

MATURITY CLASSIFICATION SYSTEM OF TOMATO BASED ON RGB COLOR FEATURES USING BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD

Gary Jeremi Massie¹, Azir Zuldani Pratama², Tiara Putri Sakira³, Andi baso Kaswar^{*4}, Dyah Darma Andayani^{*5}

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

Email: ¹garymassie84@gmail.com, ²azirzldn@gmail.com, ³putrisakiratiara@gmail.com,
⁴a.baso.kaswar@unm.ac.id, ⁵dyahdarma@unm.ac.id

(Article received: December 07, 2022; Revision: February 08, 2023; published: January 31, 2024)

Abstract

Determining the ripeness level of tomatoes, for now, is still done manually (conventional), and in general, determining the ripeness of tomatoes using the manual method often gets inconsistent results due to differences in everyone's perception so in determining ripe or not ripe tomatoes to be not very accurate. There have been various previous studies that have been conducted, especially in terms of classifying maturity levels, but from these studies, the level of accuracy achieved is relatively low. Therefore, the researcher proposes research on Tomato Fruit Maturity Classification System Based on RGB Color Features Using the Backpropagation Neural Network Method. This research consists of the image acquisition stage, the preprocessing stage, the image segmentation stage including performing morphological operations, the RGB feature extraction stage, and the last stage is conducting Image Classification using Backpropagation Neural Networks. From the results of the training phase, the resulting computational time is 87,735 seconds with an overall accuracy rate of 99.04%. And based on the results of the testing phase, the architecture of the backpropagation neural network that has been built can accurately classify the ripeness level of tomatoes, from a total of 90 test images, with an accuracy of 98.88% obtained and a more efficient computational time of 30.390 seconds. This can help farmers in harvesting tomatoes.

Keywords: Artificial Neural Network, Classification, Color, Image Processing, Quality, Tomato.

SISTEM KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN FITUR WARNA RGB DENGAN MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Abstrak

Dalam menentukan tingkat kematangan buah tomat untuk sekarang ini masih dilakukan secara manual (convensional), dan pada umumnya dalam menentukan kematangan buah tomat dengan menggunakan cara manual sering kali mendapatkan hasil yang tidak konsisten karena perbedaan persepsi setiap orang sehingga dalam menentukan matang atau tidak matangnya buah tomat menjadi tidak begitu akurat. Ada berbagai penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, khususnya dalam hal mengklasifikasi tingkat kematangan, namun dari berbagai penelitian tersebut tingkat akurasi yang dicapai tergolong rendah. Karena itu penelitian Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna RGB Dengan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Penelitian ini mempunyai beberapa tahap yaitu tahap akusisi citra, tahap preprocessing, tahap segmentasi citra termasuk dilakukannya operasi morfologi, tahap ekstaksi fitur RGB dan tahap terakhir melakukan Klasifikasi Citra menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Berdasarkan hasil tahap pelatihan, waktu komputasi yang dihasilkan sebesar 87.735 detik dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 99,04%. Hasil tahap pengujian, arsitektur jaringan saraf tiruan backpropagation yang telah dibangun dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat secara akurat, dari total 90 citra pengujian didapatkan akurasi sebesar 98.88% dan waktu komputasi yang lebih efisien yaitu sebesar 30.39 detik. Hal ini dapat membantu para petani dalam melakukan panen buah tomat.

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

1. PENDAHULUAN

Di Indonesia, tanaman tomat merupakan komoditas perkebunan yang sangat dibutuhkan oleh masyarakat untuk bahan makanan, kosmetik, hingga obat-obatan, dan menjadi salah satu komoditas ekspor nasional. Tomat sudah menjadi kebutuhan pokok masyarakat di Indonesia, akan tetapi cara mengklasifikasi tomat di pertanian dilakukan berdasarkan pengamatan visual secara langsung pada buah yang akan diklasifikasi.

Perlu diketahui bahwa penanganan tomat harus tepat, baik sebelum dan sesudah pemanenan karena sifat tomat yang mudah rusak. Penanganan yang kurang tepat dapat mempercepat proses pembusukan sehingga mengalami penurunan mutu, dan yang lebih parahnya petani bisa mengalami gagal panen [1].

Data produksi tomat di Indonesia pada tahun 2016 hingga 2017 mengalami peningkatan yaitu pada angka 60.720 ton menjadi 66.759 ton, akan tetapi pada tahun berikutnya 2018 buah tomat mengalami penurunan produksi menjadi 65.585 ton [2]. Adapun beberapa hal yang menyebabkan menurunnya mutu dan produktivitas tomat diantaranya yaitu rusaknya mutu tanaman tomat yang disebabkan oleh cuaca yang tak menentu, curah hujan yang tinggi dan budidaya yang kurang baik sehingga buah tomat menjadi retak, timbul bercak, dan busuk, hingga bisa berakibat mengalami gagal panen [3].

Sebagai upaya meminimalisir pembusukan dan gagal panen buah tomat, maka di sektor pertanian diharuskan untuk mendeteksi atau mengklasifikasi tingkat kematangan buah tomat dengan tepat. Saat ini untuk menentukan tingkat kematangan buah tomat masih dilakukan secara manual (conventional).

Tingkat kematangan buah tomat dapat dilihat dari ciri fisik yaitu dapat dilihat dari tekstur warna, dari bentuk fisik dan dilihat dari aroma buah tersebut. Pada aspek warna, kematangan buah tomat bisa dilihat dengan menyesuaikan warna buah yang telah matang dan buah yang akan diuji tingkat kematangannya. Namun, proses klasifikasi tingkat kematangan tersebut juga dapat menyebabkan ketidakseragaman yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti kelelahan yang dialami manusia, perbedaan persepsi antara satu dengan yang lainnya, dan keragaman visual manusia.

Perkembangan teknologi yang semakin maju dapat digunakan dalam mengelola informasi. Hal tersebut dapat kita manfaatkan dalam hal pengklasifikasian tingkat kematangan buah tomat, sehingga tomat yang telah dipanen bisa sesuai dengan kebutuhan pasar dan dapat meningkatkan mutu tomat agar tidak terjadi gagal panen.

Dengan adanya teknologi pengolahan citra digital, pemanfaatan untuk mendeteksi kematangan buah tomat berdasarkan ciri warna bisa dilakukan secara *computing* (berbasis teknologi).

Ada berbagai penelitian sebelumnya yang telah dilakukan mengenai identifikasi tingkat kematangan,

seperti penelitian mengenai klasifikasi untuk menentukan tingkat kematangan buah pisang sunpride dengan metode *k-Nearest Neighbors* dalam klasifikasi warna *YIQ* (*Yuma, In-phase, Quadrature*) *color space*, pengujian dilakukan dengan 4 kelas yaitu kelas busuk, sangat matang, matang dan mengkal dengan parameter $k=1$ dan $k=3$. Dari tingkat similarity atau kemiripan dari 120 gambar yang diuji dengan 30 gambar untuk masing-masing kelas, untuk parameter $k=3$, kelas busuk memiliki akurasi 66,67%, kelas sangat matang memiliki akurasi 100%, kelas matang memiliki akurasi 60%. Untuk parameter $k=1$, kelas busuk memiliki akurasi 66,67%, kelas sangat matang memiliki akurasi 100%, kelas matang memiliki akurasi 56,67%, kelas mengkal memiliki akurasi 66,67% [4].

Selanjutnya, penelitian mengenai klasifikasi kematangan buah mangga berdasarkan citra *HSV* dengan *KNN*. Penelitian ini menggunakan data latih sebanyak 129 buah mangga dan data uji sebanyak 40 buah dengan masing-masing kelas yakni kelas mentah, kelas cukup, kelas matang, dan kelas sangat matang. Akurasi yang didapatkan dari pengujian data latih mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 55% dengan jarak antara $k=1-10$ [5].

Selanjutnya, penelitian identifikasi cabai menggunakan operasi *morfologi* (*Opening dan Closing*) dan *Metode Backpropagation*, penelitian menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* berdasarkan tingkatan warna dari cabai. Hasil pengujian dari penelitian ini mendapat tingkat akurasi sebesar 70% [6].

Kemudian terdapat penelitian mengenai Klasifikasi tingkat kematangan buah nanas menggunakan ruang warna *red – green – blue dan hue – saturation – intensity*. Pengklasifikasian ini terdapat 3 kategori, kategori mentah, kategori matang, dan kategori sangat matang. Pengklasifikasian dilakukan berdasarkan ciri *RGB* dan ciri *HSV* serta metode pengklasifikasiannya menggunakan metode *logika fuzzy mamdani*. Sampel data dalam pengujian sebanyak 60 sampel, dengan tingkat akurasi 86,67% [7].

Selain itu, penelitian mengenai identifikasi kematangan buah tomat berdasarkan warna menggunakan metode *JST*. Tingkat keberhasilan penelitian ini dalam mengidentifikasi buah tomat yang didapatkan menggunakan metode pembelajaran *perceptron* dengan tingkat keberhasilan sebesar 43,44%. Dari hasil identifikasi menghasilkan 3 output tingkatan yaitu kelas matang 26,66%, kelas setengah matang 6,66% dan kelas mentah 10% [8].

Dari berbagai metode penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, tingkat akurasi yang dicapai tergolong rendah, ini dikarenakan oleh berbagai faktor seperti kurangnya dataset penelitian, hingga metode yang digunakan kurang tepat.

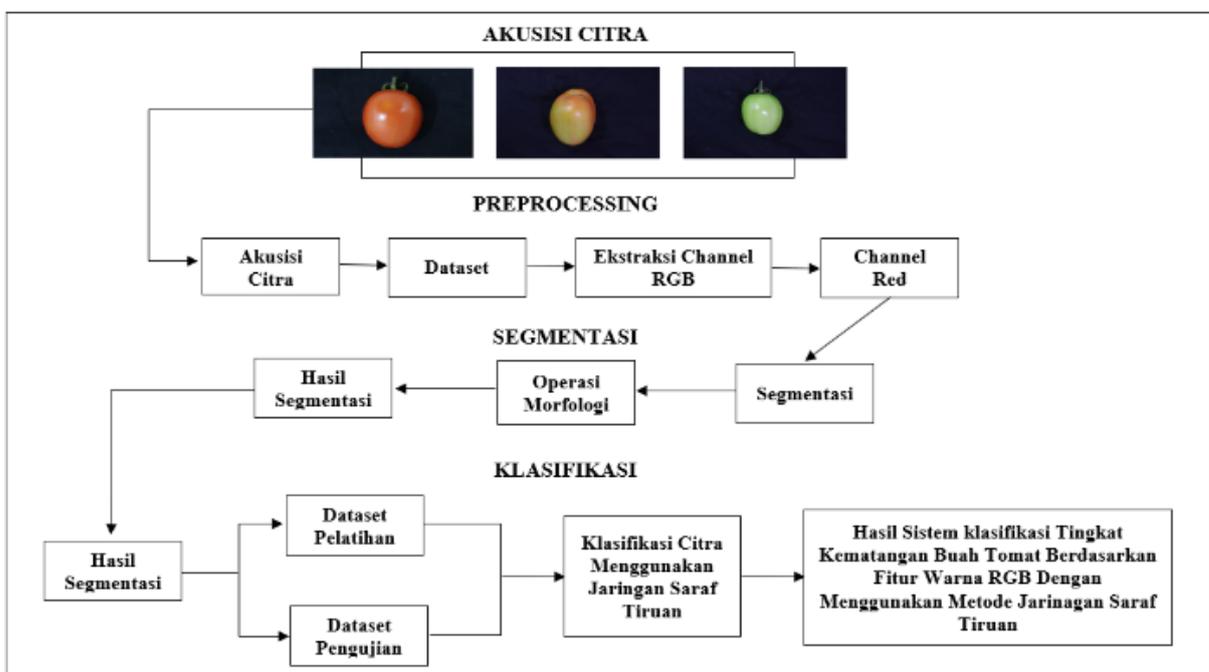
Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan penelitian Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat berdasarkan Fitur Warna *RGB* dengan

menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*. Klasifikasi ini terdiri dari tiga tingkatan kematangan, tomat merah penuh kelas matang, tomat hijau kemerah-merahan setengah matang, dan tomat hijau tingkatan tomat mentah. Proses pengolahan terdiri dari empat tahapan yaitu akuisisi citra, preprocessing, lalu proses segmentasi termasuk operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan terakhir klasifikasi dengan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Tujuan dari penelitian ini agar terciptanya teknologi yang dapat membantu sektor pertanian dalam memproduksi buah tomat dengan menggunakan sistem kecerdasan buatan yang dipadukan dengan pengolahan citra digital yang

nantinya memudahkan para petani untuk dalam mengidentifikasi kematangan buah tomat.

2. METODE PENELITIAN

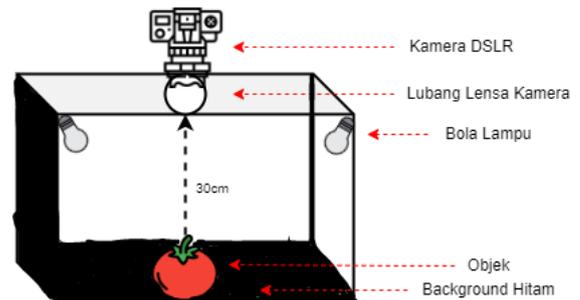
Metode penelitian ini terdiri dari tahap akuisi citra yang nantinya akan menjadi dataset citra, tahap preprocessing untuk memisahkann setiap channel *RGB*, kemudian dilakukan tahap *segmentasi* citra termasuk dilakukannya *operasi morfologi* seperti *dilasi*, *filling hole*, *erosi*, dan *area open*, kemudian melakukan ekstaksi nilai rata-rata fitur warna *RGB* dan tahap terakhir melakukan klasifikasi citra menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Proses klasifikasi tingkat kematanga buah tomat

a. Akuisisi Citra

Proses Akuisisi citra merupakan proses pengambilan dan pengkonversian dimana dari citra analog untuk dikonversi menjadi citra digital. Untuk pengambilan citra, penelitian ini menggunakan kamera *DSLR Canon 77D* sebagai pengambil citra dengan pengaturan cahaya *shutter speed* = 125, *aperatur* = 5.6, dan *ISO* = 1.600. Pengambilan citra dilakukan dalam kotak dengan panjang 30cm, lebar 25cm, dan tinggi 35cm sebagai tempat pengambilan citra dengan jarak 30cm objek ke kamera serta sudut pengambilan citra 90 derajat. Pada proses pengambilan citra, bola lampu digunakan sebagai bantuan pencahayaan agar citra yang dihasilkan mempunyai pencahayaan yang stabil, kemudian kain hitam digunakan sebagai *background* pada citra. Dalam proses akuisisi citra, *ratio zoom* kamera *dslr* disesuaikan dengan besaran tomat sehingga menghasilkan dataset ukuran besaran tomat yang konsisten. Cara mengakuisisi citra buah tomat dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Teknik akuisisi citra buah tomat

b. Preprocessing

Berdasarkan proses akuisisi citra, telah diperoleh dataset citra dengan jumlah 300 citra digital yang terdiri dari tiga kelas tingkatan yaitu, tomat matang, tomat setengah matang, dan tomat mentah. Selanjutnya pada proses *preprocessing*, dilakukan ekstraksi fitur pada masing-masing channel *RGB* (*Red*, *Green*, dan *Blue*). Ekstraksi fitur merupakan proses pencarian suatu ciri dari sebuah gambar

dengan cara menghitung nilai rata-rata setiap komponen *channel red*, *green*, dan *blue* pada citra [9]. Setelah melakukan ekstraksi, setiap *channel* akan diamati dan dianalisis kemudian akan ditentukan *channel* mana yang terbaik yang akan digunakan sebagai inputan segmentasi. Pada penelitian ini dari ketiga *channel red*, *green*, dan *blue*, ditetapkan bahwa *channel red* merupakan *channel* terbaik yang akan digunakan pada proses selanjutnya.

c. Segmentasi

Setelah ditetapkan *channel* terbaik yang akan digunakan, proses selanjutnya yaitu proses *segmentasi*. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan *segmentasi* dengan metode *otsu*. Metode *otsu* merupakan algoritma yang memungkinkan untuk mencari batas *thresholding* optimal secara otomatis dan *unsupervised* untuk mendapatkan citra biner yang menyimpan informasi maksimal. Hal ini dilakukan dengan mencari titik pemisah yang mengoptimalkan variansi antara kelas piksel hitam dengan kelas piksel putih untuk memisahkan objek dengan latar belakang [10].

Untuk memperoleh nilai *threshold* yang ada, perlu dilakukan perhitungan. Langkah pertama yang perlu dilakukan yaitu membuat *histogram*. *Histogram* diperlukan untuk mengenal jumlah piksel pada setiap tingkat keabuan. Kemudian kita memperoleh hasil *segmentasi*. Hasil *segmentasi* dirasa kurang maksimal sehingga diperlukan suatu operasi yang memaksimalkan hasil *segmentasi*.

1. Operasi Morfologi

Berdasarkan hasil *segmentasi* yang kurang maksimal, kemudian dilakukan suatu operasi yang dinamakan operasi *morfologi*. Operasi *morfologi* merupakan teknik pengolahan citra yang bertujuan untuk mengubah bentuk objek pada citra asli dan untuk memaksimalkan hasil *segmentasi* yang kurang maksimal dengan memanfaatkan fitur-fitur operasi *morfologi* [11]. Operasi morfologi yang digunakan antara lain *dilasi* dimana tahap awal *morfologi* ini dilakukan pelebaran citra sehingga mengurangi *noise* di ujung-ujung objek dengan menggunakan struktur *element* berbentuk *disk* yang berukuran 5 *pixel*. Selanjutnya operasi *morfologi filing holes* dimana operasi ini berfungsi untuk menutup lubang-lubang yang terdapat pada objek. Lalu dilakukan operasi *morfologi erosi*, dimana dilakukan pengikisan yang terdapat di sekitaran area objek dengan menggunakan struktur *element* berbentuk *disk* yang berukuran 15 *pixel*, dan yang terakhir, dilakukan operasi *morfologi area open*, pada operasi ini *noise* dan objek-objek yang tidak dibutuhkan akan dihilangkan dengan parameter 20000 yang dimana jika terdapat object bernilai kurang dari 20000 pixel maka object tersebut akan dihapus. Kemudian didapatkan hasil *segmentasi* yang semaksimal mungkin untuk diproses ke tahap selanjutnya.

d. Ekstraksi Fitur

Berdasarkan hasil operasi *segmentasi* dan operasi *morfologi*, telah diperoleh area object yang

akan di ekstraksi. Proses ekstraksi ini dilakukan dengan mengambil nilai karakteristik *RGB* (*red*, *green*, dan *blue*), dan mencari nilai rata-rata *pixel RGB*. Nilai rata-rata ini akan digunakan sebagai masukan untuk klasifikasi jaringan saraf tiruan untuk tiga kelas tingkatan, yaitu kelas Matang, kelas Setengah Matang, dan Kelas mentah.

e. Klasifikasi

Tahap ini adalah tahap pemrosesan dan pengklasifikasian terhadap 300 citra buah tomat yang berekstensi .jpg yang terdiri dari data pelatihan dan data pengujian dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Klasifikasi merupakan proses menemukan menemukan model atau fungsi yang dapat membedakan data kedalam kelas-kelas tertentu [12]. Pada tahap inilah proses pengambilan keputusan tomat akan dikelompokkan kedalam kelas yang cocok berdasarkan fitur warnanya.

1. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan merupakan suatu metode komputasi yang cara kerjanya meniru cara kerja sistem jaringan saraf biologis. Jaringan saraf tiruan dibentuk untuk dapat memecahkan beberapa masalah, relatif mudah digunakan, toleran terhadap kecepatan data input menyediakan eksekusi dan inisialisasi serta sistem yang kompleks [13]. Diharapkan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan akan memberikan alternatif lain untuk memperkirakan dan memprediksi tingkat kematangan pada buah tomat.

Pada penelitian ini, model jaringan saraf tiruan yang digunakan adalah *backpropagation*. Algoritma *backpropagation* merupakan algoritma *supervised learning* atau pembelajaran yang terawasi yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Cara kerja algoritma ini adalah dengan mengubah bobot-bobot yang saling terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada setiap *hidden layer* [14]. *Hidden layer* pada *backpropagation* berfungsi bagaimana wadah untuk melakukan proses bias bobot yang ada, sehingga terus-menerus mendapatkan nilai bobot yang baru, yang kemudian diarahkan mendekati target output yang diinginkan [15].

Untuk arsitektur jaringan saraf tiruan pada penelitian ini, yaitu pada *hidden layer* ditetapkan sebanyak 10 *hidden layer* dengan jumlah *output* sebanyak 5 *output*, sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *logsig* atau *sigmoid biner* dan fungsi pelatihan yang digunakan yaitu *trainlm*.

2. Proses Pelatihan dan Pengujian

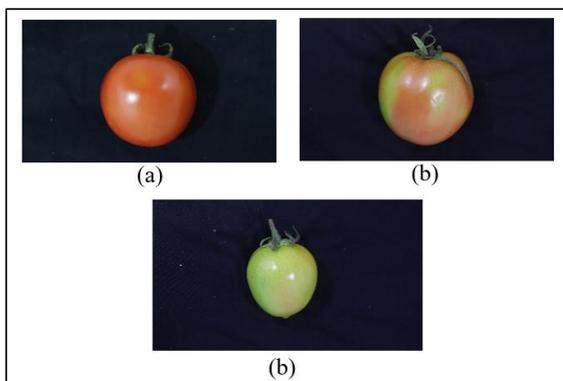
Tahap Pelatihan adalah tahap dilatihnya jaringan saraf tiruan yang telah dibuat sebelum digunakan dalam proses pemecahan masalah. Proses pelatihan dilakukan agar sistem dapat mengenali data yang telah melalui beberapa tahapan sebelumnya, seperti *segmentasi* dan ekstraksi ciri. Adapun dataset yang digunakan pada proses pelatihan sebanyak 210 citra yang dibagi kedalam 3 kelas, yaitu 70 citra kelas

matang, 70 citra kelas setengah matang, dan 70 citra kelas mentah.

Tahap selanjutnya adalah tahap pengujian pada citra buah tomat. Tahap pengujian merupakan tahapan dimana proses pengujian dijalankan untuk setiap citra data uji, adapun dataset yang digunakan pada citra ini berjumlah 90 data yaitu, 30 citra tomat matang, 30 citra tomat setengah matang, dan 30 citra tomat mentah. Pada tahap ini, hasil akhir yang diperoleh merupakan pengujian tingkat kematangan buah tomat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memiliki dataset citra buah tomat dengan jumlah 300 citra digital yang terdiri dari tiga kelas tingkatan yaitu, tomat matang, tomat setengah matang, dan tomat mentah dimana setiap tingkatan memiliki 100 citra. Citra yang digunakan untuk data latih yaitu 210 citra, sedangkan untuk data uji yaitu sebanyak 90 citra. Perlu diketahui buah tomat pada dasarnya memiliki karakteristik warna yang berbeda pada setiap tingkat kematangannya, berdasarkan karakteristik tersebutlah yang akan dijadikan sebagai *inputan* pada tahap *preprocessing*. Karakteristik warna buah tomat yang dimaksud ialah buah tomat berwarna merah termasuk kelas matang, buah tomat berwarna orange kehijauan termasuk kelas setengah matang, dan buah tomat berwarna hijau termasuk kelas mentah. Dapat dilihat pada gambar 3.

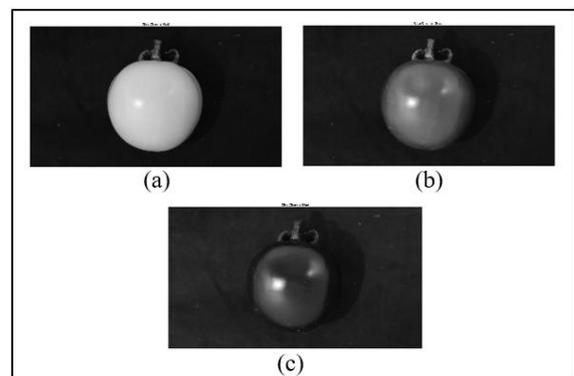


Gambar 3. buah tomat kelas matang (a), buah tomat kelas setengah matang (b), buah tomat kelas mentah (c)

Kemudian dari setiap citra tersebut dilakukan proses ekstraksi pada setiap *channel red, green dan blue (RGB)*, ini bertujuan untuk memisahkan masing-masing *channel* warna agar mudah dianalisis. Setelah dilakukan proses ekstraksi dan dianalisis, ditetapkan bahwa fitur warna *channel red* menjadi yang terbaik yang akan digunakan pada proses selanjutnya dikarenakan memiliki nilai *contras* yang tinggi yang membuat perbedaan antara *object* dan *background*. Hal tersebut akan mempermudah dalam proses *segmentasi*. Dapat dilihat hasil *preprocessing* channel Red, Green, dan Blue pada gambar 4.

Pada proses *segmentasi*, penelitian ini menggunakan metode *Otsu*, dimana proses ini bertujuan untuk memisahkan antara area *background*

dan area *object* sehingga nantinya hanya area *object* yang akan diproses ke tahap selanjutnya. Setelah dilakukan proses *segmentasi*, tahap berikutnya yaitu menampilkan citra hasil *segmentasi*, setelah diamati tidak semua citra hasil *segmentasi* yang telah dilakukan mendapatkan hasil maksimal, seperti di beberapa citra hasil *segmentasi* terdapat *object-object* kecil yang terpisah, lubang pada *object*, dan terdapat *noise* disekitar *object*. Faktor yang mempengaruhi kualitas hasil *segmentasi* ini dikarenakan faktor pengambilan citra yang kurang baik, posisi tomat yang salah, dan bentuk tomat yang kurang bagus. Untuk melihat hasil *segmentasi* hasil *segmentasi* yang baik dan hasil *segmentasi* yang kurang baik dapat dilihat pada gambar 5.



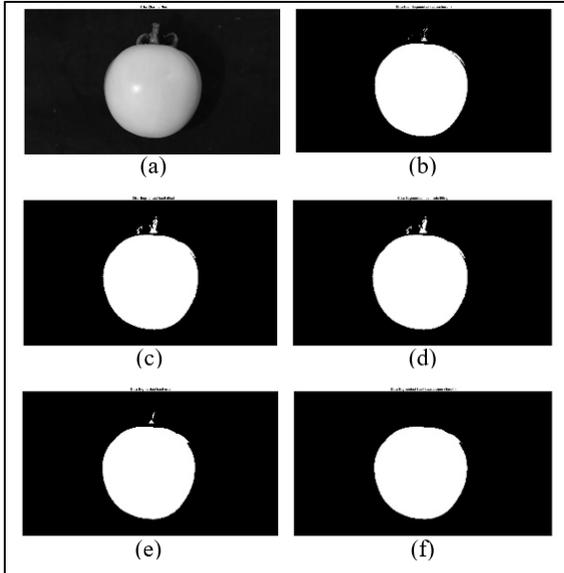
Gambar 4. Hasil ekstraksi channel Red (a), hasil ekstraksi channel Green (b), hasil ekstraksi channel Blue (c).



Gambar 5. Hasil Segmentasi yang baik (a), hasil segmentasi yang kurang baik (b)

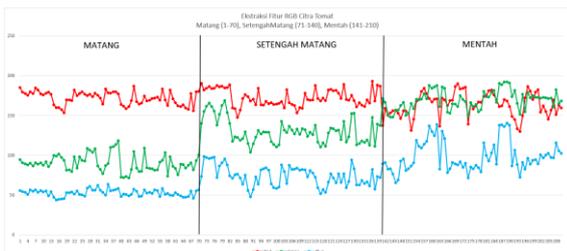
Oleh karena itu, untuk memaksimalkan setiap citra hasil *segmentasi* diperlukan operasi *morfologi*, operasi *morfologi* yang pertama adalah *dilasi*. *Dilasi* merupakan proses pelebaran *pixel-pixel* kecil yang berada disekitaran *object*, proses *dilasi* menggunakan struktur *element disk* dengan ukuran 5 *pixel*. Operasi *morfologi* kedua adalah *filling hole*, *Filling hole* ini dilakukan untuk menutup lobang yang terdapat dalam area *object* atau tengah-tengah *object*. Operasi *morfologi* yang ketiga adalah *erosi*, pada operasi dilakukan pengikisan terhadap *pixel-pixel* yang tidak dibutuhkan disekitaran citra dengan menggunakan struktur *element* berbentuk *disk* dengan ukuran 15 *pixel*. Dan operasi *morfologi* terakhir adalah *area open*, pada operasi ini *noise* dan objek-objek yang tidak dibutuhkan akan dihilangkan dengan menggunakan parameter 20000 yang berarti jika terdapat *object* yang nilai *pixelnya* kurang dari 20000 maka *object* tersebut akan dihilangkan ini diperlukan untuk menghilangkan tangkai bunga buah tomat yang tidak diperlukan pada tahap selanjutnya. Setelah

dilakukan berbagai operasi *morfologi*, kemudian menampilkan hasil *segmentasi* yang telah dilakukan operasi *morfologi*. Setelah diamati, hasil *segmentasi* mendapatkan hasil yang cukup maksimal seperti terlihat pada gambar 6.



Gambar 6. Citra channel red (a), Citra hasil segmentasi (b), hasil dilasi (c), hasil filling hole (d), hasil erosi (e), dan hasil area open (f)

Dari hasil citra *segmentasi* yang telah melalui operasi *morfologi*, selanjutnya yaitu mengekstraksi ciri fitur warna *RGB*. Pada tahap ini nilai dari tiap *pixel* akan dihitung kemudian akan dirata-ratakan. Nilai rata-rata dari tahap ini akan dijadikan inputan pada proses klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan. Untuk melihat perbandingan nilai rata-rata setiap kelas, maka nilai tersebut dipindahkan kedalam bentuk grafik, pada grafik terlihat Indeks 1-70 kelas matang, 71-140 setengah matang, 141-210 kelas mentah. untuk melihat perbedaan setiap kelas dapat dilihat bahwa intensitas *channel red* cenderung stabil pada setiap kelas tingkatan yang ada. sedangkan intensitas *channel green* dan *channel blue* mengalami peningkatan pada kelas setengah matang dan mentah, terlebih *channel green* yang pada kelas mentah intensitasnya cenderung sama dengan intensitas *channel red*. seperti yang terlihat pada gambar 7.



Gambar 7. Hasil menghitung nilai rata-rata ekstraksi fitur warna RGB

a) Pelatihan

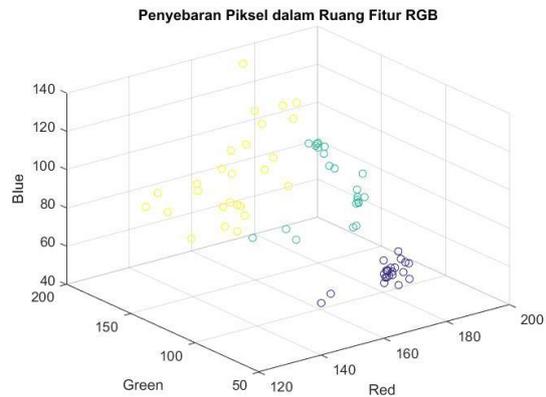
Sebelum melakukan proses pelatihan, penelitian ini melakukan 3 skenario percobaan klasifikasi dengan membandingkan hasil fitur warna *RGB*, *HSV*, dan *LAB*. Output dari hasil percobaan tersebut akan digunakan sebagai bahan pertimbangan klasifikasi fitur warna yang nantinya akan digunakan.

1. Skenario percobaan ekstraksi fitur RGB (Red, Green, Blue)

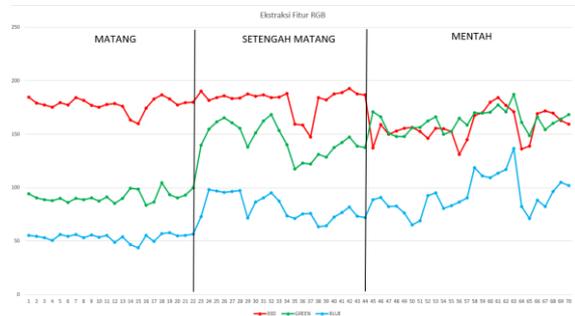
Uji coba pertama yang dilakukan menggunakan fitur nilai *RGB*. Pada pengujian ini dilakukan sebanyak 3 tahap, dengan jumlah total citra yang berbeda. Dapat dilihat hasil tingkat akurasi menggunakan ekstraksi fitur nilai *RGB* pada setiap tahap percobaan pada tabel 1.

Fitur Warna	Total Citra	Akurasi	Waktu Komputasi	ME
RGB	30	100%	10.610365 seconds.	0
RGB	50	100%	17.977795 seconds	0
RGB	70	100%	24.368661 seconds	0

Untuk melihat data penyebaran dan grafiknya dapat dilihat pada gambar 8 dan gambar 9.



Gambar 8. Penyebaran sebanyak 70 citra dalam ruang fitur



Gambar 9. Grafik kelas matang (1-23), setengah matang (24-47), dan mentah (48-70) fitur RGB

Dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur menggunakan fitur *RGB* tingkat akurasi yang dicapai tergolong tinggi yaitu 100% dan waktu komputasi yang tergolong cepat. Sedangkan pada data grafik terlihat intensitas *channel red* terlihat lebih tinggi

dibandingkan *channel green* dan *channel blue* pada kelas matang dan setengah matang. Sedangkan pada kelas mentah *channel red* dan *channel green* memiliki intensitas yang cenderung sama.

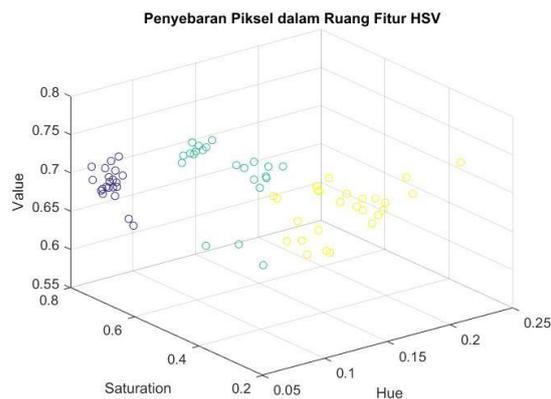
2. Skenario Percobaan ekstraksi fitur HSV (Hue, Saturation, Value)

Uji Coba yang kedua yang dilakukan yaitu menggunakan ekstraksi fitur *HSV*. Pada pengujian ini dilakukan sebanyak 3 tahap, dengan jumlah total citra yang berbeda. Dapat dilihat hasil tingkat akurasi menggunakan ekstraksi fitur nilai RGB pada setiap tahap percobaan pada tabel 3.2.

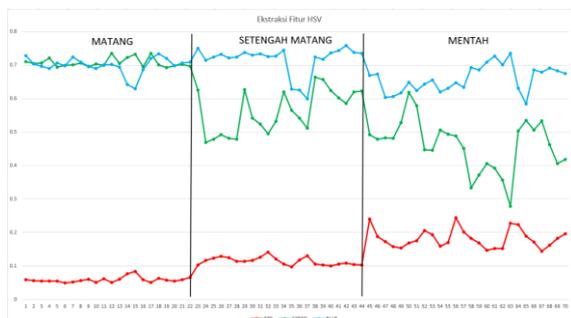
Tabel 2. Hasil percobaan setiap tahap menggunakan fitur HSV

Fitur Warna	Total Citra	Akurasi	Waktu komputasi	ME
HSV	30	100%	12.742373 seconds.	0
HSV	50	100%	20.718542 seconds.	0
HSV	70	100%	34.129551 seconds.	0

Untuk melihat data penyebaran dan grafiknya dapat dilihat pada gambar 10 dan gambar 11.



Gambar 10. Penyebaran sebanyak 70 citra dalam ruang fitur HSV



Gambar 11. Grafik kelas matang (1-23), setengah matang (24-47), dan mentah (48-70) fitur HSV

Dapat disimpulkan bahwa pada ekstraksi fitur menggunakan fitur *HSV*, tingkat akurasi yang dicapai tergolong tinggi yaitu 100% tetapi waktu komputasi yang lebih lambat dibanding fitur RGB, terlebih ketika citra yang diproses semakin banyak. Sedangkan pada data grafik terlihat intensitas *channel saturation* dan *channel hue* cenderung sama pada kelas matang yang kemudian pada kelas setengah

matang dan mentah *channel saturation* semakin mengalami penurunan.

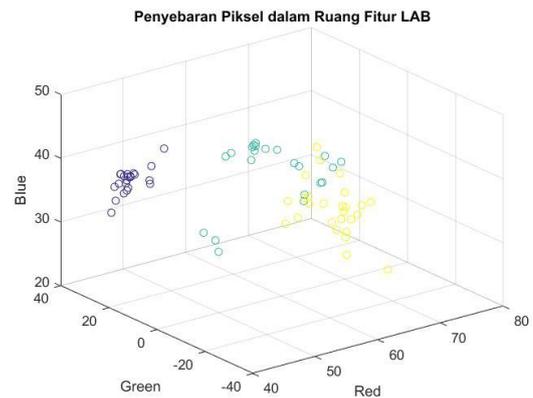
3. Skenario Percobaan ekstraksi fitur LAB (L*, A*, B*)

Uji Coba yang ketiga yang dilakukan yaitu menggunakan ekstraksi fitur *LAB*. Pada pengujian ini dilakukan sebanyak 3 tahap, dengan jumlah total citra yang berbeda. Dapat dilihat hasil tingkat akurasi menggunakan ekstraksi fitur nilai RGB pada setiap tahap percobaan pada tabel 3.

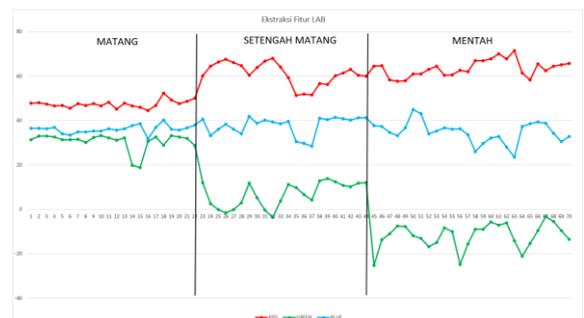
Tabel 3. Hasil percobaan setiap tahap menggunakan Fitur LAB

Fitur Warna	Total Citra	Akurasi	Waktu komputasi	ME
LAB	30	100%	34.895790 seconds.	0
LAB	50	100%	55.906652 seconds.	0
LAB	70	100%	74.450040 seconds.	0

Untuk melihat data penyebaran dan grafiknya dapat dilihat pada gambar 12 dan gambar 13.



Gambar 12. Penyebaran sebanyak 70 citra dalam ruang fitur LAB



Gambar 13. Grafik kelas matang (1-23), setengah matang

Dapat disimpulkan ekstraksi fitur menggunakan fitur *LAB*, tingkat akurasi yang dicapai terbilang tinggi dan setara tingkat akurasi *RGB* dan *HSV* yakni 100% pada setiap tahap namun waktu komputasi pada ekstraksi fitur ini memakan waktu yang lama dan memakan banyak memory. Sedangkan pada data grafik terlihat intensitas *channel B** cenderung stabil pada setiap kelas, sedangkan *channel L** perlahan mengalami kenaikan pada kelas setengah matang dan mentah, dan berbanding terbalik dengan *channel A**

yang mengalami penurunan intensitas pada kelas setengah matang dan mentah.

Dari hasil skenario percobaan ketiga fitur warna *RGB*, *HSV*, dan *LAB*, maka fitur warna yang akan digunakan pada penelitian yaitu ekstraksi fitur warna *RGB*. Dari hasil skenario percobaan menunjukkan bahwa ekstraksi fitur *RGB* yang terbaik dibanding ekstraksi fitur *HSV* dan ekstraksi fitur *LAB*, dalam hal ini membandingkan setiap akurasi yang diperoleh dan membandingkan waktu komputasi.

Dari total 300 dataset citra kemudian citra akan dibagi menjadi citra latih dan citra uji. Jumlah total citra latih yaitu sebanyak 210 citra yang dibagi kedalam 3 kelas, yaitu 70 tomat matang, 70 tomat setengah matang dan 70 tomat mentah. Pada tahap ini struktur jaringan saraf tiruan akan dibangun dan dilatih kemudian disimpan yang nantinya akan digunakan pada proses pelatihan. Hasil akurasi pelatihan dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil akurasi proses pelatihan

Kelas	Total citra	Akurat	Error	Akurasi	ME
Matang	70	70	0	100%	0
Setengah matang	70	69	1	98,57%	1,44%
Mentah	70	69	1	98,57%	1,44%
	210	208	2	99,04%	0,95%

Dari hasil pelatihan sebanyak 210 citra pelatihan, waktu komputasi yang dihasilkan sebesar 87.735 detik dengan tingkat akurasi secara keseluruhan sebesar 99,04%. Dengan total 2 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi yang terdapat pada kelas setengah matang sebanyak 1 citra, dan pada kelas mentah sebanyak 1 citra. sehingga akurasi setiap kelas mendapat hasil akurasi sebesar 100% pada kelas matang, 98,57% pada kelas setengah matang, dan 98,57% pada kelas mentah

b) Pengujian

Pada tahap pengujian, jumlah total citra pengujian yaitu sebanyak 90 citra yang dibagi kedalam 3 kelas, yaitu 30 tomat matang, 30 tomat setengah matang dan 30 tomat mentah. Pada tahap ini struktur jaringan saraf tiruan tidak perlu dibangun kembali, hanya perlu memanggil fungsi jaringan saraf tiruan yang telah diproses di tahap pelatihan. Dapat dilihat hasil akurasi pengujian pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil akurasi proses pengujian

Kelas	Total citra	Akurat	Error	Akurasi	ME
Matang	30	30	0	100%	0
Setengah matang	30	29	1	96,66%	3,33%
Mentah	30	30	0	100%	0
	90	89	1	98,88%	1,11%

Dari hasil tahap pengujian sebanyak 90 citra uji, waktu komputasi yang dihasilkan sebesar 30.390 detik dengan tingkat akurasi secara keseluruhan sebesar 98,88%, Dengan total 1 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi yang terdapat pada kelas setengah matang. Sehingga akurasi setiap kelas mendapatkan hasil akurasi sebesar 100% pada kelas matang, 96,66% pada kelas setengah matang, dan 100% pada kelas mentah.

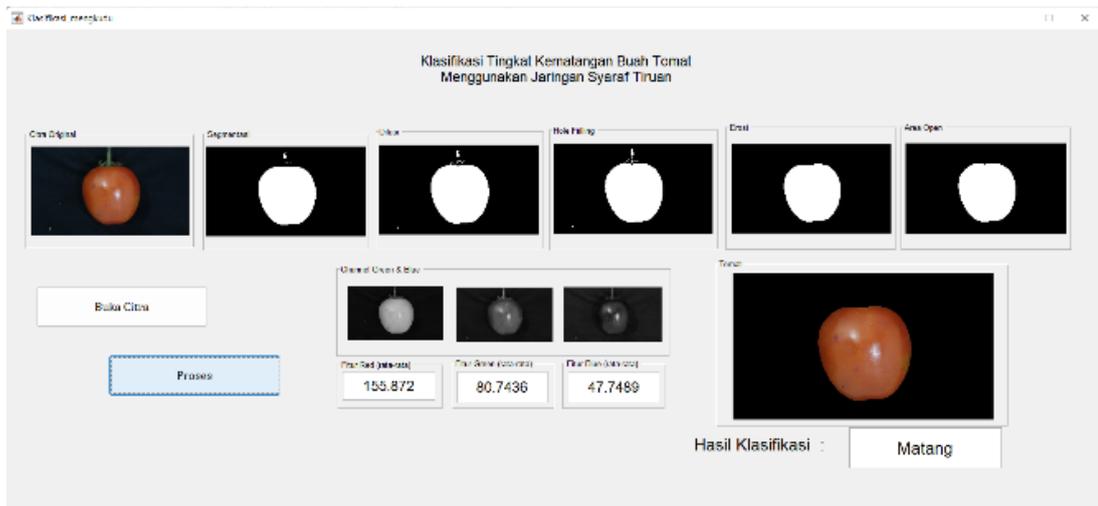
Dari total 90 citra yang dibagi kedalam 3 kelas, terdapat 1 citra tomat yang proses pengklasifikasian mengalami kesalahan. Dimana 1 citra setengah matang dideteksi mentah. ini dikarenakan selisih antara intensitas *channel red* dan *channel green* berdekatan, pada *channel red* berjumlah 159.315 dan pada *channel green* 144.748 ini membuat citra diklasifikasi sebagai tomat mentah, citra yang mengalami kesalahan klasifikasi dapat dilihat pada gambar 14.



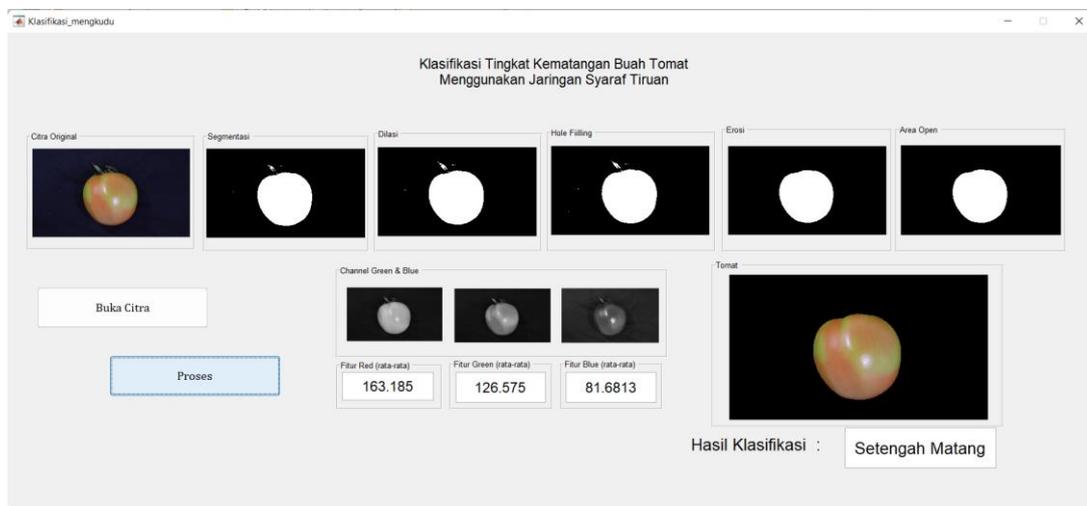
Gambar 14. Citra tomat setengah matang yang mengalami kesalahan klasifikasi

4. TAMPILAN GUI MATLAB KLASIFIKASI BUAH TOMAT

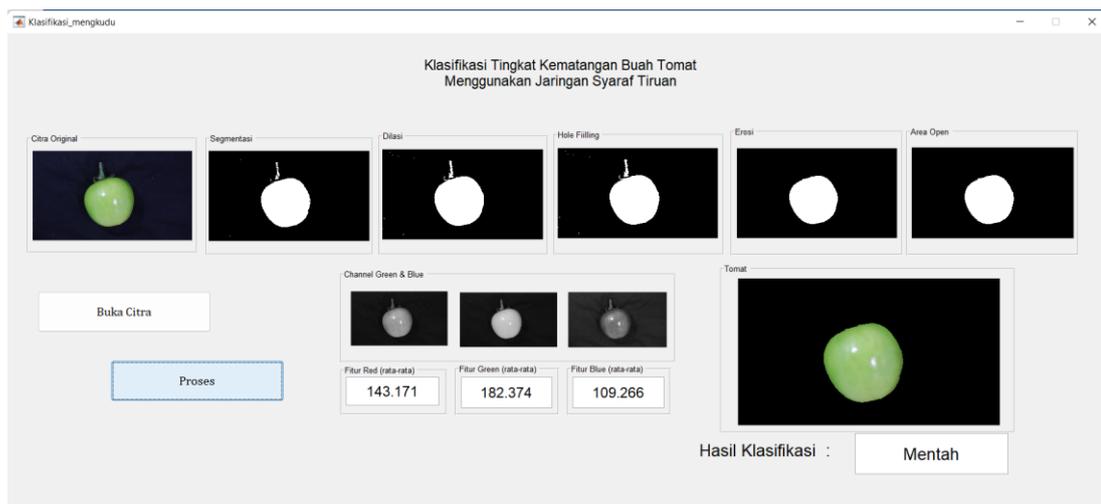
Pada pengklasifikasian buah tomat menggunakan *gui matlab*, program tidak lagi membangun dan melatih arsitektur jaringan saraf tiruan, melainkan memanggil fungsi arsitektur jaringan yang telah dibuat dan dilatih pada proses pelatihan. Pada tampilan GUI matlab ini, akan menampilkan setiap proses yang dilalui citra, dimulai dari menampilkan citra asli *RGB*, menampilkan hasil *preprocessing*, menampilkan hasil *segmentasi*, menampilkan setiap hasil operasi *morfologi*, menampilkan nilai rata-rata setiap *channel RGB*, menggabungkan tiap nilai *channel RGB* kedalam bentuk hasil citra *segmentasi* dan yang terakhir hasil klasifikasi yang menentukan buah tomat masuk kedalam kelas matang, setengah matang, atau mentah. Berikut gambar Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna RGB Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* menggunakan tampilan *gui matlab* pada gambar 15, gambar 16 dan 17.



Gambar 15. Proses Klasifikasi Buah Tomat Matang Menggunakan Gui Matlab



Gambar 16. Proses Klasifikasi Buah Tomat Setengah Matang Menggunakan Gui Matlab



Gambar 17. Proses Klasifikasi Buah Tomat Mentah Menggunakan Gui Matlab

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah tomat berdasarkan fitur warna dengan menggunakan metode jaringan saraf

tiruan backpropagation. Arsitektur jaringan saraf tiruan yang telah dibangun dapat berjalan dengan baik dan dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat secara akurat, dari hasil tahap pelatihan, waktu komputasi yang dihasilkan sebesar 87.735 detik dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar

99,04%. Dan berdasarkan hasil tahap pengujian yang telah dilakukan. Arsitektur jaringan saraf tiruan yang telah dibangun dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat secara akurat, dari total 90 citra pengujian didapatkan akurasi sebesar 98.88% dan waktu komputasi yang lebih efisien yaitu sebesar 30.390 detik. Hal ini diharapkan dapat membantu para petani dalam melakukan panen buah tomat.

Saran untuk penelitian selanjutnya, yaitu akan lebih bermanfaat jika program yang dibuat tidak hanya mendeteksi tingkat kematangan tetapi bisa sekaligus dapat mendeteksi kualitas buah tomat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Anggriawan, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna Pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 550–564, 2017, doi: 10.28932/jutisi.v3i3.688.
- [2] B. Studi, K. Di, and K. Bengkulu, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode," vol. 12, no. 1, pp. 61–69, 2016.
- [3] Z. E. Fitri, R. Rizkiyah, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat," *J. Rekayasa Elektr.*, vol. 16, no. 1, pp. 44–49, 2020, doi: 10.17529/jre.v16i1.15535.
- [4] V. Ulshqhv et al., "Odvl;Ndvl 8Qwxn 0Hqhqwxdq 7Lqjndw .Hpdwdqjdc %Xdk 3Lvdqj 6Xqslgh," 2016.
- [5] N. Nafiah, "Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN," *J. Elektron. List. dan Teknol. Inf. Terap.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–4, 2019, [Online]. Available: <https://ojs.politeknikjambi.ac.id/elti>
- [6] E. D. Putra, "Identifikasi Kematangan Cabai Menggunakan Operasi Morfologi (Opening dan Closing) dan Metode Backpropagation," vol. 10, pp. 96–105, 2021.
- [7] A. Lustini and A. Pramanita, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Ruang Warna Red – Green – Blue Dan Hue – Saturation – Intensity The Classification Of Pineapple ' S Level Of Ripeness Using Colour Space Red - Green - Blue And Hue - Saturation –," vol. 2, pp. 1–8, 2019.
- [8] M. L. A. R. I. Yatim, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, "Deteksi Area Wajah Manusia Pada Citra Berwarna Berbasis Segmentasi Warna YCbCr dan Operasi Morfologi Citra," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–5, 2019, doi: 10.31937/ti.v11i1.1029.
- [9] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, and D. R. Ignatius Moses Setiadi, "Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, Jan. 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267.
- [10] S. Kusumaningtyas and R. A. Asmara, "Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (Jst)," *J. Inform. Polinema*, vol. 2, no. 2, p. 72, 2016, doi: 10.33795/jip.v2i2.59.
- [11] D. T. Panjaitan, "Perbandingan Thresholding Metode Otsu dengan Thresholding dengan Perataan Histogram untuk Menghasilkan Citra Biner Berinformasi Tinggi," 2019.
- [12] W. MAharanni, "ISSN : 1979-2328," *Klasifikasi Data menggunakan JST Backpropagation Momentum dengan Adapt. Learn. rate*, vol. 4, no. 1, pp. 88–100.
- [13] F. Ayu, "Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Untuk Menentukan Kelayakan Proposal Tugas Akhir," *It J. Res. Dev.*, vol. 3, no. 2, pp. 44–53, 2019, doi: 10.25299/itjrd.2019.vol3(2).2271.
- [14] F. Izhari, M. Zarlis, and Sutarman, "Analysis of backpropagation neural neural network algorithm on student ability based cognitive aspects," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, no. 1, pp. 243–252, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012103.
- [15] 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," *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.1.37.