4. 1 Fokus wajah**



**Gambar 4. 2** Inputan *full* sebelum direkonstruksi



**Gambar 4. 3** Inputan *full* setelah direkonstruksi

*Sample* citra yang tampil pada gambar 4.2 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 *full* setelah direkontruksi berukuran 668x406 berukuran 438.9kb.

#### **4.2 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 rekontruksi 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 (*enviromntment*): Pada citra asli, detail lingkungan sekitar (*enviromntment*) terlihat kurang jelas. Namun, pada

citra yang dihasilkan oleh GANs, detail lingkungan sekitar (*environment*) terlihat lebih jelas dan realistis.

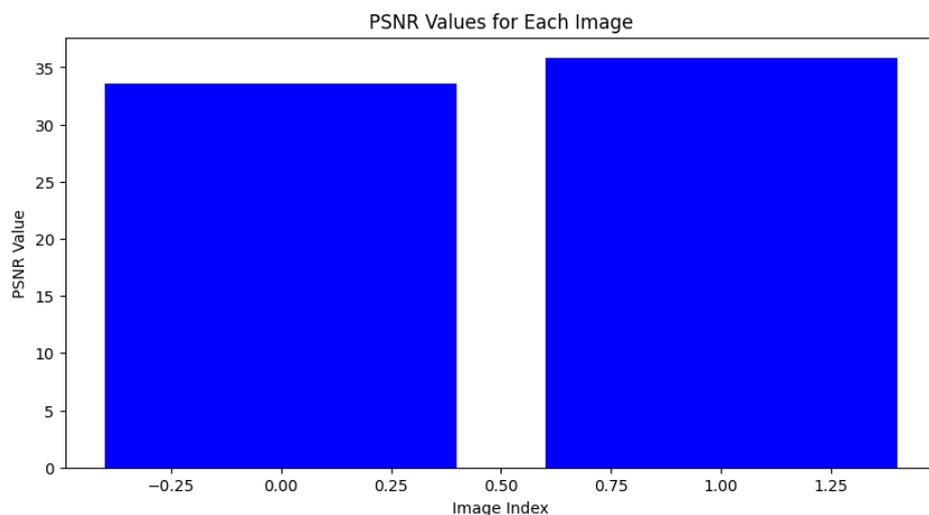
### 4.3 Perhitungan PSNR dan MSE

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.

Citra yang diuji coba seperti Gambar 4.5 dengan nilai PSNR 35.82 dB memiliki kualitas yang lebih tinggi daripada citra Gambar 4.4 dengan nilai PSNR 33.54 dB.

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



**Gambar 4. 4 Grafik PSNR**

Berikut cara dalam mencari persentase perbandingan dari kualitas citra :

$$\text{Perbaikan (\%)} = (\text{Selisih nilai perbandingan}) / \text{PSNR awal} * 100\%$$

$$\text{Perbaikan (\%)} = (35.82-33.54) / 33.54 * 100\%$$

$$= 2,28/33,54 * 100\%$$

$$= 0,067 * 100\%$$

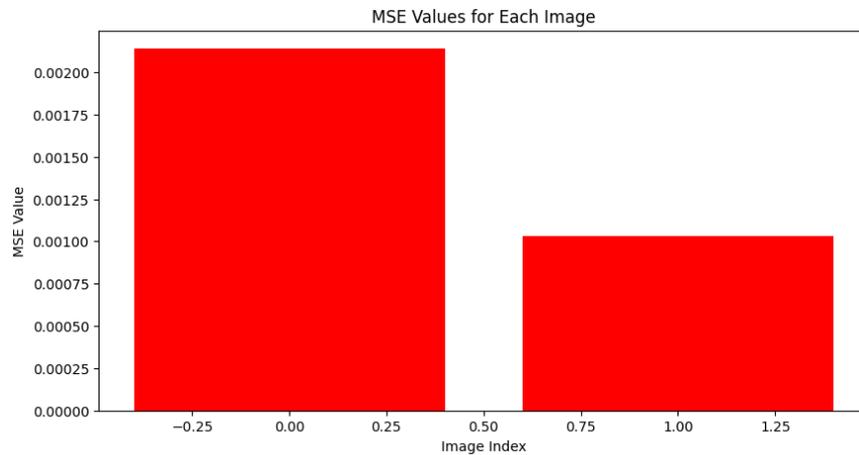
$$= 6,7\%$$

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.



**Gambar 4. 5** Inputan Awal dan Hasil Rekontruksi



**Gambar 4. 6 Grafik 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.

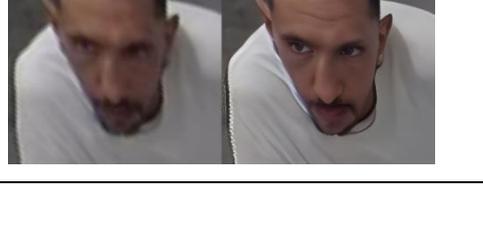
#### 4.4 Sample Citra Uji

Berikut adalah beberapa *sample* citra yang difokuskan pada bagian wajah sebelum dan sesudah diproses oleh GANs, untuk hasil lebih lengkap seperti citra dengan lingkungan sekitar (*enviromtent*) dapat dilihat pada link berikut

<https://drive.google.com/drive/folders/1CK8q1NWVymdXIjnk1KchGGNYfnpXt2Sc?usp=sharing>, nilai perbandingan PSNR dan MSE yang terlihat pada Table 4.1 adalah nilai dari seluruh citra yang memiliki (lingkungan sekitar)

**Table 4. 1 Sample Citra Uji**

No	Keterangan	Cropeed faces	PSNR	MSE
1	Wajah pria		31,36 dB Menjadi 32,10 dB	0,0020 Menjadi 0.0016

2	Wajah wanita		30.53 dB Menjadi 37.21 dB	0.0041 Menjadi 0.0005
3	Wajah pria tua		32.94 dB Menjadi 34.56 dB	0.0013 Menjadi 0.0008
4	Wajah wanita tua		33.82 dB Menjadi 35.40 dB	0.0011 Menjadi 0.0006
5	Wanita hijab		31.23 dB Menjadi 32.99 dB	0.0029 Menjadi 0.0014
6	Setengah badan <i>background sederhana</i>		33.66 dB Menjadi 35.63 dB	0.0026 Menjadi 0.0013
7	Setengah badan, <i>background indor</i>		35.11 dB Menjadi 37.59 dB	0.0010 Menjadi 0.0005

8	Setengah badan, <i>background outdoor</i>		33.54 dB Menjadi 36.82 dB	0.0019 Menjadi 0.0005
9	Pixelate pria		33.02 dB Menjadi 35.63 dB	0.0010 Menjadi 0.0005
10	Pixelate wanita		30.33 dB Menjadi 31.74 dB	0.0030 Menjadi 0.0017
11	Citra jadul		31.33 dB Menjadi 34.96 dB	0.0013 Menjadi 0.0006
12	Pas foto		33.78 dB Menjadi 35.78 dB	0.0023 Menjadi 0.0012
13	seluruh badan		30.18 dB Menjadi 34.00 dB	0.0047 Menjadi 0.0020

14	seluruh badan		30.18 dB Menjadi 34.00 dB	0.0047 Menjadi 0.0020
15	Pas foto		33.71 dB Menjadi 35.35 dB	0.0009 Menjadi 0.0004

Dari hasil pengujian pada Tabel 4.1, disimpulkan bahwa proses pengujian yang melibatkan 15 citra dengan berbagai kriteria telah menghasilkan nilai rata-rata Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) sebesar 34,94 dan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,0010. Hasil ini menggambarkan tingkat kualitas rekonstruksi yang diperoleh GANs yang diterapkan pada citra-citra tersebut. Dengan nilai rata rata PSNR yang tinggi, mencapai angka 34,94, menunjukkan bahwa tingkat kehilangan informasi akibat kompresi atau kerusakan citra relatif rendah, sehingga citra hasil rekonstruksi dapat dianggap memiliki kualitas yang baik. Di sisi lain, nilai MSE yang rendah, yaitu 0,0010, menandakan bahwa kesalahan rata-rata kuadrat antara citra asli dan citra rekonstruksi juga minimal. Oleh karena itu, hasil pengujian ini memberikan gambaran positif tentang kemampuan GANs yang digunakan dalam memperbaiki atau memulihkan citra

#### 4.5 Kelebihan GANs

Kelebihan pada GANs dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. GANs sangat cocok dalam menghadapi citra yang ada pada forensik digital seperti selalu buram, berkualitas rendah ataupun *pixelate*.
2. Output yang dihasilkan restorasi wajah detail yang jelas, termasuk mata, gigi, dan rambut, sementara metode sebelumnya mungkin gagal dalam menghasilkan tekstur rambut.

3. Tidak hanya bagian wajah saja namun, *background* pada citra juga diperbaiki dengan signifikan.
4. Kecepatan pemrosesan yang lebih cepat: GFPGAN dapat menghasilkan gambar dengan lebih cepat dibandingkan model sebelumnya.

#### 4.6 Kekurangan GANs

Kekurangan pada GANs dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. GANs memiliki kekurangan pada perhitungan PSNR karna meskipun nilai PSNR terlihat meningkat namun PSNR bukanlah ukuran kualitas citra yang sempurna. Misalnya, Perbedaan nilai PSNR meskipun nampak secara kasat mata mengalami peningkatan kualitas namun terkadang pada penilaian PSNR tidak mengalami perubahan/nilai tidak meningkat itu sebabkan karna dalam program GANs juga menggunakan Algoritma PSNR untuk mencegah *noise* pada citra hasil rekontruksi. Oleh karena itu, nilai PSNR harus digunakan bersama dengan ukuran kualitas citra lain, seperti human evaluation, untuk memberikan penilaian yang lebih akurat terhadap kualitas citra yang dihasilkan oleh GANs.
2. Citra yang terlalu terang dan terlalu gelap tidak dapat direkontruksi oleh GANs disebabkan karna GANs cenderung menambah ketajaman warna pada pixel sehingga akan menambah noise pada citra tersebut.
3. Pemrosesan GANs yang membutuhkan spesifikasi perangkat keras yang cukup besar dikarnakan merupakan model pembelajaran mesin yang kompleks dan membutuhkan banyak sumber daya komputasi untuk dioptimalkan.