

## KLASIFIKASI KEMATANGAN TOMAT DENGAN MODEL WARNA YANG BERBEDA MENGGUNAKAN LINEAR DISKRIMINAN ANALISIS (LDA)

Nica Astrianda\*

Hayatun Maghfirah

Universitas Teuku Umar Fakultas Teknik Prodi Teknologi Informasi

Fatma Susilawati Mohamad

Faculty of Informatics and Computing, Universiti Sultan Zainal Abidin, Tembilanga Campus 22200 Besut Terengganu, Malaysia

### Abstract

Quality of fruits depend heavily on the right time of plucking plus the right stage of ripeness to ensure its highest quality before selling. Tomatoes are one of the fruits that have a relatively fast maturity process. So that the classification of tomato maturity has an important role to reduce the risk of spoilage of tomato. Color is one of the attributes that can be used to identify the ripeness of tomato and it is one of the most distinctive characteristic of the fruits and vegetables that grow in tropical climates. In this study, the goal is to classify tomatoes maturity using color based predominant images. Linear Discriminant Analysis (LDA) is used to classify the ripeness classes based on three color models (HSV, YCbCr and CIElab). Comparisons are made between these color models for system accuracy and running time. For the highest accuracy of 95% achieved with a running time of 3,425 seconds with the CIElab color model, and a low of 67% with a running time of 3,526 seconds using the YcbCr color model, and 85% with the fastest system running time of 3,253 seconds obtained by the HSV color model.

### Keywords:

*Keywords: Linear Discriminant Analysis, HSV, YCbCr, CIElab, ripeness, Tomatoes*

### Abstrak

Kualitas buah sangat bergantung pada waktu yang tepat untuk memetik ditambah tahap kematangan yang tepat untuk memastikan kualitas tertinggi sebelum dijual. Tomat adalah salah satu buah yang memiliki proses kematangan yang relatif cepat. Sehingga klasifikasi kematangan tomat memiliki peran penting untuk mengurangi resiko pembusukan tomat. Warna adalah salah satu atribut yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi kematangan tomat dan itu adalah salah satu karakteristik yang paling khas dari buah-buahan dan sayuran yang tumbuh di iklim tropis. Dalam penelitian ini, tujuannya adalah untuk mengklasifikasikan kematangan tomat menggunakan gambar dominan berbasis warna. *Linear Discriminant Analysis (LDA)* digunakan untuk mengklasifikasikan Tingkat kematangan berdasarkan tiga model warna berbeda yaitu HSV, YCbCr dan CIElab. Perbandingan dibuat antara model warna ini untuk akurasi dan *running time sistem*. Untuk akurasi tertinggi 95% dicapai dengan *running time* 3.425 detik dengan menggunakan model warna CIElab, dan terendah 67% dengan *running time* 3.526 detik menggunakan model warna YcbCr, dan 85% dengan *running time sistem* tercepat 3.253 detik diperoleh oleh model warna HSV.

### Kata Kunci:

*Kata kunci: Analisis Diskriminan Linier, HSV, YCbCr, CIElab, kematangan, Tomat*

DOI: [10.38038/vocatech.v3i2.75](https://doi.org/10.38038/vocatech.v3i2.75)

Received: 17 Maret 2022; Accepted: 21 April 2022; Published: 25 April 2022

### \*Corresponding author:

Nica Astrianda, Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Teuku Umar, Jl. Alue Peunyareng, Ujong Tanoh Darat, Meureubo, Kabupaten Aceh Barat, Aceh 23681.

Email: [nicaastrianda@utu.ac.id](mailto:nicaastrianda@utu.ac.id)

**Citation in APA Style:** Astrianda, N., Maghfirah, H., & Mohamad, F. S. (2022). Klasifikasi Kematangan Tomat dengan Model Warna yang Berbeda Menggunakan Linear Diskriminan Analisis (LDA). *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, Vol. 3, 2 (2022), 46-53.

## I. PENDAHULUAN

Tomat merupakan salah satu produk pertanian yang memiliki tingkat produksi tinggi. Tingkat produksi dan distribusi yang tinggi membutuhkan petani tomat yang luas mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat yang dapat mengurangi resiko pembusukan buah tomat. proses pematangan tomat membutuhkan waktu yang singkat sebelum akan memburuk ([Astrianda, 2020](#)). Oleh karena itu, keakuratan tingkat klasifikasi kematangan tomat sangat penting. Tujuan dari klasifikasi ini untuk menentukan kelas yang telah ditetapkan untuk setiap contoh. Hal Ini dapat membantu untuk memahami data dan juga dapat digunakan untuk memprediksi bagaimana kasus baru akan berperilaku ([Ichwan et al., 2017](#)). Mendeteksi tingkat kematangan tomat adalah umum bagi manusia. Manusia dapat dengan mudah mengetahui perbedaan tingkat kematangan tomat karena manusia sudah memiliki pengetahuan tentang karakteristik tomat yang matang dan mentah. Namun, komputer tidak secara otomatis mengenali berbagai tingkat kematangan tomat tanpa sistem apa pun yang dibuat ([Astrianda & Mohamad, 2017](#)).

Dalam penelitian ini, tiga model warna berbeda digunakan untuk menguji kematangan buah tomat berdasarkan warna dengan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)*. Model warna yang digunakan adalah model warna *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab*.

Alasan Menggunakan pengklasifikasi *LDA* adalah karena metode ini memiliki daya pembeda yang akurat dan lebih besar dari metode *Principal Components Analysis (PCA)*.

## II. STUDI PUSTAKA

*LDA* atau juga disebut *Linear Discriminant Analysis* adalah skema ekstraksi fitur yang terkenal dan reduksi dimensi. Algoritma Ini telah banyak digunakan dalam aplikasi yang melibatkan data dimensi tinggi, seperti pengenalan wajah dan pengambilan gambar ([Ghazali, Eko K. Subha, Galuh M., M. Burhannudin, 2014](#)). Keterbatasan *LDA* adalah masalah singularitas yang salah ketika

semua matriks adalah tunggal. Pendekatan terkenal untuk memecahkan masalah singularitas menggunakan *PCA (Principal Component Analysis)* atau Analisis Komponen Utama ([Cynthia et al., 2019](#)). Pada tahun 1991, Cheng dan rekannya memperkenalkan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)* untuk metode pengenalan wajah ([Azizah, 2011](#)). Metode ini mencoba menemukan ruang *sub-linear* yang memaksimalkan pemisahan dua kelas pola sesuai dengan Kriteria *Fisher*. Cara ini dapat diperoleh dengan meminimalkan jarak antar matriks distribusi dalam kelas yang sama (dalam kelas) dan memaksimalkan jarak matriks antar kelas antar kelas secara bersamaan menghasilkan Kriteria *Fisher maksimum* ([Alrawashdeh et al., 2018](#)). *Fisher Linear Discriminant* akan menemukan *subspace* di mana kelas saling *linear* terpisah dengan memaksimalkan Kriteria *Fisher*. Jika dimensi data turun lebih tinggi dari jumlah pelatihan sampel akan menjadi tunggal. Ini mewakili kesalahan dalam metode *LDA* ([Sari et al., 2020](#)). Warna dapat digambarkan sebagai hasil dari persepsi cahaya dalam spektrum wilayah yang dilihat oleh retina mata, memiliki panjang gelombang 400nm hingga 700nm. Ruang Warna mewakili susunan warna yang unik. Ketika dikombinasikan bersama profil perangkat fisik, representasi warna yang dapat direproduksi, baik dalam analog maupun gambar digital menjadi mungkin ([Arief, 2019](#)). Penghitungan dengan fungsi pemetaan khusus di antara model warna dan ruang warna referensi menciptakan jejak yang pasti dalam ruang warna referensi, yang disebut gamut, dan untuk model warna tertentu, ini mendefinisikan ruang warna ([Abu Bakar et al., 2013](#)). Misalnya, dua ruang warna yang berbeda diidentifikasi sebagai *Adobe RGB and sRGB* adalah dua ruang warna absolut yang berbeda, keduanya didasarkan pada model warna *RGB* ([Indarto & Murinto, 2017](#)). Dalam menggambarkan ruang warna, adalah *CIELAB* atau *CIEXYZ* adalah ruang warna standar referensi umum, yang secara khusus direncanakan untuk terdiri dari semua bakiak yang dapat dilihat oleh setiap individu. Mengingat fakta bahwa ruang warna membantu dalam mengetahui kombinasi model warna tertentu, serta fungsi pemetaan lainnya, penggunaan kata-kata datang ke tempatnya secara informal untuk membantu dengan identifikasi model warna ([Sabri et al., 2018](#)). Meskipun, terlepas dari kenyataan bahwa

identifikasi ruang warna juga tidak sopan membantu untuk mengidentifikasi model warna yang terkait dengannya, jenis penggunaan itu tidak dianggap tepat. Misalnya, model warna *RGB* sering didasarkan pada banyak ruang warna khusus, yang berarti bahwa gagasan ruang warna *RGB* tunggal tidak ada ([Riska, 2015](#)).

### III. METODE

Mencari proyeksi terbaik yang dapat memisahkan data dengan pendekatan *least squares*. *LDA* menyediakan perlakuan statistik secara berbeda atau terpisah untuk setiap kelas untuk menemukan kombinasi *linier* dari fitur yang menjadi ciri objek masing-masing kelas. Oleh karena itu untuk tujuan pemisahan *LDA* akan mencoba memaksimalkan penyebaran *input* data antara kelas yang berbeda dan pada saat yang sama meminimalkan penyebaran *input* di kelas yang sama ([Subha et al., n.d.](#)).

Perbedaan antara kelas yang diwakili oleh matriks *S<sub>b</sub>* (sebar antar kelas) dan perbedaan kelas diwakili oleh matriks *S<sub>w</sub>* (tersebar di dalam kelas) ([Cahyani et al., 2018](#)) Dalam praktiknya, kelas berarti dan kovarians tidak diketahui. Namun, mereka dapat diperkirakan dari set pelatihan. Baik perkiraan kemungkinan maksimum atau perkiraan *posteriori maksimum* dapat digunakan sebagai pengganti nilai yang tepat dalam persamaan di atas. Meskipun perkiraan kovarians dapat dianggap optimal dalam beberapa hal, ini tidak berarti bahwa diskriminan yang dihasilkan diperoleh dengan mengganti nilai-nilai ini optimal dalam arti apa pun, bahkan jika asumsi kelas yang didistribusikan secara normal benar ([Kosasih, 2021](#)).

Dalam Analisis Diskriminan, variabel dependen (*Y*) adalah kelas dan variabel independen (*X*) adalah objek yang menggambarkan fitur kelas. Variabel dependen selalu kategori (skala nominal) sedangkan variabel independen dalam bentuk skala pengukuran seperti interval atau rasio. Dengan *LDA*, diharapkan dapat menentukan apakah tomat sudah matang atau mentah.

Dalam penelitian ini, pemilihan 3 model warna dilakukan untuk membandingkan akurasi terbaik dalam mengidentifikasi kematangan tomat. Model warnanya adalah *HSV*, *YCBCr* dan

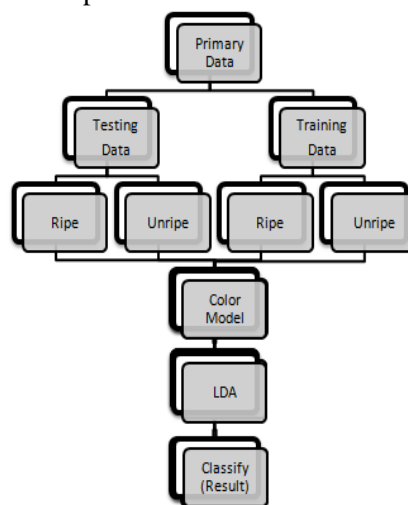
*CIELAB*. Alasan di balik memilih ketiga warna ini adalah karena:

- Model warna *HSV* sering digunakan oleh peneliti lain tidak hanya untuk identifikasi kematangan buah tetapi juga untuk identifikasi lainnya. Model warna *HSV* memberikan tingkat akurasi yang cukup baik dalam setiap penelitian di kisaran 60% hingga 85%.
- Model Warna *YCbCr* juga sering digunakan oleh para peneliti, tetapi penggunaan identifikasi kematangan tomat masih kecil. Meskipun *YCbCr* memberikan tingkat akurasi yang baik dalam beberapa penelitian lainnya.
- Dalam beberapa penelitian yang telah dilakukan model warna *CIElab* memberikan akurasi yang sangat baik. Namun penggunaan model warna *CIElab* masih jarang digunakan dibandingkan dengan warna *HSV* dan *YCbCr*.

#### A. Pengumpulan Data

Gambar tomat ditangkap di luar ruangan dengan sinar matahari langsung menggunakan kamera digital *CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor)* resolusi 13 megapiksel berjarak 25 cm dari objek. Gambar diambil dari atas buah. 126 gambar kemudian dibagi menjadi dua kelas kematangan yang matang dan mentah. Data sampel juga dibagi menjadi dua bagian data yaitu data pengujian dan pelatihan.

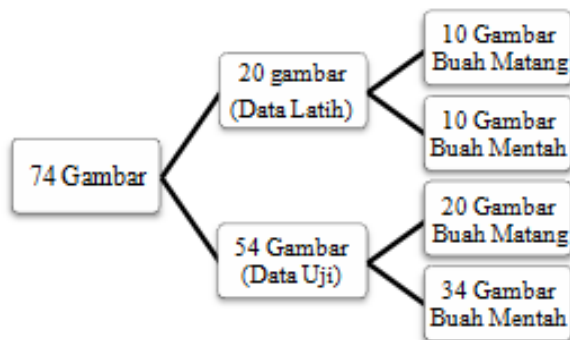
Berikut ini adalah kerangka pengumpulan data yang ditunjukkan pada Gambar 1. data pengujian dan pelatihan.



Gambar 1. Kerangka Pengumpulan Data

Data pengujian dari 74 gambar terdiri dari 20 gambar kelas matang dan 34 mentah; sementara data pelatihan terdiri dari 20 gambar yang terbagi 10 gambar kelas matang dan 10 gambar mentah.

Berikut ini adalah penyebaran data sampel yang ditunjukkan pada Gambar 2



Gambar 2. Penyebaran Data Sampel

Proses pengumpulan data dilakukan dalam beberapa tahap sebagai berikut: Ambil gambar tomat, data yang diambil lebih dari ukuran 400x400 piksel. Ubah ukuran bagian gambar tomat untuk menghindari perbedaan ukuran nilai proses pengambilan gambar untuk *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab*. Ukuran gambar yang diproses setelah mengubah ukuran adalah 100x100 piksel. Ubah menjadi model warna *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab*. Di bawah ini adalah gambar tomat sebagai data uji dalam gambar 2. langkah pertama menormalkan *RGB* terlebih dahulu dengan rumus berikut:

$$r = \frac{R}{R + G + B}$$

$$g = \frac{G}{R + G + B}$$

$$b = \frac{B}{R + G + B}$$

### Konversi Model Warna

1. Konversi *RGB* ke *HSV* Setelah nilai *r*, *g*, dan *b* telah dinormalisasi, maka rumus transformasi *RGB* ke *HSV* sebagai berikut:

$$H = \max(r, g, b)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{if } V = 0 \\ V - \frac{\min(r, g, b)}{V} & \text{if } V > 0 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{60X(g-b)}{SVX} & \text{if } V = r \\ 60X[2 + \frac{(b-r)}{SVX}] & \text{if } V = g \\ 60X[4 + \frac{(r-g)}{SVX}] & \text{if } V = b \\ H = H + 360 & \text{if } H < 0 \end{cases}$$

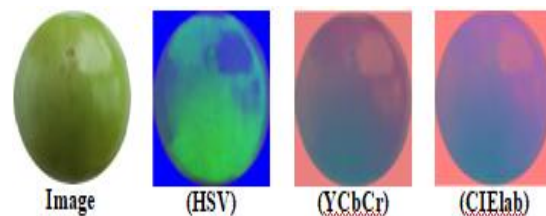
#### a. Convert RGB to YCbCr

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

#### b. Convert RGB to CIElab

Ruang warna *L \* a \* b \** berasal dari nilai tristimulus *CIE XYZ*. Ruang *L \* a \* b \** terdiri dari lapisan luminositas '*L \**' atau kecerahan, lapisan *kromaticity* '*a \**' yang menunjukkan di mana warna jatuh di sepanjang sumbu merah-hijau, dan lapisan *kromaticity* '*b \**' yang menunjukkan di mana warna jatuh di sepanjang sumbu biru-kuning. Dalam matlab mengonversi nilai *RGB* menjadi *CIE 1976* nilai *L\*a\*b\** dapat digunakan `lab = rgb2lab(rgb)`

1. Membagi gambar menjadi dua kelas, yaitu *Ripe* dan *Unripe*.
2. Memasukkan data *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab* ke dalam tabel untuk membuatnya lebih mudah untuk melihat perbedaannya.

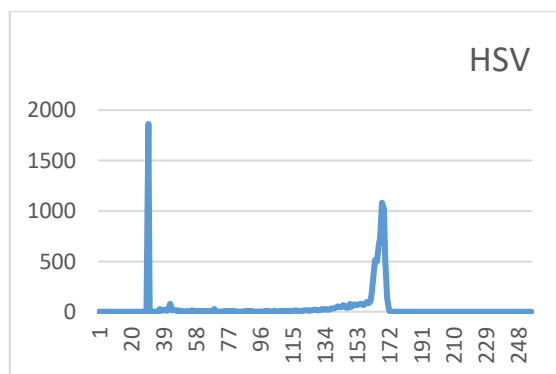


Gambar 3. Mengkonversi Model Warna

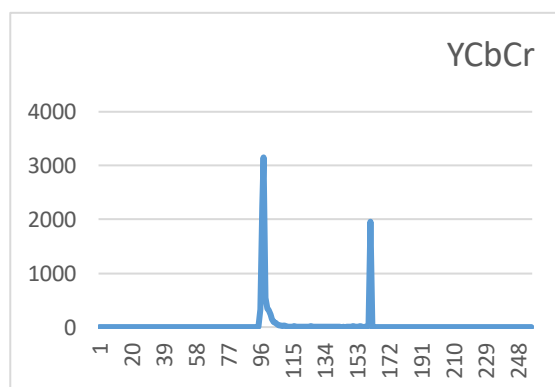
### B. Data Latih

Pada tahapan menjelaskan mengenai langkah-langkah dalam menghitung *LDA* untuk memperoleh nilai maksimal sehingga dapat

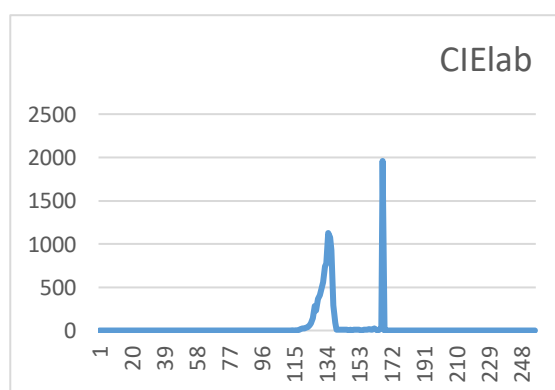
menentukan buah tomat yang termasuk ke kedalam kelas matang atau mentah. Data pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini sejumlah 86 data pelatihan. Perlu dilakukan dengan menggunakan ekstraksi warna *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab* sebelum data pelatihan. Berikut bagan hasil ekstraksi warna tomat ditunjukkan pada Gambar 4, 5 dan 6.



Gambar 4. Hasil ekstraksi Bagan dari *HSV* warna



Gambar 5. Hasil ekstraksi Bagan warna *YcbCr*



Gambar 6. Hasil ekstraksi Bagan Cielab warna.

Langkah-langkah dalam menghitung *LDA* adalah:  
Langkah 1 : Pelatihan Fase (pelabelan dataset)  
 $X$  = Fitur (variabel independen)

$Y$  = Kelas / Grup (variabel independen)

Langkah 2: Memisahkan nilai Pengelompokan Kelompok berbasis  $X$ ,  $YCbCr$  dan  $CIElab$  menjadi grub matang dan mentah  
grub  $x_i$  = Nilai pengelompokan masing-masing - setiap fitur grub berdasarkan kelas.

Langkah 3: Hitung nilai - rata-rata  
 $\mu_i$  global = Fitur rata-rata grup  $i$  dan  $\mu$  (terglobalisasi) dalam kumpulan data.

Langkah 4 : Hitung  $x_i$  (Rata-rata Terkoreksi):  
( $x_i$  minus rata-rata global).

Langkah 5: Hitung nilai gugus Kovarians seperti dalam persamaan (1).

$$c_i = \frac{(x_i^0)^T x_i^0}{n_i} \quad (1)$$

Langkah 6: Hitung nilai Kovarians global seperti dalam persamaan (2).

$$C(r, s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^g n_i c_i(r, s) \quad (2)$$

Langkah 7: Menghitung kebalikan dari matriks Kovarians

$C^{-1}$  = invers of  $C$

Langkah 8: Menghitung probabilitas setiap kelas  
Prior  $P_i$  = Peluang setiap kelas

Langkah 9: Hitung fungsi diskriminan seperti dalam persamaan (3).

$$f_i = \mu_i C^{-1} x_k^T - \frac{1}{2} \mu_i C^{-1} \mu_i^T + \ln(p_i) \quad (3).$$

### C. Data Uji

Pengujian data adalah tahap untuk menentukan kelas objek. Langkah-langkah yang diambil dalam data pengujian adalah:

#### 1. Input

Objeknya adalah gambar tomat. Dari gambar dihitung nilai ekstrak *YCbCr* warna, *HSV* dan *CIElab* ke set data



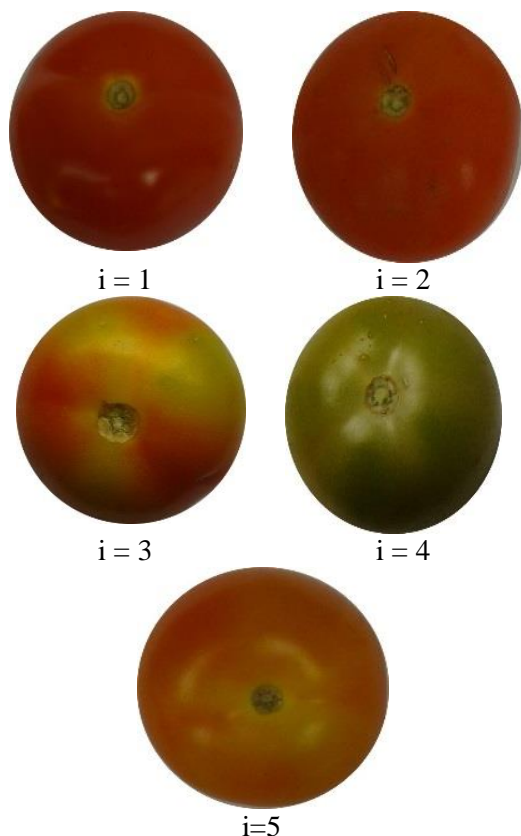
## 2. Classification

Dari proses penginputan, dicari nilai dibandingkan dengan nilai  $f_1$  untuk  $f_1$  dan  $f_2$ -nya. Jika nilai ( $f_1 > f_2$ ) matang maka pergi ke kelas, tetapi jika nilai ( $f_1 < f_2$ ) maka masuk ke kelas mentah.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk menguji tingkat kematangan berdasarkan model warna *HSV*, *YCbCr* dan *CIElab* menjadi dua kelas, matang dan mentah. Metode yang digunakan adalah *Linear Discriminant Analysis* dengan 86 set data yang akan dilatih. Di bawah ini adalah lima gambar tomat sebagai data uji yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Tomat sebagai gambar uji.

Berdasarkan persamaan (3) nilai  $f_1$  dan  $f_2$  yang diperoleh untuk masing-masing kumpulan data dalam Tabel 1. Nilai  $f_1$  dan  $f_2$  akan dibandingkan untuk menentukan kelas baik matang atau mentah.

Hasil  $f_1$  dan  $f_2$  diperoleh dari kumpulan data (Gambar 6), tercantum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil  $f_1$  dan  $f_2$  diperoleh dari model warna kumpulan data.

Color model	I	$f_1$	$f_2$	class
HSV	1	0.0748	-0.8198	1
	2	0.5479	-0.3567	1
	3	-0.1557	-0.1366	2
	4	-0.1487	0.3413	2
	5	0.1420	1.2119	1
YCbCr	1	0.6146	-1.1346	1
	2	0.8067	-1.1308	1
	3	-0.4912	0.0196	2
	4	-1.1154	-0.3777	2
	5	-0.5276	0.7073	2
CIElab	1	0.5651	0.5605	1
	2	0.8958	0.6853	1
	3	-0.2840	-	2
	4	-1.0444	0.0458	2
	5	1.6964	-0.4927	2

Berdasarkan pelatihan yang ditetapkan dalam Tabel 1, kami menghitung  $f_1$  dan  $f_2$  untuk melatih kumpulan data untuk menentukan kematangan tomat baik matang atau mentah. Kami membandingkan nilainya  $f_1$  dan  $f_2$  di Tabel 1. Jika ( $f_1 > f_2$ ) maka diklasifikasikan ke dalam kelas 1 (matang) dan jika ( $f_1 < f_2$ ) maka diklasifikasikan ke dalam kelas 2 (mentah). Dari 74 sampel dalam akurasi menggunakan *LDA* dengan tiga model warna yang berbeda, persentase akurasi ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Persentase Akurasi.

Colour Models	Perfect Identification	False Identification	Runni ng time	Accura cy
HSV	46	8	3.253 s	85%
YcbCr	36	18	3.526 s	67%
CIElab	51	3	3.425 s	95%

### B. Pembahasan

Berdasarkan Tabel 2, terbukti bahwa *LDA* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kematangan tomat. Dari 74 dataset pengujian, akurasi terbaik diperoleh 95% dengan kecepatan uji 3.425 detik dalam menentukan kematangan dengan menggunakan model warna *CIElab* dan model warna *YCbCr* menghasilkan akurasi paling rendah yaitu 67% dengan kecepatan uji 3.526 detik, sedangkan untuk model warna *HSV*

komposisi *LDA* menghasilkan akurasi cukup baik dengan tingkat akurasi 85% dengan kecepatan uji 3.253 detik. Untuk kecepatan uji sistem model warna *HSV* lebih unggul daripada model warna *YcbCr* dan *CIElab*.

Dari hasil tersebut, keunggulan dan keterbatasan model warna yang menggunakan *LDA* ditunjukkan pada Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. Perbandingan Model Warna

Model Warna	Keunggulan	Batasan
<b>HSV</b>	Akurasi 85% diperoleh. Model warna lebih akurat dalam mengklasifikasi tomat matang dan kecepatan uji paling baik dari pada HSV dan CIElab	Kurang akurat dalam menentukan tomat mentah dibandingkan dengan model warna CIElab
<b>YCBCR</b>	Akurasi 67% diperoleh	Tingkat akurasinya kurang akurat dan kecepatan uji paling lambat daripada model warna HSV dan CIElab
<b>CIElab</b>	Akurasi 95% diperoleh. Sangat akurat dalam mengklasifikasi tomat matang dan mentah.	Sangat akurat dibandingkan dengan model warna HSV dan model warna YCbCr namun kecepatan uji masih dibawah HSV

## V. KESIMPULAN

### A. Kesimpulan

Dari 54 dataset pengujian, akurasi 95% diperoleh dalam menentukan kematangan dengan menggunakan *LDA* dengan model warna *CIElab*.

### B. Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan atau menguji dengan model warna dan metode yang lainnya.

## REFERENSI

Abu Bakar, B. H., Ishak, A. J., Shamsuddin, R., & Wan Hassan, W. Z. (2013). Ripeness level classification for pineapple using RGB and HSI colour maps. *Journal of Theoretical and Applied*

*Information Technology*, 57(3), 587–593.

Alrawashdeh, M. J., Radwan, T. R., & Abunawas, K. A. (2018). Performance of Linear Discriminant Analysis Using Different Robust Methods. *European Journal of Pure and Applied Mathematics*, 11(1), 284–298. <https://doi.org/10.29020/nybg.ejpm.v11i1.3176>

Arief, M. (2019). Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Ilmu Komputer dan Desain Komunikasi Visual*, 4(1), 9–16.

Astrianda, N. (2020). Klasifikasi Kematangan Buah Tomat dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 1(2), 44–51.

<https://doi.org/https://doi.org/10.38038/vocatech.v1i2.27>

Astrianda, N., & Mohamad, F. S. (2017). Ripeness Identification of Tomato Using Different Color Models Based on Neural Networklevenberg-Marquardt. *World Applied Sciences Journal*, 35(Lm), 57–61.

<https://doi.org/10.5829/idosi/wasj.2017.57.61>

Azizah, R. N. (2011). *Pengenalan Wajah dengan Metode Subspace LDA ( Linear Discriminant Analysis )*. 1–6.

Cahyani, S., Wiryasaputra, R., & Gustriansyah, R. (2018). Identifikasi Huruf Kapital Tulisan Tangan Menggunakan Linear Discriminant Analysis dan Euclidean Distance. *JSINBIS (Jurnal Sistem Informasi Bisnis)*, 8(1), 57–67. <https://doi.org/10.21456/vol8iss1pp57-67>

Cynthia, C., Hendryli, J., & Herwindiati, D. E. (2019). Klasifikasi Citra Batik Indonesia dan Malaysia dengan Metode Modified Discriminant Analysis. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 3(1), 11. <https://doi.org/10.24912/computatio.v3i1.2973>

- Ghazali, Eko K. Subha, Galuh M., M. Burhannudin, M. I. N. (2014). Aplikasi Kematangan Tomat Berdasarkan Warna dengan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA). <https://Docplayer.Info/31373581-Aplikasi-Kematangan-Tomat-Berdasarkan-Warna-Dengan-Metode-Linear-Discriminant-Analysis-Lda.Html>.
- Ichwan, A., Budhi, M., & Utami, D. (2017). Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 3, 2443–2229. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v3i3.688>
- Indarto, & Murinto. (2017). Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS ( Banana Fruit Detection Based on Banana Skin Image Features Using HSI Color Space Transformation Method ). *Jurnal Ilmiah Informatika*, V, 15–21.
- Kosasih, R. (2021). Penggunaan Metode Linear Discriminant Analysis untuk Pengenalan Wajah dengan Membandingkan Banyaknya Data Latih. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 26(1), 25–34. <https://doi.org/10.35760/tr.2021.v26i1.3520>
- Riska, S. Y. (2015). Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB dan Index Pixel. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Informasia ASIA (JITIKA)*, 9(2), 18–26. <http://lp3m.asia.ac.id/wp-content/uploads/2015/11/7.-Bu-Riska.pdf>
- Sabri, N., Ibrahim, Z., & Isa, D. (2018). Evaluation of color models for palm oil fresh fruit bunch ripeness classification. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 11(2), 549–557. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v11.i2.pp549-557>
- Sari, R. P., Rosiani, U. D., & Syulisttyo, A. R. (2020). *Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis untuk Deteksi Kematangan pada Buah Stroberi*. 2013, 395–401.
- Subha, E. K., Galuh, M., Burhannudin, M., & Niam, M. I. (n.d.). *Aplikasi Kematangan Tomat Berdasarkan Warna dengan Metode Linear Discriminant Analysis ( LDA )*.