

Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode Self-Organizing Map Pada Klasifikasi Citra Jenis Ikan Kakap

Rini Nuraini

Fakultas Teknologi Komunikasi dan Informatika, Program Studi Informatika, Universitas Nasional, Jakarta Selatan, Indonesia

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

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

Submitted: 20/11/2022; Accepted: 17/12/2022; Published: 30/12/2022

Abstrak—Ikan kakap memiliki banyak jenisnya, terutama ikan kakap yang sering ditemui di perairan Indonesia. Mengetahui jenis-jenis ikan kakap menjadi pengetahuan yang penting karena berbeda jenis ikan memiliki karakteristik yang berbeda. Sehingga perlu sistem yang dapat melakukan klasifikasi citra ikan kakap. Klasifikasi citra ikan kakap ini dapat berguna bagi masyarakat, karena jenis-jenis ikan kakap memiliki kandungan gizi, harga dan pengolahan yang berbeda. Begitu juga bagi pembudidaya ikan kakap, klasifikasi jenis ikan kakap dapat berguna untuk memberikan penanganan dan pengelolaan ikan karena masing-masing ikan memiliki sifat yang berbeda. Maka, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan jaringan syaraf tiruan Self-Organizing Map (SOM) untuk klasifikasi jenis ikan kakap. Agar dapat memberikan informasi mengenai objek ikan kakap yang akan diklasifikasi, maka digunakan ekstraksi ciri warna dan tekstur. Pada ekstraksi ciri warna menerapkan parameter RGB dan HSV serta untuk ciri tekstur menerapkan pendekatan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Selanjutnya, hasil ciri yang didapatkan akan diidentifikasi ke dalam kelompok atau kelas dengan algoritma Self-Organizing Map (SOM) yang melakukan pembagian terhadap pola masukan menjadi kelas-kelas tertentu agar luaran jaringannya berupa kelas yang memiliki kesamaan terhadap input yang diberikan. Berdasarkan hasil uji akurasi model yang dibangun mampu menghasilkan akurasi sebesar 89,89%. Maka, model SOM yang dibangun untuk klasifikasi citra jenis ikan kakap masuk dalam kategori baik..

Kata Kunci: Self-Organizing Map; Klasifikasi Citra; RGB; HSV; GLCM

Abstract—There are many types of snapper, especially snapper, which is often found in Indonesian waters. Knowing the types of snapper is important knowledge because different types of fish have different characteristics. So, we need a system that can classify snapper images. This image classification of snapper can be useful for the community because the types of snapper have different nutritional content, prices, and processing. Likewise for snapper cultivators, the classification of snapper species can be useful for handling and managing fish because each fish has different characteristics. Thus, this study aims to implement a Self-Organizing Map (SOM) artificial neural network for the classification of snapper species. In order to provide information about the snapper object to be classified, color and texture feature extraction are used. In color feature extraction, RGB and HSV parameters are used, and for texture features, the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) approach is applied. Furthermore, the results of the characteristics obtained will be identified into groups or classes with the Self-Organizing Map (SOM) algorithm, which divides the input patterns into certain classes so that the network output is in the form of classes that have similarities to the given input. Based on the results of the accuracy test, the built model is capable of producing an accuracy of 89.89%. Thus, the SOM model built for image classification of snapper species is in the good category.

Keywords: Self-Organizing Maps; Image Classification; RGB; HSV; GLCM

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara maritim dengan sumberdaya laut yang berlimpah. Ikan merupakan sumber daya alam laut yang dapat dikonsumsi serta bermanfaat untuk kesehatan manusia. Salah satu ikan yang menjadi favorit untuk dikonsumsi karena bergizi tinggi adalah ikan kakap. Ikan kakap mengandung protein, bermacam-macam vitamin, omega 3, serta nutrisi-nutrisi yang dibutuhkan oleh tubuh manusia [1]. Berdasarkan dari data Kementerian Kelautan dan Perikanan (KKP), menunjukkan bahwasanya produksi ikan kakap di Indonesia mencapai 312.945-ton pada 2021 [2]. Ikan kakap banyak ditemui pada kawasan perairan Indonesia di sekitaran Samudra Pasifik serta di kawasan sepanjang Samudra Hindia. Ikan kakap memiliki banyak jenisnya, terutama ikan kakap yang sering ditemui di perairan Indonesia. Masing-masing jenis ikan yang umumnya mempunyai ciri-ciri yang berbeda-beda, tidak terkecuali ikan kakap. Pengetahuan mengenai jenis ikan kakap menjadi suatu hal yang penting karena setiap jenis ikan kakap memiliki sifat dan karakteristik yang berbeda [3]. Akan tetapi informasi mengenai jenis-jenis ikan kakap ini tidak mudah untuk didapatkan. Sehingga perlu sistem yang dapat melakukan klasifikasi citra ikan kakap. Klasifikasi citra ikan kakap ini dapat berguna bagi masyarakat, karena jenis-jenis ikan kakap memiliki kandungan gizi, harga dan pengolahan yang berbeda untuk masing-masing jenisnya. Begitu juga bagi pembudidaya ikan kakap, klasifikasi jenis ikan kakap dapat berguna untuk memberikan penanganan dan pengelolaan ikan karena masing-masing ikan memiliki cara pembudidayaan yang berbeda. Jenis-jenis ikan kakap sebenarnya dapat diidentifikasi berdasarkan citranya, karena ikan kakap memiliki karakteristik yang dapat dilihat dari warna maupun teksturnya. Sehingga, untuk mengetahui jenis-jenis ikan kakap dapat memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital.

Pengolahan citra digital adalah suatu bidang yang mengkaji terkait terbentuknya citra, mengelola suatu citra serta melakukan analisis terhadap citra untuk menggali informasi sehingga dapat bermanfaat bagi manusia [4], [5]. 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 ke dalam sebuah kelas dan pada setiap kelasnya dapat mencirikan suatu entitas tertentu [6], [7]. Klasifikasi citra bermanfaat untuk mendeskripsikan keberagaman objek untuk dapat lebih mudah dikenali [8]. Penelitian terdahulu mengenai

pemanfaatan pengolahan citra pada citra ikan telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Penelitian pertama, terkait identifikasi tingkat kesegaran ikan tuna yang dilihat dari citranya dengan pendekatan K-Nearest Neighbour (K-NN) untuk klasifikasinya serta metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengekstraksi fitur berdasarkan teksturnya. Pada penelitian tersebut dihasilkan tingkat akurasi tertinggi hingga 82,28%. Metode K-NN melakukan klasifikasi berdasarkan pembelajaran pola dari data yang sudah terklasifikasi sebelumnya, sehingga K-NN sangat tergantung pada nilai ciri yang didapatkan apabila ciri yang dihasilkan redundan atau tidak relevan maka akan mempengaruhi tingkat akurasi [9]. Penelitian selanjutnya mengenai identifikasi citra ikan yang mengandung formalin menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) dengan ekstraksi ciri tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Model yang dibangun mendapatkan nilai akurasi sebesar 62% [10]. Metode MLP dianggap mampu mengatasi permasalahan identifikasi citra karena kemampuannya dalam pencarian yang terarah dengan mempertimbangkan bobot dalam mendapatkan sebuah output agar dapat membangun sistem yang berhubungan. Akan tetapi, metode MLP memiliki kelemahan dalam mengatasi error, karena setiap error yang terjadi dapat berpengaruh terhadap proses pembobotan [11]. Penelitian berikutnya, mengenai identifikasi citra jenis ikan karang local dengan menerapkan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* serta ekstraksi ciri warna dan tekstur. Pada penelitian ini ekstraksi ciri warna yang digunakan berdasarkan nilai HSV dan untuk ciri teksturnya digunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Pada hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi mencapai 88,73%. Algoritma jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki kemampuan dalam menemukan pola dan memetakan satu masukan menjadi luaran yang dilatih berdasarkan pelatihan dengan mengadopsi pola kerja syaraf manusia. 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].

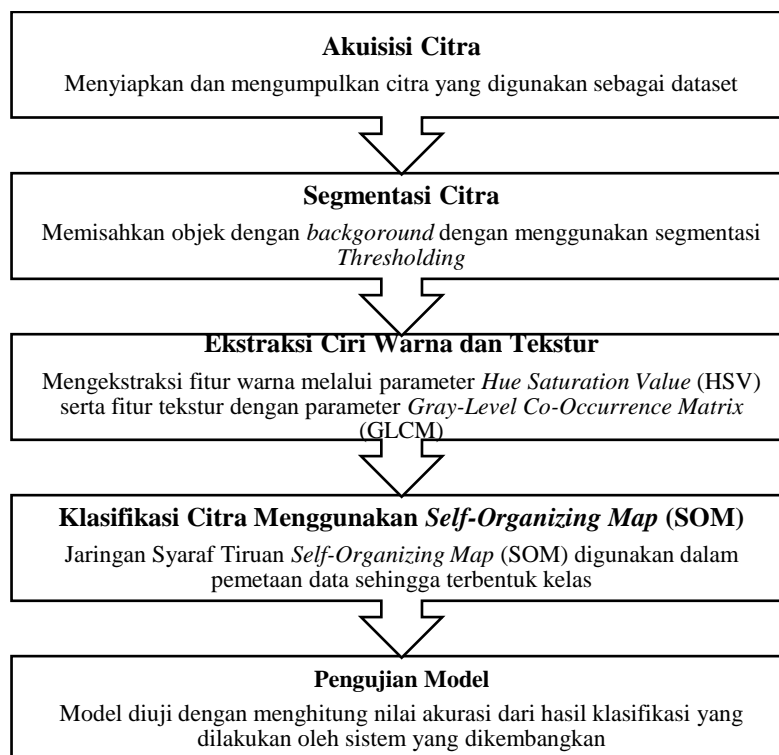
Perbedaan penelitian yang dilakukan dengan penelitian terdahulu yaitu pada penelitian ini fokus pada klasifikasi ikan kakap dan menerapkan jaringan syaraf tiruan dengan *Self-Organizing Map* (SOM). Salah satu faktor penting dalam algoritma komputasi adalah mencari algoritma yang tepat [13]. *Self-Organizing Map* (SOM) merupakan suatu metode jaringan syaraf tiruan yang diperkenalkan pertama kali oleh Teuvo Kohonen tahun 1981 [14]. Keunggulan dari algoritma *Self-Organizing Map* adalah mampu untuk memetakan data berdimensi tinggi ke dalam bentuk peta berdimensi rendah [15]. Pengelompokan hirarki dengan algoritma SOM menunjukkan hasil yang baik saat menggunakan kumpulan data kecil [16]. Selain itu, di beberapa penelitian menunjukkan algoritma SOM dapat dimanfaatkan untuk pengolahan citra yang baik. Penelitian terdahulu, mengenai penerapan jaringan syaraf tiruan *Self-Organizing Map* (SOM) pada pengenalan ekspresi wajah [17]. Pada penelitian ini dari evaluasi yang dilakukan menggunakan dataset Cohn-Kanade dan AT&T, kinerja dari model yang dikembangkan mencapai 96,81% dan 96,55%. Penelitian selanjutnya mengenai klasifikasi citra hiperspektral menggunakan *Self-Organizing Map* (SOM) [18]. Dari hasil pengujian menunjukkan akurasi model yang dikembangkan paling optimal mencapai 96,30%. Penelitian lainnya, mengenai penerapan *Self-Organizing Map* (SOM) untuk retrieval citra medis pada ekstraksi ciri berdasarkan teksturnya [19]. Berdasarkan hasil evaluasi rata-rata akurasi yang dihasilkan dari model yang dikembangkan yaitu 93,33%. Selain faktor algoritma yang digunakan untuk klasifikasi keberhasilan proses ini, juga dipengaruhi oleh penggunaan ekstraksi ciri. Karena ekstraksi ciri menjadi masukan dalam proses klasifikasi, maka ciri-ciri yang dapat memberikan informasi tentang ciri-ciri suatu objek memudahkan untuk diidentifikasi.

Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengimplementasikan jaringan syaraf tiruan menggunakan *Self-Organizing Map* (SOM) yang digunakan untuk mengklasifikasikan jenis ikan kakap berdasarkan ciri warna dan tekstur. Agar dapat memberikan informasi mengenai objek ikan kakap yang akan diklasifikasi, maka digunakan ekstraksi ciri warna dan tekstur. Untuk ekstraksi ciri warna digunakan parameter RGB dan HSV agar diperoleh informasi warna yang ada pada citra untuk mempermudah tahapan selanjutnya yaitu klasifikasi. Sedangkan untuk ciri tekstur digunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) melalui parameter-parameter seperti: *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Selanjutnya, nilai ekstraksi ciri yang didapatkan akan diidentifikasi kelompok atau kelas dengan algoritma *Self-Organizing Map* (SOM) yang melakukan pembagian terhadap pola *input* menjadi kelas-kelas tertentu agar *output* jaringannya berupa kelas yang memiliki kesamaan terhadap *input* yang diberikan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Agar penelitian yang dilaksanakan dapat berjalan dengan baik, maka perlu disusun tahapan penelitian dengan perencanaan dan terorganisir secara terstruktur berdasarkan langkah-langkah dalam melakukan penelitian dengan tepat. Langkah-langkah dalam melakukan penelitian untuk mengimplementasikan algoritma *Self-Organizing Map* (SOM) pada klasifikasi citra jenis ikan kakap disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Untuk penjelasan pada masing-masing tahapan yang terdapat pada Gambar 1 dijelaskan secara detail sebagai berikut.

2.2.1 Akuisisi Citra

Langkah awal yang dilakukan yaitu mengumpulkan citra penyakit tanaman nanas yang kemudian digunakan untuk dataset. Dataset menjadi suatu hal yang krusial, hal ini dikarenakan ketersediaan dataset menjadi aspek yang dapat menentukan untuk mengetahui performa dari suatu model [20], [21]. Jenis ikan kakap yang digunakan berdasarkan website petpintar.com terdapat 6 (enam) jenis ikan kakap, diantaranya: Kakap Merah, Kakap Cubera, Kakap Domba, Kakap Batu, Kakap Ekor Kuning, Kakap Ungar. Proses mendapatkan dataset melalui pengambilan citra di internet dengan mengumpulkan data citra ikan kakap, yang selanjutnya dilakukan pemrosesan data agar sesuai kebutuhan. Teknik pendistribusian dataset menggunakan persentase 70% sebagai data pelatihan dan 30% sebagai data pengujian. Jumlah data yang digunakan yaitu 300 citra ikan kakap. Sehingga jumlah data pelatihan yang digunakan yaitu 210 citra dan data pengujian yang digunakan yaitu 90 citra.

2.2.2 Segmentasi Citra

Tahapan ini bertujuan untuk membedakan antara objek dan latar belakangnya. Pada segmentasi citra objek nantinya akan terpisah berdasarkan batasan wilayah dengan bentuk maupun susunan yang sama [22]. Keluaran dari proses ini menghasilkan citra biner, dimana objek yang diinginkan memiliki nilai 1, sebaliknya untuk latar belakangnya akan memiliki nilai 0 [23]. Pendekatan segmentasi citra yang diterapkan pada penelitian ini adalah *Thresholding*. Pada teknik ini akan dicari nilai *threshold* yang sesuai, sehingga dapat dibedakan antara objek dan latar belakangnya [24]. Tahapan pada *Thresholding* seperti halnya proses kuantisasi citra. Untuk melakukan kuantisasi citra dapat melalui persamaan (1) dan (2).

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

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

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

2.2.3 Ekstraksi Ciri Warna dan Tekstur

Ekstraksi ciri digunakan untuk menggali informasi yang ada dalam citra [25]. Untuk kasus klasifikasi jenis ikan kakap, ciri yang digunakan adalah ciri warna dan tekstur. Ciri warna didapatkan dengan menerapkan perhitungan terhadap parameter RGB dan HSV. Ekstraksi ciri warna berfungsi untuk mendapatkan informasi mengenai warna yang ada pada objek untuk mempermudah pada tahapan selanjutnya yaitu klasifikasi citra. Nilai RGB dan HSV didapatkan

dengan menghitung nilai rata-rata dari RGB dan HSV yang terdapat pada objek yang akan diklasifikasi. Fitur rata-rata dapat dihitung menggunakan persamaan (3).

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{ij} \quad (3)$$

Sedangkan pada ekstraksi ciri tekstur digunakan pendekatan *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) melalui perhitungan *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Masing-masing parameter dapat dijelaskan sebagai berikut.

a. *Contrast*

Kontras didapatkan dari banyaknya keragaman intensitas keabuan pada suatu citra. Nilai *contrast* dapat diperoleh menggunakan persamaan (4).

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 pd(i, j) \quad (4)$$

b. *Correlation*

Korelasi dapat diartikan sebagai representasi dari hubungan linearitas pada derajat citra keabuan pada suatu citra. Nilai korelasi dapat diperoleh menggunakan persamaan (5).

$$Correlation = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

c. *Energy*

Energi berhubungan dengan konsentrasi pasangan intensitas derajat keabuan pada suatu citra. Untuk memperoleh nilai energi maka dapat menghitungnya dengan persamaan (6).

$$Energy = \sum_i \sum_j p_2^d(i, j) \quad (6)$$

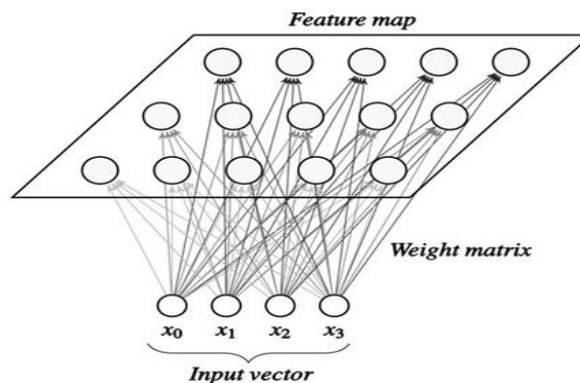
d. *Homogeneity*

Homogenitas untuk mengukur tingkat variasi dan homogenitas dari intensitas citra. Jika seluruh nilai pada elemen citra mempunyai nilai yang seragam maka mendapatkan nilai *homogeneity* yang maksimal. Nilai *homogeneity* didapatkan dengan menghitungnya menggunakan persamaan (7).

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{pd(i, j)}{i + |i - j|} \quad (7)$$

2.2.4 Klasifikasi Citra Menggunakan *Self-Organizing Map* (SOM)

Pada tahun 1990-an Teuvo Kohonen menemukan metode jaringan syaraf tiruan baru yang disebut *Self-Organizing Map* (SOM). SOM bagian dari pendekatan *Unsupervised Artificial Neural Network* (*Unsupervised ANN*), hal ini dikarenakan metode tersebut pada tahapan pelatihannya tidak membutuhkan pengawasan [26]. Istilah *Self-Organizing* muncul dikarenakan pada metode ini tidak membutuhkan pengawasan atau *unsupervised learning* dan istilah *Map* mengacu pada sistem kerjanya yang melakukan pemetaan bobot untuk menyesuaikan dengan masukan yang diterima oleh model. Pada arsitektur metode SOM neuron tersusun dengan sendirinya dengan didasari oleh nilai masukan tertentu pada suatu kelas, yang kemudian dinamakan sebagai *cluster* [27]. Ilustrasi arsitektur metode SOM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Self-Organizing Map* (SOM)

Pada Gambar 2, terlihat bahwa pada arsitektur SOM pada saat menyusun jaringannya didasari oleh *cluster* dengan vektor bobot yang paling tepat melalui pola pembobotan dengan mencari jarak terdekat untuk dipilih sebagai pemenang. *Neuron* terpilih serta neuron-neuron terdekat selanjutnya akan melakukan perbaikan bobot masing-masing. Pada algoritma SOM memerlukan nilai jarak antar vektor masukan terhadap bobot (d_{jl}) pada setiap *neuron* luaran. Untuk menghitung jarak antar vektor masukan terhadap bobot (d_{jl}) dapat menggunakan persamaan (8).

$$d_{jl} = \sum_{i=1}^n (\mu_{ijl} - x_i)^2 \quad (8)$$

Kemudian pada algoritma SOM memerlukan pembaruan untuk setiap bobot yang digunakan. Memperbarui koneksi untuk masing-masing bobot (w_{ij}) melalui perhitungan dengan persamaan (9).

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t)[x_i - w_{ij}(t)] \quad (9)$$

2.2.5 Pengujian Model

Tahap pengujian adalah tahapan untuk mengukur kinerja dari model yang dikembangkan [28]. Pada penelitian ini pengujian menggunakan uji akurasi dari algoritma yang telah dibangun. Pengujian akurasi berfungsi untuk mengetahui kedekatan hasil uji yang dibandingkan dengan nilai secara faktual. Hasil uji akurasi didapatkan dengan menghitungnya melalui persamaan (10).

$$Accuracy = \frac{\text{Number of correct predictions}}{\text{Total number of predictions}} \quad (10)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan implementasi algoritma jaringan syaraf tiruan *Self-Organizing Map* (SOM) pada klasifikasi citra jenis ikan kakap, diawali dengan mempersiapkan kumpulan data citra atau biasanya disebut dengan dataset. Dataset tersebut nantinya digunakan untuk pelatihan dan pengujian dari model yang dikembangkan. Jumlah citra yang digunakan sebagai dataset sebanyak 300 citra ikan kakap. Teknik pendistribusian dataset menggunakan persentase 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji. Sehingga jumlah data pelatihan yang digunakan yaitu 210 citra dan data pengujian yang digunakan yaitu 90 citra. Setelah data sudah tersedia, langkah pertama dalam mengimplementasikan algoritma SOM adalah menyiapkan model yang digunakan sebagai pelatihan. Model yang dibangun ini nantinya digunakan untuk pengujian. Pelatihan dan pengujian dilakukan menggunakan *software* Matlab. Berikut ini adalah proses yang dilakukan dalam klasifikasi citra jenis ikan kakap.

3.2 Transformasi Citra RGB ke Citra Biner

Untuk merancang model yang digunakan untuk pelatihan diawali dengan transformasi dari citra RGB ke citra biner untuk memudahkan proses segmentasi. Citra biner merupakan citra yang hanya memiliki dua warna yakni warna hitam dan putih. Sampel citra ikan kakap hasil transformasi dari citra RGB ke citra biner disajikan pada Gambar 3.

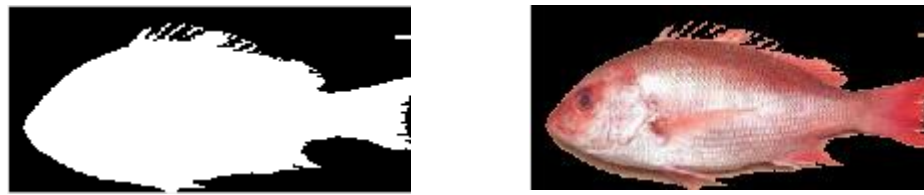


Gambar 3. (a) Citra Asli dan (b) Citra Biner

Pada Gambar 3 (b) dapat dilihat hasil citra biner hanya terdapat dua warna yakni warna hitam dan putih dimana objek akan berwarna putih dan latar belakangnya akan berwarna hitam. Hal ini dilakukan untuk memudahkan proses segmentasi.

3.3 Segmentasi Citra Menggunakan Thresholding

Proses segmentasi citra memiliki tujuan untuk memisahkan antara objek dan latar belakangnya. Teknik segmentasi yang digunakan adalah *Thresholding*. Pada teknik *Thresholding* akan ditentukan nilai *threshold* yang tepat, sehingga antara objek dan latar belakangnya dapat dibedakan. Hasil segmentasi citra pada citra kakap disajikan pada Gambar 4.



(a) Citra Asli

(b) Citra Hasil Segmentasi

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

Pada Gambar 4 (b) terlihat hasil sampel citra ikan kakap yang telah tersegmentasi, dimana objek yang akan dilakukan klasifikasi dipisahkan dari latar belakangnya. Hal ini digunakan untuk mempermudah dalam proses ekstraksi ciri dari objek yang akan diklasifikasi.

3.4 Ekstraksi Ciri Warna dan Tekstur

Setelah citra tersegmentasi, dilanjutkan dengan ekstraksi ciri untuk mendapatkan informasi yang ada pada objek dalam citra. Ciri warna didapatkan dari perhitungan nilai rata-rata RGB dan HSV. Ekstraksi ciri warna berfungsi untuk mendapatkan informasi mengenai warna yang ada pada objek untuk mempermudah pada tahapan selanjutnya yaitu klasifikasi citra. Nilai RGB dan HSV didapatkan berdasarkan rata-rata R, G dan B serta *hue*, *saturation* dan *value* yang dihasilkan pada citra. Sedangkan ciri tekstur didapatkan melalui *Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* yang melakukan perhitungan *contrast*, *correlation*, *energy* serta *homogeneity*. Gambar 5 berikut ini menunjukkan sampel hasil ekstraksi ciri yang dihasilkan.



(a) Citra Segmentasi

	Ciri	Nilai
1	Red	0.796
2	Green	0.54878
3	Blue	0.53101
4	Hue	0.25073
5	Saturation	0.35713
6	Value	0.79605
7	Contrast	0.36924
8	Correlation	0.96975
9	Energy	0.24788
10	Homogeneity	0.92982

(b) Nilai Ekstraksi Ciri

Gambar 5. (a) Citra Segmentasi dan (b) Nilai Ekstraksi Ciri

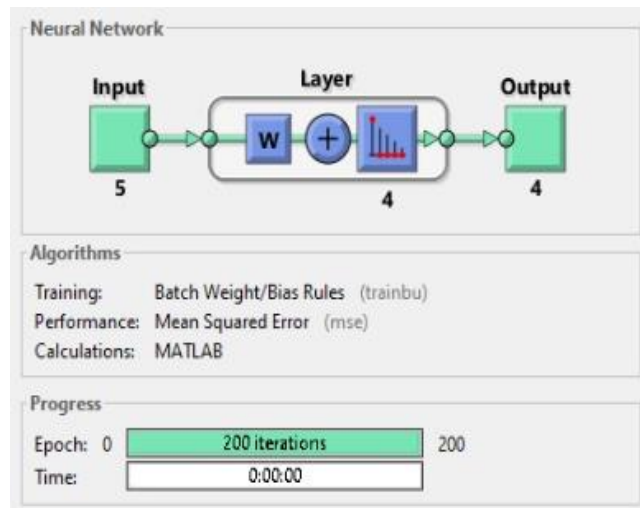
Pada Gambar 5 (b), terlihat hasil ekstraksi ciri untuk sampel citra ikan kakap dengan menampilkan nilai untuk masing-masing parameter dari ekstraksi ciri yang digunakan. Selanjutnya, nilai-nilai tersebut menjadi data masukkan untuk algoritma klasifikasi.

3.5 Implementasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan *Self-Organizing Map (SOM)*

Algoritma yang digunakan untuk klasifikasi jenis ikan kakap yaitu SOM. Pada arsitektur metode SOM *neuron* tersusun dengan sendirinya dengan didasari oleh nilai masukkan tertentu pada suatu kelas, yang kemudian dinamakan sebagai *cluster*. Saat menyusun jaringannya didasari oleh *cluster* dengan vektor bobot yang paling tepat melalui pola pembobotan dengan mencari jarak terdekat untuk dipilih sebagai pemenang. *Neuron* terpilih serta neuron-neuron terdekat selanjutnya akan melakukan perbaikan bobot masing-masing. Penentuan bobot *neuron* awal dilakukan secara *random*. Selama proses penyusunan diri, *cluster* dengan vektor bobot paling cocok dengan pola bobot yang memiliki jarak terdekat. Langkah-langkah penyelesaian algoritma SOM adalah sebagai berikut.

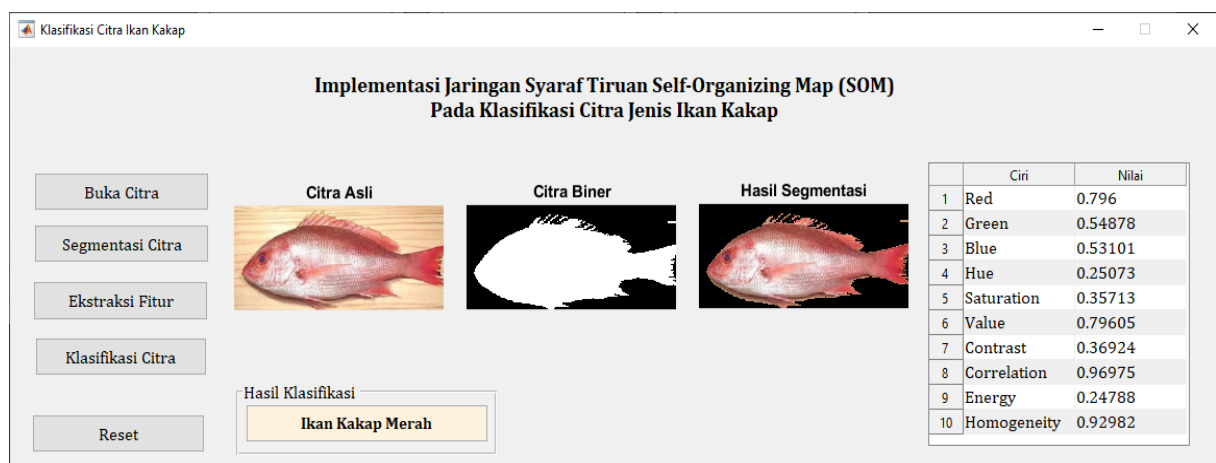
- Menginisialisasi *neuron* masukan: x_1, x_2, \dots, x_1 .
- Menginisialisasi *neuron* luaran (lapisan *output*) sejumlah $j \ x \ 1 : y_{11}, y_{12}, \dots, y_{j1}$
- Memberikan bobot antar *neuron* masukan dan luaran μ_{ijl} dengan bilangan acak 0 hingga 1.
- Melakukan perulangan pada langkah 5 hingga langkah 8 sampai dengan tidak ada perubahan terhadap bobot *map* atau sampai dengan mendapatkan iterasi maksimum.
- Memilih salah satu masukan dari vektor masukan yang ada.
- Menghitung jarak antar vektor masukan terhadap bobot (*d_{jl}*) pada setiap *neuron* luaran melalui persamaan (8).
- Mencari nilai terkecil dari keseluruhan bobot (*d_{jl}*). *Index* dari bobot (*d_{jl}*) yang paling terdekat menjadi *winning neuron*.
- Memperbarui koneksi untuk masing-masing bobot (w_{ij}) melalui perhitungan dengan persamaan (9).
- Menyimpan bobot yang telah konvergen.

Selanjutnya, algoritma SOM kemudian diimplementasikan dengan menggunakan MATLAB untuk Menyusun arsitektur model yang digunakan untuk pelatihan. Arsitektur model pelatihan dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Arsitektur *Self-Organizing Map* (SOM) Yang Digunakan

Berdasarkan model pelatihan tersebut kemudian diimplementasikan menggunakan MATLAB untuk digunakan sebagai pengujian. Untuk pengujian dibuat dalam bentuk GUI agar memudahkan dalam penggunaan. Gambar 7 berikut ini adalah tampilan antarmuka dari sistem klasifikasi jenis ikan kakap.



Gambar 7. Tampilan Antarmuka Sistem Klasifikasi Citra Ikan Kakap

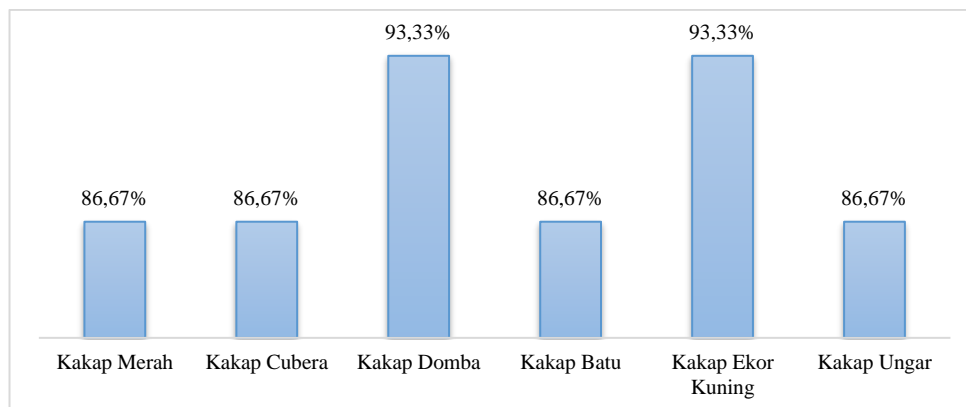
3.6 Pengujian Model

Tahapan berikutnya yaitu menguji model yang dikembangkan. Uji ini dilakukan agar dapat diketahui kinerja dari model yang dikembangkan. Pengukuran kinerja berdasarkan uji akurasi. Data pengujian sebanyak 90 citra, dimana untuk setiap kelas jenis ikan kakap diuji dengan 15 citra. Pengujian dilakukan dengan mencocokkan hasil klasifikasi oleh sistem dengan fakta yang ada. Akurasi didapatkan dengan menggunakan persamaan (10), dimana hasil klasifikasi yang tepat akan dibagi dengan total jumlah uji. Hasil pengujian dari hasil klasifikasi 6 (enam) jenis ikan kakap disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Kurasi

Jenis Ikan Kakap	Jumlah Data Uji	Jumlah Klasifikasi Yang Tepat	Akurasi (%)
Kakap Merah	15	13	86,67%
Kakap Cubera	15	13	86,67%
Kakap Domba	15	14	93,33%
Kakap Batu	15	13	86,67%
Kakap Ekor Kuning	15	14	93,33%
Kakap Ungar	15	13	86,67%
Total	90	105	88,89%

Pada Tabel 1, memperlihatkan hasil uji akurasi dengan mencocokkan hasil klasifikasi oleh sistem dengan fakta yang ada kemudian disusun dalam bentuk persentase nilai akurasi. Berdasarkan Tabel 1 tersebut kemudian disusun ke dalam bentuk grafik untuk merepresentasikan hasil pengujian akurasi untuk masing-masing jenis ikan kakap. Gambar 8 berikut ini merupakan hasil pengujian akurasi dalam bentuk grafik.



Gambar 8. Grafik Hasil Uji Akurasi

Pada Gambar 8, memperlihatkan bahwa dari 6 (enam) kelas jenis ikan kakap yang mendapatkan nilai akurasi tertinggi adalah jenis Kakap Domba dan Kakap Ekor Kuning dengan nilai 93,33%. Hal ini dikarenakan jenis ikan kakap tersebut memiliki warna dan tekstur yang berbeda dengan jenis ikan kakap yang lain yang memiliki kecenderungan warna dan tekstur yang hampir sama. Secara keseluruhan nilai rata-rata hasil uji akurasi untuk klasifikasi jenis ikan kakap dengan menggunakan algoritma SOM menghasilkan nilai sebesar 88,89%. Hasil tersebut, kemudian dikonversi melalui kategori sebagai berikut: 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 SOM untuk klasifikasi ikan kakap masuk dalam kategori baik. Hasil ini, menunjukkan bahwa model SOM mampu melakukan klasifikasi dengan memanfaatkan pembelajaran kompetitif untuk melakukan pembelajaran terhadap neuron untuk mendapatkan subset tertentu berdasarkan input dari ekstraksi ciri warna dan tekstur. Akan tetapi, berdasarkan nilai akurasi yang dihasilkan tingkat kesalahan atau *error* mencapai 11.11%. Tingkat kesalahan ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya: 1) Algoritma SOM dalam menentukan bobot neuron awal yang dilakukan secara acak sehingga mengakibatkan nilai yang beragam pada hasil *clustering*; 2) Jenis ikan kakap jika dilihat dari warna dan tekstur memiliki ciri yang hampir sama, sehingga dibutuhkan ekstraksi ciri tambahan lainnya; 3) Citra ikan kakap dengan *background* dan sudut pandang yang beragam menyulitkan model untuk melakukan klasifikasi; 4) Jumlah dataset yang digunakan masih relatif kecil, sehingga belum maksimal dalam melakukan pembelajaran.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah melakukan implementasi jaringan syaraf tiruan *Self-Organizing Map* (SOM) pada klasifikasi citra jenis ikan kakap berdasarkan ekstraksi ciri warna dan tekstur. Ekstraksi ciri warna didapatkan dari nilai RGB dan HSV, sedangkan untuk ciri tekstur digunakan pendekatan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Ekstraksi ciri yang digunakan mampu menggali informasi yang ada pada citra untuk mempermudah pada tahapan klasifikasi citra. Hasil ekstraksi ciri yang didapatkan kemudian menjadi inputan untuk algoritma SOM untuk melakukan klasifikasi dengan melakukan pembagian terhadap pola *input* menjadi kelas-kelas tertentu agar *output* jaringannya berupa kelas yang memiliki kesamaan terhadap *input* yang diberikan. SOM memiliki kemampuan dalam memetakan data berdimensi tinggi ke dalam data berdimensi rendah. Berdasarkan hasil uji akurasi model yang dibangun mampu menghasilkan akurasi sebesar 89,89%. Maka, model SOM yang dibangun untuk klasifikasi citra jenis ikan kakap masuk dalam kategori baik. Namun, perlu beberapa saran sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian selanjutnya, diantaranya mengkombinasikan dengan algoritma lainnya agar dapat mengatasi penentuan bobot *neuron* awal yang dilakukan secara acak agar dapat memperoleh akurasi yang optimal. Disamping itu, dapat menerapkan *deep learning* agar pola pembelajaran yang beragam dapat teratasi. Untuk ekstraksi ciri tidak cukup hanya berdasarkan nilai RGB, HSV dan GLCM dapat menambahkan ekstraksi ciri yang lain. Agar hasil pembelajaran dapat optimal perlu mencoba penggunaan dataset dengan jumlah besar.

REFERENCES

- [1] A. H. Dafi, Z. Anna, A. Rizal, and A. A. H. Suryana, "Analisis Bioekonomi Sumber Daya Ikan Kakap Merah (*Lutjanus Malabaricus*) di Perairan Kabupaten Indramayu Jawa Barat," *J. Perikan. dan Kelaut.*, vol. X, no. 1, pp. 8–19, 2019.
- [2] S. Sadya, "Produksi Ikan Kakap Indonesia Capai 312.945 Ton pada 2021," *DataIndonesia.id*, 2022. <https://dataIndonesia.id/sector-riil/detail/produksi-ikan-kakap-indonesia-capai-312945-ton-pada-2021>
- [3] S. Surianti, *Buku Ajar: Dasar-Dasar Akuakultur (Budidaya Perikanan)*. Bandung: Media Sains Indonesia, 2022.
- [4] P. N. Andono, T. Sutojo, and M. Muljono, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2017.
- [5] 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.
- [6] 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 *International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 2021, pp. 46–50. doi: 10.1109/ICOMITEE53461.2021.9650176.
- [7] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, 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.
- [8] 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.
- [9] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, “Peningkatan Akurasi K-Nearest Neighbor Pada Data Index Standar Pencemaran Udara Kota Pekanbaru,” *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–18, 2020.
- [10] E. P. Wanti and M. Muhathir, “Pengidentifikasian Citra Ikan Berformalin Dengan Menggunakan Metode Multilayer Perceptron,” *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 491–502, 2021.
- [11] Z. Y. Lamasgi, S. Serwin, Y. Lasena, and H. Husdi, “Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Tuna Menggunakan Metode GLCM dan KNN,” *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 70–76, 2022.
- [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] A. Nurkholis, D. Alita, Z. Amalia, and A. Sucipto, “Hotspot Classification for Forest Fire Prediction using C5.0 Algorithm,” in *International Conference on Intelligent Cybernetics Technology & Applications (ICICyTA)*, 2021, pp. 12–16.
- [14] M. Cottrell, M. Olteanu, F. Rossi, and N. N. Villa-Vialaneix, “Self-Organizing Maps, theory and applications,” *Rev. Investig. Operacional*, vol. 39, no. 1, pp. 1–20, 2018.
- [15] B. Dong, G. Weng, and R. Jin, “Active contour model driven by Self Organizing Maps for image segmentation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 177, pp. 1–9, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114948.
- [16] A. C. Benabdellah, A. Benghabrit, and I. Bouhaddou, “A survey of clustering algorithms for an industrial context,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 148, pp. 291–302, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.01.022.
- [17] F. Farooq, J. Ahmed, and L. Zheng, “Facial Expression Recognition Using Hybrid Features and Self-Organizing Maps,” in *International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2017, pp. 409–414. doi: 10.1109/ICME.2017.8019503.
- [18] M. Wong, W. Abeysinghe, and C. Hung, “A Massive Self-Organizing Map For Hyperspectral Image Classification,” in *Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/WHISPERS.2019.8921093.
- [19] S. Mishra and M. Panda, “Medical image retrieval using self-organising map on texture features,” *Futur. Comput. Informatics J.*, vol. 3, pp. 359–370, 2018, doi: 10.1016/j.fcij.2018.10.006.
- [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] S. Sumijan and P. A. W. Purnama, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra Digital Penerapan dalam Bidang Citra Medis*. Solok: Insan Cendekia Mandiri, 2021.
- [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] 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.
- [26] G. Zhu, X. Wu, J. Ge, F. Liu, W. Zhao, and C. Wu, “Influence of mining activities on groundwater hydrochemistry and heavy metal migration using a self-organizing map (SOM),” *J. Clean. Prod.*, vol. 257, pp. 1–14, 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.120664.
- [27] G. Duan, X. Liao, W. Yu, and G. Li, “Classification and Prediction of Violence Against Chinese Medical Staff on the Sina Microblog Based on a Self-Organizing Map: Quantitative Study,” *J. Med. Interes. Res.*, vol. 22, no. 5, pp. 1–13, 2020, doi: 10.2196/13294.
- [28] 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.
- [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.