**MODEL DETEKSI WAJAH BURONAN MENGGUNAKAN *MULTI-TASK CASCADED CONVOLUTIONAL NETWORKS* (MTCNN) DAN AUGMENTASI DATA BERBASIS *GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS* (GAN)**

**PROPOSAL TESIS**



**Oleh :**

**Umar Faqih**

**2411600337**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER**

**FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI**

**UNIVERSITAS BUDI LUHUR**

**JAKARTA**

**GENAP 2024/2025**

**MODEL DETEKSI WAJAH BURONAN MENGGUNAKAN *MULTI-TASK CASCADED CONVOLUTIONAL NETWORKS* (MTCNN) DAN AUGMENTASI DATA BERBASIS *GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS* (GAN)**

**PROPOSAL TESIS**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Ilmu Komputer (M.Kom)



**Oleh :**

**Umar Faqih**

**2411600337**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER**

**FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI**

**UNIVERSITAS BUDI LUHUR**

**JAKARTA**

**GENAP 2024/2025**

**HALAMAN PENGESAHAN**

# HALAMAN PENGESAHAN PROPOSAL

# ABSTRAK

Keamanan dan penegakan hukum menghadapi tantangan signifikan dalam proses identifikasi wajah buronan, terutama ketika individu mengubah penampilan atau menggunakan identitas palsu. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model dan klasifikasi wajah buronan berbasis kecerdasan buatan, dengan ruang lingkup terbatas pada penggunaan gambar statis dan pengujian berbasis citra. Masalah utama yang diangkat dalam penelitian ini adalah rendahnya akurasi deteksi wajah pada kondisi pencahayaan dan sudut pandang yang bervariasi, serta keterbatasan jumlah dan variasi data wajah buronan yang tersedia untuk pelatihan model. Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini mengusulkan pemanfaatan kombinasi dua metode utama, yaitu Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN) sebagai detektor wajah, dan Generative Adversarial Networks (GAN) sebagai teknik augmentasi data untuk memperkaya variasi dataset wajah buronan. Penelitian ini dilaksanakan dalam beberapa tahapan, meliputi akuisisi data, pelatihan model deteksi wajah dengan MTCNN, sintesis data wajah tambahan dengan GAN, dan evaluasi performa model berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah model yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan wajah buronan secara lebih akurat, meskipun terdapat variasi pencahayaan, sudut, atau ekspresi wajah. Kontribusi penelitian ini tidak hanya memberikan pendekatan teknis untuk meningkatkan akurasi identifikasi wajah dalam konteks penegakan hukum, tetapi juga membuka peluang penerapan teknologi ini dalam sistem keamanan lainnya yang memerlukan deteksi wajah yang adaptif dan presisi. Selain itu, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem yang mampu beroperasi secara optimal pada kondisi citra yang tidak ideal, seperti citra resolusi rendah atau terdistorsi. Dengan pendekatan yang diusulkan, diharapkan model ini dapat membantu aparat penegak hukum dalam proses investigasi dan penangkapan buronan secara lebih efektif dan efisien.

**Kata kunci**: deteksi wajah, MTCNN, GAN, klasifikasi buronan, augmentasi data

# *ABSTRACT*

*Security and law enforcement face significant challenges in the process of identifying fugitive faces, especially when individuals alter their appearance or use false identities. This study focuses on the development of a fugitive face detection and classification model based on artificial intelligence, with a limited scope involving the use of static images and image-based testing. The main issues highlighted in this study are the low accuracy of face detection under varying lighting conditions and viewing angles, as well as the limited quantity and diversity of fugitive face data available for model training. To address these challenges, the study proposes the use of a combination of two main methods: Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN) as the face detector, and Generative Adversarial Networks (GAN) as a data augmentation technique to enrich the variety of the fugitive face dataset. The research is carried out in several stages, including data acquisition, training the face detection model using MTCNN, generating additional facial data using GAN, and evaluating model performance based on accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The expected outcome of this study is a model capable of detecting and classifying fugitive faces more accurately, despite variations in lighting, angle, or facial expression. The contribution of this research not only provides a technical approach to improving face identification accuracy in the context of law enforcement but also opens up opportunities for the application of this technology in other security systems that require adaptive and precise face detection. Furthermore, the approach used in this study is expected to support the development of systems that can operate optimally under non-ideal image conditions, such as low-resolution or distorted images. With the proposed approach, it is hoped that this model can assist law enforcement officers in conducting investigations and apprehending fugitives more effectively and efficiently.*

***Keywords:*** *face detection, MTCNN, GAN, fugitive classification, data augmentation*

# KATA PENGANTAR

***Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh***

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT, yang telah memberikan rahmat, kasih sayang dan karunia-Nya, sehingga saya dapat menyelesaikan Tugas Akhir penyusunan Karya Tulis Ilmiah ini.

Penyusunan Karya Tulis Ilmiah ini dikerjakan untuk memenuhi salah satu syarat guna menyelesaikan Program Studi Magister-2 (S2) di Program Studi Magister Ilmu Komputer Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur Jakarta. Saya menyadari bahwa tugas akhir ini bukanlah tujuan akhir dari belajar karena belajar adalah sesuatu yang tidak terbatas.

Terselesaikannya karya tulis ini tentunya tak lepas dari kemudahan dan kelapangan yang diberikan Allah SWT serta dorongan dan uluran tangan berbagai pihak. Oleh karena itu, tak salah kiranya bila Saya mengungkapkan rasa terima kasih dan penghargaan kepada :

1. Ayah dan Ibu yang senantiasa memberikan dukungan, semangat dan do’a atas keberhasilan anak-anaknya.
2. Bapak Prof. Dr. Agus Setyo Budi, M.Sc Selaku Rektor Universitas Budi Luhur.
3. Bapak Dr. Ir.Achmad Solichin, S.Kom., M.T.I Selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur.
4. Ibu Dr. Rusdah, M.Kom Selaku Ketua Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Budi Luhur.
5. Bapak Prof. Dr. Ir. Arief Wibowo, S.Kom., M.Kom selaku Pembimbing Tesis Yang telah membimbing dan memotivasi penulis dalam mengerjakan penelitian tesis ini.
6. Rekan-rekan mahasiswa dan rekan-rekan lain yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang telah memberi  bantuan, semangat, dorongan dan motivasi.
7. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak langsung dalam penyusunan Karya Tulis Ilmiah ini.

Saya telah berupaya dengan semaksimal mungkin dalam penyelesaian Tugas Akhir Karya Tulis Ilmiah ini, namun Saya menyadari masih banyak kelemahan baik dari segi isi maupun tata bahasa, untuk itu Saya mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun dari pembaca demi kesempurnaan Karya Tulis Ilmiah ini.

Semoga Karya Tulis Ilmiah ini dapat memberikan manfaat dan kebaikan bagi banyak pihak demi kemaslahatan bersama serta bernilai ibadah di hadapan Allah SWT.Aamiin.

***Wassalamu’alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh***

Jakarta, Agustus 2025

Penulis

# DAFTAR TABEL

[**Tabel 2. 1** Pseudocode MTCNN (Anggara, Kartikasari and Bakhtiar, 2023) 7](#_Toc205981007)

[**Tabel 2. 2** Penelitian Terkait 12](#_Toc205981008)

[**Tabel 3. 2** Jadwal Penelitian 35](#_Toc205926437)

# DAFTAR GAMBAR

[**Gambar 2. 1** Arsitektur MTCNN (Naser et al., 2023) 8](#_Toc205977031)

[**Gambar 2. 2** Alur Generative Adversarial Networks (Aram et al., 2022) 9](#_Toc205977032)

[**Gambar 2. 3** Sampel Dataset Wajah Buronan Nist Mugshot (https://www.kaggle.com) 11](#_Toc205977033)

[**Gambar 2. 4** Kerangka Pemecahan Masalah. 23](#_Toc205977034)

[**Gambar 3. 1** Langkah-Langkah Penellitian 25](#_Toc205980905)

[**Gambar 3. 2** Alur Pra-Pemrosesan 26](#_Toc205980906)

[**Gambar 3. 3** Rancang Model 30](#_Toc205980907)

[**Gambar 3. 4** Arsitektur Generative Advesarial Network(Pramansah et al., 2022) 32](#_Toc205980908)

[**Gambar 3. 5** Arsitektur GAN untuk Transformasi Citra Domain A ke Domain B (Elfitri, Rachmawati and Agung Budi Wirayuda, 2024) 32](#_Toc205980909)

[**Gambar 3. 6** Arsitektur dan Tahapan Deteksi Wajah pada MTCNN(Khan et al., 2024) 33](#_Toc205980910)

# DAFTAR ISI

[HALAMAN PENGESAHAN PROPOSAL ii](#_Toc205997831)

[ABSTRAK iii](#_Toc205997832)

[*ABSTRACT* iv](#_Toc205997833)

[KATA PENGANTAR v](#_Toc205997834)

[DAFTAR TABEL vi](#_Toc205997835)

[DAFTAR GAMBAR vii](#_Toc205997836)

[DAFTAR ISI viii](#_Toc205997837)

[BAB I PENDAHULUAN 1](#_Toc205997838)

[1.1 Latar Belakang Masalah 1](#_Toc205997839)

[1.2 Masalah Penelitian 3](#_Toc205997840)

[1.2.1 Identifikasi Masalah 3](#_Toc205997841)

[1.2.2 Batasan Masalah 3](#_Toc205997845)

[1.2.3 Rumusan Masalah 3](#_Toc205997848)

[1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian 4](#_Toc205997849)

[1.3.1 Tujuan Penelitian 4](#_Toc205997850)

[1.3.2 Manfaat Penelitian 4](#_Toc205997851)

[1.4 Tata-Urut Penulisan 4](#_Toc205997852)

[BAB II LANDASAN TEORI DAN KERANGKA KONSEP 5](#_Toc205997853)

[2.1 Tinjauan Pustaka 5](#_Toc205997854)

[2.1.1 Artificial Intelligence 5](#_Toc205997855)

[2.1.2 Pengolahan Citra Digital 6](#_Toc205997856)

[2.1.3 Pengenalan dan Deteksi Wajah 6](#_Toc205997857)

[2.1.4 Arsitektur *Multitask Cascaded Convolutional Networks* 7](#_Toc205997858)

[2.1.5 Konsep dan Implementasi *Generative Adversarial Networks* 9](#_Toc205997859)

[2.1.6 *Dataset* 10](#_Toc205997860)

[2.2 Tinjauan Studi 11](#_Toc205997861)

[2.3 Kerangka Konsep/Pola Pikir Pemecahan Masalah 23](#_Toc205997862)

[2.4 Hipotesis Studi 24](#_Toc205997863)

[BAB III METODOLOGI DAN RANCANGAN PENELITIAN 25](#_Toc205997864)

[3.1 Metodologi Penelitian 25](#_Toc205997865)

[3.2 Langkah Penelitian 25](#_Toc205997866)

[3.3 Pengumpulan Data 26](#_Toc205997867)

[3.3.1. Pra-Pemrosesan Data 26](#_Toc205997868)

[3.4 Instrumentasi 28](#_Toc205997869)

[3.4.1 Perangkat Keras (*Hardware*) 28](#_Toc205997870)

[3.4.2 Perangkat Lunak (Software) 28](#_Toc205997871)

[3.4.3 Keterkaitan Dengan Tahapan Penelitian 28](#_Toc205997872)

[3.5 Teknik Analisis, Rancangan dan Pengujian 29](#_Toc205997873)

[3.5.1 Teknik Analisis Data 29](#_Toc205997874)

[3.5.2 Teknik Perancangan Model 30](#_Toc205997875)

[3.5.3 Pengujian Model 34](#_Toc205997876)

[3.6 Jadwal Penelitian 35](#_Toc205997877)

[BAB IV PENUTUP 36](#_Toc205997878)

[DAFTAR PUSTAKA 37](#_Toc205997879)

# BAB I PENDAHULUAN

## Latar Belakang Masalah

Tindak pidana di Indonesia terus meningkat dari tahun ke tahun. Data BPS mencatat 357.197 kasus pada 2016 atau naik 1,2% dari tahun sebelumnya, bahkan pada masa pandemi melonjak hingga 19,72% menurut Kepolisian RI (Atmajaya, Hayati and Anugraha, 2023). Sulawesi Selatan termasuk sepuluh provinsi dengan tindak pidana terbanyak, yakni 21.498 kasus pada 2019 yang mencakup pencurian, perampokan, pembunuhan, hingga terorisme. Tantangan besar aparat adalah menangkap pelaku dalam *Daftar Pencarian Orang* (DPO) yang kerap berpindah-pindah untuk menghindari penangkapan. Selama ini pencarian masih mengandalkan metode konvensional seperti selebaran atau pengumuman publik yang memerlukan pencocokan wajah manual dan memakan waktu (Atmajaya, Hayati and Anugraha, 2023). Kondisi ini menegaskan pentingnya penerapan teknologi pengenalan wajah berbasis *face recognition* untuk mengidentifikasi buronan dari gambar secara otomatis, cepat, dan akurat, sehingga mempercepat penangkapan, menghemat sumber daya, dan meningkatkan efektivitas penegakan hukum. Teknologi pengenalan wajah telah menjadi solusi yang menjanjikan dalam membantu aparat penegak hukum mengidentifikasi dan menangkap buronan secara lebih efektif (Kumar *et al.*, 2023).

Perkembangan pesat kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*/AI) dan visi komputer (*Computer Vision*) telah mendorong lahirnya berbagai metode deteksi wajah yang semakin akurat dan efisien. Salah satu metode yang cukup populer dan banyak diimplementasikan adalah *Multi-task Cascaded Convolutional Networks* (MTCNN). Metode ini memanfaatkan arsitektur jaringan konvolusional bertahap untuk melakukan deteksi wajah secara simultan dengan estimasi titik-titik fitur wajah (*facial landmarks*) (Adjabi *et al.*, 2020). Meskipun demikian, kinerja MTCNN tidak sepenuhnya bebas dari keterbatasan. Beberapa studi menunjukkan bahwa metode ini dapat mengalami penurunan akurasi ketika dihadapkan pada kondisi pencahayaan yang rendah, sudut pandang yang ekstrem, atau objek wajah yang tertutup sebagian (Khan *et al.*, 2024). Permasalahan ini menjadi relevan dalam konteks deteksi wajah buronan, di mana citra yang tersedia sering kali berasal dari sumber dengan kualitas rendah atau kondisi lingkungan yang tidak ideal. Oleh karena itu, diperlukan kajian dan pengembangan lebih lanjut untuk mengatasi tantangan tersebut, sehingga model deteksi wajah dapat berfungsi secara optimal dalam skenario dunia nyata. Namun, tantangan utama dalam deteksi wajah buronan adalah keterbatasan *dataset*, karena tidak semua buronan memiliki gambar dengan kualitas tinggi dan dalam berbagai variasi ekspresi, sudut, atau pencahayaan (Khan *et al.*, 2024).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, *Generative Adversarial Networks* (GAN) dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan variasi wajah buronan yang lebih beragam, sehingga model deteksi lebih *robust* dalam mengenali individu pada berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, resolusi, maupun *occlusion*. Seperti ditunjukkan pada penelitian Mulyana and Nurrohman (2024) penerapan GAN pada *dataset* publik *RWTH-PHOENIX-Weather* 2014T mampu meningkatkan akurasi deteksi dari 82,56% menjadi 90,35% (peningkatan 7,79%), sedangkan penelitian Yogameena B and Geeta Jakkamsetti (2022) pada *Chokepoint dataset* dan *OWN Short face-video linked dataset* menunjukkan bahwa GAN dapat menghasilkan sketsa wajah dengan kualitas tinggi yang unggul dalam kondisi sulit seperti pose bervariasi, pencahayaan rendah, dan resolusi buruk, dengan akurasi masing-masing 88,9% dan 78%. Temuan ini menegaskan bahwa GAN efektif sebagai strategi *data augmentation* dan *domain adaptation* untuk memperkaya *dataset*, mengurangi *bias* data, dan meningkatkan generalisasi model dalam klasifikasi wajah buronan (Chaurasia and Chhikara, 2024).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas metode *deep learning* dalam deteksi wajah. Adimas and Iranto (2021) mengembangkan sistem identifikasi wajah kriminal dari sketsa menggunakan metode *Content-Based Image Retrieval* (CBIR) dan *deep learning*, dengan mencocokkan fitur sketsa dan gambar dalam database berdasarkan kemiripannya. Penelitian ini menggunakan sekitar 1.000 citra wajah yang dibangun sendiri oleh peneliti, terdiri dari 700 citra wajah non-kriminal dan 300 citra wajah kriminal dengan variasi pose, pencahayaan, serta hambatan seperti topi, kacamata, masker, dan cadar. Hasil pengujian menunjukkan rata-rata *precision* sebesar 0,8 (80%) dan *recall* sebesar 0,3 (30%), dengan 22 dari 75 *query* mencapai *precision* 100%, sehingga sistem dinilai cukup efektif dalam mengenali wajah kriminal berdasarkan sketsa. Naser *et* *al.,* (2023) membahas pengenalan wajah yang terhalang sebagian menggunakan CNN untuk mengekstraksi fitur wajah yang tetap dikenali meski tertutup objek, dengan model yang dilatih menggunakan lima dataset yaitu CelebA, MFR2, WiderFace, LFW, dan *MegaFace Challenge*. Data tersebut mencakup beragam kondisi *occlusion* serta diproses melalui augmentasi dan segmentasi wajah untuk meningkatkan ketahanan terhadap hambatan visual, sehingga menghasilkan akurasi 99,5% pada data latih dan 95% pada data uji. Peneliti Anggara *et al.,* (2023) menunjukkan bahwa algoritma MTCNN mampu mendeteksi wajah dengan tingkat akurasi 84% di luar ruangan dan 76% di dalam ruangan, berdasarkan pengujian pada 10 responden (6 laki-laki dan 4 perempuan) dengan lima kali percobaan pada dua kondisi pencahayaan berbeda. Hasil ini membuktikan bahwa MTCNN memiliki kinerja yang cukup andal dalam menghadapi variasi pencahayaan. Namun, akurasi yang menurun pada kondisi tertentu menunjukkan bahwa MTCNN masih memiliki keterbatasan, khususnya pada situasi dengan pencahayaan sangat rendah, sudut pandang ekstrem, atau wajah yang tertutup sebagian, sehingga diperlukan pendekatan tambahan untuk meningkatkan kinerjanya pada skenario tersebut.

Metode ***Multi-task Cascaded Convolutional Networks* (MTCNN)** dipilih karena mampu mendeteksi wajah dan *facial landmarks* secara simultan dengan presisi tinggi, bahkan pada variasi sudut pandang dan ekspresi tertentu. Namun, MTCNN diketahui dapat mengalami penurunan akurasi pada kondisi pencahayaan rendah, sudut ekstrem, atau wajah sebagian tertutup. Keterbatasan ini menjadi relevan dalam konteks deteksi wajah buronan, sehingga diperlukan strategi tambahan untuk mempertahankan kinerja optimal. Untuk itu, ***Generative Adversarial Networks* (GAN)** digunakan sebagai teknik augmentasi data guna memperkaya variasi *dataset*, mencakup pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi yang beragam. GAN menghasilkan citra sintetis dengan kualitas mendekati data asli, sehingga membantu MTCNN menjadi lebih *robust* terhadap kondisi citra yang tidak ideal. Kombinasi kedua metode ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi deteksi dan klasifikasi wajah buronan secara signifikan dibandingkan penggunaan metode tunggal, sekaligus menjawab tantangan keterbatasan data dan kondisi gambar yang bervariasi.

Berdasarkan temuan tersebut, penelitian ini mengusulkan kombinasi **MTCNN** untuk deteksi wajah dari gambar citra statis dan **GAN** untuk meningkatkan variasi data pelatihan dalam rangka mengembangkan model identifikasi wajah buronan yang lebih akurat dan adaptif. Diharapkan bahwa pendekatan ini dapat meningkatkan akurasi identifikasi wajah buronan, sehingga membantu aparat penegak hukum dalam proses investigasi dan penangkapan secara lebih efektif. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam bidang visi komputer, khususnya dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah untuk aplikasi keamanan dan penegakan hukum. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi pengembangan model identifikasi wajah yang lebih adaptif dan presisi di masa depan.

## Masalah Penelitian

### Identifikasi Masalah

Dari latar belakang tersebut, beberapa permasalahan yang menjadi tantangan ke depan untuk dapat diselesaikan yaitu sebagai berikut :

1. Deteksi wajah buronan yang tidak akurat – MTCNN dapat mengalami kesulitan dalam mendeteksi wajah buronan pada kondisi pencahayaan buruk, sudut tidak ideal, atau wajah yang tertutup sebagian.
2. Keterbatasan dataset wajah buronan – Data wajah buronan sering kali terbatas dan kurang bervariasi, sehingga model kurang optimal dalam mengklasifikasikan wajah dengan berbagai kondisi.

### Batasan Masalah

Penulis dalam melakukan penelitian tesis ini memiliki keterbatasan dari sisi waktu dan sumber daya lainnya. Agar dapat menyelesaikan penelitian ini tepat waktu dan dengan sumber daya yang dimiliki, maka permasalahan yang akan dibahas harus dibatasi. Adapun batasan masalah tersebut sebagai berikut:

1. Ruang Lingkup Deteksi Wajah – Penelitian ini difokuskan pada pengembangan model pendeteksian wajah untuk kebutuhan identifikasi dan klasifikasi wajah buronan, dengan menekankan pada pengujian performa model wajah buronan pada gambar citra statis.
2. Karakteristik Data – Variasi wajah buronan dalam dataset diperluas melalui proses augmentasi data, salah satunya menggunakan *Generative Adversarial Networks* (GAN) untuk menghasilkan kondisi pencahayaan, sudut, dan ekspresi yang beragam.
3. Jenis Data – Dataset yang digunakan terbatas pada gambar citra statis wajah buronan, tidak mencakup data dari video atau rekaman *real-time*.

### Rumusan Masalah

Dari latar belakang tersebut, didapatkan rumusan masalah yaitu sebagai berikut :

1. Bagaimana kinerja MTCNN dalam mendeteksi wajah buronan dengan berbagai kondisi pencahayaan, sudut, dan ekspresi?
2. Bagaimana pemanfaatan GAN untuk meningkatkan variasi *dataset* wajah buronan guna meningkatkan akurasi klasifikasi?
3. Seberapa efektif kombinasi **MTCNN** dan **GAN** dalam meningkatkan performa model deteksi dan klasifikasi wajah buronan?

## Tujuan dan Manfaat Penelitian

### Tujuan Penelitian

Penelitian tesis ini bertujuan :

1. Menggunakan GAN untuk menghasilkan data citra sintetis guna memperkaya *datase*t wajah buronan.
2. Mengimplementasikan model MTCNN untuk mendeteksi wajah buronan dengan berbagai variasi pencahayaan, sudut, dan ekspresi.
3. Menganalisis efektivitas kombinasi MTCNN dan GAN dalam meningkatkan akurasi deteksi dan klasifikasi wajah buronan.

### Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Manfaat Teori

Meningkatkan pemahaman dan keterampilan dalam *Computer Vision*, terutama dalam penerapan MTCNN untuk deteksi wajah serta GAN untuk augmentasi data. Penelitian ini memungkinkan eksplorasi lebih dalam mengenai arsitektur *deep learning*, cara kerja jaringan saraf konvolusional (CNN) dalam ekstraksi fitur wajah, serta strategi peningkatan dataset menggunakan model generatif. Selain itu, penelitian ini juga memberikan pengalaman dalam mengatasi tantangan pada deteksi wajah di dunia nyata, seperti variasi pencahayaan, sudut, dan perubahan ekspresi, sehingga dapat meningkatkan kemampuan dalam membangun model berbasis AI yang lebih akurat dan adaptif.

1. Manfaat Praktis

Memberikan solusi bagi aparat penegak hukum (Kepolisian) dalam mengidentifikasi dan melacak wajah buronan secara lebih akurat menggunakan sistem berbasis *Artificial Intelligence* (AI). Dengan menggabungkan MTCNN untuk deteksi wajah dan GAN untuk augmentasi data, model ini dapat meningkatkan ketepatan dalam mengenali wajah buronan meskipun terdapat variasi pencahayaan, sudut pandang, atau perubahan ekspresi. Implementasi teknologi ini berpotensi mempercepat proses identifikasi, mengurangi kesalahan manusia dalam pencocokan wajah, serta mendukung efisiensi kerja aparat dalam menangani kasus kriminal yang melibatkan pencarian buronan diwilayah institusi penegak hukum.

## Tata-Urut Penulisan

Dalam penelitian tesis ini, sistematika penulisan yang disusun adalah sebagai berikut :

Bab I Pendahuluan, berisi tentang penjelasan latar belakang permasalahan yang akan diteliti, masalah penelitian, tujuan dan manfaat penelitian serta urut penulisan penelitian tesis.

Bab II Landasan pemikiran, berisi landasan teori yang melandasi proses penelitian yang dilakukan, terdiri dari tinjauan pustaka, tinjauan studi, aspek organisasi, kerangka konsep dan hipotesis.

Bab III Desain penelitian berisi penjelasan tentang meotodologi yang digunakan dalam penelitian ini, metode pemilihan sample, metode pengumpulan data, teknik analisis data, metode pengembangan, metode pengujian dan jadwal penelitian.

Bab IV Kesimpulan, berisi kesimpulan uraian pembahasan.

# BAB II LANDASAN TEORI DAN KERANGKA KONSEP

## Tinjauan Pustaka

Berbagai teori dan pustaka yang relevan dengan topik penelitian ini telah dikaji secara mendalam. Kumpulan teori diperoleh dari berbagai literatur seperti buku, jurnal, dan tesis yang membahas tentang sistem deteksi wajah, kecerdasan buatan, serta pemanfaatan metode *Multi-task Cascaded Convolutional Networks* (MTCNN) dan *Generative Adversarial Networks* (GAN) dalam pengenalan dan rekonstruksi wajah pada sistem cerdas.

### Artificial Intelligence

*Artificial Intelligence* (AI) atau kecerdasan buatan adalah cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem atau mesin yang mampu meniru kecerdasan manusia. Teknologi ini memungkinkan mesin untuk belajar dari pengalaman, memahami data, mengambil keputusan, dan menyelesaikan masalah secara mandiri (Ardita *et al.*, 2023). AI memiliki peran yang semakin penting di era teknologi saat ini, karena mampu memberikan solusi inovatif dan efisien dalam berbagai aspek kehidupan. Seiring dengan pesatnya kemajuan teknologi, kecerdasan buatan menjadi kunci utama dalam transformasi digital, mengubah cara manusia bekerja, berkomunikasi, dan menjalani kehidupan sehari-hari.

Seiring berkembangnya teknologi *Artificial Intelligence* (AI), muncul berbagai cabang dan pendekatan yang mendukung kemampuan mesin dalam meniru kecerdasan manusia. Salah satu pendekatan yang paling signifikan dan banyak digunakan saat ini adalah *Machine Learning*, yaitu metode yang memungkinkan mesin belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Dari perkembangan *machine learning* inilah, lahir teknik yang lebih kompleks dan canggih yang dikenal dengan *Deep Learning*. *Deep Learning* adalah cabang dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis (*deep neural networks*) untuk mempelajari dan mengenali pola dalam data secara otomatis. Teknologi ini sangat efektif dalam mengolah data berukuran besar dan tidak terstruktur, seperti gambar, suara, dan teks, sehingga menjadi bagian penting dalam pengembangan kecerdasan buatan modern (Situmeang *et al.*, 2024).

*Artificial Intelligence* (AI) telah memiliki berbagai definisi yang berkembang seiring waktu, tergantung pada sudut pandang dan pendekatan yang digunakan. Secara umum, definisi-definisi tersebut dapat dikelompokkan ke dalam empat bagian utama, yaitu:

1. Pendekatan Berpikir Seperti Manusia *(Thinking Humanly)*

AI didefinisikan sebagai sistem yang dapat meniru proses berpikir manusia, seperti penalaran, pengambilan keputusan, dan pemecahan masalah, sebagaimana dilakukan oleh otak manusia.

1. Pendekatan Bertindak Seperti Manusia *(Acting Humanly)*

Dalam pendekatan ini, AI dilihat sebagai sistem yang mampu bertindak layaknya manusia, misalnya melalui komunikasi, interaksi sosial, atau penyelesaian tugas sehari-hari.

1. Pendekatan Berpikir Secara Rasional *(Thinking Rationally)*

AI dianggap sebagai sistem yang dapat berpikir secara logis dan menggunakan prinsip-prinsip penalaran formal untuk mencapai suatu kesimpulan atau keputusan.

1. Pendekatan Bertindak Secara Rasional *(Acting Rationally)*

AI dipandang sebagai agen cerdas yang mampu bertindak secara optimal dan rasional berdasarkan informasi yang dimilikinya untuk mencapai tujuan tertentu.

### Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah serangkaian teknik dan proses yang digunakan untuk meningkatkan kualitas suatu citra, baik dari segi visual maupun informasi yang dikandungnya. Tujuan utamanya adalah agar citra tersebut menjadi lebih mudah dianalisis, diinterpretasikan, dan dimanfaatkan, baik oleh manusia dalam proses pengamatan maupun oleh mesin dalam berbagai aplikasi seperti deteksi objek, pengenalan pola, hingga sistem kecerdasan buatan (Lapendy *et al.*, 2024).

Pengolahan citra digital merupakan proses manipulasi dan analisis citra menggunakan teknik komputasi dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas visual, mengekstraksi informasi penting, serta mendukung proses pengambilan keputusan secara otomatis. Perkembangan teknologi dan meningkatnya kebutuhan akan sistem cerdas telah mendorong pengolahan citra menjadi komponen penting dalam berbagai bidang, seperti pengenalan wajah, deteksi objek, sistem keamanan, hingga analisis citra medis (Raharjo *et al.*, 2025)

### Pengenalan dan Deteksi Wajah

Deteksi wajah adalah proses untuk mengidentifikasi keberadaan wajah manusia dalam gambar atau video. Proses ini melibatkan pencarian posisi wajah serta ekstraksi fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut. Deteksi wajah merupakan tahap penting dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan wajah, analisis ekspresi, penguncian perangkat berbasis biometrik, dan pengawasan video. Akurasi deteksi wajah sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah (Rohim *et al.*, 2024).

Algoritma pengenalan wajah memiliki dua fungsi utama dalam sistem biometrik: verifikasi dan identifikasi. Dalam konteks sistem keamanan, algoritma ini digunakan untuk memverifikasi identitas pengguna dengan mencocokkan wajah yang terdeteksi dengan data wajah yang tersimpan dalam database. Selain itu, algoritma ini juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi pengguna yang tidak jujur, seperti mendeteksi aktivitas yang mencurigakan di lingkungan sekolah. Sistem ini dapat mengeluarkan data terkait identitas pengguna yang terdeteksi tidak sesuai atau tidak jujur, yang dapat dijadikan bukti pelanggaran atau tindakan yang tidak sah, memberikan tingkat keamanan yang lebih tinggi serta transparansi dalam pemantauan aktivitas pengguna (Elfitri, Rachmawati and Budi Wirayuda, 2024).

Beberapa metode yang umum digunakan dalam deteksi wajah antara lain:

1. *Multi-task Cascaded Convolutional Networks (*MTCNN). MTCNN terdiri dari beberapa jaringan CNN bertingkat yang bekerja secara bertahap untuk mendeteksi wajah dan mengekstraksi *landmark* penting seperti mata, hidung, dan mulut. Keunggulan MTCNN terletak pada kemampuannya dalam mendeteksi wajah dengan akurasi tinggi, bahkan dalam kondisi pencahayaan yang buruk, sudut wajah yang miring, atau ketika wajah sebagian tertutup.
2. *Generative Adversarial Networksi* (GAN). GAN dapat meningkatkan kualitas gambar wajah yang buram atau terdistorsi, sehingga membantu sistem deteksi bekerja lebih akurat. Dalam beberapa kasus, GAN juga digunakan untuk menghasilkan wajah sintetis sebagai data pelatihan tambahan guna meningkatkan performa model deteksi wajah.

### Arsitektur *Multitask Cascaded Convolutional Networks*

*Multi-Task Cascaded Convolutional Network* (MTCNN) merupakan arsitektur jaringan saraf yang menggabungkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan tiga tahapan utama, yaitu *Proposal Network* (P-Net) , *Refine Network* (R-Net), dan *Output Network* (O-Net). Setiap tahap memiliki peran tersendiri dalam proses deteksi wajah yang dilakukan secara bertingkat (*cascaded*), dimulai dari menghasilkan kandidat wilayah wajah, menyaring dan memperbaiki hasil kandidat, hingga melakukan klasifikasi akhir dan prediksi landmark wajah seperti mata, hidung, dan mulut. Pendekatan bertahap ini memungkinkan MTCNN bekerja secara efisien dan cepat, serta mampu mendeteksi wajah dengan akurasi tinggi meskipun dalam kondisi pencahayaan buruk, sudut wajah miring, atau sebagian wajah tertutup walaupun dalam keadaan tertentu terkadang mengalami penurunan. (Kumar *et al.*, 2023).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.1) |

Keterangan:

1. LMTCNN​: Total loss dari MTCNN.
2. Lcls​: Loss fungsi klasifikasi (apakah suatu region mengandung wajah atau tidak), biasanya pakai binary cross-entropy.
3. Lbbox​: Loss untuk regresi **bounding box**, biasanya pakai **Smooth L1 Loss** atau **L2 Loss**.
4. Llandmark​: Loss untuk prediksi **landmark wajah** (mata, hidung, mulut, dll), biasanya juga menggunakan **L2 Loss**.
5. λ1​,λ2​,λ3​: Koefisien penyeimbang (hyperparameter) untuk tiap loss agar proporsional.

Algoritma *Multi-Task Cascaded Convolutional Network* dapat dilihat pada table 2.1

**Tabel 2. 1** Pseudocode MTCNN (Anggara, Kartikasari and Bakhtiar, 2023)

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | START |
| 2 | INPUT foto |
| 3 | RUN P-NET |
| 4 | GET array wajah P-NET |
| 5 | RUN R-NET dengan array wajah P-NET |
| 6 | GET array wajah R-NET |
| 7 | RUN O-NET dengan array wajah R-NET |
| 8 | GET array wajah O-NET |
| 9 | RETURN array wajah O-NET |
| 10 | Start Detect |
| 11 | RETURN Boxes, probability START Select\_Boxes |
| 12 | RETURN Selected\_box |
| 13 | Selected\_probs,  selected\_points  START Extract |
| 14 | RETURN Faces |
| 15 | END |

Berikut adalah penjelasan dari pseudocode pada tabel 2.1. Pada tiap proses PNet, R-NET dan O-Net didapatkan array yang berisikan variabel x,y,h,w dari wajah yang berisikan titik x, titik y, tinggi titik, dan lebar titik.

A diagram of a face classification system

AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 2. 1** Arsitektur MTCNN (Naser et al., 2023)

Berdasarkan gambar 2.1 ada 3 tahapan dalam arsitektur MTCNN untuk membuat *image pyramid* yaitu:

1. *Stage*-1: Proses awal pada MTCNN dimulai dengan *Proposal Network* (P-Net), yaitu jaringan *fully convolutional* yang berfungsi untuk menghasilkan kandidat area wajah beserta bounding *box regression vector*. Setelah kandidat wajah diperoleh, dilakukan proses kalibrasi *bounding box* untuk memperbaiki posisi dan ukuran area deteksi. Selanjutnya, digunakan teknik *Non-Maximum Suppression* (NMS) untuk mengeliminasi kandidat yang saling tumpang tindih, sehingga hanya dipertahankan deteksi yang paling representatif dan akurat.
2. *Stage*-2: Kandidat yang telah diperoleh dari tahap sebelumnya kemudian diproses lebih lanjut oleh jaringan CNN berikutnya, yaitu *Refine Network* (R-Net). R-Net berfungsi untuk melakukan kalibrasi ulang terhadap area deteksi, mengeliminasi kandidat palsu yang tidak mengandung wajah, serta menggabungkan kandidat yang tumpang tindih menggunakan teknik *Non-Maximum Suppression* (NMS), sehingga hasil deteksi menjadi lebih akurat dan bersih dari *noise*.
3. *Stage*-3: Tahap akhir, yaitu *Output Network* (O-Net), melakukan proses yang serupa dengan tahap sebelumnya, namun dengan tingkat presisi yang lebih tinggi. Tujuannya adalah untuk menyempurnakan hasil deteksi wajah dengan mendeskripsikan kandidat secara lebih detail. Pada tahap ini, sistem juga melakukan prediksi terhadap lima titik utama wajah (*facial landmarks*), yaitu kedua mata, hidung, dan kedua sudut mulut, guna meningkatkan akurasi dalam proses deteksi dan pengenalan wajah.

### Konsep dan Implementasi *Generative Adversarial Networks*

*Generative Adversarial Networks* (GAN) merupakan salah satu pendekatan dalam *machine learning* yang terdiri dari dua jaringan saraf utama, yaitu *generator* dan *discriminator*. GAN bekerja melalui mekanisme kompetisi antara kedua jaringan tersebut. *Generator* bertugas untuk menghasilkan data sintetis yang menyerupai data asli, sedangkan discriminator berfungsi untuk membedakan antara data asli dan data yang dihasilkan oleh *generator*. Istilah "*adversarial*" merujuk pada sifat saling berlawanan dari kedua jaringan ini dalam proses pelatihannya, sementara "*network*" mengacu pada arsitektur jaringan saraf dalam yang digunakan. Melalui proses pelatihan yang terus-menerus, generator akan semakin baik dalam meniru data asli, sehingga menghasilkan keluaran yang sulit dibedakan dari data sebenarnya (B, Jakkamsetti and Aishwarya, 2022)

|  |  |
| --- | --- |
| *min​Dmax​V(D,G) = Ex∼pdata​(x)​[logD(x)]+Ez∼pz​(z)​[log(1−D(G(z)))]* | (2.2) |

Keterangan:

1. G: *Generator*, yang menghasilkan gambar palsu dari *noise* z.
2. D: *Discriminator*, yang mencoba membedakan gambar asli dari gambar palsu.
3. x∼pdata​(x): Gambar nyata dari distribusi data asli (misalnya, dataset gambar).
4. z∼pz​(z): *Noise* acak dari distribusi input (misalnya, distribusi uniform atau normal).
5. D(x): Probabilitas yang diberikan oleh discriminator bahwa xxx adalah gambar asli.
6. D(G(z)): Probabilitas bahwa gambar buatan G(z) dikira asli oleh discriminator.

Alur kerja *Generative Adversarial Networks* dapat dilihat pada gambar 2.2.

A black background with a black square

AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 2. 2** Alur Generative Adversarial Networks (Aram et al., 2022)

Berikut merupakan tahapan alur GAN (Chaurasia and Chhikara, 2024)

1. *Input Random Noise* (z)

Proses dimulai dengan sebuah vektor *noise* acak yang diambil dari distribusi probabilitas tertentu, seperti distribusi *Gaussian*. Vektor ini bertindak sebagai input awal bagi generator untuk menghasilkan data sintetis.

1. *Generator* (G)

*Generator* adalah jaringan saraf yang bertugas mengubah *noise* acak menjadi data palsu yang menyerupai data asli. Tujuannya adalah untuk menipu *discriminator* agar percaya bahwa data tersebut merupakan data asli.

1. *Generated Image*

Hasil dari proses *generator* berupa gambar atau data sintetis yang menyerupai data asli, namun sebenarnya bersumber dari *noise*.

1. Real Data

Merupakan data asli yang diambil dari dataset pelatihan. Data ini digunakan sebagai acuan oleh *discriminator* dalam membandingkan dengan data palsu dari generator.

1. *Discriminator* (D)

*Discriminator* adalah jaringan saraf kedua yang bertugas membedakan antara data asli dan data palsu. Ia belajar mengenali ciri khas dari data nyata untuk meningkatkan kemampuannya dalam klasifikasi.

1. *Adversarial Training*

Proses pelatihan dilakukan secara bersamaan antara *generator* dan *discriminator*. Keduanya berkompetisi, di mana *generator* mencoba menipu *discriminator*, dan *discriminator* berusaha meningkatkan akurasinya dalam mengenali data palsu.

1. *Output* (*Predicted Labels)*

Setelah proses pelatihan berjalan optimal, generator akan mampu menghasilkan data sintetis dengan kualitas tinggi yang sangat mirip dengan data asli, sehingga sulit dibedakan oleh manusia maupun sistem.

### *Dataset*

Data pada penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle menggunakan dataset NIST Special Database – Mugshots. Dataset ini berisi 3.248 citra wajah tersegmentasi dalam format 8-bit grayscale dengan ukuran bervariasi, yang umum digunakan dalam proses identifikasi kriminal (label buronan). Seluruh citra disimpan dalam format PNG dan dilengkapi file metadata berformat TXT yang memuat atribut label seperti gender, age, position, dan history. Dataset ini mencakup 1.573 individu (1.495 laki-laki dan 78 perempuan) dengan kombinasi tampilan wajah depan (front view) dan samping (profile view). Sebanyak 1.333 kasus memiliki kedua tampilan tersebut, dengan 131 kasus memiliki dua atau lebih wajah depan dan 89 kasus memiliki dua atau lebih profil. Citra dipindai dengan resolusi 19,7 piksel per mm, sehingga memberikan kualitas detail yang cukup baik untuk pelatihan model deteksi dan pengenalan wajah, termasuk pada variasi sudut pandang, pencahayaan, dan ekspresi yang berbeda.

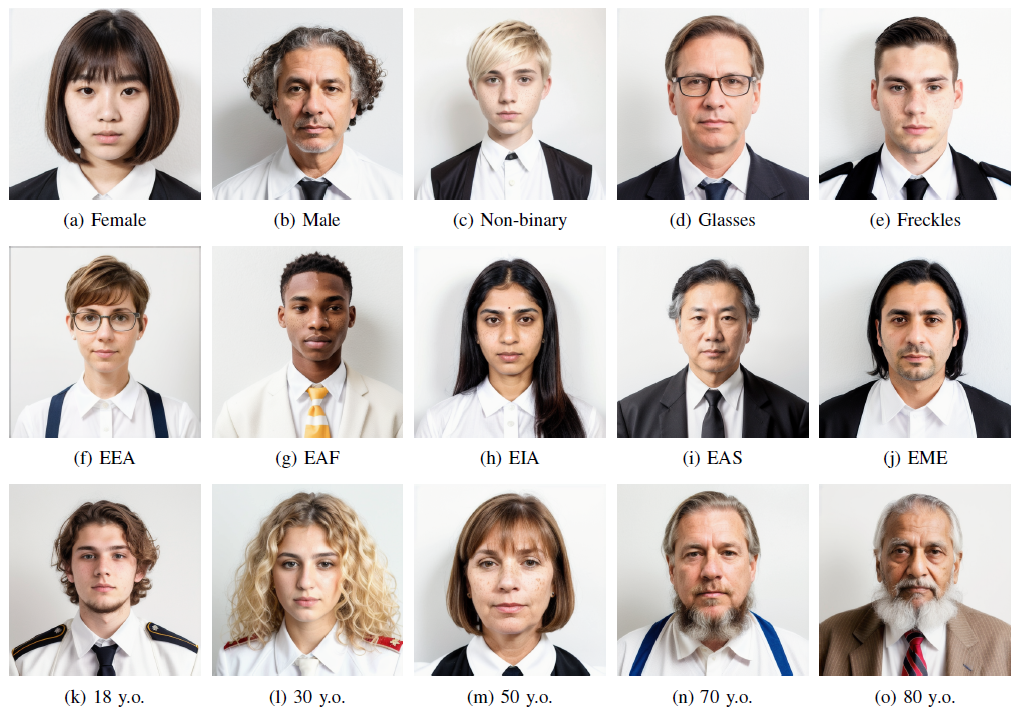
Proses pengumpulan data dilakukan secara daring dengan mengunduh langsung dari halaman resmi Kaggle. Setelah data diperoleh, dilakukan proses seleksi dan praproses untuk memastikan kualitas dan kesesuaian gambar yang digunakan dalam eksperimen. Mengingat ukuran asli dataset mencapai 1.87 GB, dilakukan pembatasan data menjadi maksimal 1 GB agar proses pelatihan model lebih efisien dan tidak memerlukan sumber daya komputasi yang terlalu besar. Pembatasan ini dilakukan dengan cara menyeleksi sebagian gambar berdasarkan kualitas visual dan keberagaman wajah, tanpa mengurangi representasi karakteristik utama dataset.

Selain itu, untuk membangun sistem yang dapat membedakan antara wajah buronan dan non buronan, digunakan dua jenis label, yaitu:

1. **Label Buronan**: diperoleh dari dataset **NIST Mugshots** (Kaggle).
2. **Label Non Buronan**: diperoleh dari sumber data publik (misalnya dataset wajah umum yang tersedia secara open-source).

Dalam penelitian ini, digunakan **jumlah data seimbang**, yaitu **50 orang untuk label buronan dan 50 orang untuk label non buronan**, sehingga total data eksperimen terdiri dari 100 individu. Hal ini dilakukan agar model dapat dilatih secara adil tanpa bias terhadap salah satu kategori.

Berikut ini disajikan sampel *dataset* wajah buronan yang diambil dari ***NIST Mugshots*** dan Public (non Buronan) yang digunakan sebagai data uji dalam penelitian ini.





**Gambar 2. 3** Sampel Dataset Wajah Buronan & Non Buronan (<https://www.kaggle.com> & <https://miatbiolab.csr.unibo.it/icao-synthetic-dataset/> )

## Tinjauan Studi

Pengenalan wajah (Face Recognition) dengan kemajuan metode *deep learning* seperti **Convolutional Neural Network (CNN)**, **Generative Adversarial Network (GAN)**, dan **Multi-task Cascaded Convolutional Network (MTCNN)** telah mendorong penerapan teknologi ini di berbagai bidang, mulai dari keamanan, penegakan hukum, hingga pemrosesan citra pada kondisi ekstrem.

Khan et al., (2024) mengembangkan **MTCNN++**, sebuah varian MTCNN yang dioptimalkan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi wajah. Dengan arsitektur jaringan yang lebih ringan dan fungsi *loss* yang ditingkatkan, MTCNN++ mampu mendeteksi wajah dengan akurasi tinggi meskipun citra penuh *noise*, buram, atau hanya menampilkan sebagian wajah, serta menghasilkan kecepatan inferensi 20–30% lebih cepat.

Chaurasia & Chhikara (2024) memperkenalkan **Sea-Pix-GAN**, model berbasis GAN yang dirancang untuk meningkatkan kualitas citra bawah air melalui perbaikan warna, kontras, dan detail. Meskipun fokus pada citra bawah air, teknik ini relevan untuk memperbaiki citra wajah pada kondisi pencahayaan rendah atau *degraded image* karena GAN terbukti meningkatkan nilai PSNR dan SSIM secara signifikan.

Dalam ranah identifikasi kriminal, Kumar et al., (2023) menggunakan MTCNN untuk mendeteksi wajah pada citra atau video, kemudian menerapkan CNN untuk *feature extraction*. Sistem ini menunjukkan kinerja yang baik bahkan pada citra berkualitas rendah seperti hasil tangkapan CCTV. Senada dengan itu, Adimas & Irianto (2021) mengembangkan sistem pengenalan wajah kriminal berbasis sketsa dengan pendekatan *Content-Based Image Retrieval* (CBIR), yang dapat ditingkatkan akurasinya dengan integrasi GAN untuk mengubah sketsa menjadi citra realistis.

Penelitian Naser et al., (2023) berfokus pada pengenalan wajah dengan *partial occlusion* menggunakan CNN dan *data augmentation*, sehingga model tetap mampu mengenali wajah meskipun tertutup masker atau objek lain. Akingbesote et al., (2023) menawarkan optimasi *Pareto* pada FaceNet untuk pengenalan wajah di era penggunaan masker, mencapai akurasi hingga 92% dengan teknik *preprocessing* yang tepat.

Zeng et al., (2020) menyoroti potensi kombinasi CNN, MTCNN, dan GAN dalam mengatasi *occlusion*, sedangkan Zhou et al., (2023) menekankan efektivitas GAN dalam memperbaiki citra dokumen terdegradasi — sebuah pendekatan yang juga dapat diadaptasi untuk citra wajah buronan dengan kualitas rendah.

Tinjauan Adjabi et al., (2020) dan Kortli et al., (2020) menegaskan bahwa *deep learning* telah secara signifikan meningkatkan kinerja pengenalan wajah, meskipun tantangan seperti *occlusion*, pencahayaan buruk, dan resolusi rendah masih menjadi fokus pengembangan.

Berdasarkan studi literatur tersebut, penelitian ini mengadopsi **GAN** untuk meningkatkan kualitas dan menghasilkan variasi citra wajah buronan, serta **MTCNN** untuk proses deteksi wajah, dengan tujuan memperoleh hasil deteksi yang lebih akurat dan *robust* pada berbagai kondisi citra.

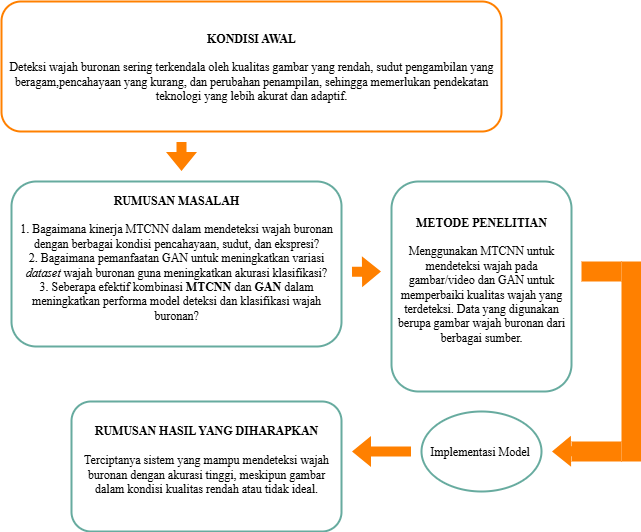
Berikut rangkuman pada tabel 2.2 yang penulis sajikan terkait tinjauan studi, antara lain:

**Tabel 2. 2** Penelitian Terkait

| **No** | **Profil Pustaka** | **Metode, Temuan, dan Pengembangan** |
| --- | --- | --- |
| 1 | **Judul:**  *MTCNN++: A CNN-based face detection algorithm inspired by MTCNN*  **Penulis:**  (Khan *et al.*, 2024)  **Jurnal/Prosiding:**  *The Visual Computer (2024)* | **Metode:**  MTCNN++ adalah pengembangan dari MTCNN yang dirancang untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi wajah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Algoritma ini mengusung arsitektur jaringan yang lebih ringan dan optimal, serta memanfaatkan pendekatan multi-task untuk mendeteksi wajah dan landmark secara simultan dengan fungsi loss yang ditingkatkan.  **Temuan:**  Dilatih menggunakan dataset yang lebih bervariasi, MTCNN++ mampu menangani kondisi gambar yang penuh *noise*, buram, atau hanya menampilkan wajah secara parsial. Penelitian menunjukkan bahwa metode ini berhasil meningkatkan akurasi deteksi wajah, bahkan dalam kondisi gambar yang buruk, dengan waktu inferensi yang lebih cepat hingga 20-30%.  **Pengembangan:**  Pengembangan lebih lanjut dapat mencakup integrasi dengan GAN untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum deteksi, optimasi untuk perangkat edge seperti Jetson atau *Raspberry* Pi, serta integrasi dengan model pengenalan wajah seperti FaceNet. Selain itu, pelatihan ulang menggunakan dataset spesifik, seperti wajah DPO, dapat memperluas aplikasi algoritma ini dalam konteks keamanan atau pencarian orang hilang. |
| 2 | **Judul:**  *Sea-Pix-GAN: Underwater Image Enhancement Using Adversarial Neural Network*  **Penulis:**  (Chaurasia and Chhikara, 2024)  **Jurnal/Prosiding:**  *Visual Communication and Image Representation(2024)* | **Metode:**  Sea-Pix-GAN adalah model berbasis *Generative Adversarial Network* (GAN) yang dirancang khusus untuk meningkatkan kualitas citra bawah air. Metode ini terdiri dari dua komponen utama: *generator* dan *discriminator*, di mana generator bertugas meningkatkan kualitas gambar dengan memperbaiki warna, kontras, dan detail, sementara *discriminator* menilai hasil generator untuk memastikan gambar yang dihasilkan terlihat alami. Model ini dilatih menggunakan dataset citra bawah air yang beragam, mencakup kondisi pencahayaan rendah, warna yang hilang, dan gambar berkabut, dengan tujuan menghasilkan citra yang lebih jelas dan realistis. Selain itu, Sea-Pix-GAN menggunakan pendekatan loss fungsional berbasis perceptual loss untuk menjaga detail visual.  **Temuan:**  Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Sea-Pix-GAN secara signifikan meningkatkan kualitas citra bawah air dibandingkan metode tradisional. Gambar yang dihasilkan memiliki warna yang lebih alami, peningkatan kontras, dan pengurangan noise. Model ini juga menunjukkan performa unggul pada metrik evaluasi objektif seperti *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) dan *Structural Similarity Index* (SSIM), serta mendapat penilaian positif dalam evaluasi subjektif dari pengguna.  **Pengembangan:**  Pengembangan lebih lanjut dapat mencakup.  Generalisasi Dataset, Melatih model dengan dataset yang lebih luas dan mencakup lebih banyak kondisi bawah air yang ekstrem, seperti kekeruhan tinggi atau pencahayaan minim.  Optimasi Model, Mengurangi kompleksitas model agar lebih efisien untuk diterapkan pada perangkat edge, seperti drone bawah air atau robot penyelam.  Integrasi Real-Time, Mengadaptasi Sea-Pix-GAN untuk pengolahan citra secara real-time untuk aplikasi penyelamatan, eksplorasi, atau penelitian bawah air.  Ekstensi ke Domain Lain, Menguji performa model pada jenis citra lain yang memiliki karakteristik serupa, seperti citra dengan noise tinggi atau gambar medis. |
| 3 | **Judul:**  *Criminal Face Identification System Using Deep Learning Algorithm Multi-Task Cascade Neural Network (MTCNN)*  **Penulis:**  (Kumar *et al.*, 2023)  **Jurnal/Prosiding:**  *Materials Today (2023)* | **Metode:** Paper ini mengusulkan sistem identifikasi wajah kriminal berbasis *Deep Learning* dengan menggunakan algoritma *Multi-Task Cascade Neural Network* (MTCNN). MTCNN digunakan untuk mendeteksi wajah dari gambar atau video dengan akurasi tinggi, meskipun terdapat variasi seperti pose, ekspresi, atau pencahayaan. Setelah deteksi wajah, sistem menerapkan teknik *feature extraction* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendapatkan ciri khas wajah yang digunakan dalam proses identifikasi. Model ini dilatih dengan dataset gambar wajah yang mencakup berbagai kondisi untuk memastikan generalisasi yang baik pada data baru.  **Temuan:** Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode berbasis MTCNN memiliki performa yang sangat baik dalam mendeteksi wajah dari gambar berkualitas rendah, seperti tangkapan CCTV. Sistem ini mampu mengidentifikasi wajah kriminal dengan tingkat akurasi yang tinggi, bahkan ketika gambar memiliki noise, pencahayaan buruk, atau sudut pandang yang tidak ideal. Penggunaan pipeline deteksi wajah berbasis MTCNN memberikan keunggulan dibandingkan metode tradisional, terutama dalam hal presisi dan kecepatan.  **Pengembangan:**   1. **Enhancement Gambar:**   Menambahkan tahap *pre-processing* seperti image enhancement (misalnya, menggunakan GAN) untuk memperbaiki kualitas gambar sebelum deteksi wajah.   1. **Dataset yang Lebih Besar:**   Memperluas dataset wajah kriminal untuk mencakup lebih banyak variasi, seperti kondisi lingkungan ekstrem atau wajah parsial.   1. ***Real-Time Processing*:**   Mengoptimalkan model agar dapat diterapkan untuk analisis data video secara *real-time* pada sistem pengawasan.   1. **Integrasi Teknologi Lain:**   Menggabungkan sistem ini dengan algoritma lain seperti YOLO atau *FaceNet* untuk meningkatkan efisiensi dalam identifikasi wajah dari video berdurasi panjang.  Paper ini menyoroti potensi besar MTCNN dalam aplikasi identifikasi kriminal, terutama untuk menganalisis data visual dari perangkat pengawasan seperti CCTV. |
| 4 | **Judul:**  *Image Sketch Based Criminal Face Recognition Using Content Based*  *Image Retrieval*  **Penulis:**  (Adimas and Irianto, 2021)  **Jurnal/Prosiding:**  *Scientific Journal of Informatics (2021)* | **Metode:** Paper ini mengembangkan sistem pengenalan wajah kriminal berbasis sketsa menggunakan metode *Content-Based Image Retrieval* (CBIR). Pendekatan ini memanfaatkan sketsa wajah (*hand-drawn sketches*) yang sering digunakan dalam investigasi kriminal sebagai masukan untuk mencari wajah yang cocok dalam database gambar wajah. Sistem ini menggabungkan algoritma ekstraksi fitur berbasis *Deep Learning* untuk menangkap karakteristik penting dari sketsa dan gambar. Proses pencocokan dilakukan dengan mengukur kemiripan antara fitur sketsa dan gambar dalam database.  **Temuan:** Sistem ini menunjukkan performa yang baik dalam mencocokkan sketsa dengan gambar wajah di database, bahkan ketika terdapat perbedaan gaya menggambar atau kualitas sketsa. Penggunaan CBIR memungkinkan pencarian cepat dan akurat dalam dataset besar. Penelitian ini menemukan bahwa metode berbasis *Deep Learning* secara signifikan meningkatkan tingkat keberhasilan pencocokan dibandingkan metode tradisional berbasis piksel.  **Pengembangan:**   1. **Peningkatan Akurasi:**   Menggunakan model GAN untuk mengubah sketsa menjadi gambar wajah realistis sebelum proses pencocokan.   1. **Dataset Lebih Beragam:**   Memperluas dataset dengan variasi gaya sketsa dan kondisi pencahayaan untuk meningkatkan generalisasi model.   1. **Real-Time Implementation:**   Mengoptimalkan algoritma agar sistem dapat digunakan untuk pencocokan wajah secara *real-time*.   1. **Integrasi Multimodal:**   Menggabungkan data lain seperti deskripsi teks atau metadata untuk mendukung proses pencarian. |
| 5 | **Judul:**  *Facial Recognition for Partially Occluded Faces*  **Penulis:**  (Naser *et al.*, 2023)  **Jurnal/Prosiding:**  *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (2023)* | **Metode:** Paper ini membahas pengenalan wajah pada wajah yang terhalang sebagian (*partially occluded faces*). Penelitian menggunakan pendekatan berbasis *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk mengekstraksi fitur wajah yang tetap dapat dikenali meskipun sebagian wajah tertutup oleh objek seperti masker, kacamata, atau rambut. Model dilatih pada dataset dengan variasi occlusion untuk meningkatkan robustitas terhadap penghalang parsial. Selain itu, teknik augmentasi data dan segmentasi wajah digunakan untuk memastikan bahwa model dapat menangani berbagai skenario occlusion.  **Temuan:** Penelitian menunjukkan bahwa model berbasis CNN mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi meskipun sebagian wajah tertutupi. Dibandingkan metode pengenalan wajah tradisional, pendekatan ini lebih robust terhadap *noise* dan *occlusion*. Dalam kondisi penghalang parsial seperti masker atau tangan yang menutupi sebagian wajah, model tetap dapat mengenali wajah dengan akurasi di atas 85%. Penggunaan augmentasi data juga terbukti meningkatkan performa model secara signifikan.  **Pengembangan:**   1. **Model Hybrid:**   Menggabungkan CNN dengan model berbasis Transformer untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi pengenalan wajah.   1. ***Occlusion Handling*:**   Mengembangkan teknik deteksi dan pemrosesan *occlusion* secara otomatis untuk menghilangkan pengaruh penghalang sebelum pengenalan wajah dilakukan.   1. **Dataset Khusus:** Membuat dataset baru dengan variasi *occlusion* yang lebih realistis untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. 2. ***Real-Time Application*:**   Mengoptimalkan model agar dapat digunakan dalam aplikasi *real-time* seperti sistem keamanan atau pencarian orang hilang. |
| 6 | **Judul:**  *Improving Accuracy of Face Recognition in the Era of*  *Mask-Wearing: An Evaluation of a Pareto-Optimized FaceNet*  *Model with Data Preprocessing Techniques*  **Penulis:**  (Akingbesote *et al.*, 2023)  **Jurnal/Prosiding:**  *Algorithm MDPI (2023)* | **Metode:** Penelitian ini mengevaluasi kinerja model *FaceNet* yang dioptimalkan menggunakan pendekatan Pareto untuk menghadapi tantangan pengenalan wajah di era penggunaan masker. Model ini memanfaatkan teknik *data preprocessing* seperti augmentasi data dengan variasi masker, *cropping*, dan normalisasi gambar. Pendekatan Pareto digunakan untuk menyeimbangkan akurasi pengenalan dengan efisiensi komputasi, memastikan performa optimal di berbagai kondisi. Dataset yang digunakan meliputi gambar wajah bertopeng dan tanpa topeng untuk melatih dan menguji kemampuan model.  **Temuan:** Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimalisasi *Pareto* pada *FaceNet* secara signifikan meningkatkan akurasi pengenalan wajah, khususnya untuk wajah bertopeng. Dengan *preprocessing* yang tepat, model mencapai akurasi hingga 92% pada wajah bertopeng, dibandingkan dengan metode tradisional yang hanya mencapai akurasi 80-85%. Teknik augmentasi data terbukti berkontribusi besar dalam meningkatkan kemampuan model untuk mengenali fitur wajah yang tersembunyi oleh masker.  **Pengembangan:**   1. **Penggabungan dengan Transformer:**   Mengintegrasikan model berbasis Transformer untuk memperbaiki kemampuan pengenalan pada occlusion kompleks.   1. **Dataset Lebih Variatif:**   Mengembangkan dataset baru dengan variasi masker dan kondisi pencahayaan untuk meningkatkan generalisasi model.   1. ***Real-Time Optimization*:**   Meningkatkan efisiensi komputasi agar model dapat digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.   1. **Multimodal *Recognition*:**   Menggabungkan pengenalan wajah dengan biometrik lainnya, seperti suara atau iris, untuk meningkatkan akurasi pada kondisi *occlusion* ekstrem. |
| 7 | **Judul:**  *A Survey of Face Recognition Techniques Under Occlusion*  **Penulis:**  (Zeng, Veldhuis and Spreeuwers, 2020)  **Jurnal/Prosiding:**  *IET Biometrics (2020)* | **Metode:** Paper ini merupakan tinjauan literatur yang membahas berbagai teknik pengenalan wajah di bawah kondisi *occlusion,* seperti wajah yang sebagian tertutup oleh masker, rambut, atau tangan. Penulis mengkategorikan teknik yang ada menjadi tiga pendekatan utama:   1. **Rekonstruksi Gambar Wajah:**   Menggunakan model generatif seperti GAN untuk memulihkan area wajah yang tertutup.   1. **Ekstraksi Fitur yang Tahan Occlusion:** Menggunakan teknik deep learning untuk mengekstrak fitur wajah yang tetap konsisten meskipun ada occlusion. 2. **Matching Bagian Wajah:**   Menganalisis bagian wajah yang terlihat, seperti mata atau dahi, untuk mencocokkan identitas dengan database.  **Temuan:**   1. Teknik berbasis deep learning, seperti CNN dan MTCNN, unggul dalam menangani occlusion dibandingkan metode tradisional berbasis geometris. 2. GAN dan varian model generatif lainnya menunjukkan hasil menjanjikan untuk rekonstruksi wajah yang tertutup sebagian. 3. Kombinasi beberapa teknik, seperti *feature extraction* dan *multi-modal matching*, mampu meningkatkan akurasi secara signifikan pada kondisi occlusion kompleks.   **Pengembangan:**   1. **Integrasi Multimodal:**   Memadukan data wajah dengan biometrik lain, seperti suara atau iris, untuk mengatasi keterbatasan informasi dari wajah.   1. **Penggunaan *Dataset Occlusion* Realistis:**   Meningkatkan kualitas dataset dengan variasi occlusion nyata untuk melatih model yang lebih robust.   1. **Optimalisasi Model Ringan:**   Mengembangkan model *deep learning* yang lebih ringan untuk penerapan *real-time* pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya.   1. **Teknik Adaptasi Domain:** Menggunakan domain adaptation untuk meningkatkan performa model ketika diterapkan pada dataset yang berbeda dari data pelatihan. |
| 8 | **Judul:**  *A Review of Document Image Enhancement Based on Document Degradation Problem*  **Penulis:**  (Zhou *et al.*, 2023)  **Jurnal/Prosiding:**  *IET Biometrics (2023)* | **Metode:** Paper ini adalah tinjauan literatur yang membahas berbagai metode peningkatan kualitas gambar dokumen yang mengalami degradasi, seperti *noise,* blur, fading, atau distorsi. Pendekatan yang diulas dalam makalah ini dikelompokkan menjadi tiga kategori utama:   1. **Metode Pra-Pemrosesan:**   Meliputi teknik seperti histogram *equalization, filtering (Gaussian, median*), dan *binarization* untuk meningkatkan kualitas dasar dokumen sebelum analisis lebih lanjut.   1. **Model Berbasis Deep Learning:**   Menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dan model generatif seperti GAN untuk merekonstruksi dokumen yang rusak.   1. **Model Hybrid:**   Menggabungkan pendekatan tradisional dan deep learning untuk menangani degradasi kompleks, seperti kombinasi *noise* dan *fading*.  **Temuan:**   1. Metode berbasis deep learning, seperti GAN, sangat efektif untuk mengatasi degradasi kompleks dengan mempelajari pola degradasi secara end-to-end. 2. Teknik tradisional masih relevan untuk menangani degradasi sederhana atau ringan, terutama dalam kondisi dengan sumber daya komputasi terbatas. 3. Integrasi model *hybrid* mampu menghasilkan performa lebih baik dibandingkan metode tunggal, terutama dalam kasus degradasi berat.   **Pengembangan:**   1. **Pembuatan Dataset yang Lebih Kaya:** Meningkatkan ketersediaan dataset dokumen dengan berbagai tipe degradasi untuk melatih model yang lebih adaptif. 2. **Optimalisasi Model:**   Mengembangkan model yang lebih efisien dan ringan untuk memungkinkan aplikasi pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya.   1. **Teknologi Multimodal:**   Menggabungkan informasi visual dengan metadata dokumen untuk meningkatkan akurasi rekonstruksi.   1. **Aplikasi *Real-Time*:**   Mengembangkan solusi real-time untuk peningkatan gambar dokumen, seperti scanner dokumen portabel atau aplikasi *mobile*. |
| 9 | **Judul:**  *Past, Present, and Future of Face Recognition:*  *A Review*  **Penulis:**  (Adjabi *et al.*, 2020)  **Jurnal/Prosiding:**  *Electronics MDPI (2020)* | **Metode:** Makalah ini mengulas perkembangan teknologi pengenalan wajah dari masa lalu hingga masa kini, mencakup metode tradisional berbasis fitur hingga pendekatan modern berbasis *deep learning*. Penulis membagi tinjauan menjadi tiga fase utama:   1. **Metode Tradisional:**   Pendekatan berbasis fitur geometris, statistik (seperti *Eigenfaces* dan *Fisherfaces*), serta penggunaan *Support Vector Machines* (SVM).   1. **Era Deep Learning:**   Penggunaan *Convolutional Neural Networks* (CNN), model generatif seperti GAN, dan *framework* seperti *FaceNet* yang telah merevolusi pengenalan wajah.   1. **Tantangan Masa Depan:**   Mengatasi masalah seperti *occlusion*, *noise, low resolution*, serta pengenalan wajah dalam kondisi *real-time* di lingkungan yang kompleks.  **Temuan:**   1. Metode berbasis deep learning telah secara signifikan meningkatkan akurasi pengenalan wajah, terutama dalam skenario kompleks seperti wajah yang occluded atau resolusi rendah. 2. Tantangan besar tetap ada, termasuk bias algoritma, privasi, serta kebutuhan akan dataset yang besar dan representatif. 3. Kombinasi teknologi baru, seperti multi-task learning, transfer learning, dan multimodal biometrics, diperkirakan akan mendukung perkembangan lebih lanjut.   **Pengembangan:**   1. **Pengurangan Bias Algoritma:** Mengembangkan algoritma yang lebih inklusif untuk mengatasi bias terhadap etnis, gender, dan umur. 2. **Teknologi Lightweight:**   Mengoptimalkan model agar lebih efisien untuk aplikasi pada perangkat edge seperti *smartphone* dan IoT.   1. **Peningkatan Robustness:**   Meningkatkan kemampuan model dalam menangani *noise, occlusion*, dan kondisi pencahayaan ekstrem.   1. **Privasi dan Keamanan:**   Mengintegrasikan teknologi yang lebih aman, seperti enkripsi data atau deteksi spoofing. |
| 10 | **Judul:**  *Face Recognition Systems: A Survei*  **Penulis:**  (Kortli *et al.*, 2020)  **Jurnal/Prosiding:**  *Sensors* (*2020*) | **Metode:** Makalah ini menyajikan survei menyeluruh tentang teknologi sistem pengenalan wajah, mencakup pendekatan tradisional berbasis metode statistik hingga teknologi modern berbasis *deep learning*. Penulis membahas proses pengenalan wajah secara terstruktur melalui tiga tahap utama:   1. **Preprocessing:** Mencakup deteksi wajah, normalisasi, dan peningkatan kualitas gambar. 2. **Ekstraksi Fitur:** Menggunakan metode seperti *Principal Component Analysis* (PCA), *Local Binary Patterns* (LBP), dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). 3. **Klasifikasi:** Menerapkan teknik seperti *Support Vector Machines* (SVM), *k-Nearest Neighbor* (k-NN), dan model berbasis *deep learning* seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN).   **Temuan:**   1. Teknologi pengenalan wajah berbasis deep learning telah memberikan kinerja superior dibandingkan metode tradisional, terutama dalam skenario yang kompleks. 2. Tantangan utama meliputi pengenalan wajah dalam kondisi occlusion, pencahayaan buruk, pose wajah yang bervariasi, dan masalah privasi. 3. Database besar seperti LFW (*Labeled Faces in the Wild*) dan MS-Celeb-1M telah mendorong perkembangan dalam penelitian pengenalan wajah.   **Pengembangan:**   1. **Real-Time Applications:**   Mengoptimalkan sistem pengenalan wajah untuk aplikasi *real-time* di perangkat edge dengan daya komputasi rendah.   1. **Robustness Enhancement:**   Mengembangkan model yang lebih tahan terhadap *noise, occlusion*, dan variasi pose.   1. **Integrasi Multimodal:**   Menggabungkan pengenalan wajah dengan biometrik lain, seperti suara atau sidik jari, untuk meningkatkan akurasi.   1. **Privasi dan Etika:** Memperkenalkan teknologi untuk mencegah penyalahgunaan data wajah, termasuk teknik enkripsi dan deteksi *spoofing*. |

## Kerangka Konsep/Pola Pikir Pemecahan Masalah

Berdasarkan pada identifikasi masalah, tujuan penelitian, kajian teori dan studi dari penelitian sebelumnya, maka didefinisikan untuk dibangun kerangka konsep penelitian dengan diagram di bawah sebagai berikut:



**Gambar 2. 4** Kerangka Pemecahan Masalah.

Gambar 2.4 menjelaskan kerangka konsep pemecahan masalah dalam penelitian deteksi wajah buronan menggunakan MTCNN dan GAN. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh kondisi awal di mana deteksi wajah buronan sering mengalami kendala karena kualitas gambar yang rendah, sudut pengambilan yang beragam, serta perubahan penampilan. Berdasarkan hal tersebut, dirumuskan tiga poin masalah utama, yaitu efektivitas MTCNN dalam mendeteksi wajah dengan berbagai kondisi, pemanfaatan GAN untuk memperkaya variasi data wajah buronan, dan kombinasi keduanya dalam meningkatkan akurasi model deteksi. Metode yang digunakan mencakup penerapan MTCNN untuk mendeteksi wajah dan GAN untuk meningkatkan kualitas atau variasi wajah dari gambar buronan yang diperoleh dari berbagai sumber. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah terciptanya model cerdas berbasis pengetahuan yang mampu mendeteksi wajah buronan secara akurat, meskipun gambar yang digunakan memiliki kualitas rendah atau tidak ideal.

## Hipotesis Studi

Berdasarkan kerangka konsep yang telah penulis jabarkan di atas, maka dirumuskan beberapa hipotesis sementara *(temporary answer)* dengan pernyataan adalah sebagai berikut:

1. Diduga, Penggunaan algoritma MTCNN mampu mendeteksi wajah buronan secara efektif meskipun terdapat variasi pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi wajah, sehingga dapat meningkatkan akurasi deteksi dibandingkan metode konvensional.
2. Diduga, Pemanfaatan GAN untuk meningkatkan kualitas dan variasi dataset wajah buronan dapat memperbaiki performa model dalam proses klasifikasi, terutama pada gambar dengan kualitas rendah atau kondisi tidak ideal.
3. Diduga, Integrasi MTCNN dan GAN dalam model identifikasi wajah buronan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan dibandingkan pendekatan tunggal, karena menggabungkan keunggulan deteksi presisi dan keragaman data pelatihan.

# BAB III METODOLOGI DAN RANCANGAN PENELITIAN

## Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan metode pengembangan model deteksi wajah berbasis *deep learning*. Proses dimulai dengan pengumpulan dataset wajah buronan dari sumber publik, yaitu NIST Mugshots, yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan berupa normalisasi piksel, penyeragaman ukuran citra, konversi format, serta deteksi awal area wajah menggunakan MTCNN untuk memastikan kualitas data latih. Untuk mengatasi keterbatasan jumlah dan variasi data, dilakukan augmentasi berbasis *Generative Adversarial Networks* (GAN) yang menghasilkan citra sintetis dengan variasi pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi, sehingga memperkaya representasi data. Dataset gabungan antara citra asli dan citra hasil GAN digunakan untuk melatih model MTCNN dalam mendeteksi dan mengekstraksi fitur wajah secara presisi. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, *recall*, F1-score dan *confusion matrix* untuk menilai efektivitas kombinasi GAN dan MTCNN dalam meningkatkan akurasi deteksi wajah buronan pada kondisi pencahayaan, sudut, dan ekspresi yang beragam.

## Langkah Penelitian

Berikut pada gambar 3.1 Langkah Penelitian yang akan dilaku kan pada penelitian ini.

A black and white diagram

AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 3. 1** Langkah-Langkah Penelitian

## Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle menggunakan dataset bernama NIST Mugshots. Dataset ini berisi kumpulan gambar wajah dalam format mugshot, yang umum digunakan dalam proses identifikasi kriminal (label buronan). Setiap gambar dalam dataset merepresentasikan individu yang berbeda, dengan variasi sudut pandang, pencahayaan, dan ekspresi yang cukup beragam, sehingga cocok untuk keperluan pelatihan model deteksi dan pengenalan wajah. Dataset terdiri dari total 3.245 gambar dengan ukuran bervariasi menggunakan format PNG, serta dilengkapi file metadata berformat TXT yang berisi atribut label seperti gender, age, position, dan history sesuai dengan masing-masing gambar. Dataset ini mencakup 1.573 individu (1.495 laki-laki dan 78 perempuan).

Selain itu, untuk membangun sistem klasifikasi yang dapat membedakan wajah buronan dan non buronan, digunakan dua jenis label, yaitu:

1. **Label Buronan**: diperoleh dari dataset **NIST Mugshots** (Kaggle).
2. **Label Non Buronan**: diperoleh dari sumber data publik berupa dataset wajah umum yang tersedia secara open-source.

Dalam penelitian ini, jumlah data yang digunakan ditetapkan seimbang, yaitu 50 orang untuk label buronan dan 50 orang untuk label non buronan. Strategi ini dilakukan agar model yang dibangun tidak bias terhadap salah satu kategori, serta dapat menghasilkan performa klasifikasi yang lebih adil dan representatif. Proses pengumpulan data dilakukan secara daring dengan mengunduh langsung dari halaman resmi Kaggle untuk label buronan, serta dataset publik lainnya untuk label non buronan. Setelah data diperoleh, dilakukan proses seleksi dan praproses guna memastikan kualitas serta kesesuaian gambar yang digunakan dalam eksperimen. Dengan memanfaatkan dataset yang telah tersedia secara publik ini, pengembangan model dapat dilakukan lebih efisien dan terstruktur tanpa perlu melakukan pengambilan data secara manual.

### Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan konsistensi dan kualitas citra wajah sebelum digunakan pada proses augmentasi dengan *Generative Adversarial Networks* (GAN) maupun pelatihan *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN). Dataset yang digunakan adalah **NIST Mugshots** yang diunduh dari platform Kaggle, berisi citra wajah dalam format *mugshot* dengan berbagai variasi sudut pandang, pencahayaan, dan ekspresi.. Berikut



**Gambar 3. 2** Alur Pra-Pemrosesan

Langkah-langkah yang dilakukan dalam tahap ini meliputi:

Langkah-langkah pra-pemrosesan dilakukan sebagai berikut:

1. **Seleksi Awal** Menghapus citra yang buram, rusak, atau tidak relevan. Seleksi dilakukan menggunakan metode deteksi tingkat ketajaman gambar (variance of Laplacian) dengan bantuan library OpenCV, serta pemeriksaan manual untuk memastikan hanya citra berkualitas yang digunakan. Mengurangi noise data agar model tidak dilatih dengan data yang tidak informatif.

|  |
| --- |
| **Kode contoh di python**  import cv2  import os  def is\_blurry(image\_path, threshold=100):  img = cv2.imread(image\_path, cv2.IMREAD\_GRAYSCALE)  variance = cv2.Laplacian(img, cv2.CV\_64F).var()  return variance < threshold |

1. **Konversi Format Warna** Mengubah semua citra menjadi format RGB, mengingat beberapa file dalam dataset disimpan dalam grayscale atau format .pct. Konversi dilakukan menggunakan library Pillow (PIL) untuk memastikan keseragaman format warna sesuai kebutuhan model. Konsistensi format warna penting untuk input model MTCNN dan mempermudah augmentasi GAN.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  from PIL import Image  img = Image.open("foto.pct").convert("RGB")  img.save("foto\_rgb.jpg") |

1. **Resize Citra** Mengubah ukuran seluruh citra ke resolusi seragam **160×160 piksel** agar sesuai dengan ukuran input model MTCNN dan mempermudah proses augmentasi pada GAN Menggunakan **OpenCV** atau **Pillow** untuk resize dengan metode interpolasi **bilinear**.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  img = img.resize((160, 160), Image.BILINEAR) |

1. **Normalisasi Piksel** Melakukan normalisasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 untuk mempercepat proses konvergensi dan meningkatkan stabilitas pelatihan model GAN dan MTCNN.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  import numpy as np  img\_array = np.array(img) / 255.0 |

1. **Deteksi & Cropping Wajah (MTCNN Awal)** Menggunakan MTCNN sebagai detektor awal untuk mendeteksi posisi wajah dan melakukan cropping, sehingga latar belakang atau area yang tidak relevan dapat dihilangkan. Hasil cropping ini akan digunakan sebagai data masukan untuk proses augmentasi GAN maupun pelatihan MTCNN final.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  from mtcnn import MTCNN  detector = MTCNN()  faces = detector.detect\_faces(np.array(img))  if faces:  x, y, w, h = faces[0]['box']  face\_crop = img.crop((x, y, x+w, y+h)) |

1. **Pemberian Label** Memberikan label pada setiap citra sesuai identitas atau kategori buronan berdasarkan metadata dataset NIST Mugshots, seperti ID individu, gender, atau posisi pengambilan gambar. Label ini diperlukan untuk keperluan klasifikasi dan evaluasi model.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  import pandas as pd  labels = pd.DataFrame({"filename": ["img1.jpg"], "ID": [123], "gender": ["M"]})  labels.to\_csv("labels.csv", index=False) |

1. **Split Dataset** Mengelompokkan dataset ke dalam dua subset, yaitu training set dan testing set, dengan perbandingan tertentu (misalnya 70 Estimasi **±700 citra gambar/wajah**  :30 **±300 citra gambar/wajah**) Menggunakan **sklearn.model\_selection.train\_test\_split**.. Data uji dibiarkan murni tanpa augmentasi, sedangkan data latih akan diperluas dengan citra hasil GAN untuk meningkatkan variasi dan keragaman dataset.

|  |
| --- |
| **Contoh kode python**  from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  train, test = train\_test\_split(labels, test\_size=0.3, random\_state=42) |

## Instrumentasi

Instrumentasi pada penelitian ini mencakup perangkat keras (hardware) dan perangkat lunak (software) yang digunakan dalam proses pengolahan data, pelatihan model, dan evaluasi hasil. Perangkat yang digunakan dipilih untuk mendukung kebutuhan komputasi dalam penerapan *deep learning* menggunakan metode *Generative Adversarial Networks* (GAN) dan *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN).

### Perangkat Keras (*Hardware*)

1. **Laptop/PC**
2. Prosesor: Intel® Core™ i7 Generasi ke-8
3. Memori (RAM): 8 GB DDR4
4. GPU: NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti
5. Penyimpanan: SSD 128 GB dan HDD 1TB
6. Sistem Operasi: Windows 11 Pro 64-bit

### Perangkat Lunak (Software)

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. **Sistem Operasi**: Windows 11 Pro 64-bit
2. **Lingkungan Pengembangan:**
   1. Google Colab Pro (untuk pelatihan model berbasis GPU)
   2. Jupyter Notebook (untuk eksperimen lokal)
3. Bahasa Pemrograman: Python 3.10
4. Library dan Framework:
   1. OpenCV → Deteksi ketajaman gambar (*Variance of Laplacian*), manipulasi citra awal
   2. Pillow (PIL) → Konversi format warna (RGB) dan manipulasi ukuran gambar
   3. NumPy → Manipulasi array dan operasi matematis
   4. Matplotlib & Seaborn → Visualisasi data dan hasil pelatihan
   5. scikit-learn → Pembagian dataset (*train/test split*) dan evaluasi model
   6. TensorFlow/Keras atau PyTorch → Implementasi dan pelatihan model GAN serta MTCNN
   7. MTCNN Library → Deteksi wajah dan ekstraksi area wajah
   8. pandas → Pengelolaan metadata dan label dataset
5. Manajemen Dataset:
   1. Format penyimpanan: JPEG/PNG untuk citra, CSV untuk label
   2. Struktur folder: pemisahan *training set* dan *testing set*

### Keterkaitan Dengan Tahapan Penelitian

Perangkat keras dan lunak di atas digunakan untuk:

1. **Pra-pemrosesan Data**: Menggunakan OpenCV, Pillow, dan MTCNN untuk seleksi awal, konversi warna, resize, normalisasi, dan cropping wajah.
2. **Augmentasi Dataset**: Menggunakan model GAN untuk menambah variasi citra wajah dalam *training set*.
3. **Pelatihan Model:** Menggunakan MTCNN untuk deteksi wajah dan klasifikasi, dengan pemrosesan berbasis GPU untuk efisiensi.
4. **Evaluasi Model:** Menggunakan scikit-learn dan matplotlib untuk menghitung akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta membuat *confusion matrix*.

## Teknik Analisis, Rancangan dan Pengujian

### Teknik Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model deteksi dan klasifikasi wajah yang dihasilkan. Proses analisis data dibagi menjadi beberapa tahap yang meliputi pengolahan data hasil pra-pemrosesan, pelatihan model, pengujian model, dan evaluasi kinerja menggunakan metrik tertentu.

Tahapan teknik analisis data yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Analisis Hasil Pra-pemrosesan Data
   1. Memeriksa kualitas dataset setelah melalui tahapan seleksi awal, konversi format warna, resize, normalisasi piksel, deteksi dan cropping wajah (MTCNN awal), pemberian label, dan pemisahan data (*train-test split*).
   2. Melakukan verifikasi visual secara acak untuk memastikan kualitas citra hasil pra-pemrosesan telah sesuai dengan kriteria penelitian.
2. Analisis Augmentasi Dataset dengan GAN
   1. Mengevaluasi kualitas citra sintetis yang dihasilkan oleh model *Generative Adversarial Networks* (GAN).
   2. Analisis dilakukan secara kualitatif (*visual inspection*) dan kuantitatif menggunakan metrik seperti Frechet Inception Distance (FID) atau Inception Score (IS) untuk mengukur keserupaan citra sintetis dengan citra asli.
3. Pelatihan dan Pengujian Model MTCNN

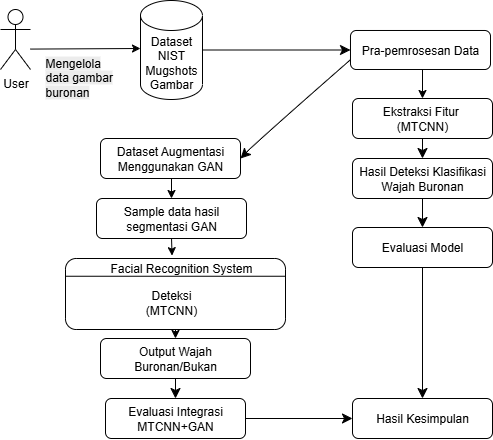
Terdapat dua skenario pelatihan dan dua skenario pengujian:

* 1. Melatih Model *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN) menggunakan dataset yang belum di perluas hasil augmentasi dengan GAN.
  2. Melatih model *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN) menggunakan dataset yang telah diperluas oleh hasil augmentasi GAN pada data latih.
  3. Menggunakan *testing test* setelah melatih model MTCNN tanpa menggunakan GAN.
  4. Menggunakan *testing set* setelah melatih model MTCNN dengan dataset yang digunakan ialah berupa data yang telah diperluas oleh hasil augmentasi GAN.

1. Evaluasi Kinerja Model
   1. Menggunakan metrik evaluasi berbasis *Confusion Matrix*, antara lain:
      1. *Accuracy*: Persentase prediksi yang benar dari seluruh data uji.
      2. *Precision*: Proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif.
      3. Recall (*Sensitivity*): Proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh data positif sebenarnya.
      4. F1-Score: Rata-rata harmonis dari precision dan recall, untuk mengimbangi ketidakseimbangan data.
   2. Selain metrik di atas, evaluasi juga dapat mencakup *false positive rate* (FPR) dan *false negative rate* (FNR) untuk mengidentifikasi pola kesalahan model.
2. Interpretasi dan Validasi Hasil
   1. Membandingkan kinerja model MTCNN pada dataset asli dan dataset yang telah diperluas menggunakan GAN.
   2. Menarik kesimpulan terkait dampak augmentasi berbasis GAN terhadap akurasi dan generalisasi model deteksi wajah.
   3. Mengaitkan hasil penelitian dengan teori dan temuan penelitian sebelumnya untuk memperkuat validitas kesimpulan.

### Teknik Perancangan Model

Rancangan model deteksi wajah buronan yang terdiri dari beberapa tahapan utama. Proses dimulai dari input pengguna berupa data wajah citra statis gambar buronan, yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan untuk menyesuaikan format dan kualitas gambar. Setelah itu, model melakukan ekstraksi fitur wajah menggunakan algoritma *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN) untuk mengenali area wajah secara akurat. Citra yang telah diekstraksi dan diproses akan dimasukkan ke dalam model pengenalan wajah, yang terdiri dari dua komponen utama: proses pelatihan menggunakan *Generative Adversarial Network (*GAN) untuk menghasilkan data wajah baru guna memperkaya dataset, dan proses deteksi menggunakan MTCNN untuk mencocokkan wajah dengan data yang ada. Seluruh data gambar disimpan dalam basis data terpusat, dan hasil akhirnya adalah output berupa identifikasi wajah buronan yang dikenali oleh model.



**Gambar 3. 3** Rancang Model

Perancangan model dalam penelitian ini dilakukan melalui dua tahap utama, yaitu:

1. Pengembangan *Generative Adversarial Networks* (GAN) untuk augmentasi dataset, dan
2. Pengembangan *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN) untuk deteksi dan klasifikasi wajah.

Langkah-langkah perancangan model ini disusun agar mampu memanfaatkan keunggulan GAN dalam menambah variasi data pelatihan serta MTCNN dalam mendeteksi dan mengekstraksi fitur wajah secara efektif.

1. **Arsitektur Model GAN untuk Augmentasi Dataset**

Dalam sub bab ini dibahas augmentasi data menggunakan metode *Generative Adversarial Network* (GAN), sebuah teknik penting dalam pengolahan citra, khususnya ketika jumlah data latih terbatas. GAN, yang terdiri dari dua jaringan saraf yaitu *generator* dan , bekerja secara kompetitif untuk menghasilkan data sintetis yang menyerupai data asli. Generator menghasilkan citra baru, sementara discriminator menilai keasliannya, dan proses ini berlangsung iteratif hingga citra sintetis yang dihasilkan memiliki kemiripan tinggi dengan citra asli. Dalam penelitian ini, GAN digunakan untuk menciptakan variasi citra seperti rotasi, perubahan pencahayaan, dan modifikasi fitur minor guna memperkaya dataset dengan tetap mempertahankan karakteristik utama citra. Tujuan dari augmentasi ini adalah untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan akurasi model pembelajaran mesin dalam tugas pengenalan atau klasifikasi citra.

Model GAN yang digunakan terdiri dari dua komponen utama: **Generator** dan **Discriminator**.

1. **Generator**
   1. Bertugas menghasilkan citra wajah sintetis yang menyerupai data asli berdasarkan distribusi data latih.
   2. Arsitektur menggunakan *deep convolutional layers* untuk membentuk pola visual wajah yang realistis.
   3. Input: *random noise vector* berukuran tetap (misalnya 100 dimensi) yang diubah menjadi citra berukuran 160×160 piksel.
2. **Discriminator**
   1. Bertugas membedakan antara citra asli dari dataset dan citra sintetis yang dihasilkan oleh generator.
   2. Menggunakan *convolutional layers* untuk mengekstraksi fitur visual sebelum diklasifikasikan menjadi “real” atau “fake”.
3. **Proses Pelatihan GAN**
   1. Generator dan discriminator dilatih secara bersamaan dengan tujuan saling mengalahkan (*adversarial training*).
   2. Fungsi kerugian (*loss function*) yang digunakan adalah *binary cross-entropy*.
   3. Optimizer: **Adam** dengan *learning rate* yang disesuaikan untuk menjaga stabilitas pelatihan.
4. **Output GAN**
   1. Dataset hasil augmentasi yang digunakan untuk memperluas *training set* MTCNN, dengan variasi ekspresi wajah, sudut pandang, dan pencahayaan.

A diagram of a process

AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 3. 4** Arsitektur Generative Advesarial Network(Pramansah et al., 2022)

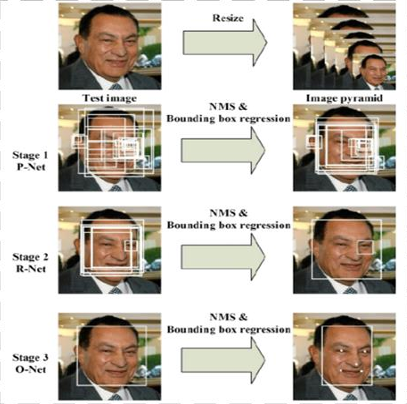
A diagram of a person's face

AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 3. 5** Arsitektur GAN untuk Transformasi Citra Domain A ke Domain B (Elfitri, Rachmawati and Agung Budi Wirayuda, 2024)

1. **Arsitektur Model MTCNN untuk Deteksi dan Klasifikasi Wajah**

Pada sub bab ini dibahas mengenai deteksi wajah menggunakan metode *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network* (MTCNN), sebuah pendekatan yang efektif dan banyak digunakan dalam tugas deteksi wajah pada citra. MTCNN menggabungkan beberapa tahap deteksi secara berurutan dalam bentuk jaringan konvolusional bertingkat, yang masing-masing tahapnya berfungsi untuk menyaring dan menyempurnakan hasil deteksi wajah. Metode ini terdiri dari tiga jaringan utama yaitu *Proposal Network* (P-Net), *Refine Network* (R-Net), dan *Output Network* (O-Net). P-Net bertugas mendeteksi kemungkinan lokasi wajah secara kasar, R-Net menyaring hasil P-Net untuk menghilangkan deteksi yang salah, dan O-Net menyempurnakan posisi serta menghasilkan landmark wajah seperti posisi mata, hidung, dan mulut. Dengan kombinasi ketiga jaringan ini, MTCNN mampu mendeteksi wajah dengan presisi tinggi bahkan pada kondisi pencahayaan yang bervariasi, sudut wajah yang miring, atau ekspresi yang berbeda. Dalam konteks penelitian ini, MTCNN digunakan sebagai tahap awal sebelum proses klasifikasi, untuk memastikan bahwa hanya area wajah yang relevan yang diproses lebih lanjut oleh model pembelajaran mesin.



**Gambar 3. 6** Arsitektur dan Tahapan Deteksi Wajah pada MTCNN(Khan et al., 2024)

Model MTCNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga jaringan bertingkat: **P-Net**, **R-Net**, dan **O-Net**.

1. **Proposal Network (P-Net)**
   1. Bertugas menghasilkan *candidate bounding boxes* dari citra masukan.
   2. Menggunakan *convolutional filters* untuk deteksi awal area wajah.
2. **Refine Network (R-Net)**
   1. Memperbaiki posisi dan ukuran bounding boxes dari P-Net.
   2. Menghapus kandidat yang tidak memenuhi skor probabilitas wajah (*face probability score*).
3. **Output Network (O-Net)**
   1. Menghasilkan deteksi wajah akhir dengan koordinat bounding box yang presisi.
   2. Mengekstraksi *landmark points* wajah (mata, hidung, mulut) untuk keperluan analisis lanjutan.
4. **Proses Pelatihan MTCNN**
   1. Data latih terdiri dari gabungan dataset asli (NIST Mugshots) dan hasil augmentasi GAN.
   2. Optimizer: **Adam** atau **SGD**.
   3. Fungsi kerugian gabungan: *classification loss* (softmax) dan *bounding box regression loss* (smooth L1 loss).
5. **Alur Integrasi GAN dan MTCNN**
6. Dataset asli NIST Mugshots → Pra-pemrosesan (seleksi awal, konversi RGB, resize, normalisasi, cropping wajah).
7. Dataset latih → Augmentasi menggunakan GAN → Citra sintetis digabungkan dengan data latih asli.
8. Dataset gabungan → Pelatihan MTCNN untuk deteksi dan klasifikasi wajah.
9. Dataset uji (tidak di-augmentasi) → Evaluasi model MTCNN.

### Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk mengukur kinerja sistem deteksi dan klasifikasi wajah yang dikembangkan, baik dari segi ketepatan deteksi maupun tingkat akurasi klasifikasi. Proses pengujian dirancang agar dapat membandingkan performa **MTCNN** yang dilatih dengan dataset asli dan MTCNN yang dilatih dengan dataset yang telah diperluas menggunakan **GAN**. Dalam penelitian ini, data uji dibagi dari dataset *NIST Mugshots* yang sebelumnya telah diproses dan dibagi secara proporsional untuk pelatihan dan pengujian, dataset akan dibagi menjadi **70% untuk data latih (*training*) estimasi ±700 citra gambar/wajah** dan **30% untuk data uji (*testing*) estimasi ±300 citra gambar/wajah** secara acak. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa evaluasi performa model dilakukan terhadap data yang tidak pernah dilihat sebelumnya oleh model, sehingga hasil pengujian lebih objektif.

1. **Tujuan Pengujian.**

Pengujian bertujuan untuk:

1. Memverifikasi bahwa model MTCNN mampu mendeteksi wajah pada citra uji dengan tingkat keberhasilan yang tinggi.
2. Menilai sejauh mana augmentasi dataset menggunakan GAN dapat meningkatkan akurasi dan generalisasi model.
3. Mengidentifikasi potensi kesalahan deteksi (false positive dan false negative) untuk analisis lebih lanjut.
4. **Metode Pengujian**

Pengujian dilakukan dalam beberapa tahap:

1. **Pengujian Deteksi Wajah**
   1. Model MTCNN diuji pada *testing set* yang tidak mengalami augmentasi.
   2. Hasil deteksi dibandingkan dengan label ground truth untuk menghitung tingkat keberhasilan deteksi (*detection rate*).
2. **Pengujian Klasifikasi Wajah**
   1. Setelah wajah terdeteksi, sistem melakukan klasifikasi identitas atau kategori sesuai label pada dataset NIST Mugshots.
   2. Performa klasifikasi diukur menggunakan metrik evaluasi.
3. **Perbandingan dengan dan tanpa Augmentasi GAN**
   1. Pengujian dilakukan pada dua model MTCNN:  
      a) Model dilatih hanya dengan dataset asli.  
      b) Model dilatih dengan dataset asli + hasil augmentasi GAN.
   2. Perbandingan hasil pengujian digunakan untuk menilai pengaruh augmentasi terhadap kinerja model.
4. **Matix Evaluasi**

Pengujian model dievaluasi menggunakan metrik berikut:

* 1. **Accuracy (Akurasi)**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.1) |

Mengukur persentase prediksi yang benar dari total prediksi.

* 1. **Precision**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.2) |

Mengukur proporsi prediksi positif yang benar dari seluruh prediksi positif.

* 1. **Recall (Sensitivity)**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.3) |

Mengukur kemampuan model dalam menemukan semua sampel positif yang benar.

* 1. **F1-Score**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.4) |

Memberikan keseimbangan antara precision dan recall, terutama penting untuk dataset dengan ketidakseimbangan kelas.

* 1. **Confusion Matrix**

Digunakan untuk memberikan gambaran visual performa model pada setiap kelas, mencakup jumlah prediksi benar dan salah.

## Jadwal Penelitian

Dalam penelitian tesis ini telah dilakukan sejak pekan pertama bulan Juli tahun 2025 sampai dengan pekan terakhir bulan Desember tahun 2025 Berikut gambaran jadwal penelitian pada Tabel 3.2.

**Tabel 3. 1** Jadwal Penelitian

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Kegiatan | Bulan Juli | Bulan Agust | Bulan Sept | Bulan Okto | Bulan Nov | Bulan Des |
| 1 | Pengumpulan dan Pra-Pemrosesan Data |  |  |  |  |  |  |
| 2 | Pelatihan Model MTCNN |  |  |  |  |  |  |
| 3 | Pelatihan Model GAN Untuk Augmentasi Data |  |  |  |  |  |  |
| 4 | Deteksi Wajah Dengan MTCNN dan GAN |  |  |  |  |  |  |
| 5 | Pengujian Model dan Evaluasi Hasil |  |  |  |  |  |  |
| 6 | Kesimpulan |  |  |  |  |  |  |

# BAB IV HASIL & PEMBAHASAN

# Gambaran Umum Sistem

# Flow dari sistem ->

# Implementasi Sistem

# Lingkungan Pengujian

# Penelitian ini dilakukan pada sebuah perangkat komputer dengan spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak sebagai berikut:

# Spesifikasi Perangkat Keras (Hardware)

# Processor: Intel® Core™ i7-8750H CPU @ 2.20 GHz (12 CPU)

# Jumlah Core: 6 core / 12 thread

# Memori (RAM): 8 GB

# Memori Penyimpanan: SSD 128GB & HDD 1 TB

# Spesifikasi Perangkat Lunak (Software)

# Bahasa Pemrograman: Python 3.x

# Lingkungan Pengembangan: Visual Studio Code

# Library dan Package yang digunakan berupa cv2, tensorflow, scikit-learn, dll.

# Dataset

# Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari total 40 citra wajah, yang terbagi menjadi 20 orang kategori kriminal dan 20 orang kategori non-kriminal. Data wajah kriminal diperoleh dari dataset publik di Kaggle yang berisi citra individu dengan latar belakang tindak kriminal dan digunakan sebagai representasi wajah buronan. Sementara itu, data wajah non-kriminal diperoleh dari AI-generated faces, yaitu kumpulan citra wajah yang dihasilkan oleh kecerdasan buatan untuk mensimulasikan wajah manusia tanpa identitas nyata. Penggunaan data sintetis ini bertujuan untuk menjaga aspek etika penelitian serta mencegah pelanggaran privasi individu. Kombinasi antara kedua jenis data tersebut memberikan keseimbangan kelas pada proses pelatihan model, sehingga sistem yang dibangun dapat belajar membedakan pola dan ciri khas antara wajah buronan dan non-buronan secara lebih optimal. Sampel data buronan dan non buronan dapat dilihat pada gambar di bawah.

# 

**Gambar 4. 1** Dataset

# Agumentasi GAN

# Proses augmentasi data menggunakan Generative Adversarial Networks (GAN) dilakukan untuk menambah jumlah dan variasi citra wajah pada dataset pelatihan agar model CNN dapat mengenali pola wajah dengan lebih baik. Arsitektur GAN yang digunakan dalam penelitian ini adalah Deep Convolutional GAN (DCGAN), karena memiliki kemampuan tinggi dalam menghasilkan citra sintetis dengan kualitas visual yang realistis melalui pemanfaatan lapisan konvolusi pada generator dan discriminator. Dalam proses pelatihannya, generator berfungsi untuk menghasilkan citra wajah baru yang menyerupai data asli, sedangkan discriminator bertugas membedakan antara citra asli dan hasil generasi. Kedua jaringan ini dilatih secara bersamaan melalui mekanisme kompetisi hingga generator mampu menghasilkan citra sintetis yang sulit dibedakan oleh discriminator.

# Evaluasi terhadap kualitas citra hasil generasi dilakukan secara kualitatif dan kuantitatif, antara lain dengan mengamati kejelasan fitur wajah (seperti mata, hidung, dan mulut) serta menggunakan metrik seperti Fréchet Inception Distance (FID) dan Structural Similarity Index (SSIM) untuk menilai kemiripan struktur antara citra hasil GAN dengan citra asli.Citra sintetis yang memiliki kualitas baik kemudian ditambahkan ke dalam dataset pelatihan CNN, sehingga jumlah data meningkat dan distribusi fitur wajah menjadi lebih beragam. Penambahan data hasil augmentasi ini terbukti membantu model CNN menghindari overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi dalam mengenali wajah buronan maupun non-buronan. Sampel data hasil ekstraksi GAN dapat dilihat pada gambar di bawah.

# A collage of images of people's faces AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 2** Sampel Data Generative Adversrial Network

# MTCNN

# Data hasil MTCNN merupakan keluaran dari proses deteksi wajah yang dilakukan terhadap seluruh citra dalam dataset kriminal dan non-kriminal. Pada tahap ini, algoritma MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) digunakan untuk mendeteksi area wajah dengan menandai posisi dan ukuran bounding box yang paling sesuai pada setiap citra, kemudian memotong bagian wajah tersebut agar fokus hanya pada area yang relevan. Namun, dalam prosesnya terdapat beberapa citra yang tidak berhasil terdeteksi dengan baik oleh MTCNN, terutama pada gambar yang memiliki sudut wajah miring, pencahayaan rendah, atau wajah yang tidak menghadap langsung ke kamera. Kondisi tersebut menyebabkan MTCNN gagal mengenali fitur-fitur utama wajah seperti mata, hidung, dan mulut secara lengkap. Oleh karena itu, hanya citra yang berhasil terdeteksi dengan presisi yang digunakan pada tahap pelatihan berikutnya. Hasil dari proses ini menghasilkan kumpulan data wajah yang sudah terpotong dan terfokus, dengan kualitas yang lebih bersih dan seragam, sehingga membantu meningkatkan performa model CNN dalam mengenali dan mengklasifikasikan wajah buronan.

# 

**Gambar 4. 3** Sampel Data MTCNN

# Convolutional Neural Network (CNN)

# Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam bidang pengenalan citra (image recognition) karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur spasial dari gambar secara otomatis. CNN bekerja dengan menerapkan operasi convolution menggunakan sejumlah filter untuk mendeteksi pola lokal seperti tepi, tekstur, dan bentuk pada gambar. Fitur-fitur ini kemudian digabungkan melalui lapisan pooling dan fully connected layer untuk melakukan klasifikasi. Adapun arsitektur Convolutional Neural Network dapat dilihat pada gambar di bawah.

# A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks | by Maryam Sikander | Medium

**Gambar 4. 4** Arsitektur Convolutional Neural Network

# Dalam penelitian ini, CNN digunakan sebagai model utama untuk proses klasifikasi wajah antara kategori “Criminal” dan “Non Criminal”. Model CNN menerima input gambar wajah yang telah melalui tahap deteksi menggunakan MTCNN, kemudian melakukan ekstraksi fitur melalui beberapa lapisan konvolusi. Setiap lapisan memiliki filter dengan ukuran tertentu yang belajar mengenali fitur unik dari masing-masing kelas. Setelah proses flattening, hasil ekstraksi fitur diteruskan ke lapisan dense dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menentukan probabilitas setiap kelas. Proses pelatihan model CNN dilakukan dengan pembagian data menjadi data latih dan data uji menggunakan proporsi 70:30, 80:20, dan 90:10. Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan Confusion Matrix, dari mana diperoleh nilai Recall, Precision, F1 Score, dan Accuracy menggunakan rumus berikut:

**Keterangan:**

TP: True Positif

TN: True Negatif

FP: False Positif

FN: False Negatif

# Hasil

# Evaluasi Kinerja MTCNN & CNN

# Evaluasi kinerja model MTCNN & CNN dilakukan untuk mengukur seberapa baik sistem mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan citra wajah ke dalam kelas yang sesuai. Model ini memanfaatkan MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) pada tahap awal untuk melakukan deteksi wajah secara akurat, seperti mendeteksi posisi wajah, mata, hidung, dan mulut. Hasil deteksi tersebut kemudian diteruskan ke CNN (Convolutional Neural Network) untuk proses klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik utama, yaitu Recall, Precision, F1-Score, dan Accuracy, guna memperoleh gambaran menyeluruh mengenai performa model dalam mengenali data yang benar, meminimalkan kesalahan prediksi, serta menjaga keseimbangan antara sensitivitas dan ketepatan klasifikasi. Melalui pengujian ini, dapat diketahui tingkat efektivitas kombinasi MTCNN & CNN dalam mengolah citra wajah dan menentukan kualitas model sebelum dibandingkan dengan pendekatan lain seperti penambahan GAN. Adapun hasil gambar dan hasil perhitungan kinerja MTCNN & CNN dapat dilihat pada penjelasan di bawah.

# Spliting Data (70:30)

# Penjelasan...

# A graph of a graph AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 5** Accuracy Loss MTCNN & CNN (70:30)

# A graph of confusion matrix AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 6** Confusion Matrix MTCNN & CNN (70:30)

**Tabel 4. 1** Confusion Matrix MTCNN & CNN (70:30)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 97 | 0 |
| Non Criminal | 2 | 423 |

# Criminal

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

Nilai akurasi sebesar 0.99% diperoleh dari hasil perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan total keseluruhan data uji. Pada pembagian data 70:30, sebanyak 70% data digunakan untuk pelatihan (training) model dan 30% sisanya digunakan untuk pengujian (testing). Berdasarkan hasil pengujian, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 97 data Criminal dan 423 data Non Criminal, dari total 522 data uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi MTCNN & CNN memiliki tingkat ketepatan prediksi yang sangat tinggi pada skenario pembagian data 70:30, menandakan model mampu mengenali pola data dengan baik dan menghasilkan klasifikasi yang konsisten terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

# Spliting Data (80:20)

# 

**Gambar 4. 7** Accuracy Loss MTCNN & CNN (80:20)

# A blue squares with white text AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 8** Confusion Matrix MTCNN & CNN (80:20)

**Tabel 4. 2** Confusion Matrix MTCNN & CNN (80:20)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 63 | 1 |
| Non Criminal | 0 | 284 |

# Criminal

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

# Nilai akurasi sebesar 0.99% diperoleh dari hasil evaluasi model pada pembagian data 80:20, di mana 80% data digunakan untuk proses pelatihan (training) dan 20% data digunakan untuk pengujian (testing). Pada tahap pengujian ini, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 63 data Criminal dan 284 data Non Criminal, dari total 348 data uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model MTCNN & CNN tetap memiliki konsistensi performa yang tinggi meskipun jumlah data latih lebih besar. Dengan akurasi mendekati sempurna, model mampu mengenali pola wajah pada kategori Criminal maupun Non Criminal secara efektif, menandakan bahwa proses pelatihan dengan proporsi data yang lebih besar memberikan generalisasi yang baik terhadap data uji.

# Spliting Data (90:10)

# Penjelasan...

# 

**Gambar 4. 9** Accuracy Loss MTCNN & CNN (90:10)

# A graph of confusion matrix AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 10** Confusion Matrix MTCNN & CNN (90:10)

**Tabel 4. 3** Confusion Matrix MTCNN & CNN (90:10)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 62 | 2 |
| Non Criminal | 0 | 284 |

# Criminal

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

# Nilai akurasi sebesar 0.99% diperoleh dari hasil pengujian model pada pembagian data 90:10, di mana 90% data digunakan untuk pelatihan (training) dan 10% data digunakan untuk pengujian (testing). Pada proses evaluasi, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 62 data Criminal dan 284 data Non Criminal, dari total 348 data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa model MTCNN & CNN tetap mempertahankan tingkat akurasi yang sangat tinggi meskipun proporsi data latih jauh lebih besar dibanding data uji. Hal ini menandakan bahwa model telah mampu mempelajari pola dan fitur wajah dengan sangat baik, sehingga dapat melakukan klasifikasi dengan tepat bahkan ketika diuji menggunakan jumlah data yang lebih sedikit.

# Evaluasi Kinerja MTCNN, CNN & GAN

# Pada tahap ini dilakukan evaluasi kinerja model yang menggabungkan MTCNN, CNN, dan GAN dalam proses deteksi dan klasifikasi wajah. Kombinasi ini dirancang untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola wajah dengan memanfaatkan keunggulan Generative Adversarial Network (GAN) sebagai penambah variasi data (data augmentation). GAN digunakan untuk menghasilkan citra sintetis yang menyerupai data asli, dengan tujuan memperluas distribusi data latih dan membantu model CNN dalam mempelajari fitur wajah yang lebih beragam. Adapun hasil gambar dan hasil perhitungan kinerja MTCNN, CNN & GAN dapat dilihat pada penjelasan di bawah.

# Spliting Data (70:30)

# Penjelasan...

# 

**Gambar 4. 11** Accuracy Loss MTCNN, CNN & GAN (70:30)

# A blue squares with white text AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 12** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (70:30)

**Tabel 4. 4** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (70:30)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 63 | 32 |
| Non Criminal | 42 | 66 |

**Criminal**

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

# Nilai akurasi sebesar 0.64% diperoleh dari hasil pengujian model pada pembagian data 90:10, di mana 90% data digunakan untuk pelatihan (training) dan 10% data digunakan untuk pengujian (testing). Pada proses evaluasi, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 63 data Criminal dan 66 data Non Criminal, dari total 203 data uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa performa model MTCNN, CNN & GAN masih tergolong rendah pada pembagian data 90:10. Meskipun proporsi data pelatihan lebih besar, model belum mampu mengenali pola data dengan baik pada data uji. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh pengaruh data sintetis yang dihasilkan GAN, di mana kualitas atau distribusinya belum sepenuhnya merepresentasikan data asli, sehingga model cenderung mengalami overfitting terhadap data latih. Akibatnya, kemampuan generalisasi model terhadap data baru menjadi terbatas dan berdampak pada penurunan akurasi keseluruhan.

# Spliting Data (80:20)

# 

**Gambar 4. 13** Accuracy Loss MTCNN, CNN & GAN (80:20)

# A blue squares with white text AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 14** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (80:20)

**Tabel 4. 5** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (80:20)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 35 | 28 |
| Non Criminal | 16 | 56 |

**Criminal**

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

# Nilai akurasi sebesar 0.67% diperoleh dari hasil evaluasi model pada pembagian data 80:20, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan (training) dan 20% data digunakan untuk pengujian (testing). Pada tahap pengujian ini, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 35 data Criminal dan 56 data Non Criminal, dari total 135 data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa model MTCNN, CNN & GAN memperoleh akurasi sedang, yaitu sekitar 67%, yang menandakan masih terdapat kesalahan dalam proses klasifikasi. Meskipun jumlah data pelatihan lebih besar, performa model belum optimal dalam mengenali pola pada data uji. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh pengaruh data sintetis yang dihasilkan oleh GAN, di mana variasi gambar buatan belum sepenuhnya merepresentasikan karakteristik data asli, sehingga model kesulitan melakukan generalisasi dengan baik. Oleh karena itu, diperlukan peningkatan pada proses pelatihan GAN, seperti penyesuaian parameter atau peningkatan kualitas data hasil generatif agar akurasi dan stabilitas model dapat meningkat pada pengujian selanjutnya.

# 

# Spliting Data (90:10)

# Penjelasan...

# 

**Gambar 4. 15** Accuracy Loss MTCNN, CNN & GAN (90:10)

# A blue squares with white text AI-generated content may be incorrect.

**Gambar 4. 16** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (90:10)

**Tabel 4. 6** Confusion Matrix MTCNN, CNN & GAN (90:10)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Actual Class | Criminal | Non Criminal |
| Criminal | 21 | 11 |
| Non Criminal | 11 | 25 |

**Criminal**

**Non Criminal**

***Accuracy*:**

# Nilai akurasi sebesar 0.67% diperoleh dari hasil evaluasi model pada pembagian data 90:10, di mana 90% data digunakan untuk pelatihan (training) dan 10% data digunakan untuk pengujian (testing). Pada tahap pengujian ini, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 21 data Criminal dan 25 data Non Criminal, dari total 68 data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa performa model MTCNN, CNN & GAN pada pembagian data 90:10 masih tergolong rendah hingga sedang, dengan tingkat akurasi sekitar 67%. Meskipun proporsi data pelatihan lebih besar, model belum mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data uji. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kualitas dan distribusi data sintetis dari GAN yang belum optimal, sehingga fitur yang dipelajari model tidak sepenuhnya mewakili karakteristik data sebenarnya. Akibatnya, model mengalami overfitting terhadap data latih dan kurang akurat saat dihadapkan pada data baru. Untuk meningkatkan performa, diperlukan penyesuaian dalam proses pelatihan GAN, seperti peningkatan jumlah data asli, pengaturan parameter learning rate, serta perbaikan pada struktur jaringan generatif agar model dapat menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat.

# Evaluasi Perbandingan Performa

# Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MTCNN & CNN memiliki performa terbaik dan paling stabil pada semua rasio data (70:30, 80:20, 90:10) dengan nilai Recall, Precision, dan F1-Score mendekati 1.0 serta akurasi mencapai 99%, menandakan model ini mampu mengenali dan mengklasifikasikan data dengan sangat baik dan konsisten. Sebaliknya, saat GAN ditambahkan ke dalam arsitektur (MTCNN, CNN & GAN), performa justru menurun signifikan dengan Recall dan Precision berkisar 55–67% serta akurasi hanya sekitar 64–67%, yang mengindikasikan bahwa data sintetik dari GAN kurang membantu proses pelatihan dan menurunkan kemampuan generalisasi model. Secara keseluruhan, kombinasi MTCNN & CNN terbukti lebih efektif, akurat, dan andal dibandingkan dengan model yang melibatkan GAN. Adapun perbandingan performa dapat dilihat pada tabel di bawah.

**Tabel 4. 7** Evaluasi Perbandingan Performa

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Recall** | **Precision** | **F1 Score** | **Accuracy** |
| MTCNN & CNN (70:30) | 1.00% | 0.9798% | 0.9897% | 0.99% |
| MTCNN & CNN (80:20) | 0.9843% | 1.00% | 0.9922% | 0.99% |
| MTCNN & CNN (90:10) | 0.9687% | 1.00% | 0.9844% | 0.99% |
| MTCNN, CNN & GAN (70:30) | 0.6111% | 0.6735% | 0.6405% | 0.64% |
| MTCNN, CNN & GAN (80:20) | 0.5556% | 0.6863% | 0.614% | 0.67% |
| MTCNN, CNN & GAN (90:10) | 0.6562% | 0.6562% | 0.6562% | 0.67% |

# Testing Sampel Data (Interface)

**…**

# BAB IV PENUTUP

Berdasarkan hasil kajian literatur dan perumusan metode pada proposal ini, dapat disimpulkan sementara bahwa integrasi **Multi-Task Cascaded Convolutional Neural Network (MTCNN)** untuk deteksi wajah dengan **Generative Adversarial Network (GAN)** untuk augmentasi data memiliki potensi meningkatkan akurasi dalam mendeteksi wajah buronan pada kondisi pencahayaan, pose, dan ekspresi yang bervariasi.

Penggunaan GAN diharapkan dapat memperkaya variasi dataset sehingga model MTCNN mampu melakukan generalisasi lebih baik dibandingkan pelatihan dengan data terbatas. Tahapan perancangan model yang disusun, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, augmentasi, pelatihan, hingga evaluasi, telah diselaraskan dengan tujuan penelitian, yaitu menghasilkan sistem deteksi wajah yang lebih andal.

Metode evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini mencakup perhitungan **akurasi (Accuracy)**, **presisi (Precision)**, **recall (Sensitivity)**, dan **F1-score**. Keempat metrik ini akan digunakan untuk membandingkan kinerja model MTCNN dengan dan tanpa augmentasi data menggunakan GAN, sehingga dapat diketahui sejauh mana integrasi kedua metode tersebut memberikan peningkatan performa.

Namun, kesimpulan ini masih bersifat sementara karena validitas dan efektivitas metode akan dibuktikan melalui eksperimen dan pengujian model pada tahap penelitian selanjutnya.

# DAFTAR PUSTAKA

Adimas, A. and Irianto, S.Y. (2021) ‘Image Sketch Based Criminal Face Recognition Using Content Based Image Retrieval’, *Scientific Journal of Informatics*, 8(2), pp. 176–182. Available at: https://doi.org/10.15294/sji.v8i2.27865.

Adjabi, I. *et al.* (2020) ‘Past, Present, and Future of Face Recognition: A Review’, *Electronics*, 9(8), p. 1188. Available at: https://doi.org/10.3390/electronics9081188.

Akingbesote, D. *et al.* (2023) ‘Improving Accuracy of Face Recognition in the Era of Mask-Wearing: An Evaluation of a Pareto-Optimized FaceNet Model with Data Preprocessing Techniques’, *Algorithms*, 16(6), p. 292. Available at: https://doi.org/10.3390/a16060292.

Anggara, K.D., Kartikasari, D.P. and Bakhtiar, F.A. (2023) ‘Implementasi Algoritma MTCNN dalam Mekanisme Autentikasi berbasis Pengenalan Wajah’, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(8), pp. 3613–3621.

Aram, Y. *et al.* (2022) ‘Application of generative adversarial networks (GAN) for ophthalmology image domains: a survey’, *Eye and Vision*, 9(1), p. 6. Available at: https://doi.org/10.1186/s40662-022-00277-3.

Ardita, C.D. *et al.* (2023) ‘Analisa Pengaruh Teknologi Artificial Intelligence (ai) Dalam Kehidupan Sehari-Hari’, *Jurnal Sistem Informasi dan Manajemen*, 11(1), pp. 39–45. Available at: https://doi.org/10.47024/js.v11i1.563.

Atmajaya, D., Hayati, L.N. and Anugraha, N. (2023) ‘Prototype Of DPO Search Information System (People Search List) On CCTV Cameras Using Face Recognition’, 13(2)(Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), pp. 64–76. Available at: https://doi.org/10.35585/inspir.v13i2.65.

B, Y., Jakkamsetti, G. and Aishwarya, S. (2022) ‘SpyGAN sketch: Heterogeneous Face Matching in video for crime investigation’, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 82, p. 103400. Available at: https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103400.

Chaurasia, D. and Chhikara, P. (2024) ‘Sea-Pix-GAN: Underwater image enhancement using adversarial neural network’, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 98, p. 104021. Available at: https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2023.104021.

Elfitri, B., Rachmawati, E. and Agung Budi Wirayuda, T. (2024) ‘Prediksi Penuaan Wajah Manusia Berbasis *Generative Adversarial Network*’, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(1), pp. 55–64. Available at: https://doi.org/10.25126/jtiik.20241116870.

Elfitri, B., Rachmawati, E. and Budi Wirayuda, T.A. (2024) ‘Prediksi Penuaan Wajah Manusia Berbasis *Generative Adversarial Network*’, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(1), pp. 55–64. Available at: https://doi.org/10.25126/jtiik.20241116870.

Khan, S.S. *et al.* (2024) ‘Mtcnn++: A Cnn-Based Face Detection Algorithm Inspired by Mtcnn’, *The Visual Computer*, 40(2), pp. 899–917. Available at: https://doi.org/10.1007/s00371-023-02822-0.

Kortli, Y. *et al.* (2020) ‘Face Recognition Systems: A Survey’, *Sensors*, 20(2), p. 342. Available at: https://doi.org/10.3390/s20020342.

Kumar, K.K. *et al.* (2023) ‘Criminal face identification system using deep learning algorithm multi-task cascade neural network (MTCNN)’, *Materials Today: Proceedings*, 80, pp. 2406–2410. Available at: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.373.

Lapendy, J.C. *et al.* (2024) ‘Klasifikasi Rasa Jeruk Siam Berdasarkan Warna Dan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital’, *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(2), pp. 756–767. Available at: https://doi.org/10.29100/jipi.v9i2.5384.

Mulyana, D.I. and Nurrohman, A.T. (2024) ‘Analisis Efektivitas GAN dalam Meningkatkan Akurasi Deteksi Tuna Rungu dengan Menggunakan Data Audio dan Visual: Analysis of GAN Effectiveness in Improving Hearing Impaired Detection Accuracy Using Audio and Visual Data’, *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 5(1), pp. 101–110. Available at: https://doi.org/10.57152/malcom.v5i1.1635.

Naser, O.A. *et al.* (2023) ‘Facial recognition for partially occluded faces’, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 30(3), p. 1846. Available at: https://doi.org/10.11591/ijeecs.v30.i3.pp1846-1855.

Pramansah, V.V. *et al.* (2022) ‘Penciptaan Karakter Anime Otomatis Dengan Menggunakan Generative Adversarial Networks’, *Jurnal Teknik Elektro dan Komputasi (ELKOM)*, 4(1), pp. 21–29. Available at: https://doi.org/10.32528/elkom.v4i1.7105.

Raharjo, T. *et al.* (2025) ‘Analisis Forensik Deepfake Berbasis Convolutional Neural Network (cnn) Untuk Deteksi Inkonsistensi Tekstur Dan Pola Pada Citra Wajah’, 9(2), pp. 2731–2738. Available at: https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.13058.

Rohim, M.I.A. *et al.* (2024) ‘Peningkatan Performa Pengenalan Wajah pada Gambar *Low-Resolution* Menggunakan Metode *Super-Resolution*’, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(1), pp. 199–208. Available at: https://doi.org/10.25126/jtiik.20241117947.

Situmeang, B.S. *et al.* (2024) ‘Pengaruh Artificial Intelligence Terhadap Tingkat Kasus Deep Fake Pada Selebritas di Twitter’, *Device*, 14(1), pp. 80–91. Available at: https://doi.org/10.32699/device.v14i1.6984.

Zeng, D., Veldhuis, R. and Spreeuwers, L. (2020) ‘A survey of face recognition techniques under occlusion’. arXiv. Available at: https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11366.

Zhou, Y. *et al.* (2023) ‘A Review of Document Image Enhancement Based on Document Degradation Problem’, *Applied Sciences*, 13(13), p. 7855. Available at: https://doi.org/10.3390/app13137855.