

KLASIFIKASI BUAH KELAPA BERDASARKAN WARNA KULIT UNTUK MENGIDENTIFIKASI KETEBALAN DAGING PADA BERBAGAI TINGKAT KEMATANGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN (JST)

Sardar Faroq Ahmad Khan¹, Fitria Nur Dina Salam², Magfirah Aulia³, Andi Baso Kaswar^{*4},
Rezki Nurul Jariah S.Intam⁵, Abdul Wahid⁶

^{1,2,3,4,5,6}Universitas Negeri Makassar, Makassar

Email: ¹a.baso.kaswar@unm.ac.id, ²sadarfaroq88@gmail.com, ³fitrislm6@gmail.com,
⁴magfirahaulia6789@gmail.com, ⁵rezkinuruljariah@gmail.com, ⁶wahid@unm.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 26 September 2024, diterima untuk diterbitkan: 17 Juni 2025)

Abstrak

Kelapa (*Cocos nucifera* L.) adalah bagian dari suku aren-arenan atau *Arecaceae* dari marga *cocos*. Kelapa adalah tanaman yang sering ditemui dan kaya akan manfaat bagi umat manusia, mulai dari daun, batang pohon dan buah kelapanya. Pedagang tradisional dapat menggunakan suara yang dihasilkan dari ketukan tangan untuk mengetahui tingkat kematangan buah kelapa. Namun, dengan cara manual ini ada kemungkinan kesalahan dalam proses pengklasifikasi. Maka dari itu, pada penelitian ini diusulkan judul *Klasifikasi Buah Kelapa Berdasarkan Ketebalan Dagingnya Pada Berbagai Tingkat Kematangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST)*. Metode penelitian untuk pengklasifikasian terdiri atas 7 tahap yaitu tahap akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Harapan dari metode yang digunakan untuk memberikan solusi khususnya kepada para petani dan pedagang dalam mengklasifikasi atau menyortir buah kelapa untuk mengetahui kualitas dagingnya dengan bantuan teknologi pengolahan citra digital. Dengan menggunakan 300 dataset citra yang dibagi menjadi 240 citra latih dan 60 citra uji, yang menghasilkan tingkat akurasi 97,91% pada citra latih dan 96,66% pada citra uji. Dengan waktu komputasi 0,31 detik per citra pada citra latih dan 0,21 detik per citra pada citra uji. Sehingga hasil dari pembahasan pada penelitian ini, pengklasifikasian buah kelapa menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan memanfaatkan fitur warna dapat berjalan dan menghasilkan hasil yang dapat digolongkan baik.

Kata kunci: jaringan syaraf tiruan, kelapa, kematangan, klasifikasi, pemrosesan citra.

CLASSIFICATION OF COCONUT FRUITS BASED ON SKIN COLOR TO IDENTIFY FLESH THICKNESS AT DIFFERENT MATURITY LEVELS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Abstract

Coconut (Cocos nucifera L.) is part of the Arecaceae tribe of the cocos genus. Coconut is a plant that is often encountered and is rich in benefits for mankind, starting from the leaves, tree trunk and coconut fruit. Traditional traders can use the sound produced by hand tapping to determine the ripeness of the coconut fruit. However, with this manual method there is a possibility of error in the classification process. Therefore, this research proposes the title Classification of Coconut Fruit Based on the Thickness of the Flesh at Various Levels of Maturity Using Artificial Neural Networks (JST). The research method for classification consists of 7 stages, namely image acquisition, preprocessing, segmentation, morphological operations, feature extraction, classification, and evaluation. The hope of the method used to provide solutions especially to farmers and traders in classifying or sorting coconut fruit to determine the quality of the meat with the help of digital image processing technology. By using 300 image datasets divided into 240 training images and 60 test images, which resulted in an accuracy rate of 97.91% on the training image and 96.66% on the test image. With a computation time of 0.31 seconds per image on the training image and 0.21 seconds per image on the test image. So that the results of the discussion in this study, the classification of coconut fruit using the Artificial Neural Network (JST) method by utilizing color features can run and produce results that can be classified as good.

Keywords: artificial neural networks, coconut, maturity, classification, image processing.

1. PENDAHULUAN

Kelapa (*Cocos nucifera* L.) adalah bagian dari suku aren-arenan atau *Arecaceae* dari marga *cocos*. (Masparudin, 2020) Kelapa adalah tanaman yang sering ditemui dan kaya akan manfaat bagi umat manusia, mulai dari daun, batang pohon dan buah kelapanya (Gamaria Mandar, 2023a). Kelapa berperan dalam budaya, sosial, dan ekonomi yang penting dalam kelangsungan hidup masyarakat Indonesia. Tumbuhan ini dapat dimanfaatkan oleh manusia pada berbagai bagiannya, yang membuatnya menjadi sangat berguna, khususnya bagi masyarakat pesisir (Dian Safitri, 2019). Daging buah kelapa dapat dibuat menjadi kelapa parut, diperas menjadi santan, atau diproses menjadi kopra dan minyak (Masparudin, 2020).

Kelapa muda dan kelapa tua memiliki manfaat tersendiri (Puspita Desi, 2022). Kelapa muda biasanya dimanfaatkan untuk dikonsumsi airnya karena khasiatnya yang baik, sedangkan kelapa tua dapat dimanfaatkan untuk dijadikan santan yang dapat berguna sebagai bahan masakan.

Menurut data yang tercatat oleh Badan Pusat Statistik (BPS) bahwa penghasilan kelapa dalam negara mencapai 2,85 juta ton pada 2021. Penghasilan kelapa tersebut naik hingga 1,47% dibandingkan produksi kelapa pada tahun 2020 sebesar 2,81 juta ton. Kemudian pada tahun 2022 produksi kelapa meningkat sebesar 2,87 juta ton dan diprediksi akan terus meningkat. Hal ini yang membuat negara Indonesia sebagai penghasil kelapa terbesar ke-2 di dunia sesuai data yang disebutkan oleh International Coconut Community (ICC).

Pedagang tradisional dapat menggunakan suara yang dihasilkan dari ketukan tangan untuk mengetahui tingkat kematangan buah kelapa. Namun, dengan cara manual ini ada kemungkinan kesalahan dalam proses pengklasifikasi (Le, 2019). Pemilahan dengan cara tradisional ini dinilai kurang akurat karena cenderung subjektif dalam menentukan kematangan masing-masing kelapa (Donis-González, 2013). Meskipun demikian, pemilahan buah secara tradisional sangat bergantung pada pendapat pedagang. Selain itu, pemilahan kelapa segar secara manual seringkali tidak konsisten, memakan waktu, dan dapat dipengaruhi oleh angin dan posisi kelapa saat masih di pohon dan Ketika sudah dipetik. Kualitas buah kelapa yang dijual dapat menurun jika penilaian kematangan buah kelapa salah. Akibatnya, diperlukan suatu sistem yang memungkinkan masyarakat secara efektif menentukan tingkat kematangan buah kelapa (Abdillah, 2023).

Berdasarkan penelitian sebelumnya, dilakukan studi untuk mengembangkan alat pengetuk yang dapat otomatis mengklasifikasi buah kelapa berdasarkan kematangannya. Digunakan algoritma FFT dalam menganalisis ketebalan isi daging kelapa dan mendapati puncak frekuensi, lalu dianalisa

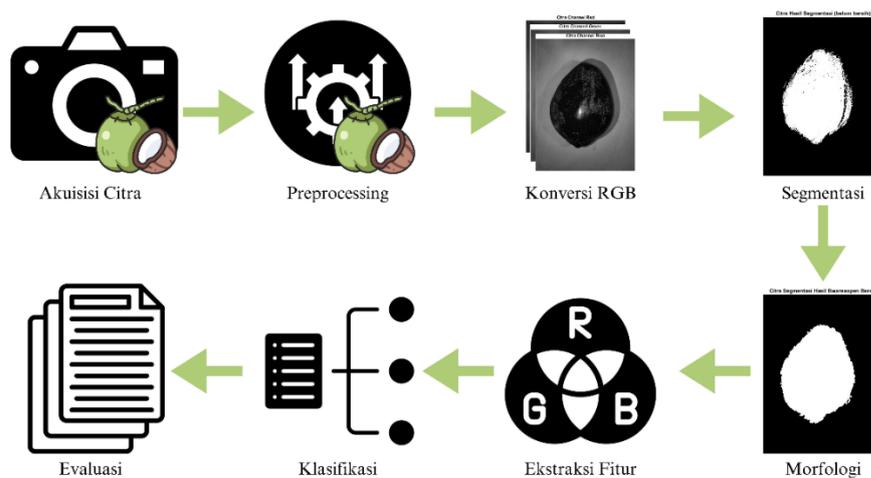
menggunakan FFT melalui perangkat lunak OCTAVE. Hasil penelitian tersebut menyatakan dari 119, terdapat 10 kesalahan klasifikasi yang dianalisa oleh perangkat, yang menunjukkan akurasi 91,6%. Alat yang dibangun mampu mengkategorikan tingkat kematangan kelapa, meningkatkan efisiensi bagi vendor, dan memudahkan konsumen yang tidak tahu bagaimana mengetahui kematangan kelapa (Fernandez, 2019).

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Calladcad dengan menggunakan machine learning algorithms based on *acoustic signal* dapat mengkategorikan dengan tepat buah kelapa yang tua. Namun, model kurang dapat mengklasifikasikan kelapa tua dan matang. Kegagalan model disebabkan oleh ketidakseimbangan data. Dari 129 buah kelapa, 255 sinyal akustik kelapa tua, lebih dari 24 sinyal akustik muda, dan 105 sinyal akustik yang matang. (Calladcad, 2020).

Penelitian berikutnya, menggunakan algoritma *naïve bayes* yang digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan daging kelapa dengan cara membuat perbandingan nilai peluang yang dihasilkan dari nilai unsur dugaan pada model yang telah dirancang dalam memastikan jenis kematangan kopra yang diperoleh dari model sampel 1 sampai 3 sehingga rata-rata akurasinya terpatok pada angka 91,12% (Yunaldi M.Z. Masi Adang, 2020)

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Puspita untuk mengklasifikasikan kelapa dengan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan mengekstraksi *mean* dari RGB dan standar *deviasi* dari RGB menghasilkan akurasi 83,75% dari 80 data latih dan 90% dari 20 data uji pada 2 jenis kelapa (Puspita, 2022).

Selain itu terdapat penelitian yang dilakukan oleh Mandar, memanfaatkan metode *Nearest Mean Classifier* yang menggunakan gambar daging kelapa berjumlah 100 sampling yang diakuisisi menggunakan kamera biasa untuk mengklasifikasikan mutu daging kelapa dengan menggunakan tekstur *local binary pattern* pada gambar daging kelapa. Pada penelitian yang dilakukan ini, memanfaatkan *software* matlab dalam mengolah data dan merancang *UI* perangkat. Pencapaian penelitian menyatakan hanya 2 data uji gagal dari 20 citra yang diujikan, maka akurasi mencapai 90% (Gamaria Mandar, 2023b). Namun, dari hasil penelitian yang di paparkan di atas, kekurangan metode yang digunakan adalah kompleksitas perhitungan yang tinggi, terutama untuk data dengan dimensi yang besar. Rentan terhadap pemilihan parameter dan jumlah prototipe yang salah, rentan terhadap asumsi distribusi data, dan memiliki asumsi yang salah tentang independensi fitur, yang dapat menyebabkan model yang kurang akurat pada data dengan ketergantungan antar fitur. Maka dari itu, pada penelitian ini diusulkan judul Klasifikasi Buah Kelapa Berdasarkan Warna Kulit



Untuk Mengidentifikasi Ketebalan Daging.

Pada Berbagai Tingkat Kematangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST). Metode penelitian ini terdiri atas tahap yaitu tahap akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Harapan dari metode yang digunakan untuk memberikan solusi khususnya kepada para petani dan pedagang dalam mengklasifikasi atau menyortir buah kelapa untuk mengetahui kualitas dagingnya dengan bantuan teknologi pengolahan citra digital.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan 7 tahap metode yang dilakukan secara berurutan, yaitu tahap akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 1.

2.1 Tahap akuisisi Citra

Pada bagian ini dilakukan proses pengakuisisian dataset citra kelapa. Jumlah dataset citra kelapa yang dimanfaatkan pada penelitian ini berjumlah 300 citra kelapa yang selanjutnya dibagi menjadi 100 citra kelapa muda, 100 citra kelapa hampir tua, dan 100 citra kelapa tua. Dalam proses pengambilan citra kelapa menggunakan kamera *smartphone* Redmi Note 10 Pro dengan menggunakan mode *professional* dengan pengaturan $f/1.9$ *shutter speed* 1/80, ISO 1250, lensa *wide* dan *flash* aktif. Hasil citra yang diambil berdimensi 3000x4000 piksel. Selain itu proses pengambilan citra menggunakan *box* rakitan yang terbuat dari kardus bekas dengan ukuran menyesuaikan kondisi objek citra kelapa yang akan dipotret, selain itu di dalam *box* menggunakan kertas karton berwarna biru sebagai *background* dalam pengambilan citra, terdapat juga 2 lampu tambahan yang berasal dari *flash smartphone* yang diletakan di samping *smartphone* yang digunakan untuk mengambil citra. *Box* ini didesain berbentuk heksagonal dan tertutup sehingga cahaya yang

berasal dari luar *box* tidak mengganggu pencahayaan internal yang telah diatur. Sehingga citra yang dihasilkan konsisten dan tidak terpengaruh oleh noise atau perubahan.

2.2 Tahap *Preprocessing*

Tahap selanjutnya yaitu proses *preprocessing* yakni proses dimana hasil dari citra kelapa yang diakuisisi dimasukkan ke dalam aplikasi untuk merubah ke dalam citra RGB, kemudian mengkonversinya ke dalam 3 channel *Red* (R), *Green* (G), *Blue* (B). Selanjutnya dari *channel* di atas akan dipilih satu *channel* yang akan digunakan.

Pada metode yang diusulkan ini, digunakan *channel Red* (R) karena berdasarkan akuisisi citra yang dilakukan *channel R* yang paling bisa membedakan objek dan *background*, sehingga hasil pemisahan objek dan *background* menjadi lebih akurat.

2.3 Tahap Segmentasi

Tahap segmentasi merupakan langkah yang bertujuan membagi citra ke dalam bagian, sehingga dapat menemukan atau membaca adanya obyek di dalam citra (Pangaribuan, 2019). Pada penelitian ini metode segmentasi yang dipakai adalah model Otsu Threshold yang merupakan teknik segmentasi citra yang digunakan untuk membedakan *foreground* dan *background* dari gambar berdasarkan perbedaan kecerahan atau gelap terangnya (Putri Harnis, 2019). Tahapan segmentasi diawali dengan memproyeksikan histogram citra dari *channel R* yang telah ditentukan pada tahap *preprocessing* dengan cara membagi histogram citra secara otomatis sehingga menghasilkan output dari segmentasi citra ini dalam bentuk biner yang mana area putih dengan nilai 1 merupakan area objek, dan area hitam dengan nilai 0 merupakan area *background*.

2.4 Tahap Operasi Morfologi

Pada tahap operasi morfologi, proses dilakukan pada citra biner hasil segmentasi. Umumnya dengan

memodifikasi atau mengeliminasi beberapa elemen objek yang terdapat pada citra. Tujuan dari operasi ini adalah untuk meningkatkan kualitas gambar secara signifikan dan memungkinkan hasil ekstraksi menentukan objek dan latar belakang yang diperiksa dengan lebih akurat (Andi Sadri Agung, 2023).

Operasi-operasi yang menjadi dasar morfologi yang dimanfaatkan pada tahap ini adalah dilasi, erosi, *hole filling*, *closing*, *bwareopen* dengan *structuring element (strel)* berupa parameter yang salah satunya adalah disk yang akan digunakan pada penelitian ini.

Dilasi adalah proses yang menjadikan objek menjadi tebal. Erosi adalah proses penghapusan atau pengecilan objek. *Opening* adalah operasi erosi yang dilanjutkan dengan dilasi bertujuan untuk menghaluskan *outlines* objek dan menghapus piksel di area yang kecil. *Closing* adalah operasi dilasi yang dilanjutkan dengan erosi bertujuan untuk menghaluskan kenampakan citra, menggabungkan objek-objek berdekatan dan menghilangkan lubang kecil (A. Zendhaf, 2018). *Hole Filling* adalah proses menghilangkan lobang pada objek dengan menggunakan *region filling* (Arini, 2015). *Bwareopen* adalah proses menghilangkan daerah yang luas tertentu sesuai dengan masukan dari pengguna (Izzati Muhimmah, 2017).

Operasi morfologi pada penelitian ini diawali dengan operasi *opening* yang diaplikasikan pada citra dengan *strel* bernilai 5. Kemudian operasi *closing* dilakukan dengan *strel* yang memiliki nilai 10. Setelah itu, dilakukan tahapan *hole filling* pada objek hasil *closing*. Lalu pada *hole filling* ini dilakukan operasi *bwareopen* dengan nilai sebesar 20000, yang artinya membersihkan objek yang luasnya kurang dari sama dengan 20000 piksel (Gary Jeremy Massie, 2024). Dari proses tersebut maka diperoleh hasil segmentasi bersih yang dapat dibedakan antara objek dan *background* (Andi Aisyah Nurfitri, 2023).

2.5 Proses Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses di mana fitur-fitur menarik tertentu dalam suatu gambar dideteksi dan disajikan untuk ditindak lanjuti. Ini merupakan langkah penting dalam pemrosesan gambar digital karena menandai transisi dari representasi data gambar ke non-gambar (alfanumerik). Interpretasi yang disajikan dimanfaatkan untuk inputan untuk teknik pembiasan pola dan klasifikasi.

Parameter pada penelitian ini adalah warna. Sehingga proses ekstraksi dilakukan dengan menghitung nilai piksel dari citra lalu menetapkan taraf median piksel pada tiap channel RGB, HSV dan LAB. Dari taraf median tadi akan dimanfaatkan menjadi inputan terhadap pengklasifikasi jaringan saraf tiruan untuk tiga kelas tingkatan, yaitu Kelapa Muda, Kelapa Hampir Tua, Kelapa Tua.

2.6 Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi buah kelapa dilakukan dengan cara menyisihkan dataset citra kelapa menjadi 2 jeni yaitu dataset uji sebanyak 20% dan dataset latih sebanyak 80%. Lalu pada tiap tiap dataset memiliki masing-masing 3 kelas yaitu kelas kelapa muda(1), kelapa hamper tua(2), kelapa tua(3). Dataset latih digunakan untuk membuat model aplikasi klasifikasi yang berguna sebagai skema pengujian pada data uji.

Pada penelitian ini model pengklasifikasian yang digunakan adalah Jaringan saraf tiruan (JST) dengan menerapkan algoritma *Feedforward Backpropagation*.

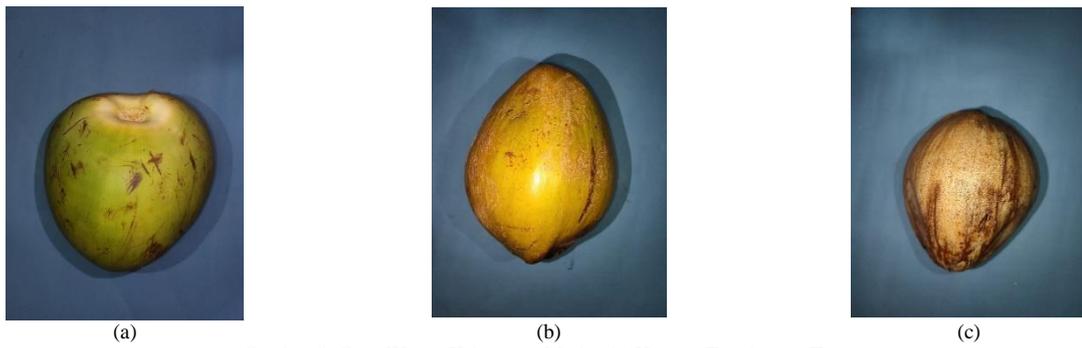
2.7 Tahap Evaluasi

Pada tahap evaluasi dilakukan dengan menguji data akhir menggunakan dataset citra latih dan dataset citra uji yang didapatkan dari skenario pengujian dengan akurasi tertinggi (Ismail Habibi Herman, 2020). Untuk melakukan evaluasi dari skenario yang dipilih, maka pada penelitian ini menggunakan confusion matrix dengan menghitung nilai accuracy, F1 score, elapsed time, precision, dan recall (Rhaishudin Jafar Rumandan, 2022).

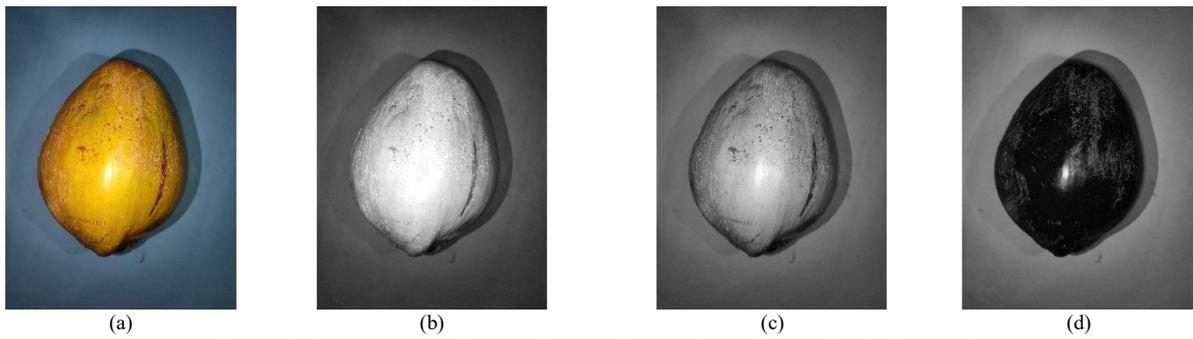
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan membagi dari 300 dataset citra kelapa ke dalam 3 kelas yaitu muda, hampir tua, dan tua. Citra tersebut yang selanjutnya disisihkan menjadi dua dataset citra uji dan latih. Citra latih mencakup 80% dari total, atau 240 citra, dengan 80 citra dari setiap kelas. Sementara itu, dataset citra uji mencakup 20% dari total, atau 60 citra, dengan 20 citra dari setiap kelas. Proses akuisisi citra dilakukan berdasarkan kelas masing-masing. Seperti pada gambar 2.

Pada gambar 2 memvisualisasikan perbedaan yang jelas antara ketiga jenis warna kelapa. Gambar 2a menunjukkan citra kelapa muda yang memiliki kulit hijau tidak merata dengan sedikit warna kekuning-kuningan. Sementara itu, pada gambar 2b, citra kelapa hampir tua menampilkan kulit yang berwarna kuning merata, dan gambar 2c citra kelapa tua menampilkan kulit yang berwarna coklat merata. Sebelum melakukan klasifikasi, citra kelapa perlu melewati tahapan *preprocessing* terlebih dahulu. Pada tahap ini, nilai dari citra asli kelapa diubah ke dalam segmen warna RGB, dan kemudian tiap nilai *channel* dari citra R, G, dan B diekstraksi. Proses konversi ini menghasilkan citra dengan *channel* RGB, seperti pada gambar 3a. Pada hasil transformasi *channel* R dari citra kelapa seperti yang divisualisasikan pada gambar 3b. Perhatikan bahwa pada *channel* R, kecerahan objek kelapa tampak lebih dominan, jika ditinjau pada gambar 3c dan 3d, perbedaan pada *channel* G nampak tingkat kecerahannya mulai



Gambar 2. Citra Warna Kelapa (a) Muda, (b) Hampir Tua dan (c) Tua.

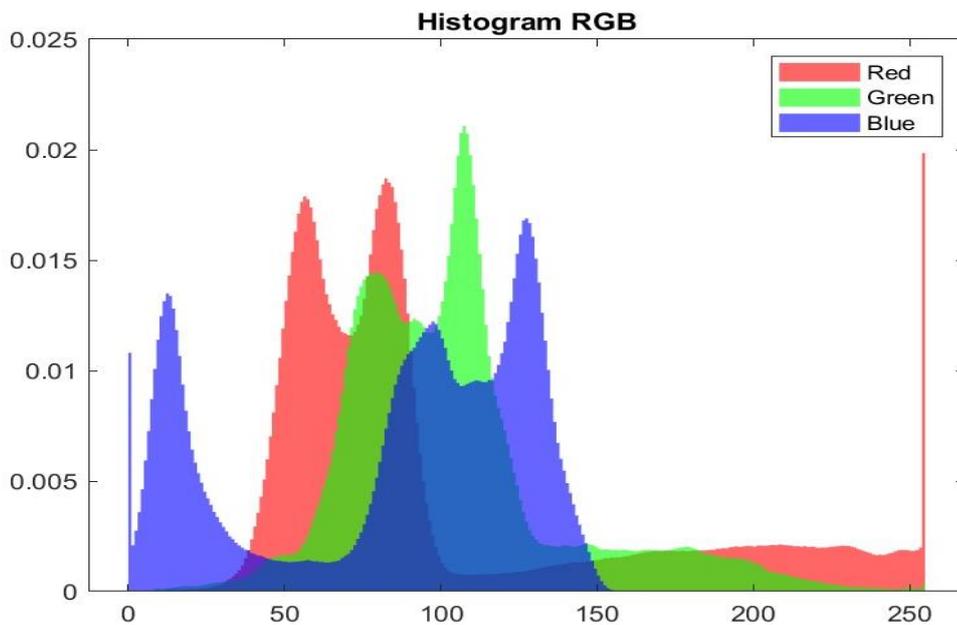


Gambar 3. Citra Kelapa (a) Channel RGB, (b) Channel R, (c) Channel G, (d) Channel B.

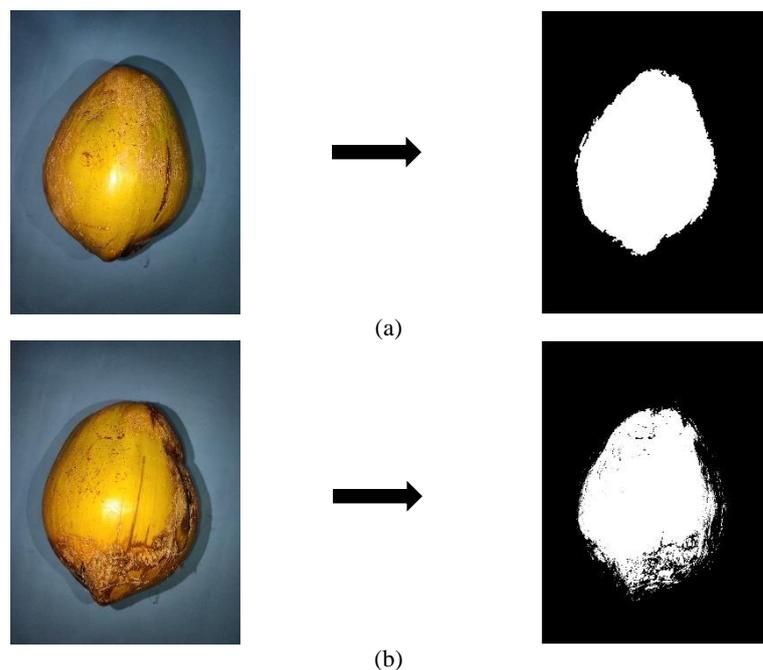
menurun, di sisi lain perbedaan pada *channel B* cenderung lebih gelap. Distribusi piksel pada setiap *channel* diproyeksikan melalui bentuk histogram di gambar 4.

Berdasarkan histogram pada gambar 4, nilai histogram yang memiliki warna merah merepresentasikan distribusi piksel *channel R*, nilai histogram yang memiliki warna hijau merepresentasikan distribusi piksel *channel G*, dan nilai histogram yang memiliki warna biru

merepresentasikan dsitribusi piksel *channel B*. Perbedaan antara nilai histogram dari ketiga *channel* tersebut dapat dengan mudah diidentifikasi. Sebagai perbandingan, perbedaan antara penyebaran piksel *channel R* antara objek dan latar belakang lebih jelas dibandingkan dengan distribusi nilai *channel G* dan B. Tingginya histogram berwarna merah mencerminkan persebaran piksel pada objek, sementara histogram berwarna merah yang rendah menunjukkan *background*.



Gambar 4. Histogram Channel RGB



Gambar 5. Hasil Segmentasi (a) Baik dan (b) Kurang Baik.

Berdasarkan histogram sebelumnya, bisa ditarik kesimpulan bahwa citra objek kelapa pada *channel R* tingkat kecerahan yang tinggi dan tekstur buah yang baik sehingga menghasilkan segmentasi seperti yang terlihat pada gambar 5a. Hal ini memungkinkan untuk mendapatkan hasil segmentasi yang baik karena sistem dapat dengan mudah memisahkan antara objek citra dan *background* citra. Maka dari itu, pada proses segmentasi, dimanfaatkan citra *channel R*. Dengan model *Otsu Thresholding* dari metode segmentasi yang diterapkan.

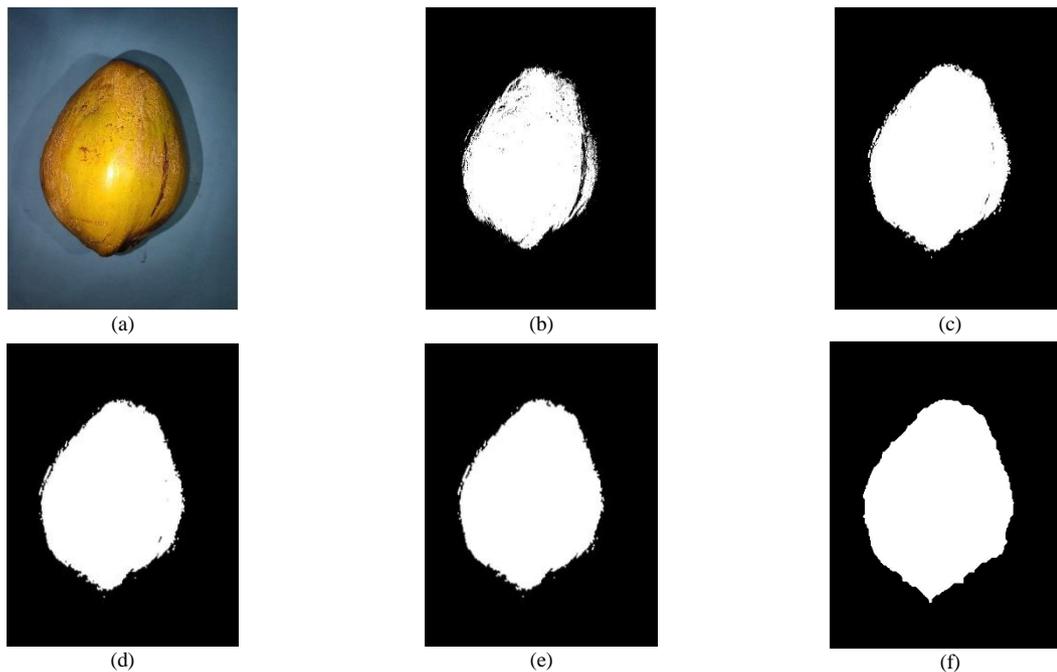
Gambar 5 menunjukkan proses segmentasi. Pada gambar 5a menampilkan hasil segmentasi yang baik, di mana warna putih adalah objek yang diidentifikasi oleh sistem dan warna hitam adalah *background*. Keberhasilan segmentasi ini disebabkan oleh kontras warna yang kuat pada objek dalam gambar dan tekstur kelapa yang baik pada gambar 5a, sehingga metode *Otsu* dapat dengan baik membedakan antara objek dan latar belakang. Di sisi lain, citra kelapa dengan segmentasi yang buruk terlihat pada gambar 5b, di mana bagian-bagian objek terdeteksi sebagai bagian dari *background*.

Hal tersebut terjadi karena terdapat objek dalam citra yang memiliki warna gelap yang hampir mirip dengan warna *background*. Akibatnya, beberapa bagian dari objek tersebut terdeteksi sebagai bagian dari *background*.

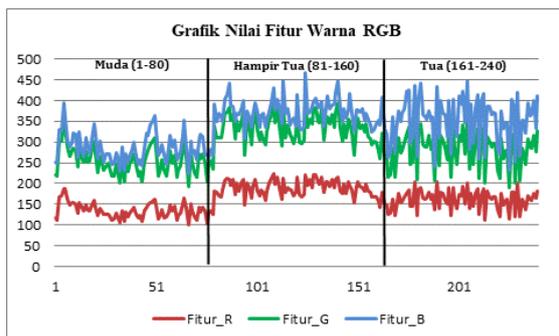
Setelah tahap segmentasi yang belum memberikan hasil yang sempurna, dilakukan tahap operasi morfologi. Proses ini dimulai dengan pembangunan *strel*. Dalam tahap ini, digunakan 2 *strel* yaitu *strel* pertama bernilai 5 piksel dan *strel* kedua memiliki nilai 10 piksel.

Sesudah pembangunan *strel* langkah berikutnya adalah melakukan operasi *dilasi* dan *erosi* yang bertujuan menghaluskan objek citra dan menutup lubang tepi pada objek. Selanjutnya adalah operasi *closing* dengan menggunakan *strel*, diikuti dengan proses *hole filling* yang bertujuan menutupi lubang yang terdapat pada objek. Langkah terakhir untuk menyempurnakan objek citra yaitu dengan menghapuskan *noise* pada dataset citra untuk memberikan hasil segmentasi yang bersih dengan menggunakan operasi *bwareopen*.

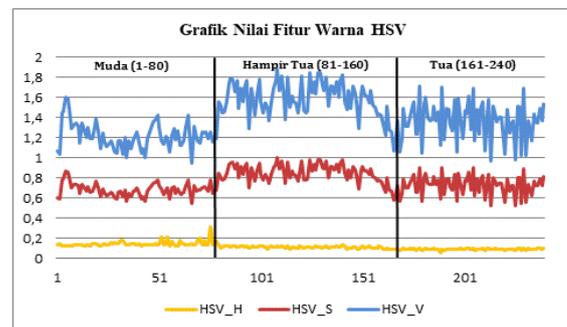
Selanjutnya tahap tahap di atas dapat dilihat pada gambar 6 terdiri dari beberapa bagian, dimulai dari gambar 6a yang merupakan gambar citra asli RGB. Lalu pada bagian 6b menunjukkan hasil segmentasi awal yang mana citra yang dihasilkan masih belum bersih, dengan beberapa lubang yang terlihat dalam objek. Untuk mengatasi hal ini, maka dilakukan metode morfologi. Langkah awal dari metode ini adalah melakukan operasi *dilasi* untuk memperluas lebar piksel sesuai dengan ukuran *strel*, yaitu 5 piksel untuk *strel* pertama, dan 10 piksel untuk *strel* kedua. Tahap *erosi* kemudian dilakukan untuk memperbaiki tekstur luar pada objek dan menutupi bagian kecil yang terdapat pada Tengah objek. Hasilnya terlihat pada bagian 6c, pada gambar tersebut beberapa lubang yang ada pada objek telah tertutupi dan tepi objek mulai halus, namun masih banyak terdapat *noise*. Untuk menyempurnakan segmentasi, dilakukan tahap *closing* pada bagian 6d, diikuti dengan proses *hole filling* yang menghasilkan tampilan pada bagian 6e, dapat dilihat lubang yang terdapat pada objek telah tertutupi dengan sempurna.



Gambar 6. Citra Hasil (a) Citra Asli RGB, (b) Segmentasi Belum Bersih, (c) Hasil Dilasi dan Erosi, (d) Hasil *Closing*, (e) Hasil *Hole Filling*, (f) *Bwareaopen*.



Gambar 7. Grafik fitur warna *channel* RGB.



Gambar 8. Grafik fitur warna *channel* HSV.

Langkah akhir yaitu menghapuskan *noise* yang terdapat pada tekstur luar objek dengan operasi *bwareaopen*, dengan hasil yang dapat dilihat pada bagian 6f, dari operasi tersebut objek citra telah menyatu dengan sempurna. Setelah dilakukan proses segmentasi yang disempurnakan dengan proses morfologi kemudian dilanjutkan dengan tahap ekstraksi fitur. Pada penelitian ini menggunakan proses ekstraksi menggunakan fitur warna, terdapat 3 parameter dalam fitur warna yang akan di gunakan yaitu RGB, HSV, dan LAB.

Perbedaan yang nampak berada pada grafik dari channel R jika dibandingkan dengan grafik pada channel B dan G. Terlihat pada intensitas di tiap-tiap kelas bahwa grafik channel B dan G memiliki grafik dengan nilai intensitas yang tinggi hal ini dikarenakan citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki warna dominan biru dan hijau, yang mana pada citra yang digunakan warna biru adalah background dan hijau merujuk pada objek citra. Sehingga nilai pada channel cenderung kecil.

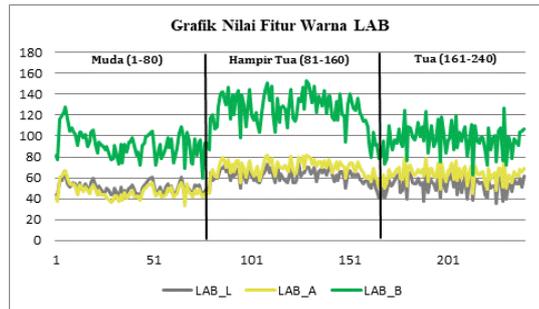
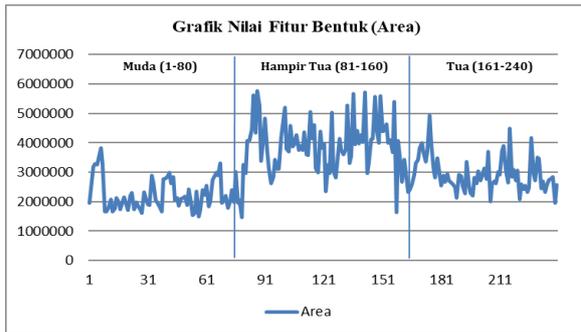
Lalu pada perbedaan di tiap kelasnya terlihat pada kelas muda nilainya lebih kecil dibandingkan dengan kelas hampir tua dan tua.

kelasnya terlihat pada kelas muda nilainya lebih kecil dibandingkan dengan kelas hampir tua dan tua.

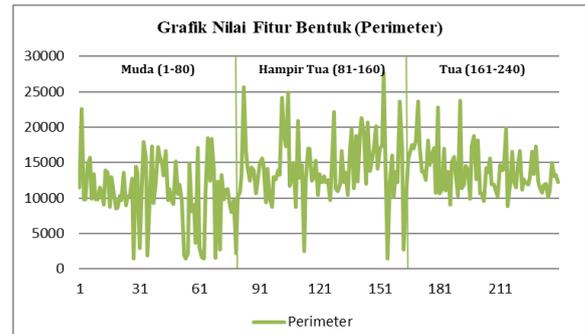
Perubahan grafik tersebut sesuai dengan pendistribusian piksel pada tiap channel RGB.

Selanjutnya pada gambar 8, perbedaan yang nampak terdapat pada *channel* H. Berbeda dengan *channel* V dan S yang menunjukkan pola yang hampir mirip meskipun intensitas pada *channel* V cenderung lebih besar dibanding *channel* S. Sedangkan pada *channel* H pola grafiknya memiliki intensitas yang sangat kecil sehingga perbedaan yang ditampilkan terlihat sangat signifikan.

Hal ini dikarenakan pada citra yang digunakan memiliki intensitas cahaya (*value*) yang tinggi terlebih pada kelas hampir tua.

Gambar 9. Grafik fitur warna *channel* LAB.

(a)



(b)

Lalu pada nilai *value* terlihat dari kelas muda cenderung memiliki nilai yang lebih kecil dibanding dengan kelas hampir tua yang memiliki lonjakan dengan nilai tinggi, selanjutnya pada kelas tua terlihat nilai grafiknya mulai menurun namun konsisten dengan nilai intensitasnya. Hal ini dikarenakan citra dari tiap kelas yang digunakan memiliki tingkat kecerahan objek yang berbeda, pada kelas muda objeknya berwarna hijau yang menyebabkan warnanya tidak secerah kelas hampir tua yang berwarna kuning, begitu pula kelas tua yang berwarna cokelat yang kurang dalam menyerap cahaya.

Selanjutnya pada grafik fitur warna LAB dapat terlihat perbedaan dari tiap channel begitupun juga pada tiap kelasnya. Jika dilihat perbedaan dari channel-nya, fitur B memiliki lonjakan grafik yang besar terlebih pada kelas hampir tua jika dibandingkan dengan channel A dan L. Terlihat pada perpindahan dari kelas muda dan kelas hampir tua memiliki nilai grafik yang tinggi khususnya pada *channel* B, hal ini disebabkan intensitas biru kuning pada citra kelas kelapa hampir tua lalu mulai menurun saat memasuki fase kelas tua.

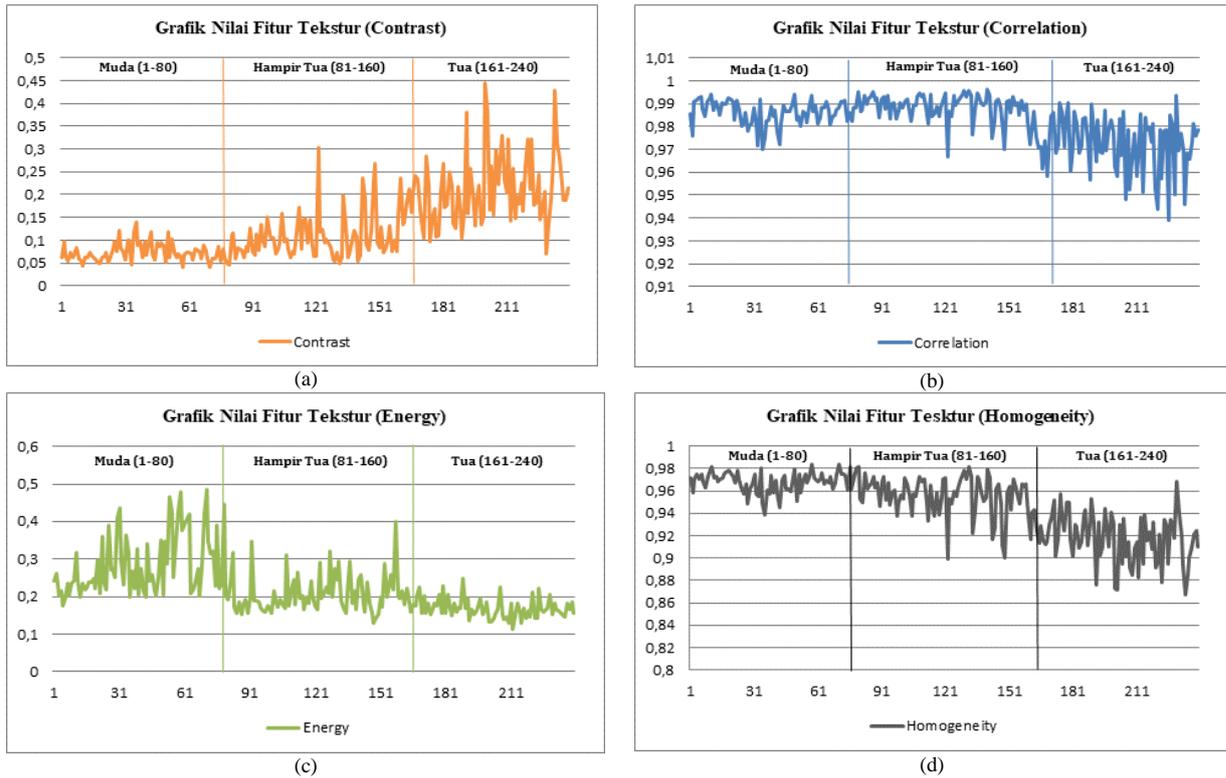
Perbedaan juga nampak dari intensitas dari *channel* L dan A, pada grafik ditunjukkan intensitas angka pada kedua *channel* ini cenderung kecil. Hal ini dikarenakan pada citra yang digunakan intensitas kecerahan warna hitam putih dan warna sumbu hijau merah cenderung kecil.

Pada gambar 10 dan 11 parameter ekstraksi fitur dengan menggunakan parameter bentuk dan tekstur dengan menerapkan *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pada penelitian ini parameter tersebut hanya dijadikan pertimbangan untuk

membandingkan akurasi dengan proses ekstraksi menggunakan parameter warna.

Pada gambar 10 terdapat parameter grafik bentuk yang mencakup *Area*, *Perimeter*, *Metric*, dan *Eccentricity*. Dapat dilihat pada gambar 10 a, grafik nilai bentuk *area* menunjukkan lonjakan nilai pada kelas hampir tua dikarenakan ukuran relatif pada kelas ini cenderung besar. Lalu pada gambar 10 b yaitu bentuk *perimeter* yaitu mencakup luas keliling dari objek citra, pada kasus ini memiliki nilai yang bervariasi karena citra kelapa yang digunakan diambil dari berbagai sudut pandang hingga menghasilkan bentuk yang bervariasi pula. Selanjutnya pada bentuk *metric* pada gambar 10 c mengacu pada rasio aspek dari objek, terlihat pada kelas muda dan tua memiliki lonjakan nilai dikarenakan bentuk geometri dari citra pada kelas tersebut. Kemudian pada gambar 10 d, *Eccentricity* mengacu terhadap kebulatan objek. Seperti pada penelitian ini digunakan citra buah kelapa sehingga nilai grafik pada gambar 10 terhitung tinggi karena bentuk objek bulat.

Selanjutnya pada gambar 11 terdapat grafik parameter tekstur yang mencakup *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*. Dapat dilihat dari gambar 11 a terlihat pada kelas muda sampai kelas tua memiliki nilai yang terus naik, hal ini dikarenakan perbedaan kontras dari muda ke tua yang memiliki nilai yang terus meningkat. Lalu pada gambar 11 b, menggambarkan keterkaitan antar piksel yang mana pada penelitian ini nilainya makin menurun dari kelas muda ke kelas tua.



Gambar 11. Grafik parameter tekstur (a) Contrast, (b) Correlation, (c) Energy, (d) Homogeneity.

Tabel 1. Perbandingan skenario Accuracy, F1 Score, Precision, Recall, dan Waktu Komputasi

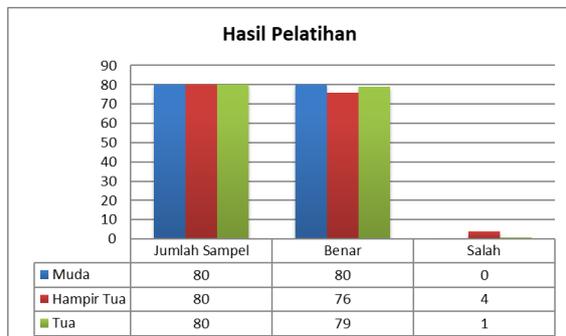
No	Fitur	Accuracy		F1 Score		Precision		Recall		Waktu Komputasi	
		Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji
1	RGB	95	98,33	94,19	100	96,05	100	92,40	100	32,57	21,78
2	HSV	90,41	90	92,19	86,48	97,01	88,88	87,83	84,21	45,08	3,99
3	LAB	96,66	95	96,20	94,44	97,43	100	95	89,47	32,76	1,82
4	RGB + HSV + LAB	97,91	96,66	98,06	97,56	100	95,23	96,20	100	25,57	4,32
5	RGB + Tekstur (Contrast + Energi)	90,41	95	88,74	95	94,36	95	83,75	95	2,00	4,49
6	HSV + Tekstur (Contrast + Energi)	92,08	91,66	93,52	88,88	98,48	94,11	89,04	84,21	7,32	9,35
7	LAB + Tekstur (Contrast + Energi)	91,66	95	92,10	94,73	97,22	94,73	87,5	94,73	4,55	4,54
8	RGB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity)	99,16	91,66	100	87,80	100	85,71	100	90	19,17	5,26
9	HSV + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity)	95,83	90	97,46	91,42	97,46	100	97,46	84,21	5,88	1,82
10	LAB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity)	91,66	98,33	90,90	100	93,33	100	88,60	100	7,66	3,41
11	RGB + Bentuk (Area + Perimeter + Metric + Eccentricity)	98,75	96,66	99,37	95	100	95	98,75	95	76,95	7,14
12	HSV + Bentuk (Area + Perimeter + Metric + Eccentricity)	92,91	95	95,42	97,43	97,33	100	93,58	95	20,41	22,25
13	LAB + Bentuk (Area + Perimeter + Metric + Eccentricity)	97,5	98,33	96,93	97,43	95,18	100	98,75	95	25,19	4,35

Kemudian pada gambar 11 c yang menampilkan grafik nilai energy terlihat pada penelitian ini kontras tekstur pada citra memiliki intensitas yang tinggi pada kelas yang muda hal ini dikarenakan pada citra kelapa muda menggambarkan kelapa yang masih segar dan mulus sehingga teksturnya masih baik.

Selanjutnya pada gambar 11 d, memproyeksikan distribusi dari citra pada berbagai kelas. Seperti yang terlihat pada grafik semakin tua citra buah kelapa semakin menurun nilai distribusi pikselnya. Setelah semua parameter ekstraksi berhasil dilakukan, kemudian dijalankan skema pelatihan dan pengujian dengan menggabungkan ketiga parameter yaitu warna, bentuk, dan tekstur.

Berdasarkan tabel 1 perbandingan skenario Accuracy, F1 Score, Precision, Recall, dan Waktu Komputasi, terdapat 2 fitur yang memiliki persentase nilai yang tinggi yaitu RGB+HSV+LAB dan RGB + Bentuk (Area + Perimeter + Metric + Eccentricity). Namun pada penelitian ini berfokus pada parameter warna, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur RGB+HSV+LAB karena fitur tersebut memiliki nilai persentase tertinggi.

Dengan menggunakan fitur RGB+HSV+LAB, selanjutnya dilakukan proses pelatihan terhadap 240 dataset citra latih tersebut yang terbagi atas tiga kelas yaitu Muda, Hampir Tua, dan Tua. Seperti yang disajikan pada gambar berikut.



Gambar 12. Hasil grafik pelatihan.

Berdasarkan grafik pelatihan pada gambar 12, bahwa dari 240 dataset citra dibagi menjadi tiga kelas. Dihasilkan klasifikasi dengan jumlah 235 citra benar dan 5 citra salah, maka dari itu dilaksanakan penghitungan akurasi yang disajikan pada data berikut ini.

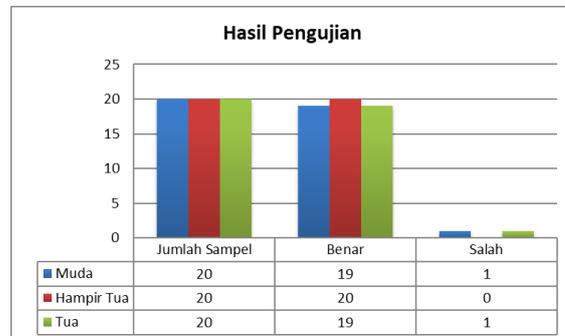
Tabel 2. Perhitungan akurasi pelatihan.

No	Kategori / Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Muda	80	80	0	100	0
2	Hampir Tua	80	76	4	95	5
3	Tua	80	79	1	98,75	2,25
Total		240	235	5	97,91	2,09

Dari tabel diatas dapat dilihat total akurasi sebesar 97,91% dan misclassification error (ME) sebesar 2,09%, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa

perhitungan akurasi pelatihan dilakukan dengan baik. Sehingga model jaringan saraf tiruan (JST) yang dibangun dapat digunakan untuk proses pengujian.

Dengan menggunakan model JST (Jaringan Saraf Tiruan) dari hasil pelatihan. Dilakukan klasifikasi pada 60 dataset uji.



Gambar 13. Hasil grafik pengujian.

Berdasarkan grafik pengujian pada gambar 13, dapat dilihat bahwa dari 60 dataset citra uji. Maka diperoleh hasil pengklasifikasian citra dengan hasil 58 citra yang diklasifikasi dengan benar dan 2 citra yang diklasifikasikan salah, maka dari itu dilakukan penghitungan akurasi yang disajikan pada data berikut ini.

Tabel 3. Perhitungan akurasi pengujian.

No	Kategori / Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Muda	20	19	1	95	5
2	Hampir Tua	20	20	0	100	0
3	Tua	20	19	1	95	5
Total		60	58	2	96,66	3,34

Dari tabel diatas dapat dilihat total akurasi sebesar 96,66% dan *misclassification error* (ME) sebesar 3,34%, maka dapat disimpulkan bahwa penghitungan akurasi pengujian dilakukan dengan baik. *Confusion matrix* tiap kelas pada fitur RGB, HSV, LAB dapat dilihat pada tabel 4 & 5.

Tabel 4. Hasil Confusion Matrix data latih

Accuracy	97.9167%	
F1 Score	98.0645%	
Elapsed Time	25.57seconds	
Precision	100%	
Recall	96.2025%	
Confusion Matrix		
	76	3
	0	80
	0	1
		79

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, pada *confusion matrix* data latih didapatkan nilai *accuracy* 97,91%, *F1 score* 98%, *elapsed time* 25.57 seconds, *precision* 100%, dan *recall* 96,2%. Selanjutnya pada *confusion matrix* data uji didapatkan nilai *accuracy* 96,66%, *F1 score*

Tabel 5. Hasil Confusion Matrix data uji

Accuracy	96.6667%	
F1 Score	97.561%	
Elapsed Time	4.32seconds	
Precision	95.2381%	
Recall	100%	
Confusion Matrix		
20	0	0
1	19	0
1	0	19

97.56%, *elapsedtime* 4,3seconds, *precision* 95,23%, dan *recall* 100%. Selanjutnya pada klasifikasi yang ditampilkan pada *confusion matrix* terdapat citra yang pengklasifikasiannya kurang tepat, hal ini dikarenakan dari beberapa citra tersebut memiliki warna dan pola yang cenderung mirip. Namun nilai persentase *misclassification error* pada penelitian ini terhitung kecil, pada data latih 2,09% dan pada data uji 3,34%.

Sehingga hasil dari pembahasan pada penelitian ini, pengklasifikasian buah kelapa dengan memanfaatkan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan menggunakan fitur warna dapat berjalan dan menghasilkan hasil yang dapat digolongkan baik.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian yang telah dilakukan yang bertujuan membangun algoritma untuk mengklasifikasi buah kelapa berdasarkan warna kulit untuk mengidentifikasi ketebalan daging pada berbagai tingkat kematangan menggunakan jaringan saraf tiruan (JST).

Pada penelitian ini memanfaatkan fitur warna RGB, HSV, dan LAB. Lalu menggunakan fitur bentuk dan tekstur sebagai perbandingan, terdapat 13 skenario pengujian dari fitur yang digunakan pada penelitian ini.

Dengan menggunakan 300 dataset citra yang dibagi menjadi 240 citra latih dan 60 citra uji, yang menghasilkan tingkat akurasi 97,91% pada citra latih dan 96,66% pada citra uji. Dengan waktu komputasi 0,31 detik per citra pada citra latih dan 0,21 detik per citra pada citra uji.

DAFTAR PUSTAKA

- A. ZENDHAF, R. M. 2018. Segmentasi Pembuluh Darah pada Fundus Retina Menggunakan Deteksi Tepi dan Operasi Morfologi. E-Proceeding of Engineering, 5506-5512.
- ABDILLAH, M. A. 2023. Klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa menggunakan deep learning berbasis fitur akustik. Jakarta: universitas negeri jakarta.
- ANDI AISYAH NURFITRI, A. I. 2023. Classification of the level of sugar content in papaya fruit based on color features using artificial neural network. Jurnal teknik informatika (JUTIF), 1450.
- ANDI SADRI AGUNG, A. F. 2023. Classification of tomato quality based on color features and skin characteristics using image processing based artificial neural network. Jurnal teknik informatika (JUTIF), 1024.
- ARINI, F. F. 2015. Pendeteksian posisi plat nomor mobil menggunakan metode morfologi dengan operasi dilasi, filling holes, dan opening. Jurnal teknik informatika, 12.
- CALLADCAD, J. A. 2020. Determining Philippine coconut maturity level using machine learning algorithms based on acoustic signal. Computers and electronics in agriculture, 172.
- DEDEN WAHIDDIN, J. I. 2020. Klasifikasi Kadar Hidrasi Tubuh Berdasarkan Warna Urine dengan Metode Ekstraksi Fitur Warnadan Euclidean Distance. Techno Xplore Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, 17.
- DIAN SAFITRI, L. R. 2019. Klasifikasi usaha pengolahan kelapa di kecamatan lasalimu. J. Sains dan teknologi pangan (JSTP), 2179.
- DONIS-GONZÁLEZ, I. R.-V. 2013. Assessment of chesnut (*Castanea* spp.) Slice quality using color images. Journal of Food Engineering, 407-414.
- FERNANDEZ, E. O. 2019. Arduino-based Sound Acquisition System Using Fast Fourier Transform Algorithm. 2019 IEEE 11th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), 1-6.
- FINKI DONA MARLENY, M. 2019. Optimasi genetic algorithm dengan jaringan syaraf tiruan untuk klasifikasi citra. JTIULM, 1.
- GAMARIA MANDAR, A. H. 2023. Klasifikasi kualitas kopra menggunakan nearest mean classifier berdasarkan warna dan tekstur local binary pattern. Indonesian journal on information system , 165.
- GARY JEREMI MASSIE, A. Z. 2024. Maturity classification system of tomato based on rgb color features using backpropagation artificial neural network method. Jurnal teknik informatika (JUTIF), 5.
- ISMAIL HABIBI HERMAN, D. W. 2020. Penggunaan k-nearest neighbor (knn) untuk mengidentifikasi citra batik pewarna alami dan pewarna sintetis berdasarkan warna. Seminar nasional mahasiswa ilmu komputer dan aplikasinya (SENAMIKA), 510.
- IZZATI MUHIMMAH, S. N. 2017. Segmentasi mikrofilaria untuk diagnosis penyakit kaki

- gajah berbasis citra mikroskopis. Teknoin jurnal teknologi industri, 746.
- LE, T.-T. L.-Y. 2019. Deep learning for noninvasive classification of clustered horticultural crops - A case for banana fruit tiers. *Postharvest*, 156, 110922.
- MASPARUDIN, A. U. 2020. Sistem prediksi kualitas santan kelapa menggunakan nearest mean classifier (NMC). *Jurnal sistem informasi*, 646.
- PANGARIBUAN, H. 2019. Optimalisasi deteksi tepi dengan metode segmentasi citra. *Information system development [ISD]*, 30.
- PUSPITA, D. 2022. Implementasi Learning Vector Quantization untuk Klasifikasi Jenis Buah Kelapa menggunakan Image Processing. *Indonesian Journal of Computer Science*, 986.
- PUTRI HARNIS, Y. A. 2019. Segmentasi Citra Kue Tradisional menggunakan Otsu Thresholding pada Ruang Warna CIE LAB. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6802.
- RHAISHUDIN JAFAR RUMANDAN, R. N. 2022. Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 149.
- YUNALDI M.Z. MASI ADANG, A. M. 2020. Klasifikasi Tingkat Kematangan Kopra Menggunakan Metode naïve bayes. *CYCLOTRON*, 32.