



Perbandingan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means pada Segmentasi Citra Biji Jengkol Deteksi Kematangan

Entin Monika, Harry Witriyono

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

Email: ^{1,*}entinmonika10@gmail.com, ²harrywitriyono@umb.ac.id

Email Penulis Korespondensi: entinmonika10@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means (FCM) dalam segmentasi citra biji jengkol (*Archidendron pauciflorum*) guna mendeteksi tingkat kematangan secara otomatis. Dataset terdiri atas 300 citra yang dibagi menjadi tiga kelas kematangan: matang (100 citra), setengah matang (100 citra), dan muda (100 citra). Citra diakuisisi menggunakan kamera smartphone beresolusi 12 MP dengan resolusi standar 640×480 piksel di bawah pencahayaan terkontrol pada jarak 20 cm dari objek. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan citra (konversi ruang warna RGB ke HSV dan LAB/CIELAB, peredaman noise menggunakan median filter, serta peningkatan kontras), segmentasi berbasis K-Means dan FCM, ekstraksi fitur warna dan tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), dan evaluasi menggunakan metrik akurasi, Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), dan waktu komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa FCM menghasilkan akurasi 90–93% dan PSNR 30–32 dB, melampaui K-Means yang mencapai akurasi 85–88% dan PSNR 27–29 dB. Namun K-Means lebih unggul dalam efisiensi waktu komputasi (0,45 detik vs. 1,20 detik). FCM direkomendasikan untuk aplikasi yang membutuhkan ketelitian tinggi, sedangkan K-Means sesuai untuk kebutuhan komputasi yang efisien.

Kata Kunci: Segmentasi Citra; K-Means; Fuzzy C-Means (FCM); Biji Jengkol (*Archidendron Pauciflorum*); Deteksi Kematangan

Abstract—This study aims to compare the performance of K-Means and Fuzzy C-Means (FCM) algorithms in image segmentation of jengkol seeds (*Archidendron pauciflorum*) for automatic ripeness detection. The dataset comprises 300 images categorized into three ripeness classes: ripe (100 images), half-ripe (100 images), and unripe (100 images). Images were acquired using a 12 MP smartphone camera at a standardized resolution of 640×480 pixels under controlled lighting at a distance of 20 cm from the object. The research pipeline includes image preprocessing (RGB-to-HSV and LAB/CIELAB color space conversion, median filter noise reduction, and contrast enhancement), K-Means and FCM segmentation, color and texture feature extraction using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), and performance evaluation based on accuracy, Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), and computational time. Results indicate that FCM achieves 90–93% accuracy and 30–32 dB PSNR, outperforming K-Means (85–88% accuracy, 27–29 dB PSNR). Nevertheless, K-Means excels in computational efficiency (0.45 s vs. 1.20 s). FCM is recommended for high-accuracy applications, whereas K-Means is preferred when computational efficiency is prioritized.

Keywords: Image Segmentation; K-Means; Fuzzy C-Means (FCM); Jengkol Seeds (*Archidendron Pauciflorum*); Maturity Detection

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital (*digital image processing*) telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam berbagai bidang, termasuk sektor pertanian dan industri pangan. Salah satu penerapan yang terus berkembang adalah sistem deteksi tingkat kematangan buah secara otomatis menggunakan citra digital. Sistem ini mampu membantu petani, pelaku industri (Marlinda et al., 2021), maupun konsumen dalam melakukan proses sortasi secara objektif, cepat, dan konsisten sehingga dapat mengurangi ketergantungan terhadap penilaian visual yang bersifat subjektif (Handika, 2024). Biji jengkol (*Archidendron pauciflorum*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang banyak dikonsumsi di Indonesia dan negara-negara Asia Tenggara. Tingkat kematangan biji jengkol sangat memengaruhi kualitas rasa, tekstur, dan nilai jualnya. Namun, proses penentuan tingkat kematangan masih didominasi oleh pengamatan visual yang dipengaruhi oleh pengalaman operator (Astuti et al., 2019), kondisi pencahayaan, dan persepsi manusia sehingga sering menghasilkan keputusan yang tidak konsisten. Kondisi tersebut menjadi kendala dalam proses sortasi pada skala produksi karena dapat menurunkan kualitas produk dan efisiensi proses pascapanen. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem deteksi kematangan yang mampu bekerja secara otomatis, objektif, dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan algoritma clustering dalam segmentasi citra untuk mendukung proses identifikasi tingkat kematangan buah. Pratt (2007), menerapkan algoritma Fuzzy C-Means pada segmentasi citra buah berdasarkan warna dan menunjukkan bahwa metode tersebut mampu menghasilkan batas segmentasi yang lebih halus dibandingkan metode clustering konvensional. Selanjutnya Patel et al. (2012), menggunakan algoritma K-Means dengan ruang warna HSV untuk mendeteksi kematangan buah mangga dan memperoleh proses segmentasi yang cepat dengan tingkat akurasi yang cukup baik (Citra et al., 2023). Penelitian menggabungkan algoritma Fuzzy C-Means dengan fitur warna HSV dan tekstur GLCM pada klasifikasi kematangan buah pisang sehingga meningkatkan performa klasifikasi. Selain itu Paliling et al. (2025), membandingkan algoritma K-Means, Fuzzy C-Means, dan DBSCAN pada segmentasi citra buah rambutan, yang menunjukkan bahwa setiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan sesuai karakteristik objek yang dianalisis (Pham et al., 2026).

Dalam pengolahan citra digital, segmentasi merupakan tahapan penting yang bertujuan memisahkan objek utama dari latar belakang berdasarkan karakteristik tertentu, seperti warna, intensitas, maupun tekstur. Hasil segmentasi yang baik akan mempermudah proses ekstraksi fitur dan klasifikasi sehingga berpengaruh langsung terhadap performa sistem secara keseluruhan (Wiliani et al., 2023). Algoritma K-Means merupakan salah satu metode clustering yang banyak



digunakan pada proses segmentasi citra karena memiliki proses komputasi yang sederhana dan cepat. Algoritma ini mengelompokkan piksel berdasarkan jarak Euclidean terhadap centroid setiap cluster (Mohyuddin et al., 2024), Sementara itu, Fuzzy C-Means (FCM) merupakan pengembangan metode clustering berbasis logika fuzzy yang memungkinkan setiap piksel memiliki derajat keanggotaan pada lebih dari satu cluster (*soft clustering*) (Andika, 2019), Karakteristik tersebut menjadikan FCM lebih mampu menangani daerah transisi warna yang kompleks dibandingkan metode K-Means (*hard clustering*) (Salsabila Arifa Hasibuan et al., 2025). Meskipun berbagai penelitian tersebut telah menunjukkan bahwa algoritma K-Means maupun Fuzzy C-Means mampu menghasilkan segmentasi citra yang baik, masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu dikaji lebih lanjut. Sebagian besar penelitian hanya berfokus pada satu algoritma atau satu jenis objek buah sehingga belum memberikan gambaran yang komprehensif mengenai keunggulan masing-masing metode pada objek dengan karakteristik warna yang berbeda. Selain itu, evaluasi yang dilakukan umumnya hanya menggunakan parameter akurasi atau kualitas segmentasi tanpa mempertimbangkan efisiensi waktu komputasi sebagai salah satu aspek penting dalam implementasi sistem secara nyata. Penelitian mengenai segmentasi citra biji jengkol sebagai dasar identifikasi tingkat kematangan juga masih sangat terbatas, sehingga belum tersedia acuan yang memadai mengenai algoritma yang paling sesuai untuk objek tersebut (Pham et al., 2026). Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian (*research gap*) yang perlu diatasi melalui kajian komparatif terhadap algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means pada segmentasi citra biji jengkol.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means dalam segmentasi citra biji jengkol menggunakan kombinasi ruang warna HSV dan CIELAB sebagai tahap pra-pemrosesan serta mengevaluasi hasil segmentasi berdasarkan nilai akurasi, Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), dan waktu komputasi. Penggunaan beberapa parameter evaluasi tersebut diharapkan mampu memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai kualitas segmentasi dan efisiensi masing-masing algoritma.

Kontribusi penelitian ini meliputi tiga aspek utama, yaitu: (1) membangun dataset citra biji jengkol yang terstandarisasi berdasarkan tiga tingkat kematangan, yaitu matang, setengah matang, dan muda; (2) menyajikan analisis komparatif antara algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means menggunakan parameter akurasi, PSNR, dan waktu komputasi; serta (3) memberikan rekomendasi algoritma yang paling sesuai untuk diterapkan pada sistem deteksi kematangan biji jengkol berbasis pengolahan citra digital. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembangan sistem sortasi otomatis komoditas hortikultura yang lebih akurat, efisien, dan mudah diimplementasikan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Dataset dan Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 300 citra biji jengkol yang diambil secara langsung menggunakan kamera *smartphone* beresolusi 12 MP (Samsung Galaxy A53)(Wildan Amin Wiharja et al., 2025), Setiap citra distandarisasi pada resolusi 640×480 piksel dalam format JPEG. Pengambilan citra dilakukan di dalam ruangan tertutup dengan kondisi pencahayaan terkontrol menggunakan lampu LED daylight 6500K berkapasitas 12 watt yang ditempatkan pada jarak 50 cm di atas objek guna meminimalkan bayangan dan variasi kecerahan (Sipan & Pramuyanti, 2023).

Jarak kamera terhadap objek dijaga secara konsisten pada 20 cm menggunakan dudukan kamera (*tripod*) yang dilengkapi skala pengukuran. Setiap objek ditempatkan di atas latar belakang berwarna putih polos untuk memudahkan proses segmentasi dan mengurangi interferensi latar belakang. Sudut pengambilan citra bervariasi pada tiga posisi: tegak lurus (90°), miring 45° ke kiri, dan miring 45° ke kanan, guna memperoleh representasi visual yang lebih komprehensif dari setiap sampel (Proaño-Guevara et al., 2022).

Pelabelan kelas kematangan (*labeling*) dilakukan secara manual oleh tiga orang ahli pertanian berpengalaman berdasarkan kriteria visual yang telah ditetapkan, yaitu: (1) Matang: warna cokelat gelap, tekstur permukaan kasar, biji keras; (2) Setengah Matang: warna cokelat kekuningan, tekstur permukaan semi-kasar; dan (3) Muda: warna hijau keputihan, tekstur permukaan halus, biji lunak. Konsistensi pelabelan antarpemulaah diverifikasi menggunakan koefisien Cohen's Kappa ($\kappa = 0,87$), yang mengindikasikan tingkat kesepakatan yang tinggi(Zhu et al., 2025).

Tabel 1. Parameter Dataset Citra Biji Jengkol

Parameter	Nilai / Keterangan
Total Citra	300 citra
Kelas Matang	100 citra
Kelas Setengah Matang	100 citra
Kelas Muda	100 citra
Pembagian Latih : Uji	80% : 20% (240 latih, 60 uji)
Resolusi Citra	640 × 480 piksel
Format File	JPEG (.jpg)
Jenis Kamera	Smartphone 12 MP (Samsung Galaxy A53)
Jarak Kamera	20 cm (tetap, menggunakan tripod)
Kondisi Pencahayaan	Terkontrol, LED 6500K, 12 W, jarak 50 cm
Variasi Pencahayaan	Pencahayaan seragam (tidak ada variasi intensitas)



Parameter	Nilai / Keterangan
Latar Belakang	Putih polos
Metode Pelabelan	Manual oleh 3 ahli pertanian (Cohen's Kappa $\kappa = 0,87$)
Variasi Sudut	90°, 45° kiri, 45° kanan

2.2 Pra Pemrosesan Citra

Tahap pra pemrosesan bertujuan meningkatkan kualitas citra sebelum segmentasi dilakukan. Proses ini meliputi tiga subtahapan utama:

a. Konversi Ruang Warna

Citra dalam ruang warna RGB dikonversi ke dua ruang warna alternatif secara paralel. Pertama, ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) digunakan karena komponen *Hue* sangat sensitif terhadap perubahan warna akibat proses pematangan. Kedua, ruang warna LAB/CIELAB digunakan karena mampu merepresentasikan perbedaan warna secara perseptual yang lebih stabil terhadap variasi pencahayaan, sehingga memberikan deskripsi warna yang lebih konsisten antar-sampel (Gladys Pra Adissha Nadira & Rizaldy Khair, 2025). Konversi dari RGB ke LAB dilakukan melalui ruang warna XYZ sebagai ruang perantara.

b. Peredaman Noise

Untuk menekan gangguan noise yang muncul akibat ketidakmerataan pencahayaan atau keterbatasan sensor kamera, diterapkan *median filter* berukuran kernel 3×3 pada setiap citra. Median filter dipilih karena efektif dalam menghilangkan noise tipe *salt and pepper* tanpa mengaburkan tepi objek (*edge*), sehingga batas antara biji jengkol dan latar belakang tetap terjaga ketajamannya.

c. Peningkatan Kontras

Proses *contrast stretching* diterapkan untuk memperbesar rentang dinamis nilai intensitas piksel. Teknik ini meningkatkan perbedaan intensitas warna antara area objek dan latar belakang sehingga batas objek menjadi lebih tegas dan memudahkan proses segmentasi. Nilai minimum dan maksimum intensitas pada setiap kanal warna diregangkan ke rentang penuh [0, 255].

2.3 Segmentasi Menggunakan K-Means

Algoritma K-Means bekerja dengan meminimalkan total jarak kuadrat antara setiap piksel dan centroid cluster terdekatnya. Proses dimulai dengan inisialisasi K centroid secara acak, kemudian iterasi dilakukan hingga konvergensi tercapai (Aznawi et al., 2025). Dalam penelitian ini digunakan K = 3 cluster yang merepresentasikan tiga tingkat kematangan: matang, setengah matang, dan muda.

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

Keterangan: K = jumlah cluster; x_j = vektor fitur piksel ke-j; μ_i = vektor centroid cluster ke-i; $\|\cdot\|$ = norma Euclidean. Langkah-langkah algoritma K-Means adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi K centroid secara acak dari ruang fitur citra.
2. Penugasan setiap piksel ke cluster dengan centroid terdekat berdasarkan jarak Euclidean.
3. Pembaruan posisi centroid sebagai rata-rata fitur seluruh piksel dalam cluster tersebut.
4. Pengulangan langkah 2–3 hingga perubahan posisi centroid di bawah ambang batas toleransi ($\varepsilon = 0,001$) atau iterasi maksimum tercapai ($\text{max_iter} = 100$).

2.4 Segmentasi Menggunakan Fuzzy C-Means (FCM)

Fuzzy C-Means (FCM) adalah algoritma *clustering* berbasis logika *fuzzy* yang memungkinkan setiap piksel memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu cluster secara bersamaan. Derajat keanggotaan ini merepresentasikan probabilitas piksel tersebut termasuk ke dalam setiap cluster, sehingga menghasilkan segmentasi yang lebih halus pada area dengan gradasi warna yang kompleks (Malik Gumiwang et al., 2023),

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (u_{ij})^m \cdot \|x_i - v_j\|^2 \quad (2)$$

Keterangan: N = jumlah piksel; c = jumlah cluster; u_{ij} = derajat keanggotaan piksel ke-i pada cluster ke-j; m = eksponen fuzziness (m = 2, nilai default); x_i = vektor fitur piksel ke-i; v_j = centroid cluster ke-j.

Pembaruan derajat keanggotaan u_{ij} :

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c (\|x_i - v_j\| / \|x_i - v_k\|)^{2/(m-1)} \quad (3)$$

Pembaruan centroid v_j :

$$v_j = \sum_{i=1}^N (u_{ij})^m \cdot x_i / \sum_{i=1}^N (u_{ij})^m \quad (4)$$

Proses iterasi FCM berlanjut hingga selisih nilai fungsi objektif antara dua iterasi berurutan memenuhi kriteria konvergensi ($|J_m(t) - J_m(t-1)| < \varepsilon = 0,001$) atau batas maksimum iterasi tercapai.

2.5 Ekstraksi Fitur Tekstur menggunakan GLCM

Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode ekstraksi fitur tekstur yang mendeskripsikan hubungan spasial antar-piksel berdasarkan frekuensi kemunculan pasangan nilai intensitas pada jarak dan sudut tertentu (Wati et al., 2026). Pada penelitian ini, GLCM dihitung pada empat orientasi (0°, 45°, 90°, 135°) dengan jarak piksel $d = 1$. Empat fitur statistik utama yang diekstraksi dari GLCM adalah:

a. Kontras (Contrast)

$$\text{Kontras} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \cdot P(i, j) \quad (5)$$

b. Energi (Energy / Angular Second Moment)

$$\text{Energi} = \sum_i \sum_j [P(i, j)]^2 \quad (6)$$

c. Homogenitas (Homogeneity)

$$\text{Homogenitas} = \sum_i \sum_j P(i, j) / (1 + |i - j|) \quad (7)$$

d. Entropi (Entropy)

$$\text{Entropi} = \sum_i \sum_j P(i, j) \cdot \log_2[P(i, j)] \quad (8)$$

Keterangan: $P(i, j)$ = probabilitas kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas i dan j pada matriks GLCM yang telah dinormalisasi.

2.6 Evaluasi Kinerja Menggunakan PSNR

Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) digunakan untuk mengukur kualitas citra hasil segmentasi dengan membandingkannya terhadap citra acuan (*ground truth*). Nilai PSNR yang lebih tinggi mengindikasikan kualitas rekonstruksi yang lebih baik dan tingkat distorsi yang lebih rendah (Amrozi et al., 2022),

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} (\text{MAX}^2 / \text{MSE}) \text{ [dB]} \quad (9)$$

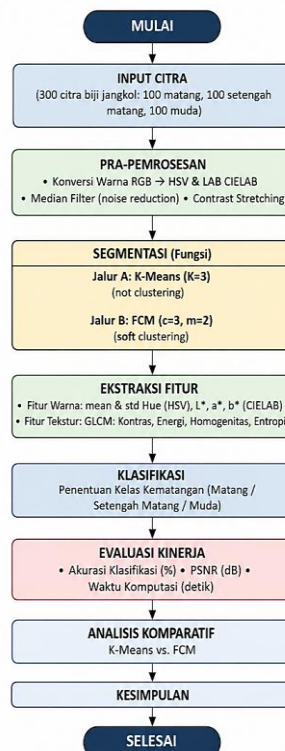
Mean Squared Error (MSE):

$$\text{MSE} = (1/MN) \cdot \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (10)$$

Keterangan: MAX = nilai intensitas piksel maksimum (255 untuk citra 8-bit); $M \times N$ = dimensi citra (piksel); $I(i, j)$ = nilai piksel citra asli pada posisi (i, j) ; $K(i, j)$ = nilai piksel citra hasil segmentasi pada posisi (i, j) .

2.7 Flowchart Sistem

Gambar 1 menyajikan alur kerja sistem secara keseluruhan, mulai dari akuisisi citra hingga evaluasi kinerja algoritma.



Gambar 1. Flowchart Deteksi Kematangan Biji Jengkol

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Distribusi Dataset

Tabel 2 merangkum distribusi dataset berdasarkan kelas kematangan dan pembagian data latih-uji. Pembagian 80:20 menghasilkan 240 citra untuk pelatihan dan 60 citra untuk pengujian, dengan distribusi yang seimbang antar-kelas guna menghindari bias klasifikasi.

Tabel 2. Distribusi Dataset Berdasarkan Kelas Kematangan

Kelas Kematangan	Total Citra	Data Latih (80%)	Data Uji (20%)	Ciri Visual Utama
Matang	100	80	20	Cokelat gelap, keras
Setengah Matang	100	80	20	Cokelat kekuningan
Muda	100	80	20	Hijau keputihan, lunak
Total	300	240	60	—

3.2 Hasil Segmentasi Citra

Hasil segmentasi menunjukkan bahwa algoritma K-Means mampu memisahkan objek biji jengkol dari latar belakang dengan baik pada citra yang memiliki distribusi warna homogen dan kontras tinggi. Namun, pada citra dengan gradasi warna yang kompleks terutama pada area transisi antara kelas kematangan algoritma ini masih menghasilkan kesalahan segmentasi pada bagian tepi objek akibat sifat *hard clustering*-nya yang mengharuskan setiap piksel masuk ke dalam tepat satu cluster.

Sebaliknya, algoritma FCM menghasilkan segmentasi yang secara kualitatif lebih halus dan lebih akurat, khususnya pada area transisi warna. Mekanisme derajat keanggotaan yang bersifat kontinu memungkinkan piksel pada area perbatasan untuk dimiliki oleh lebih dari satu *cluster* secara proporsional, sehingga menghasilkan batas segmentasi yang lebih representatif terhadap kondisi warna sebenarnya (Nur Rochim et al., 2024),



Gambar 2. Segmentasi Biji Jengkol

3.3 Analisis Fitur Warna dan Tekstur

Analisis fitur warna menunjukkan bahwa nilai rata-rata *Hue* pada ruang warna HSV memiliki tren yang konsisten antar-kelas kematangan: kelas matang memiliki nilai *Hue* lebih rendah (dominasi rentang merah-cokelat), sedangkan kelas muda memiliki nilai *Hue* lebih tinggi (dominasi rentang hijau). Perbedaan ini secara statistik signifikan dan menjadi diskriminator utama antar kelas.

Pada ruang warna LAB/CIELAB, komponen *a** (sumbu hijau-merah) menunjukkan perbedaan nyata antara kelas muda (nilai negatif, dominasi hijau) dan kelas matang (nilai positif, dominasi merah-cokelat). Komponen *b** (sumbu biru-kuning) turut berkontribusi dalam membedakan kelas setengah matang.

Analisis fitur tekstur GLCM mengungkapkan bahwa nilai entropi pada kelas matang secara konsisten lebih tinggi dibandingkan kelas muda, mencerminkan distribusi intensitas piksel yang lebih tidak beraturan pada permukaan biji jengkol yang matang. Nilai kontras juga mengalami peningkatan seiring bertambahnya tingkat kematangan, yang berkorelasi dengan perubahan tekstur permukaan biji.

Tabel 3. Nilai Rata-Rata Fitur GLCM Berdasarkan Kelas Kematangan

Fitur GLCM	Matang	Setengah Matang	Muda	Keterangan
Kontras	0,621	0,448	0,283	↑ matang
Energi	0,341	0,412	0,498	↓ matang
Homogenitas	0,714	0,768	0,832	↓ matang
Entropi	3,812	3,254	2,691	↑ matang

3.4 Evaluasi Kinerja Algoritma

Tabel 4 menyajikan perbandingan kinerja kuantitatif antara K-Means dan FCM berdasarkan tiga metrik evaluasi utama. Kedua algoritma diuji pada data uji yang sama (60 citra, 20 per kelas) untuk memastikan perbandingan yang adil dan valid.

**Tabel 4.** Perbandingan Kinerja K-Means dan Fuzzy C-Means

Metrik Evaluasi	K-Means	FCM	Selisih
Akurasi Klasifikasi (%)	85 – 88	90 – 93	+5% (rata-rata)
PSNR (dB)	27 – 29	30 – 32	+3 dB (rata-rata)
Waktu Komputasi (detik)	0,45	1,2	+0,75 s (FCM lebih lambat)
Jumlah Cluster	K = 3	c = 3	Sama
Jenis Clustering	Hard	Soft (fuzzy)	Berbeda

Hasil evaluasi kuantitatif mengkonfirmasi bahwa FCM secara konsisten mengungguli K-Means pada metrik akurasi dan PSNR. Peningkatan akurasi rata-rata sebesar 5% dan peningkatan PSNR rata-rata sebesar 3 dB menunjukkan bahwa mekanisme *soft clustering* pada FCM mampu menangkap kompleksitas distribusi warna biji jengkol secara lebih representatif. Temuan ini sejalan dengan hasil yang dilaporkan oleh Fernandez & Gutierrez (2021) pada segmentasi buah-buahan tropis menggunakan ruang warna CIELAB.

Di sisi lain, K-Means menyelesaikan proses segmentasi dalam waktu 0,45 detik, yakni 2,67 kali lebih cepat dibandingkan FCM (1,20 detik). Perbedaan waktu komputasi ini menjadi pertimbangan kritis dalam skenario aplikasi *real-time* atau pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas. Oleh karena itu, pemilihan algoritma yang optimal harus mempertimbangkan konteks dan prioritas aplikasi secara spesifik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membandingkan kinerja algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means (FCM) dalam segmentasi citra biji jengkol (*Archidendron pauciflorum*) untuk mendeteksi tingkat kematangan berdasarkan karakteristik warna dan tekstur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Fuzzy C-Means memberikan performa terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 90–93% dan nilai PSNR sebesar 30–32 dB, sehingga lebih unggul dibandingkan algoritma K-Means yang memperoleh akurasi 85–88% dan PSNR 27–29 dB. Sebaliknya, K-Means memiliki keunggulan dari sisi efisiensi waktu komputasi dengan rata-rata 0,45 detik, lebih cepat dibandingkan FCM yang membutuhkan waktu 1,20 detik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa FCM lebih sesuai digunakan pada aplikasi yang mengutamakan kualitas segmentasi dan akurasi deteksi, sedangkan K-Means lebih tepat diterapkan pada sistem yang membutuhkan proses komputasi cepat. Kontribusi penelitian ini adalah menyajikan analisis komparatif antara algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means pada segmentasi citra biji jengkol menggunakan kombinasi ruang warna HSV–CIELAB dan ekstraksi fitur tekstur GLCM sebagai dasar penentuan metode yang paling efektif untuk deteksi tingkat kematangan secara otomatis. Temuan penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem sortasi komoditas hortikultura berbasis pengolahan citra digital, sedangkan penelitian selanjutnya disarankan menggunakan jumlah dataset yang lebih besar, variasi kondisi pencahayaan yang lebih beragam, serta membandingkan metode clustering dengan pendekatan *deep learning* agar diperoleh performa deteksi yang lebih optimal.

REFERENCES

- 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. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i3.1502>
- Andika, T. H. (2019). Pengenalan Pola Berbasis Segmentasi Citra Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means dan K-Means. *Aisyah Journal Of Informatics and Electrical Engineering (A.J.I.E.E)*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/https://doi.org/10.30604/jti.v1i1.3>
- Astuti, I. F., Nuryanto, F. D., Widagdo, P. P., & Cahyadi, D. (2019). Oil palm fruit ripeness detection using K-Nearest neighbour. *Journal of Physics: Conference Series*, 1277(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1277/1/012028>
- Aznawi, N. M., Setiadi, M. I., Aina, Z., Manullang, S., & Rahmadiyah, S. N. (2025). Implementasi K-Means Clustering pada Citra Digital Tomat untuk Identifikasi Kondisi Segar dan Busuk. *Journal of Students' Research in Computer Science*, 6(1), 59–68. <https://doi.org/10.31599/srtqmw49>
- Citra, P., Equalization, H., Gambar, P., Tua, B., Hsb, A. M., Rifansyah, R., & Rambe, R. P. (2023). Application of Image Median Filter and Histogram Equalization on Old Building Images. *Jurnal Garuda Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(2), 0–7. <https://doi.org/10.55537/gabdimas>
- Gladys Pra Adissha Nadira, & Rizaldy Khair. (2025). Analisis Perbandingan Algoritma K-MEANS dan DBSCAN Clustering Kondisi Ekonomi Masyarakat di Kelurahan Pulo Brayan Darat 1. *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(2), 86–95. <https://doi.org/10.59581/jusiik-widyakarya.v3i2.5230>
- Malik Gumiwang, Z. Y., Haikal Nuqqy Zahhar, A., & Maulana, H. (2023). Perbandingan Segmentasi Citra Menggunakan Algoritma K-Means Dan Algoritma Fuzzy C-Means. *Jurnal Manajemen Informatika Jayakarta*, 3(1), 21–26. <https://doi.org/10.52362/jmijayakarta.v3i1.992>
- Marlinda, L., Fatchan, M., Widiyawati, W., Aziz, F., & Indrarti, W. (2021). Segmentation of Mango Fruit Image Using Fuzzy C-Means. *Sinkron*, 5(2), 275–281. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v5i2.10933>
- Mohyuddin, G., Khan, M. A., Haseeb, A., Mahpara, S., Waseem, M., & Saleh, A. M. (2024). Evaluation of Machine Learning Approaches for Precision Farming in Smart Agriculture System: A Comprehensive Review. *IEEE*



- Access, 12, 60155–60184. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3390581>
- Nur Rochim, F., Desky Sompie, G., Mua'mmar, Imam Saputra, R., & Rosyani, P. (2024). Perancangan Sistem Deteksi Warna Real-Time Menggunakan Metode Gaussian Blur Dan Ruang Warna HSV. *Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik Dan Multimedia*, 2(2), 178–183. <https://doi.org/https://doi.org/10.66341/fusion.v3i1.282>
- Paliling, A., Muchtar, M., & Fardian, F. (2025). Sistem Cerdas Deteksi Kematangan Buah Naga Berbasis HSV-KNN. *E-Jurnal JUSITI (Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi)*, 14(1), 46–55. <https://doi.org/10.36774/jusiti.v14i1.1718>
- Patel, K. K., Kar, A., Jha, S. N., & Khan, M. A. (2012). Machine vision system: A tool for quality inspection of food and agricultural products. *Journal of Food Science and Technology*, 49(2), 123–141. <https://doi.org/10.1007/s13197-011-0321-4>
- Pham, H., Bhatt, P., Pavlopoulos, V., Tan, Y., & Patnayakuni, R. (2026). A Comparative Study of Convolutional Neural Networks and Vision Transformers for Agricultural Image Classification. *Journal of Database Management*, 36(1), 1–27. <https://doi.org/10.4018/jdm.396706>
- Pratt, W. K. (2007). Digital Image Processing, 4th Edition. In *Journal of Electronic Imaging* (Vol. 16, Issue 2). <https://doi.org/10.1117/1.2744044>
- Proaño-Guevara, D., Valencia, X. B., Rosero-Montalvo, P. D., & Peluffo-Ordóñez, D. H. (2022). Electromiographic Signal Processing Using Embedded Artificial Intelligence: An Adaptive Filtering Approach. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 7(5), 40–50. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2022.08.009>
- Salsabila Arifa Hasibuan, Zahara Vonna, Silfia Rahmadani Sitorus, Putri Kurni Wati, & Siti Fadiyah Nabila. (2025). Aplikasi Pengolahan Citra Mendeteksi Kualitas Tomat Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Transformasi Warna YcbCr. *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer Dan Multimedia*, 4(2), 160–167. <https://doi.org/10.55606/jupikom.v4i2.4117>
- Sipan, M., & Pramuyanti, R. K. (2023). Implementasi Fuzzy C Mean Clustering Menggunakan Segmentasi Warna pada Mata Tua (Presbyopia). *Elektrika*, 15(2), 113. <https://doi.org/10.26623/elektrika.v15i2.7976>
- Wati, A., Rahmah, S., Fawait, A. B., Studi, P., Komputer, I., Gama, U. W., Samarinda, M., Pertanian, F., Agroteknologi, P. S., Widya, U., Mahakam, G., & Learning, D. (2026). Penerapan Arsitektur U-Net untuk Segmentasi Semantik Citra Buah dengan Latar Belakang Kompleks. 10(1), 40–49. <https://doi.org/10.30872/jurti.v10i1.26518>
- Wildan Amin Wiharja, Tohirin Al Mudzakir, Hilda Yulia Novita, & Jamaludin Indra. (2025). Perbandingan Algoritma Logistic Regression dan K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya. *Bulletin of Computer Science Research*, 5(4), 353–360. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v5i4.550>
- Wiliani, N., Lusi, A. P. V. D., & Hikmah, N. (2023). Identifying Skin Cancer Disease Types With You Only Look Once (YOLO) Algorithm. *Jurnal Riset Informatika*, 5(3), 455–464. <https://doi.org/10.34288/jri.v5i3.241>
- Zhu, X., Ren, L., Yang, M., Zhang, Y., Zhang, C., Cui, J., & Liu, J. (2025). A systematic review of deep learning-based object detection methods for crop grading. *CABI Agriculture and Bioscience*, 6(1), 1–23. <https://doi.org/10.1079/ab.2025.0060>