

Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)

DOI: <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i1.3188>

Optimasi Deteksi Gerak Bahasa Isyarat dan Ekspresi Wajah *Real Time* Dengan Metode Random Forest

Dadang Iskandar Mulyana¹, Rasiban², Sutisna³, Samuel Figo Banase^{4*}

^{1,2,3,4*} Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

article info

Article history:

Received 15 September 2024

Received in revised form

30 September 2024

Accepted 25 October 2024

Available online January 2025.

Keywords:

Mediapipe; Random Forest;

Deaf; Classification.

Kata Kunci:

Mediapipe; Random Forest;

Tunarungu; Klasifikasi.

abstract

Sign language is the primary means of communication for deaf individuals, one of the alternative languages used by people with disabilities, and it has evolved from the deaf community. Sign language has many variations, making it something unfamiliar and difficult to interpret for some hearing or uninitiated people. This research aims to develop a real-time sign language motion and facial expression detection system using the Random Forest method. The main challenge in this detection is the complexity and variation of the movements and facial expressions. In this study, MediaPipe is used to extract features from video input, which are then analyzed using the Random Forest algorithm for classification. In this research, the model's evaluation results use a confusion matrix with testing scenarios based on the division of training and testing data. From the model evaluation results, an accuracy of 99% was achieved. This research is expected to help deaf individuals communicate with hearing people, thereby reducing social gaps.

abstract

Bahasa isyarat merupakan alat komunikasi utama bagi individu tunarungu, salah satu bahasa alternatif yang digunakan oleh penyandang disabilitas dan tumbuh berasal dari kaum tuli. Bahasa isyarat memiliki banyak variasi, sehingga mengakibatkan bahasa isyarat menjadi sesuatu yang asing dan sulit mengartikan bagi sebagian orang yang normal atau awam. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi gerak bahasa isyarat dan ekspresi wajah secara real-time menggunakan metode Random Forest. Tantangan utama dalam deteksi ini adalah kompleksitas dan variasi dari gerakan dan ekspresi wajah. Dalam studi ini, MediaPipe digunakan untuk mengekstraksi fitur dari input video, yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma Random Forest untuk klasifikasi. Dalam penelitian ini, hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix dengan skenario pengujian berdasarkan pembagian data training dan testing. Dari hasil evaluasi model, didapatkan nilai akurasi mencapai 99%. Penelitian ini diharapkan dapat membantu penyandang tunarungu dalam berkomunikasi dengan orang yang dapat mendengar sehingga dapat mengurangi kesenjangan sosial.

*Corresponding Author. Email: ananasutisnapribadi@gmail.com **.



ACM Computing Classification System (CCS)

EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

Copyright 2025 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan Riset). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

1. Pendahuluan

Manusia secara alamiah hidup dalam hubungan sosial yang memungkinkan mereka untuk berinteraksi dan bersosialisasi dengan sesama. Bahasa, sebagai alat komunikasi, memfasilitasi interaksi manusia. Meskipun mayoritas masyarakat mengandalkan bahasa lisan dalam berkomunikasi, terdapat pula individu yang bergantung pada bahasa isyarat, seperti penyandang disabilitas tunarungu dan tunawicara (Bagus *et al.*, 2023; Nur'azizan *et al.*). Melalui bahasa, manusia dapat menyampaikan gagasan, mengemukakan ide, dan mengungkapkan perasaannya kepada orang lain. Tunarungu merujuk pada individu yang mengalami gangguan atau kehilangan pendengaran, baik sebagian maupun seluruhnya, sehingga menghadapi kesulitan dalam perkembangan bahasanya. Fakta bahwa banyak orang yang dapat mendengar tidak mahir dalam bahasa isyarat, meskipun bahasa isyarat merupakan alat komunikasi penting bagi penyandang tunarungu dan gangguan pendengaran, dapat sangat menghambat komunikasi (Goyal & Velmathi). Mereka menggunakan elemen visual seperti orientasi, bentuk, gerakan tangan, lengan, tubuh, dan ekspresi wajah untuk menyampaikan pesan yang ingin diungkapkan. Interaksi dan komunikasi tidak hanya terjadi antara penyandang tunarungu atau tunawicara, tetapi juga dengan individu yang non-tunarungu.

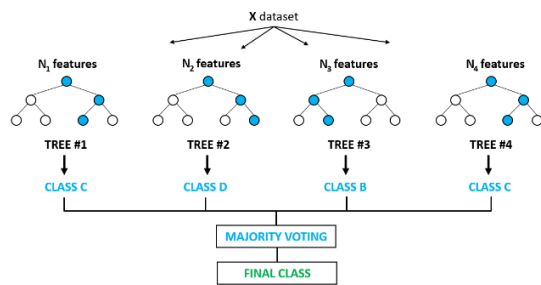
Hubungan sosial di antara mereka dapat terjalin dengan baik. Namun, terdapat kesenjangan dalam komunikasi antara penyandang tunarungu atau tunawicara dengan individu non-tunarungu. Pemahaman makna dan persepsi di antara keduanya membutuhkan pengetahuan mendalam, terutama bagi individu yang belum terbiasa dengan bahasa isyarat. Saat ini, teknologi *deep learning* telah banyak dikembangkan untuk mengatasi tantangan ini (Sistem Deteksi Simbol pada SIBI). Penulis juga menyarankan penggunaan teknologi *MediaPipe* yang telah dikembangkan oleh Google. *MediaPipe* dapat digunakan secara efisien sebagai alat untuk mendeteksi gerakan tangan yang kompleks dengan akurasi tinggi. *MediaPipe* dipilih karena kemampuannya dalam pemrosesan gambar yang kompleks dengan data komputasi yang efisien serta mengurangi waktu yang diperlukan (Han *et al.*, 2022). Hasil pelatihan dan pengujian yang menggunakan

berbagai jenis bahasa isyarat menunjukkan bahwa *MediaPipe* dapat diadaptasi dengan baik untuk berbagai bahasa isyarat lainnya. Penggunaan sistem penerjemah bahasa isyarat telah mengalami perkembangan pesat dan dapat memfasilitasi komunikasi antara penyandang disabilitas tunarungu dan individu non-tunarungu yang mungkin kesulitan memahami bahasa isyarat. Penelitian ini juga fokus pada pengembangan penerjemah bahasa isyarat menggunakan algoritma klasifikasi *Random Forest* (Rancang Bangun Aplikasi Penerjemah SIBI). Sistem deteksi dengan metode *Random Forest* terbukti lebih cepat dan akurat untuk mendeteksi gerak, sehingga paling sesuai jika diterapkan untuk pendeteksian gerak secara *real-time* pada *webcam*. Dengan menggunakan deteksi objek metode *Random Forest* pada sistem, klasifikasi tanda gerakan dan ekspresi wajah yang ditunjukkan oleh penyandang tunarungu dapat dilakukan secara *real-time*. Jenis bahasa isyarat yang diperagakan akan terdeteksi sebagai kosakata dan ekspresi wajah, sesuai dengan tingkat akurasi dan klasifikasi yang dicapai (Mulyana *et al.*, 2022; Mohandoss *et al.*, 2021).

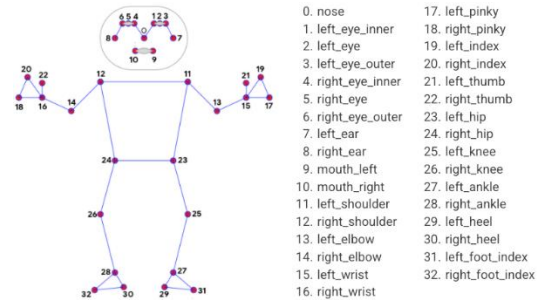
2. Metodologi Penelitian

Metode Random Forest

Random Forest adalah salah satu algoritma klasifikasi yang terdiri dari beberapa pohon keputusan. Setiap pohon keputusan dibentuk berdasarkan nilai-nilai vektor acak sampel yang didistribusikan secara identik dan independen untuk semua pohon. Algoritma ini termasuk dalam kelompok *supervised learning* yang dikembangkan oleh Leo Breiman. *Random Forest* merupakan metode klasifikasi yang dapat menghasilkan banyak pohon keputusan tanpa menyebabkan *overfitting* dan membantu mengurangi korelasi antar pohon keputusan, yang menjadi ciri khas dari *ensemble methods*. Prediksi-prediksi ini menghasilkan banyak pohon sehingga disebut sebagai *random forest* atau hutan acak. *Random Forest* menggunakan *Gini Index*, yang diambil dari sistem *CART* (*Classification and Regression Trees*). Berikut adalah metodologi kerja klasifikasi *Random Forest* sebagaimana ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur Algoritma Random Forest

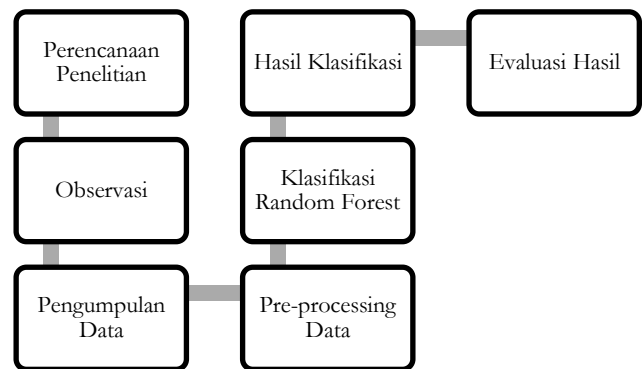
Gambar 2. Gambaran *MediaPipe Holistic*

MediaPipe Holistic

MediaPipe Holistic mengintegrasikan model terpisah untuk komponen pose, wajah, dan tangan, yang masing-masing dioptimalkan untuk domain khususnya. Namun, karena spesialisasi yang berbeda, input untuk satu komponen tidak selalu cocok untuk komponen lainnya. Sebagai contoh, model estimasi pose menggunakan *frame* video dengan resolusi tetap yang lebih rendah (256x256) sebagai input. Akan tetapi, jika area tangan dan wajah dari gambar tersebut dipotong untuk diberikan ke model masing-masing, resolusi gambar akan terlalu rendah untuk artikulasi yang akurat. Oleh karena itu, *MediaPipe Holistic* dirancang sebagai *pipeline* multi-tahap yang memperlakukan berbagai area dengan resolusi gambar yang sesuai untuk setiap area. Estimasi pose manusia (Gambar 2) dilakukan dengan detektor pose *BlazePose* dan model landmark berikutnya.

Kemudian, menggunakan *landmark pose* yang dihasilkan, ditetapkan tiga area minat (*Region of Interest*, ROI) untuk masing-masing tangan (2x) dan wajah, dan menggunakan model *re-crop* untuk memperbaiki ROI. Selanjutnya, *frame* input dipotong dengan resolusi penuh ke ROI ini, dan model khusus diterapkan untuk wajah dan tangan guna memperkirakan landmark yang sesuai. Setelah deteksi telapak tangan pada keseluruhan gambar, model landmark tangan kemudian melakukan lokalisasi titik kunci secara tepat untuk 21 koordinat sendi tangan 3D di dalam area tangan yang terdeteksi melalui regresi, yaitu prediksi langsung koordinat. *MediaPipe Holistic* menggunakan model landmark pose, wajah, dan tangan, yang masing-masing menghasilkan total 543 landmark (33 landmark pose, 468 landmark wajah, dan 21 landmark tangan per tangan).

Dalam sebuah penelitian, terdapat beberapa langkah yang perlu dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian.

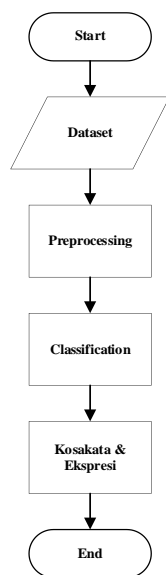


Gambar 3. Skema Alur Penelitian

Pada alur atau prosedur penelitian ini, langkah pertama adalah perencanaan penelitian. Proses perencanaan dilakukan dengan mengidentifikasi permasalahan yang akan dihadapi, melakukan studi literatur, serta menganalisis solusi yang dapat diterapkan untuk mengatasi permasalahan tersebut. Peneliti menemukan bahwa terdapat kesulitan dalam memahami gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah yang menjadi tantangan utama. Langkah kedua adalah observasi dan pengumpulan data. Observasi dilakukan melalui kajian pustaka terhadap penelitian terdahulu yang membahas penggunaan algoritma *Random Forest* dalam bidang yang relevan. Langkah selanjutnya adalah preprocessing data. Pada tahap ini, peneliti melakukan pembagian dataset menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan pengujian, dengan menggunakan algoritma *Random Forest* untuk memperoleh hasil klasifikasi yang akurat. Langkah terakhir adalah evaluasi hasil dari beberapa pengujian untuk menentukan akurasi terbaik dalam mendeteksi gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah.

Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian ini merupakan tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya. Rancangan tersebut nantinya akan membantu dalam melaksanakan langkah-langkah yang diperlukan untuk mencapai tujuan penelitian ini. Alur penelitian ini secara garis besar dijelaskan pada gambar X.



Gambar 4. Alur Sistem

Pada gambar 4 dijelaskan diagram sistem yang akan dibangun, dimulai dengan pengumpulan dataset, dilanjutkan ke tahap preprocessing, kemudian tahap klasifikasi, dan akhirnya menghasilkan kosakata serta ekspresi bahasa isyarat yang terbagi menjadi 13 kelas klasifikasi. Proses pengumpulan dataset dilakukan dengan merekam gerakan bahasa isyarat dan ekspresi yang dilakukan pada waktu yang telah ditentukan, lalu data ini disimpan dalam bentuk angka untuk setiap titik koordinat gerakan dalam file CSV. Setelah itu, tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas hasil yang optimal. Proses preprocessing mencakup beberapa langkah penting, seperti penanganan nilai yang hilang, pengkodean variabel kategorikal, normalisasi atau standarisasi, pemilihan fitur, pemecahan data, penanganan data yang tidak seimbang, dan optimasi hyperparameter. Penanganan nilai yang hilang dilakukan dengan mengisi atau menghapus data yang tidak lengkap, sementara variabel kategorikal diubah menjadi format numerik menggunakan teknik *One-Hot Encoding* atau *Label Encoding*. Normalisasi atau

standarisasi dilakukan untuk menjaga konsistensi skala fitur dan menghindari bias dalam model. Pemilihan fitur dilakukan untuk mengurangi dimensi data dan mencegah *overfitting*, sementara data dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Penanganan data yang tidak seimbang dilakukan untuk memastikan model tidak bias terhadap kelas yang lebih dominan. Terakhir, optimasi hyperparameter dilakukan untuk menemukan parameter terbaik yang dapat meningkatkan kinerja model.

Setelah tahap *preprocessing*, langkah selanjutnya adalah klasifikasi menggunakan model *Random Forest*. Pada tahap ini, model dibangun dengan membuat beberapa pohon keputusan dari subset acak data pelatihan dan fitur. Setiap pohon dilatih secara independen, dan prediksi akhir ditentukan berdasarkan mayoritas suara dari semua pohon yang ada. Evaluasi model dilakukan dengan menguji set pengujian dan menghitung metrik seperti akurasi dan *F1-score*. Hyperparameter model, seperti jumlah pohon dan kedalaman maksimum pohon, diatur menggunakan teknik seperti *grid search* untuk mengoptimalkan kinerja. Setelah model siap, prediksi pada data baru dilakukan, dan pentingnya fitur diidentifikasi untuk interpretasi hasil. Implementasi dalam Python menggunakan *scikit-learn* mencakup memuat data, membagi data, melatih model, serta melakukan prediksi dan evaluasi untuk menghasilkan laporan klasifikasi yang komprehensif.

Pada tahap akhir, hasil klasifikasi berupa kosakata dan ekspresi yang telah dilatih melalui *Random Forest* akan dievaluasi. Proses ini melibatkan beberapa langkah penting untuk memastikan bahwa hasil analisis mudah dipahami dan bermanfaat. Performa model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan *F1-score*, yang memberikan gambaran tentang kinerja model pada set pengujian. Hasil evaluasi ini disajikan dalam bentuk tabel atau laporan ringkasan, sementara visualisasi seperti *confusion matrix* digunakan untuk menunjukkan distribusi prediksi yang benar dan salah secara lebih rinci. Hasil ini kemudian akan ditampilkan dalam bentuk *text box* yang berisi prediksi kosakata dan ekspresi serta probabilitas yang ditampilkan dalam bentuk *real-time*.

Tabel 1. Detail Rangkuman Datas

No	Nama Kelas	Jumlah
1	Hallo - SENANG	808
2	Hallo - SEDIH	748
3	Hallo - MARAH	802
4	Maaf – SENANG	755
5	Maaf – SEDIH	746
6	Maaf – MARAH	794
7	Stop - SENANG	743
8	Stop – SEDIH	798
9	Stop - MARAH	787
10	Ayo - SENANG	818
11	Ayo – SEDIH	738
12	Ayo MARAH	801
13	Netral	782
Total		10.120 baris

Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari video dan gambar yang menunjukkan berbagai gerakan bahasa isyarat serta ekspresi wajah. Peneliti menggunakan sistem pengumpulan data secara *real-time*, yang ditangkap melalui kamera laptop. Peneliti melakukan gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah yang telah ditentukan, dengan durasi setiap gerakan adalah 45 detik untuk setiap kosakata bahasa isyarat. Data yang dihasilkan berupa data landmark, di mana setiap kelas memiliki sejumlah titik koordinat yang spesifik. Jumlah kelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah 13, yang mencakup kosakata netral atau posisi diam tanpa ekspresi. Data landmark yang terkumpul kemudian disimpan dan digunakan untuk analisis lebih lanjut dalam penelitian ini.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Pengujian Model

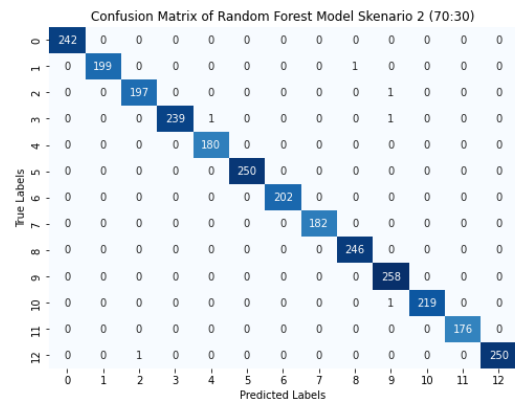
Dataset yang telah dilatih dievaluasi menggunakan confusion matrix. Setiap klasifikasi bahasa isyarat dan ekspresi menghasilkan nilai presisi, sensitivitas, dan F1-score yang bervariasi. Proses pelatihan model menggunakan pustaka scikit-learn dari Python. Hasil pelatihan model disimpan dalam format CSV (*Comma Separated Values*), sehingga tidak perlu dilakukan pelatihan ulang karena hasil pelatihan telah tersimpan dalam file tersebut. Dari hasil pelatihan, model

Random Forest mencapai tingkat akurasi sebesar 99%. Pengujian model dilakukan dengan menggunakan beberapa skenario pembagian data, yang dapat dilihat pada hasil skenario berikut.

Skenario 1

Pada skenario 1, data dibagi menjadi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Hasil evaluasi dari skenario ini dapat dilihat pada Gambar 5 di bawah ini.

rf	precision	recall	f1-score	support
Ayo - MARAH	1.00	1.00	1.00	242
Ayo - SEDIH	1.00	0.99	1.00	200
Ayo - SENANG	0.99	0.99	0.99	198
Hallo - MARAH	1.00	1.00	1.00	241
Hallo - SEDIH	1.00	1.00	1.00	180
Hallo - SENANG	1.00	1.00	1.00	250
Maaf - MARAH	1.00	1.00	1.00	202
Maaf - SEDIH	1.00	1.00	1.00	182
Maaf - SENANG	1.00	1.00	1.00	246
NETRAL	1.00	1.00	1.00	258
Stop - MARAH	1.00	1.00	1.00	220
Stop - SEDIH	1.00	1.00	1.00	176
Stop - SENANG	1.00	1.00	1.00	251
accuracy			1.00	2846
macro avg	1.00	1.00	1.00	2846
weighted avg	1.00	1.00	1.00	2846

Gambar 5. Hasil Evaluasi *Confusion matrix* Skenario 1Gambar 6. *Confusion Matrix* Skenario 1

Berdasarkan hasil evaluasi di atas, model yang menggunakan data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30% mencapai tingkat akurasi 100%. Namun, terdapat dua kosakata dan ekspresi yang memiliki akurasi 99%, yaitu *Ayo-Sedih* dan *Ayo-Senang*.

Skenario 2

Pada skenario 2, data dibagi menjadi 60% untuk data pelatihan dan 40% untuk data pengujian. Hasil evaluasi dari skenario ini dapat dilihat pada Gambar 7 di bawah ini.

rf	precision	recall	f1-score	support
Ayo - MARAH	1.00	1.00	1.00	304
Ayo - SEDIH	1.00	1.00	1.00	272
Ayo - SENANG	1.00	1.00	1.00	254
Hallo - MARAH	1.00	1.00	1.00	343
Hallo - SEDIH	1.00	1.00	1.00	251
Hallo - SENANG	1.00	1.00	1.00	331
Maaf - MARAH	1.00	1.00	1.00	269
Maaf - SEDIH	1.00	1.00	1.00	237
Maaf - SENANG	1.00	1.00	1.00	335
NETRAL	1.00	1.00	1.00	325
Stop - MARAH	1.00	1.00	1.00	309
Stop - SEDIH	1.00	1.00	1.00	235
Stop - SENANG	1.00	1.00	1.00	329
accuracy			1.00	3794
macro avg	1.00	1.00	1.00	3794
weighted avg	1.00	1.00	1.00	3794

Gambar 7. Hasil Evaluasi *Confusion matrix* Skenario 2

Confusion Matrix of Random Forest Model Skenario 1 (60:40)

True Labels	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0	304	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	271	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2	0	0	251	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1
3	0	0	0	341	1	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	251	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	331	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	269	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	236	1	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	334	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	325	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	306	0	1
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	235	0
12	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	328
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

Predicted Labels



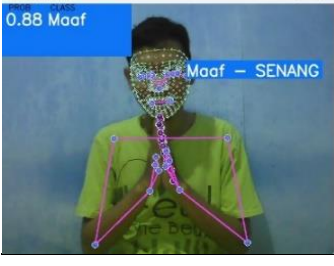
Gambar 8. *Confusion Matrix* Skenario 2

Berdasarkan hasil evaluasi di atas, model yang menggunakan data pelatihan sebesar 60% dan data pengujian sebesar 40% mencapai tingkat akurasi 100%.

Pengujian

Berikut ini merupakan hasil deteksi model yang telah melalui proses evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Pada pengujian deteksi secara *real-time*, presisi sangat penting untuk memastikan bahwa gambar yang dihasilkan akurat. Mengingat hasil deteksi yang sangat baik, penulis menampilkan beberapa tangkapan layar hasil deteksi *real-time* pada skenario 1.

Tabel 2. Hasil Deteksi *Realtime*

Gambar	Probabilitas	Isyarat & Ekspresi
	80%	Halo (Senang)
	96%	Halo (Marah)
	88%	Maaf (Senang)

Pada tabel 2 di atas menunjukkan hasil deteksi realtime dengan dataset 60% training dan 40% testing. Probabilitas setiap kelas berbeda-beda dan juga kegagalan dalam mengklasifikasi gestur kosakata isyarat yang dideteksi dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu gestur kosakata isyarat memiliki kesamaan dengan gestur kosakata isyarat lain serta ekspresi wajah yang beragam.

Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, model yang menggunakan algoritma *Random Forest* menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah. Pada skenario pertama, dengan pembagian data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30%, model mencapai akurasi 100%. Meskipun demikian, terdapat dua kosakata dan ekspresi yang memiliki sedikit penurunan akurasi, yaitu *Ayo-Sedih* dan *Ayo-Senang*, yang masing-masing menunjukkan akurasi sebesar 99%. Fenomena ini menunjukkan bahwa meskipun model sudah sangat

optimal, terdapat potensi kecil dalam membedakan ekspresi wajah yang sangat mirip, hal yang juga ditemukan dalam penelitian sebelumnya yang menunjukkan tantangan dalam membedakan ekspresi wajah yang hampir serupa (Kaur *et al.*, 2022). Selanjutnya, pada skenario kedua, dengan pembagian data pelatihan sebesar 60% dan data pengujian 40%, model kembali menunjukkan hasil yang sangat memuaskan dengan akurasi mencapai 100%. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, meskipun ada perubahan dalam pembagian data pelatihan dan pengujian. Keberhasilan model dalam mencapai akurasi tinggi ini sejalan dengan temuan dalam studi sebelumnya yang mengaplikasikan *Random Forest* untuk klasifikasi aktivitas manusia, yang juga menunjukkan hasil yang sangat baik dalam pengenalan pola (Sarvpriya *et al.*, 2022).

Pengujian model dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yang membantu memvisualisasikan distribusi prediksi yang benar dan salah. Hasil dari *confusion matrix* menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dengan sangat akurat, dengan sebagian besar prediksi yang benar. Namun, kesalahan prediksi tetap terjadi pada beberapa kosakata dan ekspresi, yang menunjukkan bahwa model harus lebih sensitif terhadap perbedaan halus antara beberapa ekspresi wajah yang mirip. Hal ini sejalan dengan studi oleh Putri dan Fuadi (2022), yang menunjukkan tantangan dalam deteksi bahasa isyarat secara real-time, terutama dalam membedakan ekspresi yang sangat mirip dalam aplikasi deteksi wajah dan gerakan tangan. Pengujian deteksi *real-time* juga memberikan hasil yang sangat baik, dengan gambar yang dihasilkan sangat akurat, dan menunjukkan bahwa model dapat bekerja secara efisien pada pengenalan gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah. Proses deteksi *real-time* ini sangat penting untuk aplikasi praktis, seperti dalam komunikasi dengan penyandang tunarungu, di mana waktu deteksi dan akurasi menjadi faktor krusial. Hasil deteksi yang baik ini juga diperlihatkan melalui tangkapan layar yang diambil selama pengujian, yang menunjukkan bagaimana model mengenali kosakata dan ekspresi dalam kondisi nyata. Seperti yang ditunjukkan dalam penelitian oleh Mohandoss *et al.* (2021), pengujian *real-time* juga menjadi faktor penentu dalam memastikan kinerja model dalam

skenario dunia nyata. Secara keseluruhan, hasil evaluasi dan pengujian ini menunjukkan bahwa model *Random Forest* yang diterapkan dalam penelitian ini sangat efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan bahasa isyarat serta ekspresi wajah. Meskipun terdapat beberapa ekspresi yang memiliki akurasi sedikit lebih rendah, potensi penerapan sistem ini dalam skenario *real-time* sangat besar, terutama untuk mendukung komunikasi penyandang tunarungu, sejalan dengan temuan pada penelitian sebelumnya yang menekankan pentingnya deteksi ekspresi wajah yang akurat dalam aplikasi *real-time* (Putri & Fuadi, 2022).

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma *Random Forest* dalam pengembangan sistem penerjemah bahasa isyarat terbukti efektif dan efisien. Dengan melalui serangkaian langkah preprocessing yang cermat, termasuk penanganan nilai yang hilang, normalisasi, dan pemilihan fitur, model dapat dilatih untuk mencapai akurasi yang sangat tinggi, yaitu 99%. Penelitian ini juga menekankan pentingnya pengumpulan data secara real-time menggunakan kamera untuk merekam gerakan bahasa isyarat dan ekspresi wajah, yang kemudian diolah menjadi dataset yang komprehensif. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan berbagai kosakata dan ekspresi dengan baik, memberikan kontribusi signifikan terhadap komunikasi bagi penyandang tuna rungu. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memperlihatkan potensi teknologi dalam mendukung interaksi sosial, tetapi juga membuka jalan bagi pengembangan lebih lanjut dalam bidang pengenalan gerakan dan ekspresi wajah

5. Daftar Pustaka

Ardiansyah, A. R., Nur'azizan, A. H., & Fernandis, R. (2024, January). Implementasi Deteksi Bahasa Isyarat Tangan Menggunakan OpenCV dan MediaPipe. In *Seminar Nasional Teknologi & Sains* (Vol. 3, No. 1, pp. 331-337).

- Goyal, K. (2023). Indian sign language recognition using mediapipe holistic. *arXiv preprint arXiv:2304.10256*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.10256>.
- Han, J. S., Lee, C. I., Youn, Y. H., & Kim, S. J. (2022). A study on real-time hand gesture recognition technology by machine learning-based mediapipe. *Journal of System and Management Sciences*, 12(2), 462-476.
- Kaur, S., Shukla, H. K., Pal, R. K., Yadav, N., & Singh, S. (2022). Human Activity Recognition. *International Journal of Scientific Research in Science*, 9(3), 161-66.
- Khamdi, N., & Adrafi, M. R. (2022). Sarung Tangan Cerdas Sebagai Translator Bahasa Isyarat untuk Tuna Wicara. *Jurnal ELEMENTER (Elektro dan Mesin Terapan)*, 8(2), 113-122.
- Mohandoss, D. P., Shi, Y., & Suo, K. (2021, January). Outlier prediction using random forest classifier. In *2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)* (pp. 0027-0033). IEEE. DOI: 10.1109/CCWC51732.2021.9376077.
- Mulyana, D. I., Lazuardi, M. F., & Yel, M. B. (2022). Deteksi Bahasa Isyarat Dalam Pengenalan Huruf Hijaiyah Dengan Metode YOLOV5. *Jurnal Teknik Elektro dan Komputasi (ELKOM)*, 4(2), 145-151. DOI: <https://doi.org/10.32528/elkom.v4i2.8145>.
- Nisa, I. M. K., & Nooraeni, R. (2020). Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Wanita Usia Subur di Perdesaan Dalam Menggunakan Internet (SDKI 2017). *Jurnal Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya*, 8(1), 72-76.
- Peling, I. B. A., Ariawan, I. M. P. A., & Subiksa, G. B. (2024). Deteksi Bahasa Isyarat Menggunakan Tensorflow Lite dan American Sign Language (ASL). *Jurnal Krisnadana*, 3(2), 90-100. DOI: <https://doi.org/10.58982/krisnadana.v3i2.534>.
- Pradikja, M. H., Tolle, H., & Brata, K. C. (2018). Pengembangan Aplikasi Pembelajaran Bahasa Isyarat Berbasis Android Tablet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(8), 2877-2885.
- Putri, H. M., Fadlisya, F., & Fuadi, W. (2022). Pendeteksian Bahasa Isyarat Indonesia Secara Real-Time Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Teknologi Terapan and Sains* 4.0, 3(1), 663-675. DOI: <https://doi.org/10.29103/tts.v3i1.6853>.
- Rahayuningsih, I., Wibawa, A. D., & Pramunanto, E. (2018). Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur Time Domain (MAV, RMS, VAR, SSI). *Jurnal Teknik ITS*, 7(1), A175-A180. DOI: 10.12962/j23373539.v7i1.29967.