

SISTEM DETEKSI BELL'S PALSY SECARA REAL-TIME BERBASIS ANALISIS SIMETRI WAJAH MENGGUNAKAN METODE MULTI-LAYER PERCEPTRON

Oka Alvansyah, Afifah Naila Nasution, Pritiy Singgam,
Josua Anugrah Deo Tampubolon, Hermawan Syahputra

Ilmu Komputer Universitas Negeri Medan

Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan,
Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20221, Indonesia
okaalv3@gmail.com

ABSTRAK

Bell's Palsy merupakan kelumpuhan saraf wajah secara tiba-tiba yang menyebabkan asimetri wajah dan memengaruhi ekspresi wajah seseorang. Kondisi ini merupakan bentuk paling umum dari kelumpuhan wajah perifer, dengan sekitar 60-75% kasus bersifat idiopatik atau tidak diketahui penyebabnya. Permasalahan utama dalam diagnosis kondisi ini adalah kebutuhan akan metode deteksi yang cepat dan akurat, terutama dalam kondisi real-time. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi Bell's Palsy secara real-time berbasis analisis simetri wajah. Metode yang digunakan melibatkan ekstraksi 28 fitur geometris dari 51 landmark wajah menggunakan pustaka dlib dan OpenCV, serta klasifikasi menggunakan model Multi-Layer Perceptron (MLP) yang dilatih dengan pendekatan validasi silang. Sistem dikembangkan menggunakan Python dan TensorFlow, dan diintegrasikan dengan kamera webcam untuk mendeteksi wajah secara langsung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MLP yang digunakan mampu mencapai akurasi sebesar 96% dalam mengklasifikasikan wajah sebagai Bell's Palsy atau tidak. Sistem ini juga menampilkan diagnosis secara langsung dengan visualisasi titik wajah dan ambang batas kepercayaan untuk meningkatkan akurasi interpretasi. Dengan demikian, sistem ini terbukti efektif dan andal sebagai alat bantu deteksi dini Bell's Palsy secara otomatis.

Kata kunci : *Bell's Palsy, deteksi wajah, landmark, asimetri wajah, real-time, MLP*

1. PENDAHULUAN

Bell's Palsy merupakan suatu kondisi kelainan neurologis yang ditandai dengan terjadinya kelumpuhan otot wajah secara tiba-tiba pada satu sisi, akibat gangguan pada saraf kranial ketujuh (nervus fasialis). Bell's Palsy merupakan bentuk paling umum dari kelumpuhan wajah perifer, dengan sekitar 60–75% kasus bersifat idiopatik, artinya penyebab pastinya tidak diketahui. Kondisi ini menyerang sekitar 11,5 hingga 53,3 per 100.000 populasi, dan sering terjadi pada usia di atas 40 tahun, meskipun dapat menyerang segala usia. Bell's Palsy umumnya muncul dengan gejala kelemahan otot wajah ringan hingga berat secara sepihak, yang menyebabkan asimetri wajah, senyum miring, sulit menutup mata, dan sudut mulut yang turun. Gejala biasanya memuncak dalam waktu seminggu dan dapat membaik secara bertahap dalam waktu tiga minggu hingga tiga bulan. Dalam 70% kasus, kelemahan otot wajah dapat hilang sepenuhnya dalam enam bulan, dan bahkan 85% pasien mengalami pemulihan ringan hingga sedang meskipun tanpa pengobatan [1].

Beberapa studi menggunakan deteksi wajah berbasis landmark geometris untuk mengkuantifikasi asimetri. Misalnya, metode dari Parra-Dominguez menggunakan arsitektur MLP untuk mengenali enam ekspresi wajah berbeda pada pasien dengan kelumpuhan otot wajah. Deteksi landmark dilakukan pada citra grayscale dengan prediksi 68 titik wajah menggunakan *dlib*, yang kemudian direduksi menjadi 51 titik utama pada area alis, mata, dan mulut. Fitur numerik diekstraksi melalui pengukuran spasial antara

titik-titik tersebut, seperti jarak Euclidean, sudut antar titik, serta perbandingan rasio bentuk wajah, dengan mempertimbangkan asimetri sisi kiri dan kanan wajah. Hasil ekstraksi tersebut dimasukkan ke dalam jaringan saraf tiruan untuk melakukan klasifikasi ekspresi, termasuk senyum terbuka, tertutup, mencucu, menutup mata, menaikkan alis, dan wajah netral. Metode ini terbukti efektif dalam membedakan ekspresi meski terdapat gangguan pada otot wajah akibat paralisis, dengan akurasi mencapai lebih dari 90% pada data uji [2].

Pemilihan metode Multi-Layer Perceptron (MLP) didasarkan pada keunggulannya yang telah terbukti dalam menangani tugas klasifikasi yang kompleks, terutama dalam analisis citra medis dan wajah. Studi-studi acuan menunjukkan bahwa MLP sangat efektif untuk domain ini; misalnya, penelitian oleh Parra-Dominguez berhasil menggunakan arsitektur MLP untuk mengenali ekspresi pada pasien kelumpuhan wajah dengan akurasi lebih dari 90%. Selain itu, Guarin et al. cite_start juga secara spesifik memanfaatkan MLP untuk membedakan wajah sehat dan yang terkena palsy berdasarkan fitur asimetri. Kemampuan MLP dalam klasifikasi biner (dua kelas) juga terbukti andal, dengan penelitian lain menunjukkan potensi akurasi di atas 90%, yang sangat relevan untuk kasus Bell's Palsy (terkena atau tidak). Secara teknis, sebagai jaringan saraf tiruan, MLP mampu memodelkan hubungan non-linear yang rumit antara 28 fitur geometris yang diekstraksi dan diagnosis akhir, sesuatu yang sulit dicapai oleh model linier sederhana. Dengan demikian, rekam jejak

keberhasilan pada masalah serupa, performa tinggi pada klasifikasi biner, dan kemampuannya memodelkan data kompleks menjadikan MLP pilihan yang superior dan tepat untuk penelitian ini. [3].

Dalam proses implementasi sistem deteksi Bell's Palsy secara otomatis, platform Python dipilih sebagai bahasa pemrograman utama karena dukungannya yang luas terhadap pustaka-pustaka computer vision dan machine learning. Salah satu pustaka utama yang digunakan adalah OpenCV, yang berfungsi untuk akuisisi data dari video (misalnya dari webcam) serta untuk proses awal seperti konversi citra, cropping wajah, atau manipulasi piksel lainnya [4].

Untuk membangun pipeline klasifikasi secara real-time setelah tahap pra-pemrosesan dan deteksi awal, pustaka TensorFlow menjadi salah satu solusi yang tepat. Salah satu implementasi menunjukkan bagaimana TensorFlow dapat digunakan bersama model SSD MobileNet untuk mendeteksi objek secara langsung dari input video webcam. Model dilatih menggunakan TensorFlow Object Detection API dan dijalankan berbasis Python, sementara OpenCV berperan dalam pengambilan dan pengolahan frame citra dari webcam. Dengan pendekatan ini, sistem mampu memproses dan mengklasifikasikan citra wajah secara cepat pada setiap frame, menjadikannya ideal untuk aplikasi real-time seperti pendeteksian wajah dengan atau tanpa gejala tertentu [5].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Mustafa dan Suleiman melakukan studi prospektif terhadap 48 pasien yang mengalami Bell's Palsy, dan mengevaluasi tingkat keparahan kelumpuhan saraf fasialis menggunakan skala House-Brackmann. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa sebagian besar kasus terjadi secara idiopatik, dengan insiden lebih tinggi pada kelompok usia produktif dan pasien dengan komorbid seperti diabetes mellitus. Penelitian ini juga menekankan pentingnya diagnosis dini dan pemantauan berkala untuk menentukan prognosis pemulihan otot wajah [6].

2.2. Tensor Flow

TensorFlow adalah sebuah pustaka open-source yang dikembangkan oleh tim Google Brain, yang ditujukan untuk komputasi numerik dan machine learning skala besar. Pustaka ini menggabungkan berbagai model, algoritma machine learning, dan deep learning (jaringan syaraf).

Untuk pengembangan aplikasi, TensorFlow menggunakan Python sebagai penyedia API front-end yang memungkinkan pembangunan dan eksekusi aplikasi dengan performa tinggi. Dengan kemampuannya, TensorFlow dapat digunakan untuk melatih dan menjalankan jaringan syaraf tiruan untuk berbagai keperluan, seperti klasifikasi tulisan tangan, pengenalan gambar, penyematan kata, recurrent neural network, dan model sequence-to-sequence untuk terjemahan. Selain itu, TensorFlow juga dapat

diaplikasikan untuk pemrosesan bahasa alami dan simulasi berbasis PDE (Partial Differential Equation). Dalam konteks deteksi objek, seperti pada penelitian ini, TensorFlow dimanfaatkan bersama model SSD MobileNet untuk mendeteksi penggunaan masker secara real-time [7].

Dalam penelitian *Facial Emotion Recognition in Verbal Communication Based on Deep Learning*, peneliti melaporkan penggunaan TensorFlow bersama Python, OpenCV, dan Keras untuk membangun sistem deteksi ekspresi real-time bahkan pada perangkat berkinerja terbatas, dengan achieving sekitar 89% akurasi pada dataset FER-2013 [8].

2.3. Landmark

Facial Landmark didefinisikan sebagai sebuah metode pengenalan wajah yang didasarkan pada titik-titik menonjol di wajah. Titik-titik ini berfungsi sebagai koordinat pada sebuah citra wajah yang dapat digunakan untuk menentukan bentuk biologis dari wajah manusia.

Sebuah wajah umumnya memiliki total 68 titik yang mewakili bentuk dan komponen wajah, seperti dagu, mulut, hidung, mata kanan, mata kiri, alis kanan, dan alis kiri. Dalam implementasinya untuk mendeteksi kantuk, metode ini berfokus pada fitur mata. Fitur mata untuk mata kiri terletak pada titik 37 hingga 42, sedangkan untuk mata kanan terletak pada titik 43 hingga 48. Titik-titik ini kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi kondisi wajah [9].

2.4. MLP

Multi-Layer Perceptron (MLP) adalah salah satu metode klasifikasi yang digunakan untuk menemukan model dari suatu data dan memasukkannya ke dalam kelas-kelas tertentu. Berdasarkan penelitian sebelumnya, MLP menunjukkan kemampuan untuk mencapai akurasi lebih dari 90% pada klasifikasi penyakit jantung biner (2 kelas). Namun, pada kasus klasifikasi multi-class (lebih dari 2 kelas), performa akurasi MLP cenderung menurun hingga di bawah 70%, dengan salah satu penelitian menunjukkan akurasi hanya sebesar 68,86% [10].

Oo, Lee, dan Lim mengembangkan sebuah model deep learning berbasis multimodal fusion yang menggabungkan data citra RGB dan koordinat landmark wajah untuk mendeteksi Bell's Palsy. Dalam penelitian ini, mereka memanfaatkan MLP Mixer untuk memproses data tidak terstruktur (seperti gambar wajah atau garis wajah), dan jaringan saraf feed-forward untuk data terstruktur (seperti titik-titik koordinat landmark wajah). Model gabungan ini berhasil mencapai skor F1 hingga 96%, yang menunjukkan efektivitas tinggi pendekatan MLP dalam mendeteksi kelumpuhan wajah.[11]

2.5. Library Open CV

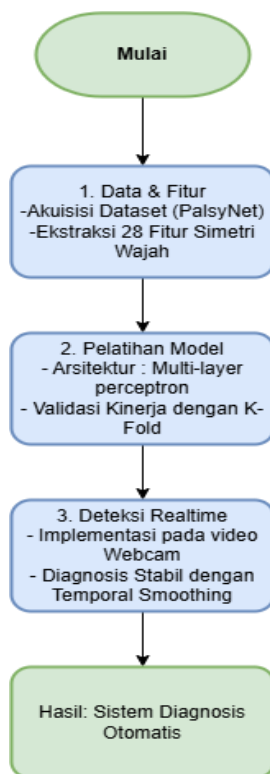
Aplikasi pendeteksi wajah ini dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python serta memanfaatkan library OpenCV dalam melakukan

pemrosesan input. OpenCV sendiri merupakan pustaka pemrograman yang mendukung pemrosesan citra secara real-time dan berfungsi dalam membedakan objek yang tertangkap oleh kamera. OpenCV didistribusikan dengan lisensi BSD (Berkeley Software Distribution) dan bersifat open-source, sehingga dapat digunakan secara bebas baik untuk keperluan akademik maupun komersial [12].

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini menguraikan tahapan sistematis yang dilakukan untuk merancang, melatih, dan mengimplementasikan sistem deteksi Bell's Palsy secara real-time. Kerangka kerja penelitian mencakup akuisisi dataset, ekstraksi fitur geometris dari wajah berdasarkan penelitian acuan, pelatihan model machine learning dengan validasi yang kuat, dan pengembangan aplikasi deteksi real-time yang stabil dan andal.

3.1. Kerangka Kerja Sistem



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

3.2. Dataset Penelitian

Sumber data untuk penelitian ini adalah dataset publik "PalsyNet-data" yang berisi kumpulan citra yang telah diklasifikasikan ke dalam dua direktori: affected dan unaffected. Proses akuisisi data dilakukan dengan membaca setiap citra dari direktori tersebut menggunakan pustaka OpenCV. Untuk menjaga konsistensi komputasional dan menormalisasi input, setiap citra yang dimuat mengalami dua tahap pra-pemrosesan awal: (1) Ukuran citra disesuaikan (resized) dengan mempertahankan rasio aspek asli

hingga dimensi terbesarnya tidak melebihi 400 piksel, dan (2) Citra hasil penyesuaian ukuran dikonversi ke format grayscale. Konversi ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data dan memfokuskan analisis pada fitur geometris dan tekstural, sesuai dengan pendekatan berbasis bentuk yang digunakan.

3.3. Pipeline Ekstraksi Fitur Wajah

Transformasi dari data citra mentah menjadi representasi fitur numerik yang informatif merupakan tahap krusial dalam metodologi ini. Untuk mencapai hal tersebut, sebuah pipeline pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur yang sistematis diterapkan, yang terinspirasi secara signifikan oleh metodologi yang diusulkan oleh Parra-Dominguez et al. (2022). Pipeline ini diterapkan secara konsisten pada seluruh sampel data untuk memastikan integritas dan konsistensi fitur.

Setelah pra-pemrosesan awal, setiap citra grayscale diproses melalui pipeline multi-langkah untuk mengekstraksi sebuah vektor fitur numerik. Pipeline ini dieksekusi secara identik pada fase pelatihan dan implementasi untuk memastikan konsistensi.

Untuk setiap citra, detektor wajah frontal berbasis Histogram of Oriented Gradients (HOG) dari pustaka dlib digunakan untuk mengidentifikasi region of interest (ROI) wajah. Selanjutnya, pada ROI yang terdeteksi, model shape predictor 68 titik dari dlib diterapkan untuk melokalisasi koordinat piksel dari titik-titik ciri anatomis wajah.

Dari 68 titik ciri yang dihasilkan, sebuah fungsi kustom `get_51_landmarks()` digunakan untuk mengekstraksi dan memetakan ulang 51 titik relevan sesuai dengan skema penomoran yang diadaptasi dari penelitian acuan. Untuk memitigasi pengaruh variasi postur, sebuah fungsi `head_tilt_correction()` diterapkan. Fungsi ini menghitung sudut rotasi berdasarkan garis yang menghubungkan sudut mata luar dan menerapkan transformasi affine untuk menyejajarkan titik-titik ciri secara horizontal.

Dari 51 titik ciri yang telah dinormalisasi posturnya, sebuah fungsi kustom `compute_facial_features()` digunakan untuk menghitung 28 fitur geometris yang mengkuantifikasi asimetri wajah. Kalkulasi ini melibatkan pengukuran sudut, kemiringan (slope), jarak Euclidean antar titik, perimeter bentuk, dan rasio perbandingan antara sisi kiri dan kanan wajah, sebagaimana diimplementasikan secara eksplisit dalam fungsi tersebut. Output dari tahap ini adalah sebuah vektor numerik berdimensi 28 untuk setiap citra.

Untuk menjamin invarian fitur terhadap variasi pose, simetri diekstraksi. Garis imajiner yang menghubungkan sudut mata luar kiri dan kanan digunakan sebagai aksis referensi horizontal. Sebuah matriks transformasi affine kemudian dihitung untuk merotasi seluruh set titik ciri hingga aksis referensi tersebut sejajar secara komputasional. Langkah normalisasi ini sangat penting untuk memastikan

bahwa pengukuran asimetri yang dihasilkan benar-benar merefleksikan kondisi patologis wajah, bukan artefak akibat postur subjek.

Setelah normalisasi, 28 fitur geometris dihitung dari 51 titik ciri untuk mengkuantifikasi tingkat asimetri wajah. Fitur-fitur ini secara logis dirancang untuk menangkap deviasi subtil pada komponen wajah dan dapat dikelompokkan ke dalam tiga kategori utama: (1) Pengukuran Orientasi, yang mencakup kalkulasi sudut dan gradien dari segmen garis yang dibentuk oleh pasangan titik ciri (misalnya, kemiringan alis); (2) Rasio Dimensi Simetris, yang membandingkan dimensi komponen wajah bilateral (misalnya, rasio tinggi mata kiri terhadap mata kanan); dan (3) Rasio Ternormalisasi, yang membandingkan jarak atau area tertentu terhadap sebuah metrik referensi yang stabil (misalnya, jarak antar-pupil) untuk menormalisasi fitur terhadap variasi skala wajah antar-individu. Output dari tahap ini adalah sebuah vektor fitur berdimensi 28 untuk setiap sampel citra, yang siap untuk proses klasifikasi.

Sumber data untuk penelitian ini adalah dataset publik "PalsyNet-data" yang berisi kumpulan citra yang telah diklasifikasikan ke dalam dua direktori: affected dan unaffected. Proses akuisisi data dilakukan dengan membaca setiap citra dari direktori tersebut menggunakan pustaka OpenCV. Untuk menjaga konsistensi komputasional dan menormalisasi input, setiap citra yang dimuat mengalami dua tahap pra-pemrosesan awal: (1) Ukuran citra disesuaikan (resized) dengan mempertahankan rasio aspek asli hingga dimensi terbesarnya tidak melebihi 400 piksel, dan (2) Citra hasil penyesuaian ukuran dikonversi ke format grayscale. Konversi ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data dan memfokuskan analisis pada fitur geometris dan tekstural, sesuai dengan pendekatan berbasis bentuk yang digunakan.

3.4. Arsitektur, Pelatihan, dan Validasi Model

Sebagai pengklasifikasi, penelitian ini mengimplementasikan arsitektur jaringan saraf tiruan jenis Multi-Layer Perceptron (MLP), yang dibangun menggunakan framework TensorFlow/Keras. Arsitektur jaringan ini terdiri dari sebuah lapisan input dengan neuron sejumlah dimensi fitur (28), dua lapisan tersembunyi (hidden layers) masing-masing dengan 128 dan 64 neuron, serta sebuah lapisan output. Fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) digunakan pada lapisan tersembunyi karena efisiensinya dalam pemodelan non-linearitas. Untuk memitigasi overfitting dan meningkatkan kapasitas generalisasi, dua teknik regularisasi utama diintegrasikan: (1) lapisan Dropout dengan rate 0.4 disisipkan setelah setiap lapisan tersembunyi, dan (2) regularisasi L2 (weight decay) dengan faktor 0.001 diterapkan pada kernel di setiap lapisan Dense. Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan distribusi probabilitas atas dua kelas target, yang merepresentasikan keyakinan model terhadap setiap diagnosis.

Sebelum dilatih, matriks fitur X dinormalisasi menggunakan StandardScaler dari pustaka Scikit-learn, yang mentransformasi setiap fitur ke distribusi dengan rerata nol dan varians satu. Untuk memperoleh estimasi kinerja yang robust dan tidak bias, digunakan metode validasi silang K-Fold dengan $k=5$. Dataset dibagi secara acak menjadi lima partisi (folds) yang setara. Proses pelatihan diiterasi sebanyak lima kali, dengan setiap partisi secara bergantian berfungsi sebagai data validasi sementara empat partisi lainnya digunakan untuk melatih model. Protokol ini secara eksplisit mencegah kebocoran data (data leakage) dengan memastikan bahwa StandardScaler hanya di-fit pada data pelatihan di dalam setiap lipatan. Setelah validasi silang selesai, sebuah model final dilatih kembali menggunakan keseluruhan dataset untuk memaksimalkan paparan data sebelum implementasi. Model dan objek scaler yang dihasilkan dari pelatihan final ini kemudian diserialisasi dan disimpan untuk digunakan pada tahap deteksi real-time.

3.5. Implementasi Sistem Deteksi Real-time

Tahap akhir penelitian adalah pengembangan dan implementasi sebuah aplikasi prototipe untuk deteksi Bell's Palsy secara real-time dari aliran video.

Aplikasi yang dibangun dengan OpenCV dan TensorFlow/Keras ini menangkap frame video secara kontinu dari webcam. Untuk setiap frame, pipeline ekstraksi fitur yang 100% identik dengan fase pelatihan dieksekusi, diikuti dengan normalisasi fitur menggunakan objek StandardScaler yang telah disimpan. Vektor fitur yang dihasilkan kemudian diumpankan ke model MLP terlatih untuk inferensi. Mengingat prediksi per-frame dapat menghasilkan fluktuasi, sebuah filter temporal smoothing berbasis antrean (deque) diimplementasikan. Diagnosis yang ditampilkan bukanlah prediksi instan, melainkan modus (kelas yang paling sering muncul) dari 15 prediksi terakhir, yang secara signifikan meningkatkan stabilitas dan keandalan output.

Pendeteksi real-time, yang dikembangkan dengan OpenCV, pertama-tama memuat model terlatih (best_model_mlp.h5) dan objek StandardScaler (feature_scaler.pkl). Aplikasi menangkap aliran video dari webcam secara kontinu. Untuk setiap frame video, pipeline ekstraksi fitur yang 100% identik dengan fase pelatihan—mulai dari deteksi wajah hingga kalkulasi 28 fitur—dijalankan. Vektor fitur yang dihasilkan kemudian dinormalisasi menggunakan StandardScaler yang telah dimuat sebelum diumpankan ke model untuk prediksi.

Sesuai implementasi pada file realtime_detector.py, hasil diagnosis ditampilkan secara langsung pada setiap frame. Sistem memprediksi kelas dengan probabilitas tertinggi dan menampilkan label kelas tersebut ("Tidak Bells Palsy" atau "Bells Palsy") beserta nilai kepercayaannya dalam format persentase. Untuk memberikan konteks visual, kotak pembatas digambar di sekitar wajah yang terdeteksi, dan landmark titik ciri juga dapat

divisualisasikan pada wajah subjek. Untuk meningkatkan kegunaan, sebuah ambang batas kepercayaan (confidence threshold) sebesar 60% diimplementasikan; jika keyakinan prediksi tidak melampaui ambang batas ini, sistem akan menampilkan diagnosis "Tidak Yakin" untuk merefleksikan ketidakpastian model.

3.6. Visualisasi Hasil dan Manajemen Keyakinan Real-Time

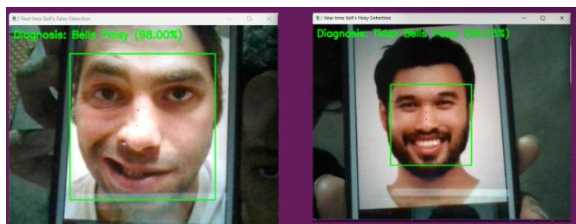
Tahap ini berfokus pada penyajian umpan balik diagnostik visual secara real-time. Untuk setiap frame video, setelah proses inferensi, sistem mengimplementasikan mekanisme manajemen keyakinan untuk menginterpretasikan output model. Secara spesifik, probabilitas prediksi tertinggi dievaluasi terhadap ambang batas kepercayaan (confidence threshold) yang telah ditetapkan sebesar 60%.

Jika keyakinan model melampaui ambang batas ini, diagnosis ("Bells Palsy" atau "Tidak Bells Palsy") akan ditampilkan. Jika tidak, sistem akan mengindikasikan status "Tidak Yakin" untuk merefleksikan ketidakpastian model pada frame tersebut. Umpan balik ini kemudian divisualisasikan secara langsung pada antarmuka pengguna melalui teks diagnosis yang disertai persentase keyakinan dan sebuah kotak pembatas (bounding box) di sekitar wajah yang terdeteksi, memberikan informasi yang instan dan kontekstual.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Pengujian sistem deteksi Bell's Palsy dilakukan dalam lingkungan real-time dengan memanfaatkan kamera untuk menangkap wajah pengguna secara langsung. Berdasarkan hasil pelatihan model, diperoleh akurasi sebesar 96%, yang menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan tingkat konsistensi dan reliabilitas yang tinggi terhadap data pelatihan. Dalam implementasinya, sistem akan secara otomatis mengaktifkan kamera dan mendeteksi wajah pengguna. Setelah wajah terdeteksi, sistem akan menampilkan 29 titik kunci pada wajah untuk menganalisis simetri secara visual. Titik-titik ini digunakan sebagai dasar dalam mengevaluasi adanya asimetri wajah yang menjadi indikasi Bell's Palsy. Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan analisis distribusi titik wajah tersebut, dengan menggunakan ambang batas kepercayaan (confidence threshold) sebesar 60% untuk menentukan hasil diagnosis.



Gambar 2. Hasil deteksi penyakit secara *realtime*

4.2. Pembahasan

Gambar menunjukkan dua contoh hasil deteksi yang dilakukan oleh sistem. Pada gambar sebelah kiri, sistem memberikan diagnosis Bell's Palsy dengan tingkat kepercayaan 98.00%, berdasarkan asimetri yang teridentifikasi pada area mulut dan mata. Sedangkan pada gambar sebelah kanan, sistem mengklasifikasikan wajah sebagai Tidak Bell's Palsy dengan tingkat kepercayaan 98.33%, yang menandakan bahwa struktur wajah terlihat simetris. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem mampu membedakan kondisi wajah dengan dan tanpa Bell's Palsy secara akurat dan efisien. Visualisasi titik-titik wajah membantu dalam memahami pola simetri wajah, dan memberikan interpretasi visual yang memperkuat hasil klasifikasi.

4.3. Analisis Kinerja Model dan Validasi

Akurasi model sebesar 96% merupakan hasil dari proses validasi silang K-Fold ($k=5$) yang dijelaskan pada bagian 3.4. Penggunaan validasi silang ini memastikan bahwa kinerja model tidak hanya tinggi pada satu set data uji, tetapi juga robust dan mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tingginya akurasi ini mengonfirmasi bahwa 28 fitur geometris yang diekstraksi dari 51 landmark wajah merupakan representasi yang sangat informatif dan efektif bagi model MLP untuk membedakan antara wajah dengan dan tanpa gejala Bell's Palsy.

4.4. Implementasi dan Kinerja Sistem Real-time

Gambar 2 menunjukkan performa sistem pada kondisi pengujian secara langsung. Pada gambar sebelah kiri, sistem berhasil mendiagnosis "Bell's Palsy" dengan kepercayaan tinggi (98.00%), yang secara visual terkonfirmasi dari asimetri pada area mulut dan mata. Sebaliknya, pada gambar kanan, wajah simetris diklasifikasikan sebagai "Tidak Bell's Palsy" dengan kepercayaan 98.33%. Hasil ini menunjukkan bahwa pipeline yang dirancang pada Bab 3—mulai dari deteksi wajah, ekstraksi landmark, koreksi postur, hingga inferensi model—mampu berjalan secara efisien pada setiap frame video. Untuk meningkatkan stabilitas diagnosis pada aplikasi real-time, mekanisme temporal smoothing (seperti dijelaskan pada bagian 3.5) diterapkan. Mekanisme ini mengambil modus dari 15 prediksi terakhir, terbukti efektif mengurangi fluktuasi atau "kedipan" diagnosis antar-frame, sehingga output yang dilihat pengguna lebih stabil dan andal. Selain itu, penerapan ambang batas kepercayaan 60% (metode 3.6) memainkan peran penting dalam manajemen ketidakpastian. Ketika model menghasilkan probabilitas di bawah ambang ini, sistem akan menampilkan label "Tidak Yakin". Fitur ini mencegah sistem memberikan diagnosis yang salah ketika kualitas gambar buruk atau pose wajah tidak ideal.

4.5. Interpretasi Visual dan Keterbatasan

Visualisasi landmark wajah pada antarmuka pengguna tidak hanya berfungsi sebagai penanda teknis, tetapi juga membantu memberikan interpretasi visual yang intuitif atas hasil klasifikasi. Pengguna dapat secara langsung melihat titik-titik mana yang menjadi dasar analisis asimetri oleh sistem. Meskipun demikian, seperti yang disebutkan pada bagian kesimpulan, pengujian ini masih memiliki keterbatasan pada kondisi pencahayaan yang seragam. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun alur kerja sistem sudah valid, ketahanannya (robustness) perlu diuji lebih lanjut pada kondisi yang lebih beragam.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, sistem deteksi Bell's Palsy secara real-time berbasis analisis simetri wajah berhasil dikembangkan dengan akurasi model mencapai 96%, menunjukkan bahwa pendekatan menggunakan ekstraksi fitur geometris dari landmark wajah dan klasifikasi dengan MLP efektif dalam membedakan wajah dengan dan tanpa Bell's Palsy. Sistem juga mampu memberikan umpan balik visual secara langsung melalui antarmuka yang menampilkan titik-titik wajah dan diagnosis berbasis ambang batas kepercayaan. Pengujian ini masih terbatas pada data dengan kondisi pencahayaan dan sumber yang relatif seragam. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar sistem diuji menggunakan data dari berbagai kondisi pencahayaan, sudut wajah, dan karakteristik individu yang lebih beragam guna mengukur ketahanan (robustness) model di situasi nyata. Selain itu, sistem masih terbatas pada klasifikasi biner (terkena atau tidak), sehingga perlu dikembangkan lebih lanjut agar mampu mengidentifikasi tingkat keparahan Bell's Palsy secara bertahap maupun mendeteksi gejala lain yang berkaitan dengan asimetri wajah secara lebih mendalam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Melara and S. B. Chandra, "Bell's Palsy's Viral Pathogenicity and The Use of Botulinum Toxin Type A As Treatment," *J. Contemp. Med.*, vol. 12, no. 4, pp. 579–583, 2022.
- [2] G. S. Parra-Dominguez, R. E. Sanchez-Yanez, and C. H. Garcia-Capulin, "Towards facial gesture recognition in photographs of patients with facial palsy," *Healthcare*, vol. 10, no. 4, pp. 1–15, Mar. 2022.
- [3] D. L. Guarin *et al.*, "Toward an automatic system for computer-aided assessment in facial palsy," *Facial Plast. Surg. Aesthetic Med.*, vol. 22, no. 1, pp. 42–49, Feb. 2020.
- [4] A. Arora, J. M. Zaeem, V. Garg, A. Jayal, and Z. Akhtar, "A Deep Learning Approach for Early Detection of Facial Palsy in Video Using Convolutional Neural Networks: A Computational Study," *Computers*, vol. 13, no. 8, p. 200, 2024.
- [5] R. F. Muharram and A. Suryadi, "Implementasi Artificial Intelligence untuk Deteksi Masker Secara Realtime dengan Tensorflow dan SSD Mobilenet Berbasis Python," *Jurnal Widya*, vol. 3, no. 2, pp. 281–290, Okt. 2022.
- [6] M. Mustafa and A. Suleiman, "Bell's Palsy: A Prospective Study," *International Journal of Medical Research*, vol. 8, no. 2, pp. 123–128, 2020.
- [7] R. F. Muharram and A. Suryadi, "Implementasi artificial intelligence untuk deteksi masker secara realtime dengan tensorflow dan ssdmobilenet Berbasis python," *Jurnal Widya*, vol. 3, no. 2, pp. 281–290, Oct. 2022.
- [8] D. J. Ho, H. Kim, and S. J. Kim, "Facial Emotion Recognition in Verbal Communication Based on Deep Learning," *Sensors*, vol. 22, no. 12, pp. 1–15, 2022.
- [9] C. K. U. Nggiku, A. Rabi, and Subairi, "Deteksi Kantuk Untuk Keamanan Berkendara Berbasis Pengolahan Citra," *Jurnal JEETech*, vol. 4, no. 1, pp. 48–56, 2023, doi: 10.32492/jeetech.v4i1.4107.
- [10] R. Firdaus, D. Mualfah, and J. S. Hasanah, "Klasifikasi Multi-Class Penyakit Jantung Dengan SMOTE dan Pearson's Correlation menggunakan MLP," *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, vol. 4, no. 1, pp. 262–271, Apr. 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4769.
- [11] N. O. Oo, M. H. Lee, and J. H. Lim, "A Multimodal Fusion Model Leveraging MLP Mixer and Handcrafted Features-Based Deep Learning Networks for Facial Palsy Detection," *arXiv preprint arXiv:2503.10371*, Mar. 2025.
- [12] R. M. Yusup, A. F. Anugrah, D. D. Muslimah, S. M. W. N. Permana, and S. Yuliani, "Pendeksian Objek Menggunakan OpenCV dan Metode YOLOv4-Tiny Untuk Membantu Tunanetra," *Journal of Computer Science and Information Technology (JCSIT)*, vol. 1, no. 2, pp. 59–68, Mar. 2024.