

## Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berbasis Pengolahan Citra Dengan Metode YOLOv8

Servina Hoar Seran<sup>1</sup>, Danang Wahyu Widodo<sup>2</sup>, Umi Mahdiyah<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: <sup>1</sup>[servinasr02@gmail.com](mailto:servinasr02@gmail.com), <sup>2</sup>[danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id](mailto:danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id),

<sup>3</sup>[Umimahdiyah@gmail.com](mailto:Umimahdiyah@gmail.com)

**Abstrak** – Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah tomat berbasis pengolahan citra dengan mengintegrasikan metode deteksi objek YOLOv8 dan analisis warna pada ruang warna HSV. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 150 citra buah tomat dengan variasi tingkat kematangan dan kondisi pencahayaan. Penentuan kematangan secara manual sering menimbulkan ketidakkonsistenan akibat subjektivitas penilai dan perbedaan intensitas cahaya. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, YOLOv8 digunakan pada tahap awal untuk mendeteksi objek tomat melalui mekanisme *single-stage object detection*, di mana model secara simultan memprediksi kelas objek dan koordinat *bounding box* dalam satu proses inferensi. Hasil deteksi ini digunakan untuk mengekstraksi *Region of Interest* (ROI) secara presisi sehingga area analisis terbebas dari gangguan latar belakang. ROI yang diperoleh kemudian dikonversi dari ruang warna RGB ke HSV untuk memisahkan informasi warna dari komponen intensitas cahaya. Proses klasifikasi tingkat kematangan dilakukan dengan menganalisis distribusi nilai Hue menggunakan metode *multi-level thresholding* ke dalam tiga kategori, yaitu hijau, oranye, dan merah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa YOLOv8 memperoleh akurasi deteksi sebesar 91,33%, yang merepresentasikan kemampuan model dalam menemukan dan membatasi objek tomat dengan *bounding box* yang tepat. Pada tahap klasifikasi, sistem berbasis analisis Hue menghasilkan akurasi sebesar 86,25%, dengan nilai presisi 92%, *recall* 93,24%, dan *F1-score* 92,62%. Perbedaan nilai akurasi tersebut disebabkan oleh perbedaan tujuan evaluasi, di mana akurasi deteksi mengukur performa lokalisasi objek, sedangkan akurasi klasifikasi mengukur ketepatan identifikasi tingkat kematangan. Tantangan seperti variasi intensitas cahaya, refleksi permukaan, serta tumpang tindih spektrum warna pada tomat setengah matang menyebabkan akurasi klasifikasi cenderung lebih rendah dibandingkan akurasi deteksi. Secara keseluruhan, integrasi YOLOv8 dengan analisis Hue pada ruang warna HSV mampu memberikan performa yang stabil dan andal untuk proses sortasi otomatis dan aplikasi pertanian cerdas (*smart agriculture*).

**Kata Kunci** — HSV, Kematangan Tomat, Pengolahan Citra, YOLOv8, Thresholding, Deteksi Objek.

### 1. PENDAHULUAN

Tomat (*Solanum lycopersicum*) merupakan salah satu komoditas hortikultura bernilai ekonomi penting dan memiliki kontribusi signifikan dalam rantai pasok pangan. Tingkat kematangan tomat menjadi faktor penentu kualitas, daya simpan, serta nilai jual produk, sehingga proses penentuan kematangan memegang peran penting dalam kegiatan panen dan penyortiran [1]. Pada praktik konvensional, penilaian kematangan umumnya dilakukan melalui inspeksi visual oleh pekerja lapangan. Metode ini bersifat subjektif, dipengaruhi kondisi lingkungan, serta sangat bergantung pada pengalaman individu sehingga berpotensi menghasilkan ketidakkonsistenan antarpenilai [2]. Kondisi tersebut menyebabkan proses grading kurang efisien dan dapat menurunkan mutu produk akhir.

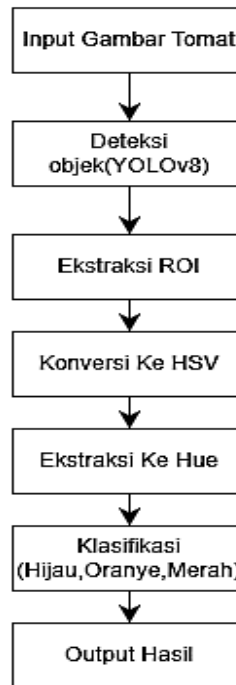
Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan, khususnya metode deep learning, membuka peluang untuk mengotomatisasi proses penentuan kematangan buah secara objektif dan terukur. Model deteksi objek berbasis Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak diterapkan untuk mengidentifikasi objek secara cepat dan akurat. Salah satu model yang unggul adalah YOLOv8 (You Only Look Once versi8), yang menawarkan kecepatan inferensi tinggi, efisiensi parameter, serta tingkat akurasi deteksi yang stabil pada berbagai kondisi pencahayaan [3], [4]. Oleh karena itu, YOLOv8 sangat potensial digunakan untuk mengekstraksi objek tomat secara presisi melalui *bounding box* sehingga menghasilkan ROI (*Region of Interest*) yang bersih dan bebas dari gangguan latar belakang.

Meskipun beberapa penelitian terkait klasifikasi kematangan buah telah dilakukan, sebagian besar masih menggunakan metode tradisional seperti segmentasi berbasis HSV atau klasifikasi berbasis SVM dan KNN yang memiliki keterbatasan dalam menangani variasi cahaya, bentuk, dan tekstur [6], [7]. Selain itu, penelitian yang secara spesifik mengintegrasikan YOLOv8 dengan analisis warna HSV untuk klasifikasi tingkat kematangan tomat dalam tiga kategori—hijau, oranye, dan merah—masih sangat terbatas. Hal ini menjadi celah penelitian yang penting untuk dikaji lebih lanjut.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi dan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat dengan mengintegrasikan metode YOLOv8 dan analisis warna HSV. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan proses penilaian kematangan yang lebih akurat, konsisten, serta dapat diterapkan dalam proses sortasi otomatis pada industri pertanian maupun pascapanen.

## 2. METODE PENELITIAN

Artikel Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental untuk mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah tomat berbasis YOLOv8 dan analisis warna HSV. Tahapan penelitian dijelaskan sebagai berikut.



Gambar 1. Flowchart.

### 2.1 Deteksi Objek Menggunakan Model YOLOv8

Pada proses pelabelan YOLOv8, koordinat bounding box dikonversi dari koordinat piksel. Dataset dilabeli menggunakan aplikasi LabelImg dengan format YOLO, yaitu:  $(x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max})$  menjadi format YOLO yang dinormalisasi. konversi dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$x_{center} = \frac{x_{min} + x_{max}}{2W} \quad (2.1)$$

$$y_{center} = \frac{y_{min} + y_{max}}{2H} \quad (2.2)$$

$$w = \frac{x_{max} - x_{min}}{W} \quad (2.3)$$

$$h = \frac{y_{max} - y_{min}}{H} \quad (2.4)$$

Setelah proses pelabelan, model YOLOv8 dilatih menggunakan konfigurasi standar Ultralytics dengan augmentasi dasar (horizontal flip, brightness, dan exposure). Output tahap ini berupa ROI (Region of Interest) yang telah dipotong dari citra asli berdasarkan koordinat bounding box yang diprediksi model.

### 2.2 Konversi Citra Ke Ruang Warna HSV

ROI hasil deteksi kemudian dikonversi dari ruang warna RGB ke HSV. Pemilihan ruang warna HSV didasarkan pada stabilitas kanal Hue terhadap perubahan intensitas cahaya, sehingga warna tomat dapat dianalisis secara lebih konsiste. Transformasi dilakukan menggunakan fungsi konversi:

Gambar Tomat. Perbandingan citra ROI dalam format RGB dan hasil ekstraksi kanal Hue pada ruang warna HSV.



Gambar 2. Konversi RGB ke HSV

2.3 Segmentasi Warna Menggunakan Multi-Level Tresholding

Untuk menentukan warna dominan tomat, nilai Hue dari setiap piksel dievaluasi berdasarkan rentang nilai warna. Rentang threshold yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 1:

Tabel 1. Multi-level Thresholding Warna Tomat

Kategori	Rentang Hue
Merah	0°–20°
Oranye	30°–60°
Hijau	80°–120°

Klasifikasi piksel dilakukan menggunakan fungsi indikator berikut:

$$I_{color}(H_i) = \begin{cases} 1, & H_i \in \text{rentang warna} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Jumlah piksel setiap warna dihitung menggunakan:

$$N_{color} = \sum_{i=1}^N I_{color}(H_i) \dots\dots\dots (2.6)$$

dengan N adalah total piksel pada ROI.

Persentase warna dihitung menggunakan:

$$P_{color} = \frac{N_{color}}{N} \times 100\% \dots\dots\dots (2.7)$$

2.4 Klasifikasi Tingkat Kematangan Berdasarkan Warna Dominan

Tingkat kematangan ditentukan berdasarkan warna dominan dengan aturan:



Gambar 3. Tingkat kematangan

Kelas = arg max (  $P_{merah}, P_{oranye}, P_{hijau}$  )

Jadi persentase warna merah paling tinggi, maka tomat dikategorikan sebagai matang; jika hijau paling dominan, maka tomat dikategorikan mentah; sedangkan oranye menunjukkan tingkat kematangan menengah

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode YOLOv8 dan analisis HSV merupakan pendekatan yang efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasi buah tomat berdasarkan tingkat kematangannya. YOLOv8 berperan penting dalam memastikan bahwa area analisis hanya berfokus pada objek tomat, sehingga mengurangi kesalahan akibat gangguan latar belakang.

#### 3.1 Hasil Deteksi Objek Menggunakan YOLOv8

Model YOLOv8 yang dilatih pada dataset tomat berhasil mendeteksi objek pada seluruh citra uji dengan akurasi 91,33%. Setiap citra menghasilkan bounding box dengan nilai confidence rata-rata di atas 0,85. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali bentuk dan struktur tomat secara konsisten meskipun terdapat variasi posisi, ukuran, dan intensitas cahaya.



Gambar 4. Hasil deteksi warna YOLOv8

Deteksi yang akurat pada tahap awal sangat penting karena kesalahan pada tahap ini akan berdampak langsung pada analisis warna selanjutnya. Pemotongan ROI berdasarkan bounding box YOLOv8 juga memberikan area analisis yang bersih, sehingga nilai HSV yang diekstraksi benar-benar berasal dari objek tomat tanpa kontaminasi piksel latar belakang.

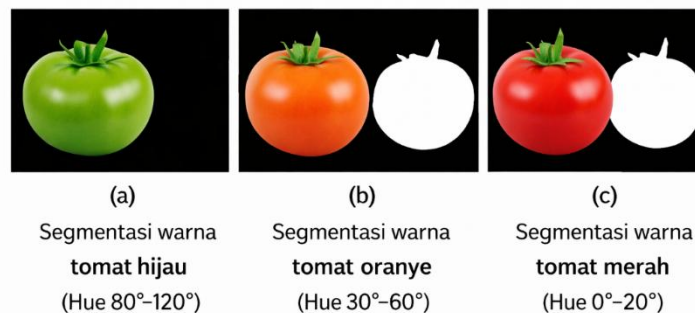
#### 3.2 Hasil Konversi RGB ke HSV

ROI yang diperoleh kemudian dikonversi ke ruang warna HSV. Kanal Hue mampu memisahkan warna tomat dengan baik karena perubahan intensitas cahaya tidak terlalu memengaruhi nilai Hue. Secara visual, tomat hijau berada pada rentang Hue  $80^{\circ}$ – $120^{\circ}$ , tomat oranye pada  $30^{\circ}$ – $60^{\circ}$ , dan tomat merah pada  $0^{\circ}$ – $20^{\circ}$ . Rentang Hue ini menunjukkan pola perubahan warna yang konsisten selama proses pematangan, sehingga ruang warna HSV terbukti menjadi representasi yang efektif untuk analisis warna buah.

#### 3.3 Hasil Segmentasi Warna Menggunakan Thresholding

Segmentasi warna dilakukan melalui penerapan *multi-level thresholding* pada kanal Hue ruang warna HSV, yang secara efektif memisahkan komponen warna tomat ke dalam tiga rentang dominan, yaitu hijau ( $80^{\circ}$ – $120^{\circ}$ ), oranye ( $30^{\circ}$ – $60^{\circ}$ ), dan merah ( $0^{\circ}$ – $20^{\circ}$ ). Analisis visual terhadap citra segmentasi menunjukkan bahwa kelas hijau dan merah menghasilkan distribusi piksel yang relatif homogen dan terlokalisasi, sedangkan kelas oranye menunjukkan variabilitas lebih tinggi akibat tumpang-tindih spektrum pada fase transisi pematangan. Untuk meningkatkan integritas bentuk area tersegmentasi, diterapkan operasi morfologi guna menghilangkan artefak dan memperhalus batas objek. Hasil segmentasi ini membentuk fondasi kuantitatif bagi tahap klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan proporsi piksel dominan.

#### Hasil Segmentasi Warna Buah Tomat Menggunakan Thresholding



Gambar 5. Hasil Segmentasi HSV

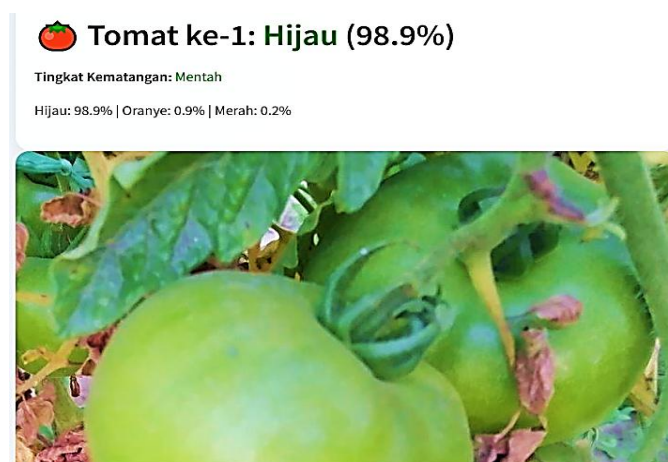
### 3.4 Hasil Klasifikasi Tingkat Kematangan

Pada tahap ini, sistem melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat berdasarkan distribusi nilai Hue pada ruang warna HSV. Klasifikasi dilakukan dengan menerapkan metode multi-level thresholding yang membagi warna tomat ke dalam tiga kategori utama, yaitu hijau (mentah), oranye (setengah matang), dan merah (matang). Proses ini menggunakan ROI yang telah dihasilkan dari deteksi objek YOLOv8 sehingga analisis warna hanya dilakukan pada wilayah buah tanpa terpengaruh latar belakang.

Setiap ROI diekstraksi nilai Hue-nya kemudian dihitung persentase dominasi warnanya. Picel dengan Hue  $0^{\circ}$ – $20^{\circ}$  dikategorikan sebagai merah, Hue  $30^{\circ}$ – $60^{\circ}$  sebagai oranye, dan Hue  $80^{\circ}$ – $120^{\circ}$  sebagai hijau. Kategori dengan jumlah piksel terbesar menentukan tingkat kematangan tomat pada citra tersebut. Pendekatan ini menghasilkan klasifikasi yang konsisten karena Hue relatif stabil terhadap perubahan intensitas cahaya dibandingkan kanal RGB.

Hasil pengujian dilakukan pada 150 citra uji yang terdiri dari tiga kelas kematangan. Tabel berikut menunjukkan performa sistem untuk setiap kategori:

- Tomat hijau : 47 dari 50 citra diklasifikasikan dengan benar
- Tomat oranye: 44 dari 50 citra diklasifikasikan dengan benar
- Tomat merah: 46 dari 50 citra diklasifikasikan dengan benar



Gambar 5. Hasil Tingkat Kematangan Tomat

Secara keseluruhan, sistem mencapai akurasi klasifikasi sebesar 86,25%, dengan presisi 92%, recall 93,24%, dan F1-score 92,62%. Nilai ini menunjukkan bahwa metode berbasis Hue cukup efektif dalam membedakan tiga kategori kematangan, meskipun terdapat beberapa tumpang-tindih rentang warna pada buah setengah matang yang menjadi sumber kesalahan utama klasifikasi.

Hasil visualisasi klasifikasi juga menunjukkan bahwa tomat pada kategori hijau memiliki dominasi warna 98–100% pada rentang Hue  $80^{\circ}$ – $120^{\circ}$ , sedangkan tomat oranye cenderung menunjukkan campuran antara Hue merah dan hijau. Adapun tomat merah memiliki distribusi Hue yang terkonsentrasi kuat pada rentang  $0^{\circ}$ – $20^{\circ}$ . Pola ini membuktikan bahwa perubahan nilai Hue mengikuti perkembangan kematangan buah secara alami, sehingga ruang HSV merupakan representasi yang tepat untuk analisis warna.

Secara keseluruhan, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi tingkat kematangan tomat secara otomatis dan mendekati tingkat akurasi penilaian manual, dengan keunggulan konsistensi yang lebih tinggi dan sensitivitas yang lebih baik terhadap perbedaan warna halus pada permukaan buah.

## 4. SIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan hibrida antara deteksi objek YOLOv8 dan analisis warna berbasis ruang HSV mampu memberikan performa yang kompetitif dalam penentuan tingkat kematangan buah tomat. Model YOLOv8 menunjukkan reliabilitas tinggi dengan akurasi deteksi 91,33%, memastikan ekstraksi ROI yang presisi sebagai dasar analisis warna. Prosedur klasifikasi berbasis distribusi Hue mencapai akurasi 86,25%, menandakan bahwa representasi warna pada ruang HSV efektif dalam menangkap dinamika perubahan warna selama proses pematangan. Dengan demikian, integrasi kedua metode ini menawarkan solusi komputasional yang efisien dan konsisten untuk aplikasi sortasi otomatis pada rantai pasok hortikultura, serta membuka peluang pengembangan metode klasifikasi yang lebih adaptif pada kondisi pencahayaan dan variasi objek yang lebih kompleks.

## 5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih variatif, mencakup kondisi pencahayaan berbeda, orientasi buah, ukuran tomat, dan latar belakang yang lebih kompleks untuk meningkatkan generalisasi model.
2. Menggunakan metode klasifikasi berbasis machine learning atau deep learning tambahan, seperti SVM, Random Forest, atau CNN untuk membandingkan performa klasifikasi berbasis Hue.
3. Menambahkan regresi warna (Hue regression) agar sistem mampu memperkirakan tingkat kematangan dalam bentuk persentase, bukan sekadar kategori (hijau, oranye, merah).
4. Mengoptimalkan threshold dinamis menggunakan metode Otsu Multi-Level atau K-means clustering agar segmentasi lebih adaptif terhadap variasi cahaya.
5. Mengintegrasikan sensor pencahayaan terkontrol (light box) untuk memastikan nilai Hue lebih konsisten dan mengurangi noise akibat bayangan.
6. Mengembangkan aplikasi real-time berbasis mobile atau IoT sehingga sistem mampu digunakan langsung di lapangan, kebun, atau tempat penyortiran hasil panen.
7. Menambahkan evaluasi menggunakan metrik tambahan, seperti AUC dan IoU untuk mendeteksi performa lebih detail pada tiap kelas.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. M. Liao, "YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection," *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.
- [2] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An incremental improvement," *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, 2018.
- [3] Ultralytics, "YOLOv8 Documentation," 2023. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/>
- [4] W. Liu *et al.*, "SSD: Single Shot MultiBox Detector," in *European Conference on Computer Vision*, 2016, pp. 21–37.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. Pearson, 2018.
- [6] A. R. Smith, "Color gamut transform pairs," *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, vol. 12, no. 3, pp. 12–19, 1978.
- [7] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [8] H. D. Cheng, X. Jiang, Y. Sun, and J. Wang, "Color image segmentation: Advances and prospects," *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259–2281, 2001.
- [9] G. Sharma, "Digital color imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, no. 9, pp. 1241–1253, 2003.
- [10] P. Soille, *Morphological Image Analysis*, 2nd ed. Springer, 2003.
- [11] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1982.
- [12] S. Dhakal and S. K. Boddhu, "Fruit maturity detection using CNN-based color and texture analysis," *International Journal of Computer Vision and Signal Processing*, vol. 9, no. 2, pp. 33–42, 2019.
- [13] P. Pawara *et al.*, "Comparing CNN and hand-crafted features for classification of plant diseases," *International Journal of Advanced Science and Engineering*, 2017.
- [14] K. Patel and J. Kumar, "Tomato ripeness classification using machine learning approaches," *Journal of Agricultural Informatics*, vol. 11, no. 2, pp. 45–55, 2020.
- [15] S. A. Khoje, P. D. Muley, and S. K. Mankar, "Color-based fruit maturity detection using HSV and edge detection," *International Journal of Engineering Research and Technology*, vol. 8, no. 6, pp. 512–516, 2019.