

IMPLEMENTASI JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KESEGRAN WORTEL BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DISERTAI OPERASI MORFOLOGI

Devi Miftahul Jannah Musdar¹⁾, Nindy Sri Eriyani²⁾, Salsabila Azis³⁾, Andi Baso Kaswar^{*4)},
Sasmita Sasmita⁵⁾

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

Article Info

Kata Kunci: Algoritma Backpropagation; Jaringan Saraf Tiruan; Klasifikasi Kesegaran Wortel; Operasi Morfologi; Pengolahan Citra Digital

Keywords: *Artificial Neural Network, Backpropagation Algorithm; Carrot Freshness Classification; Digital Image Processing; Morphology Operations;*

Article history:

Received 2 June 2024

Revised 20 July 2024

Accepted 4 August 2024

Available online 1 September 2024

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5672>

Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

a.baso.kaswar@unm.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi untuk menilai tingkat kesegaran wortel menggunakan algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan pendekatan backpropagation dan model morfologi matematika berbasis pengolahan citra digital. Fitur yang diekstraksi dalam proses klasifikasi meliputi warna (*Hue, Saturation, Value*), bentuk, dan tekstur (*contrast, correlation, homogeneity*). Model ini dibangun menggunakan 240 citra latih wortel yang dikategorikan menjadi tiga kelas: segar, kurang segar, dan tidak segar. Hasil pelatihan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 95,83% dengan waktu komputasi rata-rata 323,47 detik per citra. Pengujian model menggunakan 60 citra uji mencapai tingkat akurasi 98,33% dengan waktu komputasi rata-rata 73,82 detik per citra. Kombinasi fitur warna HSV dengan tekstur (terutama *correlation dan homogeneity*) terbukti paling efektif dengan ruang warna HSV menghasilkan performa lebih baik dibandingkan ruang warna LAB dan RGB. Penelitian ini merekomendasikan eksplorasi model yang lebih modern dan memastikan konsistensi akuisisi citra untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Kesimpulannya, model JST yang dikembangkan menunjukkan efektivitas tinggi dalam klasifikasi kesegaran wortel dan berpotensi untuk diterapkan pada pengujian citra lainnya.

ABSTRACT

This research aims to develop a classification method to assess the level of freshness of carrots using the Artificial Neural Network (ANN) algorithm with a backpropagation approach and a mathematical morphology model based on digital image processing. Features extracted in the classification process include color (*Hue, Saturation, Value*), shape and texture (*contrast, correlation, homogeneity*). This model was built using 240 training images of carrots which were categorized into three classes: fresh, less fresh, and not fresh. The training results show an accuracy rate of 95.83% with an average computing time of 323.47 seconds per image. Model testing using 60 test images achieved an accuracy level of 98.33% with an average computing time of 73.82 seconds per image. The combination of HSV color features with texture (especially *correlation and homogeneity*) proved to be the most effective with the HSV color space producing better performance than the LAB and RGB color spaces. This research recommends exploring more modern models and ensuring consistency of image acquisition to improve classification accuracy. In conclusion, the developed ANN model shows high effectiveness in carrot freshness classification and has the potential to be applied to other image tests.

I. PENDAHULUAN

SAYUR wortel adalah bagian dari keluarga umbi-umbian yang merupakan sumber nutrisi yang penting dan dapat berkontribusi dalam mengurangi risiko penyakit kardiovaskular dan Obesitas [1]. Menurut data yang dirilis oleh Badan Pusat Statistik (BPS) mengenai Produksi Tanaman Sayuran, produksi wortel di Indonesia sejak tahun 2017 mengalami fluktuasi. Pada awalnya, produksi hanya mencapai 537,34 ribu ton, namun mengalami peningkatan menjadi 674,63 ribu ton pada tahun 2019. Pada tahun 2020, produksi wortel di Indonesia mengalami penurunan sebagai dampak awal dari pandemi Covid-19, namun kembali membaik pada tahun 2021. Wortel adalah salah satu jenis sayuran yang populer dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia, terutama di tingkat rumah tangga, karena mengandung nutrisi dan vitamin yang bermanfaat bagi kesehatan[2].

Konsumsi wortel oleh rumah tangga pada tahun 2021 meningkat menjadi 365,92 ribu ton, naik sebesar 3,89% dari tahun sebelumnya. Kontribusi konsumsi tersebut mencapai 26,81% dari total konsumsi wortel di Indonesia. Jawa Tengah adalah provinsi terbesar dalam produksi wortel, menghasilkan 153,03 ribu ton atau 21,25% dari produksi nasional tahun 2021. Sumatera Utara dan Jawa Barat juga berkontribusi signifikan, masing-masing dengan 19,64% dan 18,76%, dengan produksi masing-masing mencapai 141,45 ribu ton dan 135,12 ribu ton. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh (Harbuwono et al. 2018) menyoroti meningkatnya kejadian penyakit tidak menular, seperti obesitas, di Indonesia. Trend ini menjadi perhatian serius dan menuntut pemahaman lebih lanjut mengenai faktor-faktor yang berperan dalam meningkatnya kasus obesitas [3].

Obesitas menjadi faktor risiko utama untuk berbagai penyakit tidak menular seperti tekanan darah tinggi, diabetes melitus, penyakit jantung, dan kanker. Berdasarkan penelitian kesehatan tahun 2018, prevalensi obesitas terus meningkat dari tahun 2007 yang sebesar 10,5% menjadi 14,8% pada 2013, dan mencapai 21,8% pada 2018. Orang dengan kelebihan berat badan cenderung mengonsumsi makanan yang tinggi kalori, gula, dan lemak, sementara asupan sayuran mereka rendah [4][5].

Dalam hal ini, menekankan pentingnya mengonsumsi buah dan sayur termasuk wortel dalam menjaga pola makan seimbang dan sehat. Kurangnya konsumsi sayur dan buah dapat menyebabkan terjadinya obesitas. Penelitian lain menyoroti pentingnya untuk menjaga kesegaran sayur wortel. Selain itu, faktor-faktor seperti aktivitas antioksidan, kandungan vitamin, dan kebersihan produk juga berperan dalam menentukan kualitas kesegaran sayur wortel [6]. Penelitian selanjutnya, menunjukkan bahwa akumulasi asam fenolat dalam wortel selama penyimpanan dapat mempengaruhi kualitas kesegaran dan nilai gizinya. Saat ini, masih diperlukan perhatian yang besar dalam menilai kualitas wortel [7]. Penelitian oleh Widyatama tentang mengevaluasi kualitas telur ayam dengan memeriksa warna dan teksturnya menggunakan pendekatan metode Hue, Saturation, Value (HSV). Menggambarkan bagaimana teknologi pemrosesan citra digital dapat digunakan untuk mengevaluasi kesegaran sayuran berdasarkan aspek-aspek kualitas internal dan eksternal [8].

Penelitian sebelumnya telah menginvestigasi sistem informasi untuk mengklasifikasikan wortel menggunakan metode korelasi parametrik, mencapai akurasi klasifikasi wortel hingga 98,88% [9]. Penelitian lain menggunakan model Transfer-learning untuk mengklasifikasikan spesies pohon dari citra hiperspektral, mencapai akurasi 98,58%, sensitivitas 98,23%, dan spesifikasi 94,25% [10]. Selain itu, penelitian menggunakan model Machine Learning menghasilkan akurasi 86,92%, presisi 87,25%, recall 86,47%, dan skor 87,59% [11]. Metode Transformasi Ruang Warna HIS dan HSV juga digunakan untuk mendeteksi kelayuan pada bunga bawar, dengan akurasi mencapai 86,9% [12]. Pada penelitian selanjutnya, menyoroti pentingnya analisis siklus hidup dalam produksi sayuran untuk memahami dampak lingkungan dari sistem pangan. Namun, dari hasil penelitian ini, terlihat bahwa beberapa metode tersebut memiliki keterbatasan potensial, termasuk kemampuan generalisasi, ketahanan model, interpretasi hasil, dan skalabilitas terhadap berbagai data, yang berdampak pada akurasi penerapan yang kurang spesifik [13]. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan model yang mampu mengklasifikasikan tingkat kesegaran pada sayuran berdasarkan fitur-fitur citra digital yang diekstraksi secara akurat.

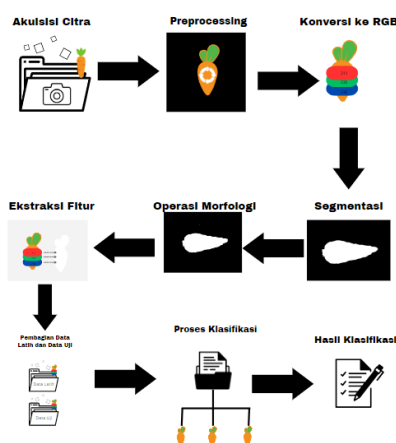
Berdasarkan pemaparan masalah sebelumnya, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengategorikan tingkat kesegaran wortel dengan menggunakan Model Matematika Morfologi yang menggunakan pengolahan citra digital. Pendekatan ini melibatkan enam langkah utama, termasuk pengambilan citra, pra-pemrosesan, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pendekatan ini tidak hanya mempertimbangkan fitur warna wortel, tetapi juga bentuk dan teksturnya dalam melakukan klasifikasi tingkat kesegaran sayur wortel. Penelitian menggunakan 300 citra sayur wortel yang dibagi menjadi tiga level.

Metode ini dipilih dibandingkan dengan metode lain karena beberapa alasan utama. Pertama, metode Otsu dan operasi morfologi terbukti lebih efektif dalam menghasilkan segmentasi yang akurat, yang merupakan dasar penting untuk ekstraksi fitur yang andal. Kedua, fitur yang diekstraksi (warna HSV, bentuk, dan tekstur) sangat

relevan dan memiliki korelasi yang kuat dengan kesegaran wortel, yang penting untuk tujuan klasifikasi dalam penelitian ini. Ketiga, pendekatan ini memungkinkan pemrosesan citra yang relatif cepat dan efisien, yang penting untuk aplikasi praktis dalam sistem inspeksi otomatis. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan sistem klasifikasi kesegaran wortel yang lebih akurat dan efisien.

II. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, sebuah metode yang terdiri dari sejumlah langkah berturut-turut diterapkan, dimulai dari akuisisi citra, preprocessing, konversi ke RGB, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, pembagian data untuk pelatihan dan pengujian, dan akhirnya, proses klasifikasi. Langkah-langkah ini diilustrasikan dalam Gambar 1.



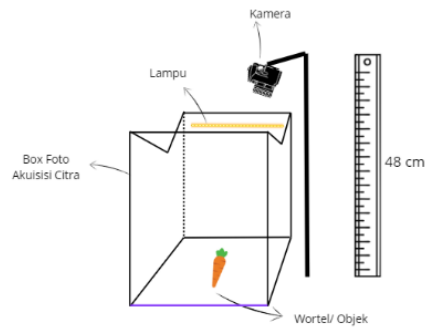
Gambar 1. Tahap Klasifikasi Citra

A. Akuisisi Citra

Tahap ini merupakan langkah awal dalam proses pengambilan dataset citra wortel. Contoh hasil pengambilan citra dapat dilihat pada gambar 2. Keseluruhan dataset yang dikumpulkan terdiri dari 300 citra wortel. Kemudian di kelompokkan dalam 3 kelas yaitu segar, kurang segar, dan tidak segar dengan jumlah masing-masing kelas terdiri dari 100 citra.



Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra



Gambar 3. Proses Akuisisi Citra

Menggunakan kamera Sony ILCE-6000 dengan pengaturan manual ISO 800, waktu *eksposur* 1/30 detik, *F-Stop* f/19, dan tanpa lampu kilat. Citra yang dihasilkan berukuran 6000x3376 piksel dengan resolusi 200 MP. Latar belakang berupa kain putih diletakkan di dalam kotak yang dilengkapi lampu, dengan pencahayaan dan kamera di atas kotak untuk mengambil gambar wortel di dalamnya. Jarak antara objek citra dan kamera adalah 48 cm secara vertikal. Tujuannya adalah untuk memastikan hasil akuisisi citra tetap stabil dan tidak terpengaruh oleh noise atau perubahan intensitas cahaya yang relatif berubah-ubah. Pemilihan pengaturan kamera seperti ISO 800 dan *F-Stop* f/19 dilakukan berdasarkan beberapa uji coba untuk memastikan kualitas gambar terbaik untuk segmentasi dan ekstraksi fitur. ISO 800 dipilih karena memberikan keseimbangan yang baik antara sensitivitas cahaya dan jumlah noise yang dihasilkan.

Pengaturan ini memungkinkan kamera untuk menangkap detail yang cukup dalam kondisi pencahayaan standar tanpa menghasilkan terlalu banyak noise. *F-Stop* f/19 dipilih untuk memberikan kedalaman bidang yang cukup besar, sehingga seluruh objek wortel dapat difokuskan dengan baik. Pengaturan ini sudah diuji untuk memastikan bahwa gambar yang dihasilkan memiliki kejelasan dan kontras yang diperlukan untuk proses segmentasi dan ekstraksi fitur yang akurat. Selama pengambilan gambar, kondisi pencahayaan dijaga tetap konstan untuk memastikan konsistensi dalam kualitas citra. Pencahayaan yang stabil dicapai dengan menggunakan lampu studio yang diset secara tetap dan dilengkapi dengan *diffuser* untuk mengurangi bayangan keras dan pantulan. Jika kondisi pencahayaan bervariasi, hal ini dapat menyebabkan perubahan signifikan pada fitur warna dan tekstur yang diekstraksi dari gambar. Oleh karena itu, menjaga pencahayaan tetap konstan sangat penting. Jika terjadi variasi dalam pencahayaan, langkah-langkah penyesuaian seperti *kalibrasi* ulang kamera atau penggunaan algoritma koreksi pencahayaan dapat diterapkan untuk mengatasi perubahan tersebut.

B. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* merupakan langkah krusial yang harus dilakukan agar mempermudah proses klasifikasi pada setiap kelas dataset yang digunakan, dengan tujuan untuk mencapai hasil yang lebih baik dan akurat [14]. Pada tahap ini, dataset secara keseluruhan akan dibagi menjadi dua bagian, yakni 20% untuk Data Uji dan 80% untuk Data Latih. Kemudian, setiap citra dalam kelas segar, kurang segar, dan tidak segar akan dipisahkan ke dalam tiga saluran: Merah (R), Hijau (G), dan Biru (B). Dari ketiga saluran tersebut, akan dipilih saluran mana yang akan digunakan dalam proses segmentasi.

Dalam penelitian ini, saluran yang dipilih adalah saluran Biru (B), karena jumlah piksel warna biru pada citra wortel lebih banyak daripada saluran Merah (R) dan Hijau (G). Pada saluran Biru (B), pemisahan antara area background dan objek tampak lebih jelas dibandingkan dengan saluran lainnya. Saluran biru ini juga akan digunakan hingga tahap klasifikasi

C. Segmentasi

Tahapan ini merupakan proses di mana objek utama dipisahkan dari latar belakang dengan mempertimbangkan karakteristik seperti perbedaan warna, tekstur, atau kecerahan [15]. Metode *Otsu* adalah teknik *thresholding* yang mengandalkan variasi untuk mengevaluasi homogenitas distribusi tingkat keabuan dalam gambar. Dalam beberapa konteks, teknik ini tidak dipengaruhi oleh perbedaan kontras dan kecerahan gambar, sehingga dianggap sebagai salah satu metode yang efektif dalam menentukan *threshold* secara otomatis. Ide dasarnya adalah membagi histogram menjadi dua kelompok pada nilai tertentu di mana satu kelompok mewakili latar belakang dan kelompok lainnya mewakili objek. Ketika variasi antara kedua kelompok mencapai puncaknya, *threshold* optimal untuk segmentasi dapat ditentukan [16].

Dalam penelitian ini, pendekatan segmentasi yang digunakan adalah *Thresholding*. Pendekatan ini memanfaatkan nilai *threshold* secara otomatis pada gambar untuk memisahkannya menjadi bagian yang berbeda [17]. Proses segmentasi dimulai dengan membaca gambar asli dalam format RGB, kemudian saluran B yang telah diproses pada tahap *preprocessing* sebelumnya dipilih. Hasil dari segmentasi adalah gambar biner, di mana area yang berwarna hitam atau bernilai 0 menggambarkan bagian objek, sedangkan area yang berwarna putih atau bernilai 1 merupakan latar belakang. Untuk meningkatkan akurasi segmentasi, gambar dibalik sehingga area objek menjadi putih (nilai 1) dan latar belakang menjadi hitam (nilai 0). Setelah itu,

dilakukan penghilangan *noise* pada gambar hasil segmentasi menggunakan operasi morfologi sebelum fitur-fitur diekstraksi dari area objek.

Metode ini dipilih dibandingkan metode thresholding lainnya karena kemampuannya untuk secara otomatis menentukan nilai ambang batas optimal berdasarkan histogram intensitas piksel. Metode ini bekerja dengan memaksimalkan variansi antar kelas, yang menghasilkan segmentasi yang lebih akurat dan konsisten. Uji coba yang dilakukan menunjukkan bahwa metode Otsu memberikan hasil segmentasi yang lebih baik dalam memisahkan objek wortel dari latar belakang dibandingkan metode thresholding lainnya seperti thresholding tetap atau adaptif. Referensi yang mendukung keputusan ini termasuk studi yang menunjukkan keunggulan metode Otsu dalam berbagai aplikasi pengolahan citra digital.

D. Operasi Morfologi

Operasi Morfologi adalah serangkaian teknik matematika yang digunakan untuk memanipulasi struktur dan fitur citra [18]. Tujuan dari operasi ini adalah untuk menciptakan citra dengan kualitas yang lebih baik, sehingga proses ekstraksi dapat dilakukan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam mengidentifikasi objek dan latar belakang yang sedang diteliti. Operasi umum yang diterapkan dalam fase ini meliputi *dilasi*, *erosi*, *closing*, *hole filling*, dan eliminasi objek berdasarkan luasnya (*bwareaopen*), dengan menggunakan elemen struktural (strel) berupa parameter, salah satunya adalah *disk* yang akan diterapkan dalam penelitian ini. Dilasi merupakan proses untuk memperluas area objek dalam citra. Sementara erosi adalah kebalikannya, yaitu proses yang dilakukan untuk mengurangi area objek. *Closing* merupakan kombinasi dari *dilasi* dan *erosi* yang bertujuan untuk menutup celah kecil dalam objek. *Hole Filling* digunakan untuk mengisi bagian-bagian kecil yang kosong di dalam objek. Terakhir, *bwareaopen* digunakan untuk menghilangkan objek berdasarkan ukuran luasnya [19].

Dalam studi ini, proses morfologi dimulai dengan melakukan dilasi terhadap citra segmentasi menggunakan strel disk dengan ukuran 20. Kemudian, dilakukan erosi pada citra hasil dilasi menggunakan strel disk yang sama. Langkah selanjutnya adalah melakukan *closing* terhadap citra hasil *erosi* dengan strel *disk* berukuran 5. Setelah itu, langkah berikutnya adalah melakukan *hole filling* pada citra hasil *closing* untuk menghasilkan *output* operasi *hole filling*. Pada citra yang telah diisi lubangnya, dilakukan langkah terakhir yaitu *bwareaopen* dengan parameter 10000. Ukuran strel disk dan parameter *bwareaopen* dipilih berdasarkan optimasi untuk dataset yang digunakan. Ukuran strel disk yang tepat sangat penting untuk operasi morfologi seperti dilasi dan erosi, yang digunakan untuk memperbaiki hasil segmentasi. Ukuran yang terlalu kecil atau terlalu besar dapat mengakibatkan kehilangan detail penting atau penggabungan objek yang tidak diinginkan. Parameter *bwareaopen* digunakan untuk menghilangkan objek kecil yang dianggap *noise*. Optimasi dilakukan dengan mencoba berbagai ukuran dan parameter pada dataset untuk menemukan kombinasi yang memberikan hasil terbaik dalam hal kejelasan dan keutuhan objek wortel yang tersegmentasi.

E. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu proses dengan tujuan untuk mengidentifikasi dan memahami karakteristik visual dari sayur wortel yang berkaitan dengan tingkat kesegarannya. Berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur dari citra sayur wortel, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang dapat membedakan antara sayur wortel segar dan tidak segar berdasarkan ciri-ciri visual yang diekstraksi.

Penelitian ini memfokuskan pada pengamatan terhadap fitur-fitur seperti warna, bentuk, dan tekstur. Dalam aspek warna, penggunaan nilai HSV digunakan untuk mengekstraksi data, dimana setiap komponen (*Hue*, *Saturation*, dan *Value*) dihitung untuk setiap piksel dalam citra objek. Kemudian, nilai rata-rata dari setiap komponen HSV diambil. Selanjutnya, fitur bentuk diekstraksi melalui nilai area, perimeter, dan *metric*, bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik *geometris* dari wortel yang berkaitan dengan kesegarannya.

Di sisi lain, fitur tekstur diekstraksi untuk memberikan informasi tentang pola tekstur yang membedakan antara wortel segar dan tidak segar. Pengukuran dilakukan terhadap kontras, korelasi, dan homogenitas menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*. GLCM mencerminkan sebaran relatif dari pasangan piksel intensitas dalam citra, memungkinkan analisis tentang pola dan tekstur. Prosesnya melibatkan perhitungan matriks yang menunjukkan seberapa sering pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu muncul dalam jarak dan arah yang telah ditentukan [20]. Fitur warna, bentuk, dan tekstur dipilih karena relevansi dan kemampuannya dalam mengklasifikasikan kesegaran wortel. Fitur warna diekstraksi menggunakan model HSV karena model ini lebih representatif dalam memisahkan informasi warna yang penting untuk klasifikasi kesegaran dibandingkan model lain seperti RGB atau LAB. Fitur bentuk seperti area, perimeter, dan *metric* digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik *geometris* wortel yang berkaitan dengan kesegaran, seperti bentuk yang utuh dan tidak cacat. Fitur tekstur diekstraksi menggunakan matriks *co-occurrence* tingkat abu-abu (GLCM) untuk mengukur kontras, korelasi, dan homogenitas, yang dapat mencerminkan kondisi permukaan wortel. Fitur lain seperti intensitas dan tepi juga diuji, tetapi fitur warna, bentuk, dan tekstur terbukti memberikan hasil terbaik dalam klasifikasi.

F. Klasifikasi Citra

Proses klasifikasi tingkat kesegaran sayuran wortel dimulai dengan membagi data citra menjadi dua dataset, yaitu data latih sebesar 80% dari total dataset, dan sisanya menjadi data uji sebesar 20%. Setiap dataset terdiri dari tiga kelas, yakni citra wortel segar (1), wortel kurang segar (2), dan wortel yang tidak segar (3). Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi yang nantinya akan diuji pada data uji.

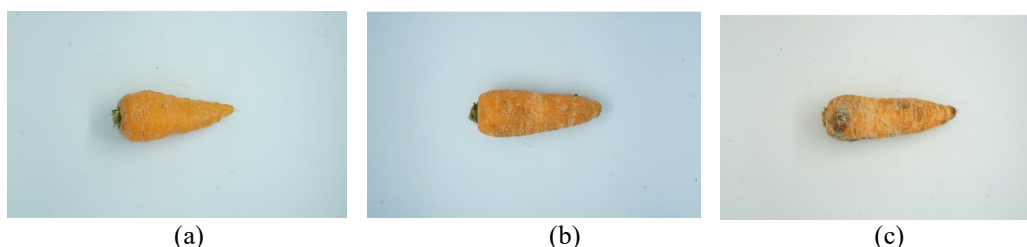
Selain itu, metode klasifikasi yang diterapkan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma

Feedforward Backpropagation. Arsitektur model JST terdiri dari dua lapisan tersembunyi, masing-masing dengan 5 neuron, dan menggunakan fungsi aktivasi logsigmoid. Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi linear dengan 1 neuron untuk menghasilkan nilai kelas berdasarkan fitur HSV yang diekstraksi dari setiap citra. Pemilihan arsitektur jaringan syaraf tiruan (JST) dengan dua lapisan tersembunyi dan lima neuron per lapisan didasarkan pada literatur dan uji coba. Arsitektur ini memberikan keseimbangan yang baik antara kompleksitas dan kemampuan generalisasi model. Dua lapisan tersembunyi memungkinkan JST untuk menangkap pola non-linear yang kompleks dalam data, sementara lima neuron per lapisan cukup untuk menangani jumlah fitur yang digunakan tanpa menyebabkan overfitting. Optimasi dilakukan melalui eksperimen dengan berbagai konfigurasi, dan arsitektur ini memberikan performa terbaik dalam hal akurasi klasifikasi dan efisiensi komputasi.

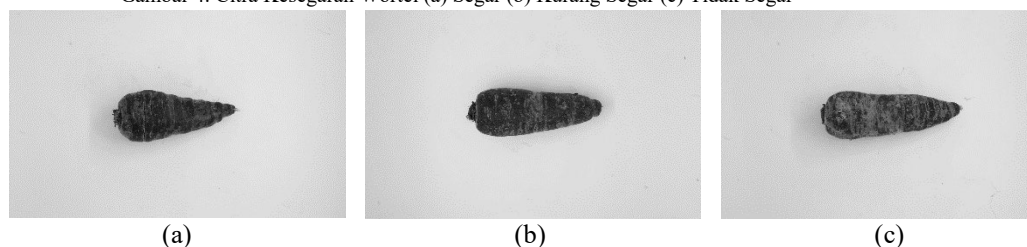
Untuk melatih model, digunakan metode *Levenberg-Marquardt*. Algoritma *Levenberg-Marquardt* dikembangkan untuk mengatasi kekurangan algoritma *Gauss-Newton* dengan menambahkan faktor redaman ke dalam perhitungannya. Salah satu keunggulan utama algoritma ini adalah kemampuannya untuk mencapai konvergensi dengan cepat dan efisien dalam menyelesaikan masalah optimasi nonlinier. Algoritma ini telah berhasil diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk prediksi dinamika kematian akibat COVID-19, pemodelan koefisien aerodinamika, perbaikan model biofilm, dan penyelesaian persamaan nonlinier dalam konteks mekanika [21]. Algoritma *Levenberg-Marquardt* dipilih untuk pelatihan JST karena kecepatan konvergensi dan stabilitasnya dalam menemukan solusi optimal. Algoritma ini menggabungkan keunggulan metode kuadrat terkecil *Gauss-Newton* dan metode gradien menurun, sehingga mampu menangani fungsi kesalahan yang kompleks dengan lebih efisien. Dalam konteks penelitian ini, penggunaan algoritma *Levenberg-Marquardt* terbukti lebih cepat dan memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan algoritma optimasi lainnya seperti *gradient descent* atau *conjugate gradient*. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa JST yang dilatih dengan algoritma *Levenberg-Marquardt* mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam waktu yang lebih singkat.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

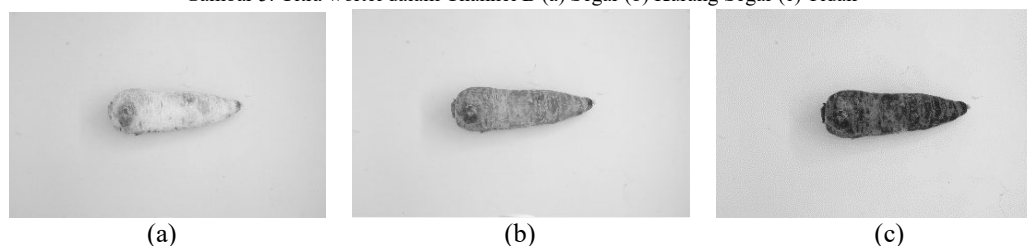
Dalam studi ini, langkah pertama adalah membagi 300 dataset gambar wortel ke dalam tiga kategori kesegaran: segar, kurang segar, dan tidak segar. Kemudian, dataset tersebut dibagi lagi menjadi dua bagian, yakni dataset pelatihan dan dataset pengujian. Dataset pelatihan terdiri dari 80% dari total dataset, atau setara dengan 240 gambar, di mana setiap kategori memiliki 80 gambar. Sedangkan, dataset pengujian terdiri dari 20% dari total dataset, atau 60 gambar, di mana setiap kategori memiliki 20 gambar. Rincian akuisisi gambar berdasarkan kategori dapat



Gambar 4. Citra Kesegaran Wortel (a) Segar (b) Kurang Segar (c) Tidak Segar



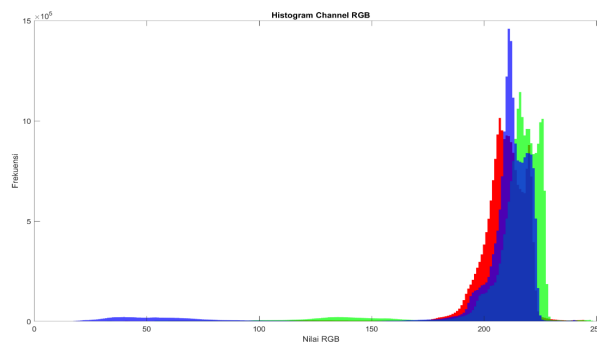
Gambar 5. Citra wortel dalam Channel B (a) Segar (b) Kurang Segar (c) Tidak



Gambar 6. Citra Kelas Tidak Segar (a) Channel R (b) Channel G (c)

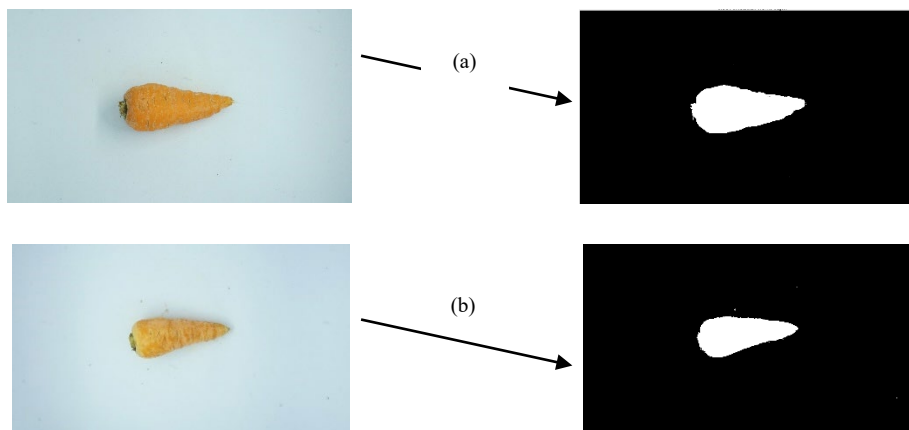
ditemukan dalam gambar 4.

Berdasarkan gambar 4, 5, dan 6, kita dapat mengamati perbedaan penampilan wortel dalam berbagai kondisi kesegaran dan representasi dalam kanal warna yang berbeda. Gambar 4 menunjukkan tiga kondisi kesegaran wortel: segar (a), kurang segar (b), dan tidak segar (c), di mana wortel segar memiliki warna oranye yang cerah, sementara wortel kurang segar dan tidak segar menunjukkan degradasi warna menjadi lebih kusam dan pucat. Pada gambar 5, wortel ditampilkan dalam channel B (biru) dari model warna RGB, di mana wortel segar (a) memiliki intensitas warna biru yang lebih rendah, menghasilkan gambar yang lebih gelap, sedangkan wortel kurang segar (b) dan tidak segar (c) menunjukkan peningkatan intensitas warna biru, membuat gambar tampak lebih cerah, sehingga kanal B dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan kesegaran wortel. Gambar 6 menunjukkan wortel dalam kondisi tidak segar diwakili dalam tiga kanal warna: channel R (merah) (a), channel G (hijau) (b), dan channel B (biru) (c). Pada channel R, wortel tidak segar terlihat lebih cerah dibandingkan kanal lainnya, menunjukkan bahwa intensitas warna merah lebih tinggi, sementara pada channel G dan B, wortel tidak segar menunjukkan perbedaan intensitas yang kurang signifikan. Dari gambar-gambar tersebut, dapat disimpulkan bahwa perubahan kesegaran wortel dapat dideteksi melalui perubahan warna yang signifikan, terutama pada kanal B dan R, menjadikannya metode yang efektif untuk menentukan tingkat kesegaran wortel. Namun dalam penelitian ini, hanya satu *channel* yang akan digunakan yaitu *channel* B. Distribusi piksel pada setiap saluran dapat diamati dalam gambar 7 pada histogram yang terlampir di bawah ini.



Gambar 7. Histogram *channel* RGB

Histogram ini memperlihatkan distribusi frekuensi nilai intensitas RGB dari sebuah citra, dengan sumbu X menunjukkan nilai intensitas (0-255) dan sumbu Y menunjukkan frekuensi dalam ribuan. Distribusi intensitas warna merah berkisar antara 150 hingga 255 dengan puncak mendekati 255, sementara distribusi warna hijau dan biru memiliki pola yang serupa, namun warna biru memiliki frekuensi tertinggi pada puncaknya. Ini mengindikasikan bahwa citra tersebut didominasi oleh warna-warna terang, dengan sebagian besar nilai intensitas berada dalam rentang 150 hingga 255, yang menunjukkan kontras tinggi dan sedikit area gelap. Meskipun distribusi intensitas relatif seimbang antar kanal warna, ada sedikit kelebihan pada komponen warna biru. Secara keseluruhan, histogram ini menggambarkan citra dengan dominasi warna terang dan keseimbangan warna yang baik.



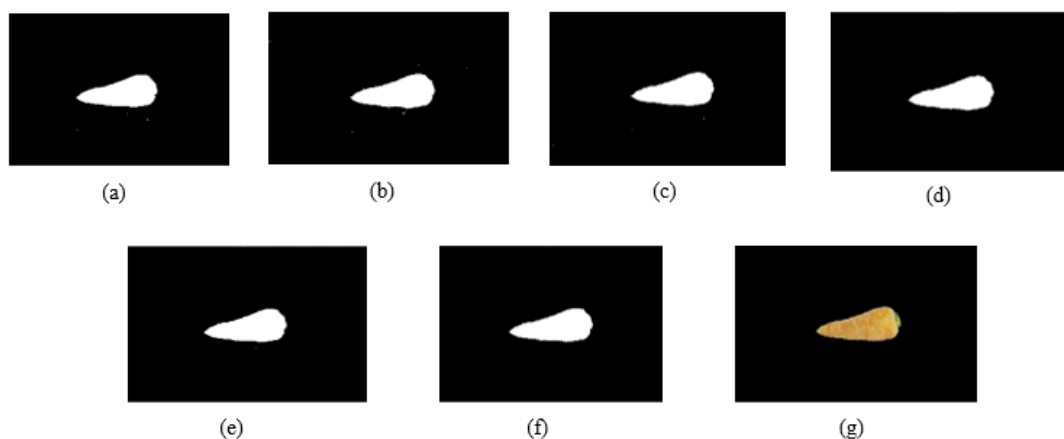
Gambar 8. Hasil Segmentasi (a) Baik (b) Kurang Baik

Berdasarkan histogram di atas, dapat disimpulkan bahwa pemilihan citra wortel pada channel B memiliki kontras

yang gelap, seperti yang terlihat pada gambar 5. Oleh karena itu, pada tahap segmentasi dilakukan pembalikan citra terlebih dahulu dengan tujuan untuk menghasilkan segmentasi yang baik dan memudahkan sistem dalam mendeteksi area objek dan latar belakangnya. Maka, proses segmentasi menggunakan citra pada channel B. Metode yang digunakan adalah *Otsu Thresholding*, dan hasil segmentasinya dapat dilihat pada gambar 8.

Gambar 8a menunjukkan hasil segmentasi yang optimal, di mana area objek dan latar belakang dapat dibedakan dengan jelas. Area objek ditampilkan dalam warna putih, sementara latar belakang ditampilkan dalam warna hitam. Kesuksesan segmentasi ini disebabkan oleh tidak adanya kecacatan pada citra wortel yang menghasilkan hasil segmentasi tanpa adanya noise baik pada area objek maupun latar belakang. Di sisi lain, Gambar 8b menunjukkan hasil segmentasi yang kurang memuaskan karena masih terdapat beberapa *noise* kecil baik pada area latar belakang maupun objeknya, sehingga terdeteksi banyak objek yang seharusnya tidak ada pada gambar tersebut. Dapat disimpulkan bahwa

Kotoran dan noise pada kedua gambar dapat secara signifikan mempengaruhi hasil segmentasi. Kotoran pada permukaan wortel, seperti tanah atau residu, dapat menyebabkan salah identifikasi area segmen yang seharusnya mewakili bagian wortel yang bersih. Noise digital, yang muncul akibat faktor seperti pencahayaan tidak merata atau pengaturan kamera yang kurang optimal, juga dapat mengganggu proses segmentasi dengan menambahkan artefak yang tidak diinginkan pada citra. Untuk menangani noise ini, tahap pra-pemrosesan seperti filtering dan smoothing diterapkan. Teknik median filter atau Gaussian blur digunakan untuk mengurangi noise tanpa mengaburkan tepi objek wortel yang penting. Selain itu, operasi morfologi seperti erosi dan dilasi diterapkan untuk menghilangkan kotoran kecil dan menyempurnakan hasil segmentasi.



Gambar 9. Citra Hasil (a) Segmentasi, (b) Dilasi, (c) Erosi, (d) Opening, (e) Closing (f) Hole Filling (g) Segmentasi Bersih RGB

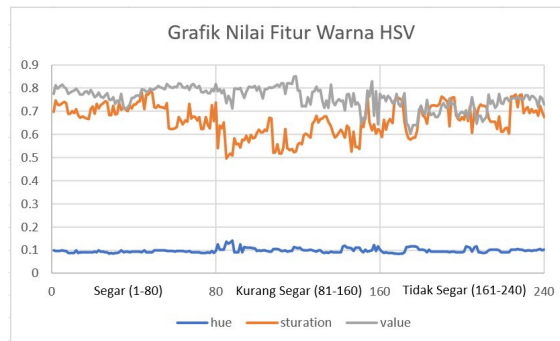
Berdasarkan analisis gambar 9, proses segmentasi wortel melalui beberapa tahapan untuk memperoleh hasil yang optimal. Pada tahap awal segmentasi gambar 9a, objek wortel berhasil dipisahkan dari latar belakang namun masih terdapat *noise* di sekitar objek. Tahap dilasi dalam gambar 9b, memperluas area objek dengan menambahkan piksel di tepinya untuk membantu menghubungkan area yang terputus dan mengurangi noise kecil. Tahap erosi pada gambar 9c, digunakan untuk menghilangkan piksel di tepi objek, mengembalikan ukuran asli objek setelah dilasi dan mengurangi noise yang tersisa. Proses *opening* yang ditunjukkan pada gambar 9d merupakan kombinasi erosi yang diikuti oleh dilasi, efektif dalam menghilangkan noise kecil tanpa mempengaruhi bentuk utama objek, menghasilkan kontur yang lebih halus. Proses *closing* pada gambar 9e, yang melibatkan dilasi diikuti *erosi* untuk menutup lubang kecil dalam objek dan menyatukan bagian yang terputus, menghasilkan objek yang lebih solid. Tahap *hole filling* ditunjukkan dalam gambar 9f untuk mengisi area kosong dalam objek, memastikan tidak ada lubang yang tidak diinginkan. Hasil akhir pada segmentasi bersih RGB menampilkan objek wortel dengan jelas dan bebas noise dengan latar belakang hitam yang bersih seperti yang ada pada gambar 9g. Tahapan-tahapan ini menunjukkan efektivitas teknik morfologi dalam meningkatkan kualitas segmentasi dan memisahkan objek dari latar belakang dengan baik.

Setelah berhasil mendapatkan segmentasi yang akurat, langkah berikutnya adalah ekstraksi fitur. Ada tiga jenis fitur yang dapat diekstraksi, yaitu fitur warna, bentuk, dan tekstur. Untuk fitur warna, parameter yang digunakan adalah nilai dalam ruang fitur HSV. Pemilihan fitur warna HSV dibandingkan fitur warna lainnya seperti LAB atau RGB dilakukan karena beberapa alasan. Model warna HSV lebih sesuai untuk representasi visual manusia karena memisahkan informasi warna (Hue) dari intensitas (Value) dan saturasi (Saturation), yang membantu dalam

mengidentifikasi variasi warna yang penting untuk klasifikasi kesegaran wortel. Dalam konteks ini, fitur HSV lebih efektif dalam menangkap variasi warna yang disebabkan oleh perubahan kesegaran dibandingkan model warna RGB yang cenderung mencampur informasi warna dan intensitas. Sementara model LAB juga memisahkan warna dan luminansi, HSV dipilih karena lebih intuitif dan lebih banyak digunakan dalam aplikasi pengolahan citra praktis.

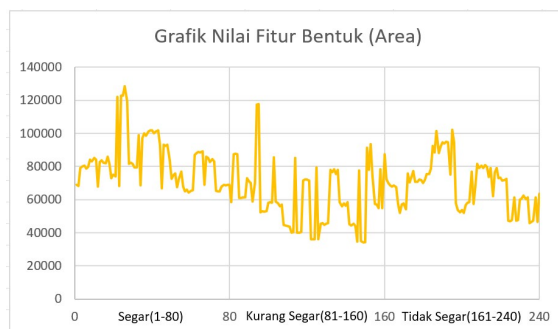
Sementara untuk fitur bentuk seperti area, perimeter, dan metric digunakan dalam klasifikasi karena memberikan informasi geometris yang penting tentang kondisi fisik wortel. Area mengukur luas permukaan wortel, perimeter mengukur panjang tepi luar, dan metric (rasio antara area dan perimeter kuadrat) membantu dalam mengidentifikasi bentuk yang proporsional. Fitur-fitur ini penting karena wortel yang segar cenderung memiliki bentuk yang utuh dan tidak cacat, sementara wortel yang sudah tua atau rusak mungkin memiliki bentuk yang tidak teratur atau bagian yang hilang. Analisis korelasi antara fitur-fitur bentuk ini dan tingkat kesegaran wortel menunjukkan bahwa perubahan bentuk fisik adalah indikator yang kuat untuk mengidentifikasi kondisi kesegaran. Untuk fitur tekstur sendiri, parameter yang digunakan adalah *contrast*, *correlation*, dan *homogeneity* dengan menerapkan analisis tekstur citra menggunakan metode GLCM.

Hasil ekstraksi fitur dapat disajikan dalam bentuk grafik nilai, di mana grafik hasil ekstraksi fitur warna ditampilkan pada gambar 10, grafik hasil ekstraksi fitur bentuk pada gambar 11 hingga 13, dan grafik hasil ekstraksi fitur tekstur pada gambar 14 hingga 16.

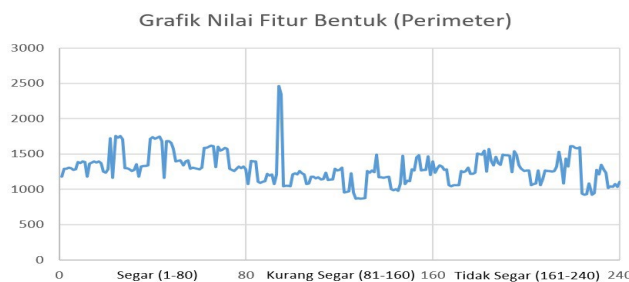


Gambar 10. Grafik nilai fitur warna HSV

Grafik gambar 10, menunjukkan bahwa perubahan dalam nilai HSV dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran wortel. Wortel segar cenderung memiliki nilai saturasi dan kecerahan yang lebih tinggi serta



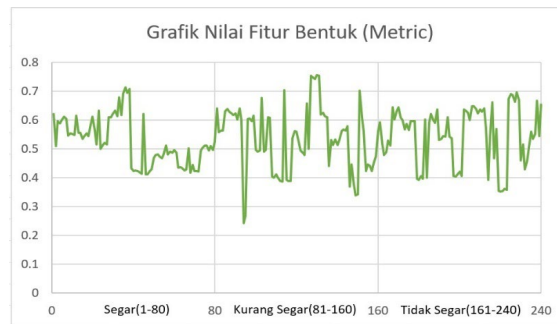
Gambar 11. Grafik fitur bentuk (Area)



Gambar 12. Grafik fitur bentuk (Perimeter)

stabil, sedangkan wortel yang kurang segar dan tidak segar menunjukkan penurunan dan fluktuasi yang lebih besar dalam nilai saturasi dan kecerahan. Meskipun nilai *hue* cenderung stabil di seluruh kategori, nilai *saturasi* dan kecerahan adalah indikator yang lebih sensitif terhadap perubahan kesegaran wortel.

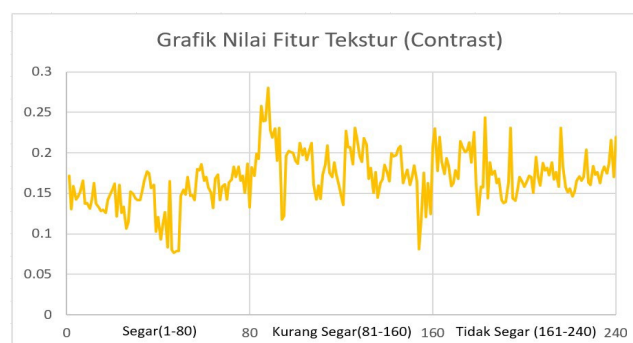
Pada gambar 11 dan 12 grafik tersebut, dapat disimpulkan bahwa nilai area dan perimeter wortel mengalami penurunan dan fluktuasi seiring dengan penurunan kesegaran. Wortel segar memiliki nilai area dan perimeter yang tinggi dan stabil, sementara wortel yang kurang segar dan tidak segar menunjukkan penurunan nilai ini dengan fluktuasi yang lebih besar. Analisis ini menegaskan bahwa perubahan bentuk, yang ditunjukkan oleh nilai area dan perimeter, adalah indikator penting untuk menentukan tingkat kesegaran wortel.



Gambar 13. Grafik fitur bentuk (*Metric*)

Selanjutnya pada grafik gambar 13 tersebut menampilkan Nilai Fitur Bentuk (*Metric*) yang diukur dalam rentang waktu tertentu. Sumbu horizontal (x) mewakili kategori kesegaran yang dibagi menjadi tiga bagian: Segar (1-80), Kurang Segar (81-160), dan Tidak Segar (161-240). Sementara itu, sumbu vertikal (y) menunjukkan nilai metrik bentuk yang berkisar dari 0.3 hingga 0.8. Grafik ini menunjukkan bahwa nilai metrik bentuk cenderung fluktuatif sepanjang waktu pengamatan dengan beberapa perubahan signifikan. Pada kondisi "Segar", nilai metrik cenderung lebih stabil dan tinggi. Sementara itu, kondisi "Kurang Segar" memperlihatkan fluktuasi yang lebih besar dengan beberapa nilai yang cukup rendah.

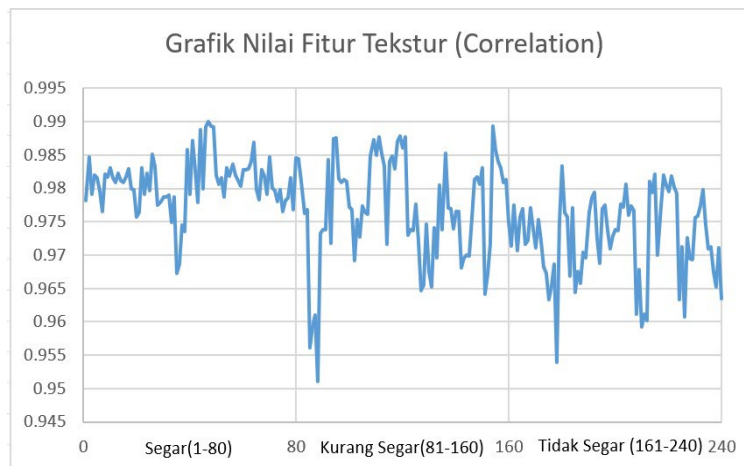
Pada kondisi "Tidak Segar", meskipun terdapat fluktuasi, nilai metrik tetap berada dalam kisaran yang lebih terkontrol. Interpretasi dari grafik ini menunjukkan bahwa stabilitas dan tingginya nilai metrik pada kondisi "Segar" menandakan bahwa kesegaran memiliki dampak positif terhadap metrik bentuk yang diukur. Sebaliknya, ketidakstabilan dan penurunan nilai pada kondisi "Kurang Segar" dan "Tidak Segar" mungkin mengindikasikan degradasi bentuk atau kualitas yang diukur. Fluktuasi yang sering pada kondisi "Tidak Segar" dapat menunjukkan bahwa pada tahap ini, kualitas bentuk sangat terpengaruh oleh kondisi yang menyebabkan kesegaran menurun. Dengan demikian, grafik ini dapat digunakan untuk memonitor dan mengevaluasi perubahan bentuk atau kualitas yang berkaitan dengan tingkat kesegaran suatu objek.



Gambar 14. Grafik nilai fitur *contrast*

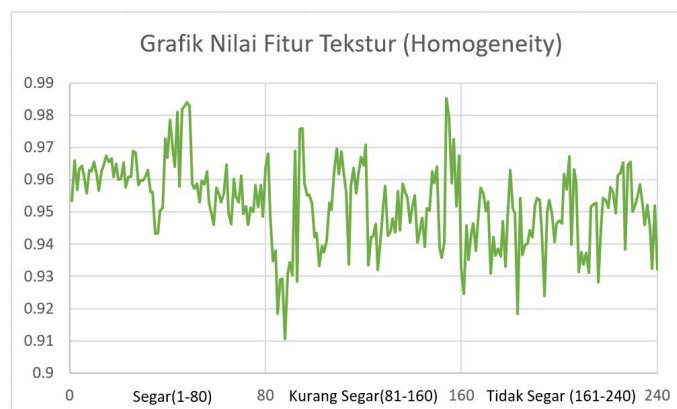
Berdasarkan grafik pada gambar 14, memperlihatkan bahwa nilai kontras tetap stabil saat wortel berada dalam kondisi "Segar" dan mulai menunjukkan fluktuasi lebih besar ketika memasuki kondisi "Kurang Segar". Pada tahap "Kurang Segar", terdapat peningkatan signifikan dalam nilai kontras serta fluktuasi yang lebih sering. Pada kondisi "Tidak Segar", meskipun nilai kontras lebih stabil, terdapat beberapa puncak signifikan, namun fluktuasinya lebih terkendali dibandingkan kondisi "Kurang Segar". Interpretasi dari grafik ini adalah bahwa kestabilan nilai kontras pada kondisi "Segar" menunjukkan pengaruh positif kesegaran terhadap stabilitas tekstur.

Peningkatan fluktuasi dan nilai kontras pada kondisi "Kurang Segar" mungkin menunjukkan perubahan tekstur yang signifikan seiring penurunan kesegaran. Pada kondisi "Tidak Segar", meskipun terjadi fluktuasi, nilai kontras menunjukkan pola yang lebih teratur, yang bisa berarti bahwa setelah mencapai titik tertentu, perubahan tekstur menjadi lebih konsisten meskipun kesegaran berkurang. Grafik ini berguna untuk memantau dan mengevaluasi perubahan tekstur yang terkait dengan tingkat kesegaran suatu objek, di mana nilai kontras yang tinggi dan fluktuasi sering dapat menjadi indikator penurunan kualitas tekstur seiring waktu.



Gambar 15. Grafik nilai fitur *correlation*

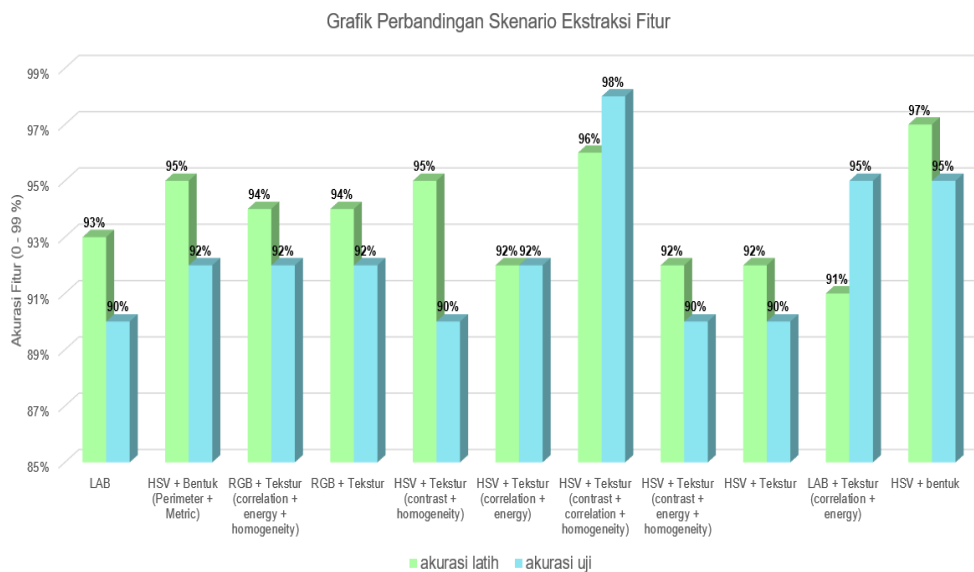
Pada gambar 15, objek dalam kategori Segar menunjukkan nilai korelasi yang tinggi dan stabil, menandakan kualitas tekstur yang baik dan konsisten. Pada kategori Kurang Segar, nilai korelasi mulai menurun dan fluktuasi meningkat, menunjukkan adanya awal degradasi dalam tekstur objek. Sedangkan dalam kategori Tidak Segar, nilai korelasi lebih rendah dan sangat bervariasi, mencerminkan penurunan signifikan dalam kualitas tekstur objek. Grafik ini menunjukkan bahwa nilai fitur tekstur "*Correlation*" dapat digunakan sebagai indikator tingkat kesegaran objek, dengan nilai yang lebih tinggi dan stabil menandakan kesegaran yang lebih baik, sedangkan penurunan dan fluktuasi yang signifikan dalam nilai ini menunjukkan degradasi dan penurunan kesegaran objek.



Gambar 16. Grafik nilai fitur *Homogeneity*

Berdasarkan grafik gambar 16, grafik tersebut menunjukkan nilai fitur tekstur "*Homogeneity*" dari suatu objek yang diukur pada interval waktu tertentu, dengan klasifikasi kesegaran objek tersebut dibagi menjadi tiga kategori: Segar (1-80), Kurang Segar (81-160), dan Tidak Segar (161-240). Pada periode Segar (1-80), nilai fitur tekstur "*Homogeneity*" cenderung tinggi dan stabil, berkisar antara 0.95 hingga 0.97. Meskipun terdapat beberapa fluktuasi kecil, nilai homogeneity umumnya tetap di atas 0.95, menunjukkan bahwa objek dalam kondisi segar memiliki tingkat kehomogenan tekstur yang tinggi dan konsisten. Dalam kategori Kurang Segar (81-160), terlihat penurunan yang lebih signifikan dan fluktuasi yang lebih besar dalam nilai homogeneity. Nilai *homogeneity* berkisar antara 0.92 hingga 0.97, dengan beberapa penurunan drastis yang mendekati 0.92.

Hal ini menunjukkan bahwa objek yang kurang segar mulai kehilangan kehomogenan tekstur mereka, menandakan awal degradasi. Pada periode Tidak Segar (161-240), nilai homogeneity lebih rendah dan lebih bervariasi, berkisar antara 0.91 hingga 0.96. Terdapat fluktuasi yang cukup besar dan lebih sering dibandingkan dengan kategori sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa objek dalam kondisi tidak segar memiliki tekstur yang semakin tidak homogen dan cenderung menurun, mencerminkan degradasi kualitas yang lebih lanjut. Kesimpulannya, objek dalam kategori Segar menunjukkan nilai homogeneity yang tinggi dan stabil, menandakan kualitas tekstur yang baik dan konsisten. Pada kategori Kurang Segar, nilai *homogeneity* mulai menurun dan fluktuasi meningkat, menunjukkan adanya awal degradasi dalam tekstur objek. Sedangkan dalam kategori Tidak Segar, nilai homogeneity lebih rendah dan sangat bervariasi, mencerminkan penurunan signifikan dalam kualitas tekstur objek. Grafik ini menunjukkan bahwa nilai fitur tekstur "Homogeneity" dapat digunakan sebagai indikator tingkat kesegaran objek, dengan nilai yang lebih tinggi dan stabil menandakan kesegaran yang lebih baik. Penurunan dan fluktuasi yang signifikan dalam nilai ini menunjukkan degradasi dan penurunan kehomogenan objek.



Gambar 17. Grafik Perbandingan skenario Ekstraksi fitur Latih dan Uji

Setelah melakukan ekstraksi fitur, selanjutnya dilakukan skenario pelatihan dan pengujian dengan mengkombinasikan ketiga fitur yang akan digunakan (RGB, HSV, LAB). Proses ini dilakukan untuk mencari kombinasi fitur mana yang terbaik dan paling tinggi tingkat akurasinya. Grafik perbandingannya dapat dilihat pada grafik gambar 17.

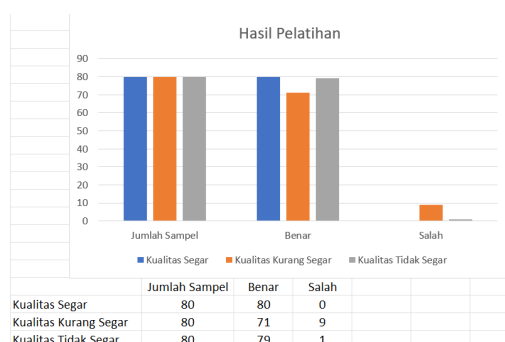
Pada grafik hasil perbandingan diatas, dapat disimpulkan kombinasi fitur dari ruang warna HSV dengan tekstur (khususnya *correlation dan homogeneity*) menghasilkan akurasi tertinggi untuk data latih dan data uji, menunjukkan bahwa fitur-fitur ini sangat efektif dalam ekstraksi fitur untuk objek yang diuji. Ruang warna HSV secara keseluruhan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan ruang warna LAB dan RGB ketika dipadukan dengan fitur tekstur dan bentuk. Fitur tekstur (*correlation dan homogeneity*) serta bentuk dalam ruang warna HSV menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi klasifikasi, sedangkan fitur contrast kurang efektif dalam beberapa kombinasi. Grafik ini menegaskan bahwa pemilihan kombinasi ruang warna dan jenis fitur sangat mempengaruhi akurasi klasifikasi, dengan beberapa kombinasi terbukti jauh lebih unggul daripada yang lain.. Sehingga tidak bisa digunakan pada semua skenario, dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi

Fitur Terpilih	Akurasi		Waktu Komputasi	
	Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian
LAB	93.33%	90%	335.01	76.09
HSV + Bentuk (Perimeter + Metric)	95.41%	91.66%	565.32	88

RGB + Tekstur (<i>correlation + energy + homogeneity</i>)	94.16%	91.66%	280.00	71.40
RGB + Tekstur HSV + Tekstur (<i>contrast + homogeneity</i>)	94.16%	91.66%	277.69	62.43
HSV + Tekstur (<i>contrast + correlation + energy</i>)	94.58%	90%	385.63	77.27
HSV + Tekstur (<i>contrast + correlation + homogeneity</i>)	92.5%	91.66%	336.99	76.58
HSV + Tekstur (<i>contrast + energy + homogeneity</i>)	95.83%	98.33%	323.47	73.82
HSV + Tekstur (<i>contrast + energy + homogeneity</i>)	91.66%	90%	264.65	65.71
HSV + Tekstur	92.08%	90%	305.56	72.58
LAB + Tekstur (<i>correlation + energy</i>)	91.25%	95%	294.58	68.73
HSV + bentuk	96.66%	95%	462.47	89.55

Berdasarkan Tabel 1, kombinasi fitur HSV + Tekstur (*contrast + correlation + homogeneity*) terbukti sebagai yang terbaik dengan akurasi pengujian tertinggi (98.33%) dan efisiensi waktu komputasi yang baik (323.47 pada pelatihan dan 73.82 pada pengujian), memberikan keseimbangan optimal antara akurasi tinggi dan efisiensi waktu komputasi. Untuk skenario di mana waktu komputasi menjadi prioritas, kombinasi RGB + Tekstur (*correlation + energy + homogeneity*) dan RGB + Tekstur memberikan waktu komputasi rendah pada pelatihan dan pengujian dengan akurasi pengujian yang cukup tinggi (91.66%). Selain itu, LAB + Tekstur (*correlation + energy*) juga menunjukkan performa baik dengan peningkatan akurasi dari pelatihan ke pengujian (91.25% ke 95%) dan waktu komputasi yang efisien. Di sisi lain, HSV + Bentuk memiliki akurasi pelatihan tertinggi namun tidak mencapai akurasi pengujian tertinggi dan memiliki waktu komputasi pelatihan yang tinggi. Dengan demikian, pilihan terbaik tergantung pada prioritas antara akurasi dan waktu komputasi; jika akurasi sangat penting, maka HSV + Tekstur (*contrast + correlation + homogeneity*) adalah pilihan terbaik. Kombinasi ini dipilih karena fitur warna HSV efektif dalam menangkap variasi warna yang relevan dengan kesegaran, sementara fitur tekstur dari matriks co-occurrence tingkat abu-abu (GLCM) menangkap pola permukaan yang berhubungan dengan kondisi fisik wortel. Uji coba menunjukkan bahwa kombinasi ini menghasilkan model klasifikasi dengan performa yang lebih baik dibandingkan kombinasi fitur lainnya, seperti HSV saja atau tekstur saja, dengan peningkatan akurasi yang signifikan. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 18.



Gambar 18. Grafik Hasil Pelatihan

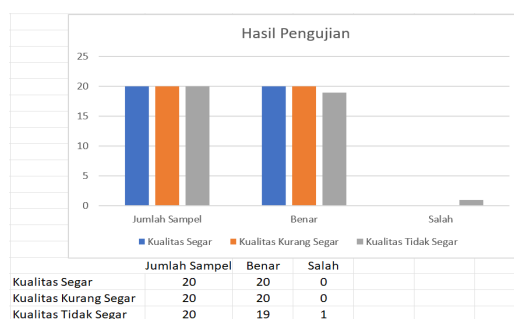
Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model klasifikasi memiliki performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi sampel dengan kategori Kualitas Segar dan Kualitas Tidak Segar, dengan akurasi masing-masing 100% dan 98.75%. Namun, untuk kategori Kualitas Kurang Segar, model sedikit kurang akurat dengan akurasi

88.75%, di mana terdapat 9 sampel yang salah diklasifikasikan. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan sedikit kesalahan pada kategori Kualitas Kurang Segar. Untuk meningkatkan performa model lebih lanjut, perhatian lebih dapat diberikan pada peningkatan akurasi untuk kategori Kualitas Kurang Segar. Sehingga dilakukan perhitungan akurasi yang ditunjukkan pada table 2.

Tabel 2. Perhitungan Akurasi Pelatihan

No	Kategori/Kelas	Jumlah sSampel	Benar	Salah	Akurasi
1	Segar	80	80	0	95.83
2	Kurang Segar	80	71	9	95.83
3	Tidak Segar	80	79	1	95.83
Total		240	230	10	95.83

Dengan akurasi total sebesar 95.83%, sehingga kesimpulannya pelatihan model dilakukan dengan efektif, dan model Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang telah dibangun dapat diterapkan pada pengujian citra uji. Dalam proses pengujian menggunakan model JST yang telah dilatih, 60 citra uji diklasifikasikan, dengan hasil yang terlihat seperti yang ditampilkan pada gambar 19.



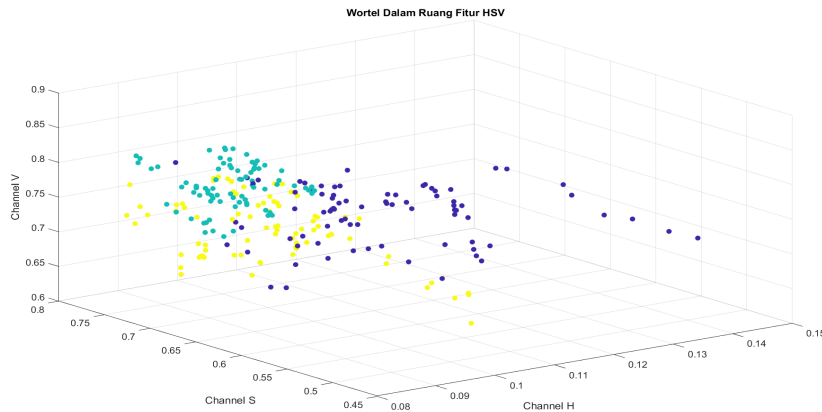
Gambar 19. Grafik Hasil Pengujian

Dari grafik yang telah disajikan, terlihat bahwa dari 60 citra wortel yang diuji, dibagi menjadi 3 kelas. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa 40 citra kelas segar dan kurang segar diklasifikasikan dengan benar. Sementara pada kelas tidak segar, terdapat 19 citra wortel yang diklasifikasikan benar dan 1 citra wortel diklasifikasikan secara tidak tepat. Kesalahan dalam proses klasifikasi terhadap 1 citra wortel tersebut disebabkan oleh ketidaksempurnaan pada saat pengambilan akuisisi citra. Fitur yang diekstraksi dari citra wortel tersebut memiliki kemiripan nilai fitur dengan kelas lain, sehingga system tidak dapat mengklasifikasikan dengan benar. Berdasarkan hasil pengujian ini, akurasi dihitung dan diperlihatkan dalam table 3.

Tabel 3. Perhitungan Akurasi Pengujian

No	Kategori/ Kelas	Jumlah Sampel	Benar	Salah	Akurasi
1	Segar	20	20	0	98.33
2	Kurang Segar	20	20	0	98.33
3	Tidak Segar	20	19	1	98.33
Total		60	59	1	98.33

Tabel 3 tersebut menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan mencapai 98.33%, menandakan bahwa tahap pengujian telah dilaksanakan dengan efisien. Informasi tentang distribusi piksel ke dalam ruang warna HSV untuk setiap kelas dapat ditemukan dalam gambar 20.



Gambar 20. Penyebaran Ruang Fitur HSV

Berdasarkan hasil uji coba pada gambar 20, dapat diamati bahwa distribusi ruang fitur warna HSV dalam data latih terbagi menjadi 3 tingkat kesegaran, yaitu Segar, Kurang Segar dan Tidak Segar, masing-masing memiliki 80 citra. Oleh karena itu, dari analisis yang telah disajikan dapat disimpulkan bahwa metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang telah dikembangkan efektif dalam melakukan klasifikasi untuk menentukan kesegaran sayur wortel.

Dalam hal ini, kami membandingkan temuan penelitian kami dengan penelitian sebelumnya. Kami mencatat bahwa menggunakan model RGB untuk klasifikasi kesegaran buah, namun memiliki akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan pendekatan HSV kami [22]. Demikian pula penelitian lain yang berfokus pada fitur tekstur dari GLCM untuk klasifikasi kualitas sayuran tetapi tidak memasukkan fitur warna, sehingga menghasilkan kinerja yang kurang optimal [23]. Dengan mengintegrasikan fitur warna dan tekstur HSV, penelitian kami mencapai peningkatan akurasi dalam klasifikasi kesegaran wortel, yang menunjukkan keunggulan praktis dari pendekatan kami. Kontribusi penelitian kami terletak pada mengidentifikasi kombinasi fitur optimal dan menerapkan metode morfologi untuk meningkatkan keandalan segmentasi dan klasifikasi dalam pemrosesan gambar digital. Penggabungan fitur dan teknik ini menghasilkan peningkatan akurasi dalam klasifikasi kesegaran, yang menunjukkan signifikansi praktis penelitian kami dalam aplikasi dunia nyata.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan Penelitian ini mengembangkan metode untuk mengklasifikasikan kesegaran wortel dengan menggunakan algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan model morfologi matematika. Dalam proses klasifikasi, fitur yang digunakan mencakup warna (*Hue, Saturation, Value*), bentuk, dan tekstur (*contrast, correlation, homogeneity*). Model tersebut dibangun menggunakan 240 citra latih wortel yang dikelompokkan menjadi tiga kategori: segar, kurang segar, dan tidak segar, dengan akurasi pelatihan mencapai 95.83% dan waktu komputasi rata-rata 323.47 detik per citra. Saat diuji dengan 60 citra uji, model ini menunjukkan akurasi 98.33% dengan waktu komputasi rata-rata 73.82 detik per citra, meskipun ada satu kesalahan klasifikasi akibat ketidaksempurnaan dalam proses akuisisi citra. Kombinasi fitur warna HSV dengan tekstur (khususnya *correlation dan homogeneity*) memberikan hasil akurasi tertinggi, menunjukkan bahwa fitur-fitur ini sangat efektif dalam ekstraksi untuk objek yang diuji. Ruang warna HSV menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan ruang warna LAB dan RGB ketika dikombinasikan dengan fitur tekstur dan bentuk. Penelitian ini masih terbatas pada metode klasifikasi dasar dan memerlukan penelitian lanjutan untuk mengeksplorasi model yang lebih canggih serta memastikan konsistensi dalam proses akuisisi citra. Peningkatan konsistensi dalam akuisisi citra diharapkan dapat meningkatkan hasil klasifikasi, dan penelitian lanjutan dengan mempertimbangkan fitur yang berbeda diperlukan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa model Jaringan Saraf Tiruan yang dikembangkan efektif dalam mengklasifikasikan kesegaran wortel dan dapat diterapkan pada pengujian citra lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Blando *et al.*, "Bioactive compounds and antioxidant capacity in anthocyanin-rich carrots: A comparison between the black carrot and the apulian landrace 'polignano' carrot," *Plants*, vol. 10, no. 3, pp. 1–15, 2021, doi: 10.3390/plants10030564.
- [2] R. Riswati, "Implementasi Tata Kelola Pemerintahan Daerah Berbasis Digitalisasi Teknologi Di Indonesia," *J. Media Birokrasi*, pp. 1–15, 2021, doi: 10.33701/jmb.v3i2.2474.
- [3] D. S. Harbuwono, L. A. Pramono, E. Yunir, and I. Subekti, "Obesity and central obesity in indonesia: Evidence from a national health survey,"

- Med. J. Indones.*, vol. 27, no. 2, pp. 53–59, 2018, doi: 10.13181/mji.v27i2.1512.
- [4] F. S. H. Javaheri, A. R. Ostadrahimi, M. Nematy, S. M. Arabi, and M. Amini, “The effects of low calorie, high protein diet on body composition, duration and sleep quality on obese adults: A randomized clinical trial.” *Heal. Sci. Reports*, vol. 6, no. 11, 2023, doi: 10.1002/hsr2.1699.
- [5] N. Pandey, S. Rijal, H. Adhikari, B. Bhandana, and M. Adhikari, “Production Economics and Determinants of Carrot (*Daucus carota* L.) production in Chitwan, Nepal.” *Int. J. Soc. Sci. Manag.*, vol. 7, no. 4, pp. 234–241, 2020, doi: 10.3126/ijssm.v7i4.32473.
- [6] L. Valerga, R. E. González, M. B. Pérez, A. Concellón, and P. F. Cavagnaro, “Differential and Cultivar-Dependent Antioxidant Response of Whole and Fresh-Cut Carrots of Different Root Colors to Postharvest UV-C Radiation.” *Plants*, vol. 12, no. 6, 2023, doi: 10.3390/plants12061297.
- [7] J. Hellström, D. Granato, and P. H. Mattila, “Accumulation of phenolic acids during storage over differently handled fresh carrots,” *Foods*, vol. 9, no. 10, pp. 1–13, 2020, doi: 10.3390/foods9101515.
- [8] E. A. Widyatama, C. Rahmad, and E. Rohadi, “Aplikasi Penentuan Tingkat Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Warna Dan Tekstur Citra Kerabang Dengan Metode Hue, Saturation, Value,” *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 1, pp. 9–14, 2020, doi: 10.33795/jip.v6i1.286.
- [9] Y. Sainatika, A. Wijayanto, and C. WIguna, “Perancangan Sistem Informasi Klasifikasi Wortel Berbasis Pengolahan Citra Digital,” *JRST (Jurnal Ris. Sains dan Teknol.)*, vol. 2, no. 2, p. 63, 2018, doi: 10.30595/jrst.v2i2.3201.
- [10] H. Singh, R. Singh, P. Goel, A. Singh, and N. Sharma, “Automatic Framework for Vegetable Classification using Transfer-Learning,” *Int. J. Electr. Electron. Res.*, vol. 10, no. 2, pp. 405–410, 2022, doi: 10.37391/IJEER.100257.
- [11] E. N. Cahyo, E. Susanti, and R. Y. Ariyana, “Model Machine Learning Untuk Klasifikasi Kesegaran Daging Menggunakan Arsitektur Transfer Learning Xception,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 371, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57517.
- [12] D. Wandu, F. Fauziah, and N. Hayati, “Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV),” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 308, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2562.
- [13] M. Clark and D. Tilman, “Comparative analysis of environmental impacts of agricultural production systems, agricultural input efficiency, and food choice,” *Environ. Res. Lett.*, vol. 12, no. 6, 2017, doi: 10.1088/1748-9326/aa6cd5.
- [14] D. Agustin, R. D. Atmaja, and Azizah, “(Image Processing for Classifying Type of Vehicles With,” vol. 4, no. 1, pp. 115–123, 2017.
- [15] Y. Liang, Y. Zhang, Y. Wu, S. Tu, and C. Liu, “Robust Video Object Segmentation via Propagating Seams and Matching Superpixels,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 53766–53776, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2981140.
- [16] M. Murinto, A. Prahara, and E. I. H. Ujjianto, “Multilevel Thresholding Segmentasi Citra Warna Menggunakan Logarithmic Decreasing Inertia Weight Particle Swarm Optimization,” *Sainteks*, vol. 19, no. 1, p. 13, 2022, doi: 10.30595/sainteks.v19i1.13295.
- [17] A. S. Agung, A. F. D. SR, M. S. Hersyam, A. B. Kaswar, and D. D. Andayani, “Classification of Tomato Quality Based on Color Features and Skin Characteristics Using Image Processing Based Artificial Neural Network,” *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 5, pp. 1021–1032, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.730.
- [18] L. Putzu and G. Fumera, “An empirical evaluation of nuclei segmentation from H&E images in a real application scenario,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 22, pp. 1–15, 2020, doi: 10.3390/app10227982.
- [19] A. Fadjeri, “Klasifikasi Biji Kopi Berdasarkan Bentuk Menggunakan Image Processing dan K-NN,” *J. Ilm. SINUS*, vol. 21, no. 2, p. 55, 2023, doi: 10.30646/sinus.v21i2.726.
- [20] C. Widodo and A. N. Luthfi, “Identifikasi Dan Analisis Tekstur Citra Paru-Paru Pada Citra X-Ray Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM),” *J. Tek. Pomits*, vol. 7, no. 2, pp. 177–182.
- [21] R. A. Conde-Gutiérrez, D. Colorado, and S. L. Hernández-Bautista, “Comparison of an artificial neural network and Gompertz model for predicting the dynamics of deaths from COVID-19 in México,” *Nonlinear Dyn.*, vol. 104, no. 4, pp. 4655–4669, 2021, doi: 10.1007/s11071-021-06471-7.
- [22] A. U. Alam, P. Rathi, H. Beshai, G. K. Sarabha, and M. Jamal Deen, “Fruit quality monitoring with smart packaging,” *Sensors*, vol. 21, no. 4, pp. 1–30, 2021, doi: 10.3390/s21041509.
- [23] J. Hao, Y. Zhao, and Q. Peng, “A Specular Highlight Removal Algorithm for Quality Inspection of Fresh Fruits,” *Remote Sens.*, vol. 14, no. 13, pp. 1–24, 2022, doi: 10.3390/rs14133215.