

Integrasi Algoritma *CNN* pada *Backend* Sistem Identifikasi Sidik Bibir Berbasis Website

1st Irsyad Fadil Augusta Pratama
School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia

irsyadfadil@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 krusial dalam bidang forensik dan keamanan digital, namun metode biometrik konvensional memiliki sejumlah keterbatasan. Sidik bibir menawarkan alternatif yang menjanjikan karena polanya yang unik dan permanen. Namun, sistem identifikasi sidik bibir yang ada seringkali belum terintegrasi secara efektif dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sebuah sistem identifikasi individu berbasis website dengan mengintegrasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada sisi *backend*. Metode yang digunakan meliputi serangkaian tahapan pengolahan citra digital yang komprehensif, dimulai dari segmentasi area bibir menggunakan model U-Net, peningkatan kontras dengan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), ekstraksi tekstur melalui Gabor Filter, hingga binarisasi adaptif dan operasi morfologi untuk memperjelas pola. Model klasifikasi dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 melalui pendekatan *transfer learning*. Hasil pengujian sistem pada *dataset* yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang sangat optimal, dengan keberhasilan mencapai akurasi identifikasi sebesar 100% dan tingkat presisi 100%. Keberhasilan ini membuktikan bahwa integrasi algoritma CNN pada *backend* sistem berbasis web merupakan solusi yang efektif, akurat, dan potensial untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai teknologi identifikasi biometrik modern.

Kata kunci — CNN, identifikasi individu, sidik bibir, *backend*, website, pengolahan citra

I. PENDAHULUAN

Teknologi identifikasi individu saat ini, seperti sidik jari dan pengenalan wajah, menghadapi berbagai keterbatasan dalam penerapannya. Sidik jari rentan terhadap kerusakan fisik, sementara pengenalan wajah dapat terganggu oleh kondisi pencahayaan atau perubahan penampilan. Sebagai alternatif, sidik bibir (keiloskopi) menawarkan solusi biometrik yang potensial karena memiliki pola alur yang unik bagi 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].

Meskipun demikian, analisis sidik bibir secara manual memiliki kelemahan signifikan, terutama karena sifatnya yang subjektif dan belum memiliki standar internasional yang baku. Masalah utama yang ada adalah belum banyaknya 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, terutama jika terkait dengan tindak kriminal atau penanganan korban bencana. Oleh karena itu, diperlukan sebuah 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, melalui penerapan dan integrasi algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada *backend* sebuah platform berbasis website.

II. KAJIAN TEORI

A. Sidik Bibir

Sidik bibir, atau keiloskopi, adalah ilmu forensik yang mempelajari alur atau lekukan (sulci labiorum) pada mukosa bibir manusia untuk tujuan identifikasi. Sama halnya dengan sidik jari, pola pada sidik bibir setiap individu bersifat unik dan tidak berubah sepanjang hidup, kecuali terjadi trauma atau penyakit. Penelitian oleh Suzuki dan Tsuchihashi pada tahun 1970 mengukuhkan bahwa pola sidik bibir memiliki keunikan pada setiap individu, menjadikannya salah satu alat identifikasi biologis yang potensial [4]. Berdasarkan penelitian tersebut, pola sidik bibir diklasifikasikan menjadi beberapa tipe utama berdasarkan bentuk alur garisnya, seperti Tipe I (garis vertikal lurus), Tipe II (bercabang), Tipe III (menyilang), Tipe IV (retikuler/jaring), dan Tipe V (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

III. METODE

```
graph TD
    Start([Mulai]) --> Decision1{Punya akun}
    Decision1 -- Tidak --> Registrasi[Registrasi]
    Registrasi --> BuatProfil[Buat Profil]
    BuatProfil --> IsiUpload[Isi dan Upload semua data]
    IsiUpload --> SimpanAkun[Simpan akun]
    SimpanAkun --> MenuLogin[Menu Login]
    Decision1 -- Ya --> MenuLogin
    MenuLogin --> Masukkan[Masukkan Email dan Password]
    Masukkan --> Decision2{Data anda valid}
    Decision2 -- Tidak --> MenuLogin
    Decision2 -- Ya --> Dashboard[Dashboard]
    Dashboard --> Panduan[Panduan]
    Dashboard --> DaftarSidik[Daftar Sidik Bibir]
    Dashboard --> Tools[Tools]
    Tools --> Profile[Profile]
    Tools --> Decision3{Sudah Isi Profile}
    Decision3 -- Tidak --> LipReports[LipReports]
    Decision3 -- Ya --> LipScan[LipScan]
    LipScan --> SimpanDB[Simpan ke database]
    SimpanDB --> LipReports
    LipReports --> Decision4{Sudah Verified}
    Decision4 -- Tidak --> LipReports
    Decision4 -- Ya --> Selesai([Selesai])
    Decision3 --> Tools
    Tools --> Decision5{Pilih Metode}
    Decision5 -- Kamera --> AmbilGambar[Ambil Gambar]
    Decision5 -- File --> UploadGambar[Upload Gambar]
    AmbilGambar --> SesuaiSyarat{Sesuai Syarat}
    UploadGambar --> SesuaiSyarat
    SesuaiSyarat -- Ya --> DisimpanCloud[Disimpan Ke Cloud]
    SesuaiSyarat -- Tidak --> Decision5
    DisimpanCloud --> MemprosesGambar[Memproses Gambar]
    MemprosesGambar --> DiprosesCNN[Diproses Algoritma CNN]
    DiprosesCNN --> Tools
```

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*).

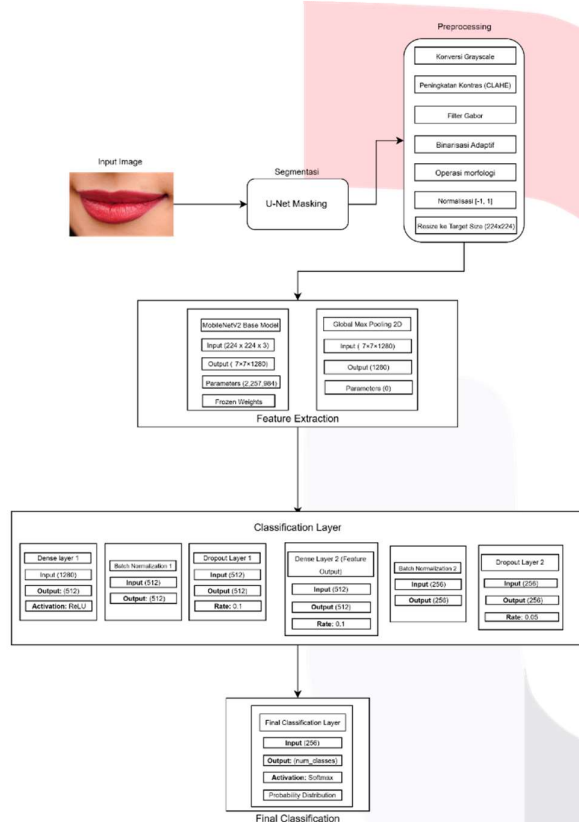
Spesifikasi teknis untuk akuisisi citra ditetapkan untuk memastikan kualitas data yang optimal, seperti yang dijelaskan pada Tabel 1.

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 2

(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 Backend

Model CNN yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam *backend* sistem. *Backend* dibangun menggunakan *framework* Flask pada Python, yang berfungsi sebagai API untuk menerima data citra dari *frontend*. Ketika pengguna mengunggah gambar melalui antarmuka website (yang dibangun dengan PHP, HTML, CSS, dan JavaScript), *frontend* akan mengirimkan data gambar ke API Flask. *Backend* kemudian melakukan *preprocessing* pada gambar tersebut sesuai alur yang telah ditentukan, memasukkannya ke model CNN untuk prediksi, dan mengirimkan kembali hasil identifikasi dalam format JSON ke *frontend* untuk ditampilkan kepada pengguna.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

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 dilatih selama 200 epoch.

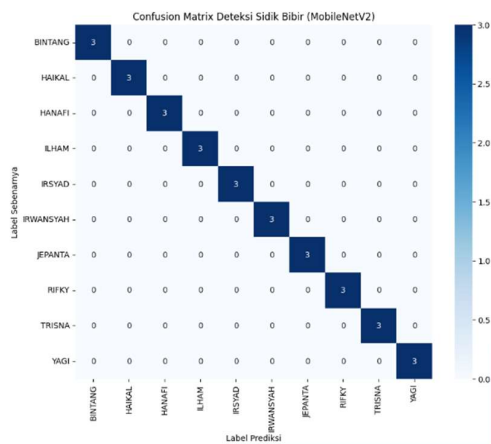
Dengan konfigurasi optimal tersebut, sistem menunjukkan kinerja yang luar biasa. Pada tahap evaluasi menggunakan *dataset* uji yang terdiri dari 30 gambar (3 gambar untuk masing-masing 10 individu), model berhasil mencapai akurasi 100%. Hasil ini mengindikasikan bahwa seluruh data uji dapat diklasifikasikan dengan benar tanpa pun kesalahan.

TABEL 2
(Hasil Evaluasi Kinerja Model)

Individu	Precision	Recall	F1-Score	Support
BINTANG	1.00	1.00	1.00	3
HAIKAL	1.00	1.00	1.00	3
HANAFI	1.00	1.00	1.00	3
ILHAM	1.00	1.00	1.00	3
IRSYAD	1.00	1.00	1.00	3
IRWANSYAH	1.00	1.00	1.00	3
JEPANTA	1.00	1.00	1.00	3
RIFKY	1.00	1.00	1.00	3
TRISNA	1.00	1.00	1.00	3
YAGI	1.00	1.00	1.00	3
Accuracy			1.00	30
Macro Avg	1.00	1.00	1.00	30
Weighted Avg	1.00	1.00	1.00	30

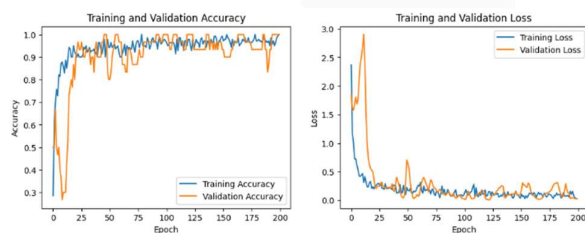
Kinerja sempurna ini juga tercermin pada metrik-metrik lainnya. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2, nilai precision, recall, dan F1-score untuk setiap individu adalah 1.00. Hal ini menandakan bahwa model tidak hanya akurat

secara keseluruhan, tetapi juga sangat presisi dalam setiap prediksinya dan mampu mengidentifikasi semua sampel dari setiap kelas dengan benar.



GAMBAR 3
(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-fitur pembeda yang sangat signifikan dari pola sidik bibir, dan arsitektur MobileNetV2 yang di-fine-tuning sangat efektif untuk mempelajari fitur-fitur tersebut.



GAMBAR 4
(Grafik Akurasi dan Loss Pelatihan & Validasi)

Proses pelatihan model juga 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 secara 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.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang, membangun, dan mengimplementasikan sebuah sistem identifikasi individu berbasis website yang mengintegrasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada sisi *backend*. Melalui penerapan metode *transfer learning* dengan arsitektur MobileNetV2 serta serangkaian tahapan *preprocessing* citra yang canggih, sistem mampu melakukan klasifikasi pola sidik bibir dengan sangat efektif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa konfigurasi sistem yang dioptimalkan berhasil mencapai performa sempurna dengan tingkat akurasi dan presisi sebesar 100% pada *dataset* uji. Pencapaian ini secara kuat menegaskan bahwa integrasi teknologi *deep learning* dalam arsitektur *backend* berbasis web merupakan pendekatan yang sangat valid dan andal untuk sistem identifikasi biometrik. Sistem yang dikembangkan memiliki potensi besar untuk diaplikasikan dalam berbagai bidang praktis, seperti forensik, keamanan digital, dan verifikasi identitas.

REFERENSI

- [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.