

KLASIFIKASI RASA BUAH SALAK BERDASARKAN WARNA DAN BENTUK MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

Chairati Chairati^{*1)}, Nur Awalia²⁾, Bunga Mawar Jamaluddin³⁾, Andi Baso Kaswar⁴⁾, Sasmita Sasmita⁵⁾

1. Universitas Negeri Makassar, Indonesia
2. Universitas Negeri Makassar, Indonesia
3. Universitas Negeri Makassar, Indonesia
4. Universitas Negeri Makassar, Indonesia
5. Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Jaringan Saraf Tiruan; Klasifikasi; Pengolahan Citra; Rasa Buah; Salak

Keywords: *Artificial Neural Networks; Classification; Image processing; Fruit Flavor; Snakefruit*

Article history:

Received 10 June 2024

Revised 8 July 2024

Accepted 26 August 2024

Available online 1 September 2024

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5289>

* Corresponding author.

Chairati

E-mail address:

chairatirati10@gmail.com

ABSTRAK

Salak (*Salacca zalacca*) merupakan produk pertanian Indonesia yang populer di seluruh nusantara. Salak mempunyai nilai ekonomi yang tinggi dengan perawatan yang sangat penting untuk memperoleh kualitas yang enak. Masih adanya kendala dalam penentuan rasa salak yang masih dilakukan secara manual berdasarkan pengalaman dan pengetahuan petani sehingga menyebabkan terjadinya kesalahan dan ketidakkonsistenan dalam klasifikasi. Pada penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi rasa mangga menggunakan metode saraf tiruan. Namun keakuratannya masih perlu ditingkatkan. Oleh karena itu, klasifikasi buah salak dilakukan dengan menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan (ANN). Beberapa skenario pelatihan dan pengujian dilakukan untuk memilih kombinasi fitur dengan akurasi tinggi dan waktu komputasi tercepat. Diperoleh kombinasi dari tiga fitur yang paling banyak digunakan yaitu fitur bentuk dan warna RGB. Berdasarkan hasil pemeriksaan 160 citra latih, akurasi mencapai 100% dengan waktu komputasi 512,443 detik untuk seluruh citra. Sementara itu, hasil pengujian 40 gambar uji mencapai akurasi 100%, dan waktu perhitungan seluruh gambar adalah 321,389 detik. Oleh karena itu, dapat dinyatakan bahwa metode yang diterapkan berfungsi sempurna dalam mengklasifikasi gambar salak berdasarkan warna dan bentuknya.

ABSTRACT

Salak (*Salacca zalacca*) is an Indonesian agricultural product that is popular throughout the archipelago. Salak has high economic value and care is very important to obtain delicious quality. There are still obstacles in determining the taste of salak which is still done manually based on the experience and knowledge of farmers, causing errors and inconsistencies in classification. In previous research regarding classification of mango taste using artificial neural methods. However, the accuracy still needs to be improved. Therefore, the classification of salak fruit was carried out using an artificial neural network (ANN) algorithm. Several training and testing scenarios are performed to select feature combinations with high accuracy and fastest computing time. A combination of the three most widely used features is obtained, namely the shape and RGB color features. Based on the results of examining 160 training images, the accuracy reached 100% with a computing time of 512.443 seconds for all images. Meanwhile, the test results of 40 test images achieved 100% accuracy, and the calculation time for all images was 321.389 seconds. Therefore, it can be stated that the method applied functions perfectly in classifying salak images based on color and shape.

I. PENDAHULUAN

Salak merupakan salah satu produk pertanian Indonesia yang sangat populer di seluruh nusantara. Diantaranya salak condet, salak pondoh, salak enrekang, salak nangka, salak bali, salak kersian, salak suwar dan salak ambarawa. Ada banyak jenis salak yang berbeda seperti padang dan saidong puan, salak nglumut, rose kulit, bangkok kulit [1]. Buah salak mempunyai satu keistimewaan yang membedakannya dengan buah lainnya yaitu kulit bersisik [3].

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi salak di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 1,4 juta ton. Jumlah tersebut mengalami peningkatan sebesar 25,4% dari tahun sebelumnya menjadi 1,12 juta ton [2]. Buah salak memiliki kandungan nutrisi yang tinggi, seperti 100 gram salak mengandung 20,90 gram karbohidrat, 0,40 gram protein, 28 mg kalsium, 18 mg fosfor, 0,04 mg vitamin B, 2 mg vitamin C, dan 77,0 mg kalori. Berdasarkan beberapa kandungannya, buah salak mungkin menawarkan manfaat seperti menurunkan kadar kolesterol, memutihkan kulit, dan sifat antibakteri [9]. Akan tetapi, untuk mendapatkan manfaat yang maksimal serta rasa yang maksimal, sangat dibutuhkan buah salak dengan kualitas yang baik dari segi tingkat kematangan dan rasa buah salak.

Kulit salak menjadi standar petani dalam menilai kualitas buah salak. Buah salak berwarna kecoklatan dan teksturnya bersisik. Masih terdapat beberapa permasalahan, yaitu klasifikasi rasa buah salak dilakukan secara manual berdasarkan pengalaman dan pengetahuan petani sehingga menyebabkan ketidakakuratan dan inkonsistensi dalam klasifikasi. Petani dengan pengalaman yang lebih sedikit mungkin mendapatkan harga yang lebih rendah untuk buah salak mereka karena klasifikasinya tidak akurat. Selain itu, kurangnya teknologi dan infrastruktur untuk mendukung klasifikasi rasa buah salak yang lebih akurat dan efisien [3]. Maka diperlukan suatu sistem yang mampu membedakan rasa manis dan asam dari buah salak. Dengan memanfaatkan kemajuan dalam ilmu pengetahuan, terutama kecerdasan buatan dan teknologi pengolahan gambar digital mungkin dapat menghasilkan sistem yang dapat membedakan rasa buah salak.

Menurut penelitian sebelumnya, telah dilakukan penelitian terkait “*Improvement of Convolutional Neural Network Accuracy on Salak Classification Based Quality on Digital Image*” hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN keluaran empat kelas mengalami peningkatan akurasi sebesar 22,72% dari 70,70% menjadi 93,42%, dan model CNN keluaran dua kelas mengalami peningkatan akurasi sebesar 13,29% dari 81,45% menjadi 94,74% [16]. Penelitian lain yaitu “*Klasifikasi Rasa Buah Jeruk Pontianak Berdasarkan Warna Kulit Buah Jeruk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor*” yaitu variabel yang digunakan adalah RGB, dimana hasil pemisahan warna kulit jeruk digunakan untuk menentukan rasa dari jeruk. Nilai rata-rata rasa manis yaitu merah = 120,916, hijau = 99,5, biru = 37,875, merah asam = 92,588, hijau = 110,117, biru = 15,823 dan merah muda = 85,176, hijau = 122,294, biru = 21,823. Berdasarkan pengujian terhadap 30 buah jeruk, nilai k terbaik adalah k=11 dengan presisi serta hasil pengujian dari 30 buah jeruk didapatkan nilai k terbaik adalah k = 11 dengan akurasi sebesar 80%. [6]. Penelitian lain yaitu “*Identifikasi Rasa Buah Mangga Gedong Gincu Cirebon Berdasarkan Citra Red-Green-Blue menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*” menggunakan metode seperti pengambilan sampel citra, ekstraksi citra, normalisasi, tahap pelatihan menggunakan ANN, tahap pengujian, perhitungan akurat. Data pelatihan mencakup 75 kumpulan data, termasuk 25 data tipe asam, 25 data tipe sedang, dan 25 data tipe lunak. Data yang diuji mewakili 15 data yang meliputi 5 data tipe asam, 5 data tipe sedang, dan 5 data tipe manis. Akurasi 66,6% dicapai pada epoch 2500 ketika terdapat 2 neuron di lapisan tersembunyi.

Kemudian pada penelitian yang menunjukkan bahwa jaringan saraf tiruan dengan metode *learning vector quantization* dapat mengklasifikasikan salak unggul dengan tingkat akurasi yang tinggi. Akurasi klasifikasi tertinggi yang dicapai adalah 92,5% untuk data uji dan 91,66% untuk data latih [5]. Selanjutnya penelitian yang membahas “*Ekstraksi Fitur Citra Buah Salak Untuk Penentuan Mutu Buah Salak Menggunakan Pengolahan Citra Digital*”. Menggunakan 100 sampel buah salak yang diklasifikasikan menjadi 3 kelas mutu baik, sedang dan jelek yang memperoleh akurasi sebesar 82,22% [10]. Penelitian selanjutnya membahas arsitektur pembelajaran transfer VGG16 untuk mengklasifikasikan kualitas buah salak yang menghasilkan akurasi tinggi 95,83% [7]. Namun, pada penelitian ini akan menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) sebagai metode klasifikasi untuk mengatasi kekurangan dari penelitian sebelumnya yang menggunakan teknik pengolahan citra dan algoritma klasifikasi tradisional seperti K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Support Vector Machines (SVM). Algoritma klasifikasi tradisional ini terbukti kurang efektif dalam menangani variasi warna dan tekstur kulit salak sebagai indikator rasa. Meskipun metode sebelumnya berhasil meningkatkan akurasi, mereka cenderung memerlukan fitur yang lebih sederhana dan tidak dapat menangani kompleksitas data secara optimal. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan hubungan antara rasa buah dan warna dan bentuk kulit salak. penelitian ini juga telah memanfaatkan kemampuan JST yang lebih unggul dalam mempelajari pola non-linear dan kompleks. Penggunaan arsitektur JST yang lebih canggih dan metode preskriptif adalah beberapa pendekatan baru yang ditawarkan dalam penelitian ini. Sehingga

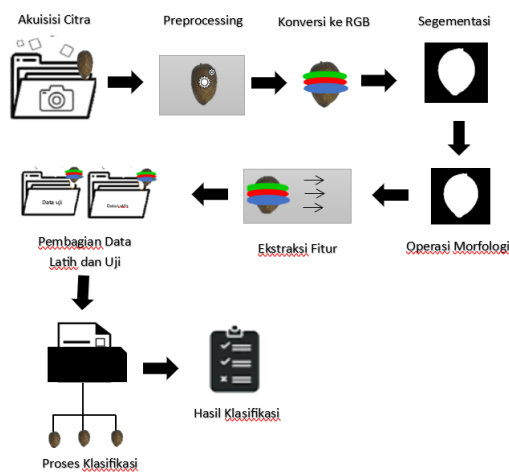
dapat menyimpulkan bahwa penelitian kali ini akan menggunakan metode klasifikasi rasa buah salak berdasarkan warna dan bentuk menggunakan jaringan syaraf tiruan berbasis pengolahan citra digital. Metode ini mencakup 7 langkah utama yaitu pengumpulan citra, prapemrosesan, segmentasi menggunakan *otsu thresholding*, operasi morfologi, ekstraksi fitur warna dan bentuk, dan klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan.

Hasil akhir dari pengukuran tersebut berupa pengklasifikasian buah salak yang dibagi dalam 2 kelas, yaitu manis dan asam berdasarkan 2 kriteria penilaian yaitu warna dan bentuk. Salak matang memiliki sisik yang lebih besar dan berukuran sedang dengan sebaran warna gelap dan terang yang merata pada kulit dan sebagian besar berwarna cerah [7]. Selain tahapan metode yang diusulkan dalam mengklasifikasikan rasa buah salak melalui citranya tanpa mencicipi buahnya secara langsung.

Oleh karena itu, diharapkan penelitian ini dapat menghilangkan kesubjektifan dan ketidakkonsistenan ketika melakukan klasifikasi rasa buah salak secara manual sehingga dapat menguntungkan baik dari pihak pembeli, penjual, maupun petani buah salak.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan beberapa langkah secara berurutan, yang meliputi pengumpulan citra, prapemrosesan, segmentasi menggunakan *otsu thresholding*, operasi morfologi, ekstraksi fitur serta klasifikasi warna dan bentuk. Gambar 1 menampilkan contoh dari langkah-langkah ini.



Gambar 1. Tahapan Metode

A. Akuisisi Citra

Di bagian ini, data dari set gambar buah salak dikumpulkan. Seperti pada Gambar 2 yang merupakan contoh hasil akuisisi citra. Terdapat 200 buah citra dataset yang diambil, dimana terdiri dari 100 buah citra salak dengan rasa manis dan 100 buah citra salak dengan citra rasa asam.



Gambar 2. Hasil akuisisi citra

Akuisisi gambar dilakukan menggunakan kamera Sony ILCE-6000, diatur secara manual ke ISO 800, panjang fokus 27 mm, waktu pencahayaan 1/30 detik, *F-Stop* f/19, dan tanpa *flash*. Gambar yang dihasilkan berukuran 6000×3376 piksel dengan resolusi 360 dpi. Selain itu menggunakan *background* berwarna putih yang ditempatkan

pada kotak berisi cahaya, dan pada bagian atas kotak terdapat lubang kamera yang mengambil gambar objek di dalamnya. Jarak subjek bayangan dengan benda adalah 40 cm dari garis vertikal.

Hal tersebut digunakan untuk memastikan bahwa hasil pencitraan stabil dan tidak terpengaruh oleh perubahan relatif dalam kebisingan atau intensitas cahaya.

B. Preprocessing

Tahap selanjutnya adalah *preprocessing*. Pada fase ini, dataset yang telah diperoleh akan diolah secara visual untuk meningkatkan kualitas gambarnya, sehingga mempermudah proses berikutnya. Gambar akan diubah menjadi 3 saluran RGB, yaitu saluran merah, hijau, biru. Saluran biru dipilih karena salak cenderung ke warna biru sehingga digunakan hingga tahap terakhir proses klasifikasi.

C. Segmentasi

Segmentasi citra merupakan suatu proses pengolahan citra yang bertujuan untuk memisahkan bagian objek dari latar belakang, sehingga objek tersebut dapat dianalisis dengan lebih baik. Hal ini memungkinkan identifikasi objek yang terkait dengan berbagai persepsi visual yang berbeda [8]. Metode segmentasi digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Threshold Otsu* [14]. Citra ini dipilih karena memiliki tingkat perbedaan warna yang cukup tinggi antara objek dan *background*. Metode *Otsu* yaitu dengan mencari nilai *threshold* atau titik potong yang paling tepat secara otomatis pada histogram citra untuk membedakan area objek dan *background*. Prosedur penentuan nilai ambang *Otsu* dilakukan dengan menganalisis histogram dari saluran biru yang telah dipilih selama tahap pra-pemrosesan. *Otsu* secara otomatis menetapkan titik pemisah terbaik yang memaksimalkan kontras antara dua kategori piksel, yaitu objek dan latar belakang. Kriteria khusus yang diterapkan dalam penelitian ini adalah pengurangan varians dalam kelas yang sama.

Penelitian ini dimulai dengan melakukan segmentasi dengan mengamati histogram citra saluran biru yang telah dipilih saat proses pra-pemrosesan sebelumnya. Terdapat tingkat perbedaan warna antara objek dari *background* yang mengakibatkan terbentuknya dua area utama yang menghasilkan piksel berwarna putih untuk *background* dan piksel warna hitam untuk area objek. Sehingga pada tahap ini terdapat perbedaan antara objek dengan *background*. Namun, masih memiliki banyak *noise*.

Selanjutnya menggunakan operasi pembalikan citra untuk membalik objek dan *background* [18].

D. Morfologi

Tahap morfologi adalah proses untuk mendapatkan struktur atau objek sesuai yang diharapkan [11]. Operasi morfologi menggabungkan piksel dari wilayah latar belakang ke wilayah objek dan sebaliknya [12]. Dalam penelitian ini, digunakan tahapan morfologi dalam membersihkan *noise* seperti *dilasi*, *hole filling*, *erosi* dan *bwareaopen*.

Erosi mengacu pada pengurangan jumlah piksel dalam suatu gambar sehingga objek dalam gambar menjadi lebih kecil selama penghapusan untuk menjadi bagian dari *background*. *Dilasi* merupakan kebalikan dari *erosi*, yaitu perluasan piksel-piksel gambar dengan menghubungkan titik-titik latar belakang menjadi bagian dari suatu objek. Digunakan untuk menampung dan menutup celah pada bagian permukaan objek gambar. Elemen struktur yang digunakan untuk proses dilatasi dan *erosi* memiliki bentuk bujur sangkar dengan dimensi 3x3 piksel. Pemilihan dimensi dan bentuk ini didasarkan pada pertimbangan untuk mengurangi *noise* sekaligus menjaga bentuk objek yang diinginkan. Tahap akhir, menggunakan operasi *bwareaopen* untuk menghapus objek pada gambar yang berdasarkan pada batasan yang ditentukan.

Hasil dari proses ini adalah gambar segmentasi yang tajam antara objek dan latar belakang, yang ciri-cirinya dibagi menjadi parameter-parameter pada saat proses klasifikasi.

E. Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur merupakan langkah yang dilakukan untuk mengekstraksi nilai fitur, khususnya hasil segmentasi dan operasi morfologi seperti warna dan bentuk dari *eigenimage* proses sebelumnya. Fitur yang dipilih harus cocok dan menjelaskan parameter dengan tepat yang berbeda dalam proses klasifikasi untuk setiap kelas gambar yang direkam [19]. Dalam studi ini, parameter ditentukan oleh sifat-sifat warna dan bentuk. Selanjutnya dilakukan proses untuk mengekstrak fitur merah, hijau, dan biru khusus untuk wilayah objek tersebut. Kemudian setiap saluran mencari rata-rata dari serangkaian nilai tersebut. Rata-rata nilai untuk setiap saluran warna (RGB) ditentukan dengan menjumlahkan intensitas semua piksel di masing-masing saluran, lalu membaginya dengan total jumlah piksel yang ada. Sebelum menghitung rata-rata, data dinormalisasi terlebih dahulu untuk memastikan bahwa nilai intensitas piksel berada dalam rentang yang seragam, yaitu antara 0 dan 1 [13].

Sedangkan berdasarkan pada fitur bentuk yaitu menggunakan *area*, *perimeter*, *metrik* dan *eccentricity*. Fitur ini untuk mengklasifikasikan rasa buah salak yaitu manis dan asam.

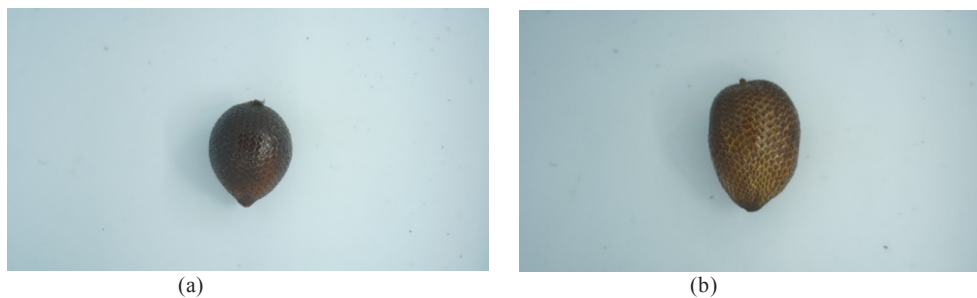
F. Klasifikasi

Klasifikasi rasa buah salak berupa manis dan asam yaitu berdasarkan warna dan tekstur kulit. Dataset yang telah diperoleh kemudian dibagi sebesar 80% untuk data pelatihan 20% untuk data pengujian. Dimana data pelatihan disediakan untuk tujuan menciptakan suatu model klasifikasi pengujian, dan pengujian data digunakan untuk membuktikan kinerja model.

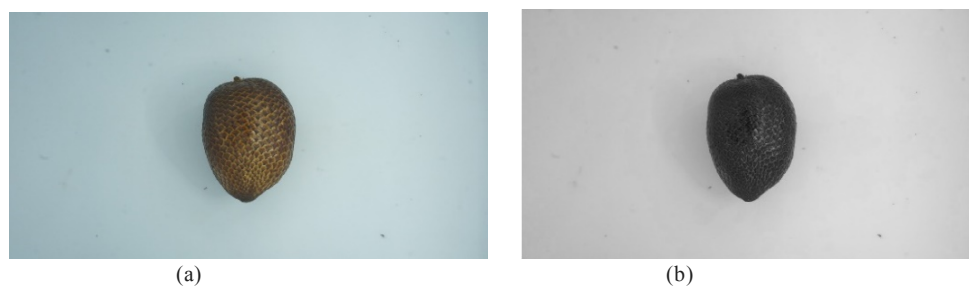
Metode yang dikenal sebagai jaringan saraf tiruan JST yang menggunakan algoritma *backpropagation feedforward*. Selain itu, lapisan masukan yang terdiri dari tujuh neuron masukan yang didasarkan pada karakteristik yang diekstraksi sebelumnya juga digunakan. [19]. Lalu terkandung lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Lapisan tersembunyi pertama memiliki 10 neuron dan lapisan kedua memiliki 5 neuron. Lapisan keluaran kemudian menggunakan satu neuron dengan fungsi aktivasi linier. Model pelatihan *Levenberg-Marquardt* digunakan [20]. Desain jaringan saraf buatan yang diterapkan terdiri dari tiga Tingkat yaitu satu tingkat masukan, dua tingkat tersembunyi, dan satu tingkat keluaran. Lapisan yang tidak terlihat terdiri dari 64 dan 32 neuron, menggunakan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) yang dipilih sebagai solusi untuk mengatasi *isu vanishing gradient*. Lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk mengelompokkan data ke dalam dua kategori yaitu rasa manis dan rasa asam. Kemudian pada proses pelatihan neural network dilaksanakan selama *100 epoch*, dengan laju pembelajaran awal sebesar 0.001. Tingkat pembelajaran ini ditentukan melalui percobaan awal guna mencari nilai yang paling sesuai, sehingga memungkinkan proses konvergensi yang stabil selama proses pelatihan.

Pada saat yang sama, *root mean square error* (RMSE) dan kesalahan klasifikasi (ME) digunakan untuk mengevaluasi kinerja.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 3. Citra salak (a) asam dan (b) manis



Gambar 4. Gambar salak (a) gambar asli (b) channel B

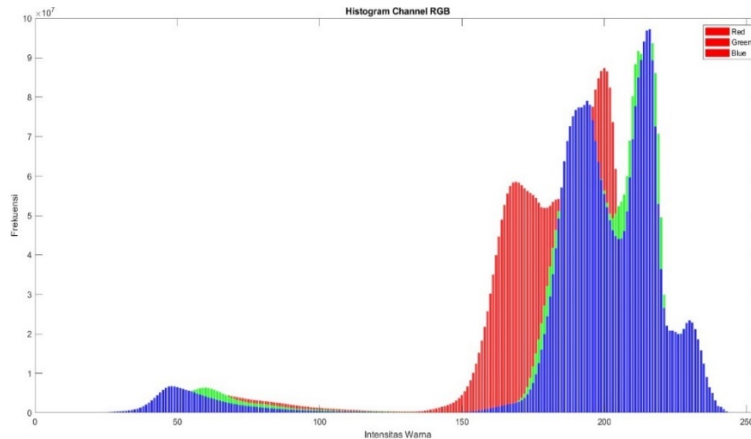
Pada penelitian ini akan membagi buah salak kedalam dua kelas yaitu asam dan manis yang terdiri dari 100 buah citra di setiap kelas. Berikut ini adalah hasil dari akuisisi citra berdasarkan kelas.

Gambar 3 menunjukkan perbedaan antara salak asam dan juga salak asam yang memiliki warna kulit gelap dan salak manis memiliki warna cerah. Berdasarkan pada teksturnya, salak asam memiliki tekstur kulit yang berduri halus dibandingkan dengan salak manis. Pada jeruk manis memiliki sisik salak yang lebih besar dibandingkan salak asam.

Perubahan kondisi pencahayaan dapat mempengaruhi hasil klasifikasi, karena gambar yang dihasilkan menjadi tidak konsisten, terutama dari segi intensitas warna yang merupakan salah satu ciri utama klasifikasi salak. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini menggunakan light box dengan latar belakang putih dan pengaturan

kamera yang konsisten untuk meminimalkan variasi pencahayaan. Namun, variasi iluminasi yang signifikan masih diketahui dapat memengaruhi keakuratan model, terutama jika kondisi iluminasi selama pengambilan gambar uji berbeda dengan kondisi iluminasi selama pelatihan.

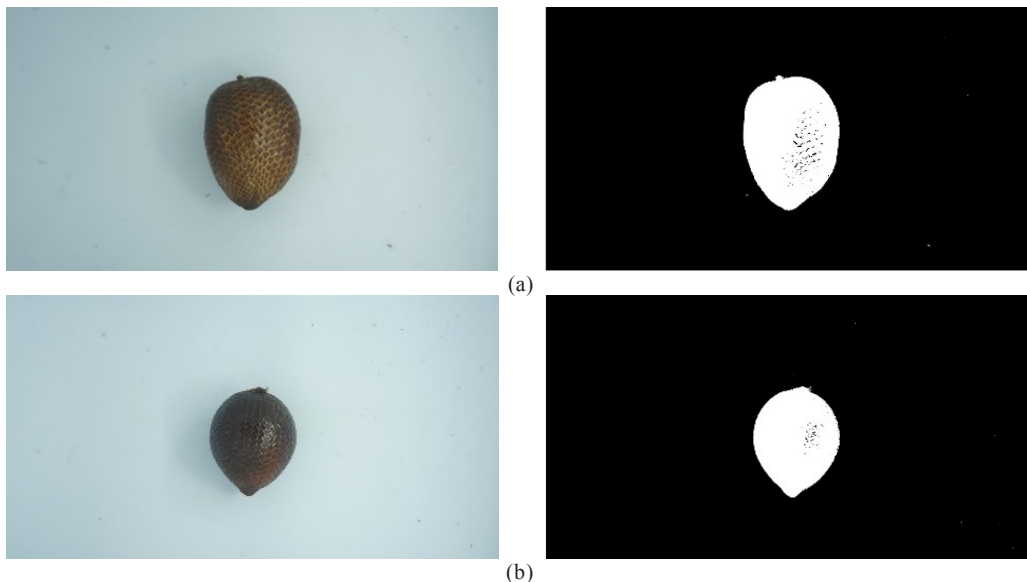
Selanjutnya tahap Preprocessing citra. Pertama yaitu konversi citra asli ke warna RGB pada setiap channel yaitu R, G, B seperti pada Gambar 4. Pada channel B menunjukkan kontras warna yang lebih bagus dan cerah. Sehingga, pada tahap segmentasi akan digunakan citra objek salak channel B.



Gambar 5. Histogram Channel RGB

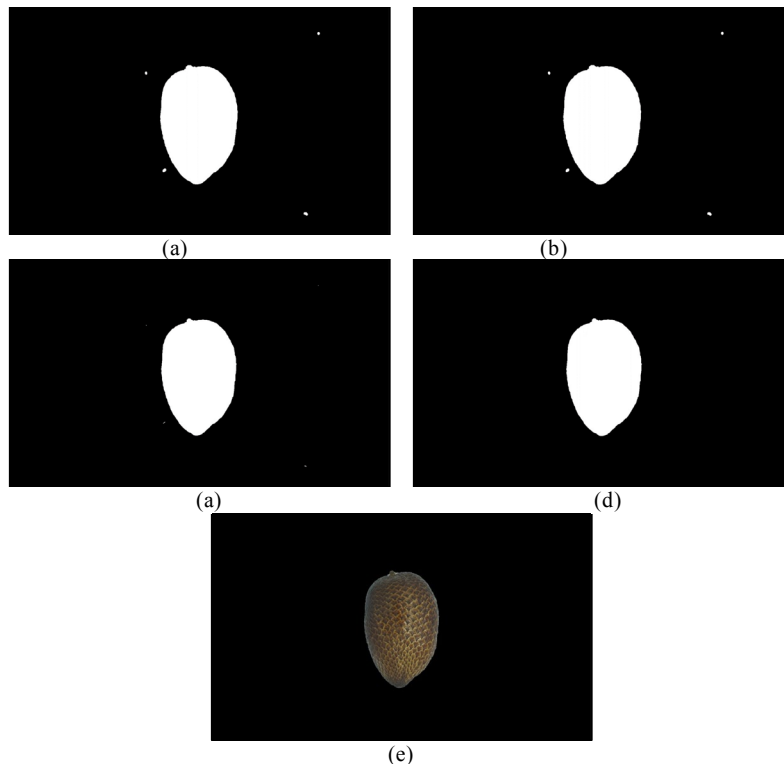
Berdasarkan histogram pada Gambar 5, Histogram saluran R berwarna merah menunjukkan sebaran piksel pada saluran G, histogram saluran B berwarna biru menunjukkan sebaran piksel pada saluran B. Histogram setiap saluran menunjukkan perbandingan yang cukup jelas. Sebagai perbandingan, sebaran piksel pada saluran B lebih merata dibandingkan pada saluran R dan G. Sebagai perbandingan, sebaran piksel pada saluran B lebih tersebar dibandingkan sebaran pada saluran R dan G. Tingginya histogram biru menunjukkan sebaran piksel objek dan rendahnya histogram menunjukkan latar belakang.

Dapat disimpulkan bahwa objek salak pada saluran B mempunyai *contrast* yang lebih jelas seperti terlihat pada Gambar 4b.



Gambar 6. Hasil segmentasi (a) manis dan (b) asam

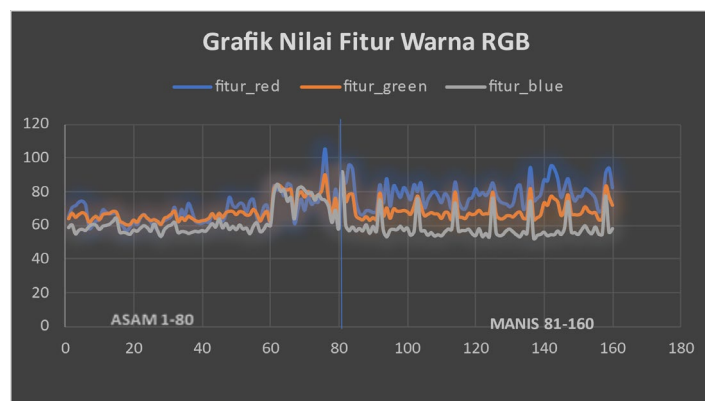
Selanjutnya adalah tahap segmentasi memperoleh hasil seperti pada gambar 6. Ini menunjukkan bahwa sistem sudah dapat membedakan antara objek dan *background*. Area berwarna putih menunjukkan objek dan area berwarna hitam menunjukkan *background*. Terdapat titik-titik putih di area di sekitar *background* yang merupakan *noise* atau objek yang tidak dihitung sebagai objek. Pada hasil segmentasi masih terdapat *noise* yang dapat berpengaruh di keakuratan sistem pada saat mengklasifikasikan salak asam dan manis.



Gambar 7. Gambar hasil segmentasi (a) dilasi, (b) hole filling, (c) erosi, (d) bwareaopen, (e) citra asli RGB

Hasil segmentasi yang buruk dapat mengurangi keakuratan ekstraksi fitur dari gambar. Dengan demikian, untuk mendapatkan hasil segmentasi yang optimal dan ekstraksi fitur yang tepat, diperlukan untuk melakukan operasi morfologi pada hasil segmentasi tersebut. Operasi morfologi yang digunakan mencakup dilasi, pengisian lubang, erosi, dan penghapusan area kecil.

Seperti pada Gambar 7 yang merupakan rangkaian operasi morfologi yang digunakan untuk menghilangkan noise. Pada gambar 7a merupakan tahapan awal yang masih mempunyai titik-titik noise di dalamnya. Kemudian, dilakukan operasi *hole filling* sehingga mendapatkan hasil seperti pada gambar 7b. Setelah melewati operasi *hole filling*, tahap operasi selanjutnya adalah *erosi* yang memperoleh hasil noise yang jauh lebih sedikit. Tahap akhir adalah operasi *bwareaopen* yaitu semua objek kecil yang terdeteksi telah dihilangkan. Sehingga, diperoleh hasil segmentasi dan morfologi yang bersih yang dapat membedakan objek dan latar belakang, yaitu Objek salak berwarna putih dan latar belakang berwarna hitam. Setelah diperoleh hasil segmentasi, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur, khususnya fitur warna dan bentuk.

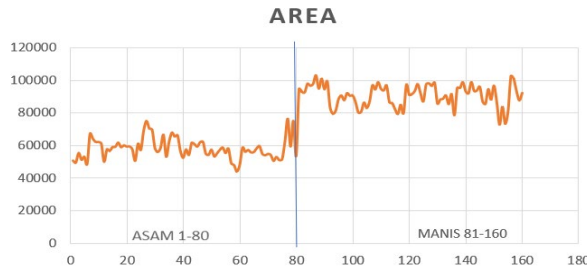


Gambar 8. Grafik nilai warna channel RGB

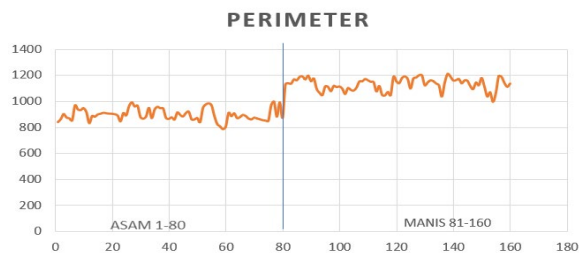
Berdasarkan grafik yang menampilkan fitur warna RGB pada gambar 8, terdapat perbedaan antara grafik R dan G pada salak asam dan manis. Pada grafis asam grafiknya cenderung lebih stabil dibandingkan pada grafik pada salak manis. Perubahan grafis dilakukan berdasarkan distribusi piksel setiap saluran RGB.

Pada penelitian ini, nilai hyperparameter seperti jumlah neuron pada setiap lapisan dan nilai learning rate ditentukan melalui proses trial-and-error berdasarkan literatur terkait. Misalnya, jumlah neuron pada lapisan

tersembunyi diatur menjadi 50 neuron. Hal ini karena memastikan keseimbangan yang baik antara kompleksitas model dan waktu komputasi. Kecepatan pembelajaran ditetapkan ke 0,001 untuk memastikan konvergensi yang stabil selama proses pelatihan tanpa menyebabkan fluktuasi dalam proses pembelajaran model. Metode ini mengikuti pendekatan umum dalam optimasi jaringan syaraf tiruan, dimana pemilihan hyperparameter dilakukan dengan mencoba konfigurasi yang berbeda dan memilih salah satu yang memberikan hasil terbaik.

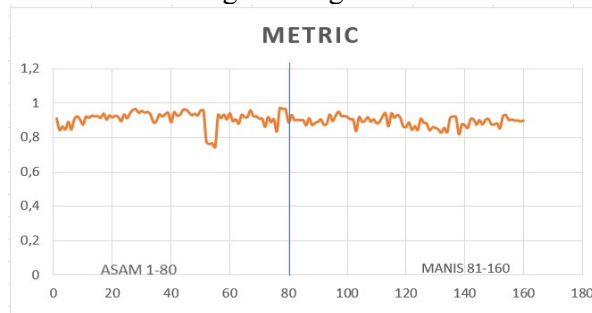


Gambar 9. Grafik nilai fitur bentuk area



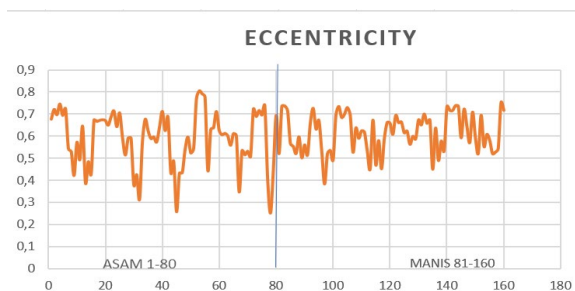
Gambar 10. Grafik nilai fitur bentuk perimeter

Selain itu, terdapat perbedaan antara luas dan keliling, seperti yang ditunjukkan oleh grafik pada Gambar 9 dan 10. Salak manis memiliki grafik yang lebih tinggi dari pada salak asam. Terjadinya naik turun grafik di kelas asam dan manis disebabkan oleh berbagai variasi dalam ukuran dan bentuk objek yang berada di kelas tersebut. Artinya semakin tinggi grafik pada tabel salak manis menunjukkan bahwa salak manis cenderung berukuran lebih besar dan bulat serta bentuknya lebih simetris dibandingkan dengan salak asam.



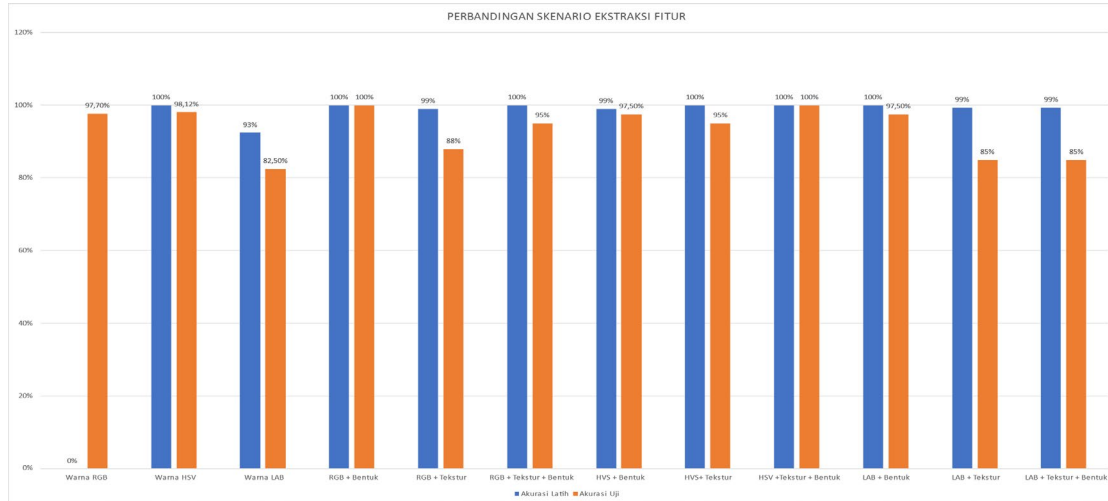
Gambar 11. Grafik nilai fitur bentuk metric

Gambar 11 menunjukkan bahwa salak asam dan manis memiliki bentuk grafik yang hampir identik. Hal ini disebabkan oleh fakta bahwa tujuan dari pengukuran histogram ini adalah untuk mengidentifikasi bentuk gambar yang ditangkap. Nilai metrik berkisar antara 0 dan 1. Semakin dekat angka 1 dengan objek, semakin bulat [17].



Gambar 12. Grafik nilai fitur bentuk eccentricity

Dari grafik pada Gambar 12 terlihat perbedaan antara salak asam dan salak manis. Pada salak asam memiliki bentuk grafik yang runcing ke bawah. Eksentrisitas adalah nilai perbandingan jarak antara fokus *elips* kecil dan fokus *elips* besar suatu benda. Nilai eksentrisitas berkisar dari 0 hingga 1. Benda memanjang/hampir lurus mempunyai nilai eksentrisitas mendekati 1, dan benda berbentuk lingkaran/melingkar mempunyai nilai eksentrisitas mendekati 0.



Gambar 13. Grafik perbandingan akurasi untuk pelatihan dan pengujian skenario ekstraksi fitur

Setelah seluruh fitur berhasil diekstraksi, skenario pelatihan dan pengujian kemudian akan dijalankan menggunakan kombinasi tiga fitur yang tersedia. Tujuannya adalah untuk menemukan kombinasi fitur paling canggih dengan akurasi tinggi dan kecepatan komputasi tercepat seperti Gambar 13 yang menunjukkan tabel perbandingan yang tepat.

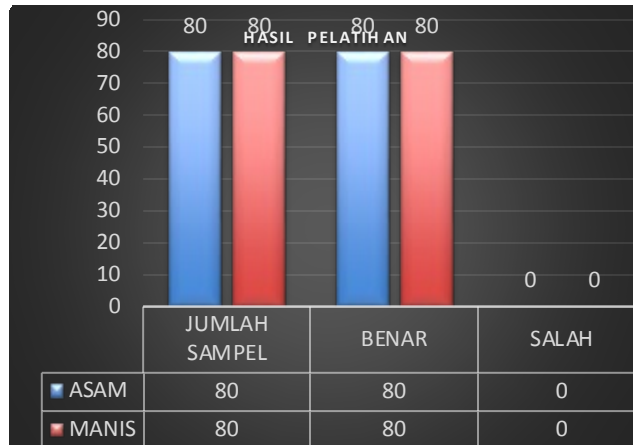
Hasil perbandingan skenario yang ditunjukkan pada diagram di atas menunjukkan bahwa semua skenario cukup akurat. Ini disebabkan oleh fakta bahwa metode dan parameter pengukuran skenario sesuai dengan gambar yang diambil. Ada dua skenario yang diketahui dari kombinasi pelatihan dan pengujian yang mencapai hasil akurasi 100% yaitu pada skenario 6 (RGB + Bentuk) dan skenario 9 (HSV + Tekstur + Bentuk), namun kedua skenario versi ini mempunyai waktu perhitungan yang berbeda. Dari segi waktu komputasi, presisi, recall, seluruh perhitungannya ditunjukkan pada Tabel I.

Tabel I
Tabel Skenario kombinasi fitur

No	Fitur	Akurasi		Recall		Precision		Waktu Komputasi	
		Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji
1	RGB	93,75%	97,70%	94%	98%	94%	94%	749.164	211.663
2	HSV	100%	98,12%	100%	98%	100%	100%	665.609	968.732
3	LAB	93%	92,50%	93%	83%	93%	93%	462.152	97.210
4	RGB+ Bentuk	100%	100%	100%	100%	100%	100%	512.443	321.389
5	RGB + Tekstur	99%	88%	99%	88%	99%	88%	539.443	236.307
6	RGB + Tekstur + Bentuk	100%	90,00	100%	95%	100%	95%	517.304	369.033
7	HSV + Bentuk	99%	87,50	99%	98%	99%	98%	676.902	247.854
8.	HSV + Tekstur	100%	95%	100%	95%	100%	95%	543.618	92.973
8	HSV + Tekstur + Bentuk	100%	100%	99%	100%	100%	100%	546.994	843.538
9	LAB + Bentuk	100%	97,50%	99%	98%	100%	98%	389.007	313.885
10	LAB + Tekstur	99%	85%	100%	85%	99%	86%	749.891	100.888
11	LAB + Tekstur + Bentuk	99%	85%	100%	85%	99%	85%	389.609	93.957

Berdasarkan pada Tabel 1, untuk scenario RGB+Bentuk mempunyai keseluruhan hasil ekstraksi fitur yang sempurna yaitu 100% dan waktu komputasi paling cepat.

Dengan menggunakan 160 citra latih terhadap fitur warna dan bentuk RGB yang diperoleh hasil pelatihan ditunjukkan pada Gambar 14.



Gambar 14. Grafik hasil pelatihan

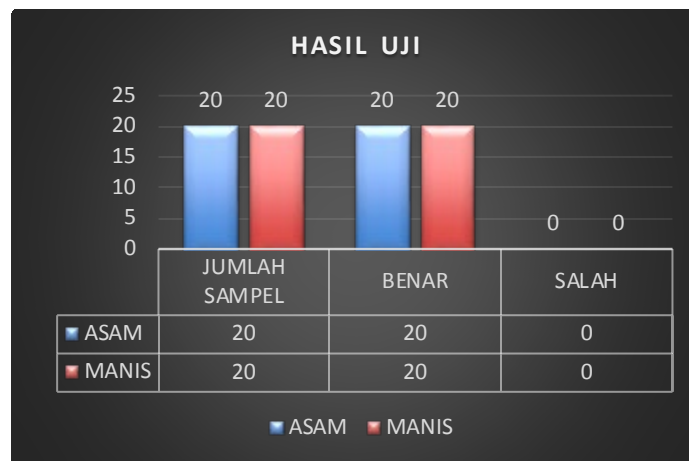
Pada grafik pelatihan pada Gambar 14, terdapat 160 gambar pelatihan yang dibagi menjadi dua kelas yaitu asam dan manis. Klasifikasikan gambar yang dihasilkan dengan 80 benar dan 0 salah. Oleh karena itu, perhitungan akurasi dilakukan seperti pada Tabel II.

Tabel II.
Perhitungan akurasi pelatihan

No	Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Asam	80	80	0	100%	0%
2	Manis	80	80	0	100%	0%
<i>Total</i>		160	160	0	100%	0%

Dengan tingkat keakuratan sempurna 100% dan tingkat kesalahan klasifikasi (ME) yang tidak ada 0%. Setelah berhasil menyelesaikan pelatihan, model JST yang telah dibuat akan dapat digunakan saat menguji gambar-gambar uji.

Saat ini sedang dilakukan pengujian dengan menggunakan model JSV yang telah dilatih sebelumnya. 40 gambar telah diklasifikasikan dan hasil pengujian yang diperoleh dapat dilihat pada Gambar 15.



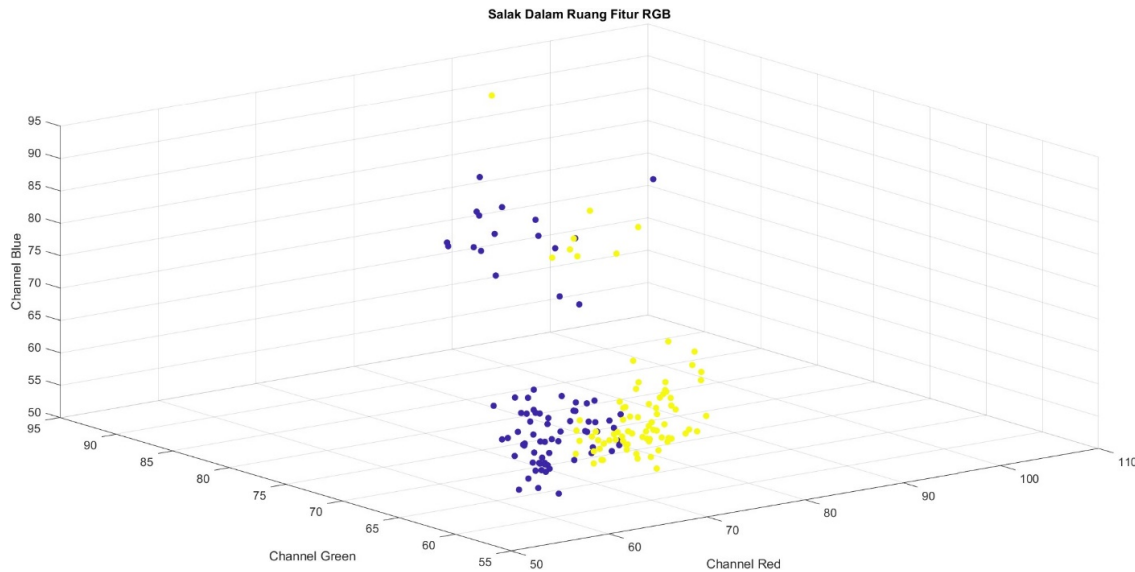
Gambar 15. Grafik hasil pengujian

Berdasarkan grafik pada Gambar 15, terdapat 40 citra uji dengan 2 kelas manis dan asam. Hasil dari klasifikasi adalah citra benar yaitu 20 dan salah 0. Kemudian dilakukan perhitungan seperti pada Tabel III.

Tabel III. Perhitungan akurasi pengujian

No	Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Asam	20	20	0	100%	0%
2	Manis	20	20	0	100%	0%
<i>Total</i>		40	40	0	100%	0%

Dengan tingkat akurasi total seratus persen dan kesalahan klasifikasi (ME) nol, pelatihan dianggap berhasil. Dengan demikian, model ANN yang dibangun dapat digunakan saat memeriksa gambar uji. Distribusi kelas dalam ruang RGB ditunjukkan pada Gambar 16.



Gambar 16. Penyebaran ruang fitur RGB.

Data dari pelatihan menunjukkan bahwa ketika kita membuat grafik scatter plot dari fitur RGB, sebaran tersebut dapat diklasifikasikan ke dalam dua tingkat rasa, yaitu manis dan asam, dengan 160 gambar sebagai dasarnya. Berdasarkan hasil dan pembahasan di atas, dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi JST yang telah dikembangkan berhasil dalam mengidentifikasi rasa buah salak secara akurat.

Hasil penelitian ini menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode lain seperti K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Support Vector Machine (SVM). Pada penelitian yang menggunakan arsitektur VGG16 untuk mengklasifikasikan kualitas buah salak, akurasi yang dicapai adalah 95,83%.

Melalui penelitian ini, kami berhasil mencapai akurasi yang lebih tinggi, yakni 100%, dengan waktu komputasi yang lebih efisien. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini lebih unggul dibandingkan metode sebelumnya (klasifikasi buah salak) dalam menangani kompleksitas data dan variasi warna dan tekstur kulit salak yang ditampilkan.

Dengan menerapkan metode klasifikasi berbasis jaringan syaraf tiruan, proses penentuan kualitas buah salak dapat dilakukan dengan lebih konsisten dan obyektif sehingga mengurangi ketergantungan terhadap pengalaman subjektif petani. Hal ini meningkatkan kepercayaan konsumen terhadap kualitas produk dan memungkinkan standar kualitas yang lebih tinggi di seluruh industri. Teknologi ini juga berpotensi untuk diintegrasikan ke dalam sistem otomasi pertanian untuk mengurangi biaya tenaga kerja dan meningkatkan efisiensi produksi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, algoritma jaringan saraf tiruan digunakan untuk mengklasifikasikan rasa buah salak dengan menggunakan karakteristik warna dan bentuk. Hasil pelatihan diperoleh dengan akurasi 100% pada 160 citra latih dan waktu komputasinya 512.443 detik untuk keseluruhan citra. Sedangkan setelah dilakukan pengujian sebanyak terhadap 40 gambar uji, diperoleh tingkat akurasi 100% dan waktu perhitungan sebesar 321.389 detik untuk keseluruhan citranya.

Rekomendasi untuk peneliti yang akan datang adalah untuk memberikan perhatian lebih besar pada proses akuisisi gambar. Lebih baik dan konsisten pemulihannya, semakin baik juga hasil klasifikasinya. Selain itu, diperlukan penelitian yang menggunakan fitur berbeda dan metode klasifikasi lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Utami, C. R. (2018). Karakteristik minuman probiotik fermentasi *Lactobacillus casei* dari sari buah salak. *Jurnal Teknologi Pangan*, 9(1), 1-9.
- [2] "Badan Pusat Statistik." <https://dataindonesia.id/agribisnis-kehutanan/detail/produksi-salak-di-indonesia-mencapai-1-4-juta-ton-pada-2022> (di akses pada 20 maret 2024)

- [3] Astiningrum, M. *et al.* (2019) 'Ekstraksi Fitur Citra Buah Salak Untuk Penentuan Mutu Buah Salak Menggunakan Pengolahan Citra Digital', *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, pp. 205-210.
- [4] Yoga, Wahyu, and I. Gusti Agung Yogi Rabani RS. "Analisis Total Fenol, Total Flavonoid, Dan Total Tanin Pada Produk Minuman Probiotik Sari Buah Salak (Salacca Zalaca Var. Ambonensis): Analysis of Phenol Total, Flavonoid Total, and Tanin Total in Probiotic Beverage Products of Salak Fruit (Salacca Zalaca Var. Ambonensis)." *Pro Food 8.1* (2022): 69-76.
- [5] Fimawahib, L., Lidya, L., & Nurcahyo, G. W. (2019). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Penentuan Salak Unggul dengan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization. *Riau Journal Of Computer Science*, 5(2), 130-136.
- [6] Fadhul Barkah, M. (2020) 'Klasifikasi Rasa Buah Jeruk Pontianak Berdasarkan Warna Kulit Buah Jeruk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor', *Coding: Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 8(1)(01), pp. 55-66.
- [7] Rismiyati, R., & Luthfiarta, A. (2021). Vgg16 transfer learning architecture for salak fruit quality classification. *Telematika: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, 18(1), 37-48.
- [8] Destyningtias B., Heranurweni S. dan T. Nurhayati. 2010. Segmentasi Citra Dengan Metode Pengambangan. *Jurnal ElektriKa*. Vol2, No.1, 2010: 39-49.
- [9] JOSHUA, J., & Sinuraya, R. K. (2018). Keanekaragaman Aktivitas Farmakologi Tanaman Salak (Salacca Zalacca). *Farmaka*, 16(1), 99-107.
- [10] Astiningrum, M., Mentari, M., & Maranatha, Y. G. (2019). Ekstraksi Fitur Citra Buah Salak Untuk Penentuan Mutu Buah Salak Menggunakan Pengolahan Citra Digital. In *Seminar Informatika Aplikatif Polinema* (pp. 205-210).
- [11] Fadjeri, A., Kurniatin, L., Ariyanto, D. K. A., & Saputra, B. A. (2023). Analisis Perbandingan Hasil Pengolahan Citra Asli Dan Cropping dalam Identifikasi Karakteristik Tanaman Selada. *Jurnal Ilmiah Sinus (JIS) Vol*, 21(1).
- [12] Amal, I., Muhammad, M., & Kaswar, A. B. (2022). Sistem Pendeteksi Kematangan Buah Tomat Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal MediaTIK*, 65-69.
- [13] Firlansyah, A., Kaswar, A. B., & Risal, A. A. N. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan JST. *Techno Xplore: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 6 (2), 55-60.
- [14] Anamisa, D. R. (2015). Rancang Bangun Metode OTSU Untuk Deteksi Hemoglobin. *S@ Cies*, 5 (2), 106-110.
- [15] Nurhidayati, N., & Marzuki, I. (2020). Deteksi Otomatis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Teknik Klasterisasi Data dan Operasi Morfologi. *Energy: Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*, 10(1), 25-32.
- [16] Dzulqarnain, M. F., Suprpto, S., & Makhrus, F. (2019). Improvement of convolutional neural network accuracy on Salak classification based quality on digital image. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 13(2), 189-198.
- [17] 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.
- [18] LUTVIA, H. (2016). Pengaruh Variasi Waktu Pembalik (Time Inversion) Terhadap Citra Coronal Studi Pemeriksaan MRI Kepala (Doctoral dissertation, Universitas Airlangga).
- [19] Sari, Y. A., Dewi, R. K., & Faticah, C. (2014). Seleksi fitur menggunakan ekstraksi fitur bentuk, warna, dan tekstur dalam sistem temu kembali citra daun. *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf*, 12(1), 1.
- [20] Yu, H., & Wilamowski, BM (2018). Pelatihan Levenberg – marquardt. Dalam sistem Cerdas (hlm. 12-1). Pers CRC.