

SEGMENTASI WARNA PADA GAMBAR MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING UNTUK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

Agil Abiansyah¹, Bambang Irawan², Ahmad Faqih³, Ade Rizki Rinaldi⁴

Program Studi Teknik Informatika¹²³
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁴

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
agansyah30@gmail.com

(*) Corresponding Author : agansyah30@gmail.com
Published : 17 Juli 2026

Abstract—Image segmentation is a fundamental stage in digital image processing to separate objects from the background, but the main challenge lies in the sensitivity of the K-Means Clustering algorithm to initialization, lighting variations, and color space selection. This study aims to analyze the comparative effectiveness of the K-Means algorithm in performing color segmentation in three different color spaces: RGB, HSV, and CIE LAB, the research method uses an experimental design on 4 test images with static cluster parameters ($k = 5$), which involves pre-processing, clustering implementation, and Closing morphology post-processing. Performance evaluation is carried out quantitatively using the Davies-Bouldin Index (DBI), Silhouette Score, Mean Squared Error (MSE), and Structural Similarity Index (SSIM) metrics. The results show a clear trade-off between cluster validity and image fidelity. The HSV color space is proven to be superior in forming cluster structure density with the highest average Silhouette Score (0.718). In contrast, the RGB color space is absolutely superior in preserving the original color similarity of the image and region separation stability with the lowest average MSE value (235.57), the highest SSIM (0.792), and the lowest DBI (0.703). Meanwhile, the CIE LAB color space shows moderate performance in maintaining the visual structure of objects. This study concludes that HSV is recommended for applications that prioritize the compactness of color region partitions, while RGB is more suitable for visual reconstruction accuracy.

Keywords: Color Segmentation, K-Means Clustering, Digital Image Processing, Color Space, Closing Morphology.

Abstrak—Segmentasi citra merupakan tahapan fundamental dalam pengolahan citra digital untuk memisahkan objek dari latar belakang, namun tantangan utama terletak pada sensitivitas algoritma *K-Means Clustering* terhadap inisialisasi, variasi pencahayaan, dan pemilihan ruang warna. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis komparasi efektivitas algoritma *K-Means* dalam melakukan segmentasi warna pada tiga ruang warna berbeda: RGB, HSV, dan CIE LAB, metode penelitian menggunakan desain eksperimental terhadap 4 citra uji dengan parameter kluster statis ($k=5$), yang melibatkan tahapan pra-pemrosesan, implementasi klusterisasi, dan pasca-pemrosesan morfologi *Closing*. Evaluasi kinerja dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik Davies-Bouldin Index (DBI), Silhouette Score, Mean Squared Error (MSE), dan Structural Similarity Index (SSIM). Hasil penelitian menunjukkan adanya *trade-off* yang jelas antara validitas kluster dan fidelitas citra. Ruang warna HSV terbukti unggul dalam membentuk kepadatan struktur kluster dengan nilai rata-rata *Silhouette Score* tertinggi (0,718). Sebaliknya, ruang warna RGB unggul mutlak dalam mempertahankan kemiripan warna asli citra serta stabilitas separasi wilayah dengan nilai rata-rata MSE terendah (235,57), SSIM tertinggi (0,792), dan DBI terendah (0,703). Sementara itu, ruang warna CIE LAB menunjukkan performa yang moderat dalam menjaga struktur visual objek. Penelitian ini menyimpulkan bahwa HSV direkomendasikan untuk aplikasi yang mengutamakan kekompakan partisi wilayah warna, sedangkan RGB lebih sesuai untuk akurasi rekonstruksi visual.

Kata Kunci: Segmentasi Warna, *K-Means Clustering*, Pengolahan Citra Digital, Ruang Warna, Morfologi *Closing*.

INTRODUCTION

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital telah meluas ke berbagai sektor, mulai dari sistem pengenalan objek hingga deteksi otomatis pada industri cerdas. Dalam proses tersebut, segmentasi memegang peranan vital sebagai tahapan untuk mempartisi citra menjadi wilayah-wilayah homogen yang memiliki kesamaan karakteristik visual. Namun, [1] mencatat bahwa meskipun telah diteliti selama beberapa dekade, segmentasi citra masih menyisakan tantangan fundamental, terutama dalam mendefinisikan "wilayah bermakna" dan merepresentasikan fitur objek secara efektif di tengah kondisi pencahayaan yang dinamis. Kompleksitas ini sering kali menyebabkan hasil segmentasi menjadi tidak konsisten dan sulit digeneralisasi.

Salah satu pendekatan yang paling umum digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah metode segmentasi berbasis kluster, khususnya algoritma *K-Means Clustering*. Metode ini dipilih secara luas karena kesederhanaan implementasi dan efisiensi komputasinya. Studi terbaru oleh [2] menyoroti kemampuan *K-Means* dalam mengelompokkan piksel berdasarkan kemiripan warna secara cepat. Meskipun demikian, algoritma ini memiliki kelemahan inheren, yaitu sensitivitas yang tinggi terhadap inisialisasi pusat kluster (*centroid*) awal yang bersifat acak, serta ketergantungan penuh pada parameter jumlah kluster (k) yang harus ditentukan secara manual sebelum proses dimulai.

Selain faktor algoritma, pemilihan ruang warna (*color space*) juga menjadi variabel penentu kualitas segmentasi yang krusial. [3] menekankan bahwa transformasi dari ruang warna standar *RGB* ke model lain seperti *CIE LAB* atau *HSV* dapat memberikan hasil yang berbeda signifikan terhadap akurasi pemisahan objek. [4] menambahkan bahwa tingginya dimensi fitur pada citra berwarna kerap

memperumit integrasi antara elemen warna dan tekstur, sehingga pemilihan representasi warna yang tepat menjadi sangat strategis.

Meskipun terdapat tantangan tersebut, berbagai penelitian terkini membuktikan bahwa *K-Means* tetap relevan dan efektif jika dikonfigurasi dengan tepat. [5] berhasil menerapkan metode ini untuk meningkatkan akurasi fenotipe tanaman, sementara [6] dan [7] memanfaatkannya untuk registrasi citra dan deteksi cacat industri. Lebih lanjut, [8] menunjukkan bahwa segmentasi berbasis warna yang akurat merupakan fondasi penting bagi sistem pengenalan objek berbasis pembelajaran mesin (*machine learning*). Temuan-temuan ini mengindikasikan bahwa dengan penanganan yang tepat terhadap variabel ruang warna dan parameter kluster, *K-Means* dapat diandalkan untuk berbagai aplikasi praktis.

Selain sensitivitas terhadap representasi warna, kelemahan inheren lain dari algoritma *K-Means* adalah ketidakmampuannya mengenali koherensi spasial (*spatial-blind*). Algoritma ini murni mengelompokkan nilai piksel tanpa melihat kedekatannya secara fisik, sehingga hasil segmentasi kerap kali terfragmentasi, rentan terhadap gangguan *noise*, dan menyisakan lubang (*holes*) pada area objek. Mengingat *K-Means* sering menghasilkan segmentasi berlebih (*over-segmentation*) pada citra kompleks, maka intervensi pada tahap pasca-pemrosesan (*post-processing*) menggunakan operasi morfologi citra seperti *Closing* menjadi tahapan yang sangat krusial. Operasi ini diperlukan untuk memperbaiki kontinuitas wilayah objek dan menghasilkan bentuk segmentasi yang lebih solid.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini difokuskan untuk melakukan analisis komparatif penerapan algoritma *K-Means Clustering* pada tiga ruang warna yang berbeda, yaitu *RGB*, *HSV*, dan *CIE LAB*, yang diintegrasikan secara sistematis dengan tahap pasca-pemrosesan morfologi *Closing*. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan pemahaman mengenai bagaimana variasi representasi warna

memengaruhi stabilitas hasil segmentasi, serta membuktikan efektivitas operasi morfologi dalam menyempurnakan kelemahan spasial pada algoritma *K-Means* dalam pengolahan citra digital.

MATERIALS AND METHODS

Prosedur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif dengan tahapan prosedural yang sistematis, mencakup tahap praproses (*Preprocessing*), pelaksanaan algoritma (*K-Means Clustering implementation*), dan tahap pascaproses (*Postprocessing*). Setiap tahap dirancang untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi segmentasi warna pada citra digital.

Tahap 1: Praproses Citra (*Pre-processing*)

Secara teknis, tahapan pra-pemrosesan diawali dengan penyeragaman resolusi citra (*resizing*) menjadi ukuran 256x256 piksel agar komputasi matriks menjadi lebih efisien. Selanjutnya, citra ditransformasikan ke ruang warna target (RGB, HSV, atau CIE LAB). Khusus pada implementasi ruang warna CIE LAB, diterapkan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) secara eksklusif pada kanal *Luminance* (L) dengan parameter *clipLimit*=2.0 dan *tileGridSize*=(8,8). Langkah ini sangat krusial untuk meratakan distribusi pencahayaan tanpa merusak informasi kromatik warna. Terakhir, seluruh citra dari ketiga ruang warna dikenakan filter reduksi *noise* menggunakan operasi *Median Blur* dengan ukuran kernel 5 untuk menghaluskan tekstur sebelum proses klasterisasi dieksekusi.

Tahap 2: Implementasi Algoritma *K-Means Clustering*

Algoritma ini diinisialisasi secara statis dengan parameter jumlah klaster $K=5$, batasan iterasi komputasi maksimal (*max_iter*) sebanyak 100, metode *k-means* untuk mempercepat titik konvergensi centroid, serta penetapan seed statis (*random_state*=42) untuk menjamin reproduktibilitas (konsistensi) hasil keluaran algoritma pada setiap iterasi pengujian.

Tahap 3: Pascaproses Citra (*Post-processing*)

Tahap pascaproses bertujuan untuk memperbaiki dan meningkatkan hasil segmentasi yang dihasilkan oleh algoritma *K-Means Clustering*. Hal ini dikarenakan algoritma *K-Means* murni sering kali menghasilkan fragmentasi wilayah atau *over-segmentation* pada citra yang kompleks. Oleh karena itu, [9]

menyarankan penerapan teknik ekstraksi wilayah lanjutan untuk meningkatkan koherensi area dan memperbaiki hasil pemisahan objek dari latar belakang.

Selain itu, [10] menekankan bahwa integrasi fitur spasial sangat penting untuk mengurangi dampak *noise* dan memperbaiki batas objek agar lebih tegas, terutama pada lingkungan dengan pencahayaan yang bervariasi. Dalam penelitian ini, operasi morfologi *Closing* diterapkan untuk menutup lubang kecil (*holes*) dan menyatukan wilayah yang terputus, sejalan dengan pendekatan [11] yang mengutamakan kesadaran batas (*boundary awareness*) untuk menghasilkan segmen area homogen yang lebih realistis dan bersih.

Dalam penelitian ini, operasi morfologi *Closing* diterapkan secara sistematis menggunakan kernel struktural berbentuk matriks bujur sangkar (*ones*) berukuran 3x3 piksel. Operasi ini mengeksekusi proses dilasi yang segera diikuti oleh erosi, sehingga secara efektif mampu menutup celah atau lubang kecil (*holes*) dan menyatukan elemen wilayah yang terfragmentasi tanpa mendistorsi ukuran atau batas luar objek aslinya.

RESULTS AND DISCUSSION

Berdasarkan hasil eksperimen, perancangan model segmentasi warna menggunakan *K-Means Clustering* tidak dapat berdiri sendiri hanya sebagai algoritma pengelompokan tunggal. Efektivitas model sangat bergantung pada integrasi antara tahap pra-pemrosesan dan pasca-pemrosesan.

1. Penentuan Parameter K Statis: Penelitian ini menetapkan nilai $K=5$ sebagai parameter statis. Hasil visualisasi pada Gambar IV-3 (LAB) dan Gambar IV-9 (RGB) menunjukkan bahwa jumlah klaster ini cukup representatif untuk menyederhanakan citra buah-buahan menjadi wilayah warna dominan tanpa menghilangkan bentuk objek utama. Pendekatan ini terbukti efektif menyeimbangkan detail objek dengan penyederhanaan visual, mencegah terjadinya *under-segmentation* yang ekstrem. Meskipun [12] mencatat bahwa *K-Means* efisien, penggunaan K statis ini menjawab tantangan inisialisasi yang sering disebut sebagai kelemahan algoritma dalam studi [13], dengan memberikan batasan yang konsisten untuk komparasi.
2. Signifikansi Pasca-pemrosesan (Morfologi *Closing*): Temuan penting dalam perancangan ini adalah peran krusial operasi morfologi *Closing*. Keluaran murni dari algoritma *K-Means* sering kali mengandung *noise* berupa lubang-lubang kecil (*holes*) dan tepian objek

yang kasar (*terfragmentasi*). Penerapan operasi *Closing* terbukti berhasil "menambal" celah tersebut, menghasilkan maska segmentasi yang solid dan homogen. Hasil ini mengatasi masalah *over-segmentation* pada K-Means murni yang sebelumnya dilaporkan oleh [9]. Selain itu, teknik ini memvalidasi pendekatan [10] yang menekankan bahwa integrasi fitur spasial atau perbaikan batas objek sangat diperlukan untuk mengatasi sifat *spatial-blind* dari algoritma K-Means.

Implementasi pada Variasi Ruang Warna

Implementasi algoritma pada tiga ruang warna (*RGB*, *HSV*, dan *CIE LAB*) mengungkapkan karakteristik perilaku algoritma yang berbeda secara signifikan, meskipun menggunakan dataset dan parameter inisialisasi yang sama.

1. Ruang Warna *CIE LAB* (Optimal untuk Separasi):

Implementasi pada ruang *CIE LAB* menunjukkan hasil segmentasi wilayah yang paling tegas, pemisahan antara objek buah dan latar belakang terlihat sangat kontras. Hal ini disebabkan oleh karakteristik *LAB* yang memisahkan luminansi (*L*) dari krominansi (*a*, *b*), sehingga algoritma K-Means dapat mengelompokkan piksel berdasarkan persepsi warna manusia tanpa terlalu terganggu oleh bayangan. Temuan ini secara empiris mendukung penelitian [3] yang menyimpulkan bahwa ruang warna *LAB* memberikan akurasi segmentasi yang lebih tinggi dibandingkan *RGB* karena kemampuannya merepresentasikan perbedaan warna secara perseptual.

2. Ruang Warna *RGB* (Sensitif Cahaya):

Implementasi pada *RGB* memperlihatkan fenomena *over-segmentation* pada area yang memiliki gradasi bayangan. Karena *RGB* menggabungkan informasi warna dan intensitas cahaya, K-Means cenderung menganggap bagian gelap dari sebuah objek sebagai "klaster warna baru" yang terpisah dari warna asli objek tersebut. Fenomena ini mengonfirmasi teori yang disampaikan oleh [1], yang menyatakan bahwa kelemahan utama *RGB* dalam segmentasi adalah sensitivitasnya yang tinggi terhadap variasi iluminasi, yang menyebabkan inkonsistensi wilayah.

3. Ruang Warna *HSV* (Inkonsistensi Saturasi):

Implementasi pada *HSV* menunjukkan hasil yang fluktuatif. Pada objek dengan saturasi tinggi (seperti jeruk), *HSV* bekerja sangat baik. Namun, pada objek dengan kilauan cahaya (*specular highlight*) seperti apel, *HSV* gagal

membentuk klaster yang menyatu. Hal ini mengindikasikan bahwa penggunaan komponen *Hue* saja tidak cukup stabil untuk menangani tekstur permukaan yang mengilap. Hasil ini memberikan batasan pada temuan [9] yang merekomendasikan *HSV* untuk pemisahan rona penelitian ini menunjukkan bahwa tanpa penanganan khusus pada komponen *Value* dan *Saturation*, *HSV* masih rentan terhadap distorsi pada citra dengan variasi tekstur yang kompleks.

Evaluasi Kinerja Berdasarkan Metrik Kuantitatif

Jawaban atas pertanyaan penelitian ketiga diperoleh melalui analisis data kuantitatif yang menunjukkan adanya *trade-off* (pertukaran kualitas) antara validitas klaster dan fidelitas citra.

1. Validitas Klaster (*DBI* & *Silhouette*): Berdasarkan Tabel Ringkasan Statistik, *HSV* mencatatkan rata-rata *Davies-Bouldin Index (DBI)* terendah sebesar 0,674. Angka ini secara empiris membuktikan bahwa klaster yang dibentuk dalam ruang *HSV* memiliki struktur yang paling padat (*compact*) dan jarak antar-klaster yang paling jauh (*separated*). Sebaliknya, *RGB* memiliki rata-rata *DBI* tertinggi (0,703), yang secara kuantitatif membuktikan terjadinya tumpang tindih klaster akibat bayangan pencahayaan.

Fidelitas Rekonstruksi (*MSE* & *SSIM*): Jika kinerja diukur berdasarkan kemiripan dengan citra asli, *RGB* unggul mutlak dengan *Mean Squared Error (MSE)* terendah (243,75) dan *SSIM* tertinggi. Ini berarti citra hasil segmentasi *RGB* paling enak dilihat dan paling mirip warna aslinya. Hal ini sejalan dengan penggunaan metrik *MSE* oleh (S. Han & Lee, 2024) untuk menilai ketahanan, di mana *RGB* terbukti lebih stabil dalam mempertahankan nilai piksel asli dibandingkan ruang warna hasil transformasi. *LAB* memiliki *MSE* cukup tinggi (513,19), yang menunjukkan bahwa meskipun struktur klasternya cukup baik, warna hasil akhirnya mengalami pergeseran nilai (distorsi) akibat proses konversi matematika bolak-balik

CONCLUSION

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan analisis data pengujian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan yang menjawab tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Perancangan Model dan Integrasi Pasca-pemrosesan: Model segmentasi dirancang menggunakan algoritma *K-Means Clustering* yang diintegrasikan dengan operasi morfologi *Closing*. Integrasi ini terbukti sangat krusial dan efektif dalam mengatasi kelemahan koherensi spasial pada *K-Means*, karena

- mampu menutup lubang (*holes*), mereduksi *noise*, dan menyatukan objek yang terfragmentasi menjadi satu kesatuan wilayah yang utuh dan solid.
2. Perbandingan Efektivitas Ruang Warna: Dari hasil implementasi, ruang warna HSV terbukti paling efektif dalam memisahkan objek dari latar belakang secara matematis (kualitas kluster). Di sisi lain, ruang warna RGB unggul mutlak dalam mempertahankan kemiripan warna asli (*fidelitas*), sedangkan ruang warna CIE LAB menunjukkan pemisahan wilayah yang stabil namun dengan tingkat distorsi warna pasca-rekonstruksi yang cukup tinggi.
 3. Hasil Evaluasi Kuantitatif Metrik: Evaluasi objektif mengonfirmasi adanya *trade-off* (pertukaran kualitas). Berdasarkan kekompakan kluster internal, HSV adalah yang terbaik dengan rata-rata *Silhouette Score* tertinggi (0,7183). Namun, berdasarkan tingkat fidelitas kemiripan citra dan separasi jarak antar-kluster, RGB tampil sebagai yang paling optimal dan stabil dengan nilai rata-rata MSE terendah (235,57), SSIM tertinggi (0,7924), dan DBI terendah (0,7032).
- ### REFERENCE
- [1] Y. Yu *et al.*, "Techniques and challenges of image segmentation: A review," *Electronics*, vol. 12, no. 5, p. 1199, 2023, doi: 10.3390/electronics12051199.
 - [2] X. Chai *et al.*, "Image segmentation based on the optimized K-Means algorithm with the improved hybrid Grey Wolf optimization: Application in ore particle size detection," *Sensors*, vol. 25, no. 9, p. 2785, 2025, doi: 10.3390/s25092785.
 - [3] H. Armağan, "Colour based segmentation with K-Means clustering algorithm and numerical analysis of the effect of colour spaces on image quantities," *El-Cezeri Journal of Science and Engineering*, vol. 9, no. 4, pp. 1506–1517, 2022, doi: 10.31202/ecjse.1141148.
 - [4] Y. Yu *et al.*, "Techniques and challenges of image segmentation: A review," *Electronics*, vol. 12, no. 5, p. 1199, 2023, doi: 10.3390/electronics12051199.
 - [5] M. Henke, K. Neumann, T. Altmann, and E. Gladilin, "Semi-Automated Ground Truth Segmentation and Phenotyping of Plant Structures Using k-Means Clustering of Eigen-Colors (kmSeg)," *Agriculture*, vol. 11, no. 11, p. 1098, 2021, doi: 10.3390/agriculture11111098.
 - [6] H. M. Yuan, A. Khalid, Z. Sallow, and F. M. Mustafa, "Exploring Image Representation and Colour Spaces in Computer Vision: A Comprehensive Review," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 3, p. 3998, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i3.3998.
 - [7] H. Zhan, Y. Shou, L. Wen, F. Xu, and L. Zhang, "Colour detection of printing based on improved superpixel segmentation algorithm," *Scientific Reports*, vol. 14, p. 23449, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-74179-w.
 - [8] A. Nayyer, A. Kumar, A. Rajput, S. Patil, and S. Wagle, "Colour-Driven Object Recognition: A Novel Approach Combining Colour Detection and Machine Learning Techniques," *EAI Endorsed Transactions on Internet of Things*, vol. 10, p. 5495, 2024, doi: 10.4108/eai.ios.2024-5495.
 - [9] S. Jardim, J. António, and C. Mora, "Graphical Image Region Extraction with K-Means Clustering and Watershed," *J. Imaging*, vol. 8, no. 6, p. 163, 2022, doi: 10.3390/jimaging8060163.
 - [10] P. Mazurek and D. Bak, "Video Sequence Segmentation Based on K-Means in Air-Gap Data Transmission for a Cluttered Environment," *Sensors*, vol. 23, no. 2, p. 665, 2023, doi: 10.3390/s23020665.
 - [11] N. Liao, B. Guo, C. Li, H. Liu, and C. Zhang, "BACA: Superpixel segmentation with boundary awareness and content adaptation," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 18, p. 4572, 2022, doi: 10.3390/rs14184572.
 - [12] S. Han and J. Lee, "Parallelized Inter-Image k-Means Clustering Algorithm for Unsupervised Classification of Series of Satellite Images," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 1, p. 102, 2024, doi: 10.3390/rs16010102.
 - [13] L. Chai, Y. Xu, and T. Zhang, "Adaptive K-Means optimization with dynamic stopping criteria for efficient color image segmentation," *Pattern Recognition Letters*, vol. 180, pp. 1–12, 2025, doi: 10.1016/j.patrec.2024.11.005.