

Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis (LDA) Pada Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas

Rachmat Destriana^{1,*}, Desi Nurnaningsih¹, Dedy Alamsyah¹, Alfry Aristo Jansen Sinlae²

¹ Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Tangerang, Tangerang, Indonesia

² Ilmu Komputer, Universitas Katolik Widya Mandira, Kupang, Indonesia

Email: ^{1,*} rachmat.destriana@ft-umt.ac.id, ² desi.nurnaningsih1986@gmail.com, ³ dedy.alamsyah@umt.ac.id, ⁴ alfry.aj@unwira.ac.id

Email Penulis Korespondensi: rachmat.destriana@ft-umt.ac.id

Submitted: 24/06/2021; Accepted: 29/06/2021; Published: 30/06/2021

Abstrak—Nanas merupakan komoditi buah yang menjadi unggulan Indonesia. Hal ini karena nanas merupakan buah yang memiliki volume ekspor paling tinggi di Indonesia. Untuk memperoleh buah nanas dengan tingkat kematangan sempurna umumnya dipilih secara manual, hal ini menjadi tidak efisien apabila buah nanas yang diseleksi dalam jumlah yang besar. Maka, pada penelitian ini akan dikembangkan sistem pengolahan citra yang dapat mengklasifikasikan kematangan buah nanas berdasarkan citranya. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur warna yang digunakan adalah ekstraksi fitur berdasarkan nilai hue dan saturation. Ekstraksi ciri warna dengan hue dan saturation digunakan untuk memperoleh berbagai informasi dari warna-warna pada citra sehingga memudahkan dalam proses identifikasi. Selanjutnya, *Linear Discriminant Analysis* akan mendapatkan proyeksi yang optimal untuk dapat memasuki ruang-ruang yang berdimensi lebih kecil dengan melakukan pengenalan pola yang dapat dipisahkan sehingga dapat dikelompokkan berdasarkan garis batas yang diperoleh dari persamaan linier. Berdasarkan hasil pengujian akurasi menunjukkan tingkat akurasi mencapai 83%, masuk kedalam kategori baik.

Kata Kunci: Buah Nanas; Ekstraksi Ciri Warna; Linear Discriminant Analysis; Pengolahan Citra; Pengenalan Pola

Abstract—Pineapple is a fruit commodity that is Indonesia's flagship. This is because pineapple is a fruit that has the highest export volume in Indonesia. To obtain pineapples with perfect ripeness, generally manually selected, this becomes inefficient if large numbers of pineapples are selected. So, in this study, an image processing system will be developed that can classify pineapple ripeness based on its image. In this study, the color feature extraction used is feature extraction based on hue and saturation values. Color feature extraction with hue and saturation is used to obtain various information from the colors in the image so as to facilitate the identification process. Furthermore, Linear Discriminator Analysis will obtain optimal projections to be able to enter spaces with smaller dimensions by performing pattern recognition that can be separated so that they can be grouped based on boundary lines obtained from linear equations. Based on the results of the accuracy test, the accuracy rate reaches 83%, it is in the good category.

Keywords: Pineapple; Color Feature Extraction; Linear Discriminant Analysis; Image Processing; Pattern Recognition

1. PENDAHULUAN

Buah nanas (*Ananas comosus L. Merr.*) adalah satu diantara tanaman buah yang populer di masyarakat Indonesia. Buah nanas cukup mudah dan cocok untuk dibudidayakan dengan iklim tropis di Indonesia. Buah nanas ternyata mempunyai nilai ekspor, ini terbukti dari besarnya peluang pasar di luar negeri. Saat ini pemasaran buah nanas tidak hanya dalam bentuk segar tetapi juga dalam bentuk pangan olahan, misalnya nanas segar tetapi juga dalam bentuk pangan olahan misalnya nanas kalengan, nata de pina, jam, dodol [1]. Nanas merupakan komoditi buah yang menjadi unggulan Indonesia. Hal ini karena nanas merupakan buah yang memiliki volume ekspor paling tinggi di Indonesia. Bahkan Worldatlas.com menyebutkan bahwa Indonesia menjadi produsen nanas terbesar ke-9 di dunia dengan produksi [2]. Buah nanas untuk industri olahan adalah buah yang memiliki tingkat kematangan yang sesuai dengan kebutuhan pasar. Karena nanas dengan tingkat kematangan tertentu memiliki kegunaan yang berbeda-beda. Nanas biasanya tingkat kematangannya selama 120 - 170 hari. Untuk memperoleh buah nanas dengan tingkat kematangan sempurna umumnya dipilih secara manual, hal ini menjadi tidak efisien apabila buah nanas yang diseleksi dalam jumlah yang besar. Kematangan buah nanas dapat diidentifikasi berdasarkan warnanya, buah dengan warna tertentu dapat dikategorikan buah tersebut sudah matang atau belum [3]. Maka, diperlukan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi kematangan buah nanas berdasarkan citranya. Pengolahan citra dapat dijadikan sebagai alternatif solusi dari permasalahan tersebut.

Pengolahan citra digital adalah bidang yang mempelajari bagaimana suatu citra dibentuk, dikelola, dan dianalisis untuk memperoleh informasi yang berguna dari citra tersebut [4]. Melalui pengolahan citra dapat menghasilkan informasi yang dapat dikelola dan bermanfaat [5] [6]. Salah satu implementasi dari penerapan pengolahan citra adalah klasifikasi citra. Klasifikasi citra dapat disebut sebagai proses pengelompokan piksel-piksel suatu citra ke dalam beberapa kelas, sehingga setiap kelas dapat menggambarkan suatu entitas yang memiliki karakteristik yang dapat dikenali [7] [8]. Salah satu faktor penting dalam algoritma komputasi adalah inisialisasi populasi yang tepat, jika inisialisasi tidak tepat maka dimungkinkan untuk gagal dalam mencari solusi optimal [9]. Terdapat beberapa metode atau algoritma yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra, salah satunya adalah Metode Fisher's Linear Discriminant atau dikenal dengan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)*. Metode ini dikembangkan oleh Huedl A. Fisher. LDA merupakan pendekatan yang mengenali pola tertentu berdasarkan pembelajaran dalam menemukan kombinasi fitur [10]. LDA merupakan metode yang menggunakan

teori statistik untuk machine learning, pengolahan data, dan pengolahan citra [11]. Dengan LDA, dapat melakukan pembagian data ke dalam beberapa kelompok. LDA memiliki tujuan utama untuk mengurangi dimensi dengan menghilangkan fitur yang berlebihan dan mengubah elemen dari ruang berdimensi lebih tinggi ke ruang berdimensi lebih rendah [12]. LDA dapat mengisolasi informasi antar kelas agar lebih mandiri dengan meningkatkan nilai disipasi antar kelas dan membatasi penyebaran antar kelas. LDA memiliki kelebihan yaitu dapat memisahkan data antar kelas dengan memaksimalkan nilai-nilai pada kelas tersebut [13]. LDA dapat berjalan secara optimal jika digunakan untuk pengukuran variabel bebas dimana setiap pengamatan cenderung kontinu.

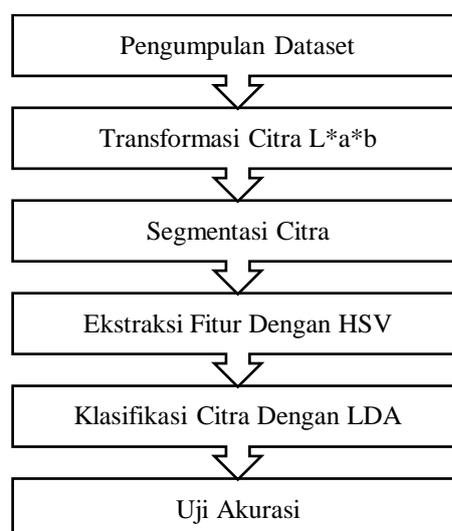
Dari beberapa penelitian sebelumnya, memperlihatkan bahwa algoritma mampu melakukan klasifikasi maupun identifikasi citra dengan baik. Pada penelitian sebelumnya, algoritma LDA telah mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan citra dengan baik. Pada penelitian pengenalan daun tanaman dengan metode LDA didapatkan akurasi sebesar 98,44% [14]. Dalam penelitian ini, LDA dapat memproyeksikan data sampel ke jalur tertentu dan menemukan beberapa arah dalam ruang sampel, sehingga dapat menemukan informasi yang sebenarnya. Penelitian selanjutnya untuk mengidentifikasi citra tanda tangan menggunakan metode LDA yang menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 81% [15]. Pada penelitian ini akurasi maksimum mencapai 88% dan kecepatan waktu identifikasi 0,1206 detik menggunakan citra dengan ukuran 50x50 piksel. Penelitian lainnya adalah penelitian yang melakukan pengenalan wajah dengan mengimplementasikan model LDA [16]. Dari penelitian diperoleh nilai akurasi tertinggi yaitu 97,5%.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat kematangan buah nenas berdasarkan ekstraksi ciri warna. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur warna yang digunakan adalah ekstraksi fitur berdasarkan nilai hue dan saturation. Ekstraksi ciri warna dengan HSV digunakan untuk memperoleh berbagai informasi dari warna-warna pada citra sehingga memudahkan dalam proses identifikasi. HSV (Hue, Saturation, Value) adalah jenis ruang warna perseptual. HSV memiliki koordinat silinder yang terdiri dari tiga saluran warna, yaitu hue, saturation, dan value. Selanjutnya, LDA akan mendapatkan proyeksi yang optimal untuk dapat memasuki ruang-ruang yang berdimensi lebih kecil dengan mencari pola-pola yang dapat dipisahkan sehingga dapat dikelompokkan berdasarkan garis batas yang diperoleh dari persamaan linier.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Agar penelitian dapat terarah dan sesuai tujuan penelitian, maka penelitian harus dilakukan secara sistematis dan terstruktur melalui tahapan penelitian. Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan untuk melakukan penelitian agar dapat terlaksana dengan baik. Tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Pengumpulan Dataset

Tahap awal adalah mengumpulkan dataset, dimana citra buah nenas yang digunakan sebagai data latih dan data uji. Tahap ini merupakan tahap yang sangat penting, karena ketersediaan dataset merupakan faktor penentu kinerja pengolahan citra [17]. Kategori atau kelas dari tingkat kematangan buah nenas pada penelitian ini diklasifikasi dalam tingkat kematangan yaitu matang, mentah dan sangat matang. Kualitas dan jumlah dataset akan mempengaruhi hasil klasifikasi, oleh karena itu diperlukan persiapan dalam pengumpulannya [18]. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan adalah 120 citra. Distribusi dataset menggunakan pendekatan trial-and-error

[19], yang menentukan struktur model dengan membagi data menjadi 50% pelatihan dan 50% pengujian. Jadi, data latih yang digunakan adalah 60 data latih dan 60 data uji. Jika terdapat 3 jenis kelas atau klasifikasi, maka untuk setiap jenis tingkat kematangan terdapat 20 data latih dan 20 data uji.

2.2.2 Transformasi Citra L^*a^*b

Transformasi menggunakan ruang warna L^*a^*b bertujuan untuk mengidentifikasi kandungan warna secara digital [20]. Ada 12 jenis warna yang dihasilkan dalam roda warna yaitu merah, kuning, hijau, cyan, biru, magenta, dengan semua warna. Langkah yang dilakukan adalah mengubah dan mentransformasikan ruang warna citra dari RGB ke XYZ [21]. Selanjutnya hasil nilai warna RGB tersebut digunakan sebagai nilai untuk menghitung nilai nilai L^* , a^* dan b^* . Langkah ini digunakan untuk menyederhanakan proses segmentasi.

2.2.3 Image Segmentation

Segmentasi citra berfungsi untuk memisahkan satu objek dengan objek lainnya. Pemisahan dilakukan berdasarkan batas wilayah yang memiliki bentuk atau susunan yang sama. Keluaran dari proses ini adalah citra biner, dimana objek yang diinginkan memiliki nilai 1 (warna putih), sedangkan nilai background adalah 0 (warna hitam) [22]. Segmentasi citra dalam makalah ini menggunakan teknik thresholding. Thresholding bertujuan untuk mencari nilai threshold yang tepat, agar dapat memisahkan objek dari background [23]. Proses transformasi citra ke dalam bentuk biner agar proses ekstraksi ciri dapat dilakukan dengan mudah [24]. Proses Thresholding pada dasarnya adalah proses pengubahan kuantisasi citra, sehingga untuk melakukan thresholding dengan derajat keabuan dapat menggunakan rumus:

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

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

Dari rumus tersebut, w menunjukkan nilai derajat keabuan sebelum thresholding. Sedangkan x menunjukkan nilai derajat keabuan setelah dilakukan thresholding.

2.2.4 Ekstraksi Fitur Dengan HSV

Untuk meningkatkan informasi dalam ekstraksi fitur, digunakan fitur warna HSV berdasarkan nilai hue dan saturation. Ekstraksi ciri warna dengan HSV digunakan untuk memperoleh berbagai informasi dari warna-warna pada citra sehingga memudahkan dalam proses identifikasi. Ekstraksi ciri warna yang digunakan adalah Hue Saturation Value (HSV). HSV (Hue, Saturation, Value) adalah jenis ruang warna perseptual. HSV memiliki koordinat silinder yang terdiri dari tiga saluran warna, yaitu hue, saturation, dan value. Kuantisasi warna adalah proses untuk mengurangi jumlah warna yang mewakili suatu gambar [25]. Dalam penelitian ini, ekstraksi ciri dihitung berdasarkan nilai rata-rata hue dan saturasi yang dihasilkan pada citra. Fitur mean yang digunakan menggunakan persamaan berikut:

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

2.2.5 Klasifikasi Citra Dengan LDA

Setelah dilakukan ekstraksi ciri HSV akan diperoleh informasi ciri warna untuk proses identifikasi pada algoritma LDA. Dalam LDA, area indeks informasi tetap ada, tetapi lebih banyak kelas dibingkai. Kelas diisolasi dengan tujuan agar kondisi ini membuat jarak antar kelas semakin besar, sedangkan jarak penyiapan informasi dalam satu kelas semakin berkurang. Banyaknya fitur yang dihasilkan oleh LDA tergantung dari jumlah kelas dan, jumlah pose yang dilakukan. telah dilatih oleh LDA, dan LDA tidak mempengaruhi jumlah fitur yang dihasilkan sehingga akan memakan waktu lebih cepat dalam prosesnya. Implementasi metode LDA terdiri dari beberapa tahap. Tahap awal adalah mengubah data citra latih dan citra uji menjadi vektor $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Selanjutnya membuat kelas berdasarkan jumlah variabel pada data citra latih dan citra uji. Kemudian dihitung rata-rata kelas dan rata-rata kelas keseluruhan (m) dari semua citra yang ada. Setelah itu hitung matriks distribusi antar kelas (S_b) dengan persamaan sebagai berikut:

$$S_b = \sum_{i=1}^k n_i (m_i - m_o)(m_i - m_o)^T \tag{4}$$

Kemudian hitung matriks distribusi dalam kelas (S_w) dengan persamaan berikut:

$$S_w = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} n_i (x_i^{(j)} - m_o)(x_i^{(j)} - m_o)^T \tag{5}$$

Langkah selanjutnya adalah memproyeksikan matriks distribusi dalam kelas (S_w). S_w adalah matriks jarak dalam kelas yang sama, menggunakan persamaan:

$$J_2(W) = \max_{\text{trace}}((W^T S_w W)^{-1} (W^T S_b W)) \quad (6)$$

Selanjutnya cari nilai Eigen (λ) dan nilai eigenvector (v) dengan rumus sebagai berikut:

$$S_b v = \lambda S_w v \quad (7)$$

Kemudian nilai eigen (λ) diurutkan sesuai dengan urutan nilai pada nilai eigen dari besar ke kecil. Selanjutnya proyeksi menggunakan k-1 eigenvector (v) (di mana k adalah jumlah kelas). Langkah terakhir adalah memproyeksikan seluruh gambar asli (bukan gambar ujung tengah) ke vektor fisher base dengan menghitung produk titik dari gambar asli V ke setiap vektor fisher base x_i menggunakan rumus:

$$v^x = V^t x^i \quad (8)$$

2.2.6 Uji Akurasi

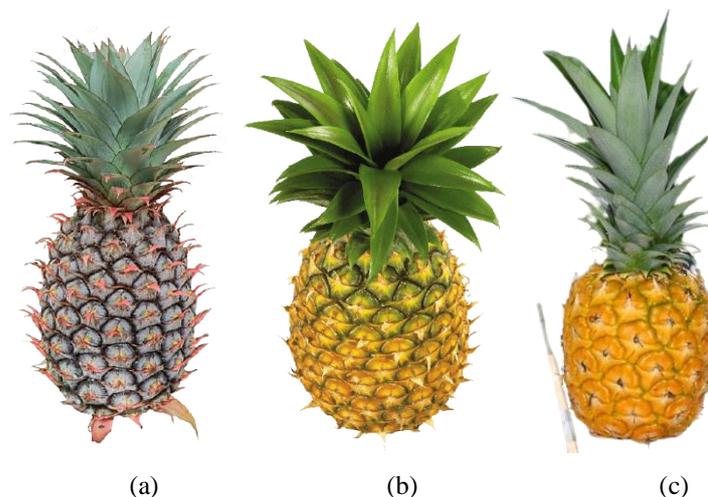
Pada tahap ini akan dilakukan pengujian. Tujuan dari pengujian adalah untuk mengetahui seberapa jauh performansi model yang dibangun [26]. Pada tahap ini algoritma atau model yang dikembangkan akan diuji keefektifannya. Pengujian yang dilakukan adalah untuk mengukur tingkat ketelitian. Untuk menguji akurasi gunakan persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP}{CP} \times 100\% \quad (9)$$

Dimana, CP adalah jumlah prediksi yang benar, yaitu jumlah record data uji yang diprediksi oleh kelas dengan menggunakan metode identifikasi dan hasilnya sama dengan kelas sebenarnya. Sedangkan TP adalah jumlah total prediksi, dimana jumlah total diprediksi oleh kelas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada pengembangan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah nanas, terlebih dahulu dilakukan proses pelatihan. Dataset yang dikumpulkan adalah 120 citra buah nanas. Citra yang digunakan dalam pelatihan adalah 60 data citra atau 50% dari total citra. Kemudian, 60 data latih terdiri dari 20 gambar buah nanas muda, 20 gambar buah nanas matangan dan 20 gambar buah nanas sangat matang. Gambar 2, merupakan sampel dari citra data latih yang digunakan, yaitu untuk citra nanas muda, matang dan sangat matang.



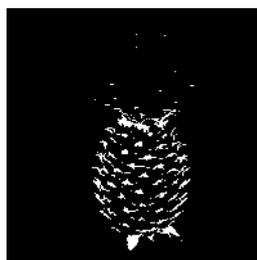
Gambar 2. Sampel Data Latih Nanas, (a) Nanas Muda, (b) Nanas Matang, (c) Nanas Sangat Matang

Klasifikasi tingkat kematangan buah nanas berdasarkan ciri warna menggunakan ekstraksi ciri HSV dan metode LDA dibangun dan diimplementasikan menggunakan Matlab. Tahap awal dalam klasifikasi yang akan dilakukan adalah proses transformasi ruang warna dari citra Red, Green, Blue menjadi citra L^*a^*b . Hal ini dilakukan agar kandungan warna dapat diidentifikasi secara digital. Proses hasil transformasi dari citra RGB ke L^*a^*b pada aplikasi Matlab dapat dilihat pada Gambar 3 berikut ini.



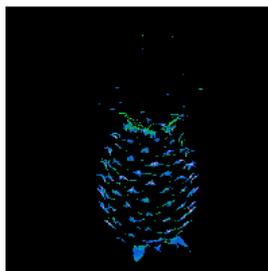
Gambar 3. (a) Citra RGB (b) Citra yang Telak di Transformasi Menjadi L*a*b

Proses selanjutnya adalah segmentasi citra menggunakan teknik thresholding. Proses ini mengubah data citra menjadi data biner untuk memudahkan proses ekstraksi ciri. Keluaran dari proses ini adalah citra biner, dimana objek yang diinginkan memiliki nilai 1 (warna putih), sedangkan nilai background adalah 0 (warna hitam). Citra hasil segmentasi yang sudah berhasil dipisahkan objeknya dengan background, maka citra biner yang diperoleh dapat dijadikan sebagai masking untuk melakukan proses selanjutnya. Contoh segmentasi yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Segmenetasi Citra

Setelah citra diubah menjadi biner, maka akan lebih mudah untuk mendapatkan objek pada citra tersebut. Dari citra biner, dilakukan ekstraksi ciri menggunakan HSV. Ini bertujuan untuk dengan mudah mengelompokkan karakteristik gambar berdasarkan hue dan saturasi. Gambar 6 adalah contoh hasil transformasi citra RGB ke HSV.



Gambar 5. Hasil Ekstraksi Ciri Dengan HSV

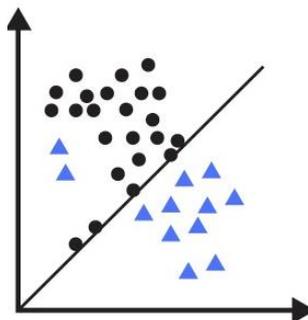
Nilai hue dan saturation digunakan sebagai ekstraksi fitur. Nilai hue dan saturasi dihitung sebagai nilai rata-rata sehingga dapat dengan mudah dikelompokkan. Nilai hue dan saturasi ditampilkan dalam tabel untuk memberikan informasi tentang nilai hue dan saturasi pada gambar yang akan diidentifikasi. Gambar 6 menunjukkan hasil perhitungan nilai rata-rata hue dan saturation menggunakan Matlab.

	Feature	Value
1	Hue	0.0026
2	Saturation	0.0157

Gambar 6. Hasil Nilai Hue dan Saturasi

LDA melakukan reduksi dengan menghilangkan fitur redundan dan mengubah fitur dari ruang berdimensi lebih tinggi ke ruang berdimensi lebih rendah. Dataset diproyeksikan ke dalam ruang dimensional dengan kelas fitur tertentu yang kemudian dipisahkan sehingga overfitting dapat diatasi. Kelas dapat memiliki banyak fitur, hasil klasifikasi dapat menghasilkan beberapa jenis variabel yang tumpang tindih. Sehingga perlu dilakukan perbaikan fitur agar tidak terjadi overlapping. LDA memiliki tujuan utama untuk mengurangi dimensi dengan menghilangkan

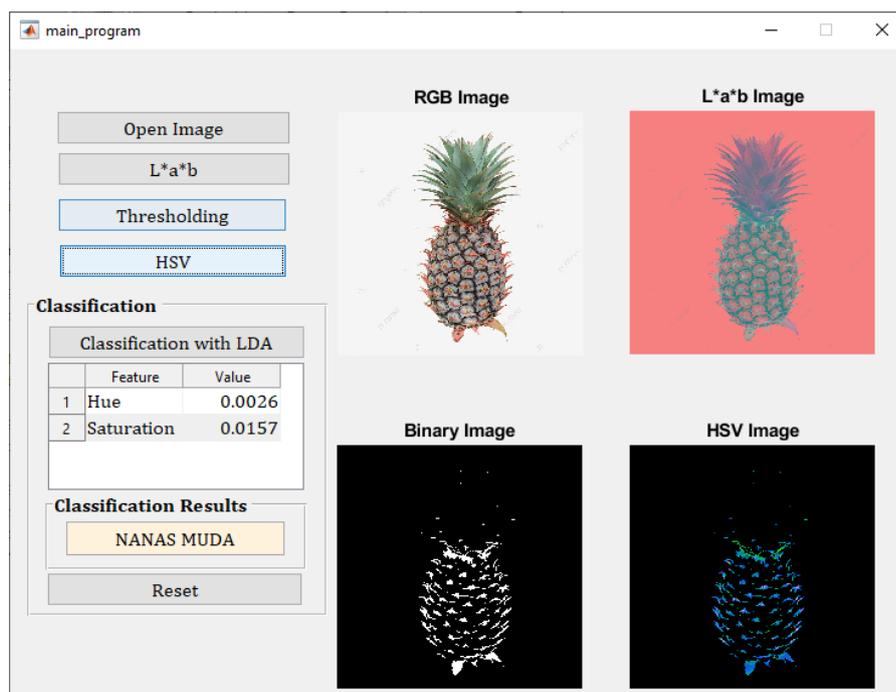
fitur redundan dan mengubah elemen dari ruang berdimensi lebih tinggi ke ruang berdimensi lebih rendah. LDA dapat mengisolasi informasi antar kelas agar lebih mandiri dengan meningkatkan nilai disipasi antar kelas dan membatasi penyebaran antar kelas, seperti terlihat pada Gambar 2. Seperti terlihat pada Gambar 2, LDA dapat memisahkan antar kelas sehingga lebih mudah untuk diklasifikasikan.



Gambar 7. LDA Memisahkan Antar Kelas

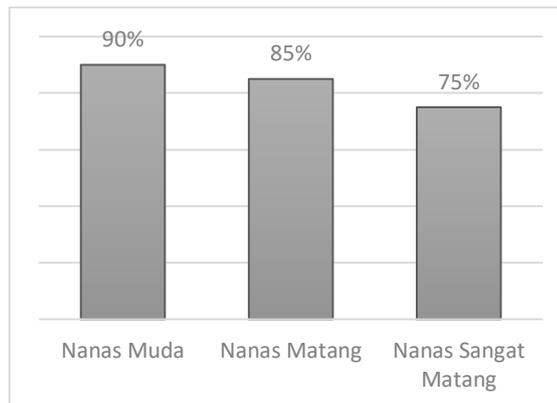
Dalam LDA, area indeks informasi tetap ada, tetapi lebih banyak kelas dibingkai. Kelas diisolasi dengan tujuan agar kondisi ini membuat jarak antar kelas semakin besar, sedangkan jarak penyediaan informasi dalam satu kelas semakin berkurang. Banyaknya fitur yang dihasilkan oleh LDA tergantung dari jumlah kelas dan, jumlah yang dilakukan. Data yang telah dilatih oleh LDA, dan LDA tidak mempengaruhi jumlah fitur yang dihasilkan sehingga akan memakan waktu lebih cepat dalam prosesnya..

Model yang telah dibuat kemudian diimplementasikan di Matlab dalam bentuk GUI agar mudah digunakan. Aplikasi dibangun dengan beberapa fungsi antara lain input citra, transformasi L^*a^*b , segmentasi dengan thresholding, ekstraksi ciri dengan HSV, dan klasifikasi dengan LDA. Untuk menguji model yang dibangun, langkah pertama yang dilakukan adalah menginput citra yang akan diuji. Kemudian citra tersebut ditransformasikan menjadi citra biner kemudian dilakukan proses segmentasi. Kemudian fitur citra diekstraksi berdasarkan nilai hue dan saturation. Langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi citra menggunakan metode LDA. Gambar 8 menunjukkan tampilan aplikasi menggunakan Matlab.



Gambar 8. GUI Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Daging Sapi

Setelah aplikasi GUI dibangun, akurasi model yang dikembangkan kemudian diuji. Sistem akan diuji akurasinya menggunakan persamaan (9) yang telah dibahas sebelumnya. Data uji yang digunakan adalah 60 data uji. Terdapat 3 kelas atau kategori tingkat kematangan buah nanas, yaitu nanas muda, matang dan sangat matang. Setiap kelas masing-masing diuji dengan 20 gambar. Semua gambar uji akan dicocokkan dengan hasil klasifikasi. Hasil pengujian akurasi model dapat dilihat pada Gambar 9 berupa grafik persentase hasil pengujian akurasi untuk setiap kelas atau kategori tingkat kematangan nanas.



Gambar 9. Grafik Hasil Pengujian Akurasi

Berdasarkan Gambar 9 terlihat bahwa nilai uji ketelitian untuk masing-masing kelas yaitu: nanas muda sebesar 90%, nanas matang sebesar 85% dan nanas sangat matang sebesar 70%. Rata-rata akurasi tes secara keseluruhan adalah 83%. Hasil tersebut dapat masuk dalam kategori hasil klasifikasi dengan nilai konversi: Baik, dengan nilai 76%-100%; Cukup, dengan nilai 56%-75%; Kurang Baik, dengan nilai 40%-55%, sedangkan Kurang Baik, memiliki nilai kurang dari 40%. Jika dilihat dari rata-rata akurasi yang diperoleh dari persentase akurasi identifikasi 83% termasuk dalam kategori baik. Hasil tersebut dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya klasifikasi dapat optimal jika ekstraksi ciri mampu memberikan informasi yang optimal, ekstraksi ciri berdasarkan warna sangat mudah dikenali apabila citra yang diuji terlihat perbedaan warnanya. Namun jika dilihat dari hasil uji akurasi rata-rata error mencapai 17%. Berdasarkan hasil pengujian diketahui bahwa terdapat beberapa faktor penyebab terjadinya kesalahan dalam melakukan klasifikasi, antara lain: (1) jumlah data latih dan data uji terlalu kecil sehingga perlu ditambah karena semakin banyak model yang dilatih, semakin banyak model yang dilatih maka akan menghasilkan model yang lebih optimal; (2) model sulit untuk diklasifikasikan jika citra dengan jelas; (3) latar belakang objek juga mempengaruhi hasil klasifikasi; (4) gambar citra nanas matang dan sangat matang hampir mirip, sehingga untuk kelas ini nilai akurasinya sangat kecil.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dalam klasifikasi tingkat kematangan buah nanas berdasarkan karakteristik warna dengan menggunakan aplikasi Matlab. Hasil dari uji akurasi yaitu 83%, masuk ke dalam kategori baik. Penggunaan ekstraksi ciri warna dengan algoritma HSV membantu dalam memperoleh berbagai informasi dari warna-warna pada citra sehingga memudahkan dalam proses identifikasi. Kemudian LDA mampu mendapatkan proyeksi yang optimal untuk dapat memasuki ruang-ruang dengan dimensi yang lebih kecil dengan mencari pola yang dapat dipisahkan sehingga dapat dikelompokkan berdasarkan garis batas yang diperoleh dari persamaan linier sehingga dapat diidentifikasi. Dalam LDA, area indeks informasi tetap ada, tetapi lebih banyak kelas dibingkai. Kelas diisolasi dengan tujuan agar kondisi ini membuat jarak antar kelas semakin besar, sedangkan jarak penyiapan informasi dalam satu kelas semakin berkurang. Banyaknya fitur yang dihasilkan oleh LDA tergantung dari jumlah kelas dan, jumlah pose yang dilakukan. Pada penelitian ini terdapat 3 kelas identifikasi, yaitu muda, matang dan sangat matang. Untuk penelitian selanjutnya, dapat menambahkan beberapa kelas yang lain atau menggunakan kategori yang lebih kompleks. Selain itu diperlukan perbaikan, agar ekstraksi ciri dan identifikasi dapat lebih maksimal, dapat menambah jumlah dataset, baik yang digunakan untuk pelatihan maupun pengujian. Selain itu, perlu ditambahkan algoritma ekstraksi fitur tidak hanya berdasarkan warna tetapi juga berdasarkan tekstur dan bentuk menggunakan algoritma deep learning untuk mendapatkan ekstraksi fitur dan identifikasi yang lebih baik.

REFERENCES

- [1] E. P. Astoko, "Konsep Pengembangan Agribisnis Nanas (*Ananas Comosus L. Merr.*) Di Kabupaten Kediri Provinsi Jawa Timur Concept Pineapple (*Ananas Comosus L. Merr.*) Agribusiness Development In Kediri Regency of East Java Province," *Habitat*, vol. 30, no. 3, pp. 111–122, 2019.
- [2] J. Ardi, M. Akrinisa, K. Jaya, S. Empat, and A. Bakti, "Keragaman Morfologi Tanaman Nanas (*Ananas Comosus (L) Merr*) di Kabupaten Indragiri Hilir," *J. Agro Indragir*, vol. IV, no. I, pp. 34–38, 2019.
- [3] A. Lustini and A. Primanita, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Ruang Warna Red – Green – Blue Dan Hue – Saturation – Intensity," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2019.
- [4] S. L. Lee and C. C. Tseng, "Digital Image Sharpening Using Integral Image Representation and Laplacian Operator," *2018 IEEE Int. Conf. Consum. Electron. ICCE-TW 2018*, pp. 31–32, 2018.
- [5] A. Mulyanto, R. I. Borman, P. Prasetyawana, and A. Sumarudin, "2D Lidar and Camera Fusion for Object Detection and Object Distance Measurement of ADAS Using Robotic Operating System (ROS)," *JOIV Int. J. Informatics Vis.*, vol. 4, no. 4, pp. 231–236, 2020.



- [6] R. I. Borman and B. Priyopradono, "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.
- [7] S. Dix and P. Müller, "Digital Image Processing Methods for The Evaluation of Optical Anisotropy Effects in Tempered Architectural Glass Using Photoelastic Measurements," *Glas. Struct. Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 3–19, 2021.
- [8] 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.
- [9] W. H. Bangyal *et al.*, "Comparative Analysis of Low Discrepancy Sequence-Based Initialization Approaches Using Population-Based Algorithms for Solving the Global Optimization Problems," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 7591, pp. 1–36, 2021.
- [10] S. Ilias, N. M. Tahir, R. Jailani, and C. Z. C. Hasan, "Linear Discriminant Analysis in Classifying Walking Gait of Autistic Children," in *European Modelling Symposium*, 2017, pp. 67–72.
- [11] P. Boedeker and N. T. Kearns, "Linear Discriminant Analysis for Prediction of Group Membership: A User-Friendly Primer," *Sage Journals*, vol. 2, no. 3, pp. 250–263, 2019.
- [12] F. S. Al-Anzi and D. A. Zeina, "Arabic Text Classification Using Linear Discriminant Analysis," in *ICEMIS*, 2017, pp. 3–8.
- [13] B. M. Gayathri and C. P. Sumathi, "Feature selection using Linear Discriminant Analysis for breast cancer dataset," in *International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, 2018, pp. 3–7.
- [14] D. M. Yue and F. Qin, "Plant Leaf Recognition Based on Naive Bayesian Classification and Linear Discriminant Analysis Model," in *International Conference on Communication and Information Systems (ICIS)*, 2019, pp. 191–196.
- [15] D. P. Pamungkas and F. R. Hariri, "Pengenalan Citra Tanda Tangan Menggunakan Metode 2D-LDA dan Euclidean Distance," *Citec J.*, vol. 3, no. 4, pp. 269–279, 2016.
- [16] F. Fandiansyah, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, "Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis dan K-Nearest Neighbor," *J. Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 48–59, 2017.
- [17] 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.
- [18] R. I. Borman and M. Wati, "Penerapan Data Mining Dalam Klasifikasi Data Anggota Kopdit Sejahtera Bandar Lampung Dengan Algoritma Naïve Bayes," *J. Ilm. Fak. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 25–34, 2020.
- [19] Y. Chen, L. Song, Y. Liu, L. Yang, and D. Li, "A Review of the Artificial Neural Network Models for Water Quality Prediction," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 5776, pp. 1–49, 2020.
- [20] A. S. Sinaga and T. Informatika, "Segmentasi Ruang Warna $L^*a^*b^*$," *J. Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1, pp. 43–46, 2019.
- [21] D. J. Bora, A. K. Gupta, and F. A. Khan, "Comparing the Performance of $L^*A^*B^*$ and HSV Color Spaces with Respect to Color Image Segmentation," *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 192–203, 2015.
- [22] 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.
- [23] S. N and V. S, "Image Segmentation by Using Thresholding Techniques for Medical Images," *Comput. Sci. Eng. An Int. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–13, 2016.
- [24] M. Wati, Haviluddin, N. Puspitasari, E. Budiman, and R. Rahim, "First-order Feature Extraction Methods for Image Texture and Melanoma Skin Cancer Detection," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1230, no. 1, 2019.
- [25] S. K. Teoh, V. V. Yap, and H. Nisar, "A non-overlapping view human tracking algorithm using HSV colour space," in *Proceedings - 2019 7th International Conference on Green and Human Information Technology, ICGHIT 2019*, 2019, pp. 97–102.
- [26] R. Napianto, Y. Rahmanto, R. I. Borman, O. Lestari, and N. Nugroho, "Dhempster-Shafer Implementation in Overcoming Uncertainty in the Inference Engine for Diagnosing Oral Cavity Cancer," *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal)*, vol. 13, no. 1, pp. 45–53, 2018.