

Deteksi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Dengan Algoritme K-Means

Wahyuni Eka Sari¹, Muslimin², Annafi Franz³, Putu Sugiartawan⁴

¹Prodi Teknologi Rekayasa Komputer, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Samarinda
Jl. Ciptomangunkusumo, Samarinda, Indonesia

^{2,3}Prodi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Jurusan Teknik dan Informasi, Politeknik Negeri Samarinda
Jl. Samratulangi, Samarinda, Indonesia

⁴Prodi Teknik Informatika, Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia
Jl. Tukad Pakerisan No 97, Bali, Indonesia

e-mail: yunieka@polnes.ac.id¹, muslimin@politansamarinda.ac.id², annafi@politansamarinda.ac.id³,
putu.sugiartawan@stiki.ac.id⁴

Received : September, 2022

Accepted : October, 2022

Published : October, 2022

Abstract

Oil extraction rate (OER) of fresh fruit bunches (FFB) of palm oil is depend on the stage of ripeness. The process of detecting the ripeness of oil palm FFB has difficult by manually. Farmers find it difficult to reach the fruit to detect ripeness with the eye, when the palm tree is tall. So farmers need a system that is able to detect the maturity level of oil palm FFB based on color. The K-Means method is capable of clustering based on the closest mean value to the centroid from a number of objects to cluster k. Data obtained from 2 oil palm plantations in East and North Kalimantan. In this study, the clustering of fresh fruit bunches of oil palm has four levels of maturity based on the calculation of the elbow method. The training data used in this study is 80 data. The test image data used in this study is 40 data. There are 36 appropriate data based on the classification method so the accuracy obtained in grouping using the k-means clustering segmentation method is 90%.

Keywords: image processing, k-means, clustering, palm fruit, kaltim, kaltara.

Abstrak

Laju ekstraksi minyak (OER) tandan buah segar (TBS) kelapa sawit sangat bergantung pada tahap kematangannya. Proses mendeteksi kematangan TBS kelapa sawit mengalami kesulitan jika dilakukan secara manual. Petani kesulitan, menjangkau buah untuk mendeteksi kematangan dengan mata, ketika pohon sawit telah tinggi. Sehingga diperlukan suatu sistem yang mampu mendeteksi tingkat kematangan TBS kelapa sawit berdasarkan warna. Metode pengelompokan K-Means mampu melakukan pengelompokan berdasarkan nilai mean terdekat pusat kluster dari sejumlah objek ke cluster k. Data diambil dari 2 perkebunan kelapa sawit di Kalimantan Timur dan Kalimantan Utara. Pada penelitian ini pengelompokan tandan buah segar kelapa sawit memiliki empat tingkat kematangan berdasarkan perhitungan metode elbow yaitu k=4. Data latih yang digunakan pada penelitian ini adalah 80 data. Data citra uji yang digunakan dalam penelitian ini adalah 40 data. Terdapat 36 data yang sesuai berdasarkan metode klasifikasi sehingga akurasi yang didapatkan pada pengelompokan menggunakan metode segmentasi k-means clustering adalah sebesar 90%.

Kata Kunci: pengolahan citra, k-means, klastering, kelapa sawit, kaltim, kaltara

1. PENDAHULUAN

Estimasi kematangan tandan buah segar kelapa sawit merupakan komponen penting dalam pengelolaan panen kelapa sawit, karena akan mengarah pada profitabilitas dan daya jual produk [1]. Laju ekstraksi minyak (OER) tandan buah segar (TBS) kelapa sawit sangat bergantung pada tahap kematangannya [2]. TBS kelapa sawit yang matang akan menghasilkan OER yang tinggi sedangkan TBS kelapa sawit yang kurang matang akan menghasilkan lebih sedikit minyak. Penelitian ini akan menyajikan metode klasifikasi antara TBS kelapa sawit ke dalam kategori mentah, kurang matang, matang dan terlalu matang. Proses mendeteksi kematangan TBS kelapa sawit akan mengalami kesulitan jika dilakukan secara manual [1]. Petani kesulitan menjangkau buah untuk mendeteksi kematangan dengan mata ketika pohon sawit telah tinggi. Sehingga diperlukan suatu sistem yang mampu mendeteksi tingkat kematangan TBS kelapa sawit berdasarkan warna [3]. Data RGB dari foto diolah menggunakan algoritme non hierarki partitioning untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan TBS kelapa sawit.

Salah satu metode analisis kluster yang sering digunakan adalah metode *non hierarki partitioning* [4]. Metode *non hierarki partitioning* yang sering digunakan yaitu metode k-means [5]. Objek-objek pada data dikelompokkan ke dalam k kluster, dengan banyak kluster ditentukan oleh peneliti [6]. Jumlah kluster yang ditentukan secara subyektif terkadang belum tentu memberikan hasil yang optimal. Jumlah kluster yang tidak optimal dapat menimbulkan beberapa data tidak berada pada kelompok yang tepat. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah cluster optimal adalah

metode elbow[7]. Cara kerja metode elbow adalah menentukan jumlah cluster terbaik berdasarkan persentase setiap cluster yang akan membentuk garis siku pada titik tertentu [8]. Sehingga data dalam bentuk angka RGB akan dilakukan proses klasifikasi kedalam empat kategori yaitu kategori mentah, matang, kurang matang, dan terlalu matang.

Penelitian sebelumnya telah membahas penggunaan K-Means untuk klasifikasi data gambar yaitu untuk pengelompokan jenis daun tomat [9], klasifikasi tingkat kematangan cabai rawit domba [10] dan klasifikasi bunga [11] serta klasifikasi buah blueberry [12]. Kelebihan metode k-means diantaranya adalah mampu mengelompokan objek besar dan pencilan objek dengan sangat cepat sehingga mempercepat proses pengelompokan. Adapun kekurangan yang dimiliki oleh k-means diantaranya sangat sensitif pada pembangkitan titik pusat awal secara random dan memungkinkan suatu kelompok tidak mempunyai anggota. Oleh sebab itu, pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi menggunakan metode k-means dengan menerapkan Teknik Euclidean Distance pada pencarian titik pusat keanggotaan kluster. Tujuan dan hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan klusterisasi tingkat kematangan TBS Kelapa sawit berdasarkan warna dengan metode k-means clustering. Adanya penelitian ini diharapkan dapat memudahkan petani atau pengguna untuk mengetahui tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan warnanya. Berikut ini pada Tabel 1 merupakan penelitian lain terkait klasifikasi gambar menggunakan beberapa metode.

Tabel 1. Penelitian Terkait Klasifikasi Gambar

Peneliti	Obyek	Tipe data	Metode	Akurasi
Nithya [13], 2020	Ginjal	Image	K-Means dan Artificial Neural Network	99.1%
Haiyang Li [14], 2016	-	-	Particle Swarm Optimization	-
Harel [15], 2020	Paprika	Image	Random forest	97.3%

2. METODE PENELITIAN

Pada metode penelitian dijelaskan tentang klusterisasi metode k-means dan data kelapa sawit yang digunakan. Termasuk proses ekstraksi ciri citra hingga proses klusterisasi menjadi empat kategori kematangan tandan

buah kelapa sawit. Data kelapa sawit yang digunakan berasal dari perkebunan kelapa sawit di Kalimantan Timur dan Kalimantan Utara. Data gambar yang digunakan adalah data foto kelapa sawit dari berbagai tingkat kematangan.

2.1. Kelapa Sawit

Kelapa sawit, *Elaeis guineensis* Jacq, dikategorikan sebagai monokotil dan berasal dari hutan tropis lembab di Afrika Tengah dan Barat seperti pada Gambar 1. Tanaman ini tersebar luas di Asia Timur-Selatan, terutama di kepulauan Indonesia dan Malaysia, sebagai tanaman industri untuk produk minyak nabati. Kedua negara menyediakan pasokan minyak sawit yang besar untuk digunakan di pasar internasional. Faktor kunci keberhasilan produksi kelapa sawit adalah pemilihan tanaman yang baik untuk meningkatkan nilai genetik dan menghilangkan alel yang tidak diinginkan. Bahan dari pabrik saat ini tiga kali lebih produktif daripada 30 tahun yang lalu.

Perbedaan warna eksokarp (lapisan luar) buah kelapa sawit disebabkan oleh pigmentasi yang dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis, yaitu *nigrescens*, *virescens*, dan *albescens* [16]. Buah kelapa sawit yang ditemukan secara alami di beberapa hutan. Jenis *Nigrescens* adalah yang paling umum dari ketiganya. Meskipun ditemukan sebagai populasi kecil, karakteristik *virescens* dilaporkan dominan. Produsen minyak sawit, termasuk Indonesia dan Malaysia, menggunakan *nigrescens* dan kemudian *virescens*. Tumbuhan lain dengan warna eksokarp yang berbeda dilaporkan dalam kurma [17].



Gambar 1. Tandan Buah Segar Kelapa Sawit

2.2. Citra Red Green Blue (RGB)

Citra RGB merupakan citra yang terdiri dari warna utama, yaitu: merah, hijau dan biru[18]. Setiap komponen warna menggunakan 8 bit dan memiliki intensitas sendiri yang memiliki nilai minimum 0 dan nilai maksimum 255 yang dimana setiap piksel pada citra RGB membutuhkan 3 byte. Sehingga jumlah kemungkinan kombinasi warna citra RGB

adalah 2^{24} lebih dari 16 juta warna. Pada penelitian ini proses pertama adalah pengambilan citra masing-masing sample tandan buah kelapa sawit menggunakan kamera. Kemudian dilakukan proses cropping untuk mendapatkan bagian fokus gambar yang akan diklusterisasi. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi nilai indeks warna RGB untuk tiap-tiap sample TBS kelapa sawit seperti pada rumus 1.

$$I_{red} = \frac{R}{R+G+B} \quad (1)$$

2.3. Ekstraksi Ciri Citra

Ekstraksi ciri citra merupakan suatu tahap yang digunakan untuk mengambil ciri dari suatu objek yang dapat menjadi pembeda dengan objek-objek lainnya [19]. Metode tersebut memanfaatkan sifat-sifat statistik dari histogram citra. Berdasarkan dengan histogram citra dapat dihitung beberapa besaran statistika atau parameter dalam penelitian ini seperti rata-rata atau mean (μ). Perhitungan untuk mendapatkan nilai mean dirumuskan pada rumus 2. μ adalah rata-rata atau nilai tengah, dan f_n adalah nilai intensitas keabuan pada citra, serta $P(f_n)$ adalah nilai histogram.

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n) \quad (2)$$

2.4. K-Means

K-means adalah algoritma yang menggunakan nilai k (jumlah kluster) rata-rata, rata-rata dihitung dari setiap kluster [20]. Sedangkan k-means clustering adalah salah satu metode algoritma cluster non-hirarki untuk pengelompokan data ke dalam k cluster dimana k sudah ditetapkan di awal sesuai dengan ciri-ciri yang sama [21]. Clustering bertujuan untuk mengelompokkan data sesuai dengan ciri khas atau karakteristiknya[22]. Langkah-langkah dalam melakukan clustering dengan metode k-means adalah menentukan jumlah cluster yang akan digunakan. Kemudian tempatkan setiap data ke dalam cluster. Hitung rata-rata/Centroid data dari setiap cluster. Tempatkan lagi setiap data ke dalam cluster terdekat. Selanjutnya, hitung rata-rata/Centroid cluster dengan data keanggotaan baru. Rumus untuk mendapatkan jarak antara data dengan menggunakan rumus Euclidean distance ditunjukkan pada rumus 3 [6]. dengan x_i adalah data ke-i dan c_i adalah data pusat kluster ke-i.

$$d(x_i, C_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - C_i)^2} \quad (3)$$

$$d_{min} = \min (D(x_i, C_i)). \quad (4)$$

Setelah mendapatkan nilai atau jarak setiap data dengan pusat kluster, selanjutnya menghitung nilai minimum setiap data. rumus yang digunakan ditunjukkan pada rumus 4. Dengan d = Jarak dan x_i = Jarak setiap data ke- i serta C_i = Data pusat kluster ke- i . Setelah mendapatkan nilai minimum setiap data, maka selanjutnya adalah menghitung nilai Between Cluster Variation (BCV) dan Within Cluster Variation (WCV) untuk mendapatkan rasio dari setiap iterasi yang nantinya akan digunakan dalam menentukan apakah proses akan berlanjut atau akan berhenti. Untuk mendapatkan nilai BCV menggunakan rumus yang ditunjukkan pada rumus 5. Dengan m_i = Pusat kluster ke- i dan m_j = Pusat kluster ke- j . Kemudian untuk mendapatkan nilai WCV, digunakan rumus (6) sebagai berikut. Dengan d_{min} = Nilai minimum jarak setiap data.

$$BCV = \sqrt{\sum_{i,j=0}^n d(m_i, m_j)} \quad (5)$$

$$WCV = \sqrt{\sum_{j=1}^n (d_{min})^2} \quad (6)$$

2.5. Metode Elbow

Metode elbow adalah salah satu cara yang mudah dalam menentukan jumlah cluster terbaik. Jumlah cluster terbaik dipilih berdasarkan garis siku yang terbentuk pada titik tertentu dalam bentuk grafik. Nilai yang disajikan pada garis siku metode elbow diperoleh dari nilai total WSS (*Within Cluster Sum of Squares*) atau biasa disebut dengan SSE (*Sum Square Error*) dengan rumus sebagai berikut [7].

$$WSS = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \varphi_k)^2 \quad (7)$$

C_k = K kluster yang terbentuk

K = banyak kluster

x_i = data x pada fitur ke- i

φ_k = rata-rata k kluster pada nilai k ($k=1, 2, 3, \dots, k$)

2.6. Alur Penelitian

Pada Gambar 2 dijelaskan diagram alir sistem pada proses klasterisasi tingkat kematangan

TBS kelapa sawit. Langkah awal dalam menjalankan aplikasi ini adalah mengupload atau memasukkan image TBS kelapa sawit yang akan dilakukan klasterisasi tingkat kematangannya. Image yang telah ditambahkan akan dilakukan ekstraksi ciri.

Ekstraksi ciri yang dilakukan adalah mendapatkan nilai RGB (Red, Green, Blue) yang terdapat pada citra. Nilai RGB sendiri berfungsi sebagai parameter yang akan digunakan dalam proses dalam algoritma k-means clustering. Proses deteksi kematangan TBS kelapa sawit dilakukan dengan metode k-means clustering dimana cluster yang digunakan adalah 4 cluster (matang, mentah, setengah matang dan lewat matang). Sebelum masuk ke dalam perhitungan langkah awal yang harus dilakukan adalah menentukan pusat cluster (Centroid).



Gambar 2. Alur Penelitian

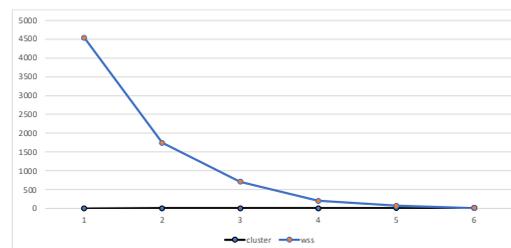
Perhitungan jarak antara data dengan Centroid diukur dengan menggunakan rumus jarak Euclidean distance. Setelah menemukan masing-masing jarak data dengan Centroid cluster maka dilakukan pengalokasian. Pengalokasian tersebut menggunakan rumus $d = \min_{C_i} \{D(X_i, C_i)\}$ atau dapat diartikan bahwa pengalokasian tersebut berdasarkan dari jarak minimal antara data dengan setiap Centroid. Hasil klusterisasi terdapat 4 tingkat yaitu matang, mentah, setengah matang, lewat matang. Hasil klusterisasi berdasarkan pada pengalokasian data tersebut

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses klusterisasi tingkat kematangan TBS Kelapa Sawit dimulai dari ekstraksi ciri citra kemudian dilanjutkan perhitungan klusterisasi dengan K-Means sehingga diperoleh klusterisasi berdasarkan tingkat kematangan TBS Kelapa Sawit. Total data yang digunakan adalah 120 data gambar TBS kelapa sawit. Gambar TBS kelapa sawit yang diambil adalah panen sepanjang tahun 2021.

3.1. Menentukan Jumlah K Optimal dengan Metode Elbow

Secara garis besar, metode elbow merupakan nilai WSS (*Within Cluster Sum of Square*) atau biasa disebut dengan SSE (*Sum Square Error*) yang ditunjukkan pada Persamaan (7). Penentuan K cluster optimum, dapat dilihat pada grafik hasil perhitungan WSS yang berbentuk siku atau biasa disebut titik elbow. Titik elbow diperoleh berdasarkan penurunan nilai WSS yang tinggi kemudian disertai dengan penurunan WSS yang mulai stabil. Berikut merupakan hasil dari perhitungan metode elbow pada citra RGB. Penurunan nilai WSS sangat tinggi sampai pada K = 4. Kemudian nilai WSS mulai turun stabil di K = 5 hingga K = 10. Sehingga dapat disimpulkan jumlah kluster optimum menggunakan metode elbow adalah K = 4.



Gambar 3. Jumlah Kluster Optimal dengan Metode Elbow

3.2. Mengekstrak nilai RGB

Ekstraksi ciri warna dapat diperoleh dari rata-rata nilai red, green, blue (RGB) dari sebuah citra [23]. Citra yang digunakan dalam penelitian ini memiliki ukuran 4000 piksel x 3000 piksel yang diambil melalui kamera ponsel. Pada penelitian ini citra yang digunakan berjumlah 120 citra dengan 80 data citra latihan dan 40 data citra uji. Aplikasi klusterisasi yang digunakan berbasis pada mobile application. Untuk mendapatkan rata-rata nilai RGB dari citra, pengguna terlebih dahulu harus menambahkan citra dari galeri yang diunggah ke dalam aplikasi. Nilai rata-rata RGB dari hasil ekstraksi ditampilkan pada Tabel 2 dan Tabel 3 berdasarkan perhitungan rumus 1 dan rumus 2.

Tabel 2. Ekstraksi Ciri Warna (Nilai RGB Citra Data Sampel 1-11)

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
1	157,75	48,22	81,18
2	147,08	99,36	110,46
3	171,92	72,14	106,61
4	76,97	106,97	71,09
5	65,85	103,49	74,65
6	211,91	102,56	102,81
7	81,11	125,68	89,13
8	151,46	60,76	77,34
9	110,24	91,09	80,99
10	208,3	79,79	81,66
11	120,47	100,82	81,95

Tabel 3. Ekstraksi Ciri Warna (Nilai RGB Citra Data Sampel 12-20)

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
12	125,47	38,14	37,2

13	62,57	101,18	63,2
14	78,57	110,25	79,17
15	114,77	120,02	89,68
16	93,79	77,97	78,55
17	177,8	54,5	60,59
18	146,88	81,75	84,32
19	133,12	50,02	67,89
20	175,16	77,2	64,85

3.3. Klasterisasi dengan Algoritme K-Means

Klasterisasi tingkat kematangan buah kelapa sawit dengan metode k-means clustering didasarkan pada tahapan 2.4 [24]. metode k-means. Data yang digunakan untuk proses pelatihan adalah 80 data. Sedangkan untuk data uji yaitu 40 data gambar. Tahapan klasterisasi dijelaskan sebagai berikut:

Pertama yaitu menentukan pusat klaster (centroid). Pusat klaster dibagi menjadi empat (k=4) berdasarkan perhitungan dengan metode elbow. Proses menentukan pusat klaster dilakukan setelah melakukan ekstraksi ciri warna. Tahapan ekstraksi ciri warna berdasarkan perhitungan rumus 1 dan 2. Pusat klaster ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pusat Klaster

Centroid	Mean R	Mean G	Mean B
M1	159,42	80,14	99,77
M2	81,11	125,68	89,13
M3	120,47	100,82	81,95
M4	197,62	76,27	81,76

Tahap kedua yaitu Perhitungan jarak. Setelah mendapatkan pusat klaster, langkah selanjutnya adalah menghitung jarak antara data dengan setiap pusat klaster. Untuk mendapatkan nilai jarak digunakan rumus 3. Data yang ditampilkan sebanyak 20 data dari 80 data. Data sample yang digunakan pada perhitungan adalah (157,75 untuk Red, 48,22 untuk Green, 81,18 untuk Blue).

Berdasarkan perhitungan jarak antara data dengan pusat klaster, langkah selanjutnya adalah membagi data ke dalam klaster baru. Pembagian data berdasarkan pada jarak terdekat antara data ke setiap klaster [25]. Hasil dari perhitungan jarak antara data dengan setiap klaster ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Iterasi 1 (Perhitungan Jarak antara Data dengan setiap Pusat Klaster)

Buah	D1	D2	D3	D4	C1	C2	C3	C4
1	36,98	109,26	64,48	48,75	√			
2	25,22	74,16	39,03	62,54	√			
3	16,34	106,86	63,86	35,99	√			
4	91,33	26,32	45,25	124,95		√		
5	99,66	30,58	55,17	134,74		√		
6	57,16	133,53	93,81	36,59				√
7	91,21	0	47,1	126,77		√		
8	30,69	96,45	50,86	48,9	√			
9	53,77	45,95	14,15	88,63			√	
10	52,13	135,42	90,31	11,25				√
11	47,56	47,1	0	80,96			√	
12	82,65	111,03	77,18	92,98			√	
13	105,64	40,2	60,86	138,58		√		
14	88,7	18,54	43,04	123,83		√		

15	60,71	34,14	21,47	94,03			√	
16	69,01	50,49	35,29	103,89			√	
17	50,3	123,41	76,74	36,26				√
18	19,96	79,24	32,66	51,1	√			
19	51,14	94,24	54,21	71	√			
20	38,42	108,56	61,98	28,13				√

Setelah Nilai rasio diperoleh dari nilai BCV dibagi dengan WCV. Mendapatkan jarak setiap data dan jarak minimum data dengan setiap kluster, langkah selanjutnya adalah menghitung rasio antara BCV dengan WCV. Proses iterasi jika nilai rasio telah konvergen. Nilai konvergen adalah jika tidak ada perubahan nilai rasio pada iterasi berikutnya. Setelah mendapatkan jarak antara data kesetiap pusat kluster. Selanjutnya menghitung nilai BCV dan WCV menggunakan rumus 5.

Berdasarkan pada hasil rasio yang telah didapatkan, proses klusterisasi akan berhenti apabila posisi pusat kluster tidak berubah. Nilai BCV yang diperoleh adalah 436,02, dan untuk nilai WCV adalah 177472,8. Sehingga diperoleh nilai rasio adalah 0,002.

Proses selanjutnya yaitu perhitungan pusat kluster baru. Nilai rasio antara BCV dengan WCV memberikan informasi tentang kelanjutan proses iterasi. Jika nilai rasio antara iterasi sebelumnya tidak mengalami perubahan atau dapat juga bernilai nol, maka iterasi berhenti atau sudah diperoleh nilai yang konvergen.

Jika nilai rasio belum sama dengan nol atau masih ada perubahan nilai, maka langkah selanjutnya adalah membagi data ke dalam pusat kluster baru atau bisa disebut memperbarui anggota setiap kluster. Pada Langkah perhitungan pertama ini terdapat 4 kluster. Anggota setiap kluster ditunjukkan pada Tabel 6, Tabel 7, Tabel 8 dan Tabel 9.

Tabel 6. Anggota Kluster 1 Iterasi 1

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
1	157,75	48,22	81,18
3	171,92	72,14	106,61
8	151,46	60,76	77,34
18	146,88	81,75	84,32
19	133,12	50,02	67,89
25	158,93	76,19	94,36
26	159,42	80,14	99,77
29	145,46	68,29	81,71
36	137,79	60,17	73,63
49	138,36	35,62	45,02
54	143,46	64,54	53,77
56	147,11	41,88	45,72
61	150,94	40,14	50,71
62	151,8	83,37	59,94
80	148,75	40,37	50,28
Mean	149,54	60,24	71,48

Tabel 7. Anggota Kluster 2 Iterasi 1

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
4	76,97	106,97	71,09
5	65,85	103,49	74,65
7	81,11	125,68	89,13
13	62,57	101,18	63,2
14	78,57	110,25	79,17
21	86,78	120,77	87,34
22	49,02	79,99	46,52
31	54,43	88,81	55,41
35	75,37	108,67	72,91
39	55,85	83,24	52,03
44	127,75	178,6	186,36
52	47,38	62,43	23,59
55	66,84	84,02	39,05
59	59,97	84,93	35,45
63	73,33	98,98	50
64	50,03	67,51	24,5

69	55,78	68,33	33,37
71	50,27	67,04	30,07
77	62,29	81,23	38,95
Mean	67,38	95,9	60,67

Berdasarkan pada Tabel 6, Tabel 7, Tabel 8 dan Tabel 9 setelah dilakukan pembaruan data anggota setiap kluster, maka akan didapatkan pusat kluster baru. Pusat kluster baru ditampilkan pada Tabel 10. Perhitungan iterasi akan terus dilakukan sampai dengan nilai rasio antara BCV dengan WCV tidak ada perubahan atau dapat juga telah bernilai nol. Pada penelitian ini, iterasi berhenti pada iterasi ke 4. Hal ini disebabkan oleh nilai rasio pada iterasi 4 dan 5 tidak ada perubahan nilai.

Tabel 8. Anggota Kluster 3 Iterasi 1

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
2	147,08	99,36	110,46
9	110,24	91,09	80,99
11	120,47	100,82	81,95
12	125,47	38,14	37,2
15	114,77	120,02	89,68
16	93,79	77,97	78,55
23	122,88	131,61	93,58
27	129,12	119,59	96,61
32	103,4	90,19	91,8
33	96,93	106,62	82,53
38	89,31	75,23	74,43
41	95,51	102,96	83,74
42	129,2	122,7	60,98
46	125,47	38,14	37,2
47	117,7	95,61	53,44
50	94,58	103,77	81,17
51	76,96	75,63	44,81
53	147,61	89,94	70
65	116,19	39,38	32,9
67	90,71	88,96	44,46
74	134,39	93,45	63,51
75	146,98	87,17	69,36
79	150,85	138,26	93,37
Mean	116,5	92,46	71,86

Tabel 9. Anggota Kluster 4 Iterasi 1

Buah	Mean R	Mean G	Mean B
6	211,91	102,56	102,81
10	208,3	79,79	81,66
17	177,8	54,5	60,59
20	175,16	77,2	64,85
24	188,1	82,83	83,66
28	165,37	58,08	54,65
30	190,18	94,51	88,9
34	189,42	65,48	73,75
37	190,18	94,51	88,9
40	197,9	72,24	79,04
43	197,62	76,27	81,76
45	164,19	37,52	52,87
48	192,13	79,22	81,11
57	161,08	36,27	52,19
58	198,1	78,17	91,97
60	203,15	82,69	86,17
66	180,6	76,99	87,64
68	180,22	75,14	79,26
70	157,55	46,04	51,78
72	230,75	111,54	128,68
Mean	188,35	75,84	80,16

Tabel 10. Pusat Kluster Baru

Centroid	Mean R	Mean G	Mean B
M1	149,54	60,24	71,84
M2	67,38	95,9	60,67
M3	116,5	92,46	71,86
M4	188,35	75,84	80,16

Berdasarkan data kluster 1, 2, 3, dan 4 pada iterasi 1, maka akan diperoleh pusat kluster baru seperti pada Tabel 10. Nilai pusat kluster pada Tabel 10 digunakan pada tahapan iterasi kedua. Pusat kluster baru akan terus diperbaharui hingga iterasi berhenti.

3.4. Pengujian Data

Total data yang dimiliki berjumlah 120 (seratus dua puluh) data buah kelapa sawit. Dengan 80

data latih dan 40 data uji. Empat puluh data uji yang digunakan terdiri dari 10 data buah kelapa sawit matang, 10 buah kelapa sawit mentah, 10 buah kelapa sawit mengkal dan 10 buah kelapa sawit lewat matang. Data uji merupakan citra/gambar TBS kelapa sawit diperoleh dari perkebunan di Kabupaten Kutai Kartanegara, Kalimantan Timur dan Nunukan, Kalimantan Utara. Berdasarkan data tersebut, akurasi yang didapatkan sebesar 90% dengan 10% data tidak akurat. Perhitungan akurasi didasarkan pada jumlah benar positif ditambah benar negatif dibagi nilai positif dan negatif [15]. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 11 dan Tabel 12.

Tabel 11. Hasil Pengujian Citra Berdasarkan Metode (Data 1-18)

No.	Asli	Metode	Kategori	Keterangan
1	1	1	Matang	Berhasil
2	3	3	Setengah Matang	Berhasil
3	1	1	Matang	Berhasil
4	2	2	Mentah	Berhasil
5	2	2	Mentah	Berhasil
6	4	4	Lewat Matang	Berhasil
7	2	2	Mentah	Berhasil
8	1	1	Matang	Berhasil
9	3	3	Setengah Matang	Berhasil
10	4	4	Lewat Matang	Berhasil
11	3	3	Setengah Matang	Berhasil
12	1	1	Matang	Berhasil
13	2	2	Mentah	Berhasil
14	2	2	Mentah	Berhasil
15	3	3	Setengah Matang	Berhasil
16	3	3	Setengah Matang	Berhasil
17	4	4	Lewat Matang	Berhasil
18	1	1	Matang	Berhasil

Tabel 12. Hasil Pengujian Citra Berdasarkan Metode (Data 19-40)

No.	Asli	Metode	Kategori	Keterangan
19	1	1	Matang	Berhasil
20	4	4	Lewat Matang	Berhasil
21	2	3	Setengah Matang	Tidak Berhasil
22	2	2	Mentah	Berhasil
23	3	3	Setengah Matang	Berhasil
24	4	4	Lewat Matang	Berhasil
25	1	1	Matang	Berhasil
26	1	1	Matang	Berhasil
27	3	3	Setengah Matang	Berhasil
28	4	4	Lewat Matang	Berhasil
29	1	1	Matang	Berhasil
30	4	1	Lewat Matang	Tidak
31	2	2	Mentah	Berhasil
32	3	3	Setengah Matang	Berhasil
33	3	1	Setengah Matang	Tidak
34	4	4	Lewat Matang	Berhasil
35	2	2	Mentah	Berhasil
36	1	1	Matang	Berhasil
37	4	4	Lewat Matang	Berhasil
38	3	3	Setengah Matang	Berhasil
39	2	1	Mentah	Tidak
40	4	4	Lewat Matang	Berhasil

4. KESIMPULAN

Klasterisasi tingkat kematangan buah kelapa sawit mendapatkan hasil yang dapat mengenali tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan warna dengan akurasi 90%. Data yang digunakan berjumlah 120 (seratus dua puluh) dengan 80 (delapan puluh) data citra latih dan 40 (empat puluh) data citra uji. Berdasarkan pada hasil pengujian, akurasi yang dihasilkan aplikasi pada proses deteksi kematangan buah kelapa sawit adalah 90% dengan jumlah 36 data akurat dan 10% dengan jumlah 4 data tidak akurat. penelitian ini perlu

dilakukan adanya penelitian lebih lanjut dengan menggunakan metode atau teknik klusterisasi lainnya sehingga diperoleh hasil yang lebih akurat. Serta diharapkan dalam proses klusterisasi buah lainnya dapat menggunakan parameter lain dan metode ekstraksi ciri citra lainnya. Metode klusterisasi untuk mendeteksi gambar dapat diterapkan pada perangkat keras kombinasi dengan IoT (*Internet of Things*) sehingga dapat digunakan secara langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Sinambela, T. Mandang, I. D. M. Subrata, and W. Hermawan, "Application of an inductive sensor system for identifying ripeness and forecasting harvest time of oil palm," *Sci. Hortic. (Amsterdam)*, vol. 265, no. October 2019, p. 109231, 2020, doi: 10.1016/j.scienta.2020.109231.
- [2] E. B. Febrianto, H. Gunawan, and N. V. Sirait, "Karakteristik Morfologi Kelapa Sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) Varietas DyxP Dumpy dengan Pemberian Asam Humat pada Media Tanah Salin di Main Nursery," *BERNAS Agric. Res. J.*, vol. 15, no. 2, pp. 103–120, 2019.
- [3] H. Ishak, M. Shiddiq, R. H. Fitra, and N. Z. Yasmin, "Ripeness Level Classification of Oil Palm Fresh Fruit Bunch Using Laser Induced Fluorescence Imaging," *J. Aceh Phys. Soc.*, vol. 8, no. 3, pp. 84–89, 2019, doi: 10.24815/jacps.v8i3.14139.
- [4] S. Madhukumar and N. Santhiyakumari, "Evaluation of k-Means and fuzzy C-means segmentation on MR images of brain," *Egypt. J. Radiol. Nucl. Med.*, vol. 46, no. 2, pp. 475–479, 2015, doi: 10.1016/j.ejrn.2015.02.008.
- [5] P. Mensah Kwabena, B. A. Weyori, and A. Abra Mighty, "Exploring the performance of LBP-capsule networks with K-Means routing on complex images," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.jksuci.2020.10.006.
- [6] A. S. Yaumi, Z. Zulfiqar, and A. Nugroho, "Klusterisasi Karakter Konsumen Terhadap Kecenderungan Pemilihan Produk Menggunakan K-Means," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 5, no. 3, p. 195, 2020, doi: 10.31328/jointecs.v5i3.1523.
- [7] N. T. Hartanti, "Metode Elbow dan K-Means Guna Mengukur Kesiapan Siswa SMK Dalam Ujian Nasional," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 82–89, 2020, doi: 10.25077/tekno.v6i2.2020.82-89.
- [8] A. Winarta and W. J. Kurniawan, "Optimasi cluster k-means menggunakan metode elbow pada data pengguna narkoba dengan pemrograman python," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 5, no. 1, pp. 113–119, 2021.
- [9] K. Tian, J. Li, J. Zeng, A. Evans, and L. Zhang, "Segmentation of tomato leaf images based on adaptive clustering number of K-means algorithm," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 165, no. August, p. 104962, 2019, doi: 10.1016/j.compag.2019.104962.
- [10] I. E. Putri, Kusumiyati, and A. A. Munawar, "Penerapan Algoritma Diskriminasi menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Vis-Swair Spectroscopy," *Sintech J.*, vol. 4, no. 1, pp. 40–46, 2021.
- [11] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [12] K. Tan, W. S. Lee, H. Gan, and S. Wang, "Recognising blueberry fruit of different maturity using histogram oriented gradients and colour features in outdoor scenes," *Biosyst. Eng.*, vol. 176, pp. 59–72, 2018, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2018.08.011.
- [13] A. Nithya, A. Appathurai, N. Venkatadri, D. R. Ramji, and C. Anna Palagan, "Kidney disease detection and segmentation using artificial neural network and multi-kernel k-means clustering for ultrasound images," *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 149, p. 106952, 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2019.106952.
- [14] H. Li, H. He, and Y. Wen, "Dynamic particle swarm optimization and K-means clustering algorithm for image segmentation," *Optik (Stuttg.)*, vol. 126, no. 24, pp. 4817–4822, 2015, doi: 10.1016/j.ijleo.2015.09.127.

- [15] B. Harel, Y. Parmet, and Y. Edan, "Maturity classification of sweet peppers using image datasets acquired in different times," *Comput. Ind.*, vol. 121, p. 103274, 2020, doi: 10.1016/j.compind.2020.103274.
- [16] H. A. Siregar, Y. Yenni, R. D. Setiowati, N. Supena, E. Suprianto, and A. R. Purba, "Cameroon virescens oil palm (*Elaeis guineensis*) from iopri's germplasm," *Agrivita*, vol. 42, no. 2, pp. 283–294, 2020, doi: 10.17503/agrivita.v0i0.2239.
- [17] Z. Chen, Y. Wang, S. Zhang, H. Zhong, and L. Chen, "Differentially private user-based collaborative filtering recommendation based on k-means clustering," *Expert Syst. Appl.*, vol. 168, no. November 2020, p. 114366, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.114366.
- [18] J. Gómez-Sanchis, J. D. Martín-Guerrero, E. Soria-Olivas, M. Martínez-Sober, R. Magdalena-Benedito, and J. Blasco, "Detecting rotteness caused by *Penicillium* genus fungi in citrus fruits using machine learning techniques," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 1, pp. 780–785, 2012, doi: 10.1016/j.eswa.2011.07.073.
- [19] N. Lei and S. K. Moon, "A Decision Support System for market-driven product positioning and design," *Decis. Support Syst.*, vol. 69, no. 2015, pp. 82–91, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.dss.2014.11.010.
- [20] L. Arsy, O. D. Nurhayati, and K. T. Martono, "Aplikasi Pengolahan Citra Digital Meat Detection Dengan Metode Segmentasi K-Mean Clustering Berbasis OpenCV Dan Eclipse," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 4, no. 2, p. 322, 2016, doi: 10.14710/jtsiskom.4.2.2016.322-332.
- [21] A. K. Wardhani, "Implementasi Algoritma K-Means untuk Pengelompokan Penyakit Pasien pada Puskesmas Kajen Pekalongan," *J. Transform.*, vol. 14, no. 1, pp. 30–37, 2016.
- [22] S. N. Arofah and F. Marisa, "Penerapan Data Mining untuk Mengetahui Minat Siswa pada Pelajaran Matematika menggunakan Metode K-Means Clustering," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 3, no. 2, pp. 85–90, 2018, doi: 10.31328/jointecs.v3i2.787.
- [23] T. Informatika *et al.*, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 45–51, 2019, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [24] M. T. Habib, A. Majumder, A. Z. M. Jakaria, M. Akter, M. S. Uddin, and F. Ahmed, "Machine vision based papaya disease recognition," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 32, no. 3, pp. 300–309, 2020, doi: 10.1016/j.jksuci.2018.06.006.
- [25] Y. I. Febiola, I. Cholissodin, and C. Dewi, "Peramalan Hasil Panen Kelapa Sawit Menggunakan Metode Multifactors High Order Fuzzy Time Series yang Dioptimasi dengan K-Means Clustering (Studi Kasus: PT . Sandabi Indah Lestari Kota Bengkulu)," vol. 3, no. 12, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6841>.