

Klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) menggunakan metode jaringan saraf tiruan berbasis citra digital

Nurhidayat¹, Andi Jaedil Bugdady¹, Fadhil Dhanendra¹, Andi Baso Kaswar^{2*},
Jessica Crisfin Lapendy²

¹Program Studi Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer
Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar

Jl. Daeng Tata Raya Parang Tambung, Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia. 90224

²Program Studi Teknik Komputer

Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar

Jl. Daeng Tata Raya Parang Tambung, Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia. 90224

*E-mail: a.baso.kaswar@unm.ac.id

Abstrak: Jeruk nipis merupakan warisan budaya Indonesia yang telah diturunkan berabad-abad. Buah Jeruk nipis memiliki banyak vitamin terutama vitamin C yang dianggap bermanfaat signifikan kepada tubuh. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kematangan buah jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) menggunakan citra digital. Penelitian ini dilakukan pada bulan Maret 2024. Penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) dengan pengambilan citra jeruk nipis untuk mendeteksi tingkat kematangan buah jeruk nipis yang dibagi menjadi dua data set uji dan latih. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mencapai tingkat akurasi sebesar 87% pada tahap pelatihan dan 68% pada tahap pengujian. Waktu komputasi yang dibutuhkan untuk mengklasifikasikan satu citra adalah 207,36 detik pada tahap pelatihan dan 42,15 detik pada tahap pengujian.

Kata Kunci: analisis kualitas buah, citra digital JST, *Citrus aurantifolia*, computer vision, tingkat kematangan

Abstract: Lime (*Citrus Aurantifolia*) is a cultural heritage of Indonesia that has been passed down for centuries. The fruit of lime is rich in vitamins, especially vitamin C, which is considered significantly beneficial to the body. This research aims to determine the ripeness level of lime fruit using digital images. The study was conducted in March 2024. It employed Artificial Neural Network (ANN) method with the collection of lime fruit images to detect the ripeness level, which was divided into two datasets: training and testing. The results of the research show that this method achieved an accuracy rate of 87% in the training phase and 68% in the testing phase. The computational time required to classify one image was 207.36 seconds in the training phase and 42.15 seconds in the testing phase.

Keywords: fruit quality analysis, JST digital image, *Citrus aurantifolia*, computer vision, ripeness level

PENDAHULUAN

Jeruk nipis atau *Citrus aurantifolia*, telah menjadi bagian integral dari warisan budaya Indonesia selama berabad-abad. Buah Jeruk nipis kaya akan vitamin C dan antioksidan, jeruk nipis juga dianggap memiliki manfaat kesehatan yang signifikan (Mangansige et al., 2022). Dengan beragam kegunaannya, jeruk nipis tetap menjadi salah satu buah yang sangat dihargai dan dikenal di seluruh Indonesia (Silalahi, 2020; Gozali et al., 2023). Penggunaan jeruk nipis di Indonesia sangatlah penting sebagai bahan utama produk *marketing*, obat-obatan maupun sebagai bahan masakan.

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi jeruk mencapai puncaknya pada tahun 2021 dengan jumlah sebesar 4.481.533.000 ton per tahun. Namun, dari tahun 2017 hingga 2018, terjadi penurunan produksi sebesar 257.713.000 ton per

Cara Sitasi:
Nurhidayat, N., Bugdady, A. J., Dhanendra, F., Kaswar, A. B., Lapendy, J. C. (2024). Klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) menggunakan metode jaringan saraf tiruan berbasis citra digital. *Teknosains: Media Informasi dan Teknologi*, 18(3), 305-315. <https://doi.org/10.24252/teknosains.v18i3.47707>

Diajukan 29 Mei 2024; Ditinjau 16 Juni 2024; Diterima 17 Desember 2024; Diterbitkan 23 Februari 2025

Copyright © 2025. The authors. This is an open access article under the CC BY-SA license

tahun. Bahkan pada tahun 2019, terjadi penurunan yang signifikan mencapai 2.969.344.000 ton per tahun. Sedangkan pada tahun 2020, produksi jeruk mengalami kenaikan yang pesat mencapai 399.710.000 ton per tahun. Data menunjukkan bahwa jeruk merupakan buah yang paling banyak diproduksi dibandingkan dengan buah lainnya. Fluktuasi produksi jeruk setiap tahunnya dapat disebabkan oleh serangan hama dan penyakit serta kondisi iklim yang tidak stabil (Purba, 2023). Permintaan jeruk nipis terus meningkat karena banyak orang yang memiliki pendapatan yang cukup tinggi, serta mengalokasikan sebagian besar pengeluaran mereka untuk produk-produk berkualitas. Jeruk nipis tidak hanya digunakan sebagai buah segar, tetapi juga diminati sebagai bahan untuk minuman segar dan sebagai tambahan dalam berbagai resep masakan. Hal ini membuat nilai pemasaran jeruk nipis semakin meningkat seiring dengan meningkatnya permintaan dari konsumen yang semakin menyadari manfaatnya (Likumahua et al., 2022).

Pengembangan teknologi komputer telah memudahkan manusia dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam studi ini yang menerapkan ilmu *computer vision* untuk membantu analisis kualitas buah jeruk berdasarkan tingkat kematangannya. Dengan menggunakan pengolahan citra digital, aplikasi deteksi yang dikembangkan memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi buah jeruk secara cepat dan akurat berdasarkan tekstur dan warna kulitnya. Melalui kombinasi PCD dan AI, aplikasi ini tidak hanya membantu meningkatkan efisiensi dalam penilaian kualitas buah, tetapi juga memungkinkan pengguna untuk membuat keputusan yang lebih baik dalam memilih buah sesuai dengan preferensi mereka (Siwilopo & Marcos, 2023). Pada tingkat kematangan jeruk nipis dapat ditentukan melalui warna kulit buahnya. Dalam kualitas produk olahan jeruk nipis sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangan buah tersebut. Namun, dalam pemilihan jeruk nipis, sering kali menggunakan penilaian visual manusia yang bersifat subjektif dan tidak konsisten, sehingga akurasinya rendah. Diperlukan metode otomatis yang dapat menentukan dan meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan jeruk nipis berdasarkan fitur warna dengan konsistensi yang lebih baik (Paramita et al., 2019).

Berdasarkan hal tersebut terdapat penelitian terdahulu yang berkaitan dengan pengukuran tingkat kematangan jeruk dengan berbagai metode yang digunakan, seperti penelitian untuk estimasi volume dan penilaian kematangan jeruk secara implisit menggunakan kode MATLAB. Algoritma yang diusulkan untuk penilaian kematangan buah memanfaatkan analisis rasio antara nilai merah (R) dan hijau (G) dari gambar berwarna yang diubah ukurannya menjadi 190x190 piksel. Dalam metode ini, nilai biru (B) diabaikan berdasarkan kode warna RGB dengan hasil penelitian juga menunjukkan bahwa estimasi volume rata-rata memiliki tingkat akurasi sebesar 99% (Gokul & Suriyamoorthi, 2015)

Dalam penelitian lain yang membahas sistem menggunakan komponen *Hue* dan *Saturation* dari setiap piksel dan berhasil mengklasifikasikan sekitar 75% piksel dengan benar. Karena ruang fitur dua dimensi, dua ambang batas digunakan berdasarkan nilai maksimum dan minimum untuk komponen *saturation* dan *hue*. Slaughter dan Harrel memperluas studi mereka sebelumnya dengan menggunakan komponen RGB dari setiap piksel yang direkam oleh kamera warna sebagai fitur dan metode klasifikasi Bayesian tradisional untuk memisahkan piksel buah dari piksel latar belakang. Mereka mengklasifikasikan setiap piksel sebagai milik buah atau latar belakang tanpa menggunakan pencahayaan buatan atau filter optik. Pengujian menunjukkan bahwa 75% dari piksel diklasifikasikan dengan benar (Iqbal et al., 2016).

Penelitian lain telah menunjukkan tingginya penggunaan jeruk nipis dalam pengolahan makanan. Oleh karena itu, klasifikasi mutu jeruk nipis berdasarkan tingkat kematangan menjadi penting. Sistem klasifikasi ini dapat diimplementasikan menggunakan GUI (*Graphical User Interface*) dalam MATLAB. Perbedaan atribut sensori seperti warna, tekstur, dan nilai *Hue* menjadi dasar klasifikasi. Warna hijau dengan nilai *Hue* (30.224-68.68) mengindikasikan jeruk mentah, warna kuning kemerahan dengan nilai *Hue* (11.914-29.688) menunjukkan jeruk matang, dan warna merah tua gelap dengan nilai *Hue* (0.627 - 8.991) menandakan jeruk terlalu matang (Rahmadewi et al., 2019).

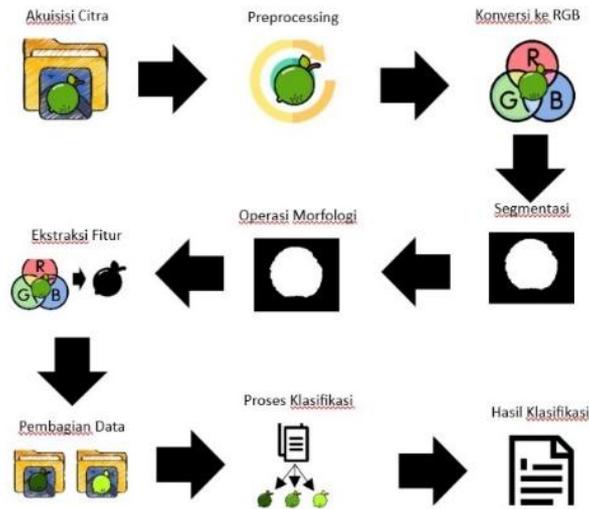
Penelitian ini menggali potensi algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) berdasarkan citra digital. Metode KNN diterapkan pada data set citra jeruk nipis yang terbagi menjadi dua kategori: citra latih dan citra uji. Citra latih digunakan untuk melatih model KNN, sementara citra uji digunakan untuk mengevaluasi kinerjanya. Nilai rata-rata RGB diekstraksi dari setiap citra Jeruk Nipis sebagai fitur pemisah. Algoritma KNN kemudian menghitung jarak *Euclidean* antara citra uji dan setiap citra dalam set pelatihan. Tiga citra terdekat ($k=3$) dari set pelatihan digunakan untuk menentukan kelas kematangan citra uji. Hasil menunjukkan bahwa metode KNN dengan $k=3$ mencapai akurasi 92% dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan Jeruk Nipis pada citra uji, mampu membedakan antara buah matang sepenuhnya, hampir matang, dan belum matang berdasarkan citra digitalnya. Dalam eksperimen lain, $k=7$ diterapkan pada citra Jeruk Nipis mentah dan menghasilkan akurasi yang sama, yaitu 92%, dengan $k=3$ untuk data uji. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma KNN memiliki potensi yang menjanjikan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan Jeruk Nipis secara non-destruktif dan efisien. Metode ini dapat diterapkan dalam berbagai aplikasi, seperti sistem sortir buah, kontrol kualitas, dan pemantauan kematangan buah di lapangan (Paramita et al., 2019). Namun penelitian terdahulu ini masih digunakan pada jeruk yang umum dan belum untuk pengukuran buah jeruk nipis, serta metode yang digunakan dalam penelitian terdahulu masih metode lama.

Oleh karena itu pada penelitian ini mengukur tingkat kematangan pada buah jeruk nipis dengan citra gambar dilakukan dengan membagi tingkat kematangan jeruk nipis dalam tiga tingkat kematangan yaitu matang, hampir matang, tidak matang dengan ciri-ciri untuk buah matang memiliki kulit berwarna kuning dan untuk buah hampir matang untuk warna kulit ada 2 warna yang timbul yaitu hijau dan kuning untuk buah tidak matang masih memiliki warna kulit buah hijau. Beberapa tahapan garis besar dalam penelitian ini adalah langkah-langkahnya mencakup pengumpulan sampel citra buah jeruk nipis dalam berbagai tingkat kematangan, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, pembangunan model untuk menghubungkan fitur-fitur citra dengan tingkat kematangan yang sesungguhnya, validasi model. Penelitian ini akan mengambil data kematangan jeruk nipis dengan tiga kelas yaitu matang, hampir matang dan tidak matang.

Berdasarkan uraian latar belakang maka penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kematangan jeruk nipis dengan menggunakan citra digital. Pendeteksian kematangan jeruk nipis menggunakan pengambilan citra digital ini dapat mempermudah dan memastikan kematangan jeruk nipis. Jeruk nipis memiliki nilai ekonomi dan manfaat yang sangat banyak sehingga penelitian ini berkontribusi langsung terhadap hal tersebut.

METODE PENELITIAN

Pada Penelitian ini, digunakan suatu pendekatan yang mana melibatkan serangkaian langkah beruntun, dimulai dari pengambilan citra, pra-pemrosesan, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan yang terakhir klasifikasi. Tahapannya dapat dilihat pada Gambar 1.

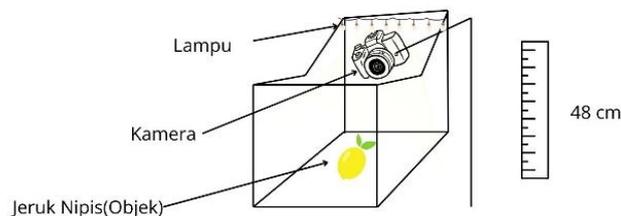


Gambar 1. Tahapan penelitian

1. Akuisisi citra

Tahap akuisisi citra merupakan proses pengambilan atau akuisisi data set citra (Agung et al., 2023). Akuisisi citra adalah langkah pertama dalam mendapatkan citra digital. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi data yang diperlukan dan memilih metode untuk merekam citra digital tersebut. Proses ini dimulai dari memilih objek yang akan difoto, mempersiapkan peralatan yang diperlukan, dan akhirnya melakukan pencitraan. Pencitraan adalah proses mengubah citra yang tampak, seperti foto, gambar, lukisan, patung, atau pemandangan, menjadi citra digital (Hasugian & Zufria, 2018).

Pada tahap ini proses pengambilan data set citra jeruk nipis. Contoh citra yang dihasilkan untuk jeruk nipis dapat dilihat pada Gambar 2. Terdapat 300 citra jeruk nipis yang diambil, yang terdiri dari 100 matang, 100 hampir matang dan 100 untuk tidak matang.



Gambar 2. Proses akuisisi citra

Untuk pengambilan citra jeruk nipis, digunakan kamera Sony ILCE-6000 dengan pengaturan manual ISO 800, waktu *exposure* 1/30 detik, dan *aperture* f/19 tanpa menggunakan *flash*. Citra yang dihasilkan memiliki dimensi 6000x3000 *pixel* dengan resolusi 200 MP. Sebagai latar belakang, digunakan kain hitam yang ditempatkan di

dalam sebuah kotak yang dilengkapi dengan pencahayaan dan kamera untuk mengambil citra jeruk nipis. Jarak objek dengan kamera diatur sejauh 48 cm secara vertikal untuk memastikan kondisi pengambilan citra stabil dan minim pengaruh dari *noise* atau perubahan intensitas cahaya.

2. *Pre-processing*

Pada tahap selanjutnya adalah *pre-procesing*, pada tahap ini ditampilkan hasil pengambilan data set citra jeruk nipis dimasukkan ke dalam sistem. Sistem akan mengelola citra digital dan mengonversinya menjadi citra RGB (*Red, Green, Blue*), Kemudian memisahkannya ke dalam tiga saluran yaitu *Channel* Merah (R), Hijau (G), Biru (B). Dari ketiga saluran tersebut, saluran yang paling sesuai dipilih untuk dilakukan pada proses segmentasi.

Dalam penelitian kali ini, *Channel G* dipilih karena jeruk nipis umumnya memiliki warna hijau yang dominan, sehingga pemisahan antara latar belakang dan objek akan lebih akurat dibandingkan dengan *Channel* lainnya. *Channel G* ini akan digunakan sampai ke tahap klasifikasi. Tujuan dari tahap pra-proses adalah untuk mendapatkan nilai ekstraksi yang nantinya akan dibandingkan antara data latih dan data uji. Dalam tahap ini, dilakukan perpotongan (*cropping*) gambar dengan rasio 1:1. Hal ini dilakukan agar bentuk objek tidak berubah selama proses klasifikasi (Hadi & Rachmawanto, 2022).

3. Segmentasi

Segmentasi citra adalah langkah penting dalam pemrosesan citra yang bertujuan untuk memisahkan objek dari latar belakangnya. Hal ini memungkinkan objek tersebut dapat diproses secara terpisah untuk keperluan lainnya. Dengan segmentasi, setiap objek pada gambar dapat diidentifikasi secara individu, memungkinkan penggunaan mereka sebagai *input* untuk proses lainnya. Sebagai contoh, dalam proses rekonstruksi objek 3 dimensi, segmentasi diperlukan untuk memisahkan objek yang akan direkonstruksi dari latar belakangnya (Raysyah et al., 2021).

Penelitian ini menggunakan metode segmentasi *Otsu* untuk memisahkan objek dari latar belakang gambar. Metode ini secara otomatis menentukan nilai ambang (*threshold*) optimal untuk memisahkan objek berdasarkan distribusi histogram intensitas piksel gambar. Metode *Otsu* adalah sebuah teknik analisis diskriminan yang bertujuan untuk membedakan variabel dengan memisahkan dua kelompok atau lebih secara alami (Firlansyah et al., 2021).

Dalam penelitian ini, langkah awal dalam proses segmentasi adalah memeriksa histogram citra yang telah dipilih pada tahap *pre-processing* sebelumnya, dengan fokus pada *Channel R*. Hasil dari proses segmentasi adalah citra biner, di mana bagian objek direpresentasikan oleh area putih atau bernilai 0, sedangkan bagian latar belakang ditampilkan sebagai area hitam atau bernilai 1. Sebelum mengekstrak fitur dari area objek, dilakukan pembersihan *noise* pada gambar hasil segmentasi menggunakan operasi morfologi. Tujuannya adalah untuk mendapatkan hasil segmentasi yang lebih akurat dalam menentukan area objek.

4. Operasi morfologi

Operasi morfologi adalah tindakan rutin yang sering diterapkan pada citra biner hasil segmentasi, di mana elemen-elemen tertentu dari objek dalam citra dapat dimodifikasi atau dihilangkan. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kualitas keseluruhan citra, sehingga proses ekstraksi informasi menjadi lebih akurat dalam membedakan antara objek yang diteliti dan latar belakangnya. Dalam penelitian ini, operasi morfologi digunakan untuk mengekstrak struktur dan bentuk geometri dari gambar jeruk nipis. Operasi morfologi merupakan pendekatan berbasis topologi dan

bentuk geometri yang bermanfaat untuk menganalisis gambar. Beberapa operasi morfologi yang digunakan pada tahap ini adalah dilasi, *closing*, *opening*, *hole filling*, dan *bwareaopen*. Operasi ini dilakukan dengan menggunakan elemen penyusun (*strel*) berbentuk disk.

Dalam penelitian ini, proses operasi morfologi dimulai dengan melakukan operasi *opening* terhadap citra segmentasi menggunakan struktur elemen (*strel*) berbentuk disk dengan nilai 10. Langkah selanjutnya adalah melakukan operasi *closing* terhadap citra yang telah diolah sebelumnya, juga dengan menggunakan *strel* disk bernilai 10. Setelah itu, dilakukan operasi *hole filling* terhadap citra hasil *closing* untuk menghasilkan citra *output* yang telah melalui proses *hole filling*. Pada tahap *hole filling* dalam proses ini, dilakukan operasi *bwareaopen* dengan nilai parameter 10000, yang bertujuan untuk menghilangkan objek-objek kecil yang luasannya kurang dari atau sama dengan 10000 piksel. Hasil dari proses ini adalah citra segmentasi yang bersih, di mana objek dan latar belakang telah terpisah dengan jelas, dan citra tersebut siap untuk diekstraksi fiturnya sebagai parameter dalam proses klasifikasi.

5. Ekstraksi fitur

Pada proses pengolahan ekstraksi ciri warna citra untuk menentukan ciri khas dari warna kulit jeruk yang menjadi acuan dalam menetapkan tingkat kematangan buah, terdapat beberapa langkah yang dilakukan (Siagian et al., 2022). Proses ekstraksi fitur bertujuan untuk mendapatkan nilai-nilai fitur dari gambar bersih hasil segmentasi dan operasi morfologi. Fitur-fitur yang diekstraksi dapat berupa warna dan tekstur. Fitur-fitur yang dipilih harus sesuai dan menjadi pembeda dalam proses klasifikasi untuk setiap kelas gambar yang telah diakuisisi.

Dalam penelitian ini, parameter yang dijadikan fokus adalah fitur warna, di mana ekstraksi fitur dilakukan berdasarkan nilai ruang fitur RGB. Proses ekstraksi fitur warna RGB melibatkan perhitungan nilai piksel pada masing-masing *Channel* warna R, G, dan B dari objek dalam citra. Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai rata-rata piksel (*mean*) dari setiap *Channel* RGB tersebut, yang kemudian digunakan sebagai representasi fitur warna dari objek citra tersebut.

6. Klasifikasi

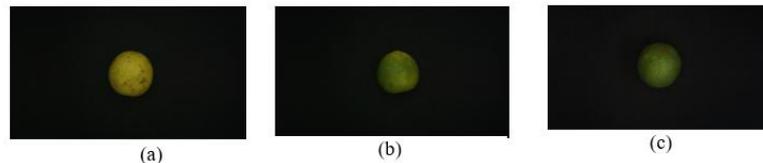
Proses klasifikasi kematangan buah jeruk nipis diawali dengan pembagian data gambar menjadi dua data set. Data set pertama, yaitu data set latih, memuat 80% dari keseluruhan data gambar. Data set kedua, yaitu data set uji, memuat 20% sisanya. Masing-masing data set diklasifikasikan berdasarkan tiga tingkat kematangan. Matang (kelas 1), Hampir matang (kelas 2), Tidak matang (kelas 3). Dalam penelitian ini, data latih memiliki peran penting dalam pembangunan model klasifikasi yang akan diujikan terhadap data uji. Dalam konteks ini, metode klasifikasi yang diterapkan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan menggunakan algoritma *Feedforward Backpropagation*. Data latih digunakan untuk melatih jaringan saraf agar dapat mengenali pola dan mempelajari hubungan antara fitur-fitur input dengan label kelas yang sesuai. Setelah proses pelatihan selesai, model klasifikasi tersebut akan diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi performanya dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Penelitian ini menggunakan model arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang terdiri dari beberapa lapisan. Lapisan input memiliki 7 neuron sesuai dengan jumlah fitur yang diekstraksi sebelumnya. Dua lapisan tersembunyi digunakan, dengan masing-masing memiliki 10 neuron yang menggunakan fungsi aktivasi *log-sigmoid*. Lapisan *output* terdiri dari 1 neuron yang menghasilkan nilai kelas hasil klasifikasi dari gambar jeruk nipis, menggunakan fungsi aktivasi *linear*. Untuk melatih model, algoritma

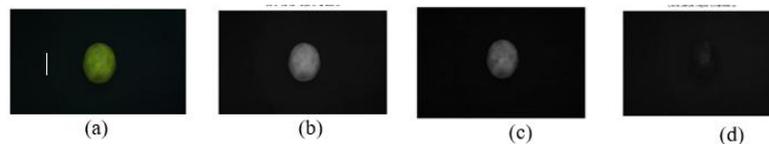
Levenberg-Marquardt digunakan. Performa model dievaluasi menggunakan dua metrik: *Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur kesalahan prediksi secara keseluruhan, dan *Misclassification Error* (ME) untuk mengukur tingkat kesalahan klasifikasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 300 citra jeruk nipis yang dikategorikan menjadi 3 kelas kualitas, yaitu matang, hampir matang, dan tidak matang. Data set ini kemudian dibagi menjadi dua bagian: citra latih (80%) dan citra uji (20%). Citra latih terdiri dari 240 citra (80 citra per kelas), sedangkan citra uji terdiri dari 100 citra (20 citra per kelas).



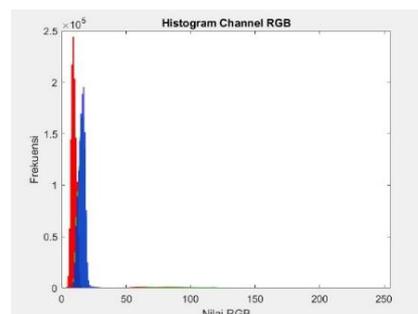
Gambar 3. Kualitas jeruk nipis, terdiri atas (a) Matang; (b) Hampir matang; dan (c) Tidak matang



Gambar 4. Citra jeruk nipis, terdiri atas (a) *Channel* RGB; (b) *Channel* R; (c) *Channel* G; dan (d) *Channel* B

Gambar 3 menunjukkan perbedaan visual antara ketiga kelas kualitas jeruk nipis. Jeruk nipis matang (Gambar 3a) memiliki warna kulit kuning merata, sedangkan jeruk nipis hampir matang (Gambar 3b) memiliki warna kulit yang sebagian kuning dan sebagian hijau. Jeruk nipis tidak matang (Gambar 3c) berwarna hijau di seluruh permukaan buahnya. Sebelum proses klasifikasi, citra jeruk nipis perlu melalui tahap pra-proses. Tahap ini meliputi konversi citra asli ke dalam ruang warna RGB dan ekstraksi nilai *Channel* R, G, dan B dari citra tersebut. Gambar 4 menunjukkan hasil konversi citra ke dalam *Channel* RGB dan *Channel* R. Gambar 4a menunjukkan hasil konversi ke *Channel* RGB, sedangkan Gambar 4b menunjukkan hasil konversi ke *Channel* R.

Analisis citra jeruk nipis pada *Channel* G menunjukkan kontras objek yang lebih terang terhadap latar belakang dibandingkan dengan *Channel* R dan B. Hal ini terlihat jelas pada Gambar 4b, 4c, dan 4d. Kontras pada *Channel* R terlihat lebih gelap, dan kontras pada *Channel* B terlihat paling gelap. Perbedaan kontras ini dapat diamati lebih lanjut melalui histogram penyebaran piksel tiap *Channel*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



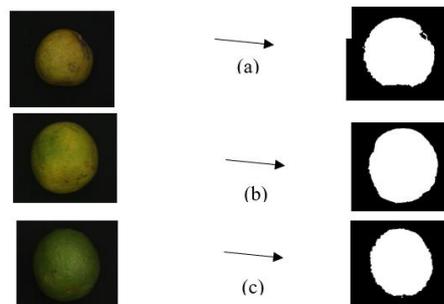
Gambar 5. Histogram *channel* RGB

Pada Gambar 5, histogram dengan warna merah menunjukkan distribusi piksel *Channel R*, histogram berwarna hijau menunjukkan distribusi piksel *Channel G*, dan histogram berwarna biru menunjukkan distribusi piksel *Channel B*. Perbedaan penyebaran piksel *Channel R*, *G*, dan *B* terlihat jelas pada histogram. Penyebaran piksel *Channel G* antara objek dan *background* lebih jauh dibandingkan dengan *Channel R* dan *B*. Hal ini ditunjukkan dengan histogram hijau yang tinggi (penyebaran piksel objek) dan histogram hijau yang rendah (*background*).

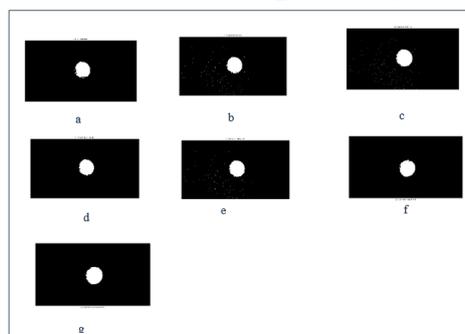
Dari histogram tersebut, dapat disimpulkan bahwa *Channel G* memiliki kontras yang lebih cerah dibandingkan *Channel R* dan *B*, seperti yang terlihat pada Gambar 6c. Hal ini membuat *Channel G* lebih cocok untuk segmentasi, karena sistem dapat dengan mudah mendeteksi area objek dan *background* pada citra. Oleh karena itu, *Channel G* dipilih untuk proses segmentasi menggunakan metode *Otsu Thresholding*. Hasil segmentasi dapat dilihat pada Gambar 8 hijau di seluruh permukaan buahnya Gambar 8a menunjukkan hasil segmentasi yang baik, dengan pemisahan yang jelas antara objek dan *background*. Area objek diwakili oleh warna putih, sedangkan *background* diwakili oleh warna hitam.

Analisis hasil segmentasi menunjukkan bahwa nilai segmentasi yang tinggi untuk jeruk nipis matang terkonsentrasi pada *Channel Red*. Untuk jeruk nipis hampir matang, nilai segmentasi relatif sama untuk semua *Channel*. Sedangkan untuk jeruk nipis tidak matang, nilai segmentasi yang tinggi terkonsentrasi pada *Channel Green*. Perbedaan warna kulit jeruk nipis pada setiap tingkat kematangan menjadi dasar segmentasi. Jeruk nipis matang memiliki warna kulit luar yang kuning, sedangkan jeruk nipis hampir matang memiliki campuran warna hijau dan kuning. Jeruk nipis tidak matang didominasi oleh warna hijau.

Hasil segmentasi yang kurang baik dapat berakibat pada penurunan akurasi ekstraksi fitur dari citra. Oleh karena itu, operasi morfologi perlu diterapkan pada hasil segmentasi untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dan meningkatkan akurasi ekstraksi fitur.



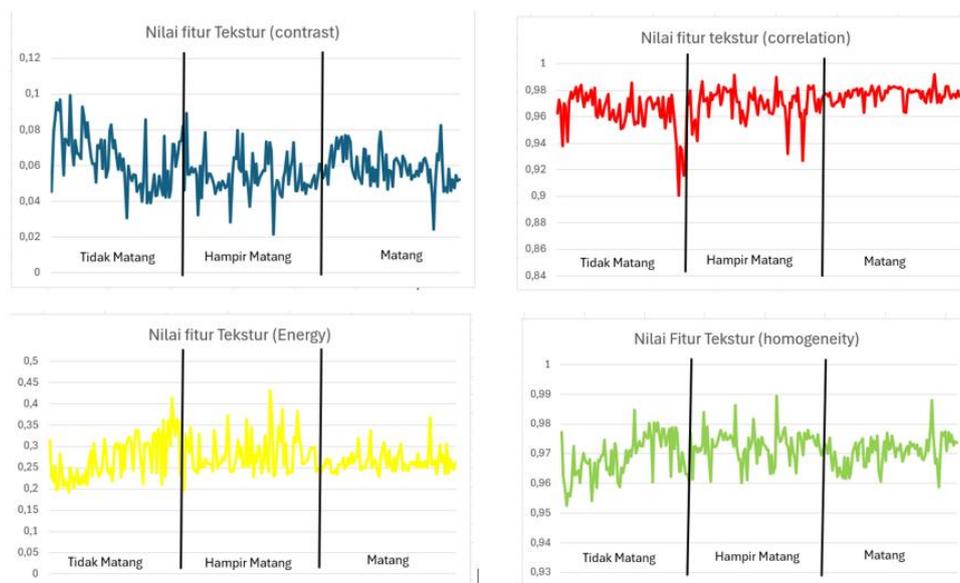
Gambar 6. Hasil segmentasi terdiri atas (a) Matang, (b) Hampir matang, dan (c) Tidak matang



Gambar 7. Citra hasil (a) Segmentasi, (b) Dilasi, (c) Erosi, (d) *Opening*, (e) *Closing*, (f) *Hole filling*, (g) *Bwareaopen*

Operasi morfologi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi dilasi, erosi, *opening*, *closing*, *hole filling*, dan *bwareaopen*. *Strel* disk dengan ukuran 10 digunakan untuk operasi *opening* dan *closing*. Gambar 7 menunjukkan hasil segmentasi setelah penerapan operasi morfologi, sedangkan Gambar 7a menunjukkan hasil segmentasi sebelum operasi morfologi. Hasil dilasi pada Gambar 7b menunjukkan hilangnya beberapa objek kecil dan berkurangnya area objek jeruk nipis yang tidak terdeteksi. Gambar 7a menunjukkan hasil segmentasi sebelum operasi morfologi diterapkan. Setelah operasi *opening*, hasil yang diperoleh terlihat pada Gambar 7b. Pada gambar tersebut, beberapa objek kecil hilang dan area objek jeruk nipis yang tidak terdeteksi mengecil. Tahap erosi kemudian dilakukan untuk memperbaiki tepi pada objek dan menutupi lubang yang ada. Hasilnya terlihat pada bagian 7c. Untuk melihat secara jelas dilakukan tahap *opening* pada gambar 7d. Untuk menyempurnakan segmentasi, dilakukan tahap *closing* pada bagian 7d, diikuti dengan proses *hole filling* yang menghasilkan tampilan pada bagian 7e. Tahap terakhir adalah menghilangkan noise yang terdapat pada citra dengan operasi *bwareaopen*, dengan hasil yang dapat dilihat pada bagian 7f.

Setelah dilakukan proses segmentasi yang disempurnakan dengan proses morfologi kemudian dilanjutkan dengan tahap ekstraksi fitur. Pada penelitian ini proses ekstraksi menggunakan fitur warna, terdapat 3 parameter dalam fitur warna yang akan di gunakan yaitu RGB, HSV, dan LAB.



Gambar 8. Grafik parameter tekstur (a) *Contrast*, (b) *Correlation*, (c) *Energy*, (d) *Homogeneity*

Pada Gambar 8 diperlihatkan parameter tekstur terdiri dari *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity* dengan menerapkan *GrayLevel Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pada penelitian ini parameter tersebut hanya dijadikan pertimbangan untuk membandingkan akurasi dengan proses ekstraksi menggunakan parameter warna. Setelah semua parameter ekstraksi berhasil dilakukan, selanjutnya dilakukan skenario pelatihan dan pengujian dengan kombinasi dari ketiga parameter yaitu warna, bentuk, dan tekstur. Terdapat dua skenario dengan akurasi tertinggi, yaitu skenario HSV dan HSV+Tekstur. Skenario ini diwakili oleh pelatihan ke-6 (HSV+Tekstur) dan pelatihan ke-2 (HSV). Namun, dalam hal akurasi pengujian, skenario 6 (HSV+Tekstur) menunjukkan hasil yang lebih unggul dengan nilai 87%, dibandingkan dengan skenario 2 (HSV).

Tabel 1. Skenario pengujian Jeruk Nipis

Fitur Terpilih	Precision		Recall		F1-Score		Akurasi		Waktu Komputasi	
	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji	Pelatihan	Uji
RGB	100%	100%	81%	65%	90%	79%	79%	53%	189,96	39,71
HSV	97%	93%	90%	70%	94%	80%	84%	58%	191,99	39,63
LAB	90%	83%	98%	100%	93%	91%	84%	65%	195,94	38,60
Tekstur	0%	73%	73%	80%	75%	76%	68%	50%	189,14	37,80
RGB + Tekstur	87%	84%	85%	80%	86%	82%	76%	53%	192,69	39,54
HSV + Tekstur	98%	100%	98%	100%	98%	100%	87%	68%	207,36	42,15

Berdasarkan tabel pengujian skenario, skenario HSV+Tekstur dengan pelatihan 6 menunjukkan kinerja terbaik. Skenario ini mencapai akurasi pengujian 87% dan waktu komputasi pelatihan 207,35 detik, serta waktu komputasi pengujian 42,15 detik. Dibandingkan dengan skenario lain, skenario ini memiliki kombinasi akurasi dan waktu komputasi yang paling optimal.

KESIMPULAN

Penelitian ini mendemonstrasikan penggunaan algoritma jaringan saraf tiruan (JST) *backpropagation* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jeruk nipis berdasarkan citra gambar. JST dilatih dengan 240 citra latih yang terdiri dari tiga kelas: matang, hampir matang, dan tidak matang. Fitur yang digunakan dalam klasifikasi ini adalah fitur warna RGB, fitur warna, dan fitur tekstur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mencapai tingkat akurasi sebesar 87% pada tahap pelatihan dan 68% pada tahap pengujian. Waktu komputasi yang dibutuhkan untuk mengklasifikasikan satu citra adalah 207,36 detik pada tahap pelatihan dan 42,15 detik pada tahap pengujian.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, A. S., Dirgantara, A. S. 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>.
- 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. <https://doi.org/10.36805/technoxplore.v6i2.1438>.
- Gokul, S. R. P. R., & Suriyamoorthi, P. (2015). Estimation of volume and maturity of sweet lime fruit using image processing algorithm. *Conference: 2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP)*, 1243-1245. <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2015.7322703>.
- Gozali, T., Assalam, S., Ikrawan, Y., & Nurfalia, I. (2023). Optimalisasi formula minuman olahan jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) dengan parameter karakteristik produk. *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, 23(2), 288–301. <https://doi.org/10.25181/jppt.v23i2.2923>.
- Hasugian, A. H., & Zufria, I. (2018). Perancangan sistem restorasi citra dengan metode image inpainting. *ALGORITMA: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 3(1), 31-45. <http://dx.doi.org/10.30829/algoritma.v2i2.3151>.
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi fitur warna dan GLCM pada algoritma KNN untuk klasifikasi kematangan rambutan. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 8(3), 63-68. <https://doi.org/10.33795/jip.v8i3.949>.
- Iqbal, S. M., Gopal, A., Sankaranarayanan, P. E., & Nair, A. B. (2016). Classification of selected citrus fruits based on color using machine vision system. *International Journal of Food Properties*, 19(2), 272–288. <https://doi.org/10.1080/10942912.2015.1020439>.
- Likumahua, M. H., Moniharapon, E., & Tuhumury, H. C. D. (2022). Pengaruh konsentrasi gula terhadap karakteristik fisikokimia dan organoleptik marmalade jeruk nipis (*Citrus aurantifolia* S.). *Jurnal Sains dan Teknologi Pangan*, 7(2), 4978–4993. <http://dx.doi.org/10.33772/jstp.v7i2.23415>.

- Mangansige, M., Tuju, T. D. J., & Mamujaja, C. F. (2022). Ekstraksi pektin dari kulit jeruk nipis (*Citrus aurantifolia*) dengan variasi warna kulit jeruk. *JURNAL AGROEKOTEKNOLOGI TERAPAN*, 3(1), 356-361. <https://doi.org/10.35791/jat.v3i2.44344>.
- Paramita, C., Rachmawanto, E. H., Sari, C. A., & Setiadi, D. R. I. M. (2019). Klasifikasi jeruk nipis terhadap tingkat kematangan buah berdasarkan fitur warna menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 4(1), 1–6. <https://doi.org/10.30591/jpit.v4i1.1267>.
- Purba, W. A. (2023). Analisis Pemasaran Jeruk (*Citrus sinensis* L) (Studi Kasus: Desa Rakut Besi, Kecamatan Pamatang Silimahuta, Kabupaten Simalungun). *Skripsi*. Medan: Universitas Medan Area.
- Rahmadewi, R., Sari, G. L., & Firmansyah, H. (2019). Pendeteksian kematangan buah jeruk dengan fitur citra kulit buah menggunakan transformasi ruang warna HSV. *Seminar FORTEI*, 166-171. <https://doi.org/10.24036/jtev.v5i1.1.107560>.
- Raysyah, S., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2021). Klasifikasi tingkat kematangan buah kopi berdasarkan deteksi warna menggunakan metode KNN dan PCA. *Jurnal Sistem Informasi*, 8(2), 88–95. <https://doi.org/10.30656/jsii.v8i2.3638>.
- Siagian, S., Ibutama, K., & Mahyuni, R. (2022). Implementasi metode ekstraksi ciri warna untuk mendeteksi kematangan buah jeruk. *Jurnal Sistem Informasi TGD*, 1(6), 898-905. <https://doi.org/10.53513/jursi.v1i6.5861>.
- Silalahi, M. (2020). Pemanfaatan *Citrus aurantifolia* (Christm. et Panz.) sebagai bahan pangan dan obat serta bioaktivitas. *Sainmatika: Jurnal Ilmiah Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam*, 17(1), 80-88. <https://doi.org/10.31851/sainmatika.v17i1.3637>.
- Siwilopo, K. P., & Marcos, H. (2023). Membandingkan klasifikasi pada buah jeruk menggunakan metode convolutional neural network dan k-nearest neighbor. *KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, 12(1), 57-64. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i1.9068>.
- Susanto, A. (2019). Penerapan operasi morfologi matematika citra digital untuk ekstraksi area plat nomor kendaraan bermotor. *Jurnal Pseudocode*, 6(1), 49-57. <https://doi.org/10.33369/pseudocode.6.1.49-57>.