

Rancang Bangun Aplikasi Penerjemah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan Algoritma *Random Forest Classifier*

1st Ikhsanico Hendapratama
Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

ikhsanico@student.telkomuniversity.ac.
id

2nd Ida Wahidah Hamzah,
Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

wahidah@telkomuniversity.ac.id

3rd Sri Astuti

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

sriastuti@telkomuniversity.ac.id

Abstrak–Tunarungu merupakan salah satu masalah di Indonesia. Tunarungu dapat diartikan sebagai suatu keadaan kehilangan pendengaran yang mengakibatkan seseorang tidak dapat menangkap berbagai rangsangan, terutama melalui Indera pendengarannya. Cara berkomunikasi dengan tunarungu adalah menggunakan bahasa isyarat atau gerakan gestur tubuh. Berkomunikasi dengan tunarungu akan semakin sulit jika tidak mengetahui bahasa isyarat yang dipakai di Indonesia. Maka dari itu penelitian ini membahas mengenai cara berkomunikasi dengan tunarungu menggunakan BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia) dan merancang aplikasi untuk belajar berkomunikasi dengan tunarungu secara digital.

Pada penelitian ini dirancang sebuah prototipe aplikasi tunarungu menggunakan machine learning dengan pengolahan citra video melalui bahasa pemrograman python. Algoritma yang digunakan untuk penelitian adalah klasifikasi pohon acak atau random forest classifier. Alat bantu dari algoritma ini menggunakan library module dari scikit learn dan mediapipe holistic. Sistem yang dihasilkan mengklasifikasi mendeteksi gestur dari kosakata isyarat BISINDO secara langsung yang dikonversi menjadi sebuah teks.

Dalam penelitian ini hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix dan memiliki pengujian skenario berdasarkan pembagian training dan testing data. Dari hasil evaluasi model, mendapatkan nilai akurasi, presisi, sensitivitas dan f1-score masing-masing mencapai 100%. Penelitian ini diharapkan dapat membantu penyandang tunarungu dalam berkomunikasi dengan orang normal sehingga tidak terjadi kesenjangan sosial dan diharapkan penelitian ini dapat dilanjutkan ke penelitian berikutnya.

Kata kunci ; Tunarungu, Machine learning, scikit learn, mediapipe holistic, Python, random forest, confusion matrix.

I. PENDAHULUAN

Tunarungu dapat diartikan sebagai suatu keadaan kehilangan pendengaran yang mengakibatkan seseorang tidak dapat menangkap berbagai rangsangan, terutama melalui indera pendengarannya. Penyandang tunarungu memiliki kelainan dalam segi fisik yang biasanya menyebabkan suatu kelainan dalam penyesuaian diri terhadap lingkungan sosialnya. Kesulitan bahasa tidak dapat dihindari untuk anak tunarungu, namun tidaklah demikian karena anak ini mengalami hambatan dalam bicara.

Bahasa Isyarat biasanya digunakan oleh penyandang disabilitas tunarungu untuk berkomunikasi dengan orang

lain. Bahasa isyarat merupakan gerak yang menggunakan tubuh atau fisik untuk menyampaikan informasi [1]. Pedoman bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia terdapat 2 pedoman diantaranya SIBI dan BISINDO. SIBI dan BISINDO memiliki perbedaan. SIBI umumnya lebih baku dan menggunakan satu tangan, sementara BISINDO cenderung lebih luwes dan menggunakan gerakan kedua tangan. Bahkan, BISINDO bisa memiliki variasi atau “dialek” yang berbeda di setiap daerah.

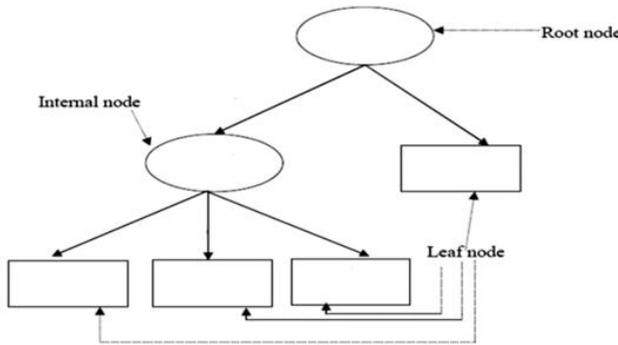
Permasalahan yang sering terjadi dalam komunikasi menggunakan bahasa isyarat adalah ketika orang belum terbiasa berkomunikasi dengan penyandang disabilitas tunarungu. Orang biasa sering sulit memahami bahasa isyarat yang digunakan oleh penyandang tunarungu. Masalah tersebut dapat mempengaruhi kesenjangan sosial antara penyandang disabilitas tunarungu dan masyarakat biasa [2].

Seiring berkembangnya teknologi, penggunaan aplikasi atau sistem penerjemah bahasa isyarat telah banyak dikembangkan. Salah satu aplikasi pengembangan penerjemah bahasa isyarat ini adalah menggunakan microsoft kinect. Hal tersebut dapat membantu berkomunikasi dengan penyandang disabilitas tunarungu dan orang biasa yang sulit memahami bahasa isyarat [2]. Lalu penelitian ini pengembangan penerjemah bahasa isyarat menggunakan algoritma klasifikasi pohon acak atau Random Forest Classifier. Dengan adanya teknologi ini diharapkan dapat membantu masyarakat biasa dan penyandang disabilitas tunarungu.dasar teori.

A. Decision Tree

Decision tree merupakan salah satu jenis algoritma klasifikasi dan regresi yang sangat kuat dan terkenal. Metode decision tree mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang mempresentasikan aturan. Aturan dapat dengan mudah dipahami dengan bahasa alami dan mereka juga dapat diekspresikan dalam bentuk basis data seperti SQL (Structure Query Language) untuk mencari record pada data tertentu. Sebuah decision tree adalah sebuah struktur yang dapat digunakan untuk membagi kumpulan data yang besar menjadi himpunan-himpunan record yang

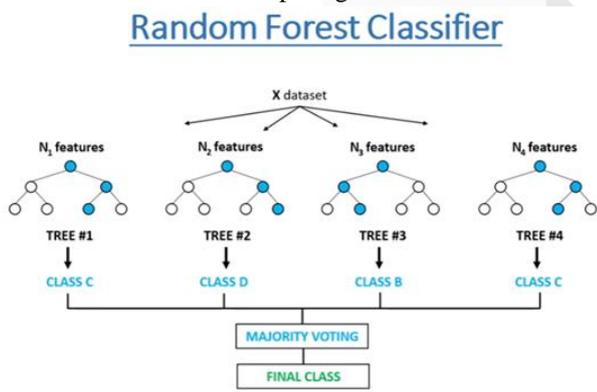
lebih kecil dengan menerapkan serangkaian aturan keputusan. Pada decision tree setiap simpul daun menandai label kelas. Simpul yang bukan simpul akhir terdiri dari akar dan simpul internal yang terdiri dari kondisi tes atribut pada sebagian record yang mempunyai karakteristik yang berbeda. Simpul akar dan simpul internal ditandai dengan bentuk oval dan simpul daun ditandai dengan bentuk segi empat [3].



GAMBAR 1 STRUKTUR DECISION TREE

B. Random Forest

Random Forest adalah salah satu jenis algoritma klasifikasi yang terdiri dari lebih satu pohon keputusan yang setiap pohon keputusan dibentuk bergantung pada nilai-nilai vektor acak sampel secara independen dan identik didistribusikan yang sama untuk semua pohon [4]. Random Forest masuk ke dalam kelompok supervised learning yang dikembangkan oleh Leo Breinman. Metode ini merupakan salah satu metode klasifikasi yang sangat besar jumlahnya tanpa overfitting dan membantu menghilangkan korelasi antara pohon keputusan seperti karakteristik ensemble methods [5]. Berikut merupakan metodologi cara kerja klasifikasi random forest seperti gambar 2.



GAMBAR 2 STRUKTUR ALGORITMA RANDOM FOREST

Pada gambar 2 data set dibagi menjadi beberapa features yang setiap features dimasukkan ke dalam pohon keputusan atau decision tree, Random forest merupakan turunan dari pohon keputusan yang di mana setiap keputusan akan menghasilkan prediksi, prediksi inilah yang akan

membuatnya semakin banyak pohon sehingga bisa disebut random forest atau hutan acak [4].

Random forest menggunakan Gini Index diambil dari sistem CART (Classification And Regression Trees) untuk membangun decision trees. Gini index pada node impurity adalah ukuran yang paling umum dipilih untuk masalah klasifikasi. Gini index menghitung jumlah probabilitas bahwa fitur tertentu yang diklasifikasikan ketika dipilih secara acak.

Gini Index di definisikan sebagai :

$$Gini(T) = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2 \quad (1)$$

Probabilitas untuk Gini (T) ditentukan dari setiap node di mana Pi untuk menentukan nilai pohon keputusan dari setiap pohon. Jika T data set dibagi menjadi dua himpunan bagian T1 dan T2 dengan ukuran N1 dan N2 masing-masing, indeks pada split data berisi contoh-contoh dari kelas n, indeks gini (T) didefinisikan sebagai :

$$Gini_{split}(T) = \frac{N_1}{N} gini(T_1) + \frac{N_2}{N} gini(T_2) \quad (2)$$

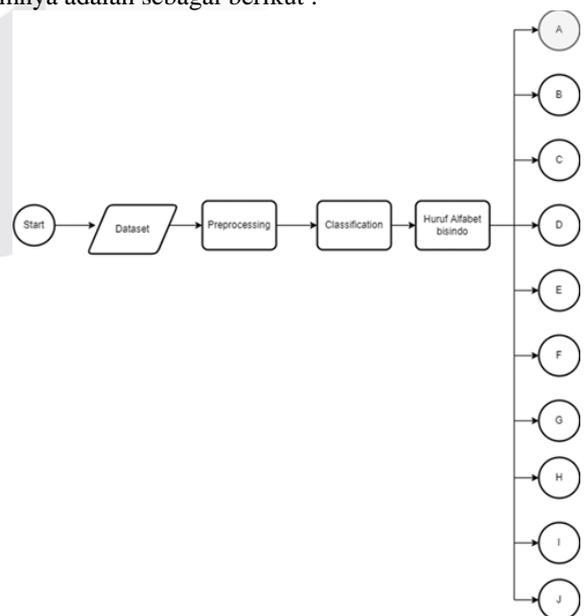
II. DESAIN SISTEM DAN PERANCANGAN

A. Deskripsi Dataset

Data set yang digunakan pada penelitian ini adalah data set dari bahasa isyarat Indonesia. Data set tersebut diambil secara manual menggunakan library mediapipe [5] dengan referensi dari bahasa isyarat Indonesia atau BISINDO. Data set yang telah diambil menggunakan library mediapipe di ekstraksi landmarks feature dan disimpan ke dalam csv (comma separated value)

B. Perancangan Sistem

Sistem yang akan dirancang untuk membuat klasifikasi model bahasa isyarat Indonesia yaitu Adapun diagram desain sistemnya adalah sebagai berikut :

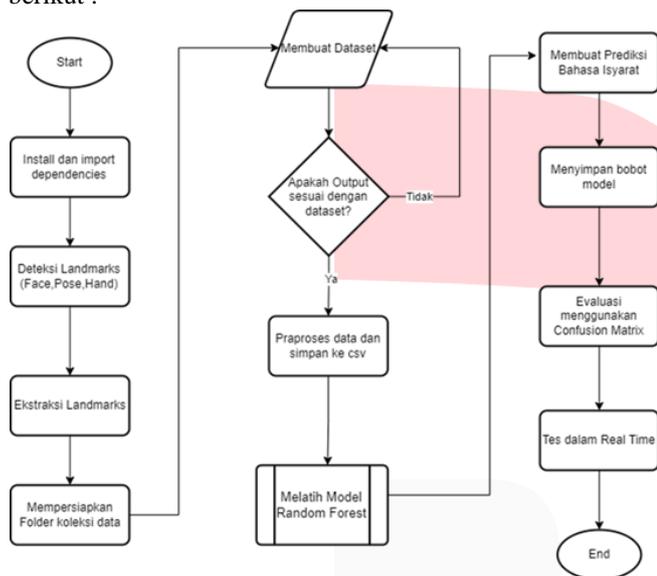


GAMBAR 3 BLOK DIAGRAM SISTEM

Pada Gambar 3 menjelaskan diagram sistem yang akan dibuat, mulai dari mengumpulkan dataset, lalu masuk ke tahap preprocessing, kemudian masuk ke tahap classification, setelah itu klasifikasi masuk ke tahap huruf alfabet bisindo yang terbagi menjadi 10 kelas klasifikasi, yaitu huruf Alfabet bisindo A, B, C, D, E, F, G, H, I, J.

C. Diagram Alir Perancangan

Dalam pembuatan sistem klasifikasi bahasa isyarat Indonesia, diperlukan pembuatan diagram alir atau flowchart dari sistem yang dibuat, adapun diagramnya adalah sebagai berikut :



GAMBAR 4
DIAGRAM ALIR PERANCANGAN

Gambar 4. Merupakan diagram alir perancangan. Dimulai dari input yang pertama yaitu menginstalasi dependencies. Selanjutnya deteksi hand landmarks menggunakan library mediapipe. Setelah itu mengekstraksi landmarks yang telah dibuat. Lalu mempersiapkan folder untuk koleksi data set dan membuat data set. Selanjutnya jika output dataset sudah sesuai maka lanjut ke step berikutnya yaitu proses data dan membuat label. Step berikutnya yaitu membangun dan melatih model random forest classifier sesuai dataset yang telah dikumpulkan. Lalu membuat prediksi bahasa isyarat kemudian menyimpan bobot model yang dilatih. Step berikutnya, yaitu mengevaluasi model menggunakan confusion matrix.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian

Data set yang telah di latih dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* yang di mana setiap klasifikasi huruf alfabet sibi atau bisindo menghasilkan nilai presisi, sensitivitas dan f1-score yang berbeda-beda. Proses pelatihan model menggunakan *library* dari *python* yaitu *scikit-learn*. Model *training* disimpan dalam bentuk format *csv* (*comma seperated value*) sehingga tidak perlu melakukan *training* kembali karena sudah tersimpan di dalam *file* tersebut.

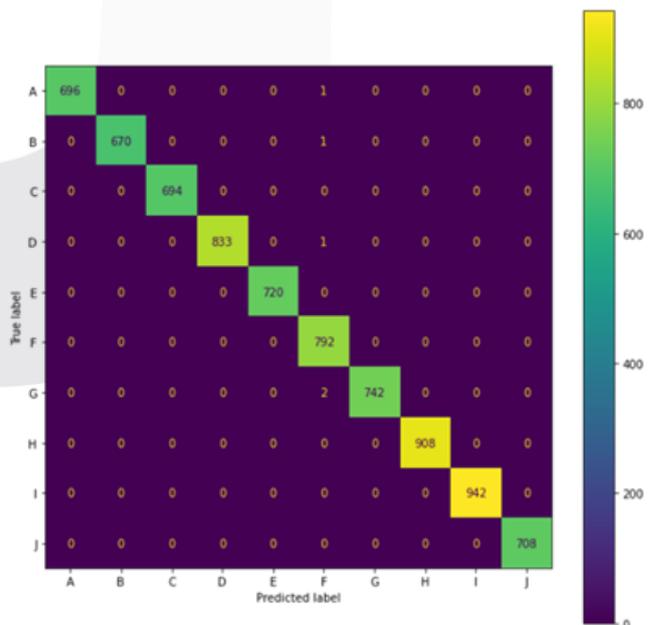
Setiap pengujian menggunakan skenario, skenario yang dipakai yaitu pembagian data *training* dan *testing* adapun untuk hasil skenario dapat dilihat berikut :

a. Skenario 1

Pada skenario 1, parameter *training* dan *test* dibagi menjadi 70:30. Untuk *training* sebesar 70% dan testing sebesar 30%. Berikut hasil dari evaluasi dijelaskan pada tabel 1

TABEL 2
HASIL EVALUASI CONFUSION MATRIX SKENARIO 1

Huruf	Akurasi	Presisi	Sensitivitas	F1 Score	Support
A	100%	100%	100%	100%	696
B	100%	100%	100%	100%	670
C	100%	100%	100%	100%	694
D	100%	100%	100%	100%	833
E	100%	100%	100%	100%	720
F	100%	100%	100%	100%	792
G	100%	100%	100%	100%	742
H	100%	100%	100%	100%	908
I	100%	100%	100%	100%	942
J	100%	100%	100%	100%	708



GAMBAR 5
CONFUSION MATRIX SKENARIO 1

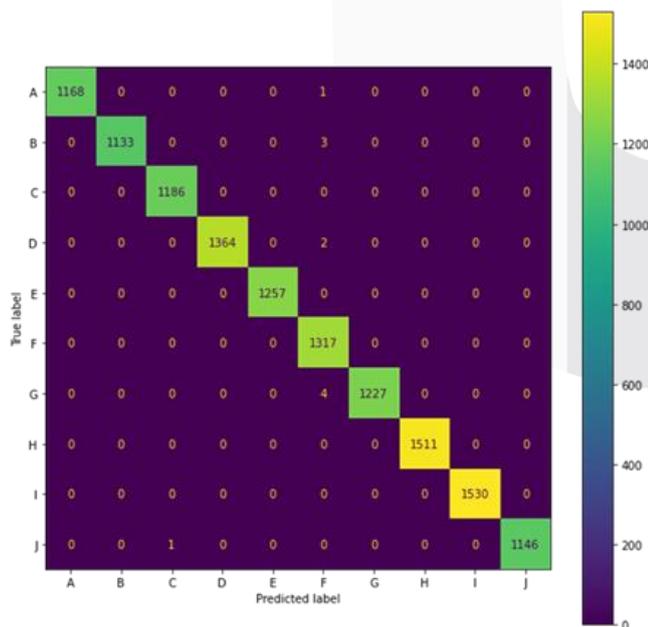
Berdasarkan hasil evaluasi diatas model menggunakan data training 70 % dan testing 30 % mendapatkan hasil akurasi mencapai 100%.

b. Skenario 2

Pada skenario 2, parameter *training* dan *test* dibagi menjadi 60:40. Untuk *training* sebesar 70% dan testing sebesar 30%. Berikut hasil evaluasi dijelaskan pada tabel 2.

TABEL 2
HASIL EVALUASI CONFUSION MATRIX SKENARIO 2

Huruf	Akurasi	Presisi	Sensitivitas	F1 Score	Support
A	100%	100%	100%	100%	1168
B	100%	100%	100%	100%	1133
C	100%	100%	100%	100%	1186
D	100%	100%	100%	100%	1364
E	100%	100%	100%	100%	1257
F	100%	99%	100%	100%	1317
G	100%	100%	99%	100%	1227
H	100%	99%	100%	100%	1511
I	100%	100%	100%	100%	1530
J	100%	100%	100%	100%	1146



GAMBAR 6
CONFUSION MATRIX SKENARIO 2

Berdasarkan hasil evaluasi diatas model menggunakan data training 60 % dan testing 40 % mendapatkan hasil

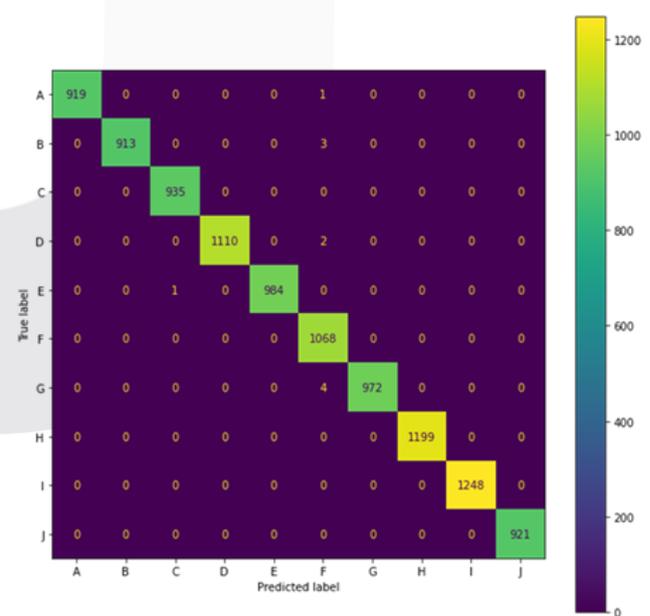
akurasi mencapai 100%. Tetapi pada huruf F,G,H terdapat 99%.

c. Skenario 3

Pada skenario 2, parameter training dan test dibagi menjadi 60:40. Untuk training sebesar 50% dan testing sebesar 50%. Berikut hasil evaluasi dijelaskan pada tabel 3.

TABEL 3
HASIL EVALUASI CONFUSION MATRIX SKENARIO 3

Huruf	Akurasi	Presisi	Sensitivitas	F1 Score	Support
A	100%	100%	100%	100%	1168
B	100%	100%	100%	100%	1133
C	100%	100%	100%	100%	1186
D	100%	100%	100%	100%	1364
E	100%	100%	100%	100%	1257
F	100%	100%	99%	100%	1317
G	100%	100%	99%	100%	1227
H	100%	99%	100%	100%	1511
I	100%	100%	100%	100%	1530
J	100%	100%	100%	100%	1146

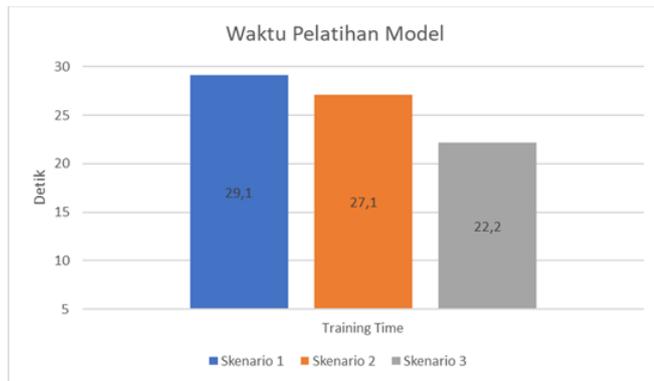


GAMBAR 7
HASIL CONFUSION MATRIX SKENARIO 3

Berdasarkan hasil evaluasi di atas model menggunakan data training 50 % dan testing 50 % mendapatkan hasil akurasi mencapai 100%. Tetapi pada huruf F terdapat 99%.

B. Hasil Pelatihan Model

Berikut merupakan hasil model yang telah melewati proses pelatihan model dari algoritma random forest dijelaskan pada gambar 8.



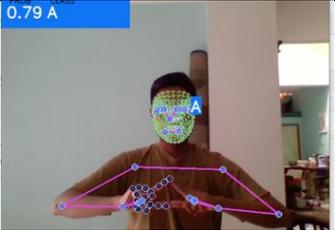
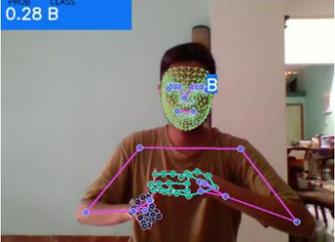
GAMBAR 8
HASIL PELATIHAN MODEL RANDOM FOREST

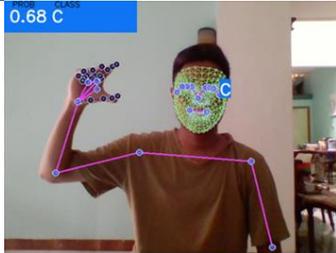
Pada gambar tersebut bahwa skenario 1 membutuhkan waktu pelatihan yang cukup lama dibandingkan dengan skenario lain hal ini karena proses pembagian data training dan testing berpengaruh terhadap model pelatihan.

C. Hasil Deteksi

Berikut merupakan hasil deteksi model yang telah melewati proses evaluasi dari *confusion matrix*. Pada pengujian deteksi secara *realtime* harus dilakukan secara presisi agar gambar yang dihasilkan akurat. Dikarenakan hasil deteksi sangat b Pada hasil deteksi ini penulis menampilkan beberapa gambar *screenshot* hasil *realtime* pada skenario 1.

TABEL 4
HASIL DETEKSI REALTIME

Gambar	Probabilitas Deteksi	Isyarat
	79%	Alfabet A
	28%	Alfabet B

	68%	Alfabet C
	39%	Alfabet H

Pada tabel 4 di atas menunjukkan hasil deteksi realtime dengan dataset 70% training dan 30% testing. Keberhasilan dan kegagalan dalam mengklasifikasi gestur kosakata isyarat yang dideteksi dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu gestur kosakata isyarat memiliki kesamaan dengan gestur kosakata isyarat lain.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil analisis, pengklasifikasian gestur kosakata isyarat serta hasil pengujian pada penelitian ini maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

- Model yang mendapatkan hasil terbaik yaitu model dengan perbandingan 70:30, yaitu 70% training dan 30% testing, mendapatkan nilai akurasi hampir mendekati 100% pada hasil evaluasi *confusion matrix*.
- Berdasarkan hasil deteksi realtime, pengklasifikasian kosakata isyarat alfabet harus benar-benar presisi untuk mendapatkan probabilitas deteksi yang sangat tinggi.
- Dengan menggunakan algoritma random forest, model dapat mampu memprediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi.
- Klasifikasi gerakan pada hasil deteksi realtime, terdapat beberapa yang belum terdeteksi dengan benar dikarenakan memiliki gerakan yang mirip dengan isyarat lain. Hal tersebut membuat mediapipe holistic landmarks pada tangan tidak dapat terdeteksi dengan baik pada tangan, wajah, dan badan pada objek yang sedang dideteksi.

V. REFERENSI

- [1] M. Panwar, "Hand Gesture Recognition based on Shape Parameters," 2012 International Conference on Computing, Communication and Applications, no. doi: 10.1109/ICCCA.2012.6179213., pp. 1-6, 2012.
- [2] R. Hartanto, A. Susanto dan P. Insap Santosa, "Preliminary design of static indonesian sign language recognition system," 2013 International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), no. 10.1109/ICITEED.2013.6676236, pp. 187-192, 2013.
- [3] A. Muzakir dan R. Wulandari, "Model Data Mining sebagai Prediksi Penyakit Hipertensi dengan Teknik Decision Tree," Scientific Journal of Informatics , pp. 19-26, 2016.

- [4] L. Breinman, Random Forest, Netherlands: Kluwers Academic Publishers, 2011.
- [5] T. N. Nuklianggraita, A. dan A. Aditsania, "On the Feature Selection of Microarray Data for Cancer Detection based on Random Forest Classifier," Jurnal INFOTEL, pp. 89-96, 2020

