

## Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat menggunakan *Computer Vision* untuk *Smart Agriculture*

Nurhikma Arifin<sup>1</sup>, Chairi Nur Insani<sup>2</sup>, Muh. Rafli Rasyid<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika Universitas Sulawesi Barat, Majene, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup> nurhikma\_arifin@unsulbar.ac.id, <sup>2</sup>chairini@unsulbar.ac.id, <sup>3</sup> mrafli@unsulbar.ac.id

### Article History:

Received Jun 12<sup>th</sup>, 2023

Revised Aug 20<sup>th</sup>, 2023

Accepted Aug 26<sup>th</sup>, 2023

### Abstrak

Klasifikasi tingkat kematangan buah tomat merupakan salah satu aspek penting dalam industri pertanian. Identifikasi yang akurat dan efisien terhadap kematangan buah tomat dapat membantu petani dalam mengelola panen dengan lebih baik dan meningkatkan produktivitas pertanian secara keseluruhan. Untuk itu, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kematangan buah tomat secara otomatis dengan pemanfaatan *computer vision* dan kecerdasan buatan menuju *smart agriculture*. Klasifikasi dilakukan menjadi 3 kategori kelas yaitu belum matang, setengah matang dan matang. Adapun total dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah 240 citra tomat yang terdiri dari 180 data latih dan 60 data uji. Proses yang dilakukan menggunakan metode segmentasi HSV dengan nilai *lower upper H* [0-77], *S* [48-255] dan *V* [33-212]. Sedangkan proses klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dengan kernel RBF dengan nilai parameter  $C = 7$  and  $\gamma = 10^{-2}$ . Hasil pengujian menunjukkan sistem yang digunakan memberikan kinerja terbaik dengan hasil akurasi 100% sehingga dapat diimplementasikan dengan baik dan memberikan kontribusi teknologi dalam peningkatan *pasca* panen menuju revolusi Industri 4.0.

**Kata Kunci :** Klasifikasi, Tomat, HSV, *Computer Vision*, *Smart Agriculture*

### Abstract

*Classification of the level of ripeness of tomatoes is an important aspect in the agricultural industry. Accurate and efficient identification of tomato ripeness can help farmers to manage their harvest better and increase overall agricultural productivity. For this reason, this study aims to classify the ripeness of tomatoes automatically by utilizing computer vision and artificial intelligence towards smart agriculture. Classification is carried out into 3 class categories, unripe, semi-ripe and ripe. The total dataset used in this study is 240 tomato images consisting of 180 training data and 60 test data. The process is carried out using the HSV segmentation method with lower upper H values [0-77], S [48-255] and V [33-212]. While the classification process uses the Support Vector Machine algorithm with the RBF kernel with parameter values  $C = 7$  and  $\gamma = 10^{-2}$ . The test results show that the system used provides the best performance with 100% accuracy so that it can be implemented properly and contributes to technology in post-harvest improvement towards the Industrial Revolution 4.0.*

**Keyword :** Classification, Tomatoes, HSV, *Computer Vision*, *Smart Agriculture*

## 1. PENDAHULUAN

Industri 4.0 mendorong otomatisasi sistem di berbagai bidang termasuk pengembangan *Smart Agriculture*. Teknologi seperti *Computer Vision* dan kecerdasan buatan yang mengimplementasikan pengolahan citra terus dikembangkan untuk mendukung *Smart Agriculture* yang dapat menambah nilai tambah komoditas pertanian, mulai dari sektor hulu hingga sektor hilirisasi pada produk komoditas pertanian dan perkebunan. Pemanfaatan *Computer Vision* melalui pengolahan citra mampu menggantikan peran petani khususnya dalam mengenali buah berdasarkan tingkat kematangannya.

Buah tomat merupakan komoditas unggulan hortikultura dengan nilai penting di Indonesia . Di Indonesia, kebutuhan pasar sayuran terutama buah tomat dari tahun ke tahun mengalami peningkatan yang dicerminkan dari angka produksi tomat[1]. Kendala yang sering dihadapi yaitu kurang tersedianya tomat varietas unggul yang mempunyai produksi

tinggi, berkualitas baik, dan tahan terhadap hama dan penyakit. Tingginya kebutuhan akan tomat, sehingga sangat penting untuk melakukan pemilihan atau sortasi tomat dengan kualitas baik untuk memenuhi kebutuhan di dalam maupun luar negeri yang dalam hal ini sering kali terjadi ketidaksesuaian antara kualitas yang diperlukan dengan kualitas produk yang dihasilkan.

Dalam hal pengolahan buah tomat sebelum dipasarkan, proses pemilahan tingkat kematangan buah tomat umumnya masih dilakukan oleh petani. Kelemahan dari metode ini yaitu petani memiliki keterbatasan fisik seperti cepat lelah dan gangguan fisik lainnya [2]. Selain itu perbedaan persepsi setiap petani dalam menilai tingkat kematangan buah tomat membuat klasifikasi kematangan menjadi tidak konsisten. Hal ini menyebabkan kinerja petani menjadi kurang efektif dan efisien apalagi jika dilakukan dalam jumlah besar. Oleh karena itu proses pengklasifikasian tingkat kematangan buah tomat yang konsisten menjadi sangat penting karena berpengaruh terhadap kepuasan konsumen dalam mendapatkan kualitas buah tomat yang terbaik.

Terdapat banyak penelitian sebelumnya yang melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah secara otomatis menggunakan objek dan metode yang berbeda dengan memanfaatkan teknologi *Computer Vision* dan kecerdasan buatan sehingga meminimalisir kesalahan proses pemilahan kematangan buah ketika dilakukan secara konvensional [3][4][5][6][7]. Salah satu algoritma yang dapat melakukan klasifikasi dengan baik dan sudah digunakan beberapa peneliti adalah algoritma *Support Vector Machine*. Algoritma ini digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah dan terbukti memiliki hasil akurasi yang baik dengan rata-rata akurasi diatas 85% [8][9][10][11][12][13]. Selain itu beberapa peneliti lain juga telah membandingkan kinerja algoritma SVM dengan algoritma lain. Hasil perbandingan yang dilakukan adalah algoritma SVM memiliki hasil akurasi yang baik yaitu rata-rata diatas 95% [14] [15][16].

Berdasarkan studi literatur yang dilakukan pengolahan citra mampu mengatasi masalah dalam melakukan klasifikasi kematangan buah menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Oleh karena itu, pada penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Support Vector Machine melalui pengolahan citra dalam melakukan klasifikasi buah tomat secara otomatis dan konsisten karena menggunakan standar penilaian tingkat kematangan yang sama, sehingga meminimalisir kesalahan yang dilakukan oleh petani. Penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kematangan buah tomat menjadi 3 kelas berdasarkan fitur warna *Hue*, *Saturation*, dan *Value* (HSV) yaitu tomat matang, tomat setengah matang dan tomat tidak matang. Proses segmentasi HSV didasarkan pada ciri warna buah tomat dengan mengambil nilai Red, Green, dan Blue (RGB) pada citra.

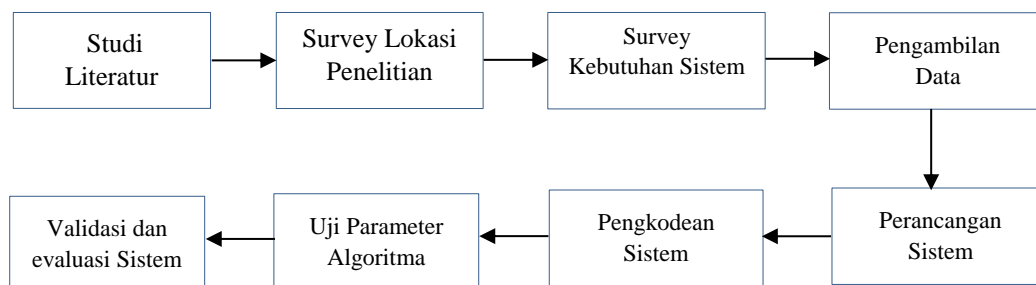
Sistem ini dibuat untuk keperluan otomatisasi industri yaitu menggantikan tenaga manusia dengan sistem sehingga lebih efektif dan efisien karena menggunakan standar kualitas yang terjamin dan konsisten. Sistem ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teknologi dalam peningkatan produktivitas *pasca* panen menuju revolusi Industri 4.0.

Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem klasifikasi tingkat kematangan buah tomat secara otomatis sehingga menjadi lebih efektif dan efisien karena dilakukan dengan standar yang sama dan konsisten meskipun dengan jumlah yang besar melalui pemanfaatan *Computer Vision*. Tingkat kematangan buah tomat akan diklasifikasi menjadi 3 kelas berdasarkan fitur warna *Hue*, *Saturation*, dan *Value* (HSV) yaitu buah tomat matang, buah tomat setengah matang dan buah tomat tidak matang. Metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel RBF. Sistem ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teknologi dalam peningkatan produktivitas *pasca* panen menuju revolusi Industri 4.0.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1 berikut:



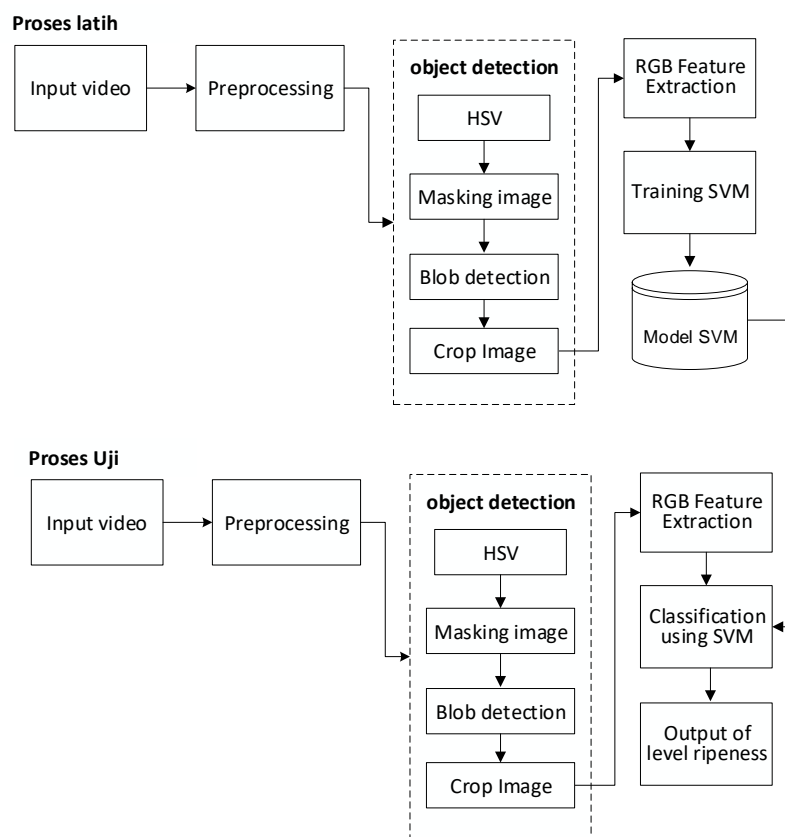
Gambar 1. Tahapan Penelitian

- a. Studi literatur dilakukan untuk mencari referensi teori yang relevan terkait topik penelitian yang dilakukan yaitu mengenai metode untuk klasifikasi kematangan buah. Tahap ini adalah tahap awal penelitian ini dengan mencari sejumlah referensi dari jurnal nasional maupun internasional, buku artikel, dan laporan penelitian.

- b. Survey lokasi penelitian yang dilakukan di Laboratorium ICT Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat.
- c. Survey kebutuhan sistem terkait alat dan bahan yang akan digunakan pada sistem klasifikasi kematangan buah tomat.
- d. Pengambilan data buah tomat dilakukan selama penelitian. Data citra buah tomat yang digunakan adalah gambar tomat yang diambil dengan jarak 20 cm antara kamera dan objek .
- e. Perancangan sistem (*software*) dilakukan dengan membuat alur penelitian dan desain perancangan sistem yang akan digunakan.
- f. Pembuatan sistem klasifikasi kematangan buah tomat menggunakan bahasa pemrograman python.
- g. Uji parameter metode HSV dan algoritma SVM yang digunakan agar hasil akurasi yang diperoleh optimal.
- h. Validasi dan evaluasi sistem klasifikasi kematangan buah tomat dilakukan untuk mengetahui keakuratan algoritma dan sistem yang digunakan.

2.2 Alur Sistem Klasifikasi kematangan buah tomat

Adapun alur sistem klasifikasi kematangan buah tomat ditunjukkan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Alur Sistem Klasifikasi Kematangan Tomat

Alur perancangan sistem seperti pada Gambar 2 terdiri dari dua tahapan yaitu tahapan pelatihan dan pengujian yang diuraikan sebagai berikut:

**Proses Latih:** Pada tahap ini dilakukan proses untuk melakukan *training* data citra tomat untuk mendapatkan model yang terbaik dari algoritma yang digunakan. Adapun tahap proses latih sebagai berikut:

- a. *Input Data* : Pada proses latih ini dilakukan masukan citra buah tomat sebanyak 180 citra yang terdiri dari 60 data untuk masing-masing kategori yaitu belum matang, setengah matang dan matang. Contoh *input* data citra tomat ditunjukkan pada Gambar 3 Berikut:



Gambar 3. *Input* data citra tomat

- b. *Preprocessing* : Tahapan selanjutnya melakukan proses dengan mengubah ukuran citra. Pada tahap ini ukuran frame asli 1920x1080 diubah menjadi 576x324 piksel untuk meminimalkan ukuran, menghemat penggunaan memori dan mengurangi waktu eksekusi.
- c. *Object Detection* : Tahap ini dilakukan proses segmentasi warna menggunakan HSV. Segmentasi dengan deteksi HSV dilakukan dengan menganalisis nilai warna tiap piksel citra sesuai fitur yang diinginkan dengan nilai toleransi pada setiap dimensi warna HSV. Setelah itu citra HSV dikonversi ke citra hitam putih melalui proses *masking* dengan menggunakan *range* warna terendah (*lower*) sampai tertinggi (*upper*) H [0-77], S [48-255] dan V[33-212]. Model warna HSV sangat membantu dalam melakukan proses *masking* area tertentu [17]. Hasil proses *masking* memiliki dua nilai piksel yaitu 0 untuk *background* dan 255 untuk objek. Contoh nilai matriks 3x3 konversi citra HSV ke citra hitam putih ditunjukkan pada Gambar 4 berikut:

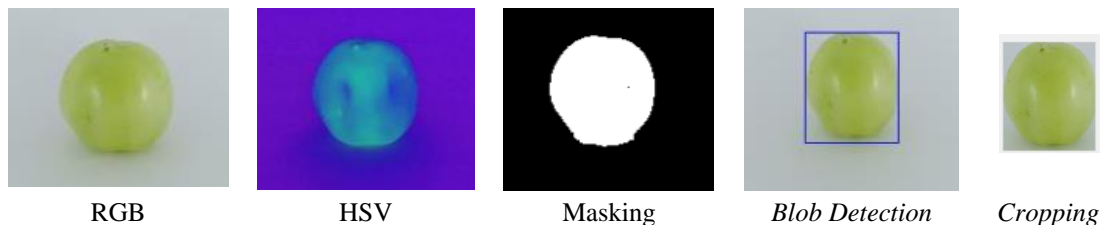
| MxN | 1        | 2         | 3         |
|-----|----------|-----------|-----------|
|     | HSV      | HSV       | HSV       |
| 1   | 0 22 123 | 2 255 46  | 35 111 30 |
| 2   | 3 226 62 | 2 229 88  | 15 245 25 |
| 3   | 3 207 79 | 4 183 110 | 21 127 76 |

➔

| MxN | 1   | 2   | 3   |
|-----|-----|-----|-----|
|     | HSV | HSV | HSV |
| 1   | 0   | 255 | 0   |
| 2   | 255 | 255 | 0   |
| 3   | 255 | 255 | 255 |

Gambar 4. Konversi Nilai Citra HSV ke citra hitam putih

- d. Proses selanjutnya adalah menganalisis luas area objek untuk dilakukan *bounding box*. *Blob detection* akan menganalisis luas area dan bentuk objek blob dari citra yang menjadi fokus deteksi. Setelah terdeteksi maka objek akan di *cropping* dan diproses pada tahap ekstraksi fitur. Berikut proses dari *Object Detection* ditunjukkan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 5. Proses *Object Detection*

- e. *RGB Feature Extraction* : Pada Tahap ini dilakukan dengan mengekstrak fitur warna RGB dengan mengambil nilai rata-rata dari R, G, dan B pada citra sebagai pembeda antar objek. Tahap selanjutnya dengan memberikan label ke dalam 3 kategori kelas yaitu 1 untuk kategori belum matang, 2 untuk kategori setengah matang, 3 untuk kategori matang. Contoh proses pelabelan ditunjukkan pada Tabel 1.

| $\bar{R}$ | $\bar{G}$ | $\bar{B}$ | Class |
|-----------|-----------|-----------|-------|
| 64.71964  | 173.7756  | 177.793   | 1     |
| 90.21122  | 135.0487  | 142.379   | 2     |
| 76.11669  | 96.58932  | 141.6808  | 3     |

- f. *Training SVM* : Melatih model dari algoritma SVM berdasarkan data pelatihan dengan menguji parameter dari nilai C dan  $\gamma$  yang optimal dari kernel RBF sehingga menghasilkan hasil akurasi tertinggi.
- g. Model SVM : *Output* dari proses *training* adalah alpha ( $\alpha$ ) dan nilai bias yang akan digunakan untuk proses uji.

**Proses Uji** : Pada Tahap ini dilakukan untuk menguji model yang dihasilkan pada tahap latih. Data yang digunakan merupakan data citra baru yang tidak memiliki label kelas dan tahapan proses yang dilakukan hampir sama dengan tahapan yang ada pada data latih.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan 60 citra tomat yang terdiri dari 20 data citra untuk masing-masing kategori yaitu belum matang, setengah matang dan matang. Adapun kernel yang digunakan untuk algoritma SVM adalah RBF dengan nilai parameter  $C = 7$  and  $\gamma = 10^{-2}$ . Hasil pengujian yang dilakukan ditunjukkan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Hasil Pengujian Citra Tomat

| Kelas Aktual         | Kelas Prediksi |                 |        | Akurasi     |
|----------------------|----------------|-----------------|--------|-------------|
|                      | Belum Matang   | Setengah Matang | Matang |             |
| Belum Matang         | 20             | 0               | 0      | 100%        |
| Setengah Matang      | 0              | 20              | 0      | 100%        |
| Matang               | 0              | 0               | 20     | 100%        |
| <b>Total Akurasi</b> |                |                 |        | <b>100%</b> |

Pada Tabel 2 pengujian yang dihasilkan menunjukkan akurasi untuk masing-masing kelas adalah 100%. Berikut hasil klasifikasi dari 60 data uji berdasarkan nilai rata-rata R, G dan B ditunjukkan pada Tabel 3,4 dan 5 berikut:

Tabel 3. Hasil uji citra tomat belum matang

| Aktual       | $\bar{R}$ | $\bar{G}$ | $\bar{B}$ | Prediksi     |
|--------------|-----------|-----------|-----------|--------------|
| Belum Matang | 64.71964  | 173.7756  | 177.793   | Belum Matang |
| Belum Matang | 58.3395   | 167.295   | 168.5595  | Belum Matang |
| Belum Matang | 95.28011  | 132.0788  | 120.5665  | Belum Matang |
| Belum Matang | 87.10988  | 127.3431  | 116.2513  | Belum Matang |
| Belum Matang | 93.70117  | 130.1809  | 119.3465  | Belum Matang |
| Belum Matang | 85.7451   | 125.7295  | 115.7879  | Belum Matang |
| Belum Matang | 81.47775  | 115.1102  | 104.1439  | Belum Matang |
| Belum Matang | 85.58001  | 117.6652  | 106.3199  | Belum Matang |
| Belum Matang | 85.82856  | 118.957   | 108.2705  | Belum Matang |
| Belum Matang | 82.99004  | 116.6633  | 105.2943  | Belum Matang |
| Belum Matang | 89.51993  | 123.4218  | 112.8572  | Belum Matang |
| Belum Matang | 86.15099  | 118.5068  | 106.8205  | Belum Matang |
| Belum Matang | 81.92542  | 117.701   | 106.2772  | Belum Matang |
| Belum Matang | 85.64332  | 124.8639  | 116.3904  | Belum Matang |
| Belum Matang | 87.09412  | 125.7037  | 118.348   | Belum Matang |
| Belum Matang | 86.06088  | 123.3103  | 114.37    | Belum Matang |
| Belum Matang | 90.02491  | 124.7665  | 112.7263  | Belum Matang |
| Belum Matang | 88.42535  | 123.6588  | 112.0312  | Belum Matang |
| Belum Matang | 90.02929  | 125.5852  | 115.9878  | Belum Matang |

Tabel 4. Hasil uji citra tomat setengah matang

| Aktual          | $\bar{R}$ | $\bar{G}$ | $\bar{B}$ | Prediksi        |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------------|
| Setengah Matang | 88.01446  | 126.1177  | 152.2151  | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 94.38967  | 131.9229  | 154.1098  | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 86.92608  | 127.644   | 161.7247  | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 91.56179  | 132.4553  | 158.394   | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 96.38336  | 138.6816  | 147.4967  | Setengah Matang |

|                 |          |          |          |                 |
|-----------------|----------|----------|----------|-----------------|
| Setengah Matang | 89.68669 | 133.8349 | 155.1061 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 91.64306 | 134.0938 | 144.1245 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 83.36153 | 130.1212 | 144.5018 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 95.90764 | 138.0219 | 146.9088 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 98.21117 | 140.6106 | 147.2728 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 90.21122 | 135.0487 | 142.3791 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 86.84231 | 123.3406 | 157.4919 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 80.71825 | 120.4909 | 155.2208 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 89.74709 | 129.8518 | 152.8631 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 81.05197 | 120.4818 | 157.3484 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 83.92324 | 133.1685 | 148.2901 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 89.99845 | 139.2455 | 145.6886 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 86.46116 | 133.9397 | 146.866  | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 85.32759 | 133.8747 | 146.9218 | Setengah Matang |
| Setengah Matang | 93.44782 | 134.0801 | 147.905  | Setengah Matang |

Tabel 5. Hasil uji citra tomat matang

| Aktual | $\bar{R}$ | $\bar{G}$ | $\bar{B}$ | Prediksi |
|--------|-----------|-----------|-----------|----------|
| Matang | 86.80263  | 100.0118  | 159.5708  | Matang   |
| Matang | 85.2643   | 98.61993  | 157.687   | Matang   |
| Matang | 86.63036  | 103.154   | 158.6458  | Matang   |
| Matang | 83.03517  | 95.70258  | 154.6548  | Matang   |
| Matang | 83.93261  | 92.90418  | 154.7456  | Matang   |
| Matang | 85.01904  | 96.03322  | 158.0101  | Matang   |
| Matang | 86.01329  | 95.68054  | 159.5827  | Matang   |
| Matang | 84.79313  | 94.41643  | 155.5693  | Matang   |
| Matang | 84.37808  | 100.3441  | 159.883   | Matang   |
| Matang | 80.82483  | 92.5261   | 155.3591  | Matang   |
| Matang | 85.20879  | 96.32733  | 155.8441  | Matang   |
| Matang | 86.14596  | 96.22369  | 152.9748  | Matang   |
| Matang | 83.75427  | 94.52668  | 153.7254  | Matang   |
| Matang | 87.60508  | 100.1999  | 155.9889  | Matang   |
| Matang | 85.32885  | 94.68573  | 150.1824  | Matang   |
| Matang | 83.50489  | 92.80394  | 150.9172  | Matang   |
| Matang | 84.61099  | 98.66476  | 156.6336  | Matang   |
| Matang | 83.39763  | 93.40372  | 154.4515  | Matang   |
| Matang | 85.2643   | 98.61993  | 157.687   | Matang   |
| Matang | 86.63036  | 103.1541  | 158.6458  | Matang   |

#### 4. KESIMPULAN

Klasifikasi tingkat kematangan buah tomat dengan memanfaatkan teknologi *computer vision* dan kecerdasan buatan dapat memberikan kontribusi teknologi dalam peningkatan produktivitas *pasca* panen menuju *Smart Agriculture* karena meminimalisir kelemahan dan kesalahan yang dilakukan oleh petani. Klasifikasi tingkat kematangan buah tomat yang dilakukan menggunakan metode segmentasi HSV dengan nilai *lower upper* H [0-77], S [48-255] dan V [33-212] dengan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* dengan kernel RBF dengan nilai parameter  $C = 7$  and  $\gamma = 10^{-2}$  menghasilkan akurasi tertinggi 100% untuk semua kategori kelas sehingga sistem ini dapat diimplementasikan dengan baik.

Saran untuk penelitian selanjutnya agar mencoba untuk melakukan penelitian secara *real time* dan tidak hanya melakukan klasifikasi tingkat kematangan tetapi juga mendeteksi kualitas kesegaran dari buah.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada seluruh pihak terkait yang memberikan *support* sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik terkhusus penggunaan Laboratorium ICT fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat dan pembiayaan dari dana DIPA Universitas Sulawesi Barat 2023.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. M. Sari, E. Maulana Sy., R. N. Sesanti, and F. Ali, "Pengaruh Tingkat Kemasakan dan Konsentrasi Kitosan Terhadap Mutu dan Kualitas Buah Tomat (*Solanum Lycopersicum L.*): Effect of Maturity Stages and Chitosan Concentration to Quality of Tomatoes (*Solanum lycopersicum L.*)," *J-Plantasimbiosa*, vol. 3, no. 1, pp. 34–44, May 2021, doi: 10.25181/jplantasimbiosa.v3i1.1977.
- [2] R. Y. Dewi, "Klasifikasi Kualitas Tomat Buah Menggunakan Video Processing," Universitas Hasanuddin Makassar, 2021. [Online]. Available: <http://repository.unhas.ac.id/id/eprint/4200/>
- [3] P. Das and J. P. S. Yadav, "Automated Tomato Maturity Grading System using CNN," in 2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), Trichy, India: IEEE, Sep. 2020, pp. 136–142. doi: 10.1109/ICOSEC49089.2020.9215451.
- [4] C. A. Sari et al., "Papaya Fruit Type Classification using LBP Features Extraction and Naive Bayes Classifier," in 2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic), Semarang, Indonesia: IEEE, Sep. 2020, pp. 28–33. doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234240.
- [5] M. F. Mohamedon, F. Abd Rahman, S. Y. Mohamad, and O. Omran Khalifa, "Banana Ripeness Classification Using Computer Vision-based Mobile Application," in 2021 8th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCE), Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, Jun. 2021, pp. 335–338. doi: 10.1109/ICCE50029.2021.9467225.
- [6] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, and D. R. Ignatius Moses Setiadi, "Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, Jan. 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267.
- [7] C. Irawan and E. Hari Rachmawanto, "Ekstraksi HSV dan GLCM dalam Metode K-NN Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Mengkudu," *Pros. SNAST*, pp. D16-25, Nov. 2022, doi: 10.34151/prosidingsnast.v8i1.4150.
- [8] J. Pardede, M. G. Husada, A. N. Hermana, and S. A. Rumapea, "Fruit Ripeness Based on RGB, HSV, HSL, L a b Color Feature Using SVM," in 2019 International Conference of Computer Science and Information Technology (ICoSNIKOM), Nov. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICoSNIKOM48755.2019.9111486.
- [9] J. A. M. Galindo, J. E. C. Rosal, and J. F. Villaverde, "Ripeness Classification of Cacao Using Cepstral-Based Statistical Features and Support Vector Machine," in 2022 IEEE International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology (IICAIET), Sep. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/IICAIET55139.2022.9936807.
- [10] E. J. L. Aguilar, G. K. P. Borromeo, and J. Flores Villaverde, "Determination of Pineapple Ripeness Using Support Vector Machine for Philippine Standards," in 2021 IEEE 7th International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), Jul. 2021, pp. 283–287. doi: 10.1109/ICCSSE52761.2021.9545163.
- [11] I. A. Sabilla, C. S. Wahyuni, C. Fatichah, and D. Herumurti, "Determining Banana Types and Ripeness from Image using Machine Learning Methods," in 2019 International Conference of Artificial Intelligence and Information Technology (ICAIIIT), Mar. 2019, pp. 407–412. doi: 10.1109/ICAIIIT.2019.8834490.
- [12] I. Indrabayu, N. Arifin, and I. S. Areni, "Strawberry Ripeness Classification System Based On Skin Tone Color using Multi-Class Support Vector Machine," in 2019 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT), Yogyakarta, Indonesia: IEEE, Jul. 2019, pp. 191–195. doi: 10.1109/ICOIACT46704.2019.8938457.
- [13] Ismail, Nurhikma Arifin, and Prihastinur, "Klasifikasi Kematangan Buah Naga Berdasarkan Fitur Warna menggunakan Algoritma Multi-Class Support Vector Machine," *J. Inform. Teknol. Dan Sains*, vol. 5, no. 1, pp. 121–126, Feb. 2023, doi: 10.51401/jinteks.v5i1.2203.
- [14] H. Azarmdel, A. Jahanbakhshi, S. S. Mohtasebi, and A. R. Muñoz, "Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM)," *Postharvest Biol. Technol.*, vol. 166, p. 111201, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.postharvbio.2020.111201.

- [15] L. Zhu and P. Spachos, "Support vector machine and YOLO for a mobile food grading system," *Internet Things*, vol. 13, p. 100359, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.iot.2021.100359.
- [16] M. Azhari, Z. Situmorang, and R. Rosnelly, "Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v5i2.2937>.
- [17] A. A. MahersatillahSuradi, M. F. Rasyid, and M. Rizal, "Deteksi Tingkat Kematangan Buah Apel Menggunakan Segmentasi Ruang Warna HSV," no. 1, 2023.