Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178–183 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v4i1.1624



Klasifikasi Citra Jenis Tanaman Jamur Layak Konsumsi Menggunakan Algoritma Multiclass Support Vector Machine

Nuke L. Chusna^{1*}, Mohammad Imam Shalahudin², Umbar Riyanto³, Allan Desi Alexander⁴

¹Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana, Jakarta Timur, Indonesia

²Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Informasi NIIT, Jakarta Selatan, Indonesia

³Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Tangerang, Tangerang, Indonesia

⁴Informatika, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: ^{1*}nukelchusna@unkris.ac.id, ²shalahudin@i-tech.ac.id, ³umbar@ft-umt.ac.id, ⁴allan@ubharajaya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: nukelchusna@unkris.ac.id

Submitted: 31/05/2022; Accepted: 22/06/2022; Published: 30/06/2022

Abstrak—Jamur merupakan tanaman yang memiliki kandungan gizi yang tinggi dan memiliki berbagai manfaat bagi kesehatan tubuh manusia. Akan tetapi, tidak semua orang yang mengetahui jenis jamur yang layak konsumsi. Jenis-jenis jamur memiliki karakteristik tersendiri jika dilihat dari citranya. Untuk itu, dibutuhkan sistem dengan memanfaatkan pengolahan citra digital untuk melakukan klasifikasi jenis jamur layak konsumsi, agar masyarakat dapat mengetahui jenis jamur layak konsumsi. Peneitian ini melakukan klasifikasi jenis jamur layak konsumsi menggunakan algoritma *Multiclass* SVM dengan akstraksi ciri orde pertama, dimana melakukan ekstraksi ciri berdasarkan pada karakteristik histogram citra. Hasil ekstraksi ciri digunakan sebagai input klasifikasi pada *Multiclass* SVM. *Multiclass* SVM dapat memetakan titik data ke ruang berdimensi untuk mendapatkan pemisahan linier *hyperplane* antara masing-masing kelas. Metode yang dikembangkan diimplementasikan pada Matlab, agar menghasilkan sistem dalam bentuk GUI sehingga dapat digunakan oleh pengguna umum dengan mudah. Berdasarkan hasil pengujian akurasi rata-rata akurasi sebesar 83%.

Kata Kunci: Pengolahan citra digital; Jamur layak konsumsi; Ekstraksi fitur; Kasifikasi citra; Multiclass SVM

Abstract—Mushrooms are plants that have high nutritional content and have various benefits for the health of the human body. However, not everyone knows the types of mushrooms that are suitable for consumption. The types of mushrooms have their own characteristics when viewed from the image. For this reason, a system is needed by utilizing digital image processing to classify types of mushrooms suitable for consumption, so that people can find out which types of mushrooms are suitable for consumption. This research is to classify types of mushrooms suitable for consumption using the Multiclass SVM algorithm with first-order feature extraction, which performs feature extraction based on the characteristics of the image histogram. The result of feature extraction is used as input for classification in Multiclass SVM. Multiclass SVM can map data points to dimensionless space to obtain hyperplane linear separation between each class. The developed method is implemented in Matlab, in order to produce a system in the form of a GUI so that it can be used by general users easily. Based on the test results, the average accuracy is 83%.

Keywords: Digital image processing; Edible mushrooms; Feature extraction; Image classification; Multiclass SVM

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakah daerah yang cocok untuk tumbuhnya tanaman jamur karena memiliki iklim tropis dan berudara sejuk. Maka tidak heran, jika di Indonesia banyak pembudidaya tanaman jamur. Jamur masuk kedalam kingdom fungi, dimana jamur tidak mempunyai akar dan daun yang sejati, serta tidak memiliki klorofil [1]. Tanaman jamur mengandung gizi dibutuhkan oleh manusia, selain itu jamur mempunyai kelezatan rasa dan memiliki berbagai manfaat serta khasiat untuk kesehatan. Akan tetapi, tanaman jamur tidak semuanya dapat dikonsumsi [2]. Terdapat beberapa tanaman jamur yang beracun dan bahkan membahayakan tubuh manusia. Namun, banyak juga tanaman jamur yang layak untuk dikonsumsi manusia. Terdapat 5 (lima) tanaman jamur yang populer untuk dikonsumsi dan memiliki nilai jual yang tinggi, diantaranya: jamur tiram (*pleurotus ostreatus*), jamur kuping (*auricularia sp.*), jamur shiitake (*lentinula edodes*), jamur shimeji (*hypsizygus tessellatus*) dan jamur kancing (*agaricus bisporus*). Akan tetapi, banyak orang yang tidak memiliki pengetahuan mengenai jenis jamur layak konsumsi ini. Karena bentuk jamur dinilai mirip dan memiliki kesamaan. Sebenarnya, apabila dicermati jenis-jenis jamur memiliki karakteristik tersendiri jika dilihat dari citranya. Untuk itu, dibutuhkan sistem dengan memanfaatkan pengolahan citra digital untuk melakukan klasifikasi jenis jamur layak konsumsi, agar masyarakat dapat mengetahui dan menambah pengetahuan mengenai jenis jamur layak konsumsi.

Digiral image processing atau pengolahan citra digital adalah bidang ilmu yang mengkaji bagaimana sebuah citra dapat terbentuk, terkelola, dan dilakukan analisa agar memperoleh manfaat berdasarkan informasi yang ada pada citra tersebut [3]. Dalam pengolahan citra melibatkan identifikasi objek dengan cara mencocokkan beberapa karakteristik citra tertentu pada citra yang telah dilatih [4]. Klasifikasi citra merupakan proses mengidentifikasi citra berdasarkan fitur tertentu agar dapat dikelompokkan menjadi beberapa kelas, agar dalam tiap-tiap kelasnya mampu mendeskripsikan suatu entitas yang memiliki karakteristik yang dapat dikenali [5]. Salah satu algoritma pengolahan citra digital yang dapat diimplementasikan dalam pemecahan kasus klasifikasi citra yaitu algoritma Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan algoritma klasifikasi yang melakukan pembelajaran yang menggunakan ruang berdimensi dengan fungsi-fungsi linier kedalam dua kelas [6]. Perkembangan algoritma SVM secara terus menerus mengalami peningkatan, sehingga SVM dapat menyelesaikan permasalahan klasifikasi yang menggunakan banyak kelas dengan menerapkan pemodelan one against one dan one against rest yang dapat melakukan klasifikasi

Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178–183 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online)

DOI 10.47065/bits.v4i1.1624



multiclass atau yang dikenal dengan *Multiclass* SVM. *Multiclass* SVM merupakan pendekatan yang digunakan untuk membagi objek berdasarkan urutan gambar yang dapat dikenali dengan memanfaatkan *hyperplane* yang dapat mengisolasi informasi kedalam lebih dari dua kelas dengan memperkuat tepi di antara keduanya [7].

Beberapa penelitian terdalu terkait penggunaan algoritma *Multiclass* SVM dalam klasifikasi telah menunjukkan hasil yang baik. Seperti penelitian klasifikasi jenis buah apel menggunakan metod *Multiclass* SVM [8]. Pada penelitian ini, algoritma multi SVM berfungsi sebagai pendekatan yang digunakan untuk mengenali pola apel dengan menagnalisis tekstur pada citra *grayscale* serta ciri warna. Berdasarkan pengujian akurasi, metode yang dikembangkan mencapai tingkat akurasi 86%. Penelitian lain, mengenai klasifikasi citra jenis daging dengan algoritma SVM [9]. Pada penelitian tersebut, pada hasil pengujian memperlihatkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi mencapai 87,5%. SVM mampu menggeneralisasi objek tanpa persyaratan informasi tambahan melalui dimensi ruang input yang tinggi. Penelitian berikutnya mengenai identifikasi jenis bunga menggunakan pendekatan *Multiclass* SVM [10]. Penelitian terdiri dari beberapa tahapan, diantaranya melakukan *resize*, transformasi citra ke *grayscale*, median filter, dan klasifikasi menggunakan *Multiclass* SVM. Dari hasil pengujian menunjukkan akurasi tertinggi mencapai 87,2%.

Sebelum suatu objek dapat dikenali atau dibedakan dengan objek lain, dilakukan ekstraksi ciri terlebih dahulu. Ciri yang dikenali kemudian menjadi dasar inputan atau parameter yang digunakan dalam proses klasifikasi [11]. Pendekatan ekstraksi ciri citra yang dapat digunakan yakni ekstraksi ciri orde pertama. Pendekatan ini akan melakukan ekstraksi berdasarkan karakteristik histogram citra [12]. Terdapat parameter-parameter yang digunakan dalam ekstraksi ciri orde pertama, diantaranya: *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy*.

Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi jenis jamur layak konsumsi menggunakan algoritma *Multiclass* SVM dengan akstraksi ciri orde pertama. Ekstraksi ciri orde pertama menggunakan karakteristik mean, skewness, variance, kurtosis, dan entropy yang selanjutnya digunakan sebagai input pada algoritma identifikasi *Multiclass* SVM. *Multiclass* SVM digunakan untuk memetakan titik data ke ruang berdimensi untuk mendapatkan pemisahan linier *hyperplane* antara masing-masing kelas. Metode yang dikembangkan akan diimplementasikan pada Matlab, agar menghasilkan sistem dalam bentuk GUI sehingga dapat digunakan oleh pengguna umum dengan mudah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Untuk melakukan penelitian agar tersturktur dan sesuai dengan tujuan, maka perlu disusun tahapan penelitian yang terdiri dari langkah-langkah yang akan dilakukan untuk menyelesaikan permasalaha. Untuk melakukan klasifikasi jenis tanaman jamur layak konsumsi berdasarkan citranya dengan algoritma Multiclass Support Vector Machine (Multiclass SVM) melalui tahapan-tahapan yang divisualkan pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 DataCollection

Tahap pertama adalah proses mengumpulkan data citra tanaman jamur layak konsumsi. Terdapat 5 (lima) tanaman jamur yang digunakan dalam penelitian ini, diantaranya: jamur tiram (*pleurotus ostreatus*), jamur kuping (*auricularia sp.*), jamur shiitake (*lentinula edodes*), jamur shimeji (*hypsizygus tessellatus*) dan jamur kancing (*agaricus bisporus*). Citra jamur didapatkan dan dikumpulkan dari ineternet. Data yang telah dikumpulkan kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

- a. Data latih atau data training, digunakan untuk menentukan pola standar setiap jenis tanaman jamur.
- b. Data uji, yang selanjutnya akan digunakan sebagai data pengujian untuk mengidentifikasi jenis-jenis tanaman jamur layak konsumsi.

Data latih yang digunakan adalah 30 gambar untuk 5 jenis tanaman jamur layak konsumsi, sehingga total citra latih adalah 150 citra. Untuk citra uji yang digunakan pada masing-masing jenis tanaman jamur layak konsumsi sebanyak 20 citra, maka total citra uji adalah 100 citra.

2.1.2 Pre-Processing

Tahap selanjutnya adalah *pre-processing* yang meliputi *cropping* citra dan mengubah citra asli menjadi *grayscale*. Citra *grayscale* adalah warna piksel yang berada dalam rentang gradasi hitam putih. Hal ini dilakukan untuk memudahkan dalam mengekstrak fitur dari objek pada citra.

2.1.3 Feature Extraction

Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178–183 ISSN 2684-8910 (media cetak)

ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v4i1.1624



Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur, dimana tahapan tersebut akan dilakukan identifikasi ciri dari objek pada gambar yang akan dikenali atau dibedakan dari objek yang lain. Fitur yang diekstraksi selanjutnya dimanfaatkan untuk parameter input pada tahap klasifikasi [13]. Ekstraksi ciri memiliki tujuan untuk melakukan reduksi data sebenarnya dengan menggunakan analisa terhadap fitur-fitur tertentu yang menjadi pembeda antara pola-pola yang ada pada citra [14]. Ekstraksi ciri citra melibatkan pengambilan informasi dari suatu objek pada citra agar dapat dikenali atau identifikasi perbedaan antara objek satu dengan yang lain [15]. Ekstraksi ciri orde pertama merupakan sala satu pendekatan mengenali fitur atau ciri dari citra yang populer. Ekstraksi ciri orde pertama yaitu pendekatan yang mendapatkan ciri berdasarkan pada fitur-fitur yang terlihat dari histogram citra [16]. Parameter yang digunakan pada ekstraksi ciri ini diantaranya: *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy*. Fitur *mean* (μ) memperlihatkan tingkat dispersi sebuah gambar. *Mean* (μ) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (1).

$$\mu = \sum_{n=0}^{N} f_n \ p(f_n) \tag{1}$$

Fitur *varians* (σ^2) adalah rata-rata perbedaan dalam nilai histogram. *Varians* (σ^2) dapat dihitung dengan persamaan (2).

$$\sigma^{2} = \sum_{n=0}^{N} (f_{n} - \mu)^{2} p(f_{n})$$
 (2)

Sedangkan *skewness* (α_3) memperlihatkan ukuran kemiringan relatif kurva histogram sebuah gambar. *Skewness* (α_3) dapat dihitung dengan persamaan (3).

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{n=0}^{N} (f_n - \mu)^3 \ p(f_n)$$
 (3)

Fitur *kurtosis* (α_4) menunjukkan ketajaman relatif dari kurva histogram suatu gambar. *Kurtosis* (α_4) dapat dihitung dengan persamaan (4).

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=0}^{N} (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \tag{4}$$

Fitur *entropy* (H) Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk gambar. *Entropy* (H) dapat dihitung dengan persamaan (5).

$$H = -\sum_{n=0}^{N} (f_n - \mu)^2 \log p(f_n)$$
 (5)

2.1.4 Image Classification with Multiclass SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah satu diantara beberapa algoritma pengolahan citra digital yang dapat diimplementasikan dalam permasalahan klasifikasi. SVM merupakan algoritma klasifikasi yang melakukan pembelajaran yang menggunakan ruang berdimensi dengan fungsi-fungsi linier kedalam dua kelas [6]. Perkembangan algoritma SVM secara terus menerus mengalami peningkatan, sehingga SVM dapat mengklasifikasikan beberapa kelas dengan memanfaatkan pendekatan one against one dan one against rest yang dapat melakukan klasifikasi multiclass atau yang dikenal dengan Multiclass SVM. Multiclass SVM merupakan strategi yang digunakan dalam membedakan pembuktian dan karakterisasi suatu gambar dengan ide dasar yang menggunakan hyperplane yang dapat memisahkan informasi menjadi dua kelas dengan meningkatkan keunggulan antara kedua kelas tersebut [17]. Hyperplane yang optimal pada tiap-tiap kelas dapat diperoleh melalui perkiraan tepi hyperplane dan melacak koordinat terbesarnya. Untuk menyiapkan informasi dari kelas ke-i dan ke-j dilakukan dengan menggunakan persamaan (6).

$$w^{ij}, b^{ij}, \xi^{ij} \frac{1}{2} (w^{ij})^T w^{ij} + C \sum_{t} \xi_t^{ij}$$
 (6)

2.1.5 Evaluation

Tahap evaluasi merupakan tahap dimana akan dilakukan pengukuran terhadap kinerja dari model yang dibangun [18]. Tahap ini merupakan tahap dimana dilakukan pengujian terhadap akurasi algoritma yang dikembangkan. Uji akurasi digunakan agar dapat diketahui kedekatan hasil pengujian atau rata-rata hasil pengujian dengan nilai sebenarnya. Untuk menguji akurasi menggunakan persamaan (7).

$$Accuracy = \frac{TP}{CP} \times 100\% \tag{7}$$

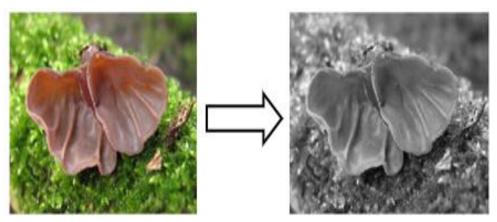
Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178–183 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v4i1.1624



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

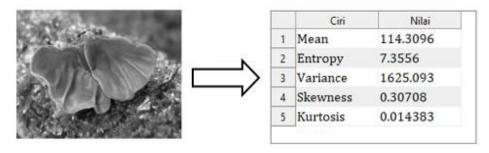
Terdapat 5 (lima) tanaman jamur yang digunakan dalam penelitian ini, diantaranya: jamur tiram (*pleurotus ostreatus*), jamur kuping (*auricularia sp.*), jamur shiitake (*lentinula edodes*), jamur shimeji (*hypsizygus tessellatus*) dan jamur kancing (*agaricus bisporus*). Proses pengumpulan dataset dengan mengambil citra tanaman jamur tersebut di internet. Data latih yang digunakan adalah 20 untuk 6 jenis herba, sehingga total citra latih adalah 120 citra. Data latih yang digunakan adalah 30 citra untuk 5 jenis tanaman jamur layak konsumsi, sehingga total citra latih adalah 150 citra. Untuk citra uji yang digunakan pada masing-masing jenis tanaman jamur layak konsumsi sebanyak 20 citra, maka total citra uji adalah 100 citra.

Klasifikasi jenis tanaman jamur laayak konsumsi berdasarkan citranya menggunakan ekstraksi ciri orde satu dan algoritma *Multiclass* SVM diimplementasikan menggunakan aplikasi Matlab. Untuk mengidentifikasi citra, langkah pertama yang dilakukan adalah mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale*. Hal ini dilakukan untuk memudahkan dalam mengekstraksi ciri dari objek pada citra. Transformasi citra ke *grayscale* membantu dalam proses ekstraksi, karena informasi dalam gambar *grayscale* tidak lebih kompleks daripada gambar berwarna. Gambar 2 berikut ini merupakan hasil transformasi dari citra RGB yang telah diubah menjadi *grayscale*.



Gambar 2. Transformasi Dari Citra RGB ke Citra Grayscale

Setelah gambar RGB diubah menjadi *grayscale*, selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri, di mana tahapan ini akan mengenali karakteristik dari citra yang akan diidentifikasi. Ekstraksi elemen yang digunakan adalah ekstraksi sorotan permintaan pertama. Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode ekstraksi ciri berdasarkan karakteristik histogram dari citra. Parameter karakteristik orde pertama yang digunakan adalah *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy*. *Output* dari perhitungan *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy* akan ditampilkan pada tabel *properties* GUI Matlab. Gambar 3 di bawah ini adalah contoh hasil ekstraksi ciri menggunakan ekstraksi ciri orde pertama pada GUI Matlab yang dibangun.



Gambar 3. Hasil Ekstraksi Ciri Menggunakan Ekstraksi Ciri Orde Pertama

Setelah proses ekstraksi ciri, langkah selanjutnya adalah klasifikasi citra menggunakan algoritma *Multiclass* SVM. Algoritma *Multiclass* SVM menggunakan fungsi linear atau *hyperplane* yang dapat memisahkan data latih menjadi dua kelas dengan memaksimalkan jarak antar kelas. *Hyperplane* pemisah terbaik antara dua kelas dapat ditemukan dengan mengukur jarak *hyperplane* dan menemukan titik maksimumnya. Bentuk dasar pemisahan SVM berusaha untuk mendapatkan garis yang optimal dalam memisahkan kumpulan data dua kelas titik ruang dua dimensi. Generalisasi yang dilakukan bertujuan untuk mencari hyperplane maksimum dalam memisahkan titik-titik data menjadi kelas-kelas potensial ke dalam ruang n-dimensi. Gambar 5 di bawah ini adalah hasil implementasi algoritma Multiclass SVM pada aplikasi GUI Matlab.

Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178-183

ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v4i1.1624





Gambar 4. Tampilan GUI Aplikasi Yang Dibangun Menggunakan Matlab

Setelah aplikasi GUI dibangun, selanjutnya dilakukan pengujian terhadap akurasi dari model yang dikebangkan. Sistem akan diuji akurasinya menggunakan persamaan (7) yang telah dibahas sebelumnya. Data uji yang digunakan adalah 100 data uji, masing-masing jenis jamur diuji dengan 20 citra dari 5 kelas atau jenis tanaman jamur layak konsumsi. Semua citra uji akan dicocokkan dengan hasil klasifikasi oleh sistem. Tabel 1 di bawah ini merupakan hasil pengujian dari hasil klasifikasi 5 kelas atau jenis tanaman jamur layak konsumsi yang digunakan.

Tabel 1. Hasil Uji Akurasi

Jenis Tanaman Jamur Layak Konsumsi	Jumlah Benar	Jumlah Data Uji	Accuracy (%)
Jamur Kuping (Auricularia Sp.)	18	20	90
Jamur Shiitake (<i>Lentinula Edodes</i>)	15	20	75
Jamur Shimeji (Hypsizygus Tessellatus)	17	20	85
Jamur Kancing (Agaricus Bisporus)	17	20	85
	83	100	83



Gambar 6. Grafik Persentase Uji Akurasi

Berdasarkan Tabel 1 diatas, bahwa bahwa rata-rata hasil uji akurasi yang diperoleh adalah 83%. Selanjutnya hasil akurasi tersebut dikonversi menggunakan kriteria akurasi klasifikasi yang berpedoman pada kriteria berikut ini: Baik, yaitu menghasilkan nilai 76% s.d 100%; Cukup, 56% s.d 5%; Kurang Baik, 40% s.d 55%, dan Kurang Baik, hasil < 40% [19]. Maka akurasi yang dihasilkan pada model yang dikembangkan masuk pada kategori baik. Akan tetapi nilai rata-rata kesalahan klasifikasi mencapai 17%. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor dianataranya ekstraksi ciri orde pertama melakukan ekstraksi ciri berdasarkan karakteristik histogram dari citra. Histogram citra memperhatikan distribusi frekuensi nilai intensitas piksel pada suatu citra. Maka akurasinya akan tinggi jika gambar yang diekstraksi menampilkan satu gambar dengan gambar yang jelas. Jika citra jamur yang diekstraksi memiliki background atau latar belakang dan menampilkan citra yang tidak jelas, maka akan sulit untuk dikenali. Dataset yang digunakan didapatkan dari internet, sehingga citra yang didapatkan perlu diolah lagi melalui cropping ataupun editing agar mendapatkan objek yang jelas. Disamping itu, citra dari internet sudut pandang pengambilan gambar berbedabeda sehingga ekstraksi ciri yang dilakukan tidak maksimal. Maka perlu dilakukan pengambilan dataset secara mandiri agar dataset yang didapatkan menunjukkan citra yang sebenarnya. Selain itu, data latih dan data uji yang digunakan masih terlalu sedikit, sehingga sangat berpengaruh pada hasil akurasi. Tidak hanya itu, terdapat beberapa

Volume 4, No 1, Juni 2022 Page: 178–183 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v4i1.1624



jamur yang memiliki bentuk yang seupa atau mirip. Sehingga dibutuhkan ekstraksi ciri berdasarkan bentuk atau tekstur. Selain itu dibutuhkan algoritma pembelajaran mendalam (*deep* learning) untuk mendapatkan klasifikasi yang lebih baik

4. KESIMPULAN

Peneitian ini melakukan klasifikasi jenis jamur layak konsumsi menggunakan algoritma *Multiclass* SVM dengan akstraksi ciri orde pertama. Ekstraksi ciri orde pertama melakukan ekstraksi ciri berdasarkan pada karakteristik histogram citra. Hasil ekstraksi ciri digunakan sebagai input klasifikasi pada *Multiclass* SVM. *Multiclass* SVM dapat memetakan titik data ke ruang berdimensi untuk mendapatkan pemisahan linier *hyperplane* antara masingmasing kelas. Metode yang dikembangkan diimplementasikan pada Matlab, agar menghasilkan sistem dalam bentuk GUI sehingga dapat digunakan oleh pengguna umum dengan mudah. Berdasarkan hasil pengujian akurasi rata-rata akurasi sebesar 83%. Hal ini menunjuukan bahwa model yang dikembangkan dapat melakukan kliasifikasi dengan baik. Agar penelitian kedepan dapat menjadi lebih baik, maka ada beberapa hal yang perlu adanya perbaikan. Berikut saran untuk penelitian kedepan, diantaranya meningkatkan jumlah data latih dan data uji dan membuat dataset berdasarkan citra diambil secara mandiri dengan tingkat cahaya yang beragam; menggunakan ekstraksi ciri berdasarkan bentuk dan tekstur; menggunakan algoritma *deep learning* untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik.

REFERENCES

- [1] A. Zubair and A. R. Muslikh, "Identifikasi Jamur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Dengan Ekstraksi Ciri Morfologi," in *Seminar Nasional Sistem Informasi*, 2017, no. September, pp. 965–972.
- [2] R. Hanseliani, "Klasifikasi Berbagai Jenis Jamur Layak Konsumsi dengan Metode Backpropagation," *MEANS (Media Inf. Anal. dan Sist.*, vol. 4, no. 2, pp. 200–209, 2019.
- [3] S. Ratna, "Pengolahan Citra Digital dan Histogram Dengan Phyton dan Text Editor Phycharm," *Technologia*, vol. 11, no. 3, pp. 181–186, 2020.
- [4] 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.
- [5] P. Prasetyawan, I. Ahmad, R. I. Borman, A. Ardiansyah, Y. A. Pahlevi, and D. E. Kurniawan, "Classification of the Period Undergraduate Study Using Back-propagation Neural Network," in *Proceedings of the 2018 International Conference on Applied Engineering, ICAE 2018*, 2018.
- [6] D. Alita, Y. Fernando, and H. Sulistiani, "Implementasi Algoritma Multiclass SVM Pada Opini Publik Berbahasa Indonesia di Twitter," *J. Teknokompak*, vol. 14, no. 2, p. 86, 2020.
- [7] K. Meenakshi, K. Swaraja, U. K. Ch, and P. Kora, "Grading of Quality in Tomatoes Using Multi-class SVM," in *International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC 2019)*, 2019, pp. 104–107.
- [8] R. A. Safitri, S. Nurdiani, D. Riana, and S. Hadianti, "Klasifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Metode Orde 1 dengan Algoritma Multi Support-Vector Machines," *Paradig. J. Inform. dan Komput.*, vol. XXI, no. 2, pp. 167–172, 2019.
- [9] N. Neneng, K. Adi, and R. R. Isnanto, "Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," J. Sist. Inf. Bisnis, vol. 1, pp. 1–10, 2016.
- [10] T. R. Pahlevi, R. Buaton, and Nurhayati, "Identifikasi Jenis Bunga Menggunakan Ekstraksi Ciri Orde Satu dan Algoritma Multi Support-Vector," *J. Inform. Kaputama*, vol. 5, no. 1, pp. 116–128, 2021.
- [11] 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.
- [12] 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 *1st International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS) Identification*, 2021, pp. 12–17.
- [13] 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. 5, no. 158, pp. 339–345, 2022.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] F. Liantoni and A. A. Santoso, "Penerapan Ekstraksi Ciri Statistik Orde Pertama Dengan Ekualisasi Histogram Pada Klasifikasi Telur Omega-3," Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput., vol. 9, no. 2, pp. 953–958, 2018.
- [17] M. A. Wani, H. F. Bhat, and T. R. Jan, "Position Specific Scoring Matrix and Synergistic Multiclass SVM for Identification of Genes," in 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications Position, 2018, pp. 1192–1196.
- [18] H. Mayatopani, R. I. Borman, W. T. Atmojo, and A. Arisantoso, "Classification of Vehicle Types Using Backpropagation Neural Networks with Metric and Ecentricity Parameters," *J. Ris. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 65–70, 2021.
- [19] R. I. Borman, R. Napianto, P. Nurlandari, and Z. Abidin, "Implementasi Certainty Factor Dalam Mengatasi Ketidakpastian Pada Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kuda Laut," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. VII, no. 1, pp. 1–8, 2020.