

CLASSIFICATION OF TOMATO QUALITY BASED ON COLOR FEATURES AND SKIN CHARACTERISTICS USING IMAGE PROCESSING BASED ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Andi Sadri Agung¹, Amin Farid Dirgantara SR², Muh Syachrul Hersyam³, Andi Baso Kaswar^{*4}, Dyah Darma Andayani⁵

^{1,2,3,4,5}Department of Informatics and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Email: ¹andisadriagung@gmail.com, ²aminfarid05@gmail.com, ³tarunamit2001@gmail.com,
⁴a.baso.kaswar@unm.ac.id, ⁵dyahdarma@unm.ac.id

(Article received: Desember 07, 2022; Revision: Desember 28, 2022; published: October 15, 2023)

Abstract

*Tomato (*Solanum Lycopersicum*) is a plantation commodity in Indonesia with a production rate that tends to increase every year. With a high economic value, maintenance is important so that the quality is getting better. The problems that arise at this time are related to the determination of the quality of tomatoes which is still done manually and depends on humans so classification using technology is considered important to be developed. Previously there has been researching related to the classification of tomatoes. However, accuracy and computation time still need to be improved. Therefore, in this research, a method of classification of tomatoes was carried out using Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation algorithm by utilizing color features and skin characteristics based on image processing. This research followed several stages, from acquiring 300 tomato images with 3 class levels to the classification process using ANN Backpropagation. Several training scenarios and tests were conducted to select the feature combined with the highest accuracy and fastest computation time. The combination of 3 best features used is RGB color feature with shape and texture features as skin characteristic parameters. Based on training results with 210 training images, an accuracy of 100% was obtained with a computation time of 2.58 seconds per image. While test results with 90 test images, accuracy reaches 95.5% with a computing time of 1.39 seconds per image. So it can be concluded that the method used has gone well in classifying tomato image quality based on color features and skin characteristics.*

Keywords: Artificial Neural Networks, Classification, Image Processing, Quality, Tomatoes.

KLASIFIKASI KUALITAS TOMAT BERDASARKAN FITUR WARNA DAN CIRI KULIT MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

Abstrak

Tomat (*Solanum Lycopersicum*) merupakan salah satu komoditas perkebunan di Indonesia dengan tingkat produksi yang cenderung meningkat tiap tahunnya. Dengan nilai ekonomi yang tinggi, perawatan yang dilakukan penting sehingga kualitasnya semakin baik. Permasalahan yang timbul saat ini terkait penentuan kualitas buah tomat yang masih dilakukan secara manual dan tergantung pada manusia, sehingga pengklasifikasian dengan memanfaatkan teknologi dirasa penting untuk dikembangkan. Sebelumnya telah ada penelitian terkait klasifikasi buah tomat. Namun, akurasi dan waktu komputasi masih perlu ditingkatkan. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan metode klasifikasi buah tomat menggunakan algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation* dengan memanfaatkan fitur warna dan ciri kulit berbasis pengolahan citra. Penelitian ini melalui beberapa tahap dimulai dari akuisisi 300 citra tomat dengan 3 tingkatan kelas hingga proses klasifikasi menggunakan JST *Backpropagation*. Beberapa skenario pelatihan serta pengujian dilakukan untuk memilih kombinasi fitur dengan akurasi tertinggi dan waktu komputasi tercepat. Diperoleh kombinasi 3 fitur terbaik yang digunakan yaitu fitur warna RGB dengan fitur bentuk dan tekstur sebagai parameter ciri kulit. Berdasarkan hasil pelatihan dengan 210 citra latih, diperoleh akurasi mencapai 100% dengan waktu komputasi 2,58 detik per citra. Sedangkan hasil pengujian dengan 90 citra uji, akurasi mencapai 95,5% dengan waktu komputasi 1,39 detik per citra. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode yang digunakan telah berjalan dengan baik dalam melakukan klasifikasi kualitas citra tomat berdasarkan fitur warna dan ciri kulit.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Klasifikasi, Kualitas, Pengolahan Citra, Tomat.

1. PENDAHULUAN

Tomat yang memiliki bahasa latin *Solanum lycopersicum* merupakan tanaman hortikultura berupa sayuran berbentuk buah, yang banyak dibudidayakan di daerah beriklim tropis maupun subtropis [1]. Tomat berasal dari keluarga *Solanaceae* yang dikategorikan tanaman asli asal Amerika Tengah dan Selatan [2], [3]. Kata “tomat” diambil dari Bahasa *Nauhat*, di mana merupakan keluarga dekat dari kentang. Tomat dalam bentuk segar mengandung zat yang memiliki gizi lengkap, baik dan bermanfaat bagi tubuh seperti kandungan tinggi akan vitamin A dan C [4].

Selain itu, tomat juga merupakan komoditas perkebunan yang digunakan untuk olahan bahan makanan, kosmetik, hingga obat-obatan [5]. Oleh sebab itu, perkebunan tomat terus berkembang dan menjadi salah satu komoditas ekspor nasional.

Menurut data terkait Produksi Tanaman Sayuran dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi tomat di Indonesia pada tahun 2021 mencapai 1,11 juta ton. Jumlah tersebut meningkat 2,72% dibandingkan pada tahun sebelumnya sebesar 1,08 juta ton [6]. Melihat trennya, produksi tomat nasional cenderung meningkat sejak 2017 [6]. Produksi tomat pun mencapai level tertingginya dalam satu dekade terakhir pada tahun 2021. Oleh karena itu, tomat masih memiliki nilai ekonomi yang tinggi, namun membutuhkan perawatan yang serius sehingga tingkat kualitasnya juga bermacam-macam [7].

Penentuan kualitas buah tomat masih menjadi perhatian penting saat ini. Kualitas merupakan suatu karakter dari variabel yang menunjukkan tingkat keunggulan suatu variabel maupun kemampuannya dalam memenuhi kebutuhan tertentu [8]. Proses pemilihan kualitas buah tomat yang dilakukan secara manual, di mana selama ini bergantung pada ciri warna yang dimiliki oleh tomat tersebut. Berdasarkan hasil pengamatan ciri warna tomat, kemudian akan dilakukan identifikasi secara manual juga. Namun, proses tersebut memiliki banyak kelemahan, salah satunya adalah memerlukan waktu yang lama untuk mengamati tomat tersebut sebelum diidentifikasi [3].

Pengukuran kualitas tomat secara manual juga memiliki tingkat akurasi yang rendah [9]. Sehingga pemanfaatan teknologi dengan menggunakan citra digital dirasa sangat penting untuk mengukur kualitas dari tomat tersebut. Dengan memanfaatkan citra digital dapat mengukur tingkat kualitas dari tomat tersebut berdasarkan warna hingga fitur lainnya dengan cara melakukan proses pengolahan citra digital [9].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, telah dilakukan penelitian terkait kualitas tomat berbasis pengolahan citra dengan menggunakan beberapa metode yang berbeda, salah satunya yaitu metode

jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Dengan menggunakan 7 tolak ukur *input*, diperoleh tingkat akurasi dalam mengklasifikasi kerusakan mutu tomat pada terhadap data latih mencapai 89,04% dan data uji mencapai 81,11% [10]. Penelitian berikutnya dengan metode yang sama yaitu melakukan identifikasi terhadap kualitas buah tomat dengan metode *backpropagation* menunjukkan tingkat akurasi mencapai 76,7% [11].

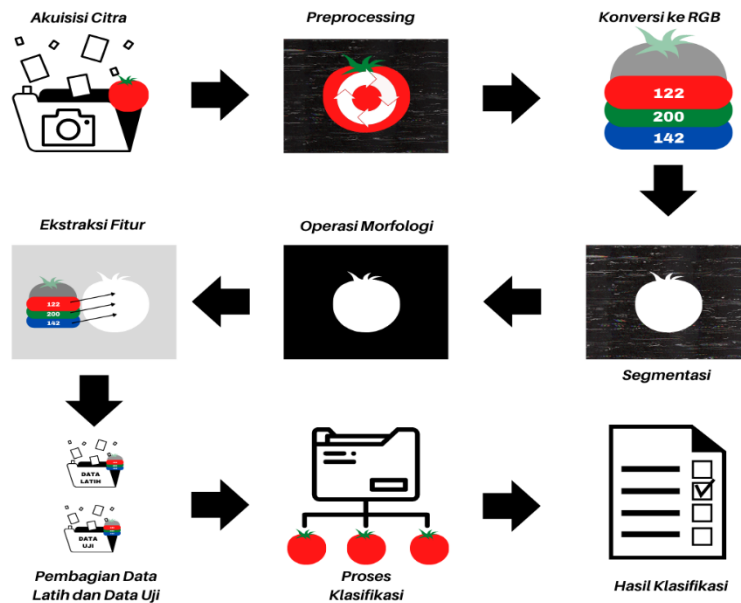
Selain itu, beberapa penelitian menggunakan metode berbeda seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN), diperoleh tingkat akurasi pada proses pelatihan mencapai 86.6% dan pada proses pengujiannya mencapai 70% [12]. Selanjutnya, menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) diperoleh tingkat akurasi mencapai 76,67% dalam proses deteksi kadar tomat [13]. Terakhir, penelitian yang menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST). Dari penelitian tersebut diperoleh hasil menunjukkan akurasi mencapai 90% yang membutuhkan waktu 3,12 detik pada setiap proses citra [4].

Namun, berdasarkan hasil penelitian di atas, dapat ditarik sebuah kesimpulan bahwa dari beberapa metode yang digunakan tingkat akurasi dari hasil klasifikasinya masih perlu untuk ditingkatkan. Perlu penambahan parameter pengukuran lainnya sehingga hasil klasifikasi yang didapat lebih akurat. Selain itu juga, jumlah sampel yang tergolong sedikit, baik terhadap data latih dan data uji akan mempengaruhi tingkat keakuratan dari penelitian yang telah dilakukan. Semakin banyak data yang diproses maka hasil dan tingkat akurasi terhadap proses klasifikasi akan jauh lebih baik.

Oleh karena itu, berdasarkan uraian permasalahan tersebut di atas, pada penelitian ini dilakukan klasifikasi kualitas tomat berdasarkan fitur warna dan ciri kulit menggunakan jaringan saraf tiruan berbasis pengolahan citra. Metode yang dilakukan terdiri atas enam tahapan utama yaitu proses akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada metode yang dilakukan, klasifikasi citra buah tomat bukan hanya berdasarkan fitur warna, namun juga menggunakan ciri kulitnya. Selain itu, sampel citra yang digunakan sebanyak 300 citra tomat yang terbagi menjadi 3 level.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, menggunakan metode yang terdiri dari beberapa tahap secara berurutan, yaitu tahap akuisisi citra, tahap *preprocessing*, tahap segmentasi, tahap operasi morfologi, tahap ekstraksi fitur, dan tahap klasifikasi. Tahap - tahap tersebut ditunjukkan pada gambar 1.



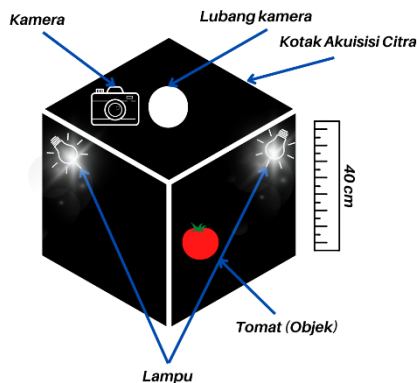
Gambar 1. Tahapan-Tahapan Metode Penelitian

2.1. Tahap Akuisisi Citra

Tahap ini merupakan proses pengambilan atau akuisisi dataset citra tomat. Contoh hasil akuisisi citra dapat dilihat pada gambar 2. Terdapat 300 buah citra tomat yang diakuisisi, yang terdiri dari 100 buah citra tomat kualitas baik, 100 buah citra tomat kualitas sedang, dan 100 buah citra tomat kualitas rendah. Proses akuisisi citra dilakukan sebagaimana pada gambar 3.



Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra



Gambar 3. Proses Akuisisi Citra

Dengan menggunakan kamera DSLR Canon EOS 77D, *settingan* manual ISO 800, *focal length* 55 mm, *exposure time* 1/60 sec, *F-Stop* f/5.6 dan *no flash*. *Output* citra yang dihasilkan berdimensi 2976 x

1680 piksel dengan resolusi 72 dpi. Selain itu, kain hitam sebagai latar belakang atau *background* citra yang diletakkan pada sebuah *box* yang berisi lampu, dan di atas *box* terdapat sebuah lubang agar kamera dapat mengambil citra tomat di dalamnya. Jarak objek citra dengan kamera sebesar 40 cm secara garis vertikal.

Ini bertujuan agar hasil akuisisi citra berada dalam kondisi yang stabil dan tidak terpengaruh oleh *noise* maupun intensitas cahaya yang relatif berubah.

2.2. Tahap Preprocessing

Tahapan selanjutnya adalah *preprocessing*, di mana hasil akuisisi dataset citra tomat dimasukkan ke dalam sistem. Sistem akan membaca citra digital dan mengubahnya menjadi citra RGB, kemudian mengkonversinya masing-masing ke dalam 3 *channel* yaitu *channel Red* (R), *Green* (G), *Blue* (B). Dari ketiga *channel* tersebut, salah satu *channel* yang cocok dipilih untuk digunakan pada tahap segmentasi.

Pada penelitian ini, *channel R* terpilih karena tomat pada dasarnya lebih cenderung berwarna merah, sehingga proses pemisahan *background* dan objek nantinya akan lebih akurat dibanding menggunakan *channel* lainnya. *Channel R* ini juga akan digunakan hingga proses tahap akhir yaitu klasifikasi.

2.3. Tahap Segmentasi

Tahap segmentasi merupakan tahapan untuk membedakan antara objek dan *background* pada citra [14]. Pada penelitian ini, metode segmentasi yang digunakan adalah metode *Threshold Otsu*. Metode ini merupakan metode segmentasi dengan memanfaatkan nilai *threshold* secara otomatis pada citra untuk melakukan proses segmentasi.

Dalam penelitian ini, proses segmentasi dimulai dengan membaca histogram citra dari *channel R* yang telah dipilih pada tahap *preprocessing* sebelumnya. *Output* dari segmentasi adalah citra *biner*, di mana area putih atau bernilai 1 merupakan bagian objek, sedangkan area hitam atau bernilai 0 adalah bagian *background*.

Untuk mendapat hasil segmentasi yang lebih akurat dalam mendapatkan area objek, maka dilakukan pembersihan *noise* terhadap citra hasil segmentasi menggunakan operasi morfologi terlebih dahulu, sebelum dilakukan ekstraksi fitur dari citra area objek.

2.4. Tahap Operasi Morfologi

Operasi morfologi merupakan sebuah operasi yang umum dilakukan terhadap sebuah citra *biner* hasil segmentasi dengan mengubah atau menghilangkan beberapa unsur objek yang terkandung pada citra. Operasi ini bertujuan untuk menghasilkan kualitas citra yang jauh lebih baik sehingga hasil ekstraksi lebih akurat dalam menentukan objek dan *background* yang diteliti.

Operasi yang umum digunakan pada tahap ini adalah *dilasi*, *erosi*, *closing*, *opening*, *hole filling* dan *bwareaopen* dengan *structuring element (strel)* berupa parameter yang terdiri atas 10 jenis, salah satunya yaitu *disk* yang akan digunakan pada penelitian ini.

Erosi adalah pengikisan atau pengecilan piksel objek citra. *Dilasi* adalah pelebaran piksel objek citra. *Opening* merupakan gabungan antara operasi *erosi* yang dilanjutkan dengan *dilasi*. *Closing* merupakan gabungan antara operasi *dilasi* yang dilanjutkan dengan *erosi* [15]. Operasi *hole filling* digunakan untuk menutup lubang yang terdapat pada area objek citra [16]. Terakhir, operasi *bwareaopen* digunakan untuk menghilangkan objek-objek yang terdapat pada citra, penghapusan objek berdasarkan dari batas nilai yang diberikan.

Pada penelitian ini, operasi morfologi diawali dengan melakukan operasi *opening* terhadap citra segmentasi dengan *strel disk* bernilai 5. Setelah itu, terhadap citra hasil *opening* dilakukan operasi *closing* dengan *strel disk* bernilai 10. Selanjutnya, dilakukan operasi *hole filling* terhadap citra hasil *closing* yang mengeluarkan *output* citra hasil *hole filling*.

Pada citra *hole filling* ini dilakukan operasi terakhir yaitu *bwareaopen* dengan parameter sebesar 20000, yang artinya membersihkan objek lain yang nilai luasnya ≤ 20000 piksel. Dari proses ini diperoleh citra hasil segmentasi bersih antara objek dan *background* yang akan diekstrak fiturnya untuk menjadi parameter dalam proses klasifikasi.

2.5. Tahap Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur bertujuan untuk mengambil nilai fitur dari citra bersih hasil operasi segmentasi dan morfologi yang fiturnya dapat berupa

warna, bentuk, tekstur. Fitur yang dipilih nantinya harus sesuai dan menjadi parameter pembeda dalam proses klasifikasi dari tiap kelas citra yang telah diakusisi [17].

Pada penelitian ini, yang menjadi parameter adalah fitur warna dan ciri kulit. Untuk fitur warna yang digunakan adalah nilai ruang fitur RGB. Pada fitur warna RGB, ekstraksi nilai dilakukan dengan cara menghitung nilai piksel *channel R*, *G*, dan *B* dari objek citra, lalu menentukan nilai rata-rata piksel (*mean*) dari tiap *channel RGB* tersebut.

Sedangkan untuk ciri kulit berdasarkan dari fitur bentuk yaitu nilai *area*, *perimeter*, *metric* dan fitur tekstur terdiri atas nilai *contrast*, *correlation*, *energy*, serta *homogeneity* dengan menggunakan *Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*. *GLCM* adalah sebuah metode analisis untuk mengekstrak ciri tekstur berbasis *statistical*, ciri tersebut diperoleh dari piksel matrik yang memiliki nilai tertentu serta membentuk sebuah sudut pola [18]. Fitur tersebut di atas akan menjadi parameter *input* dalam melakukan klasifikasi terhadap citra tomat.

2.6. Tahap Klasifikasi

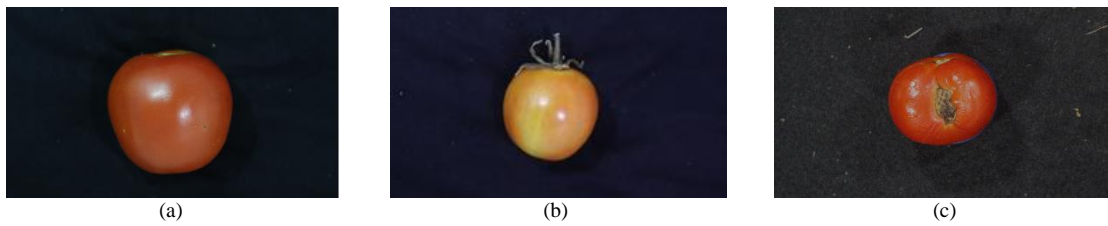
Proses klasifikasi kualitas tomat diawali dengan membagi data citra ke dalam 2 dataset yaitu data latih sebesar 70% dari keseluruhan dataset, dan sisanya menjadi data uji sebesar 30%. Masing - masing dataset memuat 3 kelas yaitu citra kualitas tomat baik (1), kualitas tomat sedang (2), dan kualitas tomat rendah (3). Data latih berguna untuk membangun model klasifikasi yang akan digunakan untuk skenario pengujian terhadap data uji.

Adapun metode klasifikasi yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Feedforward Backpropagation*. Model arsitektur JST yang digunakan terdiri dari *input layer* dengan 7 *neuron input* berdasarkan fitur yang telah diekstraksi sebelumnya [19]. Selanjutnya, terdapat 2 *hidden layer* dengan masing-masing 10 *neuron* dan 5 *neuron* yang menggunakan fungsi aktivasi *Log-sigmoid*. Sedangkan pada *output layer* menggunakan fungsi aktivasi *linear* dengan 1 *neuron output* yaitu nilai kelas hasil klasifikasi dari citra tomat tersebut.

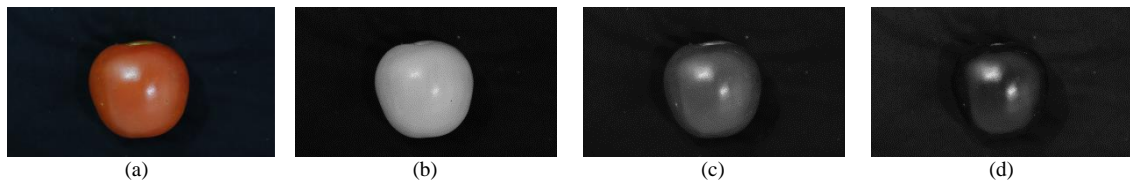
Untuk pelatihan, model yang digunakan adalah *Levenberg-Marquardt*. Sedangkan penilaian performanya menggunakan *Mean Square Error (RMSE)* dan *Misclassification Error (ME)*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dimulai dengan pembagian 300 dataset citra tomat yang terdiri atas 3 kelas kualitas yaitu baik, sedang dan rendah menjadi dua dataset yaitu citra latih dan citra uji. Citra latih sebesar 70% atau 210 citra, terdiri atas 70 citra tiap kelas. Sedangkan citra uji sebesar 30% atau 90 citra, terdiri atas 30 citra tiap kelasnya. Hasil akuisisi citra berdasarkan kelasnya dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Citra Kualitas Tomat (a) Baik, (b) Sedang dan (c) Rendah



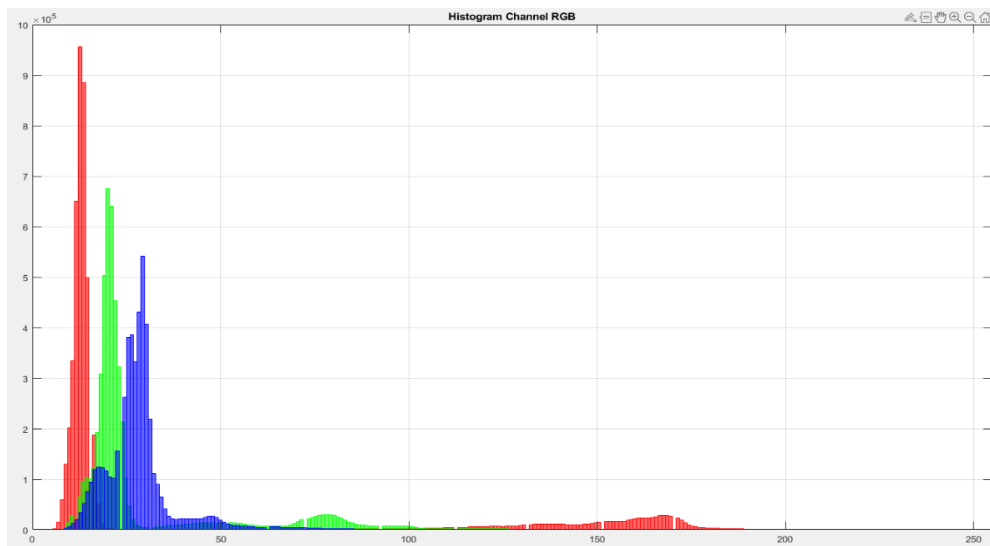
Gambar 5. Citra Tomat (a) Channel RGB, (b) Channel R, (c) Channel G, dan (d) Channel B

Berdasarkan gambar 4, dapat dilihat perbedaan dari ketiga kualitas tomat tersebut. Pada gambar 4a, citra tomat kualitas baik memiliki warna kulit merah yang merata dan tidak memiliki kecacatan pada tomatnya. Pada gambar 4b, citra tomat kualitas sedang memiliki warna kulit yang tidak merata, masih terdapat warna kuning, namun tidak memiliki kecacatan pada tekstur kulitnya. Pada gambar 4c, citra tomat kualitas rendah memiliki warna yang merah pekat dan memiliki kecacatan pada tekstur kulit, yaitu terdapat lubang pada buahnya.

Sebelum melakukan proses klasifikasi, citra perlu melalui tahap *preprocessing* terlebih dahulu. Pada tahap ini, citra tomat asli dikonversi ke dalam

ruang warna RGB, lalu mengekstrak setiap nilai *channel* dari citra R, G, B dari citra tersebut sebagaimana dapat dilihat pada gambar 5. Hasil konversi ke *channel* RGB ditunjukkan pada gambar 5a.

Sedangkan hasil konversi ke *channel* R dapat dilihat pada gambar 5b. Jika diperhatikan, citra tomat pada *channel* R memiliki kontras objek tomat yang terang terhadap *background*. Jika dibandingkan dengan gambar 5c dan 5d, kontras pada citra tomat *channel* G terlihat agak gelap, dan kontras citra tomat pada *channel* B terlihat lebih gelap. Penyebaran piksel tiap *channel* dapat dilihat dalam bentuk histogram pada gambar 6.



Gambar 6. Histogram Channel RGB

Dari histogram tersebut, histogram berwarna merah merupakan penyebaran piksel *channel* R, histogram berwarna hijau merupakan penyebaran piksel *channel* G, dan histogram berwarna biru merupakan penyebaran piksel *channel* B. Perbandingan antara histogram *channel* R, *channel* G, dan *channel* B terlihat dengan jelas.

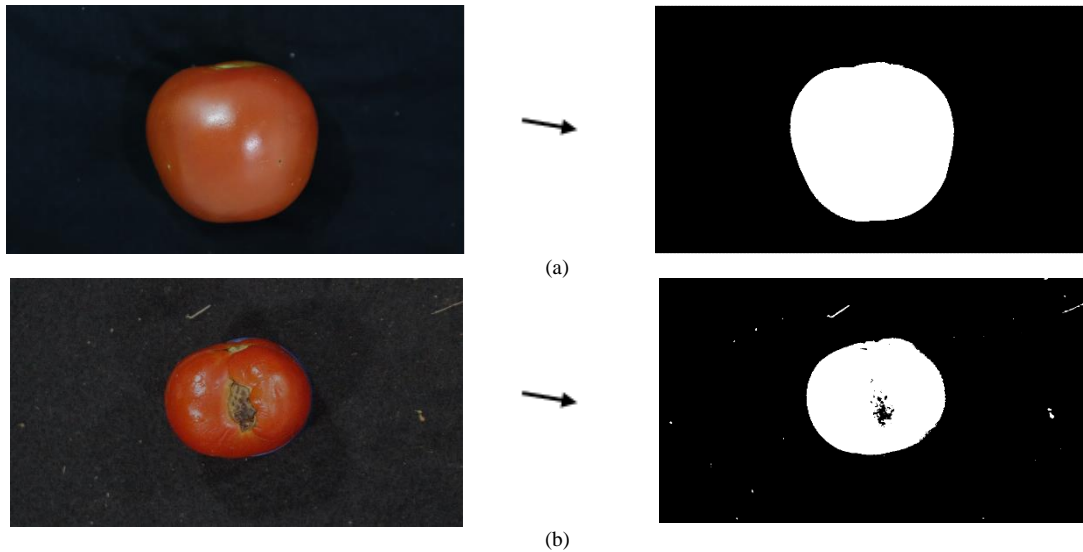
Jika dibandingkan, penyebaran piksel *channel* R antara objek dan *background* berjauhan dibandingkan

penyebaran nilai *channel* G dan B, histogram merah yang tinggi merupakan penyebaran piksel objek dan histogram merah yang rendah merupakan *background*.

Dari histogram tersebut dapat disimpulkan bahwa citra objek tomat *channel* R memiliki kontras yang lebih cerah, seperti yang terlihat pada gambar 5b, sehingga dapat menghasilkan segmentasi yang lebih baik karena sistem dengan mudah mendeteksi

area objek dan *background* pada citra. Oleh karena itu, untuk proses segmentasi, digunakan citra *channel R*. Metode segmentasi yang digunakan adalah metode

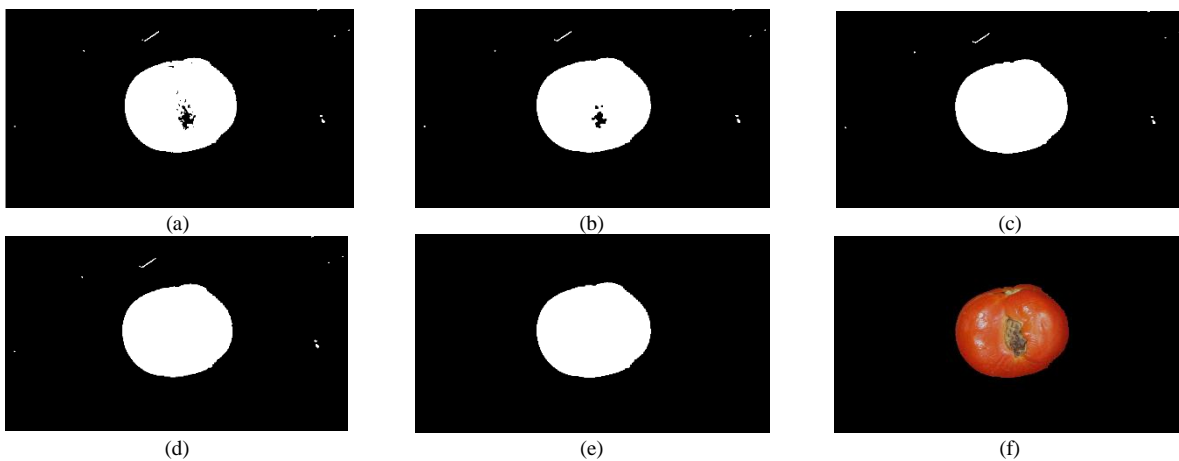
Otsu Thresholding. Hasil segmentasi dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. Hasil Segmentasi (a) Baik dan (b) Kurang Baik.

Gambar 7a merupakan hasil segmentasi yang baik, antara objek dan *background* dapat dilihat dengan jelas, warna putih merupakan objek dan warna hitam merupakan *background*. Hasil segmentasi yang baik disebabkan karena kondisi tomat yang tidak memiliki kecacatan, serta tidak terdapat *noise* pada saat pengambilan citra. Untuk hasil segmentasi yang kurang baik dapat dilihat pada gambar 7b, terdapat beberapa area pada objek tomat yang tidak terdeteksi dan terdapat juga objek kecil yang terdeteksi selain dari objek tomat.

Hal ini terjadi karena pada citra asli terdapat kecacatan berupa lubang pada tomat yang warnanya hampir menyerupai *background*, sehingga pada proses segmentasi, kecacatan tersebut terdeteksi sebagai *background*. Untuk objek kecil yang terdeteksi, disebabkan karena pada saat pengambilan citra tomat, terdapat *noise* berupa sebuah kotoran pada *background* citra yang memiliki warna yang lebih kontras terhadap *background* citra, sehingga *noise* tersebut terdeteksi sebagai objek.



Gambar 8. Citra Hasil (a) Segmentasi, (b) *Opening*, (c) *Closing*, (d) *Hole Filling*, (e) *Bwareaopen*, (f) Segmentasi Bersih RGB

Hasil segmentasi yang kurang baik dapat menurunkan akurasi pada saat melakukan ekstraksi fitur dari citra. Sehingga, untuk mendapatkan hasil segmentasi yang baik dan ekstraksi fitur yang akurat, perlu dilakukan operasi morfologi terhadap hasil segmentasi. Operasi-operasi morfologi yang digunakan adalah operasi *opening*, *closing*, *hole filling*, dan *bwareaopen*. Jenis *strel* yang digunakan adalah *disk* dengan ukuran 5 untuk operasi *opening*

dan 10 untuk operasi *closing*. Hasil segmentasi setelah diterapkan operasi morfologi dapat dilihat pada gambar 8.

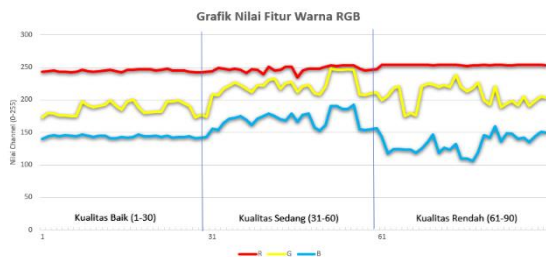
Hasil segmentasi sebelum dilakukan operasi morfologi dapat dilihat pada gambar 8a. Setelah dilakukan operasi *opening* didapatkan hasil sebagaimana pada gambar 8b, dapat dilihat beberapa objek kecil telah hilang dan area objek tomat yang tidak terdeteksi mengecil. Kemudian, dilakukan

operasi *closing* terhadap citra hasil *opening* dan didapatkan hasil sebagaimana pada gambar 8c. Jika diperhatikan, area objek tomat yang tidak terdeteksi semakin mengecil. Selanjutnya, dilakukan operasi *hole filling* terhadap citra hasil *closing* dan didapatkan hasil sebagaimana pada gambar 8d, keseluruhan area objek tomat telah terdeteksi.

Terakhir, menerapkan operasi *bwareaopen* terhadap citra hasil *hole filling* yang menghasilkan citra hasil *bwareaopen* sebagaimana pada gambar 8e, objek kecil yang terdeteksi di sekitar objek tomat telah hilang sepenuhnya. Sehingga didapatkan hasil segmentasi yang baik (bersih) antara objek tomat yang berwarna putih dan *background* yang berwarna hitam. Sedangkan hasil segmentasi bersih setelah dikonversi ke channel RGB dapat dilihat pada gambar 8f.

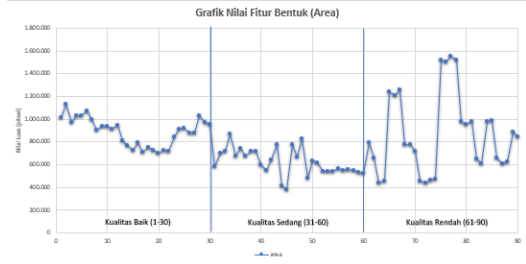
Setelah memperoleh hasil segmentasi yang bersih, dilanjutkan dengan tahap ekstraksi fitur. Terdapat 3 fitur yang dapat diekstrak, yaitu fitur warna, bentuk, dan tekstur. Untuk fitur warna, menggunakan parameter nilai ruang fitur RGB. Sedangkan untuk ciri kulit, digunakan fitur bentuk dengan parameter dari nilai *area* (luas), *perimeter* (keliling), dan *metric* (kebulatan) serta fitur tekstur dengan parameter dari nilai *contrast* (kontras), *correlation* (korelasi), *energy* (keseragaman), serta *homogeneity* (kedekatan) dengan teknik analisis tekstur citra metode GLCM.

Untuk hasil ekstraksi fitur dapat digambarkan pada grafik nilai. Grafik hasil ekstraksi fitur warna dapat dilihat pada gambar 9. Grafik hasil ekstraksi fitur bentuk pada gambar 10-12, serta grafik hasil ekstraksi fitur tekstur pada gambar 13-16.

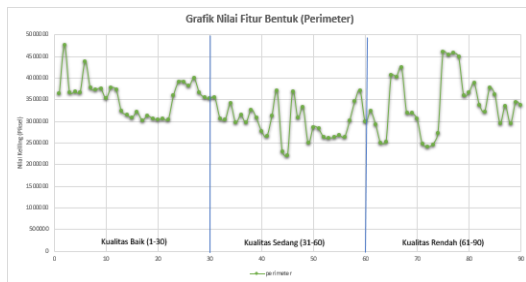


Gambar 9. Grafik Nilai Fitur Warna Channel RGB

Dari grafik fitur warna RGB tersebut, perbedaan yang lebih terlihat terdapat pada grafik *channel G* dan *B*. Untuk tomat kualitas baik, *channel G* memiliki grafik naik-turun yang stabil, sedangkan *channel B* memiliki grafik yang stabil. Untuk tomat kualitas sedang, *channel G* dan *B* memiliki grafik yang cenderung naik dibandingkan tomat kualitas baik. Sedangkan untuk tomat kualitas rendah, *channel G* dan *B* memiliki grafik yang cenderung turun dibandingkan tomat kualitas baik. Perubahan grafik tersebut terjadi berdasarkan penyebaran piksel pada tiap *channel RGB*.

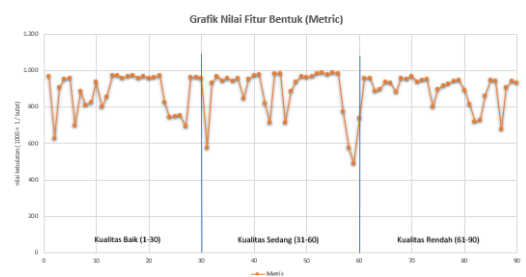


Gambar 10. Grafik Nilai Fitur Bentuk Area



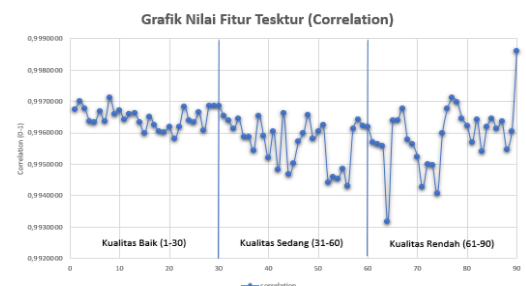
Gambar 11. Grafik Nilai Fitur Bentuk Perimeter

Selanjutnya, berdasarkan grafik pada gambar 10 dan 11, perbedaan *area* dan *perimeter* memiliki bentuk grafik yang hampir sama dan perbedaan grafik tiap kualitas tomat dapat dilihat. Tomat kualitas baik memiliki bentuk grafik yang cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan tomat kualitas sedang. Sedangkan untuk tomat kualitas rendah memiliki grafik yang naik-turunnya memiliki perubahan yang signifikan, terkadang lebih tinggi dan terkadang lebih rendah.



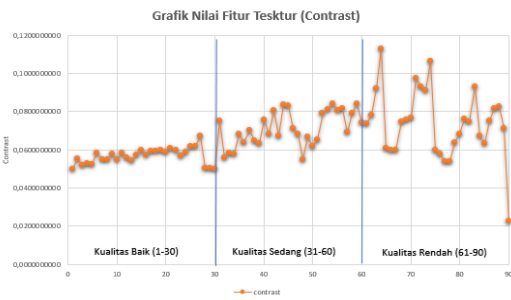
Gambar 12. Grafik Nilai Fitur Bentuk Metric

Berdasarkan grafik pada gambar 12, pada tiap kualitas memiliki bentuk atau pola yang hampir sama. Hal ini terjadi karena pada grafik *metric* ini bertujuan untuk melihat bentuk dari citra yang diambil. Nilai dari *metric* berkisar dari 0 hingga 1. Semakin mendekati angka 1, maka objek berbentuk semakin bulat.



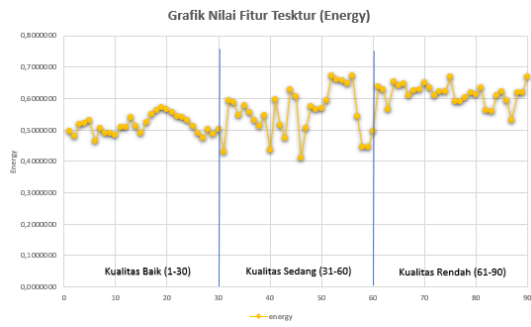
Gambar 13. Grafik Nilai Fitur Tekstur Correlation

Berdasarkan grafik pada gambar 13, perbedaan grafik tiap kelas dapat dilihat dengan jelas. Grafik tomat kualitas baik memiliki grafik naik-turun yang tidak terlalu signifikan, serta grafiknya cenderung naik dan memiliki tingkat korelasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan grafik tomat kualitas sedang. Pada grafik tomat kualitas sedang memiliki grafik naik-turun yang berubah secara signifikan, serta grafiknya cenderung turun. Untuk grafik tomat kualitas rendah memiliki grafik naik-turun yang perubahannya sangat signifikan, terdapat titik yang memiliki korelasi yang sangat rendah hingga titik korelasi yang sangat tinggi.



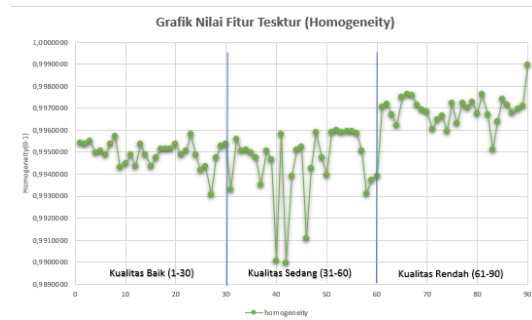
Gambar 14. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Contrast*

Pada grafik gambar 14, perbedaan grafik tiap kelas dapat dilihat dengan jelas. Grafik tomat kualitas baik memiliki grafik naik-turun yang perubahannya tidak terlalu tinggi ataupun rendah. Pada grafik tomat kualitas sedang juga memiliki grafik yang naik-turun, tetapi perubahan tiap titiknya agak berjauhan dan memiliki nilai grafik yang cenderung lebih tinggi dibandingkan grafik tomat kualitas baik. Sedangkan pada grafik tomat kualitas rendah memiliki grafik naik-turun yang perubahan tiap titiknya cenderung berjauhan, terdapat titik yang memiliki kontras yang lebih tinggi hingga titik kontras yang lebih rendah.

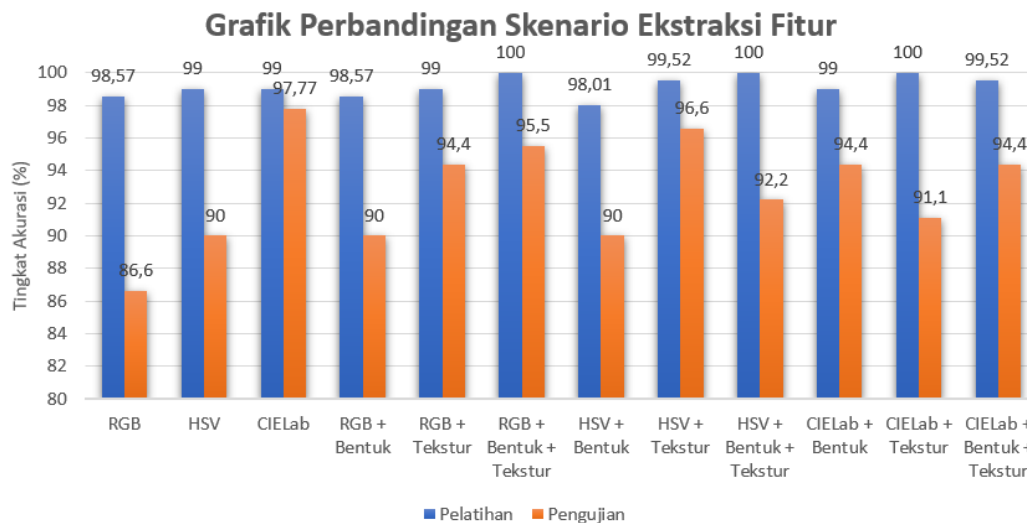


Gambar 15. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Energy*

Berdasarkan grafik pada gambar 15, perbedaan grafik dari tiap kelasnya sangat terlihat. Grafik kualitas baik memiliki nilai keberagaman yang nilainya tidak terlalu jauh sehingga membentuk grafik seperti pada gambar 15. Pada grafik kualitas sedang memiliki grafik yang naik-turun karena memiliki nilai keberagaman yang saling berjauhan sehingga perubahannya sangat signifikan. Sedangkan pada kualitas rendah memiliki nilai keberagaman yang berdekatan dan nilainya lebih tinggi dibandingkan dengan grafik kualitas baik.



Gambar 16. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Homogeneity*



Gambar 17. Grafik Perbandingan Akurasi Skenario Ekstraksi Fitur Pelatihan dan Pengujian

Grafik pada gambar 16 memiliki perbedaan bentuk grafik yang sangat berbeda. Grafik kualitas baik memiliki nilai *homogeneity* yang lebih rendah

dibandingkan grafik pada kualitas rendah. Pada kualitas sedang memiliki grafik yang naik-turun dan memiliki perubahan yang signifikan pada beberapa

titiknya. Sedangkan pada kualitas rendah memiliki nilai *homogeneity* yang lebih tinggi dibanding grafik pada kualitas baik.

Setelah semua fitur berhasil diekstrak, selanjutnya dilakukan skenario pelatihan dan pengujian dengan kombinasi dari ketiga fitur yang dapat digunakan. Hal ini bertujuan untuk mencari kombinasi fitur terbaik dengan akurasi tinggi serta waktu komputasi tercepat. Grafik perbandingan akurasi dapat dilihat pada gambar 17.

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi dari skenario yang telah dilakukan pada grafik di atas. Semua skenario memiliki akurasi yang cukup tinggi, hal tersebut terjadi karena parameter dan metode

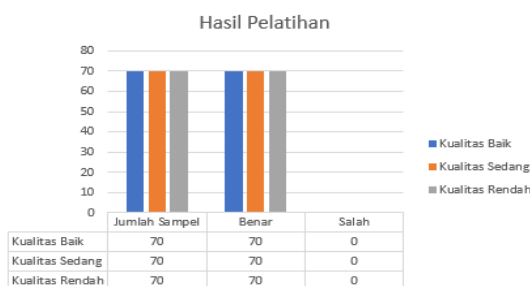
pengukuran skenario yang sesuai dengan citra yang diambil. Dapat diperhatikan bahwa terdapat 2 skenario yang memperoleh hasil akurasi sebesar 100%, yaitu skenario pelatihan ke 6 (RGB + Bentuk + Tekstur) dan pelatihan 11 (CIELab + Tekstur). Akan tetapi untuk hasil akurasi pengujian, skenario 6 memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan skenario 11, yaitu sebesar 95,5%. Meskipun pada skenario pengujian 3 (CIELab) dan pengujian 8 (HSV + Tekstur) memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan skenario 6, tetapi kedua skenario tersebut memiliki waktu komputasi yang lebih lama. Untuk waktu komputasi dan ME semua skenario tersebut dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Skenario Kombinasi Fitur

Fitur Terpilih	Akurasi (%)		Misclassification Error (%)		Waktu Komputasi (detik/citra)	
	Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian
RGB	98,57	86,6	1,43	13,4	2,36	1,36
HSV	99	90	1	10	4,3	2,41
CIELab	99	97,77	1	2,23	7,37	4,13
RGB + Bentuk	98,57	90	1,43	10	2,38	1,38
RGB + Tekstur	99	94,4	1	5,6	2,43	1,34
RGB + Fitur + Bentuk	100	95,5	0	4,5	2,58	1,39
HSV + Bentuk	98,01	90	1,99	10	4,2	2,3
HSV + Tekstur	99,52	96,6	0,48	3,4	4,33	2,33
HSV + Fitur + Bentuk	100	92,2	0	7,8	2,74	1,5
CIELab + Bentuk	99	94,4	1	5,6	7,52	4,18
CIELab + Tekstur	100	91,1	0	8,9	7,45	4,19
CIELab + Fitur + Bentuk	99,52	94,4	0,48	5,6	7,39	4,17

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi, ME, dan waktu komputasi yang telah dilakukan. Skenario terpilih dengan parameter warna RGB, bentuk, dan tekstur memperoleh akurasi sebesar 100% untuk pelatihan serta ME sebesar 0% dengan waktu komputasi sebesar 2,36 detik per citranya. Untuk skenario pengujiannya memperoleh akurasi sebesar 95,5% serta ME sebesar 4,5% dengan waktu komputasi sebesar 1,39 detik per citranya. Karena memiliki hasil akurasi yang tinggi serta waktu komputasi yang rendah di antara skenario lainnya, maka dapat disimpulkan, bahwa skenario 6 memiliki parameter paling sesuai untuk melakukan proses klasifikasi citra tomat.

Menggunakan fitur warna RGB, fitur bentuk dan fitur tekstur, dilakukan proses pelatihan terhadap 210 citra latih. Hasil pelatihan dapat dilihat pada gambar 18.



Gambar 18. Grafik Hasil Pelatihan

Dari grafik hasil pelatihan di atas, dapat diamati bahwa dari 210 citra latih yang terbagi menjadi 3 kelas. Diperoleh hasil klasifikasi citra dengan jumlah benar yaitu 70 citra tiap kelasnya dan jumlah salah yaitu 0. Sehingga dilakukan perhitungan akurasi yang ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Perhitungan Akurasi Pelatihan

No	Kategori / Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Kualitas Baik	70	70	0	100	0
2	Kualitas Sedang	70	70	0	100	0
3	Kualitas Rendah	70	70	0	100	0
Total		210	210	0	100	0

Dengan akurasi total sebesar 100% dan *misclassification error* (ME) sebesar 0%, dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan dilakukan dengan baik. Sehingga model JST yang dibangun dapat digunakan untuk proses pengujian terhadap citra uji.

Pada proses pengujian menggunakan model JST dari hasil pelatihan. Dilakukan klasifikasi terhadap 90 citra uji dan diperoleh hasil pengujian yang ditunjukkan pada gambar 19.



Gambar 19. Grafik Hasil Pengujian

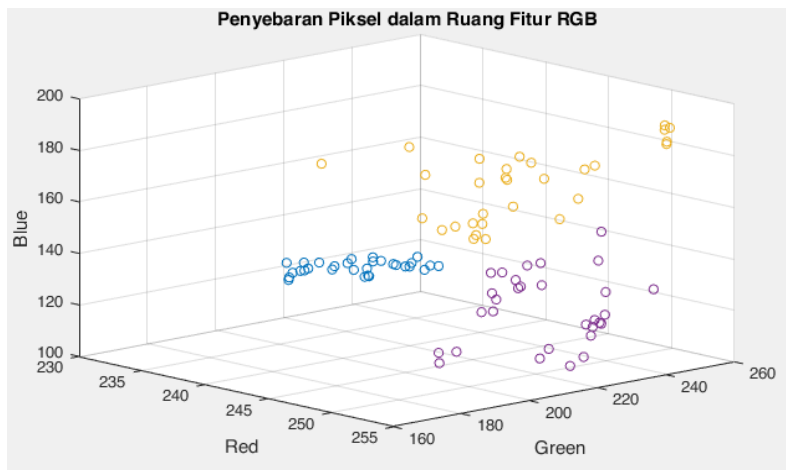
Dari grafik gambar di atas, dapat diamati bahwa dari 90 citra uji yang terbagi menjadi 3 kelas. Diperoleh hasil klasifikasi citra dengan jumlah benar yaitu 86 citra dan jumlah salah yaitu 4 citra. Kesalahan proses klasifikasi terhadap 4 citra tersebut disebabkan oleh hasil akuisisi citra yang tidak sempurna atau disebabkan karena fitur yang diekstraksi dari citra tomat tersebut memiliki

kemiripan nilai fitur dengan kelas lain, sehingga sistem gagal melakukan klasifikasi secara benar. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, dilakukan perhitungan akurasi yang ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Perhitungan Akurasi Pengujian

No	Kategori / Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi	ME
1	Kualitas Baik	30	29	1	96,66	3,34
2	Kualitas Sedang	30	30	0	100	0
3	Kualitas Rendah	30	27	3	90	10
Total		90	86	4	95,5	4,5

Dengan akurasi total sebesar 95,5% dan *misclassification error* (ME) sebesar 4,5%, dapat disimpulkan bahwa proses pengujian dilakukan dengan baik. Untuk melihat penyebaran kelasnya ke dalam ruang RGB dapat dilihat pada gambar 20.



Gambar 20. Penyebaran Ruang Fitur RGB

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, jika kita representasikan ke dalam penyebaran ruang fitur RGB, dapat diamati bahwa penyebarannya terbagi menjadi 3 tingkat kualitas yaitu kualitas baik, kualitas sedang dan kualitas rendah masing-masing berisikan 30 citra.

Sehingga dari hasil dan pembahasan diatas, dapat diketahui bahwa proses klasifikasi yang dilakukan oleh metode JST yang dibangun dapat berjalan sebagaimana mestinya dalam melakukan penentuan kualitas terhadap buah tomat.

4. DISKUSI

Pada penelitian ini dihasilkan sebuah sistem yang dapat melakukan klasifikasi terhadap kualitas tomat berdasarkan fitur warna RGB dan ciri kulit yang memanfaatkan nilai fitur bentuk dan tekstur. Di mana sistem yang dibangun membagi kualitas tomat ke dalam tiga jenis kelas antara lain, beras kualitas baik, sedang dan rendah menggunakan algoritma

jaringan syaraf tiruan (JST) *Feedforward Backpropagation*.

Dalam proses pelatihan dan pengujian sistem, dilakukan 12 skenario untuk mencari skenario kombinasi fitur dengan akurasi terbaik dan waktu komputasi tercepat. Diperoleh skenario terbaik dengan kombinasi 3 fitur yaitu fitur warna RGB, fitur bentuk dan fitur tekstur. Fitur bentuk terdiri atas 3 parameter yaitu *area*, *perimeter* dan *metric*, sedangkan untuk fitur tekstur terdiri atas 4 parameter yaitu *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.

Hasil penelitian yang dicapai dengan pelatihan terhadap 210 citra latih mencapai akurasi terbaik yaitu 100% dengan waktu komputasi 2,58 detik per citra. Sedangkan hasil pengujian terhadap 90 citra uji, diperoleh tingkat akurasi mencapai 95,5% dengan waktu komputasi 1,39 detik per citra.

Penelitian sebelumnya terkait tomat dengan menggunakan beberapa metode, salah satunya berjudul "Penerapan *Neural Network* untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat" dengan metode

JST *Backpropagation* [10]. Menggunakan 210 citra latih serta 90 citra uji dibagi menjadi 3 kelas dan 7 tolak ukur *input* sebagai fitur morfologi dan tekstur, diperoleh tingkat akurasi dalam mengklasifikasi kerusakan mutu tomat pada terhadap data latih mencapai 89,04% dan data uji mencapai 81,11%. Hasil tersebut masih di bawah pencapaian akurasi dari penelitian telah dilakukan.

Penelitian berikutnya berjudul “Identifikasi Kualitas Buah Tomat dengan Metode PCA (*Principal Component Analysis*) dan *Backpropagation*” menunjukkan akurasi mencapai 76,7% [11]. Memanfaatkan fitur morfologi dan GLCM dengan data latih 20 citra serta data uji 10 citra yang dibagi menjadi 2 kelas. Hasil tersebut masih di bawah pencapaian akurasi dan jumlah data dari penelitian yang telah dilakukan.

Selain itu, penelitian berjudul “Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat Berdasarkan Seleksi Fitur Menggunakan *K-Nearest Neighbor*”, diperoleh akurasi pelatihan mencapai 86.6% dan pengujian mencapai 70% [12]. Adapun citra yang digunakan untuk pelatihan sebanyak 210 citra, sedangkan pengujian sebanyak 30 citra yang juga terbagi menjadi 3 kelas. Fitur yang digunakan adalah morfologi dan GLCM. Penelitian tersebut masih mencapai akurasi di bawah hasil dari penelitian yang telah dilakukan.

Selanjutnya, penelitian lain berjudul “Perancangan dan Implementasi untuk Penyortiran Buah Tomat (*Lycopersicum Esculentum*) dengan Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*”, diperoleh tingkat akurasi mencapai 76,67% dalam proses deteksi kadar tomat [13]. Sistem yang dibangun membagi *grade* tomat menjadi 3 jenis. Dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan HSV untuk menentukan berat dari citra tomat tersebut. Hasil akurasi yang diperoleh masih di bawah pencapaian dari penelitian yang dilakukan.

Terakhir, penelitian yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Kualitas dan Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST), diperoleh hasil pengujian dengan akurasi mencapai 90% yang membutuhkan waktu 3,12 detik pada setiap proses citra [4]. Dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan LAB, menggunakan 80 citra latih dan 40 citra uji yang dibagi menjadi 4 kelas berdasarkan kualitas dan kematangan, Hasil yang diperoleh jika dibandingkan, akurasi dan waktu komputasi masih di bawah penelitian yang telah dilakukan

Dari hasil perbandingan tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode yang telah dilakukan dapat mengklasifikasi citra tomat dapat berjalan dengan baik, dengan akurasi yang lebih tinggi dan waktu komputasi yang lebih cepat. Selain itu, jumlah citra pelatihan dan pengujian yang lebih banyak dan fitur yang digunakan lebih lengkap, hal tersebut menjadi keunggulan dari penelitian yang telah dilakukan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh metode klasifikasi untuk menentukan kualitas buah tomat yaitu menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan (JST) *backpropagation* dengan memanfaatkan fitur warna RGB, fitur bentuk dan fitur tekstur. Diperoleh hasil pelatihan terhadap 210 citra latih dengan tingkat akurasi sebesar 100% dan waktu komputasi 2,58 detik per citra. Sedangkan hasil pengujian terhadap 90 citra uji, diperoleh tingkat akurasi sebesar 95,5% dengan waktu komputasi 1,39 detik per citra.

Adapun saran kepada peneliti selanjutnya adalah agar lebih memperhatikan proses akuisisi citra, semakin baik dan konsisten proses akuisisi, maka hasil klasifikasi akan semakin baik. Selain itu, juga perlu adanya penelitian dengan fitur yang berbeda serta menggunakan metode klasifikasi lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. S. Dewi, “Isolasi Likopen Dari Buah Tomat (*Lycopersicum Esculentum*) Dengan Pelarut Heksana,” *Jurnal Agrotek UMMat*, vol. 5, no. 2, pp. 123–125, Aug. 2018, doi: 10.31764/agrotek.v5i2.707.
- [2] Ishak, I. Amal, M. Muhammad, and A. Baso Kaswar, “Sistem Pendeteksi Kematangan Buah Tomat Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan,” *Jurnal MediaTIK: Jurnal Media Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 65–69, Jan. 2022, doi: 10.26858/jmtik.v5i1.33214.
- [3] S. Kusumaningtyas and R. A. Asmara, “Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan(JST),” *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 2, no. 2, pp. 72–75, Feb. 2016, doi: 10.33795/jip.v2i2.59.
- [4] N. I. Humaira B, M. Herman, N. Nurhikma, and A. B. Kaswar, “Klasifikasi Tingkat Kualitas dan Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, vol. 2, no. 1, pp. 20–26, May 2021, doi: 10.26858/jessi.v2i1.20329.
- [5] Mukhlis, I. S. Harahap, and W. R. Hutasuhut, “Pengaruh Pelilinan dan Suhu Penyimpanan terhadap Sifat Fisik-Kimia Tomat (*Lycopersicum esculentum mill*),” *Jurnal Agrohit*, vol. 2, no. 1, pp. 6–14, 2018, doi: 10.31604/jap.v2i1.496.
- [6] “Badan Pusat Statistik.” <https://www.bps.go.id/indicator/55/61/1/produksi-tanaman-sayuran.html> (accessed Nov. 02, 2022).

- [7] C. Wasonowati, "Peningkatan Produksi dan Kualitas Tomat (*Lycopersicon esculentum*) dengan Sistem Budi daya Hidroponik," *Rekayasa*, vol. 3, no. 2, pp. 83–89, Oct. 2010, doi: 10.21107/rekayasa.v3i2.2293.
- [8] J. A. Abbott, *Quality measurement of fruits and vegetables*, vol. 15. 1999.
- [9] R. Pratama, A. F. Assagaf, and F. Tempola, "Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 2, no. 2, pp. 81–86, Oct. 2019, doi: 10.33387/jiko.
- [10] Z. E. Fitri, R. Rizkiyah, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat," *Jurnal Rekayasa Elektroika*, vol. 16, no. 1, pp. 44–49, Apr. 2020, doi: 10.17529/jre.v16i1.15535.
- [11] U. Murdika, M. Alif, and Y. Mulyani, "Identifikasi Kualitas Buah Tomat dengan Metode PCA (Principal Component Analysis) dan Backpropagation," *ELECTRICIAN –Jurnal Rekayasa dan Teknologi Elektro*, vol. 15, no. 3, pp. 175–180, Oct. 2021, doi: 10.23960/elc.v15n3.2240.
- [12] N. E. Paulina, Z. E. Fitri, Madjid Abdul, and A. M. N. Imron, "Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat Berdasarkan Seleksi Fitur Menggunakan K-Nearest Neighbor," *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, vol. 6, no. 2, pp. 144–154, Dec. 2021, doi: 10.26760/mindjournal.v6i2.144-154.
- [13] G. E. G., R. Rumani M., and C. Setianingsih, "Perancangan dan Implementasi untuk Penyortiran Buah Tomat (*Lycopersicum Esculentum*) Dengan Metode Learning Vector Quantizationprototype," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 4, no. 3, pp. 4177–4185, Dec. 2017.
- [14] A. S. R. Sinaga, "Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 48–51, Dec. 2017.
- [15] A. Zendhaf, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu'adah, "Segmentasi Pembuluh Darah pada Fundus Retina Menggunakan Deteksi Tepi dan Operasi Morfologi," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 3, pp. 5506–5512, Dec. 2018.
- [16] Nurhidayati and I. Marzuki, "Deteksi Otomatis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Teknik Klasterisasi Data dan Operasi Morfologi," *Energy - Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*, vol. 10, no. 1, May 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.upm.ac.id/index.php/energy/article/view/604>
- [17] A. Sumarsono and Supatman, "Imagery Identification of Tomatoes Which Contain Pesticides Using Learning Vector Quantization," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 2, no. 1, pp. 9–16, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.1.15.
- [18] C. Imam, E. W. Hidayat, and N. I. Kurniati, "Classification of Meat Imagery Using Artificial Neural Network Method and Texture Feature Extraction By Gray Level Co-Occurrence Matrix Method," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.1.37.
- [19] A. Irianti, P. H. Rantellinggi, A. Taufik, N. Zulkarnaim, and S. Cokrowibowo, "Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network for Food Price Prediction in Majene Central Market," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 3, no. 3, pp. 681–688, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.3.226>