

**DETEKSI KEASLIAN CITRA POTRET WAJAH
MENGUNAKAN ARSITEKTUR LIGHTWEIGHT
EFFICIENTNETB0**

SKRIPSI

Diajukan Guna Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom.)
Pada Program Studi Teknik Informatika



Disusun Oleh :

R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik

NPM : 2213020114

**FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI
2026**

Skripsi Oleh :

R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik
NPM : 2213020114

Judul :

**DETEKSI KEASLIAN CITRA POTRET WAJAH
MENGUNAKAN ARSITEKTUR LIGHTWEIGHT
EFFICIENTNETB0**

Telah Disetujui Untuk Diajukan Kepada Panitia Ujian/Sidang Skripsi
Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Nusantara PGRI Kediri

Tanggal: 17 Juli 2026

Pembimbing I



Umi Mahdiyah, S.Pd., M.Si
NIDN. 0729098903

Pembimbing II



Wahyu Cahyo Utomo, S.Kom., M.Cs
NIDN. 0713059502

Skripsi Oleh :

R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik
NPM : 2213020114

Judul :

**DETEKSI KEASLIAN CITRA POTRET WAJAH
MENGUNAKAN ARSITEKTUR LIGHTWEIGHT
EFFICIENTNETB0**

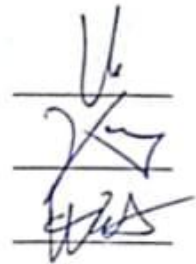
Telah Disetujui Untuk Diajukan Kepada Panitia Ujian/Sidang Skripsi
Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Nusantara PGRI Kediri

Tanggal: 17 Juli 2026

Dan Dinyatakan telah Memenuhi Syarat

Panitia Penguji :

1. Ketua : Umi Mahdiah, S.Pd., M.Si
2. Penguji I : Danang Wahyu Widodo, S.P, M.Kom
3. Penguji II : Wahyu Cahyo Utomo, S.Kom, M.Cs



Mengetahui,
Dekan FTK



Dr. Sulistiono, M.Si.
NIDN. 0007076801

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini saya,

Nama : R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik
Jenis Kelamin : Laki-Laki
Tempat/Tgl Lahir : Cimahi, 17 September 2000
NPM : 2213020114
Fakultas/Prodi : Teknik dan Ilmu Komputer/ Teknik Informatika

Menyatakan dengan sebenarnya, bahwa dalam Skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya tidak dapat karya tulis atau pendapat yang pernah diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara sengaja dan tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Kediri, 19 Juni 2026
Yang Menyatakan



R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik
NPM : 2213020114

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulisan skripsi ini dengan tulus saya dedikasikan kepada:

1. Kedua orang tua saya, yang dengan penuh kesabaran senantiasa mendoakan, memberikan dukungan terbaik, serta menjadi sumber motivasi tak henti-hentinya dalam perjalanan menyelesaikan skripsi ini.
2. Adik saya, yang selalu memberikan semangat dan dukungan moral, sehingga saya dapat menyelesaikan proses ini dengan baik.
3. Seluruh dosen Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang telah memberikan bimbingan, ilmu, dan pelajaran berharga, baik dalam ranah akademik maupun kehidupan sehari-hari.
4. Teman-teman seperjuangan di kampus, yang menjadi tempat berbagi suka dan duka, serta saling menyemangati selama menjalani masa perkuliahan hingga tahap akhir ini.
5. Almamater tercinta, Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang telah menjadi tempat saya tumbuh, belajar, dan mengembangkan diri selama masa perkuliahan.
6. Semua pihak yang tidak dapat saya sebutkan satu per satu, yang telah memberikan kontribusi dalam berbagai bentuk dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.

Semoga dedikasi ini dapat menjadi penghormatan atas semua dukungan, doa, dan kebersamaan yang telah diberikan.

HALAMAN MOTTO

"Natthi vija samā ābhā."

(Tidak ada cahaya yang menyamai kebijaksanaan). — **Samyutta Nikaya I:6**

"Attā hi attano nātho."

(Diri sendiri adalah pelindung bagi diri sendiri). — **Dhammapada: 160**

"Carilah Ilmu Seperti Mencari Diri Kamu Sendiri."

— **R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik**

"Ilmu pengetahuan adalah cahaya tertinggi yang harus dikejar. Carilah ilmu seperti mencari diri kamu sendiri, karena esensi terdalam dari belajar adalah mengenali batin dan potensi sejati yang ada di dalam diri. Namun, dalam perjalanan itu, kebijaksanaan juga mengajarkan kita untuk tahu kapan harus berhenti menerangi jalan orang lain demi menyelamatkan lentera diri sendiri. Menolong sesama adalah kebajikan yang mulia, tetapi menyelesaikan tanggung jawab pada diri sendiri adalah bentuk nyata dari menghargai ilmu yang telah kita perjuangkan."

RINGKASAN

R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik. Deteksi Keaslian Citra Potret Wajah Menggunakan Arsitektur Lightweight EfficientNetB0, Skripsi, Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri, 2026.

Kata Kunci: Deteksi Disinformasi, Potret Wajah, EfficientNetB0, *Transfer Learning*, Streamlit.

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh ancaman disinformasi visual akibat tingginya tingkat realisme citra potret buatan *Artificial Intelligence* (AI) dan tantangan bias representasi data, sehingga bertujuan untuk mengevaluasi kinerja arsitektur *lightweight* EfficientNetB0 dalam mengklasifikasikan citra potret wajah "Asli" (*Real*) dan buatan "AI" (*Fake*) berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*. Pendekatan desain eksperimental diterapkan menggunakan teknik *Transfer Learning* pada 1.464 dataset campuran (*hybrid*) yang mencakup variasi potret kamera profesional, kamera ponsel pintar (*smartphone*), hingga manipulasi AI dari media sosial. Berdasarkan hasil evaluasi pengujian, arsitektur EfficientNetB0 yang dioptimasi menggunakan algoritma AdamW pada resolusi 224×224 piksel terbukti sebagai konfigurasi paling tangguh dengan mencatatkan keseimbangan performa kuantitatif pada nilai *Accuracy* 87%, *Precision* 87%, *Recall* 87%, dan *F1-Score* 87%. Selain menorehkan efisiensi komputasi tinggi dengan waktu pelatihan selama 43 menit 47 detik, model klasifikasi ini telah berhasil diimplementasikan ke dalam antarmuka aplikasi web interaktif Streamlit yang didahului proses validasi anatomi wajah berbasis algoritma *Haar Cascade*. Melalui penerapan prinsip *Zero Trust* dengan ambang batas probabilitas (*confidence threshold*) sebesar 0.6 yang menjamin kecepatan inferensi kurang dari satu detik, kinerja kuantitatif model ini menyimpulkan bahwa arsitektur EfficientNetB0 sangat andal dan direkomendasikan sebagai instrumen mitigasi disinformasi visual digital.

PRAKATA

Puji Syukur dipanjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas ridha dan karunianya peneliti dapat menyelesaikan penyusunan laporan penelitian ini. Penulisan ini juga tak lepas dari dukungan pihak yang selalu membantu dalam penulisan penelitian ini. Oleh karenanya peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Zainal Afandi, M.Pd. selaku Rektor Universitas Nusantara PGRI Kediri.
2. Dr. Sulistiono, M.Si. selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Nusantara PGRI Kediri.
3. Risa Helilintar, M.Kom. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri.
4. Umi Mahdiyah, S.Pd., M.Si dan Wahyu Cahyo Utomo, S.Kom., M.Cs selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah dan mengarahkan kami selama mengerjakan skripsi.
5. Kedua Orang Tua saya dan Keluarga atas doa dan dukungannya.
6. Ucapan terimakasih juga disampaikan kepada pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah banyak membantu menyelesaikan penulisan penelitian ini.

Disadari penelitian ini masih banyak kekurangan, maka diharapkan kritik dan saran dari berbagai pihak sangat diharapkan. Semoga penelitian ini bermanfaat bagi semua pihak.

Kediri, 17 Juli 2026



R. Muhammad Wachyu Fajar Sidik
2213020114

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING SKRIPSI	ii
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
RINGKASAN	vii
PRAKATA.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Identifikasi Masalah.....	2
C. Rumusan Masalah.....	3
D. Batasan Masalah	3
E. Tujuan Masalah.....	4
F. Manfaat Penelitian	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
A. Landasan Teori.....	6
1. Landasan Teori	6
2. Kajian Pustaka	20
B. Kerangka Berpikir.....	23
BAB III METODE PENELITIAN	24
A. Desain Penelitian	24
1. Jenis Penelitian (Research Type)	24
2. Variabel Penelitian.....	22
3. Metode Pengumpulan Data.....	27
B. Instrumen Penelitian	27

1. Perangkat Keras (Hardware).....	28
2. Perangkat Lunak (Software)	28
3. Dataset	30
4. Analisis Hasil.....	32
C. Jadwal Penelitian	33
D. Objek Penelitian / Subjek Penelitian.....	35
1. Analisis Kebutuhan Sistem	35
2. Objek Penelitian.....	38
3. Subjek Penelitian	39
E. Prosedur Penelitian	40
1. Analisis Kebutuhan (Requirements Analysis).....	41
2. Desain Sistem (System Design).....	42
3. Pemodelan (Modeling)	42
4. Implementasi Sistem (System Implementation)	44
5. Pengujian dan Evaluasi	45
6. Pemeliharaan dan Dokumentasi (Maintenance)	45
F. Teknik Analisis Data.....	46
1. Desain Sistem	46
2. Simulasi Proses Penyelesaian Masalah.....	53
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	58
A. Hasil Penelitian	58
1. Implementasi Desain Sistem.....	58
2. Pengujian Fungsional.....	64
3. Pengujian Non Fungsional.....	65
B. Pembahasan	84
1. Implementasi Desain Sistem.....	84
2. Pengujian Fungsional.....	85
3. Pengujian Non Fungsional.....	86
4. Hasil Pengujian Skenario Model	88
BAB V KESIMPULAN	94
A. Kesimpulan.....	94
B. Saran	94

DAFTAR PUSTAKA	96
LAMPIRAN.....	98

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Confusion Matrix Deteksi Citra AI vs Asli.....	19
Tabel 3.1	Matriks Parameter Tetap dan Variabel Eksperimen Model.....	29
Tabel 3.2	Jadwal Kegiatan Penelitian.....	34
Tabel 4.1	Hasil Pengujian Fungsional Sistem.....	65
Tabel 4.2	Skenario Pengujian Non-Fungsional.....	66
Tabel 4.3	Hasil Pengujian Skenario 1.....	69
Tabel 4.4	Hasil Pengujian Skenario 2.....	72
Tabel 4.5	Hasil Pengujian Skenario 3.....	74
Tabel 4.6	Hasil Pengujian Skenario 4.....	77
Tabel 4.7	Hasil Pengujian Skenario 5.....	78
Tabel 4.8	Hasil Pengujian Skenario 6.....	78
Tabel 4.9	Hasil Pengujian Skenario 7.....	79
Tabel 4.10	Hasil Pengujian Skenario 8 (Dataset Komposisi Lanjutan).....	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Struktur Blok MBConv.....	12
Gambar 2.2	Contoh Potret Wajah Asli dan Sintetis.....	18
Gambar 2.3	Kerangka Berpikir.....	23
Gambar 3.1	Contoh Potret Wajah Asli dan Sintetis.....	31
Gambar 3.2	Model Waterfall.....	40
Gambar 3.3	Diagram Blok Arsitektur Modifikasi EfficientNetB0.....	43
Gambar 3.4	Skema Modifikasi Arsitektur EfficientNetB0 dengan Strategi Transfer Learning.....	44
Gambar 3.5	Use Case Diagram.....	47
Gambar 3.6	Activity Diagram.....	48
Gambar 3.7	Sequence Diagram.....	50
Gambar 3.8	Class Diagram.....	51
Gambar 3.9	Desain Form Input.....	52
Gambar 3.10	Desain Output.....	53
Gambar 3.11	Citra RGB.....	53
Gambar 3.12	Confusion Matrix Hasil Simulasi.....	56
Gambar 4.1	Tampilan Halaman Beranda dan Menu Navigasi.....	59
Gambar 4.2	Tampilan Proses Inferensi dan Hasil Klasifikasi Citra.....	60
Gambar 4.3	Tampilan Dasbor Pemantauan Statistik Sisitem.....	61
Gambar 4.4	Grafik Performa Training Skenario 1.....	67
Gambar 4.5	Confusion Matrix Skenario 1.....	69
Gambar 4.6	Grafik Performa Training Skenario 2.....	70
Gambar 4.7	Confusion Matrix Skenario 2.....	71
Gambar 4.8	Grafik Performa Training Skenario 3.....	73
Gambar 4.9	Confusion Matrix Skenario 3.....	74
Gambar 4.10	Grafik Performa Training Skenario 4.....	76
Gambar 4.11	Confusion Matrix Skenario 4.....	76
Gambar 4.12	Confusion Matrix Skenario 5.....	78
Gambar 4.13	Confusion Matrix Skenario 6.....	79

Gambar 4.14	Confusion Matrix Skenario 7.....	80
Gambar 4.15	Grafik Performa Training Skenario 8.....	82
Gambar 4.16	Confusion Matrix Skenario 8.....	83
Gambar 4.17	Grafik Analisis Ketahanan Skala Resolusi Citra.....	90

DAFTAR LAMPIRAN

Kartu Bimbingan Tugas Akhir/Skripsi/Tesis	98
Surat Keterangan Similarity PPI	100
Berita Acara Ujian SIAKAD	102
Lembar Revisi Ujian SIAKAD	103
Surat Pernyataan Validator Dataset	104
Lembar Revisi Ketua Penguji	105
Lembar Revisi Penguji 1	106
Lembar Revisi Penguji 2	107

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Potret wajah manusia merupakan elemen fundamental dalam media visual karena berperan penting sebagai sarana identitas, validasi, dan kepercayaan dalam interaksi sosial (Achmad & Supatman, 2024), namun kemajuan pesat kecerdasan buatan (AI) khususnya model generatif seperti *Generative Adversarial Networks* (GANs) dan model difusi telah memunculkan tantangan keamanan baru (Tolosana et al., 2020) karena teknologi tersebut kini mampu menghasilkan potret sintetis yang sepenuhnya dibuat oleh AI serta manipulasi parsial seperti *deepfakes*, *face swapping*, atau tingkat kemiripan visual yang sangat realistis (*photorealism*) yang sangat tinggi (Alanazi & Asif, 2023).

Seiring model generatif menjadi semakin canggih, artefak visual yang ditinggalkan menjadi semakin halus dan sulit dideteksi, membuat pengamatan manual oleh manusia menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, terdapat kebutuhan mendesak akan sistem deteksi otomatis yang andal. Salah satu solusinya adalah dengan memanfaatkan teknologi Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*). Di Indonesia, penelitian Visi Komputer (*Computer Vision*) telah banyak mengadopsi arsitektur Jaringan Saraf Konvolusional (*Convolutional Neural Networks* atau CNN) untuk berbagai tugas klasifikasi citra. Untuk deteksi *deepfake*, CNN dapat dilatih untuk mengenali artefak digital halus yang ditinggalkan oleh proses generatif.

Pengembangan detektor *deepfake* berbasis CNN menghadapi dua tantangan utama. Pertama, tantangan bias dataset. Mayoritas dataset potret publik didominasi oleh wajah Kaukasia. Hal ini terbukti "membuang informasi yang berguna untuk membedakan wajah non-Kaukasia" (Lunter, 2020), sehingga model berisiko memiliki kinerja buruk saat diuji pada demografi etnis lain, termasuk Indonesia. Kedua, tantangan efisiensi komputasi. Aplikasi di dunia nyata, seperti deteksi pada perangkat *mobile* atau pemantauan *real-time*,

menuntut arsitektur yang ringan (*lightweight*) namun tetap memiliki performa tinggi.

Arsitektur ringan (*lightweight*) seperti MobileNetV2 dan EfficientNetB0 telah banyak diterapkan untuk berbagai tugas klasifikasi citra di Indonesia (Sitorus et al., 2025). Namun, berdasarkan studi pendahuluan yang telah dilakukan peneliti, arsitektur EfficientNetB0 menunjukkan potensi performa yang lebih unggul dan stabil dibandingkan arsitektur ringan lainnya dalam mendeteksi pola wajah sintetis. Temuan awal ini mengindikasikan bahwa EfficientNetB0 merupakan kandidat paling menjanjikan untuk dikembangkan, namun kinerjanya perlu divalidasi secara ketat, terutama saat dihadapkan pada variasi data wajah lokal yang belum banyak dipelajari.

Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan untuk mengevaluasi secara mendalam kinerja arsitektur EfficientNetB0 dalam mendeteksi potret buatan AI. Penelitian ini akan menguji ketangguhan model tersebut menggunakan dataset *hybrid* yang menggabungkan data publik dengan potret wajah lokal (Indonesia) yang dikurasi secara khusus. Tujuan akhirnya adalah untuk membuktikan apakah EfficientNetB0 mampu menghasilkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* yang andal untuk mengklasifikasikan potret "Asli" (*Real*) vs "AI" (*Fake*) dalam konteks ekosistem digital Indonesia, sekaligus mengatasi tantangan bias dataset.

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, dapat diidentifikasi beberapa permasalahan sebagai berikut:

1. Ancaman Disinformasi Visual yang Menuntut Automasi Deteksi: Meningkatnya penyebaran disinformasi dan manipulasi potret sintetis (*deepfake*) menuntut adanya sistem verifikasi otomatis. Namun, belum ada kepastian pengukuran secara kuantitatif apakah model arsitektur ringan (EfficientNetB0) cukup tangguh dan layak diimplementasikan sebagai solusi sistem pencegahan disinformasi tersebut di lapangan.

2. Bias Representasi Dataset Publik pada Demografi Lokal: Pengembangan detektor *deepfake* menghadapi tantangan bias dataset. Mayoritas dataset publik didominasi oleh karakteristik wajah Kaukasia. Ketimpangan representasi data ini berisiko menyebabkan model deteksi memiliki akurasi yang rendah saat diuji atau diterapkan pada demografi etnis lokal, khususnya Indonesia.
3. Kebutuhan Evaluasi Arsitektur Ringan (*Lightweight*) pada Konteks *Deepfake*: Implementasi sistem keamanan pada skenario dunia nyata menuntut model komputasi yang ringan (*lightweight*). Meskipun arsitektur EfficientNetB0 dikenal efisien secara komputasi, kinerjanya dalam mendeteksi manipulasi potret buatan AI terutama ketika dihadapkan pada variasi data wajah lokal belum teruji secara komprehensif.
4. Belum Tervalidasinya Kinerja Kuantitatif Model secara Spesifik: Untuk merekomendasikan penggunaan praktis EfficientNetB0 sebagai solusi deteksi, diperlukan pengukuran kuantitatif yang ketat. Kinerja arsitektur ini perlu divalidasi pembuktiannya secara spesifik menggunakan metrik evaluasi standar yang meliputi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* guna memastikan ketangguhannya (*robustness*) dalam mengklasifikasikan citra potret "Asli" (*Real*) dan "AI" (*Fake*).

C. Rumusan Masalah

Bagaimana kinerja arsitektur EfficientNetB0 dalam mengklasifikasikan citra potret wajah "Asli" (*Real*) dan buatan "AI" (*Fake*) berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*?

D. Batasan Masalah

Untuk menjaga agar penelitian ini tetap fokus dan terarah, ditetapkan batasan-batasan sebagai berikut:

1. Arsitektur Model: Penelitian ini berfokus secara eksklusif pada implementasi dan evaluasi arsitektur EfficientNetB0 menggunakan teknik Pembelajaran Transfer (*Transfer Learning*).

2. Dataset: Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan dataset campuran (*hybrid*) yang terdiri dari dataset publik dan dataset potret wajah lokal (Indonesia) yang dikurasi peneliti untuk merepresentasikan konteks demografi lokal.
3. Format Input: Citra input berupa potret utuh (*full portrait*) yang mencakup subjek dan latar belakang, bukan citra wajah yang dipotong (*cropped face*).
4. Jenis Data: Data berupa citra statis (format .jpg/.png) dan tidak mencakup analisis video.
5. Klasifikasi: Tugas klasifikasi bersifat biner, yaitu mengkategorikan citra menjadi dua kelas: "Asli" (*Real*) dan "AI" (*Fake*). Label "AI" mencakup potret sintetis penuh dan manipulasi parsial.

E. Tujuan Penelitian

Mengevaluasi kinerja arsitektur EfficientNetB0 dalam mengklasifikasikan citra potret wajah "Asli" (*Real*) dan buatan "AI" (*Fake*) berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*.

F. Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dirumuskan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Praktis (Aplikatif)
 - a. Solusi Deteksi Efisien: Memberikan bukti empiris mengenai keandalan EfficientNetB0 sebagai solusi model ringan yang layak diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas (seperti *smartphone*) untuk mendeteksi konten visual palsu.
 - b. Mitigasi Hoaks: Menyediakan prototipe sistem yang dapat membantu masyarakat atau institusi dalam memverifikasi keaslian potret digital, sehingga mendukung upaya penanggulangan disinformasi di Indonesia.
2. Manfaat Teoritis (Akademis)
 - a. Validasi Model pada Data Lokal: Memberikan kontribusi ilmiah berupa data tolok ukur kinerja (*performance benchmark*) arsitektur

EfficientNetB0 ketika dihadapkan pada dataset wajah dengan karakteristik etnis Indonesia.

- b. Pengembangan Computer Vision: Menambah literatur mengenai penerapan teknik pembelajaran Transfer (*Transfer Learning*) pada arsitektur ringan (*lightweight*) CNN untuk tugas forensik citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, B. V., & Supatman, S. (2024). Facial Photo Authenticity Detection Using Face Recognition and Liveness Detection. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(5), 1423–1432. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.5.2328>
- Tolosana, R., Vera-Rodriguez, R., Fierrez, J., Morales, A., & Ortega-Garcia, J. (2020). Deepfakes and beyond: A Survey of face manipulation and fake detection. *Information Fusion*, 64, 131–148. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.06.014>
- Alanazi, S., & Asif, S. (2023). Understanding Deepfakes: A Comprehensive Analysis of Creation, Generation, and Detection. *Artificial Intelligence and Social Computing*, 72(January). <https://doi.org/10.54941/ahfe1003290>
- Lunter, J. (2020). Beating the bias in facial recognition technology. *Biometric Technology Today*, 2020(9), 5–7. [https://doi.org/10.1016/S0969-4765\(20\)30122-3](https://doi.org/10.1016/S0969-4765(20)30122-3)
- Sitorus, Y. A., Sari, Y. A., & Adinugroho, S. (2025). Evaluasi Komparatif Arsitektur Lightweight CNN, MobileNetV2, dan EfficientNetB0 dalam Deteksi Penyakit Daun Jagung. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 9(8), 1–6. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing* (4th ed.). New York, NY: Pearson.
- Szeliski, R. (2018). Computer Vision: Algorithms and Applications, 2nd Edition. Springer, 1232. <https://www.wiley.com/en-in/Machine+Vision+Algorithms+and+Applications%2C+2nd+Edition-p-9783527413652>
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. In *Journal of Big Data* (Vol. 8, Issue 1). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, A. C. (2017). Deep Learning. MIT Press, 521(7553), 785. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-391420-0.09987-X>
- Iman, M., Arabnia, H. R., & Rasheed, K. (2023). A Review of Deep Transfer Learning and Recent Advancements. *Technologies*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/technologies11020040>

- Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019, 2019-June*, 10691–10700.
- Montalbo, F. J. P., & Alon, A. S. (2021). Empirical analysis of a fine-tuned deep convolutional model in classifying and detecting Malaria parasites from blood smears. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 15(1), 147–165. <https://doi.org/10.3837/TIIS.2021.01.009>
- Aria, M. S. A., Slamet, C., & Firdaus, M. D. (2025). Klasifikasi Fake dan Real Menggunakan Vision Transformer dan EfficientNet-B0 pada Gambar Asli dan Generatif AI. *Smatika Jurnal*, 15(01), 179–192. <https://doi.org/10.32664/smatika.v15i01.1531>
- Burhanuddin, M. I., Adam Syaifullah, Setiawan Adeka Putra Jaya, & Muhammad Gabriel Somoal. (2025). Analisis Komparatif Model MobilenetV1 Dan EfficientnetB0 Dalam Klasifikasi Citra Empat Musim Menggunakan Transfer Learning. *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, 5(2), 508–521. <https://doi.org/10.58794/jekin.v5i2.1378>
- Winanto, T. S., Rozikin, C., & Jamaludin, A. (2023). Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 7(1), 68–81. <https://doi.org/10.30871/jaic.v7i1.5991>
- Schmidt, R. M., Schneider, F., & Hennig, P. (2021). Descending through a Crowded Valley - Benchmarking Deep Learning Optimizers (pp. 9367–9376). PMLR. <https://proceedings.mlr.press/v139/schmidt21a.html>
- Liu, Z., Xu, Z., Jin, J., Shen, Z., & Darrell, T. (2023). Dropout Reduces Underfitting (pp. 22233–22248). PMLR. <https://proceedings.mlr.press/v202/liu23aq.html>
- Thambawita, V., Strümke, I., Hicks, S. A., Halvorsen, P., Parasa, S., & Riegler, M. A. (2021). Impact of image resolution on deep learning performance in endoscopy image classification: An experimental study using a large dataset of endoscopic images. *Diagnostics*, 11(12). <https://doi.org/10.3390/diagnostics11122183>
- Tang, S., Jing, C., Jiang, Y., Yang, K., Huang, Z., Wu, H., Cui, C., Shi, S., Ye, X., Tian, H., Song, D., Xu, J., & Dong, F. (2023). The effect of image resolution on convolutional neural networks in breast ultrasound. *Heliyon*, 9, e19253. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19253>
- Richter, M. L., & Pal, C. (2022). Receptive Field Refinement for Convolutional Neural Networks Reliably Improves Predictive Performance. <https://arxiv.org/pdf/2211.14487>