



**Restorasi Citra Wajah Berkualitas Rendah dari CCTV Menggunakan Metode  
Generative Adversarial Network (GAN)**

Tesis

Muhammad Adil Kustian

21917034

*Tesis diajukan sebagai syarat untuk meraih gelar Magister Komputer*

*Konsentrasi Forensika Digital*

*Program Studi Teknik Informatika Program Magister*

*Fakultas Teknologi Industri*

*Universitas Islam Indonesia*

2026

## Lembar Pengesahan Pembimbing

### Restorasi Citra Wajah Berkualitas Rendah dari CCTV Menggunakan Metode Generative Adversarial Network (GAN)

Muhammad Adil Kustian  
21917034



## Lembar Pengesahan Penguji

### Restorasi Citra Wajah Berkualitas Rendah dari CCTV Menggunakan Metode Generative Adversarial Network (GAN)

Muhammad Adil Kustian

21917034

Yogyakarta, {Bulan pengesahan, Tahun Pengesahan}

Tim Penguji,

Dr. Ahmad Luthfi, S.Kom., M.Kom.

Ketua

Dr. Yudi Prayudi, S.Si., M.Kom.

Anggota I

Dr. Feri Wijayanto, S.T., M.T.

Anggota II

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika Program Magister

Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Irving Vitra Papatungan, S.T., M.Sc., Ph.D

## PERNYATAAN KEASLIAN KARYA

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam tesis ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kemaagisteran di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan diterbitkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 12 february 2026

Penulis,



A handwritten signature in black ink, appearing to read "Muhammad Adil Kustian".

Muhammad Adil Kustian

## Abstrak

### Restorasi Citra Wajah Berkualitas Rendah dari CCTV Menggunakan Metode Generative Adversarial Network (GAN)

Closed-Circuit Television (CCTV) merupakan kamera digital yang berfungsi untuk memantau serta mengirimkan sinyal visual pada suatu area tertentu. Namun, Citra wajah dari CCTV sering kali memiliki kualitas rendah akibat resolusi rendah, pergerakan objek wajah (motion blur), dan pencahayaan yang buruk (poor illumination) sehingga menyulitkan proses identifikasi untuk mendukung kegiatan forensik. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan akan metode restorasi citra yang lebih modern. Penelitian ini mengusulkan pipeline berbasis Generative Adversarial Network (GAN) yang menggabungkan dua arsitektur, yaitu Real-ESRGAN untuk peningkatan resolusi dan GFPGAN untuk restorasi fitur wajah yang lebih alami. Hasil eksperimen menunjukkan peningkatan signifikan pada kualitas perseptual dengan penurunan nilai NIQE dari 12.55 menjadi 7.86 dan BRISQUE dari 70.31 menjadi 43.92, dengan tingkat keberhasilan 82% citra berhasil direstorasi. Penelitian ini berkontribusi dengan menunjukkan pendekatan dua tahap GAN yang terintegrasi sebagai solusi efektif untuk restorasi wajah pada citra CCTV berkualitas rendah. Dengan demikian, pipeline ini dapat berfungsi sebagai tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan keterbacaan citra serta berpotensi digunakan untuk mempermudah identifikasi wajah serta mendukung kegiatan investigasi forensik.

**Keywords:** CCTV, digital forensics, Generative Adversarial Network, Real-ESRGAN, GFPGAN..

#### **Kata Kunci**

CCTV, kualitas rendah, wajah, GAN, Forensik

## Abstract

### Restoration of Low-Quality Facial Images from CCTV Using Generative Adversarial Network (GAN)

*Closed-Circuit Television (CCTV) is a digital camera that functions to monitor and transmit visual signals in a certain area. However, facial images from CCTV often have low quality due to low resolution, facial object movement (motion blur), and poor lighting, making the removal process difficult to support forensic activities. This condition raises the need for more modern image recovery methods. This study proposes a Generative Adversarial Network (GAN)-based pipeline that combines two architectures, namely Real-ESRGAN for resolution enhancement and GFPGAN for more natural facial feature recovery. The experimental results show a significant improvement in perceptual quality with a decrease in NIQE values from 12.55 to 7.86 and BRISQUE from 70.31 to 43.92, with a success rate of 82% of images successfully reaching its peak. This study contributes by demonstrating an integrated two-stage GAN approach as an effective solution for face recovery in low-quality CCTV images. Thus, this pipeline can function as a pre-processing stage to improve image readability and has the potential to be used to facilitate facial recognition and support forensic investigation activities.*

#### **Keywords**

*CCTV, low quality, face, GAN, forensics*

## **Pernyataan Keaslian Tulisan**

Dengan ini saya menyatakan bahwa tesis ini merupakan tulisan asli dari penulis, dan tidak berisi material yang telah diterbitkan sebelumnya atau tulisan dari penulis lain terkecuali referensi atas material tersebut telah disebutkan dalam tesis. Apabila ada kontribusi dari penulis lain dalam tesis ini, maka penulis lain tersebut secara eksplisit telah disebutkan dalam tesis ini.

Dengan ini saya juga menyatakan bahwa segala kontribusi dari pihak lain terhadap tesis ini, termasuk bantuan analisis statistik, desain survei, analisis data, prosedur teknis yang bersifat signifikan, dan segala bentuk aktivitas penelitian yang dipergunakan atau dilaporkan dalam tesis ini telah secara eksplisit disebutkan dalam tesis ini.

Segala bentuk hak cipta yang terdapat dalam material dokumen tesis ini berada dalam kepemilikan pemilik hak cipta masing-masing. Apabila dibutuhkan, penulis juga telah mendapatkan izin dari pemilik hak cipta untuk menggunakan ulang materialnya dalam tesis ini.

Yogyakarta, 2 februari 2026

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Muhammad Adil Kustian', with a large, stylized flourish extending from the end of the name.

Muhammad Adil Kustian, S.kom

## Daftar Publikasi

### Publikasi yang menjadi bagian dari tesis

(Muhammad Adil Kustian, Ahmad Luthfi, 2026), *Forensics Image Face Quality Low on CCTV with Generative Adversarial Network (GAN) Method*, *Journal Mobile and Forensics*, Universitas Ahmad Dahlan (UAD), Vol.8 No.1, 2026.

| Kontributor           | Jenis Kontribusi   |
|-----------------------|--|
| Muhammad Adil Kustian | Mendesain eksperimen (60%)<br>Menulis paper(70%)               |
| Ahmad Luthfi          | Mendesain eksperimen (40%)<br>Menulis dan mengedit paper (30%) |

## Kata Pengantar

Bismillahirrahmanirrahim

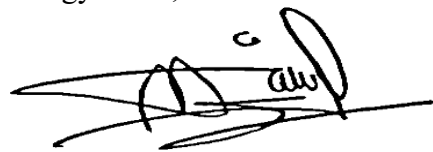
Puji syukur penulis sampaikan kehadiran Allah SWT., Tuhan Yang Maha Pemurah lagi Maha Penyayang. Berkat rahmat, hidayah, dan inayah-Nya, akhirnya penulis dapat menyelesaikan laporan tesis yang berjudul “Restorasi Citra Wajah Berkualitas Rendah Pada CCTV Dengan Metode Generative Adversarial Network (GAN).

Tesis ini merupakan syarat wajib yang harus ditempuh dalam mencapai Magister Strata-2 pada Program Studi Magister Informatika. Penulisan laporan tesis ini terselesaikan karena bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan laporan tesis ini.

- 1 Bapak Prof. Fathul Wahid, S.T., M.Sc., Ph.D., Selaku Rektor Universitas Islam Indonesia.
- 2 Bapak Hari Purnomo, Prof., Dr., Ir., M.T., IPU, ASEAN.Eng, Selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
- 3 Bapak Irving Vitra Papatungan, S.T., M.Sc., Ph.D Selaku Ketua Program Studi Magister Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
- 4 Bapak Dr. Ahmad Luthfi, S.kom., M.Kom. Selaku Dosen Pembimbing 1 yang berkenan membimbing dan mengarahkan penulis, sehingga Penelitian Tesis ini dapat selesai.
- 5 Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, baik secara langsung maupun tidak langsung membantu dalam penulisan tesis ini.

Semoga atas bantuan dan kerja sama yang telah diberikan menjadi amal baik dan mendapat balasan dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa penelitian ini jauh dari sempurna, untuk itu diperlukan saran dan masukan demi sempurnanya penyusunan laporan tesis ini. Akhir kata, penulis berharap semoga laporan tesis ini dapat bermanfaat bagi semua yang membutuhkan.

Yogyakarta, 2 Februari 2026



Muhammad Adil Kustian

## DAFTAR ISI

|                                   |     |
|-----------------------------------|-----|
| Lembar Pengesahan Pembimbing..... | i   |
| Lembar Pengesahan Penguji.....    | ii  |
| Abstrak.....                      | iii |
| Abstract.....                     | iv  |
| Pernyataan Keaslian Tulisan.....  | v   |
| Daftar Publikasi .....            | vi  |
| Kata Pengantar.....               | vii |
| DAFTAR TABEL .....                | xi  |
| DAFTAR GAMBAR.....                | xii |
| BAB 1 Pendahuluan.....            | 1   |
| 1.1 Latar Belakang .....          | 1   |
| 1.2 Rumusan Masalah .....         | 4   |
| 1.3 Batasan Penelitian .....      | 4   |
| 1.4 Tujuan Penelitian.....        | 4   |
| 1.5 Manfaat Penelitian.....       | 4   |
| 1.6 Metode Penelitian.....        | 5   |
| 1.7 Sistematika Penulisan.....    | 5   |
| BAB 2 Tinjauan Pustaka .....      | 7   |
| 2.1 Tinjauan Pustaka.....         | 7   |
| 2.1.1 Digital Forensik.....       | 7   |
| 2.1.2 Forensik Citra.....         | 8   |
| 2.1.3 Citra digital.....          | 9   |
| 2.1.4 Wajah .....                 | 11  |
| 2.1.5 Citra kualitas rendah.....  | 11  |

|   |    |
|---|----|
| 2.1.6 Resolusi citra.....   | 12 |
| 2.1.7 Image Forensik.....   | 13 |
| 2.1.8 Pre-processing data.....  | 15 |
| 2.1.9 CCTV.....   | 16 |
| 2.1.10 Penilaian kualitas citra.....                                      | 18 |
| 2.1.11 <i>Natural Image Quality Evaluator</i> (NIQE).....                 | 20 |
| 2.1.12 Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE)..... | 20 |
| 2.1.13 Deep learning.....   | 21 |
| 2.1.14 Super Resolution.....  | 23 |
| 2.1.15 <i>Face Restoration</i> .....                                      | 25 |
| 2.1.16 Generative Adversarial Network (GAN).....                          | 26 |
| 2.2 Review Penelitian.....  | 32 |
| BAB 3 Metodologi.....   | 41 |
| 3.1 Metodologi Penelitian.....  | 41 |
| 3.1.1 Identifikasi masalah.....   | 42 |
| 3.1.2 Tinjauan pustaka.....   | 42 |
| 3.1.3 Menentukan model.....   | 42 |
| 3.1.4 Dataset Penelitian.....   | 43 |
| 3.1.4.1 Data Training.....  | 43 |
| 3.1.4.2 Data Testing.....   | 44 |
| 3.1.5 Training Model.....   | 44 |
| 3.1.6 Rancangan Implementasi model.....                                   | 47 |
| 3.1.7 Analisis dan laporan.....   | 46 |
| BAB 4 Hasil Dan Pembahasan.....   | 49 |
| 4.1 Analisis Kebutuhan.....   | 49 |
| 4.2 Persiapan Dataset Training.....                                       | 49 |
| 4.3 Persiapan Data Testing.....   | 50 |

|   |    |
|---|----|
| 4.4 Skenario kasus .....                        | 51 |
| 4.5 Tahap Processing Data Training.....         | 51 |
| 4.6 Konfigurasi Parameter Model.....            | 52 |
| 4.7 Membangun Model Real ESRGAN dan GFPGAN..... | 53 |
| 4.8 Implementasi model.....                     | 60 |
| BAB 5.....                                      | 73 |
| 5.1 kesimpulan.....                             | 73 |
| 5.1 Saran.....                                  | 73 |
| Daftar Pustaka.....                             | 75 |
| LAMPIRAN .....                                  | 83 |

## DAFTAR TABEL

|   |    |
|---|----|
| Tabel 2. 1 Review Penelitian .....                      | 32 |
| Tabel 4. 1 Spesifikasi Kebutuhan... ..                  | 49 |
| Tabel 4. 2 Augmentasi Pre processing.....               | 52 |
| Tabel 4. 3 Hasil Rata-rata Real ESRGAN dan GFPGAN ..... | 61 |
| Tabel 4. 4 Jumlah data yang berhasil direstorasi .....  | 63 |
| Tabel 4. 5 Hasil representasi data uji.....             | 66 |

## DAFTAR GAMBAR

|  |    |
|--|----|
| Gambar 2. 1 Framework NIST .....                                 | 8  |
| Gambar 2. 2 Framework non referensik assesment .....             | 19 |
| Gambar 2. 3 ilustrasi deep learning model .....                  | 22 |
| Gambar 2. 4 Block diagram dari GAN .....                         | 27 |
| Gambar 2. 5 Arsitektur Real ESRGAN .....                         | 29 |
| Gambar 2. 6 Arsitektur GFPGAN .....                              | 30 |
| Gambar 3. 1 Metodologi Penelitian .....                          | 41 |
| Gambar 3. 2 Arsitektur dan Alur Pelatihan Real-ESRGAN .....      | 45 |
| Gambar 3. 3 Arsitektur GFPGAN .....                              | 46 |
| Gambar 3. 4 Pipeline Training Model .....                        | 46 |
| Gambar 4. 1 Raw data QMUL Surfave .....                          | 50 |
| Gambar 4. 2 Proses rename dan resize .....                       | 50 |
| Gambar 4. 3 Data uji yang digunakan .....                        | 51 |
| Gambar 4. 4 Clone repository Real ESRGAN .....                   | 53 |
| Gambar 4. 5 Pindah ke directori proyek .....                     | 53 |
| Gambar 4. 6 Instalansi depedensi tambahan .....                  | 53 |
| Gambar 4. 7 Mendaftarkan paket dalam model pengembangan .....    | 54 |
| Gambar 4. 8 Mengunduh bobot pre trained weights .....            | 54 |
| Gambar 4. 9 Menyusun berkas konfigurasi YAML .....               | 55 |
| Gambar 4. 10 Menyimpan YAML ke file .....                        | 55 |
| Gambar 4. 11 Menjalankan proses pelatihan/fine tuning .....      | 55 |
| Gambar 4. 12 Install depedensi .....                             | 56 |
| Gambar 4. 13 Import dan load GFPGAN .....                        | 56 |
| Gambar 4. 14 Lakukan Restorasi Wajah .....                       | 56 |
| Gambar 4. 15 Super resolution dengan Real-ESRGAN .....           | 57 |
| Gambar 4. 16 Restorasi wajah GFPGAN .....                        | 58 |
| Gambar 4. 17 Integrasi pipeline secara utuh .....                | 58 |
| Gambar 4. 18 Perulangan Proses Batch (Semua Gambar) .....        | 59 |
| Gambar 4. 19 Evaluasi kualitas pipeline .....                    | 60 |
| Gambar 4. 20 proses pemanggilan dataset uji .....                | 60 |
| Gambar 4. 21 batch hasil akhir dari proses restorasi citra ..... | 60 |

|   |    |
|---|----|
| Gambar 4. 22 Visualisasi Hasil Dari Real-ESRGAN Dan GFPGAN .....          | 62 |
| Gambar 4. 23 Distribusi Jumlah Citra Berhasil Dan Gagal.....              | 64 |
| Gambar 4. 24 Pemrosesan citra1, citra2, citra 3, dan citra 4 .....        | 65 |
| Gambar 4. 25 visualisasi pipeline perbaikan citra wajah .....             | 65 |
| Gambar 4. 26 visualisasi pipeline perbaikan tekstur wajah.....            | 67 |
| Gambar 4. 27 Visualisasi <i>Gradient</i> dan perubahan tepi citra 1 ..... | 68 |
| Gambar 4. 28 Visualisasi <i>Gradient</i> dan perubahan tepi citra 2.....  | 69 |
| Gambar 4. 29 Visualisasi <i>Gradient</i> dan perubahan tepi citra 3.....  | 70 |
| Gambar 4. 30 Visualisasi <i>Gradient</i> dan perubahan tepi citra 4.....  | 71 |

# BAB 1

## Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

CCTV (Closed-Circuit Television) atau video pengawasan merupakan sistem untuk memantau dan menjaga keamanan di berbagai lingkungan seperti di ruangan, area komersial, dan infrastruktur (Alexandrie, 2017; Irfan et al., 2024). Teknologi ini memiliki peran penting dalam bidang pengawasan dan keamanan, termasuk dalam mendukung proses forensik digital (Brookman & Jones, 2022). Namun, keterbatasan CCTV adalah seringkali menghasilkan citra dengan kualitas rendah (Aditya et al., 2024). Bahkan, lebih dari 80% video hasil rekaman CCTV yang digunakan dilaporkan memiliki kualitas yang rendah dan jauh dari standar ideal (Nasution, 2021). Kualitas rendah ini umumnya disebabkan beberapa faktor di antaranya adalah pencahayaan yang minim, *motion blur*, resolusi rendah, dan sudut pose yang bervariasi (Ibrahim et al., 2025; Teknik et al., 2025).

CCTV berkualitas rendah menjadi salah satu hambatan utama dalam forensik, karena citra yang dihasilkan sering kali tidak memuat detail visual yang memadai untuk mendukung proses identifikasi pelaku maupun memahami kronologi secara rinci (Fahad et al., 2024). Dalam (Vinay et al., 2021) juga menegaskan bahwa rekaman CCTV yang memiliki kualitas rendah, dapat membatasi kegunaannya dalam proses identifikasi individu. Khususnya wajah, wajah merupakan komponen paling sensitif dari identitas personal, karena secara langsung merepresentasikan individu (Piao et al., 2024). Hal ini disebabkan oleh keberadaan fitur utama wajah, seperti mata, hidung, dan mulut yang memiliki karakteristik morfologis unik dan bersifat diskriminatif antarindividu, sehingga fitur-fitur wajah tersebut dianalisis dan dibandingkan sebagai dasar identifikasi dalam forensik digital (Bacci et al., 2021; Pattnaik et al., 2023)

Kualitas rendah citra wajah umumnya disebabkan oleh berbagai faktor di antaranya adalah resolusi rendah yang disebabkan oleh objek yang terlalu jauh dari kamera atau resolusi kamera dengan spasial rendah (P. Li et al., 2018; Nadeem et al., 2021), pergerakan objek wajah (*motion blur*) yang timbul karena gerakan pada kecepatan objek (Seckiner et al., 2018), dan pencahayaan yang buruk (*poor illumination*) (Cheng et al., 2018; Farooq et al., 2021). Ketidajelasan wajah dari CCTV yang disebabkan oleh kualitas rendah dapat menghambat proses identifikasi wajah pada citra (Bacci et al., 2021). Hal ini diperkuat oleh temuan (Bhatta et al., 2024) bahwa kualitas rendah dapat menghasilkan tingkat kesalahan identifikasi dan menurunkan keandalan sistem identifikasi wajah. Oleh karena itu, citra

wajah berkualitas rendah dapat menghambat proses identifikasi pelaku kejahatan secara akurat (Leone, 2021).

Salah satu pendekatan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan menggunakan Generative Adversarial Network (GAN). GAN merupakan salah satu bagian dari *deep learning* serta dapat menghasilkan data baru (Aldhaferi & Alhuzali, 2023). Dibanding dengan metode interpolasi tradisional seperti bicubic atau autoencoder, GAN mampu memberikan detail yang lebih realistis dan tajam karena adanya mekanisme *adversarial* (Ledig et al., 2017). Metode GAN memiliki potensi teknis menjanjikan, namun, dalam konteks restorasi kualitas citra forensik, (Emehin et al., 2024) menyoroti bahwa penerapan model generatif seperti GAN memiliki potensi besar dalam membantu proses identifikasi forensik digital, khususnya untuk restorasi data visual yang rusak atau tidak jelas. Di sisi lain, teknologi ini juga menghadirkan tantangan terkait keaslian hasil dan tanggung jawab etis dalam penggunaannya di ranah forensik, karena berpotensi menimbulkan *hallucination*, yaitu kemunculan detail visual beresolusi tinggi yang tidak sepenuhnya sesuai dengan struktur wajah sebenarnya (Hsu et al., 2019). Sejalan dengan pedoman SWGDE Best Practices, *image enhancement* atau restorasi citra diposisikan sebagai teknik untuk meningkatkan keterbacaan visual citra guna membantu aparat penegak hukum dalam mengidentifikasi orang maupun objek yang menjadi perhatian di dalam rekaman (K. M. Kent, 1972). Dalam (Yang et al., 2024) juga menjelaskan bahwa teknik restorasi wajah berbasis kecerdasan buatan telah diterapkan dalam konteks forensik, sehingga restorasi wajah digital dapat dipahami sebagai bagian dari proses forensik digital, khususnya sebagai tahap pendukung dalam membantu identifikasi berbasis citra. Oleh karena itu, hasil restorasi digunakan sebagai alat bantu dalam mempermudah identifikasi forensik dan bukan sebagai bukti utama yang berdiri sendiri.

Berdasarkan studi sebelumnya, (Triningsi et al., 2024) dengan penggunaan metode Generative Adversarial Network (GAN) untuk menghasilkan citra berkualitas tinggi dari citra berkualitas rendah. Dengan menggunakan dataset yang berjumlah 400 data citra yang terdiri dari data training dan uji. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa metode GAN mampu menghasilkan detail yang baik dengan tingkat keberhasilan 80% data *training* dan 20% data uji. Penelitian yang serupa juga dilakukan (Suraj et al., 2024) yang menggunakan metode GAN dalam mengurangi *noise* yang terdapat pada citra CCTV. Dengan hasil, GAN dapat mengurangi *noise* yang terdapat pada citra CCTV dengan kemampuan peningkatan kualitas secara visual. Penelitian yang dilakukan (Triningsi et al., 2024) dan (Suraj et al., 2024) masih terbatas pada peningkatan kualitas citra yang hanya mengalami permasalahan

noise dan belum mempertimbangkan degradasi citra yang bersifat kompleks. Selain itu, penelitian (Ramadhan et al., 2022; Ryanto & Sari, 2024; X. Wang, Li, et al., 2021b). menggunakan satu model GAN tunggal yang cenderung hanya mengoptimalkan aspek tertentu, seperti peningkatan resolusi global atau perbaikan detail lokal wajah, sehingga hasil restorasi belum sepenuhnya stabil dan konsisten pada kondisi degradasi kompleks yang umum ditemukan pada citra wajah CCTV. Sejumlah studi juga menegaskan keterbatasan pendekatan ini (Nguyen et al., 2025) menegaskan bahwa *single-degradation models fail to generalize across diverse scenarios*, yang berarti satu jenis model gagal bereaksi terhadap kondisi dunia nyata dengan degradasi kompleks. Selain itu, penelitian (K. Hu et al., 2024) menunjukkan bahwa metode restorasi GAN masih memiliki keterbatasan ketahanan ketika diterapkan pada citra wajah yang sangat terdegradasi dan *pose-varied*, sehingga pendekatan model tunggal tidak sepenuhnya efektif pada kondisi nyata. Oleh karena itu diperlukan pendekatan *embedded* berbasis pipeline untuk mengatasi kesenjangan dari penelitian sebelumnya.

Pendekatan yang diusulkan adalah dengan menggunakan dua model terbaru dari GAN yaitu Real-ESRGAN dan GFPGAN. Real-ESRGAN adalah bagian dari GAN yang digunakan untuk menghasilkan citra yang beresolusi tinggi dari citra yang beresolusi rendah (X. Wang, Li, et al., 2021b). Sementara GFPGAN juga digunakan untuk meningkatkan resolusi dari citra. Tetapi GFPGAN lebih umum digunakan untuk melakukan restorasi wajah (Kumari, 2022). Berdasarkan studi (López-Marcos et al., 2024) dan (Xie et al., 2023) terbukti bahwa Real-ESRGAN tidak terlalu optimal jika digunakan secara tunggal, karena cenderung menghasilkan artefak dan tidak efektif ketika kondisi citra mengalami degradasi yang kompleks. Sementara itu, (X. Wang, Li, et al., 2021a) dan (W. Li et al., 2023) GFPGAN terbukti efektif dalam melakukan restorasi wajah dengan memanfaatkan *generative facial prior*, tapi kinerjanya sangat bergantung pada kualitas input awal. Pada citra wajah yang mengalami kehilangan banyak struktur geometris, GFPGAN tidak mampu merestorasi wajah dengan baik. Dengan demikian kedua model tersebut memiliki keterbatasan jika digunakan secara terpisah. Penelitian yang sama pernah dilakukan oleh (Hasan et al., 2024) mengusulkan metode restorasi citra dengan menggabungkan Real-ESRGAN dan GFPGAN untuk restorasi kualitas foto lama. Real-ESRGAN digunakan untuk meningkatkan resolusi dan detail tekstur citra secara keseluruhan, sedangkan GFPGAN berperan dalam restorasi wajah dengan mempertahankan identitas. Hasil evaluasi menggunakan metrik FID, LPIPS, dan SSIM menunjukkan bahwa model gabungan ini menghasilkan kualitas visual dan kesamaan struktural yang lebih baik dibandingkan GFPGAN tunggal. Akan tetapi,

penelitian tersebut masih terbatas pada citra foto lama yang memiliki karakteristik berbeda dengan citra CCTV, Citra foto lama umumnya mengalami degradasi akibat faktor lingkungan dan penuaan material, seperti paparan sinar matahari, perubahan suhu dan kelembapan, degradasi kimia, serta kerusakan fisik berupa goresan, noda debu, keburaman, dan pemudaran warna, sedangkan citra wajah CCTV mengalami degradasi akibat *ekstreme pose*, iluminasi buruk, *motion*, resolusi rendah, *noise*, dan kontras rendah (Aravinda et al., 2022; Zhou et al., 2018).

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan pipeline Real-ESRGAN dan GFPGAN untuk melakukan restorasi citra wajah berkualitas rendah yang berasal dari CCTV, sehingga menghasilkan citra wajah dengan kualitas visual yang lebih baik dan dapat mendukung proses identifikasi forensik.

## **1.2 Rumusan Masalah**

1. Bagaimana efektivitas metode GAN dalam merestorasi citra wajah berkualitas rendah dari CCTV.

## **1.3 Batasan Penelitian**

Batasan masalah pada penelitian ini difokuskan sebagai berikut:

1. Penelitian difokuskan pada objek wajah manusia.
2. Penelitian menggunakan citra wajah dengan kondisi pengawasan (CCTV)
3. Penelitian fokus pada citra kualitas rendah.
4. Penelitian menggunakan *dataset* sekunder DF2K+OST sebagai *training* dan QMUL Surface sebagai *testing*.
5. Penelitian menggunakan metrik non-referensi yang sesuai dengan karakteristik citra dari CCTV.

## **1.4 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian menggunakan Metode Generative Adversarial Network (GAN) adalah

1. Mengetahui efektivitas metode GAN dengan model Real-ESRGAN dan GFPGAN dalam restorasi citra wajah berkualitas rendah berdasarkan parameter objektif menggunakan metrik NIQE dan BRISQUE serta evaluasi visual kualitas citra hasil restorasi.

## **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut

- a) Untuk umum

1. Memberikan pedoman bagi investigator digital forensik untuk mempermudah proses identifikasi serta menudukung kegiatan investigasi awal pada citra yang berkualitas rendah.
  2. Memberikan kemudahan mengenali objek pada citra kamera CCTV yang berkualitas rendah
  3. Pengembangan terhadap *image* forensik dan CCTV
- b) Untuk penulis
1. Menambah wawasan, keilmuan serta teori dan praktik

### **1.6 Metode Penelitian**

Dalam melakukan penelitian ini dilakukan Langkah-langkah secara sistematis yang disebut metodologi penelitian. Metodologi yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Tinjauan Pustaka  
Tahap tinjauan Pustaka adalah Ketika mencari materi atau *literature* dari penelitian sebelumnya, untuk menjadikan penelitian ini lebih efektif atau bernilai
2. Teknik pengambilan sampel  
Dari berbagai penelitian yang sudah dilakukan yang berkaitan dengan image forensik, maka cara pengambilan sampel sesuai prosedur yang ada
3. Implementasi metode  
Menerapkan metode yang digunakan pada sampel penelitian
4. Analisis  
hasil dari implementasi metode yang digunakan akan diolah dan dianalisis untuk mendapatkan nilai keakuratan dari implementasi metode tersebut.
5. Laporan  
Semua kegiatan akan disimpulkan dalam bentuk laporan mulai dari hasil analisis, kekurangan dan kelebihan metode yang digunakan.

### **1.7 Sistematika Penulisan**

Untuk memberi gambaran agar mempermudah memahami penelitian ini, maka dibuat sistematika penulisan sebagai berikut

## BAB 1 PENDAHULUAN

Menjelaskan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, dan manfaat penelitian. Bab ini memberikan konteks dan dasar yang diperlukan untuk memahami alasan di balik penelitian ini serta tujuan yang ingin dicapai. Selain itu, bab ini juga menetapkan batasan ruang lingkup penelitian untuk menjaga fokus dan relevansi.

## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Menjelaskan tentang landasan teori dan kajian pustaka. Di dalam bab ini, teori-teori yang mendasari penelitian diuraikan secara mendetail, serta membahas tinjauan pustaka terkait untuk memberikan wawasan tentang perkembangan terkini dalam bidang yang diteliti. Bab ini bertujuan untuk menyusun kerangka teori yang mendukung analisis dan interpretasi data penelitian.

## BAB 3 METODOLOGI

Menjelaskan tentang metodologi penelitian dan tahapan-tahapan yang dilakukan. Bab ini mencakup desain penelitian, metode pengumpulan data, serta prosedur analisis yang digunakan. Penjelasan rinci mengenai setiap tahapan penelitian bertujuan untuk memastikan transparansi dan reproduktifitas hasil.

## BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Menjelaskan tentang hasil dan pembahasan. Bab ini menyajikan temuan utama dari penelitian serta menganalisis hasil tersebut dalam konteks teori dan kajian pustaka yang telah dibahas sebelumnya. Pembahasan ini bertujuan untuk menginterpretasikan data dan menghubungkannya dengan tujuan penelitian.

## BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Menjelaskan tentang kesimpulan. Bab ini menyajikan ringkasan dari hasil penelitian, memberikan kesimpulan yang diambil, serta menyarankan implikasi praktis dan arah penelitian selanjutnya. Kesimpulan ini bertujuan untuk merangkum temuan utama dan menggarisbawahi kontribusi penelitian terhadap bidang studi yang bersangkutan.

## **BAB 2**

### **Tinjauan Pustaka**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

Tinjauan pustaka merupakan suatu konsep yang tertata rapi dan sistematis dan menjadi landasan kuat dalam penelitian yang akan dilakukan. Tinjauan pustaka juga sering didefinisikan sebagai bagian penting dari penelitian karena memuat berbagai teori dari penelitian sebelumnya.

##### **2.1.1 Digital Forensik**

Digital forensik merupakan ilmu pengetahuan dan teknologi komputer untuk keperluan pembuktian hukum, yang didalamnya berguna untuk membuktikan kejahatan yang berteknologi tinggi. Hingga mendapatkan bukti-bukti digital yang berguna untuk menjerat para pelaku kejahatan (Al-Azhar, 2012). Digital forensik merupakan sebuah penilaian yang andal atas kredibilitas teknik bukti digital dengan menggunakan pendekatan ilmiah serta adanya kebutuhan yang tepat tentang cara penanganan data yang dapat dijadikan barang bukti dalam kasus pidana (Lewulis, 2021).

Sedangkan dalam (Zargari, 2022) dijelaskan bahwa digital forensik merupakan proses yang mencakup identifikasi, pelestarian, pemeriksaan, dokumentasi, dan penyajian bukti digital yang ditemukan pada perangkat seperti komputer, ponsel, atau media penyimpanan digital lainnya. Pada dasarnya, artefak digital dapat dikumpulkan dari berbagai perangkat penyimpan data seperti laptop, hard disk, *flash drive*, dan ponsel. Proses ini bertujuan untuk menganalisis bukti digital guna mengetahui apa yang terjadi, bagaimana dan kapan peristiwa itu terjadi, serta siapa yang terlibat dalam dugaan tindak kejahatan atau pelanggaran. Hasil dari investigasi forensik digital ini dapat digunakan sebagai bukti hukum di pengadilan.

Dalam ilmu digital forensik terdapat beberapa kerangka kerja atau *framework* yang bisa digunakan serta dijadikan acuan untuk melakukan kegiatan mulai dari akuisisi sampai analisis. National Institut Standart and Technology (NIST) merupakan salah satu yang paling umum digunakan sebagai pedoman ahli forensik dalam menganalisis bukti dengan cara yang sistematis dan terstandarisasi (K. Kent & Souppaya, 2006). Standart dari NIST memberikan pedoman yang memastikan bahwa setiap proses dalam forensik digital mengikuti langkah-langkah terstruktur dan dapat dibuktikan keabsahannya. NIST menekankan pentingnya dalam menjaga integritas informasi selama proses dilakukan agar

hasil analisis yang diberikan dapat diterima dan sah di mata hukum. Dengan menerapkan prinsip tersebut maka investigasi forensik menjadi lebih andal dalam melakukan proses analisis bukti digital. Adapun *Framework* NIST ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2. 1 *Framework* NIST (Syukri et al., 2025)

Pada Gambar 2.1 menunjukkan tahapan proses forensik digital berdasarkan framework NIST yang terdiri dari tahap collection, examination, analysis, dan reporting. Secara menyeluruh penggunaan kerangka kerja atau *framework* NIST pada bidang digital forensik merupakan bagian yang sangat penting dalam meningkatkan keandalan serta validasi proses investigasi. Yang berpedoman pada standar dan praktik yang sudah ditetapkan. Sehingga para profesional digital forensik dapat menjamin bahwa bukti yang diperoleh sah secara hukum dan dapat dipertanggungjawabkan di pengadilan dalam pengambilan keputusan hukum maupun administratif.

Dengan demikian, digital forensik dapat diartikan sebagai cabang ilmu forensik yang bertujuan untuk membuktikan tindak kejahatan siber yang dilakukan sesuai dengan prosedur yang berlaku dan secara ilmiah melalui perangkat digital. Penerapan ilmu ini memungkinkan para ahli untuk menelusuri jejak digital, memverifikasi aktivitas pengguna, serta merekonstruksi kejadian kriminal yang menggunakan media teknologi. Dengan tetap berpegang teguh pada prinsip-prinsip objektivitas, integritas dan akuntabilitas.

### 2.1.2 Forensik Citra

Forensik Citra merupakan bagian baru dalam lingkup penelitian *image* Forensik yang bertujuan untuk melakukan proses verifikasi keaslian dari sesuatu citra serta mengambil informasi yang terdapat pada citra tersebut. Tujuan dari forensik citra sendiri adalah untuk

Mengidentifikasi, menemukan dan mencari pemalsuan dari suatu citra, tujuan lainnya adalah untuk melindungi citra dari tindak kejahatan serta penyalahgunaan citra (Gede Nengah Bayu Darmawan et al., 2019).

Forensik Citra merupakan suatu keahlian yang digunakan untuk mengidentifikasi, menganalisis, serta menguji bukti yang terdapat pada citra digital, yang dapat dikategorikan menjadi 3 jenis manipulasi yaitu *splicing* citra, pemalsuan *copy move* citra, dan *retouching* citra, serta memudahkan seseorang untuk memanipulasi atau memalsukan suatu citra asli tanpa meninggalkan bekas manipulasinya (Apriliani et al., 2020).

Forensik Citra merupakan bidang ilmu yang digunakan untuk melakukan identifikasi asal dan memverifikasi keaslian dari suatu citra. Forensik citra dapat dibagi menjadi dua jenis yaitu *otentifikasi* aktif dan *otentifikasi* pasif. *Otentifikasi* aktif merupakan cara yang digunakan untuk mengidentifikasi suatu citra dengan menggunakan informasi tambahan dari citra asli sementara *otentifikasi* pasif tidak memerlukan informasi tambahan (Faroek et al., 2019).

Perkembangan terkini menunjukkan *otentifikasi* pasif semakin penting pada era sekarang yaitu penyebaran konten digital dan teknologi seperti *deepfake*. Metode modern yang digunakan seperti machine learning dan deep learning sangat penting dalam mendeteksi pemalsuan citra secara lebih akurat berdasarkan statistik dan fitur tersembunyi yang sulit dilihat oleh mata manusia (Shi et al., 2023). Selain itu penelitian terbaru juga mulai menerapkan model berbasis deep learning, yang mampu melakukan deteksi, manipulasi citra secara *piksel to piksel* yang tahan terhadap beberapa proses umum seperti kompresi atau resizing yang sering dilakukan ketika suatu citra diunggah ke sosial media (Fischinger & Boyer, 2025)

Jadi forensik citra adalah bidang ilmu yang digunakan untuk mengidentifikasi, menganalisis, serta menguji bukti yang terdapat pada citra yang bertujuan untuk verifikasi keaslian dari suatu citra. Tujuan lainnya adalah untuk melindungi suatu citra dari tindak kejahatan serta penyalahgunaan citra. *Otentifikasi* citra terbagi dua yaitu *otentifikasi* aktif dan *otentifikasi* pasif. *Otentifikasi* aktif merupakan cara yang digunakan untuk mengidentifikasi suatu citra dengan menggunakan informasi tambahan dari citra asli sementara *otentifikasi* pasif tidak memerlukan informasi tambahan.

### **2.1.3 Citra digital**

Citra Digital merupakan sekumpulan citra yang dapat diolah oleh komputer, yang didalamnya berbentuk angka-angka untuk menunjukkan seberapa besar intensitas dari piksel. serta berbentuk numerik sehingga dapat diolah dengan menggunakan komputer. Piksel

merupakan sampel yang mengandung intensitas dari citra yang dinyatakan dalam bilangan bulat, piksel mempunyai 2 parameter yaitu koordinat dan intensitas atau warna. Pengolahan Citra digital merupakan salah satu ilmu dibidang informatika khususnya yang berkaitan dengan image processing merupakan yang mempelajari tentang perubahan kualitas suatu gambar yang berkaitan dengan (meningkatkan kontras, restorasi citra, perubahan warna), sebuah citra digital dapat mewakili matriks yang terdiri dari M kolom dan N baris. Yang mana potongan antara M kolom dan N baris tersebut lah yang disebut dengan piksel. Secara matematis citra digital dapat didefinisikan sebagai intensitas  $f(x,y)$  dimana  $x$  baris dan  $y$  kolom (Munantri et al., 2019).

Citra merupakan gambaran atau representasi visual dari suatu objek yang dihasilkan melalui proses perekaman data. Citra dapat berupa gambar optik seperti foto analog yang ditangkap oleh kamera atau gambar digital yang disimpan dalam media penyimpanan elektronik. Secara matematis, citra dapat dinyatakan sebagai fungsi dua dimensi  $f(x, y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  merupakan koordinat bidang, sedangkan  $f(x, y)$  menunjukkan nilai intensitas atau tingkat keabuan (gray level) pada titik tersebut (Harefa, 2016).

Menurut (Sinaga, 2017), citra digital adalah citra yang dihasilkan dari kamera dan kemudian dikuantisasi menjadi nilai diskrit, sehingga dapat disimpan dalam format digital seperti JPG, PNG, atau format gambar lainnya. Sementara itu, foto yang dicetak secara fisik tidak termasuk dalam kategori citra digital, karena tidak tersimpan dalam bentuk data elektronik.

Sedangkan menurut (Salomon & Motta, 2010) citra digital merupakan matriks persegi panjang yang tersusun dari elemen-elemen kecil yang disebut piksel, dan disusun dalam M baris dan N kolom. Resolusi citra digital ditentukan oleh hasil perkalian antara jumlah baris (M) dan kolom (N), yang mencerminkan tingkat detail gambar tersebut.

Jadi citra digital adalah gambaran visual suatu objek yang direpresentasikan dalam bentuk data numerik sehingga dapat diolah oleh komputer. Setiap citra tersusun atas piksel-piksel yang memiliki nilai intensitas atau warna tertentu sesuai koordinatnya, dan secara matematis dinyatakan sebagai fungsi dua dimensi  $f(x, y)$ . Citra digital memungkinkan berbagai proses pengolahan seperti peningkatan kualitas, restorasi, dan analisis gambar, sehingga menjadi komponen penting dalam bidang informatika dan pengolahan citra.

#### **2.1.4 Wajah**

Menurut Berrios dalam jurnal (Henneberg et al., 2003) menyatakan bahwa wajah merupakan bagian tubuh yang menjadi representasi utama dari identitas manusia. Wajah berperan penting dalam pengenalan individu, misalnya digunakan pada paspor, kartu identitas, maupun dokumen resmi lainnya sebagai penanda personal. Lebih dari itu, wajah juga dianggap sebagai konstruksi budaya, karena makna dan persepsi terhadap wajah tidak dapat dilepaskan dari nilai-nilai sosial dan budaya tempat individu tersebut berada.

Namun secara ilmiah, wajah juga merupakan entitas anatomi yang terbentuk melalui proses biologis dan evolusi manusia, diatur oleh mekanisme embriologis, anatomi, dan fisiologi yang sama seperti bagian tubuh lainnya. Dengan demikian, wajah dapat dipelajari melalui pendekatan ilmu alam, khususnya dalam bidang antropologi biologis, yaitu cabang ilmu yang meneliti karakter biologis manusia secara ilmiah.

Berdasarkan uraian tersebut, menurut penulis, wajah adalah bagian depan kepala manusia yang menjadi representasi utama identitas seseorang, sekaligus berfungsi sebagai media ekspresi dan komunikasi nonverbal yang merefleksikan kepribadian dan emosi individu.

Secara ilmiah, wajah merupakan entitas anatomi kompleks yang terbentuk melalui proses biologis, embriologis, dan evolusioner, terdiri dari struktur tulang, otot, serta jaringan lunak yang membentuk fitur-fitur khas seperti mata, hidung, mulut, dan pipi.

Dengan demikian, wajah tidak hanya memiliki makna biologis dan fisiologis, tetapi juga simbolik dan kultural, menjadikannya elemen penting dalam identitas manusia, interaksi sosial, dan pengenalan individu.

#### **2.1.5 Citra kualitas rendah**

Citra kualitas rendah adalah citra dengan variasi atau kepadatan nilai piksel yang rendah. Citra kualitas rendah memerlukan perbaikan agar memiliki citra kualitas tinggi agar citra tersebut dapat digunakan dalam berbagai bidang seperti bidang kedokteran, penginderaan satelit dll. sehingga informasi yang terdapat pada citra tidak dapat ditafsirkan secara jelas, citra kualitas rendah biasanya disebabkan oleh gangguan seperti adanya bintik (*noise*) pada citra, kabur (*blur*) dan lain-lain (Abdi & Aisyah, 2019)

Kualitas rendah merupakan citra yang memiliki iluminasi rendah, kontras rendah, dan *noise* tinggi. Citra dengan Cahaya rendah memiliki *signal-to-noise ratio* rendah berarti *noise* tinggi. Citra dengan kualitas rendah juga bisa disebabkan oleh pencahayaan yang diambil dalam kondisi redup, hal ini dikarenakan pencahayaan lingkungan yang disediakan oleh sumber daya terbatas yang relative lebih lemah. Gambar dengan kualitas rendah

disebabkan oleh *additive noise* karena terbatasnya jumlah *foton* yang diterima setiap pikselnya. (Priyanka & Wang, 2019).

Secara lebih luas, citra kualitas rendah didefinisikan sebagai citra yang tidak dapat mendefinisikan objek atau visual secara optimal sesuai dengan kondisi aslinya yang dapat disebabkan oleh keterbatasan perangkat, kondisi pencahayaan yang buruk dan tingkat *noise* yang terlalu tinggi, maka diperlukan upaya perbaikan kualitas untuk menjaga kejelasan informasi yang terkandung didalamnya (Turab, n.d.). Selain itu citra dengan kualitas rendah memiliki informasi warna yang lebih sedikit sehingga menghasilkan citra terdistorsi dengan kontras rendah, kecerahan rendah dan *noise* tinggi (Anoop & Deivanathan, 2024).

Citra kualitas rendah yang diperoleh dari kondisi pencahayaan rendah secara konsisten menunjukkan penurunan kualitas visual yang signifikan, adapun karakteristik yang sering muncul diantaranya adalah kontras rendah, berkurangnya visibilitas detail, dan tingginya *noise* yang dihasilkan sensor kamera (Zhang et al., 2025).

Jadi citra kualitas rendah adalah citra yang memiliki variasi atau kepadatan nilai piksel rendah, iluminasi rendah, kontras rendah dan *noise* tinggi. Citra dengan kualitas rendah memiliki *signal-to-noise ratio* rendah berarti *noise* tinggi. Citra dengan kualitas rendah juga bisa disebabkan oleh pencahayaan yang diambil dalam kondisi redup, hal ini dikarenakan pencahayaan lingkungan yang disediakan oleh sumber daya terbatas yang relative lebih lemah. Citra kualitas rendah biasanya disebabkan oleh gangguan seperti adanya bintik (*noise*) pada citra, kabur (*blur*) dan lain-lain. Selain itu, citra berkualitas rendah juga memiliki informasi warna yang terbatas dan cenderung mengalami distorsi visual. Oleh karena itu, diperlukan proses perbaikan atau peningkatan kualitas citra (image enhancement atau image restoration) agar citra tersebut dapat dimanfaatkan secara optimal dalam berbagai bidang, seperti kedokteran, penginderaan jauh, sistem pengawasan, dan analisis forensik digital.

### **2.1.6 Resolusi citra**

Menurut (Darma, 2010), resolusi citra merupakan tingkat detail yang dimiliki oleh suatu gambar digital. Semakin tinggi resolusi citra, maka semakin tinggi pula tingkat ketajaman dan kejelasan detail yang dapat ditampilkan. Resolusi citra umumnya dibedakan menjadi dua jenis, yaitu resolusi spasial dan format file citra.

Resolusi spasial menggambarkan tingkat kehalusan atau kekasaran grid yang membentuk citra digital berdasarkan jumlah piksel dalam satu satuan panjang, yang biasanya diukur dalam dpi (*dots per inch*). Resolusi ini berpengaruh terhadap tingkat ketajaman visual citra pada proses komputasi. Selain itu, citra juga memiliki resolusi luminansi (bit depth atau

color depth), yang menentukan banyaknya informasi warna yang dapat direpresentasikan oleh setiap piksel. Setiap piksel pada citra berwarna merupakan kombinasi dari tiga warna dasar — merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*) atau RGB. Citra berwarna dengan kedalaman 8 bit per kanal mampu menampilkan hingga 255 gradasi warna untuk tiap warna dasar. Dengan demikian, citra true color memiliki 3 byte per piksel (1 byte untuk setiap warna dasar), sedangkan citra grayscale hanya memerlukan 1 byte per piksel dengan 256 tingkat keabuan (Sutojo et al., 2009). Semakin tinggi kedalaman bit, semakin besar pula ukuran file citra dan semakin baik kualitas warna yang dihasilkan.

Citra bitmap menyimpan informasi warna setiap piksel secara utuh dalam bentuk matriks digital atau representasi biner. Kelebihannya adalah kemampuan manipulasi warna yang fleksibel, namun ketika diperbesar, citra akan tampak pecah atau kehilangan kualitas. Contoh formatnya antara lain .bmp dan .gif. Citra vektor disusun berdasarkan rumus atau perhitungan matematis, sehingga citra tidak mengalami penurunan kualitas saat diperbesar maupun diperkecil. Citra jenis ini lebih cocok untuk desain grafis dan dapat dibuat menggunakan perangkat lunak seperti Adobe Illustrator atau Canva.

Berdasarkan uraian tersebut jadi resolusi citra adalah tingkat ketajaman dan kejelasan detail suatu gambar digital yang ditentukan oleh jumlah piksel dan kedalaman warna (bit depth). Semakin tinggi resolusi, semakin baik kualitas visual citra yang dihasilkan. Citra digital umumnya terbagi menjadi citra bitmap dan citra vektor. Citra bitmap menyimpan warna tiap piksel secara langsung sehingga mudah dimanipulasi namun menurun kualitasnya saat diperbesar, sedangkan citra vektor dibentuk melalui rumus matematis sehingga tetap tajam meski diperbesar atau diperkecil.

Dengan demikian, resolusi citra berperan penting dalam menentukan kualitas tampilan dan hasil pengolahan citra digital.

### **2.1.7 Image Forensik**

*Image* forensik merupakan salah satu bagian dari forensik multimedia dan turunan dari ilmu forensik klasik yang mempelajari mengenai metode ilmiah untuk mendapatkan pembuktian berdasarkan fakta baik itu bukti fisik atau digital. *Image* Forensik dapat digunakan dalam mengidentifikasi statistik dan dapat dilacak terhadap artefak yang tertinggal setelah terjadi perubahan terhadap gambar yang tidak diubah, dengan demikian Sebagian besar dari metode *image* forensik fokus dalam mendeteksi berbagai jenis manipulasi dari gambar (Sun et al., 2018).

Sedangkan menurut (Ferreira et al., 2020), forensik citra digital atau Digital Image Forensics (DIF) merupakan cabang ilmu yang berfokus pada pemanfaatan dan analisis bukti digital dalam proses investigasi kriminal. Secara umum, DIF memiliki dua tujuan utama, yaitu mengidentifikasi asal-usul citra digital dan memverifikasi integritasnya.

Identifikasi asal citra mencakup proses untuk menentukan perangkat atau model kamera yang digunakan dalam pengambilan gambar, sedangkan verifikasi integritas citra bertujuan untuk menilai keaslian dan mendeteksi adanya manipulasi atau pemalsuan yang mungkin terjadi pada *file* digital tersebut.

Image forensik adalah bagian dari cabang ilmu digital forensik yang bertujuan untuk mendeteksi, memanipulasi citra digital melalui dua pendekatan, serta dapat terus berkembang dengan hadirnya metode-metode terbaru seperti *Image Forensics in the Encrypted Domain (IFED)* yang memanfaatkan deep learning untuk mendeteksi manipulasi pada citra terenkripsi (Yu et al., 2024).

Ada 2 pendekatan dalam *image* forensik yaitu pendekatan aktif dan pendekatan pasif. Pendekatan aktif biasanya melibatkan berbagai jenis *watermark* atau *finger print* dari sebuah konten gambar dan menyemakkanya dalam gambar digital. Dalam tahap *autentifikasi* dilakukan pemeriksaan untuk menentukan apakah gambar asli sudah dirusak serta dimana lokasi gambar dirusak, pendekatan aktif dapat mendeteksi gangguan citra digital secara tepat dan akurat. Sementara pendekatan pasif telah menjadi pilihan populer pendekatan ini mendeteksi pemalsuan terhadap citra digital dengan cara menganalisis pola bawaan tertentu yang terjadi pada saat pembuatan atau modifikasi citra. Pada pendekatan pasif berbagai macam jejak dapat dieksploitasi untuk membedakan gambar yang sudah dirusak dari gambar alami (Lin et al., 2018).

*Image* Forensik merupakan ilmu dalam mendeteksi konten visual yang sudah dimanipulasi secara individual menggunakan fitur buatan. Tujuan dari forensik *image* adalah untuk mendeteksi beberapa inkonsistensi dari gambar yang ditargetkan dan di antara piksel yang terdapat pada gambar. Seringkali forensik *image* juga dapat digunakan dalam menghilangkan konten dan menganalisis *noise* yang mendasarinya (Novozámský et al., 2021).

Dengan demikian, *Image* forensik adalah salah satu bagian dari forensik multimedia untuk mendeteksi beberapa inkonsistensi dari gambar yang ditargetkan dan di antara piksel yang terdapat pada gambar. Ada 2 pendekatan dalam *image* forensik yaitu pendekatan aktif dan pendekatan pasif. Pendekatan aktif biasanya melibatkan berbagai jenis *watermark* atau *fingerprint* dari sebuah konten gambar dan menyemakan nya dalam gambar digital Sebagian

besar dari metode *image* forensik fokus dalam mendeteksi berbagai jenis manipulasi dari gambar. Dalam perkembangannya, *image forensik* juga telah memanfaatkan teknologi modern seperti deep learning dan metode baru seperti Image Forensics in the Encrypted Domain (*IFED*) untuk mendeteksi manipulasi bahkan pada citra yang terenkripsi. Dengan demikian, *image forensik* berperan penting dalam menjamin keaslian dan integritas citra digital, serta menjadi bagian esensial dalam investigasi forensik multimedia dan pembuktian hukum berbasis bukti digital.

### **2.1.8 Pre-processing data**

Pre-processing data merupakan serangkaian langkah untuk mengubah data mentah menjadi data yang bersih dan terstruktur sebelum dilakukan analisis statistik. Tahap ini sangat penting, terutama ketika data diperoleh dari sumber sekunder seperti rekam medis elektronik (*Electronic Health Records/EHR*) yang sering mengandung kesalahan atau inkonsistensi akibat proses otomatisasi pengumpulan data.

Tujuan utama *pre-processing* adalah meningkatkan kualitas dan konsistensi data agar hasil analisis lebih akurat dan dapat dipercaya. Menurut penjelasan dalam teks tersebut, terdapat beberapa tahapan umum dalam pre-processing, yaitu:

1. Data cleaning — menangani data yang hilang (*missing values*), noise, outlier, serta duplikasi atau kesalahan entri, tanpa menimbulkan bias baru pada data. Oleh karena itu, diperlukan tahapan pembersihan data (data cleaning) yang teliti sebelum proses analisis dilakukan, agar hasil yang diperoleh valid, akurat, dan dapat dipercaya.
2. Data integration — menggabungkan data mentah dari berbagai sumber atau dataset yang berbeda menjadi satu dataset terpadu yang berisi seluruh informasi yang dibutuhkan untuk analisis statistik. Penggabungan ini dapat dilakukan dengan menggunakan nilai bersama antar dataset. Setelah proses data cleaning dan data integration selesai, dihasilkan satu dataset yang utuh, konsisten, dan andal untuk dianalisis.
3. Data transformation, yaitu proses mengubah atau menyesuaikan skala variabel yang disimpan dalam berbagai format atau satuan agar lebih sesuai untuk metode analisis statistik yang akan digunakan. Langkah ini membantu menyamakan representasi data agar dapat diolah secara konsisten. misalnya melakukan transformasi logaritmik (log transform) untuk model regresi linier.
4. Data reduction, yaitu proses menghapus data yang berulang atau variabel yang tidak relevan, serta menyusun ulang data agar lebih efisien dan terstruktur (*tidy*) untuk analisis. Tujuannya adalah menyederhanakan dataset tanpa menghilangkan

informasi penting. Data reduction dapat bersifat Lossless, yaitu seluruh informasi asli tetap dipertahankan tetapi disimpan dalam format lebih efisien (misalnya dengan menghapus data yang berulang), atau *Lossy*, yaitu sebagian informasi hilang tetapi makna utama tetap dipertahankan (misalnya dengan mengganti beberapa nilai menjadi rata-rata).

Proses *pre-processing* bersifat iteratif, artinya dapat dilakukan berulang kali hingga data benar-benar siap dan berkualitas untuk analisis statistik. Namun, peneliti harus berhati-hati agar tidak menimbulkan bias baru selama proses transformasi atau reduksi data, serta tidak melakukan manipulasi berlebihan yang dapat memengaruhi hasil analisis secara tidak valid. Tujuan akhir dari seluruh tahapan ini adalah menghasilkan dataset yang bersih, rapi, dan siap digunakan untuk analisis statistik secara efektif, tanpa menimbulkan bias yang tidak disengaja dalam proses pengolahannya (Pirracchio, 2016).

Berdasarkan uraian tersebut jadi *pre-processing* adalah tahapan penting dalam pengolahan data yang berfungsi untuk mengubah data mentah menjadi data yang bersih, konsisten, dan terstruktur sebelum dilakukan analisis statistik. Tahapan ini sangat diperlukan terutama ketika data berasal dari sumber sekunder atau hasil pengumpulan otomatis yang sering mengandung kesalahan, noise, atau nilai yang tidak lengkap.

Proses pre-processing mencakup beberapa langkah utama, yaitu data cleaning untuk menghilangkan data yang hilang, duplikasi, atau outlier; data integration untuk menggabungkan data dari berbagai sumber menjadi satu dataset yang utuh; data transformation untuk menyesuaikan skala atau format variabel agar sesuai dengan metode analisis; serta data reduction untuk menyederhanakan data tanpa menghilangkan informasi penting. Tahapan ini bersifat iteratif dan perlu dilakukan secara hati-hati agar tidak menimbulkan bias atau manipulasi berlebihan terhadap data. Dengan demikian, pre-processing berperan sebagai fondasi utama dalam analisis data, karena kualitas hasil analisis sangat bergantung pada sejauh mana proses pre-processing dilakukan secara tepat dan menyeluruh.

### **2.1.9 CCTV**

*Closed Circuit Television* (CCTV) bertujuan agar dapat memantau situasi dan kondisi tempat tertentu, Biasanya CCTV digunakan untuk mengawasi area publik. CCTV berfungsi sebagai alat pengambilan gambar. ada banyak jenis kamera CCTV dari segi kualitas, penggunaan dan fungsi diantaranya adalah kamera CCTV analog dan jaringan diamna yang

analog menggunakan kabel tunggal sementara yang jaringan dengan menggunakan kamera IP (*Internet Protocol*) CCTV (Aswiputri, 2022).

CCTV (Closed Circuit Television) adalah sistem pengawas yang mentransmisikan sinyal dari video ke sejumlah monitor atau perangkat penerima, yang digunakan secara luas untuk keamanan, pemantauan situasi, dan pencegahan kejahatan dengan dua teknologi utama yaitu analog yang berfungsi untuk mengirimkan sinyal melalui kabel koaksial dan IP (*Internet Protocol*) yang berfungsi mentransmisikan data melalui jaringan (Adithya et al., 2023)

CCTV (Closed Circuit Television) merupakan alat bukti namun tidak dapat berdiri sendiri tetapi ditentukan oleh hakim dalam ukuran yuridis. Rekaman gambar CCTV juga dapat dijadikan sebagai petunjuk tapi tidak mutlak sebagai alat bukti Berdasarkan Undang-undang jelas bahwa rekaman gambar CCTV adalah sebagai informasi dan dokumen elektronik, jadi rekaman gambar pada CCTV dapat dijadikan sebagai alat bukti yang sah selama digunakan menurut undang-undang yaitu undang-undang tindak pidana khusus (Dufhues, 2020)

CCTV (Closed Circuit Television) merupakan jenis kamera yang mempunyai sinyal yang bersifat tertutup, akan tetapi CCTV tidak sama dengan kamera pada umumnya yang merupakan sinyal siaran. CCTV banyak digunakan di berbagai tempat yang digunakan sebagai pelengkap keamanan seperti masjid, perkantoran, bahkan di komplek perumahan (Sudradjat et al., 2020).

Sedangkan dalam (Montreal, 2008) dijelaskan bahwa CCTV adalah Pengawasan video atau sistem teknologi yang menggunakan kamera untuk memantau suatu area, yang dapat dipasang dan digunakan oleh otoritas publik di ruang-ruang umum untuk pencegahan maupun penegakan hukum terhadap tindak kejahatan. Teknologi ini bersifat multifungsi, awalnya digunakan untuk mengelola risiko dalam berbagai situasi seperti kemacetan lalu lintas, kebakaran, kecelakaan, dan tindak kriminal.

Berdasarkan berbagai pendapat tersebut jadi Closed Circuit Television (CCTV) adalah sistem pengawasan berbasis kamera yang bekerja melalui jaringan tertutup untuk memantau, merekam, dan mentransmisikan gambar dari suatu area tertentu ke perangkat penerima. CCTV berfungsi sebagai alat pengawasan dan keamanan yang umum digunakan di area publik maupun privat guna mencegah tindak kejahatan dan mendukung proses hukum. CCTV memiliki dua teknologi utama, yaitu analog, yang mengirim sinyal melalui kabel koaksial, dan IP (*Internet Protocol*), yang mentransfer data melalui jaringan digital. Dari sisi hukum, rekaman CCTV dapat dijadikan alat bukti elektronik yang sah, meskipun

tidak dapat berdiri sendiri tanpa pertimbangan hakim. CCTV merupakan teknologi pengawasan multifungsi yang awalnya digunakan untuk mengelola risiko seperti kemacetan, kebakaran, dan tindak kriminal. Maka, CCTV dapat disimpulkan sebagai sistem pengawasan modern yang berperan penting dalam menjaga keamanan, mengawasi aktivitas, serta mendukung penegakan hukum melalui bukti visual yang terekam secara real-time maupun tersimpan.

#### **2.1.10 Penilaian kualitas citra**

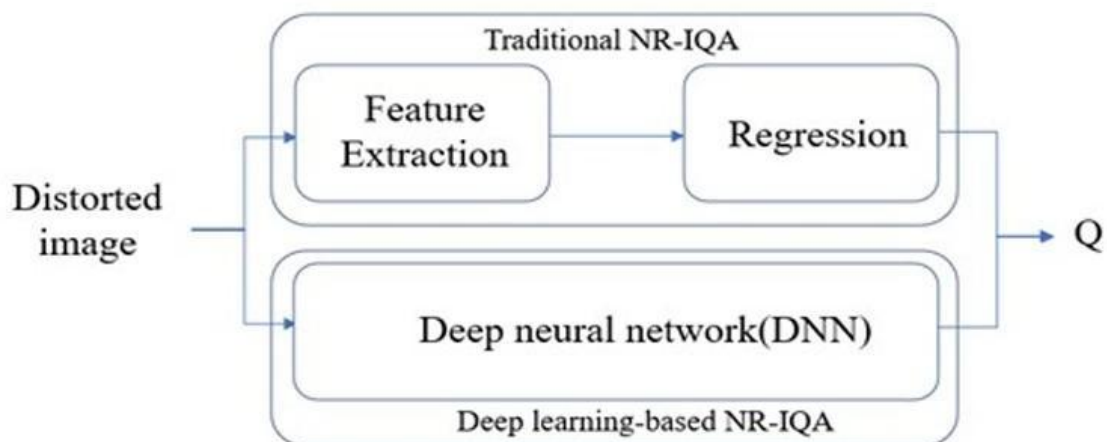
Penilaian kualitas citra adalah proses pengukuran dan evaluasi tingkat kejelasan, ketajaman, serta kesesuaian visual suatu citra terhadap standar atau citra referensi, yang bertujuan untuk menentukan seberapa baik hasil pemrosesan atau rekonstruksi citra.

Dalam (L. Wang, 2021) Penilaian kualitas citra (*Image Quality Assessment/IQA*) memiliki peran yang semakin penting dalam berbagai aplikasi berbasis citra. Tujuannya adalah untuk membangun sebuah model yang dapat menggantikan persepsi manusia dalam menilai kualitas citra secara akurat. Berdasarkan ketersediaan dan kelengkapan citra referensi, penilaian kualitas citra dapat dibagi menjadi tiga kategori, yaitu full-reference (FR), reduced-reference (RR), dan non-reference (NR). Faktor-faktor yang memengaruhi kualitas citra berasal dari berbagai sumber seperti kecerahan, kontras, komposisi, dan noise. Tingkat distorsi yang ditimbulkan oleh faktor-faktor tersebut berbeda pada setiap citra, sehingga sulit untuk menentukan faktor mana yang memiliki pengaruh utama. Penilaian kualitas citra dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu penilaian kualitas subjektif dan penilaian kualitas objektif, tergantung pada siapa yang menjadi subjek evaluasi. Metode penilaian kualitas subjektif dianggap paling andal karena manusia merupakan pihak terakhir yang menilai hasil dari sistem transmisi citra. Salah satu ukuran yang digunakan adalah Mean Opinion Score (MOS), yaitu adalah rata-rata penilaian pengamat terhadap kualitas suatu citra. Pendekatan ini diakui sebagai standar paling akurat dalam menilai kualitas visual, namun memerlukan banyak partisipan, dilakukan di lingkungan pengujian yang terkontrol, dan setiap individu dapat memberikan hasil penilaian yang berbeda. Nilai akhir ditentukan melalui rata-rata berbobot dari seluruh hasil penilaian individu. Meskipun akurasinya tinggi, metode ini memiliki kelemahan karena prosesnya lambat dan memerlukan biaya besar dalam penerapan praktis.

Sebaliknya, penilaian kualitas citra objektif dilakukan secara otomatis menggunakan model matematis yang dirancang untuk meniru persepsi visual manusia, sehingga lebih efisien dalam hal waktu, tenaga, dan sumber daya. Penilaian objektif ini diklasifikasikan menjadi tiga jenis utama, yaitu:

- 1 *Full-Reference* (FR-IQA), yang menggunakan keseluruhan citra asli tanpa distorsi sebagai pembanding untuk menghitung tingkat perbedaan dengan citra terdistorsi;
- 2 *Reduced-Reference* (RR-IQA), yang hanya memanfaatkan sebagian informasi dari citra referensi; dan
- 3 *No-Reference* (NR-IQA), yang sepenuhnya menilai kualitas citra tanpa menggunakan referensi, melainkan berdasarkan karakteristik visual dari citra itu sendiri.

Penilaian kualitas citra tanpa referensi (*No-Reference Image Quality Assessment/NR-IQA*), yang juga dikenal sebagai *Blind Image Quality Assessment (BIQA)*, bertujuan membangun model komputasi yang mampu memprediksi kualitas citra secara otomatis dan akurat berdasarkan persepsi manusia tanpa memerlukan informasi referensi tambahan. Jenis metode NR-IQA pertama dikembangkan menggunakan pendekatan regresi tradisional, di mana fitur-fitur citra yang dirancang secara manual diekstraksi terlebih dahulu, kemudian digunakan oleh jaringan regresi terlatih untuk memprediksi kualitas citra dan menghasilkan skor kualitas hasil. Adapun *Framework non referensik assesment* ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 *Framework non referensik assesment*(L. Wang, 2021)

Gambar 2.2 menunjukkan dua pendekatan utama dalam NR-IQA, yaitu pendekatan tradisional berbasis ekstraksi fitur dan pendekatan berbasis *deep learning*. Pada pendekatan tradisional, citra terdistorsi diproses melalui tahap ekstraksi fitur sebelum masuk ke model regresi untuk menghasilkan skor kualitas (Q). Sementara itu, pada pendekatan deep learning, citra langsung diproses oleh jaringan saraf dalam (*Deep Neural Network/DNN*) tanpa melalui proses perancangan fitur manual.

### **2.1.11 *Natural Image Quality Evaluator (NIQE)***

*Natural Image Quality Evaluator (NIQE)* sebuah algoritma completely blind IQA, karena tidak memerlukan data pelatihan maupun paparan terhadap citra terdistorsi. Model NIQE bekerja dengan mengukur penyimpangan statistik dari pola alami (*natural scene statistics / NSS*) yang umumnya ditemukan pada citra alami berkualitas tinggi. Secara teknis, NIQE membangun sekumpulan fitur statistik “*quality-aware*” yang diekstraksi dari kumpulan citra alami tanpa distorsi, kemudian digunakan untuk menilai seberapa jauh distribusi fitur dari citra uji menyimpang dari distribusi citra alami tersebut. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kinerja NIQE sebanding dengan model-model NR-IQA lain yang membutuhkan pelatihan dengan data besar dan opini manusia, sehingga menjadikannya pendekatan yang efisien, adaptif, dan bebas pelatihan. NIQE tidak terikat pada jenis distorsi tertentu dan mampu melakukan penilaian kualitas citra secara umum (*general-purpose*). Indeks NIQE (*Natural Image Quality Evaluator*) bekerja dengan cara menghitung 36 fitur statistik alami (*Natural Scene Statistics/NSS*) yang diambil dari potongan citra (*patches*) berukuran sama sebesar  $P \times P$  piksel pada citra yang akan dievaluasi kualitasnya. Setiap potongan citra tersebut kemudian dipasangkan (*fitted*) dengan model *Gaussian multivariat* (MVG) seperti yang dijelaskan dalam persamaan (9), dan hasilnya dibandingkan dengan model MVG alami yang telah diperoleh dari kumpulan citra alami berkualitas tinggi. Berbeda dengan beberapa metode penilaian kualitas lainnya, NIQE tidak menggunakan kriteria ketajaman (*sharpness criterion*) dalam proses evaluasi. Hal ini karena penurunan ketajaman (*loss of sharpness*) pada citra terdistorsi dianggap sebagai salah satu indikator distorsi itu sendiri. Mengabaikan faktor ini dapat menyebabkan penilaian yang tidak akurat terhadap tingkat distorsi citra. Dalam implementasi standarnya, ukuran *patch* yang digunakan adalah  $96 \times 96$  piksel, namun berdasarkan hasil pengujian, kinerja NIQE tetap stabil untuk berbagai ukuran *patch* yang bervariasi antara  $32 \times 32$  hingga  $160 \times 160$  piksel (Mittal et al., 2013).

### **2.1.12 *Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE)***

Matriks BRISQUE (*Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator*) adalah representasi numerik dari fitur statistik alami (*Natural Scene Statistics/NSS*) yang diekstraksi. Secara teknis, matriks BRISQUE berisi parameter-parameter statistik hasil ekstraksi fitur NSS seperti *mean subtracted contrast normalized (MSCN) coefficients*, serta fitur dari produk pasangan piksel (*pairwise products*) pada empat arah orientasi (horizontal, vertikal, diagonal, dan anti-diagonal). Fitur-fitur ini dihitung dalam bentuk vektor atau matriks yang menggambarkan distribusi statistik lokal dari citra. Matriks tersebut kemudian

dipasangkan (fitted) dengan model *Gaussian asimetris (Asymmetric Generalized Gaussian Distribution / AGGD)* untuk mengukur sejauh mana distribusi citra yang diuji menyimpang dari pola statistik citra alami. Hasil ekstraksi dari berbagai blok atau patch citra digabungkan menjadi matriks fitur BRISQUE berdimensi 36, yang kemudian digunakan sebagai input pada model regresi (*Support Vector Machine Regression / SVR*) untuk menghasilkan skor kualitas akhir (Mittal et al., 2012).

Dengan demikian, matriks BRISQUE berfungsi sebagai struktur data yang menyimpan fitur-fitur statistik alami citra, yang menjadi dasar dalam menilai tingkat distorsi atau degradasi citra secara obyektif tanpa memerlukan citra referensi. Nilai BRISQUE yang lebih rendah menunjukkan kualitas citra yang lebih baik, sedangkan nilai yang lebih tinggi menunjukkan tingkat distorsi yang lebih besar.

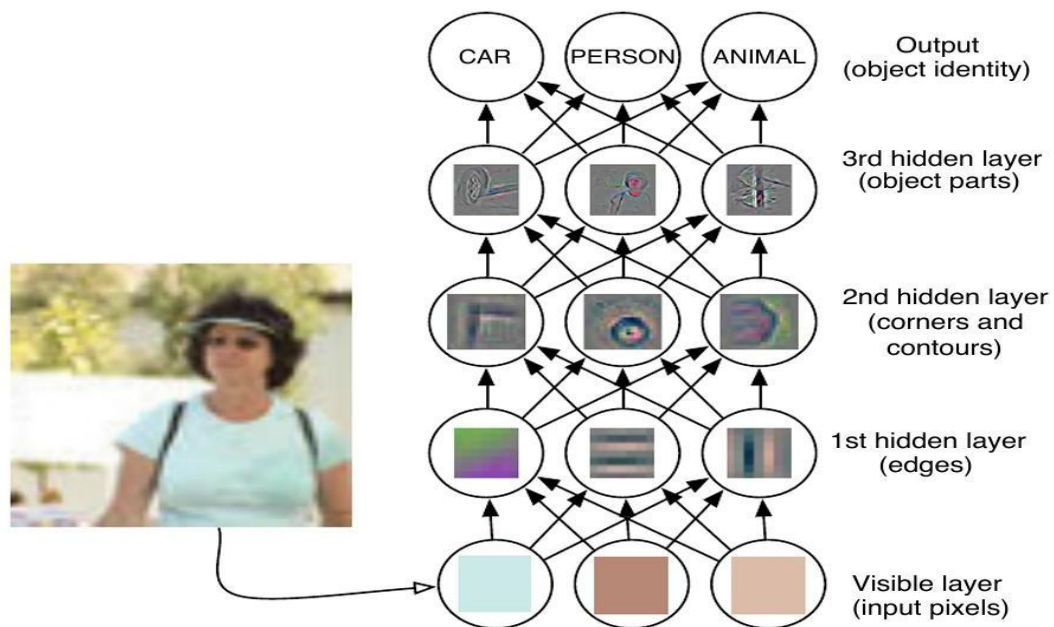
### **2.1.13 Deep learning**

*Deep learning* adalah sebuah subset dari *machine learning*, yang sendiri merupakan bagian dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*). Penelitian kecerdasan buatan dimulai tidak lama setelah Perang Dunia II. Pekerjaan awal didasarkan pada pengetahuan tentang struktur otak, logika proposisional, dan teori komputasi dari Turing. Warren McCulloch dan Walter Pitts menciptakan formulasi matematis untuk jaringan saraf dengan menggunakan logika ambang (*threshold logic*). Hal ini memungkinkan penelitian jaringan saraf berkembang menjadi dua diantaranya adalah, pendekatan yang berpusat pada proses biologis di dalam otak dan pendekatan lain yang berfokus pada penerapan jaringan saraf untuk kecerdasan buatan (Paluszek & Thomas, 2020).

Sementara dalam (Kelleher, 2019) menyebutkan bahwa *deep learning* adalah subbidang dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang berfokus pada pembuatan model jaringan saraf besar yang mampu membuat keputusan berbasis data (*data-driven decisions*) secara akurat. *Deep learning* sangat cocok diterapkan pada konteks di mana data bersifat kompleks dan tersedia dalam jumlah besar. Saat ini, sebagian besar perusahaan daring dan teknologi konsumen kelas atas menggunakan *deep learning*.

Contoh paling mendasar dari model *deep learning* adalah jaringan saraf *feedforward* atau *multilayer perceptron (MLP)*. Sebuah MLP pada dasarnya merupakan fungsi matematis yang memetakan sekumpulan nilai masukan menjadi keluaran. Fungsi tersebut dibentuk dengan menggabungkan banyak fungsi sederhana. Setiap penerapan fungsi matematis yang berbeda dapat dipandang sebagai penyediaan representasi baru dari data masukan. Gagasan untuk mempelajari representasi yang tepat dari data memberikan salah satu sudut pandang terhadap *deep learning*. Sudut pandang lainnya adalah bahwa *deep learning* memungkinkan

komputer untuk mempelajari program komputer bertahap (multi-step computer program). Setiap lapisan representasi dapat dianggap sebagai keadaan memori komputer setelah mengeksekusi satu set instruksi tertentu secara paralel (Lecun et al., 2015). Adapun ilustrasi deep learning model ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 ilustrasi deep learning model

Pada Gambar 2.3 menunjukkan ilustrasi *deep learning* model dimana Data masukan pertama kali diproses pada lapisan (*visible layer*), yang disebut demikian karena memuat variabel-variabel yang dapat diamati secara langsung. Setelah itu, sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden layers*) bertugas mengekstraksi fitur yang semakin abstrak dari citra tersebut. Lapisan-lapisan ini disebut “tersembunyi” karena nilainya tidak terdapat secara eksplisit dalam data; melainkan, model harus mempelajari sendiri konsep-konsep yang relevan untuk menjelaskan hubungan antar data yang diamati.. Berdasarkan informasi piksel, lapisan pertama mampu mendeteksi tepi (*edges*) dengan cara membandingkan tingkat kecerahan antara piksel yang berdekatan. Selanjutnya, berdasarkan hasil deteksi tepi dari lapisan pertama, lapisan tersembunyi kedua dapat mengenali sudut (*corners*) serta kontur memanjang (*extended contours*) yang terbentuk dari kumpulan tepi tersebut. Berdasarkan representasi yang dihasilkan oleh lapisan kedua, lapisan tersembunyi ketiga kemudian dapat mengidentifikasi bagian-bagian objek tertentu dengan menggabungkan pola kontur dan sudut yang spesifik. Pada akhirnya, representasi citra yang diperoleh dalam bentuk komposisi bagian-bagian objek tersebut digunakan oleh model untuk mengenali dan mengklasifikasikan objek yang terdapat dalam gambar.

Berdasarkan uraian di atas, maka menurut penulis deep learning adalah suatu metode pembelajaran mesin tingkat lanjut yang meniru cara kerja otak manusia melalui struktur jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) dengan banyak lapisan tersembunyi. Deep learning mampu secara otomatis mempelajari representasi data yang kompleks dengan mengekstraksi pola dan fitur secara bertahap, dari yang paling sederhana hingga paling abstrak. Melalui proses ini, model dapat memahami hubungan mendalam antar data dan menghasilkan keputusan atau prediksi yang akurat tanpa perlu pemrograman eksplisit.

#### **2.1.14 Super Resolution**

Super-resolution adalah teknik dalam pemrosesan citra digital yang bertujuan untuk meningkatkan resolusi atau ketajaman gambar dari citra beresolusi rendah menjadi citra beresolusi tinggi. Dengan kata lain, metode ini berfungsi untuk merestorasi detail halus yang hilang atau tidak terlihat pada gambar asli.

Dalam penelitian (Maiseli & Abdalla, 2024) menyatakan bahwa Teknologi super-resolution membawa perubahan besar dalam dunia pencitraan dengan memberikan solusi nyata yang dapat diterapkan pada berbagai perangkat rumah tangga maupun industri. Melalui inovasi ini, para peneliti dan produsen mampu mengembangkan alat pencitraan berbiaya rendah namun mudah dibawa, seperti smartphone dan kamera berukuran kecil yang mengandalkan teknik pemrosesan citra untuk memperoleh hasil gambar berkualitas tinggi. Berkat potensi penerapannya yang luas, bidang super-resolution imaging terus menjadi fokus dan minat utama dalam berbagai penelitian hingga saat ini. Berikut merupakan penerapan super resolution di berbagai bidang.

##### *1. Super-resolution pada citra wajah*

*Super-resolution* pada citra wajah merupakan bidang penelitian yang bertujuan meningkatkan kualitas dan ketajaman detail pada gambar wajah. Dalam praktiknya, citra wajah dengan resolusi tinggi sangat penting, agar wajah pelaku dapat terlihat jelas dan membantu proses identifikasi oleh aparat penegak hukum. Selain itu, teknologi ini juga berperan dalam sistem pengenalan wajah pada akses kontrol otomatis.

##### *2. Super-resolution dalam citra medis*

*Super-resolution* dalam citra medis menjadi salah satu inovasi penting yang mendukung peningkatan akurasi diagnosis penyakit. Citra medis berfungsi sebagai sarana yang efisien dan ekonomis bagi dokter dalam menilai kondisi pasien. Kualitas citra sangat menentukan ketepatan hasil diagnosis, sehingga berbagai teknologi pencitraan medis seperti X-ray, ultrasonografi, MRI, CT-scan, dan PET-scan dituntut untuk menghasilkan gambar beresolusi tinggi dengan detail anatomi yang jelas. Untuk mencapai tujuan tersebut, teknik super-resolution diterapkan guna memperbaiki resolusi dan menonjolkan fitur penting pada citra medis. Teknologi ini telah diaplikasikan secara luas pada berbagai modalitas, mulai dari pencitraan sinar-X dan ultrasonografi, hingga MRI, CT, dan PET, yang semuanya bertujuan mendukung proses diagnosis yang lebih akurat dan andal.

### 3. Kamera konvensional

Kamera konvensional hanya menangkap citra di spektrum cahaya yang tampak. Namun, beberapa bidang membutuhkan informasi dari spektrum lain agar fitur objek dapat terlihat lebih jelas. Untuk itu, dikembangkan pencitraan multispektral dan hiperspektral, yang mampu menangkap lebih banyak pita spektrum. Hiperspektral menawarkan resolusi spektral lebih tinggi daripada multispektral, tetapi keduanya seringkali memiliki resolusi spasial rendah. Oleh karena itu, teknik super-resolusi diterapkan untuk memperbaiki resolusi spasial citra-citra ini.

### 4. Citra Radar Apertur Sintetik (SAR)

SAR adalah teknologi penginderaan jauh yang menggunakan sensor aktif untuk memancarkan dan menerima energi dari bumi. Walau berguna luas, sensor SAR yang mampu menghasilkan citra resolusi tinggi harganya cukup mahal. Solusi yang dikembangkan adalah teknik super-resolusi yang memungkinkan peningkatan resolusi tanpa mengganti sensor, sehingga lebih hemat biaya.

### 5. Industri Multimedia dan Peningkatan Video

Permintaan untuk video dan animasi berkualitas tinggi mendorong pengembangan teknik super-resolusi agar gambar dan video tampil lebih jelas. Metode ini bahkan dapat diintegrasikan ke perangkat seperti smartphone untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

Oleh karena itu, super-resolution merupakan teknik penting dalam pemrosesan citra yang mampu meningkatkan resolusi dan ketajaman gambar dari citra beresolusi rendah ke citra beresolusi tinggi. Penerapannya sangat luas, mulai dari pengenalan wajah, citra medis, kamera konvensional, citra radar SAR, hingga industri multimedia dan video. Dengan super-resolution, kualitas citra meningkat tanpa selalu bergantung pada perangkat keras mahal, sehingga memungkinkan penggunaan yang lebih efisien dan fleksibel pada berbagai bidang, baik untuk tujuan penelitian, diagnosis, keamanan, maupun hiburan.

### **2.1.15 Face Restoration**

Face restoration adalah proses restorasi citra wajah yang mengalami kerusakan, penurunan kualitas, atau degradasi misalnya buram, *noise*, resolusi rendah, atau rusak akibat kondisi lingkungan agar kembali terlihat jelas, alami, dan menyerupai wajah aslinya.

Dalam penelitian (T. Wang et al., 2022) mengatakan bahwa Face Restoration (FR) bertujuan untuk merestorasi wajah berkualitas tinggi (High-Quality / HQ) dari gambar masukan berkualitas rendah (*Low-Quality* / LQ), yang merupakan masalah restorasi citra khusus dalam bidang visi komputer tingkat rendah. Metode restorasi wajah pada tahap awal umumnya menggunakan prior statistik dan model degradasi, namun pendekatan tersebut sulit memenuhi kebutuhan aplikasi dunia nyata. Dalam beberapa tahun terakhir, restorasi wajah mengalami kemajuan besar setelah memasuki era deep learning. Namun, hanya sedikit penelitian yang secara sistematis mengkaji metode restorasi wajah berbasis deep learning. Oleh karena itu, pada makalah ini, kami memberikan tinjauan komprehensif mengenai perkembangan terbaru dalam teknik deep learning untuk restorasi wajah. Restorasi citra umum bertujuan untuk merancang teknik yang efisien untuk merestorasi citra alami yang tajam. Namun, karena wajah manusia merupakan objek yang sangat terstruktur, wajah memiliki karakteristik khusus yang tidak diperhatikan oleh metode restorasi citra umum. Oleh karena itu, sebagian besar metode restorasi wajah menggabungkan pengetahuan prior wajah (*face prior*) untuk membantu merestorasi citra wajah dengan struktur yang lebih jelas. Prior wajah yang dikembangkan dalam model biasanya didasarkan pada pemahaman umum bahwa wajah manusia memiliki variasi yang relatif kecil dalam lingkungan yang terkontrol. Di sisi lain, terdapat pula metode yang berupaya mengembangkan jaringan untuk mempelajari fungsi pemetaan langsung antara gambar wajah berkualitas rendah dan gambar wajah berkualitas tinggi tanpa menggunakan *facial prior*.

Secara umum, metode restorasi wajah dibagi ke dalam dua kategori:

1. Metode *deep restoration* berbasis *prior*

Metode *deep restoration* berbasis *prior* adalah teknik restorasi citra yang memanfaatkan jaringan *deep learning* dengan pengetahuan awal (*prior*) seperti bentuk, tekstur, atau model wajah terlatih untuk menghasilkan gambar yang lebih realistis dan tetap mempertahankan identitas aslinya

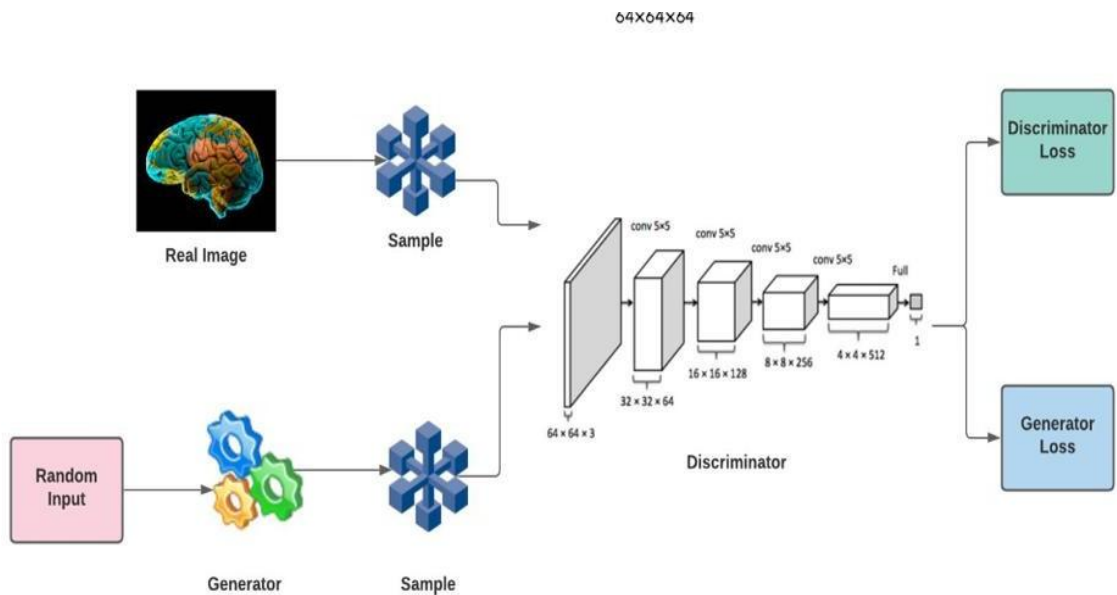
2. Pendekatan *deep learning* tanpa *prior*

Pendekatan *deep learning* tanpa *prior* adalah metode restorasi citra yang sepenuhnya mengandalkan kemampuan jaringan *deep learning* untuk mempelajari pola dan fitur dari data pelatihan tanpa menggunakan informasi tambahan (*prior*) seperti struktur atau model wajah, sehingga hasilnya bergantung sepenuhnya pada kualitas dan variasi data yang digunakan dalam proses pelatihan.

Oleh karena itu, *Face Restoration* merupakan teknik penting dalam restorasi citra wajah yang mengalami degradasi atau kualitas rendah agar kembali tajam, alami, dan menyerupai wajah aslinya. Dengan kemajuan *deep learning*, metode restorasi wajah kini dapat menghasilkan wajah berkualitas tinggi dari citra masukan berkualitas rendah, baik dengan memanfaatkan *prior* wajah untuk menjaga struktur dan identitas asli, maupun melalui pendekatan tanpa *prior* yang sepenuhnya belajar dari data. Pendekatan ini memungkinkan restorasi wajah yang lebih akurat dan realistis, sehingga memiliki aplikasi luas dalam pengenalan wajah, keamanan, dan pengolahan citra digital.

### **2.1.16 Generative Adversarial Network (GAN)**

Generative Adversarial Network (GAN) merupakan bagian dari *artificial intelligent* (AI) yang digunakan untuk melatih model generatif dengan memproses masalah dengan menggunakan *unsupervised learning* dengan menggunakan supervised loss sebagai bagian training. Dalam GAN terdapat generator dan discriminator dimana generator adalah pembangkit citra sintetis sementara generator adalah jaringan yang berfungsi untuk membedakan citra asli dan citra yg dihasilkan oleh generator. Hasil dari generator dapat menghasilkan citra asli yang membingungkan discriminator (Nurdenara & Fawwaz, 2021). Adapun *Block* diagram dari GAN ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Block diagram dari GAN (Aggarwal et al., 2021)

Gambar 2.4 menunjukkan alur kerja GAN, di mana generator menerima masukan berupa data acak (*random input*) untuk menghasilkan citra sintetis. Citra tersebut kemudian dibandingkan dengan citra asli oleh discriminator. Selanjutnya, discriminator menghitung nilai loss untuk menilai tingkat kemiripan citra sintetis terhadap citra asli, sedangkan generator melakukan pembaruan parameter berdasarkan generator loss agar mampu menghasilkan citra yang semakin mendekati citra nyata.

Secara umum, cakupan penggunaan GAN terus berkembang pesat seiring waktu, dengan berbagai fungsi dan penerapannya yang semakin luas. Berikut merupakan beberapa bidang utama aplikasi GAN beserta perannya

- 1 GAN untuk Pembuatan Objek 3D

Merupakan salah satu aspek penting dalam bidang computer vision dan computer graphics. Untuk meningkatkan kemampuan identifikasi objek 3D dan memperkuat sistem penglihatan komputer.

- 2 GAN dalam Bidang Medis

Konsep machine learning dan deep learning memiliki peran penting dalam bidang medis, terutama untuk identifikasi penyakit kronis.

- 3 GAN untuk Penanganan Pandemi

Model ini mampu membantu identifikasi tingkat keparahan infeksi melalui analisis citra medis

- 4 Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Model *Generative Adversarial Network* (GAN) juga banyak diterapkan dalam bidang pengolahan citra (*image processing*) untuk meningkatkan kualitas dan resolusi gambar

#### 5 Penerapan GAN pada Deteksi dan Sintesis Wajah

Identifikasi wajah palsu (*fake face*) menjadi hal yang sangat penting dalam sistem kecerdasan buatan, terutama karena model generatif seperti GAN semakin populer dan mampu menghasilkan wajah palsu dengan kualitas tinggi. Peningkatan kualitas ini membuat banyak model pendeteksi lama menjadi tidak efektif karena data pelatihan yang sudah usang.

#### 6 Transfer Tekstur (*Texture Transfer*)

Model *Generative Adversarial Network* (GAN) juga banyak digunakan dalam transfer tekstur (*texture transferring*), yaitu proses memindahkan gaya dan pola tekstur dari satu citra ke citra lainnya agar menghasilkan gambar dengan tampilan yang lebih realistis.

#### 7 Pengendalian Lalu Lintas (*Traffic Control*)

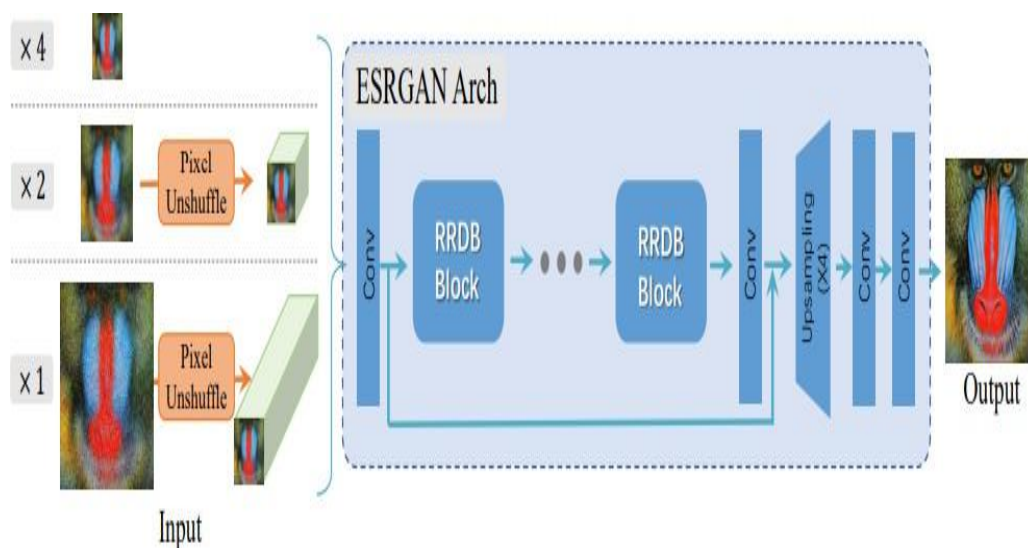
Penelitian menunjukkan bahwa detektor lalu lintas berbasis AI mampu memberikan data kondisi jalan yang lebih akurat dibandingkan metode prediksi konvensional.

*Generative Adversarial Network* (GAN) memiliki peran penting dalam segmentasi citra semantik dan ilustratif, dengan penerapan pada model seperti *recurrent networks*, *encoder-decoder*, dan *convolutional pixel labeling networks*. Kajian ini juga menyoroti keunggulan, tantangan, serta kesamaan GAN dengan model *deep learning* lainnya (Aggarwal et al., 2021).

Oleh karena itu, *Generative Adversarial Network* (GAN) merupakan model kecerdasan buatan yang kuat untuk menghasilkan data sintetis melalui interaksi antara generator dan discriminator. GAN memiliki kemampuan luas dalam berbagai bidang, termasuk pembuatan objek 3D, pengolahan citra medis, analisis pandemi, peningkatan kualitas dan resolusi gambar, deteksi dan sintesis wajah, transfer tekstur, serta pengendalian lalu lintas. Keunggulan GAN terletak pada kemampuannya menciptakan citra atau data yang realistis sehingga mendukung aplikasi dalam *computer vision*, grafika komputer, dan sistem AI lainnya. Meskipun demikian, penggunaan GAN juga menghadirkan tantangan, seperti risiko data palsu yang sulit dideteksi dan kebutuhan akan data pelatihan berkualitas tinggi.

*Generative Adversarial Network* (GAN) memiliki beberapa arsitektur diantaranya nya *Real Enhanced Super Resolution Generative Adversarial Network* (Real-ESRGAN) dan *Generative Facial Prior GAN* (GFPGAN).

Real-Esrgan adalah arsitektur turunan dari GAN, Real-Esrgan merupakan pengembangan dari SRGAN yang ditunjukkan untuk menyelesaikan permasalahan dalam super resolusi gambar pada real time. Real ESRGAN menggunakan *Residual-In-Residual Dense Block* (RRDB) dan *loss* fungsi yang mampu merestorasi detail dari citra secara realistis meskipun citra tersebut memiliki degradasi noise atau artefak yang kompleks. Model ini bisa dilatih dengan menggunakan data sintetis akan tetapi mampu mengatasi berbagai degradasi khas dari data nyata, sehingga cocok untuk meningkatkan resolusi atau kualitas dari citra yang berasal dari tangkapan layar, foto lama maupun dari rekaman kamera CCTV (X. Wang, Xie, et al., 2021). Untuk arsitektur pada Real-ESRGAN ditunjukkan pada Gambar 2.5



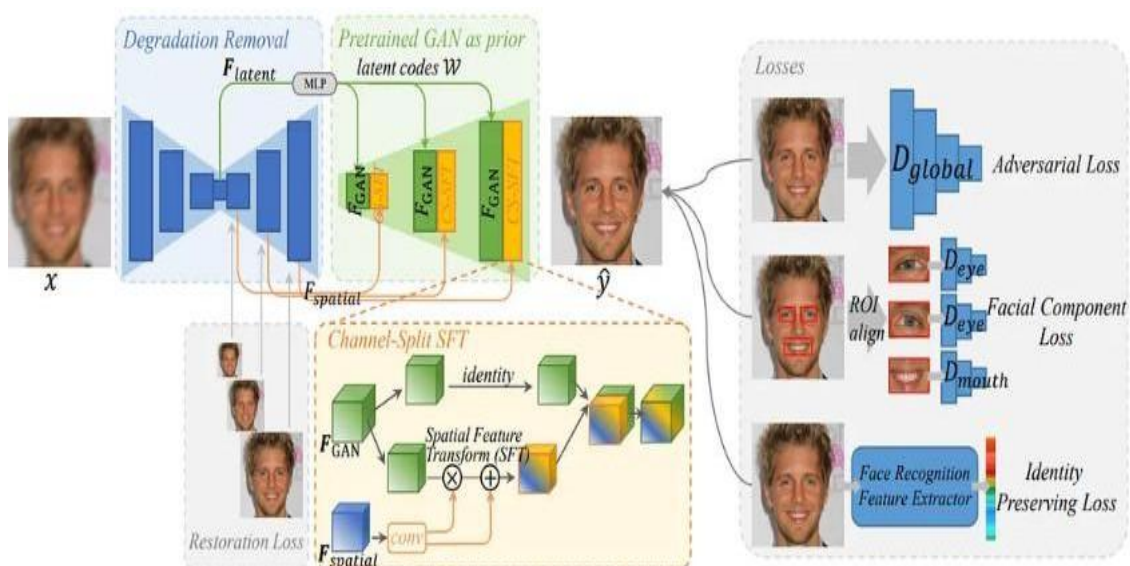
Gambar 2. 5 Arsitektur Real ESRGAN (X. Wang, Xie, et al., 2021)

Pada Gambar 2.5 menunjukkan arsitektur generator dari Real-ESRGAN yang terdiri dari beberapa bagian atau tahapan dari pixel unshuffle untuk berbagai skala input, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur melalui sejumlah blok RRDB (*Residual-in-Residual Dense Block*) yang mendalam tanpa *batch normalization*, kemudian hasilnya diproses secara bertahap dan konvolusi hingga menghasilkan gambar yang beresolusi tinggi serta lebih tajam dan realistis(X. Wang, Xie, et al., 2021).

Oleh karena itu, Real-ESRGAN merupakan pengembangan arsitektur GAN khusus untuk super-resolusi citra secara real-time. Dengan memanfaatkan *Residual-in-Residual Dense Block* (RRDB) dan *loss function* yang mampu merestorasi detail halus, Real-ESRGAN mampu meningkatkan resolusi citra yang mengalami degradasi kompleks, termasuk noise atau artefak. Model ini dapat dilatih menggunakan data sintetis, namun tetap efektif

mengatasi degradasi khas data nyata, sehingga sangat cocok untuk memperbaiki kualitas citra dari tangkapan layar, foto lama, atau rekaman kamera CCTV. Arsitektur generator Real-ESRGAN melakukan proses *pixel unshuffle*, ekstraksi fitur melalui beberapa blok RRDB tanpa batch normalization, serta pengolahan bertahap hingga menghasilkan citra beresolusi tinggi yang lebih tajam dan realistis.

GFPGAN merupakan suatu arsitektur yang merupakan bagian dari Generative Adversarial network (GAN) yang berfungsi dan dirancang secara khusus untuk melakukan proses restorasi atau rekonstruksi citra wajah dari kondisi kualitas rendah. Arsitektur ini memiliki kelebihan untuk merekonstruksi wajah manusia yang mengalami gangguan visual yaitu berupa degradasi dengan cara memanfaatkan informasi prior wajah yang telah dilatih sebelumnya. Tujuan dari metode ini adalah untuk menghasilkan kembali gambar wajah dengan kualitas tinggi yang bisa menyerupai karakteristik visual wajah asli dengan mempertahankan identitas secara akurat dan realistis (Feature & Loss, 2020). Selain itu, berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Messaoud et al., 2023) menunjukkan bahwa GFPGAN tidak hanya bisa digunakan untuk merestorasi estetika wajah tetapi juga bisa digunakan untuk akurasi *face verification* pada citra kualitas rendah mengungguli metode seperti GPEN dan SGPN dalam eksperimennya pada dataset LFW. Untuk arsitektur dari GFPGAN sendiri ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 6 Arsitektur GFPGAN (X. Wang, Li, et al., 2021b)

Pada Gambar 2.6 menunjukkan Model GFP-GAN (Generative Facial Prior GAN) merupakan kerangka kerja restorasi wajah yang terdiri dari dua komponen utama,

yaitu *Degradation Removal Module* (U-Net) untuk menghapus berbagai bentuk degradasi pada citra wajah seperti *blur*, *noise*, atau resolusi rendah, dan *Pretrained Face GAN* sebagai *facial prior* yang menyediakan pengetahuan wajah alami untuk menghasilkan detail yang realistis. Kedua modul tersebut dihubungkan melalui *Latent Code Mapping* dan beberapa *Channel-Split Spatial Feature Transform* (CS-SFT) Layers yang berfungsi menggabungkan fitur spasial guna menjaga keseimbangan antara keaslian dan kemiripan wajah. Selama proses pelatihan, GFP-GAN menggunakan tiga jenis *loss function* utama, yaitu *Intermediate Restoration Losses* untuk membantu penghapusan degradasi kompleks, *Facial Component Loss* dengan *local discriminators* yang fokus pada area penting wajah seperti mata dan mulut untuk meningkatkan detail lokal serta menjaga gaya tekstur alami, dan *Identity Preserving Loss* yang memastikan wajah hasil restorasi tetap mempertahankan identitas aslinya. Dengan kombinasi ini, GFP-GAN mampu menghasilkan wajah yang realistis, jelas, dan tetap sesuai dengan identitas individu pada citra aslinya (C. Hu et al., 2025a).

Jadi GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) merupakan arsitektur berbasis GAN yang dirancang khusus untuk restorasi citra wajah dari kondisi kualitas rendah. GFPGAN memanfaatkan *facial prior* yang telah dilatih sebelumnya untuk merekonstruksi wajah dengan degradasi seperti *blur*, *noise*, atau resolusi rendah, sehingga menghasilkan wajah yang realistis dan tetap mempertahankan identitas asli. Arsitekturnya terdiri dari dua komponen utama: *Degradation Removal Module* (U-Net) untuk menghapus degradasi dan *Pretrained Face GAN* sebagai prior wajah, yang dihubungkan melalui *Latent Code Mapping* dan beberapa CS-SFT Layers untuk menjaga keseimbangan antara keaslian dan kemiripan wajah. Selama pelatihan, GFPGAN menggunakan beberapa *loss function*, termasuk *Intermediate Restoration Losses*, *Facial Component Loss*, dan *Identity Preserving Loss*, sehingga mampu menghasilkan wajah yang jelas, realistis, dan akurat secara identitas. Selain meningkatkan estetika wajah, GFPGAN juga terbukti meningkatkan akurasi face verification, mengungguli metode seperti GPEN dan SGPN pada citra berkualitas rendah.

## 2.2 Review Penelitian

Tabel 2. 1 Review Penelitian

| No | Peneliti              | Metode                   | Objek          | Sample objek                         | Aspek Kritis   |
|----|-----------------------|--------------------------|----------------|--------------------------------------|--|
| 1  | (Milosavljevic, 2022) | YOLOv4 dan Scaled-YOLOv4 | Senjata        | CCTV                                 | YOLOv4 lebih sensitive terhadap noise daripada Scaled-YOLOv4. Seharusnya metode yang digunakan juga digunakan dalam identifikasi objek lain seperti wajah dan person.                                  |
| 2  | (Perić et al., 2022)  | Edge detection           | Edge detection | Kamera yang terpasang pada kendaraan | metode yang diusulkan memiliki nilai lebih besar 0,5% dari metode lain yang pernah digunakan. Seharusnya peneliti bisa menggunakan metode terbaru untuk membandingkan keakuratan metode yang digunakan |

|   |                               |   |           |               |  |
|---|-------------------------------|---|-----------|---------------|--|
|   |                               |   |           |               | dalam mengatasi citra kualitas rendah yang disebabkan oleh debluring   |
| 3 | (Borel-Donohue & Young, 2019) | DCNN  | Kendaraan | Kamera ponsel | Penelitian ini masih belum bisa menghilangkan gambar yang memiliki citra kualitas rendah karena jumlah hasil pendeteksian objek yang belum maksimal. Seharusnya cobalah menggunakan metode lain supaya hasil yang didapat lebih maksimal |
| 4 | (Ramadhan et al., 2022)       | GAN dengan <i>Super-Resolution Generative Adversarial</i> | Wajah     | CCTV          | Penelitian yang dilakukan masih banyak kekurangan diantaranya sedikitnya   |

|   |                       |                           |         |        |   |
|---|-----------------------|---------------------------|---------|--------|---|
|   |                       | <i>Network</i><br>(SRGAN) |         |        | scenario pengujian yang dilakukan, belum dapat memperjelas objek wajah, dan tidak dijelaskan penyebab low quality dari citra yang menjadi sampel penelitian.    |
| 5 | (Chacua et al., 2019) | CNN                       | wajah   | CCTV   | Metode CNN tidak mempunyai kinerja tinggi pada gambar berkualitas rendah seharusnya dilakukan processing terlebih dahulu supaya mendapatkan hasil yang maksimal |
| 6 | (Guo et al., 2020)    | DNN                       | Gerakan | Kamera | Penggunaan metode lain bisa digunakan untuk meningkatkan  |

|    |                              |                                     |                       |                                     |   |
|----|------------------------------|-------------------------------------|-----------------------|-------------------------------------|---|
|    |                              |                                     |                       |                                     | akurasi dalam mengatasi motion blur   |
| 7  | (Huang et al., 2023)         | GAN dengan SRGAN + Swim Transformer | Citra umum            | Dataset publik (DIV2K, set5)        | Belum diujikan pada CCTV hanya menggunakan dataset standar tanpa noise kompleks                             |
| 8  | (Liu et al., 2024)           | YOLO + diffusion                    | Senjata dan kendaraan | CCTV (low light + noise)            | Model sudah diuji untuk noise tapi belum diuji untuk wajah. Perlu eksperimen untuk berbagai jenis degradasi |
| 9  | (Deng et al., 2023)          | GAN dengan HPG-GAN                  | Wajah                 | CelebA-HQ & real-world low-quality  | Hanya domain wajah saja maka perlu adaptasi untuk video atau wajah dari CCTV                                |
| 10 | (X. Wang, Li, et al., 2021b) | GAN dengan GFPGAN                   | Wajah                 | real time kualitas rendah pada CCTV | GFPGAN mampu melakukan rekonstruksi wajah dengan mengandalkan prior wajah styleGAN2.                        |

|    |  |  |               |   |   |
|----|--|--|---------------|---|---|
|    |  |  |               |   | Namun metode ini masih menghasilkan artefak pada pose ekstrem dan pencahayaan yang tidak merata maka perlu pengujian tambahan.  |
| 11 | (Vamsi Kiran Reddy & Sajith Variyar, 2021) | SR-GAN (baseline), GAN (Proposed Model – modifikasi SR-GAN), Bicubic Interpolation, EDSR | Citra digital | DIV2K (training), Set5 & BSD100 (testing) | Metode berbasis GAN yang lebih unggul karena mampu mengurangi noise dan pergeseran warna sehingga meningkatkan nilai PSNR dan SSIM dibandingkan metode konvensional dan model sebelumnya. |
| 12 | (Helena Dewi Hapsari et al., 2024)         | GAN dengan ESRGAN  | Wajah         | CCTV/ Citra Beresolusi Reandah            | ESRGAN mampu meningkatkan PSNR dan SSIM, akan tetapi masih  |

|    |                       |           |       |               |   |
|----|-----------------------|-----------|-------|---------------|---|
|    |                       |           |       |               | terbatas pada dataset eksperimen.   |
| 13 | (Ryanto & Sari, 2024) | GAN + CNN | Wajah | Dataset wajah | <p>Metrik PSNR&gt;28 dB dan SSIM~0.95—cukup mengesankan. Namun minim pengujian di wajah nyata, jadi sulit mengetahui robustitas terhadap berbagai pencahayaan atau ekspresi berbeda.</p> <p>Metriks PSNR &gt; 28 dB dan SSIM 0.95 cukup mengesankan. Namun masih terbatas karena minim nya pengujian pada wajah nyata jadi sulit mengetahui robustitas terhadap</p> |

|    |                          |  |       |                      |   |
|----|--------------------------|--|-------|----------------------|---|
|    |                          |  |       |                      | berbagai kondisi.   |
| 14 | (Tommy et al., 2025)     | FSRCNN + Dlib face validator                 | wajah | CCTV                 | Meskipun presisi tinggi dan sangat sedikit false <i>positive, recall</i> masing bisa untuk ditingkatkan, juga masih ada tantangan wajah yang sangat kecil atau dalam kondisis pencahayaan atau pose ekstrem |
| 15 | (Aakerberg et al., 2022) | Real-world-super-resolution-framework (RWSR) | wajah | kamera pengawas/CCTV | Metode yang digunakan menunjukkan peningkatan, akan tetapi masih ada degradasi peforma wajah yang sangat rendah dan ekspresi yan tidak tercover dengan baik pada dataset pelatihan                          |

|    |                           |                                   |       |      |  |
|----|---------------------------|-----------------------------------|-------|------|--|
| 16 | Penelitian yang dilakukan | GAN dengan Real-ESRGAN dan GFPGAN | Wajah | CCTV | Restorasi Citra wajah Berkualitas Rendah Pada CCTV dengan metode Generatve Adversarial Network (GAN) |
|----|---------------------------|-----------------------------------|-------|------|--|

Pada Tabel 2.1 menunjukkan ringkasan hasil review penelitian terdahulu terkait penggunaan metode berbasis GAN dalam peningkatan kualitas citra wajah. Berdasarkan tinjauan pustaka yang telah dilakukan, Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan berbasis GAN seperti SRGAN, Real-ESRGAN, GFPGAN, dan StarGAN mampu meningkatkan kejelasan visual objek wajah dengan cara memperbaiki resolusi, tekstur, dan struktur wajah secara signifikan. Dibanding dengan metode interpolasi tradisional seperti bicubic atau autoencoder, GAN mampu memberikan detail yang lebih realistis dan tajam karena adanya mekanisme adversarial (Ledig et al., 2017). Hal tersebut dibuktikan dengan penelitian (Gaire et al., 2021; Vamsi Kiran Reddy & Sajith Variyar, 2021) dimana metode GAN mendapatkan hasil yang lebih baik dari metode seperti bicubic, EDSR dll.

Namun demikian, studi-studi sebelumnya masih memiliki beberapa keterbatasan, antara lain penelitian (Ramadhan et al., 2022; Ryanto & Sari, 2024; X. Wang, Li, et al., 2021b) menggunakan satu model GAN tunggal yang cenderung hanya mengoptimalkan aspek tertentu, misalnya peningkatan resolusi global atau perbaikan detail lokal wajah, sehingga hasil restorasi belum sepenuhnya stabil dan konsisten pada tingkat degradasi yang kompleks, sebagaimana karakteristik citra wajah dari rekaman CCTV. oleh karena itu, kondisi ini menunjukkan perlunya pendekatan kombinasi agar model yang digunakan dapat saling melengkapi dibandingkan digunakan secara tunggal. Penelitian lain yang menggunakan satu model GAN, khususnya Real-ESRGAN, menunjukkan bahwa model tersebut kurang optimal jika digunakan secara tunggal karena berpotensi menghasilkan artefak pada citra dengan tingkat degradasi yang kompleks (López-Marcos et al., 2024; Xie et al., 2023). Sementara itu, GFPGAN sangat bergantung pada kualitas input awal dan

kurang optimal ketika struktur geometris wajah telah banyak hilang (X. Wang, Li, et al., 2021a).

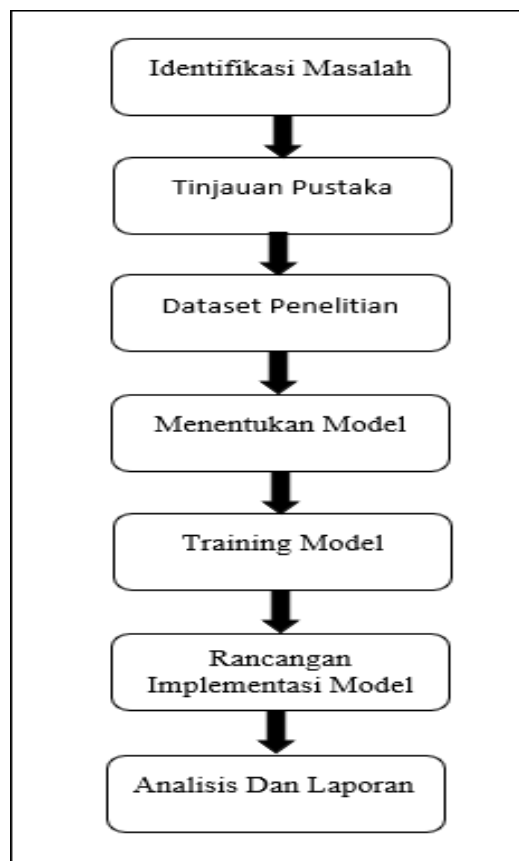
Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan pipeline dengan menggabungkan Real-ESRGAN dan GFPGAN. Pendekatan serupa telah menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan penggunaan model tunggal (Hasan et al., 2024). Berbeda dari penelitian sebelumnya yang berfokus pada restorasi foto lama, penelitian ini menerapkan pendekatan pipeline tersebut pada citra wajah CCTV yang memiliki karakteristik citra yang berbeda dengan foto lama (Aravinda et al., 2022; Zhou et al., 2018). sehingga diharapkan mampu menghasilkan restorasi dalam mendukung proses identifikasi wajah dari CCTV untuk keperluan forensik digital.

## **BAB 3**

### **Metodologi**

#### **3.1 Metodologi Penelitian**

Metodologi penelitian pada penelitian ini disajikan dalam bentuk alur pelaksanaan penelitian sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.1. Alur tersebut digunakan untuk menggambarkan tahapan-tahapan penelitian yang secara aktual dilakukan oleh penulis, mulai dari identifikasi permasalahan, pengumpulan dan pengolahan data, hingga analisis hasil dan penyusunan laporan. Alur pelaksanaan penelitian ini bukan merupakan model atau teori metodologi tertentu, melainkan representasi sistematis dari proses penelitian yang dilakukan, dengan tujuan mempermudah pemahaman terhadap tahapan penelitian secara keseluruhan.



Gambar 3. 1 Metodologi Penelitian

### **3.1.1 Identifikasi masalah**

Tahap ini merupakan awal dari penelitian yang dilakukan yang melakukan identifikasi masalah yang ada untuk menentukan topik yang sesuai untuk dilakukan penelitian. Permasalahan yang penulis temukan yaitu banyaknya di temukan rendahnya kualitas citra yang terekam pada CCTV, khususnya pada kondisi dimana pencahayaan minim, jarak jauh, pergerakan cepat objek dan lain sebagainya. Hal ini membuat kualitas citra menjadi menurun, kurangnya detail dan sulit dikenali secara visual. Masalah ini menjadi krusial apalagi di bidang forensik digital, apalagi CCTV merupakan alat yang bisa digunakan sebagai awal proses investigasi. Kualitas citra yang buruk dapat menghambat proses investigasi bahkan bisa mengakibatkan kesalahan interpretasi dari citra tersebut. Oleh karena itu diperlukan pendekatan atau metode yang lebih efektif untuk mengatasi masalah tersebut.

Berdasarkan permasalahan yang telah terjadi maka penulis menemukan permasalahan yang akan diteliti yaitu bagaimana cara merestorasi citra wajah dari CCTV dengan menggunakan pendekatan berbasis deep learning yaitu Generative Adversarial Network (GAN).

### **3.1.2 Tinjauan pustaka**

Tahap ini penulis mengumpulkan informasi berkaitan dengan permasalahan yang akan diteliti oleh penulis. Pustaka yang dikumpulkan bersumber dari jurnal, paper, berita, maupun artikel yang membahas serta mendukung tentang digital forensik, image forensik, enhanced citra, dan Generative Adversarial Network (GAN) untuk mendapatkan wawasan dan hal yang belum dilakukan oleh peneliti terdahulu sehingga dapat jadi acuan terhadap penelitian yang akan diteliti.

Tinjauan pustaka dilakukan untuk memahami penelitian yang telah ada, teknologi yang digunakan, kelebihan dan keterbatasan dari pendekatan sebelumnya. Melalui tinjauan pustaka ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baru untuk keperluan forensik digital.

### **3.1.3 Menentukan model**

Pada tahap ini penulis menggunakan deep learning yang sesuai untuk menyelesaikan permasalahan dalam restorasi citra wajah dari CCTV yang berkualitas rendah. Berdasarkan hasil dari tinjauan pustaka sebelumnya

Maka dipilih lah dua arsitektur dari Generative Adversarial Network yaitu Real Enhanced Super Resolution Generative Adversarial Network (Real-ESRGAN) dan Generative Facial Prior GAN (GFPGAN).

Dalam penentuan model ini dilakukan dengan pendekatan berbasis *deep learning*, khususnya Generative Adversarial Network (GAN), yang terbukti efektif dalam merestorasi citra wajah. Dalam penelitian (X. Wang, Xie, et al., 2021) menunjukkan bahwa Real-ESRGAN mampu menghasilkan *super resolution* yang realistis, dengan latih data sintetis yang digunakan Real-ESRGAN mampu meningkatkan detail sekaligus menghilangkan artefak yang mengganggu pada citra. Sementara pada penelitian (Deng et al., 2023) yang menyatakan bahwa GFPGAN memiliki keunggulan dalam melakukan restorasi wajah dibandingkan metode lain dengan menjaga identitas visual dari wajah, sehingga cocok digunakan untuk keperluan forensik.

Real-ESRGAN merupakan turunan dari SRGAN dan ESRGAN yang ditunjukkan untuk meningkatkan resolusi dari citra dan menangani masalah citra pada dunia nyata seperti *noise*, *blur*, dan artefak kompleks. GFPGAN sendiri dirancang dengan facial prior knowledge untuk merekonstruksi wajah.

### **3.1.4 Dataset Penelitian**

Tahap ini dilakukan untuk mencari *dataset* dan digunakan sebagai data acuan dalam mendukung penelitian ini.

#### **3.1.4.1 Data Training**

Adapun dataset training yang digunakan pada penelitian ini adalah DF2K+OST, yaitu gabungan dari tiga dataset citra dengan resolusi tinggi : DIV2K sebanyak 800 gambar, Flickr2K 2.650 gambar, dan OST (Outdoor Scene Training) skitar 3000 gambar, sehingga total keseluruhan terdiri dari lebih dari 6.000 gambar high resolution(HR). Dataset DF2K+OST dapat diakses di <https://www.kaggle.com/datasets/thaihoa1476050/df2k-osi>. Dataset ini digunakan untuk melatih model dengan metode fine tuning dari Real-ESRGAN di mana citra HR akan di lakukan preprocessing dengan metode simulasi degradasi citra yang berkualitas rendah. Proses ini menghasilkan citra *low quality* (LR) dalam pelatihan model. Sedangkan citra HR dijadikan sebagai ground truth atau target output yang digunakan sebagai perbandingan prediksi model selama pelatihan. Hasil dari training yang sudah dilakukan dengan model Real-ESRGAN kemudian digunakan untuk meningkatkan resolusi gambar pada data uji, yaitu citra wajah yang berasal dari kamera CCTV yang

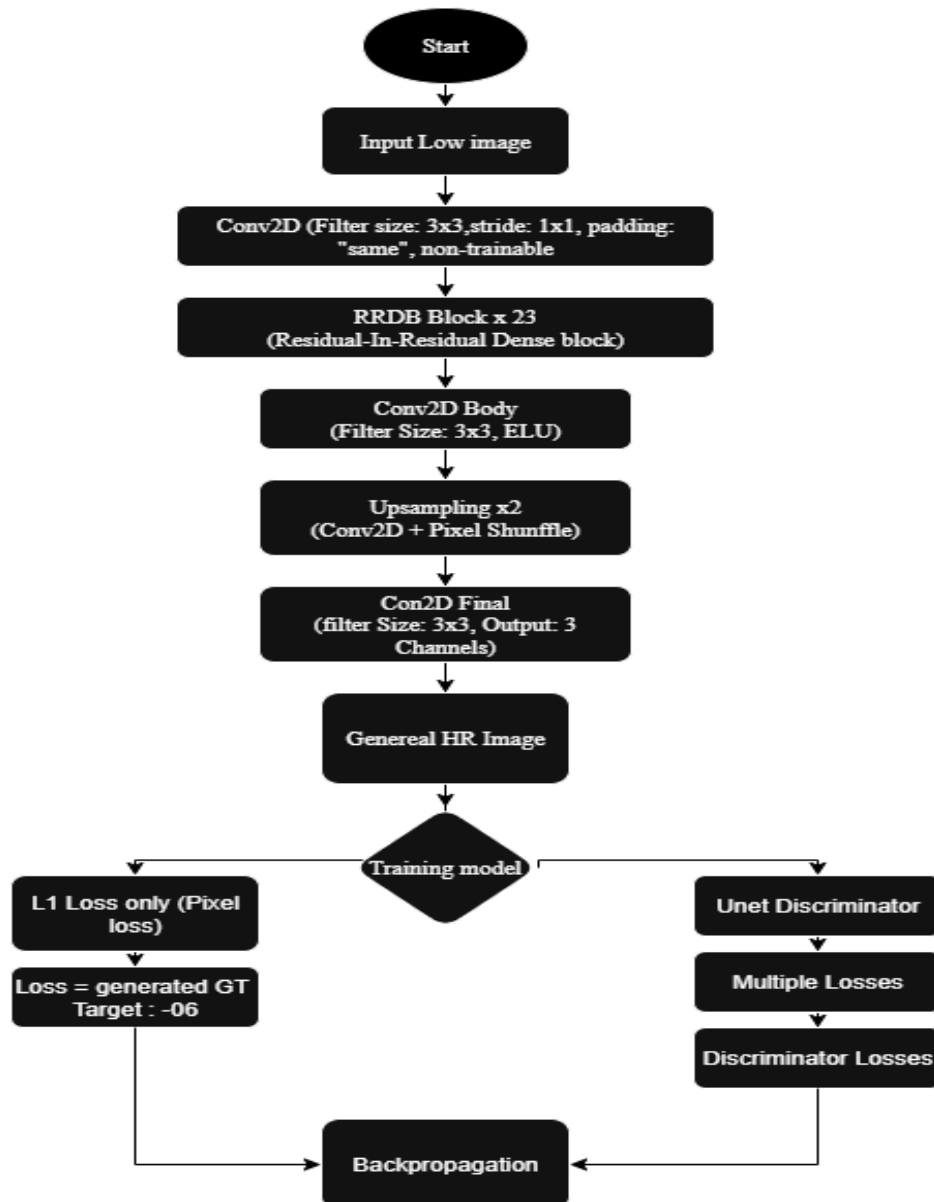
memiliki kualitas rendah. Model diharapkan mampu meningkatkan resolusi dan menghilangkan degradasi yang terdapat pada citra agar terlihat lebih jelas. Melalui augmentasi sintesis degradasi pada dataset DF2K+OST secara efektif menghasilkan lebih dari 50.000 sampel LR-HR. sehingga sangat mendukung proses pembelajaran dan meningkatkan kemampuan model dalam menghadapi berbagai kondisi di dunia nyata, khususnya dari kamera CCTV.

#### **3.1.4.2 Data Testing**

Data pengujian (Testing data) pada Penelitian ini terdiri dataset wajah dari QMUL-SurvFace yang merupakan kumpulan dari citra wajah berkualitas rendah yang disebabkan oleh resolusi rendah, *motion*, dan kurangnya pencahayaan yang didapatkan dari video pengawasan (Cheng et al., 2018). Istilah video pengawasan lebih umum dikenal sebagai CCTV (Perumahan, 2025; Rajpoot, 2016). Dataset QMUL-SurvFace yang didownload pada 31 mei 2025 dari situs <https://qmul-survface.github.io/>. Data yang digunakan dari dataset QMUL SurvFace difilter agar tidak terdapat citra yang sama atau tidak fokus pada wajah sehingga data uji tetap representatif dan relevan terhadap tujuan pengujian performa model.

#### **3.1.5 Training Model**

Pada tahap ini dilakukan pelatihan pada model Real ESRGAN. Model ini dibangun di atas arsitektur RRDBNet (*Residual-in-Residual Dense Block Network*) dengan 23 block residual yang dikenal efektif dalam meningkatkan kualitas citra. Adapun arsitektur dan alur pelatihan model Real ESRGAN ditunjukkan pada Gambar 2.

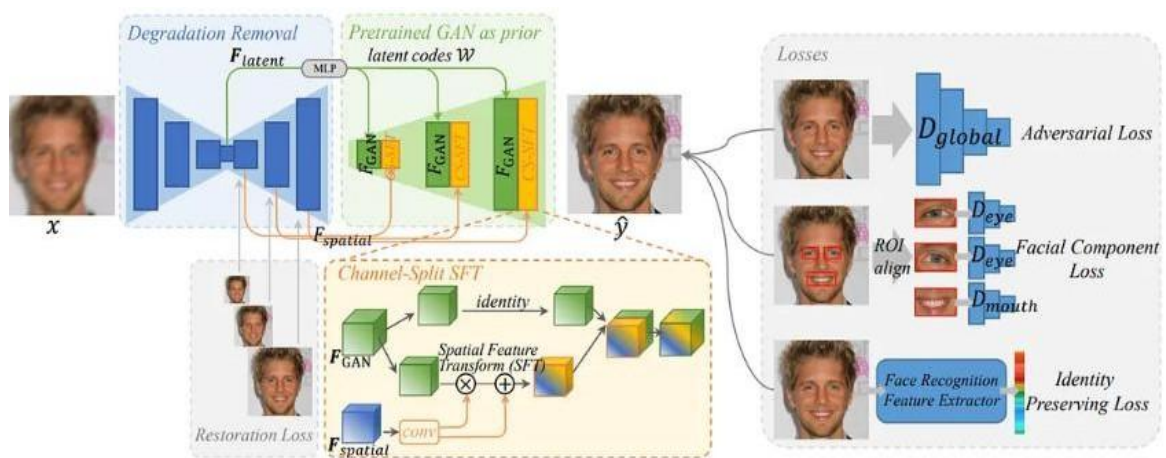


Gambar 3. 2 Arsitektur dan Alur Pelatihan Real-ESRGAN (X. Wang, Xie, et al., 2021)

Pada Gambar 3.2 menunjukkan Arsitektur dan Alur Pelatihan Real-ESRGAN, dapat dilihat arsitektur model pada penelitian ini disusun oleh penulis dengan mengacu pada Real-ESRNet dan Real-ESRGAN. Proses dimulai dari citra beresolusi rendah yang dimasukkan ke lapisan Conv2D untuk ekstraksi fitur awal, kemudian melewati 23 blok RRDB untuk mempertahankan detail dan stabilitas pelatihan. Hasil tahapan ini diteruskan ke lapisan Conv2D *body* dan tahap *upsampling* x2 (Conv2D + *Pixel Shuffle*) untuk meningkatkan resolusi citra, hingga menghasilkan citra resolusi tinggi. Tahap awal pelatihan hanya menggunakan L1 *loss* (*pixel loss*) untuk meminimalkan perbedaan nilai pixel antara citra hasil dan target. Setelah model stabil kemudian dilanjutkan dengan menambah *Unet Discriminator*, yang mengombinasikan *multiple losses* dan *discriminator losses* guna meningkatkan realisme visual citra. Seluruh proses dioptimalkan melalui *backpropagation*

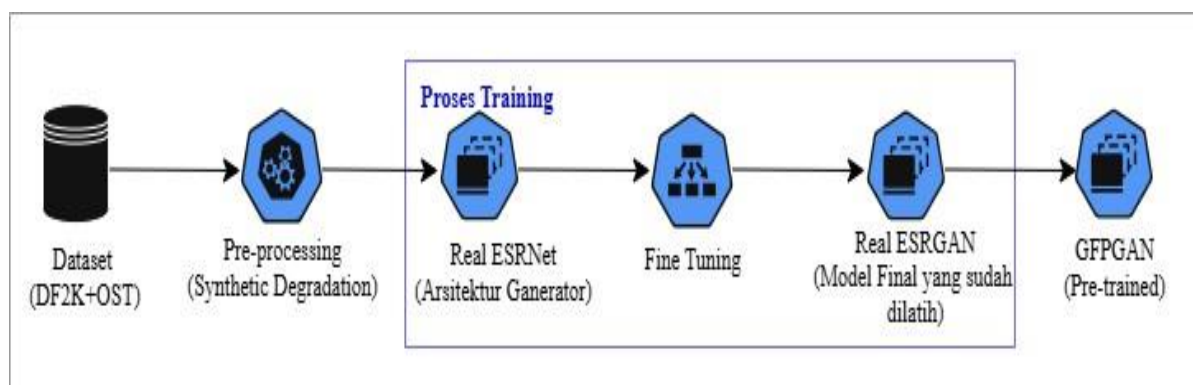
untuk memperbarui bobot jaringan dan menghasilkan citra beresolusi tinggi yang lebih natural dan detail. Serta menggunakan dataset DIV2K, Flickr2K dan OST (*Outdoor Scene Training*) dengan *synthetic degradation* pipeline untuk mensimulasikan karakteristik citra berkualitas rendah.

Tahapan berikutnya adalah proses restorasi wajah menggunakan GFPGAN, namun pelatihan GFPGAN tidak dilakukan dari awal. Sebagai gantinya, digunakan model GFPGAN pre-Trained yang disediakan oleh (TencentARC) yang dapat diakses di <https://github.com/TencentARC/GFPGAN>. Adapun tampilan dari arsitektur GFPGAN pre-trained ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Arsitektur GFPGAN (X. Wang, Li, et al., 2021a)

Pada Gambar 3.3 menunjukkan arsitektur GFPGAN menggunakan U-Net *encoder-decoder* dengan *prior* dari StyleGAN2, serta dilengkapi dengan *identity preserving loss*, *perceptual loss*, dan *pixel-wise loss* yang berfungsi untuk mengembalikan detail wajah secara natural dan konsisten. Adapun pipeline dari proses training yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Pipeline Training Model

Pada Gambar 3.4 menunjukkan pipeline *training* model yang dimulai dari dataset DF2K dan OST, dilanjutkan dengan proses pre-processing berupa synthetic degradation, pelatihan awal menggunakan arsitektur Real-ESRNet, tahap fine-tuning, hingga menghasilkan model Real-ESRGAN terlatih yang selanjutnya dikombinasikan dengan GFPGAN untuk peningkatan kualitas wajah.

### 3.1.6 Rancangan Implementasi model

Pada tahap rancangan implementasi model dilakukan dengan membangun model berbasis deep learning yang mengkombinasikan dua arsitektur dari Generative Adversarial Network (GAN), yaitu Real-ESRGAN dan GFPGAN.

Kombinasi pipeline dirancang dalam bentuk dua tahap berurutan. Tahap pertama menggunakan model Real ESRGAN yang sudah dilatih dengan fine tuning untuk melakukan super resolution terhadap citra input berkualitas rendah dari kamera pengawas atau CCTV dengan menggunakan dataset QMUL-SurvFace untuk meningkatkan resolusi dan meminimalkan degradasi dari citra dengan mengurangi *noise*, *blur*, dan artefak yang mengganggu, kemudian tahap kedua menggunakan pre-trained GFPGAN untuk retorasasi detail wajah yang hilang atau terdegradasi dengan *prior knowledge* dari styleGAN2 yang menghasilkan citra wajah yang lebih jelas, natural, dan realistis yang dapat mempermudah proses identifikasi untuk keperluan investigasi forensik.

### 3.1.7 Analisis dan Laporan

Pada tahap analisis dan laporan, dilakukan evaluasi terhadap hasil keluaran model pipeline restorasi wajah yang telah diimplementasikan. Evaluasi performa model pada penelitian ini tidak menggunakan *ground truth* berupa citra wajah resolusi tinggi sebagai acuan perbandingan. Hal ini disebabkan oleh karakteristik citra yang berasal dari video pengawasan (CCTV) di lingkungan nyata, khususnya pada dataset QMUL-SurvFace, yang tidak menyediakan pasangan citra wajah resolusi tinggi dari individu yang sama.

Kondisi tersebut menyebabkan evaluasi secara kuantitatif berbasis perbandingan langsung dengan *ground truth*, tidak dapat diterapkan. Oleh karena itu, analisis hasil difokuskan pada evaluasi dengan menggunakan matriks non-referensi seperti NIQE dan BRISQUE serta membandingkan fitur wajah, khususnya pada area mata, hidung, dan mulut, yang terlihat lebih jelas dibandingkan citra awal. NIQE mengukur kualitas citra berdasarkan tingkat penyimpangan statistik citra terhadap citra natural, sedangkan BRISQUE menilai distorsi citra berdasarkan fitur spasial alami. Nilai NIQE dan BRISQUE yang semakin rendah menunjukkan kualitas citra yang semakin baik, sehingga penurunan nilai kedua metrik tersebut mengindikasikan peningkatan kualitas hasil restorasi citra wajah. Dalam konteks

forensik digital, peningkatan kejelasan pada area-area wajah tersebut juga penting karena berkontribusi langsung terhadap proses identifikasi individu melalui perbandingan fitur wajah.

## BAB 4

### Hasil Dan Pembahasan

#### 4.1 Analisis Kebutuhan

Proses penelitian ini menggunakan komponen yang terdiri dari perangkat lunak dan perangkat keras sehingga dapat dilakukan proses implementasi, pengujian dan evaluasi secara optimal. Tabel 4.1 menunjukkan Spesifikasi Kebutuhan *Hardware* dan *Software* yang digunakan pada penelitian.

Tabel 4. 1 Spesifikasi Kebutuhan *Hardware* dan *Software*

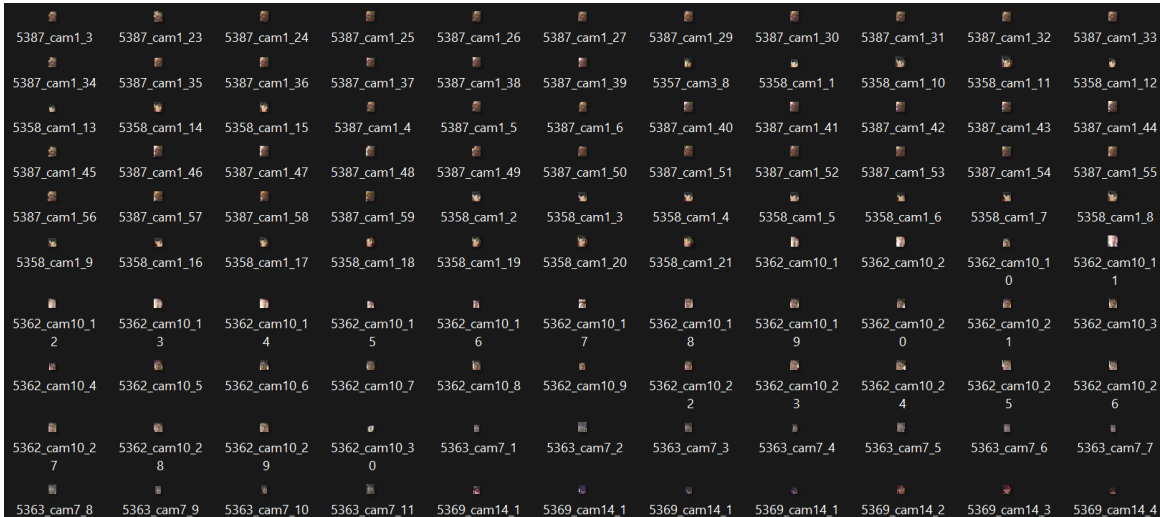
| Hardware    |                              |
|-------------|------------------------------|
| Processor   | Quad-core processor (4 core) |
| GPU         | Nvidia T100 16 GB x2         |
| RAM         | Ram 32 GB                    |
| Software    |                              |
| Windows     | 11 Pro 64-bit                |
| Python      | 3.14                         |
| Pytorch     | 1.12.1                       |
| Matplotlib  | 3.5.2                        |
| Numpy       | 1.21.6                       |
| Facelib     | 1.6.49                       |
| OpenCV      | 4.6.0                        |
| Torchvision | 0.13.1                       |

#### 4.2 Persiapan Dataset Training

Pada tahap persiapan dataset merupakan langkah penting sebelum model dilatih atau dilakukan fine-tuning, karena kualitas dari dataset yang digunakan sangat berpengaruh terhadap hasil yang diperoleh. Pada penelitian ini dataset DF2K+OST yang dapat diakses di <https://www.kaggle.com/datasets/thaihoa1476050/df2k-osi> yang digunakan sebagai dasar pelatihan awal Real ESRGAN. Dataset DF2K+OST dipilih karena merupakan dataset standar dan berkualitas tinggi serta banyak digunakan pada penelitian *super resolution*. Dataset tersebut sudah tersedia di dalam konfigurasi model sehingga tidak perlu diunduh ulang.

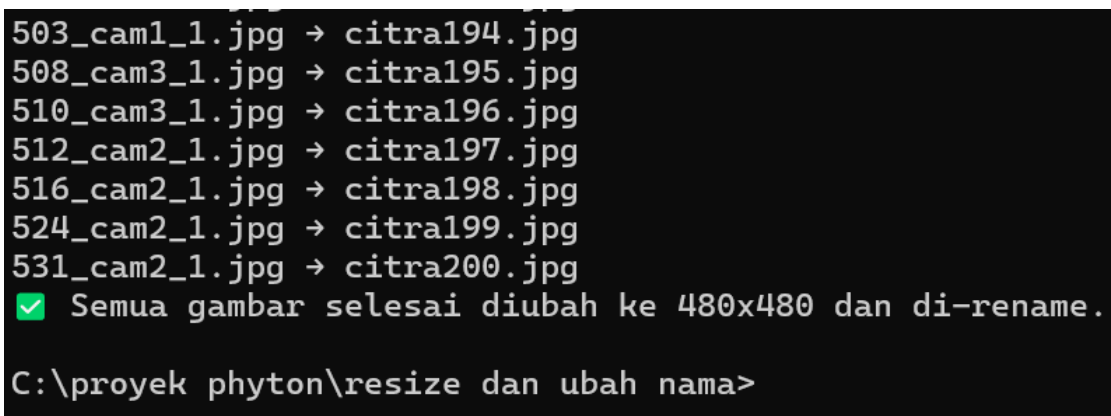
### 4.3 Persiapan Data Testing

Data testing yang digunakan berbeda dengan data training, pada tahap ini, data testing yang digunakan merupakan data yang didapatkan secara sekunder dengan menggunakan dataset QMUL-SurvFace. Raw data dari data testing yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Raw data QMUL Surfance

Pada Gambar 4.1 menunjukkan tampilan Raw data QMUL Surfance dengan berbagai variasi individu dan kondisi pengambilan gambar. Dataset QMUL-SurvFace secara keseluruhan terdiri dari 463.507 citra wajah dari 15.573 identitas dengan berbagai kondisi pencahayaan, motion dan resolusi. Namun, setelah proses pengunduhan, jumlah citra yang berhasil diperoleh hanya sekitar 22.613 citra. Data yang digunakan sebagai dataset uji difilter dari dataset QMUL Surfance agar tidak terdapat citra yang sama dan hanya fokus ke wajah saja. Kemudian dilakukan proses rename dan resize terhadap citra uji yang digunakan untuk proses yang ditunjukkan pada Gambar 4.2



Gambar 4. 2 Proses rename dan resize

Pada Gambar 4.2 menunjukkan proses *rename* dan *resize* citra, di mana dimensi citra pada data awal (raw dataset QMUL-SurvFace) memiliki ukuran yang bervariasi. Selanjutnya,

seluruh citra diubah menjadi dimensi 480×480 piksel dengan tujuan agar data yang digunakan memiliki ukuran seragam dan lebih mudah diproses oleh sistem.

#### 4.4 Skenario kasus

Data uji yang digunakan pada tahap ini berasal dataset QMUL-SurvFace yang didownload pada 31 mei 2025 dari situs <https://qmul-survface.github.io/> dataset ini terdiri dari citra wajah dengan kualitas rendah yang diperoleh dari video pengawas atau CCTV, sehingga sangat relevan digunakan pada penelitian.



Gambar 4. 3 Data uji yang digunakan

Pada Gambar 4.3 menunjukkan data uji yang digunakan setelah melalui proses pre processing dengan *resize* dan *rename* pada tahapan sebelumnya. Seluruh citra tersebut kemudian diproses dengan pipeline Real ESRGAN dan GFPGAN untuk restorasi citra wajah agar visual yang dihasilkan lebih baik.

#### 4.5 Tahap Processing Data Training

Pada tahapan pre procesing, konfigurasi pada Real-ESRGAN melakukan augmentasi data dengan cara memperbesar dan memperkecil gambar, menambahkan gaussian dan poison, melakukan kompresi JPEG acak, menerapkan karnel blur dengan berbagai jenis distribusi, serta cropping ke ukuran 256x256 dan augmentasi sederhana yang keseluruhan bertujuan untuk mensimulasikan degradasi nyata agar model bisa mampu belajar untuk mengenali jenis degradasi tersebut secara lebih baik. Teknik processing data ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Augmentasi Pre processing

| No | Tahap Augmentasi | Teknik Yang digunakan                                | Keterangan                                |
|----|------------------|--|---|
| 1  | Resize           | Perbesar, perkecil, pertahankan ukuran               | Simulasi perubahan resolusi gambar        |
| 2  | Blur             | Karnel blur (iso, anis0, generalized, plateau, sinc) | Simulasi buram dengan berbagai distribusi |
| 3  | Noise            | Gaussian, poisson, grayscale, noise                  | Simulasi gangguan sinyal pada citra       |
| 4  | Kompresi         | JPEG acak (30-95)                                    | Artefak kompresi lossy                    |
| 5  | Cropping         | 256x256 piksel                                       | Menyamakan ukuran input untuk pelatihan   |

Pada Tabel 4.2 menunjukkan proses augmentasi pre-processing sebelum pelatihan model, di mana setiap citra pelatihan diberikan berbagai bentuk transformasi untuk meniru kondisi degradasi yang terjadi pada citra dunia nyata. Tahap pertama yaitu *resize* digunakan untuk memperbesar, memperkecil, atau mempertahankan ukuran gambar sebagai simulasi perubahan resolusi; tahap kedua blur menggunakan berbagai jenis kernel (iso, aniso, generalized, plateau, sinc) untuk mensimulasikan efek buram; tahap ketiga *noise* menambahkan derau *Gaussian*, *Poisson*, atau grayscale untuk mensimulasikan gangguan sinyal; tahap keempat kompresi menggunakan format JPEG acak (kualitas 30–95) untuk meniru artefak *kompresi lossy*; dan tahap kelima *cropping* memotong citra menjadi ukuran tetap 256×256 piksel untuk menyeragamkan dimensi input pelatihan, sehingga keseluruhan proses augmentasi ini membantu meningkatkan ketahanan dan kemampuan generalisasi model Real-ESRGAN–GFPGAN dalam merestorasi citra wajah berkualitas rendah.

#### 4.6 Konfigurasi Parameter Model

Pada tahapan konfigurasi parameter model, penelitian ini menggunakan arsitektur Residual Block Network (RRDBNet), dimana terdiri dari 23 block residual yang dan 64 channel

feature, pembesaran x4, serta dilatih dengan metode *fine-tuning* berupa L1 *loss* sebagai fungsi loss utama untuk memperkecil selisih piksel antara citra hasil restorasi dan citra acuan, ditambah perceptual loss berbasis VGG 19 dan adversarial loss untuk menjaga kualitas citra hasil. Model dilatih dengan batch size 32, patch size 256x256, total iterasi 1.000.000. sehingga seluruh proses konfigurasi ini dirancang untuk meningkatkan kinerja dari model dalam merestorasi citra wajah sesuai konsistensi piksel serta mempertahankan struktur asli.

#### 4.7 Membangun Model Real ESRGAN dan GFPGAN

pada tahapan ini digunakan hardware dan software untuk membantu membangun pipeline model dari Real ESRGAN dan GFPGAN seperti pada Tabel 4.1 berikut merupakan langkah-langkah yang dilakukan untuk membangun model Real ESRGAN.

1. Clone Repositori Real ESRGAN

Pada Gambar 4.4 menunjukkan clone Repository Real ESRGAN yang diunduh dari Github ke lingkungan kerja. Proses bertujuan untuk memperoleh kode asli yang mencakup skrip pelatihan.

```
! git clone https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN.git
```

Gambar 4. 4 Clone repository Real ESRGAN

2. Pindah ke directori proyek

Pada Gambar 4.5 menunjukkan Perintah untuk Pindah ke directori proyek dengan mengubah direktori aktif ke folder repositori Real-ESRGAN. Dengan demikian struktur repository tetap terjaga dan tidak menimbulkan kesalahan (*path error*).

```
%cd Real-ESRGAN
```

Gambar 4. 5 Pindah ke directori proyek

3. Instalansi depedensi tambahan

Pada Gambar 4.6 menunjukkan Instalansi depedensi tambahan dengan Paket *faceXlib* dipasang karena berfungsi sebagai pustaka tambahan untuk melakukan pengolahan wajah, terutama pada saat Real ESRGAN digunakan bersama model berbasis *face enhancement*. Depedensi yang digunakan menyediakan fungsi-fungsi deteksi, pemrosesan, serta utilitas wajah.

```
! pip install faceXlib
```

Gambar 4. 6 Instalansi depedensi tambahan

#### 4. Mendaftarkan paket dalam model pengembangan

Pada Gambar 4.7 menunjukkan pendaftaran paket dalam model pengembangan repositori Real-ESRGAN sebagai paket python lokal dalam mode development. Dengan demikian memungkinkan modifikasi sumber secara langsung tanpa perlu melakukan instalansi ulang paket.

```
! python setup.py develop
```

Gambar 4. 7 Mendaftarkan paket dalam model pengembangan

#### 5. Mengunduh bobot pre trained weights

Pada Gambar 4.8 menunjukkan Bobot pre trained diunduh ditempatkan di directory experiments/pretrained\_models. berkas dengan ekstensi.pth digunakan sebagai parameter jaringan sebelum dilakukan fine tuning.

```
! wget https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN/releases/download/v0.1.1/
RealESRNet_x4plus.pth -P experiments/pretrained_models
! wget https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN/releases/download/v0.1.0/
RealESRGAN_x4plus.pth -P experiments/pretrained_models
```

Gambar 4. 8 Mengunduh bobot pre trained weights

#### 6. Menyusun berkas konfigurasi YAML

Pada Gambar 4.9 menunjukkan berkas konfigurasi dengan format YAML yang berisi pengaturan untuk pelatihan Real-ESRGAN. kode dibawah berfungsi untuk mendefinisikan konfigurasi pelatihan model Real-ESRGAN dalam format YAML, yang mencakup pengaturan nama proyek (train\_ RealESRGANx2 plus\_400k\_B12G4), tipe model (RealESRGAN Model), faktor pembesaran resolusi (scale: 2), serta parameter distribusi pelatihan (backend: nccl, port: 29500) guna menjalankan proses training secara paralel pada beberapa GPU.

```

yaml_config = """
# general settings
name: train_RealESRGANx2plus_400k_B12G4
    model_type: RealESRGANModel
    scale: 2
    ...
    dist_params:
        backend: nccl
        port: 29500
"""

```

Gambar 4. 9 Menyusun berkas konfigurasi YAML

#### 7. Menyimpan YAML ke file

Pada Gambar 4.10 menunjukkan penyimpanan YAML ke file, dimana Konfigurasi awal yang disimpan di string diubah menjadi berkas fisik `train_config.yaml`. hal ini diperlukan karena skrip Real ESRGAN membaca argumen konfigurasi melalui `-opt`. kode dibawah digunakan untuk menyimpan konfigurasi pelatihan model Real-ESRGAN yang sebelumnya disimpan dalam variabel `yaml_config` ke dalam sebuah file bernama `train_config.yaml`, di mana modul `yaml` membaca isi konfigurasi dengan `yaml.safe_load()` untuk memastikan keamanannya, kemudian menulisnya ke file menggunakan `yaml.dump()` dalam format YAML yang terstruktur dan mudah dibaca (tanpa gaya aliran tunggal karena `default_flow_style=False`).

```

import yaml

with open('train_config.yaml', 'w') as file:
    yaml.Dump(yaml.Safe_load(yaml_config), file, default_flow_style=False)

```

Gambar 4. 10 Menyimpan YAML ke file

#### 8. Menjalankan proses pelatihan/*fine tuning*

Pada Gambar 4.11 menunjukkan proses pelatihan/*fine tuning* Tahap terakhir menggunakan skrip `train.py` dengan argumen yang sudah disusun.

```

! python realesrgan/train.py -opt /kaggle/working/Real-ESRGAN
/t rain_config.yaml--auto_resume

```

Gambar 4. 11 Menjalankan proses pelatihan/*fine tuning*

Berikut merupakan langkah-langkah dalam konfigurasi pre trained GFPGAN.

1. Install depedensi

Pada Gambar 4.12 menunjukkan install depedensi File menggunakan library sebagai pendukung agar GFPGAN dapat dijalankan.

```
pip install basicsr facexlib realesrgan
```

Gambar 4. 12 Install depedensi

2. Import dan load GFPGAN

Pada Gambar 4.13 menunjukkan Import dan load kelas GFPGANer serat memuat model pre-trained yang digunakan..

```
from gfpgan import GFPGANer
restorer = GFPGANer (
    model_path='experiments/pretrained_models/GFPGANv1.3.pth',
    upscale=2,
    arch='clean',
    channel_multiplier=2,
    bg_upsampler=None
)
```

Gambar 4. 13 Import dan load GFPGAN

3. Lakukan Restorasi Wajah

Pada Gambar 4.14 Proses restorasi wajah dijalankan menggunakan metode enhanced.

```
cropped_faces, restored_faces, restored_img = restorer.enhance (
    img,
    has_aligned=False,
    only_center_face=False,
    paste_back=True
)
```

Gambar 4. 14 Lakukan Restorasi Wajah

Berikut adalah konfigurasi proses pipeline dari Real-ESRGAN dan GFPGAN

1. Super resolution dengan Real-ESRGAN

Pada Gambar 4.15 menunjukkan Super resolution dengan Real-ESRGAN, dimana Proses konfigurasi dimulai dengan membuat model Real ESRGAN terlebih dahulu. Dimana Potongan kode dibawah digunakan untuk melakukan peningkatan resolusi (super-resolution) pada citra berkualitas rendah menggunakan model Real-ESRGAN. Baris `realesrgan_restorer = RealESRGANer (model_path='RealESRGAN_x4plus.pth', scale=4)` berfungsi untuk menginisialisasi model Real-ESRGAN dengan bobot pra-latih (RealESRGAN\_x4plus.pth) dan faktor pembesaran `scale=4`, yang berarti citra akan diperbesar hingga empat kali ukuran aslinya. Selanjutnya, baris `sr_img, _ = realesrgan_restorer.enhance(img)` menjalankan proses peningkatan resolusi pada citra input `img`, di mana fungsi `enhance()` menghasilkan dua keluaran: citra hasil peningkatan (`sr_img`) dan data tambahan proses. Secara keseluruhan, kode ini bertujuan untuk menghasilkan citra `sr_img` yang memiliki detail, ketajaman, dan kualitas visual lebih baik dibanding citra aslinya sebelum diproses lebih lanjut, misalnya untuk tahap restorasi wajah dengan GFPGAN.

```
realesrgan_restorer
RealESRGANer (model_path='RealESRGAN_x4plus.pth', scale=4)
sr_img, _ = realesrgan_restorer.enhance (img)
```

Gambar 4. 15 Super resolution dengan Real-ESRGAN

## 2. Restorasi wajah GFPGAN

Pada Gambar 4.16 menunjukkan Restorasi wajah GFPGAN, dimana Potongan kode awal berfungsi untuk melakukan restorasi wajah menggunakan model GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) setelah citra ditingkatkan resolusinya oleh Real-ESRGAN. Baris `gfpgan_restorer = GFPGANer(model_path='GFPGANv1.4.pth', upscale=4)` digunakan untuk menginisialisasi model GFPGAN dengan bobot pra-latih versi v1.4 dan faktor pembesaran `upscale=4`, yang menentukan seberapa besar citra akan diperbaiki dan ditingkatkan. Kemudian baris `_, _, final_img = gfpgan_restorer.enhance(sr_img)` menjalankan proses restorasi wajah pada citra hasil super-resolution (`sr_img`) dengan menggunakan fungsi `enhance()`. Fungsi ini menghasilkan tiga keluaran, dan variabel `final_img` menyimpan hasil citra wajah yang telah diperbaiki secara visual. Secara keseluruhan, kode ini bertujuan untuk memperbaiki struktur, tekstur, dan detail wajah agar tampak lebih alami dan realistis,

sehingga menghasilkan citra akhir (final\_img) dengan kualitas wajah yang jauh lebih baik dibanding citra input awal.

```
gfpgan_restorer = GFPGANer (model_path='GFPGANv1.4.pth', upscale=4)
_, _, final_img = gfpgan_restorer.enhance(sr_img)
```

Gambar 4. 16 Restorasi wajah GFPGAN

### 3. Integrasi pipeline secara utuh

Pada Gambar 4.17 menunjukkan Integrasi pipeline secara utuh, Integrasi ini berjalan berurutan di mana output dari Real-ESRGAN dijadikan input dari GFPGAN. Kode dibawah berfungsi untuk menjalankan proses restorasi citra wajah secara berurutan, dimulai dari peningkatan resolusi citra berkualitas rendah menggunakan Real-ESRGAN yang diinisialisasi sebagai upsampler, kemudian hasilnya langsung diproses oleh GFPGAN untuk memperbaiki detail wajah melalui integrasi otomatis menggunakan parameter bg\_upsampler, sehingga saat perintah gfpgan\_restorer.enhance() dijalankan pada setiap citra dalam input\_images, sistem menghasilkan citra akhir (final\_img) yang telah diperbesar dan direstorasi dengan kualitas visual lebih baik.

```
# Inisialisasi Real-ESRGAN
realesrgan_restorer = RealESRGANNet (
    model_path='weights/RealESRGAN_x4plus.pth',
    scale=4)
# Integrasi dengan GFPGAN
gfpgan_restorer = GFPGANer (
    model_path='weights/GFPGANv1.4.pth',
    upscale=4,
    bg_upsampler=realesrgan_restorer # upsampler disematkan di sini)
# Proses pipeline otomatis
for img_path in input_images:
    img = cv2.imread(img_path)
    _, _, final_img = gfpgan_restorer.enhance(
        img,
        has_aligned=False,
        only_center_face=False,
        paste_back=True)
    cv2.imwrite(output_path, final_img)
```

Gambar 4. 17 Integrasi pipeline secara utuh

#### 4. Perulangan Proses *Batch* (Semua Gambar)

Pada Gambar 4.18 menunjukkan Perulangan Proses Batch. Setelah selesai diintegrasikan maka pipeline model tersebut sudah bisa diterapkan. Kode dibawah berfungsi untuk melakukan pemrosesan batch terhadap seluruh gambar dengan data uji menggunakan metode Real-ESRGAN, GFPGAN, dan Pipeline (gabungan keduanya), di mana setiap citra dalam daftar `test_images` dibaca terlebih dahulu, kemudian untuk setiap metode dijalankan fungsi `process_image_with_method()` yang memanggil model sesuai jenisnya: Real-ESRGAN untuk peningkatan resolusi, GFPGAN untuk restorasi wajah, dan Pipeline untuk menjalankan keduanya secara terintegrasi, sehingga di akhir proses diperoleh hasil restorasi citra dan waktu eksekusi untuk tiap metode.

```
methods = ['RealESRGAN', 'GFPGAN', 'Pipeline']
for img_idx, input_path in enumerate(test_images):
    img = cv2.imread(input_path)
    for method in methods:
        enhanced_img, processing_time, enhanced_np =
        process_image_with_method(
            img, method, gfpgan_restorer, realesrgan_restorer, pipeline )
```

Gambar 4. 18 Perulangan Proses Batch (Semua Gambar)

#### 5. Evaluasi kualitas pipeline

Pada Gambar 4.19 menunjukkan Evaluasi kualitas pipeline, dimana hasil akhir dari integrasi pipeline ini adalah berupa hasil evaluasi melalui matriks NIQE dan BRISQUE yang digunakan. Kode dibawah menunjukkan evaluasi kualitas hasil restorasi citra dari pipeline Real-ESRGAN dan GFPGAN, di mana fungsi `calculate_niqe_brisque_metrics()` menghitung skor NIQE dan BRISQUE untuk menilai tingkat naturalitas serta distorsi visual citra hasil, sedangkan `calculate_psnr_metric()` menghitung nilai dengan membandingkan citra hasil (`enhanced_tensor`) terhadap citra asli (`img_original_tensor`), sehingga ketiga metrik tersebut memberikan gambaran objektif tentang seberapa baik kualitas citra yang dihasilkan oleh pipeline.

```

calculate_niqe_brisque_metrics(output_path, results, "Pipeline_")
    calculate_psnr_metric(img_original_tensor, enhanced_tensor, results,
"Pipeline_")

```

Gambar 4. 19 Evaluasi kualitas pipeline

#### 4.8 Implementasi model

Setelah model dari GAN selesai dibuat, langkah selanjutnya adalah menguji apakah model dapat digunakan untuk melakukan restorasi wajah berkualitas rendah dari CCTV. Citra yang digunakan berjumlah 200 data yang didapatkan dari dataset QMUL-SurvFace Adapun citra wajah yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.3. Citra wajah diproses dengan kombinasi Real-ESRGAN dan GFPGAN yang berjalan secara pipeline. Berikut merupakan proses pemanggilan dataset uji yang digunakan pada tahap implementasi model.

```

input_dir='/kaggle/input/data-uji-penelitian-muhammad-adil-kustian'
test_images = glob.glob(os.path.join(input_dir, "*.jpg")) + glob.glob(os.path.join(input_dir, "*.png"))

```

Gambar 4. 20 proses pemanggilan dataset uji

Pada Gambar 4.20 menunjukkan proses pemanggilan dataset uji, dimana potongan kode di atas digunakan untuk membaca seluruh citra wajah dari dataset QMUL-SurvFace yang tersimpan pada direktori /kaggle/input/dataset-penelitian-qmul-survface. Baris kode `glob.glob()` berfungsi untuk mengambil semua file gambar berformat `.jpg` dan `.png` secara otomatis dan menyimpannya ke dalam variabel `test_images`. Data tersebut kemudian digunakan sebagai input pada proses restorasi citra dengan pipeline gabungan Real-ESRGAN dan GFPGAN untuk menghasilkan citra wajah dengan kualitas yang lebih baik. Setelah seluruh citra berhasil dimuat, proses dilanjutkan dengan tahap restorasi (*restoration*) yang dijalankan secara *batch processing* menggunakan pipeline Real-ESRGAN dan GFPGAN. Hasil dari proses ini ditunjukkan pada Gambar 4.21 berikut.

```

[200/200] Processing: citra178
  Processing with RealESRGAN... Done (0.32s)
Processing with Pipeline... Done (0.53s)
Creating combined comparison image...
Processing Images: 100%|██████████| 200/200 [20:21<00:00, 6.11s/it]
✓ Comparison saved: citra178_comparison.png
Metrics Summary:
RealESRGAN : NIQE= 14.47 | BRISQUE= 61.35
Pipeline   : NIQE= 7.20 | BRISQUE= 42.94

```

Gambar 4. 21 batch hasil akhir dari proses restorasi citra

Gambar 4.21 menunjukkan *batch* hasil akhir dari proses restorasi citra wajah dengan 200 data yang diproses secara *batch* untuk menghasilkan citra wajah dengan kualitas visual yang lebih baik dibandingkan citra asli. menggunakan kombinasi Real-ESRGAN dan GFPGAN.

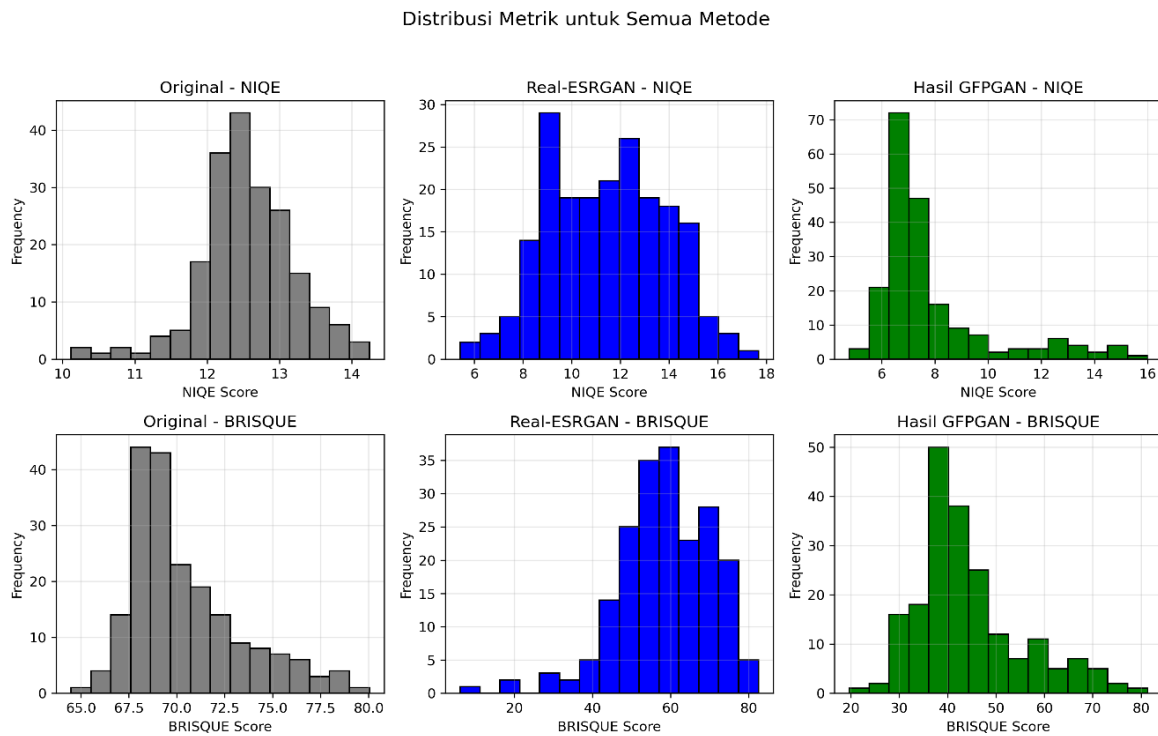
Adapun hasil yang diperoleh dari tahapan sebelumnya disajikan pada bagian ini. Tahapan ini mencakup hasil proses restorasi citra wajah yang telah dilakukan menggunakan kombinasi Real-ESRGAN dan GFPGAN. Evaluasi performa model dilakukan tanpa menggunakan *ground truth* citra resolusi tinggi karena data uji berasal dari citra pengawasan (CCTV) yang tidak memiliki pasangan citra referensi. Hasil pengujian terhadap data uji yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada Tabel 4.3, yang menampilkan perbandingan nilai metrik kualitas citra, meliputi NIQE dan BRISQUE dari masing-masing model yang diujikan.

Tabel 4. 3 Hasil Rata-rata Real ESRGAN dan GFPGAN

| <b>Original Citra</b> |       |       |       |               |
|-----------------------|-------|-------|-------|---------------|
| metriks               | Rata  | Min   | Max   | Stand deviasi |
| Niqe                  | 12.55 | 10.11 | 14.24 | 0.64          |
| Brisque               | 70.31 | 64.48 | 80.04 | 2.93          |
| <b>Real-ESRGAN</b>    |       |       |       |               |
| Niqe                  | 11.32 | 5.42  | 17.67 | 2.39          |
| Brisque               | 57.40 | 6.10  | 82.66 | 12.08         |
| <b>GFPGAN</b>         |       |       |       |               |
| Niqe                  | 7.86  | 4.78  | 16.00 | 2.19          |
| Brisque               | 43.92 | 16.22 | 81.35 | 10.86         |

Pada Tabel 4.3 menunjukkan hasil rata-rata Real ESRGAN dan GFPGAN, dimana citra input memiliki nilai rata-rata NIQE sebesar 12.55 dan BRISQUE sebesar 70.31, yang menandakan kualitas citra rendah. Setelah diproses menggunakan Real-ESRGAN, nilai rata-rata NIQE menurun menjadi 11.32 dengan rentang 5.42–17.67 dan BRISQUE menjadi 57.40 dengan rentang 6.10–82.66. Selanjutnya, hasil Real-ESRGAN yang diproses kembali menggunakan GFPGAN menunjukkan penurunan nilai lebih lanjut, yaitu NIQE sebesar 7.86 (rentang 4.78–16.00) dan BRISQUE sebesar 43.92 (rentang 16.22–81.35). Penurunan nilai NIQE dan BRISQUE pada setiap tahap menunjukkan adanya peningkatan kualitas

perseptual citra setelah pemrosesan berlapis dengan Real-ESRGAN dan GFPGAN, yang relevan untuk proses identifikasi forensik digital. Namun, peningkatan tersebut tidak bersifat seragam, terlihat dari standar deviasi yang meningkat serta nilai maksimum BRISQUE GFPGAN (81.35) yang lebih tinggi dari citra asli (80.04). Adapun hasil visualiasi ditunjukkan pada Gambar 4.22.



Gambar 4. 22 Visualisasi Hasil Dari Real-ESRGAN Dan GFPGAN

Gambar 4.22 menunjukkan visualisasi Hasil Dari Real-ESRGAN Dan GFPGAN melalui distribusi metrik NIQE dan BRISQUE pada setiap tahap pemrosesan, yaitu Original, Real-ESRGAN, dan GFPGAN. Terlihat bahwa tahap Original memiliki nilai NIQE dan BRISQUE yang relatif tinggi dengan sebaran sempit, menandakan kualitas citra yang masih rendah. Pada tahap Real-ESRGAN (biru), sebaran nilai NIQE dan BRISQUE menjadi lebih lebar, menunjukkan bahwa peningkatan kualitas citra bervariasi antar frame. Sementara itu, tahap GFPGAN (hijau) memperlihatkan distribusi nilai yang lebih terpusat dan berada pada rentang skor yang lebih rendah, yang mengindikasikan bahwa GFPGAN menghasilkan citra dengan restorasi yang lebih konsisten dan stabil dibandingkan citra original.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 200 data citra wajah berkualitas rendah, proses restorasi dilakukan menggunakan pipeline Real-ESRGAN dan GFPGAN. Pengujian dilakukan sebanyak lima kali eksperimen untuk memastikan konsistensi hasil. Seluruh percobaan menghasilkan nilai metrik yang identik. Adapun jumlah data yang berhasil

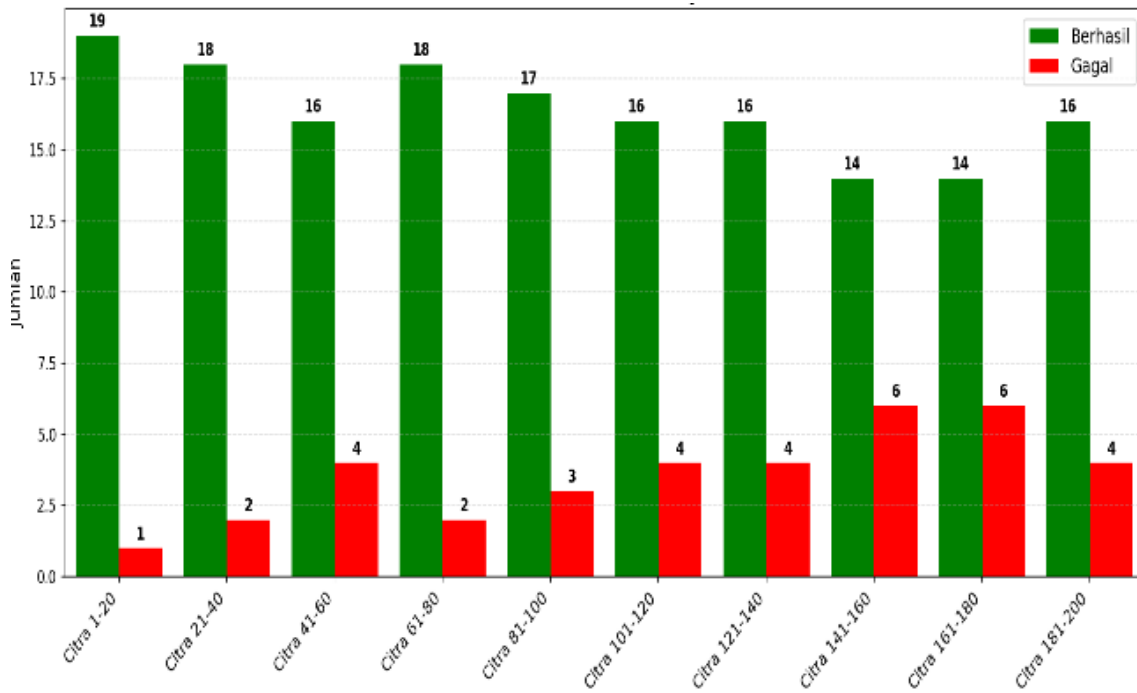
direstorasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.4. Hasil lengkap dari lima kali eksperimen tersebut dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4. 4 Jumlah data yang berhasil direstorasi

| Kategori             | Jumlah Citra | Persentase |
|----------------------|--------------|------------|
| Total data uji       | 200          | 100%       |
| Berhasil direstorasi | 164          | 82%        |
| Tidak berhasil       | 36           | 18%        |

Tabel 4.4 menunjukkan Jumlah data yang berhasil direstorasi. Dari total 200 citra uji, sebanyak 164 citra (82%) berhasil direstorasi dengan baik, sedangkan 36 citra (18%) tidak berhasil direstorasi. Indikator keberhasilan berdasarkan nilai matriks yang digunakan serta evaluasi visual dengan membandingkan fitur wajah, khususnya pada area mata, hidung, dan mulut, yang terlihat lebih jelas dibandingkan citra awal. Dalam konteks forensik digital, peningkatan kejelasan pada area-area wajah tersebut menjadi penting karena berkontribusi langsung terhadap proses identifikasi individu melalui perbandingan fitur wajah. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan memiliki tingkat keberhasilan yang cukup tinggi dalam restorasi citra wajah berkualitas rendah, meskipun masih terdapat sebagian kecil citra yang belum dapat direstorasi secara optimal. Pengujian dilakukan sebanyak lima kali untuk memastikan konsistensi hasil, dan seluruh percobaan menunjukkan persentase keberhasilan yang sama.

Untuk mempermudah visualisasi dan interpretasi hasil, 200 citra uji dikelompokkan menjadi 10 kategori dengan masing-masing kategori berisi 20 citra berdasarkan urutan pengujian, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.23.



Gambar 4. 23 Distribusi Jumlah Citra Berhasil Dan Gagal

Berdasarkan Gambar 4.23 menunjukkan distribusi Jumlah Citra Berhasil Dan Gagal, terlihat bahwa tingkat keberhasilan cukup konsisten di sebagian besar kelompok, dengan jumlah citra berhasil berkisar antara 14-18 citra per kelompok. Namun, terdapat dua kelompok yang menunjukkan tingkat kegagalan lebih tinggi, yaitu kelompok Citra 141-160 dan Citra 161-180 dengan masing-masing 6 citra gagal. Secara keseluruhan, distribusi ini menunjukkan bahwa metode restorasi citra yang diterapkan memiliki performa yang stabil dengan tingkat keberhasilan rata-rata 82%.

Adapun beberapa citra yang tidak dapat direstorasi dengan baik disebabkan oleh adanya degradasi kompleks yang berada di luar distribusi data pelatihan (*out-of-distribution complicated degradations*). Kondisi ini terjadi ketika tingkat kerusakan citra asli sangat parah (*severe degradation*), sehingga model tidak mampu merekonstruksi detail wajah secara optimal (C. Hu et al., 2025b; X. Wang, Xie, et al., 2021).

Penelitian ini juga menampilkan beberapa sampel citra yang ditunjukkan pada Gambar 4.24 yang telah di proses sebelumnya sehingga dapat terlihat kualitas citra wajah antara sebelum dan sesudah diproses melalui *pipeline* sementara untuk hasil citra yang lain dapat dilihat pada bagian lampiran.

```

[1/3] Processing: citra1
Processing with RealESRGAN... Done (0.33s)
Processing with GFPGAN... Done (0.27s)
Processing with Pipeline... Done (0.54s)
Creating combined comparison image...
Processing Images: 33% ████████ | 1/3 [00:06<00:12, 6.45s/it]
✓ Comparison saved: citra1_comparison.png

[2/3] Processing: citra3
Processing with RealESRGAN... Done (0.34s)
Processing with GFPGAN... Done (0.26s)
Processing with Pipeline... Done (0.54s)
Creating combined comparison image...
Processing Images: 67% ██████████ | 2/3 [00:12<00:06, 6.28s/it]
✓ Comparison saved: citra3_comparison.png



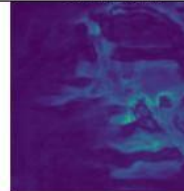
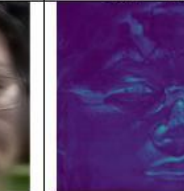

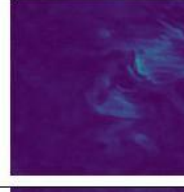
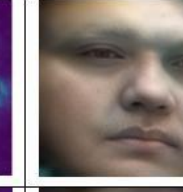

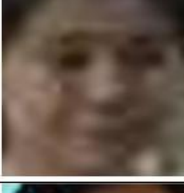
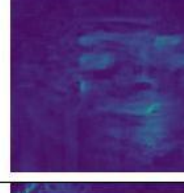





[3/3] Processing: citra2
Processing with RealESRGAN... Done (0.32s)
Processing with GFPGAN... Done (0.27s)
Processing with Pipeline... Done (0.54s)
Creating combined comparison image...
Processing Images: 100% ██████████ | 3/3 [00:18<00:00, 6.32s/it]
✓ Comparison saved: citra2_comparison.png

```

Gambar 4. 24 Pemrosesan citra1, citra2, citra 3 dan citra 4

Pada Gambar 4.24 menunjukkan pemrosesan citra1, citra2, citra3, dan citra4 yang digunakan sebagai representasi dari 200 citra uji yang digunakan.

Adapun hasil visualisasi pipeline dari citra1, citra2, citra3, dan citra4 sebelum dan sesudah diproses dan disertai visualisasi *heatmap* untuk melihat hasil visualisasi perbaikan citra wajah ditunjukkan pada Gambar 4.25.

| Nama    | Citra Asli  | Real-ESRGAN   | <i>Heatmap</i> Real-ESRGAN  | GFPGAN   | <i>Heatmap</i> GFPGAN   |
|---------|---|---|---|--|---|
| Citra 1 |  |  |  |  |  |
| Citra 2 |  |  |  |  |  |
| Citra 3 |  |  |  |  |  |
| Citra 4 |  |  |  |  |  |

Gambar 4. 25 visualisasi pipeline perbaikan citra wajah

Pada Gambar 4.25 menunjukkan visualisasi pipeline perbaikan citra wajah, dengan membandingkan citra input berkualitas rendah dan hasil restorasi menggunakan Real ESRGAN dan GFPGAN. Pada citra input, kualitas visual tampak buram sehingga detail fitur wajah utama seperti mata, hidung, dan mulut tidak terlihat jelas dan sulit dikenali. Kondisi ini berpotensi menghambat proses analisis dan identifikasi individu. Setelah diproses menggunakan pipeline, citra wajah menunjukkan peningkatan visual yang signifikan, khususnya pada area mata, hidung, dan mulut. Peningkatan detail fitur wajah tersebut didukung oleh hasil heatmap yang memperlihatkan intensitas lebih terang pada area wajah utama, menandakan bagian-bagian tersebut berhasil direstorasi. Temuan ini menunjukkan bahwa pipeline yang digunakan mampu merestorasi visual wajah yang penting untuk mendukung proses identifikasi individu dalam konteks forensik digital.

Adapun hasil dari evaluasi terhadap citra yang merepresentasikan data uji tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.5

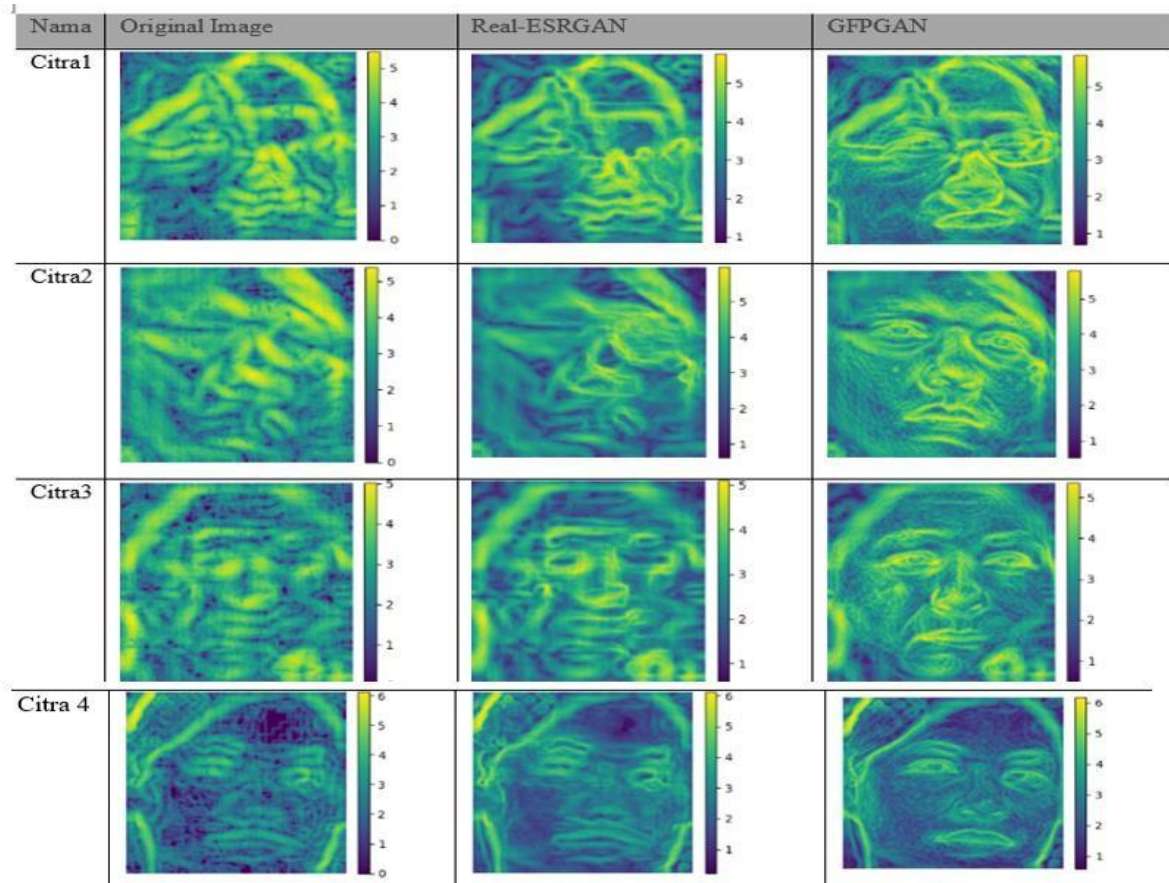
Tabel 4. 5 Hasil representasi data uji

| Nama    | Metrik  | Citra asli | Real-ESRGAN | GFPGAN |
|---------|---------|------------|-------------|--------|
| Citra 1 | Niqe    | 13.08      | 9.30        | 6.49   |
|         | Brisque | 73.85      | 46.69       | 28.50  |
| Citra 2 | Niqe    | 12.71      | 11.71       | 6.78   |
|         | Brisque | 76.36      | 65.13       | 38.30  |
| Citra 3 | Niqe    | 13.28      | 11.01       | 6.68   |
|         | Brisque | 69.50      | 60.72       | 41.36  |
| Citra 4 | Niqe    | 10.33      | 7.82        | 6.54   |
|         | Brisque | 66.58      | 37.85       | 36.82  |

Pada Tabel 4.5 menunjukkan hasil representasi data uji dengan perhitungan nilai matriks Niqe dan Brisque, dapat dilihat hasil perhitungan dari metrik NIQE dan BRISQUE dari masing-masing citra. Pada citra 1, nilai NIQE awalnya 13.08 pada citra asli, menurun menjadi 9.30 setelah di proses Real-ESRGAN dan kembali turun menjadi 6.49 pada GFPGAN. Hal yang sama terlihat pada metriks BRISQUE yang turun dari citra asli yang 73.85 menjadi 46.69 setelah diproses dengan Real-ESRGAN hingga 28.50 pada GFPGAN. Hal yang sama juga terlihat pada citra 2, 3, dan 4 di mana nilai NIQE dan BRISQUE menurun setelah diproses dengan Real-ESRGAN dan semakin menurun setelah diproses dengan

GFPGAN. Dengan demikian hasil perhitungan metrik NIQE dan BRISQUE menunjukkan perbaikan yang konsisten pada setiap tahapan pemrosesan.

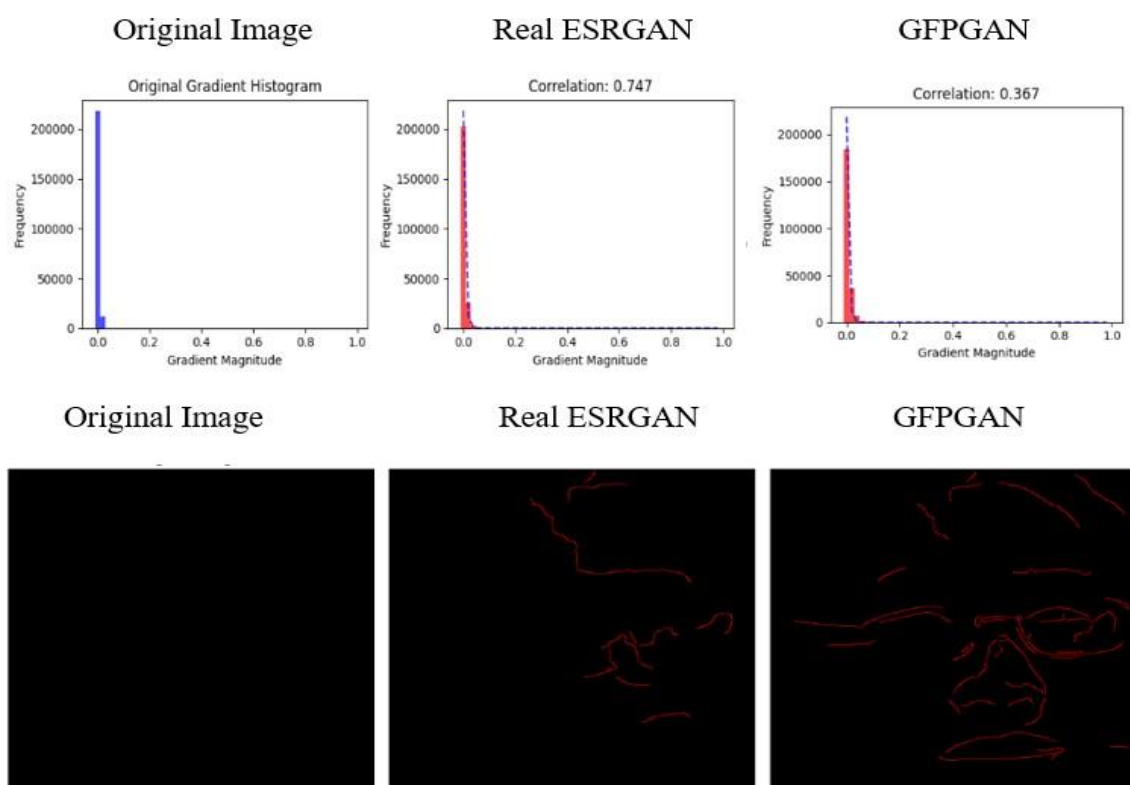
Adapun untuk memperkuat hasil evaluasi, dilakukan analisis tambahan dengan *texture entropy* yang berguna untuk mengukur tingkat kompleksitas dan *texture* pada citra wajah. Adapun hasil dari *texture entropy* dari citra1, citra2, citra3 dan citra 4 ditunjukkan pada Gambar 4.26



Gambar 4. 26 visualisasi pipeline perbaikan tekstur wajah

Pada Gambar 4.26 menunjukkan visualisasi pipeline perbaikan tekstur wajah. Pada tahap awal, tekstur yang dihasilkan masih terlihat kompleks dan tidak merata, dengan pola piksel yang acak serta kontur wajah yang belum terbentuk jelas. Setelah melalui proses pipeline menggunakan Real-ESRGAN dan GFPGAN, tekstur menjadi lebih halus dan merata, di mana pola permukaan kulit tampil konsisten dan struktur fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut mulai terdefinisi lebih jelas. Hal ini menunjukkan bahwa proses restorasi berhasil menstabilkan pola tekstur sehingga wajah tampak lebih natural dan jelas yang penting untuk mendukung proses identifikasi individu dalam forensik digital.

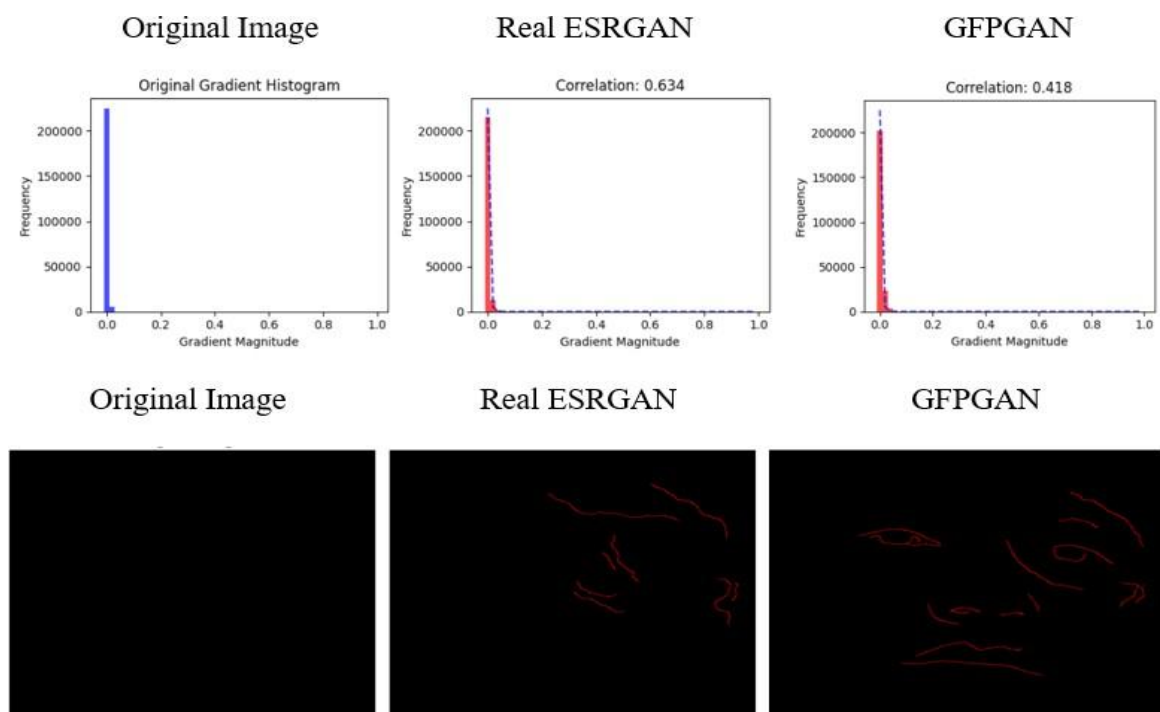
Sebagai visualisasi tambahan, dilakukan analisis histogram *gradient* dan peta tepi (*edge map*) untuk menilai perubahan struktur dan tingkat ketajaman tepi yang dihasilkan pada setiap tahap pipeline. Kedua visualisasi ini saling berkaitan, di mana histogram *gradient* merepresentasikan distribusi perubahan intensitas antar piksel secara statistik, sedangkan peta tepi menampilkan lokasi dan pola perubahan tersebut secara visual. Keduanya berfungsi untuk memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang sejauh mana proses pemrosesan, mulai dari Real-ESRGAN hingga GFPGAN, mampu mempertajam detail serta memperjelas kontur pada citra yang mengalami degradasi. Adapun hasil dari *gradient* dan peta tepi dari citra 1 ditunjukkan pada Gambar 4.27.



Gambar 4. 27 Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 1

Pada Gambar 4.27 menunjukkan Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 1, dimana histogram pada citra asli menunjukkan distribusi *gradient* yang sangat terkonsentrasi pada rentang nilai rendah, menandakan bahwa sebagian besar piksel memiliki perubahan intensitas yang minimal. Setelah citra melalui proses pemrosesan, tampak adanya pergeseran distribusi pada histogram. Pergeseran ini secara kuantitatif ditunjukkan oleh nilai korelasi *gradient*, di mana korelasi 0,747 menunjukkan kemiripan tepi yang masih relatif tinggi, sedangkan korelasi 0,367 mengindikasikan bahwa struktur tepi mengalami perubahan yang lebih signifikan.

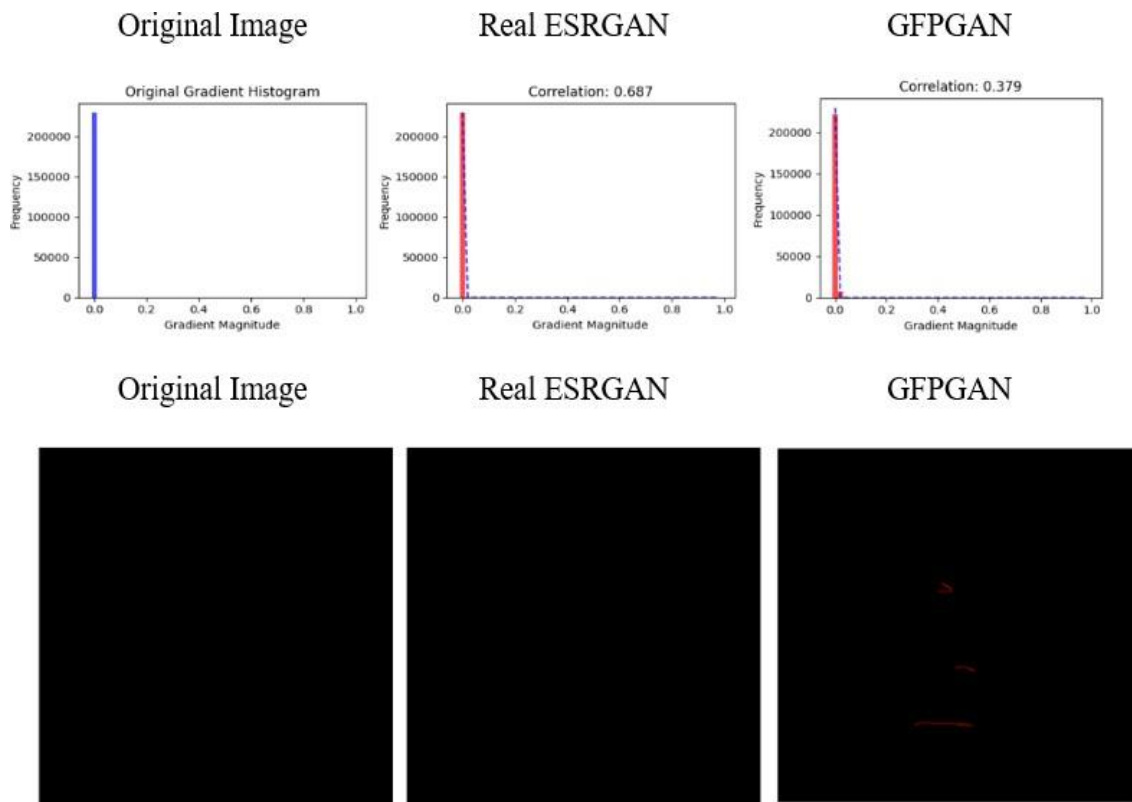
Secara kualitatif, perubahan tersebut dipertegas melalui peta *edge* pada bagian bawah visualisasi. Pada citra asli pola *edge* hampir tidak tampak, menandakan minimnya struktur tepi yang terdeteksi. Namun, setelah pemrosesan diterapkan, mulai terlihat garis-garis kontur yang tersebar di beberapa area citra. Pada tahap pemrosesan yang menghasilkan korelasi lebih rendah, kontur yang muncul semakin jelas dan mencakup lebih banyak bagian dari wajah pada citra tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa proses pemrosesan tidak hanya mengubah nilai gradient secara statistik, tetapi juga memodifikasi struktur spasial dari tepi yang ada pada citra. Adapun hasil dari *gradient* dan peta tepi dari citra 2 ditunjukkan pada Gambar 4.28.



Gambar 4. 28 Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 2

Pada Gambar 4.28 menunjukkan Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 2, dimana histogram pada citra asli menunjukkan distribusi gradient yang sangat terkonsentrasi pada nilai rendah, menandakan minimnya perubahan intensitas antar piksel. Setelah pemrosesan menggunakan Real-ESRGAN dan GFPGAN, tampak adanya pergeseran kecil pada distribusi *gradient*. Secara kuantitatif, nilai korelasi gradient sebesar 0,634 pada Real-ESRGAN menunjukkan kemiripan tepi yang masih cukup tinggi dengan citra asli, setelah melalui tahapan pipeline pada GFPGAN mendapatkan 0,418 menandakan perubahan struktur tepi yang lebih besar.

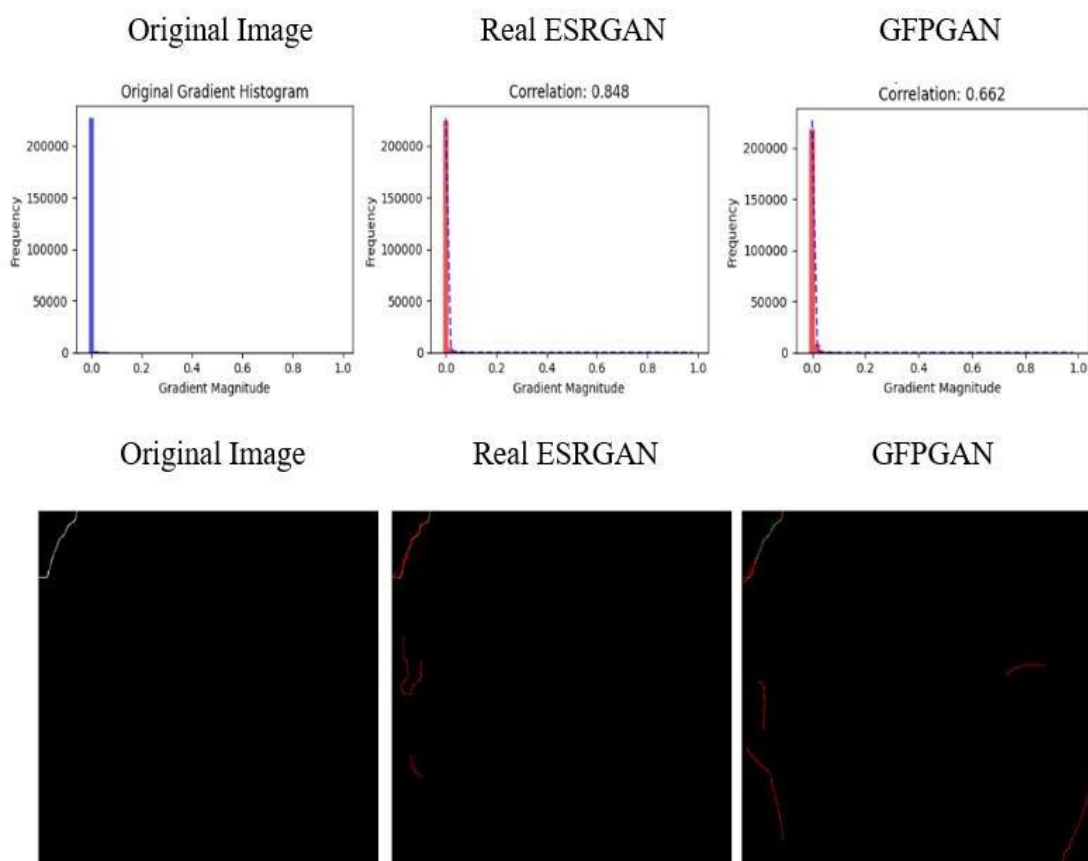
Dari sisi kualitatif, peta tepi pada citra asli hampir tidak menunjukkan struktur yang terlihat. Setelah melalui Real-ESRGAN, muncul beberapa garis tepi tipis di area tertentu. Setelah diproses dengan GFPGAN, kontur wajah tampak lebih jelas dan menyebar di beberapa bagian, seperti area mata dan mulut. Hal ini menunjukkan bahwa proses pemrosesan dengan kombinasi pipeline ini tidak hanya meningkatkan detail visual pada wajah, tetapi juga secara signifikan memodifikasi struktur tepi citra. Peningkatan jumlah dan ketajaman kontur yang terdeteksi menunjukkan bahwa model ini menambahkan informasi spasial baru untuk merestorasi fitur wajah. Adapun hasil dari *gradient* dan peta tepi dari citra 3 ditunjukkan pada Gambar 4.29.



Gambar 4. 29 Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 3

Pada Gambar 4.29 menunjukkan Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 3, dimana histogram pada citra asli menunjukkan distribusi *gradient* yang sangat terkonsentrasi pada nilai rendah. Setelah melewati tahap Real-ESRGAN, tampak sedikit pergeseran pada distribusi gradient dengan nilai korelasi sebesar 0,687, yang menunjukkan bahwa struktur tepi masih cukup serupa dengan citra asli dan hanya mengalami peningkatan kecil pada intensitas tepi. Pada tahap berikutnya, setelah diproses oleh GFPGAN, nilai korelasi menurun menjadi 0,379, mengindikasikan adanya perubahan lebih besar pada struktur tepi.

Namun, secara kualitatif, peta tepi memperlihatkan bahwa garis tepi yang terdeteksi masih sangat sedikit dan hanya muncul di area mulut, mata, dan hidung. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun hasil pipeline menambahkan detail pada area wajah, perubahan spasial yang terjadi tetap terbatas. Secara keseluruhan visualisasi ini memperlihatkan bahwa tahapan pipeline menghasilkan peningkatan detail secara bertahap, namun pada citra ini penguatan struktur tepi masih tergolong minimal dan terlokalisasi pada area wajah tertentu, seperti mata, hidung, dan mulut. Kondisi ini berbeda dengan citra 1 dan citra 2 yang menunjukkan perubahan tepi lebih signifikan, di mana proses pemrosesan mampu memperkuat kontur dan struktur spasial secara lebih menyeluruh. Adapun hasil dari *gradient* dan peta tepi dari citra 4 ditunjukkan pada Gambar 4.30.



Gambar 4. 30 Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 4

Pada Gambar 4.30 menunjukkan Visualisasi *Gradient* dan perubahan tepi citra 4, dimana histogram pada citra asli menunjukkan distribusi *gradient* yang sangat terkonsentrasi di nilai rendah, menandakan minimnya perubahan intensitas antar piksel. Setelah melalui tahap Real-ESRGAN, distribusi histogram mengalami sedikit pergeseran dengan nilai korelasi 0,848, menunjukkan bahwa sebagian besar struktur tepi masih dipertahankan. Pada tahap

GFPGAN, nilai korelasi menurun menjadi 0,662, menandakan adanya perubahan modifikasi tepi yang lebih besar dibandingkan tahap sebelumnya. Secara kualitatif, peta tepi menunjukkan bahwa pada citra asli hanya terdeteksi satu garis tepi tipis di sisi kiri wajah. Setelah melalui tahap Real-ESRGAN, mulai muncul beberapa garis tambahan di area wajah bagian kiri dengan ketajaman yang sedikit lebih tinggi. Tahap GFPGAN kemudian memperlihatkan peningkatan jumlah garis tepi yang menyebar hingga ke bagian pipi dan rahang, menandakan adanya penguatan struktur kontur wajah. Namun, perubahan ini tidak se-signifikan pada citra 1 dan citra 2, di mana proses pemrosesan mampu menghasilkan peningkatan tepi yang lebih jelas dan menyeluruh pada area wajah.

Berdasarkan hasil visualisasi histogram gradient dan peta tepi pada beberapa citra uji, dapat disimpulkan bahwa pipeline pemrosesan yang terdiri dari Real-ESRGAN dan GFPGAN mampu meningkatkan detail dan struktur tepi citra secara bertahap. Pada tahap Real-ESRGAN, terjadi peningkatan ketajaman dan munculnya garis tepi halus tanpa banyak mengubah struktur spasial utama. Tahap GFPGAN kemudian memperkuat kontur wajah dan menambahkan detail spasial yang lebih kompleks, khususnya pada area mata, hidung, dan mulut. Namun, tingkat perubahan yang dihasilkan tidak selalu sama untuk setiap citra. Pada citra 1 dan 2, pipeline menunjukkan peningkatan tepi yang signifikan dan menyeluruh, sedangkan pada citra 3 dan 4, perubahan tepi yang terjadi relatif kecil dan terlokalisasi di area tertentu.

Secara keseluruhan, hasil menunjukkan bahwa nilai BRISQUE mempengaruhi efektivitas *edge detection* dalam pipeline. Citra dengan nilai BRISQUE awal yang tinggi (Citra 1 dan 2) menunjukkan tingkat degradasi yang besar, sehingga struktur tepi awal kurang jelas dan mengalami peningkatan tepi yang lebih signifikan setelah pemrosesan. Sebaliknya, citra dengan nilai BRISQUE rendah (Citra 3 dan 4) memiliki kualitas awal yang lebih baik, sehingga perubahan hasil *edge detection* relatif minimal. Peningkatan tepi pada citra dengan nilai BRISQUE tinggi berperan dalam memperjelas kontur dan struktur wajah yang terdegradasi, sehingga mendukung proses analisis dan identifikasi wajah untuk kebutuhan forensik digital.

## BAB 5

### Kesimpulan Dan Saran

#### 5.1 Kesimpulan

Metode Generative Adversarial Network (GAN) dengan model Real-ESRGAN (Real Enhanced Super-Resolution GAN) dan GFPGAN (Generative Facial Prior GAN) yang dijalankan secara pipeline dapat digunakan untuk restorasi citra wajah berkualitas rendah dari CCTV. Berdasarkan hasil penelitian, penerapan pipeline Real-ESRGAN dan GFPGAN terbukti mampu merestorasi citra wajah dengan nilai rata-rata metrik yang menurun setelah proses restorasi, yang menandakan adanya perbaikan kualitas visual. Sebanyak 82% citra berhasil direstorasi dengan baik, sedangkan 18% citra belum menunjukkan hasil yang optimal. Hal ini membuktikan bahwa metode yang diusulkan memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi dalam memperbaiki citra wajah berkualitas rendah.

Namun dalam konteks forensik digital, hasil restorasi citra pada penelitian ini diposisikan sebagai alat bantu untuk mendukung proses identifikasi forensik, dengan tetap mempertimbangkan keterbatasan pendekatan restorasi berbasis model generatif.

#### 5.1 Saran

Penelitian ini masih jauh dari kata sempurna sehingga perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk memperbaiki kekurangan yang ada serta mengembangkan metode yang digunakan supaya memperluas ruang lingkup penelitian di masa yang akan datang. Diharapkan keandalan dan kualitas metode semakin meningkat dan mampu memberikan kontribusi yang lebih baik. Berikut adalah beberapa rekomendasi pengembangan penelitian ini pada penelitian selanjutnya.

1. Menggunakan *face recognition* atau *face identification*

Pengembangan pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan meintegrasikan hasil restorasi kualitas citra wajah dengan sistem *face recognition* atau *face identification* itu sangat diperlukan untuk mengukur sejauh mana metode pipeline dapat membantu dalam proses identifikasi individu dalam kasus forensik. Dengan demikian penelitian ini tidak hanya perbaikan citra saja, tetapi juga meningkatkan performa dalam identifikasi wajah secara otomatis.

2. Membandingkan dengan metode lain

Pada penelitian selanjutnya diharapkan melakukan perbandingan dengan berbagai metode *super-resolution* dan *face restoration* terbaru yang lebih muktakhir. Perbandingan ini dapat menunjukkan keunggulan serta memebrikan gambaran dari masing-masing metode berbasis

*deep learning*, sehingga dapat menjadi dasar bagi peneliti untuk memilih atau mengembangkan pendekatan yang lebih optimal di masa depan.

### 3. menambah data testing

Pada penelitian yang akan dilakukan selanjutnya perlu untuk menambah jumlah data uji yang digunakan serta membagi berdasarkan jenis degradasi. Dengan adanya permbagian ini, evaluasi dapat dilakukan dengan lebih terarah dan mampu menunjukkan sejauh mana metode yang digunakan mampu mengatasi berbagai degradasi pada citra agar lebih komperhensif dan representatif.

## Daftar Pustaka

- Aakerberg, A., Nasrollahi, K., & Moeslund, T. B. (2022). Real-world super-resolution of face-images from surveillance cameras. *IET Image Processing*, *16*(2), 442–452. <https://doi.org/10.1049/ipr2.12359>
- Abdi, N. M., & Aisyah, S. (2011). Peningkatan Kualitas Citra Digital Menggunakan Metode Super Resolusi Pada Domain Spasial. *Jurnal Rekayasa Elektrika*, *9*(3), 137–142.
- Adithya, P. R., Akash, B., & Lakshana, S. (2023). Crowd Management, Crime Detection, Work Monitoring Using AI/ML. *ArXiv Preprint ArXiv:2311.12621*.
- Aditya, K. S. J., Varma, C. S., Teja, S. P., Babu, P. R., Kuchipudi, R., & Murthy, T. S. (2024). Low Quality CCTV Image and Video Enhancement using GANs and Audio Enhancement with Equalization Algorithms. *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)*, *1*, 1–3. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10616988>
- Aggarwal, A., Mittal, M., & Battineni, G. (2021). Generative adversarial network: An overview of theory and applications. *International Journal of Information Management Data Insights*, *1*(1), 100004.
- Al-Azhar, M. N. (2012). Digital forensic: Panduan praktis investigasi komputer. *Jakarta: Salemba Infotek*.
- Aldhaheri, S., & Alhuzali, A. (2023). SGAN-IDS: Self-Attention-Based Generative Adversarial Network against Intrusion Detection Systems. *Sensors*, *23*(18). <https://doi.org/10.3390/s23187796>
- Alexandrie, G. (2017). Surveillance cameras and crime : a review of randomized and natural experiments. *Journal of Scandinavian Studies in Criminology and Crime Prevention*, *18*(2), 1–13. <https://doi.org/10.1080/14043858.2017.1387410>
- Anoop, P. P., & Deivanathan, R. (2024). Advancements in low light image enhancement techniques and recent applications. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, *103*, 104223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2024.104223>
- Apriliani, A., Hijjayanti, K., & Suhairoh, S. (n.d.). Analisis Keaslian Citra Dengan Menggunakan Exif Metadata. *CESS (Journal of Computer ...*. <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess/article/view/15600>
- Aravinda, A., Yoshitha, C., Meghana, K., Sreeja, K., & Tejaswi, B. (2022). Image Restoration using Deep Learning Techniques. *Int J Eng Adv Technol*, *11*(5), 13–16.

- Bacci, N., Davimes, J. G., Steyn, M., & Briers, N. (2021). Forensic facial comparison: Current status, limitations, and future directions. *Biology*, *10*(12), 1–26. <https://doi.org/10.3390/biology10121269>
- Bhatta, A., Pangelinan, G., King, M. C., & Bowyer, K. W. (2024). Impact of blur and resolution on demographic disparities in 1-to-many facial identification. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, 412–420.
- Borel-Donohue, C. C., & Young, S. S. (2019). *Image quality and super resolution effects on object recognition using deep neural networks*. 54. <https://doi.org/10.1117/12.2518524>
- Brookman, F., & Jones, H. (2022). Capturing killers: the construction of CCTV evidence during homicide investigations. *Policing and Society*, *32*(2), 125–144. <https://doi.org/10.1080/10439463.2021.1879075>
- Chacua, B., Garcia, I., Rosero, P., Suarez, L., Ramirez, I., Simbana, Z., & Pusda, M. (2019). People Identification through Facial Recognition using Deep Learning. *2019 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence, LA-CCI 2019*. <https://doi.org/10.1109/LA-CCI47412.2019.9037043>
- Cheng, Z., Zhu, X., & Gong, S. (2018). *Surveillance Face Recognition Challenge*. <http://arxiv.org/abs/1804.09691>
- Darma, P. (2010). *Pengolahan Citra, Penerbit Andi*. Yogyakarta.
- Deng, X., Zhang, H., & Li, X. (2023). Hpg-gan: High-quality prior-guided blind face restoration generative adversarial network. *Electronics*, *12*(16), 3418.
- Emehin, O., Emeteveke, I., Adeyeye, O. J., & Akanbi, I. (2024). Generative AI in Forensic Data Analysis: Opportunities and Ethical Implications for Cloud-Based Investigations. *International Journal of Research Publication and Reviews*, *5*(10), 2941–2957. <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.1024.2904>
- Fahad, S., Rahman, S. U., Alam, F., Yousaf, M., Alamri, F. S., Abbas, N., Bahaj, S. A., & Khan, A. R. (2024). A modified singular value decomposition (MSVD) approach for the enhancement of CCTV low-quality images. *IEEE Access*, *12*, 20138–20151. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3349477>
- Faroek, D. A., Umar, R., & Riadi, I. (n.d.). Deteksi Keaslian Citra Menggunakan Metode Error Level Analysis (ELA) dan Principal Component Analysis (PCA). In *vol. academia.edu*. <https://www.academia.edu/download/70131343/pdf.pdf>
- Farooq, M., Dailey, M. N., Mahmood, A., Moonrinta, J., & Ekpanyapong, M. (2021). Human face super-resolution on poor quality surveillance video footage. *Neural Computing and Applications*, *33*(20), 13505–13523. <https://doi.org/10.1007/s00521->

- Feature, D., & Loss, R. (2020). Facial inpainting. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 18(2), 171–178.
- Ferreira, W. D., Ferreira, C. B. R., da Cruz Júnior, G., & Soares, F. (2020). A review of digital image forensics. *Computers & Electrical Engineering*, 85, 106685.
- Fischinger, D., & Boyer, M. (2025). DF-Net: The Digital Forensics Network for Image Forgery Detection. *ArXiv Preprint*. <http://arxiv.org/abs/2503.22398v1>
- Gaire, R. R., Subedi, R., Sharma, A., Subedi, S., Ghimire, S. K., & Shakya, S. (2021). GAN-Based Two-Step Pipeline for Real-World Image Super-Resolution. In *ICT with Intelligent Applications: Proceedings of ICTIS 2021, Volume 1* (pp. 763–772). Springer.
- Gede Nengah Bayu Darmawan, I., Made Arya Sasmita, G., & Wira Buana, P. (2019). Pengembangan Metode Pendeteksi Modifikasi Citra Menggunakan Metode Error Level Analysis. *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, 7(1), 29. <https://doi.org/10.24843/jim.2019.v07.i01.p04>
- Guo, Q., Juefei-Xu, F., Xie, X., Ma, L., Wang, J., Yu, B., Feng, W., & Liu, Y. (2020). Watch out! Motion is blurring blurring the vision of your deep neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems, 2020-Decem(NeurIPS)*, 1–11.
- Harefa, L. H. (2016). Analisis Edge Detection Citra Digital Dengan Menggunakan Metode Robert Dan Canny. *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, 3(1), 29–34.
- Hasan, M., Nishat, N. J., Rahman, T., Shaima, M., Mosaher, Q. S. ul, & Alam, M. E. K. (2024). A Joint Framework of GFP-GAN and Real-ESRGAN for Real-World Image Restoration. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 13(2), 32–42. <https://doi.org/10.35940/ijitee.b9792.13020124>
- Helena Dewi Hapsari, Arya Dimas Wicaksana, Hafiz Fadli Faylasuf, Asa Yuaziva, Rivanka Marsha Adzani, Endang Purnama Giri, & Gema Parasti Mindara. (2024). Enhancing Low-Resolution Facial Images for Forensic Identification Using ESRGAN. *International Journal of Multilingual Education and Applied Linguistics*, 1(4), 80–92. <https://doi.org/10.61132/ijmeal.v1i4.156>
- Henneberg, M., Simpson, E., & Stephan, C. (2003). Human face in biological anthropology: craniometry, evolution and forensic identification. In *The human face: Measurement and Meaning* (pp. 29–48). Springer.
- Hsu, C. C., Lin, C. W., Su, W. T., & Cheung, G. (2019). SiGAN: Siamese Generative Adversarial Network for Identity-Preserving Face Hallucination. *IEEE Transactions on*

- Image Processing*, 28(12), 6225–6236. <https://doi.org/10.1109/TIP.2019.2924554>
- Hu, C., Zhu, W., Xu, L., Wu, F., Cai, Z., Ye, M., & Lu, X. (2025a). RestormGAN: Restormer with generative facial prior file:///C:/Users/MSI Modern/Downloads/2211.02831v2-1.pdf towards real-world blind face restoration. *Computers and Electrical Engineering*, 123, 9168–9178. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110095>
- Hu, C., Zhu, W., Xu, L., Wu, F., Cai, Z., Ye, M., & Lu, X. (2025b). RestormGAN: Restormer with generative facial prior towards real-world blind face restoration. *Computers and Electrical Engineering*, 123, 9168–9178. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110095>
- Hu, K., Liu, Y., Liu, R., Lu, W., Yu, G., & Fu, B. (2024). Enhancing quality of pose-varied face restoration with local weak feature sensing and gan prior. *Neural Computing and Applications*, 36(1), 399–412.
- Huang, Y., Chen, Y., Wu, C., Xie, H., Song, B., & Wang, H. (2023). Image Super-resolution Reconstruction Network based on Enhanced Swin Transformer via Alternating Aggregation of Local-Global Features. *ArXiv Preprint ArXiv:2401.00241*.
- Ibrahim, A. A., Alawar, H. M., Zehi, A. A., Alkendi, A. M., Mirza, B. S. A. A., Ullah, S., Jaleel, I. L., & Ugail, H. (2025). *A Lightweight Face Quality Assessment Framework to Improve Face Verification Performance in Real-Time Screening Applications*. <http://arxiv.org/abs/2507.15961>
- Irfan, E., Jacob, C., & Resmi, R. (2024). Facial Recognition and CCTV Integration for Enhanced Security Using Deep Learning Techniques. *2024 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS)*, 1–5.
- Kelleher, J. D. (2019). *Deep learning*. MIT press.
- Kent, K. M. (1972). Section 4 Section 4. *Library*, I(April), 1–7.
- Kent, K., & Souppaya, M. (2006). Guide to computer security log management. *NIST Special Publication*, 92, 1–72.
- Kumari, A. (2022). *A Cascaded Method for Real Face Image Restoration using GFP*-. 3404(3).
- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A. P., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z., & others. (2017). [\href{https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8099502}](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8099502) {Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network}. *Cvpr*, 2(3), 4.

- [http://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2017/papers/Ledig\\_Photo-Realistic\\_Single\\_Image\\_CVPR\\_2017\\_paper.pdf](http://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/papers/Ledig_Photo-Realistic_Single_Image_CVPR_2017_paper.pdf)
- Leone, M. (2021). From Fingers to Faces: Visual Semiotics and Digital Forensics. *International Journal for the Semiotics of Law*, 34(2), 579–599. <https://doi.org/10.1007/s11196-020-09766-x>
- Lewulis, P. (2021). Digital forensic standards and digital evidence in Polish criminal proceedings. An updated definition of digital evidence in forensic science. *International Journal of Electronic Security and Digital Forensics*, 13(4), 403–417.
- Li, P., Prieto, L., Mery, D., & Flynn, P. (2018). *Face Recognition in Low Quality Images: A Survey*. 1(1). <http://arxiv.org/abs/1805.11519>
- Li, W., Wang, M., Zhang, K., Li, J., Li, X., Zhang, Y., Gao, G., Deng, W., & Lin, C.-W. (2023). Survey on deep face restoration: From non-blind to blind and beyond. *ArXiv Preprint ArXiv:2309.15490*.
- Lin, X., Li, J. H., Wang, S. L., Liew, A. W. C., Cheng, F., & Huang, X. S. (2018). Recent Advances in Passive Digital Image Security Forensics: A Brief Review. *Engineering*, 4(1), 29–39. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.02.008>
- Liu, Y., Zhang, H., & Gao, D. (2024). *DiffYOLO: Object Detection for Anti-Noise via YOLO and Diffusion Models*. <http://arxiv.org/abs/2401.01659>
- López-Marcos, J. J., Díaz-Arribas, M. J., Valera-Calero, J. A., Navarro-Santana, M. J., Izquierdo-García, J., Ortiz-Gutiérrez, R. M., & Plaza-Manzano, G. (2024). The Added Value of Face-to-Face Supervision to a Therapeutic Exercise-Based App in the Management of Patients with Chronic Low Back Pain: A Randomized Clinical Trial. *Sensors*, 24(2). <https://doi.org/10.3390/s24020567>
- Maiseli, B., & Abdalla, A. T. (2024). Seven decades of image super-resolution: achievements, challenges, and opportunities. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2024(1). <https://doi.org/10.1186/s13634-024-01170-y>
- Messaoud, B., Douaa, L., Souhila, L. F., & Ryma, B. (2023). Boosting Cross-Quality Face Verification Using Blind Face Restoration. *BIOSIG 2023 - Proceedings of the 22nd International Conference of the Biometrics Special Interest Group*. <https://doi.org/10.1109/BIOSIG58226.2023.10345986>
- Milosavljevic, V. (n.d.). *Automatic Weapon Detection in CCTV systems Using Deep Learning* Rohit Jadhav National College of Ireland Supervisor :
- Mittal, A., Moorthy, A. K., & Bovik, A. C. (2012). No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(12), 4695–4708.

- Mittal, A., Soundararajan, R., & Bovik, A. C. (2013). Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 20(3), 209–212. <https://doi.org/10.1109/LSP.2012.2227726>
- Montreal, V. C. (2008). *Prepared by Vivien Carli Montreal, December 2008 1. December*, 1–19.
- Munantri, N. Z., Sofyan, H., & Yanu, M. (2019). Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Umur Pohon. *Telematika*, 16(2), 97–104.
- Nadeem, U., Shah, S. A. A., Bennamoun, M., Togneri, R., & Sohel, F. (2021). Real time surveillance for low resolution and limited data scenarios: An image set classification approach. *Information Sciences*, 580, 578–597.
- Nasution, D. (2021). Perancangan Aplikasi Pada Peningkatan Kualitas Hasil Rekam Video Closed Circuit Television (Cctv) Menggunakan Metode Median Filter. *Jurnal Cendikia Teknologi Mulia*, 1(1), 41–49.
- Nguyen, B. A., Kha, M. B., Dao, D. M., Nguyen, H. K., Nguyen, M. D., Nguyen, T. V., Rathnayake, N., Hoshino, Y., & Dang, T. L. (2025). UFR-GAN: A lightweight multi-degradation image restoration model. *Pattern Recognition Letters*.
- Novozámský, A., Mahdian, B., & Saic, S. (2021). Extended IMD2020: a large-scale annotated dataset tailored for detecting manipulated images. *IET Biometrics*, 10(4), 392–407. <https://doi.org/10.1049/bme2.12025>
- Nurdenara, C., & Fawwaz, W. (2021). Translasi Citra Antara Manusia Dan Wayang Orang Menggunakan Generative Adversarial Network. *EProceedings ...*, 8(5), 11307–11319. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/15617>
- Paluszek, M., & Thomas, S. (2020). What Is Deep Learning? In *Practical MATLAB Deep Learning: A Project-Based Approach* (pp. 1–24). Springer.
- Pattnaik, I., Dev, A., & Mohapatra, A. K. (2023). Forensic facial recognition: Review and challenges. *Proceedings of International Conference on Data Science and Applications: ICDSA 2022, Volume 2*, 351–367.
- Perić, S., Milojković, M., Stan, S. D., Banić, M., & Antić, D. (2022). Dealing with Low Quality Images in Railway Obstacle Detection System. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/app12063041>
- Perumahan, P. Di. (2025). *Analisa Pemilihan CCTV ( Closed Circuit Television ) Sebagai Alat Keamanan Untuk*. 14, 537–541.
- Piao, X., Piao, Z., Yoo, S. J., & Gu, Y. H. (2024). Robust sensitive-information de-

- identification framework based on relative-position estimation of objects in closed-circuit television videos. *Alexandria Engineering Journal*, 89(August 2023), 172–183. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.01.046>
- Pirracchio, R. (2016). Mortality prediction in the ICU based on MIMIC-II results from the Super ICU Learner Algorithm (SICULA) project. In *Secondary Analysis of Electronic Health Records*. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-43742-2\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-319-43742-2_20)
- Priyanka, S. A., & Wang, Y. (2019). Low-Light Image Enhancement by Principal Component Analysis. *IEEE Access*, 7, 3082–3092. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2887296>
- Rajpoot, Q. M. (2016). *Enhancing Security and Privacy in Large-Scale Video Surveillance through Role-Oriented Access Control Mechanism* Qasim Mahmood Rajpoot.
- Ramadhan, R., Rachmawati, E., & Haris, M. (2022). *Analysis of SRGAN to Upscaling CCTV Image*. 9(3), 1817–1821.
- Ryanto, S. S., & Sari, I. P. (2024). *Optimasi Rekonstruksi Dan Pengenalan Wajah Berbasis Generative Adversarial Network (GAN) Dan CNN Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Abdurrah. 4(3)*.
- Salomon, D., & Motta, G. (2010). *Handbook of data compression*. Springer Science & Business Media.
- Seckiner, D., Mallett, X., Roux, C., Meuwly, D., & Maynard, P. (2018). Forensic image analysis – CCTV distortion and artefacts. *Forensic Science International*, 285, 77–85. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2018.01.024>
- Shi, C., Chen, L., Wang, C., & Zhou, X. (2023). *Mathematics-11-03134-V4.Pdf*. 1–33.
- Sinaga, A. S. R. M. (2017). Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital. *Jurnal Mantik Penusa*, 1(2).
- Sun, J. Y., Kim, S. W., Lee, S. W., & Ko, S. J. (2018). A novel contrast enhancement forensics based on convolutional neural networks. *Signal Processing: Image Communication*, 63(January), 149–160. <https://doi.org/10.1016/j.image.2018.02.001>
- Suraj, A., Hegde, A. P., & S, P. A. K. (2024). *Minimising Gaussian noise from real time CCTV images using GAN*. 7(12), 384–393.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., Suhartono, V., & NURHAYATI, O. K. I. D. W. I. (2009). *Teori pengolahan citra digital*.
- Syukri, M., Riadi, I., & Sutikno, T. (2025). Validation and Evaluation of Browser Forensics Using Digital Forensic Approach Based on the National Institute of Standards and Technology (NIST) Framework. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(4), 2516–2529.

<https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.4.4977>

- Teknik, F., Area, U. M., Malikussaleh, U., Teknologi, F., & Battuta, U. (2025). *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Analysis of Combined Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and Median Filter Methods for Enhancement of CCTV Screenshot Image Quality*. 8(January), 335–345. <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite>
- Tommy, Siregar, R., & Syahputra, E. R. (2025). Low-Resolution Face Image Reconstruction Using Multi-Stage FSRCNN to Improve Face Detection and Tracking Accuracy in CCTV Surveillance. *International Journal on Informatics Visualization*, 9(3), 1022–1032. <https://doi.org/10.62527/joiv.9.3.3160>
- Triningsi, M., Ama, T., Himamunanto, A. R., Setyawan, C., Informatika, P. S., & Immanuel, U. K. (2024). *Peningkatan Resolusi Citra dengan Menggunakan Metode GAN untuk Aplikasi Peningkatan Gambar*. 5(3), 1287–1296.
- Turab, M. (n.d.). *A Comprehensive Survey on Image Signal Processing Approaches for Low-Illumination Image Enhancement*. 1–9.
- Vamsi Kiran Reddy, P., & Sajith Variyar, V. V. (2021). Image enhancement using GAN (A re-Modeling of SR-GAN for noise reduction). In *Information and Communication Technology for Competitive Strategies (ICTCS 2020) Intelligent Strategies for ICT* (pp. 721–729). Springer.
- Vinay, A., Lokesh, A., Kamath, V. R., Murty, K. N. B., & Natarajan, S. (2021). Enhancement of Degraded CCTV Footage for Forensic Analysis. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1165, 617–636. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-5113-0\\_50](https://doi.org/10.1007/978-981-15-5113-0_50)
- Wang, L. (2021). *A survey on IQA*. <http://arxiv.org/abs/2109.00347>
- Wang, T., Zhang, K., Chen, X., Luo, W., Deng, J., Lu, T., Cao, X., Liu, W., Li, H., & Zafeiriou, S. (2022). A Survey of Deep Face Restoration: Denoise, Super-Resolution, Deblur, Artifact Removal. *ACM Computing Surveys*, 1(1), 1–35. <http://arxiv.org/abs/2211.02831>
- Wang, X., Li, Y., Zhang, H., & Shan, Y. (2021a). Towards real-world blind face restoration with generative facial prior. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 9168–9178.
- Wang, X., Li, Y., Zhang, H., & Shan, Y. (2021b). Towards Real-World Blind Face Restoration with Generative Facial Prior. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 9164–9174.

- <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.00905>
- Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2021-October*, 1905–1914. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00217>
- Xie, L., Wang, X., Chen, X., Li, G., Shan, Y., Zhou, J., & Dong, C. (2023). Desra: detect and delete the artifacts of gan-based real-world super-resolution models. *ArXiv Preprint ArXiv:2307.02457*.
- Yang, M., Li, S., & Zeng, J. (2024). The Effects of AI-Driven Face Restoration on Forensic Face Recognition. *Applied Sciences*, 14(9), 3783.
- Yu, Y., Lu, Y., Li, L., Chen, F., & Yan, X. (2024). Image Forensics in the Encrypted Domain. *Entropy*, 26(11), 1–15. <https://doi.org/10.3390/e26110900>
- Zargari, S. (2022). What is Digital Forensics? *Itnow*, 64(2), 46–47. <https://doi.org/10.1093/itnow/bwac055>
- Zhang, Y., Jiang, J., Wang, Z., Zhang, Q., Jiang, Y., Liu, J., & Hou, Z. (2025). Low-light image enhancement method based on retinex theory and dual-tree complex wavelet transform. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 37(5). <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00102-6>
- Zhou, Y., Liu, D., & Huang, T. (2018). Survey of face detection on low-quality images. *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, 769–773.

## LAMPIRAN

### Version History

|   |  |               |
|---|--|---------------|
|  | <b>eksperimen 5</b><br>Save & Run All • Diff: +0 -0<br>Ran in 22 minutes and 31 seconds    | 2d ago<br>... |
|  | <b>eksperimen 4</b><br>Save & Run All • Diff: +0 -0<br>Ran in 23 minutes and 22 seconds    | 2d ago<br>... |
|  | <b>eksperimen 3</b><br>Save & Run All • Diff: +0 -0<br>Ran in 23 minutes and 18 seconds    | 3d ago<br>... |
|  | <b>eksperimen 2</b><br>Save & Run All • Diff: +0 -0<br>Ran in 23 minutes and 7 seconds     | 3d ago<br>... |
|  | <b>eksperimen 1</b><br>Save & Run All • Diff: +876 -876<br>Ran in 23 minutes and 4 seconds | 3d ago<br>... |

### Eksperimen 1

```
=====
RATA-RATA WAKTU PEMROSESAN:
-----
RealESRGAN : 0.33 detik
Pipeline   : 0.50 detik

=====
RATA-RATA METRIK GAMBAR ORIGINAL:
-----
NIQE      : 12.55
BRISQUE   : 70.31

=====
STATISTIK LENGKAP (RATA-RATA, MIN, MAX):
-----

RealESRGAN:
Metrik      Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE        11.32      5.42     17.67
BRISQUE     57.40      6.10     82.66

Pipeline:
Metrik      Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE        7.86      4.78     16.00
BRISQUE     43.92     16.22     81.35
```

#### Runtime

▶ 23m 4s · GPU P100

#### Input

##### DATASETS

data-uji-penelitian-muhammad-adil-I

##### MODELS

Real Ergan · default · V1

##### NOTEBOOKS

SRGAN PY ME

#### Tags

GPU 

#### Language

Python

## Ekspirimen 2

=====

RATA-RATA WAKTU PEMROSESAN:

-----

RealESRGAN : 0.32 detik

Pipeline : 0.49 detik

=====

RATA-RATA METRIK GAMBAR ORIGINAL:

-----

NIQE : 12.55

BRISQUE : 70.31

=====

STATISTIK LENGKAP (RATA-RATA, MIN, MAX):

-----

RealESRGAN:

| Metrik | Rata-rata | Minimum | Maksimum |
|--------|-----------|---------|----------|
|--------|-----------|---------|----------|

|      |       |      |       |
|------|-------|------|-------|
| NIQE | 11.32 | 5.42 | 17.67 |
|------|-------|------|-------|

|         |       |      |       |
|---------|-------|------|-------|
| BRISQUE | 57.40 | 6.10 | 82.66 |
|---------|-------|------|-------|

Pipeline:

| Metrik | Rata-rata | Minimum | Maksimum |
|--------|-----------|---------|----------|
|--------|-----------|---------|----------|

|      |      |      |       |
|------|------|------|-------|
| NIQE | 7.86 | 4.78 | 16.00 |
|------|------|------|-------|

|         |       |       |       |
|---------|-------|-------|-------|
| BRISQUE | 43.92 | 16.22 | 81.35 |
|---------|-------|-------|-------|

### Runtime

▶ 23m 7s - GPU P100

### Input

DATASETS

data-uji-penelitian-muhammad-adil-I

MODELS

Real Ergan - default - V1

NOTEBOOKS

SRGAN PY ME

### Tags

GPU 

### Language

Python

## Ekspirimen 3

=====

RATA-RATA WAKTU PEMROSESAN:

-----

RealESRGAN : 0.32 detik

Pipeline : 0.50 detik

=====

RATA-RATA METRIK GAMBAR ORIGINAL:

-----

NIQE : 12.55

BRISQUE : 70.31

=====

STATISTIK LENGKAP (RATA-RATA, MIN, MAX):

-----

RealESRGAN:

| Metrik | Rata-rata | Minimum | Maksimum |
|--------|-----------|---------|----------|
|--------|-----------|---------|----------|

|      |       |      |       |
|------|-------|------|-------|
| NIQE | 11.32 | 5.42 | 17.67 |
|------|-------|------|-------|

|         |       |      |       |
|---------|-------|------|-------|
| BRISQUE | 57.40 | 6.10 | 82.66 |
|---------|-------|------|-------|

Pipeline:

| Metrik | Rata-rata | Minimum | Maksimum |
|--------|-----------|---------|----------|
|--------|-----------|---------|----------|

|      |      |      |       |
|------|------|------|-------|
| NIQE | 7.86 | 4.78 | 16.00 |
|------|------|------|-------|

|         |       |       |       |
|---------|-------|-------|-------|
| BRISQUE | 43.92 | 16.22 | 81.35 |
|---------|-------|-------|-------|

### Runtime

▶ 23m 19s - GPU P100

### Input

DATASETS

data-uji-penelitian-muhammad-adil-I

MODELS

Real Ergan - default - V1

NOTEBOOKS

SRGAN PY ME

### Tags

GPU 

### Language

Python

## Ekperimen 4

```
=====
RATA-RATA WAKTU PEMROSESAN:
-----
RealESRGAN : 0.33 detik
Pipeline   : 0.50 detik

=====
RATA-RATA METRIK GAMBAR ORIGINAL:
-----
NIQE      : 12.55
BRISQUE   : 70.31

=====
STATISTIK LENGKAP (RATA-RATA, MIN, MAX):
-----

RealESRGAN:
Metrik    Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE      11.32     5.42     17.67
BRISQUE   57.40     6.10     82.66

Pipeline:
Metrik    Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE      7.86      4.78     16.00
BRISQUE   43.92     16.22    81.35
```

## Eksperimen 5

```
=====
RATA-RATA WAKTU PEMROSESAN:
-----
RealESRGAN : 0.32 detik
Pipeline   : 0.49 detik

=====
RATA-RATA METRIK GAMBAR ORIGINAL:
-----
NIQE      : 12.55
BRISQUE   : 70.31

=====
STATISTIK LENGKAP (RATA-RATA, MIN, MAX):
-----

RealESRGAN:
Metrik    Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE      11.32     5.42     17.67
BRISQUE   57.40     6.10     82.66

Pipeline:
Metrik    Rata-rata  Minimum  Maksimum
-----
NIQE      7.86      4.78     16.00
BRISQUE   43.92     16.22    81.35
```

**Runtime**  
▶ 23m 22s - GPU P100

**Input**

**DATASETS**  
data-uji-penelitian-muhammad-adil-l

**MODELS**  
Real Ergen - default - V1

**NOTEBOOKS**  
SRGAN PY ME

**Tags**  
GPU

**Language**  
Python

**Runtime**  
▶ 22m 32s - GPU P100

**Input**

**DATASETS**  
data-uji-penelitian-muhammad-adil-l

**MODELS**  
Real Ergen - default - V1

**NOTEBOOKS**  
SRGAN PY ME

**Tags**  
GPU

**Language**  
Python

Berikut merupakan hasil evaluasi data uji yang digunakan dengan matriks NIQE dan BRISQUE

| Image   | Original NIQE | Original BRISQUE | RealESRGAN NIQE | RealESRGAN BRISQUE | Pipeline NIQE | Pipeline BRISQUE | Status Dipulihkan |
|---------|---------------|------------------|-----------------|--------------------|---------------|------------------|-------------------|
| citra1  | 13.08608694   | 73.85446167      | 9.30933354      | 46.69918823        | 6.492526077   | 28.50894165      | Berhasil          |
| citra2  | 12.7135171    | 76.36575317      | 11.71116824     | 65.13046265        | 6.781774012   | 38.30224609      | Berhasil          |
| citra3  | 13.28320211   | 69.50076294      | 11.0160424      | 60.7265625         | 6.687557611   | 41.36578369      | Berhasil          |
| citra4  | 10.33195177   | 66.58532715      | 7.821399232     | 37.85638428        | 6.547245061   | 36.82617188      | Berhasil          |
| citra5  | 13.11529349   | 75.63198853      | 8.311864296     | 40.38980103        | 5.950164124   | 29.75048828      | Berhasil          |
| citra6  | 12.57138079   | 67.93972778      | 9.914093974     | 48.99005127        | 6.390714718   | 33.69766235      | Berhasil          |
| citra7  | 11.88200767   | 71.11450195      | 9.241927327     | 53.6027832         | 6.868115863   | 43.27236938      | Berhasil          |
| citra8  | 12.84314196   | 73.63363647      | 16.5746365      | 75.41213989        | 15.99861178   | 74.50741577      | Gagal             |
| citra9  | 12.61008336   | 70.59106445      | 8.09655263      | 55.27423096        | 7.279152324   | 49.29971313      | Berhasil          |
| citra10 | 12.96604176   | 68.246521        | 10.52058425     | 48.16445923        | 6.594967981   | 35.56854248      | Berhasil          |
| citra11 | 12.65240696   | 70.20843506      | 13.53042349     | 58.16149902        | 8.427610336   | 46.87472534      | Berhasil          |
| citra12 | 12.92403258   | 68.76464844      | 11.70962715     | 58.04330444        | 7.226591343   | 45.52301025      | Berhasil          |
| citra13 | 14.24739089   | 75.29782104      | 16.15749935     | 79.7673645         | 7.95714129    | 54.67184448      | Berhasil          |
| citra14 | 12.61651252   | 71.56118774      | 13.76978303     | 70.96609497        | 6.483214553   | 42.46569824      | Berhasil          |
| citra15 | 12.53658966   | 71.60406494      | 9.039531329     | 56.81225586        | 7.218111589   | 49.67489624      | Berhasil          |
| citra16 | 13.0350758    | 67.11968994      | 14.06760245     | 58.33633423        | 7.577049065   | 42.41308594      | Berhasil          |
| citra17 | 11.31274696   | 68.31164551      | 8.820644809     | 54.2348938         | 6.940266125   | 44.20394897      | Berhasil          |
| citra18 | 12.39833593   | 67.92495728      | 11.18807861     | 55.71490479        | 6.392242683   | 37.86782837      | Berhasil          |
| citra19 | 13.06385062   | 69.04656982      | 12.58366018     | 68.46008301        | 7.700156343   | 48.61791992      | Berhasil          |
| citra20 | 12.25356238   | 70.82495117      | 13.06761706     | 73.69342041        | 6.467958018   | 37.72042847      | Berhasil          |
| citra21 | 12.65695295   | 67.73687744      | 11.16501656     | 55.42443848        | 7.420853721   | 37.98742676      | Berhasil          |
| citra22 | 13.38096702   | 72.0272522       | 8.137098229     | 38.41653442        | 6.540478849   | 39.89880371      | Berhasil          |
| citra23 | 12.80544989   | 72.19424438      | 11.24087126     | 64.12814331        | 6.231409593   | 38.67333984      | Berhasil          |
| citra24 | 12.31341206   | 75.40353394      | 7.121733196     | 43.66455078        | 6.777175425   | 46.87692261      | Berhasil          |
| citra25 | 12.8052458    | 70.24740601      | 12.82348142     | 69.86642456        | 8.009654829   | 46.31768799      | Berhasil          |
| citra26 | 11.9696012    | 68.43899536      | 12.26973819     | 63.03988647        | 12.38415728   | 62.30032349      | Gagal             |
| citra27 | 12.46007595   | 72.60144043      | 14.60216        | 74.58499146        | 7.837618297   | 47.50311279      | Berhasil          |
| citra28 | 12.75716744   | 68.43392944      | 12.75763785     | 58.16418457        | 6.951013432   | 42.47433472      | Berhasil          |
| citra29 | 12.40406998   | 68.26394653      | 13.40099441     | 53.40740967        | 7.427548443   | 42.83807373      | Berhasil          |
| citra30 | 13.42621511   | 68.8868103       | 9.917996766     | 49.43270874        | 6.399009227   | 33.31951904      | Berhasil          |
| citra31 | 13.12590083   | 68.64007568      | 8.90216308      | 49.30331421        | 6.035393851   | 30.69836426      | Berhasil          |
| citra32 | 12.4819636    | 69.8062439       | 12.99079043     | 58.06845093        | 7.034871312   | 41.49899292      | Berhasil          |
| citra33 | 12.07574477   | 74.50942993      | 9.332604608     | 55.95535278        | 6.79173188    | 45.30935669      | Berhasil          |

|         |             |             |             |             |             |             |          |
|---------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------|
| citra34 | 13.39866856 | 70.36804199 | 12.1770637  | 60.33044434 | 7.520782904 | 50.08984375 | Berhasil |
| citra35 | 13.11320462 | 70.88479614 | 14.70380474 | 74.40603638 | 8.528505174 | 57.25741577 | Berhasil |
| citra36 | 12.96048907 | 75.94918823 | 15.71562118 | 82.65994263 | 8.268088422 | 52.97763062 | Berhasil |
| citra37 | 12.05589823 | 69.36572266 | 11.06925654 | 59.73214722 | 6.126060808 | 37.65975952 | Berhasil |
| citra38 | 12.39908116 | 68.4491272  | 14.91643178 | 63.52127075 | 15.06179098 | 62.89938354 | Gagal    |
| citra39 | 12.38892106 | 67.54650879 | 9.811174741 | 51.58905029 | 6.900595364 | 40.05667114 | Berhasil |
| citra40 | 12.72359677 | 72.49142456 | 16.91215151 | 73.19769287 | 6.287373751 | 41.3427124  | Berhasil |
| citra41 | 12.07361251 | 68.58734131 | 9.933444606 | 60.94760132 | 6.937335776 | 35.32592773 | Berhasil |
| citra42 | 12.39988122 | 70.07885742 | 13.34863548 | 70.82611084 | 7.743758545 | 47.01367188 | Berhasil |
| citra43 | 12.07441498 | 69.63577271 | 11.97182142 | 57.16156006 | 6.688668451 | 39.23147583 | Berhasil |
| citra44 | 11.12824576 | 68.95205688 | 6.745001579 | 43.19869995 | 6.80471463  | 43.11630249 | Gagal    |
| citra45 | 12.92007776 | 75.16867065 | 10.60708822 | 68.72515869 | 7.589617963 | 53.00564575 | Berhasil |
| citra46 | 12.21736217 | 68.09686279 | 8.838200691 | 52.75238037 | 6.767066044 | 36.13098145 | Berhasil |
| citra47 | 12.83019619 | 68.79211426 | 13.22944859 | 61.46844482 | 7.058267767 | 39.70721436 | Berhasil |
| citra48 | 12.60593715 | 70.85018921 | 14.34388866 | 67.62136841 | 7.366915955 | 41.7984314  | Berhasil |
| citra49 | 12.27561475 | 68.99359131 | 11.45603362 | 60.1072998  | 11.37259202 | 59.53665161 | Gagal    |
| citra50 | 13.5275316  | 74.58609009 | 11.92263317 | 70.64050293 | 7.082109677 | 47.7755127  | Berhasil |
| citra51 | 13.53786015 | 79.96853638 | 12.5891668  | 74.10369873 | 7.446648368 | 44.00030518 | Berhasil |
| citra52 | 12.9525739  | 68.42062378 | 10.93130323 | 48.40661621 | 6.529556725 | 33.22637939 | Berhasil |
| citra53 | 12.70263934 | 69.32699585 | 9.521847815 | 50.09243774 | 6.95452891  | 38.98849487 | Berhasil |
| citra54 | 13.07008219 | 66.80178833 | 14.41034894 | 63.94869995 | 14.49946771 | 63.06762695 | Gagal    |
| citra55 | 13.43155517 | 68.51705933 | 11.94227008 | 50.94396973 | 7.446478051 | 43.24737549 | Berhasil |
| citra56 | 11.38218241 | 77.43283081 | 8.993171381 | 59.28955078 | 8.800260919 | 60.82568359 | Berhasil |
| citra57 | 12.45904359 | 68.48706055 | 14.60148488 | 61.16116333 | 15.07201025 | 60.33230591 | Gagal    |
| citra58 | 13.10812031 | 72.72186279 | 11.91179431 | 65.54067993 | 7.266732705 | 47.4619751  | Berhasil |
| citra59 | 12.5734826  | 70.31384277 | 11.99527595 | 57.18566895 | 6.426831425 | 32.85275269 | Berhasil |
| citra60 | 12.75612344 | 71.18023682 | 13.82351209 | 73.21734619 | 6.833639503 | 40.70629883 | Berhasil |
| citra61 | 12.38588645 | 66.81005859 | 8.282249089 | 54.3427124  | 6.780018988 | 38.03616333 | Berhasil |
| citra62 | 12.18249047 | 71.10305786 | 8.423648693 | 27.40118408 | 6.568802164 | 28.01629639 | Berhasil |
| citra63 | 12.20275506 | 68.3772583  | 11.16525286 | 49.26223755 | 6.888813268 | 37.10995483 | Berhasil |
| citra64 | 10.86791867 | 69.01473999 | 11.16851263 | 60.4810791  | 7.650978977 | 47.55236816 | Berhasil |
| citra65 | 12.79778066 | 68.06130981 | 11.93240116 | 53.56561279 | 7.076292455 | 37.96228027 | Berhasil |

|         |             |             |             |             |             |             |          |
|---------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------|
| citra66 | 11.59134266 | 67.71398926 | 12.4338325  | 66.68862915 | 12.69277241 | 66.43432617 | Gagal    |
| citra67 | 10.11724709 | 64.4838562  | 6.124441467 | 28.83013916 | 6.254810925 | 37.03100586 | Berhasil |
| citra68 | 13.13766907 | 70.64703369 | 9.034948845 | 54.56408691 | 7.153491868 | 40.07556152 | Berhasil |
| citra69 | 11.80998884 | 65.93405151 | 9.749518492 | 50.11819458 | 5.897139816 | 31.42034912 | Berhasil |
| citra70 | 12.12686568 | 68.54504395 | 15.00150923 | 60.19631958 | 7.119703608 | 38.32843018 | Berhasil |
| citra71 | 12.68499143 | 71.70812988 | 14.29460558 | 70.86984253 | 6.879882339 | 41.68411255 | Berhasil |
| citra72 | 12.53111554 | 68.42056274 | 11.60957673 | 55.71463013 | 7.563439759 | 40.18869019 | Berhasil |
| citra73 | 12.47405601 | 68.56436157 | 11.12366724 | 55.41903687 | 8.59181001  | 45.41690063 | Berhasil |
| citra74 | 13.67975429 | 75.19265747 | 14.26247072 | 76.64764404 | 8.308424083 | 58.15356445 | Berhasil |
| citra75 | 13.52540949 | 73.97680664 | 12.65169677 | 68.28173828 | 7.158648268 | 37.26831055 | Berhasil |
| citra76 | 12.31626914 | 72.41220093 | 9.433163629 | 55.57644653 | 8.067951515 | 48.57281494 | Berhasil |
| citra77 | 13.83860626 | 75.82086182 | 10.16653416 | 64.76651001 | 5.849083373 | 28.5090332  | Berhasil |
| citra78 | 12.25977053 | 67.45492554 | 8.420118805 | 33.20187378 | 6.748439412 | 39.74163818 | Berhasil |
| citra79 | 13.43155517 | 68.51705933 | 11.94227008 | 50.94396973 | 7.38841313  | 43.45074463 | Berhasil |
| citra80 | 12.16909256 | 74.61968994 | 15.08984133 | 82.15765381 | 14.77150589 | 81.35354614 | Gagal    |
| citra81 | 12.26729277 | 67.98019409 | 12.0599843  | 61.39578247 | 7.03621247  | 43.94570923 | Berhasil |
| citra82 | 12.92741759 | 73.73626709 | 12.12204785 | 71.66455078 | 7.671885613 | 49.47467041 | Berhasil |
| citra83 | 12.89203385 | 69.44393921 | 9.965765933 | 55.4859314  | 6.00818839  | 31.58242798 | Berhasil |
| citra84 | 12.40875318 | 69.0786438  | 11.51748426 | 57.95343018 | 6.409879479 | 35.71789551 | Berhasil |
| citra85 | 11.91961869 | 67.83984375 | 15.6872842  | 69.37225342 | 7.663458793 | 46.80047607 | Berhasil |
| citra86 | 11.73562301 | 71.76028442 | 7.857611365 | 43.98181152 | 7.85869597  | 46.71813965 | Berhasil |
| citra87 | 12.56077876 | 68.49588013 | 13.79404403 | 63.31842041 | 7.073457825 | 40.64068604 | Berhasil |
| citra88 | 12.08367926 | 68.01834106 | 9.150875363 | 51.14483643 | 6.741192513 | 35.89331055 | Berhasil |
| citra89 | 14.00246663 | 73.85009766 | 12.33082755 | 67.09381104 | 11.92247547 | 66.49221802 | Gagal    |
| citra90 | 11.91213626 | 70.72109985 | 13.65027876 | 68.94125366 | 14.27970941 | 68.02487183 | Berhasil |
| citra91 | 13.94207779 | 70.55352783 | 12.29436401 | 67.09915161 | 7.823119677 | 47.4239502  | Berhasil |
| citra92 | 12.41052862 | 68.85296631 | 9.792470941 | 38.92849731 | 9.844277491 | 37.95135498 | Gagal    |
| citra93 | 12.43132691 | 67.5585022  | 11.11364693 | 56.81375122 | 7.116078711 | 39.597229   | Berhasil |
| citra94 | 13.38752373 | 73.61508179 | 17.67270405 | 79.0295105  | 6.746684742 | 28.59750366 | Berhasil |
| citra95 | 12.65695295 | 67.73687744 | 11.16501656 | 55.42443848 | 7.097568229 | 37.61914063 | Berhasil |
| citra96 | 12.93021783 | 71.03131104 | 9.63533806  | 61.67648315 | 8.8891276   | 55.81130981 | Berhasil |
| citra97 | 12.58328932 | 70.05770874 | 14.94023688 | 67.87289429 | 6.427002899 | 37.64266968 | Berhasil |
| citra98 | 11.47343113 | 70.5447998  | 6.411922829 | 18.10357666 | 5.616149511 | 31.23834229 | Berhasil |

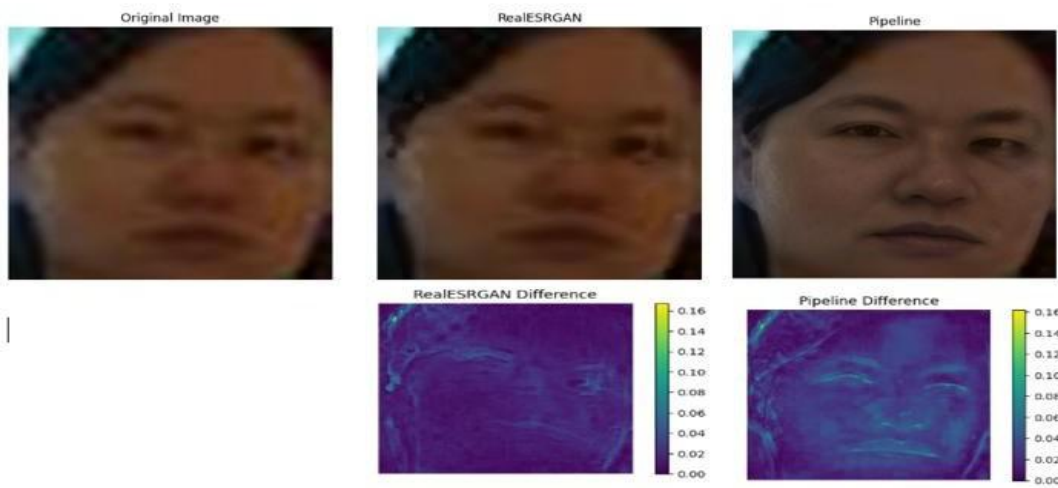
|          |             |             |             |             |             |             |          |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------|
| citra99  | 12.05589823 | 69.36572266 | 11.06925654 | 59.73214722 | 6.024102483 | 37.66574097 | Berhasil |
| citra100 | 12.45790954 | 69.21777344 | 9.178330499 | 49.69314575 | 9.271350284 | 49.16955566 | Gagal    |
| citra101 | 12.29786944 | 70.67541504 | 12.72194319 | 70.27398682 | 12.64041617 | 70.00875854 | Gagal    |
| citra102 | 13.27098953 | 73.13919067 | 9.889439477 | 57.4927063  | 9.972925874 | 57.03756714 | Gagal    |
| citra103 | 12.44227653 | 71.24880981 | 15.59363461 | 64.12399292 | 6.504544895 | 31.57800293 | Berhasil |
| citra104 | 12.96588416 | 68.45855713 | 11.36808249 | 55.98782349 | 5.945804198 | 35.02679443 | Berhasil |
| citra105 | 11.98103529 | 66.79992676 | 10.70445055 | 56.93264771 | 8.820410283 | 50.18972778 | Berhasil |
| citra106 | 12.66308533 | 69.04037476 | 9.371101721 | 50.87365723 | 6.253708014 | 43.54199219 | Berhasil |
| citra107 | 12.02784092 | 69.76593018 | 13.60659205 | 64.32983398 | 6.384176778 | 37.02529907 | Berhasil |
| citra108 | 12.50153701 | 69.19085693 | 14.71669831 | 66.08978271 | 15.2468534  | 65.14233398 | Gagal    |
| citra109 | 12.15155528 | 69.32302856 | 9.088017885 | 41.69238281 | 6.230871862 | 37.4156189  | Berhasil |
| citra110 | 12.58194129 | 68.80130005 | 8.476269482 | 44.527771   | 6.076015443 | 29.7434082  | Berhasil |
| citra111 | 12.03424585 | 69.50653076 | 11.96292441 | 53.61837769 | 7.327388025 | 42.40982056 | Berhasil |
| citra112 | 11.67537048 | 65.93231201 | 8.616627215 | 36.61489868 | 6.569744383 | 43.18768311 | Berhasil |
| citra113 | 12.72423241 | 68.76828003 | 11.88862525 | 55.90499878 | 5.804320622 | 33.37036133 | Berhasil |
| citra114 | 12.92335711 | 73.12496948 | 14.15041988 | 72.62356567 | 6.411004815 | 39.15731812 | Berhasil |
| citra115 | 12.09166674 | 74.06588745 | 10.44217385 | 52.71838379 | 6.764724689 | 36.47692871 | Berhasil |
| citra116 | 12.04052665 | 69.65145874 | 15.62140426 | 70.62524414 | 9.464108859 | 57.41235352 | Berhasil |
| citra117 | 11.95971161 | 70.10415649 | 9.403053346 | 53.56002808 | 6.105281185 | 30.78619385 | Berhasil |
| citra118 | 12.86765722 | 67.82189941 | 12.46852954 | 57.94543457 | 12.65842724 | 57.38549805 | Gagal    |
| citra119 | 12.35694603 | 68.05795288 | 9.668954137 | 48.71655273 | 6.99794898  | 37.8454895  | Berhasil |
| citra120 | 12.8732676  | 67.597229   | 9.562487091 | 42.68896484 | 7.230412293 | 37.57333374 | Berhasil |
| citra121 | 11.65860354 | 67.28149414 | 9.35236517  | 55.1272583  | 9.366723744 | 54.24740601 | Gagal    |
| citra122 | 12.74351858 | 70.084198   | 10.95268528 | 57.66473389 | 10.86862865 | 57.45022583 | Gagal    |
| citra123 | 12.38588645 | 66.81005859 | 8.282249089 | 54.3427124  | 6.597701591 | 38.62200928 | Berhasil |
| citra124 | 12.52620653 | 68.68197632 | 8.954761753 | 43.06039429 | 9.061757831 | 42.51116943 | Gagal    |
| citra125 | 12.70616438 | 78.91479492 | 13.62808928 | 78.84860229 | 8.624052991 | 58.69543457 | Berhasil |
| citra126 | 13.18980132 | 77.17074585 | 8.816841364 | 45.42541504 | 6.563284362 | 36.31826782 | Berhasil |
| citra127 | 13.97824314 | 69.86715698 | 8.533357783 | 46.40640259 | 8.525784188 | 45.9519043  | Berhasil |
| citra128 | 12.36711405 | 68.24481201 | 12.73796687 | 54.03359985 | 7.484170286 | 40.00561523 | Berhasil |
| citra129 | 12.37919094 | 66.25799561 | 14.53969869 | 68.14007568 | 6.822881919 | 46.45068359 | Berhasil |

|          |             |             |             |             |             |             |          |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------|
| citra130 | 13.65870973 | 72.84140015 | 14.10549133 | 70.41848755 | 6.843961025 | 44.02166748 | Berhasil |
| citra131 | 12.14664435 | 71.65789795 | 12.02188843 | 71.4425354  | 6.482440545 | 37.97946167 | Berhasil |
| citra132 | 12.58177056 | 74.94360352 | 8.550793439 | 39.37850952 | 7.028401674 | 39.8237915  | Berhasil |
| citra133 | 12.10496839 | 74.77716064 | 8.741916351 | 55.39486694 | 6.263880054 | 40.38467407 | Berhasil |
| citra134 | 12.45621176 | 69.42980957 | 11.1366217  | 54.70016479 | 6.869725405 | 41.23519897 | Berhasil |
| citra135 | 12.58459685 | 78.25683594 | 8.371022408 | 61.08410645 | 6.34497996  | 30.08297729 | Berhasil |
| citra136 | 12.73743764 | 69.24356079 | 9.084215196 | 51.64334106 | 7.317403029 | 45.38287354 | Berhasil |
| citra137 | 12.12686568 | 68.54504395 | 15.00150923 | 60.19631958 | 7.079903296 | 38.46090698 | Berhasil |
| citra138 | 12.6981775  | 73.28393555 | 9.371105439 | 42.84939575 | 7.656888708 | 40.44400024 | Berhasil |
| citra139 | 13.15388948 | 71.37887573 | 13.29432893 | 58.01873779 | 6.757056156 | 37.99804688 | Berhasil |
| citra140 | 13.18408535 | 78.25476074 | 12.88287207 | 72.44012451 | 13.16266834 | 72.01113892 | Gagal    |
| citra141 | 12.02895774 | 67.99951172 | 7.709116882 | 31.02355957 | 7.119791782 | 36.43521118 | Berhasil |
| citra142 | 13.17634304 | 76.42974854 | 10.89457258 | 66.64379883 | 11.1514544  | 66.26950073 | Gagal    |
| citra143 | 11.94915728 | 69.35977173 | 12.36482217 | 65.58181763 | 7.401600092 | 48.14147949 | Berhasil |
| citra144 | 12.85441211 | 68.71688843 | 8.950068601 | 48.82678223 | 6.145490519 | 30.15783691 | Berhasil |
| citra145 | 12.86604627 | 68.57321167 | 7.771785323 | 40.94885254 | 7.557191999 | 50.05392456 | Berhasil |
| citra146 | 11.99643888 | 67.91137695 | 9.265631914 | 42.59265137 | 6.608240315 | 41.43338013 | Berhasil |
| citra147 | 11.95761213 | 68.17733765 | 13.31760154 | 67.54721069 | 7.045681132 | 44.11032104 | Berhasil |
| citra148 | 13.65405265 | 72.67022705 | 11.18805759 | 62.12210083 | 10.43193447 | 61.0993042  | Berhasil |
| citra149 | 12.43132691 | 67.5585022  | 11.11364693 | 56.81375122 | 7.288220772 | 39.42105103 | Berhasil |
| citra150 | 11.55277384 | 68.42654419 | 13.75156252 | 70.24996948 | 13.48726248 | 69.394104   | Gagal    |
| citra151 | 12.09462374 | 68.48327637 | 8.666803046 | 43.21969604 | 8.693592737 | 43.05126953 | Gagal    |
| citra152 | 12.9525739  | 68.42062378 | 10.93130323 | 48.40661621 | 6.581756574 | 33.57202148 | Berhasil |
| citra153 | 13.19316653 | 77.95465088 | 14.03087952 | 73.28982544 | 8.163353649 | 42.59658813 | Berhasil |
| citra154 | 12.2337363  | 68.75531006 | 12.3386491  | 63.46347046 | 12.32647125 | 63.2454834  | Gagal    |
| citra155 | 12.41528001 | 69.18310547 | 13.40358802 | 70.44989014 | 13.37955189 | 69.75875854 | Gagal    |
| citra156 | 13.84435006 | 68.66168213 | 11.99797355 | 62.2539978  | 12.16827267 | 61.61849976 | Gagal    |
| citra157 | 12.56077876 | 68.49588013 | 13.79404403 | 63.31842041 | 7.194390781 | 40.7350769  | Berhasil |
| citra158 | 12.35694603 | 68.05795288 | 9.668954137 | 48.71655273 | 7.003834064 | 37.76434326 | Berhasil |
| citra159 | 12.13759579 | 68.99291992 | 7.129060403 | 43.7354126  | 6.527821704 | 43.7805481  | Berhasil |
| citra160 | 12.34616883 | 67.2875061  | 16.69808981 | 62.2911377  | 7.548415488 | 41.51693726 | Berhasil |
| citra161 | 12.3729481  | 70.29931641 | 12.72683706 | 61.07037354 | 6.414540046 | 35.04934692 | Berhasil |
| citra162 | 12.25726706 | 71.02029419 | 12.96608348 | 73.63790894 | 6.305063797 | 37.62835693 | Berhasil |

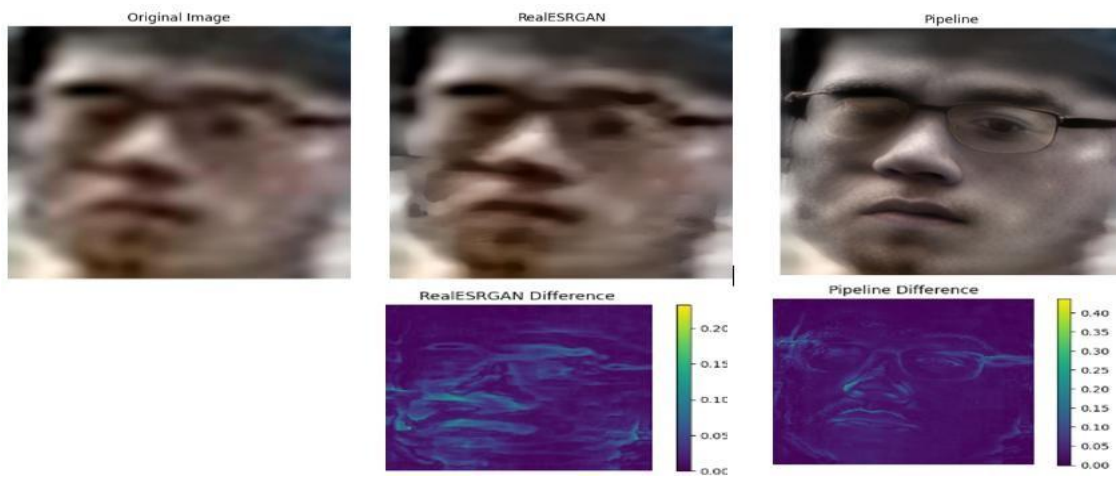
|          |            |             |             |             |            |             |          |
|----------|------------|-------------|-------------|-------------|------------|-------------|----------|
| citra163 | 12.9233571 | 73.12496948 | 14.15041988 | 72.62356567 | 6.36784696 | 38.84954834 | Berhasil |
| citra164 | 12.8037138 | 69.66616821 | 13.76418784 | 58.88146973 | 13.9277672 | 57.91085815 | Gagal    |
| citra165 | 12.7165745 | 68.6867981  | 12.1069749  | 62.51300049 | 6.67329243 | 33.83380127 | Berhasil |
| citra166 | 13.3933739 | 72.06619263 | 12.85140625 | 64.49627686 | 6.57832057 | 34.20861816 | Berhasil |
| citra167 | 12.3998812 | 70.07885742 | 13.34863548 | 70.82611084 | 7.72318698 | 46.78488159 | Berhasil |
| citra168 | 12.2678869 | 70.33432007 | 8.841984824 | 48.29043579 | 5.989116   | 37.1729126  | Berhasil |
| citra169 | 12.6576799 | 67.47476196 | 14.99224416 | 60.37557983 | 7.68854008 | 49.28775024 | Berhasil |
| citra170 | 12.0107379 | 67.98886108 | 9.803210268 | 55.93936157 | 6.33933455 | 30.23297119 | Berhasil |
| citra171 | 12.3825809 | 73.27053833 | 10.53741323 | 66.82571411 | 10.7285474 | 66.39028931 | Gagal    |
| citra172 | 13.9782431 | 69.86715698 | 8.533357783 | 46.40640259 | 8.52578419 | 45.9519043  | Gagal    |
| citra173 | 13.4813376 | 69.75720215 | 12.02594801 | 58.00048828 | 5.794989   | 26.5916748  | Berhasil |
| citra174 | 13.17844   | 68.60229492 | 10.73098251 | 52.434021   | 6.32915521 | 38.23223877 | Berhasil |
| citra175 | 11.1966024 | 67.29327393 | 6.048359108 | 16.26464844 | 6.00501956 | 16.21704102 | Gagal    |
| citra176 | 12.0969484 | 68.08758545 | 9.998509245 | 59.48538208 | 9.71734849 | 56.53671265 | Gagal    |
| citra177 | 13.2092018 | 76.65420532 | 13.13131679 | 75.31576538 | 8.76704912 | 55.78479004 | Berhasil |
| citra178 | 11.9775284 | 68.71542358 | 14.46796978 | 61.34555054 | 7.19646912 | 42.93942261 | Berhasil |
| citra179 | 11.8564382 | 68.73208618 | 9.267900496 | 43.19998169 | 6.43991364 | 33.99871826 | Berhasil |
| citra180 | 12.428057  | 69.45953369 | 9.981678638 | 50.10992432 | 10.3005643 | 49.11764526 | Gagal    |
| citra181 | 12.3889211 | 67.54650879 | 9.811174741 | 51.58905029 | 6.82565893 | 39.56781006 | Berhasil |
| citra182 | 13.6069565 | 76.31359863 | 11.075484   | 59.18002319 | 6.01495933 | 32.63305664 | Berhasil |
| citra183 | 12.2678869 | 70.33432007 | 8.841984824 | 48.29043579 | 6.04890714 | 37.1022644  | Berhasil |
| citra184 | 12.149983  | 71.52255249 | 11.14156002 | 66.0803833  | 6.99185897 | 40.70040894 | Berhasil |
| citra185 | 12.2775488 | 66.58197021 | 9.990510945 | 57.3614502  | 9.77530627 | 57.05419922 | Gagal    |
| citra186 | 13.7333158 | 69.45602417 | 10.42609875 | 52.97106934 | 5.36423416 | 26.2946167  | Berhasil |
| citra187 | 13.4228791 | 69.32324219 | 12.44993818 | 57.67941284 | 6.4497286  | 33.82025146 | Berhasil |
| citra188 | 12.8544121 | 68.71688843 | 8.950068601 | 48.82678223 | 6.12399668 | 29.76361084 | Berhasil |
| citra189 | 12.9482326 | 74.9836731  | 12.81644462 | 74.69869995 | 7.08417663 | 46.22866821 | Berhasil |
| citra190 | 12.5734826 | 70.31384277 | 11.99527595 | 57.18566895 | 6.30590592 | 32.57498169 | Berhasil |
| citra191 | 12.4600759 | 72.60144043 | 14.60216    | 74.58499146 | 7.60247995 | 47.86880493 | Berhasil |
| citra192 | 12.7792242 | 72.08294678 | 9.773708041 | 42.52719116 | 7.34301274 | 44.09091187 | Berhasil |
| citra193 | 10.7846308 | 65.84408569 | 5.420349749 | 6.103149414 | 4.78317193 | 19.65386963 | Berhasil |
| citra194 | 12.4588996 | 69.35507202 | 7.614671669 | 55.70040894 | 6.39056866 | 51.17214966 | Berhasil |
| citra195 | 12.4156509 | 73.59741211 | 9.055165401 | 51.08837891 | 9.36183487 | 51.09667969 | Berhasil |
| citra196 | 10.5544621 | 68.53738403 | 9.156773288 | 57.5897522  | 9.17287944 | 57.20825195 | Gagal    |
| citra197 | 11.312747  | 68.31164551 | 8.820644809 | 54.2348938  | 7.16821124 | 44.46240234 | Berhasil |
| citra198 | 12.0916667 | 74.06588745 | 10.44217385 | 52.71838379 | 6.78345072 | 36.92181396 | Berhasil |
| citra199 | 12.9159219 | 65.92987061 | 12.29006034 | 53.11291504 | 12.5304425 | 53.15637207 | Gagal    |
| citra200 | 13.6233099 | 67.74462891 | 12.27392392 | 44.72161865 | 12.5210727 | 44.28210449 | Gagal    |

Berikut merupakan hasil dari restorasi citra wajah dari data yang digunakan

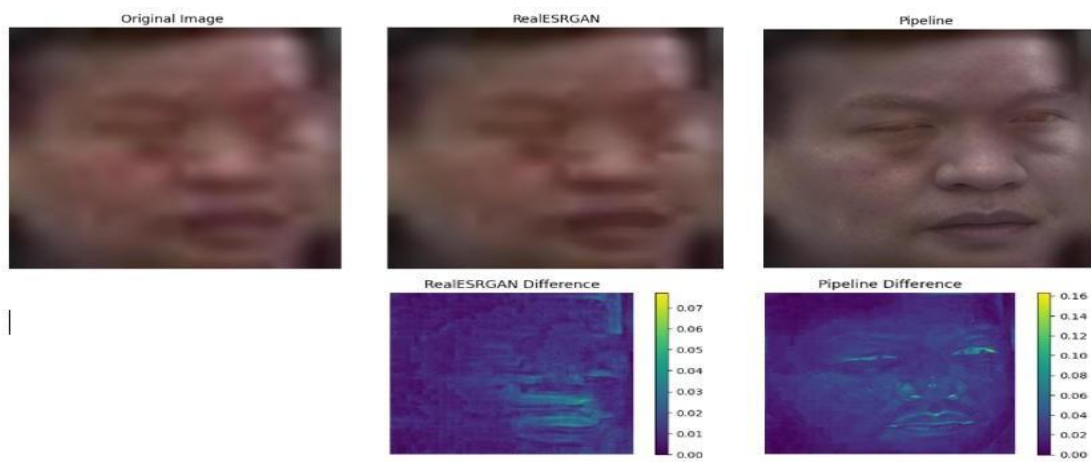
Citra 4



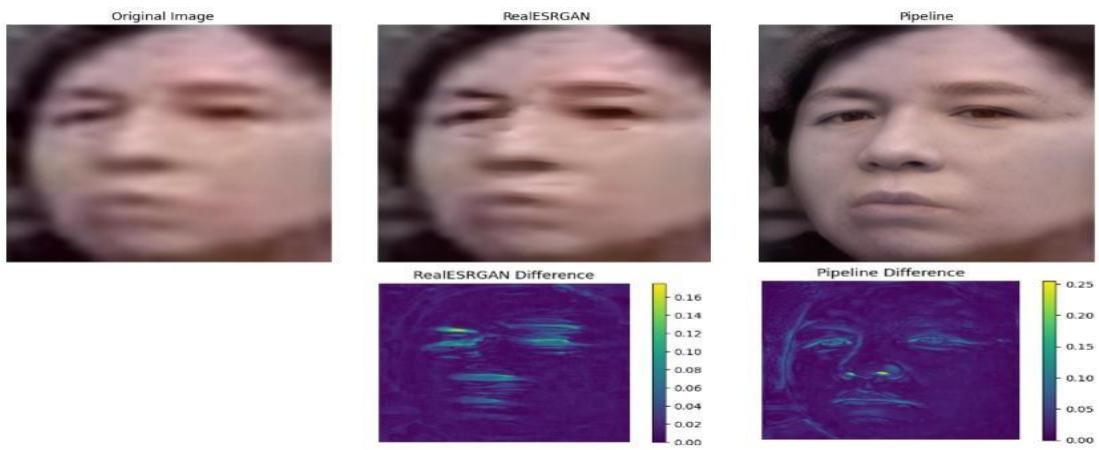
Citra 5



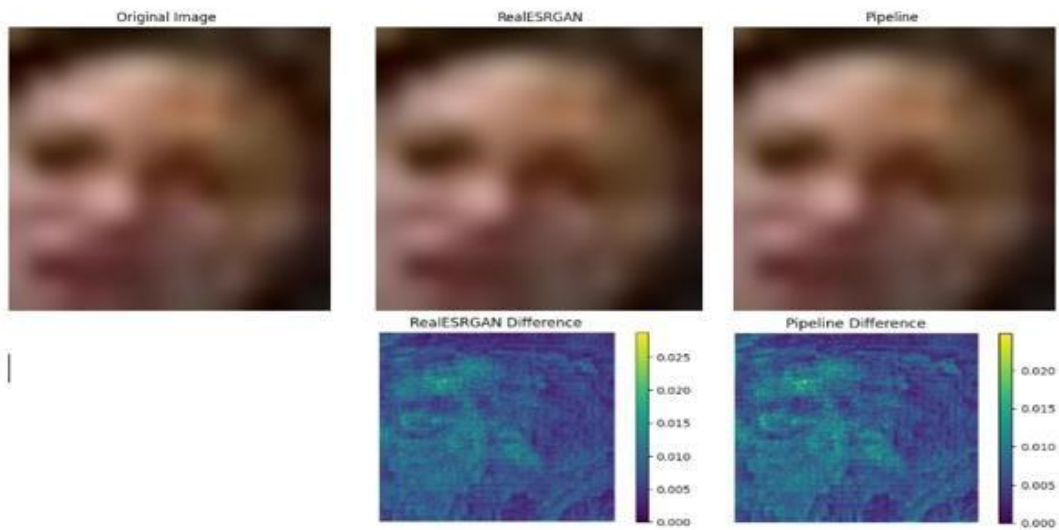
Citra 6



Citra 7



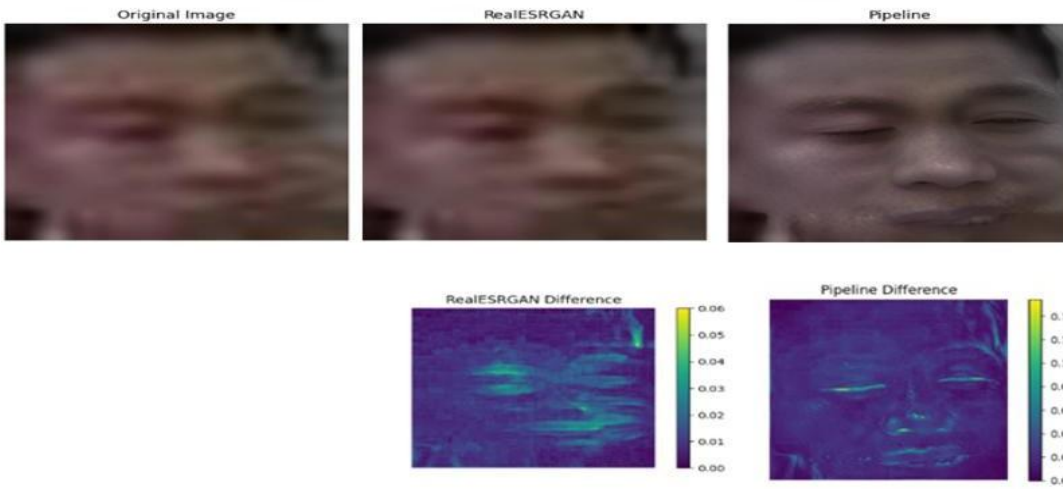
Citra 8



Citra 9



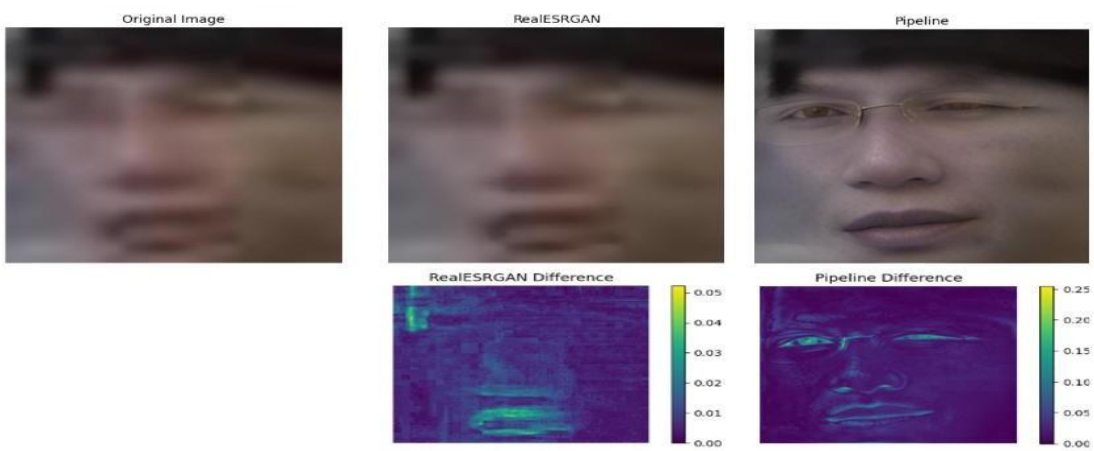
Citra 10



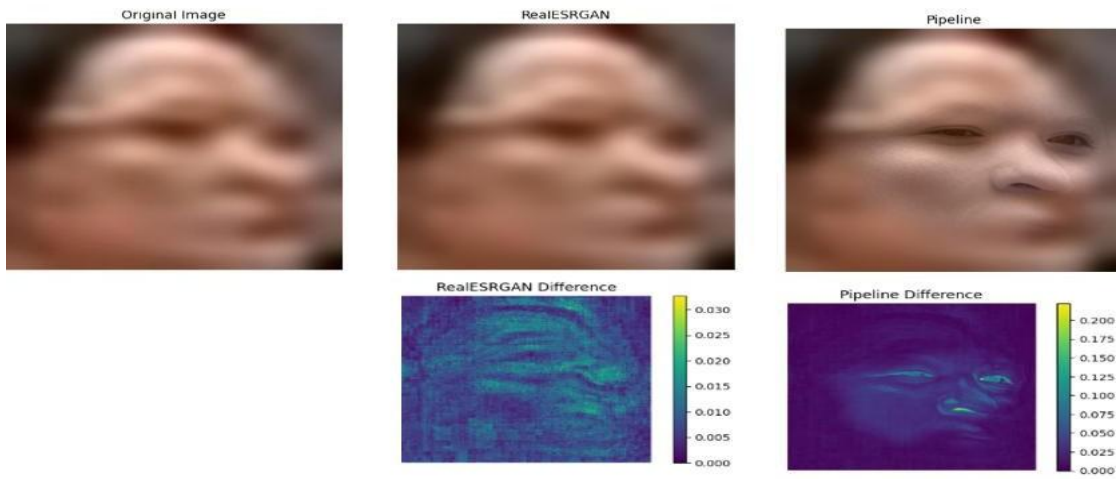
Citra 11



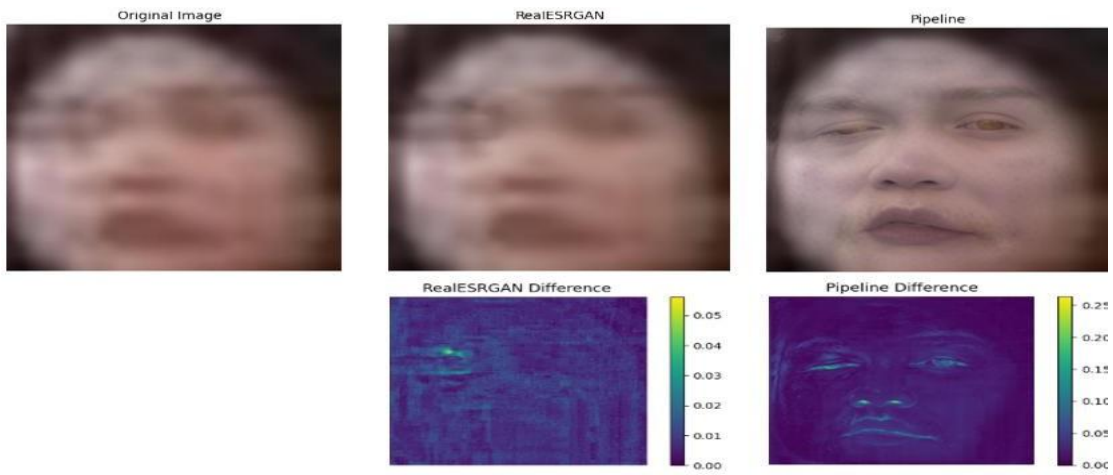
Citra 12



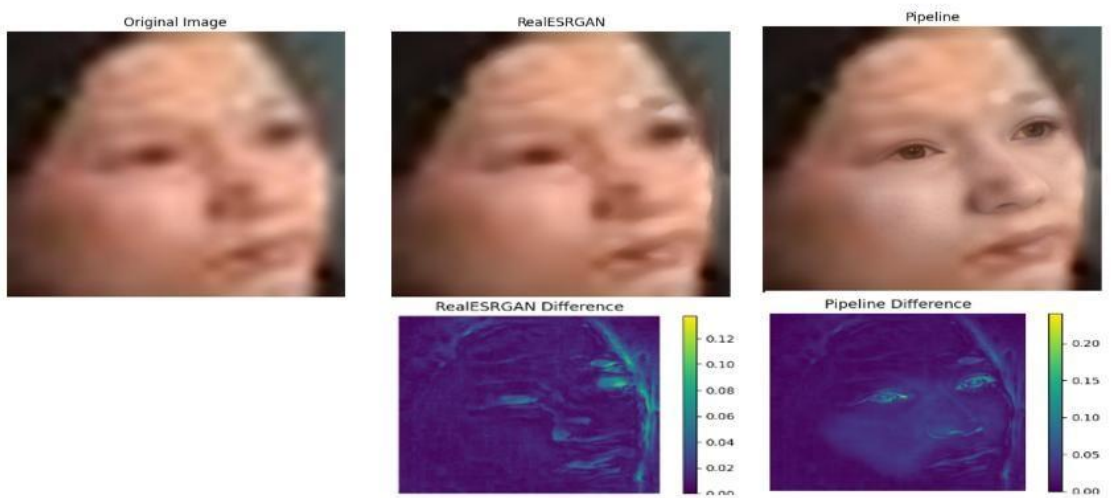
Citra 13



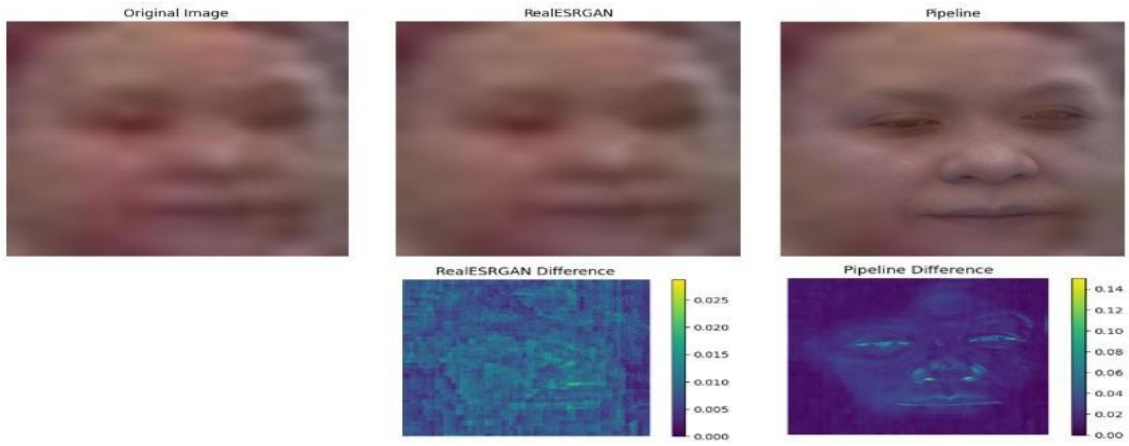
Citra 14



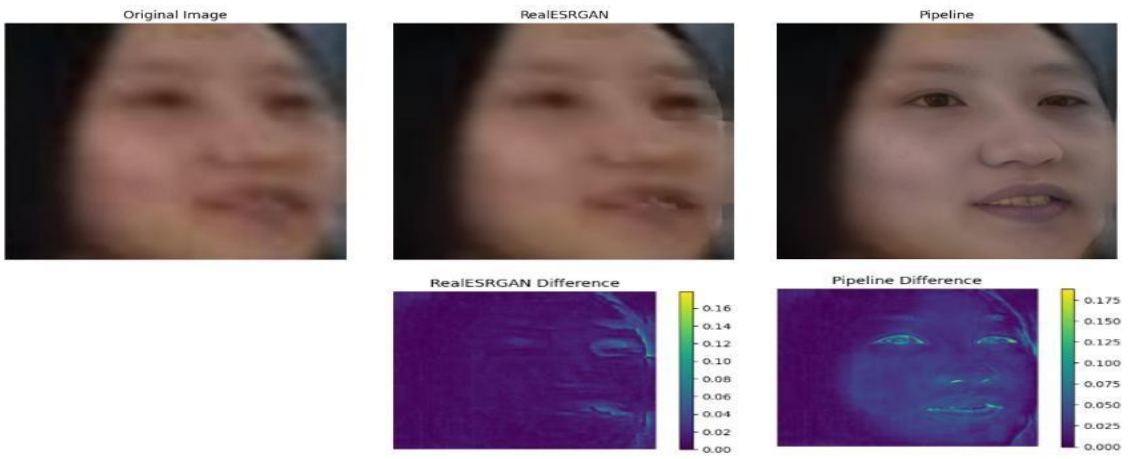
Citra 15



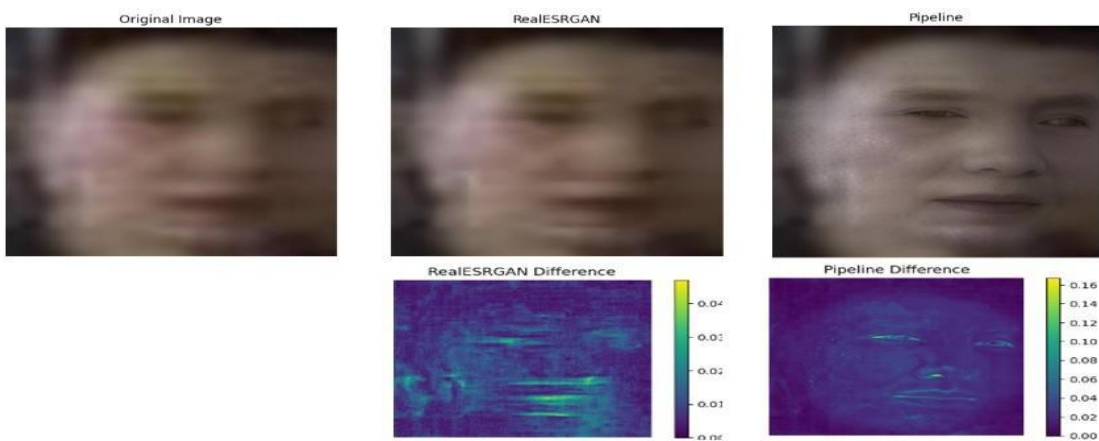
Citra 16



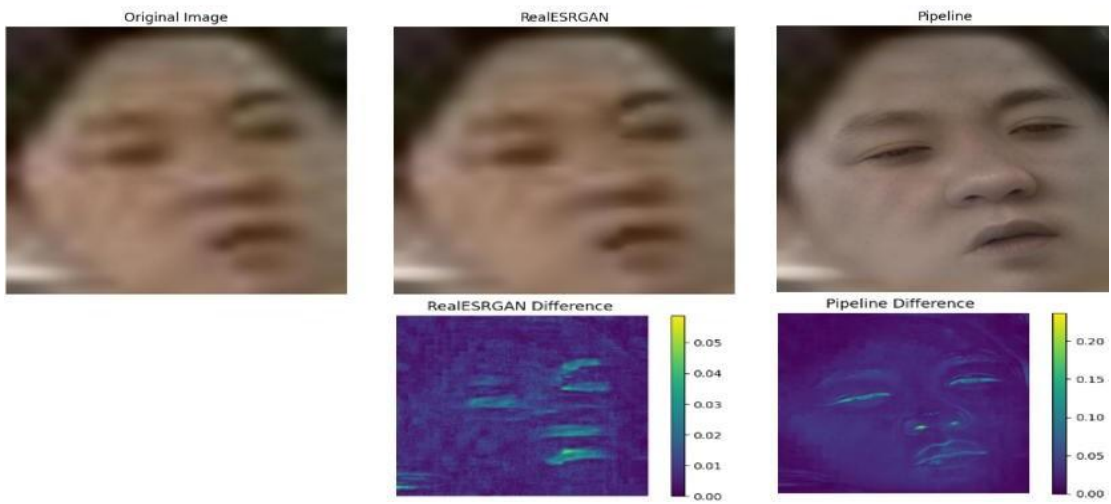
Citra 17



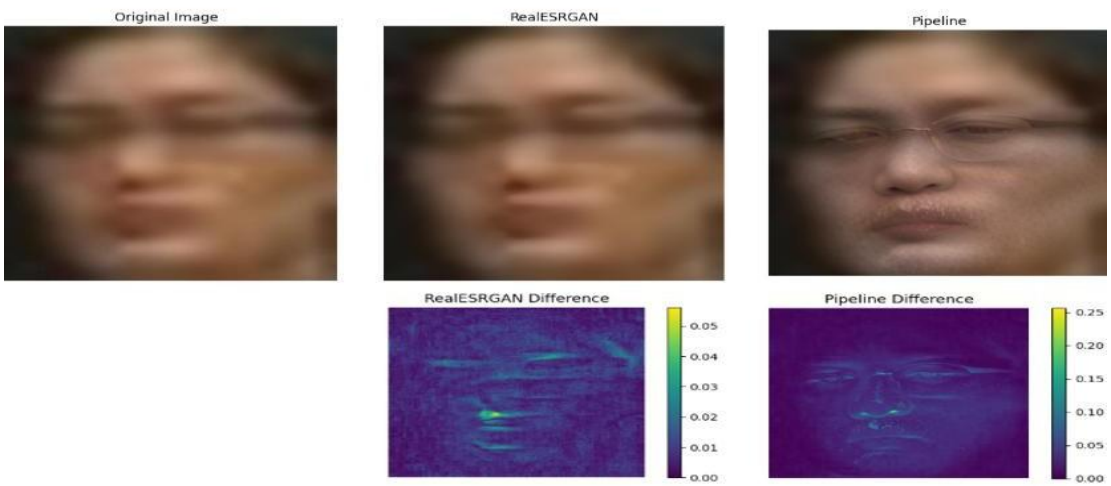
Citra 18



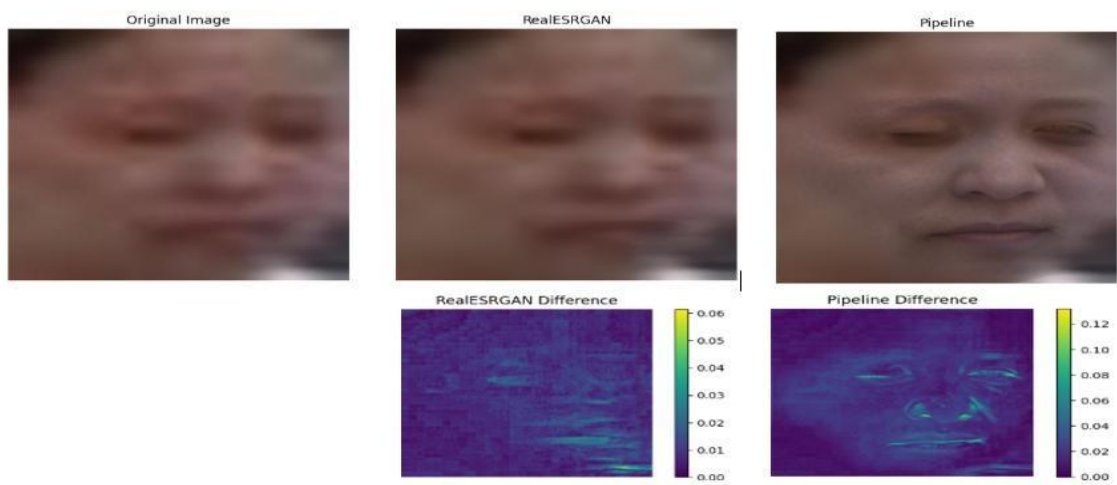
Citra 19



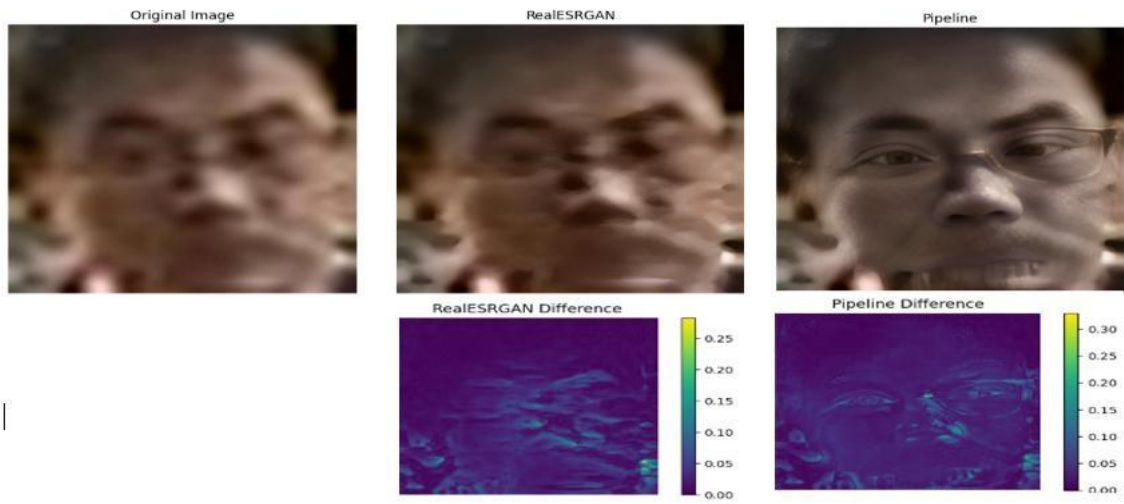
Citra 20



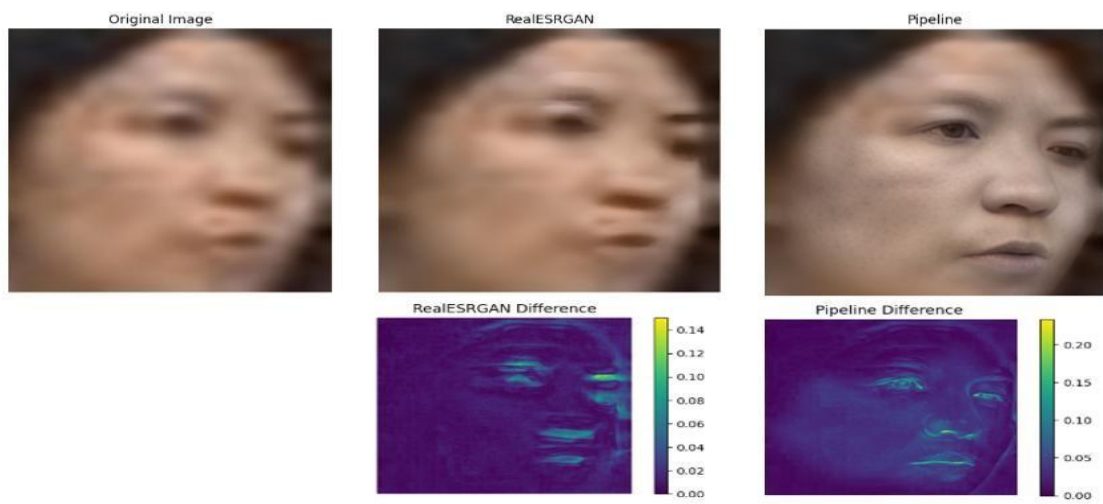
Citra 21



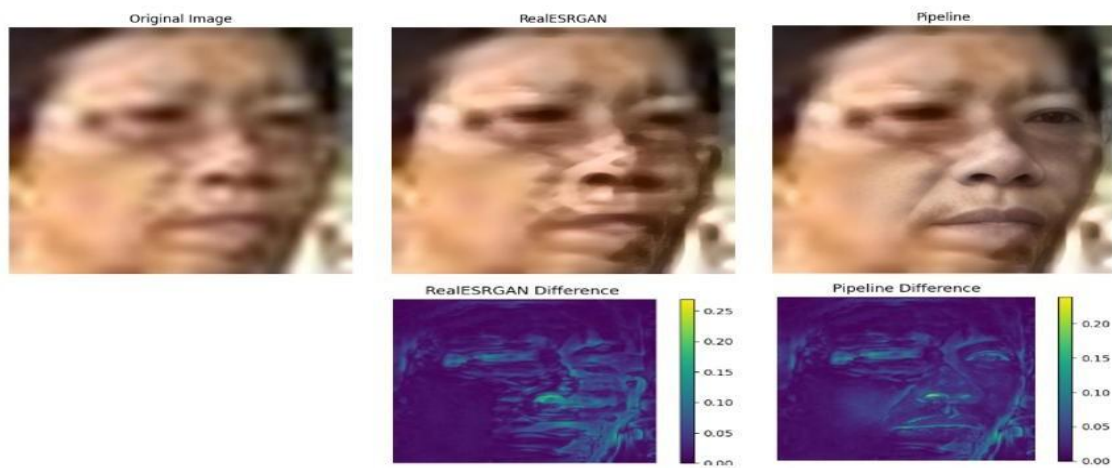
Citra 22



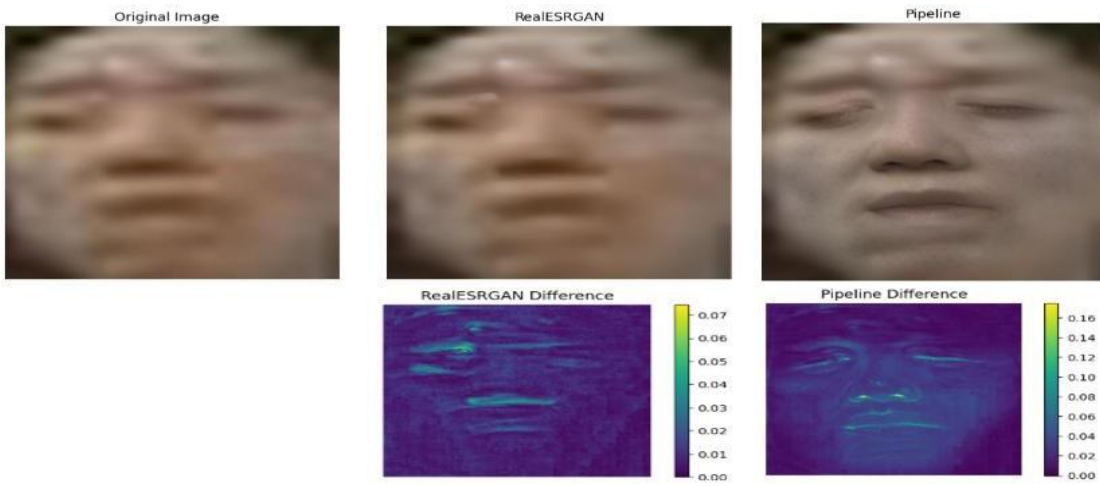
Citra 23



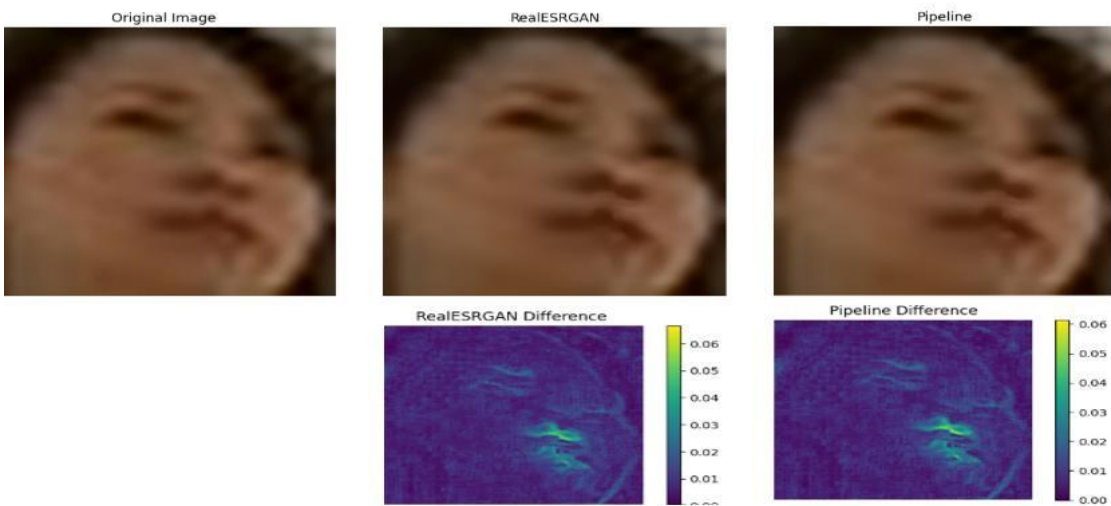
Citra 24



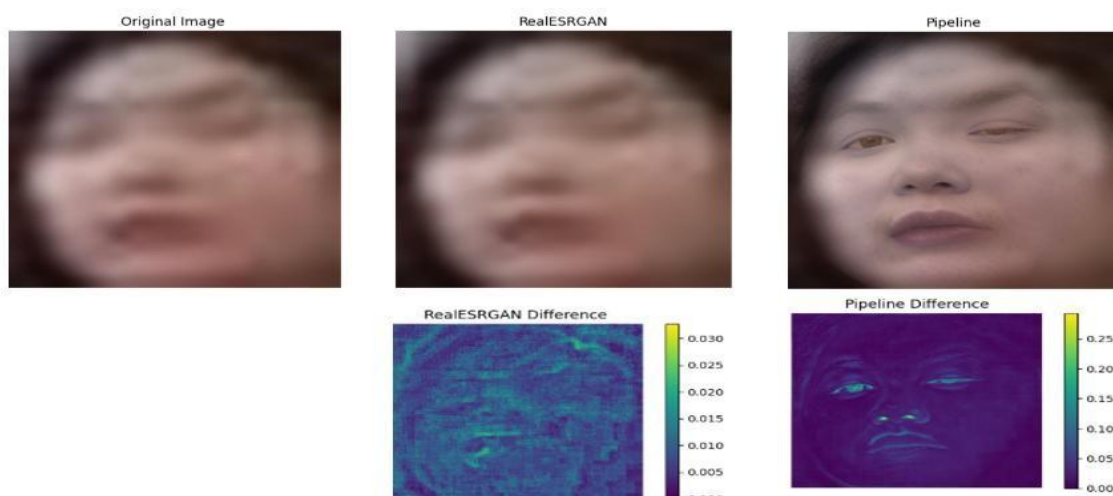
Citra 25



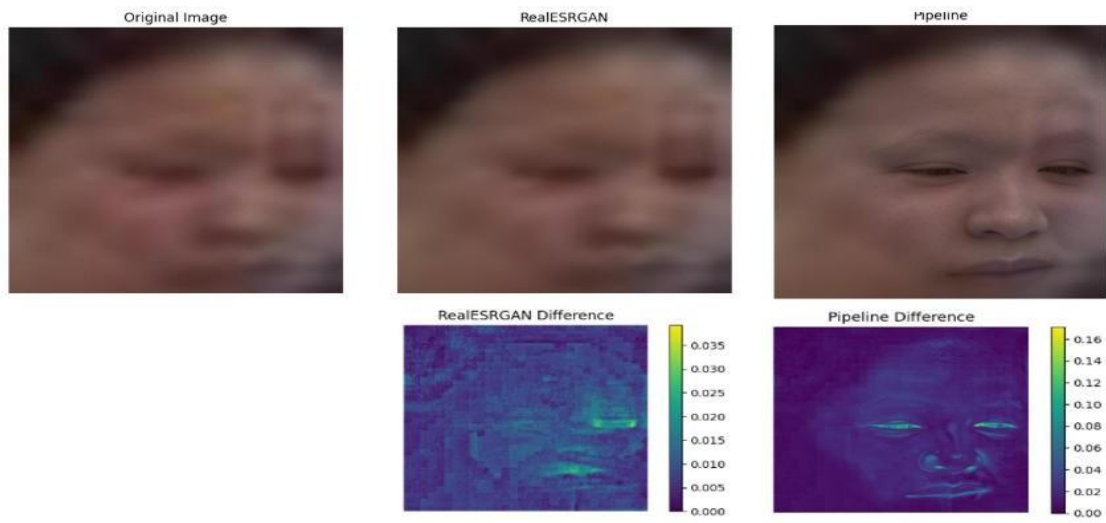
Citra 26



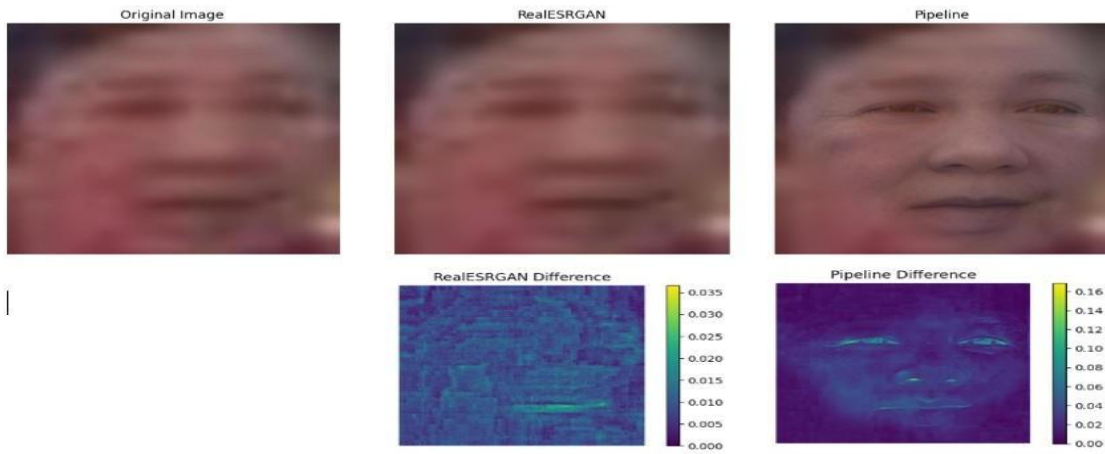
Citra 27



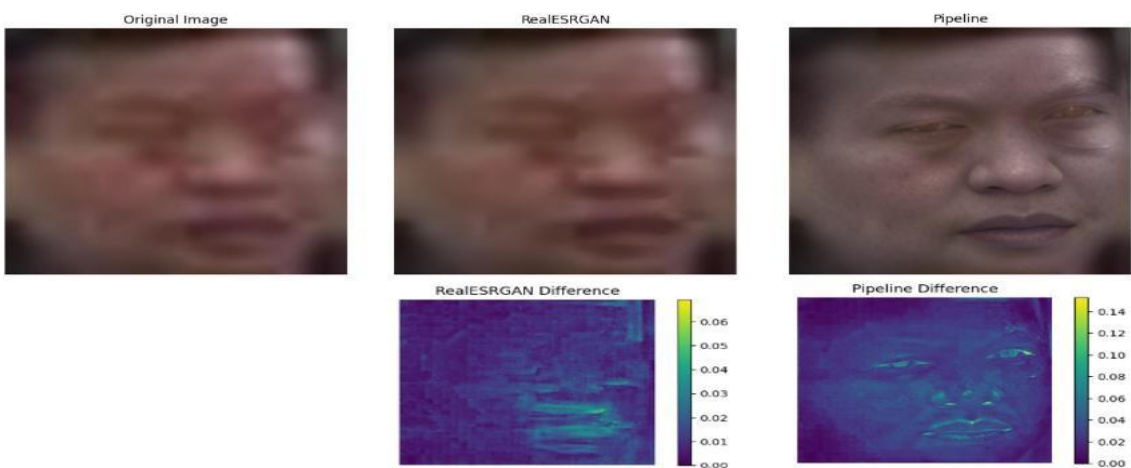
Citra 28



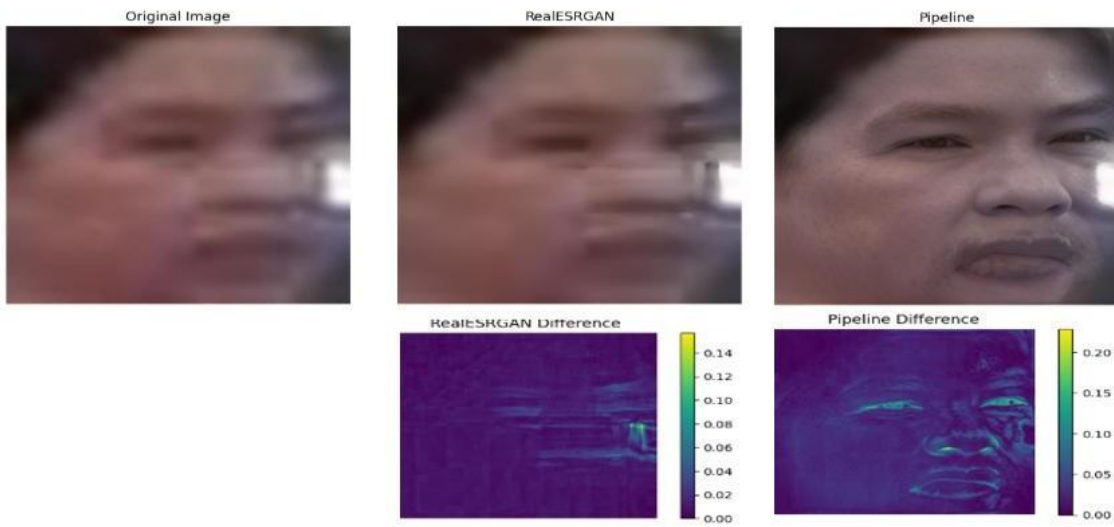
Citra 29



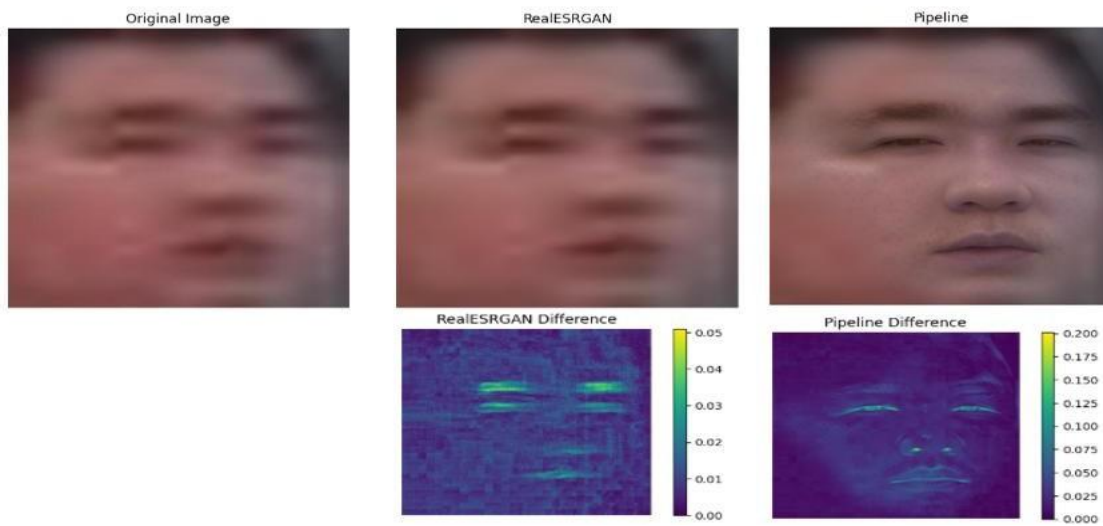
Citra 30



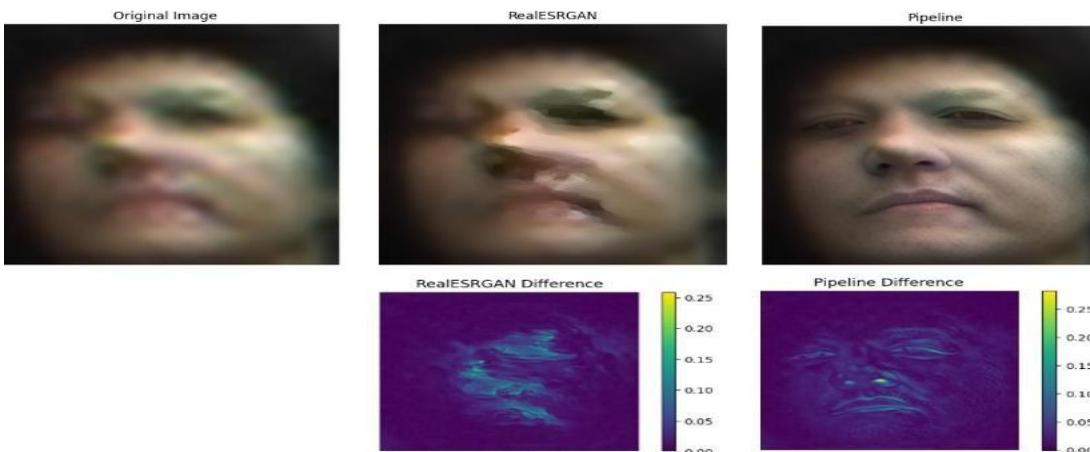
Citra 31



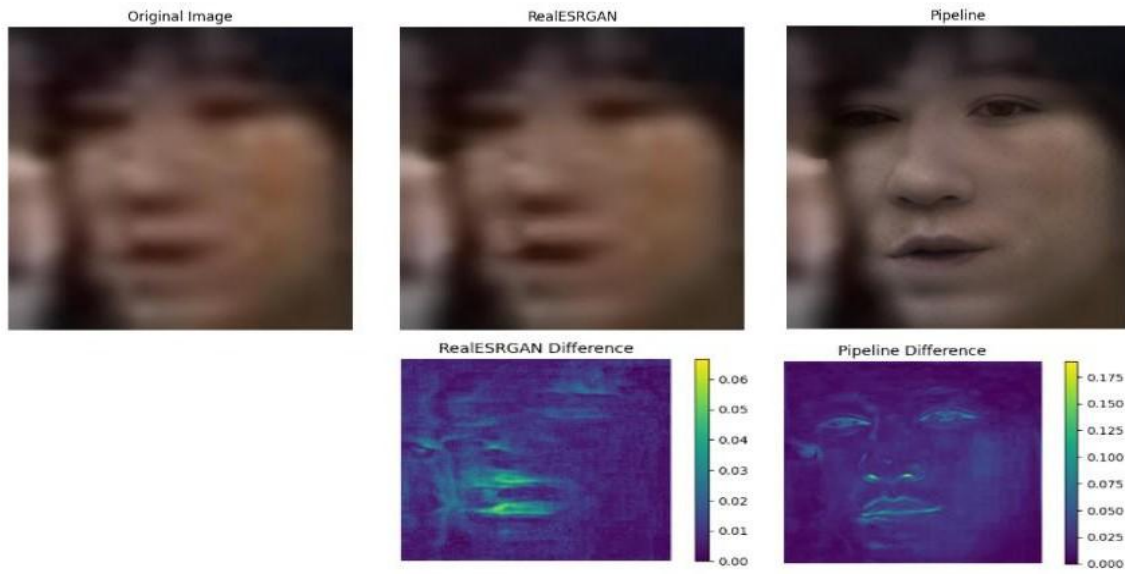
Citra 32



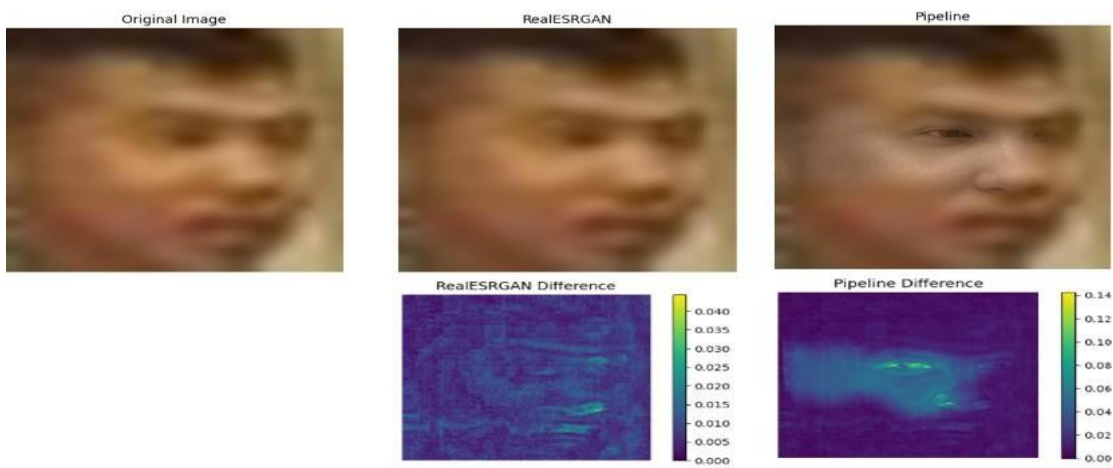
Citra 33



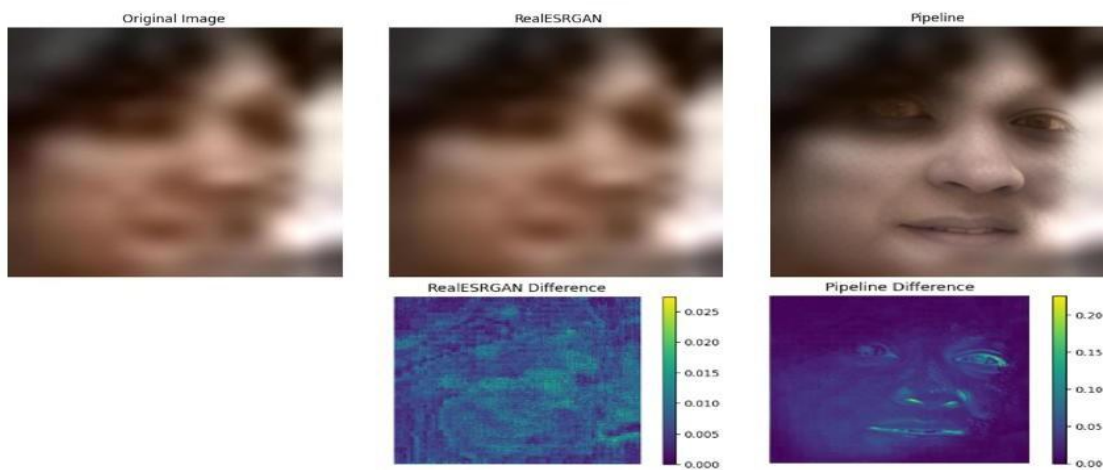
Citra 34



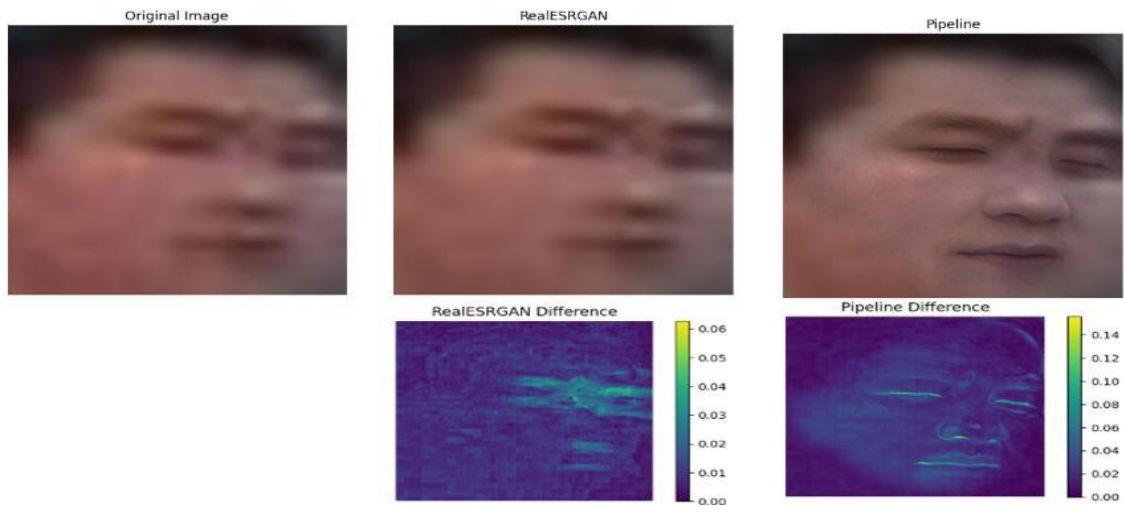
Citra 35



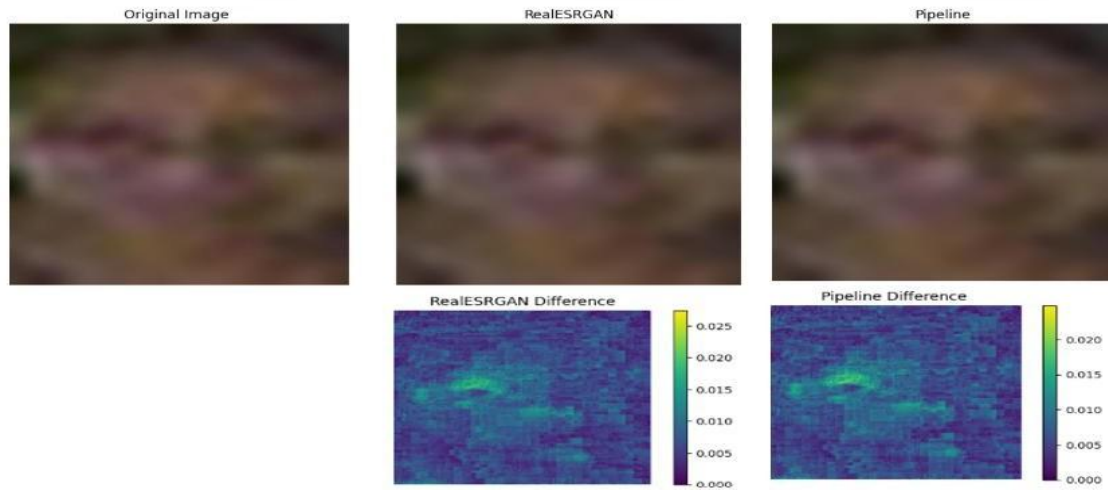
Citra 36



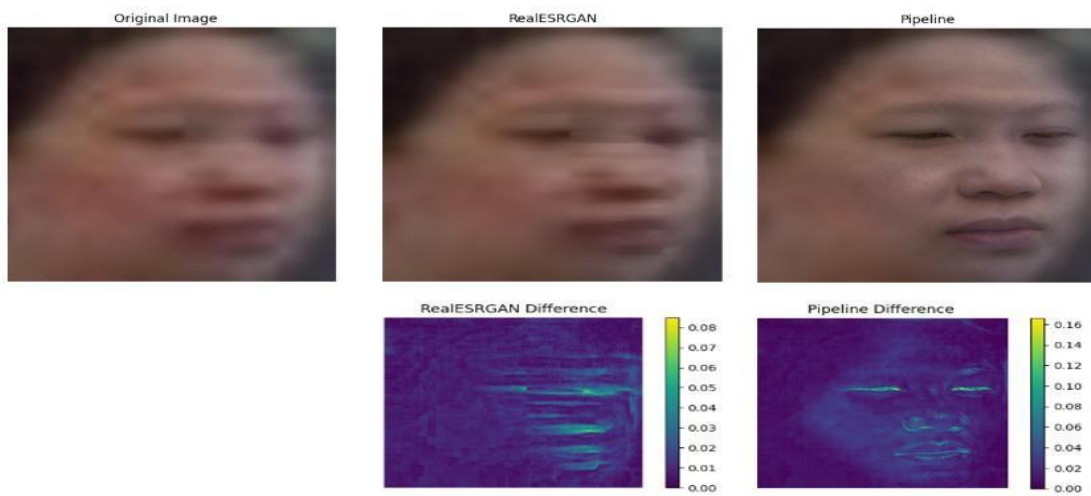
Citra 37



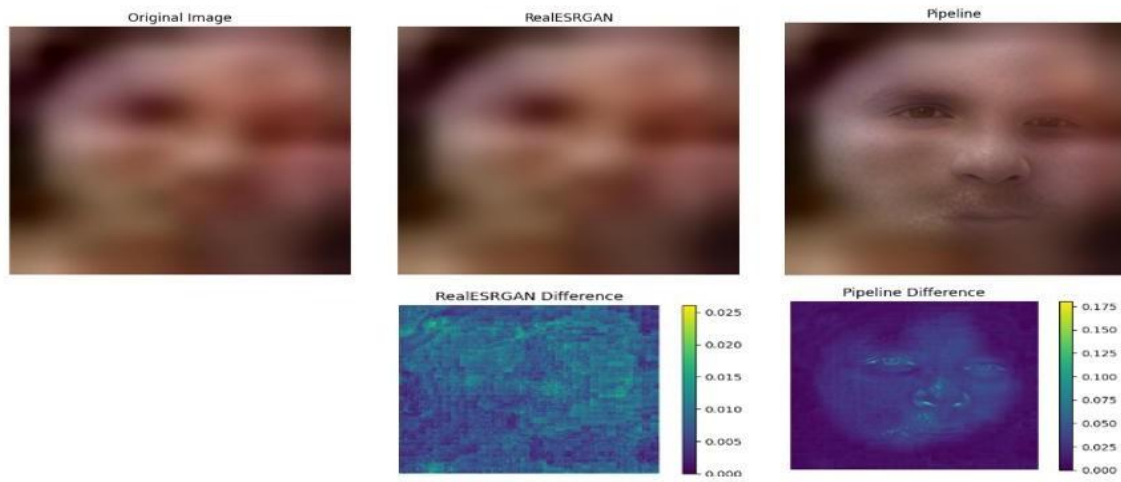
Citra 38



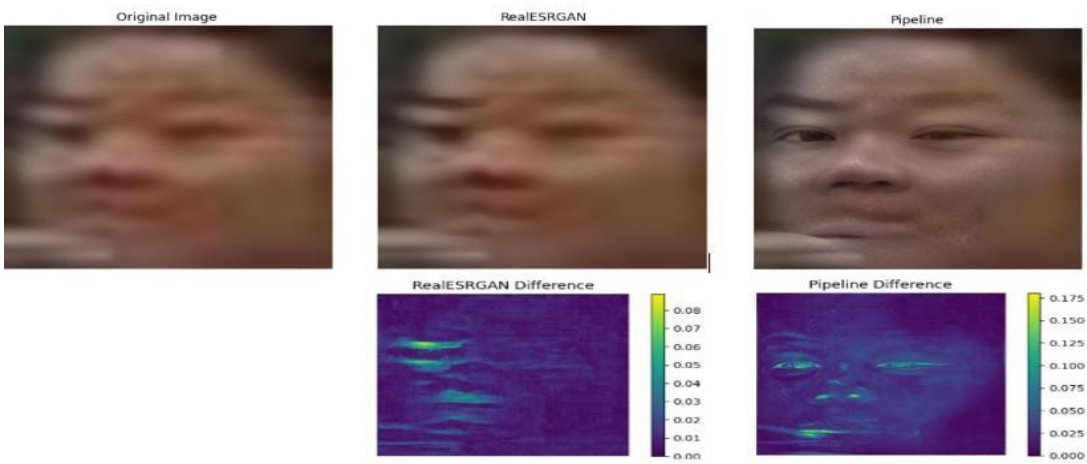
Citra 39



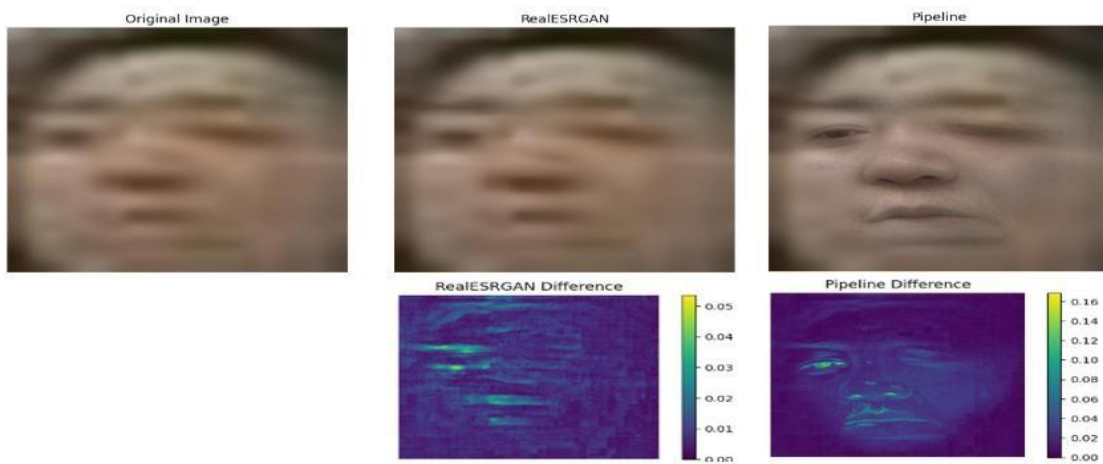
Citra 40



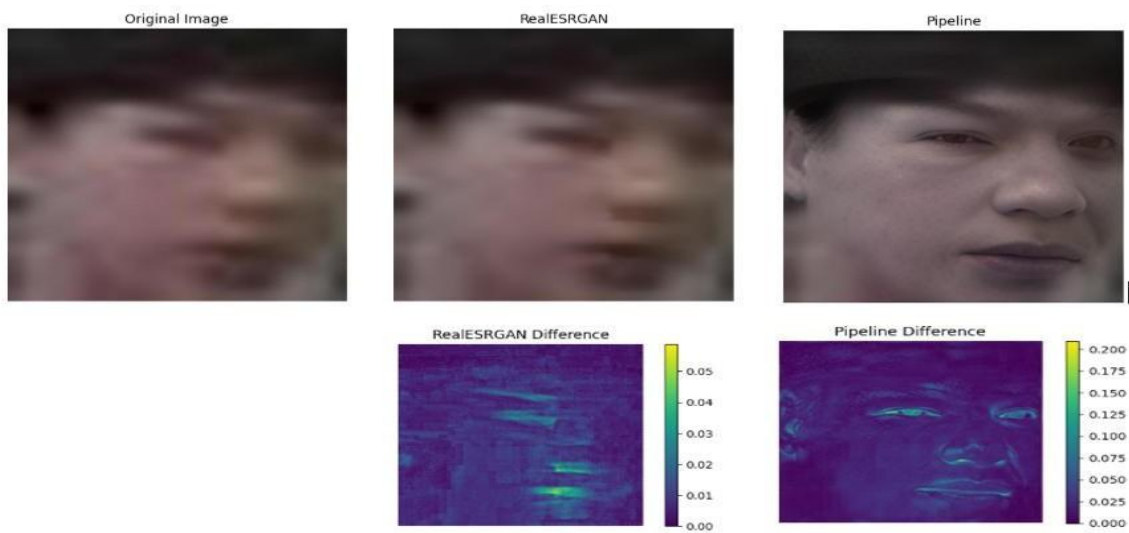
Citra 41



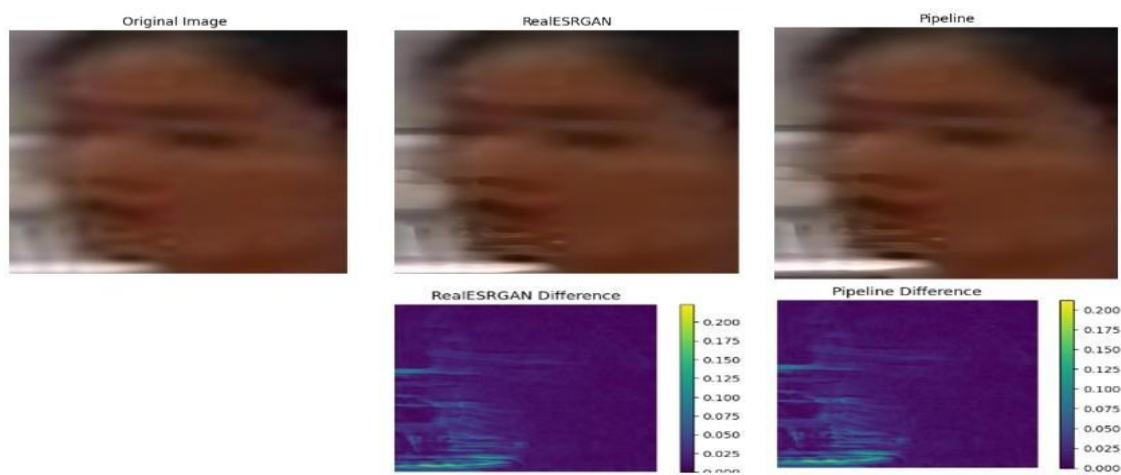
Citra 42



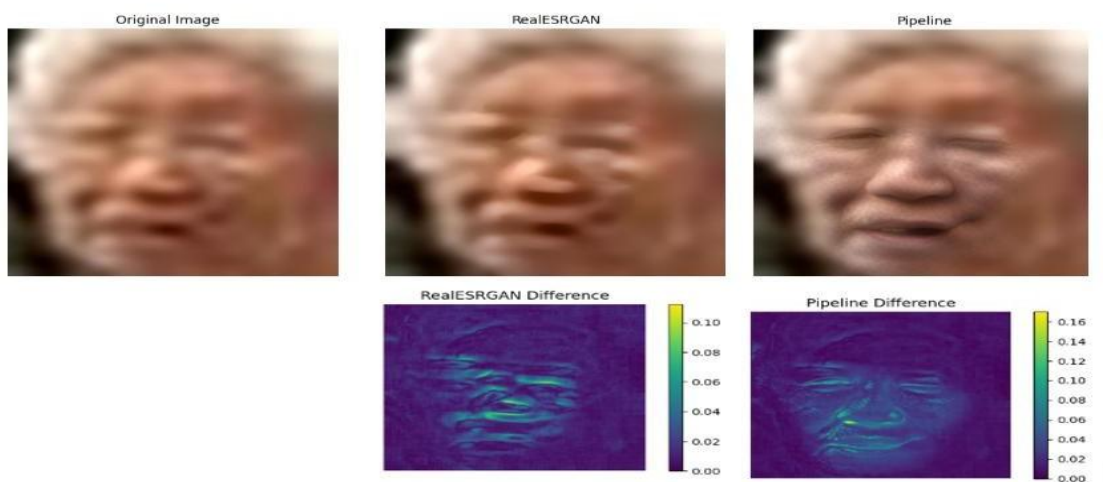
Citra 43



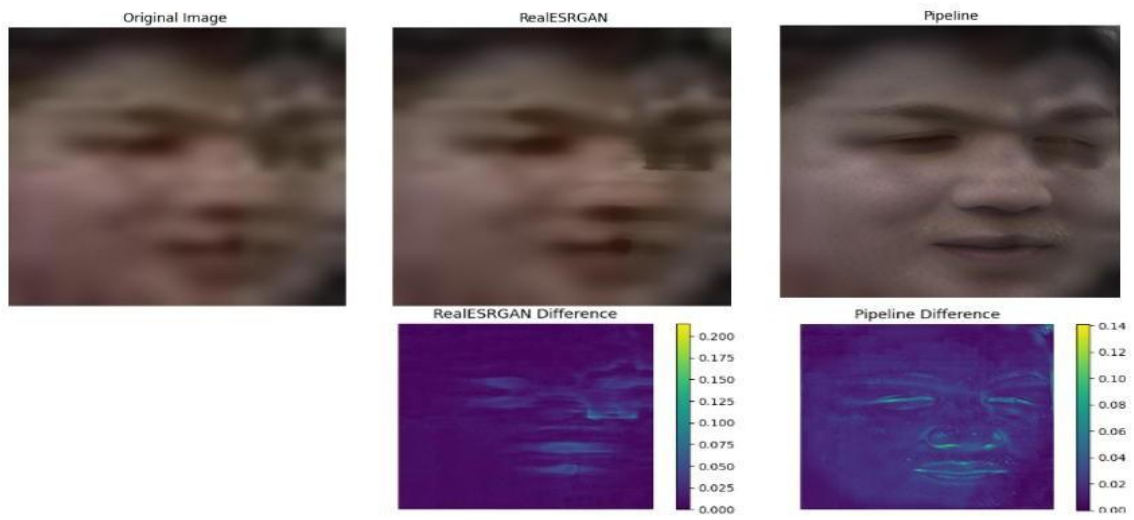
Citra 44



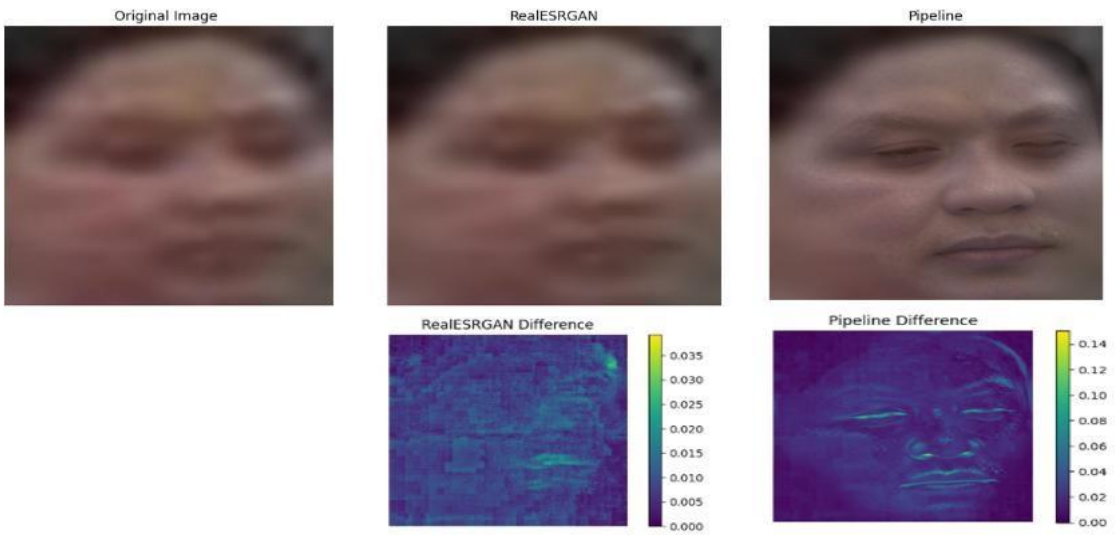
Citra 45



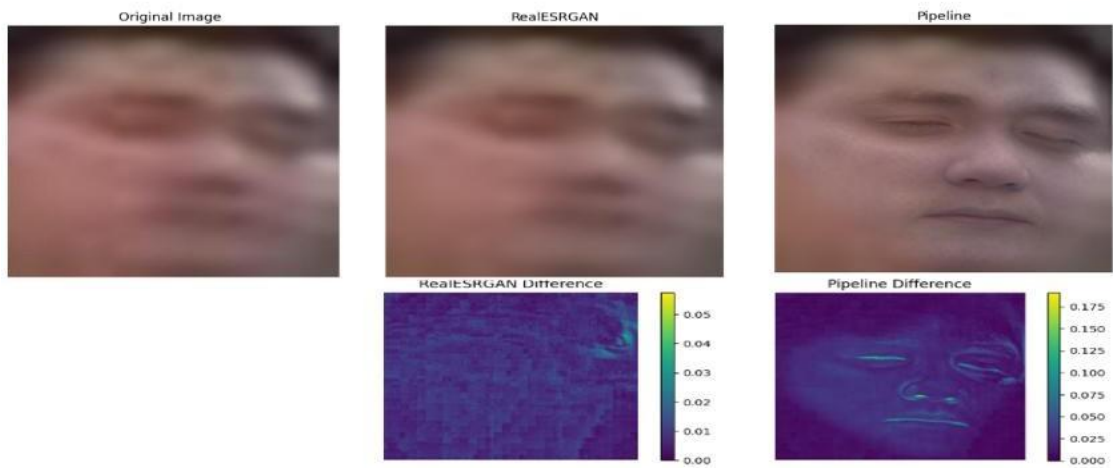
Citra 46



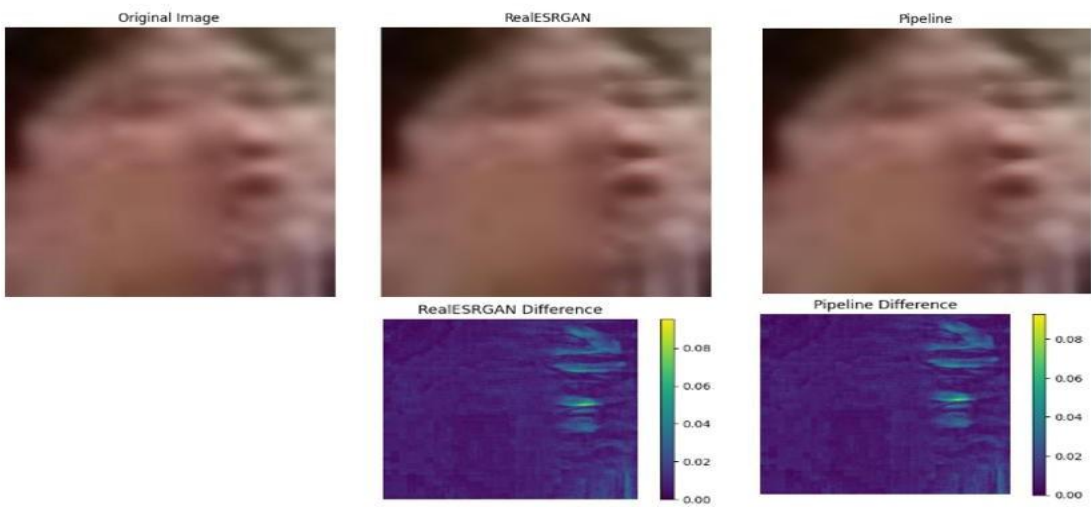
Citra 47



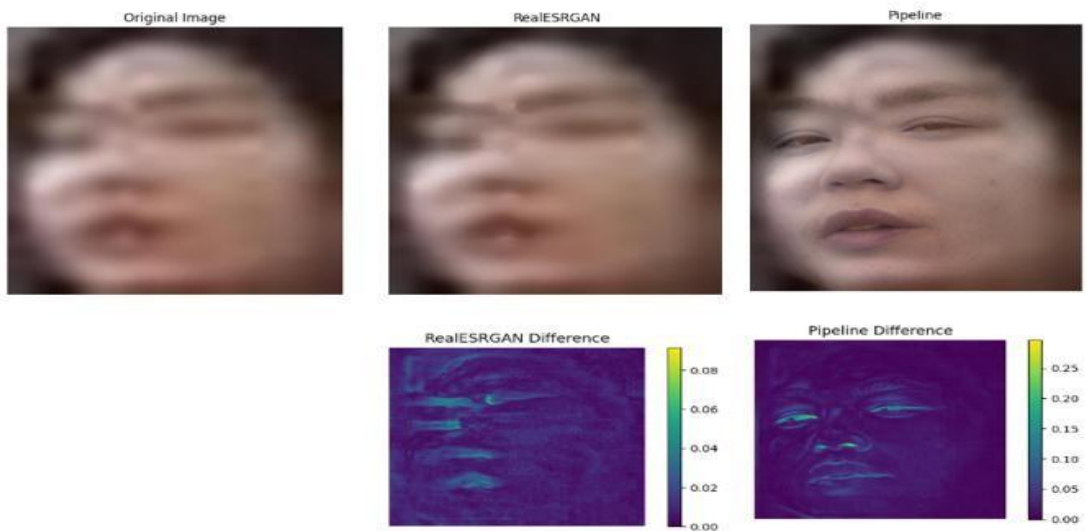
Citra 48



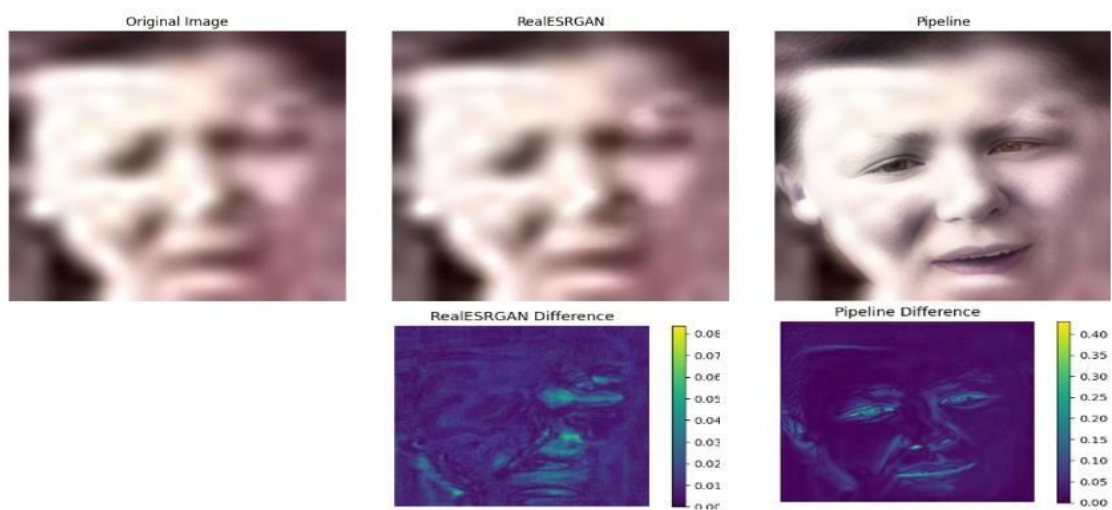
Citra 49



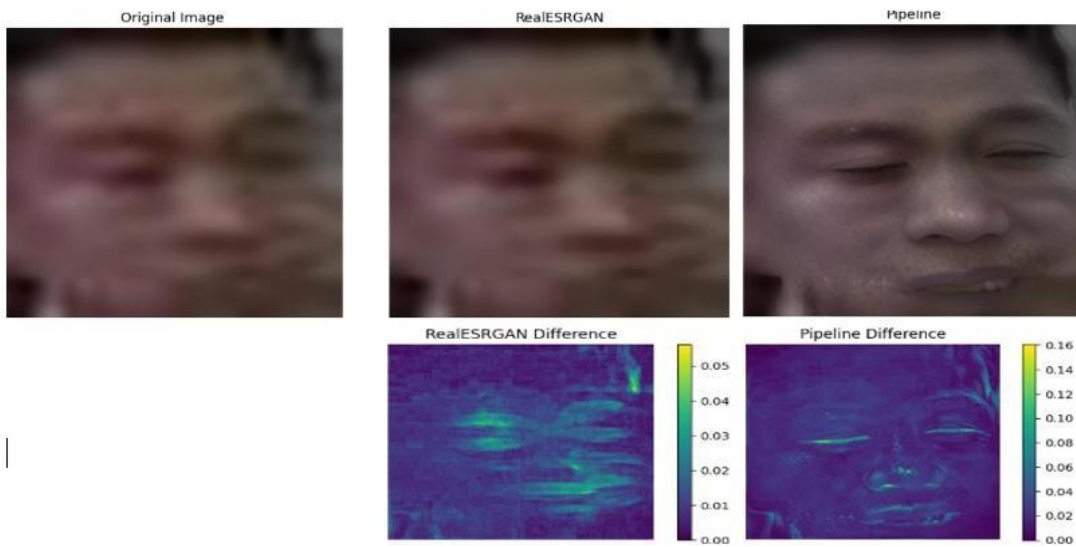
Citra 50



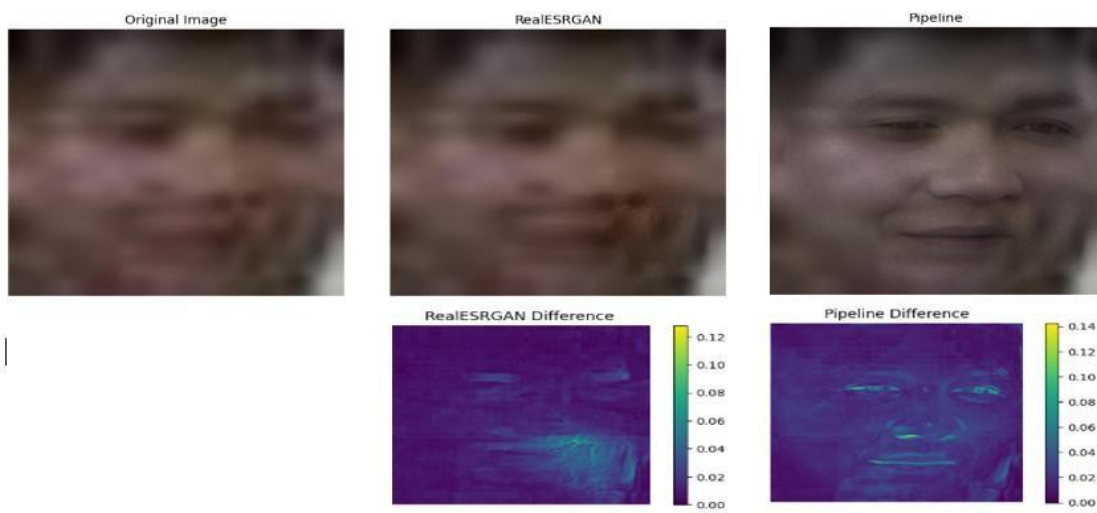
Citra 51



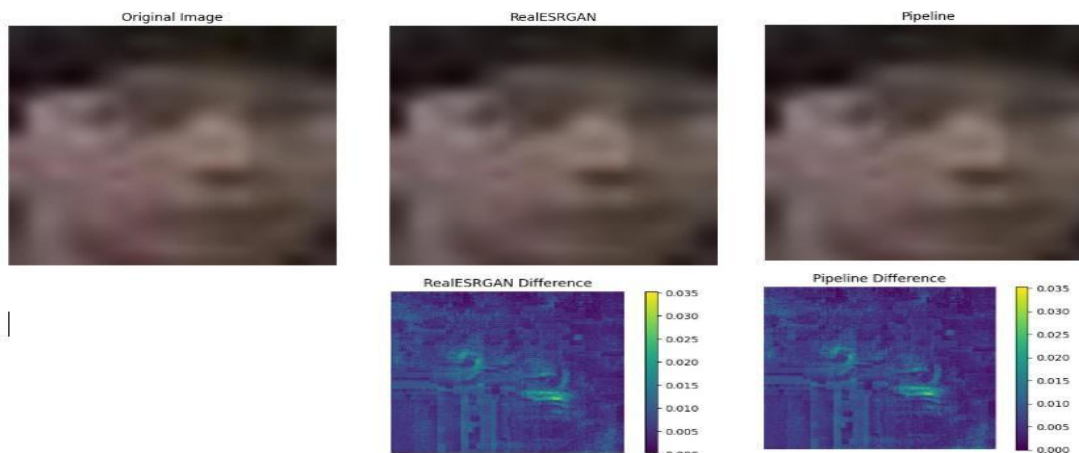
Citra 52



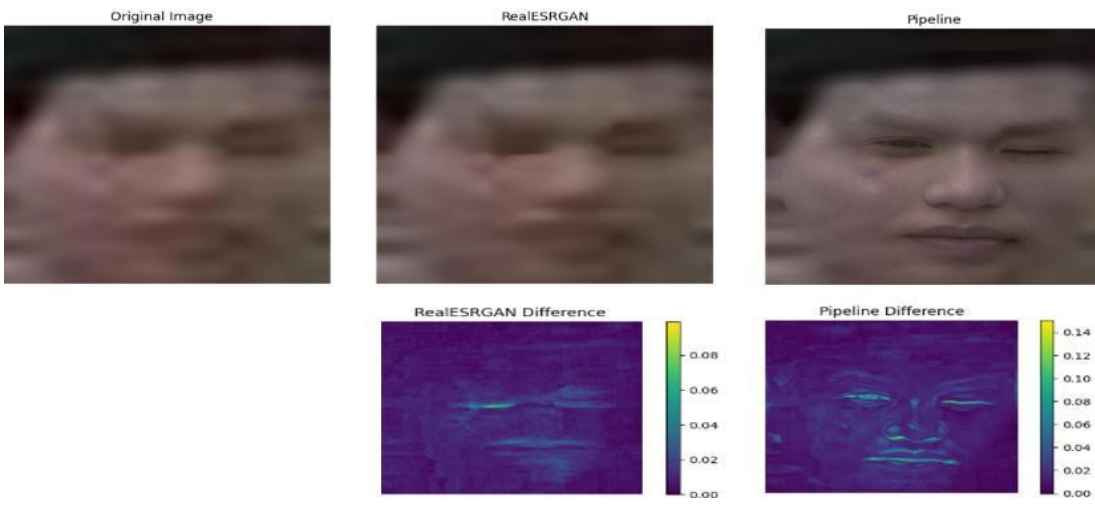
Citra 53



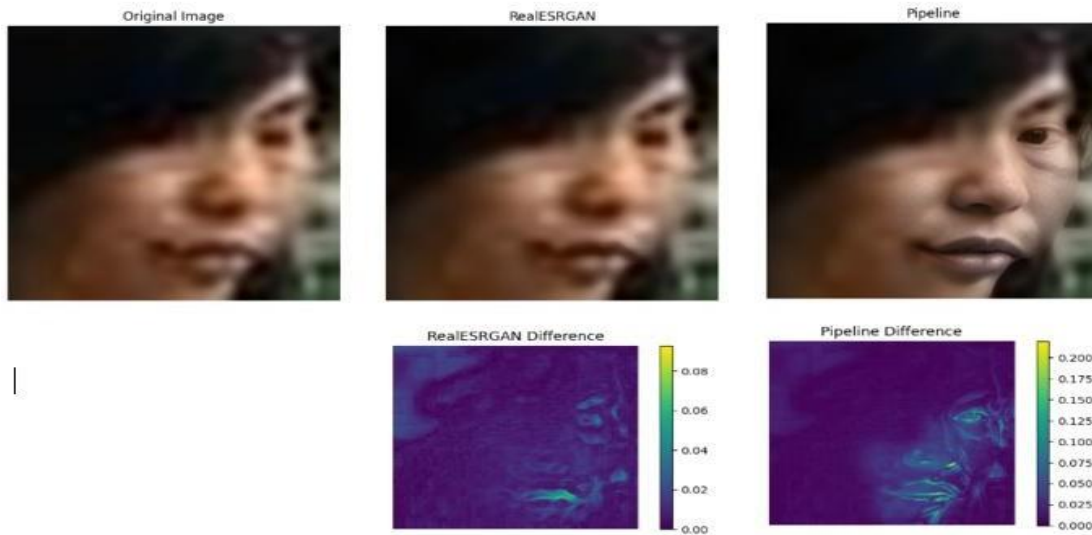
Citra 54



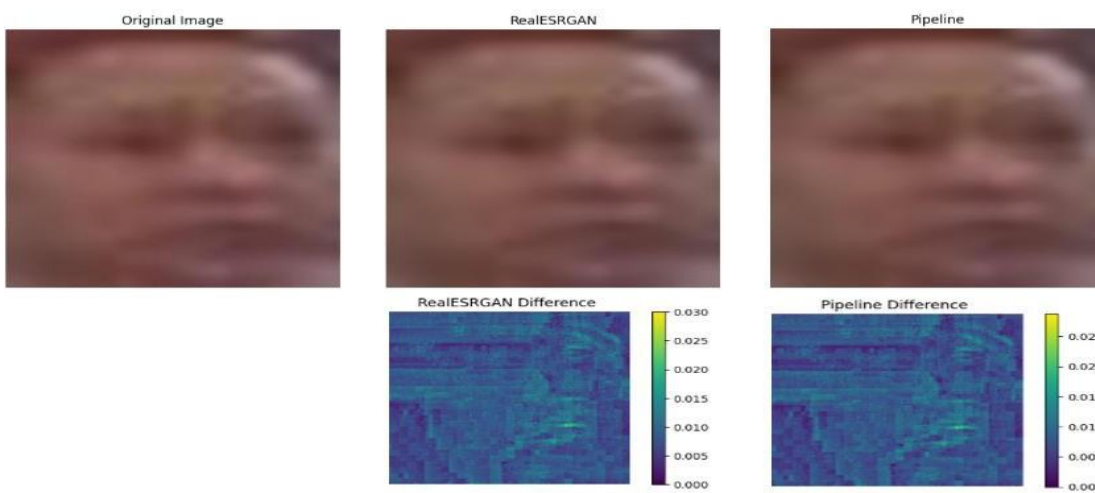
Citra 55



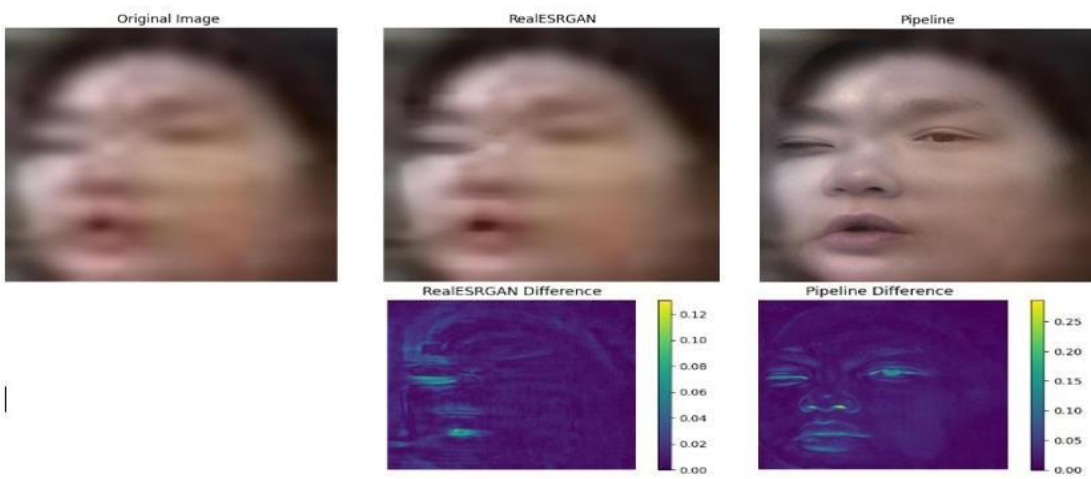
Citra 56



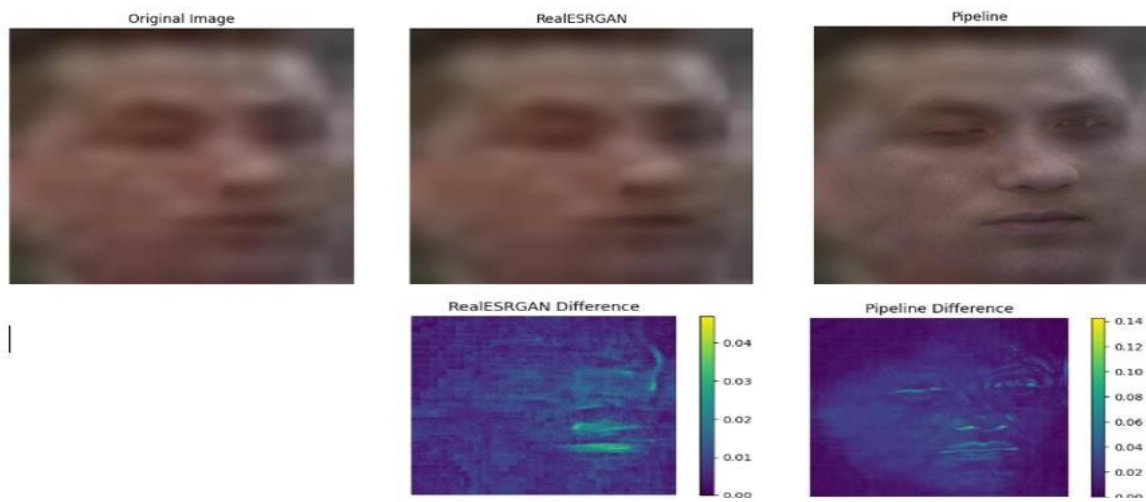
Citra 57



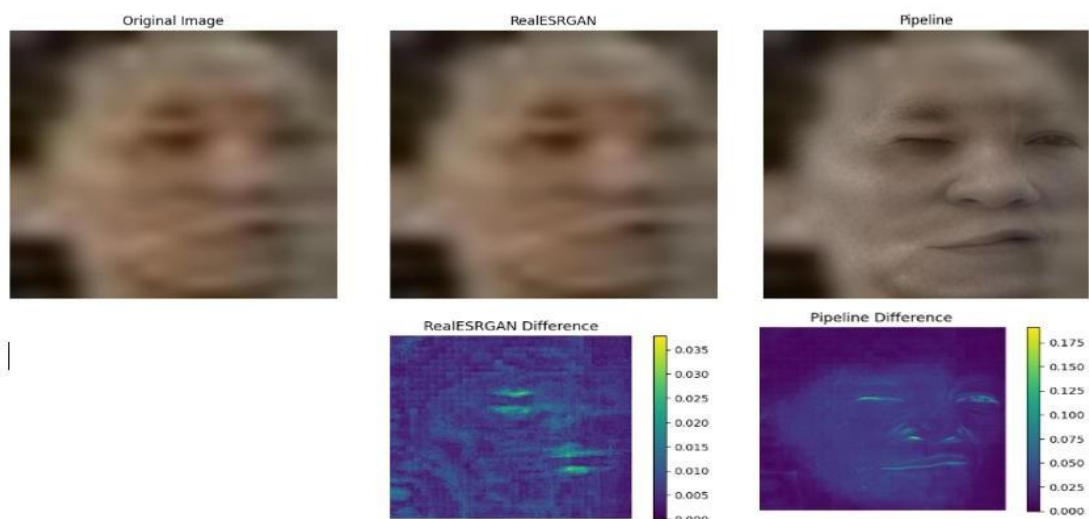
Citra 58



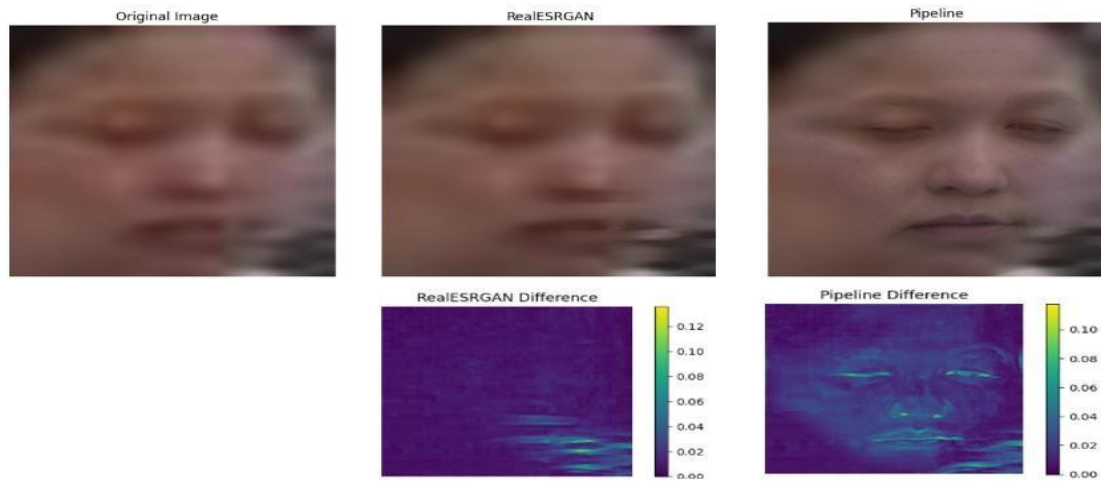
Citra 59



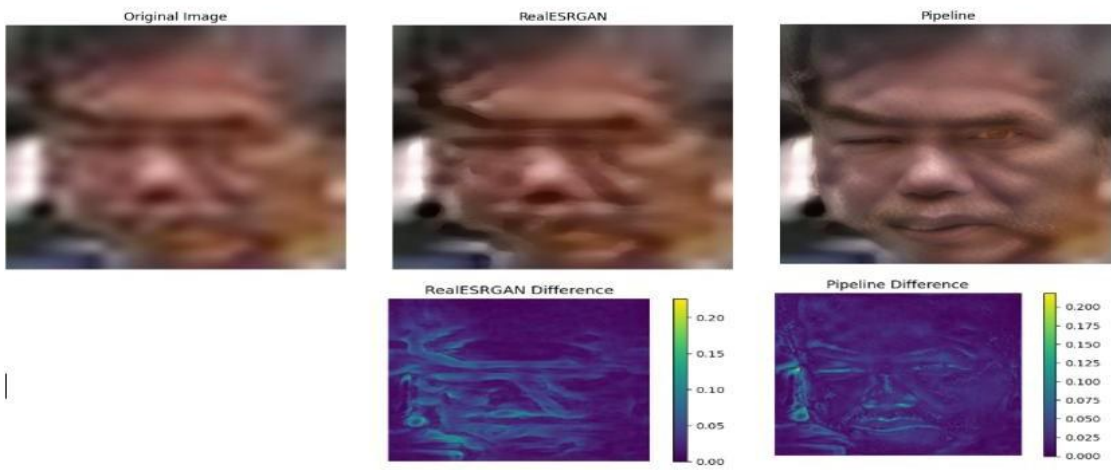
Citra 60



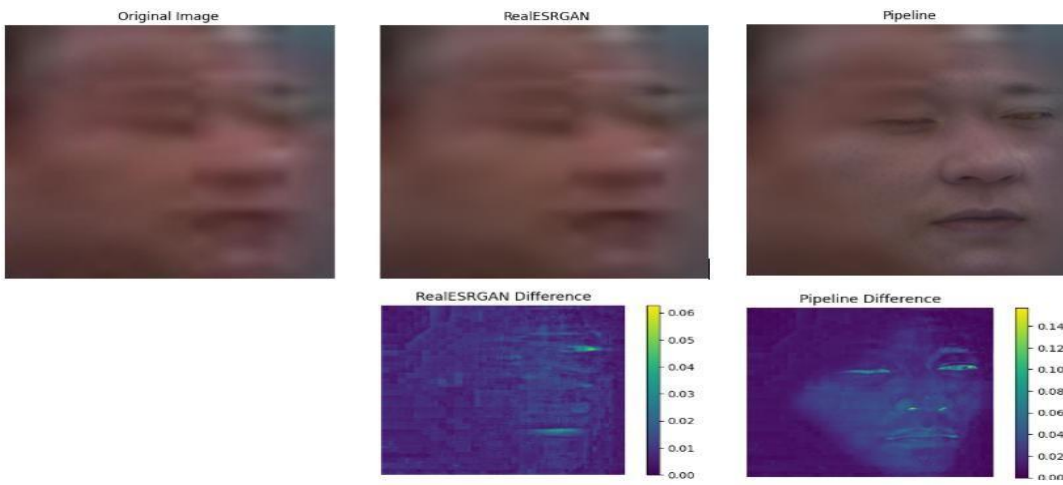
Citra 61



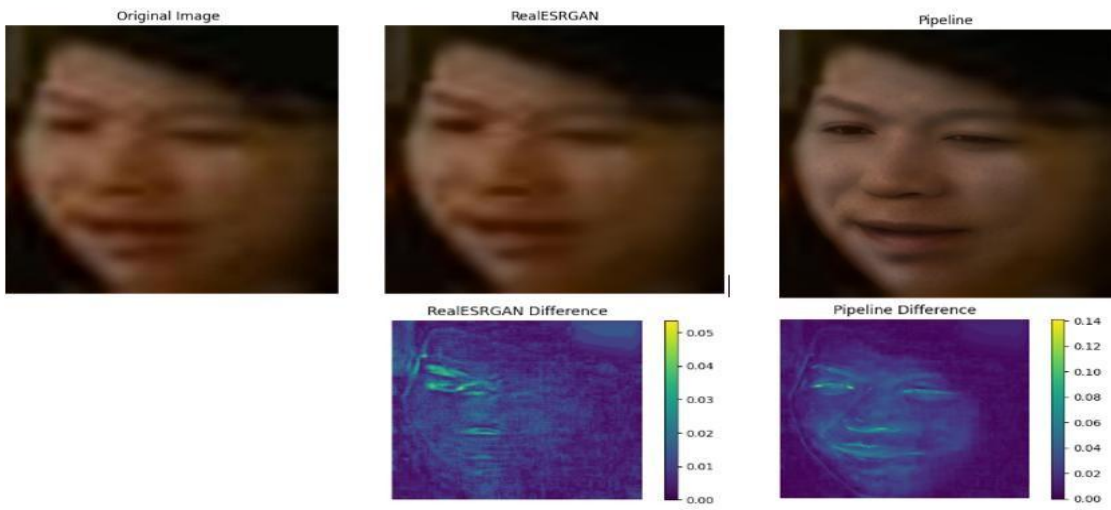
Citra 62



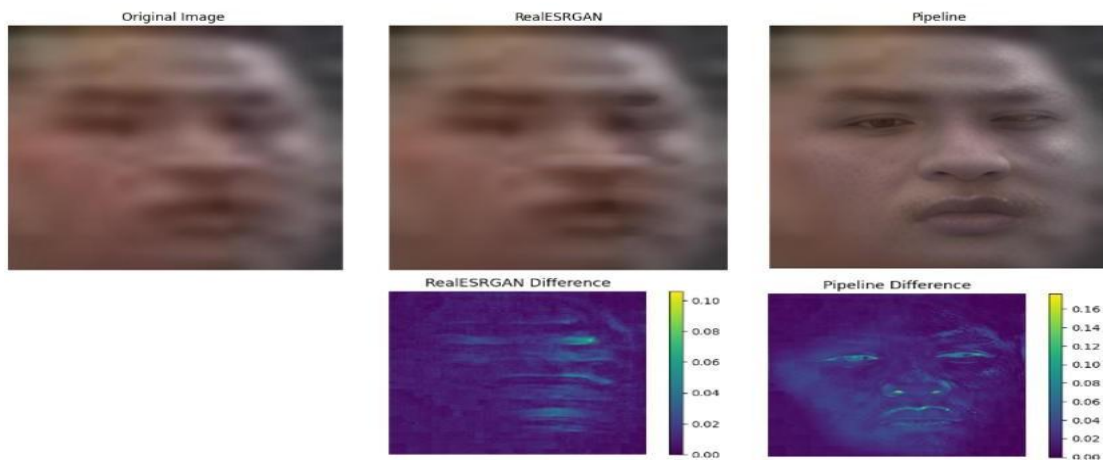
Citra 63



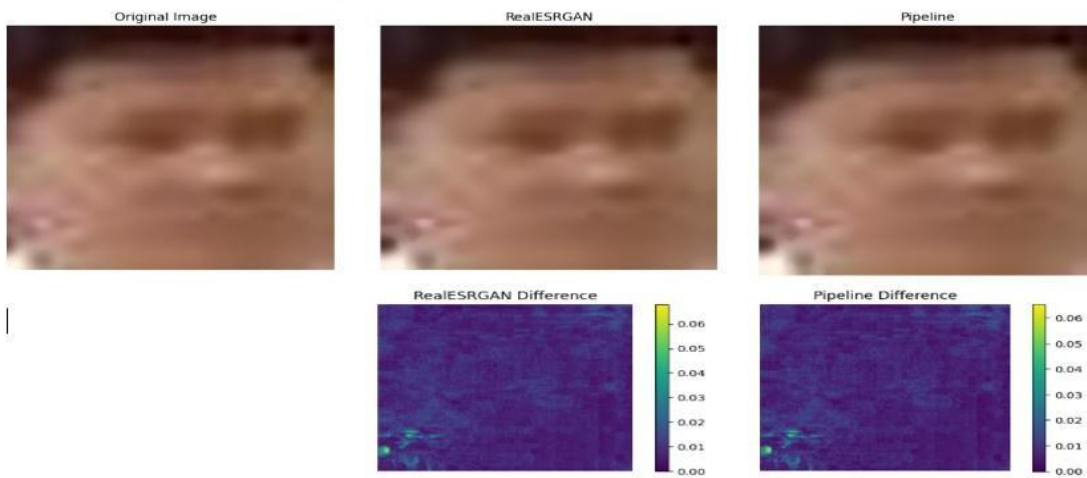
Citra 64



Citra 65



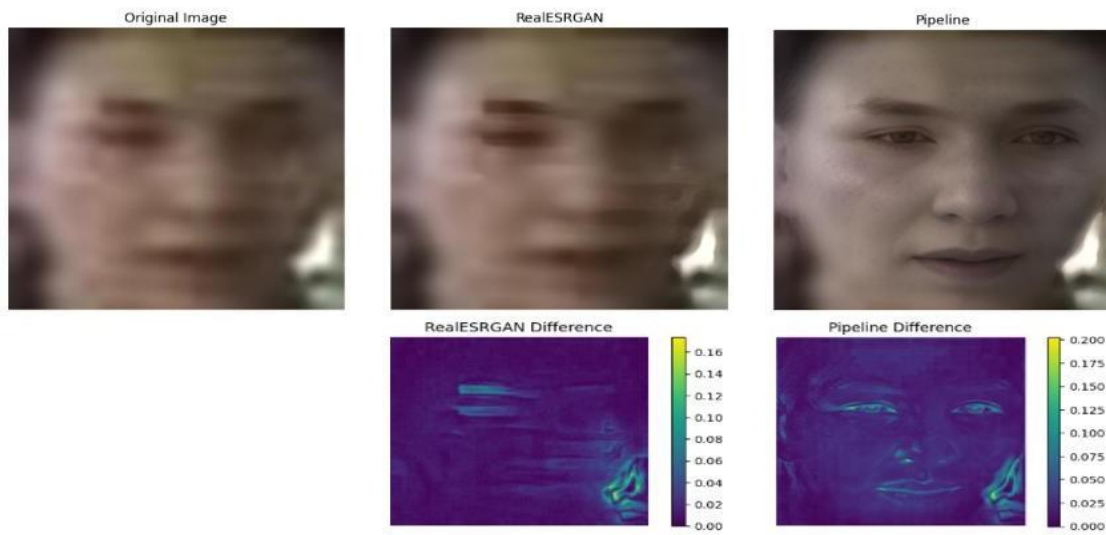
Citra 66



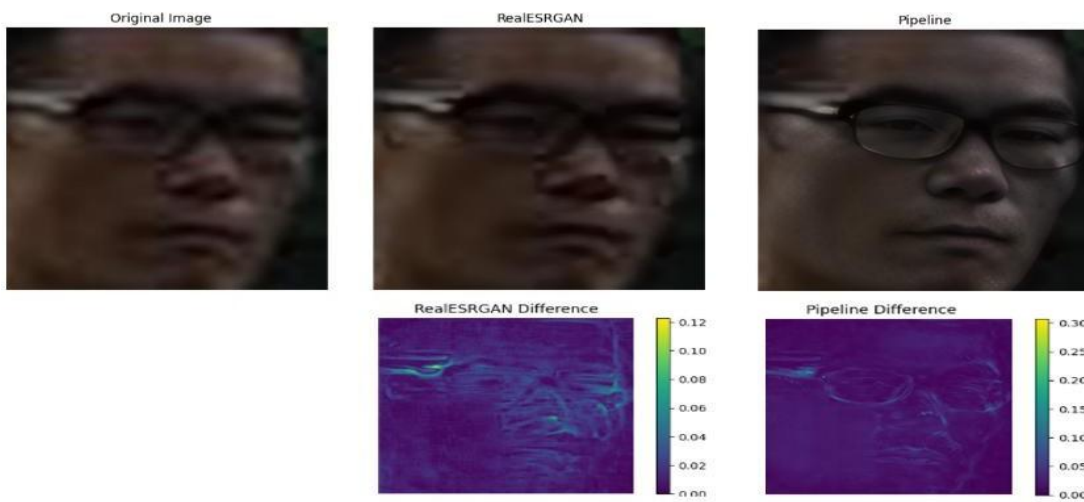
Citra 67



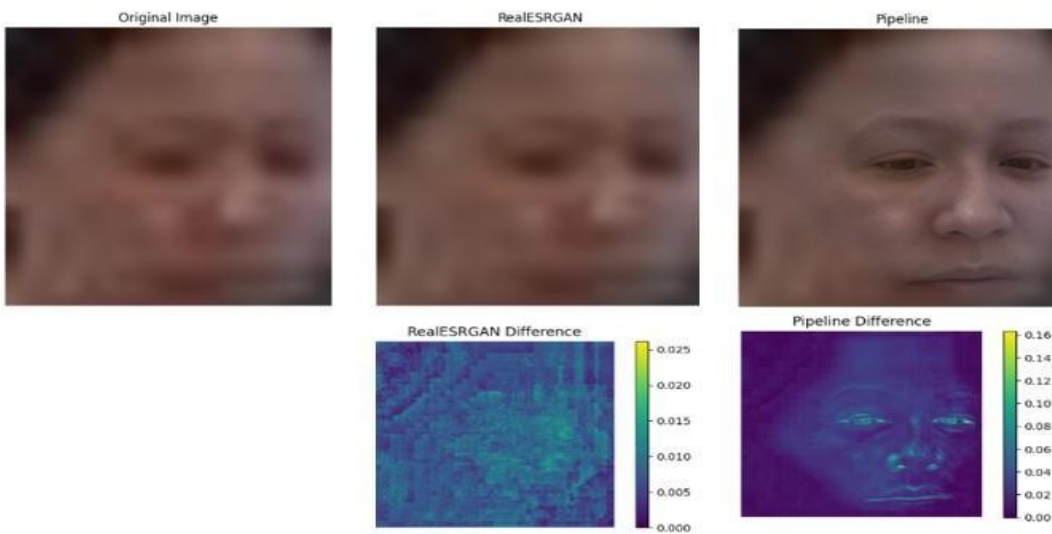
Citra 68



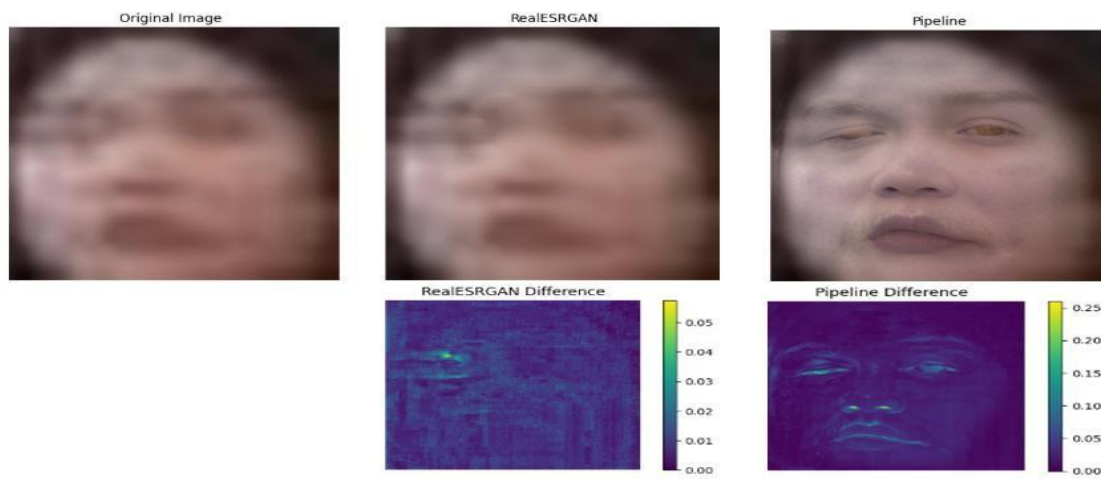
Citra 69



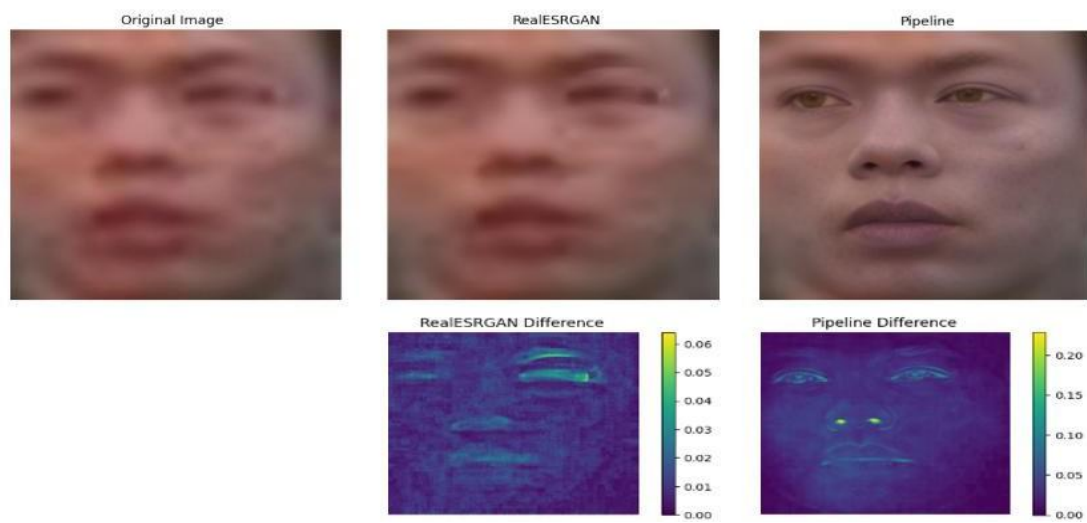
Citra 70



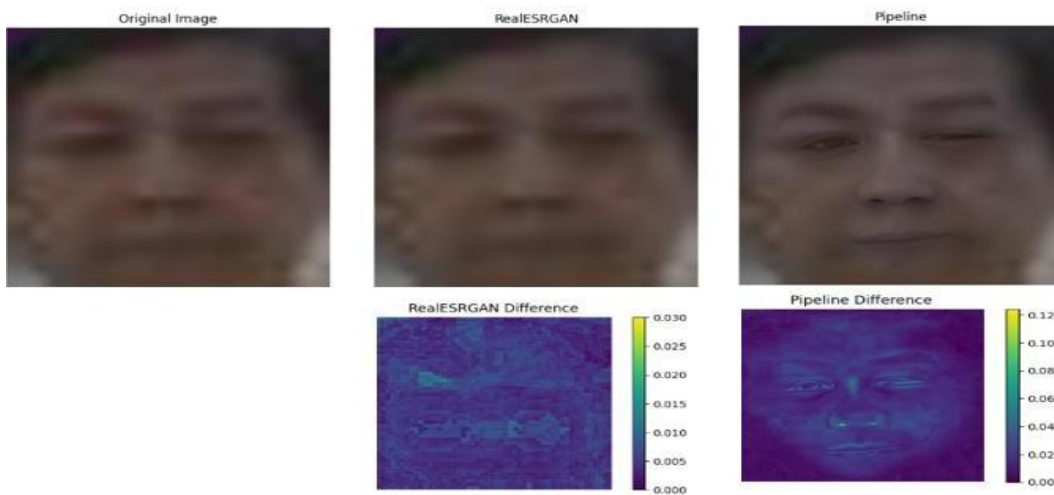
Citra 71



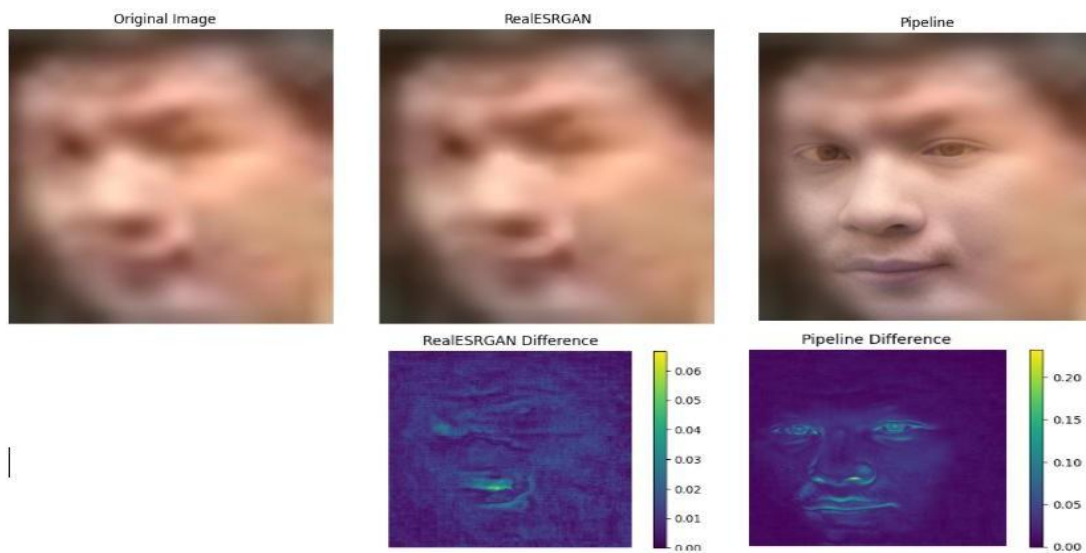
Citra 72



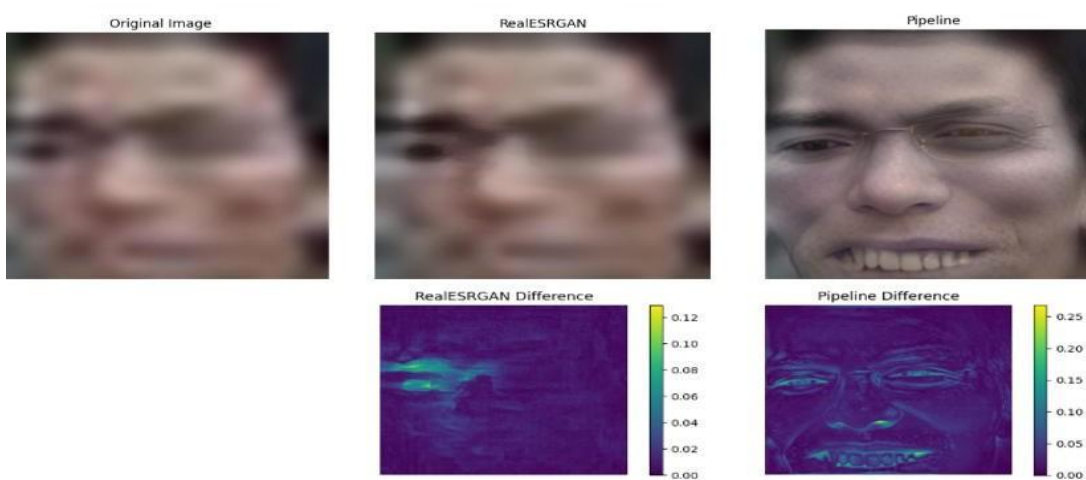
Citra 73



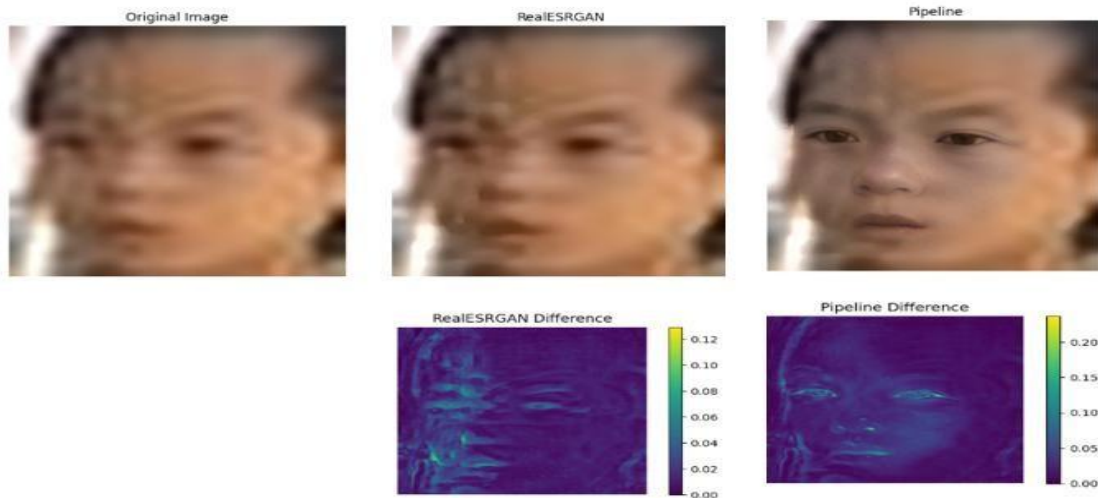
Citra 74



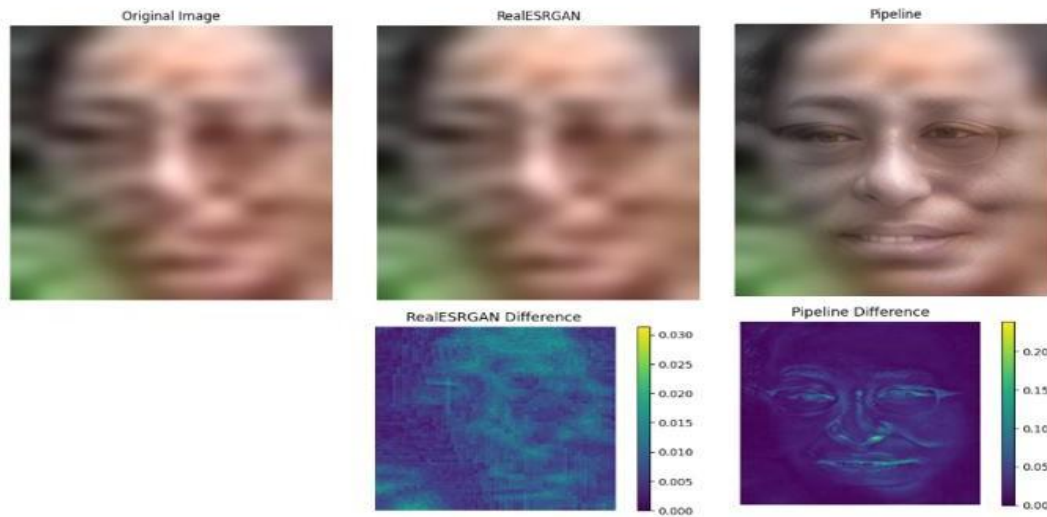
Citra 75



Citra 76



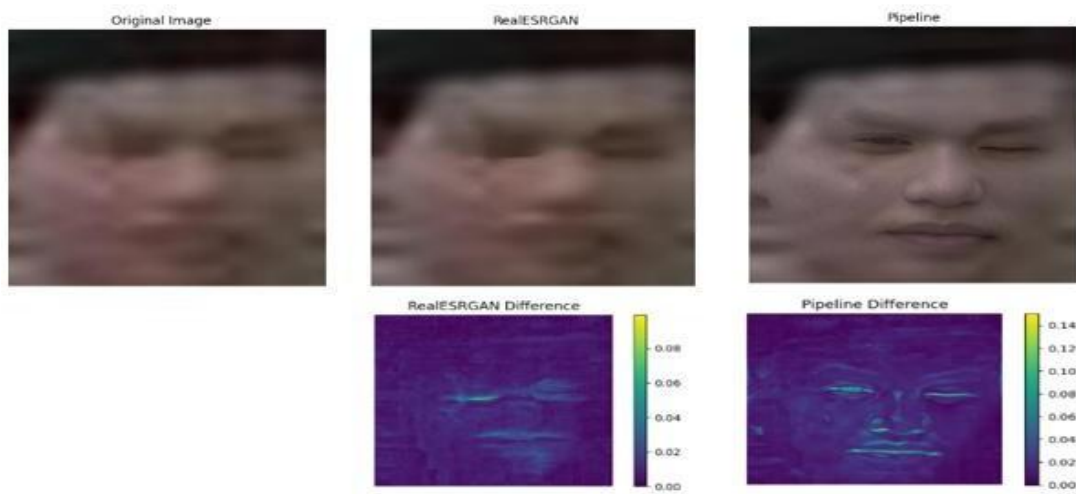
Citra 77



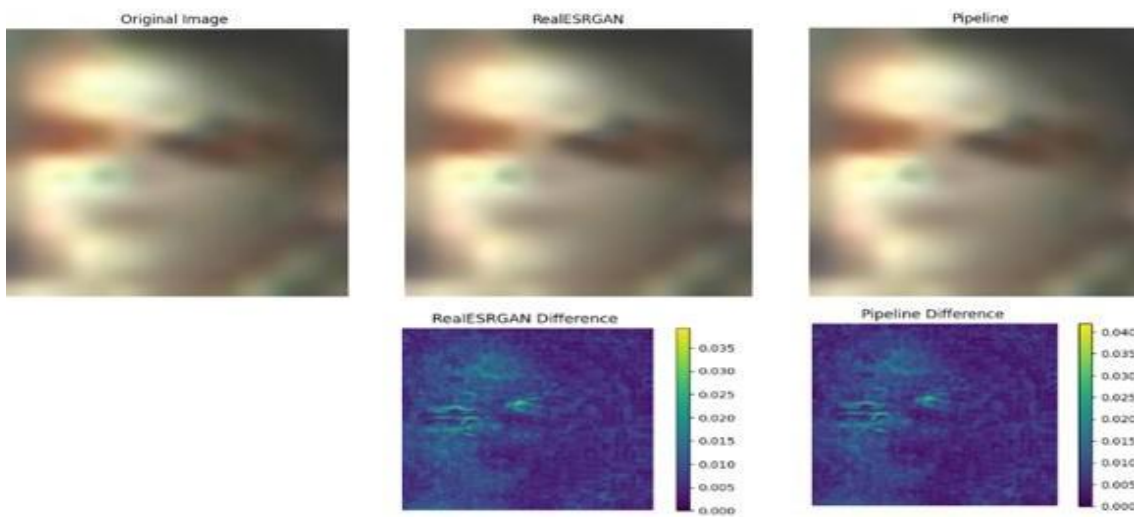
Citra 78



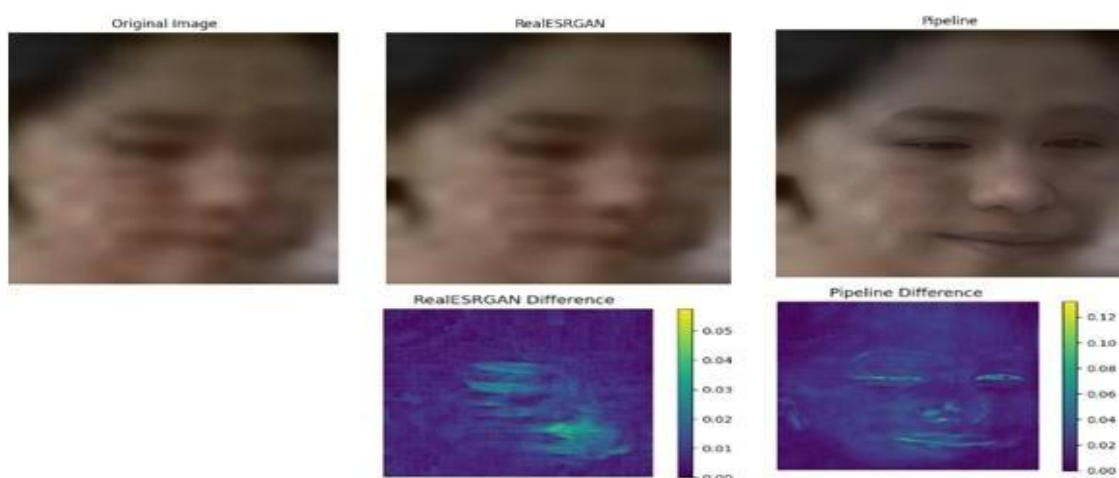
Citra 79



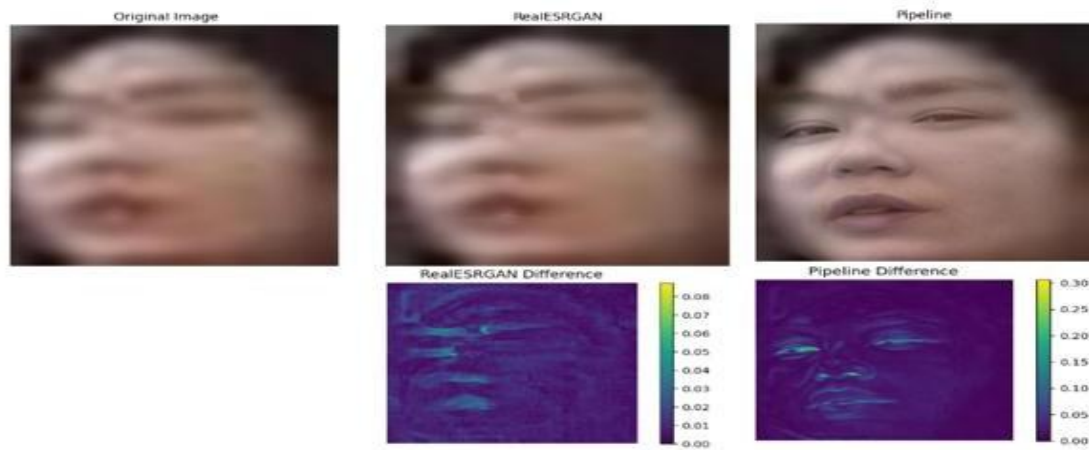
Citra 80



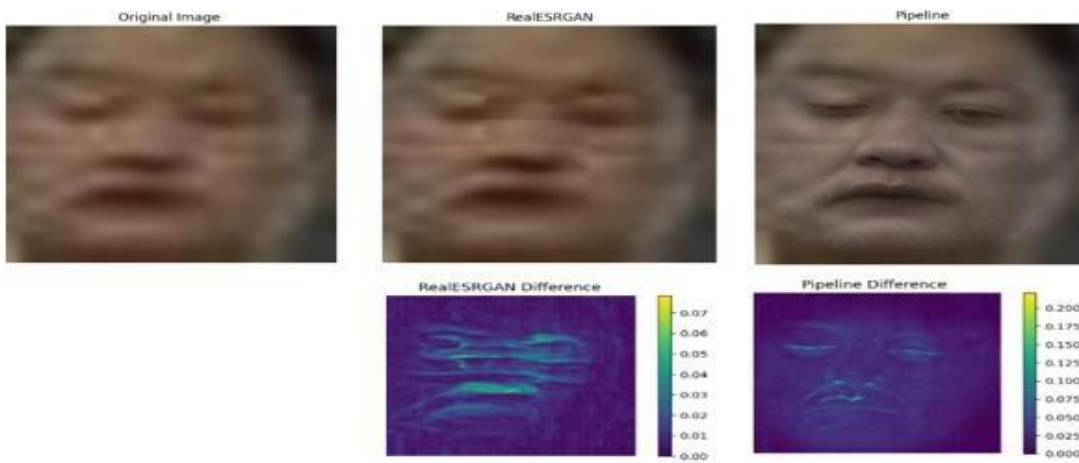
Citra 81



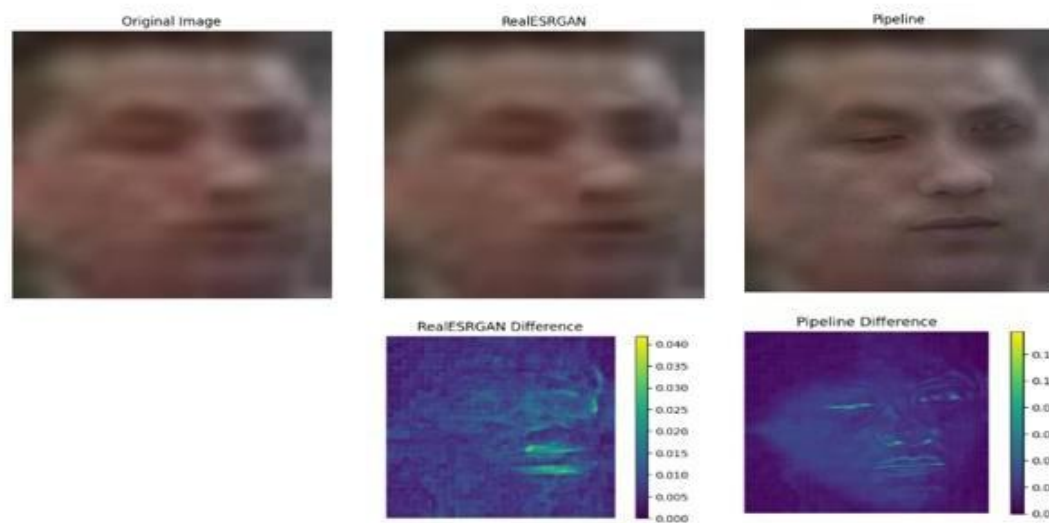
Citra 82



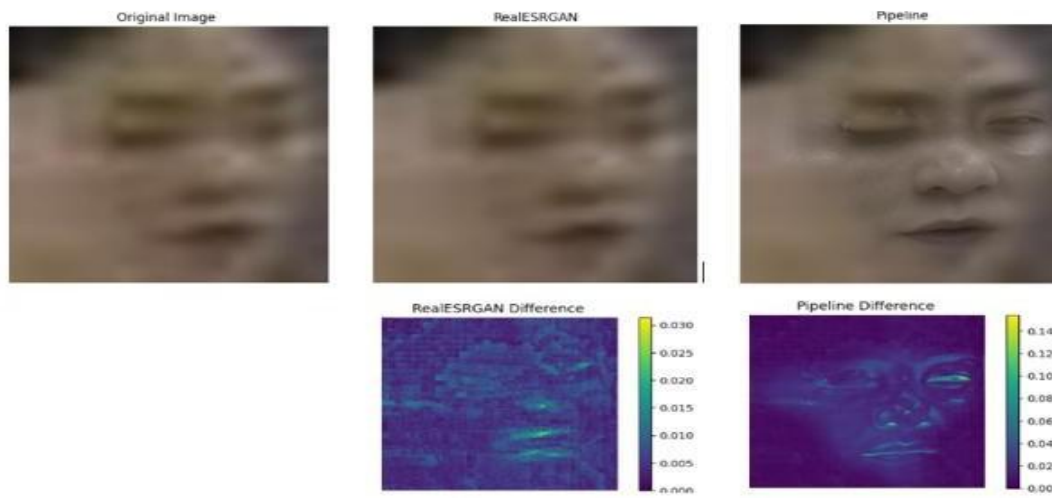
Citra 83



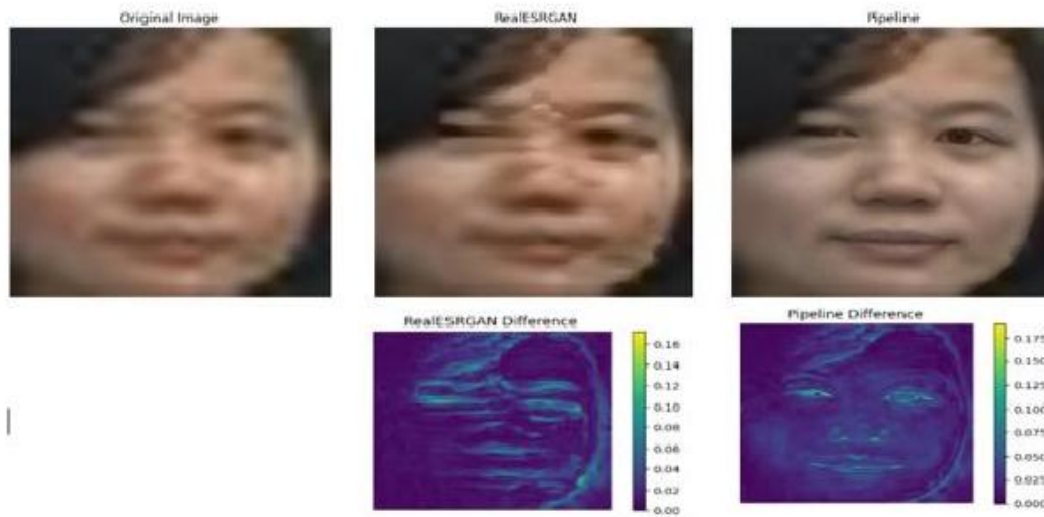
Citra 84



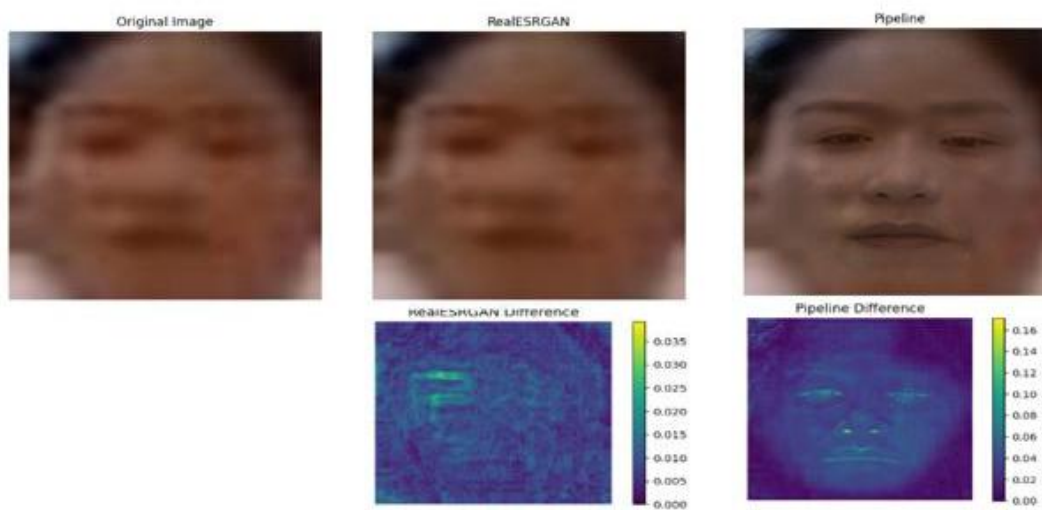
Citra 85



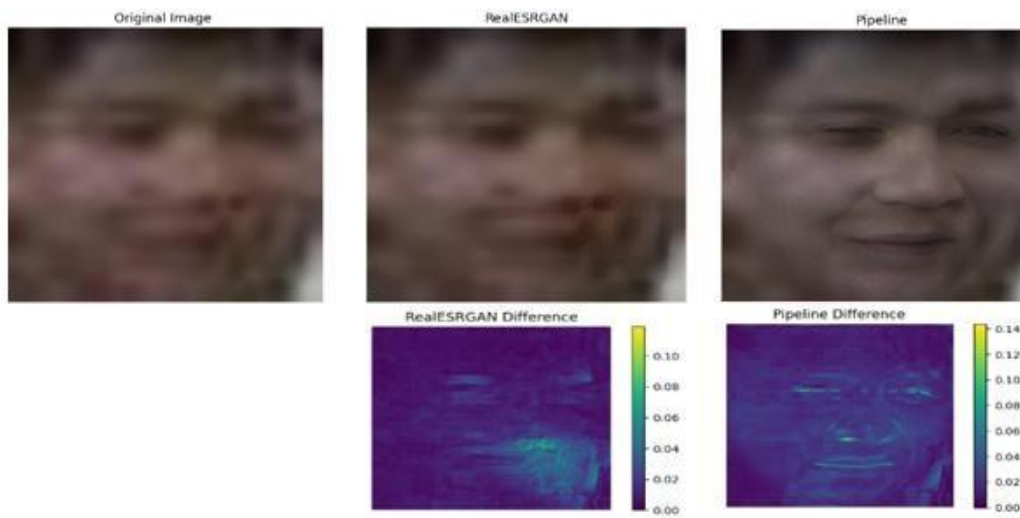
Citra 86



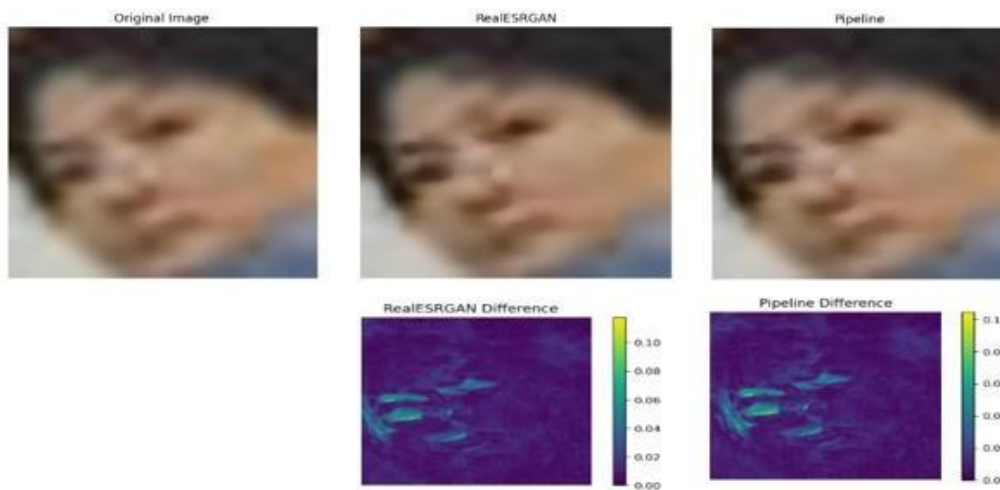
Citra 87



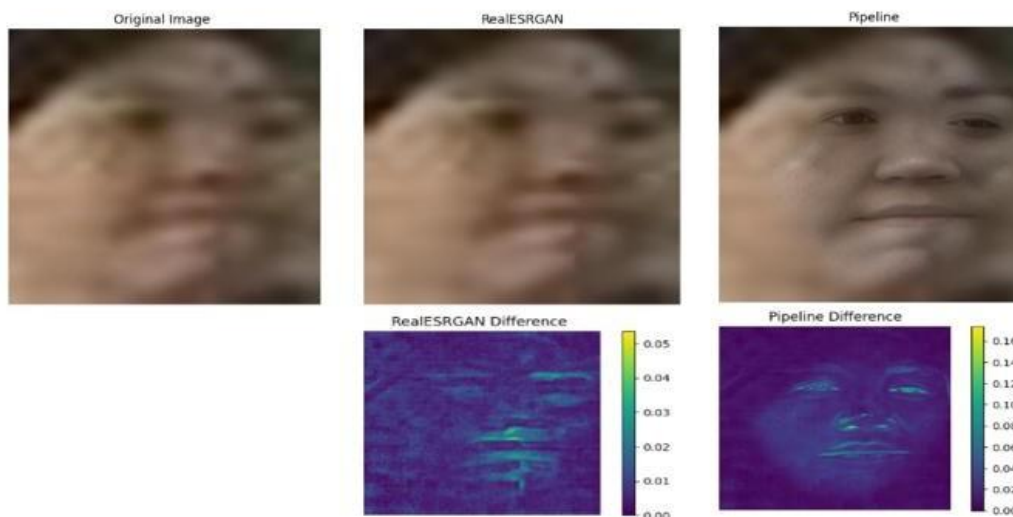
Citra 88



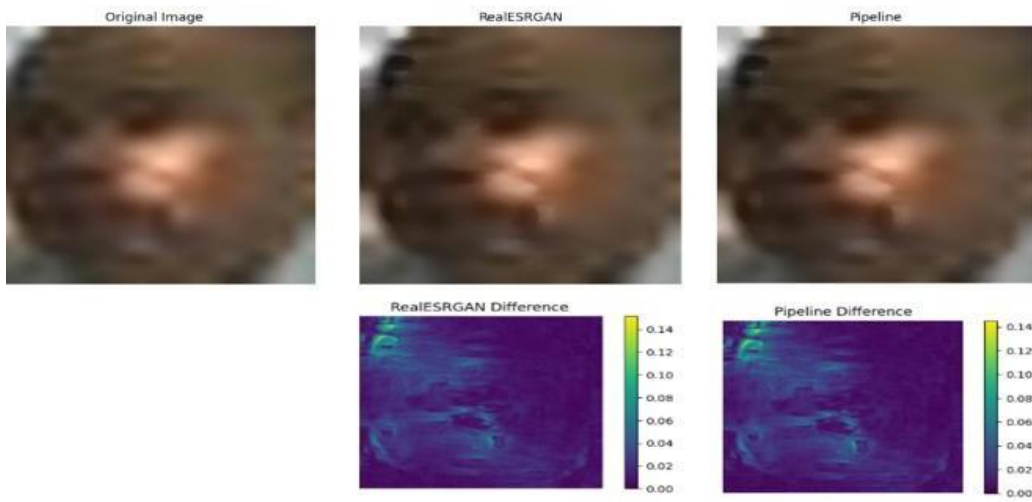
Citra 89



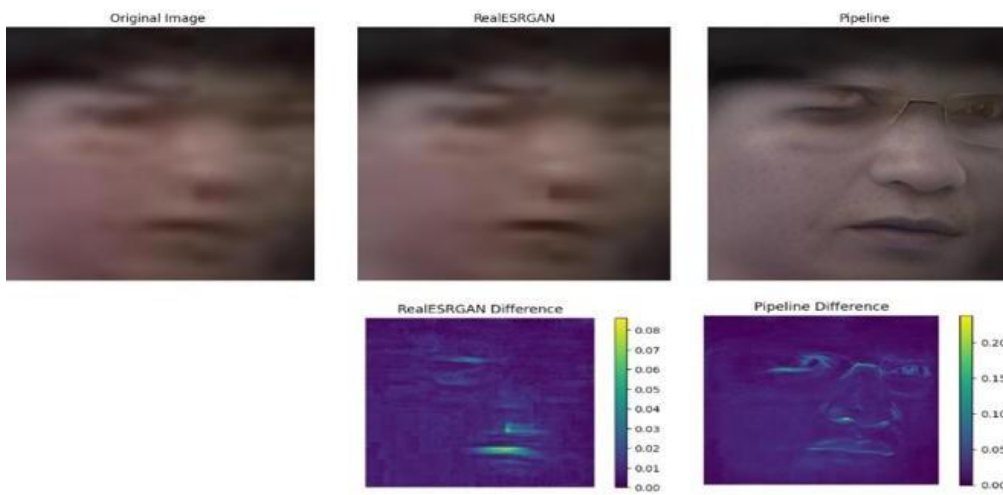
Citra 91



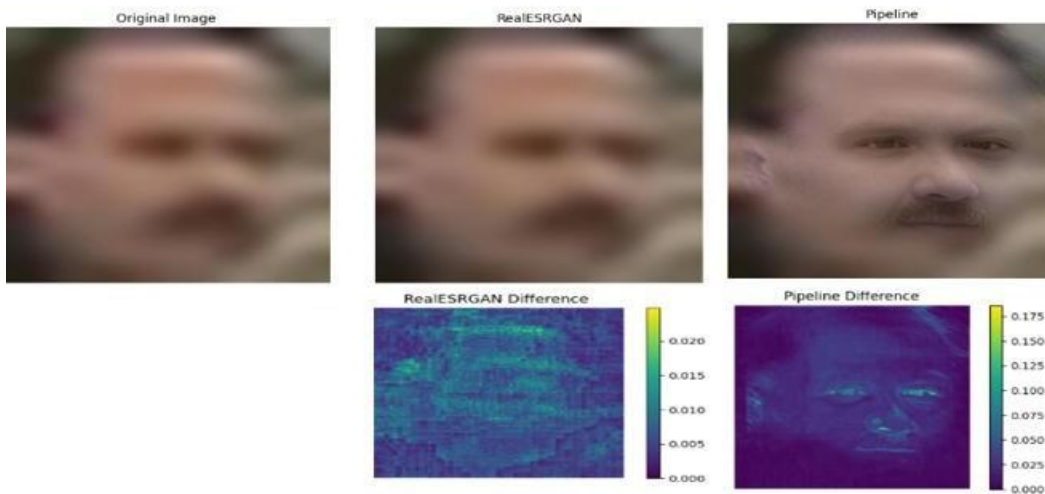
Citra 92



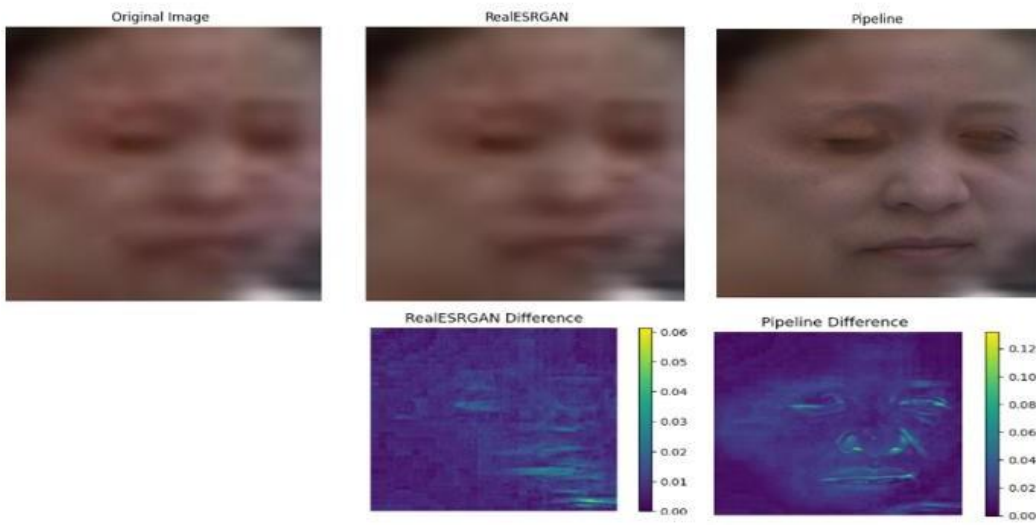
Citra 93



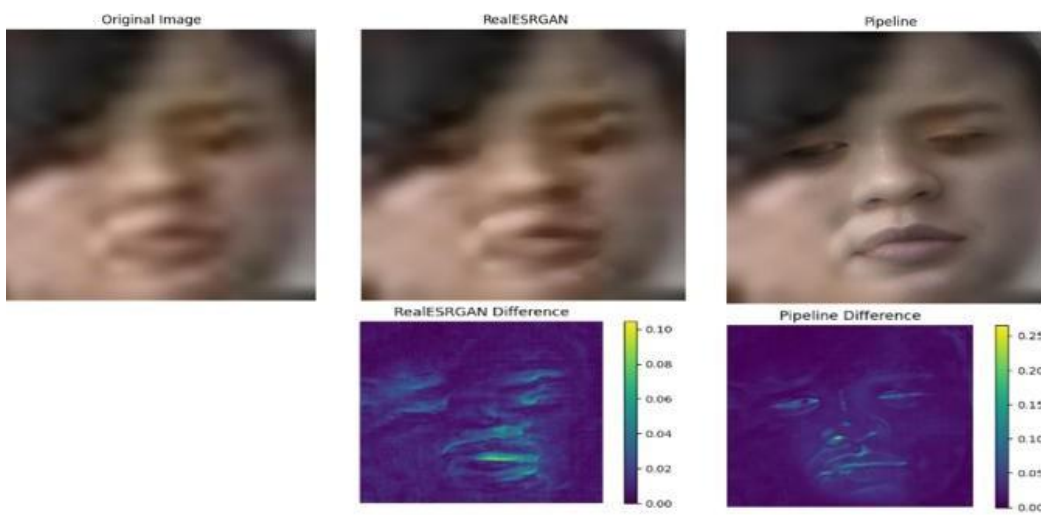
Citra 94



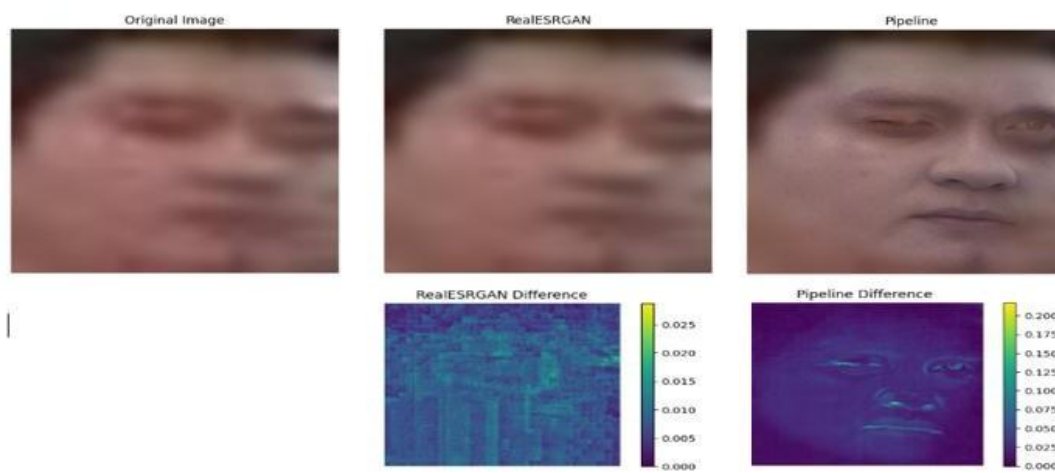
Citra 95



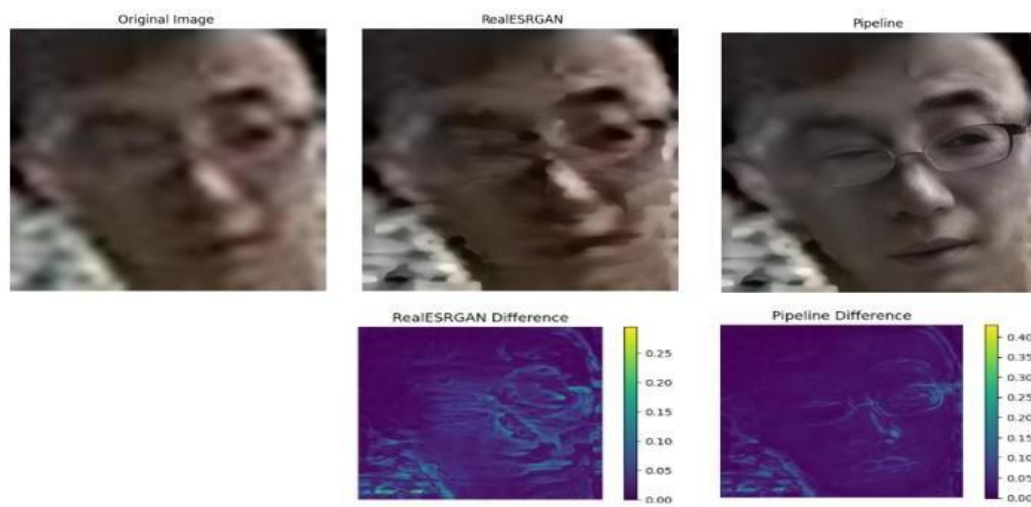
Citra 96



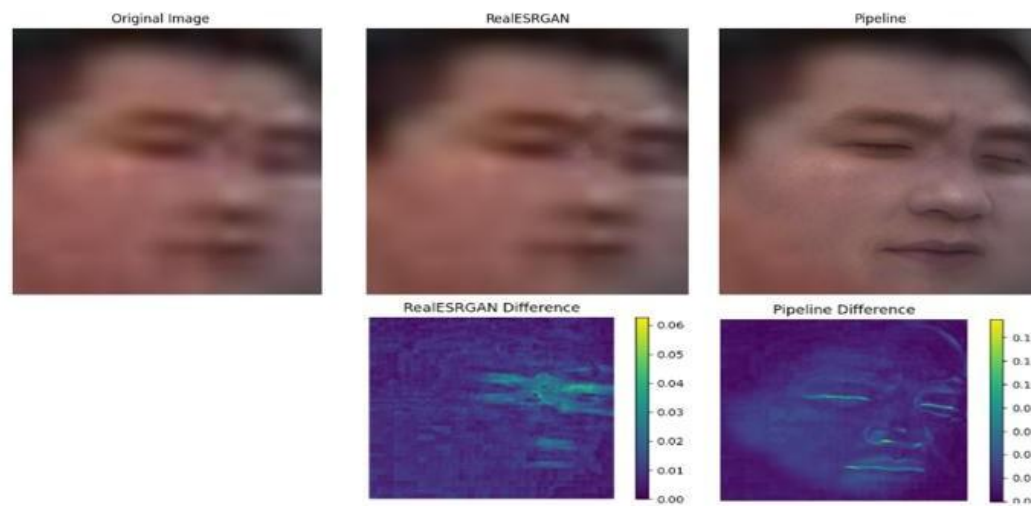
Citra 97



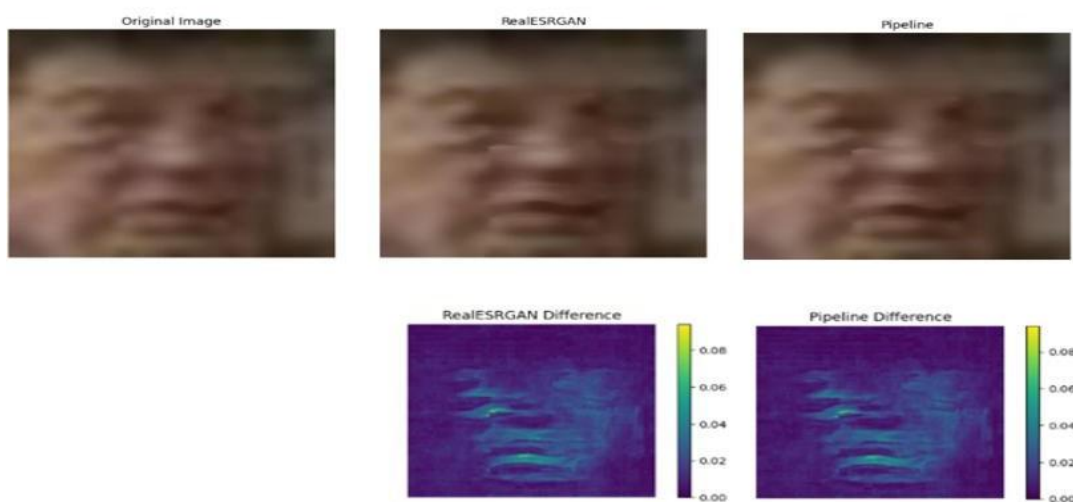
Citra 98



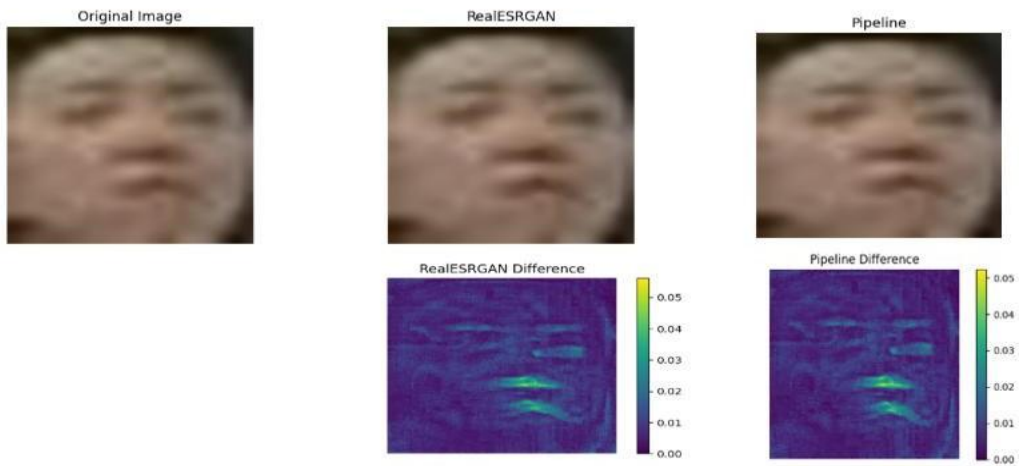
Citra 99



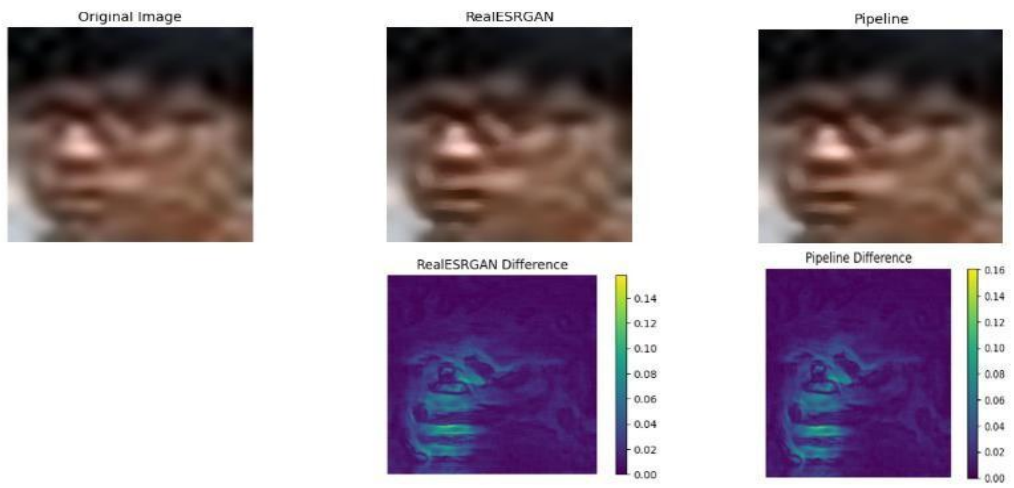
Citra 100



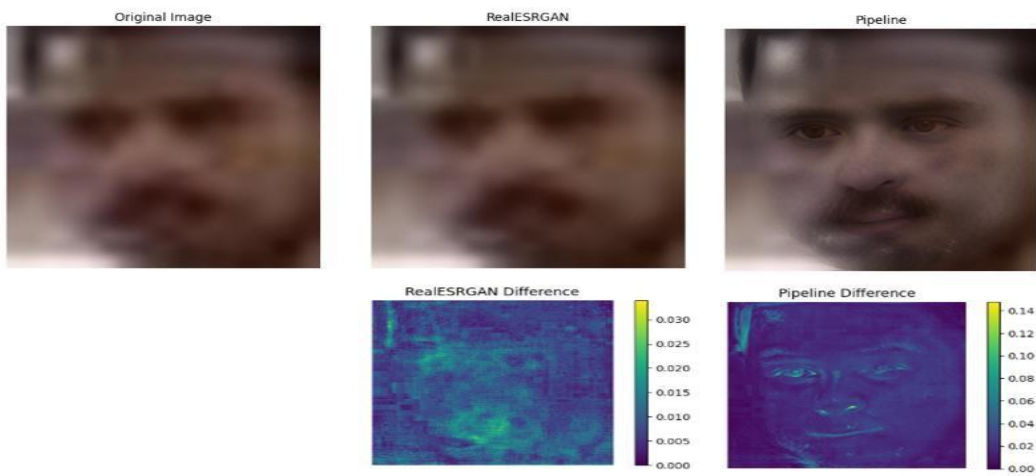
Citra 101



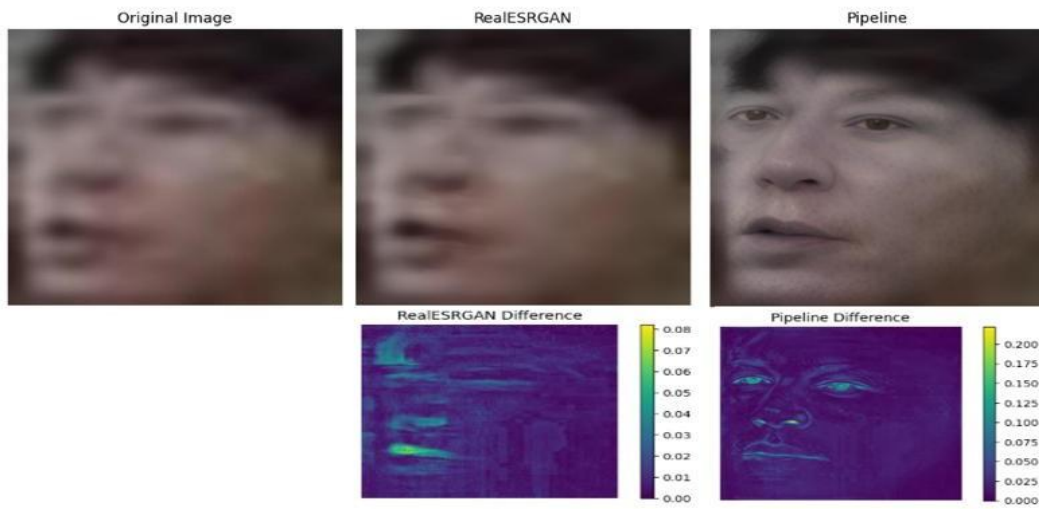
Citra 102



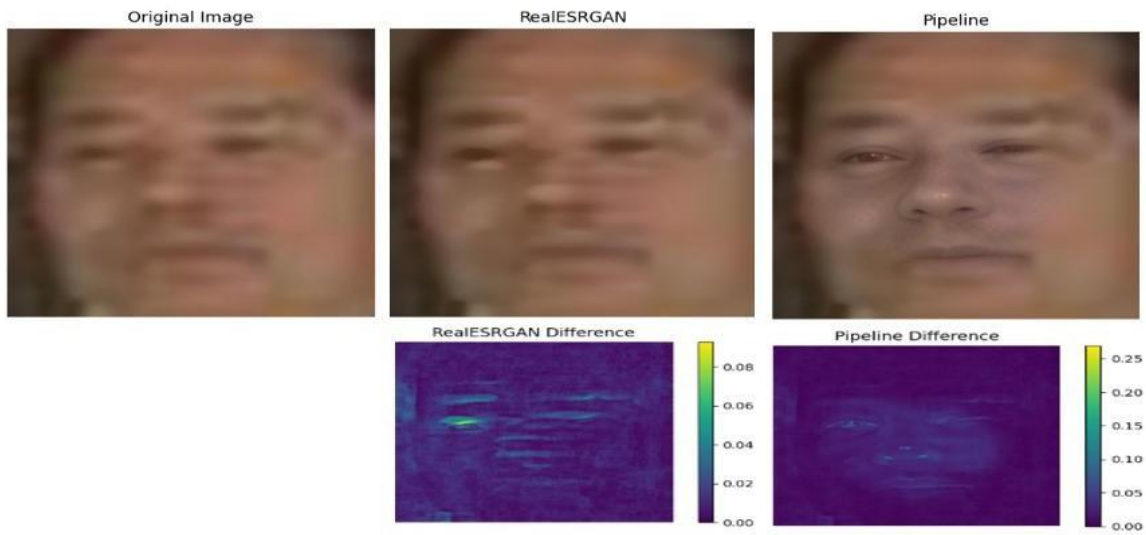
Citra 103



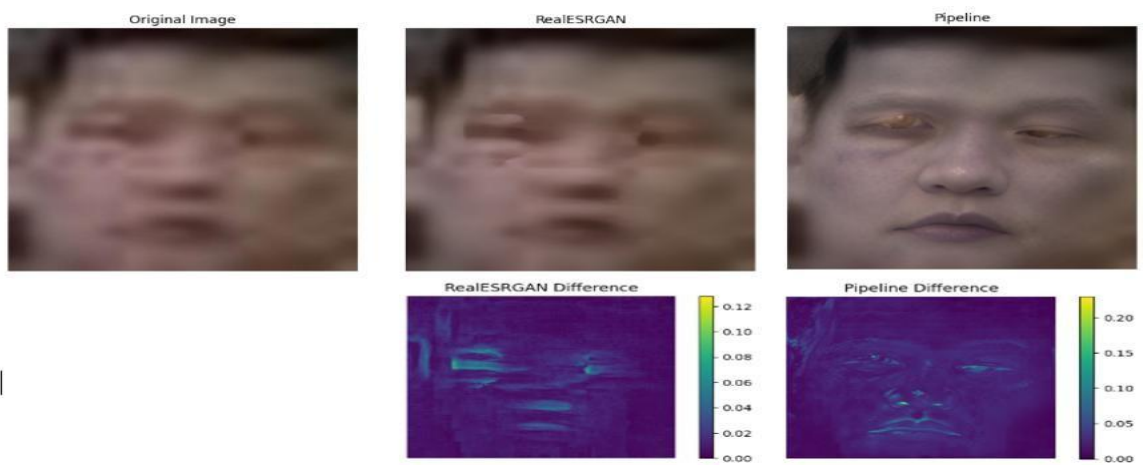
Citra 104



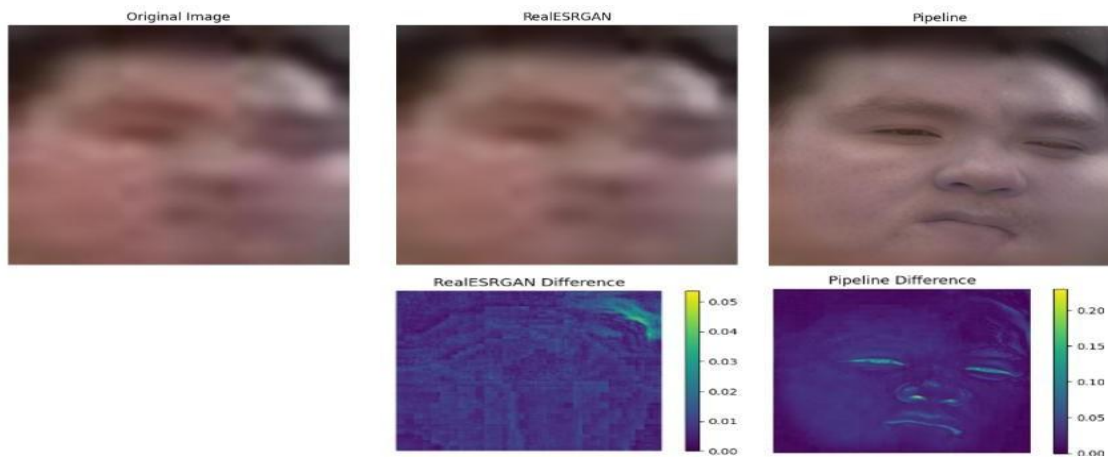
Citra 105



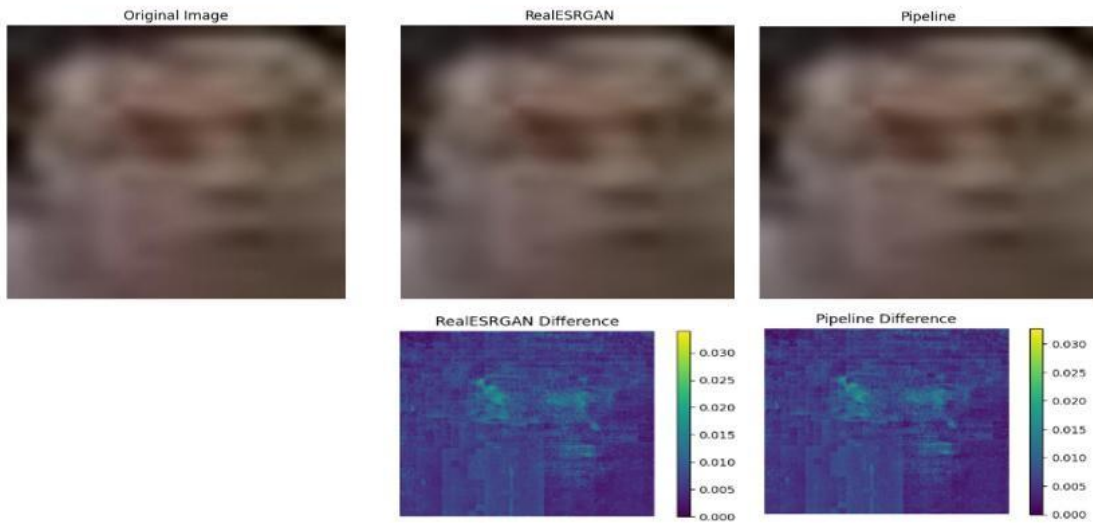
Citra 106



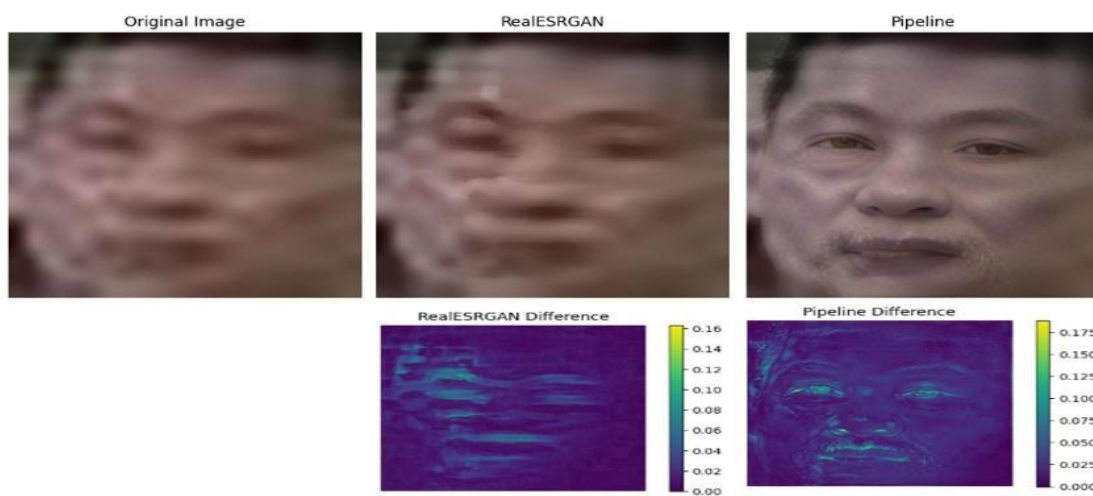
Citra 107



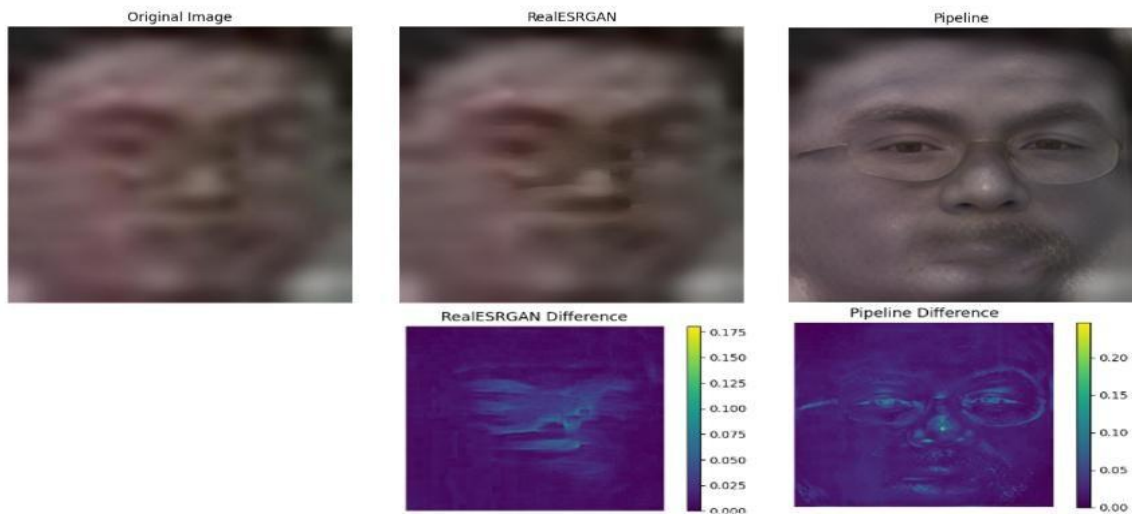
Citra 108



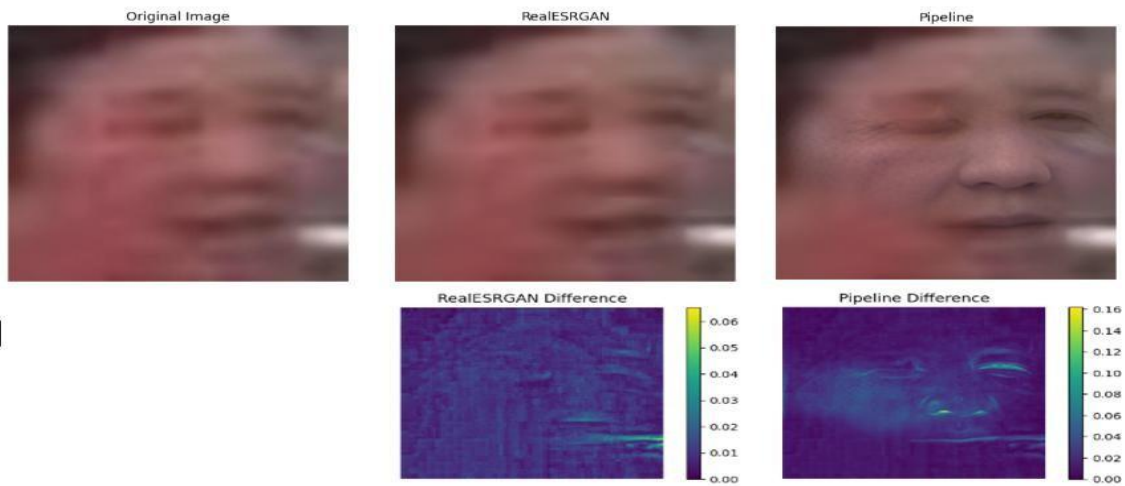
Citra 109



Citra 110



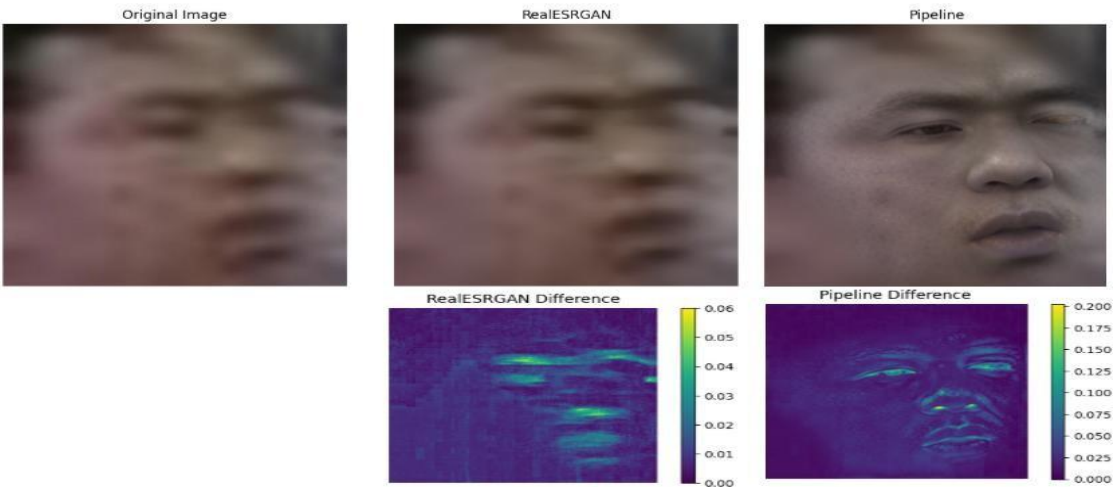
Citra 111



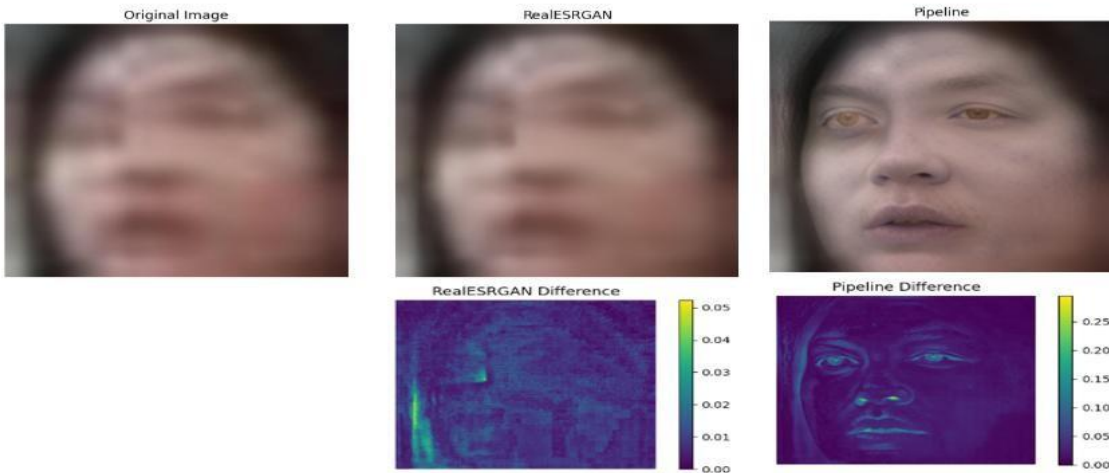
Citra 112



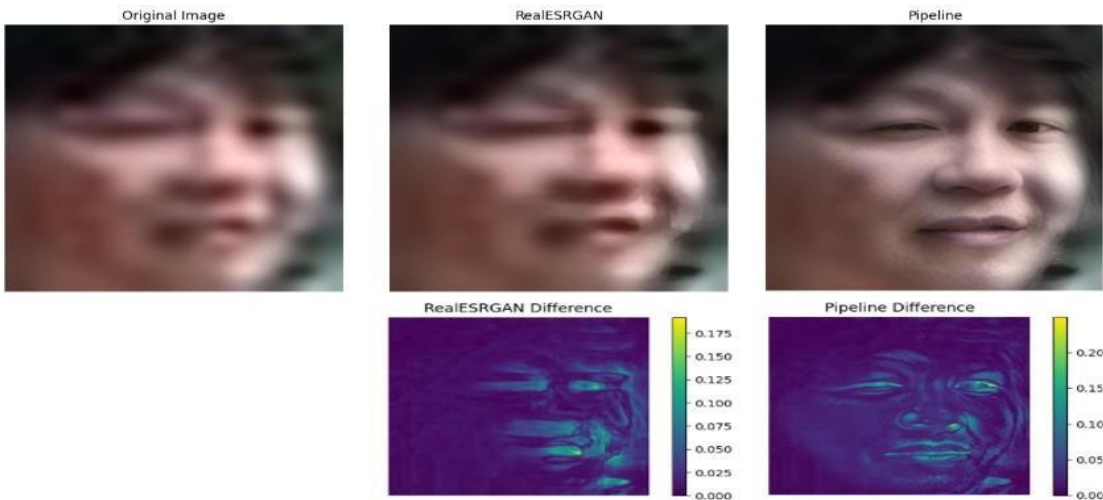
Citra 113



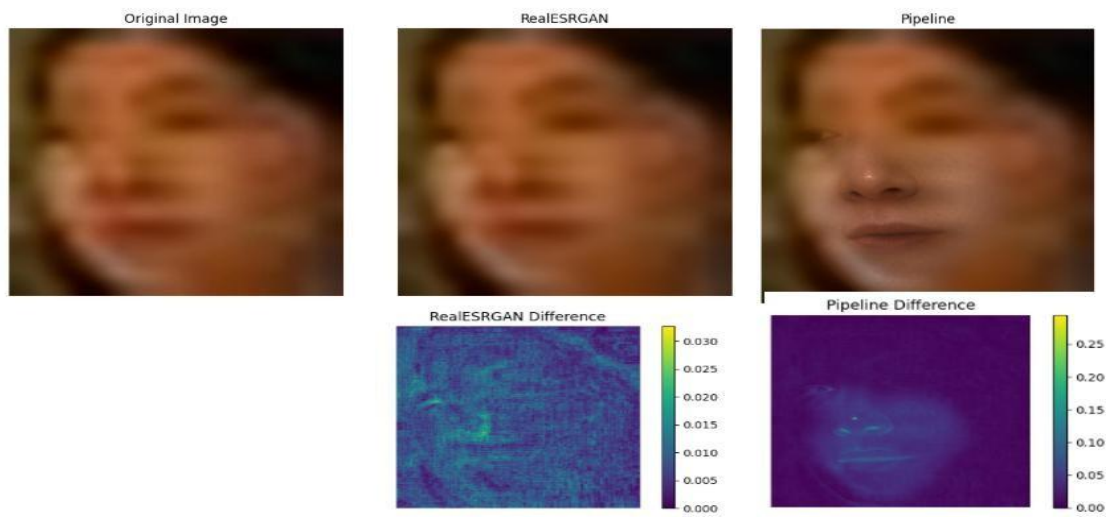
Citra 114



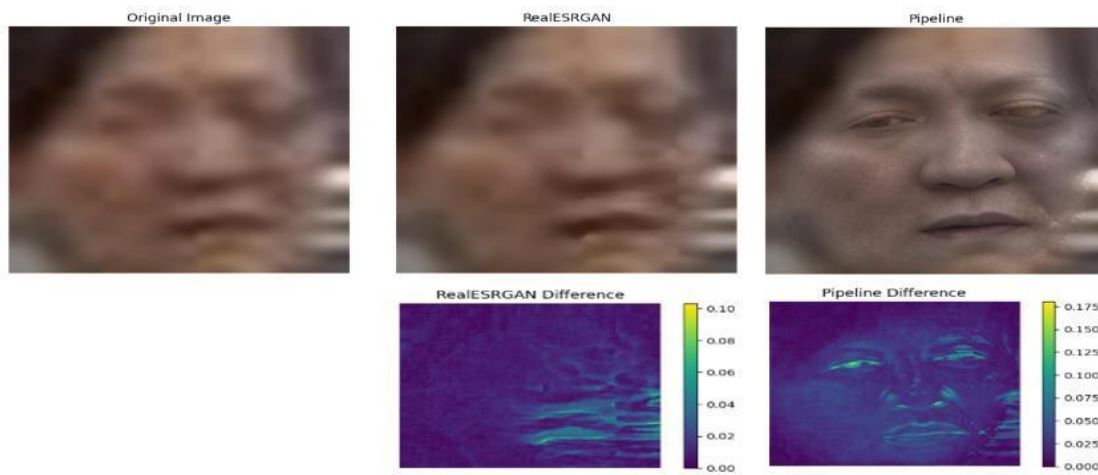
Citra 115



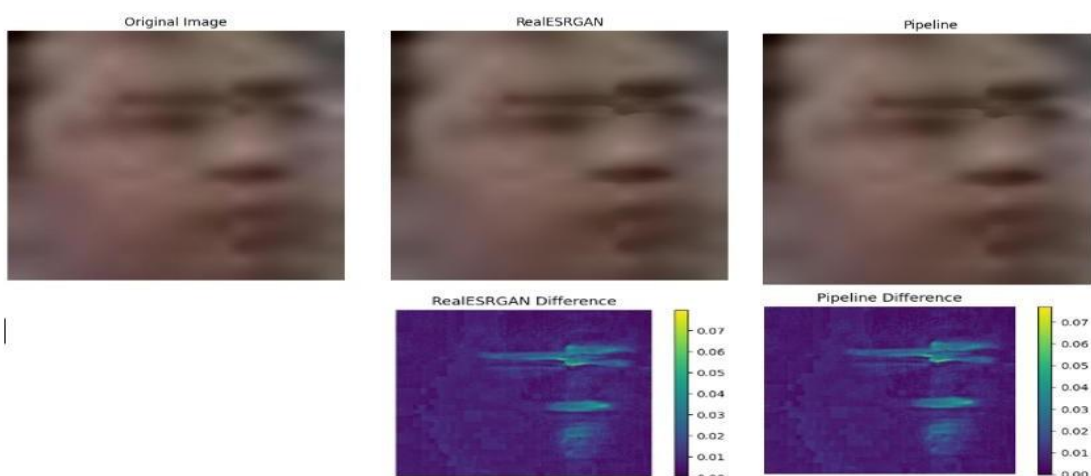
Citra 116



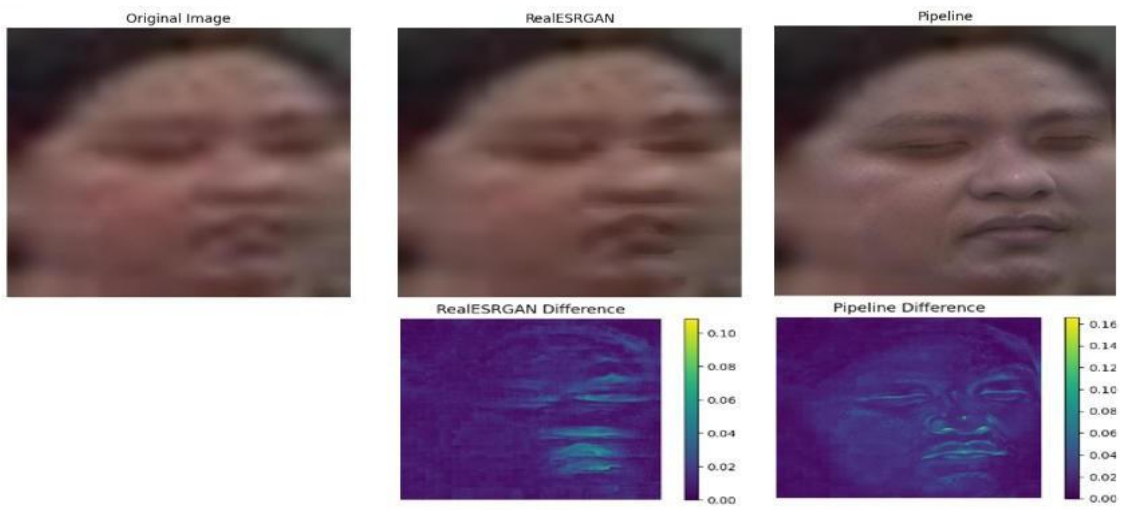
Citra 117



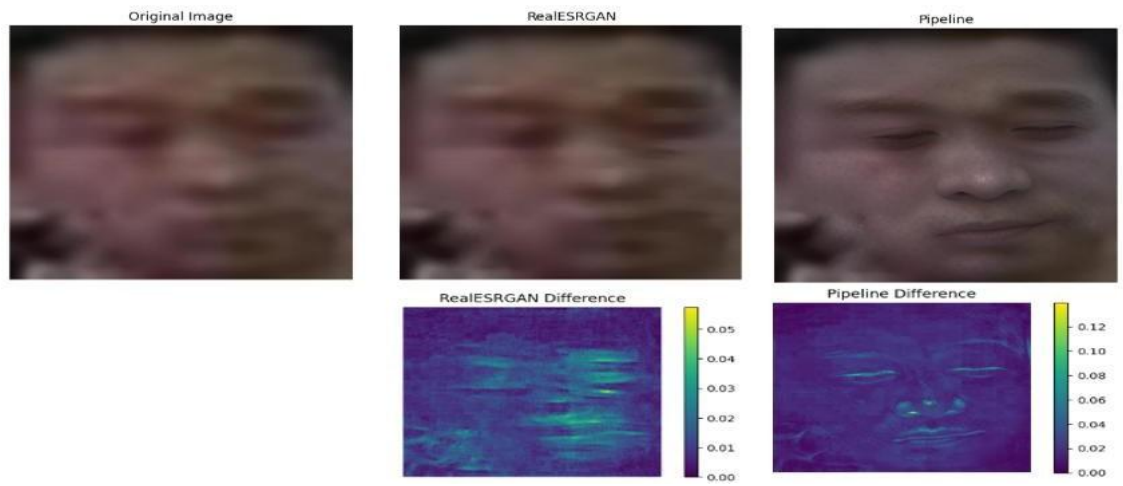
Citra 118



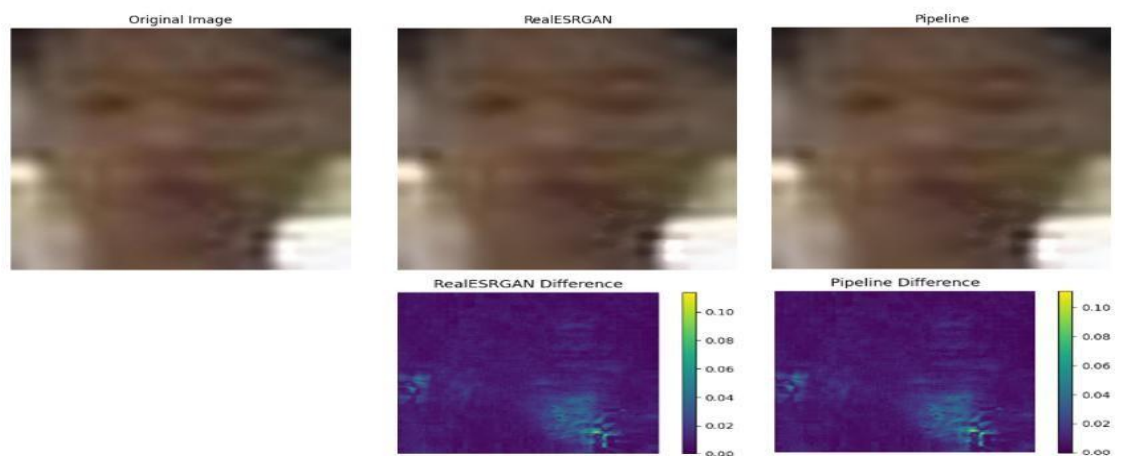
Citra 119



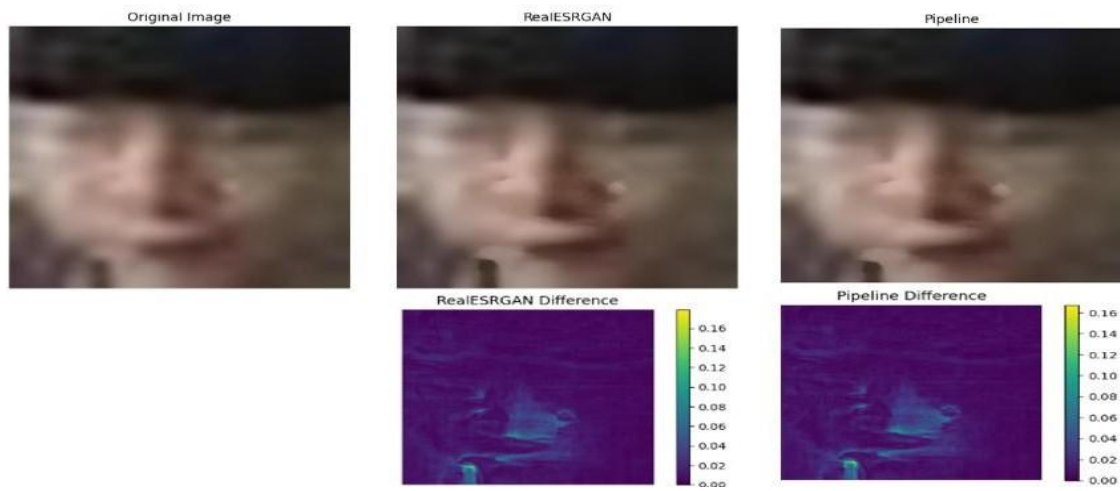
Citra 120



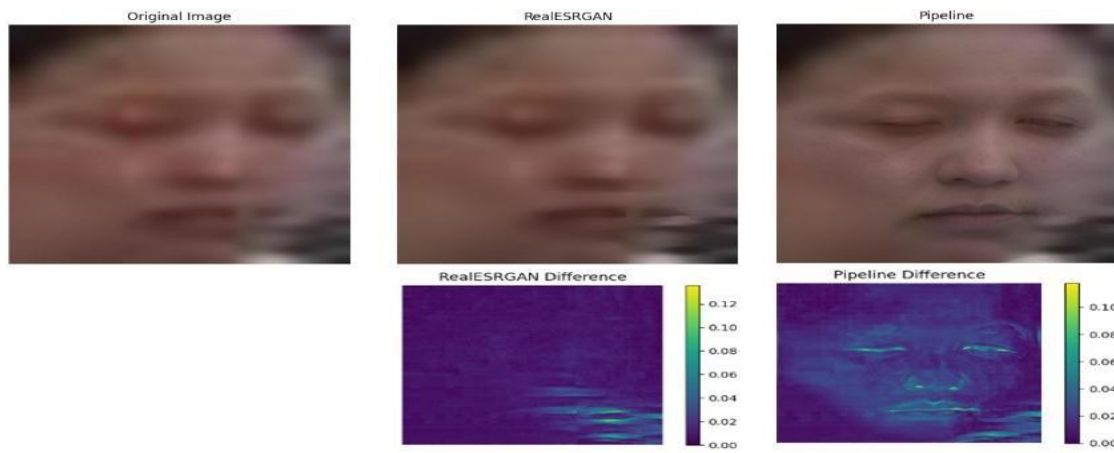
Citra 121



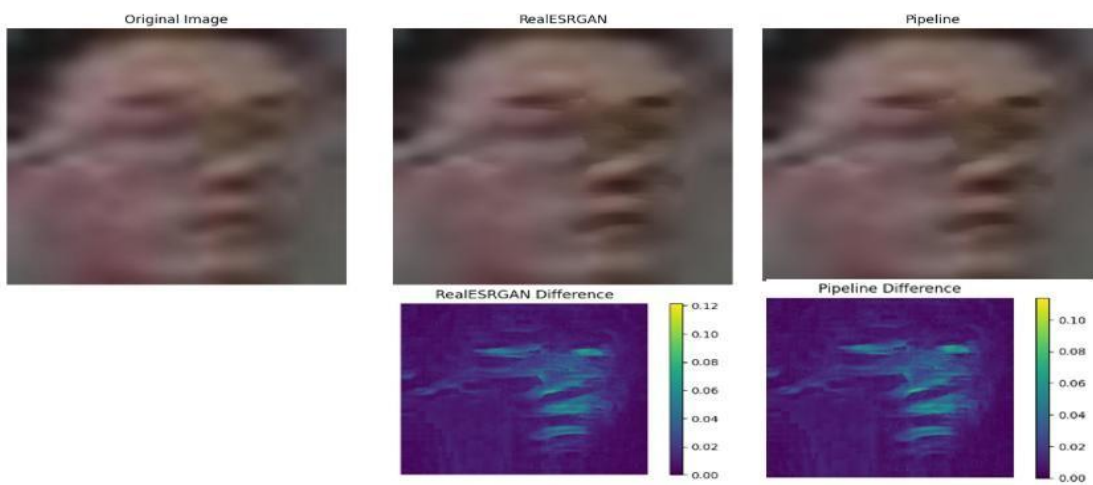
Citra 122



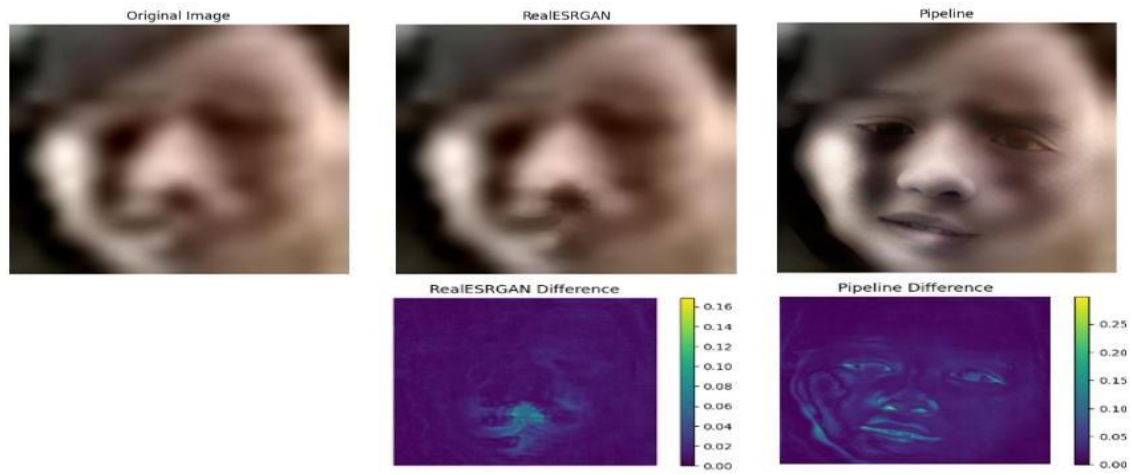
Citra 123



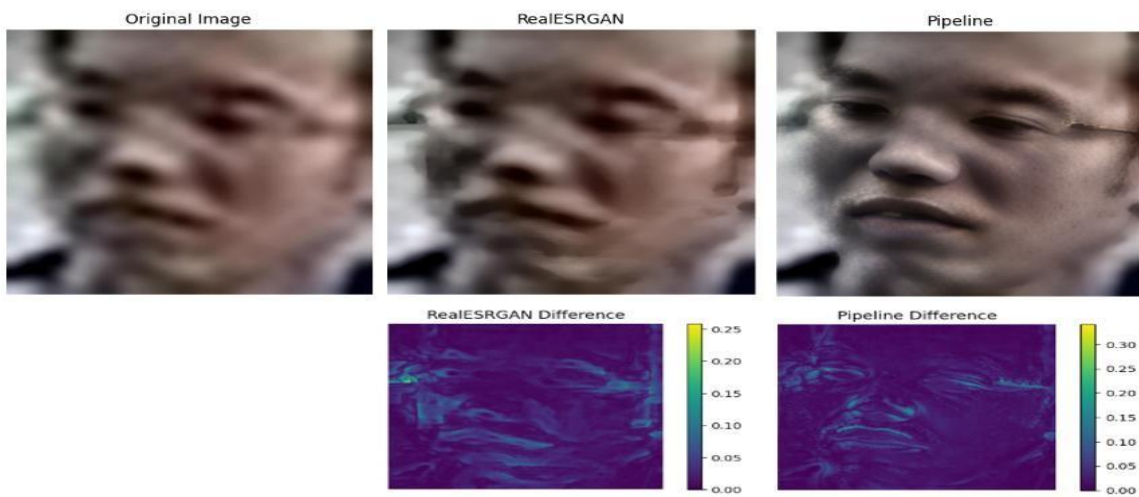
Citra 124



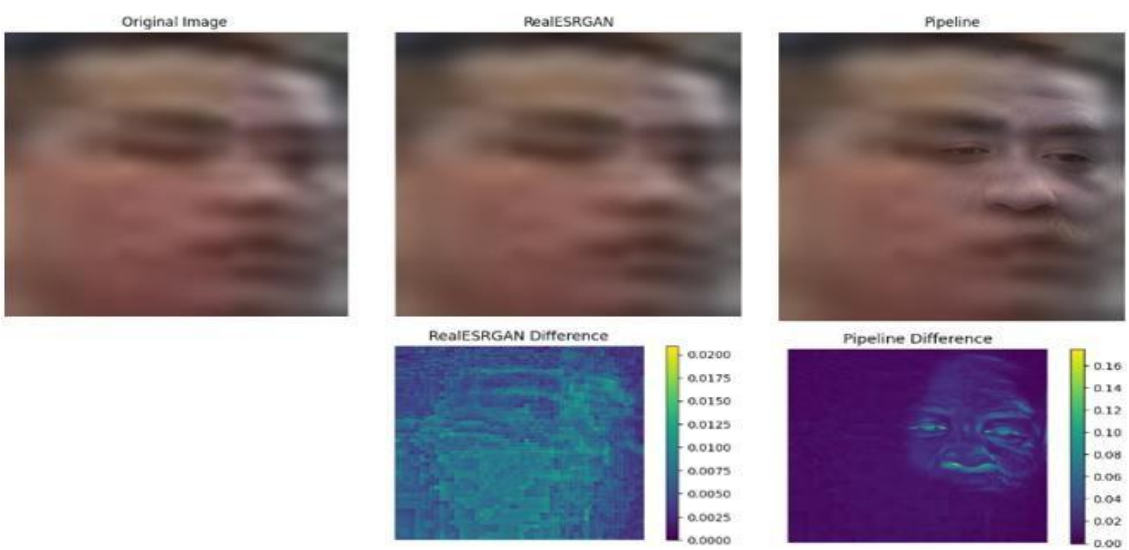
Citra 125



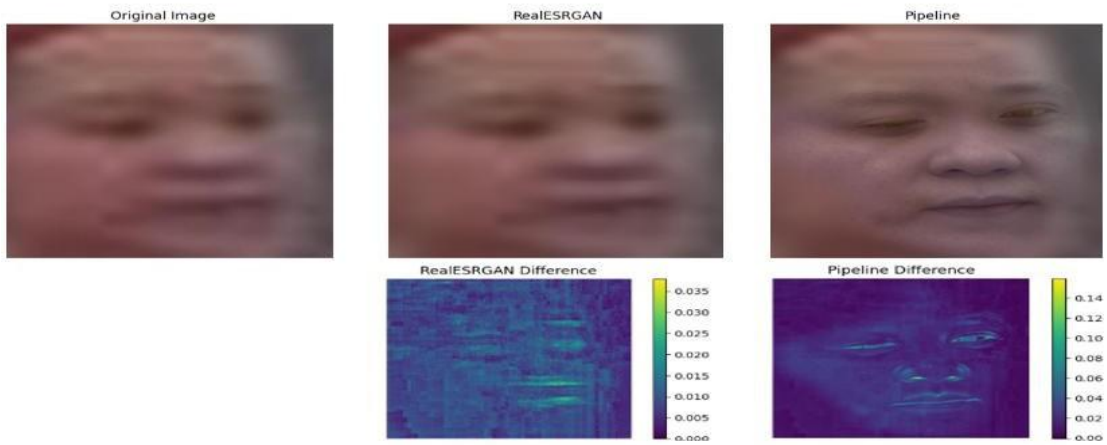
Citra 126



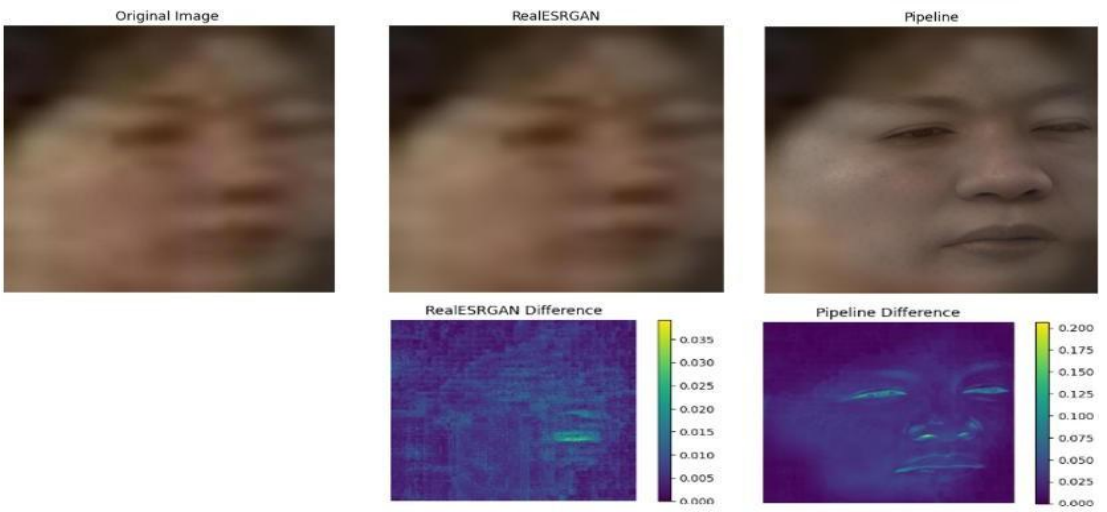
Citra 127



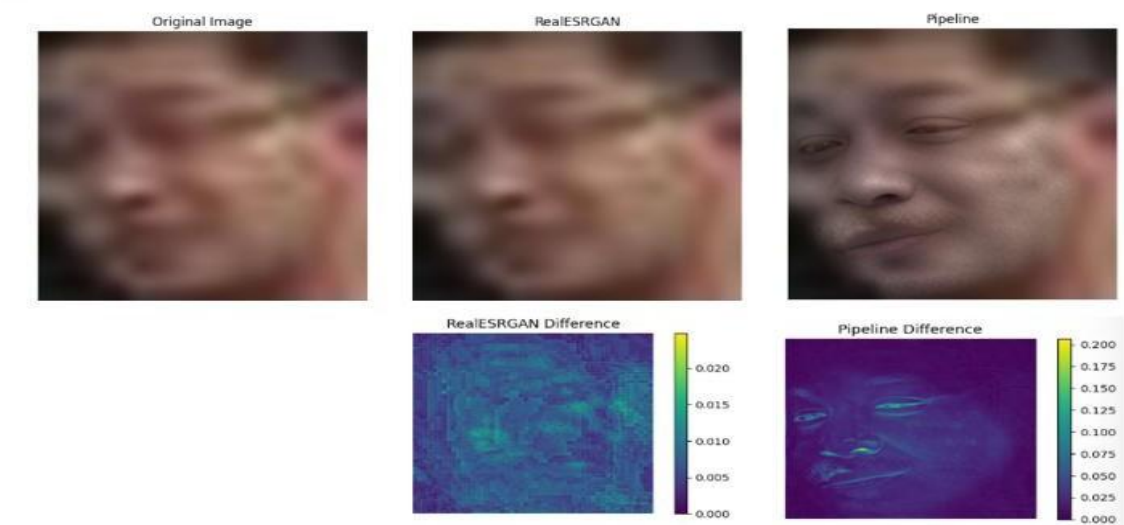
Citra 128



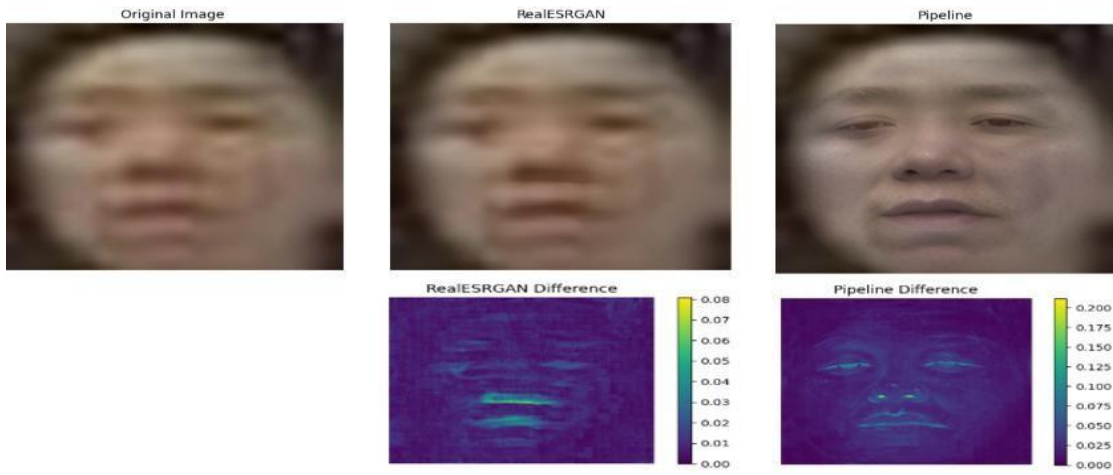
Citra 129



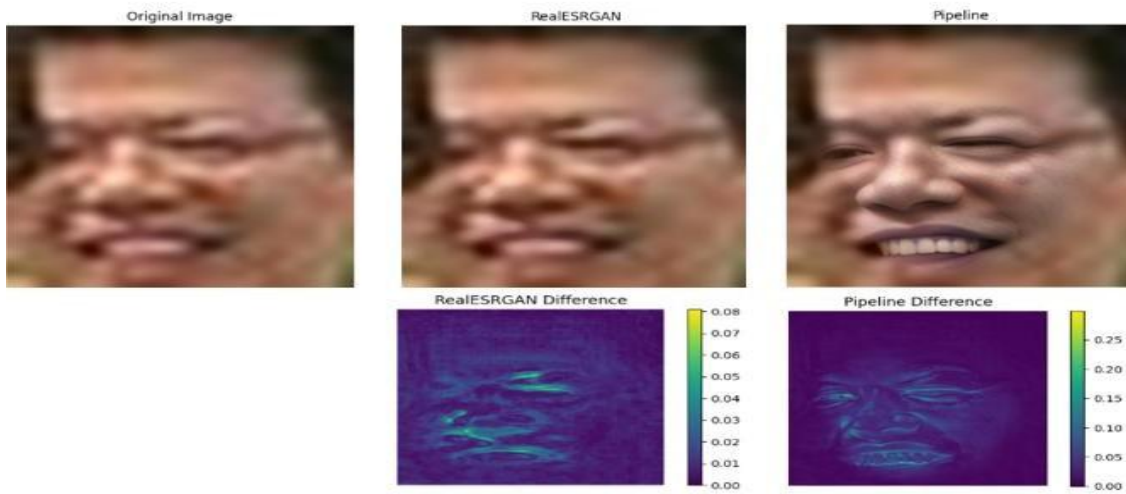
Citra 130



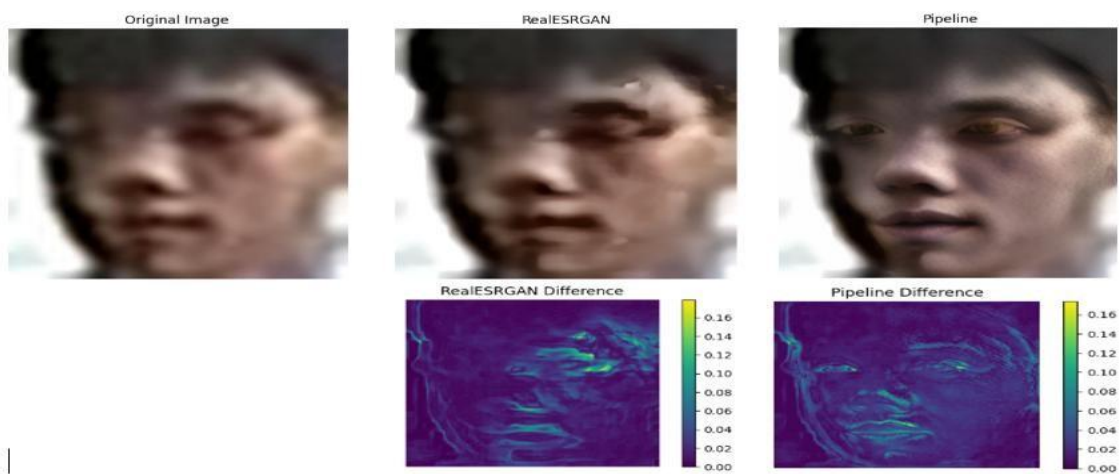
Citra 131



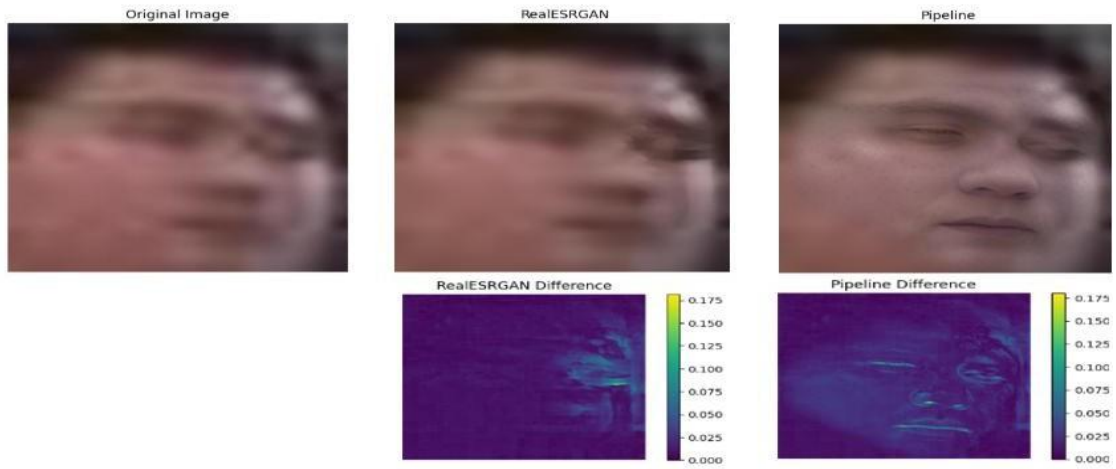
Citra 132



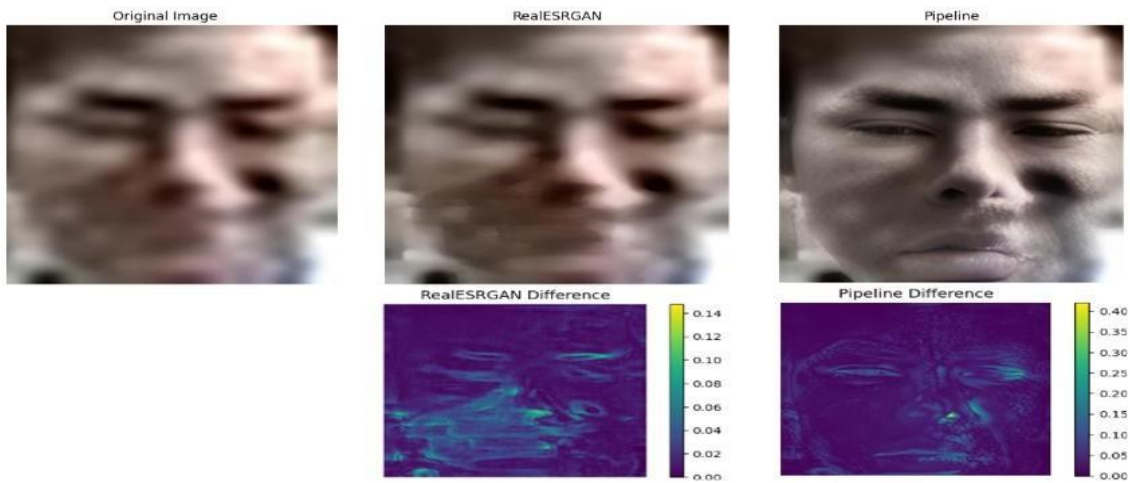
Citra 133



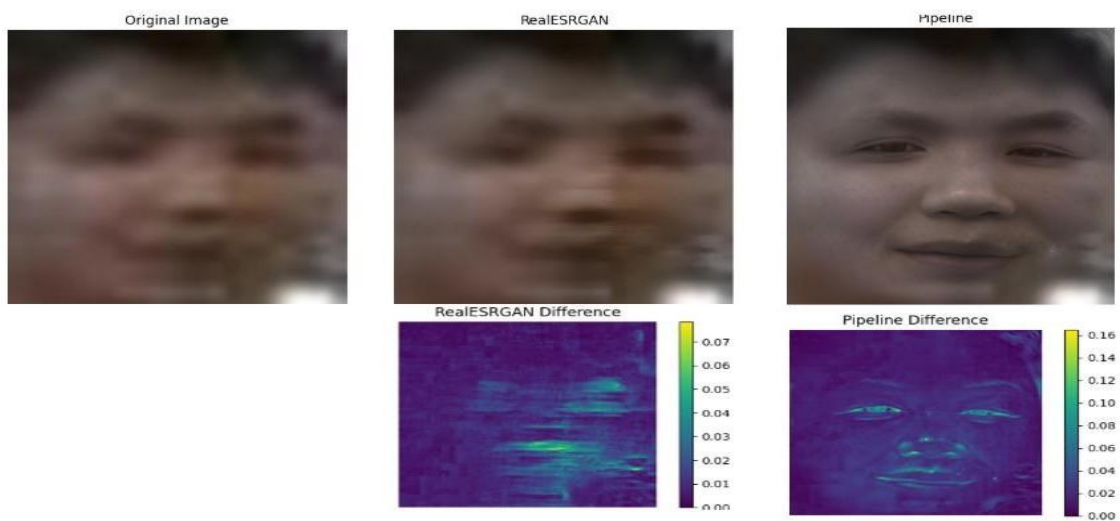
Citra 134



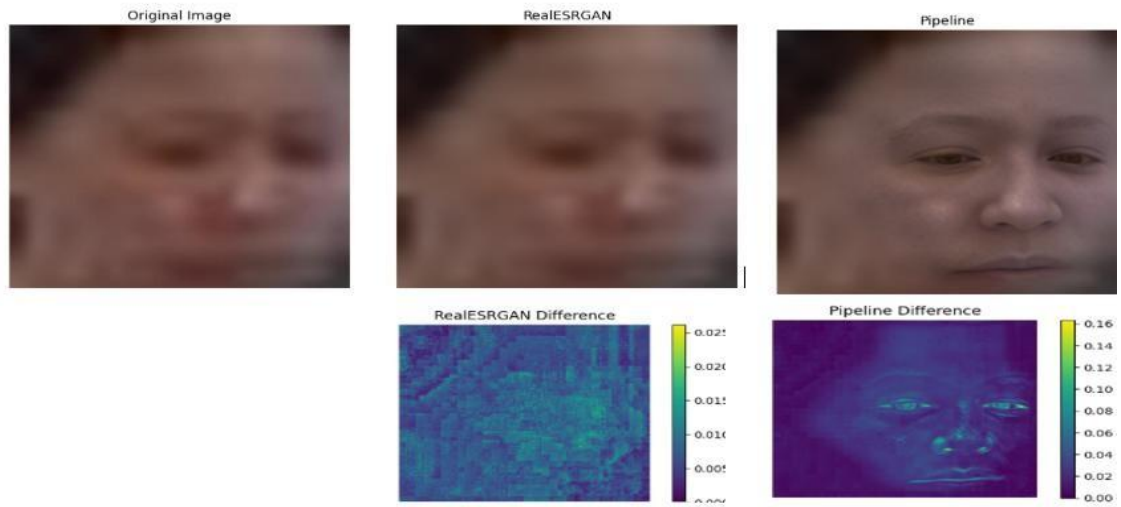
Citra 135



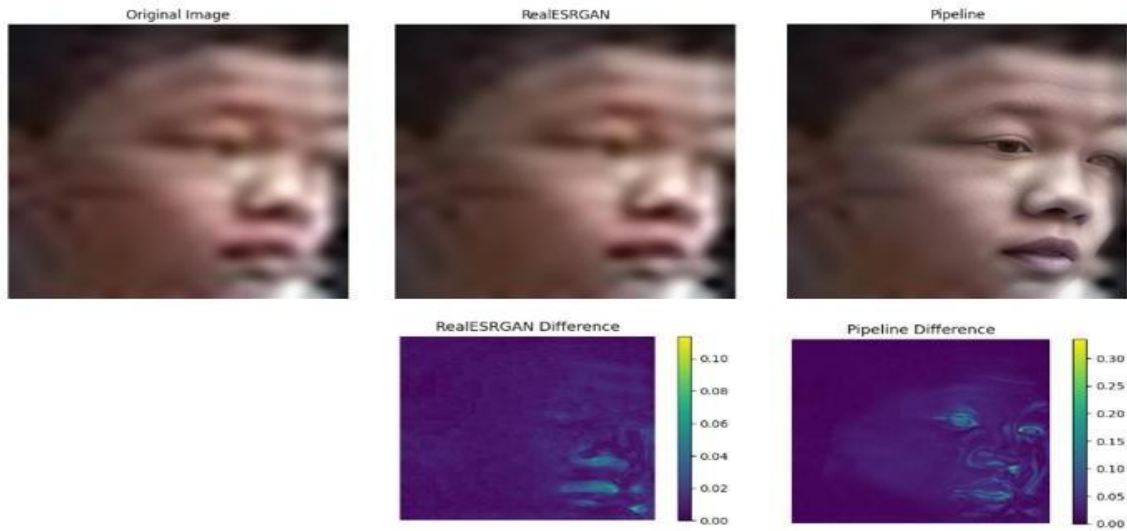
Citra 136



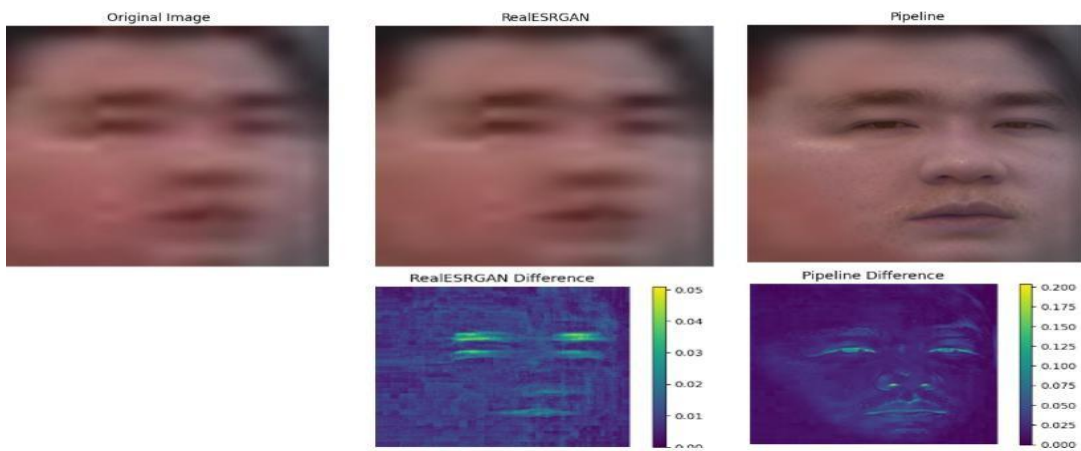
Citra 137



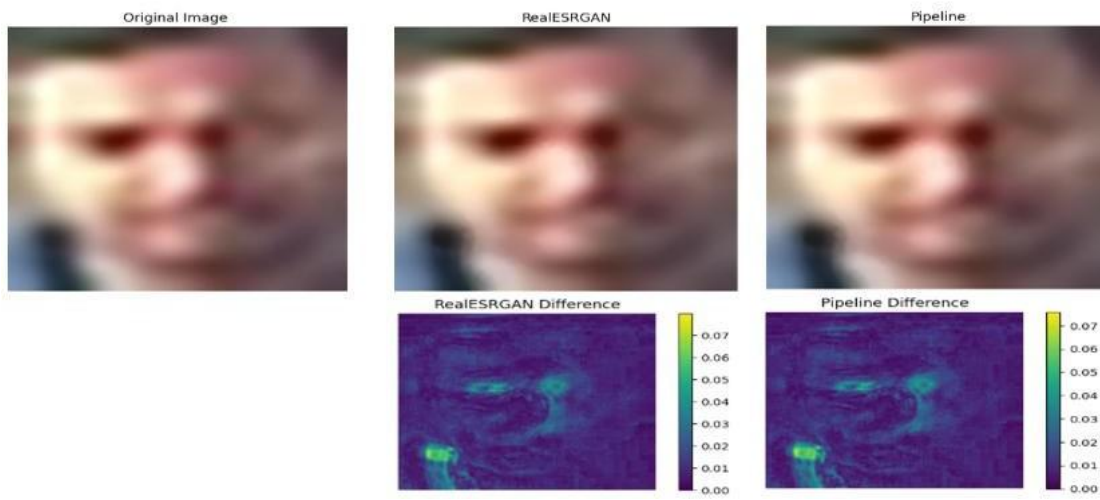
Citra 138



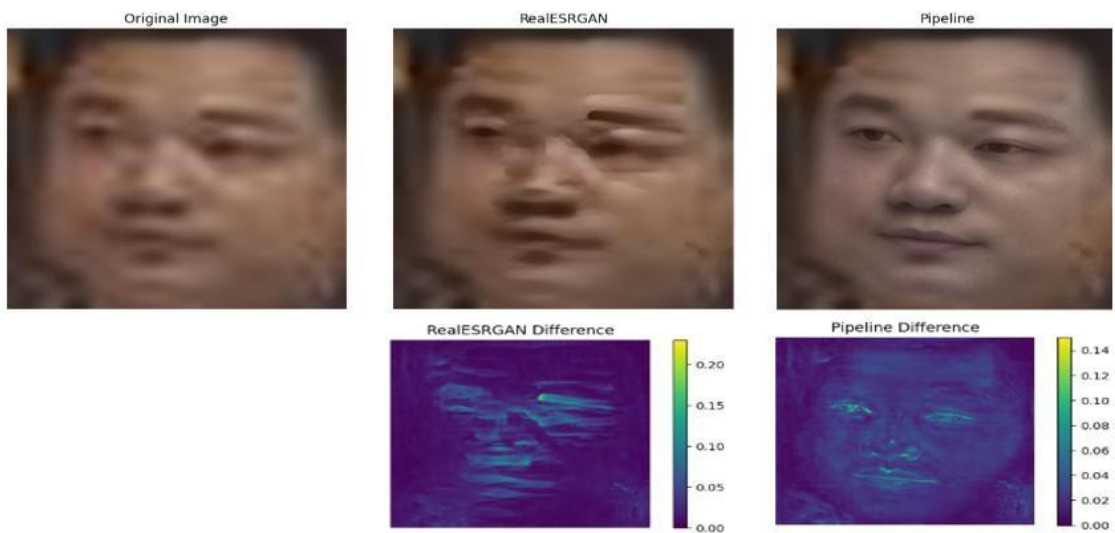
Citra 139



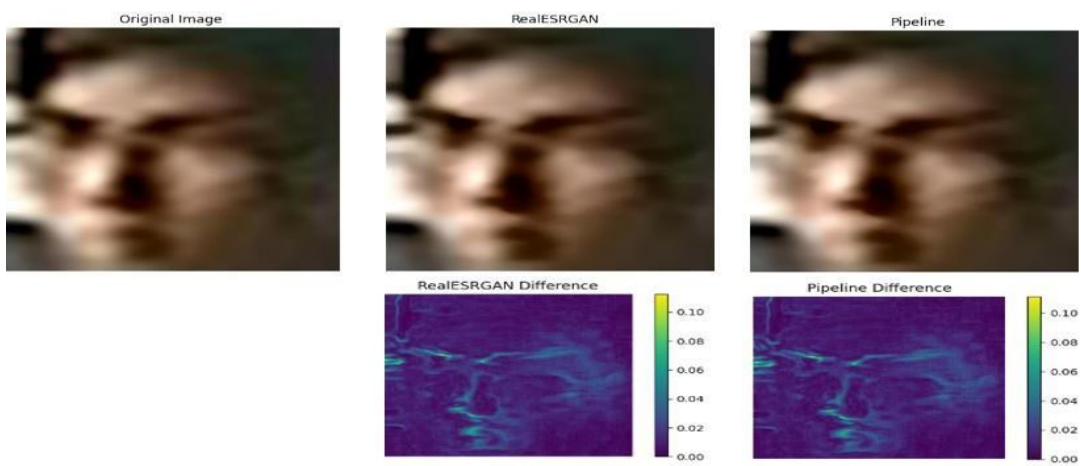
Citra 140



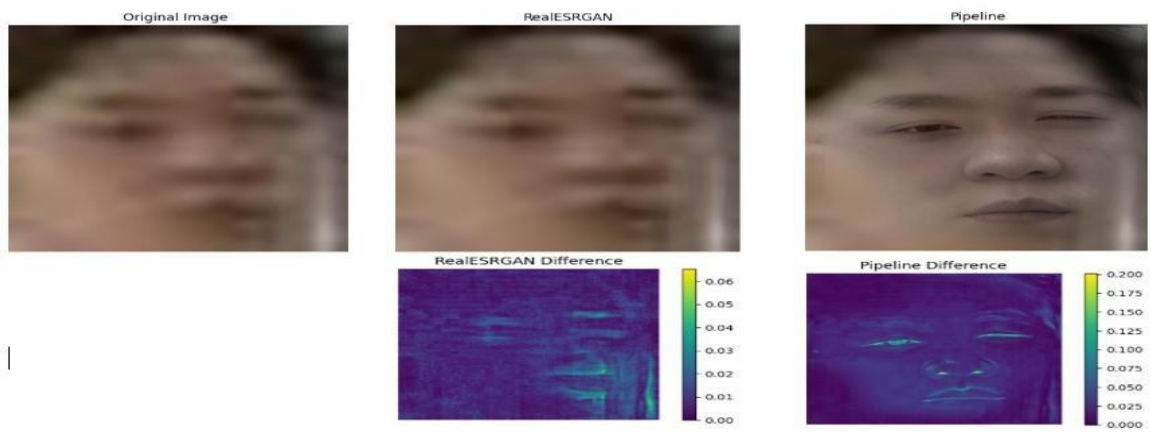
Citra 141



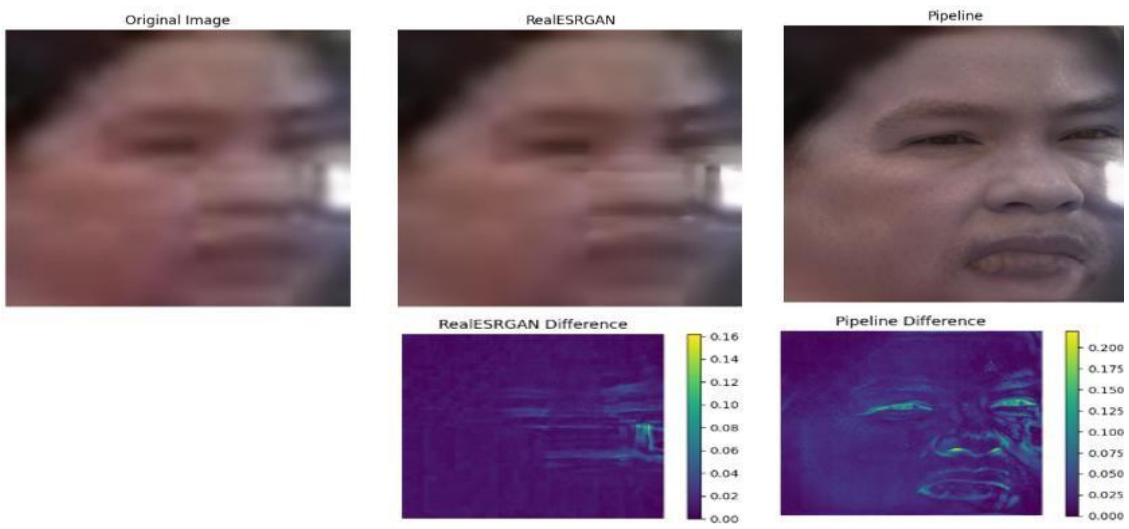
Citra 142



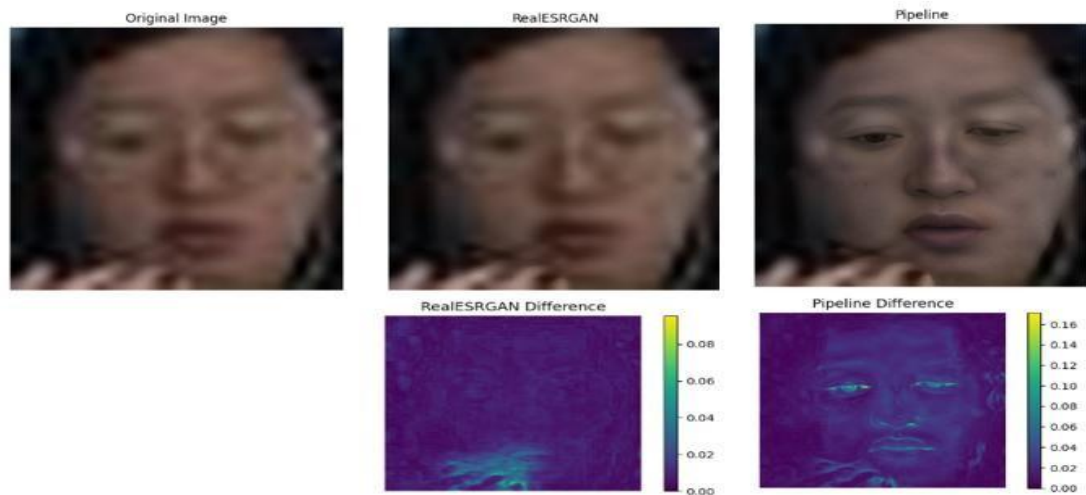
Citra 143



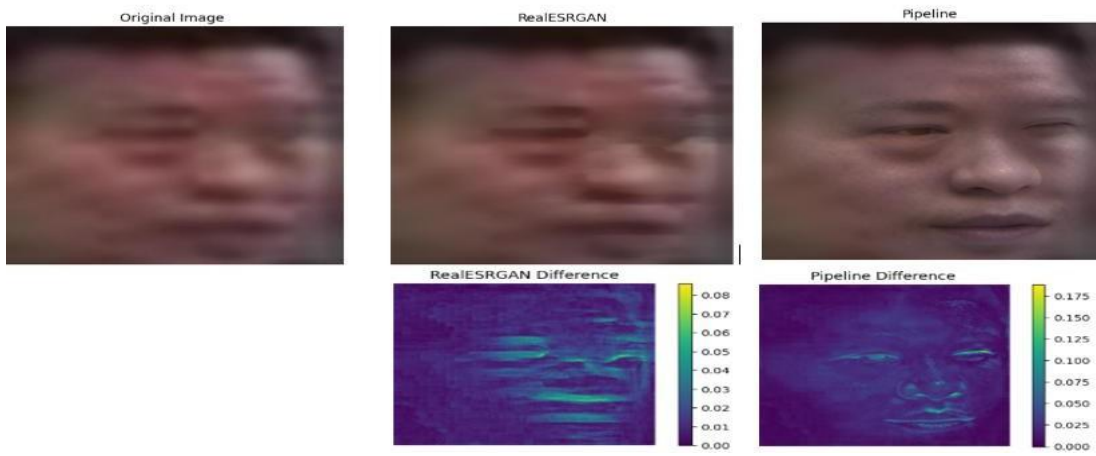
Citra 144



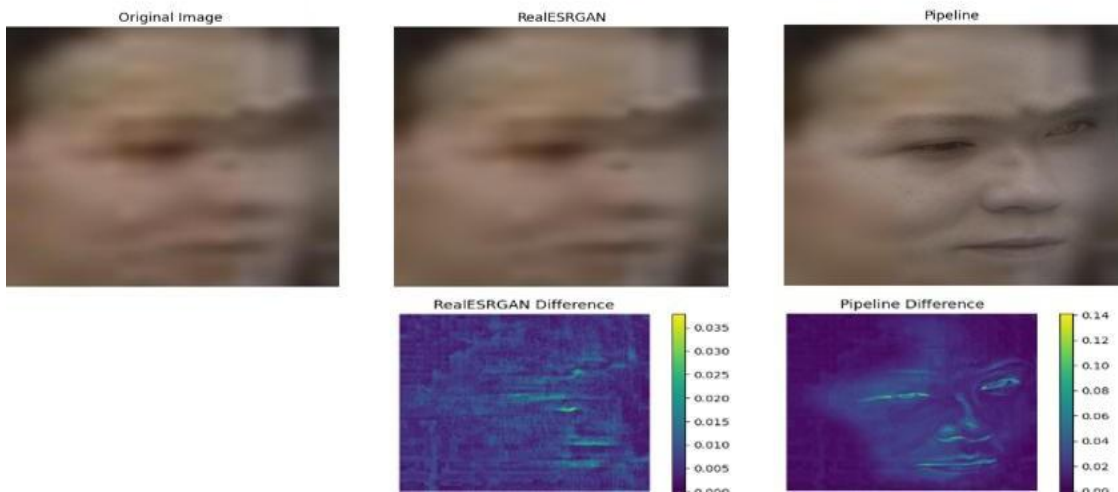
Citra 145



Citra 146



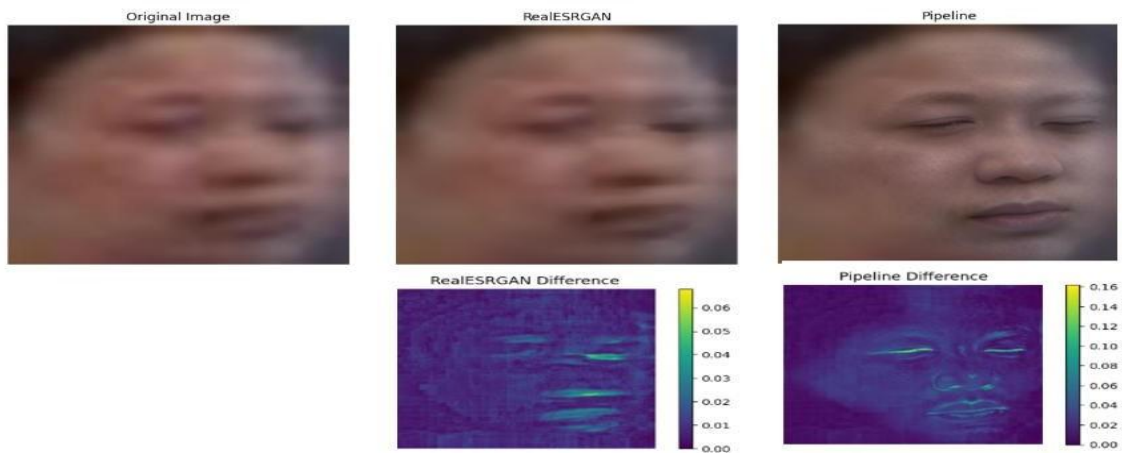
Citra 147



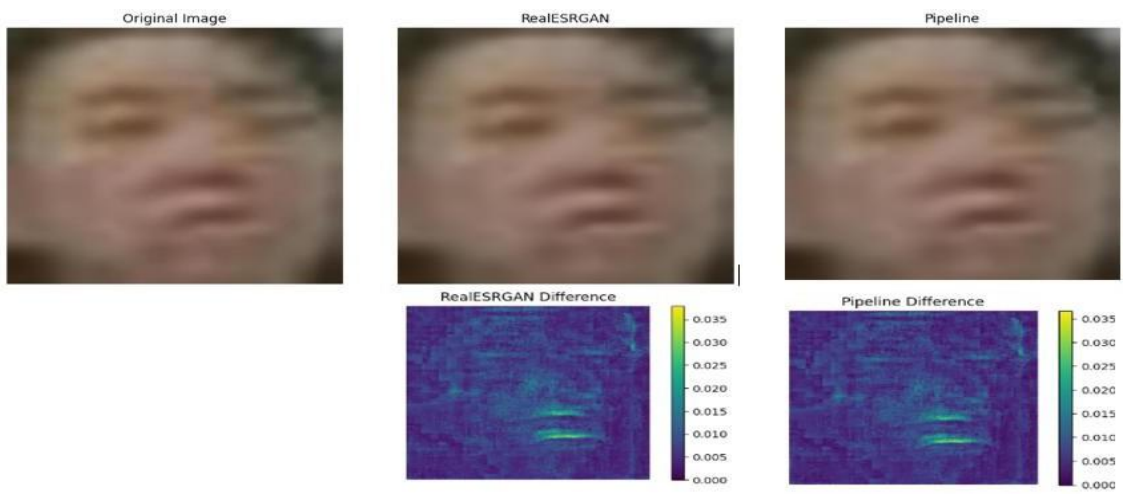
Citra 148



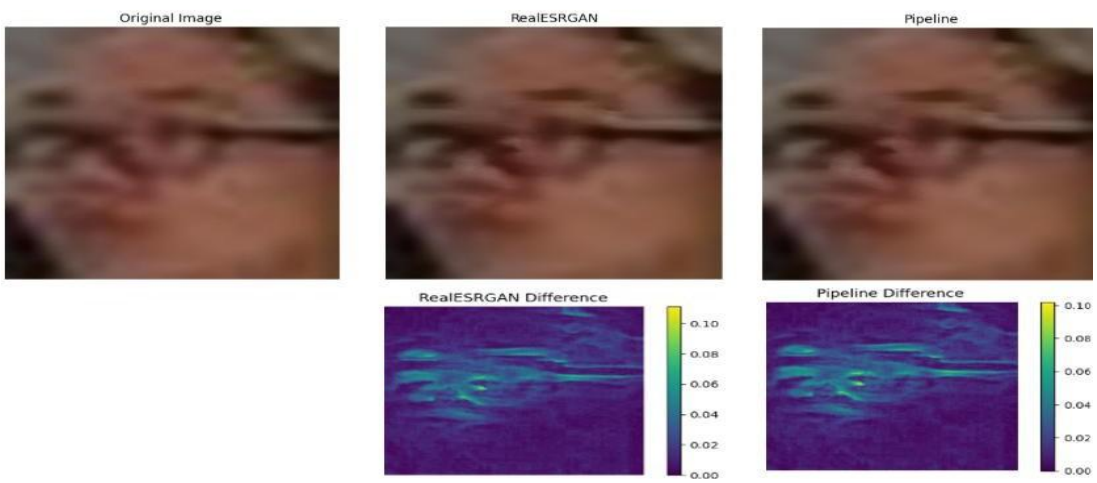
Citra 149



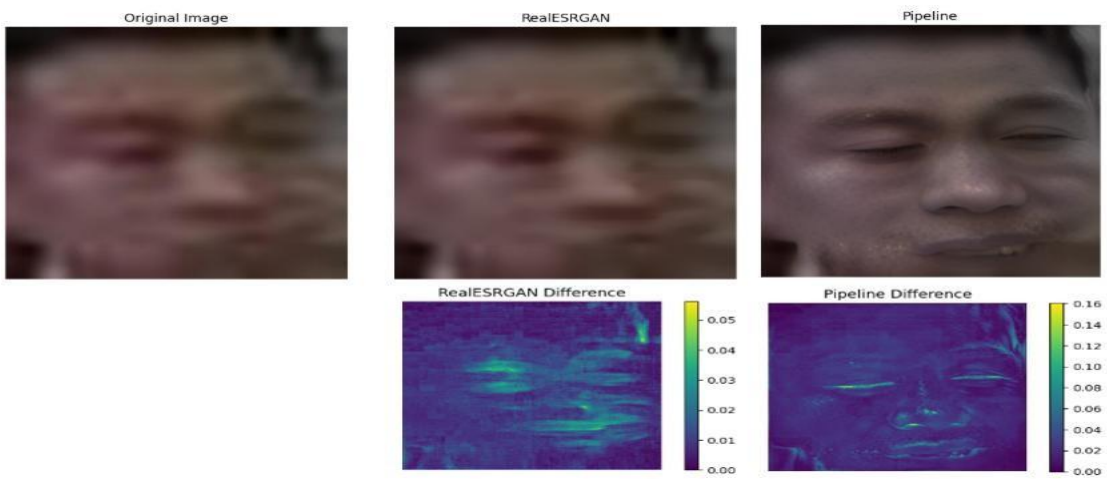
Citra 150



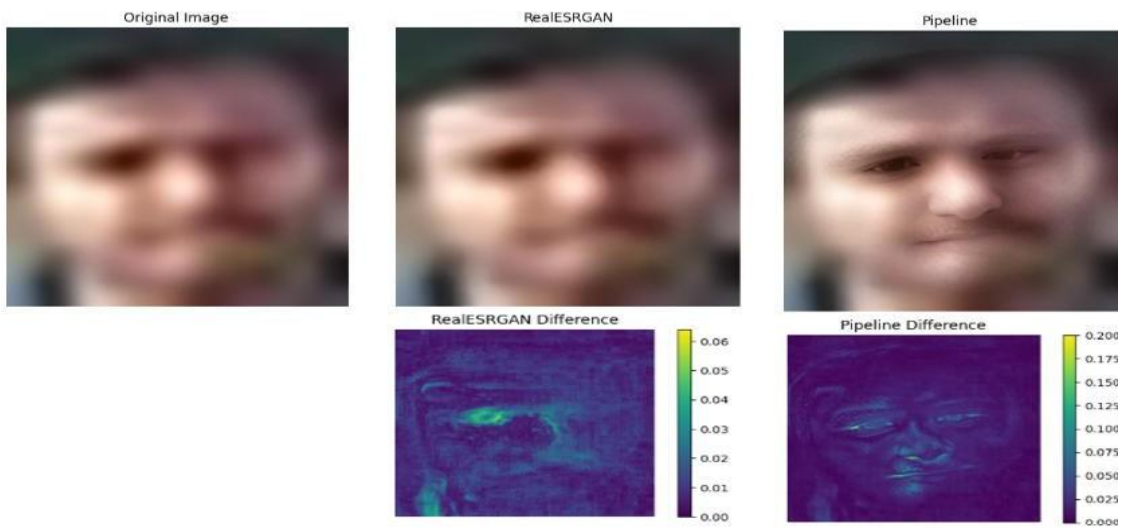
Citra 151



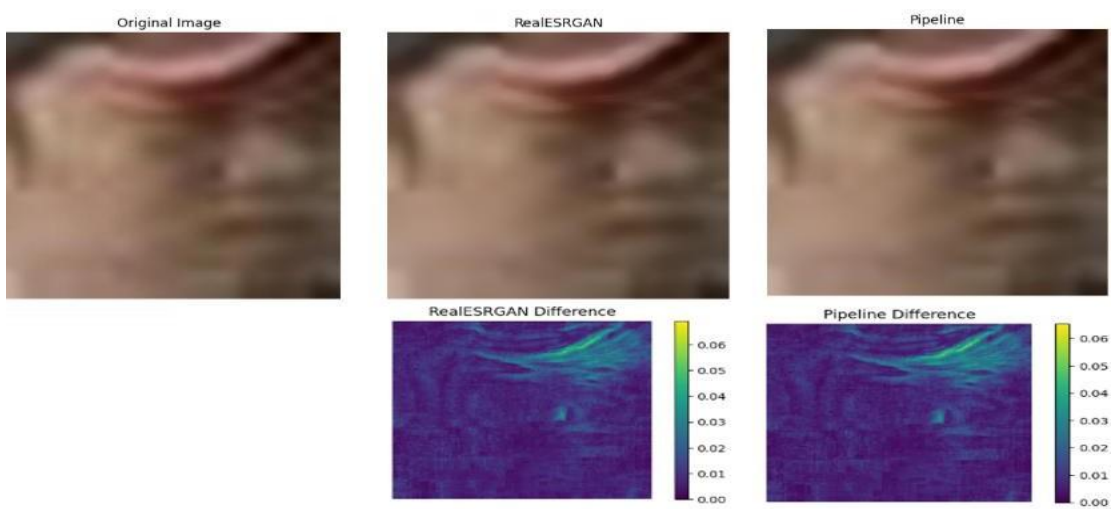
Citra 152



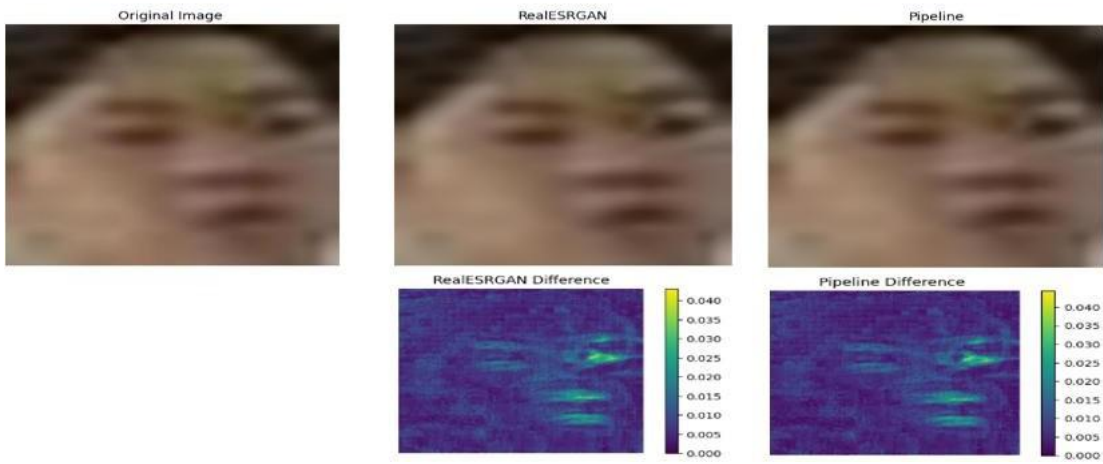
Citra 153



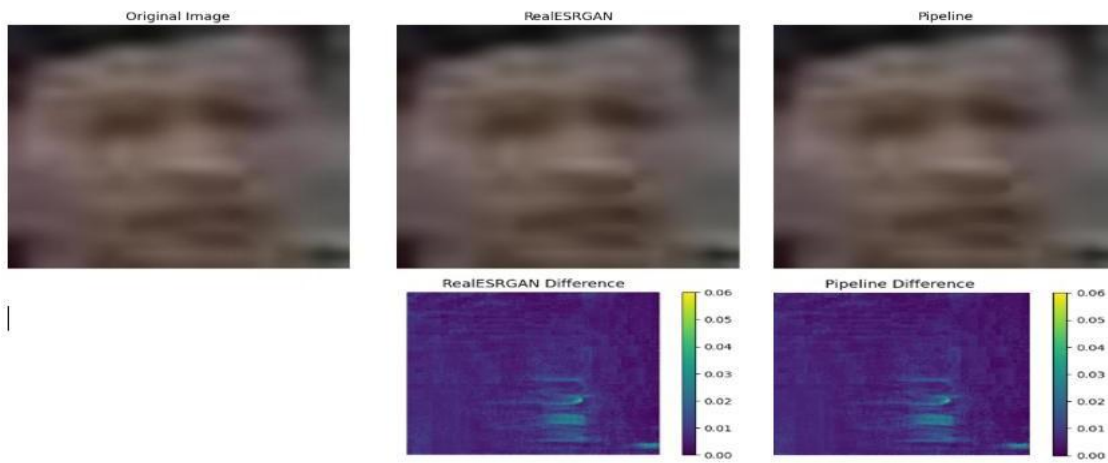
Citra 154



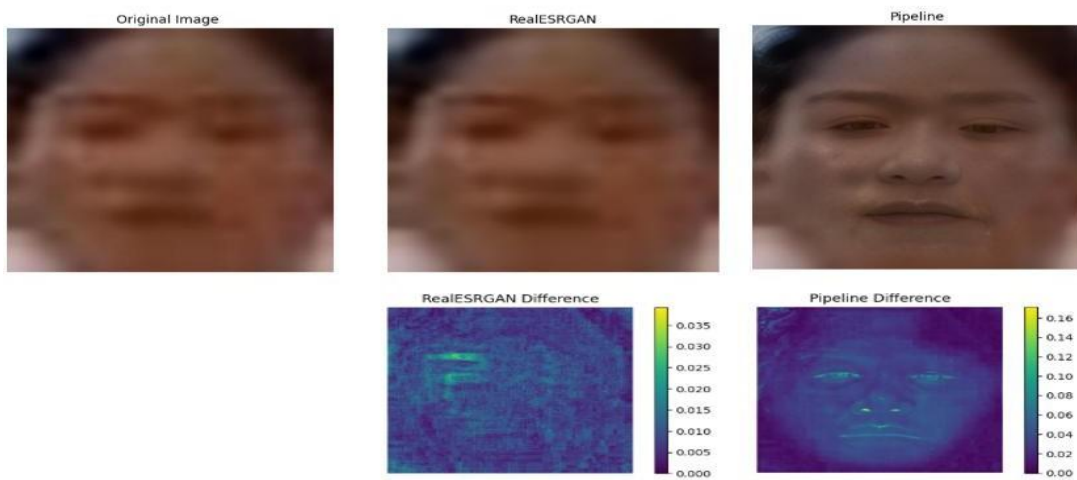
Citra 155



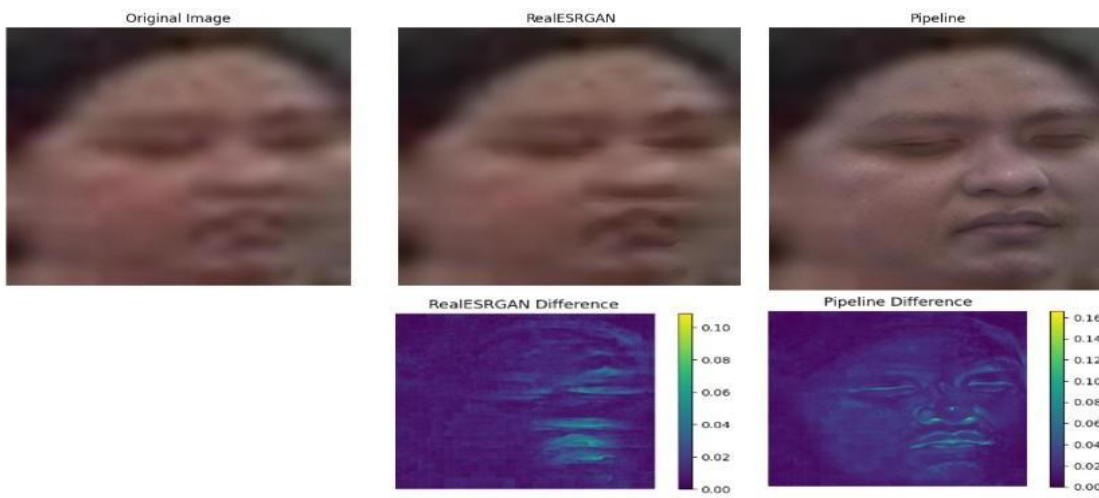
Citra 156



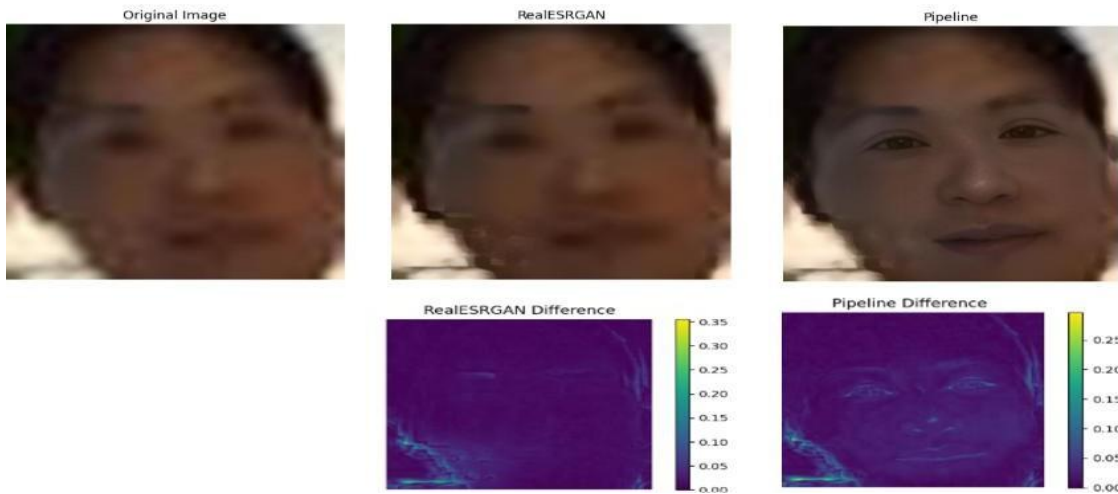
Citra 157



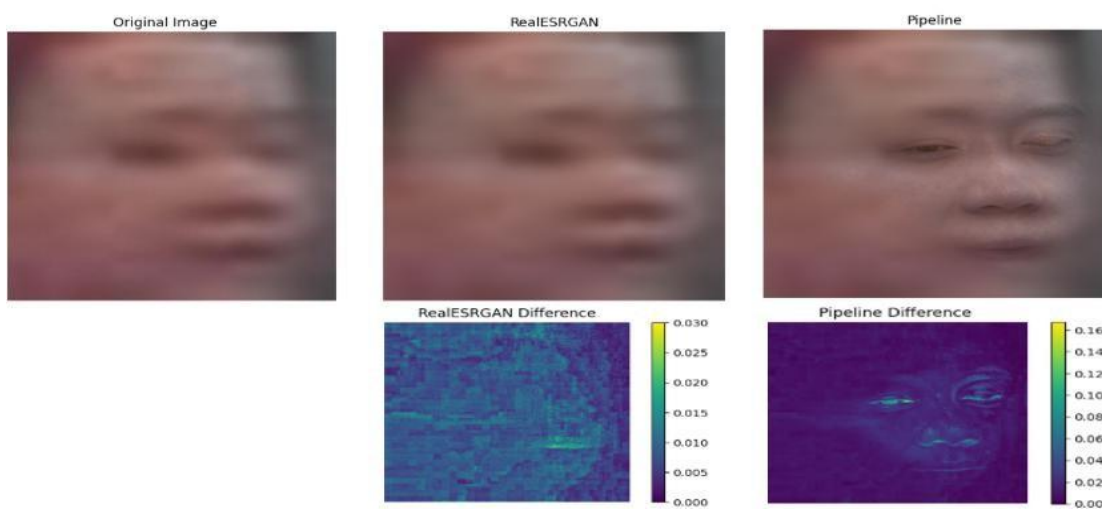
Citra 158



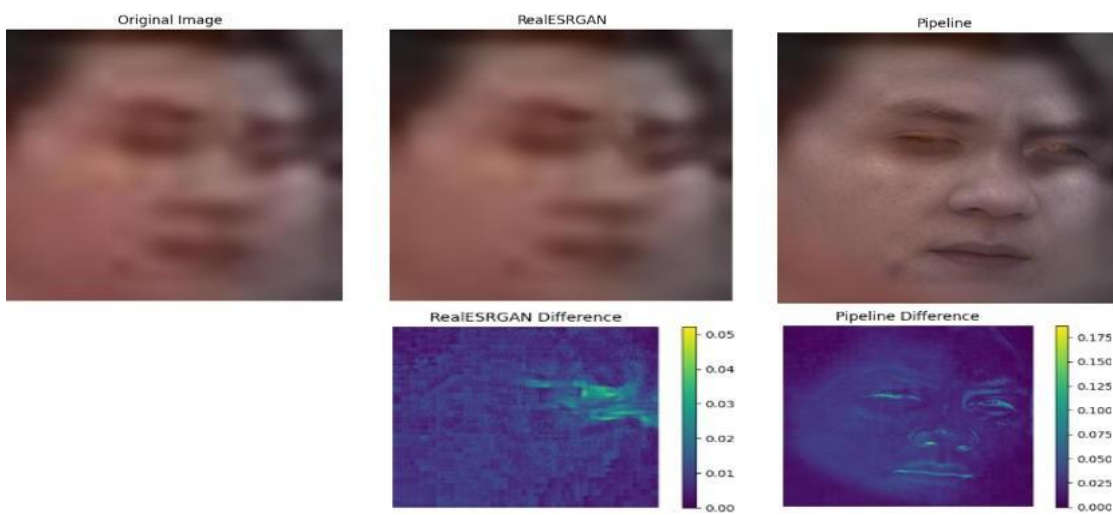
Citra 159



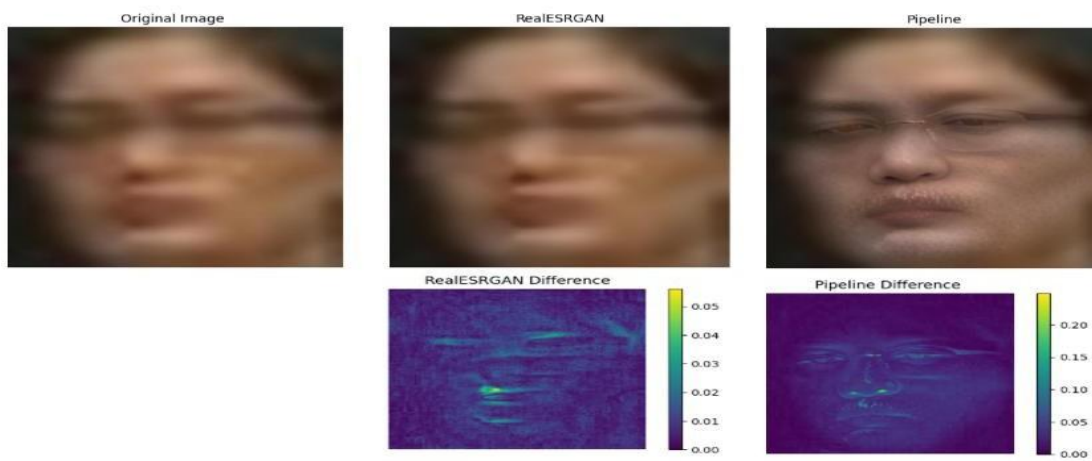
Citra 160



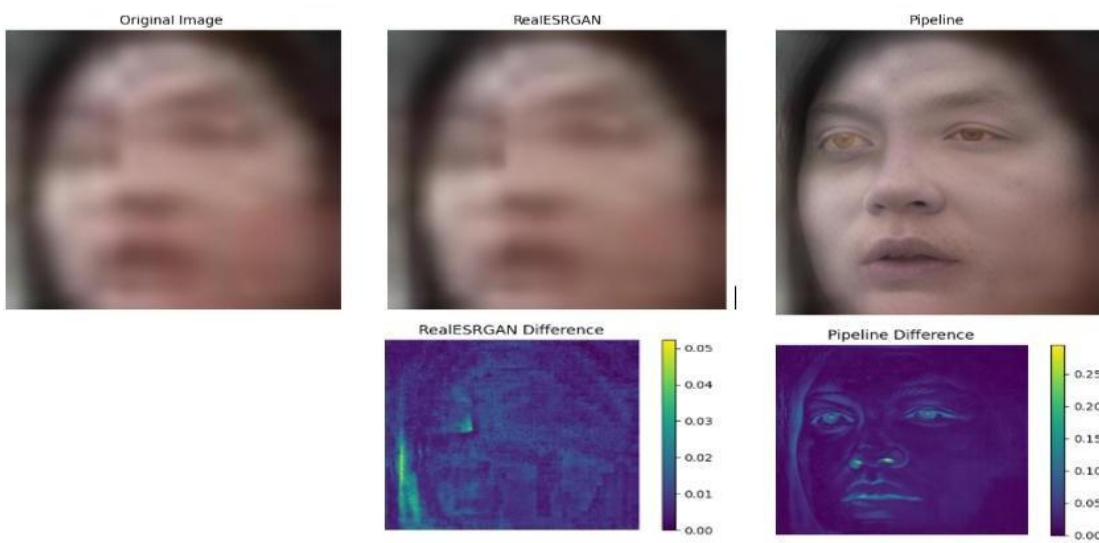
Citra 161



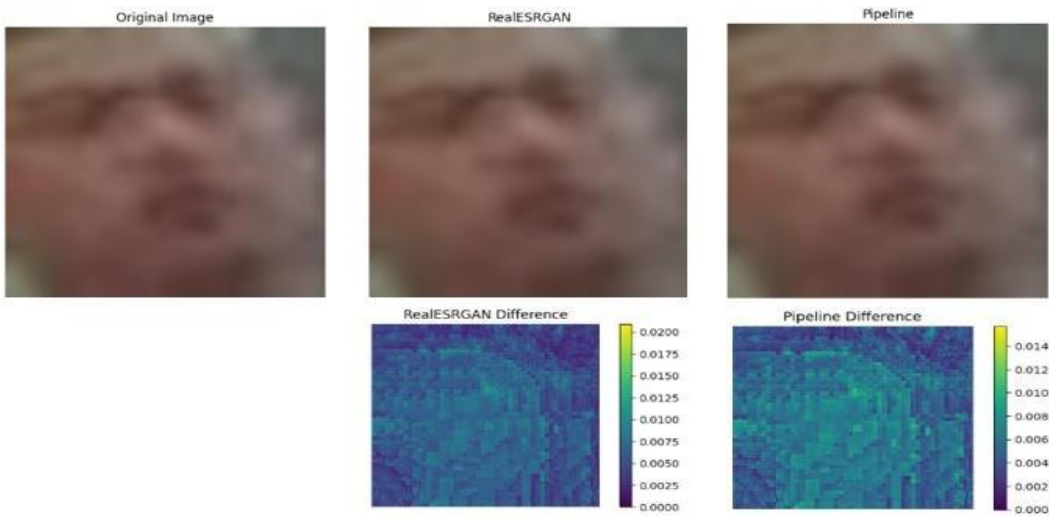
Citra 162



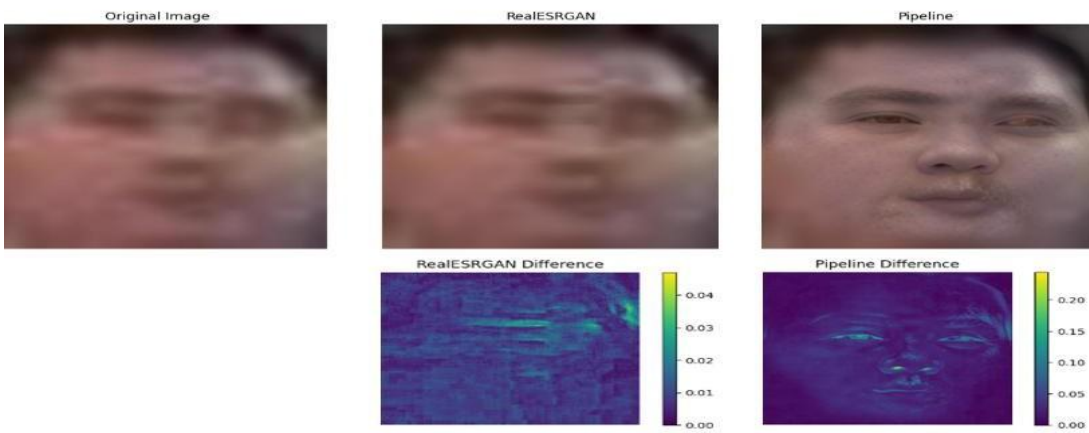
Citra 163



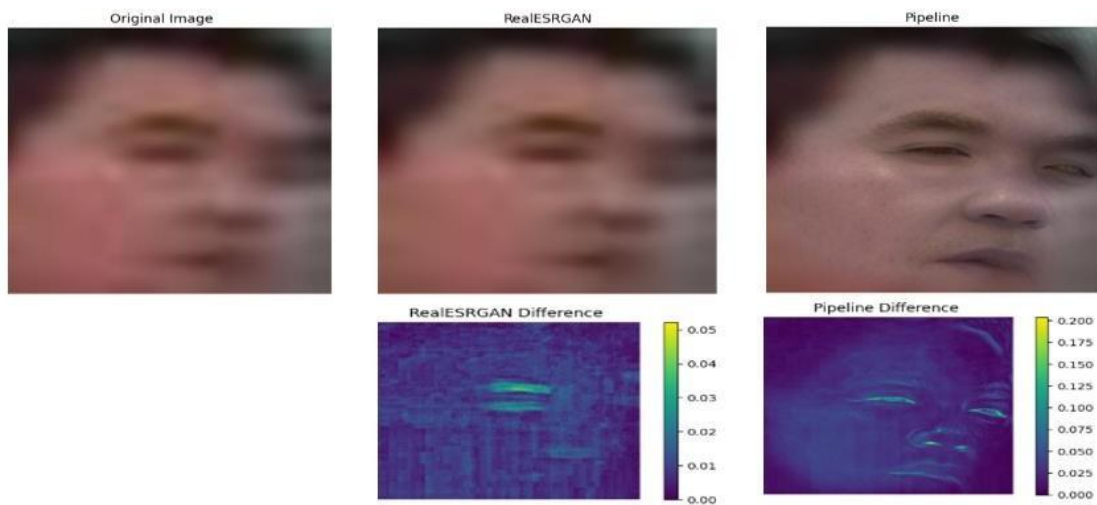
Citra 164



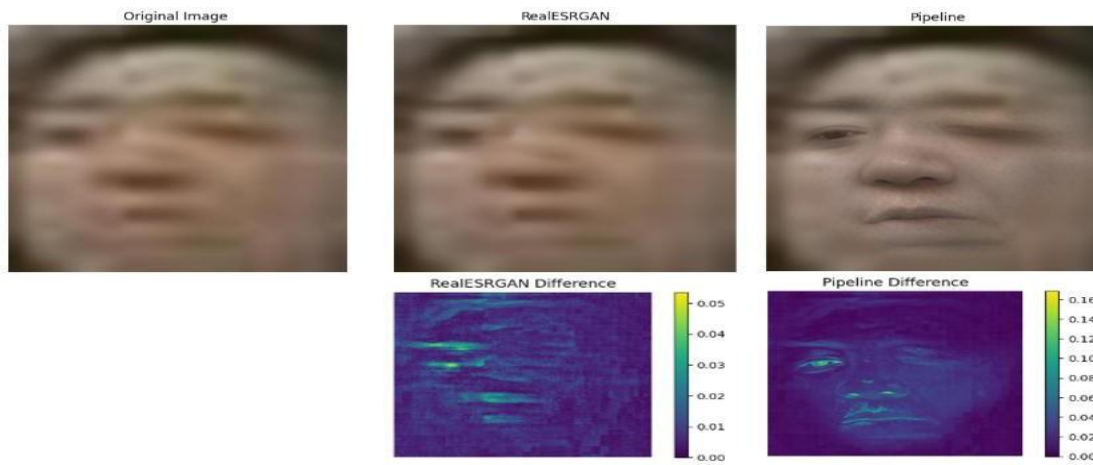
Citra 165



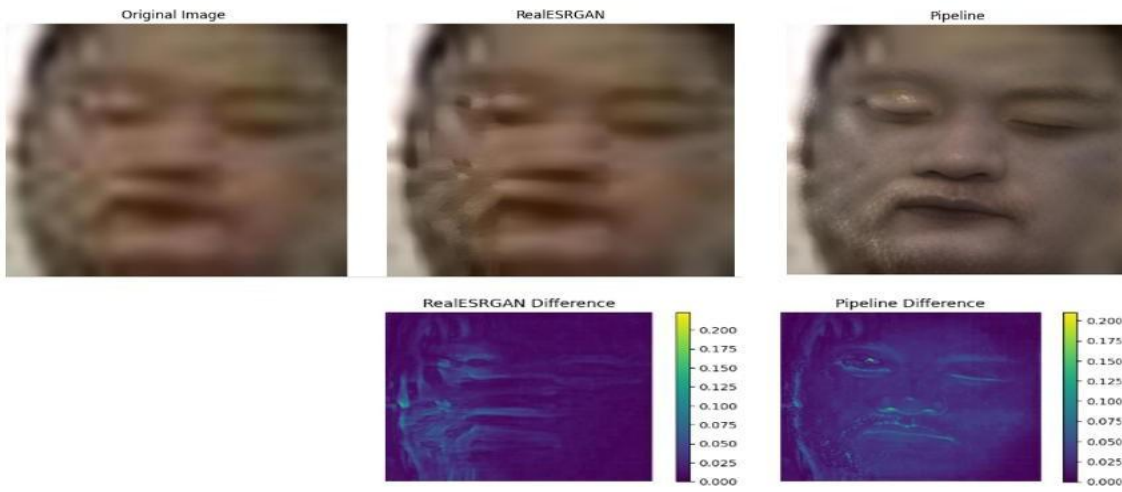
Citra 166



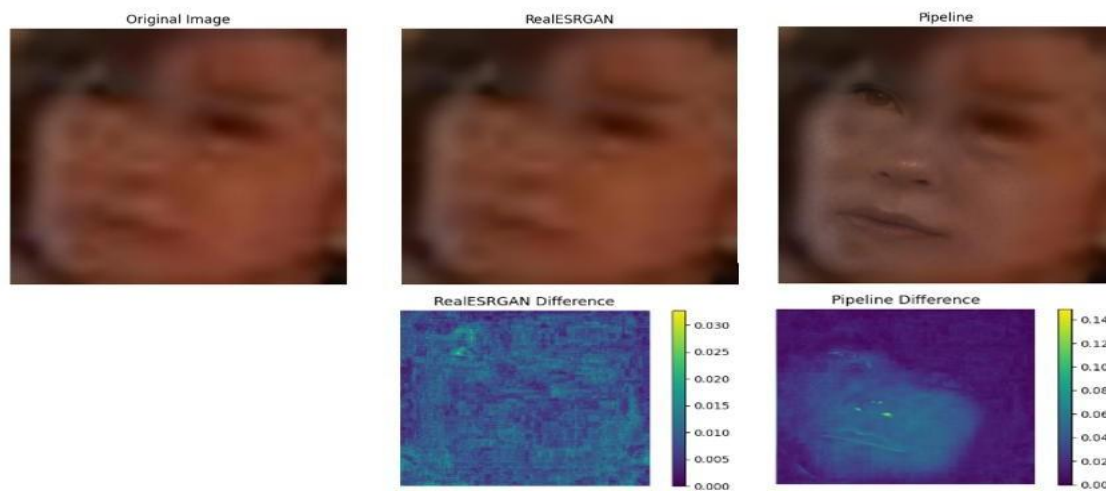
Citra 167



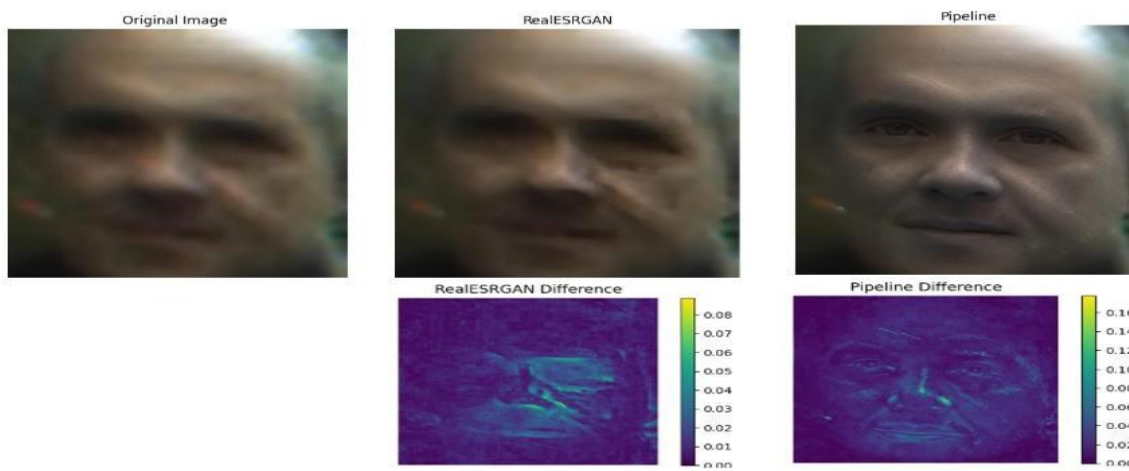
Citra 168



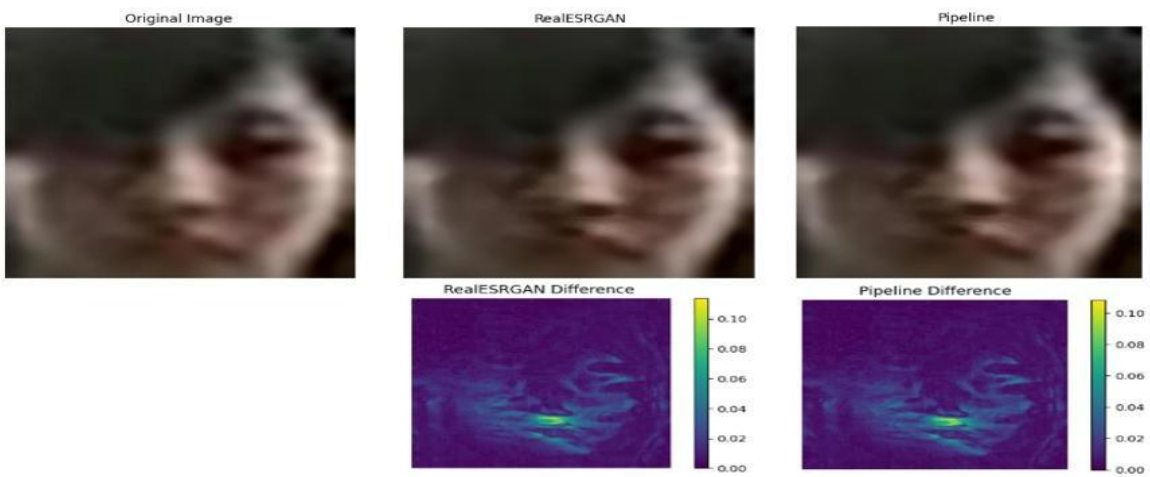
Citra 169



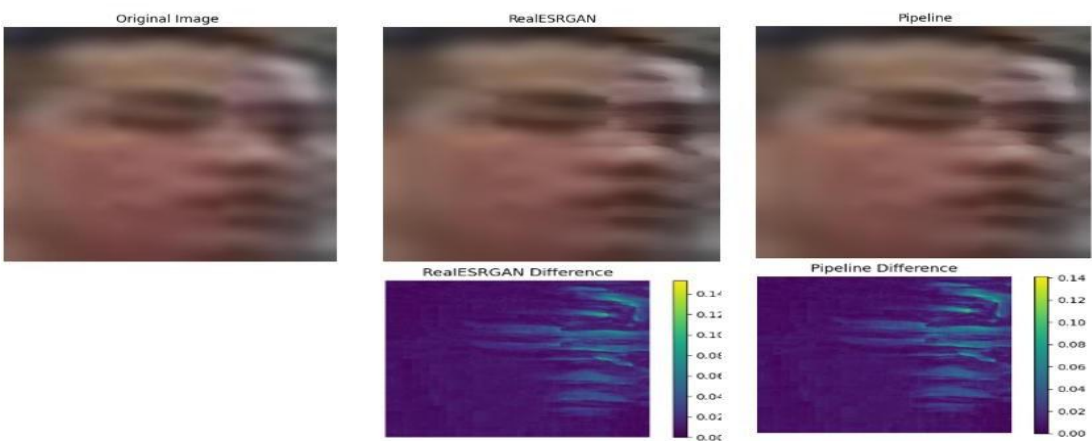
Citra 170



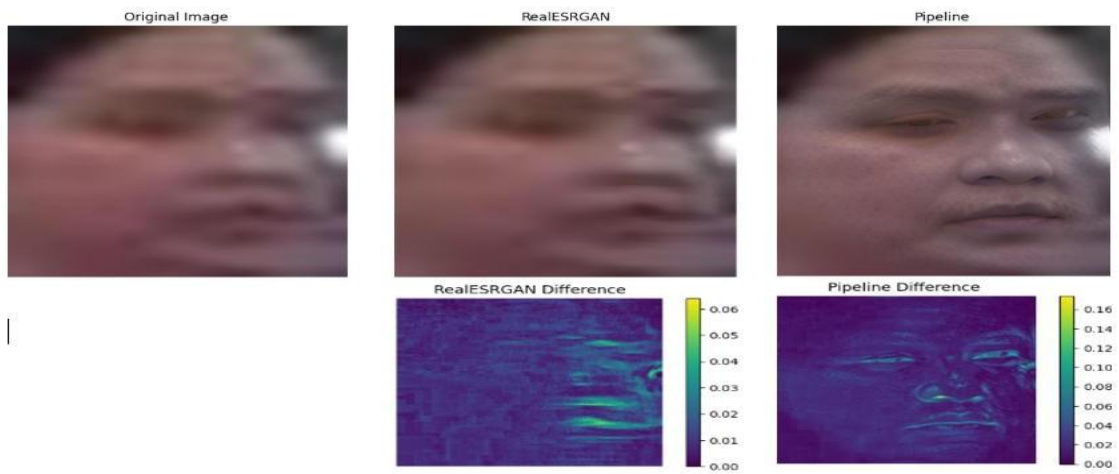
Citra 171



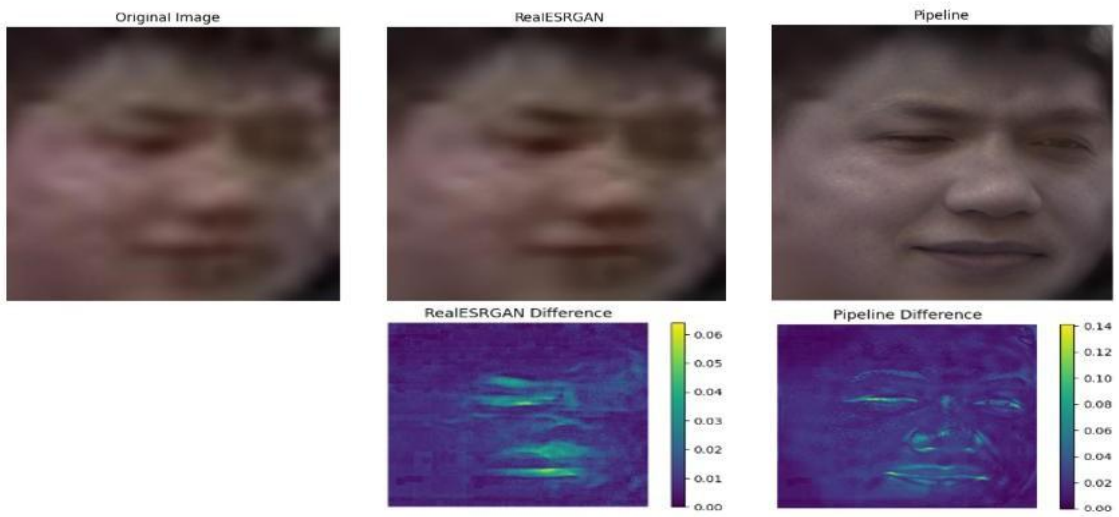
Citra 172



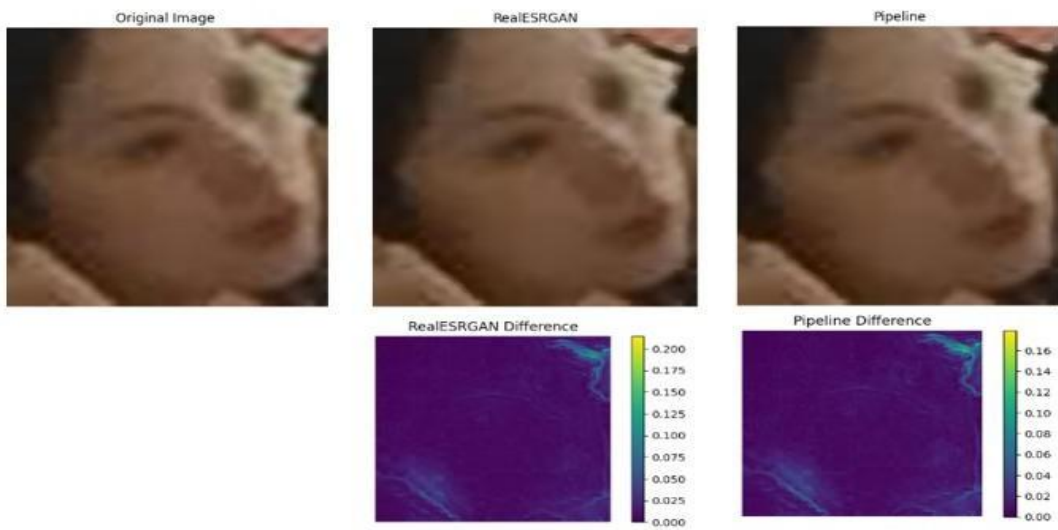
Citra 173



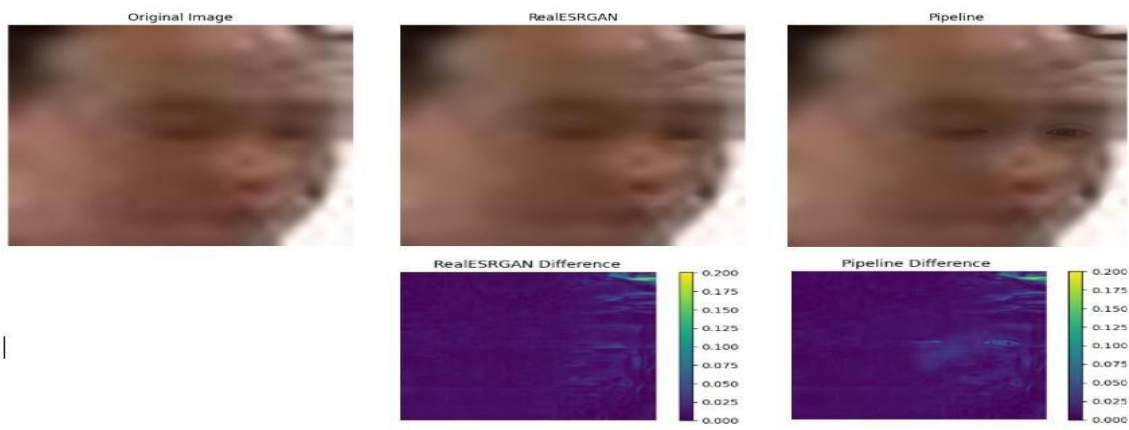
Citra 174



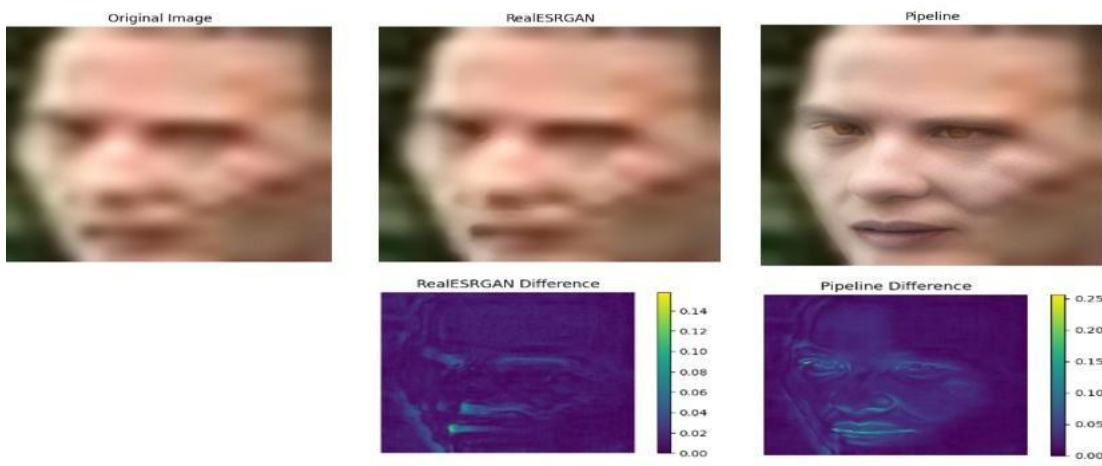
Citra 175



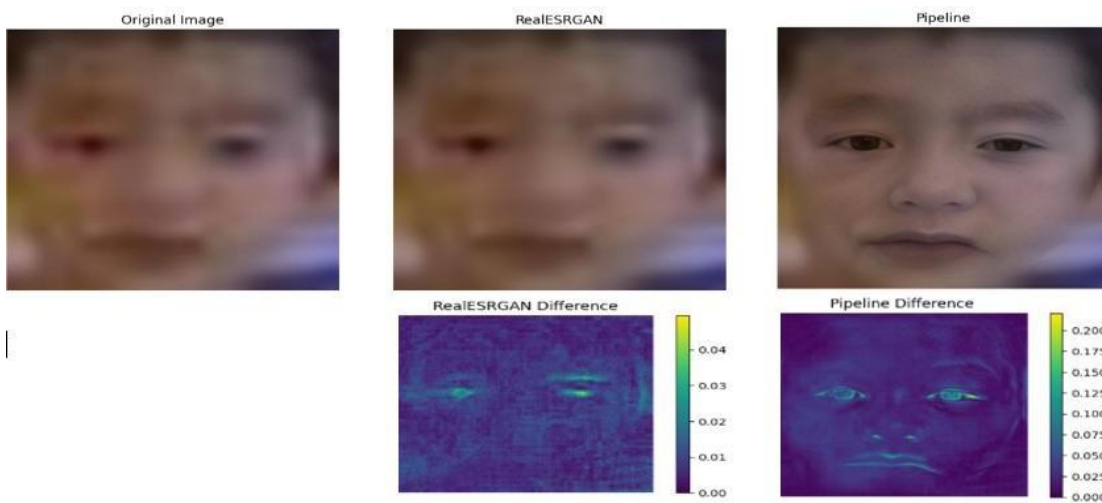
Citra 176



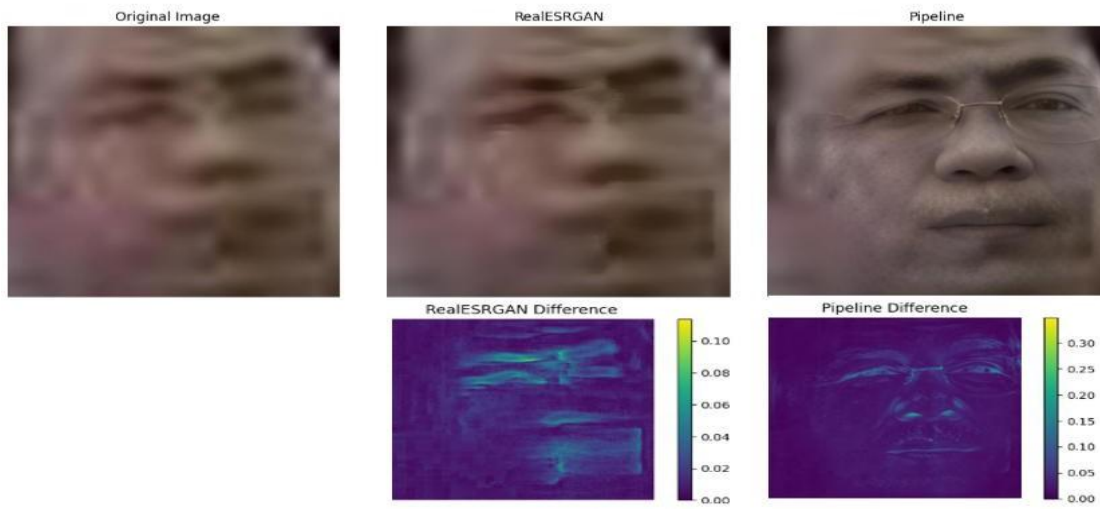
Citra 177



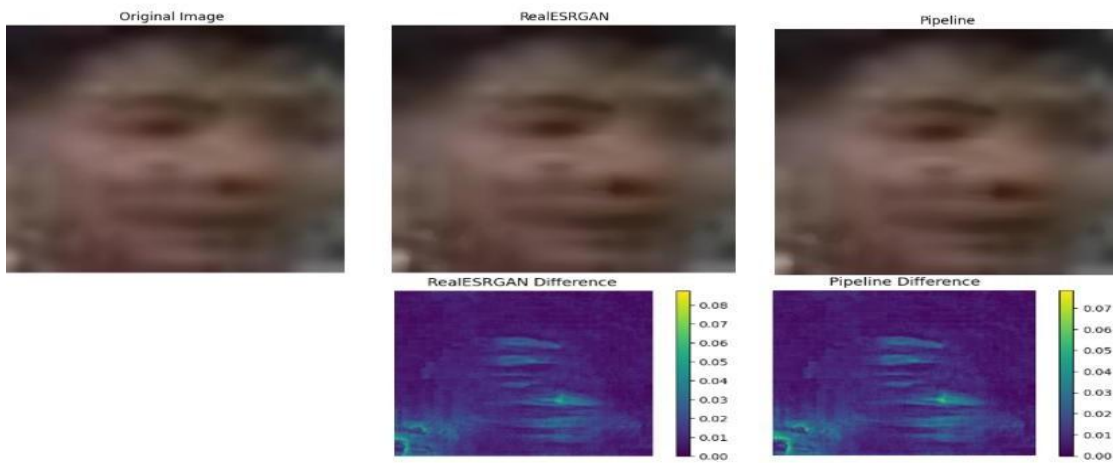
Citra 178



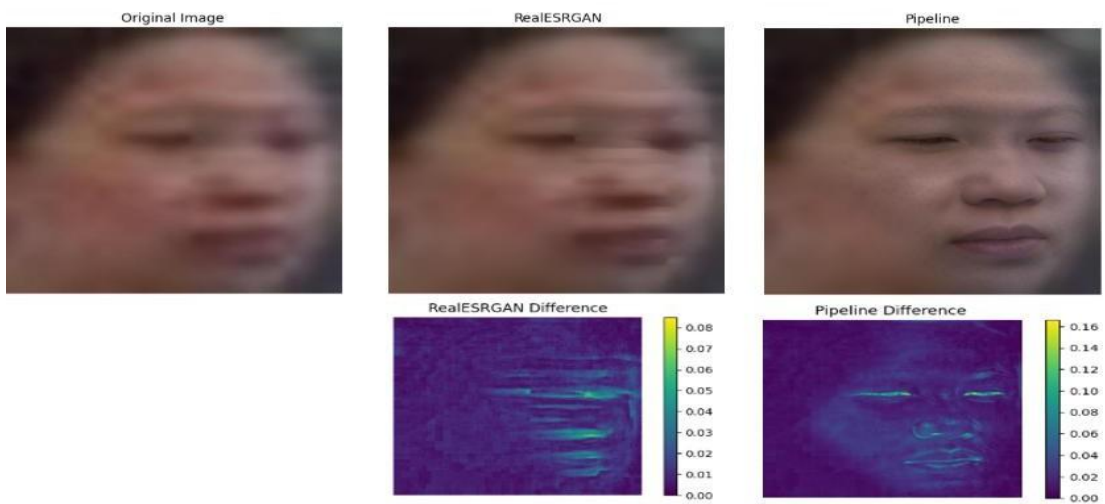
Citra 179



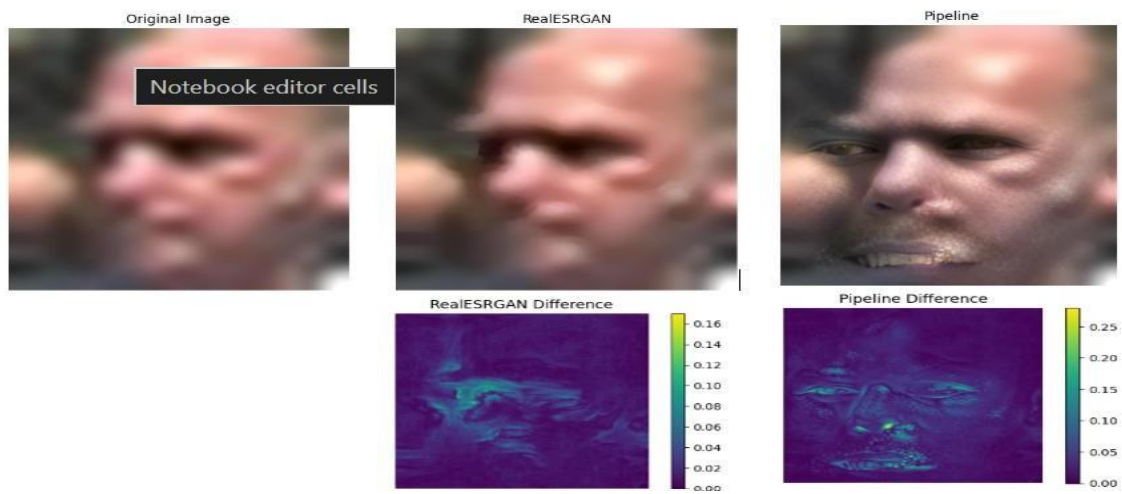
Citra 180



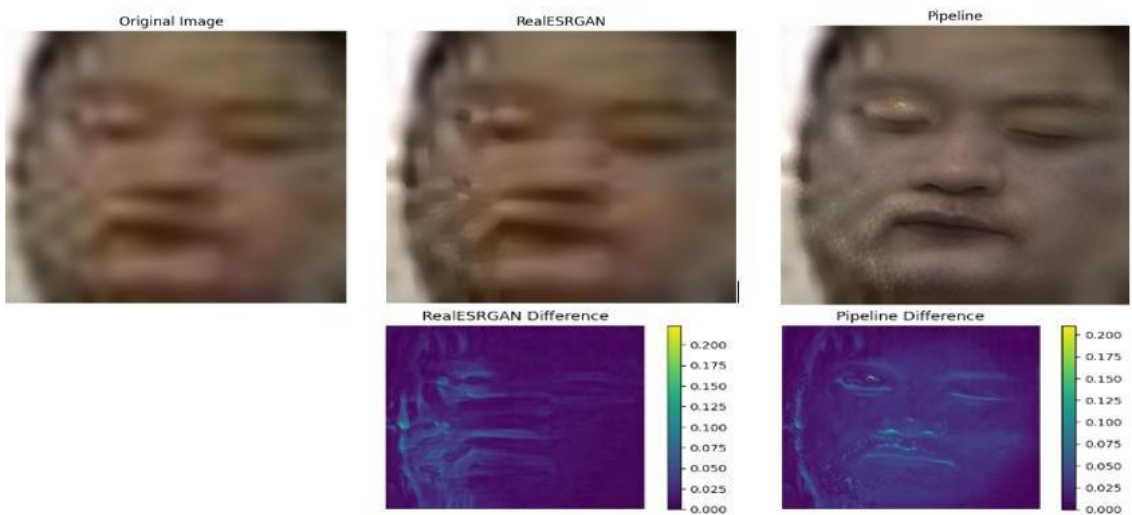
Citra 181



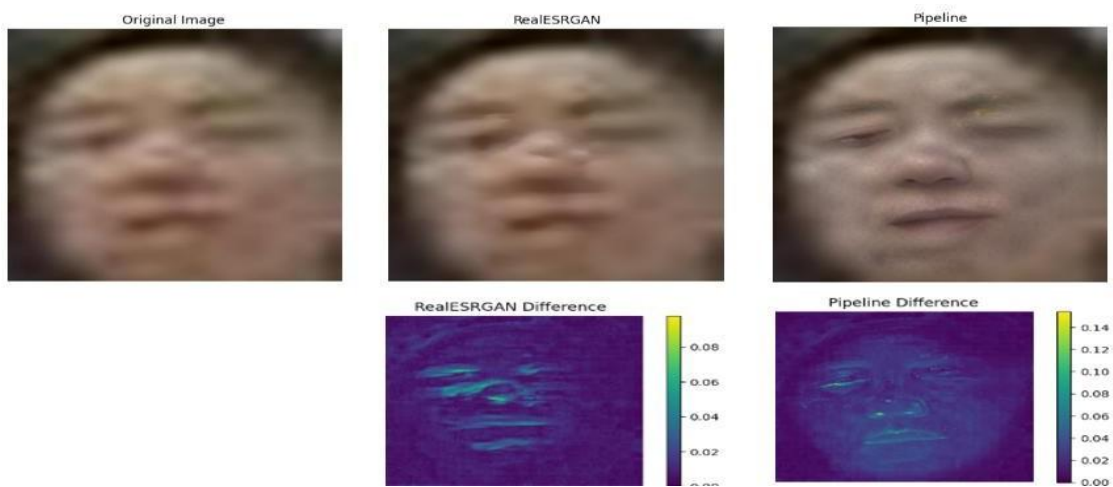
Citra 182



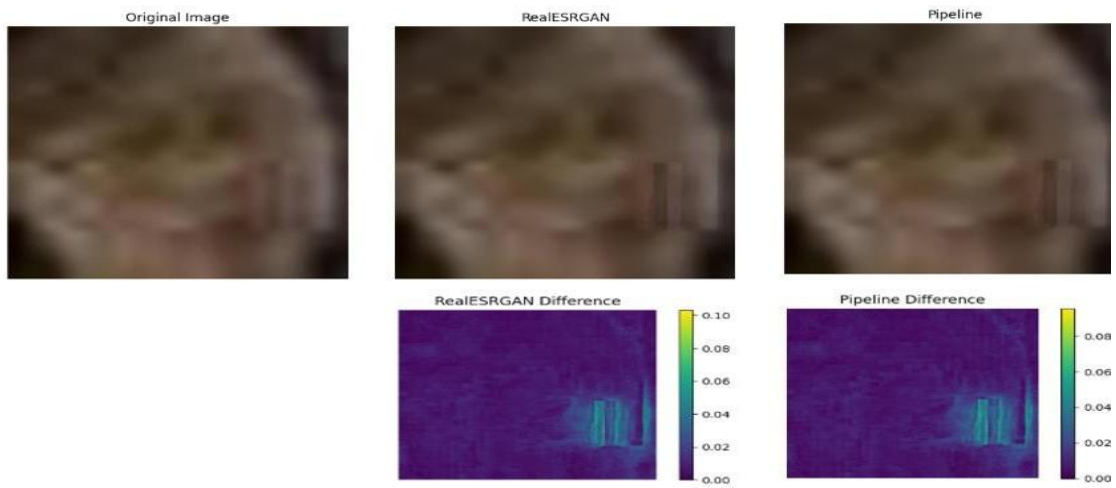
Citra 183



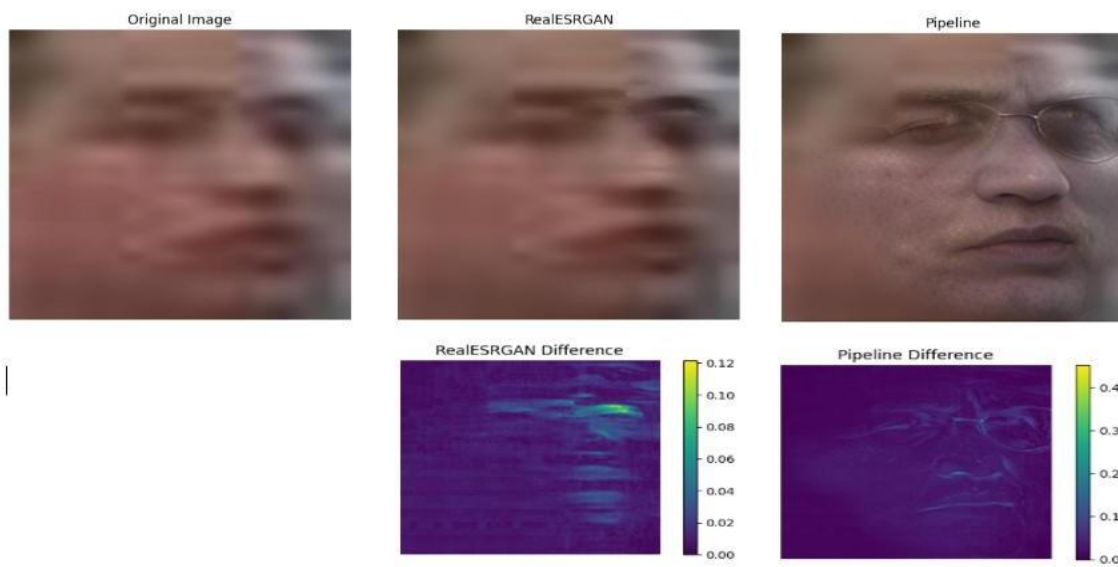
Citra 184



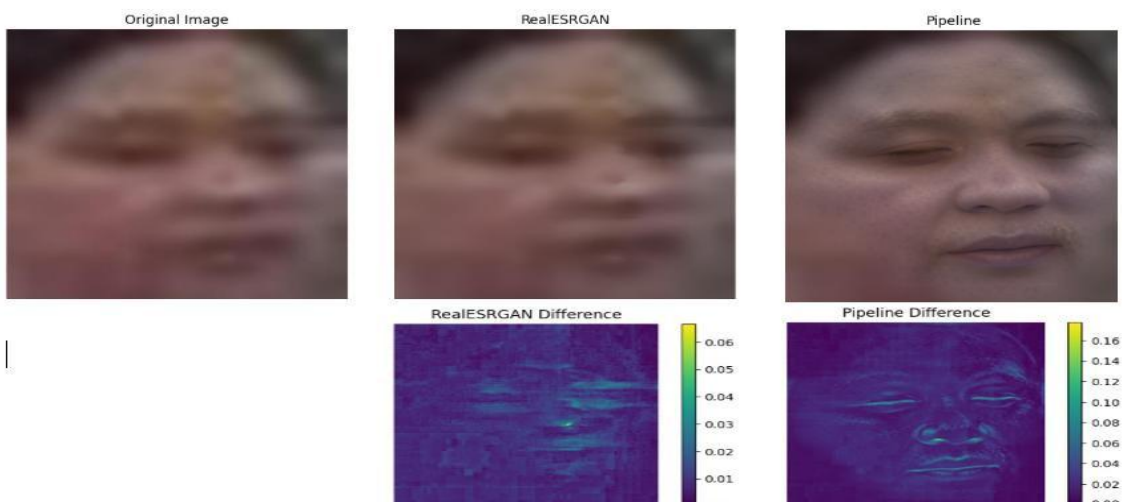
Citra 185



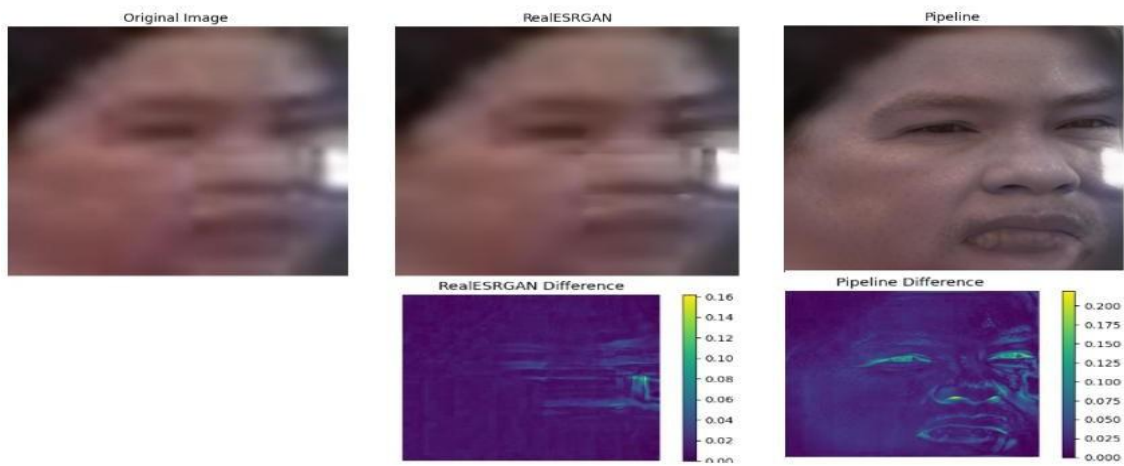
Citra 186



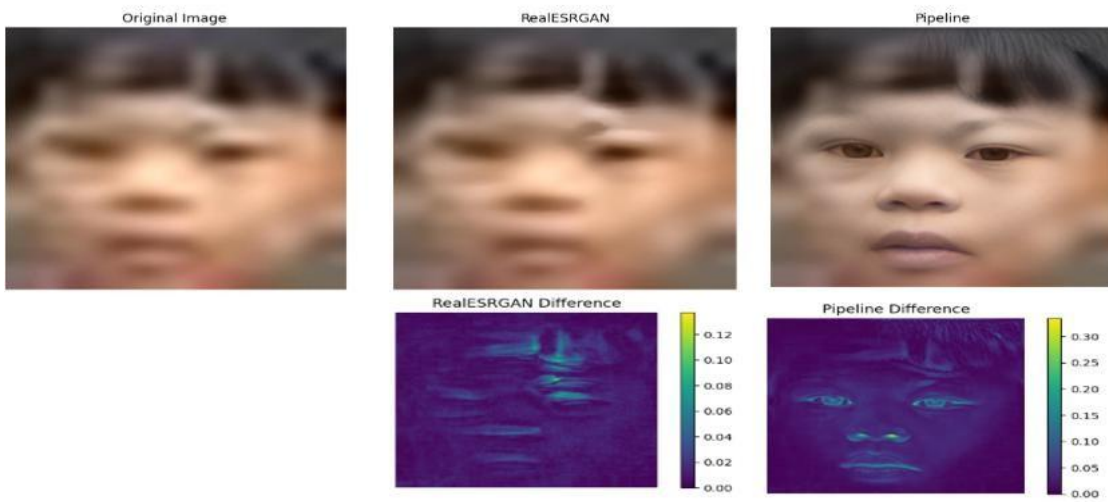
Citra 187



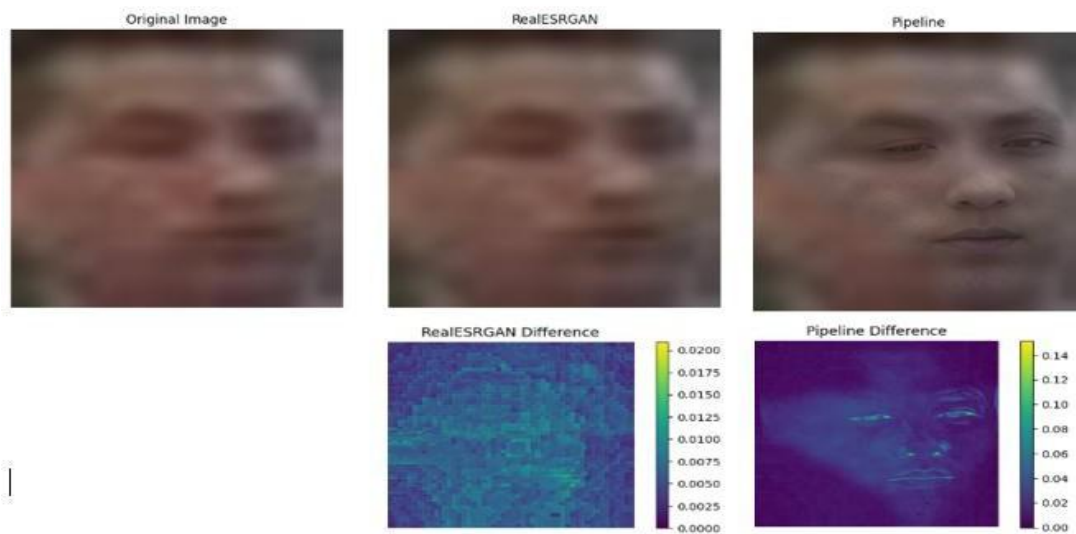
Citra 188



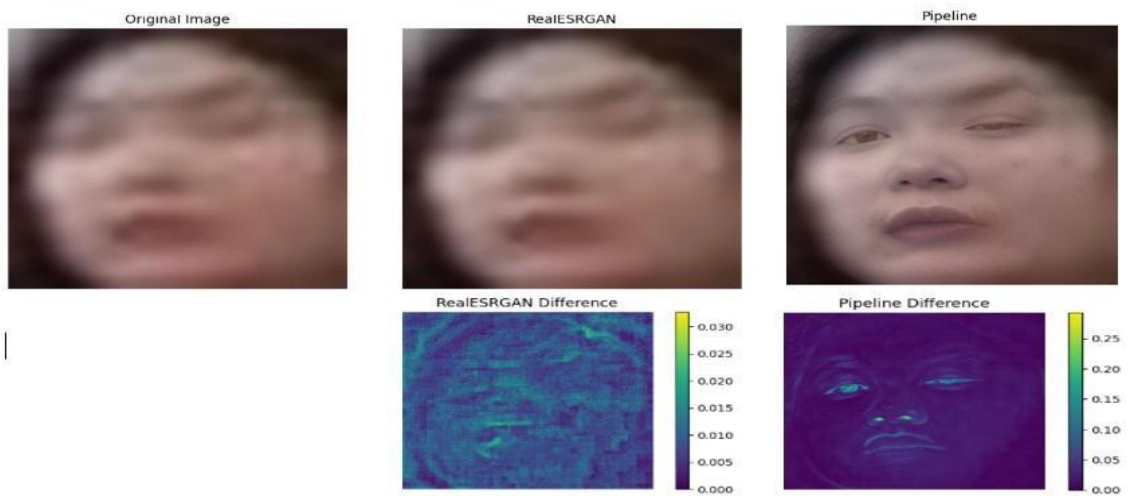
Citra 189



Citra 190



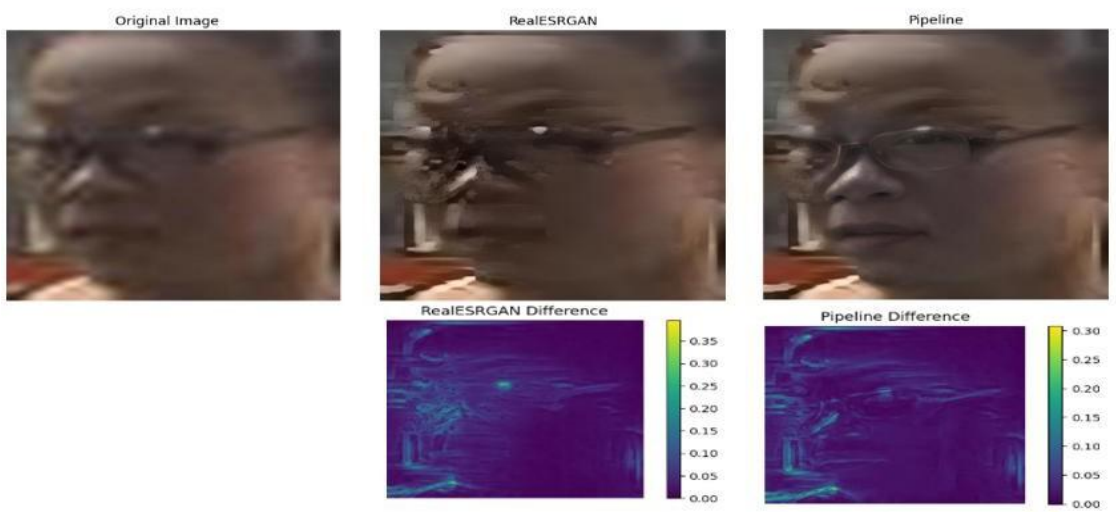
Citra 191



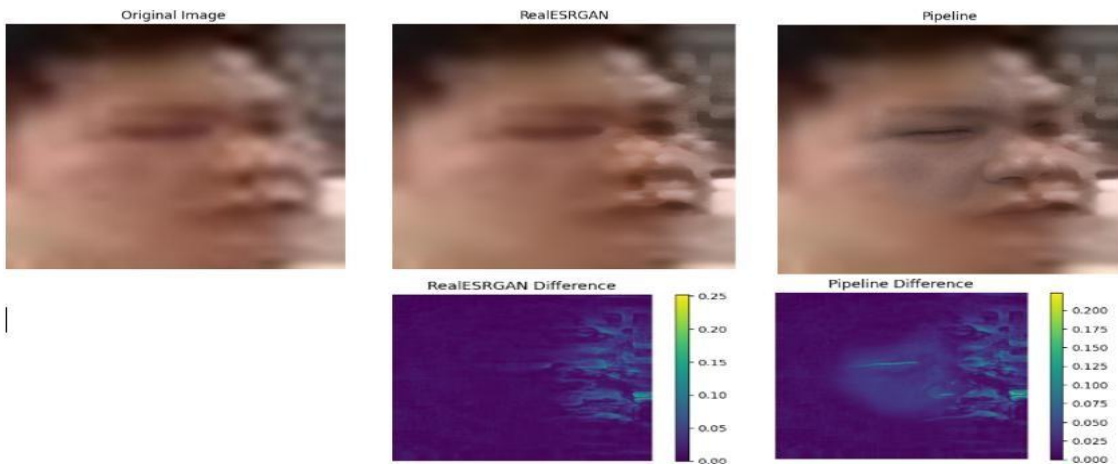
Citra 192



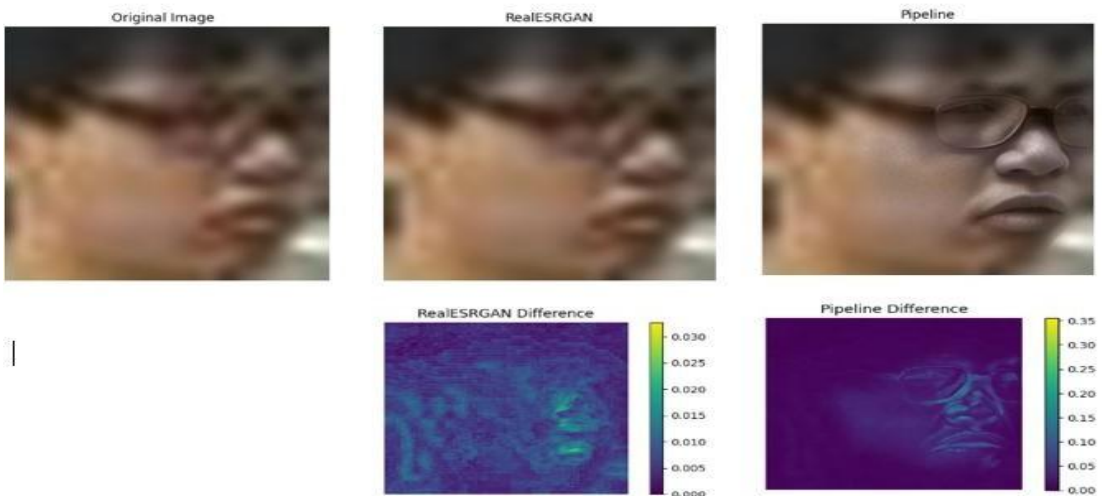
Citra 193



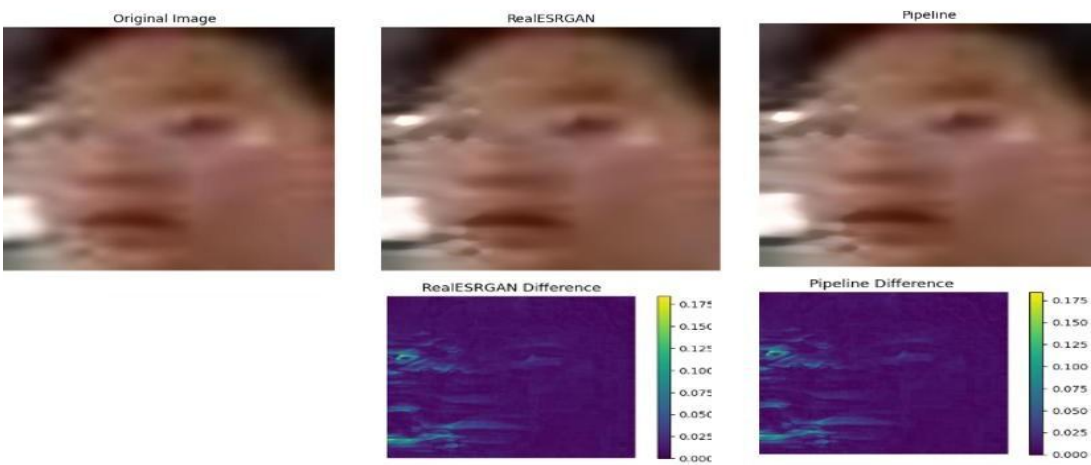
Citra 194



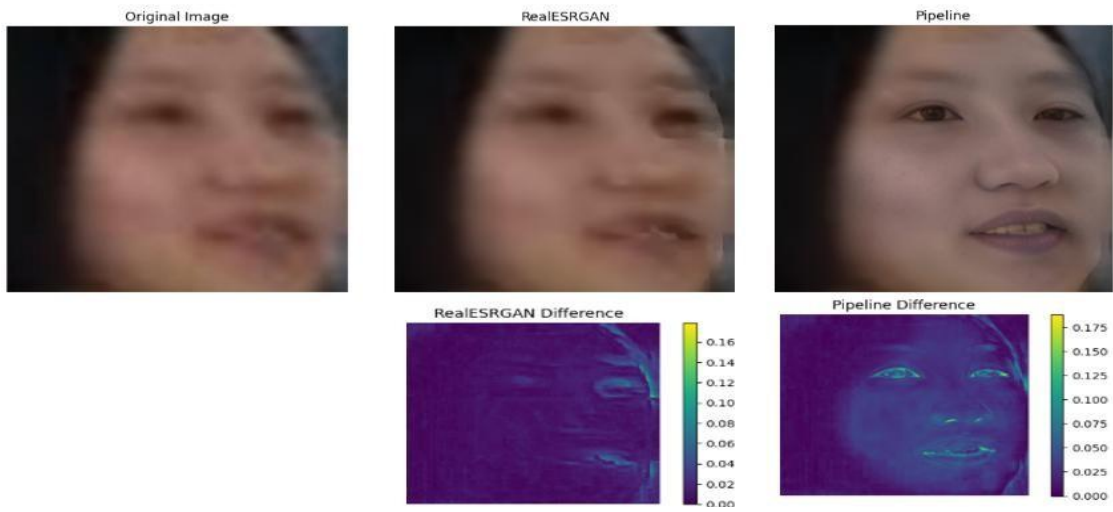
Citra 195



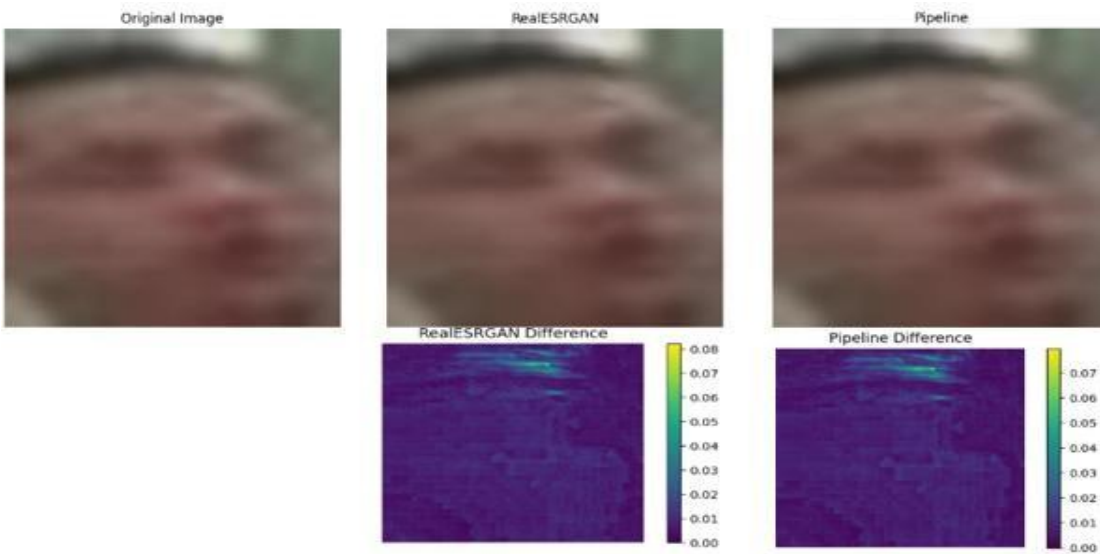
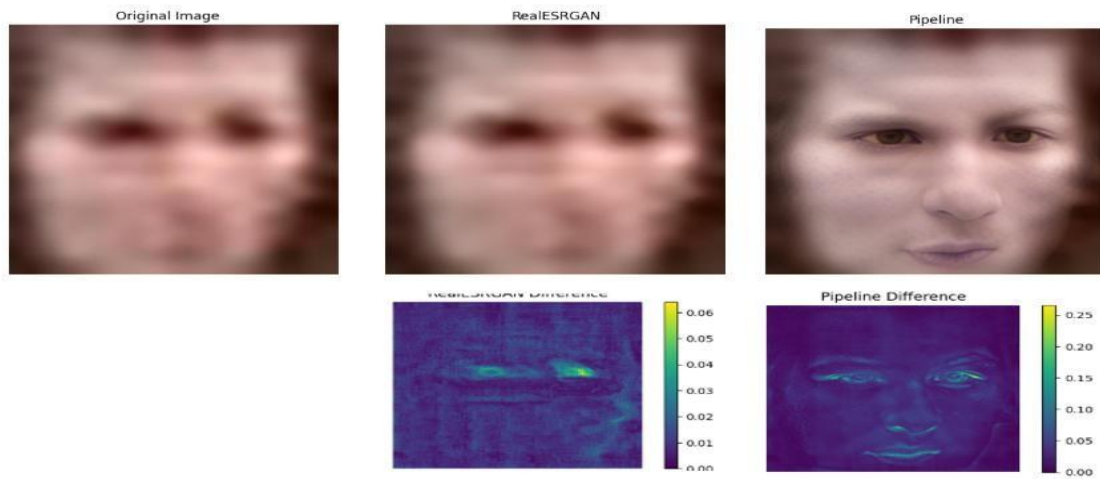
Citra 196



Citra 197



Citra 198



# Citra 200

