

# Klasifikasi Jenis Tanaman Fast Growing Species Menggunakan Algoritma Radial Basis Function Berdasarkan Citra Daun

Rini Nuraini<sup>1,\*</sup>, Silvia Harlena<sup>2</sup>, Farida Amalya<sup>3</sup>, Deny Ariestiandy<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Teknologi Komunikasi dan Informatika, Program Studi Informatika, Universitas Nasional, Jakarta Selatan, Indonesia

<sup>2</sup>Direktorat Teknologi Informasi, Program Studi Manajemen Informatika, Universitas Gunadarma, Depok, Indonesia

<sup>3</sup>Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Gunadarma, Depok, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Komputerisasi Akuntansi, AMIK Citra Buana Indonesia, Sukabumi, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>rini.nuraini@civitas.unas.ac.id, <sup>2</sup>silvia@staff.gunadarma.ac.id, <sup>3</sup>farida\_a@staff.gunadarma.ac.id,

<sup>4</sup>denyariestiandycbi@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: rini.nuraini@civitas.unas.ac.id

Submitted: 16/03/2023; Accepted: 31/03/2023; Published: 31/03/2023

**Abstrak**—Indonesia memiliki hutan yang luas, bahkan masuk dalam peringkat ketiga hutan terluas di dunia. Namun, saat ini banyak kawasan hutan telah deforestasi atau fenomena kehilangan tutupan pohon dan area hutan. Program rehabilitasi hutan berkembang dengan mengutamakan jenis tanaman atau pohon yang memiliki pertumbuhan yang cepat atau disebut dengan fast growing species. Namun banyak masyarakat yang tidak mengetahui jenis-jenis tanaman fast growing species ini. Padahal pengetahuan mengenai jenis-jenis tanaman fast growing species ini sangat penting untuk dimiliki oleh masyarakat agar masyarakat dapat mengetahui tanaman apa saja yang dapat mempercepat rehabilitasi hutan. Jenis tanaman fast growing species sebenarnya dapat dikenali dari bentuk daunnya. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi citra tanaman fast growing species berdasarkan citra daun dengan menerapkan algoritma jaringan syaraf tiruan Radial Basis Function (RBF) dengan ekstraksi ciri morfologi. Ekstraksi ciri morfologi digunakan untuk mengidentifikasi bentuk objek agar diperoleh nilai fitur berdasarkan parameter yang telah ditentukan. Fitur-fitur tersebut kemudian menjadi inputan bagu jaringan syaraf tiruan RBF untuk mendapatkan pola-pola pembelajara. Jaringan RBF memiliki tiga layer yang bersifat feedforward sehingga dapat mendukung dalam menyelesaikan masalah klasifikasi atau pengenalan pola. Berdasarkan hasil pengujian akurasi didapatkan nilai akurasi sebesar 87,50%. Ini artinya, jaringan syaraf tiruan Radial Basis Function (RBF) mampu dengan baik mengklasifikasikan jenis tanaman fast growing species berdasarkan citra daun.

**Kata Kunci:** Ekstraksi Ciri Morfologi; Fast Growing Species; Jaringan Syaraf Tiruan; Klasifikasi Citra; Radial Basis Function

**Abstract**—Indonesia has vast forests, even ranked as the third largest forest in the world. However, currently many forest areas have been deforested or the phenomenon of losing tree cover and forest areas. Forest rehabilitation programs develop by prioritizing plant or tree species that have fast growth or are called fast growing species. However, many people do not know about these fast growing species. Even though knowledge about the types of fast growing plant species is very important for the community to have so that the community can find out which plants can accelerate forest rehabilitation. Fast growing species of plants can actually be identified from the shape of the leaves. This study aims to build a classification model for fast growing species plant images based on leaf images by applying the Radial Basis Function (RBF) artificial neural network algorithm with morphological feature extraction. Morphological feature extraction is used to identify the shape of an object in order to obtain feature values based on predetermined parameters. These features then become input for the RBF artificial neural network to obtain learning patterns. The RBF network has three layers that are feedforward so that it can support solving classification or pattern recognition problems. Based on the results of accuracy testing, an accuracy value of 87.50% was obtained. This means that the Radial Basis Function (RBF) neural network is able to classify fast growing plant species based on leaf images.

**Keywords:** Morphological Feature Extraction; Fast Growing Species; Artificial Neural Networks; Image Classification; Radial Basis Function

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang mempunyai keragaman hayati yang tinggi, hal ini terbukti dari 10% total jenis tumbuhan di dunia terdapat di Indonesia [1]. Indonesia menjadi salah satu pusat *biodiversity* dunia yang mempunyai potensi keragaman hayati yang bernilai tinggi. Beraneka ragam tanaman tumbuh di hutan Indonesia, bahkan hutan Indonesia berada di peringkat ketiga hutan terluas berdasarkan *Forest Watch Indonesia* (FWI) [2]. Akan tetapi Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan menyebutkan terdapat hampir 33,4 juta hektar kawasan hutan telah deforestasi atau fenomena kehilangan tutupan pohon dan area hutan [3]. Untuk itu penanaman pohon untuk rehabilitasi dan kesadaran untuk menanam pohon perlu digalakkan. Saat ini program rehabilitasi hutan berkembang dengan mengutamakan jenis tanaman atau pohon yang memiliki pertumbuhan yang cepat atau disebut dengan *fast growing species*. Tanaman *fast growing species* yaitu tanaman yang cepat tumbuh serta memiliki masa penembangan maksimal 15 tahun [4]. Tanaman *fast growing species* memiliki peran penting dalam program rehabilitasi dan reboisasi karena tanaman ini memiliki pertumbuhan yang cepat. Melalui kemampuan pertumbuhan yang cepat maka tanaman ini berperan dalam membantu tahapan revegetasi lahan serta ekosistem disekitarnya akan tumbuh lebih subur. Bahkan Departemen Kehutanan telah mengeluarkan buku panduan tipe-tipe tanaman *Multi Purpose Tree Species* (MPTS) termasuk didalamnya tanaman *fast growing species* untuk program hutan cadangan pangan dan direkomendasikan untuk kegiatan reboisasi agroforestri untuk mengatasi lahan kritis. Namun banyak masyarakat yang tidak mengetahui jenis-jenis tanaman *fast growing species* ini. Padahal pengetahuan mengenai jenis-jenis tanaman *fast growing species* ini sangat penting untuk dimiliki oleh masyarakat agar masyarakat dapat mengetahui tanaman apa saja yang dapat mempercepat rehabilitasi hutan. Jenis tanaman *fast growing species* sebenarnya dapat dikenali dari bentuk daunnya.

Melalui pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital citra daun-daun tanaman *fast growing species* tersebut dapat dilakukan klasifikasi.

Pengolahan citra digital merupakan pemrosesan informasi dengan memanfaatkan gambar atau citra yang keluarannya berupa citra ataupun bagian dari citra tersebut [5]. Pemrosesan ini dilakukan bertujuan untuk melakukan perbaikan citra sehingga mempermudah dalam menginterpretasikan citra tersebut untuk menjadi suatu informasi yang lebih bermanfaat. Klasifikasi citra adalah salah satu aktivitas dari penerapan pengolahan citra yang dapat dilakukan. Klasifikasi citra dapat diartikan sebagai pemrosesan pada elemen citra melalui pengelompokan pada kelas-kelas dengan karakteristik yang sama [6]. Agar citra dapat dikenal dan diklasifikasi maka membutuhkan algoritma yang dapat melakukan pembelajaran dan mengenali pola-pola tertentu. Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan klasifikasi citra berdasarkan citra daun telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Terdapat penelitian terkait klasifikasi citra daun yang berkhasiat obat dengan menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang dikombinasikan dengan pendekatan *Principal Component analysis* (PCA) [7]. Pada penelitian tersebut model yang dibangun mendapatkan nilai akurasi mencapai 88,67%. Metode PCA pada penelitian ini berfungsi untuk melakukan reduksi data, selanjutnya algoritma KNN akan melakukan klasifikasi citra berdasarkan pada data pembelajaran yang mempunyai jarak paling dekat. Akan tetapi, KNN mempunyai kekurangan dalam menangani *outlier* serta sensitif terhadap variabel yang tidak memiliki informasi [8]. Penelitian selanjutnya, yaitu penelitian mengenai penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengidentifikasi tanaman kubis berdasarkan citra daunnya [9]. Pada penelitian tersebut menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi mencapai 80,55%. Namun pendekatan SVM memiliki kekurangan pada saat menyelesaikan permasalahan dengan kelas yang kompleks, hal ini dikarenakan algoritma ini cara kerjanya yaitu dengan mencari *hyperplane* terbaik kemudian dibagi dalam kelas-kelas [10]. Penelitian berikutnya yaitu tentang klasifikasi citra daun untuk tanaman herbal wilayah Kalimantan menggunakan penerapan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* [11]. Model yang diusulkan pada penelitian tersebut memperoleh rata-rata akurasi sebesar 87%. Jaringan syaraf tiruan mempunyai kemampuan untuk memperoleh pola pembelajaran serta pemetaan melalui pelatihan yang diadopsi dari pola kerja dari jaringan saraf pada manusia [12]. Ini yang menyebabkan jaringan syaraf tiruan cocok diterapkan pada penyelesaian permasalahan klasifikasi. Namun, penerapan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki kelemahan yakni tidak memperoleh informasi yang cukup pada pembobotan yang berpengaruh pada pola inputan yang mengakibatkan tidak konstan hasil pelatihan [13].

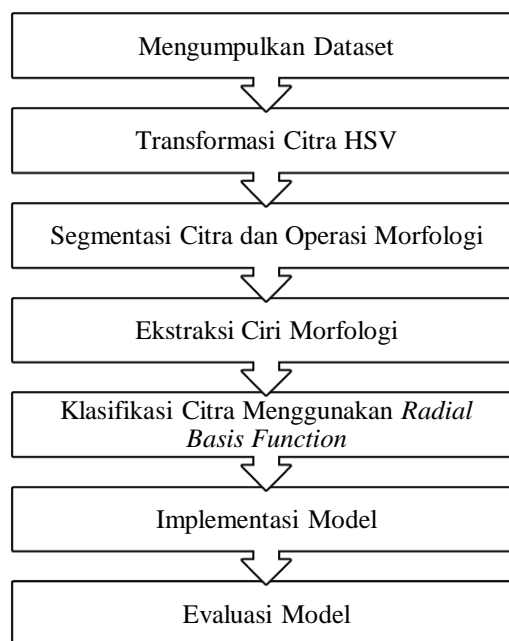
Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yakni pada penelitian yang dilakukan berfokus pada klasifikasi citra daun untuk jenis tanaman *fast growing species* dan proses klasifikasi dengan menerapkan jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF) berdasarkan ekstraksi fitur morfologi. *Radial Basis Function* (RBF) adalah metode jaringan syaraf tiruan yang menggunakan fungsi aktivasi *radial basis* yang cocok diterapkan pada kasus klasifikasi [14]. Jaringan syaraf tiruan RBF dapat diartikan sebagai jaringan yang berbentuk *multilayer perceptron* dengan struktur utama yaitu nilai pembobotan, nilai tengah serta jarak antara data yang digunakan sebagai reduksi *error* pada *output* jaringan [15]. Jaringan RBF memanfaatkan fungsi aktivasi *basis radial* atau dikenal dengan *Gaussian* yang digunakan di dalam *hidden layer*. Fungsi aktivasi *Gaussian* akan menghitung jarak ataupun keterdekatan antar data dengan titik pusatnya. Fungsi ini bersifat lokal, yakni jika input berdekatan dengan titik pusat maka fungsi tersebut bernilai 1 sebaliknya jika jauh dengan titik pusat maka akan bernilai 0. Algoritma RBF memiliki kemampuan dalam pembelajaran dan pengenalan pola yang relatif cepat, ini disebabkan jaringan yang digunakan pengelolaannya dilakukan secara lokal [15]. Jaringan syaraf RBF memiliki 3 (tiga) lapisan yang bersifat *feedforward* yang memiliki kemampuan dalam melakukan pembelajaran sehingga dapat digunakan dalam menyelesaikan kasus-kasus klasifikasi ataupun identifikasi [16]. Beberapa penelitian yang mengimplementasikan jaringan syaraf tiruan RBF yang digunakan untuk pengolahan citra digital memperoleh tingkat akurasi yang baik. Penelitian mengenai identifikasi jenis mangga menggunakan jaringan syaraf tiruan RBF, dimana pada penelitian ini model yang diterapkan dapat memperoleh nilai ketepatan identifikasi mencapai 100% [17]. Penelitian lainnya mengenai penerapan algoritma RBF dalam mengidentifikasi tanaman yang berpenyakit berdasarkan citra daunnya, dimana pada penelitian algoritma RBF mampu melakukan segmentasi dengan akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode lainnya [18]. Penelitian lainnya, tentang penerapan jaringan syaraf tiruan RBF yang digunakan untuk temu kembali citra atau untuk menemukan informasi yang terkandung pada citra, dimana pada penelitian ini model yang diusulkan memperoleh nilai akurasi tertinggi hingga 90,92% [19]. Selain itu pada penelitian memanfaatkan fitur morfologi untuk mengekstraksi citra. Parameter ciri morfologi yang digunakan antara lain *area*, *perimeter*, panjang *major axis* dan *minor axis* serta *eccentricity*.

Berdasarkan pemaparan sebelumnya, maka penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun menggunakan jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF) dengan ekstraksi ciri morfologi. Ekstraksi ciri bentuk berdasarkan ciri morfologi digunakan untuk mengidentifikasi bentuk objek agar diperoleh fiturnya melalui parameter *area*, *perimeter*, panjang *major axis* dan *minor axis* serta *eccentricity*. Fitur-fitur tersebut kemudian menjadi inputan bagu jaringan syaraf tiruan RBF untuk mendapatkan pola-pola pembelajaran. Jaringan RBF menggunakan fungsi aktivasi *radial basis* yang dapat membantu dalam menyelesaikan masalah klasifikasi maupun pengenalan pola. Jenis tanaman *fast growing species* yang digunakan pada penelitian ini antara lain Pulau (*Alstonia Scholaris*), Pinus (*Pinus Merkusii*), Jarak Pagar (*Jatropha Curcas*) dan Malapari (*Pongamia Pinnata*).

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Untuk melaksanakan penelitian yang terencana dan tersusun dengan baik, maka dibutuhkan penyusunan tahapan penelitian. Tahapan penelitian memuat proses atau fase-fase dalam meneliti yang tersusun secara sistematis untuk mencapai tujuan dari penelitian [20]. Fase-fase penelitian yang dilakukan tersaji pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 memperlihatkan fase atau tahap-tahap dalam melaksanakan penelitian, dimana tahapan tersebut terdiri dari: Mengumpulkan Dataset; Transformasi Citra HSV; Segmentasi Citra dan Operasi Morfologi; Ekstraksi Ciri Morfologi; Klasifikasi Citra Menggunakan Radial Basis Function; Implementasi Model; dan Evaluasi Model. Untuk lebih jelasnya berikut ini adalah penjelasan dari masing-masing tahapan.

#### 2.1.1 Mengumpulkan Dataset

Langkah awal untuk membangun model untuk klasifikasi citra tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun adalah mengumpulkan data citra yang nantinya digunakan untuk dataset, baik sebagai data untuk pelatihan maupun data untuk pengujian. Dataset dikumpulkan dengan mengambil citra daun jenis tanaman *fast growing species* dengan menggunakan kamera dengan ukuran citra 1.080 Pixel, 96dpi dan 24bit. Hal ini dilakukan agar diperoleh citra daun yang terlihat dengan jelas. Jenis tanaman *fast growing species* yang digunakan terdapat 4 (empat) jenis tanaman, yaitu: Pulau (*Alstonia Scholaris*), Pinus (*Pinus Merkusii*), Jarak Pagar (*Jatropha Curcas*) dan Malapari (*Pongamia Pinnata*). Untuk pendistribusian data yang digunakan untuk data latih dan data uji menggunakan persentase 60:40. Data citra yang dikumpulkan sebanyak 400 citra, dimana 240 citra digunakan untuk pelatihan dan 160 citra digunakan untuk pengujian.

#### 2.1.2 Transformasi Citra HSV

Fitur warna HSV didasarkan pada nilai rona dan saturasi, digunakan untuk menyempurnakan informasi sebelum melakukan segmentasi. Karena HSV menggunakan koordinat silinder yang memiliki 3 (tiga) kanal warna, HSV juga dikenal sebagai semacam ruang warna perseptual (*hue, saturation, dan value*) [21]. Agar segmentasi dan ekstraksi fitur lebih mudah, transformasi citra dari citra asli ke citra HSV berguna untuk mengekstraksi informasi dari warna citra.

#### 2.1.3 Segmentasi Citra dan Operasi Morfologi

Segmentasi citra merupakan pendekatan memecah gambar digital menjadi beberapa sub pengelompokan yang kemudian dikenal dengan segmen. Umumnya proses memecah atau mengelompokkan didasari pada kebutuhan pengolahan citra. Segmentasi citra juga dapat diartikan sebagai proses memisahkan objek dari latar belakangnya atau pengelompokan wilayah piksel yang didasari warna maupun bentuk yang sama [22]. Dalam teknik ini membutuhkan sebuah nilai pembatas yang dikenal sebagai nilai *threshold*. Proses *thresholding* adalah suatu proses mengkonversi citra *grayscale* kedalam citra biner atau citra dengan hanya dua warna yaitu hitam dan putih agar didapatkan wilayah

objek dan *background* dengan jelas [22]. Hasil proses segmentasi *thresholding* adalah citra biner yang mempunyai nilai 1 dan 0. Untuk mendapatkan citra biner dapat dilakukan melalui persamaan (1).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0, & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (1)$$

di mana,  $f(x, y)$  merupakan citra *grayscale*  $g(x, y)$ , merupakan citra biner, sedangkan  $T$  menunjukkan nilai *threshold*.

Setelah citra dikonversi dalam bentuk biner, untuk memperbaiki hasil segmentasi dilakukan operasi morfologi agar citra yang tersegmentasi menjadi lebih baik. Operasi morfologi merupakan sebuah proses yang tujuannya adalah untuk merubah bentuk objek suatu citra.

### 2.1.4 Ekstraksi Ciri Morfologi

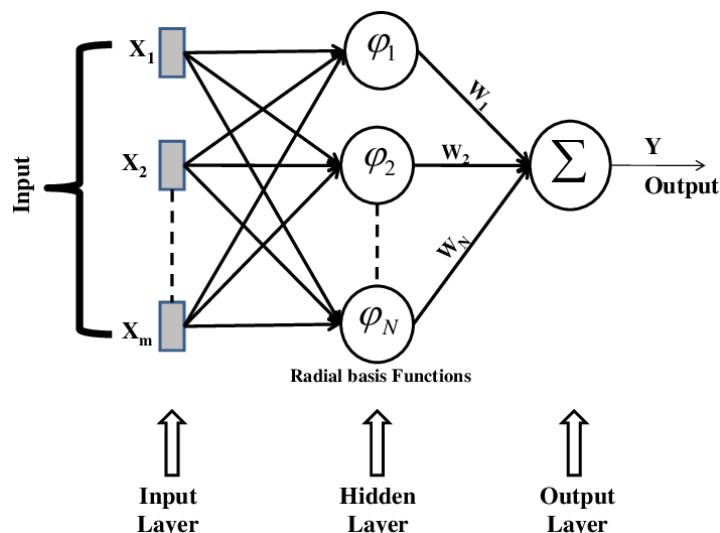
Tahap berikut adalah ekstraksi ciri, dimana pada tahap ini akan digali ciri-ciri yang terdalem dalam objek agar dapat diperoleh karakteristik yang menjadi pembeda antara objek satu dengan objek yang lain. Langkah ekstraksi ciri sangat penting karena hasilnya akan berfungsi sebagai suplai data untuk *machine learning* untuk mempelajari karakter atau pola-pola tertentu, agar memudahkan dalam mengidentifikasi atau mengkategorikan [23]. Ciri bentuk merupakan salah satu ciri yang dapat diekstraksi. Parameter ekstraksi ciri berdasarkan bentuknya antara lain *area*, *perimeter*, panjang *major axis* dan *minor axis* serta *eccentricity*. *Area* merupakan parameter yang didapatkan dari jumlah piksel yang menempati objek di dalam citra. *Perimeter* didapatkan dari jumlah piksel yang mengelilingi objek. Sedangkan untuk panjang *major axis* adalah diameter pada suatu luasan, kemudian panjang *minor axis* adalah diameter yang paling pendek dari suatu luasan. Untuk mendapatkan parameter *eccentricity* dapat diperoleh dari panjang *major axis* dan *minor axis* melalui persamaan (2).

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (2)$$

dimana,  $a$  mewakili panjang *major axis*, sedangkan  $b$  mewakili panjang *minor axis*.

### 2.1.5 Klasifikasi Citra Menggunakan Radial Basis Function

Pendekatan yang digunakan untuk pembelajaran dalam mengenali pola-pola tertentu atau klasifikasi pada penelitian ini yaitu jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF). Algoritma RBF merupakan pendekatan jaringan syaraf tiruan yang menerapkan *Multilayered Feedforward Neural* (MFN) yang sudah dilakukan peningkatan [24]. Jaringan syaraf tiruan RBF terdiri dari 3 (tiga) lapisan yaitu lapisan *input layer*, lapisan *output* dan lapisan *hidden*. Secara umum arsitektur jaringan syaraf tiruan RBF dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Radial Basis Function* (RF)

Pada Gambar 2 terlihat arsitektur jaringan syaraf tiruan RBF yang terdapat lapisan-lapisan diantaranya *input layer* *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Input layer* yaitu data masukan yang akan diproses oleh jaringan RBF. *Hidden layer* disebut juga dengan lapisan tersembunyi, dimana lapisan ini diperoleh dari dimensi yang paling tinggi untuk memproses fungsi-fungsi seperti fungsi *radial basis* dan bobot dengan nilai yang tidak sama. Sedangkan, *output layer* merupakan lapisan luaran yang berisi tanggapan yang sesuai dengan pola dan tujuannya. Jaringan syaraf tiruan RBF memetakan fungsi *non-linier* multi dimensi yang tergantung pada arah antar vektornya [25]. Algoritma RBF mempunyai sifat pengenalan pola tersendiri, ini karena algoritma RBF melakukan pembelajaran secara bersamaan antara proses terbimbing dan tidak terbimbing [26].

Proses penerapan algoritma RBF terdapat beberapa tahapan yang dimulai dengan proses inialisasi bobot. Selanjutnya dilakukan perhitungan pada setiap masukannya,  $x_i$  dengan  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ . Kemudian dilakukan perhitungan fungsi untuk mengaktifkan *Gaussian* dengan persamaan (3).

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3}$$

dimana  $\varphi(r)$  menunjukkan fungsi aktivasi *Gaussian*,  $r$  menunjukkan nilai *input* serta  $\sigma$  menunjukkan nilai *spread*.

Kemudian dilanjutkan dengan mencari nilai *output* pada semua jaringan dengan persamaan (4).

$$Y_{net} = \sum_{i=1}^H w_{im} \varphi_i(r) + w_0 \tag{4}$$

dimana  $Y_{net}$  menunjukkan *output* jaringan, kemudian  $\varphi_i(r)$  menunjukkan nilai pada fungsi aktivasi.

Tahap selanjutnya mencari perubahan bobot dengan metode menghitung matrik *Gauss* melalui persamaan (5).

$$W_{ig} = (W_{ig}^T W_{ig})^{-1} W_{ig}^T d \tag{5}$$

dimana  $W_{ig}$  menunjukkan bobot baru hasil menghitung matriks *Gaussian*, kemudian  $W_{ig}^T$  menunjukkan transposisi nilai bobot dan  $d$  menunjukkan vektor tengah pada matriks.

### 2.1.6 Implementasi Model

Tahapan ini merupakan proses mentransformasikan model ke dalam perangkat lunak yang dapat digunakan oleh pengguna. Proses implementasi ini dilakukan dengan merealisasikan hasil analisa dan rancangan ke dalam sistem [27]. Pada penelitian ini implementasi model menggunakan *software* MATLAB dengan merancang aplikasi klasifikasi tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun.

### 2.1.7 Evaluasi Model



Evaluasi bertujuan untuk mengetahui sejauh mana kinerja dari model yang bangun [28]. Pada tahap evaluasi model akan diuji untuk mengetahui kemampuan dari sistem yang dibangun, dimana pada penelitian ini model diuji melalui pengujian akurasi. Untuk mendapatkan nilai akurasi dapat menggunakan persamaan (6).

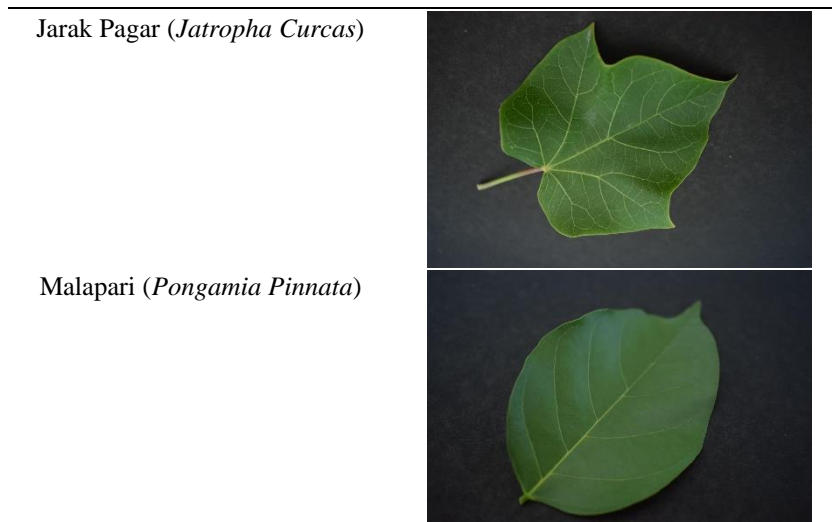
$$Accuracy = \frac{\text{Number of correct predictions}}{\text{Total number of predictions}} \times 100\% \tag{6}$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

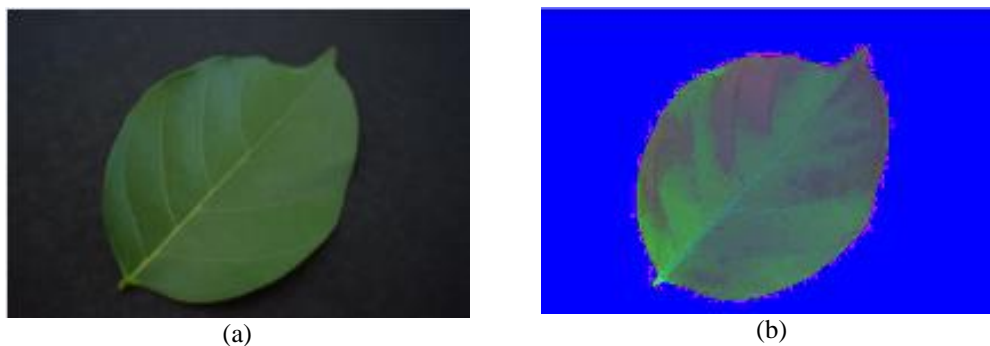
Untuk membangun model untuk melakukan klasifikasi citra tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun langkah pertama yang dilakukan adalah mengumpulkan data citra yang digunakan untuk dataset. Dataset diperoleh dengan mengambil citra daun jenis tanaman *fast growing species* dengan menggunakan kamera dengan ukuran citra 1.080 Pixel, 96dpi dan 24bit. Jenis tanaman *fast growing species* yang digunakan terdapat 4 (empat) jenis tanaman, yaitu: Pulai (*Alstonia Scholaris*), Pinus (*Pinus Merkusii*), Jarak Pagar (*Jatropha Curcas*) dan Malapari (*Pongamia Pinnata*). Untuk pendistribusian data yang digunakan sebagai data latih dan data uji menggunakan persentase 60:40. Data citra yang dikumpulkan sebanyak 400 citra, dimana 240 citra digunakan untuk pelatihan dan 160 citra digunakan untuk pengujian. Sampel citra yang dijadikan sebagai dataset tersaji pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Sampel Citra Dataset

Citra Daun	Sampel Dataset
Pulai ( <i>Alstonia Scholaris</i> )	
Pinus ( <i>Pinus Merkusii</i> )	

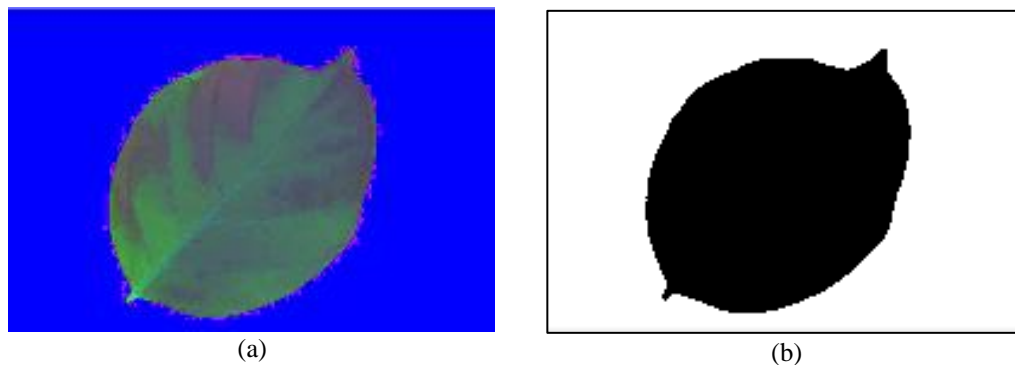


Pada Tabel 1 merupakan sampel citra yang digunakan sebagai dataset yang nantinya digunakan sebagai pelatihan ataupun pengujian. Setelah dataset dikumpulkan, kemudian dilanjutkan dengan menyiapkan model untuk pelatihan. Pelatihan dan pengujian diimplementasikan pada perangkat lunak MATLAB. Tahap awal adalah proses konversi dari citra asli ke citra HSV. Proses ini berfungsi untuk mendapatkan informasi dari warna-warna pada citra untuk mempermudah tahapan segmentasi dan ekstraksi ciri. Hasil konversi citra asli ke HSV dapat dilihat pada Gambar 2.



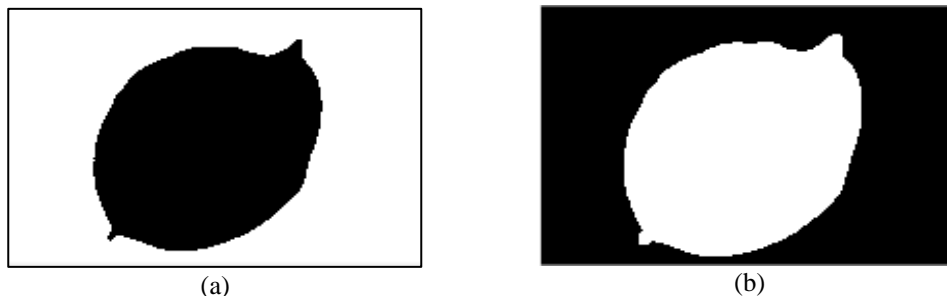
**Gambar 2.** (a) Citra Asli dan (b) Citra Setelah Dikonversi ke HSV

Pada Gambar 2 (b), terlihat hasil konversi dari citra asli kemudian diubah menjadi citra HSV. Proses selanjutnya adalah segmentasi citra, dimana proses ini berfungsi untuk latar depan dengan latar belakang dapat dipisahkan atau dibedakan. Teknik segmentasi citra yang diterapkan yakni dengan menggunakan pendekatan *thresholding*. Keluaran dari tahap ini yakni citra biner, agar dapat membedakan antara objek yang akan diklasifikasi dengan latar belakangnya. Proses segmentasi citra dapat dilihat pada Gambar 3.



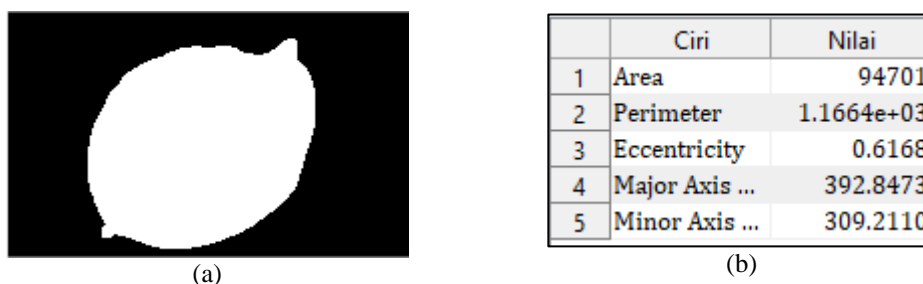
**Gambar 3.** (a) Citra HSV dan (b) Citra Hasil Segmentasi

Pada Gambar 3 (b), memperlihatkan hasil segmentasi dimana citra yang telah tersegmentasi ditransformasi dalam bentuk biner. Citra yang diubah dalam bentuk biner sehingga terlihat objek yang disegmentasi. Agar hasil segmentasi menghasilkan citra yang lebih baik maka citra hasil segmentasi diperbaiki melalui penerapan operasi morfologi. Operasi morfologi dapat disebut juga sebagai proses mengubah dan meningkatkan bentuk objek pada citra. Hasil dari operasi morfologi dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4. (a) Citra Segmentasi dan (b) Citra Hasil Operasi Morfologi

Pada Gambar 4 (b) memperlihatkan hasil dari citra yang telah dilakukan operasi morfologi. Setelah citra tersegmentasi dengan baik, kemudian dilakukan ekstraksi ciri agar diperoleh fitur-fitur yang mencirikan objek tersebut. Ekstraksi ciri menggunakan ciri morfologi dengan menghitung nilai untuk *area*, *perimeter*, panjang *major axis* dan *minor axis* serta *eccentricity*. Nilai dari parameter-parameter tersebut yang menjadi acuan untuk proses identifikasi. Hasil dari tahapan ekstraksi ciri tersaji pada Gambar 5.

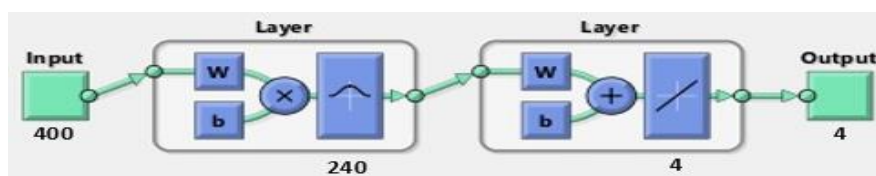


Gambar 5. (a) Citra Hasil Operasi Morfologi dan (b) Nilai Ciri Morfologi

Pada Gambar 5 (b) menunjukkan nilai dari setiap parameter ciri morfologi pada citra. Kemudian nilai-nilai yang telah didapatkan dijadikan sebagai masukan pada proses klasifikasi dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan RBF. Jaringan RBF dapat digunakan untuk mengenali pola yang didasari dari data pembelajaran yang diperoleh dari tahapan ekstraksi fitur. Citra yang telah diekstraksi menghasilkan parameter-parameter nilai yang digunakan untuk melatih jaringan dan nilai-nilai tersebut akan dinormalisasi untuk perhitungan dari luaran jaringan yang dibangun. Jaringan RBF melakukan proses pembelajaran yang relatif cepat, ini karena neuron difungsikan secara lokal. Pada RBF fungsi aktivasi yang digunakan disebut dengan aktivasi radial basis, dimana fungsi tersebut juga disebut sebagai aktivasi Gaussian. Fungsi aktivasi Gaussian akan menghitung jarak ataupun keterdekatan antar data dengan titik pusatnya. Fungsi ini bersifat lokal, yakni jika input berdekatan dengan titik pusat maka fungsi tersebut bernilai 1 sebaliknya jika jauh dengan titik pusat maka akan bernilai 0. Alur algoritma pelatihan pada jaringan RBF yang digunakan secara iteratif adalah sebagai berikut:

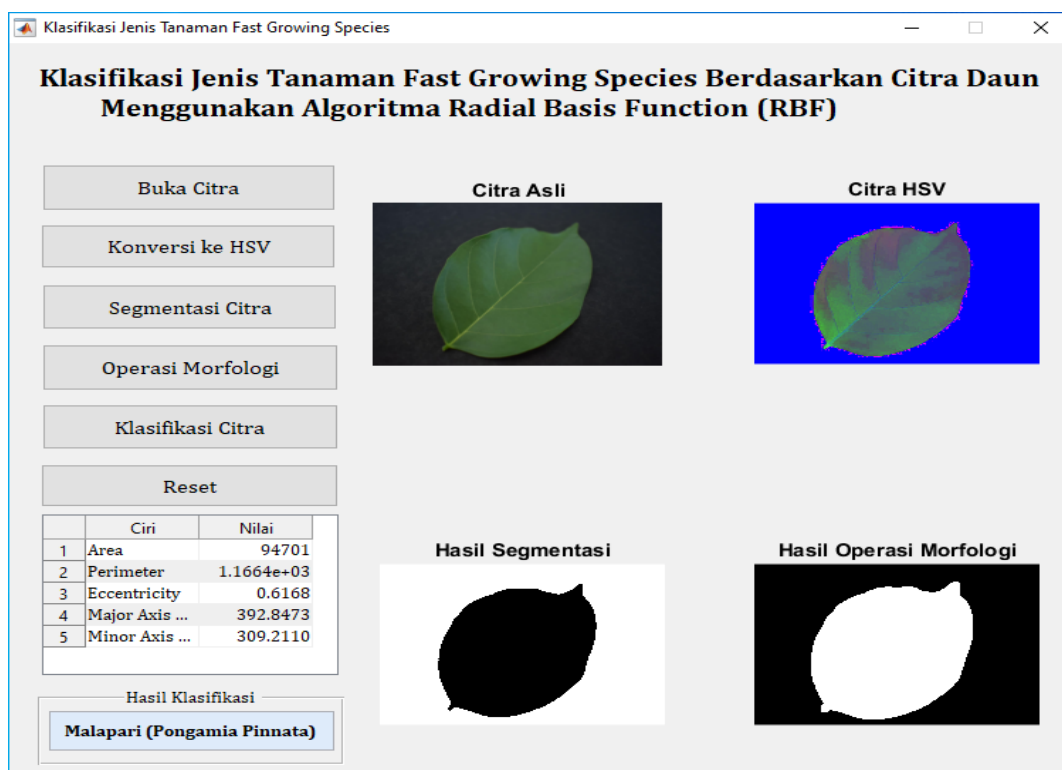
- Langkah 1: Mendefinisikan jumlah fungsi basis yang diterapkan
- Langkah 2: Menetapkan *center* pada setiap fungsi basis
- Langkah 3: Menyiapkan bobot sejumlah (fungsi n basis) +1, dimana n merupakan jumlah *input* RBF
- Langkah 4: Menginisialisasi pembobotan, dimana  $w = [0 \ 0 \ 0 \ 0]$  serta set laju konvergen yang diterapkan ( $0 < \eta < 1$ )
- Langkah 5: Menjalankan pelatihan
- Langkah 6: Menghitung *output* setiap fungsi basis
- Langkah 7: Menghitung *output* jaringan RBF
- Langkah 8: Menghitung kesalahan (*error*) antara *ontput* pada (d) dengan *output* RBF (*y*),  $error = d - y$

Model RBF yang digunakan sebagai pelatihan yaitu hasil menggunakan nilai *spread* 1, jumlah *neuron* maksimal 5, dengan 100 *epoch* dan 1000 *iteration*. Total keseluruhan dataset yang digunakan sebanyak 400 citra dan 240 citra digunakan sebagai sampel data uji dengan output sebanyak 4 kelas. Hasil dari pelatihan didapatkan bahwa dari 240 data latih hanya 3 data yang hasil klasifikasinya tidak tepat, sehingga didapatkan nilai akurasi untuk pelatihan yaitu sebesar 96.67%. Hasil ini sudah dapat digunakan untuk pengujian, maka model pelatihan disimpan agar dapat dilakukan untuk pengujian. Konstruksi arsitektur pelatihan pada algoritma jaringan syaraf tiruan RBF disajikan pada Gambar 6.



Gambar 6. Konstruksi Arsitektur Pelatihan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Radial Basis Function*

Proses berikutnya yakni pembuatan aplikasi klasifikasi jenis tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun dengan menggunakan Matlab dalam bentuk GUI. Sistem yang dibangun ini kemudian digunakan untuk pengujian dan untuk memudahkan *user* dalam menggunakan sistem. GUI dari aplikasi plikasi klasifikasi jenis tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun tersaji pada Gambar 7.

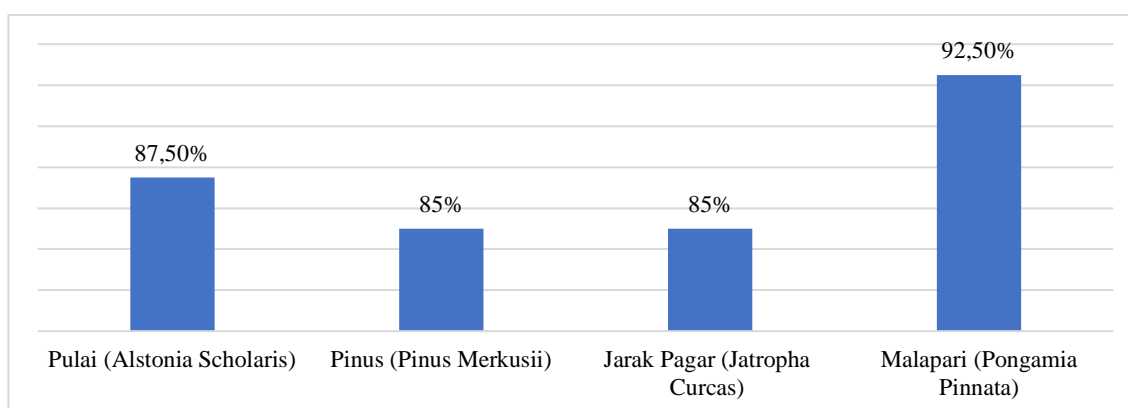


Gambar 7. GUI Aplikasi Klasifikasi Jenis Tanaman *Fast Growing Species* Berdasarkan Citra Daun

Untuk mengukur kinerja dari model yang dibangun maka dilakukan pengujian melalui pengukuran tingkat akurasi. Uji akurasi dilakukan dengan menggunakan 160 citra daun tanaman *fast growing species* untuk dikelompokkan kedalam 4 (empat) kelas, yakni: Pulau (*Alstonia Scholaris*), Pinus (*Pinus Merkusii*), Jarak Pagar (*Jatropha Curcas*) dan Malapari (*Pongamia Pinnata*). Ini artinya setiap kelas terdapat 40 citra uji. Pengujian dilakukan dengan mencocokkan hasil klasifikasi dengan data sebenarnya. Agar didapatkan nilai hasil akurasi model maka dilakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan (6). Hasil pengujian akurasi dari model yang dibangun disajikan pada Tabel 2 dan divisualisasikan melalui grafik yang dapat dilihat pada Gambar 8.

Tabel 2. Hasil Uji Akurasi Klasifikasi Jenis Daun Tanaman *Fast Growing Species*

Jenis Daun Tanaman Fast Growing Species	Jumlah Prediksi Benar	Jumlah Data Uji	Akurasi (%)
Pulai ( <i>Alstonia Scholaris</i> )	35	40	87,50%
Pinus ( <i>Pinus Merkusii</i> )	34	40	85%
Jarak Pagar ( <i>Jatropha Curcas</i> )	34	40	85%
Malapari ( <i>Pongamia Pinnata</i> )	37	40	92,50%
Total	140	160	87,50%



Gambar 8. Grafik Hasil Uji Akurasi Klasifikasi Jenis Daun Tanaman *Fast Growing Species*

Berdasarkan Tabel 2 dan Gambar 8, terlihat bahwasanya hasil untuk pengujian akurasi tertinggi didapatkan oleh kelas Malapari (*Pongamia Pinnata*) dengan nilai sebesar 92,50%. Sedangkan untuk nilai akurasi terendah didapatkan oleh kelas Pinus (*Pinus Merkusii*) dan Jarak Pagar (*Jatropha Curcas*) yakni dengan nilai sebesar 85%. Untuk nilai rata-rata secara keseluruhan model yang dikembangkan mendapatkan nilai akurasi sebesar 87,50%. Kemudian, hasil ini dilakukan konversi pada kriteria akurasi dengan acuan yaitu: Baik, memiliki nilai dari 76% hingga 100%; Cukup, memiliki nilai 56% hingga 75%; Kurang Baik, memiliki nilai 40% hingga 55%, dan Kurang Baik, memiliki nilai lebih kecil dari 40% [29]. Berdasarkan acuan tersebut, maka akurasi dari model yang dibangun masuk dalam kategori baik. Ini artinya, jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF) mampu dengan baik mengklasifikasikan jenis tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun. Akan tetapi, dari hasil akurasi didapatkan nilai *error* atau kesalahan sebesar 12,50%. Dari hasil eksperimen yang telah dilaksanakan, kesalahan dalam klasifikasi dapat terjadi karena beberapa aspek, antara lain: 1) Ekstraksi ciri yang digunakan hanya berdasarkan bentuk, sehingga jika bentuk daun dengan kelas yang berbeda maka model akan mengalami kesulitan; 2) Variasi sudut pandang dalam pengambilan citra, karena model tidak memiliki invarian rotasi; 3) Citra daun dengan latar belakang yang mecolok dan terdapat objek lain membuat hasil klasifikasi kurang maksimal; 4) Citra dengan tingkat cahaya terang, redup atau tidak jelas akan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi; 5) jumlah dataset yang diterapkan untuk pelatihan dan pengujian perlu peningkatan.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah membangun model klasifikasi tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun dengan menerapkan algoritma jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF) dengan ekstraksi ciri morfologi. Ekstraksi ciri bentuk berdasarkan ciri morfologi digunakan untuk mengidentifikasi bentuk objek agar diperoleh fiturnya melalui parameter *area*, *perimeter*, panjang *major axis* dan *minor axis* serta *eccentricity*. Fitur-fitur tersebut kemudian menjadi inputan bagu jaringan syaraf tiruan RBF untuk mendapatkan pola-pola pembelajaran. Jaringan RBF mempunyai tiga layer yang memiliki sifat *feedforward* yang dapat membantu dalam menyelesaikan masalah klasifikasi atau pengenalan pola. Berdasarkan hasil pengujian akurasi didapatkan nilai akurasi sebesar 87,50%. Ini artinya, jaringan syaraf tiruan *Radial Basis Function* (RBF) mampu dengan baik mengklasifikasikan jenis tanaman *fast growing species* berdasarkan citra daun. Untuk meningkatkan penelitian dibidang yang serupa terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, diantaranya dengan menambah ekstraksi ciri yang lain agar model memperoleh informasi fitur dengan maksimal serta meningkatkan dataset sehingga model dapat melakukan pembelajaran secara optimal. Selain itu, dapat mengembangkan model dengan *deep learning* agar tahan terhadap invarian rotasi dan oklusi.

#### REFERENCES

- [1] M. S. Chair and M. F. Fahmi, "Penjaga Biodiversitas Tropis Indonesia, KHDTK Litbang Kebun Raya," *Badan Standardisasi Instrumen Lingkungan Hidup dan Kehutanan (BSILHK)*, 2022. <https://bsilhk.menlhk.go.id/index.php/2022/10/28/penjaga-biodiversitas-tropis-indonesia-khdtk-litbang-kebun-raya/>
- [2] J. Supriatna, *Pengelolaan Lingkungan Berkelanjutan*. Jakarta: Yayasan Pustaka Obor Indonesia, 2021. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?id=\\_p4IEAAQBAJ](https://books.google.co.id/books?id=_p4IEAAQBAJ)
- [3] P. D. Susetyo, "Jenis Pohon yang Tepat untuk Rehabilitasi Hutan," *Forest Digest*, 2022. <https://www.forestdigest.com/detail/1852/jenis-pohon-rehabilitasi-hutan>
- [4] M. N. Ulil, *Go Green : Lestari Kehidupan (Sehatkan Kehidupan Dengan Penghijauan)*. Banten: Anagraf Indonesia, 2022. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?id=R\\_eUEAAQBAJ](https://books.google.co.id/books?id=R_eUEAAQBAJ)
- [5] 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.
- [6] 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.
- [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] A. R. T. H. Ririd, A. W. Kurniawati, and Y. Yunhasnawa, "Implementasi Metode Support Vector Machine Untuk Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Kubis," *J. Inform. Polinema*, vol. 4, no. 3, p. 181, 2018, doi: 10.33795/jip.v4i3.204.
- [10] I. Istiadi and A. Y. Rahman, "Optimisasi Parameter Support Vector Machine Berbasis Algoritma Genetika pada Klasifikasi Teks Pengaduan Masyarakat," in *Conference on Innovation and Application of Science and Technology*, 2020, pp. 481–488. [Online]. Available: <http://www.publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/article/view/1904>
- [11] 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.
- [12] Z. Azmi, "Artificial Neural Network Model For Wind Mill," *Int. J. Eng. Sci. InformationTechnology*, vol. 1, no. 3, pp. 40–48, 2021.
- [13] F. Izhari, M. Zarlis, and S. Sutarmanto, "Analysis of backpropagation neural neural network algorithm on student ability based cognitive aspects," in *3rd NICTE*, 2020. doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012103.
- [14] 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.
- [15] I. Makki *et al.*, “RBF Neural Network For Landmine Detection In Hyperspectral Imaging,” in *7th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*, 2018, pp. 26–28.
- [16] R. I. Borman, F. Rossi, D. Alamsyah, R. Nuraini, and Y. Jusman, “Classification of Medicinal Wild Plants Using Radial Basis Function Neural Network with Least Mean Square,” in *International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, 2022.
- [17] F. Thaib, G. V. Nivaan, G. Tomasila, and A. J. Santoso, “Radial Basis Function Neural Network in Identifying The Types of Mangoes,” in *8th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 2020.
- [18] S. S. Chouhan, A. Kaul, and U. P. Singh, “Radial Basis Function Neural Network for the Segmentation of Plant Leaf Disease,” in *4th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON)*, 2019, pp. 713–716.
- [19] K. A. Sinuraya, S. Suwilo, and M. S. Lydia, “Accuracy Analysis on Images Retrieval System using Radial Basis Function Algorithm and Coefficient Correlation,” in *International Conference on Data Science, Artificial Intelligence, and Business Analytics (DATABIA)*, 2020, pp. 99–104.
- [20] R. I. Borman and B. Priyoprado, “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.
- [21] I. Ahmad, Y. Rahmanto, R. I. Borman, F. Rossi, Y. Jusman, and A. D. Alexander, “Identification of Pineapple Disease Based on Image Using Neural Network Self-Organizing Map (SOM) Model,” in *International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, 2022.
- [22] S. Bhahri and R. Rachmat, “Transformasi Citra Biner Menggunakan Metode Thresholding Dan Otsu Thresholding,” *J. Sist. Inf. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 195–203, 2018.
- [23] 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.
- [24] D. Wu, Y. Lin, S. Lee, W. Tsai, T. Huang, and C. Dai, “Constructing RBF Networks for Classifying ECG Heartbeat Patterns,” in *12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2019.
- [25] S. S. Chouhan, A. Kaul, U. P. Singh, and S. Jain, “Bacterial Foraging Optimization Based Radial Basis Function Neural Network (BRBFNN) for Identification and Classification of Plant Leaf Diseases : An Automatic Approach Towards Plant Pathology,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 8852–8863, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2800685.
- [26] Y. Wenmin, “A Modified Radial Basis Function Method for Predicting Debris Flow Mean Velocity,” *J. Eng. Technol. Sci.*, vol. 49, no. 5, pp. 561–574, 2017, doi: 10.5614/j.eng.technol.sci.2017.49.5.1.
- [27] M. Akbar, Q. Quraysh, and R. I. Borman, “Otomatisasi Pemupukan Sayuran Pada Bidang Hortikultura Berbasis Mikrokontroler Arduino,” *J. Tek. dan Sist. Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 15–28, 2021.
- [28] R. I. Borman, Y. Fernando, and Y. E. P. 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.
- [29] 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.