

Kombinasi Tekstur dan Warna dalam Mengidentifikasi Kualitas Buah Rambutan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan

¹Jumriah, ²Nur Aisyah, ³Andi Nur Humairah, ⁴Sasmita, ^{5*}Wahyu Hidayat M

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

Email: jumria.2003@gmail.com¹, nhuraisyah2505@gmail.com², airaaah1204@gmail.com³,
sasmita.raca@gmail.com⁴, wahyu.hidayat@unm.ac.id⁵

ABSTRAK

Penelitian ini menekankan pentingnya meningkatkan produksi dan menilai kualitas buah rambutan di Indonesia, sebuah tanaman tropis yang bernilai gizi tinggi. Meskipun manfaat kesehatannya sudah diakui, evaluasi kualitas masih bergantung pada metode manual yang kurang akurat dan efisien. Beberapa penelitian sebelumnya telah mengusulkan metode berbasis teknologi, seperti pengolahan citra digital dan pendekatan kecerdasan buatan, untuk meningkatkan keakuratan penilaian kualitas buah rambutan. Namun, tingkat akurasi klasifikasi masih perlu ditingkatkan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kualitas buah rambutan dengan memadukan analisis warna dan tekstur kulit menggunakan jaringan syaraf tiruan. Proses ini terdiri dari enam tahap utama yaitu akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, hingga klasifikasi. Proses klasifikasi bergantung pada warna dan tekstur kulit, memanfaatkan dataset yang terdiri dari 300 citra rambutan dibagi menjadi tiga kelas yang berbeda. Untuk evaluasi lebih mendalam guna meningkatkan hasil klasifikasi citra secara signifikan.

Kata Kunci: Akuisisi Citra, Ekstraksi Fitur, Jaringan Syaraf Tiruan, Klasifikasi, Rambutan

ABSTRACT

This research emphasizes the importance of enhancing production and assessing the quality of rambutan fruit in Indonesia, a tropical plant with high nutritional value. Despite its recognized health benefits, quality evaluation still relies on manual methods that are less accurate and efficient. Several previous studies have proposed technology-based methods, such as digital image processing and artificial intelligence approaches, to improve the accuracy of rambutan fruit quality assessment. However, the classification accuracy level still needs improvement. Therefore, this study aims to identify the quality of rambutan fruit by combining color and skin texture analysis using artificial neural networks. The process consists of six main stages: image acquisition, preprocessing, segmentation, morphological operations, feature extraction, and classification. The classification process relies on skin color and texture, utilizing a dataset consisting of 300 rambutan images divided into three different classes. For a more in-depth evaluation to significantly improve image classification results.

Keywords: Image Acquisition, Feature Extraction, Artificial Neural Network, Classification, Rambutan

1. PENDAHULUAN

Rambutan, dengan nama ilmiah *Nephelium Lappaceum*, adalah tanaman buah tropis yang memiliki buah bulat dengan rambut yang panjang dan halus. Tanaman ini tumbuh subur di daerah tropis seperti Indonesia dan Malaysia. Berasal dari keluarga sapindaceae, rambutan merupakan tanaman asli Asia Tenggara, terutama di wilayah Sumatera, Indonesia, yang memiliki berbagai varietas seperti rambutan binjai, rambutan bulus, dan rambutan rapiah. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi buah rambutan di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 855.162 ton, sedikit berkurang dari tahun sebelumnya yang mencapai 884.702 ton. Dengan penurunan sebesar 3,34%, terlihat adanya penurunan produksi buah rambutan di Indonesia, menunjukkan perlunya strategi untuk meningkatkan produksi buah rambutan yang segar dan berkualitas. Rambutan segar mengandung berbagai nutrisi, seperti vitamin C, zat besi, protein, magnesium, kalsium, fosfor, dan serat makanan, serta memiliki manfaat untuk menurunkan kadar kolesterol, mengurangi risiko hipertensi, dan membantu dalam mengontrol diabetes berkat kandungan seratnya (Hadi & Rachmawanto, 2022). Meskipun demikian, masih sedikit yang menyadari manfaat buah rambutan ini, yang sering kali mengakibatkan kerugian karena kurangnya perhatian terhadap kualitasnya (Hadi & Rachmawanto, 2022). Oleh karena itu, penilaian terhadap kualitas buah rambutan tetap menjadi hal yang penting. Saat ini, proses penyortiran buah masih perlu dipertajam. Penentuan terhadap kualitas buah rambutan masih sangat penting. Saat ini, proses penyortiran buah masih Mengandalkan pendekatan

tradisional dengan pemeriksaan manual satu per satu yang membutuhkan banyak tenaga manusia (Darmawan et al., 2023). Pendekatan manual dengan keterlibatan indra manusia ini sering kali tidak akurat dan menghasilkan variasi karena persepsi yang berbeda dari individu ke individu, sehingga akurasinya kurang tepat dan rendah (Hadi & Rachmawanto, 2022). Beberapa faktor yang dapat menyebabkan penilaian kualitas menjadi tidak akurat termasuk penurunan fungsi visual manusia akibat faktor usia. Oleh karena itu, penerapan teknologi pengolahan citra digital sangatlah tepat karena melibatkan ekstraksi informasi dari gambar secara digital menggunakan komputer. Teknologi dalam pengolahan citra digital memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi buah berdasarkan warna dan tekstur (Darmawan et al., 2023).

Menurut penelitian sebelumnya, telah dilakukan penelitian terkait “Sistem pendukung keputusan untuk menentukan buah rambutan dengan kualitas terbaik menggunakan metode weighted product (wp)”. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode weighted product melibatkan 3 tahap perhitungan, yaitu menentukan nilai bobot W , menetapkan nilai vektor S , dan menetapkan nilai vektor V untuk menilai kualitas buah rambutan berdasarkan kriteria (Pendukung & Untuk, 2017). penelitian lain terkait “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Buah Rambutan Terbaik Menerapkan Metode WASPAS” Metode ini menggunakan operasi perkalian untuk menilai dan mengintegrasikan nilai atribut atau kriteria, dimana setiap nilai kriteria harus dinilai dengan bobot yang telah ditentukan terlebih dahulu. Untuk mengidentifikasi varietas buah terbaik, kriteria seperti rasa dan warna (Sari et al., 2018). Selanjutnya penelitian terkait “Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN”. Menunjukkan tingkat akurasi tertinggi diperoleh dari $K5$ dan $K7$ yaitu sebesar 88,37% dengan 43 data set yang terbagi menjadi 2 kelas menggunakan metode KNN (Suryanti et al., 2024).

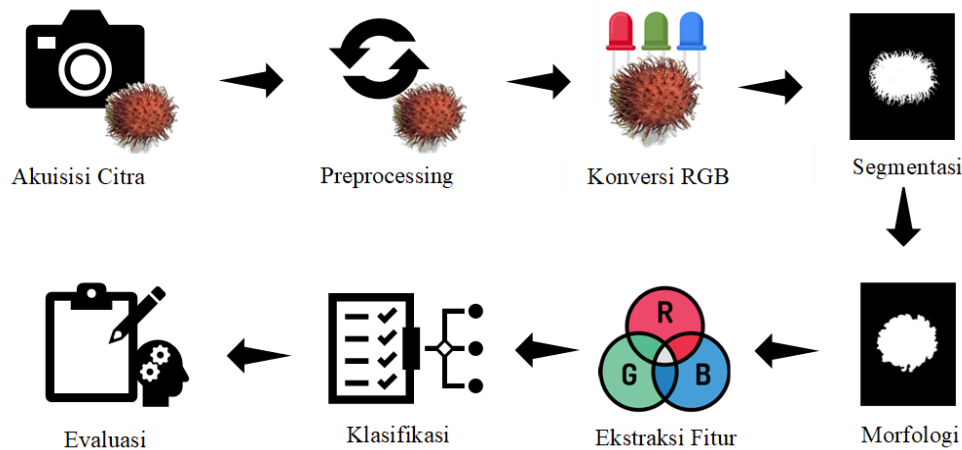
Selanjutnya penelitian “Identifikasi kualitas biji jagung manis layak jual dari warna dan tekstur menggunakan hsv dan gray level run length matrix (GLRLM)”. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 85% dengan $K=1, 3$, dan 9 pada berbagai derajat tekstur yang terdiri dari 200 data set yang di bagi menjadi 4 kelas (Zakariya et al., 2020). Penelitian lain terkait “Implementasi Multi-Objective Optimization On the Basis of Ratio Analysis (MOORA) Untuk Menentukan Kualitas Buah Mangga Terbaik”. Penelitian ini menentukan nilai bobot untuk setiap atribut, dan melakukan perangkingan untuk memilih alternatif terbaik berdasarkan ukuran, rasa, aroma buah, warna, dan tekstur kulit pada buah mangga (Pasaribu et al., 2018). Selanjutnya penelitian lain terkait “Penentuan kualitas buah pepaya california menggunakan metode K-NN”. Hasil penelitian ini menunjukkan proses Citra buah pepaya yang terbagi menjadi 3 kelas yaitu kelas baik, kelas sedang, dan kelas buruk dengan total sebanyak 150 citra. dari jumlah data tersebut, 120 citra digunakan untuk data latih dan 30 citra untuk data uji. pencapaian terbaik yang diperoleh dengan menerapkan jarak Euclidean dengan menggunakan nilai $k=7$, menghasilkan akurasi sebesar 86,67%, presisi 87,50%, dan recall 80,00%. Hasil ini menunjukkan kinerja yang efektif dalam menentukan kualitas yang baik (Ezar et al., 2021). Selanjutnya penelitian lain terkait “Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Berdasarkan RGB dan HSV Menggunakan Metode KNN” dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa Tingkat akurasi keseluruhan algoritma sebesar nilai $K = 88,95\%$ dengan data latih sebanyak 146 citra dan data uji sebanyak 88 citra.

Namun, berdasarkan hasil dari penelitian diatas, dapat ditarik sebuah kesimpulan meskipun telah diusulkan berbagai metode, tingkat akurasi klasifikasi masih memerlukan peningkatan. Perlu untuk menambahkan parameter pengukuran agar klasifikasi jadi lebih tepat. Selain itu, keterbatasan jumlah sampel, baik dalam data latih maupun data uji, juga mempengaruhi akurasi penelitian. Dengan memproses lebih banyak data, hasil dan akurasi klasifikasi dapat ditingkatkan secara signifikan.

Oleh karena itu, berdasarkan masalah yang diuraikan sebelumnya, pada penelitian ini diusulkan judul “Kombinasi Tekstur dan Warna dalam Mengidentifikasi Kualitas Buah Rambutan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan”. Metode yang diusulkan terdiri dari 6 tahap yaitu tahap akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Metode ini bertujuan untuk mengklasifikasi kualitas buah rambutan berdasarkan warna dan teksturnya, dengan menggunakan 240 dataset pelatihan dan 60 dataset pengujian yang dibagi menjadi 3 kelas. Dengan capaian ini, maka solusi yang ditawarkan diharapkan dapat menyelesaikan permasalahan dalam penentuan kualitas buah rambutan.

2. METODE PENELITIAN

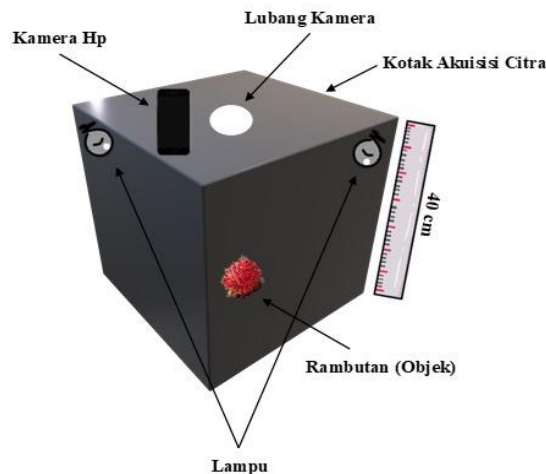
Dalam penelitian ini, dilakukan sejumlah metode mulai dari akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, hingga klasifikasi. Proses ini direpresentasikan dalam gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian



Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra



Gambar 3. Proses Akuisisi Citra

2.1 Tahap Akuisisi

Tahap ini melibatkan pengambilan dataset untuk menciptakan representasi digital dari citra buah rambutan (Fadjeri et al., 2022). Total dataset yang diambil yaitu sebanyak 300 gambar, terbagi menjadi 100 gambar untuk rambutan kualitas baik, 100 gambar rambutan kualitas sedang, dan 100 gambar rambutan kualitas buruk. Untuk hasil Akuisisi citra ditampilkan pada Gambar 2. Proses pengambilan akuisisi gambar dilakukan menggunakan Kamera Iphone 6 Plus dengan pengaturan manual ISO 100, panjang fokus 53 mm, waktu pemaparan 1/15 detik, F-Stop f/2.2, dan tanpa penggunaan lampu kilat. Hasilnya adalah gambar dengan dimensi 3024 x 4032 piksel dan resolusi 72 dpi. Untuk memastikan konsistensi gambar, sebuah kotak digunakan, dilengkapi dengan lampu di setiap sudutnya dan latar belakang putih, sehingga intensitas cahaya seragam dalam setiap pengambilan citra. Box ini memiliki lubang di bagian atasnya untuk memungkinkan kamera mengambil citra dari objek di dalamnya, dengan jarak sekitar 40 cm antara kamera dan objek. Proses Akuisisi citra diilustrasikan pada Gambar 3. Tujuannya adalah untuk menjaga konsistensi hasil hasil akuisisi citra dan tidak terpengaruhi oleh gangguan seperti noise atau perubahan yang relatif terjadi pada kecerahan cahaya.

2.2 Tahap Preprocessing

Pada tahap preprocessing, dataset citra rambutan hasil akuisisi akan diolah untuk mendapatkan kualitas citra yang baik. Berikutnya, citra digital akan diolah oleh sistem untuk mengubahnya menjadi citra dalam bentuk RGB, lalu akan direpresentasikan dalam tiga channel warna, Dari ketiga channel tersebut, channel yang akan digunakan untuk tahap segmentasi adalah channel blue (B). Pemilihan ini didasarkan pada karakteristik bahwa dengan menggunakan latar belakang/background putih warna buah rambutan cenderung lebih gelap, sehingga mempermudah proses pemisahan background dan objek dibandingkan dengan menggunakan channel lainnya.

2.3 Tahap Segmentasi

Tahap segmentasi melibatkan pemisahan objek dari background dalam sebuah citra (Agung et al., 2023). pada proses segmentasi ini, teknik yang dipakai adalah metode Otsu Thresholding. dimana seperti yang diketahui metode ini mencari nilai titik potong paling tepat secara otomatis pada histogram citra untuk membedakan area objek dan background. Dimulai dengan memulai proses segmentasi melalui analisis histogram dari channel Biru (B) yang telah dipilih pada tahap preprocessing sebelumnya. Tahapan ini menghasilkan citra biner, dimana piksel dengan nilai 0 (hitam) menunjukkan bagian background, sementara piksel dengan nilai 1 (putih) menunjukkan bagian objek. namun begitu masih perlu dilakukan proses tahap morfologi untuk pembersihan Noise yang ada pada citra Sebelum melakukan pengambilan atau ekstraksi fitur dari area objek.

2.4 Tahap Operasi Morfologi

Operasi morfologi merupakan prosedur yang paling sering digunakan pada citra biner yang telah disegmentasi untuk menghilangkan beberapa komponen objek dalam citra (A.Fadjeri et al., 2023). Dalam pengolahan citra digital, konsep morfologi sering digunakan dalam mengolah bentuk dan struktur objek dengan tujuan untuk mendapatkan karakteristik dan bentuk dari objek tersebut (Herman et al., 2021).

Pada tahap ini, operasi morfologi yang umum digunakan meliputi dilasi, erosi, closing, opening, hole filling, dan bwareaopen dengan berbagai jenis elemen struktur (strel), termasuk disk. Untuk membersihkan noise pada background citra, digunakan filter Median. Erosi adalah proses pengurangan piksel dalam gambar sehingga objek di dalam gambar mengecil dengan menghilangkan titik-titik objek yang menjadi bagian dari latar belakang. Sebaliknya, dilasi adalah proses pembesaran piksel dalam gambar dengan menambahkan titik-titik dari latar belakang menjadi bagian dari objek. Sementara itu, proses closing adalah sebuah gabungan dari operasi dilasi yang diikuti dengan erosi (A.Zendhaf et al., 2018). Operasi hole filling adalah teknik untuk menutupi area yang kosong pada objek dalam suatu gambar (Nurhidayati & I. Marzuki, 2020). Sedangkan Operasi bwareaopen digunakan untuk menghapus objek dalam gambar berdasarkan kriteria nilai yang telah ditetapkan (Agung et al., 2023).

Pada tahap penelitian ini, kombinasi antara erosi dan dilasi menghasilkan operasi closing, yang berguna untuk menghilangkan celah-celah kecil dalam objek serta menggabungkan objek-objek yang berdekatan (Wijaya et al., 2019). Selanjutnya, operasi gap filling digunakan untuk menutupi lubang-lubang dalam gambar. Operasi terakhir adalah bwareaopen, yang digunakan untuk menghilangkan objek dalam gambar berdasarkan batas nilai yang ditetapkan.

2.5 Tahap Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah langkah di mana nilai-nilai fitur pada citra diidentifikasi seperti warna, bentuk dan tekstur. Tujuannya untuk mempermudah dalam membedakan pola serta ciri pada citra (Rumandan et al., 2022). Pada fase ini, fitur utama yang menjadi parameter adalah warna dan tekstur kulit dari buah rambutan. Dalam pemrosesan ekstraksi fitur warna, digunakan nilai-nilai dari tiga ruang fitur utama: RGB, HSV, dan LAB. Dalam konteks ruang fitur RGB, untuk setiap channel warna RGB dalam citra objek, lalu memperhitungkan rata-rata nilai tersebut. Sementara itu, dalam fitur warna HSV, Hue digunakan untuk menentukan tingkat kemerahan (redness), kehijauan (greeness), dan parameter lainnya. Saturation mencerminkan kemurnian atau intensitas warna, sementara nilai value menggambarkan tingkat kecerahan, meskipun diperoleh secara tidak langsung melalui konversi dari ruang warna RGB (Dinar et al., 2012). Model warna LAB terdiri dari 3 komponen yang berbeda, salah satunya L (lightness) dengan nilai antara 0 hingga 100 dan komponen A menggambarkan rentang warna red-green dan komponen B yang mewakili warna blue hingga yellow (Kaswar et al., 2023).

Untuk bagian tekstur pada buah rambutan, akan dilakukan ekstraksi fitur tekstur digunakan dengan nilai contrast, correlation, energy, dan homogeneity untuk mengukur variasi intensitas, hubungan antar piksel, serta homogenitas dalam citra. Kombinasi fitur warna RGB HSV, dan LAB dalam mengklasifikasikan kualitas buah rambutan memberikan kontribusi utama pada penelitian ini (Kaswar et al., 2023).

2.6 Tahap Klasifikasi

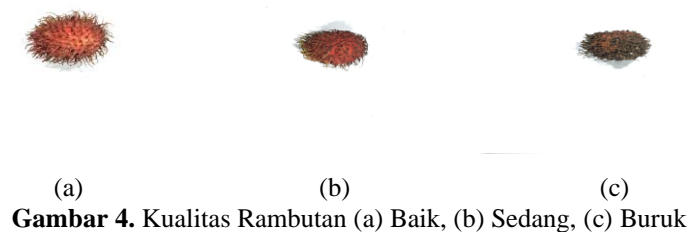
Klasifikasi kualitas buah rambutan bergantung pada sebuah dataset yang terdiri dari tiga kelas: gambar dengan kualitas baik, sedang, dan buruk, dengan warna kulit dan tekstur sebagai parameter utamanya. Dataset ini terbagi menjadi dua bagian, di mana 80% dipergunakan sebagai data latih untuk mengembangkan model klasifikasi, sementara 20% digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma yang dibangun.

Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi dengan "Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Citra Digital". Fitur-fitur yang telah diekstraksi sebelumnya digunakan sebagai input. Arsitektur jaringan terdiri dari dua lapisan tersembunyi, masing-masing dengan 10 dan 5 neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah log sigmoid, dan model dilatih menggunakan metode Levenberg-Marquardt dengan 1000 epoch. Outputnya adalah hasil klasifikasi gambar buah rambutan berdasarkan warna dan tekstur.

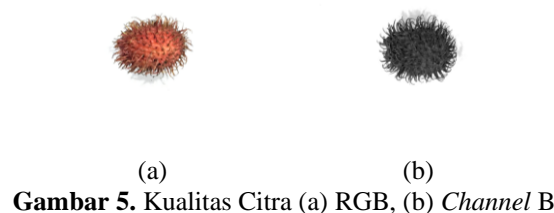
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, menggunakan 2 kumpulan data: data latih dan data uji, dan mengklasifikasikan total 300 gambar buah rambutan ke dalam tiga kelas: kualitas baik, sedang, dan buruk. Citra latih terdiri dari 240 gambar, dengan 80 gambar untuk tiap kelas dan data uji terdiri dari 60 gambar, dengan 20 gambar untuk tiap kelas. Berikut Gambar 4 menampilkan hasil akuisisi citra berdasarkan kelasnya.

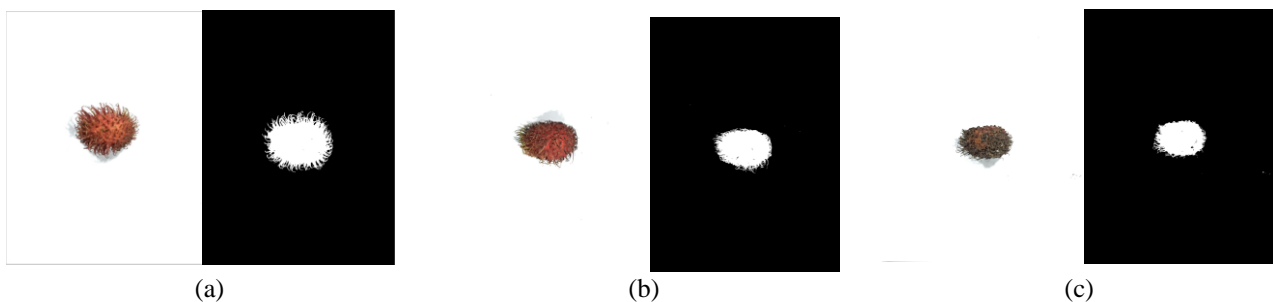
Berdasarkan pada gambar 4, dapat dilihat perbedaan dalam kualitas antara setiap kelas rambutan tersebut. Pada gambar 4a menunjukkan (kualitas baik), terlihat rambutan memiliki warna merah terang dan warna merata serta rambut yang panjang dan tidak memiliki cacat di bagian kulitnya. Selanjutnya pada gambar 4b menunjukkan (kualitas sedang), rambutan tersebut memiliki warna merah yang pekat dan rambut yang kering sedikit berwarna hitam dan tekstur kulit yang berkeriput. Pada gambar 4c (kualitas buruk), rambutan memiliki warna setengah hitam juga merah pekat dan rambut yang kering dan memiliki cacat di bagian kulitnya.



Gambar 4. Kualitas Rambutan (a) Baik, (b) Sedang, (c) Buruk



Gambar 5. Kualitas Citra (a) RGB, (b) Channel B



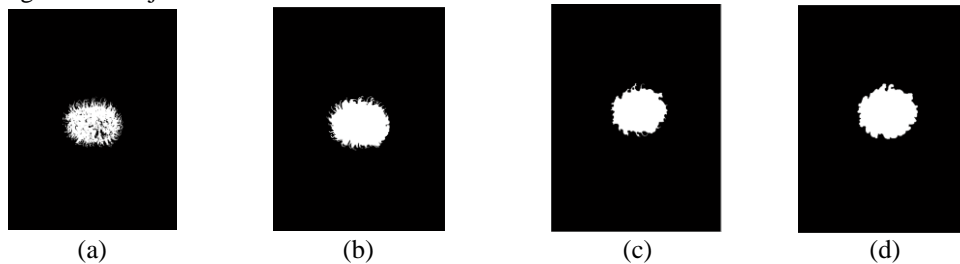
Gambar 6. Segmentasi (a) Baik, (b) Buruk, (c) Sedang

Langkah berikutnya adalah preprocessing citra dengan mengubah citra asli ke dalam ruang warna RGB. Pada langkah ini, nilai piksel dari setiap citra diekstraksi ke dalam saluran R, G, dan B. Hasil dari konversi ke saluran RGB ditampilkan pada Gambar 5a, sementara hasil dari konversi ke saluran B ditampilkan pada Gambar 5b. Jika diamati, gambar pada saluran B memiliki kontras yang lebih jelas antara objek dan latar belakang, sehingga

mempermudah proses segmentasi atau pemisahan objek dan latar belakang. Gambaran dari hasil segmentasi dapat dilihat pada Gambar 6.

Gambar 6a memperlihatkan hasil segmentasi yang baik, di mana perbedaan antara objek dan background terlihat jelas. Objek ditampilkan dalam warna putih, sementara background ditampilkan dalam warna hitam. Keberhasilan segmentasi ini disebabkan oleh kualitas rambutan yang baik tanpa kesalahan dan keberadaan noise saat pengambilan citra. Namun, hasil segmentasi yang kurang memuaskan dapat ditemukan pada Gambar 6b dan 6c. Di sini, beberapa area rambutan terdeteksi, dan beberapa objek kecil lainnya selain rambutan juga terdeteksi.

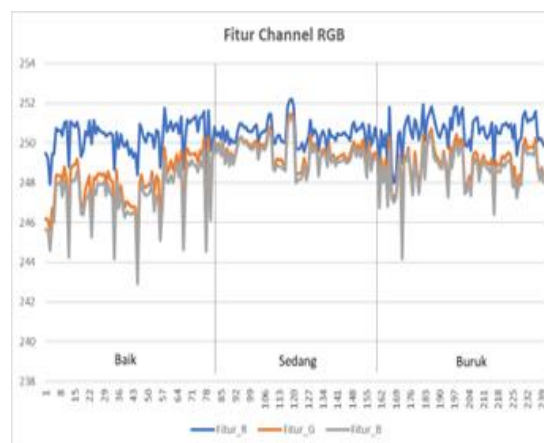
Hal ini disebabkan oleh cacat kualitas dimana rambutan pada gambar asli berlubang. Warnanya hampir sama dengan latar belakangnya. Oleh karena itu, kecacatan-kecacatan tersebut diidentifikasi sebagai latar belakang dalam proses segmentasi. Objek kecil yang terdeteksi disebabkan oleh noise berupa kotoran pada background gambar rambutan, dan warnanya memiliki kontras yang tinggi dibandingkan background aslinya, sehingga noise di deteksi sebagai suatu objek.



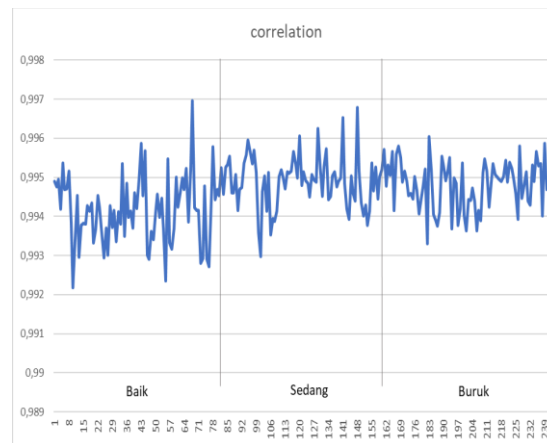
Gambar 7. Citra hasil operasi morfologi (a) *Dilasi*, (b) *Hole Filling*, (c) *Erosi*, (d) *Bwareaopen*

Hasil Segmentasi yang tidak optimal bisa mengakibatkan akurasi yang menurun saat mengekstraksi fitur dari gambar. Untuk mencapai hasil segmentasi yang baik, diperlukan operasi morfologi. Adapun operasi morfologi yang digunakan yaitu Dilasi, hole filling, Erosi dan bwareaopen. Seperti yang ditampilkan pada gambar 7 yang merupakan langkah-langkah operasi morfologi yang digunakan untuk menghilangkan noise pada citra. pada gambar 7a dilasi merupakan tahap awal dimana gambar citra masih memiliki titik-titik noise di dalamnya kemudian pada gambar 7b dilakukan operasi morfologi hole filling untuk menghilangkan noise yang ada pada objek, tahap selanjutnya pada gambar 7c yaitu tahap erosi di mana hasil noise yang ada pada citra jauh lebih sedikit dibandingkan tahapan sebelumnya dan yang terakhir adalah tahap bwareaopen pada gambar 7d yaitu semua objek kecil yang terdeteksi akan dihilangkan. Sehingga diperoleh hasil segmentasi yang baik (bersih) antara objek rambutan yang (putih) dan background (hitam).

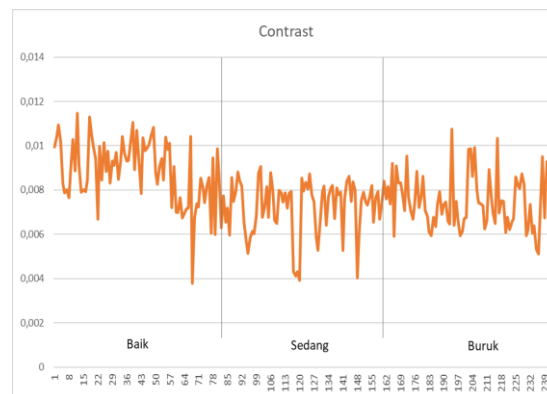
Setelah hasil segmentasi diperoleh, tahap selanjutnya adalah tahap ekstraksi fitur yaitu fitur warna RGB yang dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Grafik nilai warna channel RGB



Gambar 9. Grafik Nilai Fitur Tekstur Correlation

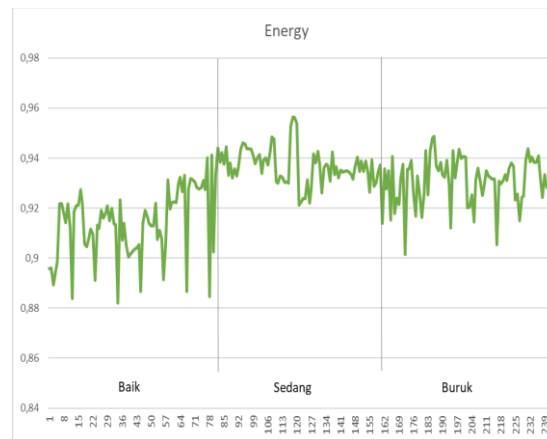


Gambar 10. Grafik Nilai Fitur Tekstur Contrast

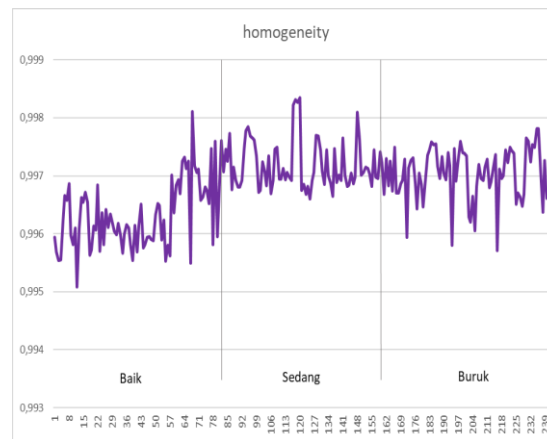
Berdasarkan grafik fitur warna Channel RGB pada gambar 8, dapat dilihat pada grafik channel R grafiknya memiliki nilai fitur yang tinggi dibandingkan dengan grafik channel G dan channel B. Tingginya nilai dari channel R disebabkan oleh warna buah rambutan yang pada dasarnya berwarna merah. Tapi sebaliknya pada tahap preprocessing channel R tidak dipilih dikarenakan warna objek dan backgroundnya hampir sama, berbeda dengan channel B yang memiliki perbedaan warna yang signifikan. Selanjutnya mengekstraksi fitur tekstur yang mencakup nilai Correlation, Contrast, Energy dan Homogeneity. Nilai Correlation ditunjukkan pada gambar 9.

Selanjutnya, Perbedaan dalam grafik antara kelas dapat dengan mudah diamati pada gambar 9. Pola grafik untuk kualitas rambutan yang baik menunjukkan pola grafik naik-turun dengan variasi yang cukup tinggi dengan nilai correlation mencapai sekitar 0,997 dengan terendah sekitar 0,992. Grafik kualitas sedang juga menunjukkan pola grafik naik-turun yang secara signifikan berubah dan bervariasi dengan nilai correlation yang lebih sempit yaitu sekitar 0,993 hingga 0,997. Sedangkan grafik kualitas buruk menunjukkan pola grafik naik turun dengan variasi yang lebih kecil dengan nilai correlation berkisar 0,993 hingga 0,996.

Perbedaan grafik antar kelas terlihat jelas dari grafik pada Gambar 10. Rambutan berkualitas baik cenderung memiliki pola grafik naik turun dengan rentang nilai contrast yang cukup tinggi sekitar 0,004 hingga 0,012. Untuk nilai contrast rambutan kualitas sedang cenderung memiliki pola grafik naik turun yang lebih sempit dengan rentang nilai yaitu sekitar 0,006 hingga 0,01. Sementara itu untuk nilai contrast kualitas rambutan buruk pola grafiknya cenderung lebih tinggi dan bervariasi dengan rentang nilai sekitar 0,004 hingga 0,014.



Gambar 11. Grafik Nilai Fitur Tekstur Energy

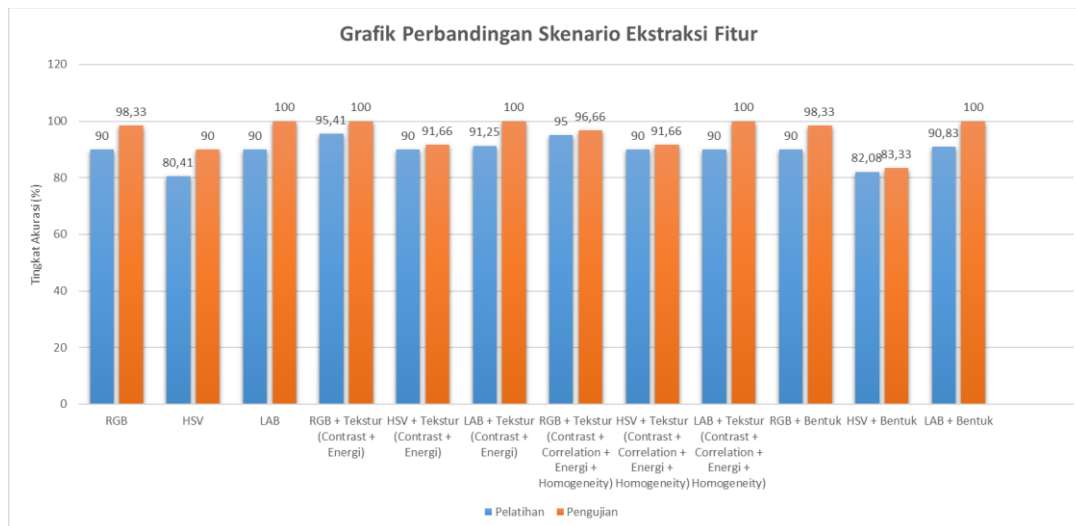


Gambar 12. Grafik Nilai Fitur Tekstur Homogeneity

Selanjutnya, perbedaan grafik setiap kelas dapat dilihat pada gambar 11. Grafik untuk kelas kualitas baik memiliki nilai berkisar 0,88 hingga 0,94 dengan pola grafik yang bervariasi dan cenderung turun. Untuk grafik kualitas sedang memiliki nilai sekitar 0,92 hingga 0,96 dengan pola grafik lebih kecil namun cenderung naik, sementara grafik kualitas buruk memiliki nilai sekitar 0,90 hingga 0,96.

Grafik pada gambar 12, menunjukkan perbedaan yang sangat mencolok dalam bentuknya. Untuk kelas kualitas baik memiliki pola grafik cenderung tidak stabil dan mengalami perubahan yang signifikan pada beberapa titik waktu di atas 0,998 yang menunjukkan keseragaman namun pada titik waktu nilainya turun hingga mencapai 0,995. Untuk kualitas sedang pola grafiknya menunjukkan variasi yang lebih kecil dan stabil dari waktu ke waktu dengan nilai berkisar 0,996 hingga 0,998 dan untuk kualitas buruk memiliki nilai berkisar 0,996 hingga 0,998.

Setelah Ekstraksi fitur selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan skenario pelatihan dan pengujian disusun dengan memadukan semua fitur yang tersedia, dengan tujuan mencari kombinasi fitur yang memberikan tingkat akurasi tinggi dalam waktu komputasi yang cepat dan efisien. Untuk grafik perbandingan akurasi dapat dilihat pada gambar 13.



Gambar 13. Grafik perbandingan akurasi scenario ekstraksi fitur pelatihan dan pengujian

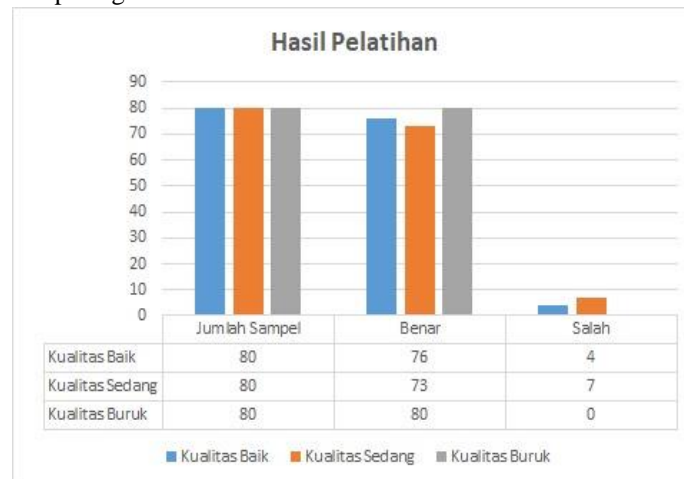
Berdasarkan grafik hasil perbandingan akurasi skenario yang telah dilakukan pada gambar 13. Beberapa skenario yang mencapai nilai akurasi tertinggi, ini termasuk skenario pelatihan ke-4 (RGB + HSV + LAB), Pelatihan ke-5 (RGB + Tekstur (Contrast + Energi)), pelatihan ke-7 (LAB + Tekstur (Contrast + Energi)), dan pelatihan ke-8 (RGB + Tekstur (Contrast + Correlation + Homogeneity)). Meskipun Akurasi Uji pelatihan ke-3, ke-7, ke-10 dan ke-13 sebesar 100% tetapi akurasi latih, F1 Score, Precision, recall dan waktu komputasi lebih tinggi pelatihan ke-4. Dari hasil tersebut, disimpulkan skenario ke-4 menunjukkan parameter yang paling cocok untuk proses klasifikasi kualitas rambut. Tabel 1 menunjukkan waktu komputasi skenario klasifikasi.

Tabel 1. Hasil Skenario Klasifikasi

| No | Fitur | Accuracy | | F1 Score | | Precision | | Recall | | Waktu Komputasi | |
|----|---|--------------|------------|--------------|------------|------------|------------|--------------|------------|-----------------|-------------|
| | | Latih | Uji | Latih | Uji | Latih | Uji | Latih | Uji | Latih | Uji |
| 1 | RGB | 90 | 98,33 | 95,89 | 100 | 98,59 | 100 | 93,33 | 100 | 33,66 | 0,85 |
| 2 | HSV | 80,41 | 90 | 91,15 | 89,47 | 100 | 89,47 | 83,75 | 89,47 | 639,85 | 288,38 |
| 3 | LAB | 90 | 100 | 97,95 | 100 | 100 | 100 | 96, | 100 | 118,89 | 5,63 |
| 4 | RGB + Tekstur (Contrast + Energi) | 95,41 | 100 | 98,70 | 100 | 100 | 100 | 97,43 | 100 | 9,04 | 1,42 |
| 5 | HSV + Tekstur (Contrast + Energi) | 90 | 91,66 | 98,71 | 92,30 | 100 | 94,73 | 97,46 | 90 | 122,36 | 105,97 |
| 6 | LAB + Tekstur (Contrast + Energi) | 91,25 | 100 | 95,36 | 100 | 100 | 100 | 91,13 | 100 | 69,33 | 5,65 |
| 7 | RGB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity) | 95 | 96,66 | 97,40 | 97,56 | 98,68 | 95,23 | 96,15 | 100 | 38,68 | 0,79 |
| 8 | HSV + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity) | 90 | 91,66 | 95,30 | 94,44 | 100 | 100 | 91,02 | 89,47 | 15,60 | 67,03 |
| 9 | LAB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity) | 90 | 100 | 97,36 | 100 | 98,66 | 100 | 96,10 | 100 | 85,60 | 6,53 |
| 10 | RGB + Bentuk | 90 | 98,33 | 97,22 | 100 | 100 | 100 | 94,59 | 100 | 123,56 | 0,77 |
| 11 | HSV + Bentuk | 82,08 | 83,33 | 94,03 | 89,47 | 100 | 89,47 | 88,75 | 89,47 | 378,90 | 728,40 |
| 12 | LAB + Bentuk | 90,83 | 100 | 99,32 | 100 | 100 | 100 | 98,66 | 100 | 105,15 | 6,44 |

Berdasarkan tabel hasil perbandingan akurasi yang sudah dilakukan. Skenario terpilih dengan menggunakan parameter warna RGB, tekstur, contrast dan energy, yang pada skenario pelatihan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95,41% untuk waktu komputasi sebesar 9,04 detik percitranya. Untuk skenario pengujian memperoleh akurasi sebesar 100% dengan waktu komputasi sekitar 1,42 detik per citra, skenario ke-4 menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dan waktu komputasi yang lebih baik dari skenario yang lain. Oleh karena itu, disimpulkan bahwa skenario ke-4 memiliki parameter yang paling cocok untuk melakukan klasifikasi citra buah rambut.

Pada skenario ini proses pelatihan dilakukan menggunakan fitur warna RGB, tekstur, contrast dan energy. Hasil pelatihan ditunjukkan pada gambar 14.



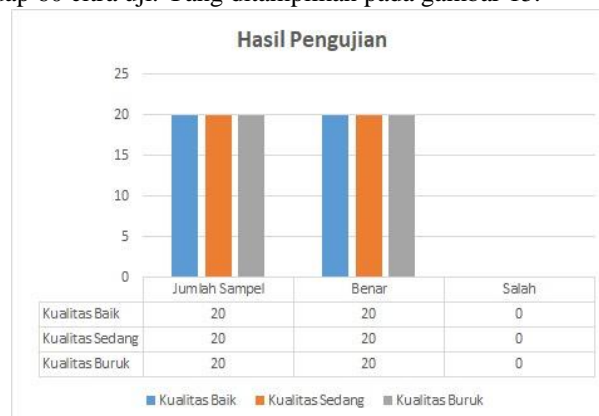
Gambar 14. Grafik Hasil Pelatihan

Tabel 2. Perhitungan Akurasi Pelatihan

| No | Kategori / Kelas | Jumlah Sampel | Benar | Salah | Akurasi |
|-------|------------------|---------------|-------|-------|---------|
| 1 | Kualitas Baik | 80 | 76 | 4 | 95% |
| 2 | Kualitas Sedang | 80 | 73 | 7 | 91,25% |
| 3 | Kualitas Buruk | 80 | 80 | 0 | 100% |
| Total | | 240 | 229 | 11 | 95,41 |

Dari grafik pelatihan di atas, terlihat bahwa dari total 240 citra pelatihan yang terbagi dalam 3 kelas, 229 diidentifikasi dengan benar dan 11 citra diklasifikasikan secara tidak tepat. Kegagalan mungkin berasal dari citra yang diambil kurang sempurna atau fitur-fitur yang diekstraksi memiliki nilai yang serupa dengan kelas lain, sehingga menyulitkan sistem untuk melakukan klasifikasi dengan tepat. Sehingga dilakukan perhitungan akurasi yang dapat dilihat pada tabel 2.

Dengan akurasi keseluruhan mencapai 95,41%, dapat disimpulkan bahwa pelatihan telah dilakukan dengan Baik. Model Jaringan Syaraf Tiruan yang dibuat dapat diterapkan pada pengujian citra uji. Pada tahap pengujian, dilakukan klasifikasi terhadap 60 citra uji. Yang ditampilkan pada gambar 15.

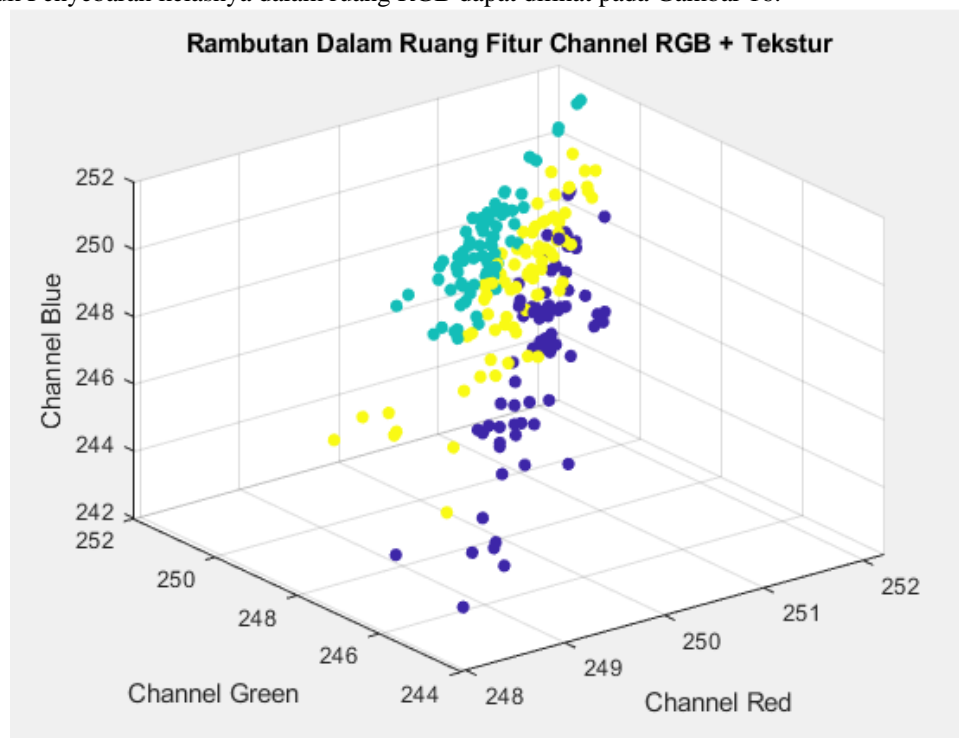


Gambar 15. Grafik Hasil Pengujian

Tabel 3. Perhitungan Akurasi Pengujian

| No | Kategori / Kelas | Jumlah Sampel | Benar | Salah | Akurasi |
|-------|------------------|---------------|-------|-------|---------|
| 1 | Kualitas Baik | 20 | 20 | 0 | 100% |
| 2 | Kualitas Sedang | 20 | 20 | 0 | 100% |
| 3 | Kualitas Buruk | 20 | 20 | 0 | 100% |
| Total | | 60 | 60 | 0 | 100% |

Dari grafik pengujian diatas, terlihat bahwa dari total 60 citra uji yang terbagi menjadi 3 kelas, sebanyak 60 citra diklasifikasikan dengan benar dan 0 citra salah. Sehingga dilakukan perhitungan akurasi yang ditunjukkan pada tabel 3. Dengan akurasi keseluruhan mencapai 100%, dapat disimpulkan bahwa pelatihan dilakukan secara Baik. Untuk Penyebaran kelasnya dalam ruang RGB dapat dilihat pada Gambar 16.



Gambar 16. Penyebaran Ruang Fitur RGB

Dari pengujian diatas menunjukkan bahwa hasil dalam ruang fitur RGB, terdapat tiga tingkat kualitas: baik, sedang, dan buruk, dengan masing-masing tingkat memiliki 80 gambar. Ini tergambar dalam visualisasi pola koordinat yang berwarna hijau, kuning, dan ungu, yang terklaster dengan baik. Dengan begitu, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan akan lebih efektif dalam menentukan kualitas buah rambutan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa pemanfaatan metode jaringan syaraf tiruan (JST) dengan menggunakan parameter fitur seperti warna RGB, HSV, dan LAB, serta fitur tekstur, telah menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi gambar. Hasil pelatihan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 95,41% dengan waktu komputasi 9,04 detik per citra, sedangkan pada pengujian citra uji, tingkat akurasi mencapai 100% dengan waktu komputasi 1,42 detik per citra.



Adapun Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup meningkatkan proses akuisisi citra, menggunakan fitur yang lebih beragam, dan membandingkan metode klasifikasi lainnya untuk evaluasi yang lebih mendalam guna meningkatkan hasil klasifikasi citra secara signifikan.

REFERENSI

- Pendukung, S., & Untuk, K. (2017). Sistem pendukung keputusan untuk menentukan buah rambutan dengan kualitas terbaik menggunakan metode weighted product (wp). 1(1), 8–12.
- Sari, N., Suryani, L., Gaol, L., & Simarmata, W. (2018). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Buah Rambutan Terbaik Menerapkan Metode WASPAS. 1970, 459–465.
- Suryanti, C., Rohman, M. G., Informatika, T., Teknik, F., & Lamongan, U. I. (2024). Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN. 8(1), 34–41.
- Zakariya, M. A., Astiningrum, M., & Syulistyo, A. R. (2020). Identifikasi Kualitas Biji Jagung Manis Layak Jual dari Warna dan Tekstur Menggunakan HSV dan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). Jurnal Informatika Polinema, 7(1), 37–44. <https://doi.org/10.33795/jip.v7i1.439>.
- Pasaribu, S. W., Rajagukguk, E., Sitanggang, M., Rahim, R., & Abdillah, L. A. (2018). Implementasi Multi-Objective Optimization On The Basis Of Ratio Analysis (MOORA) Untuk Menentukan Kualitas Buah Mangga Terbaik. 5(1), 50–55.
- Darmawan, S., Bahari, P., Latifa, U., Teknik, F., Karawang, U. S., Vision, C., Learning, D., & Arthur, M. S. (2023). KLASIFIKASI BUAH SEGAR MENGGUNAKAN TEKNIK COMPUTER VISION. 7(3), 1567–1573.
- Ezar, M., Rivan, A., Arman, M., Kennedy, W., Ezar, M., Rivan, A., Arman, M., Kennedy, W., Arman, M., & Kennedy, W. (2021). PENENTUAN KUALITAS BUAH PEPAYA CALIFORNIA MENGGUNAKAN METODE K-NN. 6(1), 1–8.
- “Badan Pusat Statistik.” <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjLjMg==/production-of-fruits.html> (accessed Jun, 06, 2023)
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna Dan Glcm Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan. Jurnal Informatika Polinema, 8(3), 63–68.
- Fadjeri, A., Saputra, B. A., Ariyanto, D. K. A., & Kurniatin, L. (2022). Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital. Jurnal Ilmiah Sinus (JIS) Vol, 20(2).
- Agung, A. S., Dirgantara SR, A. F., Hersyam, M. S., Kaswar, A. B., & Andayani, D. D. (2023). CLASSIFICATION OF TOMATO QUALITY BASED ON COLOR FEATURES AND SKIN CHARACTERISTICS USING IMAGE PROCESSING BASED ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. Jurnal Teknik Informatika (Jutif), 4(5), 1021-1032.
- A.Fadjeri, L. Kurniatin, D. K. Adri Ariyanto, and B. A. Saputra, “Analisis Perbandingan Hasil Pengolahan Citra Asli Dan Cropping Untuk Mengidentifikasi Karakteristik Tanaman Selada Menggunakan Metode Morfologi Dan Ekstrasi Ciri,” J. Ilm. SINUS, vol. 21, no. 1, p. 73, 2023, doi: 10.30646/sinus.v21i1.664.
- Napitu, S., Paramita Panjaitan, R., Nulhakim, P. A., & Khalik Lubis, M. (2023). Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Berdasarkan RGB dan HSV Menggunakan Metode KNN. Jurnal SAINTEKOM, 13(2), 214–221.
- Herman, M., & Kaswar, A. B. (2021). KLASIFIKASI TINGKAT KUALITAS DAN KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN FITUR WARNA MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN. Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems, 2(1), 18-23.
- A.Zendhaf, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu’adah, “Segmentasi Pembuluh Darah pada Fundus Retina Menggunakan Deteksi Tepi dan Operasi Morfologi,” e-Proceeding Eng., vol. 5, no. 3, pp. 5506–5512, 2018.
- Nurhidayati and I. Marzuki, “Deteksi Otomatis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Teknik Klasterisasi Data dan Operasi Morfologi,” J. Energy (Jurnal Ilm. Ilmu-ilmu Tek., vol. 10, no. 1, pp. 25–32, 2020.
- Wijaya, N., & Ridwan, A. (2019). Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors Dengan Ekstraksi Fitur HSV dan LBP. Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer), 8(1), 74-78.
- Rumandan, R. J., Nuraini, R., Sadikin, N., & Rahmanto, Y. (2022). Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), 4(1), 145-154.
- Dinar, L., Suyantohadi, A., & Fallah, M. A. F. (2012). Pendugaan kelas mutu berdasarkan analisa warna dan bentuk biji pala (*Myristica fragrans houtt*) menggunakan teknologi.



Kaswar, A. B., Adiba, F., & Andayani, D. D. (2023). Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Cabai Katokkon Berdasarkan Fitur Warna LAB Menggunakan Artificial Neural Network Backpropagation. *Journal Of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems (JESSI)*, 4(November), 149–157.