

# Perbandingan Identifikasi Penggunaan *American Sign Language* Menggunakan Klasifikasi *Multi-Class SVM*, *Backpropagation Neural Network*, *K - Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes*

Vincentius Abdi Gunawan <sup>1\*</sup>, Leonardus Sandy Ade Putra <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya  
Jl. Yos Sudarso, Palangka Raya, Kalimantan Tengah, Indonesia 73111

<sup>2</sup> Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura,  
Jl. Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia 78124

## Abstrak

Komunikasi merupakan hal penting dalam menyampaikan informasi dari individu satu ke individu yang lain. Namun tidak semua individu di dunia dapat berkomunikasi secara verbal. Menurut WHO, tunarungu adalah salah satu gangguan pendengaran yang dialami oleh 466 juta orang secara global, dan 34 juta diantaranya adalah anak-anak, sehingga perlu adanya metode pembelajaran bahasa non-verbal bagi seseorang yang mengalami masalah pendengaran tersebut. Tujuan dari penelitian ini adalah membuat suatu sistem yang dapat membantu mengidentifikasi bahasa non-verbal agar mudah dimengerti secara real time. Untuk memperoleh tingkat keberhasilan yang tinggi dalam sistem, maka dibutuhkan metode yang tepat, salah satunya machine learning, didukung dengan penggunaan ekstraksi ciri wavelet dan metode klasifikasi yang berbeda dalam pemrosesan citra. Machine learning dipilih dalam perancangan sistem ini karena mampu mengenali dan membandingkan hasil klasifikasi pada empat metode yang berbeda. Empat klasifikasi yang digunakan sebagai pembandingan pengenalan gerak tangan dari *American Sign Language* adalah klasifikasi *Multi-Class SVM*, *Backpropagation Neural Network* Perambatan Balik, *K - Nearest Neighbor (K-NN)* dan *Naive Bayes*. Dari pengujian yang telah dilakukan terhadap empat metode klasifikasi dapat diperoleh tingkat keberhasilan secara berurutan sebesar 99.3%, 98.28%, 97.7% dan 95.98%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi dengan menggunakan *Multi-Class SVM* memiliki tingkat keberhasilan tertinggi dalam pengenalan bahasa *American Sign Language* yang mencapai 99.3%. Keseluruhan sistem dirancang dan diuji menggunakan *MATLAB* sebagai software pendukung dan pengolahan data.

**Kata kunci:** *american sign language; pengolahan citra digital; wavelet; multi-class svm; backpropagation neural network; k - nearest neighbor; naive bayes*

## Abstract

[Title: *Comparison of American Sign Language Use Identification using Multi-Class SVM Classification, Backpropagation Neural Network, K - Nearest Neighbor and Naive Bayes*] Communication is essential in conveying information from one individual to another. However, not all individuals in the world can communicate verbally. According to WHO, deafness is a hearing loss that affects 466 million people globally, and 34 million are children. So it is necessary to have a non-verbal language learning method for someone who has hearing problems. The purpose of this study is to build a system that can identify non-verbal language so that it can be easily understood in real-time. A high success rate in the system needs a proper method to be applied in the system, such as machine learning supported by wavelet feature extraction and different classification methods in image processing. Machine learning was applied in the system because of its ability to recognize and compare the classification results in four different methods. The four

classifications used to compare the hand gesture recognition from *American Sign Language* are the *Multi-Class SVM* classification, *Backpropagation Neural Network*

\*) Penulis Korespondensi.  
E-mail: [abdi.g05@gmail.com](mailto:abdi.g05@gmail.com)

*Backpropagation, K - Nearest Neighbor (K-NN), and Naïve Bayes. The simulation test of the four classification methods that have been carried out obtained success rates of 99.3%, 98.28%, 97.7%, and 95.98%, respectively. So it can be concluded that the classification method using the Multi-Class SVM has the highest success rate in the introduction of American Sign Language, which reaches 99.3%. The whole system is designed and tested using MATLAB as supporting software and data processing.*

**Keywords:** *american sign language; digital image processing; wavelet; multi-class svm; backpropagation neural network; k - nearest neighbor; naive bayes*

## 1. Pendahuluan

Keterbatasan berkomunikasi merupakan hal yang tidak diinginkan oleh semua manusia. Keterbatasan berkomunikasi ini dapat disebabkan ketika seseorang tersebut dilahirkan, maupun disebabkan karena kecelakaan. Tunarungu dan tunawicara merupakan individu yang mengalami kesulitan dalam berbicara maupun mendengar. Menurut World Health Organization (WHO) (n.d.), lebih dari 466 juta orang di dunia yang mengalami gangguan pendengaran dan lebih dari 5% populasi dunia atau 34 juta orang adalah anak-anak. Disabilitas yang dialami individu ini pada umumnya terjadi ketika seseorang dilahirkan sebelum waktunya (*premature*) (Pajar dkk., 2018). Penyandang disabilitas khususnya tunawicara adalah individu yang tidak dapat berbicara dan memiliki karakteristik antara lain cadel, bicara tidak jelas, suara sengau dan tidak dapat mengeluarkan suara saat berbicara. Dalam kasus pada umumnya, seorang penderita tuna wicara juga mengalami gangguan bahkan kehilangan fungsi pendengaran (tunarungu) yang disebabkan karena bawaan lahir dan faktor bawaan (keturunan). Individu yang mengalami keterbatasan komunikasi memiliki cara tersendiri untuk mengutarakan perasaan dan pendapat dengan menggunakan komunikasi non-verbal atau bahasa tubuh seperti *American Sign Language* (ASL) sebagai bahasa non-verbal yang banyak digunakan di dunia.

ASL adalah bahasa non-verbal yang memiliki sifat linguistik yang sama seperti bahasa verbal. ASL menggunakan gerakan tangan dan wajah sebagai ekspresi mengungkapkan kalimat maupun perasaan. ASL memiliki 36 gerakan tangan yang mendeskripsikan huruf dan angka. Pembelajaran bahasa non-verbal seperti ASL biasanya dapat dilakukan dengan bantuan instruktur dan hal ini memerlukan biaya yang tidak murah. Sehingga diperlukannya alternatif lain untuk dapat mempelajari ASL dengan lebih murah bahkan tidak perlu mengeluarkan biaya.

Untuk dapat mengatasi masalah tersebut, peneliti telah merancang sistem yang dapat digunakan untuk melakukan pembelajaran ASL secara *real time*. Pembelajaran ini menggunakan sistem cerdas yang dapat mengoreksi kesalahan gerakan tangan dalam

pembelajaran ASL dan memberikan informasi posisi tangan yang benar.

Penelitian mengenai bahasa non-verbal telah dilakukan untuk mengatasi permasalahan serupa dan dikembangkan dalam beberapa tahun terakhir dengan berbagai metode penyelesaian. Penelitian mengenai pengenalan ASL dengan menggunakan SVM telah dilakukan Chong & Lee (2018) pada 26 variasi abjad dan dikombinasikan dengan 10 karakter berbeda. Pengenalan *Arabic Sign Language* dengan menggunakan *Machine Learning* telah dilakukan Deriche dkk. (2019) dan memperoleh tingkat akurasi mencapai 92% dengan metode *Gaussian Mixture Model* (GMM) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Penelitian untuk mengenali ekspresi wajah dengan menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM) (Cohen dkk., 2003), pengenalan postur dalam tampilan 2D dan 3D dengan menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) yang dilakukan untuk mengidentifikasi gerakan yang sesuai masih memiliki tingkat prediksi yang rendah (Boulay dkk., 2004), pengenalan gerakan ASL dengan menggunakan *Kinect* sebagai alat bantu untuk memperoleh gambar ASL (Bantupalli & Xie, 2019a; Sudiatmika dkk., 2019). Pengenalan pada gerak tangan bahasa arab dilakukan oleh (Khelil & Hamid, 2016) dengan 28 gerak tangan dan 10 angka dari 0 – 9 menghasilkan 91% keberhasilan dengan menggunakan metode *Leap Motion Controller* (LMC) dan *Microsoft Kinect System*. Penelitian sebelumnya telah melakukan pengujian dengan baik namun masih memiliki kelemahan dan salah satunya adalah biaya yang dikeluarkan lebih besar karena menggunakan perangkat khusus.

Dalam artikel ini, penelitian bertujuan untuk menghasilkan sistem pembelajaran ASL secara *real time* dengan lebih mudah dan tidak memerlukan biaya yang besar. Penerapan unsur-unsur teknologi praktis dan tepat diperlukan sebagai pendukung serta solusi yang efektif dalam penyelesaian masalah di atas dengan menggunakan pemrosesan citra digital.

Penelitian serupa telah dilakukan dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) (Prateek dkk., 2018), dimana peneliti menggunakan 26 abjad yang diperoleh dengan menggunakan kamera untuk memperoleh citra tangan. Penelitian berfokus

pada satu metode klasifikasi. Data yang diuji adalah data abjad dan belum mencantumkan data karakter lainnya. Penelitian mengenai pengenalan gerakan tangan juga dilakukan oleh Eshitha & Jose (2018) dengan menggunakan *neural network* dan dikembangkan menggunakan MATLAB dalam pengolahannya. Penelitian ini memiliki sistem kerja yang efisien dalam melakukan pelatihan jaringan pada data yang dilatih. Penggunaan metode computer vision juga telah dilakukan oleh Bantupalli & Xie (2019b) dengan metode CNN dan *Recurrent Neural Network* (RNN) dan memiliki keberhasilan yang baik namun juga memiliki kendala dalam membedakan antara area tangan dan area wajah. Penelitian oleh (Tripathi *dkk.*, 2015) menggunakan ekstraksi ciri *Wavelet* dan *Hidden Markov Model* (HMM) sebagai pengenalan gestur dapat menjelaskan cara dalam pengenalan ASL dengan memanfaatkan nilai warna *Red Green Blue* (RGB) untuk mengenali bagian tangan.

Penelitian mengenai ASL telah banyak dilakukan dengan berbagai metode ekstraksi maupun klasifikasi. Pada penelitian lain biasanya menggunakan 26 abjad dari A hingga Z. Penelitian ini memiliki konsep yang berbeda, di mana pada penelitian ini menggunakan 26 abjad, gerakan nomor 0 – 9 dan juga menggunakan 2 karakter penting yaitu hapus dan spasi. Penelitian ini juga memiliki tujuan dalam memperoleh perbedaan kinerja dari empat metode klasifikasi yang berbeda terhadap tingkat keberhasilan pembacaan ASL.

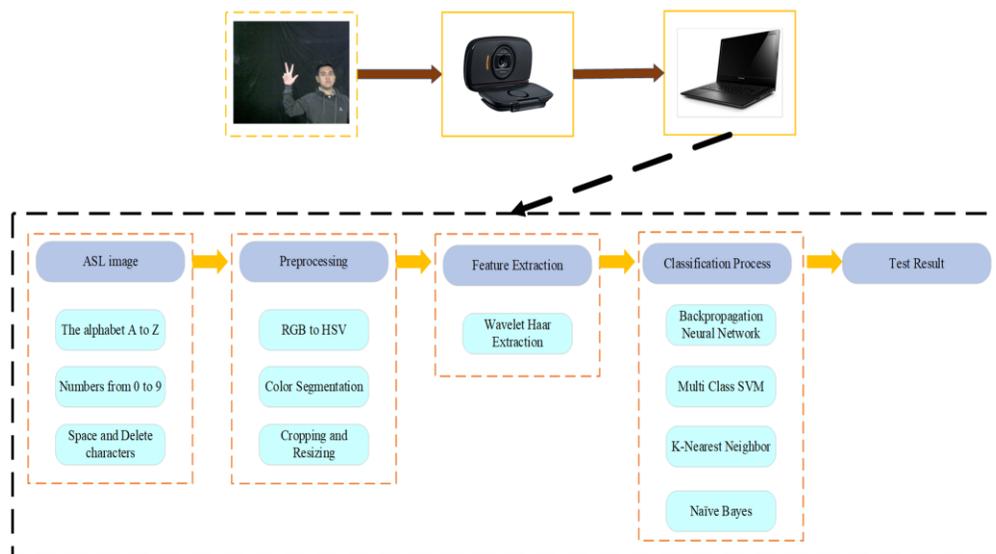
Peneliti menggunakan *webcam* untuk memperoleh gambar pengujian, kemudian melakukan pemrosesan citra untuk memperoleh citra bagian gerakan tangan. Sistem yang dirancang memiliki

kemampuan seperti manusia untuk mengenali objek dalam bentuk gerakan ASL. Ekstraksi ciri *Wavelet* digunakan untuk memperkecil ukuran data agar dapat diproses lebih cepat namun tidak mengurangi informasi penting pada citra aslinya.

Metode klasifikasi cerdas digunakan untuk menunjang perancangan sistem ini agar diperoleh hasil identifikasi yang memiliki akurasi tinggi. Empat metode klasifikasi digunakan untuk mengetahui kinerja dari sistem yang dirancang dalam mengidentifikasi gerak tangan, antara lain *Backpropagation Neural Network* Perambatan Balik, *Multi Class Support Vector Machine* (*Multi-Class SVM*), *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Naïve Bayes*.

**2. Metode Penelitian**

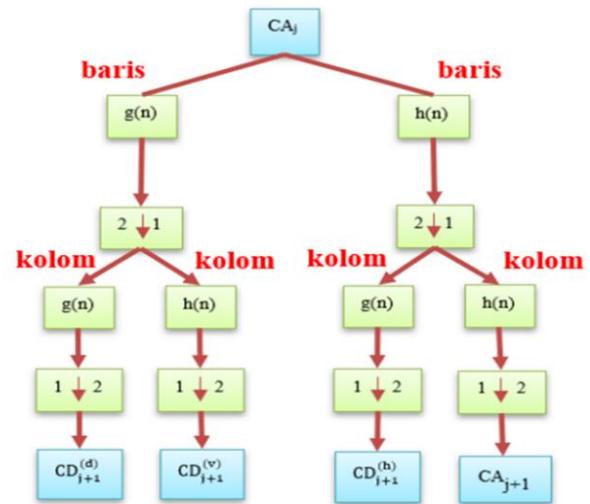
Penelitian berfokus pada perbandingan identifikasi dan klasifikasi pengenalan gerak tangan ASL pada setiap metode klasifikasi yang berbeda. Langkah pertama peneliti mengumpulkan data citra dengan 2 cara yaitu data yang diperoleh dari pengambilan seorang peraga gerakan ASL dan *database Kaggle* (*Kaggle*, n.d.), kemudian citra akan diolah dalam proses pra pengolahan yang berfungsi untuk memperoleh bagian tangan dari peraga dan menyesuaikan ukuran dan kontras citra. Citra kemudian akan di ekstraksi dengan menggunakan metode *Wavelet*. Pada tahap berikutnya citra akan dibagi menjadi 2 bagian data yaitu data latih dan data uji yang selanjutnya akan di proses klasifikasi dan menentukan keberhasilan pembacaan ASL dengan metode yang berbeda. Diagram alir dari identifikasi dan klasifikasi gerak tangan diperlihatkan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Diagram alir identifikasi dan klasifikasi gerak tangan ASL



Gambar 2. Diagram alir pra-pengolahan citra



Gambar 3. Bagan Algoritma Piramida

Keterangan:

X	Baris : konvolusi baris dengan tapis $g(n)$ atau $h(n)$
X	Kolom : konvolusi kolom dengan tapis $g(n)$ atau $h(n)$
2 ↓ 1	Sampling dengan mempertahankan kolom genap
1 ↓ 2	Sampling dengan mempertahankan baris genap

2.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini menggunakan 304 data citra gerak tangan dari karakteristik *American Sign Language* yang terdiri dari gerak tangan alphabet dan numerik. Data dibagi menjadi dua bagian, 190 data digunakan sebagai data latih dan 114 data digunakan sebagai data uji. Data diperoleh dari 2 sumber yaitu dari pengambilan citra yang dilakukan oleh peneliti dan data yang diperoleh dari database *Kaggle* (*Kaggle*, n.d.).

2.2. Pra-pengolahan Citra

Pra-pengolahan citra adalah tahapan untuk mempersiapkan citra sebelum diproses dalam ekstraksi ciri. Tahap ini digunakan untuk memisahkan bagian citra yang digunakan terhadap bagian yang tidak digunakan dan sebagai salah satu tahapan untuk mengurangi noise (*Gatc dkk.*, 2016; *Putra dkk.*, 2018) terhadap citra gerak tangan ASL.

Citra yang telah diperoleh dari webcam akan dilakukan konversi dari citra dengan format *Red Green Blue* (RGB) menjadi *Hue Saturation Value* (HSV), kemudian citra akan dilakukan thresholding untuk menentukan bagian citra yang diperlukan. Kemudian dilakukan proses cropping dan resizing guna memisahkan bagian citra yang diperlukan terhadap *background*. Diagram alir dari proses pra-pengolahan diperlihatkan pada Gambar 2.

2.3. Ekstraksi Ciri Wavelet

*Wavelet* merupakan salah satu metode ekstraksi ciri yang dapat diartikan sebagai gelombang mini (*small wave*). Kinerja dari metode *Wavelet* adalah dapat mengonversi suatu sinyal ke dalam sederetan sinyal *Wavelet* dalam gelombang mini. *Wavelet* mampu mengelompokkan energi citra dan terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan pada kelompok

koefisien yang memiliki sedikit energi citra dapat dihilangkan tanpa mengurangi nilai informasi dari suatu citra tersebut (*Kurniawan & Harjoko*, 2013; *Putra dkk.*, 2018).

Proses dekomposisi pada *Wavelet* dapat digunakan untuk memperlihatkan data ke dalam komponen frekuensi yang berlainan dengan resolusi yang sesuai dengan skalanya. Koefisien *Wavelet* dapat diimplementasikan sebagai transformasi *Wavelet* dengan menggunakan algoritma piramida (*pyramid algorithm*), yang diperlihatkan pada Gambar 3.

Pada dekomposisi *Wavelet* level satu dengan  $h(n)$  adalah tapis pelewat bawah,  $g(n)$  adalah tapis pelewat atas  $CA_j(LL)$  adalah koefisien rerata,  $CD_j^{(h)}(HL)$ ,  $CD_j^{(v)}(LH)$ , dan  $CD_j^{(d)}(HH)$  dimana masing-masing adalah koefisien horizontal, vertikal dan diagonal.

2.4. Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan empat metode klasifikasi yang berbeda. Hal ini diperlukan untuk mengetahui keakuratan dari identifikasi gerak tangan ASL. Metode klasifikasi yang digunakan, antara lain adalah *Backpropagation Neural Network*, *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Naïve Bayes*.

**2.4.1. Backpropagation Neural Network**

Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik merupakan salah satu metode klasifikasi yang didasarkan pada algoritma kesalahan. Pada metode ini, kesalahan merupakan suatu nilai yang digunakan sebagai perbaikan perhitungan dengan tujuan meningkatkan bobot pada setiap neuron. Pada algoritma ini, berat pada setiap neuron terdiri dari banyaknya lapisan (Putra *dkk.*, 2020). Arsitektur jaringan dapat diperlihatkan pada Gambar 4.

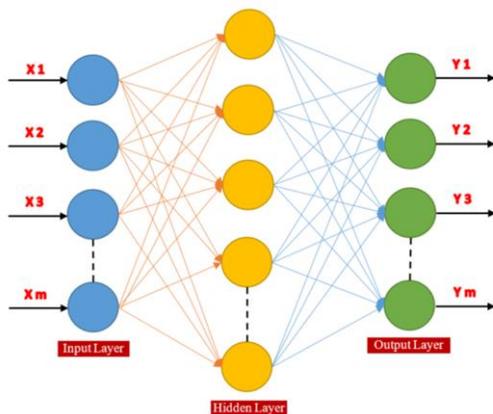
**2.4.2. Multi Class Support Vector Machine**

*Multi-Class Support Vector Machine* merupakan salah satu metode dalam model *supervised learning*. SVM bekerja dengan memaksimalkan hyperplane untuk membatasi setiap kelas data. Dengan menggunakan *Multi-Class SVM* peneliti dapat membagi kelas data dengan banyak *hyperplane*. Sehingga perlu dilakukan pelatihan terhadap data latih agar memperoleh kelas sesuai dengan nilai kelompoknya. Gambar 5 memperlihatkan *Multi-Class SVM*.

**2.4.3. K-Nearest Neighbor**

K-NN adalah metode klasifikasi yang dapat terhadap objek dengan berdasarkan data pembelajaran dengan menentukan nilai jarak terdekat antar objek. Semakin kecil nilai jarak terhadap sebuah objek, maka nilai tersebut akan memiliki tingkat kemiripan yang tinggi.

$$j(v_1, v_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^N (v_1(k) - v_2(k))^2} \quad (1)$$



**Gambar 4.** Arsitektur *Backpropagation Neural Network* Perambatan Balik

1. Lapisan input (1 buah), terdiri dari 1 X input satuan.
2. Lapisan tersembunyi (setidaknya 1 buah), terdiri dari 1 unit Y tersembunyi.
3. Lapisan output (1 buah), terdiri dari 1 hingga M unit output.

$v_1$  dan  $v_2$  adalah vektor kedua jarak yang akan dihitung dan N menyatakan panjang vektor tersebut.

**2.4.4. Naïve Bayes**

Metode *Naïve Bayes* merupakan salah satu metode machine learning yang menggunakan probabilitas dan statistik dalam perhitungannya. Algoritma ini dapat memprediksi peluang pada nilai yang akan muncul berdasarkan pengalaman perhitungan sebelumnya. Persamaan dari metode *Naïve Bayes* dapat diperlihatkan dengan Persamaan 2.

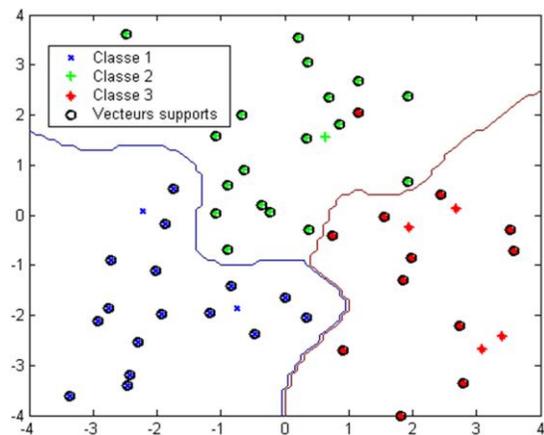
$$P(C|X) = \frac{P(x|c) P(c)}{P(x)} \quad (2)$$

Dimana x adalah data dengan kelas yang belum diketahui, c adalah hipotesis data dengan suatu kelas spesifik, P(c|x) adalah probabilitas hipotesis berdasarkan kondisi, P(c) adalah probabilitas hipotesis, P(x|c) adalah probabilitas pada kondisi hipotesis, dan P(x) adalah probabilitas c.

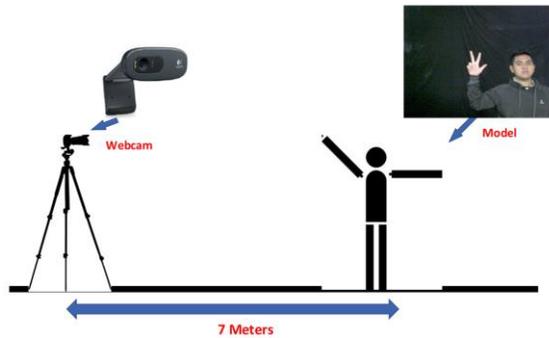
**3. Hasil dan Pembahasan**

Pengujian dilakukan pada jarak 7 meter dengan menggunakan webcam sebagai penangkap citra dan diperlihatkan pada Gambar 6. Pada Gambar 7 memperlihatkan *Graphical User Interface* (GUI) dari sistem identifikasi gerak tangan ASL yang terbagi menjadi beberapa model gambar dan memperlihatkan tahapan dalam proses identifikasi.

Dengan menggunakan pemrosesan citra peneliti dapat mengambil citra yang diperlukan dan menghilangkan citra yang tidak diperlukan, kemudian peneliti melakukan ekstraksi ciri terhadap citra tersebut untuk memperoleh citra dengan ukuran data yang bernilai lebih kecil namun memiliki seluruh informasi yang diperlukan untuk proses klasifikasi. Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan empat metode



**Gambar 5.** *Multi-Class Support Vector Machine*



Gambar 6. Ilustrasi pengambilan citra gerak tangan.



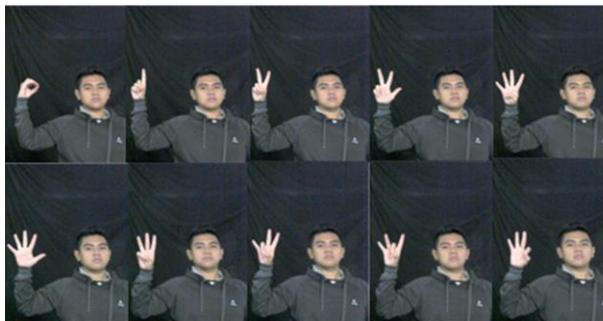
Gambar 7. GUI identifikasi gerakan tangan ASL

klasifikasi yang berbeda, sehingga dapat diketahui metode yang memiliki tingkat akurasi yang tertinggi.

Pada GUI memperlihatkan hasil dari identifikasi dengan menggunakan metode yang berbeda. Kita dapat menentukan desimasi dari ekstraksi ciri yang digunakan. Desimasi digunakan sebagai hasil dari ekstraksi ciri *Wavelet* dengan mengakibatkan suatu citra memiliki ukuran piksel yang lebih kecil dari citra aslinya. Ukuran citra yang memiliki piksel rendah masih memiliki informasi penting yang diberikan oleh citra aslinya. Dalam pengujian ini terdapat 4 variasi desimasi yang disediakan, diantaranya desimasi 64 x 64 piksel, 32 x 32 piksel, 16 x 16 piksel dan 8 x 8 piksel. Pada tahap akhir terdapat informasi mengenai hasil dari pengujian dengan nilai pendekatan yang dimiliki oleh citra gerak tangan ASL yang dilakukan oleh penguji.

Sebagai contoh bahwa pengujian pada gambar di atas memperlihatkan penguji yang sedang melakukan gerak tangan ASL dengan memberi isyarat angka 8, kemudian diproses pada system yang diperlihatkan dari citra asli kemudian mengalami pemrosesan citra hingga memperoleh bagian tangan yang diperlukan. Dari bagian citra tersebut ditentukan desimasi yang akan digunakan dan memberikan hasil pengujian sesuai dengan isyarat yang dikirimkan oleh penguji yaitu angka 8.

Gambar 8 memperlihatkan sebagian dari proses penguji dalam melakukan gerak tangan ASL yang dilakukan secara *real time*. Data yang diperoleh akan

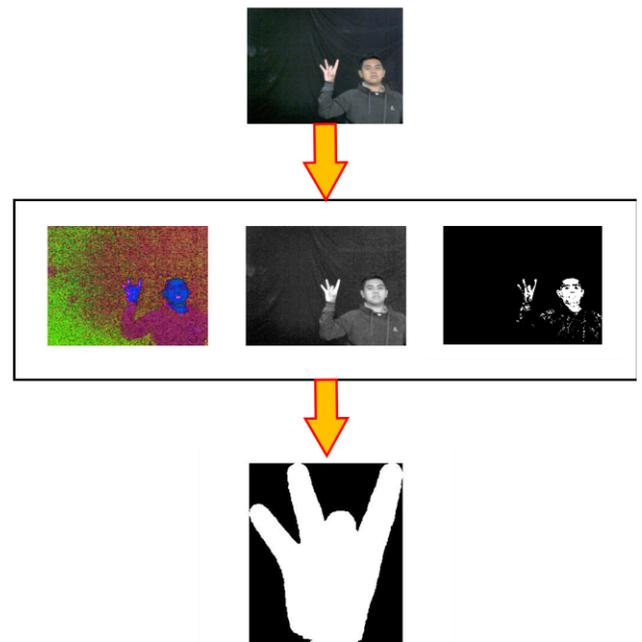


Gambar 8. Contoh gambar pengujian.

diproses untuk diketahui hasil dari identifikasi terhadap data latih. Berikut adalah proses dari pemrosesan citra, ekstraksi ciri dan klasifikasi.

### 3.1. Pra-pengolahan Citra

Pra-pengolahan citra merupakan proses untuk memperoleh bagian citra yang diperlukan dan menghilangkan bagian citra yang tidak diperlukan. Proses ini juga bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra sebelum masuk pada proses ekstraksi ciri. Dalam proses pra-pengolahan citra, sebuah citra akan dilakukan konversi dari citra *Red Green Blue* (RGB) ke citra *Hue Saturation Value* (HSV) dan kemudian dilakukan threshold dengan nilai tertentu untuk memperoleh bagian tangan yang mewakili karakter ASL. Berikut merupakan proses dari pra-pengolahan citra yang ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Pemrosesan citra gerak tangan.

**3.2. Ekstraksi Ciri**

Pengujian dilakukan untuk mengetahui kinerja dari sistem dengan melakukan perbandingan pada desimasi yang digunakan serta metode klasifikasi cerdas yang berbeda-beda. Desimasi pada *Wavelet* digunakan dengan mengakibatkan nilai dari piksel citra mengalami perubahan. Perubahan nilai pada piksel akan mengakibatkan suatu citra memiliki nilai piksel yang lebih kecil dari citra aslinya. Perbedaan citra setelah dilakukan ekstraksi ciri dengan metode *Wavelet* dapat diperlihatkan pada Gambar 10.

Terlihat bahwa citra awal adalah citra dari Gerakan tangan menunjukkan angka 8 (delapan) kemudian dilakukan ekstraksi terhadap citra itu sebanyak 4 kali dengan desimasi 64 x 64 piksel, 32 x 32 piksel, 16 x 16 piksel dan 8 x 8 piksel. Arti dari 64 x 64 piksel adalah suatu citra asli dengan ukuran piksel 312 x 260 piksel diekstrak hingga berukuran 64 x 64 piksel menggunakan metode *Wavelet*. Pemrosesan ini perlu dilakukan agar sistem dapat mengidentifikasi gerak tangan dengan lebih cepat.

Metode ekstraksi yang digunakan tidak mengurangi nilai atau informasi penting yang terdapat pada citra. Sehingga dapat dikatakan bahwa citra dengan ukuran 312 x 260 piksel memiliki informasi yang sama dengan citra berukuran 64 x 64 piksel. Namun terlihat bahwa semakin kecil nilai desimasi menghasilkan ukuran citra akan semakin kecil dan semakin buram (*blur*).

Gambar 11 – 13 memperlihatkan proses dari pemrosesan citra digital dalam penelitian ini. Terlihat bahwa terdapat 3 gambar yang menunjukkan citra dari gerak tangan ASL huruf A sampai dengan Z dan terdapat 2 karakter yaitu spasi dan delete. Gambar di bawah memiliki 9 baris yang memiliki hasil pemrosesan yang berbeda. Baris pertama, menunjukkan citra asli gerak tangan ASL yang menunjukkan 28 model gerak tangan. Baris kedua, hasil dari citra yang dilakukan

proses konversi RGB ke HSV. Baris ketiga, citra dengan nilai Value yang akan dilakukan *threshold* bagian citra yang diperlukan dan nantinya akan menghilangkan bagian *background* citra.

Baris keempat, citra dilakukan pembalikan nilai warna agar bagian yang digunakan menjadi citra berwarna hitam. Baris kelima, dilakukan penghilangan objek-objek kecil pada citra yang tidak digunakan dan mempertahankan bagian citra yang diperlukan dalam ekstraksi ciri. Baris keenam, citra yang telah dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan desimasi 64 x 64 piksel. Baris ketujuh, citra yang telah dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan desimasi 32 x 32 piksel. Baris kedelapan, citra yang telah dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan desimasi 16 x 16 piksel. Baris kesembilan, citra yang telah dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan desimasi 8 x 8 piksel.

**3.3 Proses Klasifikasi**

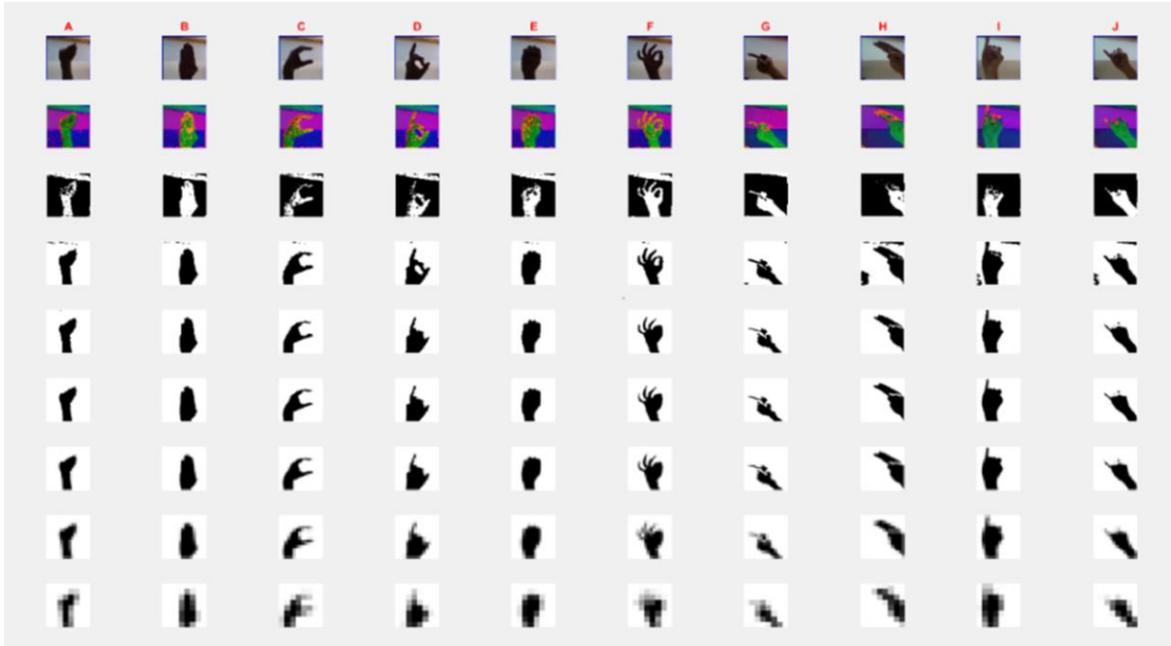
Pada proses klasifikasi dengan menggunakan metode yang berbeda-beda memperoleh hasil yang berbeda pula. Proses klasifikasi dengan menggunakan *Backpropagation Neural Network* Perambatan Balik dapat diperlihatkan pada Gambar 14.

Gambar 14 memperlihatkan hasil dari pelatihan dengan 332 *Epochs* yang diperlukan untuk sampai pada target atau kondisi ideal. Hasil dari pelatihan *Backpropagation Neural Network* di atas memperoleh keberhasilan pelatihan 99%. Sehingga pelatihan dengan menggunakan *Backpropagation Neural Network* dapat digunakan sebagai pembandingan dari pengujian yang dilakukan.

Gambar 15 memperlihatkan hasil dari pelatihan dengan *Multi-Class Support Vector Machine* yang memperlihatkan antara sebaran kelas data latih yang ditandai oleh bentuk ‘O’ dan terdapat data uji yang diperlihatkan dengan bentuk ‘\*’.



**Gambar 10.** Memperlihatkan hasil dari ekstraksi ciri *Wavelet* dengan variasi desimasi.



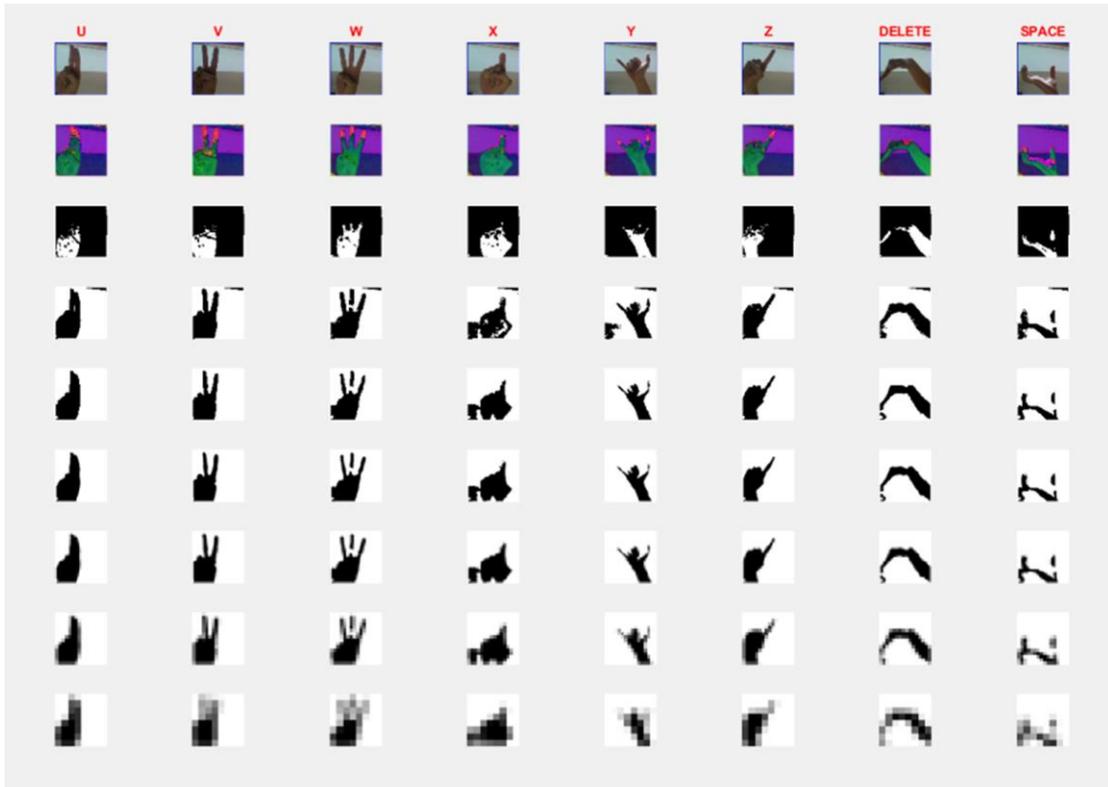
Gambar 11. Proses dari ekstraksi ciri pada huruf A sampai dengan J.



Gambar 12. Proses dari ekstraksi ciri pada huruf K sampai dengan T.

Pada pelatihan dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor* dan *Naïve Bayes* diperoleh hasil pelatihan pada setiap desimasi yang berbeda dengan nilai akurasi yang diperoleh relatif tinggi. Hasil dari pelatihan tersebut dapat diperlihatkan pada Tabel 1.

Pelatihan yang menggunakan metode klasifikasi KNN memperoleh tingkat pelatihan tertinggi dengan nilai akurasi 98% pada desimasi 32 x 32 piksel. Sedangkan pada pelatihan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* menghasilkan tingkat akurasi tertinggi dengan nilai 88% pada desimasi 64 x 64 piksel.



Gambar 13. Proses dari ekstraksi ciri pada huruf U sampai dengan Z serta karakter delete dan spasi.

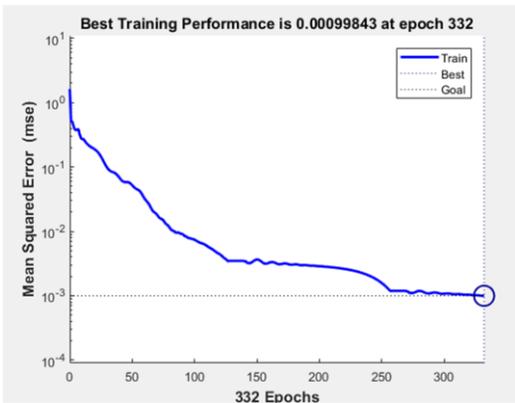
Sehingga dari kedua pelatihan ini dengan konsep metode pendekatan dengan nilai jarak terlihat bahwa metode KNN lebih unggul dalam pelatihan.

**3.4 Hasil Pengujian**

Dalam pengujian yang dilakukan dengan menggunakan 190 gerak tangan ASL yang bervariasi. Berbeda dengan penelitian serupa, penelitian ini telah menggunakan data kombinasi dari abjad, angka dan

karakter. Dengan adanya desimasi pada *Wavelet* memiliki pengaruh terhadap hasil pembacaan. Perbedaan metode klasifikasi yang digunakan juga mempengaruhi hasil dari tingkat keberhasilan pada setiap penelitian serupa yang menguji pada data ASL.

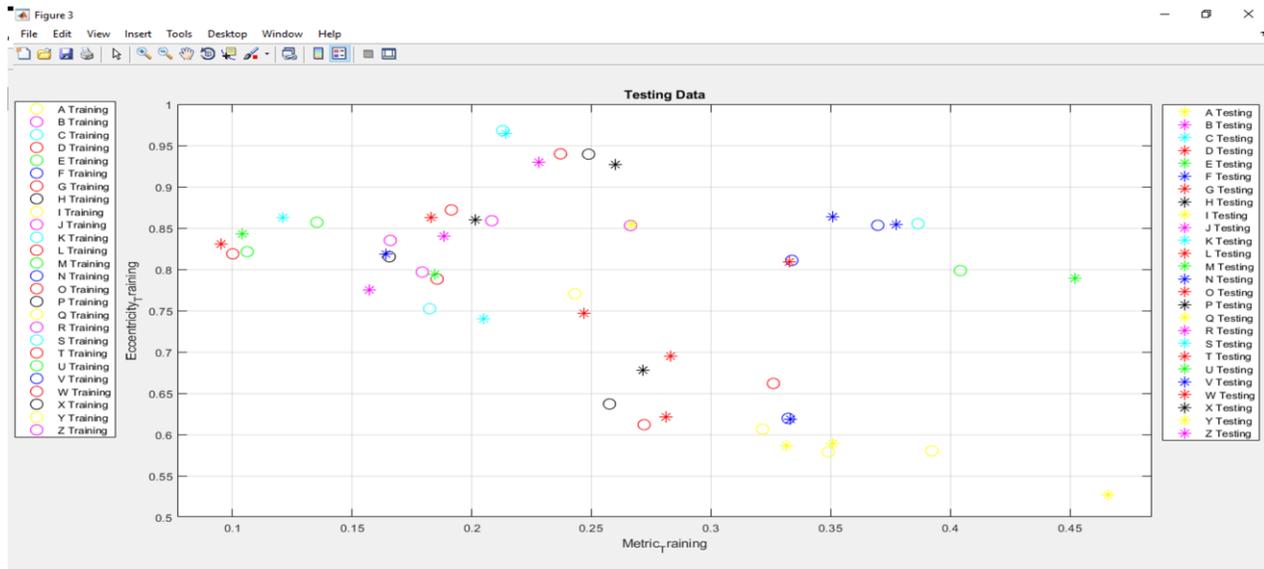
Penggunaan data sebanyak 62,5% atau berjumlah 190 data citra telah dapat memperoleh klasifikasi dengan hasil yang tinggi. Hal ini dapat terjadi karena citra data latih menggunakan gambar citra yang hanya menunjukkan bagian tangan saja, sehingga memiliki resiko noise yang lebih kecil. Terlihat bahwa data citra latih telah ditampilkan pada Gambar 11 – 13 yang hanya memperlihatkan bagian tangan. Berbeda halnya dengan data citra uji yang mengambil hampir 40% objek di area badan untuk dideteksi dan dipisahkan



Gambar 14. Memperlihatkan hasil dari pelatihan gerak tangan ASL.

Tabel 1. Akurasi pelatihan dengan menggunakan KNN dan *Naïve Bayes*

Metode Klasifikasi	Variasi Desimasi (Piksel)			
	64 x 64	32 x 32	16 x 16	8 x 8
<i>K-Nearest Neighbor</i>	98%	93%	88%	85%
<i>Naïve Bayes</i>	88%	85%	82%	75%



Gambar 15. Hasil dari pelatihan dengan menggunakan *Multi-Class Support Vector Machine*.

Tabel 2. Pengujian dengan variasi desimasi terhadap metode klasifikasi

Varian Desimasi (piksel)	Classification Method			
	<i>Backpropagation Neural Network</i>	<i>Multi-Class SVM</i>	<i>K-Nearest Neighbor</i>	<i>Naïve Bayes</i>
64 x 64	98.28%	99.43%	93.68%	86.21%
32 x 32	96.55%	98.85%	97.7%	93.68%
16 x 16	89.66%	98.85%	88.51%	95.98%
8 x 8	89.8%	92.53%	85.63%	79.89%

Tabel 3. Rerata waktu yang diperoleh dalam pengujian pada variasi desimasi

Variasi Desimasi (piksel)	Classification Method			
	<i>Backpropagation Neural Network</i>	<i>Multi-Class SVM</i>	<i>K-Nearest Neighbor</i>	<i>Naïve Bayes</i>
64 x 64	0.885484	0.704373	0.800524	0.955503
32 x 32	0.619818	0.561838	0.579621	0.735138
16 x 16	0.190121	0.461144	0.364354	0.393276
8 x 8	0.426059	0.223548	0.216822	0.179903

antara objek tangan terhadap objek lainnya yang tidak digunakan. Proses pengujian yang dilakukan terlihat pada Gambar 7 yang memperlihatkan bagian atas dari anggota tubuh namun hanya mengenali bagian objek tangan.

Pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri *Wavelet* dengan 4 variasi desimasi. Variasi desimasi yang digunakan adalah 64 x 64 piksel, 32 x 32 piksel, 16 x 16 piksel dan 8 x 8 piksel. Setiap variasi desimasi telah dilakukan identifikasi pada metode klasifikasi yang berbeda. Hasil dari pengujian tersebut terlihat pada Tabel 2. Tabel 2 memperlihatkan pengujian dengan

variasi desimasi terhadap metode klasifikasi yang berbeda. Akurasi tertinggi pada pengujian terdapat pada desimasi 64 x 64 piksel dengan *Multi-Class SVM* sebagai metode terbaik mencapai 99.43%. Kemudian pada metode *Backpropagation Neural Network* akurasi tertinggi mencapai 98.28% dengan menggunakan desimasi 64 x 64. Sedangkan untuk metode KNN diperoleh nilai akurasi tertinggi pada desimasi 32 x 32 piksel dengan nilai akurasi 97.7%. Metode *Naïve Bayes* memperoleh nilai akurasi tertinggi yaitu 95.98% pada desimasi 16 x 16.

Perbedaan tingkat akurasi dipengaruhi oleh setiap karakteristik dari metode klasifikasi yang digunakan.

Metode klasifikasi *Backpropagation Neural Network* dan *Multi-Class SVM* memperoleh nilai rata-rata akurasi pengenalan berturut-turut adalah 93.57% dan 97.42%. Sedangkan pada metode klasifikasi KNN dan Naïve Bayes memperoleh nilai rata-rata akurasi pengenalan secara berurutan 91.38% dan 88.94%. Terlihat bahwa klasifikasi terbaik untuk mengidentifikasi gerak tangan ASL menggunakan metode *Multi-Class SVM*.

Keberhasilan yang lebih tinggi dikarenakan karakteristik sistem ini yang lebih kompleks dari metode lainnya. *Multi-Class SVM* terlebih dahulu memisahkan data pada bagian-bagian yang berbeda untuk menemukan nilai dominan pada suatu data yang diproses. Hal ini menjadikan metode ini dapat mengenali perbedaan setiap data yang masuk pada klasifikasi dengan lebih detail.

Penelitian ini juga memperhatikan dari segi rerata waktu yang diperlukan pada setiap metode klasifikasi untuk melakukan proses pengenalan pada data uji berdasarkan variasi desimasi yang diperlihatkan pada Tabel 3. Rerata waktu yang diperoleh pada pengujian memiliki nilai yang berbeda pada setiap metode klasifikasi. Terlihat pada Tabel 3, rerata waktu tercepat untuk melakukan pengenalan pada desimasi 64 x 64 dan 32 x 32 diperoleh dengan menggunakan metode *Multi-Class SVM*, kemudian pada desimasi 16 x 16 diperoleh dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* dan pada desimasi 8 x 8 diperoleh dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*. Rerata waktu perlu diperhatikan agar dapat menentukan metode klasifikasi yang memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi dengan waktu yang singkat.

Pengujian yang telah dilakukan memperoleh hasil yang diharapkan sesuai dengan penelitian. Terlihat pada Tabel 2, telah memperlihatkan hasil pembacaan dengan akurasi yang tinggi. Presentase klasifikasi yang tinggi di pengaruhi oleh ekstraksi ciri *Wavelet* yang memiliki nilai desimasi bervariasi. Desimasi ini sangat mempengaruhi dari hasil klasifikasi pada sistem. Terlihat bahwa penggunaan desimasi dengan piksel yang lebih besar akan memiliki hasil klasifikasi yang lebih baik. Terlihat pada Gambar 10 bahwa penggunaan desimasi 64 x 64 piksel memiliki bentuk citra yang lebih jelas dengan ukuran data yang lebih kecil dari aslinya namun tetap dapat mewakili data citra sesungguhnya. Identifikasi dan klasifikasi pengenalan gerak tangan ASL memiliki tingkat pembacaan tertinggi dengan menggunakan metode klasifikasi *Multi-Class SVM* dengan tingkat akurasi 98.85% dengan rerata waktu klasifikasi 0.57 detik

#### 4. Kesimpulan

Sistem telah dapat mengidentifikasi bahasa isyarat dan gerak tangan dengan menggunakan variasi metode klasifikasi yang berbeda. Perbandingan pada

setiap metode klasifikasi terhadap pengenalan telah memiliki hasil keberhasilan yang berbeda. Tingkat keberhasilan yang paling tinggi diperoleh dengan menggunakan metode klasifikasi *Multi-Class SVM*. Dengan keberhasilan dalam pengenalan yang baik maka dapat dikatakan bahwa sistem ini sesuai untuk digunakan dalam pembelajaran bahasa ASL

#### Ucapan Terima Kasih

Terima kasih disampaikan kepada Universitas Palangka Raya yang telah membantu peneliti dalam pendanaan dan fasilitas penelitian sehingga dapat diselesaikannya penelitian ini dan dapat bermanfaat bagi masyarakat.

#### Daftar Pustaka

- Bantupalli, K., & Xie, Y. (2019a). American Sign Language Recognition using Deep Learning and Computer Vision. *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2018*, 4896–4899. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622141>
- Bantupalli, K., & Xie, Y. (2019b). American Sign Language Recognition using Deep Learning and Computer Vision. *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2018*, 4896–4899. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622141>
- Boulay, B., Bremond, F., & Thonnat, M. (2004). Human Posture Recognition in Video Sequence. *Control, Automation, Robotics and Vision Conference, 2004. ICARCV 2004 8th* .
- Chong, T. W., & Lee, B. G. (2018). American sign language recognition using leap motion controller with machine learning approach. *Sensors (Switzerland)*, 18(10). <https://doi.org/10.3390/s18103554>
- Cohen, I., Sebe, N., Garg, A., Chen, L. S., & Huang, T. S. (2003). Facial expression recognition from video sequences: temporal and static modeling. *Computer Vision and Image Understanding*, 91(1-2), 160-187. [https://doi.org/10.1016/S1077-3142\(03\)00081-X](https://doi.org/10.1016/S1077-3142(03)00081-X)
- Deriche, M., Aliyu, S., & Mohandes, M. (2019). An Intelligent Arabic Sign Language Recognition System using a Pair of LMCs with GMM Based Classification. *IEEE Sensors Journal*, 19(18), 1–12. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2917525>
- Eshitha, K. V., & Jose, S. (2018). Hand Gesture Recognition Using Artificial Neural Network. *2018 International Conference on Circuits and Systems in Digital Enterprise Technology, ICCSDET 2018*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.1109/ICCSDET.2018.8821076>

- Gatc, J., Gunawan, V. A., & Maspiyanti, F. (2016). Chlorophyll-A concentration estimation for seaweed identification in Kupang bay using MODIS aqua data. 2016 IEEE 6th International Conference on Communications and Electronics, IEEE ICCE 2016, 289–293. <https://doi.org/10.1109/CCE.2016.7562651>
- Kaggle. (n.d.). ASL Alphabet. Retrieved June 6, 2020, from <https://www.kaggle.com/grassknotted/asl-alphabet/data>
- Khelil, B., & Hamid, A. (2016). Hand gesture recognition using Leap Motion Controller. *IJSR*, 5(10), 436–441.
- Kurniawan, W., & Harjoko, A. (2013). Pengenalan Bahasa Isyarat dengan Metode Segmentasi Warna Kulit dan Center of Gravity. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 1(2), 67–78. <https://doi.org/10.22146/ijeis.1964>
- Pajar, T. Y., Purwanto, D., & Kusuma, H. (2018). Pengenalan Bahasa Isyarat Tangan Menggunakan Depth Image. *Jurnal Teknik ITS*, 7(1). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v7i1.28567>
- Prateek, S. G., Jagadeesh, J., Siddarth, R., Smitha, Y., Hiremath, P. G. S., & Pendari, N. T. (2018). Dynamic Tool for American Sign Language Finger Spelling Interpreter. *Proceedings - IEEE 2018 International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking, ICACCCN 2018*, 596–600. <https://doi.org/10.1109/ICACCCN.2018.8748859>
- Putra, L. S. A., Isnanto, R.R., Triwiyatno, A., & Gunawan, V. A. (2020). Identification of Heart Disease With Iridology Using Backpropagation Neural Network. *2018 2nd Borneo International Conference on Applied Mathematics and Engineering (BICAME)*. 138–142. <https://doi.org/10.1109/bicame45512.2018.1570509882>
- Putra, L. S. A., Sumarno, L., & Gunawan, V. A. (2018, October). The Recognition Of Semaphore Letter Code Using Haar Wavelet And Euclidean Function. In *2018 5th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 759-763. IEEE.
- Sudiatmika, I. B. K., Rahman, F., Trisno, & Suyoto. (2019). Image forgery detection using error level analysis and deep learning. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 17(2), 653–659. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.V17I2.8976>
- Tripathi, K., Baranwal, N., & Nandi, G. C. (2015). Continuous dynamic Indian Sign Language gesture recognition with invariant backgrounds. *2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, ICACCI 2015*, 2211–2216. <https://doi.org/10.1109/ICACCI.2015.7275945>
- World Health Organization (n.d.). Deafness. Retrieved June 6, 2020, from <https://www.who.int/news-room/facts-in-pictures/detail/deafness>