

Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Extreme Learning Machine*

Rhaishudin Jafar Rumandan^{1,*}, Rini Nuraini², Nanang Sadikin³, Yuri Rahmanto⁴

¹Program Studi Manajemen Pendidikan Islam, Insititut Agama Islam Negeri Ambon, Ambon, Indonesia

²Program Studi Informatika, Universitas Nasional, Jakarta Selatan, Indonesia

³Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Informasi NIIT, Jakarta Selatan, Indonesia

⁴Program Studi Teknik Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia

Email: ^{1,*}jafarrumandan@gmail.com, ²rini.nuraini@civitas.unas.ac.id, ³nanang.sadikin@i-tech.ac.id,

⁴yurirahmanto@teknokrat.ac.id

Email Penulis Korespondensi: jafarrumandan@gmail.com

Submitted: 25/11/2022; Accepted: 29/11/2022; Published: 30/11/2022

Abstrak—Daun adalah salah satu bagian tumbuhan yang mempunyai manfaat bagi manusia khususnya untuk kesehatan tubuh. Daun dapat digunakan sebagai obat herbal yang dapat menjadi alternatif yang dapat membantu dalam meningkatkan imun serta daya tahan tubuh. Akan tetapi tidak semua daun memiliki khasiat sebagai obat, maka dari itu pengetahuan mengenai jenis-jenis daun berkhasiat obat menjadi suatu hal yang penting. Tujuan dari penelitian yaitu untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra daun berkhasiat obat dengan menerapkan model jaringan syaraf tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM). Untuk mendukung algoritma ELM digunakan ekstraksi ciri morfologi yang dapat memberikan informasi mengenai karakteristik bentuk dari objek yang ada. *Extreme Learning Machine* (ELM) disebut juga sebagai pendekatan jaringan syaraf tiruan yang menggunakan satu *hidden layer*. Pada tahap klasifikasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) dapat menentukan nilai bobot antara input neuron dan hidden layer secara random sehingga pola pembelajaran menjadi lebih cepat. Berdasarkan hasil uji *precision*, *recall* dan *accuracy* menghasilkan nilai *precision* sebesar 90.67%, nilai *recall* sebesar 89.47% dan *accuracy* sebesar 90%. Sehingga, berdasarkan hasil tersebut dapat dikatakan bahwa model ELM yang dibangun dapat mengklasifikasikan citra jenis daun berkhasiat obat dengan baik.

Kata Kunci: Klasifikasi Citra; Daun Berkhasiat Obat; Jaringan Syaraf Tiruan; Extreme Learning Machine; Ciri Morfologi

Abstract—Leaves are one part of a plant that has benefits for humans, especially for the health of the body. Leaves can be used as herbal medicine which can be an alternative that can help in increasing immunity and body resistance. However, not all leaves have medicinal properties, therefore knowledge of the types of medicinal leaves is important. The aim of this research is to develop a classification system for the image of medicinal leaves using the Extreme Learning Machine (ELM) artificial neural network model. To support the ELM algorithm, morphological feature extraction is used which can provide information about the shape characteristics of existing objects. Extreme Learning Machine (ELM) is also known as an artificial neural network approach that uses one hidden layer. At the classification stage, the Extreme Learning Machine (ELM) algorithm can determine the weight value between the input neurons and the hidden layer randomly so that the learning pattern becomes faster. Based on the results of the precision, recall and accuracy tests, the precision value is 90.67%, the recall value is 89.47% and accuracy of 90%. So, based on these results it can be said that the ELM model that was built can classify images of leaf types with medicinal properties well.

Keywords: Image Classification; Medicinal Leaves; Artificial Neural Networks; Extreme Learning Machines; Morphological Characteristics

1. PENDAHULUAN

Daun merupakan bagian dari tumbuhan yang tumbuh pada dahan, yang umumnya berwarna hijau dengan fungsi untuk menangkap energi dari sinar matahari kemudian digunakan untuk fotosintesis. Selain bermanfaat untuk tanaman itu sendiri, ternyata daun juga memiliki manfaat bagi manusia khususnya untuk kesehatan tubuh. Hal ini karena daun memiliki kandungan berupa vitamin, mineral, antioksidan serta kandungan-kandungan yang lainnya. Sehingga daun seringkali dijadikan sebagai obat herbal. Obat herbal biasanya berasal dari tumbuhan yang memiliki kandungan senyawa fitokimia yang dapat mempertahankan dan meningkatkan kesehatan tubuh [1]. Berdasarkan data Kementerian Kesehatan RI telah mencatat kurang lebih 19.871 tanaman obat yang bermanfaat untuk dijadikan sebagai obat tradisional [2]. Dari data tersebut baru sekitar 200 spesies yang sudah digunakan sebagai bahan baku industri obat tradisional. Ini artinya tanaman berkhasiat obat sangat berpotensi untuk dibudidayakan karena mempunyai segudang manfaat bagi tubuh manusia. Terlebih pada masa pandemi Covid-19 obat herbal menjadi populer karena dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan imun serta daya tahan tubuh. Untuk itu, mengetahui jenis-jenis tanaman yang berkhasiat obat terutama daunnya menjadi pengetahuan yang penting. Akan tetapi, sebagian masyarakat masih belum mengetahui jenis-jenis daun yang memiliki khasiat sebagai obat. Ini karena daun secara sekilas memiliki kesamaan, sehingga membuat seseorang mengalami kesulitan untuk mengenalinya [3]. Jika diperhatikan, daun ternyata memiliki bentuk yang berbeda-beda atau yang biasa disebut sebagai ciri morfologi. Sehingga, untuk mengetahui jenis daun berkhasiat obat dapat dikelola dengan memanfaatkan citranya.

Pengolahan citra digital merupakan suatu bidang yang mempelajari terkait terbentuknya citra, mengelola suatu citra serta melakukan analisis terhadap citra untuk menggali informasi sehingga dapat bermanfaat bagi manusia [4]. Implementasi dari pengolahan citra salah satunya yaitu klasifikasi citra. Klasifikasi citra dapat

diartikan sebagai pengelolaan citra dengan mengelompokkannya berdasarkan elemen-elemen yang ada pada citra kedalam sebuah kelompok dan pada masing-masing kelompoknya dapat mencirikan sebuah entitas tertentu [5]. Klasifikasi citra bermanfaat untuk mendeskripsikan keberagaman objek agar dapat lebih mudah untuk dikenali [6]. Terdapat beberapa penelitian mengenai klasifikasi citra tanaman obat. Diantaranya penelitian penerapan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Principal Component analysis* (PCA) pada klasifikasi tanaman herbal [7]. Pada penelitian ini model yang diusulkan mampu mengklasifikasi tanaman herbal dengan tingkat akurasi 88,67%. Teknik ekstraksi fitur yang diterapkan adalah berdasarkan fitur warna melalui perhitungan nilai rata-rata RGB dan HSV. Algoritma PCA digunakan untuk mereduksi data kemudian KNN mengklasifikasikan objek berdasarkan pada data pembelajaran yang mempunyai nilai kedekatan terhadap objek tersebut. Akan tetapi, KNN mempunyai kelemahan dalam menangani *outlier* serta rentan terhadap variabel yang tidak mengandung informasi [8]. Penelitian lain tentang klasifikasi citra tanaman obat dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [9]. Akan tetapi algoritma SVM kurang efektif dalam kasus kelas yang kompleks, karena pada SVM bekerja dengan mendapatkan *hyperplane* terbaik dan membaginya kedalam dua kelas. Penelitian selanjutnya, mengenai klasifikasi tanaman obat penerapan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan ekstraksi ciri morfologi [10]. Pada penelitian ini menghasilkan rata-rata pada penilaian *recognition rate* untuk data *test* mendapatkan nilai 75,56%. Penelitian lainnya, mengenai klasifikasi citra daun herbal menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* [4]. Tetapi penelitian ini menggunakan ekstraksi ciri bentuk dengan menghitung nilai *metric* serta *eccentricity*. Berdasarkan pengujian, didapatkan tingkat akurasi sebesar 88,75%. Jaringan syaraf tiruan memiliki kemampuan dalam menemukan pola dan memetakan satu masukan menjadi luaran yang dilatih berdasarkan pelatihan dengan mengadopsi pola kerja saraf manusia [11]. Sehingga jaringan syaraf tiruan cocok digunakan dalam kasus klasifikasi. Akan tetapi penggunaan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* tidak dapat memberikan informasi mengenai bobot yang memiliki pengaruh terhadap pola input, sehingga hasil pelatihan menjadi tidak konstan [12]. Selain itu, jaringan syaraf tiruan *backpropagation* membutuhkan pembaharuan pada nilai bobotnya serta pada nilai bias pada masing-masing *epoch*, sehingga membutuhkan waktu dalam pola pembelajarannya [4].

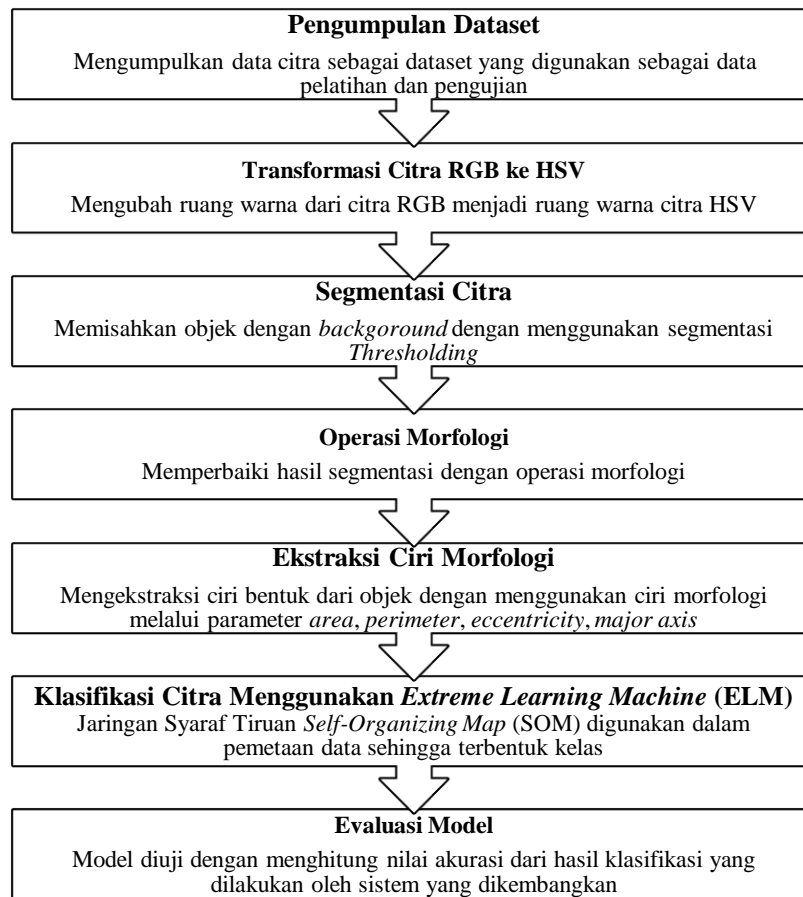
Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM). Metode ELM adalah jenis jaringan syaraf tiruan yang memiliki satu lapisan tersembunyi yang kemudian dikenal dengan istilah *Single Hidden Layer Feedforward Neural Network* (SLFN) [13]. Pendekatan ini mempunyai kelebihan dalam hal kecepatan pembelajarannya yang lebih optimal apabila dibandingkan dengan pendekatan jaringan syaraf tiruan konvensional seperti *backpropagation* [14]. ELM dikembangkan guna menyelesaikan permasalahan pada kecepatan dalam pembelajaran yang ada pada jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Pada jaringan syaraf tiruan *feedforward* menerapkan pembelajaran berdasarkan *slow gradient* pada saat pelatihan serta pada perhitungannya dilakukan dengan *iterative* diseluruh parameter yang ada, hal ini mengakibatkan proses pembelajaran menjadi lambat. Sedangkan pada jaringan ELM, setiap parameter baik *input weight* maupun *hidden bias* dilakukan pemilihan secara *random*, sehingga kecepatan pembelajaran akan jauh lebih cepat dan menghasilkan generalisasi dengan kinerja yang baik [15]. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa algoritma ELM dapat diterapkan untuk pengolahan citra digital dan mendapatkan hasil yang baik [16]–[18]. Selain itu, pada penelitian ini digunakan ekstraksi ciri berdasarkan bentuknya melalui ekstraksi ciri morfologi untuk mendukung algoritma ELM. Pada penelitian ini jenis daun berkhasiat obat yang digunakan berdasarkan buku “Aneka Tanaman Berkhasiat Obat” [19]. Kemudian dari banyak daun yang berkhasiat obat dipilih berdasarkan daun yang mudah ditemui sehingga didapatkan 5 (lima) jenis daun berkhasiat obat, antara lain: Daun Salam, Daun Sirih, Daun Jambu Biji, Daun Kunyit dan Daun Sirsak.

Berdasarkan paparan sebelumnya, sehingga penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi citra daun berkhasiat obat dengan menerapkan metode jaringan syaraf tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM). Untuk mendukung algoritma ELM digunakan ekstraksi ciri morfologi dengan parameter *area*, *perimeter*, *eccentricity*, *major axis length*, dan *minor axis length*. Ekstraksi ciri tersebut memberikan informasi mengenai karakteristik bentuk dari objek yang ada pada citra yang kemudian digunakan untuk masukan dalam proses klasifikasi. Pada tahap klasifikasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) dapat menentukan nilai bobot antara *input neuron* dan *hidden layer* secara random.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Untuk melaksanakan riset agar dapat terlaksana dengan baik dan sesuai dengan tujuan, maka perlu disusun tahapan penelitian yang terstruktur dan terencana. Langkah-langkah dalam melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan citra berkhasiat obat dengan menerapkan algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Pengumpulan Dataset

Sebelum melakukan klasifikasi pada citra, langkah awal yang dilakukan yaitu melakukan pengumpulan data citra jenis daun berkhasiat obat yang nantinya menjadi kumpulan data atau yang disebut dengan dataset. Dataset menjadi aspek penting dalam pengolahan citra, ini disebabkan karena ketersediaan dataset menjadi penentu dalam mengetahui kinerja dari suatu model [20], [21]. Jenis daun berkhasiat obat yang digunakan berdasarkan buku “Aneka Tanaman Berkhasiat Obat” [19], kemudian dipilih berdasarkan daun berkhasiat obat yang mudah ditemui yaitu terdapat 5 (lima) jenis daun berkhasiat obat, antara lain: Daun Salam, Daun Sirih, Daun Jambu Biji, Daun Kunyit dan Daun Sirsak. Proses mendapatkan dataset melalui pengambilan citra diambil secara mandiri menggunakan kamera dengan intensitas cahaya yang sama. Untuk distribusi dataset berdasarkan pembagian 70% sebagai data untuk pelatihan dan 30% sebagai data untuk pengujian. Total data citra yang telah dikumpulkan sebanyak citra jenis tanaman obat dengan masing masing kelas sejumlah 250 citra. Dengan pembagian distribusi data pelatihan dan data pengujian yang telah ditentukan sehingga jumlah data latih yang digunakan adalah 125 citra dan data uji yang digunakan adalah 75 citra.

2.1.2 Transformasi Citra RGB ke HSV

Agar dapat mempermudah dalam pengolahan citra, umumnya citra dengan ruang warna RGB akan diubah terlebih dahulu pada ruang warna *Hue*, *Saturation* dan *Value* atau HSV. Model warna HSV memberikan gambaran mengenai pewarnaan yang sama dengan intuisi manusia dalam menangkap warna [22]. Proses mengubah citra RGB menjadi citra HSV berguna untuk memudahkan proses segmentasi karena pada proses ini akan menghasilkan citra dengan warna HSV yang terlihat pada objek yang akan dilakukan segmentasi.

2.1.3 Segmentasi Citra

Pada tahap ini citra berguna untuk membedakan antara objek dan latar belakangnya. Pada segmentasi citra objek nantinya akan dipisahkan berdasarkan batasan-batasan wilayahnya sehingga akan terlihat antara objek dan latar belakangnya. Maka, di tahapan ini citra akan dikonversi kedalam citra biner, dimana objek yang diinginkan mendapatkan nilai 1, sebaliknya untuk latar belakangnya akan memiliki nilai 0 [23]. Pendekatan segmentasi citra yang diterapkan pada penelitian ini yaitu *Thresholding*. Pada teknik ini akan dicari nilai *threshold* yang sesuai, untuk memudahkan dalam membedakan objek pada citra [24]. Tahapan pada *Thresholding* seperti halnya proses kuantisasi citra. Untuk melakukan kuantisasi citra dapat melalui persamaan (1) dan (2).

$$x = b * \text{int} \left(\frac{w}{b} \right) \tag{1}$$

$$b = \text{int} \left(\frac{256}{a} \right) \tag{2}$$

Berdasarkan persamaan (1) dan (2), w memperlihatkan nilai tingkat keabuan ketika belum dilakukan *Thresholding*. Kemudian, x merupakan nilai tingkat keabuan setelah *Thresholding*.

2.1.4 Operasi Morfologi

Pada tahap ini bertujuan untuk memperbaiki hasil dari segmentasi citra agar objek yang disegmnetasi dapat terlihat dengan jelas. Umumnya, operasi morfologi diimplementasikan pada citra biner untuk perbaikan hasil segemnetasi [25]. Operasi morfologi banyak jenisnya, pada penelitian ini operasi morfologi yang digunakan yaitu operasi *filling holes*, *opening* dan *closing*. Operasi morfologi *filling holes* digunakan untuk memenuhi seluruh wilayah dengan nilai 1 dan pada operasi ini dengan acuan yang didasari pada nilai piksel. Operasi morfologi *opening* digunakan untuk menghaluskan garis yang membentuk objek, menghilangkan bagian yang sempit dan menghilangkan tonjolan yang tipis. Sedangkan operasi morfologi *closing* menolak pecahan-pecahan, menghilangkan lobang dan mengisi gap pada garis. Untuk melakukan operasi *filling holes*, *opening* dan *closing* dapat menggunakan persamaan (3), (4) dan (5).

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A^c \tag{3}$$

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \tag{4}$$

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \tag{5}$$

Di mana X merupakan titik di dalam *boundary*, A menunjukkan matriks awal pada sitra sebelum dilakukan operasi morfologi, sedangkan B menunjukkan matriks operator yang digunakan untuk melakukan operasi morfologi.

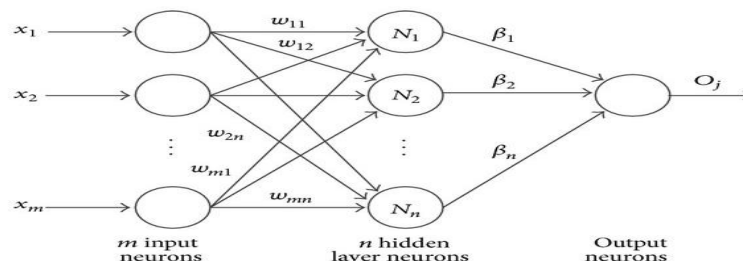
2.1.5 Ekstraksi Ciri Morfologi

Ekstraksi ciri dapat diartikan sebagai tahap untuk memperoleh ciri yang digunakan untuk membedakan antara suatu objek dengan objek yang lain [7]. Ciri yang didapatkan selanjutnya digunakan sebagai informasi yang dapat mencirikan objek untuk dikelola oleh algoritma klasifikasi [6]. Pada daun ciri yang dapat diekstraksi adalah ciri berdasarkan bentuknya. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah ekstraksi ciri morfologi dengan parameter *area*, *perimeter*, *eccentricity*, *major axis length* serta *minor axis length*. *Area* dapat diperoleh dari jumlah piksel yang terdapat pada objek pada suatu citra. *Perimeter* dapat diperoleh dari jumlah piksel yang mengelilingi objek. Kemudian *major axis length* merupakan panjang diameter dari sebuah area dan *minor axis length* merupakan diameter terpendek dari sebuah area. Berdasarkan *major* dan *minor axis* maka dapat dihitung fitur morfologi lainnya yaitu *eccentricity*. *Eccentricity* merupakan perbandingan panjang antara *major axis* dan *minor axis*. Parameter *eccentricity* dapat dihitung dengan persamaan (6) berikut ini.

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \tag{6}$$

2.1.6 Klasifikasi Citra Menggunakan Extreme Learning Machine (ELM)

Extreme Learning Machine (ELM) merupakan salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang memanfaatkan satu lapisan tersembunyi. ELM merupakan pendekatan pembelajaran jaringan syaraf tiruan yang muncul karena perkembangan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan memanfaatkan *Single Layer Feedforward Neural Network* (SLFN) [13]. ELM dikembangkan guna menyelesaikan permasalahan pada kecepatan dalam pembelajaran yang ada pada jaringan syaraf tiruan *feedforward* [15]. Pada jaringan syaraf tiruan *feedforward* menerapkan pembelajaran *berdasarkan slow gradient* pada saat pelatihan serta pada perhitungannya dilakukan dengan *iterative* di seluruh parameter yang ada, hal ini mengakibatkan proses pembelajaran menjadi lambat. Sedangkan pada jaringan ELM, setiap parameter baik *input weight* maupun *hidden bias* dilakukan pemilihan secara random, sehingga kecepatan pembelajaran akan jauh lebih cepat dan menghasilkan generalisasi dengan kinerja yang baik [15]. Ilustrasi arsitektur metode ELM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine (ELM)

Pada Gambar 2, terlihat bahwa pada arsitektur ELM nilai bobot antara *input neuron* dan *hidden layer* didapatkan secara random sehingga pola pembelajaran akan lebih cepat. Sehingga, setelah jaringan dilatih dapat melakukan klasifikasi data yang memiliki kecepatan lebih baik apabila dibandingkan dengan penyelesaian menggunakan model secara analitik [26]. Ini artinya metode jaringan syaraf tiruan ELM memiliki kinerja komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma pembelajaran konvensional [14]. Algoritma ELM memiliki pendekatan matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Hal ini karena pendekatan ELM mempunyai perhitungan yang lebih sederhana [16]. Untuk N dengan jumlah masukan dan target luaran yang berbeda, seperti (x_i, t_i) dengan $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ dan $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T \in R^m$ maka untuk jumlah *hidden layer* sebanyak \tilde{N} serta fungsi aktivasi $g(x)$ dapat diselesaikan dengan menggunakan persamaan (7).

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g_i(x_{ij}) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g_i(w_i \cdot x_j + b_i) = o_j \quad (7)$$

di mana, w_i menunjukkan vektor bobot untuk menghubungkan antara *hidden node* ke-1 dan *input node*, β_i menunjukkan vektor bobot untuk menghubungkan antara *hidden node* ke-1 dan *output node*, b_i menunjukkan nilai *threshold* pada *hidden node*, sedangkan $w_i \cdot x_j$ menunjukkan *inner product* dari nilai w_i dan x_j . Persamaan tersebut dapat ditulis dengan lebih sederhana menjadi persamaan (8).

$$H\beta = T \quad (8)$$

di mana H merupakan matriks *input hidden layer*, sedangkan T merupakan matriks targetnya.

Pada jaringan syaraf tiruan ELM nilai *input wight* dan *hidden bias* didapatkan dengan melakukan *random*, maka bobot *output* yang berhubungan dengan *hidden layer* dapat diperoleh menggunakan persamaan (9).

$$\beta = H \dagger T \quad (9)$$

2.1.7 Evaluasi Model

Tahap evaluasi adalah tahapan untuk mengukur kinerja dari model yang dikembangkan [27]. Untuk mengevaluasi model yang dikembangkan menggunakan *confusion matrix* dengan melakukan perhitungan nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* [28]. *Precision* merupakan tingkatan ketepatan diantara informasi yang diinginkan dengan hasil yang diperoleh pada sistem. Kemudian, *recall* merupakan tingkatan keberhasilan sistem untuk mendapatkan kembali sebuah informasi. Sedangkan *Accuracy* yaitu ukuran kedekatan antara hasil klasifikasi dengan kenyataan. *Precision*, *recall*, dan *accuracy* dihitung menggunakan persamaan (10), (11) dan (12).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (11)$$

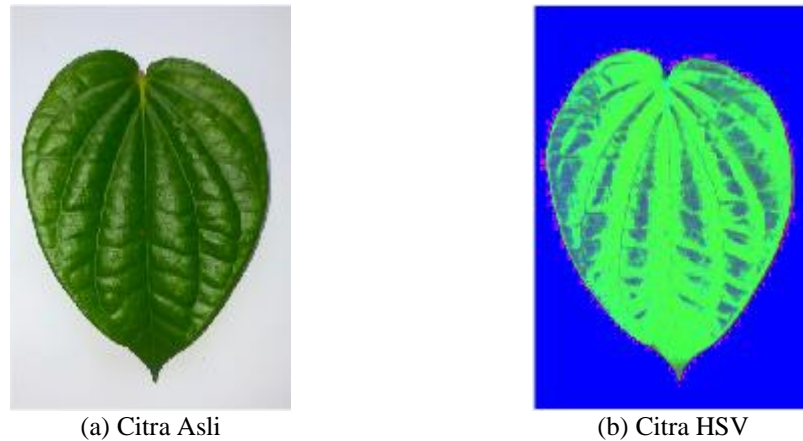
$$Accuracy = \frac{TP}{TP+FP} \quad (12)$$

Di mana, TP (*True Positive*) adalah data positif yang diprediksi kebenarannya. Sebaliknya, TN (*True Negative*) adalah data negatif yang diprediksi benar. Sedangkan FP (*False Positive*) adalah data negatif tetapi diprediksikan sebagai data positif. Kemudian, FN (*False Negative*) adalah data positif tetapi diprediksikan sebagai data negatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

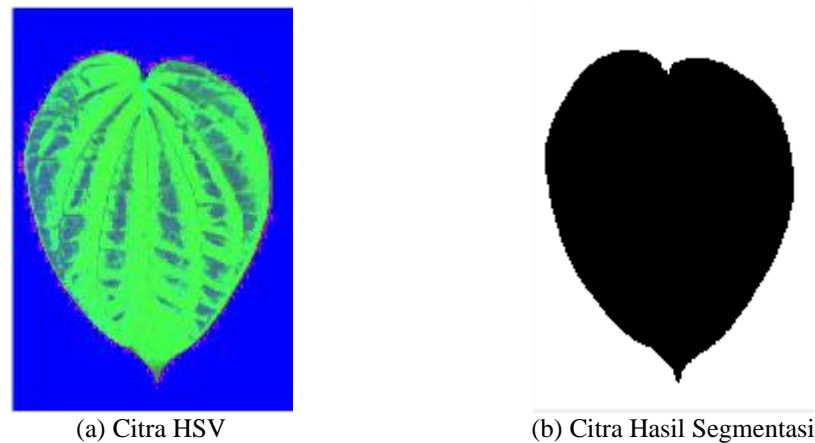
Untuk mengimplementasikan metode jaringan syaraf tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM) pada klasifikasi citra jenis daun berkhasiat obat, diawali dengan mempersiapkan kumpulan data citra atau biasanya disebut dengan dataset. Jenis daun berkhasiat obat yang digunakan berdasarkan buku “Aneka Tanaman Berkhasiat Obat”, kemudian dipilih berdasarkan daun berkhasiat obat yang mudah ditemui yaitu terdapat 5 (lima) jenis daun berkhasiat obat, diantaranya: Daun Salam, Daun Sirih, Daun Jambu Biji, Daun Kunyit dan Daun Sirsak. Proses mendapatkan dataset melalui pengambilan citra diambil secara mandiri menggunakan kamera dengan intensitas cahaya yang sama. Untuk distribusi data yang digunakan berdasarkan pembagian 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji. Total data citra yang telah dikumpulkan sebanyak citra jenis tanaman obat dengan masing masing kelas sejumlah 250 citra. Dengan pembagian distribusi data pelatihan dan data pengujian yang telah ditentukan sehingga data pelatihan berjumlah 125 citra dan data pengujian berjumlah 75 citra. Data citra tersebut didapatkan dengan mengambil gambar melalui kamera dengan tingkat cahaya yang sama, selanjutnya citra tersebut diolah agar dapat sesuai dengan kebutuhan. Setelah dataset terkumpul, proses selanjutnya adalah menyiapkan model yang digunakan sebagai pelatihan. Model yang dibangun kemudian diterapkan pada *software* MATLAB untuk pelatihan dan pengujian. Untuk merancang model yang digunakan untuk pelatihan diawali dengan transformasi dari citra RGB ke citra HSV untuk memudahkan proses segmentasi citra. Model warna HSV memberikan gambaran mengenai pewarnaan yang sama dengan intuisi manusia dalam menangkap warna. Proses transformasi citra RGB ke citra HSV berguna untuk memudahkan proses segmentasi karena pada proses ini akan menghasilkan

citra dengan warna HSV yang terlihat pada objek yang akan dilakukan segmentasi. Sampel citra daun berkhasiat obat hasil transformasi dari citra RGB ke HSV disajikan pada Gambar 3.



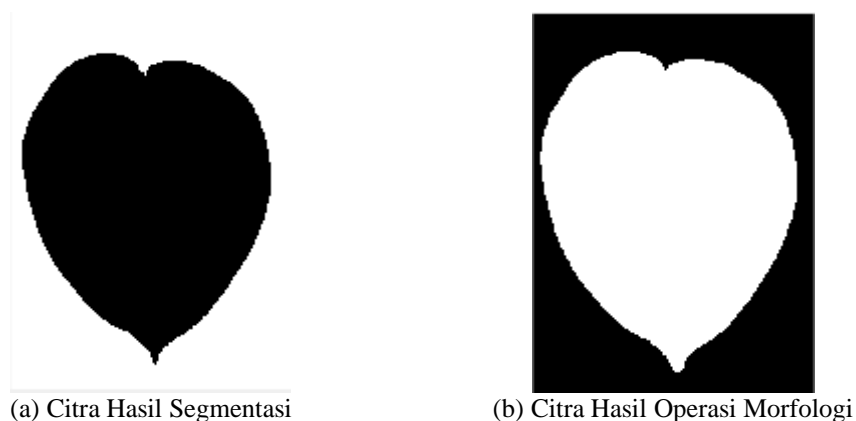
Gambar 3. (a) Citra Asli dan (b) Citra HSV

Pada Gambar 3 (b) terlihat hasil transformasi dari citra RGB ke citra HSV, dimana proses ini digunakan untuk memudahkan dalam proses segmentasi. Tahapan berikutnya yaitu segmentasi citra melalui penerapan metode *Thresholding*. Pada tahap ini akan dikonversi menjadi citra biner agar dapat dipisahkan antara objek dan *background* pada citra. Hasil segmentasi citra pada citra daun berkhasiat obat disajikan pada Gambar 4.



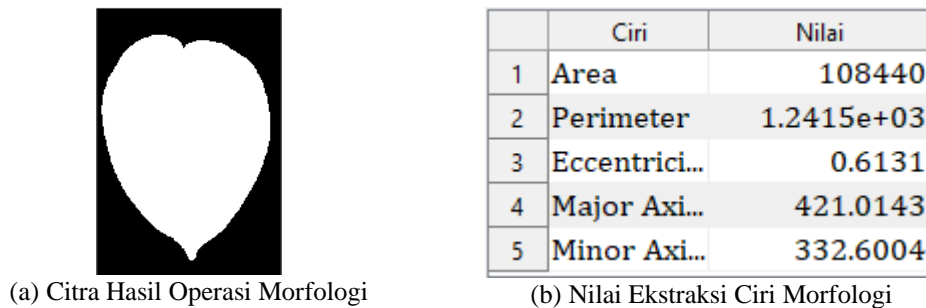
Gambar 4. (a) Citra HSV dan (b) Citra Hasil Segmentasi

Pada Gambar 4 (b) terlihat citra yang sudah dilakukan segmentasi menggunakan *Thresholding*, dimana pada citra tersebut terlihat perbedaan antara objek dan latar belakangnya. Akan tetapi hasil segmentasi tersebut perlu dilakukan perbaikan untuk meningkatkan hasil segmentasi dengan memperlihatkan secara jelas dari bentuk objek yang akan diklasifikasi agar dapat memudahkan dalam proses ekstraksi ciri. Maka, langkah selanjutnya adalah meningkatkan hasil segmentasi citra dengan operasi morfologi. Operasi morfologi yang diimplementasikan diantaranya operasi *filling holes*, *opening* dan *closing*. Hasil operasi morfologi citra pada citra daun berkhasiat obat disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. (a) Citra Hasil Segmentasi dan (b) Citra Hasil Operasi Morfologi

Pada Gambar 5 (b) terlihat hasil operasi morfologi, dimana pada gambar tersebut objek yang akan diklasifikasi berwarna putih hal ini karena hasil dari operasi morfologi dengan *filling holes*. Operasi morfologi *filling holes* digunakan untuk memenuhi seluruh wilayah dengan nilai 1 sehingga objek berwarna putih dan latar belakangnya berwarna hitam. Selain itu, digunakan operasi morfologi *opening* dan *closing* untuk memperjelas objek yang akan diklasifikasi. Tahapan selanjutnya adalah ekstraksi ciri yang bertujuan agar didapatkan ciri yang dapat dikenali dari suatu objek pada citra. Ekstraksi ciri yang digunakan adalah ekstraksi ciri berdasarkan bentuknya melalui ekstraksi ciri morfologi. Ekstraksi ciri morfologi akan menganalisa bentuk dari objek citra daun berkhasiat obat dengan menghitung nilai dari *area*, *perimeter*, *eccentricity*, *major axis length*, dan *minor axis length*. Gambar 5 berikut ini menunjukkan sampel dari hasil ekstraksi ciri morfologi yang dihasilkan.



Gambar 6. (a) Citra Segmentasi dan (b) Nilai Ekstraksi Ciri

Pada Gambar 6 (b), terlihat hasil ekstraksi ciri untuk sampel citra daun berkhasiat obat dengan menampilkan nilai untuk masing-masing parameter dari ekstraksi ciri bentuk yang digunakan. Kemudian, nilai-nilai tersebut menjadi data masukkan untuk algoritma klasifikasi *Extreme Learning Machine* (ELM). Pada arsitektur jaringan ELM nilai bobot antara *input neuron* dan *hidden layer* didapatkan secara random. Sehingga, setelah jaringan dilatih dapat melakukan klasifikasi data yang memiliki kecepatan lebih baik apabila dibandingkan dengan penyelesaian menggunakan model secara analitik. Pada jaringan ELM, antara *input layer* dan *hidden layer* dihitung berdasarkan *feed forward pass*. Sedangkan untuk pelatihan bobot dilakukan pada *hidden layer* dan *output layer*. Berikut ini adalah langkah-langkah implementasi algoritma ELM pada penelitian ini:

Input : Pola input (x_i, t_i) , di mana $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ dan $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T \in R^m$

Output : Bobot input (w_i) , bobot output (β_i) dan *hidden bias* (b_i)

Algoritma ELM :

Langkah 1 : Menentukan fungsi aktivasi $(g(x))$ dan jumlah *hidden node* (\tilde{N})

Langkah 2 : Menentukan secara random nilai dari bobot input (w_i) dan *hidden bias* (b_i)

Langkah 3 : Menghitung nilai matriks output (H) pada lapisan tersembunyi

Langkah 4 : Menghitung nilai bobot output (β) melalui perhitungan $\beta = H \dagger T$

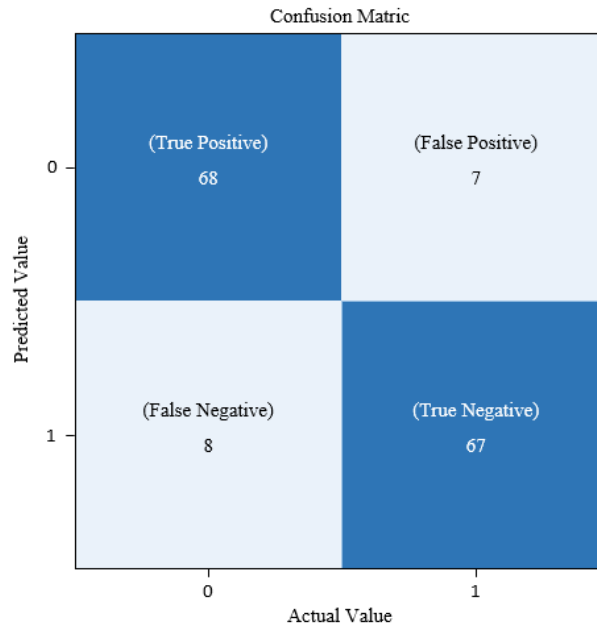
Selanjutnya, dari model jaringan syaraf tiruan ELM yang dikembangkan di implementasi pada *software* MATLAB. Untuk pengujian dibuat dalam bentuk GUI dengan menggunakan MATLAB agar memudahkan dalam penggunaan. Gambar 7 berikut ini adalah tampilan antarmuka dari sistem klasifikasi jenis daun berkhasiat obat.



Gambar 7. Tampilan Antarmuka Sistem Klasifikasi Citra Daun Berkhasiat Obat

Setelah model telah diterapkan pada *software* MATLAB, kemudian model akan dievaluasi untuk mengetahui kinerja dari model yang dikembangkan. Data citra daun berkhasiat obat yang digunakan sebagai data uji sebanyak 75 citra. Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara hasil klasifikasi yang dilakukan oleh model dengan fakta yang ada. Kemudian hasil dari uji tersebut dimasukkan kedalam *confusion matrix*, untuk

mendapatkan nilai TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*). Hasil *confusion matrix* dari uji yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Antarmuka

Berdasarkan Gambar 8 dapat dilihat hasil *confusion matrix*, kemudian dari hasil tersebut digunakan untuk mendapatkan nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* yang dicari melalui persamaan (10), (11) dan (12) yang telah dibahas sebelumnya. Hasil uji *precision*, *recall*, dan *accuracy* dapat disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian

Ukuran	Nilai
<i>Precision</i>	0.9067
<i>Recall</i>	0.8947
<i>Accuracy</i>	0.9000

Pada Tabel 1 didapatkan nilai *precision* sebesar 0.9067 atau 90.67%, nilai *recall* sebesar 0.8947 atau 89.47% dan *accuracy* sebesar 0.9000 atau 90%. Nilai akurasi dari model menunjukkan bahwa tingkat keakuratan antara nilai hasil klasifikasi dengan nilai sebenarnya adalah 90%. Hasil tersebut, kemudian dimasukkan ke dalam kategori berikut ini: Baik, jika mendapatkan nilai 76% s.d 100%; Cukup, dengan nilai 56% s.d 5%; Kurang Baik, dengan nilai 40% s.d 55%, dan Kurang Baik, dengan nilai < 40% [29]. Maka, hasil akurasi dari model ELM yang digunakan untuk klasifikasi jenis daun berkhasiat obat masuk dalam kategori baik. Akan tetapi, berdasarkan nilai akurasi yang dihasilkan tingkat *error* mencapai 10%. Tingkat *error* ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya: 1) Algoritma ELM dalam menentukan bobot neuron awal yang dilakukan secara acak sehingga mengakibatkan nilai yang dihasilkan berbeda-beda; 2) Terdapat beberapa ciri dari jenis daun berkhasiat obat memiliki bentuk yang hampir sama, sehingga perlu penggunaan ciri-ciri yang lain seperti warna maupun tekstur; 3) Untuk citra berkhasiat obat dengan berbagai sudut pandang dan background beragama menyulitkan model dalam melakukan klasifikasi; 4) Jumlah dataset yang digunakan masih relatif sedikit, maka memerlukan penambahan dataset agar pola pembelajaran yang dilakukan lebih optimal.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan klasifikasi citra jenis daun berkhasiat obat melalui penerapan metode jaringan syaraf tiruan ELM. Daun berkhasiat obat dapat dibedakan berdasarkan bentuknya, sehingga ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini yakni ekstraksi ciri bentuk menggunakan ciri morfologi. Pada ekstraksi ciri morfologi digunakan parameter-parameter seperti *area*, *perimeter*, *eccentricity*, *major axis length*, dan *minor axis length*. Ekstraksi ciri tersebut memberikan informasi mengenai karakteristik bentuk dari objek yang ada pada citra yang kemudian digunakan untuk masukan dalam proses klasifikasi. Pada tahap klasifikasi algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) dapat menentukan nilai bobot antara *input neuron* dan *hidden layer* secara random sehingga pola pembelajaran menjadi lebih cepat. Berdasarkan hasil uji *precision*, *recall* dan *accuracy* menghasilkan nilai *precision* sebesar 90.67%, nilai *recall* sebesar 89.47% dan *accuracy* sebesar 90%. Sehingga, model ELM yang dibangun untuk klasifikasi citra jenis daun berkhasiat obat masuk dalam kategori baik. Namun, untuk penelitian selanjutnya terdapat beberapa saran sebagai perbaikan, diantaranya perlu mengkombinasikan dengan algoritma

lainnya agar dapat mengatasi penentuan bobot *neuron* awal yang dilakukan secara acak agar dapat melakukan pembelajaran lebih maksimal. Disamping itu, dapat menerapkan *deep learning* agar pola pembelajaran yang beragam dapat teratasi. Untuk ekstraksi ciri tidak cukup hanya berdasarkan ciri bentuk saja namun dapat menambahkan ekstraksi ciri yang lain. Agar hasil pembelajaran dapat optimal perlu mencoba penggunaan dataset dengan jumlah besar.

REFERENCES

- [1] N. Azmin and A. Rahmawati, "Skrining Dan Analisis Fitokimia Tumbuhan Obat Tradisional Masyarakat Kabupaten Bima," *J. Bioteknologi Biosains Indones.*, vol. 6, no. 2, pp. 259–268, 2020.
- [2] A. Maulana, "Menakar Prospek Obat Herbal di Indonesia," *Universitas Padjadjaran*, 2022. <https://www.unpad.ac.id/2022/05/menakar-prospek-obat-herbal-di-indonesia/>
- [3] T. W. Harjanti, H. Setiyani, J. Trianto, and Y. Rahmanto, "Classification of Mint Leaf Types Using Euclidean Distance and K-Means Clustering with Shape and Texture Feature Extraction," *J. Tech-E*, vol. 5, no. 2, pp. 116–124, 2022.
- [4] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Numaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 388–395, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i1.3846.
- [5] H. Mayatopani, R. I. Borman, W. T. Atmojo, and A. Arisantoso, "Classification of Vehicle Types Using Backpropagation Neural Networks with Metric and Eccentricity Parameters," *J. Ris. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 65–70, 2021, doi: 10.34288/jri.v4i1.293.
- [6] R. I. Borman, B. Priopradono, and A. R. Syah, "Klasifikasi Objek Kode Tangan pada Pengenalan Isyarat Alphabet Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo)," in *Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya (SNIA)*, 2017, no. September, pp. 1–4.
- [7] R. I. Borman, R. Napianto, N. Nugroho, D. Pasha, Y. Rahmanto, and Y. E. P. Yudoutomo, "Implementation of PCA and KNN Algorithms in the Classification of Indonesian Medicinal Plants," in *ICOMITEE 2021*, 2021, pp. 46–50.
- [8] D. A. Anggoro and P. I. Rahmatullah, "The Implementation of Subspace Outlier Detection in K-Nearest Neighbors to Improve Accuracy in Bank Marketing Data," *Int. J. Emerg. Trends Eng. Res.*, vol. 8, no. 2, pp. 545–550, 2020.
- [9] R. I. Borman, F. Rossi, Y. Jusman, A. A. A. Rahni, S. D. Putra, and A. Herdiansah, "Identification of Herbal Leaf Types Based on Their Image Using First Order Feature Extraction and Multiclass SVM Algorithm," in *International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, 2021, pp. 12–17.
- [10] K. Saputra S and M. I. Perangin-Angin, "Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 169–174, 2018, doi: 10.31311/ji.v5i2.3770.
- [11] Z. Azmi, "Artificial Neural Network Model For Wind Mill," *Int. J. Eng. Sci. Information Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 40–48, 2021.
- [12] F. Izhari, M. Zarlis, and S. Sutarman, "Analysis of backpropagation neural neural network algorithm on student ability based cognitive aspects," 2020. doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012103.
- [13] V. V. Nurdiansyah, I. Cholissodin, and P. P. Adikara, "Klasifikasi Penyakit Tuberkulosis (TB) menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 5, pp. 1387–1393, 2020.
- [14] S. Al-hammouri, M. Fora, and M. Ibbini, "Extreme Learning Machine for Melanoma Classification," in *Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT) 2021*, 2021, pp. 114–119.
- [15] Z. A. Fikriya, M. I. Irawan, and S. Soetrisno, "Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 6, no. 1, 2017.
- [16] R. R. Wahid, F. T. Anggraeny, and B. Nugroho, "Implementasi Metode Extreme Learning Machine untuk Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Imaging," in *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, 2020, vol. 1, pp. 16–20.
- [17] D. Firdaus and D. Setiabudi, "Pengenalan Signature (Tanda Tangan) Menggunakan Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Arus Elektro Indones.*, vol. 6, no. 3, pp. 78–81, 2020.
- [18] X. Lyu, "Oil Spill Detectio Based on Features and Extreme Learning Machine Method in SAR Images," in *3rd International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering*, 2018, pp. 559–563. doi: 10.1109/ICMCE.2018.00123.
- [19] M. Megawati, M. K. Nisa, and M. Arsyad, *Aneka Tanaman Berkhasiat Obat*. GUEPEDIA, 2021. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=rAVMEAAAQBAJ>
- [20] A. Mulyanto, W. Jatmiko, P. Mursanto, P. Prasetyawan, and R. I. Borman, "A New Indonesian Traffic Obstacle Dataset and Performance Evaluation of YOLOv4 for ADAS," *J. ICT Res. Appl.*, vol. 14, no. 3, pp. 286–298, 2021.
- [21] A. Mulyanto, R. I. Borman, P. Prasetyawan, W. Jatmiko, P. Mursanto, and A. Sinaga, "Indonesian Traffic Sign Recognition For Advanced Driver Assistant (ADAS) Using YOLOv4," in *International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI)*, 2020, pp. 520–524.
- [22] F. Sun, X. Hu, H. Lin, M. J. Clifford, R. Zhang, and B. Xin, "Feature extraction Hue , Saturation , Value (HSV) and Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) for identification of woven fabric motifs in South Central Timor Regency Feature extraction Hue , Saturation , Value (HSV) and Gray Level Cooccurrence Matrix (G," in *ICEST 2020*, 2021, pp. 1–9. doi: 10.1088/1742-6596/2017/1/012010.
- [23] R. I. Borman, I. Ahmad, and Y. Rahmanto, "Klasifikasi Citra Tanaman Perdu Liar Berkhasiat Obat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function," *Bull. Informatics Data Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 6–13, 2022.
- [24] R. I. Borman and B. Priopradono, "Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA)," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 03, no. 1, pp. 103–108, 2018.
- [25] K. Saputra S and M. I. Perangin-angin, "Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Sebagai Penciri Pada Tanaman Obat," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) 2018*, 2018, pp. 13–17.

- [26] P. P. Winangun, I. M. O. Widyantara, and R. S. Hartati, “Pendekatan Diagnostik Berbasis Extreme Learning Machine dengan Kernel Linear untuk Mengklasifikasi Kelainan Paru-Paru,” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 19, no. 1, p. 83, 2020, doi: 10.24843/mite.2020.v19i01.p12.
- [27] Z. Abidin, R. I. Borman, F. B. Ananda, P. Prasetyawan, F. Rossi, and Y. Jusman, “Classification of Indonesian Traditional Snacks Based on Image Using Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm,” in *International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, 2022, pp. 18–23.
- [28] B. Juba and H. S. Le, “Precision-Recall versus Accuracy and the Role of Large Data Sets,” in *The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, pp. 4039–4048.
- [29] R. I. Borman, Y. Fernando, and Y. Egi Pratama Yudoutomo, “Identification of Vehicle Types Using Learning Vector Quantization Algorithm with Morphological Features,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 339–345, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i2.3954.