

Perancangan Antarmuka dan Integrasi Algoritma CNN pada Sistem Identifikasi Sidik Bibir Berbasis Web

1st I Komang Trisna Wahyu
Wiwekananda

School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia
trisnawahyu@student.telkomuniversity.
ac.id

2nd Sofia Saidah

School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia
sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

3rd Bambang Hidayat

School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia
bhidayat@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Identifikasi individu merupakan aspek penting dalam bidang forensik dan keamanan digital, namun metode biometrik konvensional masih memiliki keterbatasan dalam penerapannya. Sidik bibir sebagai biometrik unik memiliki potensi besar untuk dimanfaatkan dalam proses identifikasi forensik. Penelitian ini bertujuan merancang antarmuka berbasis prinsip UI/UX serta mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada sistem identifikasi sidik bibir berbasis web. Perancangan antarmuka dilakukan dengan prinsip UI/UX agar sistem mudah digunakan, responsif, dan informatif. Sistem memungkinkan pengguna mengunggah citra sidik bibir yang kemudian diproses secara otomatis oleh model CNN untuk mengklasifikasikan pola sesuai data pelatihan. Proses pengolahan citra meliputi segmentasi bibir menggunakan U-Net, peningkatan kualitas dengan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), serta ekstraksi tekstur menggunakan Gabor Filter untuk menangkap orientasi dan frekuensi garis sidik bibir. Citra hasil ekstraksi selanjutnya diproses melalui binarisasi adaptif dan operasi morfologi untuk mempertegas pola serta mengurangi noise. Model klasifikasi dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan *transfer learning* dari *pre-trained* model *ImageNet*, disesuaikan pada lapisan akhir untuk klasifikasi sidik bibir. Hasil pengujian pada dataset yang dikembangkan menunjukkan akurasi 100% dan presisi 100%, membuktikan bahwa integrasi antarmuka web yang responsif dengan model CNN dan *preprocessing* yang tepat mampu menghasilkan sistem identifikasi sidik bibir yang akurat, efisien, dan potensial diterapkan pada bidang forensik serta keamanan digital.

Kata kunci— identifikasi sidik bibir, CNN , mobilenetv2, ui/ux, unet, gabor filter

I. PENDAHULUAN

Teknologi identifikasi individu saat ini, seperti sidik jari dan pengenalan wajah, masih menghadapi berbagai keterbatasan dalam penerapannya. Sidik jari rentan mengalami kerusakan fisik, sedangkan pengenalan wajah dapat terganggu oleh kondisi pencahayaan atau perubahan penampilan. Sebagai alternatif, sidik bibir (*cheiloscropy*) menawarkan solusi biometrik yang potensial karena memiliki pola alur unik pada setiap individu dan bersifat permanen sepanjang hidup, serupa dengan sidik jari [1]. Keunikan ini

menjadikan sidik bibir sebagai alat identifikasi yang akurat, baik untuk individu yang masih hidup maupun korban dalam investigasi forensik [4].

Namun, analisis sidik bibir secara manual memiliki kelemahan signifikan, terutama karena sifatnya yang subjektif dan belum adanya standar internasional yang baku. Saat ini, masih sedikit sistem yang mampu mengolah citra sidik bibir secara otomatis, efektif, dan akurat untuk menghasilkan identifikasi yang andal. Kegagalan dalam proses identifikasi dapat menimbulkan keresahan sosial, khususnya jika terkait dengan tindak kriminal atau penanganan korban bencana. Oleh karena itu, diperlukan sistem terintegrasi yang mampu mengotomatisasi proses identifikasi secara objektif dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi individu berbasis citra digital dengan memanfaatkan pola sidik bibir, sekaligus merancang antarmuka dan mengintegrasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada platform berbasis web agar sistem lebih akurat, responsif, dan mudah digunakan.

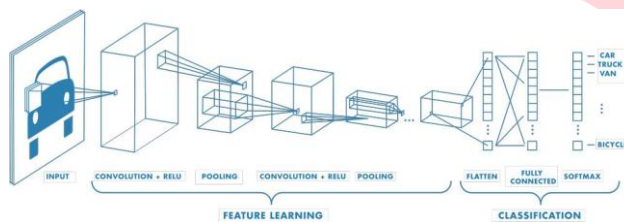
II. KAJIAN TEORI

A. Sidik Bibir

Sidik bibir, atau *cheiloscropy*, adalah cabang ilmu forensik yang mempelajari alur atau lekukan (*sulci labiorum*) pada mukosa bibir manusia untuk tujuan identifikasi. Sama seperti sidik jari, pola sidik bibir setiap individu bersifat unik dan tidak berubah sepanjang hidup, kecuali akibat trauma atau penyakit tertentu. Penelitian yang dilakukan oleh Suzuki dan Tsuchihashi pada tahun 1970 membuktikan bahwa pola sidik bibir memiliki keunikan pada setiap individu, sehingga berpotensi menjadi salah satu alat identifikasi biologis yang andal [4]. Berdasarkan penelitian tersebut, pola sidik bibir diklasifikasikan ke dalam beberapa tipe utama berdasarkan bentuk alur garisnya, yaitu: Tipe I (garis vertikal lurus), Tipe II (garis bercabang), Tipe III (garis menyilang), Tipe IV (garis retikuler atau jaring), dan Tipe V (garis tidak beraturan) [4].

B. CNN

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk grid, seperti citra digital. CNN sangat efektif dalam mengekstraksi fitur-fitur visual penting dari sebuah gambar, seperti garis, tekstur, dan bentuk, secara hierarkis [2]. Arsitektur CNN umumnya terdiri dari tiga jenis lapisan utama. Pertama, Lapisan Konvolusi yang menggunakan filter (kernel) untuk memindai seluruh gambar dan mendeteksi fitur-fitur dasar, menghasilkan sebuah feature map. Kedua, Lapisan *Pooling* yang berfungsi untuk mengurangi dimensi spasial (*downsampling*) dari *feature map*, sehingga komputasi menjadi lebih efisien dan fitur paling dominan dapat dipertahankan. Ketiga, Lapisan *Fully Connected* yang bertugas menganalisis dan menggabungkan fitur-fitur tingkat tinggi yang telah diekstraksi untuk melakukan klasifikasi akhir. Dalam penelitian ini, digunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur MobileNetV2, yang dikenal efisien untuk perangkat dengan sumber daya terbatas namun tetap memberikan akurasi tinggi.



Gambar 1
(Model CNN)

Gambar tersebut menunjukkan alur kerja sebuah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang terbagi menjadi dua bagian utama: *Feature Learning* dan *Classification*. Pada tahapan *Feature Learning*, gambar masukan (sebuah mobil) diproses secara berurutan melalui beberapa lapisan untuk mengekstrak fitur-fitur penting.

1. Lapisan Konvolusi dan Fungsi Aktivasi ReLU

Lapisan konvolusi merupakan fondasi utama CNN. Filter berukuran kecil pada lapisan ini memindai seluruh gambar untuk mendeteksi fitur dasar, seperti garis dan tepi, sehingga menghasilkan feature map yang menunjukkan lokasi fitur tersebut. Selanjutnya, fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) diterapkan pada *feature map*. Fungsi ini sederhana namun penting, karena mengubah semua nilai negatif menjadi nol, sementara nilai positif tetap dipertahankan. Langkah ini krusial untuk memperkenalkan non-linearitas, sehingga model dapat mempelajari pola yang lebih kompleks dibandingkan dengan fungsi linear saja.

2. Lapisan *Pooling*

Lapisan *pooling* berperan penting dalam menyederhanakan feature map yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi. Tujuannya adalah mengurangi ukuran spasial data melalui proses *downsampling*, sehingga secara signifikan menghemat daya komputasi. Dengan mengecilkan dimensi feature map, jumlah parameter yang perlu diperbarui selama pelatihan menjadi lebih sedikit, sehingga proses komputasi lebih cepat. Selain itu, *pooling* membantu menyaring fitur-

fitur paling dominan, membuat pelatihan model lebih efisien. Dua jenis *pooling* yang umum digunakan adalah *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* memilih nilai maksimum dari setiap area yang dipindai kernel, sedangkan *average pooling* mengambil nilai rata-rata dari area tersebut.

3. Flatten

Setelah melewati serangkaian lapisan konvolusi dan *pooling*, output terakhir masih berbentuk tiga dimensi (lebar, tinggi, dan kedalaman/*feature map*). Lapisan Flatten berfungsi sebagai penghubung antara tahap ekstraksi fitur (dengan dimensi spasial) dan tahap klasifikasi (yang memerlukan data linear). Proses ini membentangkan semua piksel dari feature map 3D menjadi satu vektor berdimensi tunggal, sehingga data siap dimasukkan ke lapisan *Fully Connected* yang hanya menerima input satu dimensi.

4. Lapisan *Fully Connected*

Lapisan ini adalah inti tahap klasifikasi dan sering disebut hidden layer. Setelah data diratakan menjadi vektor, setiap neuron pada lapisan FC terhubung ke semua neuron di lapisan sebelumnya. Lapisan ini menggabungkan fitur-fitur tingkat tinggi hasil ekstraksi lapisan konvolusi untuk membentuk keputusan klasifikasi akhir.

5. Lapisan *Softmax*

Lapisan *Softmax* adalah lapisan output terakhir untuk tugas klasifikasi multi-kelas. Lapisan ini mengambil output numerik dari lapisan *Fully Connected*, yang sering disebut sebagai logits, dan mengubahnya menjadi distribusi probabilitas. Proses *Softmax* menggunakan fungsi matematis yang mengubah setiap nilai logit menjadi nilai antara 0 dan 1, di mana total semua nilai tersebut akan selalu berjumlah 1. Hal ini membuat outputnya sangat mudah diinterpretasikan. Sebagai contoh, outputnya mungkin terlihat seperti [0.85, 0.10, 0.05], yang dapat diartikan sebagai:

- Probabilitas 85% bahwa objek adalah "mobil".
- Probabilitas 10% bahwa objek adalah "truk".
- Probabilitas 5% bahwa objek adalah "van".

Model kemudian akan memprediksi kelas dengan probabilitas tertinggi, yang dalam contoh ini adalah "mobil". Dengan demikian, lapisan Softmax memberikan keyakinan (confidence) model terhadap setiap prediksi, bukan sekadar jawaban ya atau tidak.

C. Website

Website adalah kumpulan halaman yang saling terhubung dan dapat diakses melalui internet menggunakan browser seperti Google Chrome atau Mozilla Firefox. Setiap halaman dibuat menggunakan HTML, didukung CSS untuk tampilan, dan JavaScript untuk interaktivitas, serta memiliki alamat unik berupa URL. Website dapat bersifat statis dengan informasi tetap atau dinamis yang menyesuaikan tampilan berdasarkan input pengguna atau data dari server. Dalam pengembangan, *frontend* menangani antarmuka pengguna sedangkan *backend* mengatur logika sistem dan pengolahan data, dengan dukungan web server serta database. Untuk dapat diakses publik, file dan data website diunggah ke server *hosting*, menjadikannya sarana utama penyebaran informasi dan layanan digital di berbagai bidang.

D. Figma

Figma adalah platform desain grafis berbasis web untuk merancang antarmuka pengguna (UI) dan pengalaman pengguna (UX) pada aplikasi maupun website. Berbasis cloud, Figma memungkinkan kolaborasi *real-time* tanpa perlu instalasi, serta dapat diakses langsung melalui browser. Fitur-fiturnya meliputi pembuatan wireframe, desain visual, sistem komponen, *prototyping* interaktif, integrasi plugin, dan kemudahan berbagi desain melalui tautan. Tim pengembang dapat melihat atau menyalin kode CSS langsung dari elemen desain, sementara fitur *version history* memudahkan pelacakan perubahan. Keunggulan kolaborasi dan kemudahan penggunaan menjadikan Figma salah satu tools utama di industri desain digital.

E. Frontend

Frontend adalah bagian dari website yang berinteraksi langsung dengan pengguna melalui elemen visual yang terlihat di layar perangkat seperti komputer, tablet, maupun ponsel. Fokusnya adalah menyajikan informasi dengan jelas dan menarik, sekaligus memungkinkan pengguna memberikan masukan atau perintah ke sistem menggunakan teknologi seperti HTML, CSS, dan JavaScript, serta pustaka atau kerangka kerja seperti Bootstrap, jQuery, dan React.js. Frontend juga memperhatikan responsivitas agar tampilan menyesuaikan berbagai ukuran layar, baik desktop maupun mobile. Desainnya mempertimbangkan prinsip *user interface* (UI) untuk tata letak visual dan *user experience* (UX) untuk kenyamanan penggunaan, sehingga memberikan pengalaman yang optimal. Sebagai wajah sistem, frontend dikemas agar mudah dipahami, menarik, dan mendukung interaksi seperti mengisi formulir, mengunggah gambar, maupun menavigasi halaman.

F. HTML

HTML (*HyperText Markup Language*) adalah bahasa standar untuk membuat struktur dasar halaman web. Bahasa ini menyusun elemen seperti judul, paragraf, gambar, tabel, dan formulir menggunakan tag tertentu. HTML hanya mengatur kerangka, sedangkan tampilan diatur menggunakan CSS. Versi terbarunya, HTML5, mendukung elemen modern seperti video, audio, dan tag semantik. HTML menjadi fondasi utama semua website dan memungkinkan integrasi dengan teknologi lain seperti CSS dan JavaScript.

G. CSS

CSS (*Cascading Style Sheets*) adalah bahasa untuk mengatur tampilan visual elemen HTML, seperti warna, font, ukuran teks, dan tata letak. CSS memisahkan struktur konten dari desain, sehingga kode lebih rapi dan mudah dipelihara. Ada tiga cara penerapan CSS: inline, internal, dan eksternal, dengan eksternal paling umum digunakan. Versi terbaru, CSS3, membawa fitur seperti *flexbox*, *grid*, animasi, dan *media query* untuk desain responsif. Tanpa CSS, halaman web akan terlihat polos tanpa estetika visual.

H. JavaScript

JavaScript adalah bahasa pemrograman yang membuat halaman web interaktif dan dinamis. Bahasa ini dapat memanipulasi elemen HTML, memproses input pengguna, dan merespons aksi seperti klik atau ketikan tanpa

memuat ulang halaman. JavaScript dapat digunakan untuk membuat slideshow, popup, validasi form, dan komunikasi dengan server melalui AJAX. Framework seperti React, Vue, dan jQuery semakin memperluas kemampuannya. Tanpa JavaScript, halaman web akan statis dan kurang interaktif bagi pengguna.

III. METODE

Rancangan penelitian ini meliputi beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data, preprocessing citra, pembangunan model CNN, hingga integrasi model ke dalam backend sistem berbasis website. Diagram alur sistem secara keseluruhan digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 2
(Diagram Alur Sistem)

Sistem dimulai dari proses autentikasi pengguna (registrasi atau login). Pengguna yang belum mendaftarkan sidik bibir akan diarahkan untuk melakukan pendaftaran melalui pengambilan atau pengunggahan gambar. Gambar tersebut kemudian disimpan dan diproses oleh algoritma CNN di *backend*, dan hasilnya dapat dilihat pada menu laporan (*LipReports*).

A. Spesifikasi dan Akuisisi Dataset

Spesifikasi teknis untuk akuisisi citra ditetapkan untuk memastikan kualitas data yang optimal, seperti yang dijelaskan pada Tabel 1.

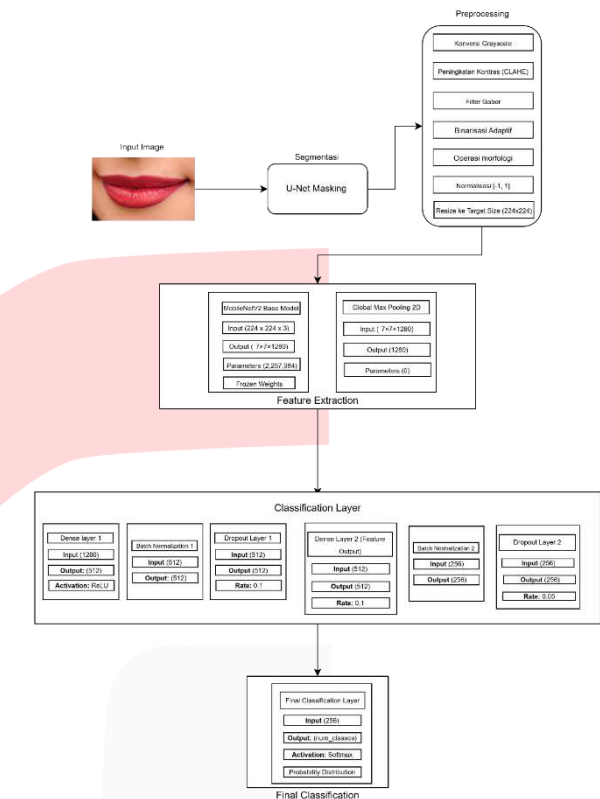
TABEL 1
(Spesifikasi Sistem)

No	Nama Spesifikasi	Deskripsi	Dasar	Pengukuran
1	Kualitas Akuisisi Citra	Standar pengambilan gambar untuk memastikan kualitas optimal bagi proses identifikasi yaitu dengan resolusi 12 MP, dan dilengkapi alat stabilisasi gambar untuk mengurangi blur dan mempertajam detail citra pada objek identifikasi.	Mengacu pada spesifikasi produk/solusi yang sudah ada, seperti kamera ponsel atau profesional, dan tambahan alat tripod untuk meningkatkan stabilitas dan kualitas pengambilan gambar.	Pengujian dilakukan dengan menggunakan kamera beresolusi 12 MP dan dilengkapi dengan tripod untuk memastikan gambar yang tajam dan konsisten.
2	Akurasi Identifikasi	Sistem harus memiliki tingkat akurasi minimal 95% dalam mengidentifikasi individu melalui sidik bibir, dalam kondisi pencahayaan yang bervariasi.	Berdasarkan standar industri biometrik seperti ISO/IEC 19794-5:2011, ISO/IEC 27001:2022 dan ISO/IEC 24745:2022 untuk pengujian performa biometrik.	Akurasi sistem diukur menggunakan rumus akurasi, yang menghitung seberapa baik sebuah model atau sistem dalam melakukan pendeteksian atau identifikasi.
3	Kualitas Pencahayaan	Sistem pencahayaan harus memiliki intensitas 600 lux untuk mendukung pengambilan gambar dalam kondisi cahaya rendah atau bervariasi. Pencahayaan yang cukup ini akan memastikan gambar yang terang dan jelas, tanpa bayangan berlebih yang dapat mengganggu detail citra yang diambil.	Standar pencahayaan biometrik dari ISO/IEC JTC 1/SC 37 untuk memastikan kejernihan citra yang optimal dan mengatur kriteria pencahayaan yang tepat untuk identifikasi biometrik.	Memvariasikan intensitas cahaya dan memeriksa hasil gambar pada kondisi terang dan gelap, memastikan pencahayaan cukup dan tidak menimbulkan bayangan berlebih yang dapat mengganggu detail citra dengan menggunakan rumus Lux.

Dataset diperoleh dengan melakukan pengambilan gambar secara langsung dari sepuluh individu yang berbeda, di mana setiap individu direpresentasikan sebagai satu kelas. Masing-masing individu difoto sebanyak dua puluh kali, menghasilkan total dua ratus gambar mentah. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera beresolusi 12 megapiksel dengan jarak 30 cm dan kondisi pencahayaan minimum 600 lux untuk menjaga kualitas citra. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih (70%), data validasi (15%), dan data uji (15%).

B. Arsitektur Model dan Pelatihan

Alur pengolahan citra dan arsitektur model dirancang secara sistematis untuk mengekstraksi fitur sidik bibir secara efektif. Proses ini, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2, terdiri dari empat tahap utama: segmentasi, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.



GAMBAR 3
(Arsitektur Proses Algoritma dan Pengolahan Citra)

1. Segmentasi Bibir: Model U-Net digunakan untuk melakukan segmentasi dan mengisolasi area bibir (*Region of Interest - ROI*) dari sisa gambar secara akurat.
2. *Preprocessing* Citra: ROI yang telah diisolasi dikonversi ke format grayscale. Untuk memperjelas detail, diterapkan teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Selanjutnya, Filter Gabor diaplikasikan untuk mengekstraksi fitur tekstur alur bibir. Hasilnya diubah menjadi citra biner melalui binarisasi adaptif, dan disempurnakan dengan operasi morfologi.
3. Ekstraksi Fitur & Klasifikasi: Model identifikasi dibangun menggunakan transfer learning dari arsitektur *MobileNetV2*. Lapisan dasar dari *MobileNetV2* yang telah dilatih pada ImageNet dibekukan dan berfungsi sebagai ekstraktor fitur. Sebuah *custom head* ditambahkan di atasnya, terdiri dari lapisan *GlobalAveragePooling2D*, dua lapisan Dense (512 dan 256 neuron) dengan aktivasi ReLU, *BatchNormalization*, *Dropout*, dan sebuah lapisan output akhir dengan aktivasi *softmax* untuk klasifikasi multikelas.

C. Integrasi Frontend

Frontend dibangun menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript yang berfungsi sebagai antarmuka interaktif bagi

pengguna. Saat pengguna melakukan interaksi seperti login, registrasi, atau pengunggahan gambar sidik bibir, frontend akan memproses input tersebut dan mengirimkannya ke backend melalui permintaan HTTP. Data gambar yang diunggah dikirim ke API Flask untuk diproses dan dianalisis oleh model CNN. Setelah backend mengirimkan hasil identifikasi dalam format JSON, frontend akan menampilkan hasil tersebut pada halaman laporan (*LipReports*) atau halaman terkait lainnya. Desain frontend dirancang responsif agar dapat diakses dengan baik pada berbagai perangkat, termasuk komputer, tablet, dan ponsel.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

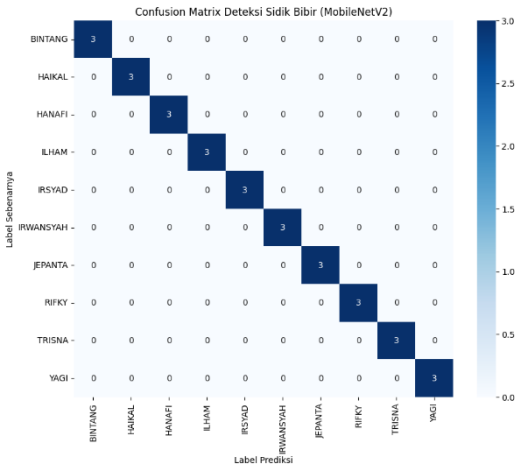
A. Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan secara komprehensif untuk menemukan konfigurasi *hyperparameter* terbaik, meliputi pengujian terhadap berbagai *optimizer* (Adam, RMSProp, SGD), *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch*. Dari serangkaian pengujian tersebut, ditemukan bahwa konfigurasi paling optimal adalah menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001, *batch size* 32, dan pelatihan selama 200 *epoch*. Dengan konfigurasi optimal tersebut, sistem menunjukkan kinerja yang sangat baik. Pada tahap evaluasi menggunakan dataset uji yang terdiri dari 30 gambar (3 gambar untuk masing-masing dari 10 individu), model berhasil mencapai akurasi 100%. Hasil ini mengindikasikan bahwa seluruh data uji dapat diklasifikasikan dengan benar tanpa satu pun kesalahan.

TABEL 2
(Hasil Evaluasi Kinerja Model)

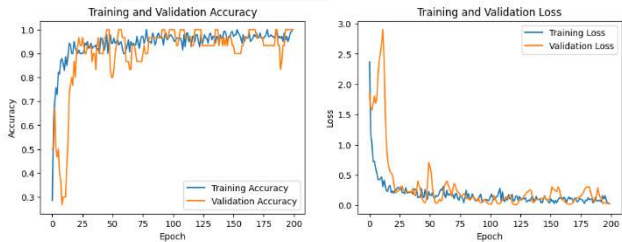
No	Nama Individu	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Data Uji (Support)
1	BINTANG	1.00	1.00	1.00	3
2	HAIKAL	1.00	1.00	1.00	3
3	HANAFAI	1.00	1.00	1.00	3
4	ILHAM	1.00	1.00	1.00	3
5	IRSYAD	1.00	1.00	1.00	3
6	IRWANSYAH	1.00	1.00	1.00	3
7	JEPANTA	1.00	1.00	1.00	3
8	RIFKY	1.00	1.00	1.00	3
9	TRISNA	1.00	1.00	1.00	3
10	YAGI	1.00	1.00	1.00	3
	Rata-rata (Macro Avg)	1.00	1.00	1.00	30
	Keseluruhan			1.00 (100%)	

Kinerja sempurna ini juga tercermin pada metrik lainnya. Seperti ditunjukkan pada Tabel 2, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap individu adalah 1.00. Hal ini menandakan bahwa model tidak hanya akurat secara keseluruhan, tetapi juga sangat presisi dalam setiap prediksinya serta mampu mengidentifikasi semua sampel dari setiap kelas dengan benar.



GAMBAR 4
(Confusion Matrix Hasil Pengujian)

Confusion matrix pada Gambar 3 secara visual mengonfirmasi hasil tersebut. Semua prediksi (30 sampel) berada pada garis diagonal utama, yang menunjukkan bahwa label prediksi model selalu sesuai dengan label sebenarnya. Tidak ada satu pun nilai di luar diagonal, yang berarti tidak terjadi *false positive* maupun *false negative*. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa alur preprocessing yang dirancang mampu mengekstraksi fitur pembeda yang sangat signifikan dari pola sidik bibir, serta arsitektur *MobileNetV2* yang di-*fine-tuning* sangat efektif dalam mempelajari fitur-fitur tersebut.



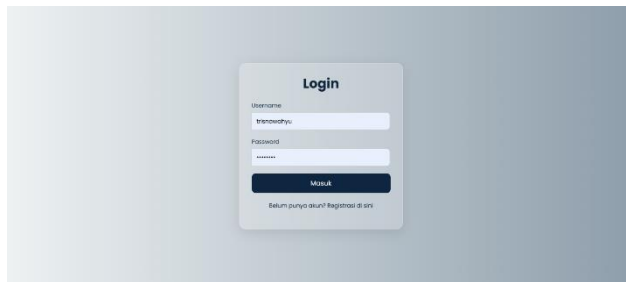
GAMBAR 4
(Grafik Akurasi dan Loss Pelatihan & Validasi)

Proses pelatihan model menunjukkan konvergensi yang sangat baik. Gambar 4 menampilkan grafik akurasi dan loss selama 200 *epoch*. Terlihat bahwa kurva akurasi pelatihan dan validasi meningkat secara signifikan dan stabil mendekati 1.0 (100%), sementara kurva loss menurun drastis mendekati nol. Kedua kurva (pelatihan dan validasi) yang bergerak berdekatan mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting yang signifikan.

B. Implementasi Website

1. Halaman Login

Halaman yang berfungsi sebagai gerbang awal sistem, digunakan untuk proses autentikasi dan verifikasi identitas pengguna melalui kombinasi *username* dan *password*, sehingga hanya pengguna terdaftar yang dapat mengakses fitur sistem.



GAMBAR 5
(Halaman Login)



GAMBAR 8
(Halaman Aplikasi Teknologi)

2. Halaman Dashboard

Halaman utama setelah login yang menampilkan ringkasan data penting, status terkini sistem, hasil pemindaian terbaru, serta menu navigasi cepat menuju fitur-fitur lain yang tersedia.



GAMBAR 6
(Halaman Dashboard)

3. Halaman About

Halaman yang memuat informasi mengenai profil sistem, latar belakang pengembangan, tujuan pembuatan, serta manfaat dari sistem identifikasi sidik bibir.



GAMBAR 7
(Halaman About)

4. Halaman Aplikasi Teknologi

Halaman yang menjelaskan detail teknologi yang digunakan, seperti metode pengolahan citra, algoritma identifikasi, dan perangkat lunak pendukung yang terintegrasi dalam sistem.

5. Halaman Panduan Penggunaan

Halaman yang berisi petunjuk lengkap dan sistematis, disajikan dalam langkah-langkah yang mudah dipahami, untuk membantu pengguna mengoperasikan sistem secara optimal.

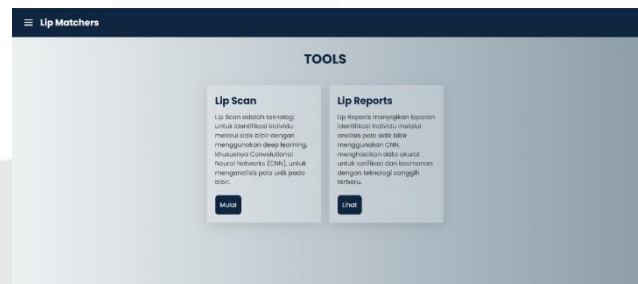


GAMBAR 9

(Halaman Panduan Penggunaan)

6. Halaman Tools

Halaman yang terdapat 2 tools utama dari website ini, yaitu *lip scan* dan *lip reports*.



GAMBAR 10
(Halaman Tools)

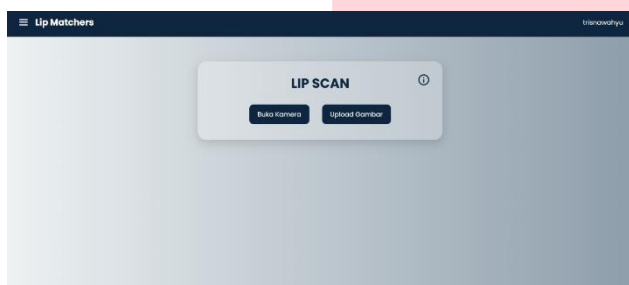
7. Halaman Profile

Halaman yang menampilkan informasi pribadi pengguna, seperti nama lengkap, tempat lahir, tanggal dan tahun lahir, domisili.

GAMBAR 11
(Halaman *Profile*)

8. Halaman *Lip Scan*

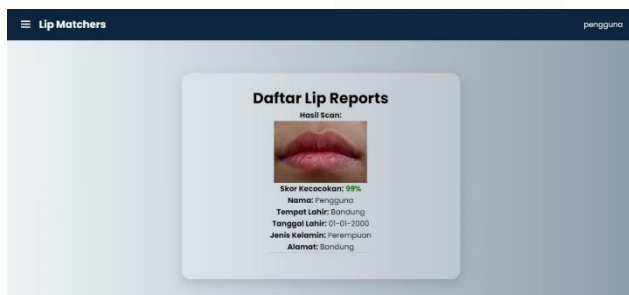
Halaman yang memungkinkan pengguna melakukan pemindaian sidik bibir secara langsung atau mengunggah gambar, dengan dukungan proses prapengolahan citra untuk hasil yang lebih optimal.



GAMBAR 12
(Halaman *Lip Scan*)

9. Halaman *Lip Reports*

Halaman yang menyajikan hasil analisis identifikasi sidik bibir secara rinci, dilengkapi dengan laporan visual dan data pendukung yang dapat digunakan untuk verifikasi lebih lanjut.



GAMBAR 13
(Halaman *Lip Reports*)

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang antarmuka sistem identifikasi sidik bibir berbasis web sekaligus mengintegrasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada sisi *backend*. Antarmuka sistem dikembangkan menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript dengan pendekatan desain responsif sehingga dapat diakses secara optimal pada berbagai perangkat. Fitur unggah citra dan tampilan hasil identifikasi dirancang dengan interaktivitas yang baik untuk memberikan pengalaman pengguna yang intuitif. Pada implementasi algoritma, metode *transfer learning* dengan arsitektur *MobileNetV2* diterapkan guna memaksimalkan kinerja klasifikasi. Serangkaian tahapan preprocessing citra yang tepat terbukti mampu mengekstraksi fitur pembeda pola sidik bibir secara optimal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mencapai tingkat akurasi dan presisi sebesar 100% pada dataset uji. Temuan ini menegaskan bahwa perpaduan antara desain antarmuka yang efektif dan integrasi teknologi *deep learning* merupakan pendekatan yang andal untuk sistem identifikasi biometrik. Sistem yang dikembangkan memiliki prospek penerapan yang luas pada bidang forensik, keamanan digital, dan verifikasi identitas.

REFERENS

- [1] R. Misra et al., "Lip Print Pattern: A Tool for Personal Identification," *Journal of Forensic Medicine and Toxicology*, 2021.
- [2] M. Farrukh et al., "Automated Lip Biometric System for Human Identification Using Traditional and Deep Learning Approaches," *IET Image Processing*, vol. 16, no. 9, pp. 2030–2044, 2022.
- [3] C. Su et al., "DynamicLip: A Dynamic and Continuous Lip Biometric System for Enhanced Security," *arXiv preprint*, 2024.
- [4] K. Suzuki and Y. Tsuchihashi, "A New Attempt of Personal Identification by Means of Lip Print," *Journal of the Japanese Stomatological Society*, vol. 16, no. 3, pp. 380–389, 1970.
- [5] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2015, pp. 234–241.
- [6] S. M. Pizer et al., "Adaptive Histogram Equalization and Its Variations," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, no. 3, pp. 355–368, 1987.
- [7] A. K. Jain, N. K. Ratha, and S. Lakshmanan, "Object Detection Using Gabor Filters," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 2, pp. 295–309, 1997.