

Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna

Ibnu R. M. Fatah¹, Almido H. Ginting^{*)2}, Wenefrida T. Ina³

^{1,2,3}Teknik Elektro, Universitas Nusa Cendana, Kupang, Indonesia

^{*)}Corresponding author, email: almidoginting@staf.undana.ac.id

Abstrak (10pt)	INFO.
<p>Tanaman tomat merupakan komoditas hortikultura yang memiliki permintaan yang cukup tinggi di pasar. Kualitas buah tomat sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangannya. Tingkat kematangan dari buah tomat dapat dilakukan berdasarkan warna dari buah tomat tersebut, sehingga proses pengklasifikasian dapat digunakan. Penelitian ini menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah tomat, serta menggunakan sensor warna TCS3200 dan mikrokontroler arduino untuk mendeteksi warna buah tomat. Jumlah data pelatihan yang digunakan sebanyak 21 buah, dan data uji sebanyak 12 buah. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa alat dapat menentukan tingkat kematangan buah tomat dengan baik, dengan tingkat keberhasilan sebesar 66.66 %.</p>	<p>Info. Artikel: No. 003 Received. April, 20, 2024 Revised. May 15, 2024 Accepted. May 28, 2024 Page. 20 – 26</p> <hr/> <p>Kata kunci:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Tomat ✓ Warna ✓ Kematangan ✓ K-Nearest Neighbor ✓ Arduino
Abstract (10pt)	
<p><i>Tomato plants are a horticultural commodity with quite high market demand. The level of ripeness greatly influences the quality of tomatoes. A tomato's ripeness level can be determined based on its colour so that a classification process can be used. This research uses the K-Nearest Neighbor algorithm to classify the level of ripeness of tomatoes. It uses a TCS3200 colour sensor and an Arduino microcontroller to detect the colour of tomatoes. The 21 training data and 12 test data were used. The results of this research show that the tool can determine the ripeness level of tomatoes well, with a success rate of 66.66 %.</i></p>	

PENDAHULUAN

Tanaman tomat merupakan komoditas hortikultura yang memiliki permintaan yang cukup tinggi di pasar. Kualitas buah tomat sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangannya. Penanganan pasca panen seperti pemilihan buah tomat yang matang secara cepat dan tepat menjadi kunci dalam menjaga kualitas buah tomat yang akan dikonsumsi. Salah satu indikator umum yang digunakan untuk menentukan kematangan buah tomat adalah dari warna kulitnya [1]. Fitur warna pada tomat adalah karakteristik yang paling mudah digunakan untuk membedakan antara tomat yang sudah matang dan tomat belum matang. Hal ini disebabkan karena warna dapat dilihat secara langsung tanpa perlu bersentuhan untuk melihat teksturnya [2].

Tingkat kematangan buah tomat pada umumnya dibagi menjadi tiga fase, yaitu fase masak hijau, fase setengah matang, dan fase matang. Fase masak hijau ditandai dengan ujung buah tomat yang sudah mulai berwarna kuning gading. Pada setengah matang, ujung buah tomat menjadi berwarna merah jambu atau merah, sedangkan pada saat fase matang optimal, buah tomat akan berubah warna menjadi merah cerah. Di negara maju, standard tingkat kematangan tomat dibuat lebih spesifik menjadi enam fase, yang meliputi : *Green, Breakers, Turning, Pink, Light Red, dan Red* [3].

Untuk dapat membedakan tingkat kematangan dari buah tomat berdasarkan warna dari buah tomat tersebut, maka proses pengklasifikasian dapat digunakan. Beberapa penelitian telah melakukan pengklasifikasian berdasarkan warna dari objek yang akan di klasifikasikan [3] - [6]. Salah satu algoritma

pengklasifikasian yang sering digunakan adalah algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Beberapa penelitian telah dilakukan untuk melakukan pengklasifikasian suatu objek dengan menggunakan algoritma ini. Seperti yang telah dilakukan oleh Styandi [2], Dede [7], dan Muhamad [8].

Dalam paper ini, suatu alat yang dapat menentukan kematangan dari buah tomat secara otomatis akan di ajukan. Beberapa penelitian juga sudah dilakukan untuk mengklasifikasikan kematangan dari buah tomat dengan menggunakan berbagai jenis algoritma. Seperti algoritma *Neural Networklevenberg-Marquardt* [9], metode Rata – Rata RGB dan Index Pixel [10], dan *Multi-Svm* [11]. Pada paper ini, pengklasifikasian untuk menentukan kematangan buah tomat secara otomatis dilakukan dengan menggunakan metode *K-NN*.

METODE PENELITIAN

A. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

K-Nearest Neighbor adalah salah satu algoritma machine learning dengan pendekatan *supervised learning* yang bekerja dengan mengelompokan data baru menggunakan kemiripan antara data baru dengan sejumlah data (*K*) pada lokasi terdekat yang telah tersedia. Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode yang dipakai untuk mengklasifikasikan sebuah objek berdasarkan pengambilan data, yaitu data yang memiliki jarak paling dekat, atau memiliki nilai yang lebih dekat dengan objek tersebut. Saat label yang belum diketahui dimasukan, maka *K-Nearest Neighbor* akan mencari nilai-*K* dari data tersebut dengan jarak yang paling terdekat dengan database yang tersedia. Jarak antara data *query* dan data *learning* dihitung dengan cara mengukur jarak antara titik *data query* dan *data learning* menggunakan rumus *Euclidean Distance* [8]. Bentuk persamaan *K-NN* untuk *Euclidean distance* dapat dilihat pada persamaan (1).

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2} \dots\dots\dots (1)$$

dimana $d(x, y)$ merupakan jarak *Euclidian*, x merupakan data latih, y merupakan data uji, n merupakan jumlah fitur, dan i merupakan fitur ke-. Berdasarkan Pers. (1) ini, jika hasil nilai yang diperoleh bernilai besar, maka tingkat keserupaan antara *data training* dan *data test* akan semakin jauh. Begitu juga dengan sebaliknya, jika nilai hasil yang diperoleh semakin kecil, maka akan semakin dekat tingkat keserupaan antar objek tersebut.

Langkah-langkah dalam menghitung tingkat keserupaan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* adalah :

1. Menentukan parameter-*k* (jumlah tetangga terdekat).
2. Menghitung kuadrat jarak *Euclidean* masing-masing objek terhadap *data* sampel yang di berikan.
3. Mengurutkan objek-objek tersebut kedalam kelompok yang mempunyai jarak *Euclidean* terkecil.

B. Langkah-Langkah Penelitian

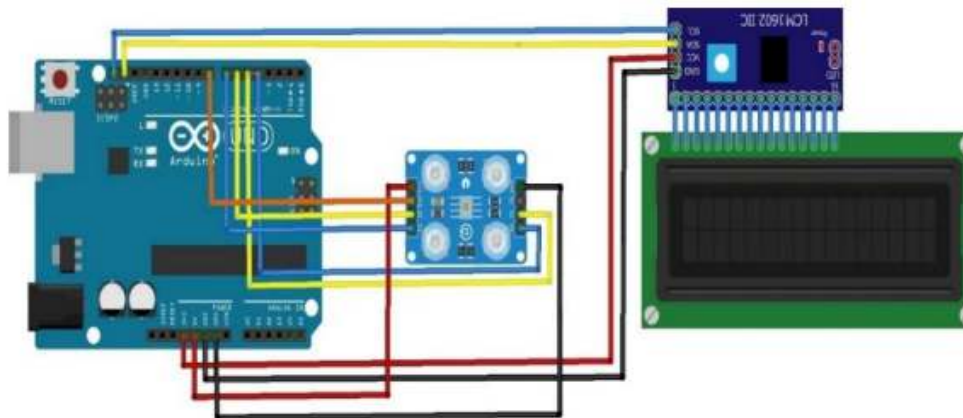
Perancangan Perangkat Keras

Pada penelitian ini, pengklasifikasian kematangan dari buah Tomat dilakukan dengan membedakan warna dari buah tomat. Untuk membedakan warna dari buah tomat, sebuah sensor warna dihubungkan dengan sebuah mikrokontroller sebagai pengolah sinyal isyarat dari sensor warna *TCS-3200* yang digunakan. Sebagai penampil digunakan *Liquid Cristal Display (LCD)* 16x2, yang dihubungkan dengan menggunakan modul *Inter Integrated Circuit (I2C)*. Gambaran dari perangkat keras yang buat dapat dilihat pada Gambar 1.

Kalibrasi Sensor Warna

Sebelum melakukan pengambilan data warna pada buah tomat, terlebih dilakukan kalibrasi terhadap sensor warna yang digunakan. Kalibrasi dilakukan dengan menggunakan tiga buah kertas berwarna, yaitu warna merah, hijau dan biru. Pada proses kalibrasi ini akan dicari nilai minimum dan maksimum yang dihasilkan oleh sensor warna. Ini dilakukan agar dapat memetakan *range* nilai yang mungkin terjadi untuk menentukan

suatu warna. Hasil dari proses kalibrasi ini dapat dilihat pada Tabel 1. Berdasarkan data pada Tabel 1, pemetaan dibuat berdasarkan nilai frekwensi tiap warna dalam rentang data 8 bit.



Gambar 1. Gambaran perangkat keras

Tabel 1. Pemetaan nilai minimum dan maksimum warna kertas

Kertas	Nilai Minimum (x)			Nilai Maksimum (y)			Pemetaan	
	Red	Green	Blue	Red	Green	Blue	x	y
Merah	62	145	112	117	243	197	62	117
Hijau	142	113	143	220	181	214	113	181
Biru	220	162	90	328	252	151	90	151

Pelatihan algoritma K-NN

Dalam penelitian ini, jumlah *sample* buah tomat yang digunakan sebagai data pelatihan adalah sebanyak 21 buah tomat dengan tiga buah tingkat kematangan, yaitu tomat mentah, setengah matang, dan tomat matang. Masing-masing sampel terdiri atas 7 buah tomat, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Sampel tomat (1) mentah, (2) setengah matang, (3) matang

Berdasarkan sampel data buah tomat pada Gambar 2, selanjutnya akan dihitung nilai pembacaan sensor untuk masing-masing buah. Berdasarkan data yang diperoleh, dilakukan pembobotan nilai *red*, *green*,

dan *blue* untuk masing-masing buah. Hasil pembobotan nilai *red*, *green*, dan *blue* dapat dilihat pada Tabel 2. Nilai pembobotan ini selanjutnya akan digunakan untuk pengujian pada data uji.

Tabel 2. Data Pembobotan hasil pelatihan

Data Latih	Nilai Pembacaan Sensor			Nilai Pembobotan			Kelas
	Red	Green	Blue	Red	Green	Blue	
1	189	200	281	0.28	0.30	0.42	Mentah
2	283	198	268	0.28	0.31	0.41	Mentah
3	161	168	222	0.29	0.30	0.40	Mentah
4	104	119	145	0.28	0.32	0.39	Mentah
5	92	111	137	0.27	0.33	0.40	Mentah
6	165	195	275	0.26	0.31	0.43	Mentah
7	141	186	248	0.25	0.32	0.43	Mentah
8	140	230	283	0.22	0.35	0.43	Setengah Matang
9	130	220	263	0.21	0.36	0.43	Setengah Matang
10	154	248	325	0.21	0.34	0.45	Setengah Matang
11	131	205	271	0.22	0.34	0.45	Setengah Matang
12	147	267	345	0.19	0.35	0.44	Setengah Matang
13	119	209	283	0.19	0.34	0.46	Setengah Matang
14	126	243	307	0.19	0.36	0.45	Setengah Matang
15	122	298	309	0.17	0.41	0.42	Matang
16	155	375	368	0.17	0.42	0.41	Matang
17	165	387	373	0.18	0.42	0.40	Matang
18	216	441	404	0.20	0.42	0.38	Matang
19	151	347	354	0.18	0.41	0.42	Matang
20	208	421	381	0.21	0.42	0.38	Matang
21	130	291	317	0.18	0.39	0.43	Matang

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Data Uji

Dalam penelitian ini, data uji yang digunakan adalah sebanyak 12 buah Tomat. Data uji ini terdiri dari 4 buah tomat dengan tingkat kematangan mentah, 4 buah tomat dengan tingkat kematangan setengah matang, dan 4 buah tomat dengan tingkat kematangan adalah matang. Berdasarkan data pelatihan yang diperoleh pada Tabel 2, pengujian kemampuan algoritma *K-NN* yang digunakan dilakukan sebanyak 4 kali, dengan 4 buah nilai-*K* (nilai ketetanggan) yang berbeda, yaitu $K = 3$, $K = 5$, $K = 7$, dan $K = 9$.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, keakuratan terkecil yang diperoleh adalah sebesar 75 %, yaitu dengan menggunakan nilai $K = 3$. Dan keakuratan yang tertinggi diperoleh pada saat nilai $K = 9$, yaitu diperoleh keakuratan sebesar 91 %. Dari 12 buah data uji yang digunakan, 11 buah data menyatakan hasil yang benar, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Jarak Euclidean

Pengambilan keputusan klasifikasi yang dilakukan oleh metode *K-NN* yaitu dengan mengelompokkan nilai jarak *Euclidean* terkecil terhadap data latih, sebanyak jumlah ketetanggan (nilai-*K*) yang digunakan. Dalam penelitian, nilai-*K* yang digunakan adalah 9. Oleh karena itu, jumlah data jarak *Euclidean* terkecil yang dipilih adalah sebanyak 9 buah data. Besarnya jarak *Euclidean* antara data uji dan data latih, dapat dihitung dengan menggunakan Pers. (1).

Perhitungan besar jarak *Euclidean* dalam menentukan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat dapat dilihat pada Tabel 4. Dalam tulisan ini, salah satu data uji yang di gunakan adalah buah tomat dengan

tingkat kematangannya adalah setengah matang. Nilai bobot data uji ini adalah sebesar 0.22 ; 0.37 ; 0.41, yang secara berurutan menunjukkan nilai bobot *Red* ; *Green* ; *Blue*.

Tabel 3. Pengujian data uji dengan nilai K=9

Data Uji	Nilai Bobot			Tingkat Kematangan	Hasil Klasifikasi	Keterangan
	Red	Green	Blue			
1	0.30	0.31	0.39	Mentah	Mentah	Benar
2	0.30	0.32	0.38	Mentah	Mentah	Benar
3	0.25	0.33	0.43	Mentah	Mentah	Benar
4	0.24	0.36	0.41	Mentah	Setengah Matang	Salah
5	0.21	0.36	0.43	Setengah Matang	Setengah Matang	Benar
6	0.23	0.35	0.42	Setengah Matang	Setengah Matang	Benar
7	0.22	0.37	0.41	Setengah Matang	Setengah Matang	Benar
8	0.22	0.37	0.41	Setengah Matang	Setengah Matang	Benar
9	0.20	0.41	0.39	Matang	Matang	Benar
10	0.18	0.43	0.40	Matang	Matang	Benar
11	0.19	0.41	0.40	Matang	Matang	Benar
12	0.18	0.43	0.39	Matang	Matang	Benar

Tabel 4. Perhitungan jarak Euclidean

R	G	B	Kelas	Hasil Perhitungan Jarak Euclidean	Rank
0.28	0.30	0.42	Mentah	$\sqrt{((0.28 - 0.22)^2 + (0.30 - 0.37)^2 + (0.42 - 0.41)^2)} = 0.0927$	20
0.28	0.31	0.41	Mentah	$\sqrt{((0.28 - 0.22)^2 + (0.31 - 0.37)^2 + (0.41 - 0.41)^2)} = 0.0849$	19
0.29	0.30	0.40	Mentah	$\sqrt{((0.29 - 0.22)^2 + (0.30 - 0.37)^2 + (0.40 - 0.41)^2)} = 0.0995$	21
0.28	0.32	0.39	Mentah	$\sqrt{((0.28 - 0.22)^2 + (0.32 - 0.37)^2 + (0.39 - 0.41)^2)} = 0.0806$	16
0.27	0.33	0.40	Mentah	$\sqrt{((0.27 - 0.22)^2 + (0.33 - 0.37)^2 + (0.40 - 0.41)^2)} = 0.0648$	11
0.26	0.31	0.43	Mentah	$\sqrt{((0.26 - 0.22)^2 + (0.31 - 0.37)^2 + (0.43 - 0.41)^2)} = 0.0748$	15
0.25	0.32	0.43	Mentah	$\sqrt{((0.25 - 0.22)^2 + (0.32 - 0.37)^2 + (0.43 - 0.41)^2)} = 0.0806$	17
0.22	0.35	0.43	S. Matang	$\sqrt{((0.22 - 0.22)^2 + (0.35 - 0.37)^2 + (0.43 - 0.41)^2)} = 0.0283$	2
0.21	0.36	0.43	S. Matang	$\sqrt{((0.21 - 0.22)^2 + (0.36 - 0.37)^2 + (0.43 - 0.41)^2)} = 0.0245$	1
0.21	0.34	0.45	S. Matang	$\sqrt{((0.21 - 0.22)^2 + (0.34 - 0.37)^2 + (0.45 - 0.41)^2)} = 0.0510$	6
0.22	0.34	0.45	S. Matang	$\sqrt{((0.22 - 0.22)^2 + (0.34 - 0.37)^2 + (0.45 - 0.41)^2)} = 0.0500$	5
0.19	0.35	0.44	S. Matang	$\sqrt{((0.19 - 0.22)^2 + (0.35 - 0.37)^2 + (0.44 - 0.41)^2)} = 0.0469$	4
0.19	0.34	0.46	S. Matang	$\sqrt{((0.19 - 0.22)^2 + (0.34 - 0.37)^2 + (0.46 - 0.41)^2)} = 0.0656$	13
0.19	0.36	0.45	S. Matang	$\sqrt{((0.19 - 0.22)^2 + (0.36 - 0.37)^2 + (0.45 - 0.41)^2)} = 0.0510$	7
0.17	0.41	0.42	Matang	$\sqrt{((0.17 - 0.22)^2 + (0.41 - 0.37)^2 + (0.42 - 0.41)^2)} = 0.0648$	10
0.17	0.42	0.41	Matang	$\sqrt{((0.17 - 0.22)^2 + (0.42 - 0.37)^2 + (0.41 - 0.41)^2)} = 0.0707$	14
0.18	0.42	0.40	Matang	$\sqrt{((0.18 - 0.22)^2 + (0.42 - 0.37)^2 + (0.40 - 0.41)^2)} = 0.0648$	11
0.20	0.42	0.38	Matang	$\sqrt{((0.20 - 0.22)^2 + (0.42 - 0.37)^2 + (0.38 - 0.41)^2)} = 0.0843$	18
0.18	0.41	0.42	Matang	$\sqrt{((0.18 - 0.22)^2 + (0.41 - 0.37)^2 + (0.42 - 0.41)^2)} = 0.0574$	8
0.21	0.42	0.38	Matang	$\sqrt{((0.21 - 0.22)^2 + (0.42 - 0.37)^2 + (0.38 - 0.41)^2)} = 0.0592$	9
0.18	0.39	0.43	Matang	$\sqrt{((0.18 - 0.22)^2 + (0.39 - 0.37)^2 + (0.43 - 0.41)^2)} = 0.0458$	3

Dalam pengambilan keputusan untuk menentukan tingkat kematangan buah yang diuji, 9 buah data dengan nilai jarak *Euclidean* terkecil di ambil. Berdasarkan data pada Tabel 4, terlihat bahwa dari 9 buah data yang diambil, 6 buah data menyatakan bahwa buah yang diuji memiliki tingkat kematangan setengah matang, sesuai dengan data uji yang digunakan. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *K-NN* yang di gunakan

dalam penelitian ini, dapat menentukan tingkat kematangan buah tomat secara otomatis dengan benar, berdasarkan warna buah tomat.

KESIMPULAN

Penelitian berhasil mengklasifikasikan kematangan buah tomat berdasarkan warna dengan baik. Dalam penelitian ini, dengan menggunakan nilai ketetapan (nilai-K) sebesar 9, alat ini dapat menentukan tingkat kematangan buah yang di uji. Dari 9 nilai ketetapan yang di ambil, sejumlah 6 tetangga terdekat menyatakan hasil yang benar, dan sejumlah 3 ketetapan memberikan hasil yang salah. Dengan kata lain, tingkat keberhasilan alat untuk menentukan kematangan buah tomat yang dibuat ini sebesar 66.66 %.

Untuk meningkatkan prosentasi keberhasilan alat ini, disarankan untuk melakukan proses kalibrasi sensor yang digunakan dengan lebih teliti, seperti memilih warna acuan dalam proses kalibrasi. Selain itu, jumlah data latih yang digunakan juga ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. N. Afifi, T. W., "Respon Tanaman Tomat (*Lycopersicum Esculentum*)" , *Jurnal produksi tanaman.*, vol. 5, no. 5, pp. 774 – 781, 2017.
- [2] Styandi, A. D., Syauqy, D., & Kurniawan, W, "Klasifikasi Umur Padi berdasarkan Data Sensor Warna dengan menggunakan METODE K-NN," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer.*, vol. 3, no. 9, pp. 8343-8350, September 2019.
- [3] Amin, M. F., Akbar, S. R., & Widasari, E. R, "Rancang Bangun Sistem Sortir Buah Apel Menggunakan Sensor Warna," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer.*, vol. 1, no. 3, pp. 236-240, Maret 2017.
- [4] M. N. Khafit, N. Khamdi, J. Jaenudin, & Edila, "Rancang Bangun Alat Sortir Buah Apel Berdasarkan Perbedaan Ukuran dan Warna Menggunakan Mikrokontroler Arduino," *JTEV (Jurnal Teknik Elektro dan Vokasional.*, vol. 9, no. 1, pp. 147-158, 2023.
- [5] Permadi, B. E, "Rancang Bangun Alat Sortir Kematangan Buah Belimbing Berdasarkan Ukuran Dan Warna Dengan Mikrokontroler Arduino," *Tugas Akhir, Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945, Surabaya.*
- [6] Silalahi, N. S, "Alat Penyortir Buah Jeruk Menggunakan TCS3200 Berbasis Arduino Uno," *Tugas Akhir, Universitas Sumatera Utara, 2017*
- [7] Dede Satriawan, H. F, "Sistem Klasifikasi Tahu Putih Murni dan Tahu Putih Mengandung Formalin Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 10, pp. 10287-10293, Oktober 2019.
- [8] Muhammad Ezar Al Rivan, . M. (2021). Penentuan Kualitas Buah Pepaya California Menggunakan Metode K-NN," *Jusikom :Jurnal Sistem Komputer Musirawas*, vol. 6, no. 1, pp. 1-8, Juni 2021
- [9] Nica Astrianda & Fatma Susilawati Mohamad, "Ripeness Identification of Tomato Using Different Color Models Based on Neural Networklevenberg-Marquardt," *World Applied Science Journal 35,Sciences Journal*, pp. 57–61, 2017.
- [10] Riska, S. Y, "Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata – Rata RGB dan Index Pixel," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasia ASIA (JITIKA)*, vol. 9, no. 2, pp. 18-26, 2015.
- [11] S. Y. Riska & P. Subekti, "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-SVM," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 1, no.1, pp. 39-45, Juni 2016.