

Low-level Images Extraction Features pada Algoritma SVM untuk Mengidentifikasi Kematangan Jeruk

I Made Agus Rama Wijaya^{a1}, I Ketut Gede Suhartana^{a2}

^aProgram Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana
Jalan Raya Kampus Udayana, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali Indonesia
¹ramawijaya1415@gmail.com
²ikg.suhartana@unud.ac.id

Abstract

Terkadang jika melakukan identifikasi secara manual oleh petani buah masih memunculkan peluang terjadinya human error saat panen. Untuk itu, penelitian ini dilakukan bertujuan untuk pelatihan klasifikasi terhadap buah jeruk guna mengurangi error rate dalam pemanenan. Kematangan buah dipisah ke dalam dua kelas yaitu matang dan belum matang. Dimana dataset yang digunakan merupakan data sekunder citra buah jeruk dengan total sebanyak 400 buah, yaitu 200 citra matang dan 200 citra belum matang. Metode yang digunakan adalah Support Vector Machine kernel linear dengan penggabungan Low-level Image Extraction Features, yaitu warna dengan color histogram, tekstur dengan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), dan bentuk dengan kalkulasi kontur. Pembagian klasifikasi dilakukan dengan membagi dataset menjadi 20% data uji dan 80% data latih. Hasil klasifikasi pada penelitian mendapatkan nilai akurasi sebesar 96,34%.

Keywords: SVM, Klasifikasi, Low-level Extraction Features

1. Pendahuluan

Sektor pertanian merupakan salah satu penopang terbesar pendapatan masyarakat Indonesia yang juga menjadi target pembangunan nasional [1]. Dimana salah satu sub sektornya yang memegang peran dalam hal tersebut adalah sektor perkebunan. Dunia perkebunan memiliki berbagai jenis tanaman yang dapat dibudidayakan baik berupa tanaman hortikultura, rempah-rempah, buah-buahan, dan kacang-kacangan. Pada tahun 2022 kemarin, kelompok buah-buahan memiliki hasil produksi yang tergolong sangat banyak, yaitu sekitar 28.368.404 ton [2]. Untuk mendapatkan hasil panen yang berlimpah dan berkualitas, diperlukan ketelitian dalam memanen dalam waktu yang lebih singkat. Petani buah juga merupakan seorang manusia yang tetap memiliki peluang terjadinya human error. Melalui jumlah panen yang sangat banyak, diperlukan sebuah alat bantu untuk melakukan klasifikasi kematangan buah agar mendapatkan hasil panen yang lebih berkualitas dengan error rate yang lebih rendah.

Pada perkembangan zaman seperti sekarang ini, hampir seluruh bidang kehidupan menerapkan konsep otomatisasi dalam menyelesaikan permasalahan. Konsep tersebut tidak jauh dari penggunaan Artificial Intelligence. Dimana Artificial Intelligence atau kecerdasan buatan diartikan sebagai sebuah mesin atau sistem yang didesain agar dapat menyelesaikan pekerjaan-pekerjaan dengan kemampuan penyelesaian masalah seperti kecerdasan manusia [3]. Umumnya beberapa parameter yang dijadikan acuan bagi para petani buah untuk mengidentifikasi kematangannya adalah warna, tekstur, dan bentuk. Dengan demikian, konsep kecerdasan buatan akan dapat membantu para petani buah melakukan panen dengan mengenali kematangan buah menggunakan pemrosesan citra dengan tiga parameter acuan tersebut.

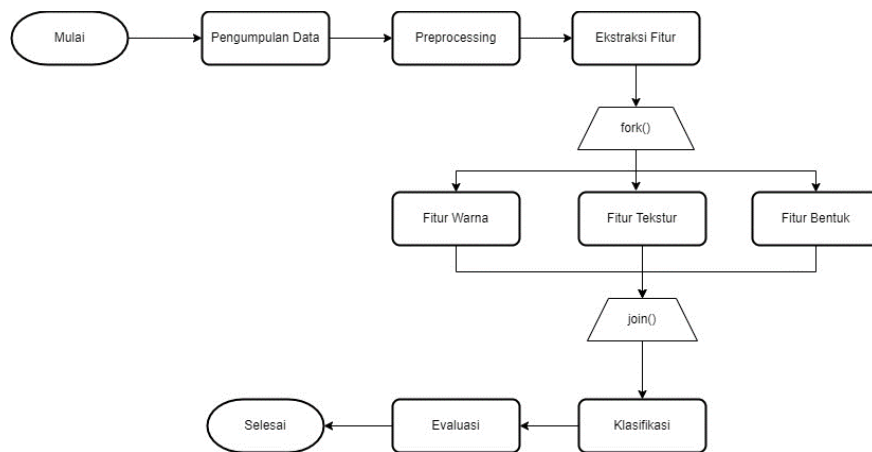
Sebelumnya terdapat beberapa artikel penelitian terkait klasifikasi kematangan buah dengan objek serta metode pengolahan yang berbeda-beda, seperti yang ditulis oleh Juprianus dkk, Ismail dkk, dan Rizal dkk. Ketiga artikel menggunakan objek penelitian buah di antaranya adalah buah melon dan buah kopi. Berdasarkan penggunaan algoritma Support Vector Machine,

penerapan klasifikasi dengan metode ekstraksi fitur warna HSV menghasilkan tingkat akurasi yang sama pada buah melon dan kopi yaitu 86,67%. Sedangkan, penggunaan metode ekstraksi fitur tekstur dengan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) menghasilkan tingkat akurasi yang lebih kecil dibandingkan dengan ekstraksi fitur warna yaitu 80% [4] [5] [6].

Melalui studi literatur mengenai artikel terkait dapat disimpulkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) cocok dan dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan ekstraksi fitur input yang dipilih. Namun, setiap ekstraksi fitur yang dipilih tentu memiliki hasil yang berbeda-beda. Oleh karena itu, artikel ini bertujuan untuk menjelaskan penelitian yang menerapkan Low-Level Image Extraction Feature yang meliputi warna, tekstur, dan bentuk dari buah jeruk sehingga dapat mengklasifikasi kematangannya secara otomatis dan konsisten serta memiliki performa yang lebih baik.

2. Metode Penelitian

Dalam mencapai hasil terkait klasifikasi kematangan buah dengan Low-level Image Extraction Feature berikut adalah alur penelitian yang digunakan.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data bersifat sekunder yang mengambil dataset berupa citra jeruk. Data yang diambil sebanyak 406 citra dibagi menjadi dua kelas, yaitu 203 citra jeruk matang dan 203 citra jeruk belum matang. Pengumpulan data dilakukan melalui sebuah website bernama roboflow universe.

2.2. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap awal dalam melakukan pemrosesan citra yang bertujuan menyetarakan dan membersihkan data agar siap untuk diolah lebih lanjut. Beberapa tahap preprocessing yang dilakukan antara lain:

a. Cropping

Proses ini merupakan tahap untuk memotong gambar sesuai dengan objek yang akan di analisis, pada kasus ini yaitu jeruk. Sehingga, latar belakang dari gambar tidak akan dianalisis. Selain itu, tujuan dilakukan cropping adalah menyesuaikan komposisi citra agar citra input menjadi satu ukuran rasio yang sama.

b. Image Denoising

Noise pada data citra sangat rawan muncul ketika data tersebut diambil. Pada dataset yang digunakan terdapat noise yang mengganggu karena menghilangkan beberapa detail penting dari citra. Oleh karena itu, perlu dilakukan tahap ini guna memperbaiki kualitas gambar.

c. Konversi Ruang Warna

Umumnya citra direpresentasikan dengan 3 channel yaitu R (red), G (green), dan B (blue). Namun, dalam pemrosesan data citra khususnya untuk mengekstraksi fitur tekstur dan bentuk memerlukan data citra yang sudah dikonversi menuju 1 channel yang merepresentasikan intensitas dari tiap pikselnya. Konversi dapat dilakukan dengan proses grayscale, dimana dapat dikalkulasi dengan rumus berikut [7].

$$\text{Grayscale} = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \quad (1)$$

2.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah bagian penting yang menentukan bagaimana sebuah model dapat melakukan klasifikasi. Fitur-fitur input yang sudah diekstraksi akan menjadi parameter seleksi. Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan adalah Low-level Image Extraction Feature yang meliputi:

a. Fitur Warna

Persebaran nilai piksel dari tiap-tiap channel warna dapat dilihat melalui sebuah histogram yang disebut dengan color histogram. Fitur warna yang diekstraksi yaitu rata-rata (mean), variasi (variance), dan median dari persebaran tiap-tiap pikselnya.

b. Fitur Tekstur

Tekstur merupakan salah satu parameter uji yang digunakan untuk mengidentifikasi kematangan buah. Penelitian ini menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix yang akan menghasilkan beberapa informasi mengenai tekstur yang dihitung melalui persamaan berikut.

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j=0}^{l-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2)$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i,j=0}^{l-1} P_{i,j} |i - j| \quad (3)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=0}^{l-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (4)$$

$$\text{ASM} = \sum_{i,j=0}^{l-1} P_{i,j}^2 \quad (5)$$

$$\text{Energy} = \sqrt{\text{ASM}} \quad (6)$$

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j=0}^{l-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (7)$$

c. Fitur Bentuk

Ciri bentuk yang akan digunakan dalam penelitian ini berdasarkan nilai kontur sebuah objek dalam suatu citra. Dimana kontur tersebut merupakan rangkaian piksel yang saling terhubung mengikuti tepi objek luar yang akan dianalisis.

2.4. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan suatu objek ke dalam kategori atau kelas yang sudah ditentukan. Model klasifikasi akan mempelajari dan mengenali pola dari tiap-tiap data yang ada. Pola tersebut kemudian dijadikan sebuah acuan untuk mengklasifikasikan sebuah data baru yang masuk. Dalam model yang dirancang, keseluruhan dataset akan dipecah menjadi 2 bagian, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji yang sudah disusun berdasarkan fitur-fitur ekstraksi.

2.5. Evaluasi

Evaluasi sebuah model penting dilakukan guna mengetahui performa yang dihasilkan. Salah satu metode evaluasi umum digunakan adalah Confusion Matrix. Confusion Matrix adalah tabel visualisasi performa yang dihasilkan sebuah model berdasarkan nilai aktual dan nilai prediksi. Melalui metode tersebut dihasilkan akurasi, precision, recall, dan F1-score berdasarkan perhitungan berikut.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (8)$$

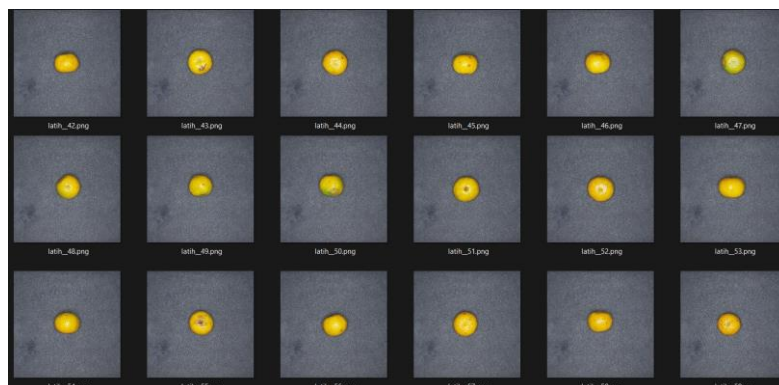
$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (9)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (10)$$

$$\text{F1 - score} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (11)$$

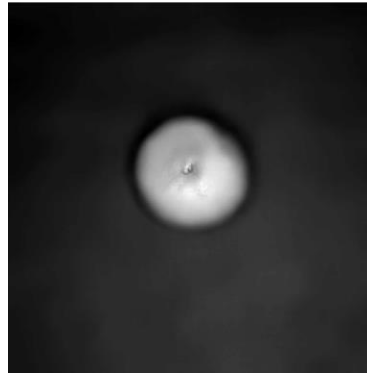
3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian sistem klasifikasi yang dirancang terlebih dahulu mempersiapkan dataset berupa citra jeruk sebanyak 406 buah citra baik matang maupun belum matang seperti terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Data Citra Jeruk

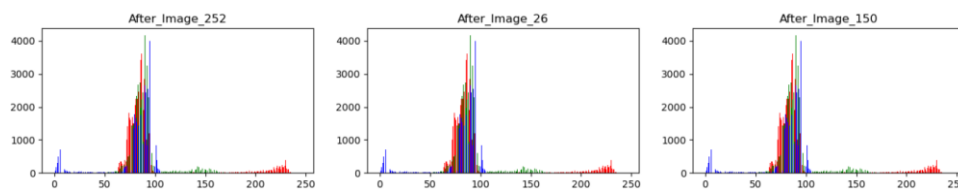
Proses selanjutnya adalah melakukan preprocessing dengan melakukan cropping, denoising, dan konversi ruang warna menuju bentuk grayscale.



Gambar 3. Sampel Gambar setelah Preprocessing

Setelah preprocessing data, barulah mencari nilai ekstraksi fitur yang disusun ke dalam bentuk statistik

3.1. Ekstraksi Fitur Warna



Gambar 4. Histogram Persebaran Warna

Dalam pengambilan fitur warna, ruang warna citra akan tetap di pertahankan dalam bentuk RGB dikarenakan informasi warna pada buah jeruk merupakan faktor penting dalam proses klasifikasi kematangan. Berikut adalah beberapa sampel hasil ekstraksi fitur warna dengan mengambil nilai mean, median, dan variance.

Tabel 1. Ekstraksi Fitur Warna

Gambar	Mean	Variance	Median
matang_1	47.159930	530.106332	44.0
matang_2	45.815177	356.916839	44.0
matang_3	46.597610	400.679478	44.0
matang_4	45.437872	360.951889	43.0
mentah_1	113.679408	768.227978	114.0
mentah_2	115.027623	872.323936	115.0
mentah_3	114.621233	886.929013	114.0
mentah_4	115.571023	880.800658	115.0

3.2. Ekstraksi Fitur Tekstur

Melalui Gray Level Co-occurrence Matrix sebagai metode yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur berdasarkan pola dan distribusi intensitas piksel yang direpresentasikan dengan enam parameter properti yaitu contrast, dissimilarity, homogeneity, ASM, energy, dan correlation. Namun, perlu diingat karena metode ini menggunakan distribusi intensitas piksel, maka ruang warna citra harus dikonversi ke dalam bentuk grayscale. Dalam penelitian ini, metode GLCM

menggunakan empat arah yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Keempat arah tentunya menghasilkan nilai ekstraksi yang berbeda-beda. Dengan demikian, ekstraksi fitur keseluruhan arah akan dirata-ratakan sehingga menghasilkan satu nilai ekstraksi fitur disetiap parameternya. Beberapa sampel hasil ekstraksi fitur tekstur yaitu sebagai berikut terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Ekstraksi Fitur Tekstur

Gambar	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Correlation
matang_1	38.479755	2.060968	0.642851	0.013979	0.118207	0.957197
matang_2	26.704400	1.696761	0.655467	0.014899	0.122035	0.954070
matang_3	31.164091	1.849961	0.645623	0.014901	0.122042	0.952856
matang_4	25.984982	1.710584	0.649876	0.013708	0.117047	0.955123
mentah_1	70.709757	4.223336	0.327098	0.003562	0.059658	0.892224
mentah_2	83.465761	4.558104	0.305166	0.003590	0.059904	0.892677
mentah_3	80.439571	4.419954	0.313390	0.003441	0.058642	0.898330
mentah_4	81.672679	4.594225	0.301253	0.003678	0.060626	0.893906

3.3. Ekstraksi Fitur Bentuk

Pengambilan fitur bentuk diekstraksi melalui atribut-atribut yang merepresentasikan bentuk atau kontur sebuah jeruk dari keseluruhan bagian dalam citra. Informasi yang dapat diekstraksi berdasarkan nilai kontur adalah luas (area) dan keliling (perimeter). Berikut adalah beberapa hasil ekstraksi fitur bentuk yang diperoleh.

Tabel 3. Ekstraksi Fitur Bentuk

Gambar	Area	Perimeter
matang_1	2999.0	207.823374
matang_2	2465.5	191.438598
matang_3	2942.0	203.480230
matang_4	2482.0	191.195958
mentah_1	2856.5	208.066014
mentah_2	3341.5	231.722869
mentah_3	3665.5	228.066015
mentah_4	3582.0	225.137082

3.4. Hasil Evaluasi

Tabel 4. Confusion Matrix

		Prediksi	
		1	0
Aktual	1	46	1
	0	2	33

Berdasarkan tabel tersebut, total jumlah data uji yaitu sebanyak 82 buah dimana 1 merepresentasikan kondisi matang dan 0 merepresentasikan kondisi belum matang. Dengan nilai

yang terdapat pada tabel dapat dihasilkan beberapa nilai parameter uji seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score sebagai berikut.

$$\text{Accuracy} = \frac{46 + 33}{82} = 96,34\% \quad (12)$$

$$\text{Precision} = \frac{46}{46 + 2} = 95,83\% \quad (13)$$

$$\text{Recall} = \frac{46}{46 + 1} = 97,87\% \quad (14)$$

$$\text{F1 - score} = \frac{2 * 0,9583 * 0,9787}{0,9583 + 0,9787} = 96,83\% \quad (15)$$

4. Kesimpulan

Sistem klasifikasi kematangan buah dengan pemrosesan citra yang dikembangkan dapat melakukan identifikasi dengan hasil yang cukup baik. Sebelum melalui tahap pemrosesan, data citra harus dibersihkan terlebih dahulu dengan tahap preprocessing. Preprocessing yang dilakukan antara lain cropping, image denoising, dan konversi ruang warna dengan tujuan analisis pada tekstur dan kontur. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggabungkan Low-level Image Extraction Features yang meliputi histogram warna, GLCM, dan analisis kontur. Sehingga, hasil yang didapatkan setelah melalui uji Confusion Matrix memiliki performa yang sangat baik yaitu 96,34% akurasi, 95,83% precision, 97,87% recall, dan 96,83% F1-score. Hal ini menunjukkan kombinasi dari ketiga fitur pada Low-level Image Extraction Features memberikan dampak yang cukup besar terhadap performa algoritma Support Vector Machine.

Daftar Pustaka

- [1] U. Isbah e R. Y. Iyan, "Analisis Peran Sektor Pertanian Dalam Perekonomian Dan Kesempatan Kerja Di Provinsi Riau," *Jurnal Sosial Ekonomi Pembangunan*, vol. 7, no 19, pp. 45-54, 2016.
- [2] BPS, *Statistik Indonesia*, Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2023.
- [3] M. S. Y. Lubis, "Implementasi Artificial Intelligence Pada System Manufaktur Terpadu," *Seminar Nasional Teknik (SEMNASTEK) UISU*, vol. 4, no 1, pp. 1-7, 2021.
- [4] J. Rusman e N. Pasae, "Prototype Sistem Penyortir Buah Kopi Arabika Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Metode Support Vector Machine," *TEKNIKA*, vol. 12, no 1, pp. 65-72, 2023.
- [5] Ismail, N. Arifin e Prihastinur, "Klasifikasi Kematangan Buah Naga Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma Multi-Class Support Vector Machine," *JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains)*, vol. 5, no 1, p. 121-126, 2023.
- [6] R. A. Saputra, D. Puspitasari e T. Baidawi, "Deteksi Kematangan Buah Melon dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Ekstraksi Fitur GLCM," *Jurnal Infortech*, vol. 4, no 2, pp. 200-206, 2022.
- [7] T. Akbar, M. F. B, M. A. Amir, A. A. N. Risal, N. A. A. Safanah e M. M. Fakhri, "Sulsel Typical Batik Motif Classification Using Neural Network Method With GLCM Feature Extraction," *DECODING*, vol. 1, no 1, pp. 24-33, 2023.

Halaman ini sengaja dibiarkan kosong