

PENERAPAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK KLASIFIKASI RASA JERUK BERASTAGI BERDASARKAN WARNA DAN TEKSTUR DENGAN METODE KLASIFIKASI SVM

Mei Lammi Malau¹, Siti Wulandari², Dedy Kiswanto³

¹²³ Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Medan

Corresponding Author: meim3788@gmail.com

INFORMASI

Artikel History:

Rec. 15 Desember 2024
Acc. 10 Juni 2025
Pub. Juni 2025
Page. 86 - 101

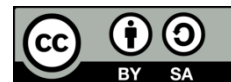
Kata kunci:

- Jeruk Berastagi
- Klasifikasi Rasa
- Pengolahan Citra Digital
- Support Vector Machine

ABSTRAK

Berastagi oranges are one of Indonesia's leading fruit commodities, with high demand both in local and international markets. To ensure the quality of oranges, particularly in terms of taste and ripeness, an accurate and objective method is needed. Manual classification of orange taste is often subjective and requires specific expertise, making it inefficient. This study aims to develop a method based on digital image processing to automate the classification of Berastagi orange taste into three main categories: sour, bland, and sweet. The proposed method consists of five main stages: image acquisition, preprocessing, background removal, feature extraction (HSV for color and GLCM for texture), and classification using Support Vector Machine (SVM). The results of the tests show that the developed method achieves a testing accuracy of 96.67%, with an average cross-validation accuracy of 93.33%. The confusion matrix indicates that most samples were classified correctly, with only one or two misclassifications in the sweet category. The average precision, recall, and f1-score of 0.97 suggest that the combined HSV and GLCM features effectively represent the characteristics of the orange taste. Based on the analysis and testing results, this method has been proven to be effective and efficient in automating the process of classifying the taste of Berastagi oranges into sour, bland, and sweet categories.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



PENDAHULUAN

Jeruk dari pasar lokal dan internasional menjadi salah satu komoditas utama, khususnya karena tingginya permintaan di Indonesia (Nurul et al., 2023). Jeruk, yang juga dikenal dengan nama ilmiah *Citrus Nobilis*, merupakan jenis pohon yang cocok dikelola sebagai tanaman perkebunan di daerah subtropis dengan suhu antara 20-25°C. Jenis jeruk yang sesuai untuk kondisi ini adalah

jeruk manis (Siwilopo et al., 2023). Jeruk adalah komoditas hortikultura yang patut untuk dikembangkan, karena jeruk manis sangat menguntungkan dan bisa menjadi sumber pendapatan bagi petani. Selain itu, jeruk juga merupakan buah favorit masyarakat, baik sebagai sumber penghasilan maupun hasil pendapatan petani. Jeruk merupakan buah tahunan yang asalnya dari Asia. Tanaman jeruk adalah tumbuhan berbunga dari genus Citrus dalam keluarga Rutaceae. Jeruk berbentuk pohon dengan buah berdaging yang rasanya segar dan asam, meski banyak juga yang manis. Rasa asam tersebut berasal dari kandungan asam sitrat dalam semua anggota genus (Swasono et al., 2023). Jeruk Berastagi merupakan salah satu komoditas buah unggulan di Indonesia yang memiliki karakteristik unik dalam hal rasa, seperti asam, manis, dan hambar. Perbedaan rasa ini menjadi salah satu faktor utama yang menentukan kualitas dan preferensi konsumen terhadap buah jeruk. Namun, klasifikasi rasa jeruk secara manual seringkali bersifat subjektif dan memerlukan pengalaman khusus dari pelaku industri. Hal ini mendorong perlunya pengembangan metode berbasis teknologi untuk mengotomasi proses klasifikasi rasa jeruk dengan lebih akurat dan efisien.

Teknologi pengolahan gambar saat ini memungkinkan manusia menciptakan sistem yang mampu mengenali gambar digital. Pengolahan gambar adalah salah satu teknologi yang digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah dalam pemrosesan gambar (Naufal Hilmi et al., 2024). Pengolahan citra digital telah menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk dalam analisis dan klasifikasi produk agrikultur. Dengan memanfaatkan karakteristik visual, seperti warna dan tekstur, pengolahan citra digital dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting yang relevan dengan perbedaan kualitas dan rasa suatu produk. Setiap buah memiliki karakteristik yang menentukan kualitasnya, seperti ukuran, bentuk, warna kulit, dan adanya kerusakan atau cacat. Proses pemisahan mutu pada jeruk dilakukan melalui klasifikasi (Wahyusari et al., 2023). Pada kasus Jeruk Berastagi, variasi warna kulit jeruk serta pola tekstur permukaannya dapat memberikan informasi yang signifikan untuk membedakan rasa asam, manis, dan hambar. Tanda-tanda fisik buah yang sudah matang antara lain kulitnya mengkilap dan berwarna hijau kekuning-kuningan pada bagian bawah jeruk, serta tekstur buah yang agak lunak (Sandi et al., 2021).

Salah satu algoritma yang mampu melakukan klasifikasi dengan efisien dan telah digunakan oleh berbagai peneliti adalah algoritma Support Vector Machine (Ismail et al., 2023). SVM adalah algoritma yang digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dengan mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah antara dua kelas dalam ruang input. (Rusman et al., 2023). Metode *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang memiliki kemampuan tinggi dalam memisahkan data yang kompleks. SVM mampu menangani data non-linear dan menghasilkan margin klasifikasi optimal, sehingga sangat cocok untuk tugas klasifikasi berbasis pengolahan citra. Dengan menggunakan SVM, klasifikasi rasa Jeruk Berastagi dapat dilakukan secara lebih akurat berdasarkan fitur warna dan tekstur yang telah diekstraksi dari citra jeruk.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan pengolahan citra digital dalam klasifikasi rasa Jeruk Berastagi berdasarkan warna dan tekstur dengan menggunakan metode SVM. Sebanyak 300 data citra jeruk, masing-masing 100 untuk kategori rasa asam, manis, dan hambar, digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini. Klasifikasi merupakan proses mengevaluasi objek data untuk menentukan ke dalam kelas mana objek tersebut termasuk di antara banyak kelas yang ada (Saputra et al., 2023). Metode yang diajukan terdiri dari 5 tahap utama: akuisisi citra, pra-pemrosesan, penghapusan background, ekstraksi fitur warna dan tekstur, serta klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Jeruk berastagi, yang sering dikonsumsi dan banyak dijual di pasaran, dipilih sebagai objek klasifikasi karena adanya masalah subjektivitas dan inkonsistensi dalam klasifikasi buah jeruk secara konvensional (Lapendy, Aulia, et al., 2024). Proses klasifikasi mencakup tahapan utama seperti pengambilan citra, ekstraksi fitur warna dan tekstur, serta implementasi algoritma SVM untuk klasifikasi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi klasifikasi otomatis pada produk agrikultur, khususnya untuk komoditas buah jeruk.

LANDASAN TEORI

Penelitian Terdahulu

Ada beberapa Peneliti sebelumnya yang telah melakukan penelitian tersebut. Yang pertama terkait “Klasifikasi Rasa Buah Salak Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital” Berdasarkan hasil pemeriksaan 160 citra latih, akurasi mencapai 100% dengan waktu komputasi 512,443 detik untuk seluruh citra. Sementara itu, hasil pengujian 40 gambar uji mencapai akurasi 100%, dan waktu perhitungan seluruh gambar adalah 321,389 detik. Oleh karena itu, dapat dinyatakan bahwa metode yang diterapkan berfungsi sempurna dalam mengklasifikasikan gambar salak berdasarkan warna dan bentuknya (Paoza et al., 2024). Peneliti yang kedua yaitu “Klasifikasi Rasa Jeruk Berdasarkan Warna dan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital” Berdasarkan hasil analisis dan pengujian yang diperoleh, bisa disimpulkan bahwa teknik jaringan syaraf tiruan berhasil membedakan rasa pada buah jeruk siam menjadi asam atau manis dengan memanfaatkan penggabungan fitur warna LAB dan fitur tekstur Contrast, Correlation, serta Energy. Adapun nilai akurasi, precision, dan recall yang didapat dari penggunaan metode ini adalah 98,75%, 97,56%, dan 100%. Selain itu, hasil pada confusion matrix dalam memprediksi jeruk siam memiliki rasa asam atau manis menunjukkan hasil yang hampir tepat dengan hanya satu atau dua data yang tidak sesuai klasifikasi (Lapendy, Resky, et al., 2024). Peneliti yang ketiga “Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN” dimana hasil klasifikais jenis Pisang dengan algoritma SVM yang paling baik adalah fitur warna 41,67%. Hasil klasifikasi jenis Pisang dengan algoritma KNN, K=2 nilai fitur tekstur paling baik hasil akurasi

58,33% (Jenis et al., 2021). Dan peneliti yang keempat yaitu tentang “Klasifikasi jenis adan Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur dan Bentuk Menggunakan Support Vector Machine” diamana berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa total data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 600 gambar buah pepaya yang dibagi menjadi data latih dan data uji. Akurasi tertinggi untuk dataset Bangkok diperoleh pada Fitur HSI yaitu sebesar 66%, sedangkan untuk dataset California diperoleh pada fitur HSI yaitu sebesar 65% (Wardani et al., 2020.).

Klasifikasi

Klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan makhluk hidup, termasuk hewan dan tumbuhan. Selanjutnya, tumbuhan dibedakan menjadi pohon dan herba, sedangkan hewan dibagi menjadi vertebrata dan avertebrata. Konsep klasifikasi pertama kali diperkenalkan oleh Aristoteles pada tahun 384-322 SM. Dalam konteks machine learning, klasifikasi adalah teknik untuk membangun model yang menjelaskan kategori data dan memprediksi kategori yang belum diketahui untuk objek yang sedang diamati (Amrozi et al., 2022). Teknik ini memanipulasi data dengan memberikan kategori baru untuk menetapkan suatu aturan. Analisis Diskriminan dan Regresi Logistik adalah metode klasifikasi yang umum digunakan dalam statistika, namun seiring dengan kemajuan teknologi, diperlukan metode analisis yang dapat melakukan beberapa fungsi untuk mengubah data besar menjadi pengetahuan yang terstruktur. Dalam machine learning, beberapa metode klasifikasi yang banyak digunakan antara lain adalah Classification and Regression Trees (CART), Random Forest, Naïve Bayes, Support Vector Machines (SVM), dan lainnya.

Jeruk Berastagi

Jeruk Berastagi (*Citrus spp.*) adalah salah satu produk hortikultura unggulan yang berasal dari Berastagi, Kabupaten Karo, Sumatera Utara. Jeruk ini terkenal karena rasa manis-asam yang seimbang, aroma yang kuat, dan kulitnya yang berwarna kuning cerah. Lokasi Berastagi yang terletak pada ketinggian sekitar 1.300 meter di atas permukaan laut, dengan iklim yang sejuk dan tanah vulkanik yang subur, sangat mendukung pertumbuhan jeruk ini dengan baik. Jeruk Berastagi merupakan produk pertanian terbesar dari Kabupaten Karo, dan tidak hanya dijual di daerah dan dalam negeri, tetapi juga telah diekspor ke luar negeri karena rasanya yang manis dan segar. Dengan pertanian yang subur di Berastagi, kebanyakan orang di sana mengandalkan bertani sebagai sumber penghidupan utama mereka. “Sejak lama, perkebunan rakyat Berastagi telah menjadi merek lokal,” sehingga harapannya adalah potensi alam ini dapat dimanfaatkan untuk pengembangan pariwisata alam di Berastagi. “Pariwisata memiliki peran yang penting dalam mendorong aktivitas ekonomi, meningkatkan citra Indonesia, meningkatkan taraf hidup masyarakat, serta membuka peluang kerja (Agrowisata Perkebunan Jeruk Diberastagi Dengan Penerapan Arsitektur Ekologi Author et al., 2022). pengklasifikasian rasa jeruk terbagi menjadi 3 kelas,

yaitu asam, manis dan hambar berdasarkan 2 kriteria penilaian, yaitu warna dan tekstur. Untuk kriteria warna berkaitan dengan warna oranye dari jeruk yang diuji, warna yang lebih mencolok dan terang cenderung kehijauan menandakan jeruk asam, dan warna jeruk yang tidak terang (pucat) seperti warna kuning memiliki cita rasa hambar sedangkan warna jeruk yang cenderung gelap dan oranye bercita rasa manis. Sedangkan untuk kriteria tekstur berkaitan dengan kulit jeruk yang mana jika tekstur kulit berbercak seperti kotor menandakan manis, jika kulitnya bersih dan mulus menandakan asam, dan jika teksturnya kasar kemudian sedikit keriput menandakan hambar karena buah sudah terlalu lama disimpan.

Pengolahan Citra Digital

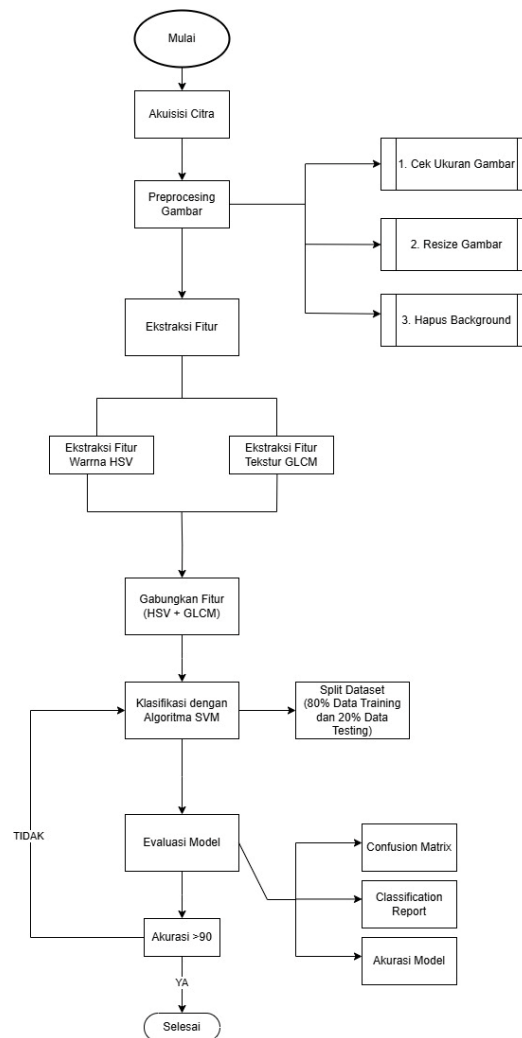
Citra merupakan kumpulan piksel yang disusun dalam format dua dimensi. Indeks untuk baris dan kolom (x, y) dari suatu piksel dinyatakan dalam bilangan bulat. Piksel $(0,0)$ berada di pojok kiri atas pada sebuah citra, di mana indeks x bergerak ke arah kanan dan indeks y bergerak ke arah bawah. Pendekatan ini digunakan merujuk pada cara penulisan larik dalam pemrograman komputer. Supaya bisa diproses oleh komputer digital, sebuah citra perlu diwakili secara numerik dengan nilai-nilai diskrit; representasi citra dari fungsi kontinu menjadi nilai-nilai diskrit disebut digitalisasi. Citra yang dibuat inilah yang dikenal sebagai citra digital (digital image). Citra digital adalah citra yang memiliki fungsi dengan dua variabel, $f(x, y)$, di mana x dan y adalah koordinat dan nilai $f(x, y)$ merupakan intensitas citra pada koordinat tersebut (Fadhlul Barkah et al., 2020).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai penggabungan konsep-konsep utama dalam bidang pengenalan pola (Ainani Shabrina Febrianti, 2020). Support Vector Machine (SVM) adalah teknik pembelajaran mesin yang populer untuk masalah klasifikasi dan regresi. Teknik ini termasuk dalam kategori klasifikasi linier biner diskriminatif (non probabilistik) (Yohannes, 2020). Jadi, SVM adalah metode dalam pembelajaran supervised learning yang sering dipakai untuk klasifikasi, baik pada Support Vector Regression maupun Support Vector Classification. Algoritma SVM berfungsi dengan menemukan hyperplane terbaik dengan cara mencari jarak terjauh antara kelas-kelas. Hyperplane dalam SVM adalah sebuah fungsi yang digunakan untuk memisahkan satu kelas dari kelas lainnya. Untuk fungsi 2 Dimensi yang digunakan dalam klasifikasi antar kelas disebut line, sedangkan untuk fungsi 3 Dimensi disebut plane. Fungsi yang biasanya digunakan untuk klasifikasi dalam ruang dimensi lebih dari 3 Dimensi dikenal sebagai hyperplane (Kurniadi et al., 2021).

METODE

Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan metode utama, yaitu akuisisi citra, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahapan-tahapan tersebut ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Metode

Akuisisi Citra

Tahapan ini adalah pengambilan dataset citra buah jeruk Berastagi. Adapun jumlah Dataset yang diambil adalah sebanyak 300 citra, dimana untuk setiap citra buah terdiri dari 100 citra rasa jeruk Berastagi Manis, 100 citra rasa jeruk Berastagi Asam, dan 100 citra rasa jeruk Berastagi Hambar. Akuisisi citra dilakukan dengan menggunakan kamera smartphone Samsung dengan latar

belakang menggunakan kertas HVS putih agar hasil citra yang didapatkan memiliki latar belakang yang seragam.

Preprocessing

Pada tahap preprocessing akan dilakukan pengolahan citra berdasarkan dataset yang telah diperoleh untuk mendapatkan kualitas citra yang baik sehingga memudahkan dalam proses selanjutnya. Untuk langkah yang pertama yaitu melakukan pengecekan terhadap ukuran masing-masing citra Asam, Manis, dan Hambar lalu kemudian dilakukan resize pada gambar untuk menyamakan ukuran dengan width 300 dan height 300. Lalu kemudian setelah di resize dilakukan proses penghapusan latar belakang (background removal) pada citra. Dimana (background removal) pada citra adalah teknik pengolahan citra digital yang digunakan untuk memisahkan objek utama dari latar belakangnya. Dimana penghapusan latar belakang bertujuan untuk mendapatkan citra yang fokus pada objek tertentu, sehingga dapat digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pemrosesan data, analisis citra, desain grafis, e-commerce, dan lain sebagainya.

Ekstrasi Fitur

Tahap ekstrasi fitur adalah langkah yang dilakukan untuk mendapatkan nilai fitur dari gambar bersih yang dihasilkan dari langkah sebelumnya. Proses pengambilan ini bertujuan untuk mempermudah identifikasi dan memperjelas perbedaan pola serta karakteristik pada gambar. Hasil dari pengambilan ciri ini sering kali berupa karakter atau ciri bentuk dan warna, sehingga dapat digunakan untuk mengenali objek (Fadjeri et al., 2023) . Pada tahap ini, parameter yang digunakan adalah warna dan tekstur kulit jeruk.

a. Ekstraksi warna menggunakan HSV

Ekstraksi warna pada dasarnya dapat dilakukan dalam berbagai ruang warna seperti ruang warna HSV. Pada fitur warna HSV, Hue menunjukkan tingkat kemerahan dan kehijauan dari cahaya. Hue memiliki rentang antara 0 sampai 360 derajat, di mana 0 adalah merah, 60 derajat adalah kuning, 120 derajat adalah hijau, 180 derajat adalah cyan, 240 derajat adalah biru, dan 300 derajat adalah warna magenta. Saturation menunjukkan seberapa tinggi kemurnian warna pada gambar. Value menunjukkan tingkat kecerahan warna yang beragam dari 0 - 100% (Wibowo et al., 2021).

b. Ekstraksi tekstur menggunakan GLCM

Pada ekstraksi tekstur, diterapkan GLCM Gray-Level Co-occurrence Matrix. GLCM merupakan matriks yang memperlihatkan frekuensi kemunculan pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu pada jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam gambar. Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1, 2, 3, dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, yakni 0° , 45° , 90° , dan 135° (Wardani et al., 2020).

c. Gabungkan Ekstraksi Fitur HSV dan GLCM

Menggabungkan ekstraksi fitur warna HSV dan tekstur GLCM memungkinkan model pembelajaran mesin untuk memanfaatkan informasi yang lebih kaya dan beragam dari gambar, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi dan kemampuan generalisasi. Fitur HSV memberikan informasi tentang warna gambar, sementara fitur GLCM memberikan informasi tentang tekstur. Dengan menggabungkan keduanya, kita dapat mengatasi keterbatasan masing-masing metode dan mendapatkan representasi yang lebih lengkap tentang objek dalam gambar, yang sangat berguna untuk berbagai aplikasi seperti klasifikasi gambar jeruk menjadi manis, asam, atau hambar. Proses ini melibatkan normalisasi nilai HSV untuk mengkonsistenkan skala warna dan perhitungan nilai GLCM pada beberapa sudut untuk menangkap pola tekstur dari berbagai orientasi.

Klasifikasi dengan SVM

Klasifikasi rasa buah jeruk berupa asam, hambar dan manis yaitu berdasarkan warna kulit dan tekstur. Dataset yang telah diperoleh kemudian dibagi sebesar 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk membentuk model klasifikasi untuk pengujian. Sedangkan, data uji adalah data yang digunakan untuk menguji kinerja suatu model atau algoritma.

Evaluasi Model

Evaluasi model klasifikasi mencakup beberapa metrik untuk mengukur seberapa baik model dalam memprediksi data. Akurasi mengukur persentase prediksi yang benar dari total data, namun bisa menyesatkan jika dataset tidak seimbang. Confusion Matrix memberikan rincian prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, mencakup True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), yang membantu memahami kinerja model secara mendalam. Classification Report menampilkan metrik seperti precision, yang mengukur akurasi prediksi untuk setiap kelas, recall, yang mengukur kemampuan model dalam mendeteksi kelas yang benar, dan f1-score, yang menggabungkan precision dan recall untuk memberikan keseimbangan. Apabila akurasi masih kurang dari 90% maka kembali ketahap klasifikasi dengan svm, untuk menyesuaikan parameter yang tepat untuk klasifikasi agar akurasinya tinggi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Akuisisi Citra

Penelitian ini mengelompokkan buah jeruk menjadi tiga kategori: asam, manis, dan hambar dengan masing-masing kategori terdiri dari 100 gambar. Hasil pengambilan gambar (Akuisisi Citra) berdasarkan kategori tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.

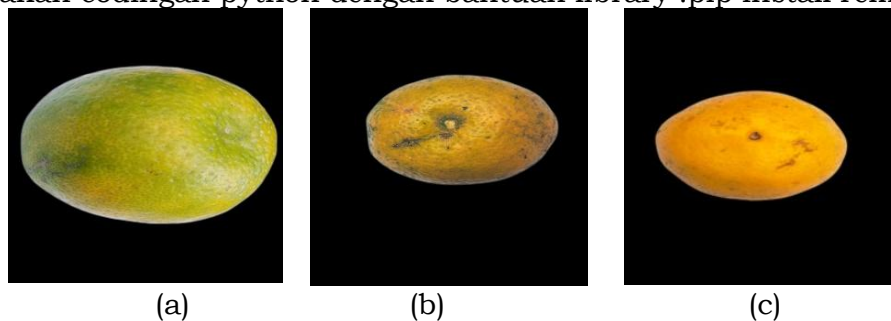


Gambar 2. Citra Jeruk (a) asam (b) manis (c) hambar

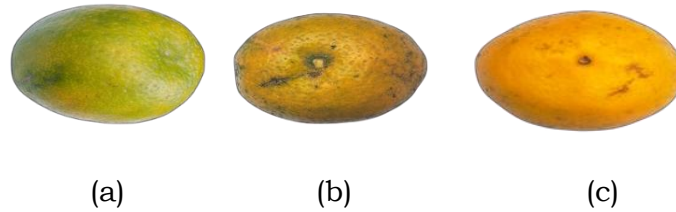
Jeruk Asam memiliki warna yang mencolok dan terang cenderung ke hijau dan tekstur kulit yang bersih dan mulus, jeruk manis memiliki warna jeruk yang cenderung gelap dan orange serta tekstur kulit yang berbercak seperti kotor, dan jeruk hambar memiliki warna jeruk yang tidak terang (pucat) seperti warna kuning dan teksturnya kasar kemudian sedikit keriput menandakan hambar karena buah sudah terlalu lama disimpan.

Preprocessing

Pada tahap praproses gambar, terlebih dahulu dilakukan pengecekan ukuran setiap citra. Saat dilakukan pengecekan didapat bahwa ukuran untuk citra hambar sudah seragam, tetapi untuk Asam dan Manis masih terdapat perbedaan ukuran. Oleh karena itu dilakukan resize untuk semua citra asam, manis dan hambar dengan `target_width = 300` dan `target_height = 300`. Selanjutnya setelah dilakukan resize dilakukan penghapusan background untuk setiap citra. Penghapusan background untuk setiap citra adalah dengan menggunakan codingan python dengan bantuan library `!pip install rembg`.



Gambar 3. asam resize(a) manis resize(b) hambar resize(c)



Gambar 4. Citra Jeruk (a) asam (b) manis (c) hambar setelah remove background

Ekstraksi Fitur Warna dan Tekstur

Setelah melalui tahap praproses, kemudian dilanjutkan dengan tahap Ekstraksi Fitur. Dua faktor yang menjadi dasar dalam mengklasifikasikan jeruk menjadi asam, manis, atau hambar adalah warna dan teksturnya. Metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur warna yakni HSV (Hue saturation Value). Sedangkan untuk ekstraksi fitur tekstur yakni contrast, correlation, energy, dan homogeneity yaitu dengan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Dalam ekstraksi fitur warna berbasis ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value), setiap gambar dibaca menggunakan OpenCV, dikonversi ke ruang warna HSV, lalu statistik fitur (rata-rata, standar deviasi, dan nilai maksimum) dihitung untuk setiap komponen Hue, Saturation, dan Value. Fitur-fitur ini, beserta label kategori, disimpan dalam sebuah daftar. Fitur-fitur seperti Mean_H, Std_H, dan Max_H dalam ruang warna HSV digunakan untuk menggambarkan karakteristik warna dominan dalam gambar. Mean_H (rata-rata Hue) menunjukkan warna utama yang mendominasi gambar, sementara Std_H (standar deviasi Hue) memberikan informasi tentang seberapa beragam warna-warna tersebut, dan Max_H menunjukkan warna dengan intensitas tertinggi. Komponen Saturation (Mean_S, Std_S, Max_S) merepresentasikan intensitas atau kejenuhan warna, di mana nilai rata-rata (Mean_S) mengindikasikan tingkat keseluruhan kejenuhan, Std_S menunjukkan tingkat variasi intensitas warna, dan Max_S menunjukkan kejenuhan warna tertinggi dalam gambar. Sedangkan komponen Value (Mean_V, Std_V, Max_V) menggambarkan tingkat kecerahan gambar: Mean_V memberikan rata-rata kecerahan, Std_V menunjukkan seberapa bervariasi tingkat kecerahan di gambar, dan Max_V mengidentifikasi bagian gambar dengan kecerahan tertinggi. Semua fitur ini dikombinasikan untuk memberikan representasi numerik yang komprehensif dari karakteristik warna dan tekstur gambar. Sementara itu, Label digunakan untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam kategori tertentu (misalnya, "Manis," "Asam," atau "Hambar") yang berfungsi sebagai target dalam pelatihan model pembelajaran mesin. Dengan menganalisis fitur-fitur ini, model dapat membedakan dan memprediksi kategori rasa berdasarkan pola warna yang terkandung dalam gambar. Pada ekstraksi fitur tekstur, ekstraksi fitur tekstur gambar menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM adalah metode untuk menghitung hubungan spasial antar intensitas piksel dalam citra grayscale. Pada kode ini, setiap gambar dalam folder dikonversi ke skala abu-abu, dinormalisasi ke rentang [0, 255], lalu dihitung nilai GLCM untuk empat sudut (0° , 45° , 90° , dan 135°) dengan jarak antar piksel

sebesar 1. Dari matriks GLCM tersebut, fitur-fitur tekstur seperti *contrast* (mengukur perbedaan intensitas), *correlation* (hubungan linear antara piksel), *energy* (kekompakan distribusi), dan *homogeneity* (keseragaman nilai intensitas) diekstraksi. Fitur ini kemudian diratakan ke dalam vektor untuk setiap gambar dan dikombinasikan dengan label kategori (misalnya, "Manis," "Asam," "Hambar") untuk klasifikasi.

Klasifikasi dengan Algoritma SVM

Pada penelitian ini, klasifikasi rasa jeruk Siam dilakukan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi, bekerja baik pada data non-linear dengan kernel yang sesuai, serta performa yang optimal dalam berbagai kasus klasifikasi berbasis pengolahan citra digital. Ruang warna HSV dipilih karena mampu merepresentasikan warna jeruk lebih baik dibanding RGB. Hue membedakan spektrum warna (kuning, oranye, hijau) yang terkait rasa. Saturation dan value menggambarkan kejenuhan dan kecerahan warna, penting untuk analisis tingkat kematangan. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk menangkap pola tekstur kulit jeruk. Fitur seperti homogeneity, contrast, dan energy membantu membedakan tekstur jeruk manis (halus) dari asam atau hambar. Data di split menjadi dua, yaitu data training dan data testing, dengan 80% data train, dan 20% data test. Kemudian dilakukan evaluasi model SVM (Support Vector Machine) yang dapat dilakukan dengan berbagai metode untuk menilai kinerja dan efektivitas model.

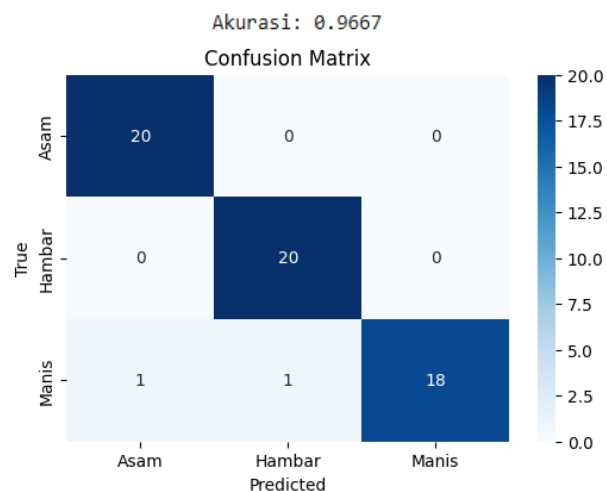
Tabel 1. Hasil Metrik Evaluasi

Classification Report	Precision	Recall	F1-Score	Support
Asam	0.95	1.00	0.98	20
Hambar	0.95	1.00	0.98	20
Manis	1.00	0.90	0.95	20
accuracy			0.97	60
macro avg	0.97	0.97	0.97	60
weighted avg	0.97	0.97	0.97	60

Hasil Classification Report menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan rasa jeruk berdasarkan fitur warna dan tekstur. Pada kelas Asam, precision mencapai 0,95, yang berarti 95% prediksi "Asam" adalah benar, dengan recall sempurna sebesar 1,00, menunjukkan semua jeruk yang sebenarnya Asam terklasifikasi dengan benar. Kombinasi kedua metrik tersebut menghasilkan F1-score sebesar 0,98, dengan support sebanyak 20 sampel. Serupa dengan kelas Asam, pada kelas Hambar, precision juga sebesar 0,95 dengan recall 1,00, sehingga F1-score mencapai 0,98, menunjukkan performa yang konsisten untuk kelas ini. Untuk kelas Manis, precision model mencapai 1,00, artinya semua prediksi sebagai "Manis" adalah benar, namun recall sebesar 0,90 menunjukkan bahwa 10% jeruk yang sebenarnya Manis salah

diklasifikasikan sebagai kelas lain. F1-score untuk kelas Manis tetap tinggi, yaitu 0,95, dengan total support 20 sampel. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 97%, yang berarti 97% dari total 60 sampel terklasifikasi dengan benar. Nilai rata-rata precision, recall, dan F1-score secara makro dan tertimbang masing-masing adalah 0,97, menunjukkan performa model yang konsisten di semua kelas. Namun, performa pada kelas Manis sedikit lebih rendah pada metrik recall, menunjukkan potensi perbaikan dalam menangkap semua sampel "Manis." Kombinasi fitur warna dan tekstur dengan algoritma SVM terbukti sangat efektif untuk klasifikasi rasa jeruk Siam.

Confusion Matrix



Confusion Matrix pada gambar menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan tiga kelas rasa jeruk: Asam, Hambar, dan Manis. Model berhasil mengklasifikasikan seluruh jeruk Asam dan Hambar dengan benar, masing-masing sebanyak 20 sampel, tanpa kesalahan prediksi ke kelas lain. Namun, pada kelas Manis, dari 20 sampel yang ada, hanya 18 yang diklasifikasikan dengan benar, sementara 1 sampel salah diprediksi sebagai Asam dan 1 lainnya salah diprediksi sebagai Hambar. Secara keseluruhan, model memiliki akurasi tinggi, yaitu 96,67%, dengan total 58 prediksi yang benar dari 60 sampel. Meskipun performa untuk kelas Asam dan Hambar sempurna, terdapat sedikit kesalahan pada kelas Manis, yang menunjukkan bahwa model masih memiliki ruang untuk perbaikan dalam membedakan kelas Manis dari yang lainnya.

Cross-validation scores

Cross-validation scores digunakan untuk mengevaluasi kinerja model machine learning dengan membagi dataset menjadi beberapa subset (fold). Ini membantu memastikan bahwa model tidak hanya bekerja baik pada satu set data tertentu tetapi juga memiliki kinerja yang konsisten pada seluruh dataset.

==== Cross-Validation Scores =====

Fold 1: 0.9500

Fold 2: 0.9667

Fold 3: 0.9667

Fold 4: 0.9500

Fold 5: 0.8333

Mean CV Accuracy (Linear Kernel): 0.9333

Standard Deviation of CV Accuracy (Linear Kernel): 0.0506.

Dari hasil ini, terlihat bahwa akurasi konsisten tinggi pada sebagian besar *fold* (di atas 95%), kecuali pada Fold 5 yang mengalami penurunan akurasi menjadi 83,33%. Hal ini mungkin disebabkan oleh distribusi data pada Fold 5 yang lebih sulit atau kurang seimbang dibandingkan *fold* lainnya. Rata-rata akurasi cross-validation adalah 93,33%, menunjukkan bahwa model secara umum memiliki kinerja yang baik dan stabil pada data yang berbeda. Standar deviasi menunjukkan seberapa besar variasi akurasi antar *fold*. Nilai standar deviasi yang relatif kecil (5,06%) menunjukkan bahwa model cukup stabil, meskipun ada sedikit fluktuasi kinerja pada Fold 5.

Pada klasifikasi dengan Algoritma SVM ini, penelitian ini memilih untuk menggunakan kernel linear. Pemilihan kernel linear dibandingkan kernel RBF (Radial Basis Function) didasarkan pada hasil evaluasi akurasi yang lebih tinggi pada data jeruk Siam ini. Kernel linear menunjukkan rata-rata akurasi 96,67% atau 97% dalam pengujian klasifikasi, sementara kernel RBF menghasilkan akurasi yang lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antara fitur-fitur yang digunakan, seperti warna (HSV) dan tekstur (GLCM), serta label rasa (Asam, Hambar, Manis), cenderung memiliki hubungan linier yang kuat di ruang dimensi tinggi. Kernel linear juga lebih sederhana secara komputasi dibandingkan kernel RBF. Kernel linear bekerja optimal ketika data dapat dipisahkan dengan hiperplane linier di ruang fitur, sehingga lebih efisien dalam waktu pelatihan, terutama pada dataset dengan ukuran relatif kecil atau dimensi fitur yang moderat. Di sisi lain, kernel RBF, meskipun mampu menangkap hubungan yang lebih kompleks, cenderung membutuhkan tuning parameter tambahan seperti gamma yang bisa meningkatkan risiko overfitting jika tidak dioptimalkan dengan baik. Dengan memilih kernel linear, proses klasifikasi menjadi lebih sederhana, cepat, dan efektif untuk dataset ini, tanpa mengorbankan akurasi model. Oleh karena itu, kernel linear menjadi pilihan terbaik untuk memastikan performa yang optimal dan stabil. Selain itu, untuk mengevaluasi model secara lebih robust dan mengurangi risiko bias dalam pembagian data, penelitian ini juga menggunakan cross-validation. Cross-validation membagi dataset menjadi beberapa *fold* yang memungkinkan model dilatih dan diuji pada bagian data yang berbeda-beda. Metode ini memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai kemampuan model dalam menggeneralisasi pada data yang tidak terlihat, menghindari overfitting, dan memastikan bahwa model tidak hanya bekerja dengan baik pada sebagian data saja. Dengan melakukan cross-validation, model diuji secara lebih adil pada semua data, sehingga hasil yang diperoleh lebih representatif dan mengurangi ketergantungan pada pembagian data yang mungkin tidak merata. Oleh karena itu, penggunaan cross-validation memberikan evaluasi yang lebih kredibel

terhadap kinerja model dan meningkatkan keandalan hasil klasifikasi jeruk Siam ini.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian, metode SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan rasa jeruk Berastagi menjadi asam, manis, atau hambar. Penerapan pengolahan citra digital menggunakan fitur gabungan HSV (warna) dan GLCM (tekstur) untuk klasifikasi rasa jeruk Berastagi dengan metode SVM menunjukkan kinerja yang sangat baik. Model SVM dengan kernel linear berhasil mencapai akurasi tinggi sebesar 96,67% pada pengujian dataset. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa kelas Asam dan Hambar diklasifikasikan dengan sempurna, sementara pada kelas Manis, terdapat sedikit kesalahan dengan dua sampel salah klasifikasi. Dari classification report, nilai rata-rata presisi, recall, dan f1-score sebesar 0,97 mengindikasikan bahwa fitur gabungan HSV dan GLCM mampu merepresentasikan karakteristik rasa jeruk dengan baik.

Selain itu, Cross-Validation menggunakan 5-fold cross-validation menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 93,33% dengan standar deviasi 5,06%, yang mencerminkan kemampuan model dalam menggeneralisasi data baru. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa penggabungan fitur HSV dan GLCM efektif dalam memanfaatkan atribut warna dan tekstur jeruk untuk mendukung klasifikasi rasa secara akurat menggunakan metode SVM. Jadi berdasarkan hasil analisis dan pengujian, metode SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan rasa jeruk Berastagi menjadi asam, manis, atau hambar.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah menggunakan dataset dengan kualitas gambar yang baik. Dan menggunakan dataset yang lebih beragam. Serta memperbanyak dataset karena dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. Selain itu, disarankan untuk mencoba fitur dan metode klasifikasi yang berbeda untuk hasil yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Agrowisata Perkebunan Jeruk Diberastagi Dengan Penerapan Arsitektur Ekologi Author, K., Gabriela Alamanda, A., & Imam Faisal Pane, dan. (2022). *TALENTA Conference Series: Energy & Engineering*. doi: 10.32734/ee.v5i1.1463
- Ainani Shabrina Febrianti, T. A. S. dan A. F. B. (2020). *Klasifikasi Tumor Otak pada Citra MagneticResonance Image dengan Menggunakan MetodeSupport Vector Machine*.
- Amrozi, Y., Yuliati, D., Susilo, A., Novianto, N., & Ramadhan, R. (2022). Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(3), 394–399. doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502
- Fadhlul Barkah, M., Rekeyasa, J., Komputer, S., Mipa, F., Tanjungpura, U., Prof, J., Hadari, H., & Pontianak, N. (2020). *Coding: Jurnal Komputer dan Aplikasi* **KLASIFIKASI RASA BUAH JERUK PONTIANAK BERDASARKAN WARNA KULIT**

BUAH JERUK MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (Vol. 08, Issue 01).

- Ismail, Nurhikma Arifin, & Prihastinur. (2023). Klasifikasi Kematangan Buah Naga Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma Multi-Class Support Vector Machine. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 5(1), 121–126. doi: 10.51401/jinteks.v5i1.2203
- Jenis, K., Berdasarkan, P., Warna, F., Citra, B., Svm, M., Knn, D., Yana, Y. E., & Nafi', N. (2021). Classification of Banana Types Based on Color, Texture, Image Shape Features Using SVM and KNN. In *Research : Journal of Computer* (Vol. 4, Issue 1).
- Kurniadi, B. W., Prasetyo, H., Ahmad, G. L., Aditya Wibisono, B., & Sandya Prasvita, D. (2021). Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah. In *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*.
- Lapendy, J. C., Aulia, A., Resky, C., Makmur, H., Baso, A., Andayani, D. D., & Adiba, F. (2024). *Klasifikasi rasa jeruk siam berdasarkan warna dan tekstur berbasis pengolahan citra digital*. 9(2), 756–767.
- Lapendy, J. C., Resky, A. A. C., Makmur, H., Kaswar, A. B., Andayani, D. D., & Adiba, F. (2024). KLASIFIKASI RASA JERUK SIAM BERDASARKAN WARNA DAN TEKSTUR BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(2), 756–767. doi: 10.29100/jipi.v9i2.5384
- Naufal Hilmi, A., Yulia Puspaningrum, E., Endah Wahanani, H., Rungkut Madya No, J., Anyar, G., Gn Anyar, K., & Timur, J. (2024). *Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Identifikasi Penyakit pada Tanaman Jeruk Berdasarkan Citra Daun*. 2, 107–117. Retrieved from <https://doi.org/10.62951/router.v2i2.78>
- Nurul, A., Santoso, P., Candra, R., & Santi, N. (2023). *Metode Naive Bayes Mendeteksi Penyakit Citrus Vein Phloem Degeneration*. 8, 126–141. Retrieved from <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik>
- Paoza, E., & Cholil, S. R. (2024). ANALISIS UI/UX UNTUK PERANCANGAN WEBSITE E-FASILITAS RUMAH TANGGA UNIVERSITAS SEMARANG MENGGUNAKAN PENDEKATAN USER CENTRED DESIGN. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(3), 1212–1224. doi: 10.29100/jipi.v9i3.5289
- Rusman, J., & Pasae, N. (2023). Prototype Sistem Penyortir Buah Kopi Arabika Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Teknika*, 12(1), 65–72. doi: 10.34148/teknika.v12i1.602
- Sandi, K., & Abdullah. (2021). SISTEM PREDIKSI RASA BUAH JERUK MENGGUNAKAN METODE k-NEAREST NEIGHBOR. *METHODIKA: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(2), 7–13. doi: 10.46880/mtk.v7i2.457

- Saputra, J., Sa'adati, Y., Ardhana, V. Y. P., & Afriansyah, M. (2023). RESOLUSI : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah. *Media Online*, 3(5), 347–354. Retrieved from <https://djournals.com/resolusi>
- 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).
- Swasono, D. I., Wijaya, M. A. R., & Hidayat, M. A. (2023). Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan Arsitektur Alexnet. *INFORMAL: Informatics Journal*, 8(1), 68. doi: 10.19184/isj.v8i1.38563
- Wahyusari, R., & Nuralimah, S. (2023). Klasifikasi Penyakit Jeruk Menggunakan Ekstraksi Fitur Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Algoritma Neural Network (NN). *Prosiding SENDIKO (Seminar Nasional Hasil Penelitian & Pengabdian Masyarakat Bidang Ilmu Komputer)*, 2, 90–96.
- Wardani, L. A., Pasek, G., Wijaya, S., & Bimantoro, F. (2020.). *KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (Classification of Types and Levels of Ripeness of Papaya Fruit Based on Color, Texture and Shape Features Using Support Vector Machine)*. Retrieved from <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- Yohannes, M. R. P. and L. C. (2020). *Klasifikasi Jenis Buah dan Sayuran Menggunakan SVM Dengan Fitur Saliency-HOG dan Color Moments*.