



Klasifikasi tingkat aroma daun jeruk purut menggunakan metode jaringan saraf tiruan backpropagation

Muh. Asmar¹, M. Rizky Kurniawan², Reynaldi Nafzal Ashari³, Muh. Akbar^{4*},
Rezki Nurul Jariah S.Intam⁵

^{1,2,3,4,5}Universitas Negeri Makassar

Email: muhasmaryt22@gmail.com¹, rizkykurniawan070404@gmail.com², rey67778@gmail.com³,
muh.akbar@unm.ac.id⁴, rezkinuruljariah@gmail.com⁵

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi tingkat aroma pada daun jeruk menggunakan citra daun sebagai input. Dataset yang digunakan terdiri dari 300 lembar daun jeruk yang dibagi menjadi tiga kelas aroma: kuat, sedang, dan rendah. Proses klasifikasi melibatkan tahap preprocessing, ekstraksi fitur, pelatihan model menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST), dan pengujian model. Tahap preprocessing mencakup ekstraksi channel warna dan segmentasi citra. Fitur-fitur warna dan tekstur diekstraksi untuk digunakan dalam pelatihan model JST. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa menggunakan fitur warna RGB memberikan akurasi pelatihan sebesar 91,25% dengan waktu komputasi 5,79 detik per citra, dan akurasi pengujian mencapai 100% dengan waktu komputasi 7,76 detik per citra. Hal ini menunjukkan bahwa metode klasifikasi yang dikembangkan mampu dengan baik dalam menentukan tingkat aroma daun jeruk. Namun, dalam penelitian ini kami menyarankan perbaikan pada proses akuisisi citra dan pengembangan metode klasifikasi tambahan untuk meningkatkan keakuratan dalam menentukan tingkat aroma daun jeruk.

Kata Kunci: Artificial Neural Network, Color, Image Processing, Aroma, Lime Leaves.

ABSTRACT

This research aims to develop a classification method for aroma levels in citrus leaves using leaf images as input. The dataset used consists of 300 citrus leaves divided into three aroma classes: strong, medium, and low. The classification process involves preprocessing, feature extraction, model training using an Artificial Neural Network (ANN), and model testing. The preprocessing stage includes color channel extraction and image segmentation. Color and texture features are extracted for use in training the JST model. The experimental results show that using RGB color features gives a training accuracy of 91.25% with a computation time of 5.79 seconds per image, and the testing accuracy reaches 100% with a computation time of 7.76 seconds per image. This shows that the developed classification method is well capable of determining the level of aroma of citrus leaves. However, in this study we suggest improvements to the image acquisition process and the development of additional classification methods to increase the accuracy in determining the level of aroma of citrus leaves.

Keywords: Artificial Neural Network, Color, Image Processing, Aroma, Lime Leaves.

1. PENDAHULUAN

Jeruk purut, yang dalam bahasa Latin disebut *Citrus hystrix DC*, adalah tanaman buah yang berasal dari daerah sekitar lembah tenggara Himalaya, termasuk Yunnan barat, utara Myanmar, dan timur Assam. Tanaman ini umum dijumpai dan mudah diakses oleh masyarakat (Crispy, Milala, & Nasution, 2023). Jeruk purut, juga dikenal sebagai *Citrus hystrix* DC, memiliki ciri khas berbentuk bulat dengan permukaan yang bergerigi, serta kulit yang kasar dan tebal, serta daun yang memiliki aroma khas (Crispy, Milala, & Nasution, 2023). Jeruk purut memiliki nilai ekonomi yang signifikan karena kandungan tinggi vitamin C di dalamnya (Dhavesia, 2017). Jeruk purut, yang termasuk dalam keluarga *Rutaceae*, bagian buah dan daun jeruk purut sering dimanfaatkan oleh masyarakat untuk berbagai keperluan. Daunnya biasanya digunakan untuk memberi cita rasa pada masakan atau untuk membuat parfum dan produk olahan lainnya (Dhavesia, 2017).

Menurut (BPPP 2020), tingkat produksi jeruk purut di Indonesia lebih rendah dibandingkan jeruk lainnya. Buah jeruk yang dominan diproduksi di Indonesia adalah 70% jeruk siam, 20% jeruk keprok dan 10% buah jeruk lainnya seperti lemon, jeruk nipis, dan jeruk purut. Luas total produksi jeruk di Indonesia sekitar 57.000 hektar dengan output sebesar 2.500.000 ton. Namun selain itu, permintaan dari luar negeri terhadap daun dan buah jeruk purut yang digunakan untuk memproduksi minyak atsiri terus meningkat, terutama di Perancis dan Jerman (Poerwanto, 2019). Oleh karena itu, perlu adanya tindakan serius, sehingga diperoleh kualitas aroma daun jeruk yang baik.



Penentuan tingkat aroma daun jeruk purut masih menjadi perhatian utama saat ini. Pengukuran manual terhadap aroma yang terkandung dalam daun jeruk purut sering kali tidak cukup akurat. Oleh karena itu, pemanfaatan teknologi, seperti citra digital, menjadi sangat penting untuk melakukan pengukuran kandungan aroma dengan lebih akurat. Dengan menggunakan citra digital, kandungan aroma pada daun jeruk dapat diukur melalui analisis warna yang diterapkan pada pengolahan citra digital.

Pengukuran yang digunakan untuk menilai tingkat aroma dalam daun jeruk adalah dengan mengaitkannya dengan karakteristik warna daun. Dalam hal ini, dilakukan sebuah analisis yang melibatkan pemetaan antara tingkat aroma yang kuat, sedang, dan rendah dengan warna daun yang terkait. Misalnya, daun jeruk dengan warna yang lebih terang atau intens mungkin memiliki aroma yang lebih kuat, sementara daun dengan warna yang lebih tua atau gelap memiliki aroma yang lebih rendah. Proses ini dapat melibatkan penggunaan instrumen analitik untuk mengukur parameter warna dengan presisi, dan kemudian mengorelasikannya dengan tingkat aroma yang diuji secara sensoris.

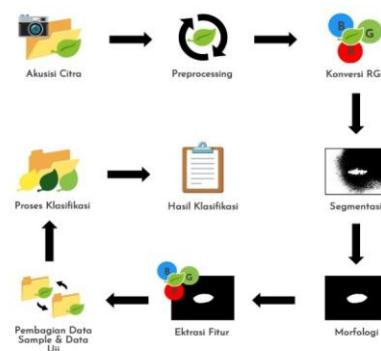
Penelitian sebelumnya telah menyelidiki pembuatan aplikasi klasifikasi citra daun dengan memanfaatkan model ruang warna RGB dan HSV. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat klasifikasi citra daun mencapai akurasi rata-rata sebesar 90,08% (Sanusi, Susetianingtias, & Susetianingtias, 2019). Setelahnya, dengan menerapkan teknik *Local Binary Pattern* dan *Moment Invariant*, ditemukan bahwa akurasi klasifikasi citra daun jeruk dari smartphone mencapai tingkat kesempurnaan, terutama dengan latar belakang merah dan biru. Namun, untuk latar belakang hijau, hitam, dan citra dari internet, akurasinya mencapai 85,71% (Novitasari, Purwandari, & Coastera, 2018).

Di samping itu, beberapa studi yang mengenai klasifikasi Daun dengan pembaruan fitur citra menggunakan pendekatan metode *K-Nearest Neighbor* menghasilkan tingkat akurasi mencapai 86,67% [6]. Kemudian, melalui pendekatan segmentasi citra daun berbasis metode *K-Means Clustering*, ditemukan hasil yang cukup akurat, kecuali terdapat satu kesalahan identifikasi di mana daun rambutan salah diidentifikasi sebagai daun salam (Anisa, Andika, & Hardiyanti, 2020). Selanjutnya, Implementasi algoritma K-Means dalam segmentasi citra mencapai akurasi 90,83% dalam identifikasi penyakit daun jeruk (Febrinanto et al., 2018). Langkah selanjutnya adalah melakukan segmentasi objek pada citra digital dengan menerapkan metode Otsu Thresholding pada pengujian database yang terdiri dari 30 citra digital dalam format RGB. Hasil pengujian tersebut menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93,33% (Syafi'i, Wahyuningrum, & Muntasa, 2016). Setelah itu, penggunaan ekstraksi fitur bentuk, warna, dan tekstur dalam sistem temu kembali citra daun menunjukkan hasil temuan tertinggi saat menerapkan seleksi fitur CFS dengan pengukuran kedekatan mahalanobis(Sari, Dewi, & Faticah, 2014). Namun, meskipun banyak penelitian telah membahas topik ini, belum ada yang mengajukan metode untuk mengidentifikasi tingkat aroma pada daun jeruk. Proses pemilihan daun jeruk masih bergantung pada metode manual, yang memakan waktu dan memiliki tingkat akurasi yang kurang memuaskan.

Oleh karena itu, berdasarkan analisis permasalahan yang disajikan, disarankan judul "Klasifikasi Kandungan Aroma Daun Jeruk Purut Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation". Pendekatan ini melibatkan ekstraksi nilai-nilai seperti merah, hijau, biru, hue, saturation, value, LAB, dan nilai dari daun jeruk untuk mengelompokkan aroma daun jeruk berdasarkan data yang diekstraksi. Penelitian ini menggunakan 300 gambar citra daun jeruk purut yang dibagi menjadi tiga tingkatan aroma.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan meliputi serangkaian langkah berurutan, mulai dari akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur hingga klasifikasi. Proses-proses tersebut diilustrasikan dalam gambar 1.



Gambar 1. Langkah-langkah Metode Penelitian

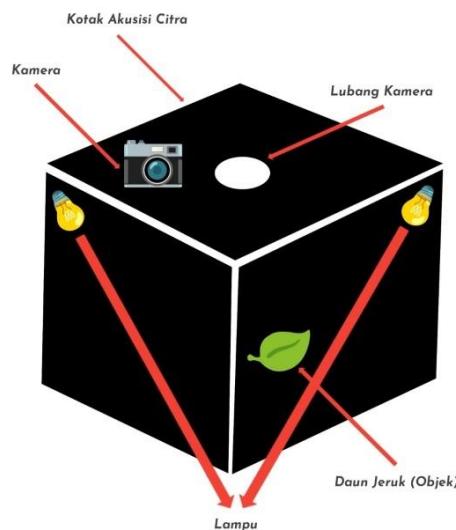
2.1 Akuisisi Citra

Akuisisi citra melibatkan pengambilan atau perolehan dataset citra daun jeruk purut. Contoh hasil akuisisi citra tersebut dapat dilihat pada gambar 2. Sebanyak 300 lembar daun jeruk purut berhasil dikumpulkan, terbagi menjadi 100 lembar daun berwarna hijau muda, 100 lembar daun hijau tua, dan 100 lembar daun kuning.



Gambar 2. Hasil Akuisisi Citra

Dengan menggunakan kamera Redmi Note 11 dengan pengaturan manual *focal length* 4 mm, ISO-200, *exposure time* 1/30 sec, tanpa *flash*, dan *F-Stop* f/1.8. Hasil citra memiliki dimensi 4080 x 3072 pixel dengan resolusi 72 dpi. Sebagai latar belakang citra, digunakan kertas HVS berwarna hitam yang ditempatkan di dalam sebuah kotak yang diterangi oleh lampu. Di bagian atas kotak tersebut terdapat sebuah bukaan yang memungkinkan kamera untuk mengambil gambar daun yang berada di dalamnya. Ilustrasi proses akuisisi citra dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Proses Akuisisi Citra

Tujuan dari langkah ini adalah untuk memastikan bahwa hasil pengambilan citra tetap stabil dan tidak dipengaruhi oleh gangguan seperti noise atau variasi yang signifikan dalam intensitas cahaya.

2.2 Preprocessing

Berikutnya adalah preprocessing, proses ini dilakukan dengan menginputkan gambar hasil akuisisi kedalam sistem kemudian sistem mengkonversinya ke format RGB, lalu memisahkannya menjadi tiga saluran warna: merah (R), hijau (G), dan biru (B). Salah satu dari ketiga saluran tersebut akan dipilih berdasarkan kelayakan untuk digunakan pada proses berikutnya yaitu segmentasi.



Dalam hasil penelitian ini, dipilih saluran hijau karena daun jeruk purut umumnya memiliki warna yang dominan hijau. Dengan demikian, pemisahan antara latar belakang dan objek akan lebih tepat jika menggunakan saluran ini daripada yang lain.

2.3 Segmentasi

Selanjutnya proses segmentasi, tujuannya adalah untuk memisahkan objek dan latar belakang dalam citra(Kaswar, 2023). Dalam penelitian ini, digunakan metode segmentasi Threshold Otsu, yang secara otomatis menggunakan nilai ambang pada citra untuk memisahkan objek dan latar belakang.

Segmentasi diawali dengan menganalisis histogram channel G yang ditentukan prosedur sebelumnya. Hasil dari proses segmentasi berupa citra biner, dimana area putih atau bernilai 1 mewakili bagian objek, sedangkan area hitam atau bernilai 0 mewakili latar belakang.

Untuk meningkatkan akurasi segmentasi dan mendapatkan wilayah objek yang lebih akurat, langkah pertama yang dilakukan adalah menghilangkan noise menggunakan operasi morfologi. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri dari wilayah objek pada citra.

2.4 Operasi Morfologi

Operasi morfologi adalah suatu teknik yang bertujuan untuk penyesuaian atau mengubah beberapa elemen objek yang terdapat dalam citra, sehingga diperoleh hasil citra yang baik(Agung et al., 2023). Tujuan dari operasi morfologi adalah untuk secara signifikan meningkatkan kualitas citra, sehingga ekstraksi hasilnya lebih presisi dalam membedakan antara objek dengan latar belakang yang sedang diteliti.

Pada tahap morfologi, operasi yang umumnya dilakukan mencakup dilasi, erosi, pengisian lubang, dan pembukaan area biner dengan menggunakan elemen struktur (strel) yang memiliki variasi, termasuk struktur berbentuk disk yang akan menjadi fokus dalam penelitian ini.

Erosi adalah proses penyusutan piksel pada objek dalam citra, sedangkan dilasi adalah proses perluasan piksel pada objek dalam citra. Opening adalah kombinasi dari operasi erosi dan dilasi, sementara closing adalah kebalikan dari operasi opening (Wardhani, 2020). Operasi pengisian lubang digunakan untuk menutup celah yang mungkin ada di dalam area objek citra(Nurdinawati, Hendryani, & Barasabha, 2021). Terakhir, bwareaopen berfungsi untuk menghapus objek dalam citra berdasarkan batas nilai area yang telah ditentukan.

Operasi morfologi dimulai dengan menjalankan operasi opening pada citra hasil segmentasi menggunakan strel disk berukuran 10. Kemudian, dilakukan operasi pengisian lubang pada citra hasil closing, menghasilkan citra output dari proses pengisian lubang.

Pada tahap terakhir, proses pengisian lubang pada citra dilakukan menggunakan operasi bwareaopen dengan batas ukuran sebesar 10.000, yang bertujuan untuk menghilangkan objek dengan luas ≤ 10.000 piksel. Hasil dari proses ini adalah citra segmentasi yang bersih, di mana objek dan latar belakang telah terpisah dengan jelas, dan akan digunakan untuk mengekstrak fitur sebagai parameter pada proses klasifikasi.

2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengekstrak nilai citra yang telah mengalami pengolahan sebelumnya, dimana fitur tersebut dapat mencakup aspek warna, bentuk, dan struktur. Fitur yang dipilih harus sesuai dan dapat membedakan jenis citra yang diperoleh selama proses klasifikasi (Sumarsono & Supatman, 2021).

Dalam penelitian ini, parameter yang digunakan adalah fitur warna, dengan fokus pada nilai ruang warna RGB dan tekstur. Pada spesifikasi warna RGB, Proses ekstraksi dilakukan dengan menghitung nilai piksel pada masing-masing saluran R, G, dan B objek pada citra, kemudian menentukan nilai rata-rata (mean) piksel pada setiap saluran RGB.

Fitur didasarkan pada fitur tekstur termasuk kontras, korelasi, energi dan keseragaman, diekstraksi menggunakan matriks kejadian bersama tingkat abu-abu (GLCM). GLCM merupakan metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan statistik tentang hubungan antar piksel dalam matriks gambar yang mempunyai nilai tertentu dan membentuk pola sudut. Fitur tersebut akan digunakan sebagai tolak ukur input dalam proses klasifikasi citra daun.

2.6 Klasifikasi

Proses klasifikasi kualitas daun jeruk purut dimulai dengan memisahkan data citra menjadi dua dataset: data latih, yang mencakup 80% dari keseluruhan dataset, dan data uji, yang mencakup 20%. Setiap dataset terdiri dari tiga kelas, yaitu citra daun jeruk dengan warna hijau muda, hijau tua, dan kuning. Data latih digunakan untuk mengembangkan model klasifikasi yang akan diuji pada data uji.

Jaringan saraf tiruan adalah metode komputasi yang mensimulasikan prinsip operasi jaringan saraf biologis. JST telah diciptakan untuk menyelesaikan berbagai masalah, mudah digunakan, dapat menangani kecepatan input data, dan menyediakan sistem inisialisasi dan eksekusi yang kompleks (Ayu, 2019).



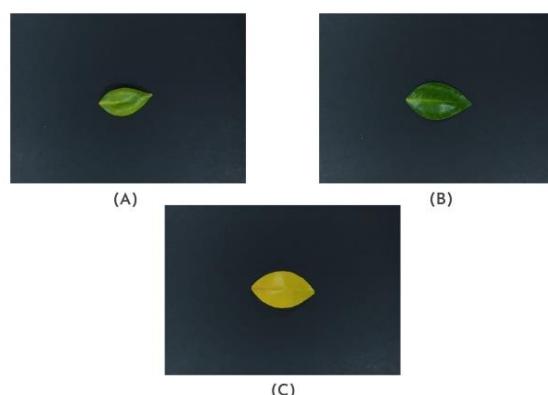
Penggunaan jaringan saraf tiruan diharapkan dapat menjadi alternatif untuk mengestimasi dan meramalkan tingkat aroma daun jeruk dengan lebih baik.

Pada penelitian ini model JST yang digunakan adalah back propagation. Propagasi mundur adalah algoritma pembelajaran terawasi, yang mencakup lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Algoritma ini bekerja dengan mengubah bobot yang menghubungkan setiap neuron pada setiap lapisan tersembunyi (Izhari, Zarlis, & Sutarman, 2020). Lapisan tersembunyi dalam backpropagation bertindak sebagai tempat untuk menyesuaikan dan memperbarui bobot secara berkelanjutan, sehingga bobot tersebut mendekati nilai target output yang diharapkan (Imam, Hidayat, & Kurniati, 2021).

Dalam penelitian ini, arsitektur jaringan saraf tiruan mengatur 10 lapisan tersembunyi dengan 5 output, dengan menggunakan fungsi aktivasi *logsig* atau *sigmoid* biner, dan menggunakan metode pelatihan *trainlm*.

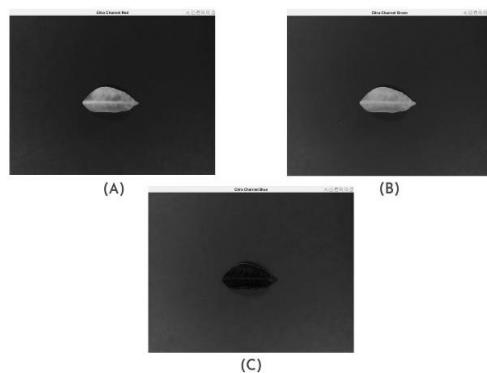
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset citra daun jeruk dengan total 300 lembar daun, yang terbagi kedalam tiga kelas aroma: kuat, sedang, dan rendah, masing-masing terdiri dari 100 citra. Dari jumlah tersebut, 240 citra untuk data latih, sementara 60 citra untuk data uji. Perlu dicatat bahwa daun jeruk memiliki karakteristik warna yang berbeda untuk setiap tingkat aroma, berdasarkan karakteristik tersebut, warna daun jeruk akan dijadikan input pada tahap preprocessing. Warna daun jeruk yang dimaksud adalah hijau muda untuk kelas aroma kuat, hijau tua untuk kelas aroma sedang, dan kuning untuk kelas aroma rendah. Hal ini dapat dilihat pada gambar 4.

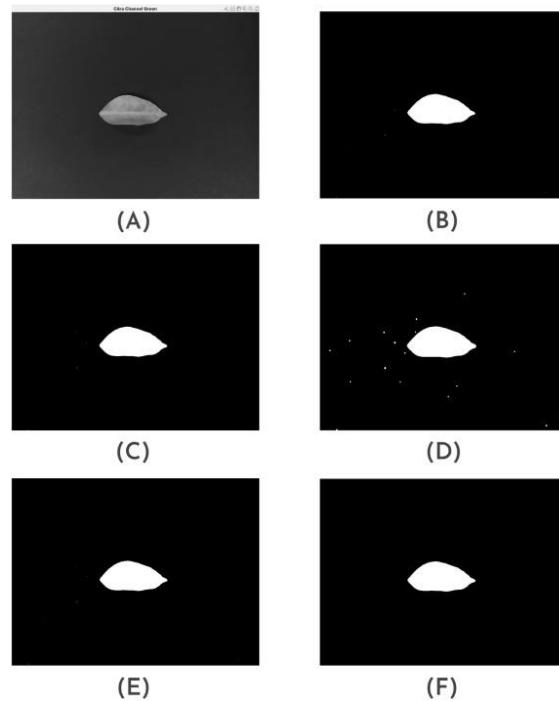


Gambar 4. Daun jeruk aroma kuat (A), Daun jeruk aroma sedang (B), daun jeruk aroma rendah (C)

Setelah itu, dilakukan proses ekstraksi pada setiap channel warna (merah, hijau, dan biru) dari setiap citra, dengan tujuan memisahkan masing-masing channel warna untuk analisis lebih lanjut. Setelah ekstraksi dan analisis dilakukan, disimpulkan bahwa fungsi warna pada saluran hijau paling baik digunakan pada proses berikut. Hal ini dikarenakan saluran hijau memiliki kontras yang tinggi sehingga membantu memperjelas perbedaan antara objek dan latar belakang sehingga memudahkan proses segmentasi. Hasil dari preprocessing pada channel merah, hijau, dan biru dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Hasil ekstraksi Red (A), Green (B), Blue (C)



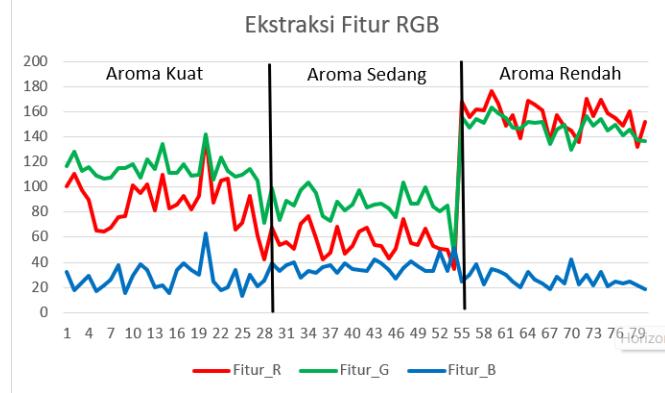
Gambar 6. Gambar saluran daun hijau (A), gambar hasil segmentasi daun (B), hasil pelebaran daun (C), hasil pengisian lubang daun (D), hasil pelebaran daun (E) dan pengikisan daun (D). hasil pembukaan (F)

Pada proses segmentasi, penelitian ini menggunakan metode Otsu untuk memisahkan latar belakang dan wilayah objek untuk hanya memproses wilayah objek pada langkah selanjutnya. Setelah segmentasi selesai, gambar tersegmentasi akan ditampilkan. Namun setelah dilakukan observasi, tidak semua citra segmentasi memberikan hasil yang optimal. Beberapa gambar segmentasi menunjukkan adanya objek kecil yang terpisah, lubang pada objek, dan noise di sekitar objek. Hal yang mempengaruhi hasil segmentasi antara lain kualitas gambar yang buruk, posisi daun yang buruk, dan bentuk daun yang tidak sempurna.

Untuk memperbaiki setiap citra hasil segmentasi, dilakukan serangkaian operasi morfologi. Operasi morfologi yang pertama adalah dilasi, yaitu memperbesar piksel-piksel kecil di sekitar objek menggunakan struktur elemen berbentuk cakram 10 piksel. Operasi morfologi kedua adalah erosi, yang menghilangkan piksel yang tidak perlu di sekitar gambar menggunakan struktur elemen disk berukuran 10 piksel. Operasi morfologi yang ketiga adalah pengisian lubang yang digunakan untuk menutup lubang pada area benda atau pada bagian tengah benda. Operasi morfologi yang terakhir adalah bwareaopen yang digunakan untuk menghilangkan noise dan objek yang tidak diinginkan dengan parameter 10000, artinya jika nilai piksel objek kurang dari 10000 maka objek tersebut akan dihilangkan. Setelah melakukan berbagai operasi morfologi, hasil segmentasi yang dikoreksi akan ditampilkan. Setelah dilakukan observasi, hasil segmentasi memberikan hasil yang cukup optimal seperti terlihat pada Gambar 6 diatas.

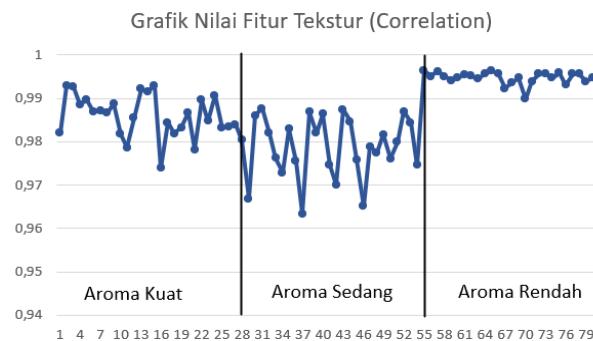
Setelah diperoleh hasil segmentasi yang jelas, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Ada dua jenis fitur yang digunakan, yaitu fitur warna, dan tekstur. Untuk karakteristik warna, digunakan ruang warna RGB. Sedangkan untuk karakteristik tekstur menggunakan parameter seperti kontras, korelasi, energi dan keseragaman analisis tekstur gambar menggunakan metode GLCM.

Hasilnya direpresentasikan dalam bentuk grafik nilai. Nilai grafik histogram hasil ekstraksi ciri warna dapat dilihat pada Gambar 7. Sedangkan nilai histogram hasil ekstraksi ciri tekstur dapat dilihat pada Gambar 8 hingga Gambar 11.



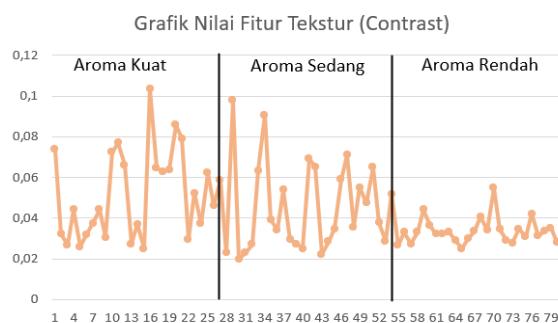
Gambar 7. Grafik aroma kuat (1-27), aroma sedang (28-54), aroma rendah (55-80) dengan ekstraksi fitur RGB

Berdasarkan grafik fitur warna RGB tersebut, perbedaan yang paling terlihat terletak pada grafik kanal G dan R. Untuk aroma kuat, grafik kanal G menunjukkan pola naik-turun yang stabil, sementara grafik kanal R tidak menunjukkan stabilitas yang sama. Pada aroma sedang, kedua grafik kanal G dan R cenderung menurun dibandingkan dengan aroma kuat. Sedangkan untuk aroma rendah, grafik kanal G dan R menunjukkan lonjakan yang lebih besar dibandingkan dengan aroma sedang. Perubahan dalam grafik ini mencerminkan distribusi piksel pada masing-masing kanal RGB.



Gambar 8. Grafik aroma kuat (1-27), aroma sedang (28-54), aroma rendah (55-80) dengan ekstraksi fitur Tekstur Correlation

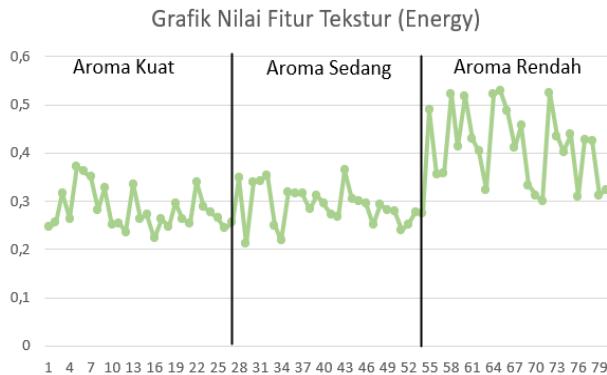
Grafik pada gambar 8 menunjukkan perbedaan yang jelas antara kelas-kelas aroma daun. Grafik untuk daun aroma kuat menunjukkan fluktuasi yang kurang signifikan, cenderung stabil naik, dan memiliki korelasi yang tinggi daripada grafik untuk daun aroma sedang. Sementara itu, grafik untuk daun aroma sedang menunjukkan fluktuasi yang lebih besar, dengan variasi korelasi dari rendah hingga tinggi. Grafik untuk daun aroma rendah menunjukkan kestabilan yang lebih besar dibandingkan dengan aroma lainnya.



Gambar 9. Grafik aroma kuat (1-27), aroma sedang (28-54), aroma rendah (55-80) dengan ekstraksi fitur Tekstur Contrast

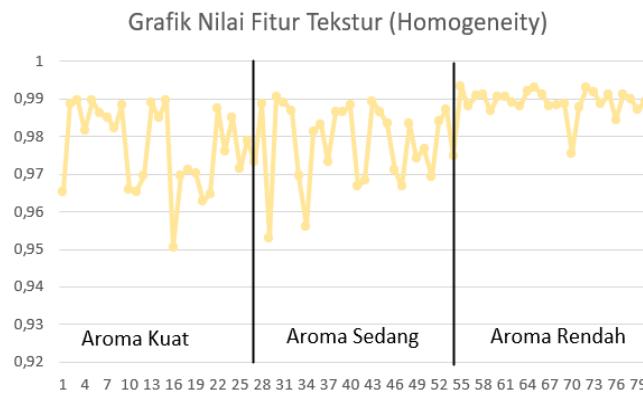


Grafik pada gambar 9 memperlihatkan perbedaan yang jelas antara kelas-kelas aroma daun. Grafik untuk daun aroma kuat menunjukkan fluktuasi yang tidak stabil. Grafik untuk daun aroma sedang juga menunjukkan fluktuasi naik-turun, namun perubahan antar titiknya agak jauh. Sementara itu, grafik untuk daun aroma rendah menunjukkan fluktuasi yang cukup stabil.



Gambar 10. Grafik aroma kuat (1-27), aroma sedang (28-54), aroma rendah (55-80) dengan ekstraksi fitur Tekstur *Energy*

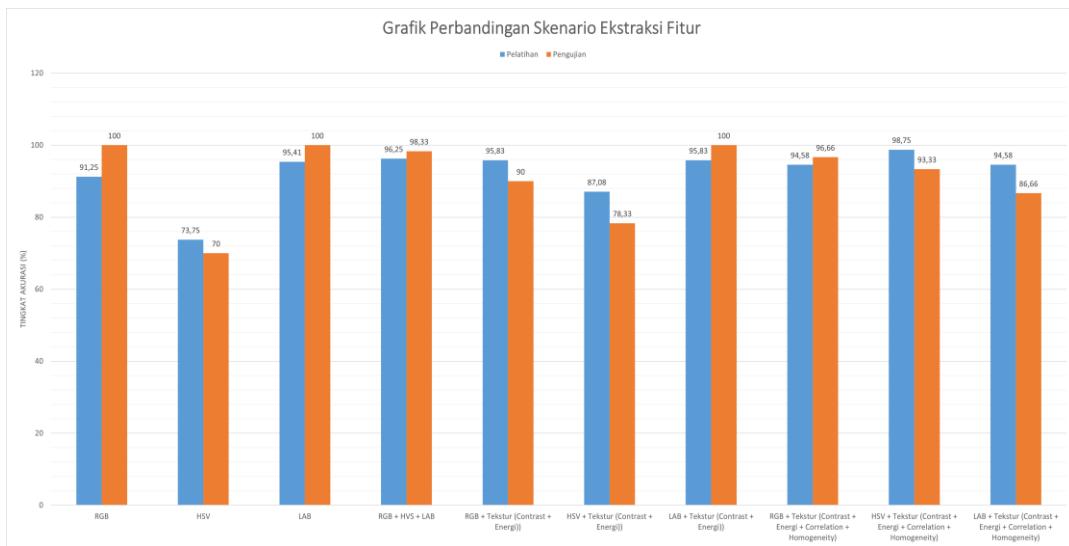
Gambar pada gambar 10 menunjukkan perbedaan yang mencolok antara kelas-kelas aroma daun. Grafik untuk daun aroma kuat menunjukkan nilai yang relatif stabil dengan sedikit variasi. Grafik untuk daun aroma sedang juga menunjukkan stabilitas nilai, tetapi dengan perbedaan yang signifikan antar titiknya. Sementara itu, grafik untuk daun aroma rendah menunjukkan ketidakstabilan nilai dengan perbedaan yang besar antar titik.



Gambar 11. Grafik aroma kuat (1-27), aroma sedang (28-54), aroma rendah (55-80) dengan ekstraksi fitur Tekstur *Homogeneity*

Grafik pada gambar 11 menunjukkan perbedaan grafik yang sangat mencolok. Grafik untuk daun aroma kuat menunjukkan nilai homogenitas yang lebih rendah dibandingkan dengan grafik lainnya. Grafik untuk daun aroma sedang menunjukkan fluktuasi naik-turun dengan perubahan yang signifikan pada beberapa titiknya. Sedangkan grafik untuk kualitas rendah menunjukkan nilai homogenitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan grafik lainnya.

Setelah mengekstrak semua fitur, langkah berikutnya dilakukan pelatihan dan pengujian dengan berbagai kombinasi fitur dan perhitungan untuk mencari kombinasi terbaik. Tujuan utamanya adalah mencari kombinasi fitur yang memberikan akurasi optimal dengan waktu komputasi yang cepat. Grafik perbandingan akurasi dari berbagai kombinasi fitur ditampilkan pada gambar 12.



Gambar 12. Grafik Perbandingan Akurasi antara Skenario Ekstraksi Fitur pada Tahap Pelatihan dan Pengujian

tabel 1. Perbandingan akurasi, me, *precision*, *recall*, dan waktu komputasi skenario kombinasi fitur

Fitur	Akurasi (%)		Misclassificatio n Error (%)		Precision (%)		Recall (%)		Waktu Komputasi (Detik/Citra)	
	Pelati han	Penguj ian	Pelati han	Penguj ian	Pelati han	Penguj ian	Pelati han	Penguj ian	Pelati han	Penguj ian
RGB	91,25 %	100%	8,75%	0%	91,7%	100%	84,8%	100%	5,79	7,76
HSV	73,75 %	70%	26,25 %	30%	100%	100%	60,5%	68,4%	9,05	6,25
LAB	95,4%	100%	4,6%	0%	96,1%	100%	94,9%	100%	8,71	8,16
RGB+HSV +LAB	96,25 %	98,3%	3,75%	1,7%	100%	100%	93,6%	100%	8,12	8,12
RGB+Tekst ur (Contrast,Energy)	95,8%	90%	4,2%	10%	97,2%	100%	91,1%	80%	8,23	6,44
HSV+Tekst ur (Contrast,Energy)	87,1%	78,3%	12,8%	21,7%	100%	100%	85,8%	68,4%	10,07	17,4
LAB+Tekst	95,8%	100%	4,2%	0%	97,2%	100%	91,1%	100%	8,01	8,07



ur

(Contras,En
ergy)

RGB+Tekst

ur

(Contras,En
ergy,

94,5%	96,6%	5,5%	3,4%	95,9%	100%	91%	95%	21,95	13,35
-------	-------	------	------	-------	------	-----	-----	-------	-------

Correlation,

Homogeneit
y)

HSV+Tekst

ur

(Contras,En
ergy,

98,75 %	93,3%	1,25%	6,7%	100%	100%	97,4%	90%	33.78	50.86
------------	-------	-------	------	------	------	-------	-----	-------	-------

Correlation,

Homogeneit
y)

LAB+Tekst

ur

(Contras,En
ergy,

94,5%	86,6%	5,5%	13,4%	93,6%	81,8%	93,6%	90%	39.13	50.18
-------	-------	------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------

Correlation,

Homogeneit
y)

Berdasarkan tabel diatas, skenario yang terpilih adalah menggunakan parameter warna RGB. Hal ini disebabkan oleh fakta bahwa fitur RGB memberikan akurasi pelatihan sebesar 91,25% dengan ME 8,75% dan waktu komputasi 5,79 detik per citra. Selama pengujian, skenario ini mencapai akurasi 100% dengan ME 0% dan waktu komputasi 7,76 detik per citra. Oleh karena itu, karena skenario 1 memiliki akurasi yang tinggi dan berbagai perhitungan lainnya yang rendah dibandingkan dengan skenario lainnya, sehingga disimpulkan bahwa skenario 1 adalah yang paling cocok untuk digunakan pada proses klasifikasi citra daun jeruk.

Dengan menggunakan fitur RGB, dilakukan pelatihan menggunakan 240 citra latih. Hasil pelatihan tersebut terdokumentasi dalam Tabel 2, dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 91,25%. Dari total 240 citra pelatihan, terdapat 21 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi di tiap kelas. Kesalahan klasifikasi pada 21 citra disebabkan oleh citra daun yang tidak melalui proses akuisisi dengan baik atau karena adanya kemiripan warna, sehingga sistem tidak dapat mengklasifikasikannya secara tepat, daun yang mengalami misclassification



error dapat dilihat pada gambar 13. Akibatnya, tingkat akurasi untuk setiap kelas adalah 83,75% untuk kelas aroma kuat, 92,5% untuk kelas aroma sedang, dan 97,5% untuk kelas aroma rendah.

Pada tahap pengujian menggunakan model JST yang telah dilatih, dilakukan pengklasifikasian 60 citra uji. Hasil pengujian tersebut tercatat dalam Tabel 2, dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 100%. Tidak ada citra yang mengalami kesalahan klasifikasi dalam pengujian ini. Akibatnya, akurasi untuk setiap kelas adalah 100% untuk kelas aroma kuat, 100% untuk kelas aroma sedang, dan 100% untuk kelas aroma rendah.



Gambar 13. Citra daun yang mengalami kesalahan klasifikasi

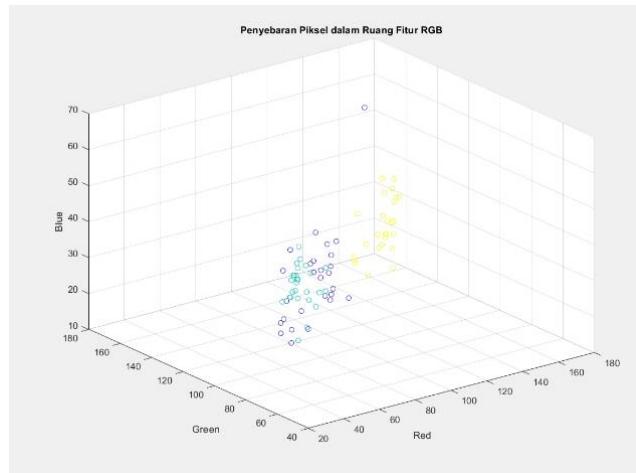
Dengan akurasi mencapai 100% dan nilai *misclassification error (ME)* sebesar 0%, dapat disimpulkan bahwa proses hasil pengujian memperoleh hasil yang sangat baik. Untuk memvisualisasikan penyebaran kelas ke dalam ruang warna RGB, Anda dapat melihatnya pada Gambar 14.

Tabel 2. Hasil akurasi dan me proses pelatihan dan pengujian citra.

Kelas	Total Citra		Akurat		Error		Akurasi (%)		Misclassification Error (%)	
	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji
Aroma Kuat	80	20	67	20	13	0	83,75%	100%	16,25%	0%
Aroma Sedang	80	20	74	20	6	0	92,5%	100%	7,5%	0%
Aroma Rendah	80	20	78	20	2	0	97,5%	100%	2,5%	0%

Dari hasil uji diatas, ketika direpresentasikan dalam ruang fitur RGB, dapat kita lihat penyebarannya terbagi menjadi tiga kelas, yaitu daun aroma kuat, daun aroma sedang, dan daun aroma rendah, masing-masing berisi 20 citra.

Dengan demikian, dari hasil dan analisis yang telah disampaikan, dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang telah dikembangkan mampu melakukan penentuan tingkat aroma dengan baik.



Gambar 14. Penyebaran Piksel RGB

Penelitian ini melibatkan penggunaan dataset citra daun jeruk yang terdiri dari total 300 lembar daun, dibagi menjadi tiga kelas aroma: kuat, sedang, dan rendah, masing-masing terdiri dari 100 citra. Dari jumlah tersebut, 240 citra untuk data latih, sementara 60 citra untuk data uji. Dalam hal ini kami menggunakan data latih untuk model klasifikasi, sedangkan data uji untuk menguji seberapa baik model tersebut dapat memprediksi tingkat aroma pada daun jeruk yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada tahap *preprocessing*, citra daun jeruk diekstraksi pada setiap channel warna (merah, hijau, dan biru) untuk mempersiapkannya untuk analisis lebih lanjut. Kemudian, metode segmentasi Otsu digunakan untuk memisahkan latar belakang dan wilayah objek, namun beberapa citra segmentasi memerlukan operasi morfologi tambahan untuk memperbaiki hasilnya. Dalam hal ini, dilakukan serangkaian operasi morfologi seperti dilasi, erosi, pengisian lubang, dan penghapusan noise untuk memperbaiki hasil segmentasi. Ekstraksi fitur kemudian dilakukan, dengan fokus pada fitur warna dan tekstur. Fitur-fitur ini kemudian digunakan untuk melatih model klasifikasi, dengan berbagai kombinasi fitur dieksplorasi untuk mencari yang paling optimal.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan fitur warna RGB memberikan akurasi pelatihan sebesar 91,25% dengan waktu komputasi 5,79 detik per citra dan akurasi pengujian 100% dengan waktu komputasi 7,76 detik per citra. Hal ini menunjukkan bahwa skenario ini memberikan hasil yang baik dengan akurasi tinggi dan waktu komputasi yang efisien.

Pada tahap pengujian menggunakan model JST yang telah dilatih, dilakukan pengklasifikasian 60 citra uji. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 100%, yang berarti tidak ada citra yang mengalami kesalahan klasifikasi. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berhasil dengan baik dalam membedakan tingkat aroma pada daun jeruk.

Dalam kesimpulan, penelitian ini menegaskan bahwa metode klasifikasi yang dikembangkan berhasil secara efektif dalam menentukan tingkat aroma daun jeruk. Tingkat akurasi yang tinggi pada pengujian menunjukkan bahwa model ini dapat menjadi alat yang berguna bagi para petani dalam memilih daun jeruk berkualitas. Ini menunjukkan potensi penggunaan teknologi analisis citra dalam meningkatkan kualitas produksi pertanian.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan sistem klasifikasi tingkat aroma daun jeruk dengan fitur warna dan tekstur menggunakan metode JST backpropagation, arsitektur jaringan yang dikembangkan dapat beroperasi secara efektif. Dari tahap pelatihan, waktu komputasi yang diperlukan adalah 5,79 detik per dataset



dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 91,25%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur jaringan tersebut mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi 100% pada 60 citra pengujian, dengan waktu komputasi yang lebih efisien, hanya 2 detik per dataset. Hal ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi para petani dalam memilih daun jeruk yang lebih berkualitas.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memberikan perhatian yang lebih besar pada proses akuisisi citra guna memastikan kualitas citra yang optimal, sehingga memudahkan proses analisis citra selanjutnya. Selain itu, penting untuk mengembangkan metode klasifikasi tambahan, karena kualitas aroma dari daun jeruk tidak hanya ditentukan oleh warna dan tekstur saja, tetapi juga oleh faktor-faktor lainnya. Integrasi metode klasifikasi yang memperhitungkan faktor-faktor tersebut dapat meningkatkan keakuratan dan ketepatan dalam menentukan tingkat aroma daun jeruk.

REFERENSI

- Agung, S. A., 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 networks. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(5), 1021–1032. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.780>
- Anisa, N. S., Andika, T. H., & Hardiyanti, F. (2020). Sistem identifikasi citra daun berbasis segmentasi dengan menggunakan metode K-Means Clustering. Retrieved from <http://jti.aisyahuniversity.ac.id/index.php/AJIEE>
- Ayu, F. (2019). Implementasi jaringan saraf tiruan untuk menentukan kelayakan proposal tugas akhir. *IT Journal Research and Development*, 3(2), 44–53. [https://doi.org/10.25299/itjrd.2019.vol3\(2\).2271](https://doi.org/10.25299/itjrd.2019.vol3(2).2271)
- Crispy, S., Milala, B. S., & Nasution, M. P. (2023). Uji antibakteri formulasi sediaan hand soap ekstrak etanol daun jeruk purut (*Citrus Hystrix DC*) terhadap bakteri *Staphylococcus aureus*. *Pusdikra Publishing*. Retrieved from <https://pusdikra-publishing.com/index.php/jkes/home>
- Dhavesia, V. (2017). Uji aktivitas antibakteri ekstrak daun jeruk purut (*Citrus hystrix D. C.*) terhadap *Pseudomonas aeruginosa* dan *Staphylococcus epidermidis*. Retrieved March 31, 2024, from <http://ejournal.uajy.ac.id/id/eprint/11897>
- Febrinanto, F. G., et al. (2018). Implementasi algoritme K-Means sebagai metode segmentasi citra dalam identifikasi penyakit daun jeruk. Retrieved from <http://j-ptik.ub.ac.id>
- Imam, C., Hidayat, E. W., & Kurniati, N. I. (2021). Classification of meat imagery using artificial neural network method and texture feature extraction by gray level co-occurrence matrix method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.1.37>
- Izhari, F., Zarlis, M., & Sutarman. (2020). Analysis of backpropagation neural network algorithm on student ability based cognitive aspects. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/725/1/012103>
- Kaswar, A. B. (2023). Sistem pendekripsi objek tanaman selada hidroponik dalam netpot menggunakan metode segmentasi Otsu Thresholding disertai operasi morfologi. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(1).
- Liantoni, F. (2015). Klasifikasi daun dengan perbaikan fitur citra menggunakan metode K-Nearest Neighbor. *Ultimatics*, 7(2).
- Novitasari, A., Purwandari, E. P., & Coastera, F. (2018). Identifikasi citra daun tanaman jeruk dengan local binary pattern dan moment invariant.
- Nurdinawati, V., Hendryani, A., & Barasabha, T. (2021). Segmentasi citra pembuluh darah retina menggunakan operasi morfologi iteratif. *Jurnal Teknik Elektro*, 13(1), 18–24. <https://doi.org/10.15294/jte.v13i1.29747>



- Poerwanto, R. S. E. E. D. A. A. B. R. (2019). Kajian produksi, mutu dan minyak atsiri daun jeruk purut (*Citrus hystrix* DC.) dengan perbedaan teknik budidaya dan pasca panen.
- Sanusi, H. S. H., & Susetianingtias, D. T. (2019). Pembuatan aplikasi klasifikasi citra daun menggunakan ruang warna RGB dan HSV. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 24(3), 180–190. <https://doi.org/10.35760/ik.2019.v24i3.2323>
- Sari, Y. A., Dewi, R. K., Fatichah, C., Teknik Informatika, J., & Teknologi Informasi, F. (2014). Seleksi fitur menggunakan ekstraksi fitur bentuk, warna, dan tekstur dalam sistem temu kembali citra daun.
- Sumarsono, A., & Supatman, S. (2021). Imagery identification of tomatoes which contain pesticides using learning vector quantization. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 2(1), 9–16. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.1.15>
- Syafi'i, S. I., Wahyuningrum, R. T., & Muntasa, A. (2016). Segmentasi objek pada citra digital menggunakan metode Otsu Thresholding. *Jurnal Informatika*, 13(1). <https://doi.org/10.9744/informatika.13.1.1-8>
- Wardhani, A. D. R. (2020). Segmentasi citra sel darah putih menggunakan HSV Saturation dan operasi morfologi.