

Image Classification pada Kasus American Sign Language Menggunakan Support Vector Machine

Zulkifli¹, Imam Muslem R^{2,*}

¹ Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika Medis, Universitas Almuslim, Bireuen, Indonesia

² Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Almuslim, Bireuen, Indonesia

Email: ¹zulladasicupak@gmail.com, ^{2,*}imamtkj@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: imamtkj@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji model klasifikasi gambar tangan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengidentifikasi digit pada American Sign Language (ASL). Metode ini memanfaatkan teknik image processing untuk ekstraksi fitur yang relevan dari citra tangan dan kemampuan SVM dalam memisahkan pola yang kompleks. Data pelatihan dan pengujian terdiri dari citra tangan yang merepresentasikan digit 0 hingga 9 dalam ASL. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model selama pelatihan, untuk mengukur kinerja dan validitas model dalam situasi dunia nyata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan mampu mengenali digit pada ASL dengan akurasi yang memuaskan, dimana tingkat akurasi model yang dibangun adalah sebesar 99,8% dengan loss sebesar 0,018. Analisis kesalahan memberikan wawasan tentang situasi-situasi yang membingungkan model dan potensi perbaikan lebih lanjut. Penggunaan SVM dalam klasifikasi ASL ini membuka peluang baru dalam memperkuat aksesibilitas komunikasi bagi komunitas bahasa isyarat tangan. Kesimpulannya, model ini memiliki potensi untuk memberikan kontribusi positif dalam memfasilitasi komunikasi dan inklusi bagi komunitas tuli.

Kata Kunci: Klasifikasi Gambar Tangan; American Sign Language; Support Vector Machine; Image Processing; Identifikasi Digit

Abstract— This study aims to develop and test a hand drawing classification model using the Support Vector Machine (SVM) algorithm to identify digits in American Sign Language (ASL). This method utilizes image processing techniques for extracting relevant features from hand images and SVM's ability to separate complex patterns. The training and test data consists of hand images representing the digits 0 through 9 in ASL. Tests are performed using test data that the model has never seen during training, to measure the performance and validity of the model in real-world situations. The results showed that the developed classification model was able to recognize digits in ASL with satisfactory accuracy, where the accuracy of the developed model was 99.8% with a loss of 0.018. Error analysis provides insight into situations that confuse the model and the potential for further improvement. The use of SVM in this ASL classification opens up new opportunities in strengthening communication accessibility for the hand sign language community. In conclusion, this model has the potential to make a positive contribution in facilitating communication and inclusion for deaf communities.

Keywords: Hand Image Classification; American Sign Language; Support Vector Machine; Image Processing; Digit Identification

1. PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi dan digitalisasi yang semakin mendalam, teknologi komputer telah mengalami perkembangan yang pesat dan mengubah wajah masyarakat serta berbagai aspek kehidupan manusia [1]. Inovasi dalam bidang komputasi, seperti kemajuan dalam kecerdasan buatan, komputasi awan, dan pemrosesan Big Data, telah memberikan dampak besar dalam berbagai sektor, termasuk industri, kesehatan, pendidikan, dan hiburan [2]. Dari perangkat wearable hingga mobil otonom, perkembangan ini telah mengubah cara kita berinteraksi dengan dunia sekitar, memicu revolusi teknologi yang mengubah cara kerja, belajar, dan berkomunikasi [3], [4]. Di industri, teknologi otomasi dan robotika telah mengubah lanskap produksi dengan mengintegrasikan mesin pintar dan sistem pengendalian yang lebih efisien, seperti yang terlihat dalam industri manufaktur yang menggunakan robot untuk merakit produk secara presisi dan cepat [5]. Dalam sektor kesehatan, teknologi komputer telah membantu dalam diagnosis yang lebih akurat dan pengobatan yang lebih efektif, seperti penggunaan teknik analisis citra medis berbasis kecerdasan buatan untuk mendeteksi dini penyakit kritis seperti kanker [6]. Pendidikan juga mengalami transformasi melalui teknologi, seperti penggunaan platform pembelajaran online dan simulasi interaktif yang membantu siswa memahami konsep-konsep kompleks [7]–[9]. Dari hiburan hingga sektor keuangan, teknologi komputer terus mengubah paradigma dan memberikan potensi baru yang mengesankan dalam menghadapi tantangan zaman modern [10].

Salah satu fokus dalam pengembangan teknologi komputerisasi adalah kecerdasan buatan [11], [12]. Dalam konteks ini, klasifikasi gambar dengan menggunakan algoritma kecerdasan buatan telah menjadi perhatian utama [13]. Dengan kemampuan untuk mengenali pola dan fitur dalam gambar, kecerdasan buatan mampu membawa efisiensi dan presisi dalam analisis data visual [14], [15]. Penerapan teknik ini dalam berbagai bidang, seperti kedokteran, industri, dan transportasi, telah membawa dampak yang positif dalam mengoptimalkan pengambilan keputusan dan memahami informasi yang tersembunyi dalam gambar-gambar kompleks [16]. Namun, ada beberapa tantangan yang perlu diatasi dalam mengimplementasikan klasifikasi gambar dengan kecerdasan buatan, termasuk masalah dalam preprocessing data, pemilihan model yang sesuai, serta penanganan kasus yang kurang umum atau tidak terduga [17], [18].

American Sign Language (ASL) adalah sebuah bahasa isyarat visual yang digunakan oleh komunitas tuli dan pendengar-impaired di Amerika Serikat dan beberapa wilayah lainnya [19]. ASL memiliki struktur dan tata bahasa sendiri yang berbeda dari bahasa lisan, dan digunakan untuk berkomunikasi melalui gerakan tangan, ekspresi wajah, dan bahasa tubuh [20]. Bahasa ini memiliki sejarah dan budaya yang kaya, dan sering dianggap sebagai bahasa utama bagi individu tuli [21]. ASL memiliki beragam isyarat tangan yang merepresentasikan kata, frasa, dan kalimat, serta mencakup aspek

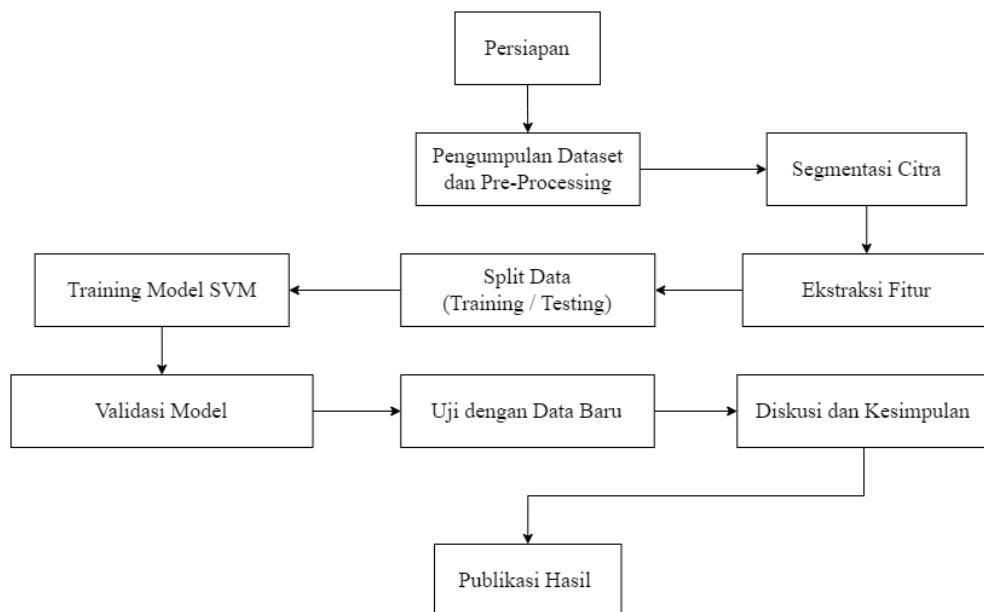
linguistik seperti morfologi dan sintaksis [22]. Pengenalan teknologi dan metode komputasi dalam mengartikan ASL menjadi teks atau suara memiliki potensi untuk memperkuat komunikasi antara komunitas bahasa isyarat tangan dengan dunia luar [23]–[29]. Beberapa penelitian telah dilakukan dalam mengembangkan model klasifikasi American Sign Language (ASL), diantaranya adalah klasifikasi ASL berbasis deep learning [30], [31], klasifikasi ASL berbasis CNN [32]–[34], klasifikasi ASL berbasis teknologi image processing dan machine learning [35], bahkan juga ada penelitian yang membahas perbandingan model klasifikasi ASL [36].

Adapun masalah yang diangkat dalam penelitian ini berkaitan dengan kebutuhan untuk mengembangkan solusi teknologi yang dapat membantu komunitas tuli dalam berkomunikasi lebih efektif. American Sign Language (ASL) adalah bentuk komunikasi yang sangat penting bagi individu dengan gangguan pendengaran, namun sering kali kesulitan muncul saat mencoba menerjemahkan gerakan isyarat tangan menjadi bentuk komunikasi yang lebih umum digunakan seperti teks [25], [27]. Oleh karena itu, penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi gambar tangan untuk mengidentifikasi digit dalam ASL dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam memfasilitasi komunikasi antara komunitas ini dan dunia luar [37]–[39]. Namun, variasi dalam pose tangan, pencahayaan, dan latar belakang dapat memengaruhi akurasi klasifikasi gambar tangan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengatasi tantangan ini melalui penerapan teknik image processing dan algoritma SVM untuk mengenali digit dalam citra tangan ASL [40]–[42]. Dengan adanya penelitian ini, akan tercipta solusi teknologi yang memberikan kontribusi positif dalam menghubungkan dan meningkatkan komunikasi serta aksesibilitas bagi komunitas bahasa isyarat tangan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Adapun alur penelitian untuk klasifikasi citra untuk mengenali digit pada American Sign Language menggunakan algoritma Support Vector Machine dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

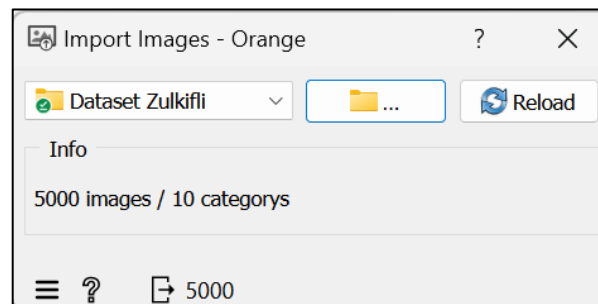
Proses penelitian dilakukan dengan alur sebagai berikut:

- Pengumpulan Data**
Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data citra tangan yang berisi isyarat tangan yang merepresentasikan digit 0 hingga 9 dalam American Sign Language (ASL). Data ini dapat diperoleh dari sumber-sumber terpercaya atau dengan menggunakan perangkat sendiri untuk mengambil citra.
- Preprocessing Data dengan Orange**
Pada tahap ini dilakukan import data ke dalam Orange Data Mining. Pada tahap ini juga dilakukan preprocessing pada data citra menggunakan berbagai alat preprocessing yang disediakan oleh Orange, seperti pengubahan ke skala abu-abu, normalisasi, dan pemadatan.
- Segmentasi Tangan**
Pada tahap ini dilakukan proses image segmentation dengan menggunakan alat-alat segmentasi yang disediakan oleh Orange untuk mengisolasi bagian tangan dalam citra. Ini bisa melibatkan teknik deteksi tepi atau pemisahan objek berdasarkan warna dan tekstur.
- Ekstraksi Fitur dengan Orange**

- Pada tahap ini dilakukan proses ekstraksi fitur menggunakan alat ekstraksi fitur yang disediakan oleh Orange untuk mengidentifikasi fitur-fitur penting dalam citra yang akan digunakan oleh algoritma SVM dalam proses klasifikasi.
- e. Pembagian Data
Pada tahap ini dilakukan pembagian dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan proporsi yang tepat menggunakan alat Split Data di Orange.
 - f. Pelatihan Model SVM
Pada tahap ini dilakukan proses training model SVM menggunakan dataset yang telah diimport, Proses ini menggunakan widget SVM Classification di Orange untuk melatih model SVM pada data pelatihan yang sudah diekstraksi fiturnya. Pada tahap ini juga dilakukan pemilihan parameter kernel yang sesuai.
 - g. Validasi Model dengan Orange
Pada tahap ini dilakukan validasi model menggunakan widget Evaluate Model untuk mengukur kinerja model pada data pengujian. Amati metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
 - h. Uji dengan Data Baru
Pada tahap ini model diuji dengan data baru menggunakan model yang telah dihasilkan untuk mengklasifikasikan citra tangan digit ASL yang belum pernah dilihat sebelumnya.
 - i. Diskusi dan Kesimpulan
Pada tahap ini ditulis beberapa bagian untuk diskusi, pengambilan kesimpulan, tantangan yang dihadapi.
 - j. Penulisan Laporan
 - k. Pada tahap ini dilakukan penulisan laporan hasil penelitian serta publikasi pada artikel ilmiah. Pada tahap ini juga digunakan output dari Orange, seperti grafik dan statistik, untuk menyusun laporan atau artikel ilmiah.

2.2 Dataset

Adapun dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dataset yang dikumpulkan dari sumber terbuka www.kaggle.com. Dataset yang dikumpulkan berupa citra gambar tangan untuk American Sign Language yang berisi 5000 total citra gambar, dimana 500 gambar tersebar di setiap kelas. Adapun kelas dalam dataset ini yaitu Sign Language untuk digit angka 0 hingga 9. Adapun proses import dataset pada tool Orange Data Mining dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 2. Sampel Dataset

2.3 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang bertujuan untuk menemukan hiperplane terbaik yang memaksimalkan margin antara dua kelas yang berbeda. Dalam kasus klasifikasi biner, SVM mencari hiperplane yang dapat memisahkan dua kelas dengan margin maksimum. Misalkan kita memiliki dua kelas: kelas positif (+1) dan kelas negatif (-1) [43]–[47]. Dalam ruang fitur 2D, hiperplane bisa dinyatakan sebagai:

$$w \cdot x + b = 0 \quad w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

di mana w adalah vektor normal hiperplane, x adalah vektor fitur, dan b adalah bias [48].

Jarak antara titik data x dan hiperplane adalah:

$$jarak = \frac{|w \cdot x + b|}{\|w\|} \quad (2)$$

Untuk data yang benar-benar terpisah (linearly separable), kita ingin memaksimalkan margin, yaitu $\frac{2}{\|w\|}$ [49]–[51]. SVM juga memperkenalkan konsep slack variables ξ_i untuk menangani kasus ketika data tidak sepenuhnya terpisah. Fungsi tujuan dari SVM menjadi [41], [52]:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3)$$

di mana N adalah jumlah sampel, dan C adalah parameter penalti yang mengendalikan trade-off antara margin dan kesalahan klasifikasi. Untuk menemukan hiperplane yang tepat, kita juga perlu menemukan vektor bobot w dan bias b yang memenuhi [37], [38], [53]–[57]:

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \tag{4}$$

dengan y_i adalah label kelas (+1 atau -1) dari sampel ke- i .

Dalam kasus ketika data tidak linier terpisah, kita bisa memanfaatkan fungsi kernel $K(x, x')$ yang memetakan data ke dimensi ruang fitur yang lebih tinggi. Salah satu kernel yang umum digunakan adalah kernel RBF (Radial Basis Function) [40]–[42], [54]–[58]:

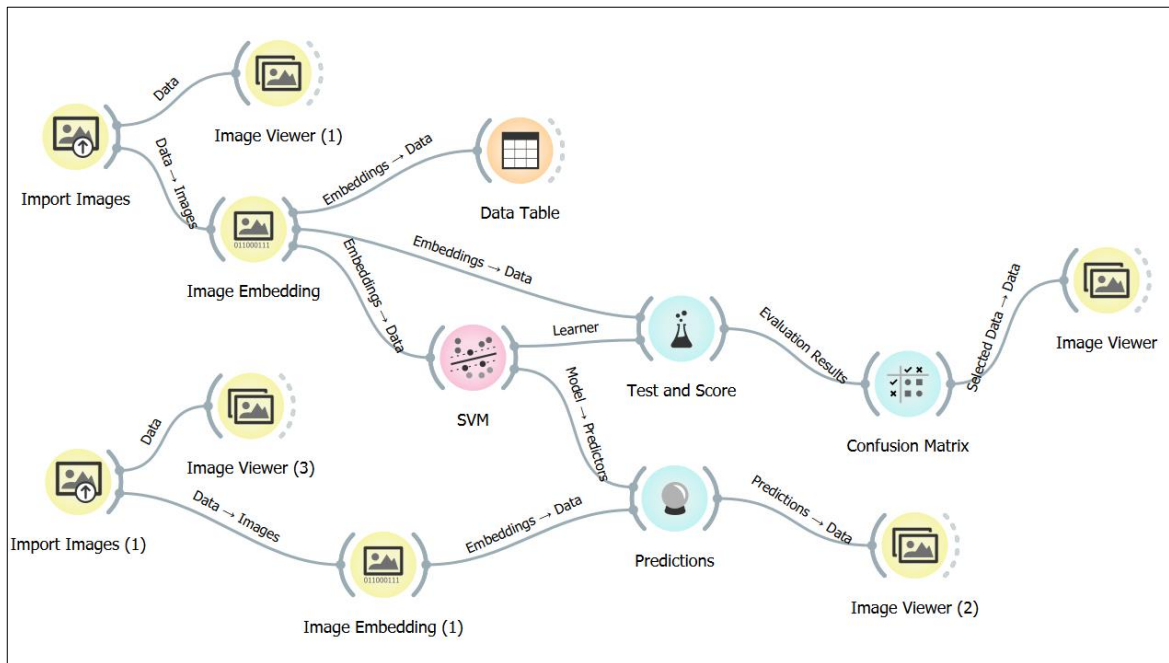
$$K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \tag{5}$$

Ini memungkinkan SVM menangani masalah klasifikasi non-linier [59]–[65]. Dengan konsep-konsep ini, SVM dapat diaplikasikan pada klasifikasi gambar tangan untuk mengidentifikasi digit pada American Sign Language. Penjelasan ini dengan rumus matematika akan memberikan dasar teoretis bagi pembaca untuk memahami bagaimana SVM bekerja dalam konteks aplikasi ini.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perancangan Model

Pada penelitian ini, model dibangun menggunakan tool Orange Data Mining, dimana pada proses rancangan model dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 2. Perancangan Model CNN – VGG16

Proses perancangan model dimulai dari melakukan import image untuk memasukkan seluruh dataset ke dalam model. Dataset yang telah dimasukkan kemudian dilakukan proses Image Embedding menggunakan embedder SqueezeNet, dimana SqueezeNet menggunakan model dari ImageNet Image Recognition. Setelah proses Image Embedding dilakukan, maka selanjutnya adalah menambahkan widget SVM dan mengatur parameter yang sesuai untuk mendapatkan akurasi model yang maksimal. Adapun parameter SVM yang diatur pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1. Parameter SVM

Parameter	Value
SVM Type	SVM
Cost (C)	1,00
Regression Loss Epsilon (ε)	0,10
Kernel	RBF
Numerical Tolerance	0,0010
Iteration Limit	100

3.2 Proses Training Model

Setelah proses parameter tuning SVM dilakukan, maka proses selanjutnya yaitu melakukan evaluasi model yang dibangun menggunakan widget test and score, dimana pada tahap ini didapatkan hasil test and score sebagai berikut:

Evaluation results for target (None, show average over classes) ▾

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	LogLoss
SVM	1.000	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	0.018

Gambar 4. Hasil Test and Score Model

Pada hasil test and score dapat dilihat bahwa model yang dibangun memiliki akurasi yang cukup baik. Hal ini dapat dilihat pada skor akurasi klasifikasi yang berada pada angka 0,998 yang artinya adalah model yang dibangun memiliki akurasi sebesar 99,8%. Pada gambar tersebut juga dapat dilihat nilai F1 score sebesar 0,998, Precision sebesar 99,8% serta Logistic Loss sebesar 0,018. Berdasarkan hasil test and score, maka dapat dilihat tabel confusion matrix sebagai berikut:

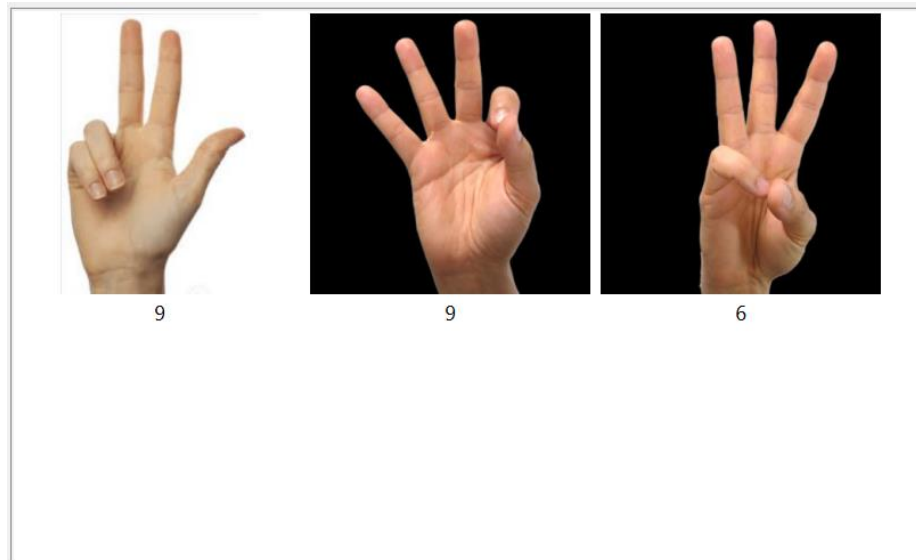
		Predicted										Σ	
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9		
Actual	0	500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	500
	1	0	500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	500
	2	0	0	500	0	0	0	0	0	0	0	0	500
	3	0	0	0	500	0	0	0	0	0	0	0	500
	4	0	0	0	0	499	0	1	0	0	0	0	500
	5	0	0	0	0	0	500	0	0	0	0	0	500
	6	0	0	1	0	0	0	499	0	0	0	0	500
	7	0	0	0	0	0	0	0	497	3	0	0	500
	8	0	0	0	0	0	0	0	4	496	0	0	500
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	500	500
Σ		500	500	501	500	499	500	500	501	499	500	5000	

Gambar 5. Confusion Matrix

Dapat dilihat pada tabel confusion matrix, bahwa model berhasil mengenali sebagian besar dari label data yang ada. Dari 500 data tiap label, model berhasil mengenali label dengan nilai rata-rata 99,8%. Adapun kesalahan klasifikasi terjadi untuk beberapa label, seperti label angka 6 yang diprediksi sebagai label angka 2. Terdapat juga label angka 4 yang diprediksi sebagai label 6, label angka 7 yang diprediksi sebagai label angka 8, serta label angka 8 yang diprediksi sebagai label angka 7. Adapun kesalahan klasifikasi tersebut hanya sebesar 0,018% dari keseluruhan data.

3.3 Pengujian Model

Pengujian model menggunakan data uji bertujuan untuk menguji kemampuan generalisasi dan kinerja sebenarnya dari model klasifikasi yang telah dilatih. Dengan menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model selama pelatihan, pengujian ini akan mengungkap sejauh mana model dapat mengidentifikasi digit pada American Sign Language (ASL) dalam situasi dunia nyata. Hasil pengujian akan memberikan wawasan tentang seberapa baik model mampu mengatasi variasi dalam ekspresi tangan, perbedaan cahaya, dan variasi lainnya yang mungkin muncul. Selain itu, pengujian menggunakan data uji juga membantu dalam menganalisis performa model dalam mengenali digit pada ASL tanpa bias yang mungkin muncul akibat overfitting atau informasi yang sebelumnya sudah terdapat pada data pelatihan. Dengan mengambil pendekatan ini, pengujian model menggunakan data uji akan memberikan gambaran akurat tentang seberapa baik model dapat bekerja dalam situasi dunia nyata dan memberikan kontribusi nyata bagi komunitas bahasa isyarat tangan. Adapun hasil pengujian dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 6. Hasil Pengujian dengan Data Uji

Pada gambar tersebut dapat dilihat hasil bahwa model berhasil mengidentifikasi gambar dengan karakteristik yang sama dengan data training, dimana pada data training sebagian besar data dalam bentuk gambar dengan background hitam. Adapun satu gambar dengan background putih tidak dapat diklasifikasikan dengan benar oleh model yang dibangun. Hal ini wajar terjadi, dikarenakan akurasi model yang dibangun tidak mencapai 100%.

Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan 3 data uji, model yang dibangun menggunakan parameter yang ada pada Support Vector Machine yang telah disebutkan sebelumnya berhasil melakukan klasifikasi terhadap digit yang ada pada American Sign Language (ASL). Penelitian ini memberikan kontribusi bagi penelitian yang akan datang, dimana dapat menjadi rujukan pada pengembangan sistem klasifikasi citra ASL, terlebih pada sistem klasifikasi yang dibangun untuk mengklasifikasi citra ASL secara real-time.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan diantaranya yaitu penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi gambar tangan untuk mengidentifikasi digit pada American Sign Language (ASL) memiliki potensi besar dalam memfasilitasi komunikasi dan inklusi bagi komunitas tuli. Disamping itu, dengan menggabungkan teknik image processing untuk ekstraksi fitur dan kemampuan SVM dalam memisahkan pola, model ini berhasil mengenali digit ASL dengan tingkat akurasi yang memuaskan. Adapun akurasi model yang dibangun adalah sebesar 99,8%, dengan nilai logistic loss sebesar 0,018. Dalam penelitian ini digunakan data uji untuk mengonfirmasi kemampuan generalisasi model di luar data pelatihan, sementara analisis kesalahan mengidentifikasi situasi-situasi yang membingungkan model. Hasil ini mendorong pengembangan lanjutan untuk meningkatkan performa, seperti fine-tuning hyperparameter atau eksplorasi kernel yang lebih baik. Dalam konteks komunikasi dan aksesibilitas, penggunaan teknologi ini memberikan manfaat signifikan dalam memungkinkan komunitas bahasa isyarat tangan untuk berpartisipasi lebih aktif dalam lingkungan digital. Dengan demikian, penelitian ini memberikan landasan yang kuat bagi pengembangan solusi teknologi lebih lanjut yang dapat memperluas kesempatan komunikasi dan memperkuat keterlibatan komunitas tuli.

REFERENCES

- [1] I. Muslem R, "Sistem Pendeteksi Kebocoran Gas Rumah Tangga Menggunakan Mq-2 Sensor Dan Mikrokontroler," JURNAL TIKA, vol. 6, no. 02, 2021, doi: 10.51179/tika.v6i02.457.
- [2] I. M. R, "Analisis Metode AHP (Analytical Hierarchy Process) Berdasarkan Nilai Consistency Ratio," 2014.
- [3] T. Fakhurrazi, T. M. Johan, and I. Muslem R., "Rancang Bangun Sistem Pengamanan Pintu Rumah Menggunakan Android Berbasis Arduino Uno," Jurnal Ilmu Komputer Aceh, vol. 1, no. 1, 2023, doi: 10.51179/ilka.v1i1.1896.
- [4] D. Armiaady and I. Muslem R., "Penetapan Klaster Siswa Unggul Dengan Menggunakan Algoritma Roc-Smarter," Jurnal TIKA, vol. 7, no. 2, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i2.1229.
- [5] I. Muslem, "Prototype Kunci RFID (Radio Frequency Identification) dalam Meningkatkan Keamanan Kendaraan Bermotor," JURNAL TIKA, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.51179/tika.v5i3.104.
- [6] R. Dewi, T. M. Johan, and I. Muslem R., "Aplikasi Kriptografi Dalam Mengamankan Pesan Teks Dengan Metode Algoritma Rc4 Berbasis Android," JURNAL TIKA, vol. 6, no. 01, 2021, doi: 10.51179/tika.v6i01.416.
- [7] T. Firmansyah and I. M. R, "Visualisasi Instruksi Kerja Sistem Informasi Pelelangan Online E-Auction Pt Pupuk Iskandar Muda Berbasis Multimedia," Tika, vol. 4, no. 1, 2019.
- [8] F. Fitriani and I. Muslem R, "E-Absensi Mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Almuslim Berbasis Web," JURNAL TIKA, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.51179/tika.v5i3.141.

- [9] S. Winar, E. Rizki Putra, and I. Muslem R., "Sistem Informasi Kalkulasi Zakat Pada Kantor Baitul Mal Kabupaten Bireuen Berbasis Android," *Jurnal TIKA*, vol. 7, no. 3, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i3.1584.
- [10] R. Dewi, T. M. Johan, and I. Muslem R., "Aplikasi Kriptografi Dalam Mengamankan Pesan Teks Dengan Metode Algoritma Rc4 Berbasis Android," *JURNAL TIKA*, vol. 6, no. 01, 2021, doi: 10.51179/tika.v6i01.416.
- [11] J. E. (Hans) Korteling, G. C. van de Boer-Visschedijk, R. A. M. Blankendaal, R. C. Boonekamp, and A. R. Eikelboom, "Human-versus Artificial Intelligence," *Front Artif Intell*, vol. 4, 2021, doi: 10.3389/frai.2021.622364.
- [12] S. Thiebes, S. Lins, and A. Sunyaev, "Trustworthy artificial intelligence," *Electronic Markets*, vol. 31, no. 2, 2021, doi: 10.1007/s12525-020-00441-4.
- [13] Nasri, "Kecerdasan buatan (Artificial Intelligence)," *Artif Intell*, vol. 1, no. 2, 2014.
- [14] W. L. Chen et al., "AgriTalk: IoT for precision soil farming of turmeric cultivation," *IEEE Internet Things J*, vol. 6, no. 3, 2019, doi: 10.1109/JIOT.2019.2899128.
- [15] Z. Zulkifli, "Sistem Pendeteksi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Artificial Intelligence," *JURNAL TIKA*, vol. 6, no. 03, 2021, doi: 10.51179/tika.v6i03.813.
- [16] C. Dominguez, J. Heras, and V. Pascual, "IJ-OpenCV: Combining ImageJ and OpenCV for processing images in biomedicine," *Comput Biol Med*, vol. 84, 2017, doi: 10.1016/j.compbiomed.2017.03.027.
- [17] Z. Abdellah et al., "Finishing the euchromatic sequence of the human genome," *Nature*, vol. 431, no. 7011, 2004, doi: 10.1038/nature03001.
- [18] Y. Ruan, X. Xue, and Y. Shen, "Quantum Image Processing: Opportunities and Challenges," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, 2021. doi: 10.1155/2021/6671613.
- [19] N. Caselli, C. Occhino, B. Artacho, A. Savakis, and M. Dye, "Perceptual optimization of language: Evidence from American Sign Language," *Cognition*, vol. 224, 2022, doi: 10.1016/j.cognition.2022.105040.
- [20] L. Hou, "LOOKing for multi-word expressions in American Sign Language," *Cogn Linguist*, vol. 33, no. 2, 2022, doi: 10.1515/cog-2020-0086.
- [21] S. Alshomrani, L. Aljoudi, and M. Arif, "Arabic and American Sign Languages Alphabet Recognition by Convolutional Neural Network," *Advances in Science and Technology Research Journal*, vol. 15, no. 4, 2021, doi: 10.12913/22998624/142012.
- [22] J. Lee, Y. Susik, and B. S. Lee, "Real-time outlier detection method and apparatus in multidimensional data stream," *US Patent App. 17/354,219*, 2022, [Online]. Available: <https://patents.google.com/patent/US20220284076A1/en>
- [23] Y. Gu, R. K. Ganesan, B. Bischke, and ..., "Grid-based outlier detection in large data sets for combine harvesters," *2017 IEEE 15th ...*, 2017, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8104877/>
- [24] S. Z. Gurbuz et al., "American Sign Language Recognition Using RF Sensing," *IEEE Sens J*, vol. 21, no. 3, 2021, doi: 10.1109/JSEN.2020.3022376.
- [25] M. E. McGarry, K. J. Midgley, P. J. Holcomb, and K. Emmorey, "How (and why) does iconicity effect lexical access: An electrophysiological study of American sign language," *Neuropsychologia*, vol. 183, 2023, doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2023.108516.
- [26] Z. S. Sehyr and K. Emmorey, "The effects of multiple linguistic variables on picture naming in American Sign Language," *Behav Res Methods*, vol. 54, no. 5, 2022, doi: 10.3758/s13428-021-01751-x.
- [27] B. Thompson, M. Perlman, G. Lupyan, Z. E. D. Sevcikova Sehyr, and K. Emmorey, "A data-driven approach to the semantics of iconicity in American Sign Language and English," *Lang Cogn*, vol. 12, no. 1, 2020, doi: 10.1017/langcog.2019.52.
- [28] Q. Shao et al., "Teaching American Sign Language in Mixed Reality," *Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol*, vol. 4, no. 4, 2020, doi: 10.1145/3432211.
- [29] D. R. Thompson, D. Zurakowski, and ..., "Endoscopic versus open repair for craniosynostosis in infants using propensity score matching to compare outcomes: a multicenter study from the Pediatric ...," *Anesthesia & ...*, 2018, [Online]. Available: <https://www.ingentaconnect.com/content/wk/ane/2018/00000126/00000003/art00036>
- [30] N. Elsayed, Z. Elsayed, and A. S. Maida, "Vision-Based American Sign Language Classification Approach via Deep Learning," in *Proceedings of the International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS, 2022*. doi: 10.32473/flairs.v35i.130616.
- [31] S. Saraswathi and K. A. Kumar, "Predicting American Sign Language from Hand Gestures Using Image Processing and Deep Learning," in *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 127, 2021. doi: 10.1007/978-981-15-4218-3_41.
- [32] A. D. Marjusalinah, S. Samsuryadi, and M. A. Buchari, "Classification of Finger Spelling American Sign Language Using Convolutional Neural Network," *Computer Engineering and Applications Journal*, vol. 10, no. 2, 2021, doi: 10.18495/comengapp.v10i2.377.
- [33] Prof. S. Patil, Ms. S. Dhande, Ms. M. More, and Ms. S. Dalvi, "Text to Speech and Language Conversion in Hindi and English Using CNN," *Int J Res Appl Sci Eng Technol*, vol. 10, no. 3, 2022, doi: 10.22214/ijraset.2022.40923.
- [34] F. Devina, C. Citra, and E. Tanuwijaya, "Klasifikasi Bahasa Isyarat Amerika menggunakan Convolutional Neural Network American Sign Language Classification using Convolutional Neural Network," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 1, 2022.
- [35] S. Gaikwad, A. Shetty, ; Akshaya Satam, M. Rathod, and P. Shah, "Recognition of American sign language using image processing and machine learning," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 8, no. 3, 2019.
- [36] M. F. Naufal et al., "Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi MLP dan CNN pada Dataset American Sign Language," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3009.
- [37] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Min Knowl Discov*, vol. 2, no. 2, 1998, doi: 10.1023/A:1009715923555.
- [38] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," *Mach Learn*, vol. 20, no. 3, 1995, doi: 10.1023/A:1022627411411.
- [39] X. Huang, "Computer-implemented method for detecting fraudulent transactions using locality sensitive hashing and locality outlier factor algorithms," *US Patent 11,263,643*, 2022, [Online]. Available: <https://patents.google.com/patent/US11263643B2/en>
- [40] M. Khodagholi, A. Dolati, and ..., "A New Method to Determine Data Membership and Find Noise and Outlier Data Using Fuzzy Support Vector Machine," *Signal and Data ...*, 2018, [Online]. Available: http://jsdp.rcsip.ac.ir/browse.php?a_id=394&sid=1&slc_lang=en

- [41] A. Rizwan, N. Iqbal, R. Ahmad, and D. H. Kim, "Wr-svm model based on the margin radius approach for solving the minimum enclosing ball problem in support vector machine classification," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 11, no. 10, 2021, doi: 10.3390/app11104657.
- [42] R. Umar, I. Riadi, and D. A. Farook, "A Komparasi Image Matching Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM)," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 4, no. 2, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i2.2226.
- [43] W. Huang et al., "Railway dangerous goods transportation system risk identification: Comparisons among SVM, PSO-SVM, GA-SVM and GS-SVM," *Appl Soft Comput*, vol. 109, 2021, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107541.
- [44] V. K. Chauhan, K. Dahiya, and A. Sharma, "Problem formulations and solvers in linear SVM: a review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 52, no. 2, 2019, doi: 10.1007/s10462-018-9614-6.
- [45] M. W. Huang, C. W. Chen, W. C. Lin, S. W. Ke, and C. F. Tsai, "SVM and SVM ensembles in breast cancer prediction," *PLoS One*, vol. 12, no. 1, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0161501.
- [46] M. F. Naufal, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 2, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021824553.
- [47] M. A. Chandra and S. S. Bedi, "Survey on SVM and their application in image classification," *International Journal of Information Technology (Singapore)*, vol. 13, no. 5, 2021, doi: 10.1007/s41870-017-0080-1.
- [48] L. K. Ramasamy, S. Kadry, Y. Nam, and M. N. Meqdad, "Performance analysis of sentiments in Twitter dataset using SVM models," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 11, no. 3, 2021, doi: 10.11591/ijece.v11i3.pp2275-2284.
- [49] B. Ma, L. Yuan, S. Xu, K. Zheng, F. Huang, and ..., "Positive Active Power Outlier Detection based on One-Class SVM," 2020 12th IEEE PES ..., 2020, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9220568/>
- [50] Z. Ma, S. Lu, R. Zhang, H. Yu, and ..., "Outlier Detection Method of Three Rate Value Based on One Class SVM," 2021 36th Youth Academic ..., 2021, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9486516/>
- [51] Y. E. Yana and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN," *RESEARCH: Journal of Computer, Information System & Technology Management*, vol. 4, no. 1, 2021, doi: 10.25273/research.v4i1.6687.
- [52] T. Tang, S. Chen, M. Zhao, W. Huang, and J. Luo, "Very large-scale data classification based on K-means clustering and multi-kernel SVM," *Soft comput*, 2019, doi: 10.1007/s00500-018-3041-0.
- [53] X. Huang, A. Maier, J. Hornegger, and J. A. K. Suykens, "Indefinite kernels in least squares support vector machines and principal component analysis," *Appl Comput Harmon Anal*, vol. 43, no. 1, 2017, doi: 10.1016/j.acha.2016.09.001.
- [54] C. Tao, T. Li, and J. Huang, "Kernel choice in one-class support vector machines for novelty and outlier detection," ... on *Machine Learning, Big Data and ...*, 2020, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9360960/>
- [55] M. Sarmad and M. Mohammadi, "Outlier detection for support vector machine using minimum covariance determinant estimator," *Journal of Artificial Intelligence and ...*, 2018, [Online]. Available: <http://profdoc.um.ac.ir/paper-abstract-1072997.html>
- [56] R. G. Negri, S. J. S. Sant'Anna, and L. V. Dutra, "A new contextual version of Support Vector Machine based on hyperplane translation," in *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2013. doi: 10.1109/IGARSS.2013.6723486.
- [57] N. Rahmansyah, "Analisa Algoritma Support Vector Machine (Svm) Dalam Memprediksi Nasabah Yang Berpeluang Kredit Macet," *Jurnal KomTekInfo*, vol. 3, no. 1, 2016.
- [58] S. Wang, Q. Liu, E. Zhu, F. Porikli, and J. Yin, "Hyperparameter selection of one-class support vector machine by self-adaptive data shifting," *Pattern Recognit*, 2018, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320317303564>
- [59] G. Bin Huang, H. Zhou, X. Ding, and R. Zhang, "Extreme learning machine for regression and multiclass classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 42, no. 2, 2012, doi: 10.1109/TSMCB.2011.2168604.
- [60] P. Vincent, H. Larochelle, I. Lajoie, Y. Bengio, and P. A. Manzagol, "Stacked denoising autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 11, 2010.
- [61] M. E. Tipping, "Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 1, no. 3, 2001.
- [62] C. W. Hsu and C. J. Lin, "A comparison of methods for multiclass support vector machines," *IEEE Trans Neural Netw*, vol. 13, no. 2, 2002, doi: 10.1109/72.991427.
- [63] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object detection with discriminatively trained part-based models," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 32, no. 9, 2010, doi: 10.1109/TPAMI.2009.167.
- [64] J. A. K. Suykens and J. Vandewalle, "Least squares support vector machine classifiers," *Neural Process Lett*, vol. 9, no. 3, 1999, doi: 10.1023/A:1018628609742.
- [65] C. C. Chang and C. J. Lin, "LIBSVM: A Library for support vector machines," *ACM Trans Intell Syst Technol*, vol. 2, no. 3, 2011, doi: 10.1145/1961189.1961199.