

Klasifikasi Kualitas Buah Manggis Berdasarkan Tekstur dan Fitur Warna Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital

¹Muh Raenaldy, ²Faldi Firmansyah, ³Muh Yasin Kadir, ⁴Jessica Crisfin Lapendy, ^{5*}Muh. Akbar

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

Email: muhraenaldy25@gmail.com¹, faldifirmansyah22@gmail.com², mhmmdyasin05@gmail.com³, jessica.c.lapendy@gmail.com⁴, muh.akbarjaya@unm.ac.id^{5*}

ABSTRAK

Masalah dalam proses penyortiran buah manggis di Indonesia adalah masih dilakukan secara manual, mengakibatkan ketidakkonsistenan dan rendahnya akurasi dalam klasifikasi kualitas buah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah manggis secara otomatis menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) berbasis pengolahan citra digital. Metode yang digunakan mencakup enam tahapan: akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode JST dapat mengklasifikasikan buah manggis dalam tiga kelas tingkat kematangan (belum matang, setengah matang, dan matang) dengan akurasi 100% baik pada data latih maupun data uji. Fitur terbaik diperoleh dari kombinasi RGB + tekstur (contrast + homogeneity) dengan waktu komputasi paling efisien (136,61 detik untuk data latih dan 28,13 detik untuk data uji). Metode JST terbukti lebih efektif dibandingkan metode klasifikasi lainnya seperti Naive Bayes dan KNN, khususnya dalam menghadapi data berdimensi tinggi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa sistem klasifikasi berbasis JST dapat diimplementasikan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi penyortiran buah manggis secara industri.

Kata Kunci: Jaringan Syaraf Tiruan, Klasifikasi, Pemrosesan Citra, Kematangan, Manggis

ABSTRACT

A major issue in mangosteen sorting in Indonesia is that it is still performed manually, resulting in inconsistency and low accuracy in fruit quality classification. This study aims to develop an automatic mangosteen ripeness classification system using the Artificial Neural Network (ANN) method based on digital image processing. The method involves six main stages: image acquisition, preprocessing, segmentation, morphological operations, feature extraction, and classification. The results show that the ANN method can classify mangosteen into three ripeness levels (unripe, semi-ripe, and ripe) with 100% accuracy on both training and testing datasets. The best features were obtained from the combination of RGB + texture (contrast + homogeneity), achieving the most efficient computation time (136.61 seconds for training and 28.13 seconds for testing). The ANN method proved more effective than other classification methods such as Naive Bayes and K-Nearest Neighbor (KNN), especially in handling high-dimensional data. This study concludes that an ANN-based classification system can be practically implemented to improve the efficiency and accuracy of industrial-scale mangosteen sorting.

Keywords: Artificial Neural Network, Classification, Image Processing, quality, Mangosteen

1. PENDAHULUAN

Manggis (*Garcinia mangostana* Linn) adalah buah tropis yang dikenal sebagai "Queen of Fruit" dan memiliki potensi besar dalam pasar ekspor. Seiring dengan peningkatan produksi buah manggis di Indonesia, yang mencapai 343.633 ton pada tahun 2022 (BPS, 2023), permintaan terhadap manggis, baik untuk konsumsi domestik maupun ekspor, semakin meningkat. Selain itu, manggis juga memiliki manfaat kesehatan yang signifikan, seperti sifat anti-inflamasi dan antibakteri (Aizat et al., 2019; Bi et al., 2023). Oleh karena itu, potensi pasar manggis di Indonesia dapat dimanfaatkan secara maksimal untuk memenuhi kebutuhan pasar global, namun tantangan dalam proses produksi masih memerlukan perhatian lebih.

Meskipun potensi pasar manggis sangat besar, terdapat permasalahan signifikan dalam proses penyortiran buah setelah panen. Penyortiran buah manggis yang dilakukan secara manual menggunakan kemampuan visual manusia menyebabkan tingkat konsistensi yang rendah dan sering kali tidak akurat, yang berpengaruh pada kualitas hasil akhir (Hariance et al., 2023; Nandi, Tudu, & Koley, 2012). Penggunaan tenaga kerja yang besar juga menjadi kendala dalam mencapai hasil yang optimal (Ananta et al., 2019). Keterbatasan dalam metode

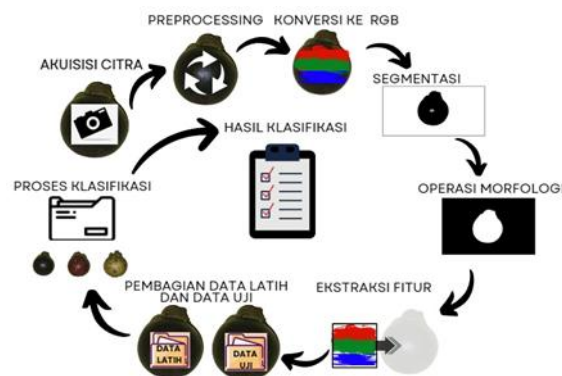
manual ini menjadikan metode penyortiran tidak efisien, mempengaruhi kualitas dan volume produk yang dapat diekspor. Oleh karena itu, pengembangan sistem yang lebih akurat dan efisien dalam menentukan tingkat kematangan buah sangat diperlukan untuk meningkatkan kualitas dan efisiensi produksi.

Sejumlah penelitian telah mencoba mengatasi masalah ini dengan menggunakan teknologi dalam penyortiran buah. Misalnya, penelitian menggunakan metode Deep Learning dengan Konvolusi Multilayer untuk mengklasifikasikan kematangan buah manggis, namun hasil yang diperoleh menunjukkan akurasi yang masih bervariasi tergantung pada layer dan epoch yang digunakan (Sholikhati et al., 2022). Penelitian lainnya menggunakan Algoritma Naive Bayes dengan akurasi rata-rata 93%, namun metode ini juga memiliki keterbatasan, seperti ketergantungan pada data latih yang besar dan kurang efektif dalam menghadapi data dengan dimensi tinggi (Fadhilah & Rochdiani, 2021). Metode seperti K-Nearest Neighbor (KNN) dan Fuzzy Neural Network (FNN) juga memiliki kelemahan masing-masing, terutama dalam hal sensitivitas terhadap parameter dan implementasi praktis yang rumit (Agung et al., 2023). Selain itu, sebagian besar penelitian sebelumnya hanya mengandalkan citra 2D, yang tidak mempertimbangkan faktor lain seperti kondisi cahaya sekitar yang dapat mempengaruhi akurasi deteksi. Oleh karena itu, penelitian ini mengidentifikasi adanya kesenjangan penelitian yang perlu diisi, yaitu pengembangan metode klasifikasi kematangan buah manggis yang lebih efisien dan akurat.

Berdasarkan kekurangan yang ada pada penelitian sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah manggis menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan berbasis citra digital. Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam penyortiran buah manggis dengan memperhatikan berbagai faktor yang mempengaruhi kematangan buah, termasuk kondisi cahaya dan fitur citra lainnya. Penelitian ini akan mencakup enam tahapan utama, yaitu akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih baik dan lebih efisien dalam proses penyortiran buah manggis yang dapat diimplementasikan pada skala produksi yang lebih besar.

2. METODE PENELITIAN

Dalam melakukan penelitian ini, terdapat serangkaian tahapan yang dilakukan secara berurutan. Tahapan tersebut meliputi akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahap – tahap tersebut dapat dilihat pada gambar 1.

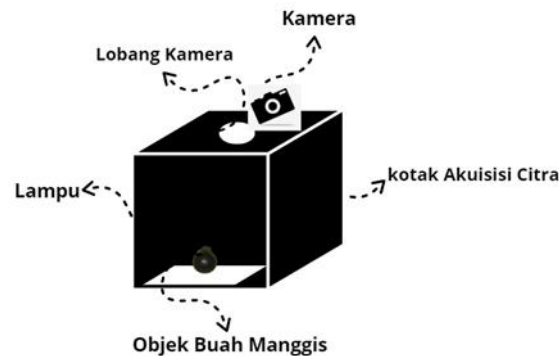


Gambar 1. Tahapan Metode

2.1 Akuisisi Citra

Akuisisi Citra adalah proses menangkap (*Capture*) suatu citra analog yang nantinya menghasilkan citra digital. Dalam pengambilan citra ini ada beberapa faktor yang perlu diperhatikan yaitu : jenis alat akuisisi, resolusi kamera, teknik pencahayaan, perbesaran atau zooming, jarak, dan sudut pengambilan citra (Yusri, Ramadhani, & Kaswar, 2021).

Pada tahap ini dimulai dari objek yang akan diambil gambar yaitu Manggis dan difasilitasi oleh beberapa perangkat digitizer yang nantinya akan terjadi pencitraan. Terdapat 300 citra buah manggis yang diakuisisi, yaitu 100 level matang, 100 level 52 hampir matang, dan 100 level belum matang. Proses akuisisi citra dilakukan dengan cara sebagaimana ilustrasi yang ada pada gambar 2. Proses akuisisi menggunakan kamera.



Gambar 2. Proses Akuisisi Citra

Smartphone Xiaomi POCO F5 dengan menggunakan settingan mode pro ISO 1000, $f/1.8, 1/40s, 4.68mm$ (Panjang fokus lensa), W 1.9, menggunakan flash serta memposisikan kamera secara potrait dalam pengambilan gambar. Output Citra yang dihasilkan berdimensi 4624×3472 piksel, dengan menggunakan background kain berwarna cream terang dalam pengambilan citra, terdapat juga 1 lampu tambahan yang berasal dari Flash *Smartphone* yang digunakan untuk mengambil citra. kemudian diatas *box* terdapat celah lubang yang berfungsi untuk meletakkan kamera yang akan mengambil citra dari manggis yang terdapat didalam *box*.

Tujuannya adalah agar hasil akuisisi citra yang diperoleh berada dalam kondisi stabil dan tidak terpengaruh oleh *noise* atau perubahan intensitas cahaya yang relatif. Dengan demikian, hasil tangkapan citra menjadi lebih optimal dan berkualitas.

2.2 Preprocessing

Tahap selanjutnya adalah tahap preprocessing. tahap preprocessing merupakan tahap yang dimana hasil akuisisi dataset citra dimasukkan ke dalam sistem lalu dikonversi menjadi 3 channel yaitu *channel Red* (R), *Green* (G), dan *Blue* (B) (Hakim, Rahmanto, & Kristianto, 2023). Dari ketiga channel tersebut, salah satu channel yang cocok dipilih untuk digunakan pada tahap segmentasi.

Pada penelitian ini, *Channel Red* dipilih karena mudah untuk dilakukan pemisahan dan tentunya agar nantinya akan lebih akurat dibandingkan dengan *Channel* yang lainnya.

2.3 Segmentasi

Segmentasi adalah tahapan selanjutnya dari preprocessing yang artinya tahap ini untuk membagi area citra kedalam dua bagian yaitu area objek dan area background (Firlansyah, Kaswar, & Risal, 2021).

Metode segmentasi yang digunakan adalah metode *Threshold Otsu*. Metode segmentasi adalah metode yang memanfaatkan nilai *threshold* secara otomatis pada citra untuk melakukan proses segmentasi.

Dalam penelitian ini, proses segmentasi dimulai dengan membaca histogram *Channel Red* yang diambil dari langkah sebelumnya yaitu *preprocessing*. Dipilih *Channel Red* karena *Channel* ini yang mudah untuk dilakukan proses segmentasi. lalu hasil dari ekstraksi tahap sebelumnya berupa warna citra biner. Selanjutnya pemisahan objek dan *background* berdasarkan perbedaan gelap terangnya. Area citra yang lebih gelap dibuat lebih gelap (hitam sempurna dengan nilai intensitas 0), dan area citra yang cenderung lebih terang dibuat lebih terang (putih ideal dengan nilai intensitas 1). Setelah melakukan proses segmentasi dan pemisahan objek serta background berdasarkan perbedaan gelap-terangnya, citra biner hasilnya dapat digunakan untuk tahapan berikutnya.

2.4 Operasi Morfologi

Operasi morfologi yang digunakan pada tahap ini adalah Dilasi, Erosi, Closing, Hole Filling, dan *Bwareaopen* dengan Structuring Element (Strel) berupa parameter disk yang akan digunakan pada penelitian ini.

Dilasi adalah operasi morfologi yang digunakan untuk memperluas atau memperbesar area objek dalam citra biner (Fadjeri, Setyanto, & Kurniawan, 2020). *Erosi* adalah operasi morfologi yang digunakan untuk mengurangi atau menyusutkan area objek dalam citra biner (Trianto, Sinaga, Marzuki, & Qorni, 2022). *Closing* adalah gabungan dari *dilasi* dan *erosi*. Operasi *closing* biasanya digunakan untuk menghilangkan celah-celah kecil dalam objek serta menghubungkan bagian-bagian objek yang terputus (Alwy, Adiba, Nur AG, Kaswar, & Andriani, 2022). *Hole filling* adalah proses untuk mengisi lubang-lubang kecil di dalam objek pada citra biner (Kaswar, Adiba, & Andayani, 2023). *Bwareaopen* adalah fungsi untuk menghilangkan objek-objek kecil atau *noise* yang memiliki luas di bawah nilai tertentu dari citra biner (Limena, Maslebu, & Rondonuwu, 2021).

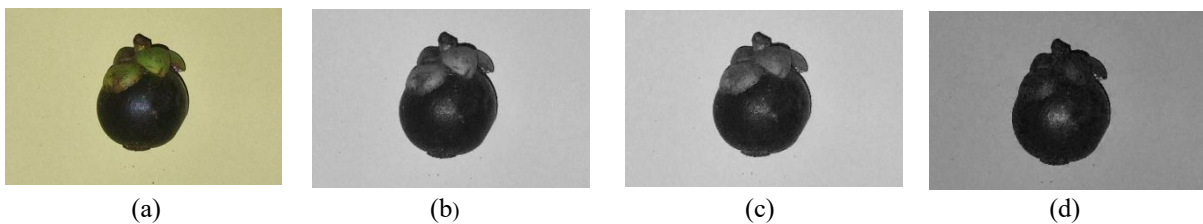
Dalam penelitian ini, operasi morfologi dimulai dengan *dilasi*, di mana area objek diperluas untuk memperkuat segmentasi dengan *Strel Disk* bernilai 20. Kemudian, *erosi* dilakukan untuk menghaluskan kontur objek dan menghilangkan *noise* kecil. Operasi *closing* mengikuti *erosi* untuk mengisi lubang-lubang kecil di dalam objek dan menyatukan bagian-bagian objek yang terpisah dengan *Strel Disk* bernilai 5. Langkah berikutnya adalah *hole filling* untuk mengisi lubang-lubang yang mungkin tersisa setelah proses morfologi sebelumnya, memastikan objek yang tersegmentasi lengkap dan utuh. Dan yang terakhir *bwareaopen* digunakan untuk membersihkan citra dari objek-objek kecil yang tidak relevan berdasarkan ukuran luasnya dengan parameter sebesar 10000 piksel, sehingga menghasilkan segmentasi yang lebih akurat dan bersih. Dengan serangkaian operasi morfologi ini, citra biner dapat disempurnakan untuk analisis atau pengolahan lebih lanjut.

2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah tahapan yang dilakukan untuk mengekstrak nilai-nilai fitur dari citra yang telah melewati proses segmentasi dan operasi morfologi. Fitur-fitur ini meliputi berbagai aspek seperti warna, bentuk, dan tekstur. Pemilihan fitur-fitur yang relevan sangat penting karena fitur-fitur tersebut akan digunakan untuk membedakan antara kelas citra dalam proses klasifikasi (Saputro, Mu'min, Lutfi, & Putri, 2022).

Dalam penelitian ini, parameter yang digunakan adalah fitur warna dan tekstur. Untuk fitur warna, digunakan fitur RGB, di mana nilai piksel dari channel R, G, dan B objek citra dihitung, kemudian ditentukan nilai rata-rata piksel dari masing-masing channel RGB. Sedangkan untuk parameter tekstur, digunakan nilai contrast, correlation, dan homogeneity yang dihitung menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode yang bertujuan untuk menganalisis tekstur atau ekstraksi ciri.

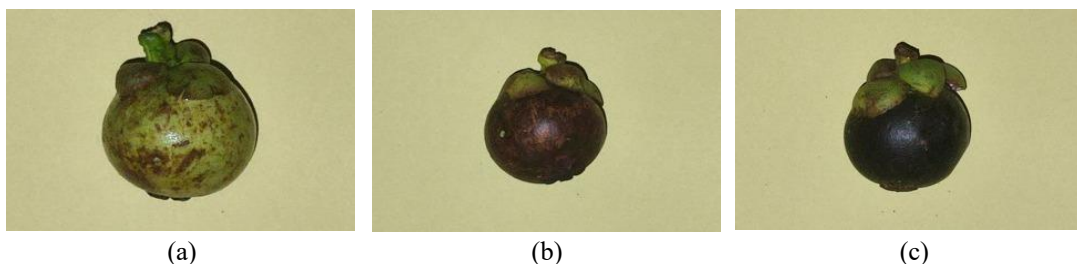
2.6 Klasifikasi



Gambar 4. Citra Manggis (a) Channel RGB, (b) Channel R, (c) Channel G, (d) Channel B

Proses klasifikasi buah manggis dimulai dengan membagi data citra menjadi dua dataset: data latih yang terdiri dari 80% dari total dataset, dan data uji yang terdiri dari 20% sisanya. Setiap dataset dibagi lagi menjadi tiga kelas: Manggis belum matang (1), Manggis setengah matang (2), dan Manggis matang (3).

Dalam penelitian ini, digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). JST adalah metode klasifikasi yang meniru cara kerja jaringan syaraf manusia dalam menyelesaikan berbagai masalah. Arsitektur model JST yang digunakan memiliki lapisan input dengan 7 neuron berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Jaringan syaraf ini memiliki dua lapisan tersembunyi, masing-masing dengan 10 neuron dan 5 neuron, yang menggunakan fungsi aktivasi Log-sigmoid. Pada lapisan output, digunakan fungsi aktivasi linear dengan 1 neuron output yang merepresentasikan nilai kelas hasil klasifikasi citra manggis.

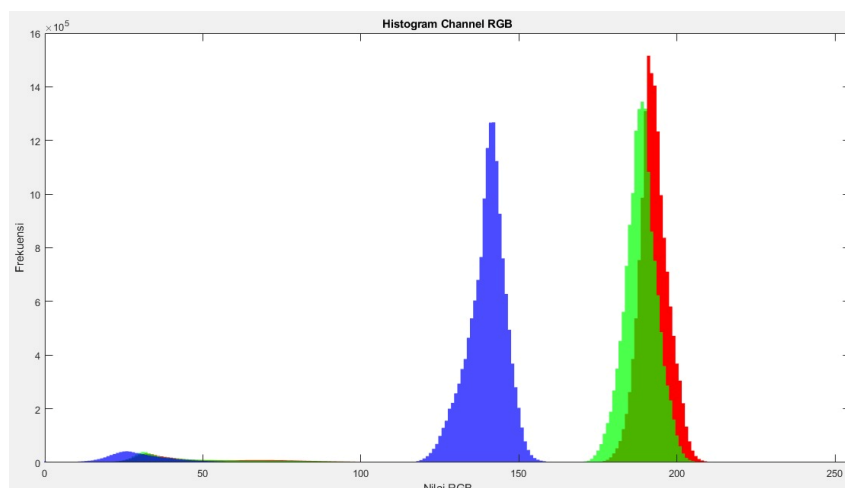


Gambar 3. Citra Tingkat Kematangan Manggis (a) Belum Matang, (b) Setengah Matang, (c) Matang

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dimulai dengan membagi 300 dataset citra manggis ke dalam 3 kelas yaitu belum matang, Setengah matang, dan matang. Kemudian citra tersebut dibagi menjadi dua dataset yaitu data latih dan data uji. Citra data latih mencakup 80% dari keseluruhan data set atau 240 citra, dengan 80 citra tiap kelas dan Citra data uji mencakup 20% dari keseluruhan atau 60 Citra, dengan 20 citra dari setiap kelas. Proses akuisisi citra dilakukan berdasarkan kelas masing-masing. Dapat dilihat pada gambar 3.

Pada gambar 3 bisa dilihat perbedaan yang jelas antara ketiga jenis tingkat kematangan manggis. Gambar 3a menunjukkan citra manggis dengan tingkat kematangan belum matang yang warna kulitnya dominan berwarna hijau di ikuti dengan kecokelatan, lalu ada gambar 3b yang menunjukkan citra manggis dengan tingkat kematangan setengah matang yang warna kulitnya berwarna merah tua, sedangkan yang terakhir gambar 3c menunjukkan citra manggis dengan tingkat kematangan matang yang dimana warna kulitnya ungu kehitaman. Sebelum melakukan proses klasifikasi, Citra terlebih dahulu melewati tahap pra-pemrosesan. Pada tahapan ini manggis asli diubah menjadi kolorimetri RGB, kemudian setiap nilai citra R,G,B tersebut akan mengalami proses ekstraksi pada setiap channel sebagaimana yang dapat terlihat pada gambar 4. Kemudian hasil konversi channel RGB tersebut dapat dilihat pada gambar 4a. Sedangkan untuk hasil konversi pada *channel R* dapat dilihat pada gambar 4b. lalu apabila diperhatikan pada gambar 4c dan 4d, kontras terhadap citra manggis pada *channel G* terlihat agak gelap dan jika diperhatikan lebih teliti lagi background pada *channel* lebih gelap dibandingkan *channel R*, sementara untuk *channel B* terlihat lebih gelap lagi antar kedua *channel* tersebut. Distribusi piksel untuk setiap *channel* dapat dilihat pada bentuk histogram yang ditampilkan pada gambar 5.

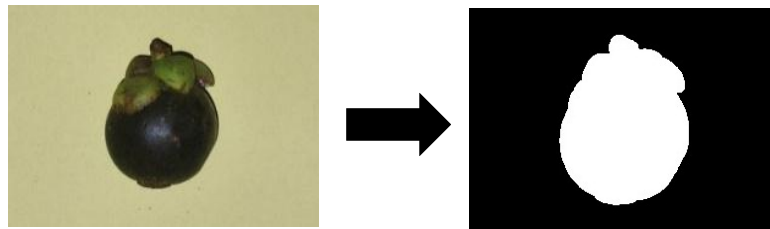


Gambar 5. Histogram Channel RGB

Berdasarkan histogram tersebut pada histogram yang berwarna merah adalah penyebaran piksel Channel R, kemudian Channel G adalah yang berwarna hijau, dan yang terakhir Channel B merupakan warna biru. Perbandingan dari ketiga channel tersebut dapat terlihat sangat jelas.

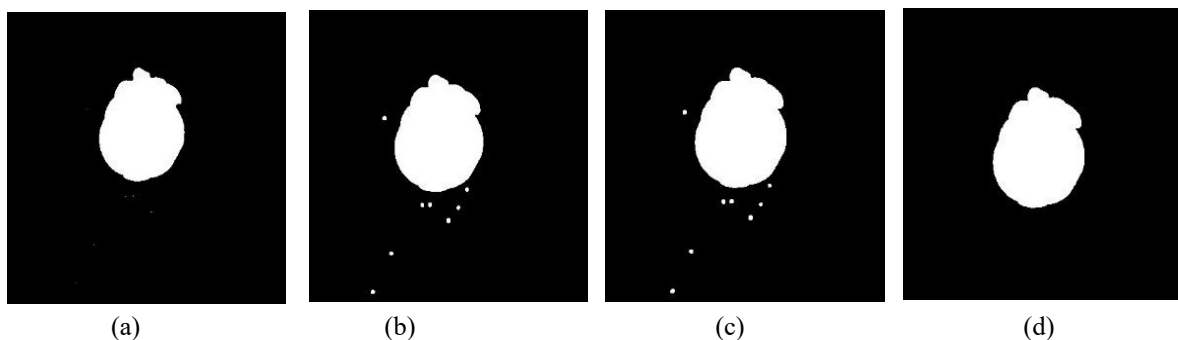
Penyebaran piksel pada *channel R* antara *objek* dan *background* sangat jelas dibandingkan penyebaran *channel* lainnya, Histogram dengan warna merah yang tinggi merupakan bentuk representasi dari piksel objek sedangkan pada warna merah yang lebih rendah merupakan bagian dari *backgroundnya*.

Berdasarkan histogram tersebut dapat disimpulkan bahwa citra objek manggis *channel R* memiliki kontras yang jelas, tidak jauh beda dengan *channel G*, *channel R* merupakan histogram yang paling tinggi sehingga dapat menghasilkan segmentasi yang baik dan sistem akan lebih mudah dalam mendeteksi area *objek* dan *background* pada citra tersebut. seperti yang terlihat pada gambar 4b. Maka dari itu, proses segmentasi, digunakan pada citra *channel R*. Sedangkan metode yang digunakan pada channel R adalah metode segmentasi *Otsu Thresholding*. Hasil segmentasinya pun dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. Hasil Segmentasi Manggis tingkat kematangan Matang

Gambar 6 adalah hasil representasi dari segmentasi yang dilakukan pada citra yang matang, dapat terlihat dengan sangat jelas perbedaan antara objek dengan background pada gambar tersebut, yang Dimana warna putih merupakan bagian dari objek sedangkan warna hitam adalah bagian dari backgroundnya. segmentasi tersebut dapat memiliki kualitas yang baik karena disebabkan kondisi manggis yang tidak memiliki kecacatan.



Gambar 7. Citra hasil (a) Segmentasi hasil *erosi*, (b) segmentasi hasil *closing*, (c) segmentasi hasil *hole filling*, (d) segmentasi hasil *bwaraopen*

Hasil segmentasi tentunya sangat berpengaruh pada kualitas akurasi citra, apabila segmentasinya kurang baik maka proses yang dilakukan selama ekstraksi fitur dari citra akan tidak optimal hasilnya, sehingga untuk mendapatkan hasil yang optimal dan akurasi yang tinggi, perlu dilakukan operasi morfologi terhadap hasil segmentasi. Macam – macam jenis operasi morfologi yang dilakukan meliputi segmentasi hasil erosi, hasil closing, hasil hole filling dan segmentasi hasil bwaraopen bersih.

Operasi morfologi yang pertama adalah melakukan operasi erosi. operasi erosi ini memiliki fungsi untuk memperbaiki atau memperkecil struktur dari citra. penampakan utama yang menjadi pembeda pada citra apabila dilakukan operasi erosi ialah struktur dari citra terlihat lebih kecil, hal ini dapat dilihat pada gambar 7a. selanjutnya operasi morfologi yang dilakukan adalah dilasi yang Dimana operasi ini berfungsi untuk melakukan pelebaran pixel pada citra yang memiliki nilai satu.

Apabila diperhatikan secara seksama, segmentasi hasil operasi *closing* maka area *objek* pada citra (manggis) yang tidak terdeteksi akan semakin mengecil. kemudian Langkah selanjutnya dilakukan operasi *hole filling* pada citra hasil *closing* dan hasilnya didapatkan sebagaimana yang tertera dan dapat dilihat pada gambar 7b, keseluruhan area *objek* manggis telah dapat terdeteksi.

Kemudian operasi morfologi yang dilakukan setelah itu ialah segmentasi *hole filling*. Operasi ini dilakukan untuk mengisi seluruh bagian/region dengan nilai satu pada citra tersebut. sebelum dilakukan segmentasi *hole filling* terlihat nampak lubang – lubang kecil pada area yang terpisah, kemudian lubang – lubang kecil tersebut pun dapat diminimalisir dengan segmentasi ini seperti yang terlihat pada gambar 7c, segmentasi ini ternyata belum dapat menghilangkan keseluruhan dari lubang – lubang tersebut sehingga operasi morfologi selanjutnya perlu dilakukan.

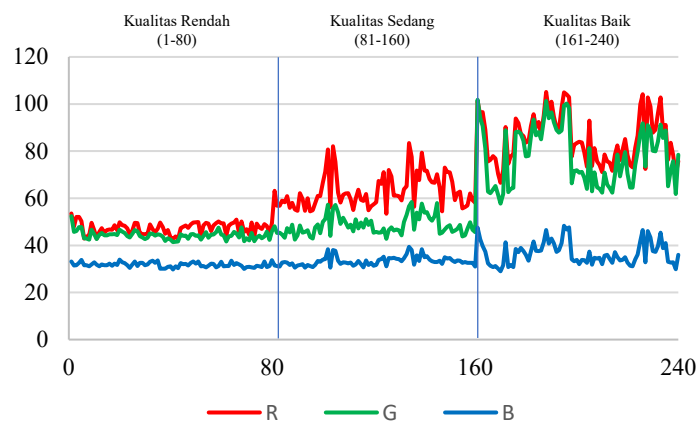
Operasi *bwaraopen* menjadi proses segmentasi terakhir yang akan dilakukan, operasi ini sendiri akan diterapkan pada citra hasil *hole filling* yang menghasilkan citra yang lebih sempurna sebagaimana tergambar pada gambar 7d. *Objek* kecil yang berada pada sekitaran area manggis telah hilang sepenuhnya. Sehingga hasil

segmentasi yang baik (bersih) berhasil didapatkan, yang dimana antara *objek* manggis yang berwarna putih dan *background* berwarna hitam sudah Nampak sangat jelas.

Setelah memperoleh hasil yang diharapkan pada proses segmentasi, selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur. terdapat 2 fitur yang dapat diestrak, yaitu fitur warna dan tekstur, pada fitur warna parameter yang digunakan yaitu ruang fitur RGB. sedangkan pada fitur tekstur parameter yang digunakan adalah nilai *contrast* (Kontras) dan *homogeneity* (kedekatan) dengan Teknik analisis tekstur citra metode *GLCM*.

Untuk hasil ekstraksi fitur warna dapat direpresentasikan dalam grafik nilai. Grafik hasil ekstraksi fitur warna *RGB* dapat dilihat pada gambar 8.

Grafik Nilai Fitur RGB



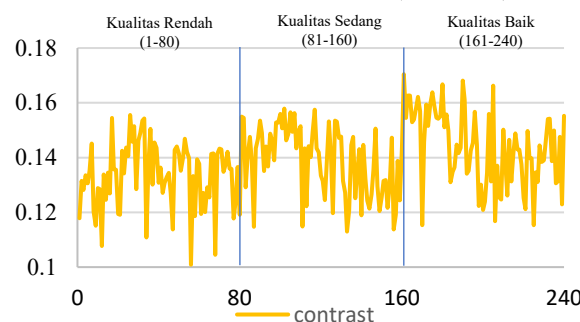
Gambar 8. Grafik Nilai Channel RGB

Berdasarkan gambar 8, grafik yang menunjukkan variasi kualitas berdasarkan tiga rentang nilai. Untuk kualitas rendah (1-80), nilai grafik menunjukkan warna merah berada di 50-60, hijau 45, dan biru 30 sehingga semua warna menunjukkan stabilitas. Pada rentang kualitas sedang (81-160), channel Merah menunjukkan nilai 60-80, hijau pada 40-60, dan biru tetap pada 30-40. Sedangkan untuk kualitas baik (161-240), grafik merah dan hijau menunjukkan pola (fluktuatif) yang sama, dimulai dari 100, turun ke 60, kemudian naik kembali ke 100, lalu turun ke 80, dan naik lagi menjadi 100. Grafik biru dalam rentang ini menunjukkan naik turun, dengan nilai berkisar pada 40.

Berdasarkan analisis grafik, kualitas citra bervariasi dari sedang hingga baik. Kualitas Kematang citra terbaik dicapai pada rentang nilai 161-240, dengan nilai grafik Red dan Green yang tinggi dan nilai grafik Blue yang stabil namun relative rendah yang hanya berkisar 81-160, hal ini dikarenakan citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki intensitas channel Red Dan Green yang lebih tinggi dibandingkan intensitas yang dimiliki channel blue.

Selanjutnya, berdasarkan grafik pada gambar 9 dan 10, terdapat tiga grafik yang menunjukkan nilai tekstur *contrast* dan *homogeneity* pada gambar dengan kualitas berbeda, yaitu kualitas baik (Matang), sedang (Setengah Matang), dan rendah (Belum Matang).

Grafik Nilai Fitur Tekstur(Contrast)



Gambar 9. Nilai Fitur Tekstur (Contrast)

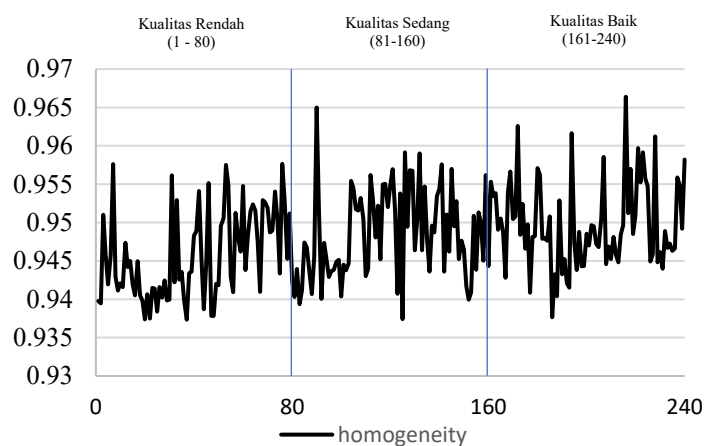
Selanjutnya, berdasarkan grafik pada gambar 9 dan 10, terdapat tiga grafik yang menunjukkan nilai tekstur contrast dan homogeneity pada gambar dengan kualitas berbeda, yaitu kualitas baik (Matang), sedang (Setengah Matang), dan rendah (Belum Matang).

Nilai kontras di daerah 1-80 tampak relatif rendah dan datar, berada sekitar 0.04. Ini menunjukkan bahwa gambar dalam rentang kualitas ini memiliki kontras yang rendah, berpotensi tampak pudar atau kurang jelas.

Nilai kontras di daerah 81-160 mulai meningkat secara bertahap, mencapai sekitar 0.10 di bagian tengah. Ini menunjukkan sedikit peningkatan kontras dibandingkan dengan daerah kualitas rendah. Gambar dalam rentang kualitas menengah ini mungkin lebih menarik secara visual karena adanya peningkatan kontras.

Nilai kontras di daerah 161-240 menunjukkan peningkatan yang signifikan, mencapai puncak sekitar 0.18. Ini menunjukkan bahwa gambar dalam rentang kualitas tinggi ini memiliki kontras tertinggi, kemungkinan tampak lebih jelas dan tajam karena perbedaan yang lebih besar antara area terang dan gelap.

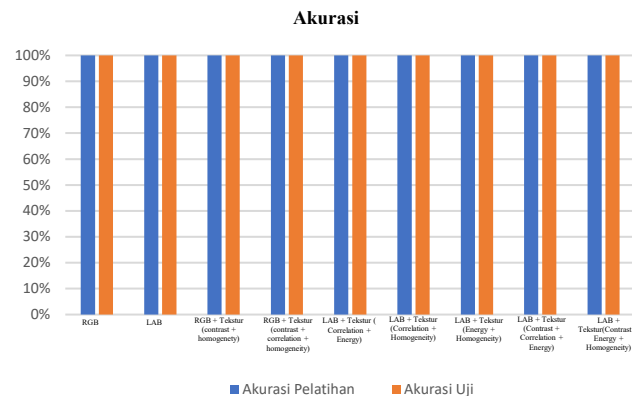
Grafik Nilai Fitur Tekstur (Homogeneity)



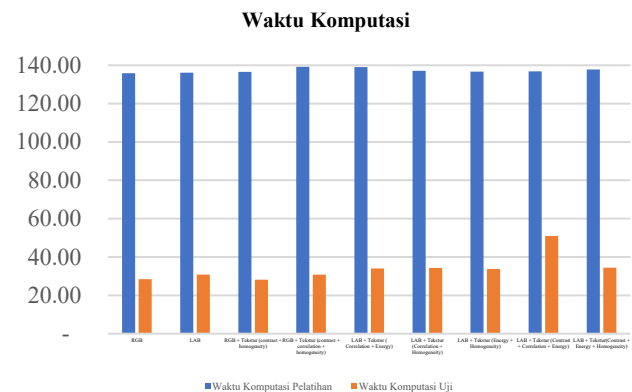
Gambar 10. Nilai Fitur Tekstur (Homogeneity)

Grafik tekstur homogeneity pada gambar dengan kualitas rendah (Belum Matang) menunjukkan tren yang berbeda dengan kualitas baik dan sedang yang dimana tren ini hampir datar. Hal ini menunjukkan bahwa tekstur gambar didistribusikan secara merata di seluruh gambar. Nilai homogenitas tertinggi pada grafik ini adalah 0,957, dan nilai homogenitas terendah adalah 0,937. Lalu kualitas sedang (Setengah Matang) menunjukkan tren yang naik-turun dengan beberapa perubahan signifikan pada beberapa titik. Hal ini menunjukkan bahwa tekstur gambar tidak didistribusikan secara merata di seluruh gambar yaitu perataanya naik-turun. Nilai homogenitas tertinggi pada grafik ini adalah 0,965, dan nilai homogenitas terendah adalah 0,937. Dan yang terakhir pada gambar dengan kualitas baik (Matang) menunjukkan tren naik-turun secara bertahap hingga ke relatif paling tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa tekstur gambar didistribusikan secara merata di seluruh gambar. Nilai homogenitas tertinggi pada grafik ini adalah 0,966, dan nilai homogenitas terendah adalah 0,937.

Nilai homogeneity yang tinggi menunjukkan bahwa tekstur gambar didistribusikan secara merata, sedangkan nilai homogeneity yang rendah menunjukkan bahwa tekstur gambar tidak didistribusikan secara merata. Pada gambar 10 merupakan hasil akurasi, skenario pengujian tersebut menunjukkan hasil akurasi sempurna 100%, yang berarti proses tersebut menghasilkan output yang benar dan konsisten dalam semua Fitur yang diuji, fitur yang diuji yang dimaksud adalah, RGB, LAB, RGB+Tekstur(contras+Homogeneity), RGB+Tekstur(Contras+Correlation+homogeneity), LAB+Tekstur(Correlation+Energy), LAB+TEKSTUR(Correlation+Homogeneity), LAB+Tektur(Energy+Homogeneity), LAB+Tekstur(Contras+Correlation+Energy), dan LAB + Tekstur (Contras + energy + homogeneity) oleh karena itu untuk mengetahui perbandingan Akurasi dapat dilihat pada waktu komputasi yang dapat dilihat pada gambar 11.



Gambar 11. Perbandingan Skenario Ekstraksi Fitur Hasil Akurasi



Gambar 12. Perbandingan skenario ekstraksi fitur hasil waktu komputasi

Setelah melihat perbandingan skenario hasil akurasi yang sama dan sempurna 100%, selanjutnya dilakukan pengujian skenario berdasarkan waktu komputasi, masing masing waktu komputasi data latih memiliki waktu 135,00 hingga 140,00 dan waktu komputasi data uji 28,00 hingga 50,00, waktu komputasi terendah data latih terdapat pada fitur RGB + Tekstur (contrast + homogeneity) yang memiliki waktu komputasi 136,61 dengan data uji 28,13, waktu komputasi tertinggi data latih yaitu RGB + Tekstur (contrast + correlation + homogeneity) dengan waktu komputasi 139,19. Sedangkan waktu komputasi data uji tertinggi yaitu LAB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energy) dengan hasil komputasi 50,91.

Berdasarkan hasil pengujian ini, dapat ditarik kesimpulan bahwa fitur RGB + TEKSTUR (contrast + homogeneity) lebih menonjol karena memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan dengan kombinasi skenario fitur lainnya. ini menunjukkan bahwa fitur tersebut dapat menjadi fitur yang lebih efisien dalam hal pemrosesan cepat. meskipun fitur – fitur lainnya memiliki akurasi pemrosesan yang setara, waktu komputasi yang lebih lama akan dapat menjadi Kendala tersendiri dalam pemrosesan terutama dalam kondisi dan situasi yang mengharuskan pemrosesan berjalan dengan cepat, efisien dan tetap memiliki hasil yang optimal.

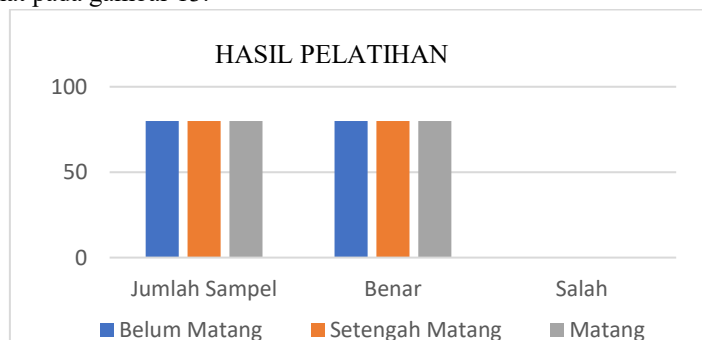
Tabel 1. Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Skenario Kombinasi Fitur

Fitur Terpilih	Akurasi		Waktu Komputasi	
	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji
RGB	100%	100%	135,81	28,43
LAB	100%	100%	136,09	30,76
RGB + Tekstur (contrast + homogeneity)	100%	100%	136,61	28,13
RGB + Tekstur (contrast + correlation + homogeneity)	100%	100%	139,19	30,83
LAB + Tekstur (Correlation + Energy)	100%	100%	139,10	34,06
LAB + Tekstur (Correlation + Homogeneity)	100%	100%	137,05	34,20
LAB + Tekstur (Energy + Homogeneity)	100%	100%	136,62	33,71

LAB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energy)	100%	100%	136,77	50,91
LAB + Tekstur(Contrast + Energy + Homogeneity)	100%	100%	137,77	34,45

Dari hasil perbandingan Akurasi dan juga waktu komputasi. Scenario yang terpilih dengan parameter RGB dan tekstur yaitu RGB+Tekstur(Contrast+Homogeneity) dengan hasil akurasi pelatihan dan uji mencapai 100% dengan waktu komputasi hasil pelatihan 136,61, dan waktu komputasi hasil uji 28,13 Detik. Karena memiliki hasil akurasi yang tinggi dan waktu komputasi yang rendah disimpulkan bahwa parameter tersebut sesuai untuk melakukan proses klasifikasi citra manggis.

Kemudian menggunakan fitur warna RGB dan fitur tekstru, dilakukanlah proses pelatihan terhadap 240 citra latih. Hasil pelatihan dapat dilihat pada gambar 13.



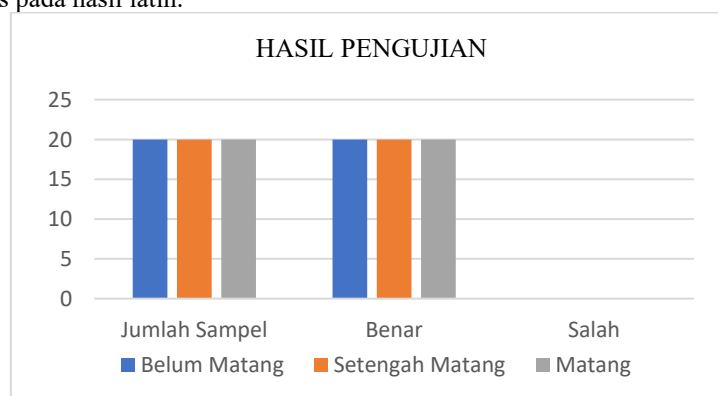
Gambar 13. Grafik Hasil Pelatihan

Berdasarkan grafik hasil pelatihan pada gambar 13, menunjukkan bahwa dari 240 citra latih yang terbagi menjadi 3 kelas, 80 citra per kelas diklasifikasikan dengan benar dan jumlah salah yaitu 0, sehingga menghasilkan keseluruhan akurasi 100%.

Tabel 2. Perhitungan Akurasi Pelatihan

No	Kategori/Kelas	Jumlah	Benar	Salah	Akurasi
1	Belum Matang	80	80	0	100%
2	Setengah Matang	80	80	0	100%
3	Matang	80	80	0	100%
Total		240	240	0	100%

Dengan akurasi mencapai 100% oleh setiap kelas, dapat disimpulkan bahwa proses akurasi sempurna ini menunjukkan keberhasilan proses hasil latih dalam mempelajari pola dan karakteristik dari setiap kelas citra yang dilakukan dengan baik, hasil ini menunjukkan bahwa metode jaringan syaraf tiruan mampu membedakan secara tepat antara ketiga kelas pada hasil latih.



Gambar 14. Grafik Hasil Pengujian

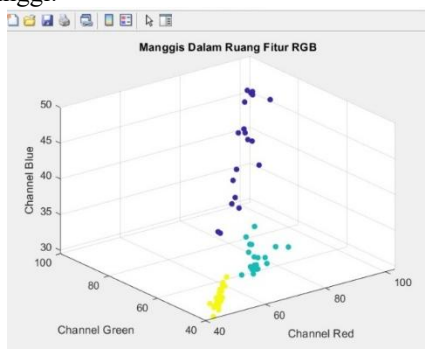
Berdasarkan Grafik hasil uji pada gambar 14, dapat diamati bahwa semua citra uji (60 citra) diklasifikasikan dengan benar, dengan akurasi 100%. Hal ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang digunakan mampu mengklasifikasikan citra uji dengan sangat baik.

Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang digunakan sangatlah akurat dan dapat digunakan untuk berbagai aplikasi, seperti sistem penyortiran buah, sistem deteksi cacat, dan sistem pemantauan kualitas.

Tabel 3. Perhitungan Akurasi Pengujian

No	Kategori/Kelas	Jumlah	Benar	Salah	Akurasi
1	Belum Matang	20	20	0	100%
2	Setengah Matang	20	20	0	100%
3	Matang	20	20	0	100%
Total		60	60	0	100%

Hasil tabel menunjukkan bahwa model klasifikasi sangat akurat dengan menggunakan Metode jaringan syaraf tiruan. Akurasi 100% pada pengujian menunjukkan bahwa model ini dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan citra dengan benar, Kemampuan model untuk mengklasifikasikan semua 60 citra uji dengan benar menunjukkan keandalan dan generalisasinya yang tinggi.



Gambar 15. Penyebaran Ruang RGB

Pada gambar 15 menunjukkan hasil penyebaran ruang fitur RGB secara 3D yang dimana terlihat sebuah diagram sebar yang menunjukkan jumlah sebaran dalam setiap channel (merah, hijau, dan biru) pada sebuah gambar manggis. Channel merah memiliki jumlah piksel terbanyak, dengan nilai maksimum sekitar 100, Hal ini menunjukkan bahwa warna merah merupakan warna dominan pada gambar manggis. channel hijau memiliki jumlah piksel yang lebih sedikit dibandingkan dengan channel merah, dengan nilai maksimum sekitar 80. Hal ini menunjukkan bahwa warna hijau merupakan warna sekunder pada gambar manggis. Channel biru memiliki jumlah piksel paling sedikit, dengan nilai maksimum sekitar 60 Hal ini menunjukkan bahwa warna biru merupakan warna dengan intensitas terkecil pada gambar manggis tersebut.

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) berbasis pengolahan citra digital dapat mengklasifikasikan kualitas buah manggis dengan akurasi tinggi berdasarkan fitur tekstur dan warna. Sebelumnya, penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa pengklasifikasian buah dengan teknologi pengolahan citra dapat meningkatkan konsistensi dan akurasi dibandingkan dengan metode manual yang bergantung pada visual manusia (Gill & Khehra, 2021; Gill et al., 2022). Zhang et al. (2024) juga mendukung temuan ini dengan menjelaskan bahwa penggunaan teknologi dalam penyortiran buah manggis dapat mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manusia dan meningkatkan efisiensi (Zhang et al., 2024). Penelitian ini menambahkan keunggulan dengan menerapkan model JST yang dapat mengatasi tantangan data dengan dimensi tinggi dan fitur yang tidak relevan, yang sering menjadi kendala dalam klasifikasi menggunakan metode lain seperti Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN) (Fadhilah & Rochdiani, 2021). Dengan demikian, metode JST ini memberikan solusi lebih efektif dan efisien untuk industri penyortiran buah.

Lebih lanjut, hasil penelitian ini membuktikan bahwa model JST memiliki keunggulan dalam hal akurasi dan waktu komputasi dibandingkan dengan metode lainnya. Hal ini sejalan dengan penelitian oleh Seeland & Mäder. (2021), yang juga menunjukkan bahwa pengolahan citra dengan metode jaringan syaraf memberikan hasil yang lebih cepat dan lebih akurat dalam klasifikasi objek (Seeland & Mäder, 2021). Penelitian ini mengkonfirmasi bahwa fitur warna dan tekstur, terutama dengan kombinasi RGB dan tekstur contrast serta homogeneity, berperan penting dalam meningkatkan kinerja klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 100% pada data uji dan latih, dengan waktu komputasi yang efisien, menjadikannya pilihan yang sangat baik untuk aplikasi dalam skala industri, seperti dalam penyortiran buah manggis secara otomatis. Penemuan ini menyoroti potensi besar dari teknologi pengolahan citra dalam meningkatkan proses produksi di sektor pertanian.

Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa waktu komputasi menjadi faktor penting dalam pengembangan sistem klasifikasi. Sistem yang dihasilkan memiliki waktu komputasi yang lebih rendah dibandingkan metode lainnya, dengan waktu komputasi data uji mencapai 28,13 detik, yang menunjukkan efisiensi proses klasifikasi (Kaswar et al., 2023). Penelitian sebelumnya yang menggunakan teknologi pengolahan citra juga mengungkapkan bahwa akurasi yang lebih tinggi sering kali diiringi dengan waktu komputasi yang lebih lama, sehingga penelitian ini memberikan solusi yang lebih efisien dalam hal kecepatan dan keakuratan. Dengan demikian, sistem yang

dikembangkan dalam penelitian ini dapat diimplementasikan secara praktis di industri untuk meningkatkan proses penyortiran buah manggis, mempercepat proses produksi, dan meningkatkan kualitas hasil akhir.

Namun, meskipun akurasi yang dicapai sangat tinggi, waktu komputasi tetap menjadi faktor penting yang perlu diperhatikan untuk penerapan dalam skala besar. Hal ini diungkapkan oleh penelitian sebelumnya, yang menekankan pentingnya efisiensi waktu dalam sistem pengolahan citra yang digunakan untuk aplikasi industri (Puda & Škuta, 2021; Batzner et al., 2023). Penelitian ini menunjukkan bahwa dengan memilih kombinasi fitur yang tepat, seperti RGB + tekstur contrast + homogeneity, proses klasifikasi dapat dilakukan lebih cepat tanpa mengorbankan akurasi. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem otomatis yang lebih efisien dalam penyortiran buah, yang dapat diterapkan pada berbagai sektor lain yang memerlukan analisis citra dalam pengolahan produk. Hasil penelitian ini membuka jalan bagi pengembangan lebih lanjut dalam bidang pengolahan citra untuk aplikasi industri lainnya.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam rangkaian proses pelatihan yang dilakukan untuk mengukur tingkat kematangan buah manggis menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan, terdapat berbagai aspek yang telah dieksplorasi dengan cermat. Metode klasifikasi ini melibatkan beragam fitur, termasuk fitur warna dalam format RGB, HSV, dan LAB, serta fitur tekstur dan bentuk. Dengan mempertimbangkan semua fitur tersebut, hasil yang diperoleh terhadap data latih sebanyak 240 citra dan data uji sebanyak 60 citra mengungkap tingkat akurasi yang mengesankan, mencapai 100%. Tak hanya itu, waktu komputasi yang diperlukan juga tercatat dalam rentang yang dapat diterima, yaitu 136,61 detik untuk keseluruhan citra latih dan 28,13 detik untuk keseluruhan citra uji. Namun demikian, sebagai saran untuk penelitian selanjutnya, penting untuk memperhatikan beberapa hal agar hasil yang optimal dapat tercapai. Pertama, adalah pentingnya untuk memperhatikan setiap tahapan dalam proses dengan lebih detail dan konsisten. Ini termasuk dalam pengambilan dan preprocessing data, pemilihan fitur, penggunaan algoritma, hingga evaluasi hasil. Konsistensi dan kejelasan dalam setiap langkah akan membantu memastikan bahwa proses penelitian berjalan dengan baik dan hasilnya dapat diandalkan. Selain itu, penelitian selanjutnya juga dapat mempertimbangkan untuk mengeksplorasi lebih lanjut variasi dari fitur yang digunakan, baik dalam hal jenis maupun kombinasinya. Pemilihan fitur yang tepat sangat penting dalam meningkatkan performa dari model klasifikasi. Selain itu, penggunaan metode klasifikasi lainnya atau penggabungan beberapa metode juga dapat menjadi alternatif yang menarik untuk dieksplorasi.

REFERENSI

- Badan Pusat Statistik Indonesia. (10 Juni 2024). *Produksi Tanaman Buah-buahan, 2022*. Diakses pada 18 September 2025, dari <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjIjMg==/produksi-tanaman-buah-buahan.html>
- Hariance, R., Paloma, C., Raesi, S., & Putri, A. (2023). Identifikasi sumber risiko produksi manggis di Kampung Tematik Pauh Kota Padang. *Jurnal Agri Sains*, 7(2). <http://ojs.umb-bungo.ac.id/index.php/JAS/index>
- Aizat, W., Jamil, I., Ahmad-Hashim, F., & Noor, N. (2019). Recent updates on metabolite composition and medicinal benefits of mangosteen plant. *PeerJ*, 7. <https://doi.org/10.7717/peerj.6324>.
- Bi, C., Xu, H., Yu, J., Ding, Z., & Liu, Z. (2023). Botanical characteristics, chemical components, biological activity, and potential applications of mangosteen. *PeerJ*, 11. <https://doi.org/10.7717/peerj.15329>.
- Hariance, R., Paloma, C., Raesi, S., & Putri, A. (2023). Identifikasi sumber risiko produksi manggis di Kampung Tematik Pauh Kota Padang. *Jurnal Agri Sains*, 7(2). <http://ojs.umb-bungo.ac.id/index.php/JAS/index>
- Nandi, C., Tudu, B., & Koley, C. (2012). An automated machine vision based system for fruit sorting and grading. 2012 Sixth International Conference on Sensing Technology (ICST), 195-200. <https://doi.org/10.1109/ICSENST.2012.6461669>.
- Sholikhati, A., Rahmawati, R. P., & Kurnia, S. D. (2022). Penggunaan kulit manggis (*Garcinia mangostana*) sebagai imunostimulan dalam bidang akuakultur (artikel review). <http://journal.unmasmataram.ac.id/index.php/GARA>
- Fadhilah, M., & Rochdiani, D. (2021). Analisis pendapatan petani usahatani manggis di Desa Simpang Sugiran Kecamatan Guguk Kabupaten Limapuluh Kota. *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 7(1).
- Agung, A. S., Dirgantara, A. F., 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. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.780>



- Yusri, M. N., Ramadhani, I. P., & Kaswar, A. B. (2021). Identifikasi kualitas telur ayam berbasis pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan. *Journal of Embedded System Security and Intelligent System*, 2(1).
- Hakim, L., Rahmanto, H. R., Kristianto, S. P., & Yusuf, D. (2023). Klasifikasi citra motif batik Banyuwangi menggunakan convolutional neural network (Vol. 17, Issue 1). <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- Firlansyah, A., Kaswar, A. B., & Risal, A. A. N. (2021). *Techno Xplore: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*.
- Fadjeri, A., Setyanto, A., & Kurniawan, M. P. (2020). Pengolahan citra digital untuk menghitung ekstraksi ciri greenbean kopi robusta dan arabika (studi kasus: Kopi Temanggung). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKoSIN)*, 8(1). <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i1.462>
- Trianto, G. A., Sinaga, F. J., Marzuki, M. F., & Qorni, Q. AL. (2022). Operasi opening dan closing pada pengolahan citra digital menggunakan Matlab. *MDP Student Conference (MSC) 2022*.
- 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.
- Limena, M., Maslebu, G., & Rondonuwu, F. S. (2021). Pemanfaatan citra kamera inframerah thermal (KIT) untuk mendeteksi area inflamasi pada tubuh manusia. *Jurnal Teknosains*, 11(1), 43–50. <https://jurnal.ugm.ac.id/teknosains>
- Saputro, A., Mu'min, S., Lutfi, Moch., & Putri, H. (2022). Deep transfer learning dengan model arsitektur VGG16 untuk klasifikasi jenis varietas tanaman lengkeng berdasarkan citra daun. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 6(2).
- Gill, H., & Khehra, B. (2021). Hybrid classifier model for fruit classification. *Multimedia Tools and Applications*, 80, 27495 - 27530. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10772-9>.
- Gill, H., Khalaf, O., Alotaibi, Y., Alghamdi, S., & Alassery, F. (2022). Fruit Image Classification Using Deep Learning. *Computers, Materials & Continua*. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.022809>.
- Zhang, Y., Khairuddin, A., Chuah, J., Zhao, X., & Huang, J. (2024). An intelligent mangosteen grading system based on an improved convolutional neural network. *Signal Image Video Process.*, 18, 8585-8595. <https://doi.org/10.1007/s11760-024-03492-8>.
- Seeland, M., & Mäder, P. (2021). Multi-view classification with convolutional neural networks. *PLoS ONE*, 16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245230>.
- Puda, T., & Škuta, J. (2021). Use of Industrial System Solutions for Image Processing. 2021 22nd International Carpathian Control Conference (ICCC), 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICCC51557.2021.9454653>.
- Batzner, K., Heckler, L., & König, R. (2023). EfficientAD: Accurate Visual Anomaly Detection at Millisecond-Level Latencies. 2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 127-137. <https://doi.org/10.1109/WACV57701.2024.00020>.