

Implementasi Support Vector Machine dan Random Forest Untuk Klasifikasi Angka dan Huruf BISINDO

Andi Apryan Mallarangen^a, Dolly Indra^b, Wistiani Astuti^c

Universitas Muslim Indonesia, Makassar, Indonesia

^a1320210117@umi.ac.id; ^bdolly.indra@umi.ac.id; ^cWistianiastuti@umi.ac.id

Received: 20-08-2025 | Revised: 20-10-2025 | Accepted: 10-11-2025 | Published: 29-12-2025

Abstrak

Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) adalah alat utama yang digunakan oleh orang-orang yang tidak bisa mendengar dalam berkomunikasi sehari-hari. Namun, banyak orang yang tidak memahami BISINDO, sehingga menyulitkan mereka untuk berinteraksi dengan orang lain. Karena itu, penelitian ini mencoba membuat sistem otomatis yang dapat menerjemahkan atau mengenali bahasa isyarat. Penelitian ini fokus pada pengembangan model yang dapat mengklasifikasikan gambar tangan BISINDO menggunakan metode pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar tangan yang menunjukkan berbagai huruf dan angka dalam BISINDO. Gambar-gambar tersebut diproses menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) untuk menghasilkan fitur yang mampu merepresentasikan bentuk tangan secara akurat meskipun terjadi perubahan cahaya, ukuran, atau arah gambar. Pada tahap klasifikasi, SVM digunakan dengan kernel radial basis function (RBF) yang bisa menangani data yang tidak bersifat linear, sedangkan Random Forest menggunakan sejumlah pohon sebagai classifier ensemble untuk meningkatkan kemampuan model dalam pengenalan secara umum. Kedua metode ini dibandingkan untuk menentukan metode mana yang paling efektif dalam mengenali BISINDO. Hipotesis penelitian menyatakan bahwa Random Forest cenderung memberikan hasil yang lebih akurat jika data yang digunakan bersih dan terstruktur dengan baik, sedangkan SVM lebih stabil ketika menghadapi variasi dalam gambar tangan yang kompleks.

Kata kunci: BISINDO, HOG, SVM, Random Forest, Klasifikasi gestur tangan

Pendahuluan

Komunikasi adalah hal terpenting dalam kehidupan manusia, karena memungkinkan orang-orang berinteraksi satu sama lain dalam kehidupan sosial. Secara umum, orang berkomunikasi dengan cara bicara atau menulis. Namun, bagi seseorang yang memiliki keterbatasan fisik seperti tuli, mereka lebih sering menggunakan komunikasi nonverbal, seperti gerakan tangan atau anggota tubuh lainnya. Gerakan tersebut dikenal sebagai bahasa isyarat [1]. Di Indonesia, terdapat dua jenis bahasa isyarat yang sering digunakan, yaitu Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). BISINDO merupakan bahasa isyarat asli yang berkembang secara alami dalam komunitas tuli dan digunakan dalam kehidupan sehari-hari. SIBI diadaptasi dari American Sign Language (ASL) dan telah dibakukan serta distandarisasi oleh pemerintah [2]. Tunarungu adalah kondisi ketika seseorang mengalami kesulitan mendengar karena gangguan pada pendengaran. Hal ini juga menyebabkan kesulitan dalam berbicara. Oleh karena itu, tunarungu sering disebut sebagai tunawicara, yaitu kondisi seseorang yang mengalami kesulitan dalam berbicara [3].

Setelah itu, dalam penerapannya, BISINDO lebih sering digunakan oleh komunitas Tuli di Indonesia. BISINDO bisa dianggap sebagai metode komunikasi yang sangat efisien, tidak hanya untuk komunitas Tuli, tetapi juga bisa digunakan oleh semua orang dalam berinteraksi sehari-hari. Bahasa ini lebih menekankan pada kesederhanaan dan cara menyampaikan pesan yang mencerminkan situasi yang sedang terjadi. Penyandang tunarungu dan tunawicara harus menggunakan orang lain sebagai perantara untuk berkomunikasi dengan masyarakat umum yang tidak mengerti bahasa isyarat [4]. Sebab itu, agar masyarakat umum lebih mudah mempelajari bahasa isyarat, maka dilakukan penelitian ini sebagai awal dalam belajar bahasa isyarat, serta membantu penyandang tunarungu dan tunawicara agar bisa berinteraksi lebih mudah dengan masyarakat umum lainnya. Untuk mengimplementasikannya, digunakan teknologi pengolahan citra digital.

Pengolahan citra digital merupakan bidang ilmu yang mempelajari cara memodifikasi atau menganalisis citra menggunakan teknologi digital agar bisa memberikan informasi yang berguna bagi manusia [5]. Dalam penelitian ini, penggunaan citra digital diterapkan untuk melakukan klasifikasi. Penelitian ini mengembangkan aplikasi berbasis machine learning untuk mendeteksi gerakan tangan dalam Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan data landmark tangan, dengan tujuan mengatasi hambatan komunikasi antara penyandang tunarungu dan orang lain [6]. Penelitian lainnya, yaitu mengenai pengenalan karakter huruf hangul Korea menggunakan random forest

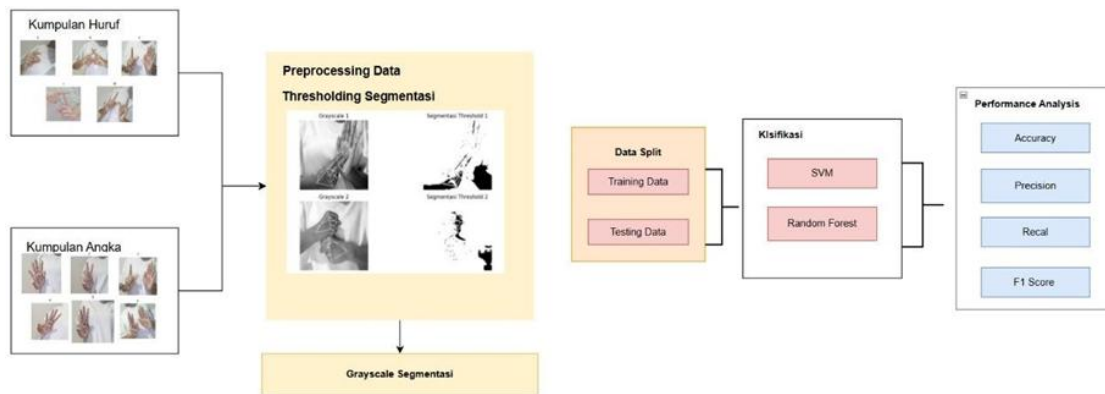
dengan ekstraksi ciri berbasis proyeksi, mampu mengklasifikasi silabel huruf hangul sesuai standar KS5602 hingga mencapai 99% [7].

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, hasil akurasi yang dicapai cukup tinggi. Keunggulan dari metode random forest adalah kemampuannya meningkatkan akurasi serta efisien dalam menyimpan data. Selain itu, random forest memiliki proses pemilihan fitur yang memungkinkannya memilih fitur terbaik dan meningkatkan kinerja model klasifikasi. Dengan adanya proses pemilihan fitur tersebut, random forest juga mampu menangani data besar dengan parameter yang kompleks [8]. Maka, dalam penelitian ini penulis menggunakan judul “Implementasi Support Vector Machine dan Random Forest untuk Klasifikasi Angka dan Huruf BISINDO”. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah HOG (Histogram of Oriented Gradients).

Dalam penelitian ini, metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah Histogram of Oriented Gradients (HOG) karena mampu menangkap informasi bentuk dan pola objek dalam gambar secara rinci. Cara kerja HOG adalah dengan menghitung distribusi arah gelombang kecil pada bagian-bagian kecil gambar, sehingga fitur yang dihasilkan lebih tahan terhadap perubahan cahaya atau rotasi kecil. Untuk proses klasifikasi, digunakan dua algoritma yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. SVM dipilih karena kemampuannya dalam memisahkan kelas data secara optimal dengan menggunakan garis pemisah terbaik, sedangkan Random Forest dipilih karena mampu meningkatkan akurasi dengan menggabungkan hasil dari banyak pohon keputusan. Dataset yang digunakan terdiri dari 36 kelas gestur tangan BISINDO, dengan label kelas: ['1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9', '10', 'A', 'B', 'C', 'D', 'E', 'F', 'G', 'H', 'I', 'J', 'K', 'L', 'M', 'N', 'O', 'P', 'Q', 'R', 'S', 'T', 'U', 'V', 'W', 'X', 'Y', 'Z']. Total data yang digunakan adalah 17.280 gambar, dengan setiap kelas berisi 480 gambar. Gambar tersebut dibagi rata menjadi 240 gambar untuk data latih dalam membangun model dan 240 gambar untuk data uji dalam mengukur kinerja sistem.

Metode

Pengklasifikasian citra huruf BISINDO dimulai dari input citra gestur tangan, dilanjutkan pre- processing untuk meningkatkan kualitas citra, segmentasi untuk memisahkan tangan dari latar belakang, dan ekstraksi fitur menggunakan HOG. Fitur tersebut kemudian diklasifikasikan dengan SVM atau Random Forest untuk mengenali huruf BISINDO. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Citra Tangan

1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle yang berisi gambar huruf alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (A–Z) dan angka (1–9). Angka dalam Bahasa Isyarat diperlihatkan dengan satu tangan, sedangkan huruf alfabet diperlihatkan dengan dua tangan. Awalnya, resolusi gambar adalah 128×128 piksel, namun sebelum proses pelatihan model, ukuran gambar diubah menjadi lebih kecil agar lebih efisien. Dataset ini terdiri dari beberapa folder yang masing-masing mewakili kategori tertentu, dengan total 36 kategori yang meliputi ['1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9', '10', 'A', 'B', 'C', 'D', 'E', 'F', 'G', 'H', 'I', 'J', 'K', 'L', 'M', 'N', 'O', 'P', 'Q', 'R', 'S', 'T', 'U', 'V', 'W', 'X', 'Y', 'Z']. Jumlah gambar yang digunakan untuk pelatihan sebanyak 8.640 dan jumlah gambar untuk pengujian sebanyak 8.640.

2. *Preprocessing Data*

Pre-processing merupakan tahap pertama dalam melakukan identifikasi citra, agar nantinya mempermudah pada tahap selanjutnya [9]. Dimana pre-processing pada penelitian ini dilakukan konversi citra dari RGB ke grayscale agar antara objek dan latar dari citra dapat lebih mudah dideteksi [10].

3. *Thresholding*

Thresholding adalah salah satu cara membagi gambar menjadi bagian objek dan latar belakang berdasarkan perbedaan tingkat terang atau gelap pada gambar. Area gambar yang terlihat gelap akan diubah menjadi warna hitam murni dengan intensitas 0, sedangkan area gambar yang terlihat terang akan diubah menjadi putih murni dengan intensitas maksimal. Dengan demikian, hasil dari proses segmentasi menggunakan thresholding adalah gambar berwarna hitam dan putih dengan nilai kecerahan piksel hanya 0 atau 1 [11].

4. *Grayscale Segmentasi*

Segmentasi grayscale adalah cara mengubah gambar berwarna menjadi gambar abu-abu, lalu memisahkan bagian utama dari latar belakang berdasarkan perbedaan tingkat kecerahan setiap pixel [12]. Dengan mengubah ke skala abu-abu, warna tidak lagi dipakai, sehingga setiap pixel hanya menunjukkan tingkat terang, dimana 0 berarti hitam dan 255 berarti putih. Hal ini membuat gambar lebih sederhana dan mudah diproses. Setelah itu, proses segmentasi dilakukan, misalnya dengan metode thresholding, untuk menghasilkan gambar hitam-putih atau area tertentu yang menunjukkan bagian penting dari objek. Teknik ini sering digunakan untuk menyederhanakan data, fokus pada fitur utama, serta meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses pengenalan pola atau klasifikasi.

5. *Ekstraksi Fitur*

Ekstraksi fitur adalah cara mengambil informasi penting dari data mentah seperti gambar atau suara, lalu mengubahnya menjadi bentuk angka yang lebih mudah dipahami, tetapi tetap menjaga ciri utama objek tersebut [13]. Dalam pengolahan gambar, tujuan ekstraksi fitur adalah untuk menangkap pola, bentuk, tekstur, atau warna yang membedakan satu jenis objek dengan yang lain, sehingga memudahkan algoritma dalam mengenali dan membedakan gambar. Proses ini berperan sebagai langkah penting antara pengolahan data awal dan proses klasifikasi, karena model pembelajaran mesin tidak langsung memproses gambar mentah, melainkan menggunakan fitur yang telah diproses untuk meningkatkan keakuratan, efisiensi, serta kemampuan model dalam mengenali berbagai jenis data.

6. *Random Forest*

Pengklasifikasian menggunakan Random Forest dilakukan dengan membuat beberapa pohon keputusan yang dilatih menggunakan data sampel yang tersedia. Pada proses klasifikasi, Random Forest menggunakan metode voting untuk mengambil keputusan berdasarkan hasil mayoritas dari semua pohon yang telah dibuat [15]. Kelebihan dari metode ini antara lain mampu menghasilkan kesalahan yang terbatas, memiliki performa klasifikasi yang baik, efisien dalam menangani data pelatihan yang besar, serta mampu mengatasi masalah overfitting secara efektif [14]. Rumus yang digunakan dalam proses klasifikasi dapat dilihat pada Persamaan 9 [15].

$$\hat{y}_{RF} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{y}_t \quad (1)$$

7. *Support Vector Machine*

Algoritma Support Vector Machine (SVM) bertujuan untuk menemukan garis pemisah terbaik, yang disebut hyperplane. Hyperplane ini berfungsi membagi dua kelompok data yang berbeda. Dalam prosesnya, SVM mencari jarak maksimal antara data latihan dan garis pemisah [16]. Algoritma ini memiliki beberapa kelebihan, seperti mampu bekerja baik pada data dengan jumlah sedikit maupun banyak, serta efektif untuk data yang memiliki banyak atribut dan mudah diaplikasikan [17]. Awalnya, SVM hanya bisa digunakan untuk mengklasifikasikan dua kelas saja, tetapi kini telah dikembangkan sehingga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan lebih dari dua kelas sekaligus. Selain untuk klasifikasi, SVM juga bisa digunakan untuk regresi dan mendeteksi data yang tidak biasa.

$$f(x) = \text{sign} \sum_{i=1}^N a_i y_i K(x_i x) + b \quad (2)$$

8. Klasifikasi

Klasifikasi adalah cara memisahkan atau mengelompokkan data ke dalam kelompok atau kategori tertentu berdasarkan pola atau sifat yang dimiliki [18]. Dalam konteks gambar di atas, klasifikasi dilakukan setelah data citra sudah melewati proses pra-pemrosesan dan pembagian data. Dalam proses ini, digunakan dua algoritma yaitu SVM (Support Vector Machine) yang bekerja dengan mencari garis batas terbaik untuk memisahkan antar kelas, dan Random Forest yang membuat banyak pohon keputusan lalu menggabungkan hasilnya agar akurasi meningkat dan terhindar dari overfitting. Tujuan utama dari proses klasifikasi ini adalah agar sistem mampu mengenali dan memprediksi label atau kategori dari gambar uji dengan tepat [19].

9. Evaluasi

Pada tahap evaluasi ada akurasi, presisi dan recall. Recall dan presisi digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem. Kecocokan antara elemen data yang diambil dengan informasi yang diperlukan dikenal sebagai presisi [20].

$$\text{Rumus Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$\text{Rumus Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Rumus Akurasi} = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (5)$$

TP (True Positive) = Data positif yang diprediksi benar positif.

FP(False Positive) = Data negatif yang salah diprediksi positif.

P + N = Jumlah seluruh data (positif + negatif)

Perancangan

A. Analisis Sistem

Analisis sistem pada gambar kedua menjelaskan proses pengolahan citra gesture tangan dimulai dari kumpulan data yang terdiri dari berbagai gambar tangan. Selanjutnya, citra masuk ke tahap pra-pemrosesan yaitu konversi ke skala abu-abu dan segmentasi dengan metode thresholding untuk menyederhanakan citra serta memisahkan tangan dari latar belakang. Hasil pra-pemrosesan tersebut digunakan untuk membagi dataset menjadi data latih dan data uji, sehingga model bisa belajar dan diuji menggunakan data yang berbeda. Setelah itu, citra masuk ke tahap klasifikasi dengan menggunakan algoritma SVM dan Random Forest untuk mengenali pola dan menentukan jenis gestur. Pada tahap terakhir, kinerja model dinilai melalui metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengetahui seberapa baik model bekerja.

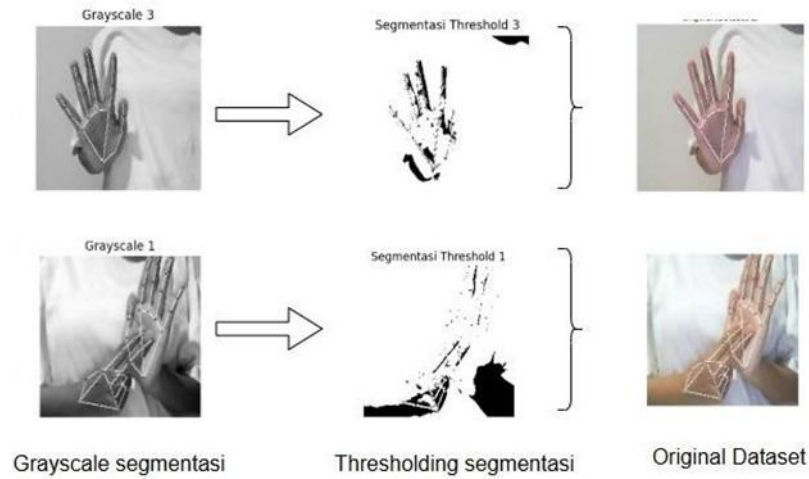
B. Rancangan Studi

Rancangan sistem menjelaskan cara kerja pengolahan gambar gerakan tangan yang dimulai dari kumpulan data. Kemudian, data melewati tahap pra-pemrosesan yaitu konversi ke skala abu-abu dan segmentasi dengan metode thresholding untuk menyederhanakan gambar. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian yaitu data latihan dan data uji melalui proses pemisahan data. Selanjutnya, data dilakukan klasifikasi menggunakan dua algoritma yaitu SVM dan Random Forest. Pada tahap terakhir, dilakukan analisis kinerja untuk mengevaluasi hasil klasifikasi dengan menggunakan beberapa ukuran seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score agar dapat menilai seberapa baik model bekerja secara keseluruhan. [21].

1. Desain input & Output

Desain input dan output pada sistem ini menunjukkan cara data diproses mulai dari awal hingga menghasilkan pengevaluasian performa model. Input berupa data yang telah diproses (dalam kasus ini adalah gambar tangan yang sudah dimodifikasi, seperti grayscale dan segmentasi) yang kemudian dimasukkan ke dalam model klasifikasi Random Forest. Outputnya adalah hasil

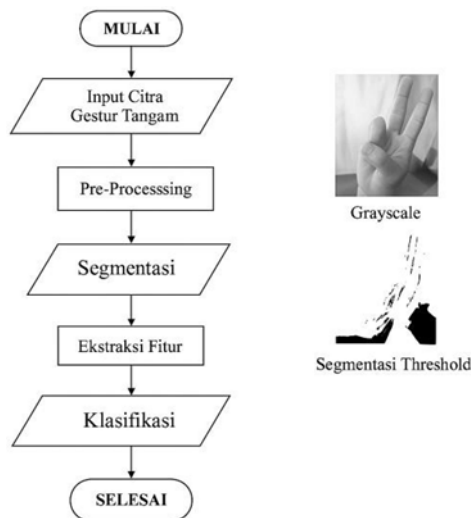
pengevaluasian kinerja model yang ditampilkan dalam bentuk beberapa metrik, seperti Akurasi (97.73%), Presisi (97.86%), Recall (97.73%), dan F1-Score (97.62%). Tabel ini memberikan gambaran yang jelas mengenai seberapa baik model Random Forest dalam mengenali dan mengklasifikasikan data, sehingga pengguna dapat menilai sejauh mana algoritma yang digunakan itu efektif.



Gambar 2. Input dan Output Huruf Angka Citra Tangan

2. Flowchart Sistem

Flowchart pada gambar ini menunjukkan langkah-langkah dalam proses pengenalan citra gestur tangan. Proses dimulai dari input gambar tangan sebagai awalnya. Gambar tersebut lalu masuk ke tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitasnya, seperti mengubah gambar menjadi skala abu-abu agar lebih mudah diproses. Selanjutnya, dilakukan segmentasi untuk memisahkan tangan dari latar belakang dengan metode thresholding. Setelah itu, tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk menemukan ciri khas dari gambar tangan yang dapat membedakan satu gestur dengan yang lain. Hasil dari ekstraksi fitur tersebut masuk ke tahap klasifikasi, di mana algoritma digunakan untuk mengenali dan memberi label pada gestur tangan tersebut. Proses berakhir di tahap selesai, ketika sistem sudah berhasil memberikan hasil pengenalan sesuai dengan input yang diberikan. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Tahap Klasifikasi Citra

a. Pelabelan

Pelabelan adalah cara memberi tanda atau kategori pada setiap data, dalam hal ini gambar tangan, sesuai dengan kelas yang dimaksudkan. Contohnya, jika gambar tangan menunjukkan angka “1”,

maka gambar tersebut diberi label “1”, dan jika gambar itu menunjukkan huruf “A”, maka diberi label “A”. Proses ini sangat penting karena label digunakan sebagai patokan bagi algoritma mesin belajar untuk memahami pola dari setiap kelas. Pelabelan bisa dilakukan dengan bantuan manusia menggunakan aplikasi tertentu, atau secara otomatis dengan menggunakan skrip, tergantung pada kebutuhan dan jumlah data yang ada.

b. Data Splitting

Pembagian data adalah langkah memecah dataset yang sudah diberi label menjadi dua bagian, yaitu data latihan dan data pengujian. Data latihan digunakan untuk melatih model agar bisa mengenali pola dalam data, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengetahui seberapa baik model bekerja pada data yang belum pernah diajarkan sebelumnya. Biasanya, data latihan dibuat sebesar 70–80% dan data pengujian sebesar 20–30%. Teknik ini berguna untuk mencegah model terlalu cocok dengan data latihan dan memastikan model bisa bekerja baik ketika menghadapi data baru, seperti yang terlihat pada Gambar 3.

3. Pemrosesan Data

a. Dataset

Dataset adalah kumpulan data citra yang digunakan sebagai sumber utama dalam proses pelatihan dan pengujian model. Dataset ini berisi gambar-gambar yang nantinya akan diberi label sesuai dengan kelas yang sudah ditentukan.

b. Jumlah Kelas

Dataset terdiri dari 36 kelas berbeda, dengan label berupa angka (1–10) dan huruf alfabet (A–Z). Masing-masing kelas merepresentasikan kategori yang harus dikenali oleh sistem klasifikasi.

c. Data Split

Proses pembagian dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data). Tujuannya agar model bisa dilatih dengan sebagian data, lalu diuji performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

d. Training data

Training data berjumlah 8.640 citra, digunakan untuk melatih model agar mengenali pola, fitur, dan karakteristik dari masing-masing kelas. Semakin banyak data latih, semakin baik kemampuan model dalam memahami variasi data.

e. Testing data

Testing data berjumlah 7.920 citra, digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah dilatih. Data ini bersifat baru bagi model, sehingga hasil pengujian mencerminkan kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak termasuk dalam data latih.

4. *Performance Analysis*

Performance Analysis adalah tahap pengevaluasian untuk mengetahui seberapa baik model klasifikasi berjalan dalam memprediksi data uji. Analisis ini menggunakan beberapa metrik, yaitu accuracy yang menunjukkan persentase prediksi yang benar dari seluruh data, precision yang mengukur seberapa besar prediksi positif yang benar dibandingkan semua prediksi positif, recall yang menilai kemampuan model dalam menemukan semua data positif yang sebenarnya ada, serta F1 score yang merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall, sehingga memberikan penilaian yang seimbang, terutama ketika distribusi kelas tidak merata.

5. Pemodelan

Pemodelan di alur tersebut adalah proses membuat model kecerdasan buatan dengan menggunakan data gambar yang sudah melewati tahap preprocessing dan segmentasi. Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih untuk membuat model dan data uji untuk mengukur seberapa baik model tersebut bekerja. Pada kasus ini digunakan dua algoritma, yaitu SVM (Support Vector Machine) yang bekerja dengan mencari garis pemisah terbaik untuk membedakan antar kelas data, serta Random Forest yang bekerja dengan mengumpulkan beberapa pohon keputusan dan melakukan prediksi berdasarkan voting dari semua pohon tersebut. Kedua model tersebut kemudian dinilai menggunakan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1 score untuk mengetahui seberapa baik model mampu mengenali pola dan melakukan klasifikasi pada data baru.

6. Evaluasi Keseluruhan

Evaluasi menyeluruh dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model secara keseluruhan berdasarkan hasil prediksi terhadap data uji, menggunakan beberapa metrik seperti accuracy, precision, recall, dan F1 score. Accuracy menunjukkan persentase prediksi yang benar dari seluruh data. Precision mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi kelas positif. Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan semua data positif yang sebenarnya. F1 score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall, sehingga bisa memberikan penilaian yang adil meskipun data tidak seimbang. Dengan evaluasi ini, dapat diketahui seberapa baik model SVM dan Random Forest dalam mengklasifikasikan data hasil preprocessing dan segmentasi, serta membantu memilih model yang memiliki performa terbaik untuk digunakan pada tahap implementasi.

Pemodelan

Pemodelan dalam penelitian ini menunjukkan bagaimana sistem cerdas dirancang untuk mengklasifikasikan gambar gesture tangan. Proses dimulai dengan mengumpulkan sejumlah data gambar gesture, lalu dilanjutkan ke tahap pra-pemrosesan dengan mengubah gambar menjadi skala abu-abu dan memisahkan objek tangan dari latar belakang melalui teknik thresholding. Setelah pra-pemrosesan, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latihan dan data uji. Data latihan digunakan untuk melatih model menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali gesture yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil dari prediksi model kemudian dianalisis dalam tahap evaluasi kinerja dengan menggunakan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dengan demikian, kita dapat mengetahui seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi gesture tangan sesuai dengan yang direncanakan.

A. Pengambilan Data

Hasil Pengambilan Data pada penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang diperoleh dari <https://www.kaggle.com/code/berlianseptiani/mobilenetv3-bisindo>. Dataset tersebut berisi sekumpulan citra gesture tangan yang nantinya digunakan sebagai data mentah dalam proses pemodelan. Sebelum digunakan, dataset terlebih dahulu diperiksa untuk memastikan kualitas data, seperti menghapus data duplikat atau citra yang rusak sehingga hanya data yang valid dan relevan yang diproses lebih lanjut. Dengan demikian, dataset dari Kaggle ini menjadi dasar utama dalam tahap preprocessing, pelatihan model, hingga evaluasi sistem klasifikasi.

B. Pengolahan Data

Pada Tabel 1. dapat dilihat tahap preprocessing mulai dari data mentah hingga menjadi data bersih.

Tabel 1. Hasil tahap Preprocessing

Data Mentah (Raw Image)	Grayscale	Normalisasi	Thresholding / Segmentasi	Filtering (Noise Reduction)	Ekstraksi Fitur
Citra tangan warna (RGB) dengan berbagai posisi gesture (Angka)	Citra diubah menjadi grayscale (hitam putih) untuk menyederhanakan informasi	Nilai piksel dinormalisasi (0-1) agar lebih seragam saat diproses model	Penerapan thresholding untuk memisahkan tangan dari background	Menghilangkan noise menggunakan filter (misalnya Gaussian/ Median Filter)	Menghasilkan vektor numerik dari citra, misalnya bentuk, tekstur, atau histogram sebagai masukan model

C. Pelabelan Citra

Pelabelan klasifikasi BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia) adalah bagian penting dalam membuat sistem pengenalan gerakan tangan. Di tahap ini, setiap gambar gerakan tangan diberi label sesuai dengan arti isyarat yang diwakili. Misalnya, gambar tangan yang berbentuk tertentu diberi label berupa huruf abjad

(A-Z) atau angka (0–9), sesuai dengan standar alfabet BISINDO. Tujuan dari proses pelabelan ini adalah agar mesin belajar dapat memahami hubungan antara bentuk gambar gerakan tangan dengan kelas yang benar. Dengan adanya label yang jelas, model klasifikasi seperti SVM atau Random Forest bisa dilatih untuk mengenali pola gambar dan membedakan antar gerakan tangan secara akurat. Jika pelabelan tidak dilakukan dengan benar, sistem tidak akan dapat mengklasifikasikan gerakan tangan secara tepat karena tidak memiliki acuan untuk membedakan setiap kategori.

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membuat dan menerapkan sistem untuk mengklasifikasikan tanda tangan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) menggunakan dua metode pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. Proses penelitian dilakukan secara bertahap, mulai dari pra-pemrosesan gambar yang meliputi konversi ke skala abu-abu dan segmentasi dengan metode thresholding untuk menyederhanakan data visual. Selanjutnya, ekstraksi fitur dilakukan menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) yang terbukti efektif dalam menangkap bentuk dan pola tangan secara detail, serta tahan terhadap perubahan cahaya dan orientasi. Hasil ekstraksi fitur tersebut kemudian diproses oleh kedua algoritma klasifikasi, yakni SVM dan Random Forest, untuk mengenali dan mengelompokkan tanda tangan sesuai kelas BISINDO.

Dari hasil pengujian, kedua algoritma tersebut menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi di atas 97%, yang menunjukkan pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini cukup efektif.

Algoritma SVM dengan kernel linear berhasil mencapai akurasi 97,81% dengan presisi dan recall yang juga tinggi, sedangkan Random Forest menghasilkan akurasi sebesar 97,73% dan performa evaluasi yang hampir sama. Meskipun perbedaan hasil antara kedua algoritma tidak terlalu besar, temuan ini menunjukkan bahwa SVM sedikit lebih unggul dan stabil, terutama pada data dengan variasi yang kompleks, sementara Random Forest tetap kompetitif dengan kemampuan generalisasi yang baik.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi teknik pengolahan citra digital dengan algoritma pembelajaran mesin mampu menghasilkan sistem pengenalan tanda tangan BISINDO yang akurat dan andal.

Temuan ini tidak hanya memberikan kontribusi bagi bidang pengolahan citra dan machine learning, tetapi juga memiliki manfaat praktis dalam mendukung pengembangan sistem komunikasi yang inklusif. Dengan adanya sistem pengenalan bahasa isyarat secara otomatis, diharapkan hambatan komunikasi antara penyandang tunarungu dengan masyarakat umum dapat ditekan, sehingga tercipta interaksi sosial yang lebih setara dan partisipatif di berbagai aspek kehidupan.

Daftar Pustaka

- [1] D. Indra, L. N. Hayati, M. A. Daris, I. As'ad, dan U. Mansyur, "Penerapan Metode Random Forest dalam Klasifikasi Huruf BISINDO dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk," *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, vol. 13, no. 1, hlm. 29–40, Mar 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i1.10363.
- [2] B. Septiani, T. Hasanuddin, dan W. Astuti, "Classification of Lontara Script Using K-NN Algorithm, Decision Tree, and Random Forest Based on Hu Moments and Canny Segmentation," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 6, no. 2, hlm. 163–174, Jul 2025, doi: 10.56705/ijodas.v6i2.281.
- [3] N. Haliza, E. Kuntarto, dan A. Kusmana, "Pemerolehan Bahasa Anak Berkebutuhan Khusus (Tunarungu) Dalam Memahami Bahasa," *Metabasa: Jurnal Bahasa, Sastra dan Pembelajaran*, vol. 2, no. 1, Jun 2020, doi: 10.37058/mbsi.v2i1.1805.
- [4] K. K. Candra dan K. Kusrini, "Klasifikasi Gambar Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) Pada Komunitas Tuli Menggunakan Machine Learning," *e-Jurnal JUSITI (Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi)*, vol. 14, no. 1, hlm. 56–63, Mei 2025, doi: 10.36774/jusiti.v14i1.1649.
- [5] R. Wiliam, C. Lufian, Meiliana, dan A. Y. Zakiyyah, "Recognitions of Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Alphabets Using SVM and Mediapipe," dalam *2024 6th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, IEEE, Nov 2024, hlm. 1–5. doi: 10.1109/ICORIS63540.2024.10903898.
- [6] Agus Nugroho, R. Setiawan, A. Harris, dan Beny, "Deteksi Bahasa Isyarat Bisindo Menggunakan Metode Machine Learning," *Jurnal PROCESSOR*, vol. 18, no. 2, Nov 2023, doi: 10.33998/processor.2023.18.2.1380.

- [7] A. B. Wardana, J. Armyanto, dan E. Daniati, "Perancangan Algoritma SVM untuk Pengembangan Model Pendeteksi Bahasa Isyarat Berbasis Landmark," *Prosiding Seminar Nasional Inovasi Teknologi Tahun*, vol. 9, no. 1, hlm. 2549–7952, Jul 2025, doi: <https://doi.org/10.29407/9esmzh27>.
- [8] A. Hadi, "Rancang Bangun Aplikasi Penerjemah BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia) Menggunakan Metode Random Forest Classifier," Universitas Lancang Kuning, Pekanbaru, 2023. [Daring]. Tersedia pada: <http://ocs.machung.ac.id/index.php/seminarnasionalmachung/article/view/397>
- [9] S. A. Kaffah dan Y. Ramdhani, "Gesture Recognition untuk Deteksi Bahasa Isyarat BISINDO: Pendekatan Mediapipe dan Random Forest," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 8, no. 3, hlm. 105, Sep 2023, doi: [10.31328/jointecs.v8i3.4813](https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i3.4813).
- [10] N. Alexander, R. B. Widodo, dan W. Swastika, "Penggunaan Machine Learning Dalam Klasifikasi Bahasa Isyarat BISINDO Menggunakan Kamera," *Prosiding Seminar Nasional Universitas Ma Chung*, vol. 3, no. 1, hlm. 11–26, Des 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/7185>
- [11] A. Mahendra, Moch. R. D. S. Rahman, dan E. Daniati, "Perancangan Sistem Penerjemah BISINDO Berbasis Landmark Tangan Secara Realtime Menggunakan Random Forest dan Open CV," *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, vol. 9, no. 3, hlm. 2191–2197, Jul 2025, [Daring]. Tersedia pada: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/7185>
- [12] Rio Subandi, Herman, dan Anton Yudhana, "Pre-Processing Pada Klasifikasi Citra Medis Pneumonia," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, hlm. 86–93, Nov 2023, doi: [10.51454/decode.v4i1.198](https://doi.org/10.51454/decode.v4i1.198).
- [13] I. Z. Nisa, S. N. Endah, P. S. Sasongko, R. Kusumaningrum, K. Khadijah, dan R. Rismiyati, "Klasifikasi Citra Sampah Menggunakan Support Vector Machine dengan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Color Moments," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 5, hlm. 921–930, Okt 2022, doi: [10.25126/jtiik.2022954868](https://doi.org/10.25126/jtiik.2022954868).
- [14] M. I. Ichsan, "Implementasi Machine Learning Untuk Deteksi Penyakit Pada Kucing Menggunakan Random Forest," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3S1, hlm. 2000–2010, Okt 2025, doi: [10.23960/jitet.v13i3S1.8164](https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.8164).
- [15] S. Mahmuda, "Implementasi Metode Random Forest pada Kategori Konten Kanal Youtube," *JURNAL JENDELA MATEMATIKA*, vol. 2, no. 01, hlm. 21–31, Jan 2024, doi: [10.57008/jjm.v2i01.633](https://doi.org/10.57008/jjm.v2i01.633).
- [16] Z. Alamin, Sutriawan, Siti Mutmainah, dan Muhammad Hayun, "Optimasi Ekstraksi Fitur Citra Karakter Font Menggunakan Algoritma Support Vector Machines (SVM) untuk Klasifikasi Tipografi," *Scientific : Journal of Computer Science and Informatics*, vol. 2, no. 1, hlm. 30–39, Jan 2025, doi: [10.34304/scientific.v2i1.344](https://doi.org/10.34304/scientific.v2i1.344).
- [17] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, dan M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, hlm. 153–160, Okt 2023, doi: [10.57152/malcom.v3i2.897](https://doi.org/10.57152/malcom.v3i2.897).
- [18] Y. Brianorman dan R. Munir, "Perbandingan Pre-Trained CNN: Klasifikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah," *J. Sistem Info. Bisnis*, vol. 13, no. 1, hlm. 52–59, Jul 2023, doi: [10.21456/vol13iss1pp52-59](https://doi.org/10.21456/vol13iss1pp52-59).
- [19] N. Ayuningtyas dan W. Yustanti, "Semi-Supervised Learning pada Pelabelan dalam Klasifikasi Multi-Label Data Teks," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 6, no. 01, hlm. 240–248, Jun 2024, doi: [10.26740/jinacs.v6n01.p240-248](https://doi.org/10.26740/jinacs.v6n01.p240-248).
- [20] N. Kasim dan G. S. Nugraha, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Arab Menggunakan Metode Convolution Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTika)*, vol. 3, no. 1, hlm. 85–95, Apr 2021, doi: [10.29303/jtika.v3i1.136](https://doi.org/10.29303/jtika.v3i1.136).
- [21] A. R. Hanum dkk., "Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Teks Bert dalam Mendeteksi Berita Hoaks," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 3, hlm. 537–546, Jul 2024, doi: [10.25126/jtiik.938093](https://doi.org/10.25126/jtiik.938093).