

## RANCANG BANGUN SISTEM PENDETEKSI WARNA TOMAT MENGGUNAKAN METODE KNN BERBASIS INTERNET OF THINGS

**Khoirun Nisa<sup>1</sup>, Miftahul Walid<sup>2</sup>, Busro Akramul Umam<sup>2,3</sup>**  
**<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura (UIM)**  
**e-mail: [nisaalsew@gmail.com](mailto:nisaalsew@gmail.com) ,[miftahwalid@gmail.com](mailto:miftahwalid@gmail.com) ,[busro.umam@gmail.com](mailto:busro.umam@gmail.com)**

### ABSTRAK

Dalam industri pertanian tomat, pemilihan dan klasifikasi buah tomat berdasarkan warna merupakan faktor penting untuk menentukan kualitas dan tingkat kematangan. Proses ini sering dilakukan secara manual, yang memerlukan waktu dan tenaga kerja yang cukup besar serta berisiko mengalami kesalahan subjektif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan Sistem Pendeteksi Warna Buah Tomat dengan menggunakan metode K-nearest Neighbor (knn) Berbasis IoT. Sistem ini bertujuan meningkatkan efisiensi dan akurasi sortasi tomat yang sebelumnya dilakukan secara manual. Metode knn digunakan untuk mengklasifikasikan tomat kedalam tiga kategori: merah (matang), hijau (belum matang), dan kuning (setengah matang). Hasil pengujian menunjukkan rata-rata data yang diperoleh kemudian dikirim dan dipantau secara real-time melalui platform berbasis Internet of Things (IoT). Sistem ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses seleksi tomat, serta memberikan solusi otomatisasi yang lebih modern dalam sektor pertanian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini bekerja dengan tingkat akurasi yang cukup baik dalam mendeteksi warna tomat. Dengan adanya teknologi ini, proses klasifikasi buah tomat dapat dilakukan dengan lebih cepat, efisien, dan konsisten, sehingga membantu petani dan distributor dalam meningkatkan kualitas dan daya saing produk mereka di pasar.

Kata kunci: K-Nearest Neighbor, Sensor Warna, Internet of Things (IoT), Klasifikasi Tomat, Otomatisasi Pertanian.

### ABSTRACT

*In the tomato farming industry, the selection and classification of tomatoes based on color is an important factor in determining quality and ripeness. This process is often done manually, which requires considerable time and labor and is at risk of subjective errors. Therefore, this study aims to design and develop a Tomato Fruit Color Detection System using the IoT-Based K-nearest Neighbor (knn) method. This system aims to improve the efficiency and accuracy of tomato sorting which was previously done manually. The knn method is used to classify tomatoes into three categories: red (ripe), green (unripe), and yellow (half-ripe). The test results show an average The data obtained is then sent and monitored in real-time through an Internet of Things (IoT). This system is expected to improve efficiency and accuracy in the tomato selection process, as well as provide a more modern automation solution in the agricultural sector. The test results show that this system works with a fairly good level of accuracy in detecting tomato color. With this technology, the tomato classification process can be carried out more quickly, efficiently, and consistently, thus helping farmers and distributors in improving the quality and competitiveness of their products in the market.*

*Key words: K-Nearest Neighbor, Color Sensor, Internet of Things (IoT), Tomato Classification, Agricultural Automation.***Keywords: Decision Support System, AHP, TOPSIS, Batik Motif, Consumer Interest.**

## 1. PENDAHULUAN

Tomat memiliki banyak manfaat untuk tubuh manusia seperti berkhasiat untuk menurunkan kadar kolestrol. Mencegah penyakit diabetes, mengurangi resiko terkena kanker prostat, mencegah penyakit stroke, menjaga kesehatan kulit, gangguan pencernaan, dan memulihkan fungsi lever.[1] Untuk menentukan kematangannya buah tomat tersebut tidak hanya dilakukan secara konvensional (manual). Tetapi bisa juga dapat dilakukan secara komputing (berbasis teknologi). Untuk warna buah tomat matang akan berwarna merah, setengah matang akan berwarna kuning, dan untuk buah tomat yang masih mentah akan berwarna hijau dengan warna yang sama, kemungkinan filter dengan warna yang lain akan menyerap cahaya tersebut. [2]

Internet of things adalah konsep yang menghubungkan perangkat fisik atau sensor dengan jaringan internet untuk memungkinkan pertukaran data secara otomatis dan pemantauan jarak jauh. Iot telah di adopsi dalam banyak bidang, termasuk pertanian, di mana sensor dan perangkat yang terhubung memungkinkan pemantauan berbagai kondisi secara *real-time*, seperti suhu, kelembapan, kualitas tanah, serta kualitas dan kematangan produk pertanian.[1]

Metode K-NN dipilih sebagai algoritma klasifikasi tomat karena kesederhanaan dan efisiensinya dengan data sensor warna TCS34725. Metode ini unggul dalam menangani variasi tinggi pada warna tomat dan bekerja tanpa asumsi distribusi data, sehingga fleksibel dalam menangani berbagai jenis data. KNN cocok untuk dataset kecil hingga menengah dan dapat dioptimalkan untuk memberikan akurasi klasifikasi yang tinggi melalui penyesuaian parameter, seperti jumlah tetangga terdekat (k).[3] dengan demikian, KNN diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan efisien dan memastikan bahwa hanya tomat dengan kualitas baik yang dipilih [4]

Untuk mengatasi permasalahan tersebut dibutuhkan sensor warna pada pedeteksi warna buah tomat untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam penyortiran pasca panen, dengan menggunakan sensor warna TCS34725 dan menerapkan metode K-NN untuk klasifikasi warna yang sederhana, fleksibel dan akurat, serta bisa mendukung otomatisasi dan integrasi iot untuk meningkatkan efisiensi pertanian serta menggunakan IoT untuk monitoring, sehingga petani bisa mengetahui kualitas panen secara *real-time*. [5]

Oleh karena itu dibangun sebuah alat yang dapat melakukan pemilihan buah tomat berdasarkan warna

sehingga dengan demikian dapat mengelompokkan buah yang lebih akurat dalam mengifisien waktu, tenaga, serta biaya, Maka dalam pengembangan pengerjaan tugas akhir ini, akan dibuat sebuah sistem “Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Warna pada Buah Tomat Dengan Menggunakan metode K-Nearest Neighbor Berbasis IoT (Internet Of Things)”.

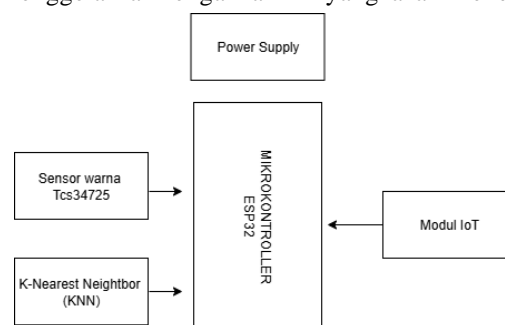
## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan merancang sistem perangkat keras lunak untuk mendeteksi serta mengklasifikasikan warna tomat. Komponen utama yang digunakan meliputi:

1. Sensor warna Tcs34725
2. Mikrokontroler ESP32
3. Motor servo
4. Power supply 12volt
5. Motor DC

### Perancangan Diagram Blok Sistem

Perancangan diagram blok sistem ini bertujuan untuk mengetahui prinsip kerja alat. Perangkat keras pada alat ini terdiri dari sensor warna TCS34725, motor servo, power supply, motor DC. Sistem ini bekerja dengan mendeteksi Tingkat kematangan tomat yang pertama dengan menggunakan metode K-NN sebuah algoritma yang akan mengklasifikasi tingkat kematangan tomat secara otomatis.[6] Sebelum klasifikasi sistem IoT akan menggunakan sensor untuk mengambil data dari tomat dan hasil akan ditampilkan di thinger. Selanjutnya mikrokontroler ESP32 akan memberikan perintah kepada motor DC dan motor servo untuk aktif. Motor DC yang terhubung dengan driver l298N berfungsi untuk menggerakkan belt konveyor yang akan menjadi lintasan tomat. Motor servo yang terdapat pada lintasan berfungsi untuk menggerakkan lengan akrilik yang akan mendorong



tomat menuju wadah penampungan . bisa dilihat lebih jelasnya rancangan pada gambar 1 dibawah ini.[7]

### Pengumpulan dan Pengolahan Data

Sebanyak 30 sampel data RGB dikumpulkan dengan 10 tomat merah,10 tomat kuning dan 10 hijau. Data dilabeli dan digunakan sebagai dataset pelatihan metode KNN. Tahapan preprocessing dilakukan meliputi pengumpulan data,permembersihan data,transformasi data,pembagian data,penentuan parameter K,perhitungan jarak, dan voting kelas.

**Implementasi algoritma KNN**

Algoritma knn menghitung jarak pada tiga rumus yaitu rumus Euclidean,minkowski,dan manhattan dan pembagian data latih dan data uji pelatihan untuk menentukan kelas warna tomat berdasarkan mayoritas tetangga terdekat (K). kode KNN langsung diimplementasikan pada arduino IDE untuk memungkinkan klasifikasi secara real-time.[8]



Gambar 3.1 Flowchart sistem

**Perancangan perangkat lunak system**

Perancangan perangkat lunak pada sistem penyortir otomatis kematangan tomat berdasarkan warna sensor TCS34725 dan pengklasifikasian menggunakan metode KNN serta memonitoring data menggunakan IoT. Proses awal dari sistem ini yaitu dengan pengklasifikasian warna tomat dengan memisahkan antara data latih dan data uji, inialisasi thinger, sensor TCS34725, dan motor servo.[9] Selanjutnya sensor TCS34725 akan membaca warna tomat dan diimplementasikan terhadap metode K-NN yang akan memisahkan antara data test dan data training.[10]



Gambar 2.1 Flowchat Perancangan Metode KNN

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

**Data Hasil Pengujian dan Analisa**

Pada percobaan ini dilakukan beberapa pengujian sampel terhadap sensor beserta analisisnya,yaitu:

1. Pengujian buah tomat pada sensor warna
2. Pengujian nilai K

Pada Pengujian ini akan dilakukan dengan cara memasukkan buah tomat pada wadah penampung tomat yang kemudian dijalankan ke sensor TCS34725 untuk mendeteksi kematangan setiap kelas tomat dan akan dicatat hasil pembacaan tiap kelas tomat. Pengujian ini dilakukan 4 kali dengan total 12 kali keseluruhan data uji setiap kelas untuk data tes dan 30 kali untuk data training. Berikut merupakan data hasil dari pengujian buah tomat pada sensor TCS34725.

**Tabel 1. Data Tes Kelas 1 (matang)**

| Percobaan ke | R   | G  | B  | Kelas sebenarnya |
|--------------|-----|----|----|------------------|
| 1            | 162 | 58 | 42 | 1                |
| 2            | 173 | 54 | 40 | 1                |
| 3            | 170 | 53 | 39 | 1                |
| 4            | 161 | 60 | 45 | 1                |

| Percobaan ke | R   | G  | B  | Kelas sebenarnya |
|--------------|-----|----|----|------------------|
| 1            | 156 | 62 | 36 | 2                |
| 2            | 154 | 64 | 38 | 2                |
| 3            | 153 | 65 | 33 | 2                |
| 4            | 156 | 63 | 37 | 2                |

**Tabel 2. Data tes kelas 2 (setengah matang)**

| Percobaan ke | R   | G  | B  | Kelas sebenarnya |
|--------------|-----|----|----|------------------|
| 1            | 121 | 82 | 45 | 3                |
| 2            | 123 | 83 | 48 | 3                |
| 3            | 126 | 80 | 42 | 3                |
| 4            | 123 | 87 | 51 | 3                |

Tabel 3. Data kelas 3 (mentah)

Pada tabel diatas di temukan sebuah data uji yang dimana meliputi 4 matang,4 setengah matang dan 4 mentah yang sudah di uji menggunakan sensor warna TCS34725 dengan RGB yang berbeda-beda setiap kelasnya dan total keseluruhan yaitu 12 data uji.

Tabel 4. Data training rumus minkowski

| Percobaan ke- | Kelas Sebenarnya | Rumus Minkowski |     |     |
|---------------|------------------|-----------------|-----|-----|
|               |                  | K=3             | K=5 | K=7 |
| 1             | 1                | 1               | 1   | 3   |
| 2             | 1                | 1               | 1   | 3   |
| 3             | 1                | 1               | 1   | 3   |
| 4             | 1                | 1               | 1   | 3   |
| 5             | 2                | 1               | 1   | 3   |
| 6             | 2                | 1               | 3   | 3   |
| 7             | 2                | 1               | 3   | 3   |
| 8             | 2                | 1               | 1   | 3   |
| 9             | 3                | 3               | 3   | 3   |
| 10            | 3                | 3               | 3   | 3   |
| 11            | 3                | 3               | 3   | 3   |
| 12            | 3                | 3               | 3   | 3   |

### Pengujian Rumus Nilai K

Pada pengujian ini dilakukan percobaan pada hasil data dengan menggunakan microsoft excel. Data tersebut dibagi menjadi data set sebanyak 42 dan data training sebanyak 30 yang akan diuji dengan 3 rumus, yaitu Euclidean Distance, Manhattan Distance, Minkowski Distance dengan parameter nilai K=3, K=5, K=7. Kemudian data tersebut akan diuji performa algoritma Machine Learning dengan acuan confusion matrix agar dapat mempresentasikan antara prediksi dan kondisi sebenarnya dari data yang dihasilkan oleh algoritma. Dengan confusion Matrix akan dihitung nilai Akurasi, Presisi, Recall, F1 score.

Di bawah ini merupakan rumus dari akurasi, presisi, recall, dan F1 Score untuk mengukur keseimbangan antara presisi dan recall serta mengevaluasi performa model KNN dengan menyeimbangkan presisi dan recall khususnya saat data tidak seimbang.

Rumus Euclidean untuk mencari jarak =  $\sqrt{(F2-B2)^2 + (G2-C2)^2 + (H2-D2)^2}$

Rumus Manhattan untuk mencari jarak =  $ABS(A2-D2) + ABS(B2-E2) + ABS(C2-F2)$

Rumus Minkowski untuk mencari jarak =  $((ABS(A2-D2)^H2) + (ABS(B2-E2)^H2) + (ABS(C2-F2)^H2))^{(1/H2)}$

Akurasi =  $((TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)) \times 100\%$

Presisi =  $((TP)/(TP + FP)) \times 100\%$

Recall =  $((TP)/(TP+FN)) \times 100\%$

| No | Nilai K | Rumus Makowski |         |        |          |
|----|---------|----------------|---------|--------|----------|
|    |         | Akurasi        | Presisi | Recall | F1 Score |
| 1. | K = 3   | 0,773          | 0,5     | 0,66   | 0,553    |
| 2. | K = 5   | 0,775          | 0,44    | 0,66   | 0,53     |
| 3. | K = 7   | 0,55           | 0,11    | 0,33   | 0,165    |

F1 Score =  $2 \times ((TP / (TP + FP)) \times (TP / (TP + FN))) / ((TP / (TP + FP)) + (TP / (TP + FN)))$

Tabel 5. Hasil Pengujian Rumus Minkowski Distance

Ket:

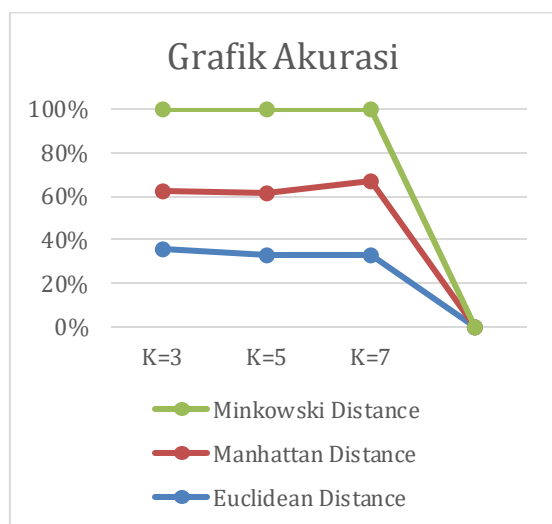
- TP :True Positive. Contohnya yaitu yang di prediksi kelas 1 maka benar kelas 1.
- TN :True Negative. Contohnya yaitu yang di prediksi bukan kelas 1 maka benar bukan kelas 1.
- FP :False Positive. Contohnya yaitu kelas yang di prediksi 1 maka bukan kelas 1.
- FN :False Negative. Contohnya yaitu kelas yang di prediksi bukan 1 maka kelas 1.

Hasil pengujian dengan Minkowski Distance menunjukkan bahwa K=3 dan K=5 memberikan performa terbaik dengan akurasi sekitar 77% serta nilai presisi dan recall yang relatif seimbang. Sebaliknya, pada K=7 kinerja model menurun drastis dengan akurasi hanya 55%. Hal ini mengindikasikan bahwa penggunaan jumlah tetangga yang terlalu besar justru menurunkan kualitas prediksi, sehingga K=3 dan K=5 dinilai lebih optimal dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat.

Berikut merupakan data hasil pengujian nilai K.

Table 10. Nilai Akurasi

| N0 | Nilai K | Euclidean Distance | Manhattan Distance | Makowski Distance |
|----|---------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 1. | K=3     | 0,733              | 0,55               | 0,773             |
| 2. | K=5     | 0,663              | 0,55               | 0,775             |
| 3. | K=7     | 0,55               | 0,55               | 0,55              |

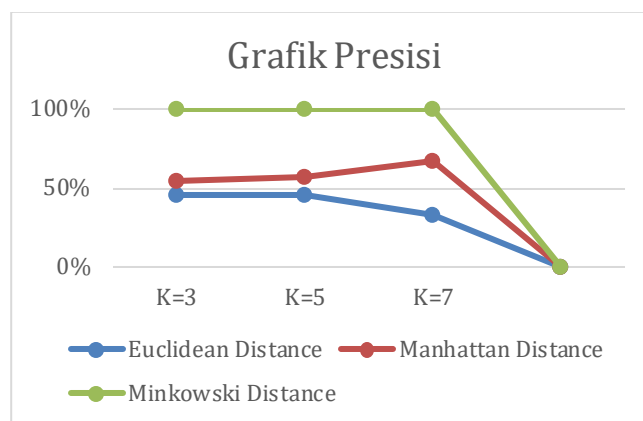


Gambar 1 Grafik Akurasi

Dari grafik Akurasi diatas untuk akurasi tertinggi yaitu rumus *Minkowski Distance* dengan K=3 dan K=5 yaitu mencapai 100% , *Manhattan Distance* dengan K=7 sekitar 66-67%, *Euclidean Distance* memiliki akurasi terendah yaitu K=3 sekitar 35-36%

Tabel 11. Nilai Presisi

| N0 | Nilai K | Euclidean Distance | Manhattan Distance | Makowski Distance |
|----|---------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 1. | K=3     | 0,5                | 0,11               | 0,5               |
| 2. | K=5     | 0,466              | 0,11               | 0,44              |
| 3. | K=7     | 0,11               | 0,11               | 0,11              |

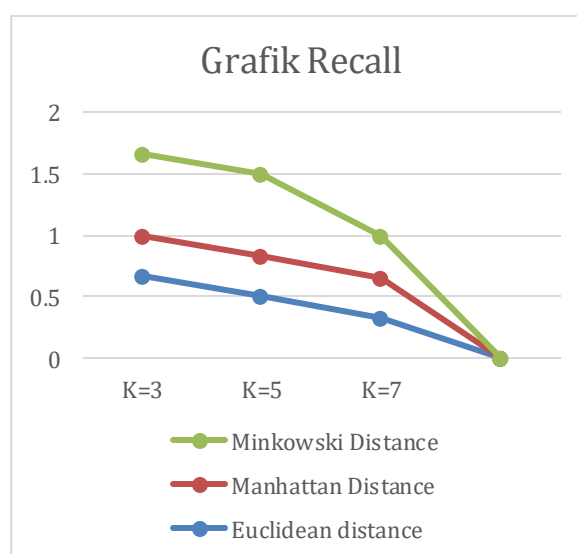


Gambar 2 Grafik Presisi

Dari grafik Presisi diatas untuk presisi tertinggi yaitu rumus *Minkowski Distance* dengan K=3 K=5 dan K=7 yaitu mencapai 100%, *Manhattan Distance* pada K=7 dengan nilai sekitar 67%, *Euclidean Distance* memiliki presisi terendah dibandingkan dua metode lainnya yaitu dengan nilai tertinggi K=5 sekitar 46%

Tabel 12. Nilai Recall

| N0 | Nilai K | Euclidean Distance | Manhattan Distance | Makowski Distance |
|----|---------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 1. | K=3     | 0,666              | 0,33               | 0,66              |
| 2. | K=5     | 0,5                | 0,33               | 0,66              |
| 3. | K=7     | 0,33               | 0,33               | 0,33              |

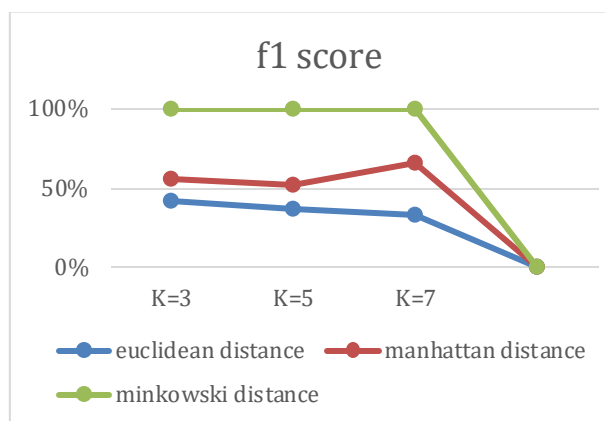


Gambar 3 Grafik Recall

Dari grafik Recall diatas untuk recall tertinggi yaitu rumus *Minkowski Distance* dengan  $K=3$  yaitu sekitar 1,67% , *Manhattan Distance* dari  $K=3$  sekitar 1,0%, *Euclidean Distance* lebih rendah yaitu  $K=3$  sekitar 0,67%, semua rumus mengalami penurunan recall ketika  $K$  ditingkat ke  $K=5$  dan semakin rendah di  $K=7$ .

Tabel 13. Nilai f1 score

| No | Nilai K | Euclidean Distance | Manhattan Distance | Makowski Distance |
|----|---------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 1. | $K=3$   | 0,533              | 0,165              | 0,553             |
| 2. | $K=5$   | 0,411              | 0,165              | 0,53              |
| 3. | $K=7$   | 0,165              | 0,165              | 0,165             |



Dari grafik di atas dapat diketahui bahwa nilai **F1 Score tertinggi** diperoleh pada penggunaan rumus **Minkowski Distance dengan  $K=3$**  yaitu mencapai **100%**. Sementara itu, pada **Manhattan Distance** nilai tertinggi berada pada  **$K=7$**  dengan capaian sekitar **67%**, sedangkan **Euclidean Distance** menunjukkan nilai tertinggi pada  **$K=3$**  sebesar kurang lebih **43%**. Secara umum, seluruh metode mengalami **penurunan F1 Score** ketika nilai  $K$  ditingkatkan, khususnya terlihat jelas pada  **$K=7$**  di mana Euclidean dan Manhattan Distance menurun signifikan, sementara Minkowski Distance justru stabil di 100% hingga akhirnya sama-sama turun drastis pada nilai  $K$  tertentu.

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode  $K$ -Nearest Neighbor (KNN) dengan perbedaan rumus perhitungan jarak (Euclidean Distance, Manhattan Distance, dan Minkowski Distance) serta variasi nilai  $K$ , diperoleh kesimpulan bahwa:

1. **Minkowski Distance** memberikan performa terbaik pada sebagian besar metrik evaluasi. Nilai tertinggi ditunjukkan pada F1 Score, Presisi, dan Akurasi yang mencapai **100% pada  $K=3$  dan  $K=5$** , serta tetap stabil hingga

$K=7$  sebelum akhirnya mengalami penurunan.

2. **Manhattan Distance** memberikan hasil terbaik pada  **$K=7$** , di mana F1 Score, Presisi, dan Akurasi berada di kisaran **67%**.
3. **Euclidean Distance** menunjukkan performa terendah dibandingkan dua metode lainnya, dengan capaian nilai tertinggi sekitar **43% untuk F1 Score, 46% untuk Presisi, dan 35–36% untuk Akurasi**.
4. Secara keseluruhan, **semakin besar nilai  $K$** , kinerja dari semua metode cenderung mengalami **penurunan** baik pada F1 Score, Recall, maupun Akurasi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan data hasil pengujian alat pendeteksi kematangan buah tomat dapat disimpulkan beberapa hal pokok sebagai berikut:

Alat yang dirancang dengan konveyor agar efisien dan akurat pada saat sortasi tomat dapat mengetahui tingkat kematangan buah tomat berdasarkan algoritma KNN dengan menggunakan rumus minkowski dengan parameter  $K=3, K=5, K=7$  dengan perhitungan matematis sehingga menghasilkan nilai akurasi presisi, recall dan f1 score sesuai hasil dan prediksinya, Memonitoring hasil penyortiran tomat melalui thinger yang bekerja secara *Real-Time*. Pembacaan sensor warna yang bergantung pada waktu integrasi yang diatur, yang berkisar antara beberapa milidetik hingga lebih dari 100 milidetik, jika perlu pembacaan warna yang lebih cepat harus menggunakan waktu integrasi yang lebih pendek misalnya 2 ms, namun akurasi pengukuran menurun dan jika mau hasil yang lebih akurat harus menggunakan waktu yang lebih lama sekitar 154 ms.

lebih dari 100 milidetik, jika perlu pembacaan warna yang lebih cepat harus menggunakan waktu integrasi yang lebih pendek misalnya 2 ms, namun akurasi pengukuran menurun dan jika mau hasil yang lebih akurat harus menggunakan waktu yang lebih lama sekitar 154 ms.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. R. Kurniadi, A. P. Supriyadi, A. P. Pambudi, M. R. Fazryansah, and R. Hidayat, "BUAH TOMAT BERDASARKAN WARNA MENGGUNAKAN TCS3200 BERBASIS IOT," vol. 22, no. 1, pp. 1–6, 2025.
- [2] P. Studi, T. Informatika, U. Islam, N. Sultan,

- 
- and S. Kasim, "APLIKASI PENGENALAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH TOMAT MENGGUNAKAN FITUR WARNA HSV BERBASIS ANDROID," vol. 16, no. 1, pp. 26–33, 2022.
- [3] A. Deviyanto, "PENERAPAN ANALISIS SENTIMEN PADA PENGGUNA TWITTER," vol. 3, no. 1, pp. 1–13, 2018.
- [4] P. Studi *et al.*, "Prototype Konveyor Penyortir Buah Tomat Berdasarkan Warna Berbasis IoT ( Internet of Things)," no. 622018011.
- [5] N. Fajri, "knn".
- [6] U. Dirgantara and M. Suryadarma, "Rancang Bangun Penerapan Model Prototype Dalam Perancangan Sistem Informasi Pencatatan Persediaan Barang Berbasis Web," *J. Sist. Inf. Univ. Suryadarma*, vol. 8, no. 2, pp. 223–230, 2014, doi: 10.35968/jsi.v8i2.737.
- [7] D. A. N. Pca, "Klasifikasi tingkat kematangan buah kopi berdasarkan deteksi warna menggunakan metode knn dan pca," vol. 8, no. 2, pp. 88–95, 2021.
- [8] J. Media and I. Budidarma, "Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV," vol. 6, pp. 9–17, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3287.
- [9] W. Menggunakan and S. Tcs, "PROSIDING SEMINAR NASIONAL," 2025.
- [10] A. G. Ginting and Y. Siyamto, "tcs," vol. 5, 2021.

