KLASIFIKASI TINGKAT KESEGARAN DAUN BAWANG MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

Andi Fitri Novianti[1], Muhammad Atthariq[2], Juliano Nufiansyach Dini[3], Andi Baso Kaswar[4], Jessica Crisfin Lapendy[5]
[1,2,3]Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Universitas Negeri Makassar
[4,5]Teknik Komputer, Universitas Negeri Makassar
Jl. Daeng Tata Raya, Kel. Parang Tambung, Kec. Tamalate, Makassar, Sulawesi Selatan, 90244
e-mail:[1]af62739@gmail.com, [2]atthariq.atthariq@gmail.com,
[3]julianonufiansyachdini@gmail.com, *[4]a.baso.kaswar@unm.ac.id,
[5]jessica.c.lapendy@gmail.com

Abstract
Green onions, commonly used in Indonesian cuisine, have significant agricultural potential. Despite high production, their quality, particularly freshness, is traditionally evaluated visually, leading to inconsistent and subjective results. This study aims to develop an objective and accurate method for classifying the freshness of green onions using an Artificial Neural Network (ANN). Previous studies have employed ANN but have not specifically targeted the freshness classification of leeks. The proposed method utilizes the color and texture features of green onions. The research methodology includes image acquisition, preprocessing, segmentation, morphology, feature extraction, and classification using ANN. A total of 300 images were acquired and categorized into three freshness levels: not fresh, less fresh, and fresh. During the training phase, 240 images were used, and 80 images were reserved for testing. The optimal feature combination identified includes HSV and LAB color features along with texture features (Contrast + Energy). The results demonstrated that the freshness classification of green onions achieved 100% accuracy in both training and testing phases. The training process, with 240 images, had a computation time of 142.684 seconds, while the testing process, with 80 images, took 35.648 seconds. These findings indicate that using ANN based on color and texture features is highly effective in determining the freshness level of green onions.

Keyword: *Artificial Neural Networks, Classification, Freshness, Green Onions, Image Processing.*

PENDAHULUAN

Daun bawang adalah bagian dari tanaman bawang yang memiliki batang yang panjang dan ramping serta daun yang pipih dan panjang. Daun bawang segar memiliki kandungan seperti gizi, protein, karbohidrat, vitamin C, vitamin A, lemak sebesar 0,19%, vitamin E dan jumlah kalori sebesar 32 kkal/100g. Daun bawang memiliki sifat antibakteri dan antijamur yang berperan sebagai antioksidan, dan digunakan untuk mengobati gejala masuk angin, penyakit flu dan pilek (Dewi et al., 2022).

Daun bawang sering digunakan sebagai bahan penguat rasa dan campuran dalam berbagai jenis masakan yang digemari di Indonesia, seperti sop, soto, dan biasanya ditambahkan sebagai pelengkap pada mie instan dan bahan penguat rasa makanan lainnya. Daun bawang sangat diminati oleh konsumen rumah tangga dan kalangan produsen makanan instan yang mengandalkan daun bawang sebagai salah satu bahan utama mereka (Fera et al., 2019).

Daun bawang yang segar memiliki tekstur yang renyah, warna yang cerah, dan aroma yang kuat. Manfaat kesegaran daun bawang antara lain adalah memberikan rasa segar dan aroma khas pada masakan, serta memberikan nutrisi yang baik bagi tubuh karena kandungan vitamin dan seratnya. Namun dalam industri pertanian terkait pemantauan dan penilaian kualitas produk pertanian, seperti daun bawang saat ini penilaian kesegaran daun bawang umumnya dilakukan

secara visual oleh manusia sehingga dapat menimbulkan penilaian yang tidak konsisten dan subjektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih objektif dan akurat untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran daun bawang.

Kecanggihan pengolahan citra digital telah menunjukkan kemajuan dalam penggunaan metode klasifikasi seperti jaringan syaraf tiruan untuk berbagai aplikasi, termasuk mengidentifikasi varietas tanaman menggunakan citra daun berbasis jaringan syaraf tiruan. Dengan melibatkan 4 jenis daun dengan total 16 citra dengan berbagai bentuk yang berbeda-beda, hasil pengujiannya membuktikan bahwa jenis daun dapat diidentifikasi dengan optimal dengan persentase sebesar 93,75% (Rahmadewi et al., 2018). Penelitian lain yang menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dalam klasifikasi kematangan buah markisa memberikan akurasi hasil klasifikasi sebesar 80% dengan waktu yang diperlukan sebesar 0,2 detik (Kaswar et al., 2020). Selain itu, penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan metode jaringan syaraf tiruan dalam klasifikasi jenis kacang-kacangan berdasarkan teksturnya. Melalui penggunaan 20 *neuron* pada *hidden layer*, penelitian ini menunjukan hasil dengan tingkat akurasi sebesar 99,84%, *precision* sebesar 99,58% dan *recall* sebesar 99,76% (Al Rivan et al., 2020).

Selanjutnya, pada penelitian sebelumnya juga telah menggunakan metode jaringan syaraf tiruan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah tomat. Metode ini memiliki akurasi hasil pengujian sebesar 90% dalam waktu 3.12 detik (Humaira B et al., 2021). Adapun penelitian lain yang menggunakan metode jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya. Penelitian ini menggunakan 90 citra dengan hasil klasifikasi yang sempurna dengan persentase sebesar 100% (Firlansyah et al., 2021).

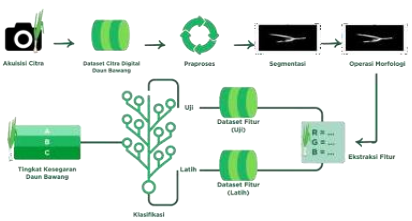
Selanjutnya terdapat penelitian yang menggunakan jaringan syaraf tiruan *extreme learning machine* untuk mengklasifikasikan citra dari jenis daun berkhasiat obat. Hasilnya berdasarkan uji *precision, recall, dan accuracy* menunjukkan *precision* 90.67%, nilai *recall* 89.47% dan *accuracy* 90% (Rumandan et al., 2022). Penelitian berikutnya yang melakukan analisis jaringan syaraf tiruan terhadap klasifikasi daun bunga menggunakan *Backpropagation* dengan hasil pengujian sebesar 93,75% (Parinduri et al., 2023). Namun, dari berbagai penelitian yang di atas, belum ada yang secara khusus memfokuskan pada kesegaran daun bawang dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Mengingat pentingnya menjaga kesegaran daun bawang, maka diperlukan penelitian yang memadai untuk mengeksplorasi potensi Penggunaan jaringan syaraf tiruan dalam klasifikasi kesegaran daun bawang.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini diusulkan judul "Klasifikasi Tingkat Kesegaran Daun Bawang Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital". Metode yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 6 tahapan, yakni tahapan akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pada Penelitian ini juga, citra yang digunakan sebanyak 300 citra daun bawang dan dibagi menjadi 3 kelas yaitu segar, kurang segar, dan tidak segar.

Metode yang diusulkan diharapkan dapat menyelesaikan dan dapat mengenai pengklasifikasian tingkat kesegaran daun bawang dan dapat menyediakan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan tingkat kesegaran daun bawang dengan akurat dan reliabilitas yang tinggi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan metode, yakni akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Adapun keenam tahapan tersebut digambarkan pada gambar 1.

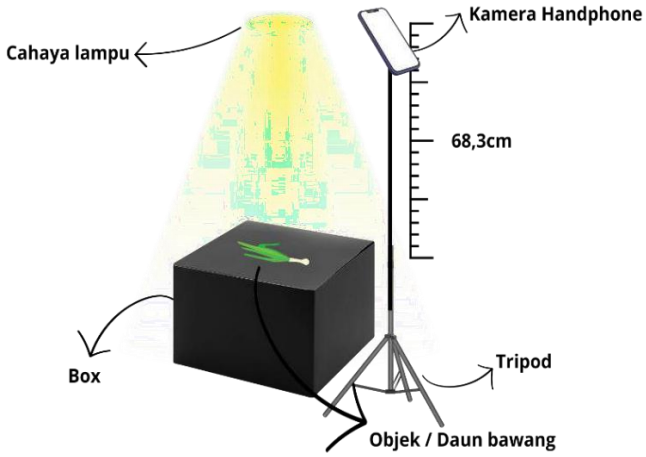


Gambar 1. Tahapan Metode

Tahap Akuisisi Citra

Pada tahap ini, dilakukan akuisisi dataset citra daun bawang. Gambar 2 menunjukkan hasil dataset citra daun bawang. Jumlah keseluruhan dataset yang diambil sebanyak 300 citra dan terbagi dalam 3 kelas, 100 citra daun bawang segar, 100 citra daun bawang kurang segar, dan 100 citra daun bawang tidak segar.

Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra



Gambar 3. Tahapan Proses Akuisisi Citra

Akuisisi citra dilakukan dengan menggunakan kamera smartphone Redmi Note 12 Pro 5G dengan menggunakan mode *Pro*, di mana dalam mode tersebut diatur ISO 800, *exposure time* 1/10, *focus* 1.88, *zoom in* 1.7, f, serta tidak menggunakan *flash*. Adapun output yang dihasilkan berdimensi 4096 x 1840 piksel dengan resolusi 50 MP.

Kemudian agar citra yang dihasilkan tetap stabil, digunakan box yang diatasnya ditutupi dengan kain berwarna hitam sebagai latar background citra dan pencahayaan dari lampu yang berposisi di atas objek. Jarak antara kamera dengan objek citra yaitu 68,3cm.

Tahap Preprocessing

Tahap berikutnya adalah tahap *Preprocessing*, dimana citra asli akan diubah untuk mempermudah proses pada tahapan berikutnya (Rasyid et al., 2019). Citra daun bawang yang telah akuisisi dimuat ke dalam sistem, kemudian sistem akan memisahkan setiap citra menjadi tiga channel yang terdiri dari *channel Red* (R*)*, *channel Green* (G), dan *channel Blue* (B). Dari ketiga *channel* ini, *channel* dengan hasil paling akurat akan dipilih untuk dilanjutkan ke tahap segmentasi.

Pada tahap ini, *Channel Green* (G) dipilih untuk digunakan karena daun bawang lebih dominan berwarna hijau dan background serta objek terlihat lebih jelas, dimana objek dan *backgroundnya* dapat dibedakan dengan baik.

Tahap Segmentasi

Segmentasi adalah proses memisahkan atau membagi objek dan *background* dalam citra. Segmentasi juga disebut sebagai proses pembagian citra ke dalam beberapa area berdasarkan kemiripan karakteristiknya (Efran et al., 2022). Tahap segmentasi yang diterapkan adalah metode *Threshold otsu*. *Threshold otsu* adalah sebuah metode yang bekerja dengan mengolah citra warna abu-abu menjadi hitam putih dengan membandingkan nilai ambang dengan nilai warna piksel dari citra (Rulaningtyas et al., 2015). Metode ini adalah sebuah teknik segmentasi yang mencari nilai ambang secara otomatis pada citra untuk membagi antara objek dari *background* (Fadjeri et al., 2022).

Pada proses ini, langkah awal segmentasi dimulai dari menganalisis citra RGB yang dilakukan pada tahap sebelumnya, yang dimana *Channel G* terpilih untuk dilakukan proses segmentasi. Hasil dari proses segmentasi ini adalah citra biner, di mana area objek berwarna putih atau bernilai 1, dan area *background* berwarna hitam atau bernilai 0. Di tahap ini, pembagian antara objek dan background sudah terlihat jelas walaupun citra masih memiliki banyak noise. Untuk mendapatkan hasil yang optimal, maka akan dilakukan operasi morfologi yang dimana tahap tersebut akan dilakukan pembersihan terhadap noise pada citra.

Tahap Morfologi

Morfologi dalam pengolahan citra merupakan operasi yang digunakan untuk mengubah bentuk dan struktur dalam citra. Tujuannya untuk meningkatkan kualitas citra sehingga hasil segemtasi menjadi lebih baik dan lebih akurat dalam membedakan objek dan latar belakang. Tahapan ini meliputi *dilasi*, *hole filling*, *erosi* dan *bwareaopen*, dengan menggunakan struktur elemen (*strel*) berbentuk disk yang digunakan dalam penelitian ini.

Proses penambahan piksel di sekitar tepi dari objek dalam suatu citra dikenal sebagai *dilasi*. Proses ini mengakibatkan ukuran gambar hasilnya menjadi lebih besar daripada gambar aslinya setelah operasi tersebut dilakukan (Arini et al., 2015). *Hole filling* bertujuan untuk mengisi lubang yang terdeteksi pada citra (Habibah et al., 2023).

Erosi merupakan kebalikan dari dilasi dimana proses ini bertujuan untuk mengurangi atau mengecilkan piksel pada objek citra (Susanto, 2019). Adapun operasi *bwareaopen* yang bertujuan untuk menghapus objek-objek yang terdapat pada citra (Agung et al., 2023).

Pada tahap morfologi ini, tahap awal yang dilakukan adalah dilasi terhadap citra yang telah di segmentasi sebelumnya. *Strel* yang digunakan adalah strel berbentuk *disk* yang bernilai 5. Setelah dilakukan *dilasi*, maka akan dilakukan operasi *hole filling* untuk memperbaiki citra dengan mengisi lubang-lubang pada citra yang telah di dilasi. Setelah dilakukan *hole filling*, akan dilakukan erosi dengan menggunakan strel yang sama pada operasi dilasi. Pada citra hasil *erosi* akan dilakukan operasi *bwareaopen* sebagai tahap terakhir dari operasi morfologi. Pada *bwareaopen*, menggunakan parameter sebesar 1000. *Output* dari tahap ini adalah citra hasil segmentasi yang telah dibersihkan, sehingga pemisahan antara objek dan *background* menjadi lebih jelas dan selanjutnya akan dijadikan parameter dalam tahap klasifikasi.

Tahap Ekstraksi Fitur

Pada tahap penelitian ini, parameter yang digunakan adalah fitur warna dan fitur tekstur pada daun bawang. Fitur warna yang digunakan adalah ruang warna HSV dan LAB. HSV adalah ruang warna dimana *Hue* mendefinisikan warna sebenarnya untuk menentukan tingkat kemerahan, tingkat kehijauan, serta membedakan warna-warna. *Saturation* mendefinisikan kemurnian atau intensitas dari suatu warna. *Value* menyatakan kecerahan warna (Nabilla et al., 2022). Sedangkan LAB adalah ruang warna yang sangat serbaguna karena mampu mempresentasikan seluruh warna yang terlihat oleh mata manusia dan biasanya digunakan untuk standar ruang warna (Aditya et al., 2020).

Untuk bagian tekstur pada daun bawang, akan dilakukan ekstraksi fitur tekstur yaitu nilai dari *contrast* yang mendefinisikan besar perbedaan intensitas antara piksel-piksel yang berdekatan, *correlation* yang mendefinisikan korelasi antar piksel-piksel yang saling berdekatan,

energy yang mendefinisikan perubahan nilai intensitas pada suatu citra, dan *homogeneity* yang mendefinisikan homogen intensitas antara piksel-piksel yang saling berdekatan menggunakan teknik *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (Tjondrowiguno et al., 2017). Teknik ini merupakan metode yang bertujuan untuk menganalisis tekstur/ekstraksi ciri (Widodo et al., 2018).

Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi citra daun bawang dimulai dengan membagi dataset citra menjadi 2 bagian, yakni dataset latih sebesar 80% dan dataset uji sebesar 20%. Setiap dataset terdiri dari 3 kelas, yaitu citra daun bawang segar, citra daun bawang kurang segar, dan citra daun bawang tidak segar. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Jaringan Syaraf Tiruan adalah pemrosesan dalam fungsi matematika yang bertujuan untuk meniru bagaimana cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan berbagai macam tugas (Yani et al., 2019).

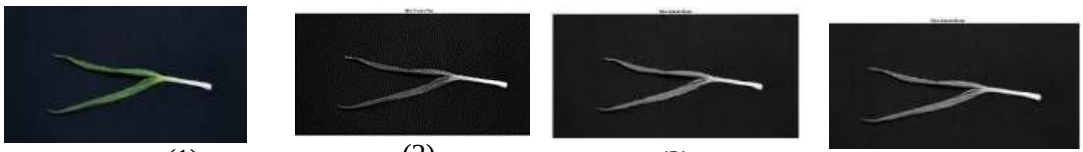
Arsitektur model JST ini memiliki struktur yang terdiri dari lapisan input dengan 8 *neuron* yang menggambarkan fitur yang telah diekstraksi sebelumnya. Berikutnya, terdapat 2 lapisan *hidden* dalam jaringan syaraf, yang terdiri dari masing-masing 5 *neuron* dan menggunakan fungsi dari aktivasi *log-sigmoid*. Pada bagian lapisan *output*, digunakan fungsi aktivasi *linear* dengan 1 *neuron output*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini diawali dengan membagi 300 dataset citra daun bawang ke dalam 3 kelas, yaitu daun bawang tidak segar, daun bawang kurang segar, dan daun bawang segar**.** Adapun ciri cirinya yakni daun bawang yang segar memiliki warna hijau dengan daun yang tegap atau kokoh. Untuk daun bawang yang kurang segar, warna daunnya mulai menguning dan daunnya sedikit layu dan untuk yang tidak segar, warna daun berubah menjadi kecoklatan dengan keadaan daun yang sudah layu (bonyok). Selanjutnya dataset dibagi menjadi dua bagian, yakni dataset citra latih, dan citra uji. Dataset citra latih terdiri dari 80% atau 240 citra, dimana setiap kelas terdiri dari 80 citra daun bawang. Sedangkan dataset citra uji terdiri dari 20% atau 60 citra, setiap kelasnya terdiri dari 20 citra daun bawang. Berikut adalah hasil dari akuisisi citra dari daun bawang berdasarkan kelasnya.

(1) (2) (3)

Gambar 4. (1) Daun Bawang Tidak Segar (2) Daun Bawang Kurang Segar (3) Daun Bawang Segar



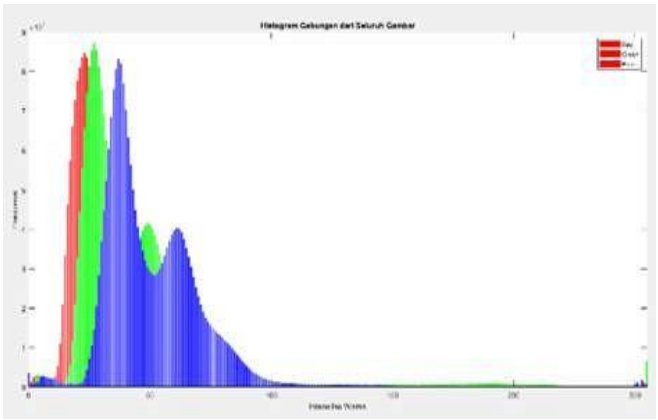
(1) (2) (3) (4)

Gambar 5. Citra Daunn Bawang (1) *Channel* RGB, (2) *Channel* R, (3) Channel G, dan (4) *Channel* B

Pada gambar di atas, perbedaan kualitas daun bawang dapat terlihat dengan jelas. Pada gambar 4 (1), ciri dari daun bawang tidak segar yaitu memiliki warna daun yang sudah berwarna kuning kecokelatan. Pada gambar 4 (2), daun bawang kurang segar memiliki ciri berwarna hijau kekuning-kuningan. Pada gambar 4 (2), ciri dari daun bawang segar yaitu memiliki warna yang

hijau. Tahapan yang dilakukan sebelum tahap klasifikasi adalah dilakukan tahap *preprocessing*. Pada tahap *preprocessing*, citra daun bawang asli diubah ke dalam citra warna RGB, lalu citra warna tersebut akan dipisah menjadi masing-masing *channel Red*, *Green*, dan *Blue* seperti yang ditunjukkan pada gambar 5.

Untuk melihat hasil konversi dari *channel* G dapat dilihat pada gambar 5 (3). Diantara *channel-channel* warna tersebut, citra daun bawang pada *channel* G memiliki *contrast* atau ketajaman objek daun bawang yang terang terhadap *background*. Pada gambar 5 (2) dan 5 (4), kontras pada citra daun bawang *Channel* R terlihat sedikit gelap, dan pada *Channel* B, citra daun bawang terlihat lebih gelap.

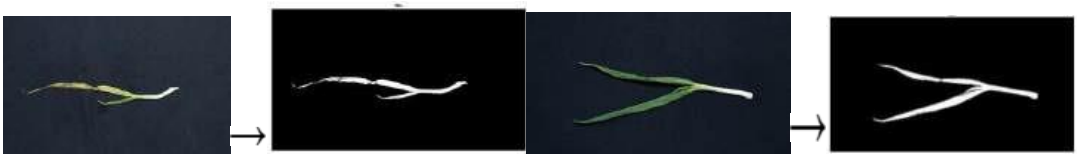


Gambar 6. Histogram RGB

Berdasarkan histogram diatas, histogram berwarna hijau menunjukkan penyebaran piksel *channel green* (G), kemudian histogram berwarna merah adalah penyebaran piksel *channel red* (R), dan histogram berwarna biru menunjukkan piksel penyebaran *channel blue* (B).

Jika diperhatikan, puncak tertinggi pada histogram di atas terletak pada *channel G*. Area tinggi *channel* G mendefinisikan penyebaran piksel objek, sementara area rendah *channel* G mendefinisikan penyebaran piksel *background*. Berdasarkan histogram tersebut, objek citra daun bawang pada *channel* G memiliki kontras yang sangat tinggi. Hal ini dapat meningkatkan kualitas segmentasi menjadi lebih optimal karena sistem dapat dengan mudah mengidentifikasi daerah objek dan *background* dalam citra.

Sehingga, citra *channel* G dipilih untuk digunakan dalam proses segmentasi. Berikut adalah hasil dari proses segmentasi.

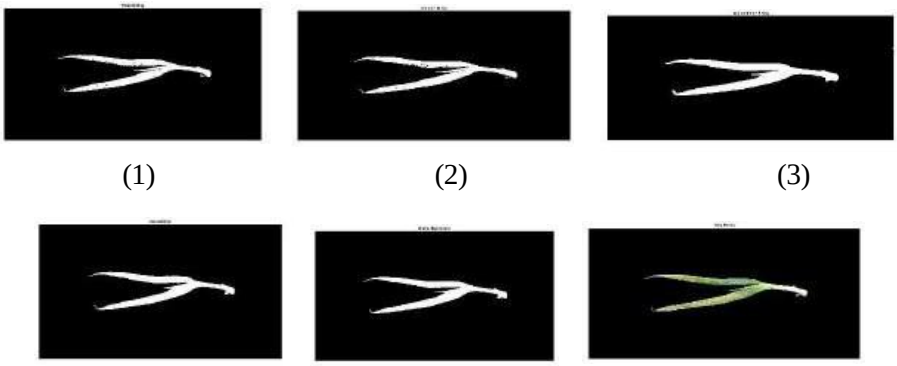


(1) (2)

Gambar 7. Hasil Segmentasi (1) kurang baik (2) baik

Pada gambar 7 (1) menunjukkan hasil hasil yang kurang memuaskan yang disebabkan karena adanya cacat pada daun bawang berupa lubang yang warnanya hampir sama dengan *background*. Akibatnya, lubang tersebut terdeteksi sebagai bagian dari background selama proses segmentasi. Sementara itu, terdapat keberadaan objek kecil yang terdeteksi karena adanya gangguan *noise* yang muncul selama proses pengambilan citra, seperti benda-benda kecil pada *background* yang memiliki warna yang berbeda dengan *background* itu sendiri. Sehingga noise semacam itu dapat dikenali sebagai objek dalam citra.

Di sisi lain, pada gambar 7 (2), terlihat hasil segmentasi yang optimal, perbedaan antara objek dan *background* yang terlihat jelas, di mana warna putih mewakili objek dan warna hitam mewakili *background*. Keberhasilan segmentasi ini disebabkan oleh kondisi daun bawang yang tidak memiliki kecacatan dan tidak ada gangguan *noise* selama pengambilan citra.



(1) (2) (3)

(4) (5) (6)

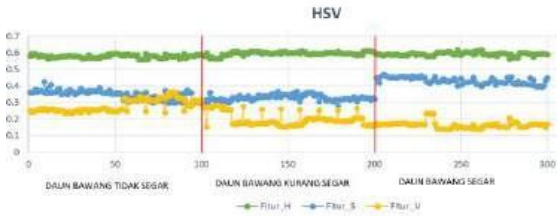
Gambar 8. Citra Hasil dari (1) Tahap Segmentasi, (2) *Dilasi*, (3) *Hole Filing*, (4) *Erosi*, (5) *Bwareaopen*, dan (6) Citra Bersih

Untuk memperoleh hasil segmentasi citra yang optimal dan ekstraksi fitur yang tepat, diperlukan penerapan tahapan morfologi pada hasil segmentasi. Operasi morfologi yang diterapkan mencakup *dilasi*, *hole filling*, *erosi*, dan *bwareaopen*. Untuk keempat operasi tersebut, strel yang digunakan adalah disk berukuran 5. Hasil segmentasi setelah menjalani tahap morfologi dapat diamati pada gambar 8.

Gambar 8 (1) menampilkan hasil segmentasi sebelum menjalani operasi morfologi, terlihat perubahan hasil segmentasi gambar 8 (2) dimana dalam proses *dilasi*, area objek diperluas dengan menambahkan piksel di sekitar piksel yang sudah ada dalam objek untuk memperbaiki kontras. Kemudian, dilakukan operasi *hole filling* pada citra hasil dari operasi *dilasi* yang dapat diamati pada gambar 8 (3), dimana seluruh area objek daun bawang telah terdeteksi.

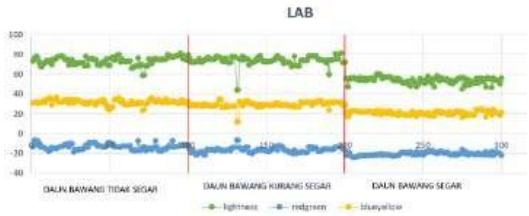
Tahap operasi berikutnya yaitu operasi *erosi* pada citra hasil dari operasi *hole filling* pada gambar 8 (4) dimana *erosi* ini bekerja dengan menghilangkan piksel di sekitar tepi objek. Terakhir adalah penerapan operasi *bwareaopen* pada citra yang telah melalui operasi *erosi* sebagaimana pada gambar 8(5), dimana penerapan operasi ini dapat secara efektif menghilangkan objek kecil atau *noise* dari citra daun bawang. Dengan demikian, diperoleh hasil segmentasi yang optimal antara area objek daun bawang yang berwarna putih dan area *background* daun bawang yang berwarna hitam.

Setelah berhasil mendapatkan hasil segmentasi yang optimal, ada 2 fitur yang dapat diekstrak, yaitu fitur warna dan fitur tekstur. Pada fitur warna, akan digunakan parameter ruang warna HSV. Untuk fitur tekstur, digunakan parameter nilai *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, serta *Homogeneity* dengan menggunakan teknik *Gray-Level Co-occurrence Matrix* . Grafik dari hasil ekstraksi fitur warna dapat diamati pada gambar di bawah.



Gambar 9. Nilai Fitur HSV

Berdasarkan diagram fitur warna HSV diatas, terdapat perubahan yang mencolok, khususnya pada diagram fitur S dan V. Pada bagian daun bawang yang segar, terlihat pola naik-turun yang stabil untuk fitur S dan V. Sementara untuk diagram fitur H tetap stabil. Berikutnya pada daun bawang kurang segar, fitur H dan S menampilkan diagram yang stabil, tetapi fitur V terlihat fluktuasi naik-turun yang konsisten. Pada daun tidak segar, diagram fitur S menunjukkan penurunan, sementara fitur H menunjukan diagram yang cenderung naik. Perubahan tersebut terjadi disebabkan oleh penyaluran piksel pada setiap fitur HSV.

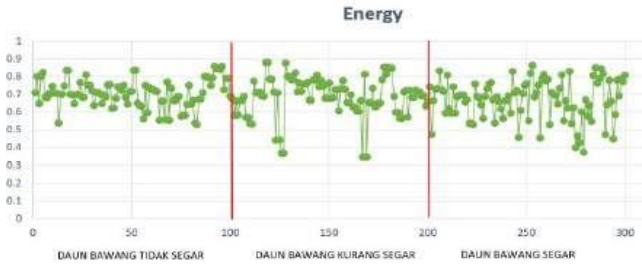


Gambar 10. Nilai Fitur Warna LAB

Berdasarkan diagram fitur warna LAB diatas, terdapat perubahan yang mencolok, terutama pada fitur L. Pada daun bawang tidak segar, memiliki pola naik turun yang stabil untuk ketiga fiturnya. Berikutnya pada daun bawang kurang segar memiliki pola yang hampir mirip dengan pola daun bawang tidak segar, namun terdapat titik dengan rentang nilai rendah pada fitur L dan fitur B yang disebabkan oleh citra yang terlihat lebih gelap dan warna hijau yang lebih kuat pada fitur B. Pada daun bawang segar memiliki pola naik turun yang stabil pada fitur A dan fitur B, namun pada fitur L mengalami penurunan karena citranya terlihat lebih gelap.

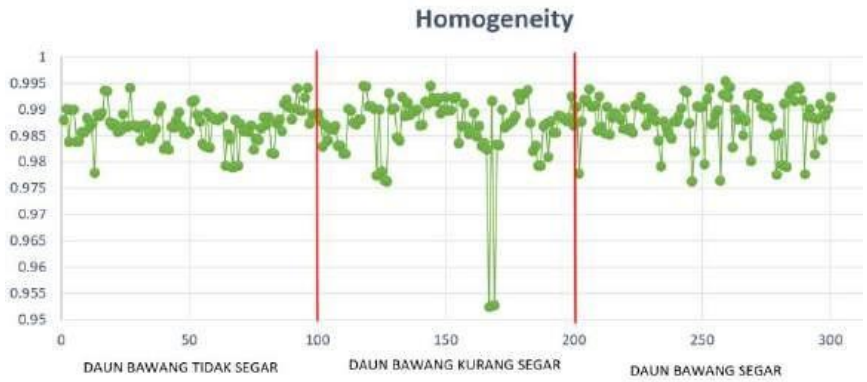
Gambar 11. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Contrast*

Berdasarkan grafik gambar 11, menunjukkan pola yang berbeda antara setiap kelas. Pada grafik daun bawang tidak segar dan daun bawang kurang segar menunjukkan pola naik-turun yang signifikan, dengan beberapa titik yang memiliki nilai lebih tinggi. Hal ini disebabkan oleh perbedaan yang signifikan dalam tingkat kecerahan antara piksel dalam citra, sehingga nilai *contrast* nya lebih tinggi. Sedangkan, pada daun bawang segar memiliki pola naik turun yang signifikan, tetapi rentang nilainya lebih rendah karena perbedaan dalam tingkat kecerahan antara piksel dalam citra tidak signifikan, sehingga menghasilkan rentang nilai *contrast* yang rendah.naik turun yang signifikan, tetapi rentang nilainya lebih rendah karena perbedaan dalam tingkat kecerahan antara piksel dalam citra tidak signifikan , sehingga menghasilkan rentang nilai *contrast* yang rendah.



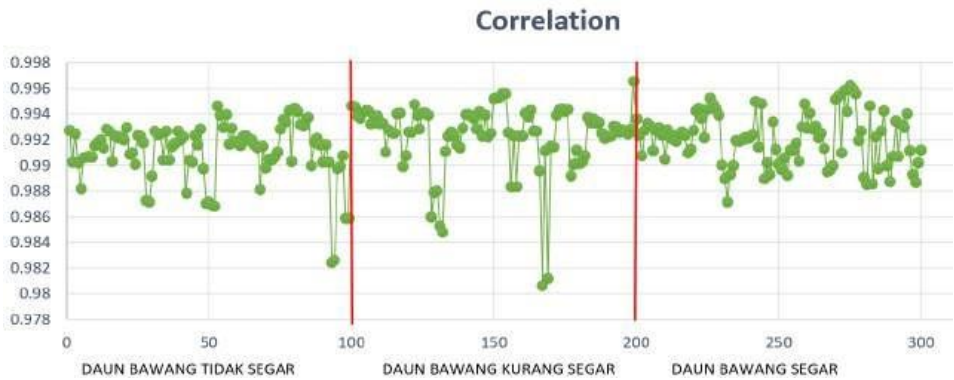
Gambar 12. Grafik Nilai Fitur *Energy*

Pada grafik gambar 12, rentang nilai antar data set untuk kelas daun bawang tidak segar tidak terlalu jauh. Namun, pada kelas daung bawang kurang segar, rentang nilainya cukup berjauhan karena citra cenderung memiliki sedikit detail atau struktur yang tidak halus dalam intensitas piksel-pikselnya. Pada daun bawang segar memiliki rentang nilai yang tidak terlalu jauh. Jika dibandingkan dengan daun bawang tidak segar, daun bawang tidak segar memiliki nilai rentang yang lebih dekat karena memiliki lebih banyak detail dalam intensitas pikselnya.



Gambar 13. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Homogeneity*

Pada grafik gambar di atas, menunjukkan bentuk grafik yang cukup berbeda. Pada grafik daun bawang tidak segar memiliki pola naik turun yang signifikan dengan rentang nilai homogenitas yang cenderung tinggi karena intensitas pikselnya konsisten. Pada grafik daun bawang kurang segar memiliki pola naik turun dan terdapat beberapa titik yang cukup rendah dikarenakan rentang nilai homogenitas yang lebih rendah. Sedangkan pada grafik daun bawang segar menunjukkan pola naik turun yang siginifikan dengan beberapa titik yang sedikit berjauhan dikarenakan intensitas piksel yang cenderung tidak seragam di seluruh wilayah citranya.



Gambar 14. Grafik Nilai Fitur Tekstur *Correlation*

Pada grafik gambar 14, terlihat dengan jelas perbedaan grafik setiap kelas. Pada grafik daun bawang tidak segar menunjukkan pola naik-turun dengan perubahan yang cukup signifikan di beberapa titik yang bervariasi dari rendah ke tinggi. Pada grafik daun bawang kurang segar memiliki pola naik turun dengan beberapa titik yang cukup rendah karena nilai korelasinya menunjukkan hubungan yang lemah dalam intensitas atau warna piksel-pikselnya, tetapi terdapat titik yang lebih tinggi daripada grafik daun bawang segar.

Selanjutnya pada grafik daun bawang segar, memiliki pola naik turun yang stabil dengan rentang nilai yang lebih tinggi daripada daun bawang tidak segar karena nilai korelasinya menunjukan intensitas atau warna piksel-piksel mempunyai hubungan yang kuat.

P-ISSN: 2622-6901
E-ISSN: 2622-6375

Gambar 15. Grafik Perbandingan Akurasi Skenario Ekstraksi Fitur Latih dan Uji

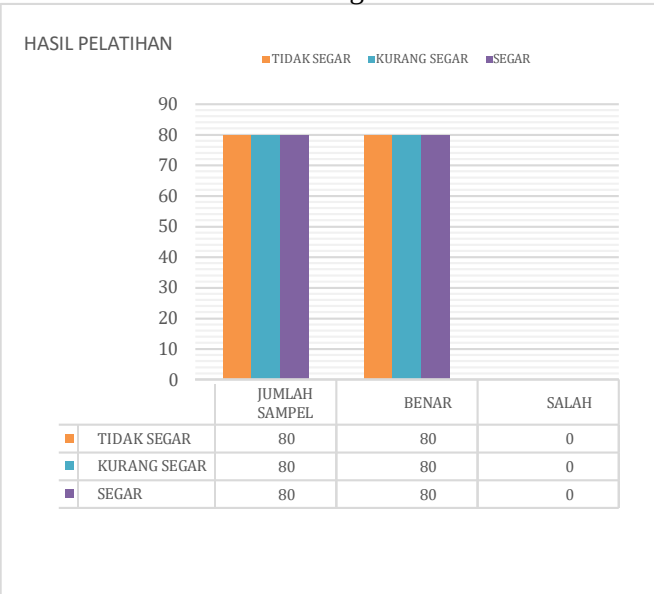
Setelah berhasil mengekstraksi semua fitur, langkah selanjutnya adalah melakukan skenario latih dan uji dengan menggabungkan ketiga fitur yang akan digunakan. Tujuan utamanya adalah untuk menemukan gabungan kombinasi fitur optimal yang dapat menghasilkan tingkat akurasi tinggi dalam waktu proses yang cepat.

Berdasarkan hasil perbandingan ekstraksi fitur yang telah dilakukan pada gambar 14, semua skenario menunjukkan hasil akurasi yang tinggi. Pemilihan fitur yang relevan berupa parameter dan metode yang disesuaikan dengan skenario citra menjadi alasan mengapa tingkat akurasi yang dihasilkan tinggi. Terdapat 4 skenario yang menghasilkan akurasi sebesar 100%, yaitu pada pengukuran kombinasi HSV+LAB, RGB+HSV+LAB, RGB+HSV+Tekstur (*Contrast+energy*), dan HSV+LAB+Tekstur (*Contrast+energy*). Diantara hasil pengujian tersebut, yang menghasilkan akurasi yang lebih tinggi adalah HSV+LAB+Tekstur (*Contrast+energy*) karena pada kombinasi tersebut waktu komputasinya lebih cepat dibandingkan kombinasi lainnya. Untuk hasil dari *precision*, recall, *F1-Score*, akurasi, dan waktu komputasinya terlihat pada tabel 1.

Tabel 1. Skenario Pengujian

Fitur Terpilih	Precision		Recall		F1-Score		Akurasi		Waktu Komputasi	
	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji
RGB	92.07%	69.75%	90.00%	63.33 %	91.02%	66.39 %	90.00 %	63.33%	584.364	35.2746
HSV	96.97%	89.77%	96.67%	86.67 %	96.82%	88.19 %	96.67 %	86.67%	587.217	36.0132
LAB	89.33%	70.51%	85.83%	58.33 %	87.55%	63.85 %	85.83 %	58.33%	583.608	36.427
RGB+HSV	98.78%	96.97%	98.75%	96.67 %	98.76%	96.82 %	98.75 %	96.67%	149.329	35.0343
RGB+LAB	90.68%	63.05%	88.33%	53.33 %	89.49%	57.79 %	88.33 %	53.33%	146.422	37.6965
HSV+LAB	100.00%	100.00%	100.00%	100.00 %	100.00%	100.00 %	100.00 %	100.00%	149.976	37.0952
RGB+HSV+LAB	100.00%	100.00%	100.00%	100.00 %	100.00%	100.00 %	100.00 %	100.00%	142.89	36.4418
RGB+Tekstur(*Contrast+ Energy)*	94.26%	71.48%	93.75%	70.00 %	94.00%	70.73 %	93.75 %	70.00%	197.457	37.1846
HSV+Tekstur(*Contrast+ Energy*)	96.20%	94.44%	95.83%	93.33 %	96.01%	93.89 %	95.83 %	93.33%	148.065	35.8245
LAB+Tekstur(*Contrast+ Energy*)	96.88%	54.78%	96.67%	58.33 %	96.77%	56.50 %	96.67 %	58.33%	156.815	35.565
RGB+HSV+Tekstur(*Contrast+ Energy)*	100.00%	100.00%	100.00%	100.00 %	100.00%	100.00 %	100.00 %	100.00%	147.701	45.2343
RGB+LAB+Tekstur(Contrast+ Energy)	87.18%	67.24%	79.17%	43.33 %	82.98%	52.70 %	79.17 %	43.33%	145.08	35.2904
HSV+LAB+Tekstur (Contrast+ Energy)	**100.00%**	**100.00%**	**100.00%**	**100.00 %**	**100.00%**	**100.00 %**	**100.00 %**	**100.00%**	**142.684**	**35.648**
RGB+HSV+LAB+Tekstur (Contrast+ Energy)	99.59%	44.14%	99.58%	45.00 %	99.59%	44.57 %	99.58 %	45.00%	137.633	35.4577
RGB+Tekstur(Contrast+ Correlation+ Energy+Homogeneity)	95.11%	70.40%	95.00%	66.67 %	95.05%	68.48 %	95.00 %	66.67%	140.237	35.3031
HSV+Tekstur(Contrast+ Correlation+ Energy+ Homogeneity)	99.59%	100.00%	99.58%	100.00 %	100.00%	100.00 %	99.58 %	100.00%	138.851	34.6193
LAB+Tekstur(Contrast+ Correlation+ Energy+ Homogeneity)	99.17%	73.26%	99.17%	70.00 %	99.17%	71.60 %	99.17 %	70.00%	134.708	34.416
RGB+HSV+Tekstur(Contrast+ Correlation+ Energy+ Homogeneity)	99.19%	98.41%	99.17%	98.33 %	99.18%	98.37 %	99.17 %	98.33%	139.118	34.823

Berdasarkan hasil perbandingan komputasi *precision*, *recall*, *F1-score*, akurasi dan waktu komputasi. Skenario yang terpilih dengan parameter warna HSV, LAB, tekstur (*contrast* dan *energy*) menghasilkan *precision* sebesar 100%, untuk pelatihan dan pengujian. Untuk hasil *recall* nya sebesar 100% pada pelatihan dan pengujian. Berikutnya, *F1-Score* dengan hasilnya sebesar 100% juga untuk pelatihan dan pelatihan. Dan tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 100% untuk pelatihan dan pengujian. Waktu komputasi untuk pelatihan sebesar 142,684 detik untuk seluruh citra. Sedangkan waktu komputasi untuk pengujian sebesar 35,648 detik untuk seluruh citra. Dengan hasil dari *precision*, *recall*, *F1-score*, akurasi dan waktu komputasi yang rendah dibandingkan dengan skenario lainnya, sehingga skenario 13 memiliki hasil yang sangat optimal untuk melakukan klasifikasi citra daun bawang.



Gambar 16. Grafik Hasil Data Latih

Gambar 16 memperlihatkan hasil klasifikasi citra sebanyak 240 citra latih yang terbagi ke dalam 3 kelas. Terdapat 80 citra dalam masing-masing kelas yang berhasil terklasifikasi dengan benar dan sebanyak 0 citra yang salah dari tiap kelasnya. Ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berhasil membedakan dan mengklasifikasikan citra latih dengan akurasi yang tinggi sesuai dengan kelas yang tepat.

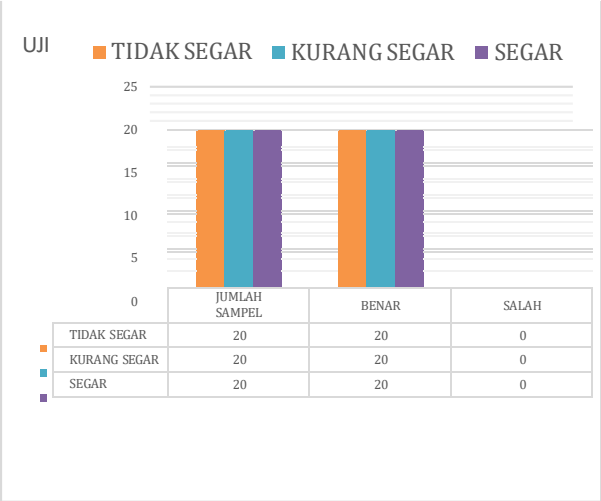
Tabel 2. Hasil Perhitungan Akurasi Pelatihan

LATIH	JUMLAH SAMPEL	BENAR	SALAH	AKURASI	ME
TIDAK SEGAR	80	80	0	100%	0%
KURANG SEGAR	80	80	0	100%	0%
SEGAR	80	80	0	100%	0%
TOTAL	**240**	**240**	**0**	**100%**	**0%**

Pada tabel 2. Diperoleh tingkat akurasi keseluruhan sebesar 100% dengan tingkat *misclassification error* (ME) 0%, dapat disimpulkan bahwa pengujian pada data latih berhasil. Oleh karena itu, model JST (Jaringan Syaraf Tiruan) yang telah dibangun dapat digunakan untuk menguji dataset atau citra latih.

Dengan menggunakan model jaringan syaraf tiruan yang telah dilatih, 80 citra uji telah diklasifikasikan dan hasilnya ditampilkan pada gambar dibawah ini.

P-ISSN: 2622-6901
E-ISSN: 2622-6375



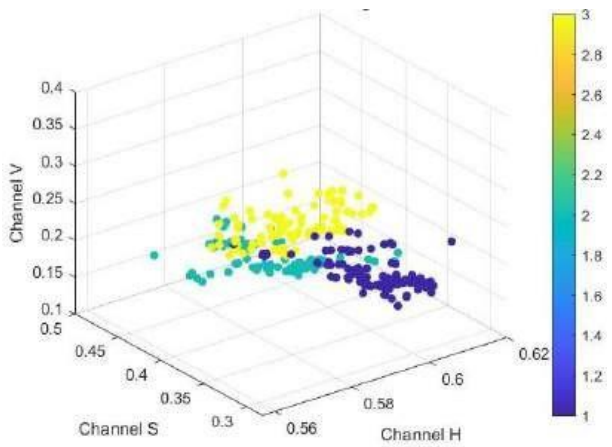
Gambar 17. Grafik Hasil Data Uji

Berdasarkan grafik diatas, terlihat bahwa 20 citra uji yang terbagi ke dalam 3 kelas, Terdapat 20 citra dalam masing-masing kelas yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, dan 0 citra yang salah dari tiap kelasnya. Hal ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berhasil mengidentifikasi dan mengelompokkan citra-citra uji dengan akurasi yang tinggi sesuai dengan kelas yang tepat.

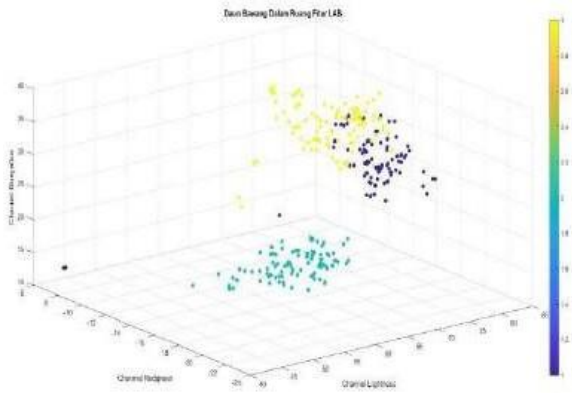
Tabel 3. Perhitungan Hasil Data Uji

UJI	JUMLAH SAMPEL	BENAR	SALAH	AKURASI	ME
TIDAK SEGAR	20	20	0	100%	0%
KURANG SEGAR	20	20	0	100%	0%
SEGAR	20	20	0	100%	0%
TOTAL	**60**	**60**	**0**	**100%**	**0%**

Dengan tingkat akurasi keseluruhan yang diperoleh sebesar 100%, sedangkan *misclassification error* (ME) 0%, dapat dikatakan bahwa pengujian pada data uji berjalan dengan sangat baik tanpa memiliki kesalahan.



Gambar 18. Daun Bawang dalam Penyebaran Ruang Fitur HSV



Gambar 19. Daun Bawang dalam Penyebaran Ruang Fitur LAB

Berdasarkan hasil penghitungan yang telah dilakukan representasi pikselnya ke dalam ruang 3D fitur HSV dan LAB dapat dilihat bahwa penyebarannya dibagi menjadi 3 tingkatan kualitas, yaitu daun bawang tidak segar, daun bawang kurang segar, dan daun bawang segar. Pada data latih masing-masing berisi 80 citra, dan uji ada 20 citra.

Dengan demikian, berdasarkan hasil dan analisis yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan telah terbukti efektif menentukan tingkat kesegaran daun bawang.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, didapatkan hasil pengklasifikasian kesegaran daun bawang dengan perhitungan pada pelatihan dataset yang dibagi menjadi 240 citra latih dengan tingkat akurasi mencapai 100% dengan waktu komputasi selama 142,684 *seconds*, dan 80 citra uji dengan tingkat akurasi 100% dan waktu komputasi selama 35,648 *seconds*. Metode yang digunakan untuk pengklasifikasian ini adalah menggunakan jaringan syaraf tiruan yang memanfaatkan parameter fitur warna HSV, LAB, dan juga fitur tekstur.

SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan mengeksplorasi lebih banyak fitur guna meningkatkan akurasi dan kecepatan komputasi, serta menggunakan dataset yang lebih besar dan variasi kondisi pengambilan gambar seperti pencahayaan dan sudut pandang untuk menguji robustitas model. Implementasi sistem klasifikasi ini dalam aplikasi berbasis *smartphone* atau perangkat lain yang mudah digunakan oleh petani dan pedagang juga dapat memberikan manfaat praktis yang signifikan. Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat mempertimbangkan integrasi dengan teknologi *Internet of Things* (IoT) untuk pemantauan kesegaran secara *real-time* dalam rantai pasokan pertanian.

DAFTAR PUSTAKA

Aditya, M. R. V., Husni, N. L., Pratama, D. A., & Handayani, A. S. (2020). Penerapan Sistem Pengolahan Citra Digital Pendeteksi Warna pada Starbot. *JURNAL TEKNIKA*, *14*(2), 185–191.

Agung, A. S., Dirgantara SR, A. F., Hersyam, M. S., Kaswar, A. B., & Andayani, D. D. (2023). Classification Of Tomato Quality Based On Color Features And Skin Characteristics Using Image Processing Based Artificial Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, *4*(5), 1021–1032. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.780

Al Rivan, M. E., Rachmat, N., & Ayustin, M. R. (2020). Klasifikasi Jenis Kacang-Kacangan Berdasarkan Tekstur Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Komputer Terapan*,

6(1), 89–98. https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/

Arini, Fahrianto, F., Agusta, A., & Muharam, A. T. (2015). Pendeteksian Posisi Plat Nomor Mobil Menggunakan Metode Morfologi Dengan Operasi Dilasi, Filling Holes, Dan Opening. *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, *8*(1), 10–15.

Dewi, W. K., Isnaini, S., Khasbullah, F., Yatmin, Y., & Syafiuddin, S. (2022). Respons Bawang Daun (Allium fistulosum L.) Akibat Pemberianpupuk Organik Cair Daun Lamtoro (Leucaena leucocephala) Berbagai Dosis Yang Diaplikasikan Pada Berbagai Waktu. *Jurnal Agrotek Tropika*, *10*(4), 585–592. https://doi.org/10.23960/jat.v10i4.6275

Efran, F. A. P., Khairil, & Jumadi, J. (2022). Implementasi Metode K-Means Clustering Pada Segmentasi Citra Digital. *Jurnal Media Infotama*, *18*(2), 291–301.

Fadjeri, A., Saputra, B. A., Adri Ariyanto, D. K., & Kurniatin, L. (2022). Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Ilmiah SINUS*, *20*(2), 1. https://doi.org/10.30646/sinus.v20i2.601

Fera, A. R., Sumartono, G. H., & Tini, E. W. (2019). Pertumbuhan dan Hasil Tanaman Bawang Daun (Allium fistulosum L.) Pada Jarak Tanam Dan Pemotongan Bibit Yang Berbeda. The Growth and Yield of Spring Onion (Allium fistulosum L.) Using The Various Plant Spacing and The Seedlings Tuber Cutting. *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, *19*(1), 11–18. https://doi.org/10.25181/jppt.v19i1.783

Firlansyah, A., Kaswar, A. B., & Risal, A. A. N. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Techno Xplore: Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, *6*(2), 55–60.

Habibah, N. U., Rosyady, P. A., & Pribadi, R. (2023). Analisis Indeks Masa Tubuh Berbasis Citra Digital Menggunakan Metode Body Surface Area. *Jetri: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, *20*(2), 135–152. https://doi.org/10.25105/jetri.v20i2.15398

Humaira B, N. I., Herman, M., Nurhikma, & Kaswar, A. B. (2021). Klasifikasi Tingkat Kualitas Dan Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *JESSI*, *2*(1), 18–23.

Kaswar, A. B., Risal, A. A. N., Fatiah, & Nurjannah. (2020). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Markisa Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital. *JESSI*, *1*(1), 1–8.

Nabilla, P., Saputra, M. F., & Saputra, R. A. (2022). Perbandingan Ruang Warna Rgb, Hsv Dan Ycbcr Untuk Segmentasi Citra Ikan Kembung Menggunakan K-Means Clustering. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *6*(2), 476–481.

Parinduri, S. K., Sihotang, A., Adelina, M. C., & Purnama, A. (2023). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Terhadap Klasifikasi Citra Daun Bunga Menggunakan Backpropagation. *JURNAL DEVICE*, *13*(1), 1–7.

Rahmadewi, R., Efelina, V., & Purwanti, E. (2018). Identifikasi Jenis Tumbuhan Menggunakan Citra Daun Berbasis Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks). *Jurnal Media Elektro*, *7*(2), 38–43.

Rasyid, M. R., Tahir, Z., & Syafaruddin, N. (2019). Digital Image Processing for Detecting Industrial Machine Work Failure with Quantization Vector Learning Method. *Journal Pekommas*, *4*(2), 131–136. https://doi.org/10.30818/jpkm.2019.2040203

Rulaningtyas, R., Suksmono, A. B., Mengko, T. L. R., & Saptawati, G. A. P. (2015). Segmentasi Citra Berwarna dengan Menggunakan Metode Clustering Berbasis Patch untuk Identifikasi Mycobacterium Tuberculosis. *Jurnal Biosains Pascasarjana*, *17*(1), 19–25.

Rumandan, R. J., Nuraini, R., Sadikin, N., & Rahmanto, Y. (2022). Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, *4*(1), 145–154. https://doi.org/10.47065/josyc.v4i1.2586

Susanto, A. (2019). Penerapan Operasi Morfologi Matematika Citra Digital Untuk Ekstraksi Area Plat Nomor Kendaraan Bermotor. *Jurnal Pseudocode*, *6*(1), 49–57. www.ejournal.unib.ac.id/index.php/pseudocode

Tjondrowiguno, R. K., Intan, R., & Gunadi, K. (2017). Aplikasi Pengenalan Pola Batik Dengan

Menggunakan Metode Gray-Level Cooccurrence Matrix. *JURNAL INFRA*, *5*(1), 1–6.

Widodo, R., Widodo, A. W., & Supriyanto, A. (2018). Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *2*(11), 5769–5776. http://j-ptiik.ub.ac.id

Yani, I., Siregar, F. F., & Sitorus, D. S. T. (2019). Identifikasi Plat Mobil Dengan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Kohonen Pada Sistem Parkir Cerdas. *SEMINAR NASIONAL TEKNOKA*, *4*, 26–31. https://doi.org/10.22236/teknoka.v%vi%i.4205