

# Klasifikasi Citra Mengkudu Berdasarkan Perhitungan Jarak Piksel pada Algoritma *K-Nearest Neighbour*

Candra Irawan<sup>1</sup>, Eko Hari Rachmawanto<sup>2\*</sup>, Christy Atika Sari<sup>3</sup>, Raisul Umah Nur<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

<sup>2,3,4</sup>Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

E-mail: candra.irawan@dsn.dinus.ac.id<sup>1</sup>, eko.hari@dsn.dinus.ac.id<sup>2</sup>, christy.atika.sari@dsn.dinus.ac.id<sup>3</sup>, 111201609970@mhs.dinus.ac.id<sup>4</sup>

## Abstrak

### Info Naskah:

Naskah masuk: 6 Maret 2023

Direvisi: 23 May 2023

Diterima: 18 Juli 2023

Buah mengkudu termasuk dalam komoditas pangan ekspor di Indonesia. Ukuran dari buah mengkudu, berdasarkan penglihatan manusia secara umumnya mempunyai bentuk bervariasi dengan tekstur khas dan pola beragam, sehingga proses filterisasi buah berdasarkan warna dan bentuk dapat dilakukan dalam jumlah besar. Dalam penelitian ini, *K-Nearest Neighbour* (KNN) telah diimplementasikan sebagai algoritma klasifikasi karena mempunyai keunggulan dalam mengklasifikasi citra dan tahan terhadap *noise*. Citra mengkudu merupakan citra pribadi yang dipotret dari kebun mengkudu pada pagi hari dan mengalami proses *background subtraction*. Teknik peningkatan kualitas citra menggunakan fitur warna *Hue Saturation Value* (HSV) dan fitur ciri *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Akurasi KNN tanpa fitur lebih rendah dibanding menggunakan fitur HSV maupun GLCM. Dari hasil percobaan, telah diperoleh akurasi tertinggi menggunakan HSV-GLCM pada K adalah 1 dan d adalah 1 yaitu 95%, sedangkan akurasi terendah yaitu 55% menggunakan KNN saja pada K adalah 5 dan d adalah 8.

## Abstract

### Keywords:

k-nearest neighbour;

noni image;

classification;

hue saturation value;

grey level co-occurrence;

matrix;

Noni fruit is included in exported food commodities in Indonesia. The size of noni fruit, based on human vision, generally has varied shapes with distinctive textures and various patterns, so that the process of filtering fruit based on color and shape can be done in large quantities. In this study, K-Nearest Neighbor (KNN) has been implemented as a classification algorithm because it has advantages in classifying images and is resistant to noise. Noni imagery is a personal image taken from a noni garden in the morning and undergoes a background subtraction process. The imagery quality improvement technique uses the Hue Saturation Value (HSV) color feature and the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) characteristic feature. KNN accuracy without features is lower than using HSV and GLCM features. From the experimental results, the highest accuracy was obtained using HSV-GLCM at K is 1 and d is 1, namely 95%, while the lowest accuracy was 55% using KNN only at K is 5 and d is 8.

### \*Penulis korespondensi:

Eko Hari Rachmawanto

E-mail: eko.hari@dsn.dinus.ac.id

## 1. Pendahuluan

Tanaman pada dasarnya mempunyai banyak manfaat yang dapat dijadikan sebagai obat karena setiap tanaman memiliki kandungan herbal masing-masing untuk penyakit tertentu sesuai dengan penyakit yang dideritanya. Banyak jenis tanaman yang tumbuh di negeri ini salah satunya yaitu tanaman mengkudu. Buah mengkudu dapat diterapkan dalam bidang industri yaitu untuk pabrik dengan ekstrak buah mengkudu. Apabila pabrik tersebut sedang menjalankan bisnis sirup otomatis akan memilah buah mengkudu dengan berbagai aspek salah satunya yaitu dengan mempertimbangkan dari sisi warna dan tekstur dari buah mengkudu tersebut karena kedua aspek tersebut dapat mempengaruhi hasil olahan dari buah mengkudu.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Kusuma pada tahun 2017, mengkudu (*Morinda Citrifolia*) merupakan salah satu buah yang bisa dikatakan serbaguna dalam dunia kesehatan [1]. Terdapat beberapa penelitian yang sebelumnya melakukan percobaan mengenai manfaat dari buah mengkudu. Buah mengkudu termasuk dalam komoditas pangan *ekspor* di Indonesia. Dengan meningkatkan kualitas dari buah mengkudu agar menjadi tanaman obat khas Indonesia maka diperlukan pemfilteran (penyaringan) kualitas dari buah mengkudu yang mana kualitas tersebut harus sesuai standar tanaman obat dan pangan yang telah ditetapkan oleh pemerintah. Kualitas tersebut dapat dikatakan layak dan tidaknya suatu tanaman obat khas Indonesia dari tingkat kematangan yang dapat dilihat berdasarkan tekstur buah [2], [3]. Mengkudu mempunyai warna dan tekstur buah berbeda dengan bentuk buah tidak pasti sehingga memerlukan waktu yang tidak singkat serta memiliki ukuran standarisasi yang bervariasi sesuai *subjektifitas* (ketentuan) dari penilai. Maka dari itu, perlu dilakukannya proses citra digital dimana dapat membantu pekerjaan manusia dalam mempersingkat waktu secara efisien. Penelitian tersebut berupa proses untuk identifikasi maupun klasifikasi agar dapat dengan mudah membedakan buah mengkudu yang kualitasnya baik dengan buah mengkudu yang kualitasnya buruk atau busuk [4]–[7]. Selain meringankan pekerjaan manusia, penelitian ini juga dapat membantu industri khususnya yang berhubungan dengan objek yang menggunakan buah mengkudu untuk dapat meningkatkan kualitas mutu buah mengkudu yang baik untuk dikonsumsi masyarakat.

Terdapat beberapa proses dalam pengolahan citra digital yang dapat dilakukan untuk mengetahui karakteristik atau kualitas citra diantaranya *preprocessing*, ekstraksi warna, *fitur* ekstraksi, *klasifikasi*, dan evaluasi hasil [8]–[11]. Pada penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Wibowo menggunakan GLCM telah di dapat hasil yang kurang optimal yaitu kurang dari 90% [12]. Studi kasus sistem untuk pemilihan otomatis yang menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan *preprocessing Hue Saturation Value* (HSV) untuk metode dalam klasifikasi tingkat kematangan buah dan telah menghasilkan akurasi sebesar 83,75 % pada dataset citra tidak bergerak [13]. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Setiyawan, dkk mengenai proses *segmentasi* citra buah mengkudu yang telah diimplementasikan pada algoritma *Mahalanobis Histogram Thresholding -Mahalanobis Fuzzy*

*C-Means* (MHT-MFCM) dan teknik morfologi citra. Metode yang digunakan yaitu dengan menggunakan kluster dan meningkatkan akurasi. Hasil dari penelitian ini yang menggunakan metode tersebut (MHT-MFCM+OM) menghasilkan *segmentasi* yang lebih akurat dibandingkan dengan metode pembandingnya yaitu FCM. Dapat diperoleh hasil akurasi yang didapatkan mencapai 99,45% [14].

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Tian, dkk mengenai hasil eksperimen menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dalam proses identifikasi buah mengkudu beracun dengan hasil sebesar 86% pada jarak 10 cm MSE  $1e-10$  dengan mempertimbangkan dari segi homogenitas, energi, entropi, dan kontras [15]. Selain itu, Rianto, dkk menurut penelitian yang diteliti oleh mengenai penentuan kematangan buah salak pondoh menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) dengan membandingkan dengan algoritma *Backpropagation* menghasilkan akurasi sebesar 92% untuk pengujian menggunakan algoritma klasifikasi *Backpropagation* dan 93% untuk pengujian menggunakan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbour* (KNN) [16]. Menurut penelitian Paramita, dkk memaparkan mengenai tingkat kematangan buah jeruk nipis yang akan dilakukan proses *klasifikasi* dengan berdasarkan ekstraksi *fitur* warna menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) dengan *preprocessing mean* RGB. Hasil akurasi yang didapatkan yaitu jarak Euclidean  $k=7$  dan  $k=3$  memiliki nilai persentase 92% dan jarak *city block distance*  $k=1$  dan  $k=3$  memiliki nilai persentase sebesar 88%. Berdasarkan tingkat akurasi yang dimiliki, *fitur* warna  $k=3$  menunjukkan nilai  $k$  terbaik pada klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk nipis [17].

Selain itu menurut penelitian yang dilakukan oleh Yulianto, dkk mengenai pengklasifikasian tingkat kematangan dari pisang ambon yang berdasarkan citra warna dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan *preprocessing Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sebagai ekstraksi *fitur* bentuk dan *Hue Saturation Value* (HSV) sebagai ekstraksi *fitur* warna yang menggunakan sampel sebanyak 105 citra buah pisang ambon yang dibagi menjadi 3 kelas tingkat kematangan buah pisang ambon. Citra pisang dengan tahap kematangan 2 yang digunakan sebanyak 30 citra, untuk tahap kematangan 3 yang digunakan sebanyak 30 citra dan untuk tahap kematangan 4 yang digunakan sebanyak 45 citra yang menghasilkan akurasi sebesar 90,48% [18]. Berdasarkan beberapa penelitian di atas, diketahui bahwa KNN mampu menghasilkan akurasi cukup baik.

## 2. Metode

### 2.1 Batasan Penelitian

Klasifikasi citra buah mengkudu dikelompokkan menjadi 4 kelas dari tingkat kematangan yang berbeda yang akan diklasifikasi yaitu mentah, setengah matang, matang, busuk. Pengambilan gambar dilakukan dengan kamera android yang beresolusi 64 MP pada pukul 08.00 sampai 09.00 WIB. Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) dan membandingkan penggunaan *fitur* ekstraksi ciri dan warna. Nilai  $K$  yang digunakan yaitu  $K = 1,3,5$ . Jarak pixel pada *Grey Level Co-*

*Occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan yaitu 1,4,8. Citra buah mengkudu yang digunakan sebanyak 100 citra dengan masing-masing kelas dari buah mengkudu menggunakan 20 citra.

Data latih citra buah mengkudu yang akan diklasifikasi sebanyak 80 citra, sedangkan data uji yang akan diklasifikasi sebanyak 20 citra. Dari 80 citra data latih buah mengkudu, masing-masing kelas akan menggunakan 20 citra, sedangkan dari 20 citra data uji, masing-masing kelas akan menggunakan 5 citra. Ukuran citra asli dari kamera dicrop dan di resize menjadi 512x512 pixel dengan format \*.JPG. *Preprocessing* dalam penelitian ini terdiri dari 3 tahap yaitu *cropping*, penghilangan background dan pengelompokan data *training* dan *testing*. Data tersebut di crop dan resize menjadi 512x512 pixel agar meminimalisir kesalahan yang ada misalnya apabila data satu ukuran yang sama memungkinkan proses selanjutnya tidak akan terhambat. Penghilangan background pada citra ditujukan agar fokus pada objek yang akan diteliti. Setelah semua data siap untuk diproses, data tersebut dikelompokkan menjadi 2 bagian yaitu data testing dan data training, dimana data testing sebanyak 20 citra dan data training berjumlah 80 citra.

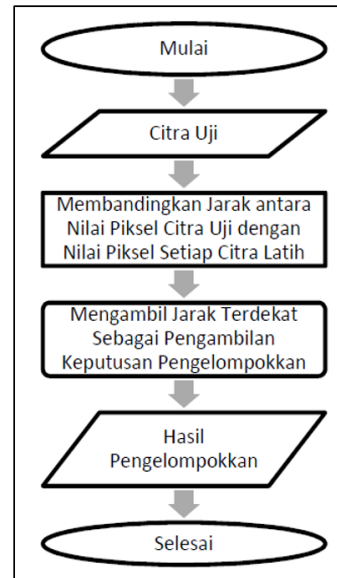
### 2.2 K-Nearest Neighbor

*K-Nearest Neighbour* (KNN) adalah algoritma untuk melakukan klasifikasi sebuah objek dengan memperhitungkan jarak terdekat atau jarak yang paling dekat dengan objek tersebut sesuai kelompok data citra yang telah ditentukan. *K-Nearest Neighbour* (KNN) mengklasifikasi hasil perhitungan dari data pelatihan yang mempunyai karakteristik/ tetangga terbanyak dengan jangkauan nilai yang telah ditetapkan seperti diilustrasikan pada Gambar 1. Untuk menghitung jarak tersebut dengan berdasarkan *euclidean distance* dalam (1).

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n f((x: y_i) - (w_i))^2} \quad (1)$$

Dimana :

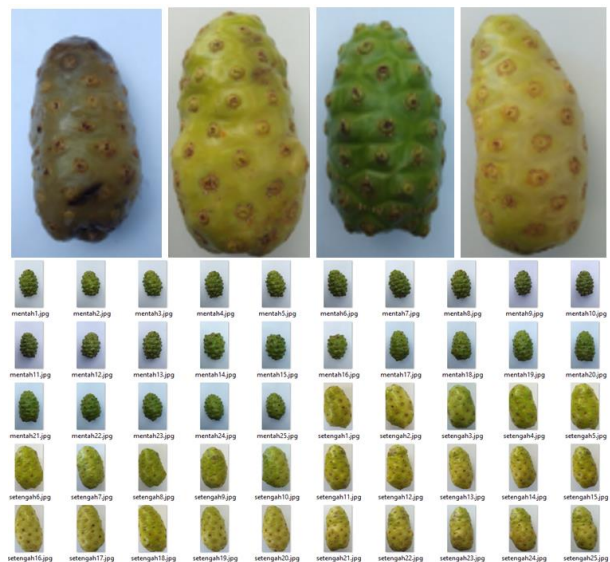
- x = citra data pelatihan
- y = citra data pengujian
- n = total atribut
- f = fungsi persamaan pada data latih dan data uji
- w<sub>i</sub> = bobot pada i



Gambar 1. Alur Pemrosesan K-NN

### 2.3 Dataset Mengkudu

Dataset pada penelitian ini terdiri dari 4 kelas yaitu : Mentah, Setengah Matang, Matang dan Busuk. Labeling citra pada folder dataset menggunakan singkatan Mentah = Mth, Setengah Matang = Stg, Matang = Mtg, Busuk = Bsk. Data training yang sudah terkumpul yaitu 400 citra, sedangkan data testing yang digunakan pada masing-masing kelas yaitu sebanyak 5 citra. Contoh dataset dapat dilihat pada Gambar 2.



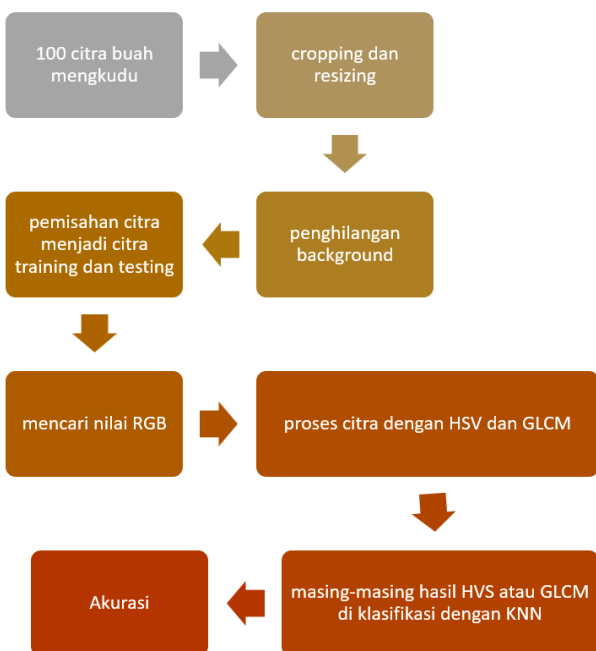
Gambar 2. Sample Citra Mengkudu

### 2.4 Skema Penelitian

Berikut merupakan penjelasan mengenai alur klasifikasi tingkat kematangan buah mengkudu sesuai pada Gambar 3 :

- 1) Data yang dibutuhkan sebanyak 100 citra asli untuk keseluruhan data yang akan diproses. Kemudian dilakukan *preprocessing* seperti pada sub bab 2.1.

- 2) Setelah dikelompokkan menjadi 2 bagian, masing-masing citra akan dicari nilai RGB dengan bantuan MATLAB R2015b agar saat pemrosesan tahap selanjutnya meminimalisir adanya kendala.
- 3) Selanjutnya mencari nilai *grayscale* dari nilai RGB yang telah didapatkan.
- 4) Kemudian nilai RGB akan dikonversi ke *grayscale* yang mana hasilnya akan dilakukan pembuatan matriks kookurensi.
- 5) Normalisasi matriks kookurensi untuk diproses pada inti dari proses *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM).
- 6) Mencari nilai *Contrast, Energy, Correlation, Homogeneity* dengan bantuan MATLAB R2015b yang telah menyediakan rumus perhitungan yang mana akan dijadikan rumus perhitungan GLCM dalam proses ekstraksi fitur.
- 7) Setelah melakukan perhitungan *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), akan didapatkan nilai *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk membantu proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN).
- 8) Sebelum melakukan klasifikasi, terlebih dahulu mencari nilai *Hue Saturation Value* (HSV) pada masing-masing citra dengan mengkonversi nilai RGB yang telah didapatkan sebelumnya yang mana hasilnya berupa histogram dari nilai *Hue Saturation Value* (HSV).
- 9) Setelah mendapatkan nilai GLCM serta HSV, kemudian dilakukan proses klasifikasi yang dapat diamati setelah semua proses terselesaikan.
- 10) Proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN). Melakukan perbandingan hasil antara KNN dan KNN dengan optimasi dengan masing-masing 1 fitur ekstraksi.
- 11) Analisa hasil akurasi dari masing-masing skema algoritma.



Gambar 3. Usulan Metode

### 3. Hasil dan Pembahasan

Berikut merupakan hasil proses klasifikasi dengan nilai K dan jarak pixel yang telah ditentukan. Berdasarkan Tabel 1, Tabel 2 dan Tabel 3, diketahui bahwa akurasi yang diperoleh belum maksimal. Akurasi terbaik menggunakan KNN pada K=1 dan jarak piksel = 1 merupakan akurasi tertinggi yaitu 80%. Peluang untuk meningkatkan akurasi dengan proses deteksi yang lebih akurat sudah dilakukan dengan mengimplementasikan fitur ekstraksi ciri dan warna. Pada ekstraksi ciri GLCM dapat dilihat pada Tabel 4, dimana Bsk adalah Busuk, Mth adalah Mentah, Stg adalah Setengah Matang, Mtg adalah Matang.

Tabel 1. Hasil perhitungan KNN pada K=1

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Bsk	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Bsk	Bsk
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Mth
Matang16	Mth	Mth	Mtg	Mtg
Matang24	Mth	Mth	Mtg	Mtg
Matang33	Mth	Mth	Mtg	Mtg
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Bsk	Bsk	Bsk
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Bsk
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Mth
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Mat
Setengah63	Stg	Mth	Mtg	Stg
Setengah79	Stg	Mtg	Mtg	Mtg
Akurasi		80%	75%	70%

Tabel 2. Hasil perhitungan KNN pada K=3

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang 16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mth	Mth	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Mtg	Mtg	Mtg
Setengah79	Stg	Mtg	Mtg	Mtg
Akurasi		70%	70%	65%

Tabel 3. Hasil perhitungan KNN pada K=5

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mth	Mth	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Setengah79	Stg	Mtg	Mtg	Mtg
Akurasi		70%	60%	55%

Tabel 5. Hasil perhitungan GLCM-KNN pada K=3

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Mtg	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mth	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Mtg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		85%	75%	65%

Berdasarkan Tabel 4 menggunakan K=1, akurasi dari kombinasi fitur ekstraksi GLCM-KNN diketahui lebih tinggi dibanding menggunakan KNN saja. Pada d=1, terdapat selisih hingga 10%, dimana GLCM-KNN lebih tinggi. Pada d=4 dan d=8 keduanya mengalami peningkatan akurasi. Namun terdapat kesamaan, pada d=8 dimana pada KNN dan GLCM-KNN telah dihasilkan akurasi yang sama yaitu 70% dengan hasil identifikasi berbeda. Beberapa citra yang setengah matang dapat terdeteksi benar. Untuk perolehan akurasi pada nilai K=3 dan K=5 dapat dilihat pada Tabel 5 dan 6.

Tabel 4. Hasil perhitungan GLCM-KNN pada K=1

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Bsk	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		90%	80%	70%

Tabel 6. Hasil perhitungan GLCM-KNN pada K=5

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Mtg	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mth	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mtg	Mtg
Mentah35	Mth	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Bsk	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Mtg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		80%	60%	55%

Berdasarkan Tabel 5 dan Tabel 6, pada masing-masing jarak diketahui bahwa terjadi penurunan akurasi saat klasifikasi menggunakan jarak lebih jauh. Pada K=5 menggunakan d=4 dan d=8, akurasi cenderung menghasilkan akurasi rendah. Hasil K=5 pada d=4 dan d=8 menghasilkan akurasi sama persis. Fitur ekstraksi ciri GLCM menghasilkan kecenderungan akurasi lebih tinggi khususnya pada K=1 pada semua nilai d.

Tabel 7. Hasil perhitungan HSV-KNN pada K=1

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Bsk	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Men	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		95%	75%	60%

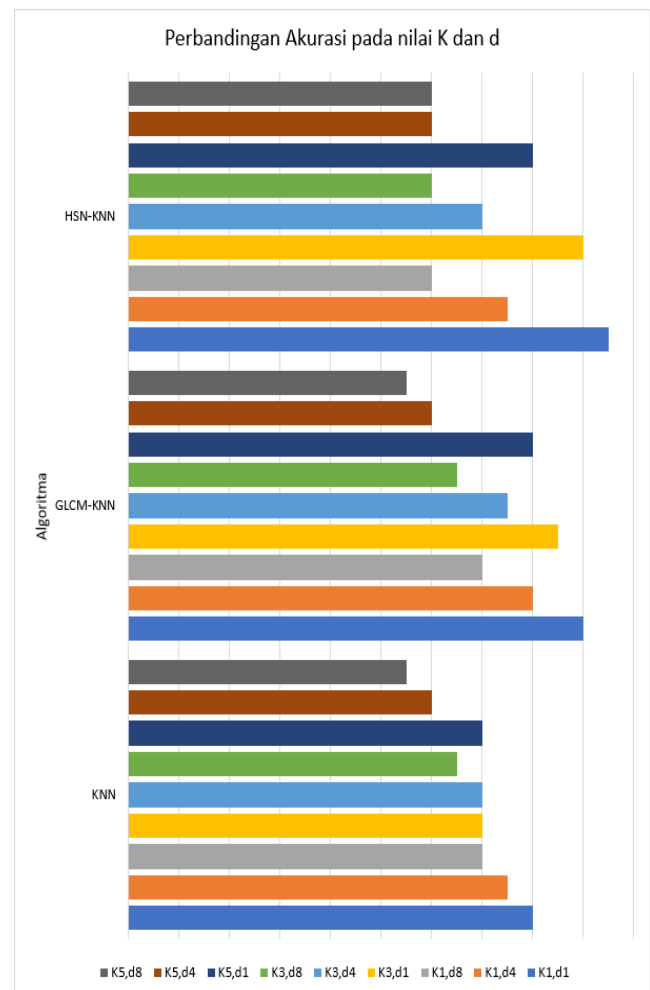
Tabel 9. Hasil perhitungan HSV-KNN pada K=5

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Bsk	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Mtg	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mtg	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Mtg	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Mth	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Mth	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		80%	66%	60%

Pengujian menggunakan fitur ekstraksi warna diimplementasikan untuk mengetahui performa dari fitur ekstraksi warna dibanding fitur ekstraksi ciri, seperti pada Tabel 7 sampai Tabel 9. Pada Tabel 7, diketahui bahwa nilai akurasi K=1 pada GLCM-KNN lebih rendah dibanding HSV-KNN hanya pada d=1, namun pada d=4 dan d=8 akurasi yang diperoleh justru lebih rendah. Hal ini disebabkan bahwa kematangan mengkudu tidak hanya dilihat dari bentuk namun lebih ke warna citra. Pada Tabel 8 dan Tabel 9 telah diilustrasikan hasil eksperimen menggunakan K=3 dan K=5 pada HSV-KNN.

Tabel 8. Hasil perhitungan HSV-KNN pada K=3

Citra Data	Kelas	Hasil identifikasi		
		d = 1	d = 4	d = 8
Busuk12	Bsk	Bsk	Mth	Mth
Busuk18	Bsk	Mth	Mth	Mth
Busuk32	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk98	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Busuk99	Bsk	Bsk	Bsk	Bsk
Matang16	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang24	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang33	Mth	Mth	Mth	Mth
Matang77	Mtg	Mtg	Mtg	Mth
Matang80	Mtg	Mtg	Mtg	Mtg
Mentah28	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah35	Mth	Stg	Mth	Mth
Mentah39	Mth	Mth	Mth	Mth
Mentah80	Mth	Mth	Mth	Mtg
Mentah83	Men	Men	Bsk	Bsk
Setengah11	Stg	Stg	Mth	Stg
Setengah14	Stg	Stg	Mth	Stg
Setengah51	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah63	Stg	Stg	Stg	Stg
Setengah79	Stg	Stg	Mtg	Mtg
Akurasi		90%	70%	60%



Gambar 4. Perbandingan Akurasi KNN, GLCM-KNN dan HSV-KNN

Berdasarkan hasil pengujian dan perbandingan hasil, nilai akurasi pada setiap K dan setiap d yang diperoleh berbeda-beda. Dapat disimpulkan bahwa HSV-KNN lebih akurat dibanding GLCM-KNN atau KNN saja. Nilai akurasi telah diilustrasikan pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, diketahui bahwa HSV-KNN menghasilkan akurasi terbaik dengan nilai tertinggi pada K=1 dan d=1, yaitu 95%. Pemrosesan dengan citra mengkudu diketahui lebih condong untuk mengenali warna kematangan buah dibanding tekstur buah. Dengan demikian, warna dapat dikategorikan sebagai parameter penting dalam proses klasifikasi citra mengkudu ini. Fitur ekstraksi melalui GLCM, menghasilkan akurasi sedikit lebih rendah dibanding fitur warna HSV. Akurasi telah dianalisa pada K=7 dan K=9 namun menghasilkan akurasi yang sama dengan K=5.

#### 4. Kesimpulan

Dari beberapa pemaparan penelitian yang telah diuraikan diatas dapat diperoleh kesimpulan yang mana merupakan tercapainya dari tujuan penelitian ini yaitu yang pertama sulitnya menentukan tingkat kematangan buah mengkudu melalui implementasi teknik pengolahan citra digital dengan menerapkan ekstraksi warna menggunakan metode *Mean Hue Saturation Value* (HSV) dan ekstraksi ciri menggunakan *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dengan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN). Berdasarkan perbandingan antara KNN, GLCM-KNN dan HSV-KNN, diketahui bahwa nilai KNN saja paling rendah. Pada KNN, nilai K=1 dengan d=1 yaitu 80%, sedangkan pada nilai K lain dan d lain semakin menurun. Pada GLCM-KNN dengan K=1 dan d=1 diketahui akurasi yang diperoleh adalah 90%. Untuk nilai K=5 pada d=1 dan K=5 pada d=8 masih cukup baik. Hasil terbaik di dapat pada kombinasi HSV-GLCM dalam K=1 dan d=1 yaitu 95%. Beberapa akurasi pada K=5 dan K=8 dalam kombinasi menggunakan GLCM maupun HSV memiliki hasil hampir sama.

Dari kesimpulan yang telah dipaparkan di atas untuk penelitian yang akan dilakukan selanjutnya dalam mengklasifikasi tingkat kematangan buah mengkudu berdasarkan ekstraksi warna menggunakan metode *Mean Hue Saturation Value* (HSV) dan ekstraksi ciri menggunakan *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dengan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN), untuk meningkatkan akurasi maupun mengefisiensi waktu terdapat beberapa saran yaitu mengimplementasikan fitur ekstra lain misal Mean RGB atau *Linear Binary Pattern* (LBP) dengan jarak piksel 1,4,dan 8. Analisa mendalam dapat dilakukan menggunakan perhitungan nilai *recall* dan presisi atau *F-1 Score*.

#### Daftar Pustaka

- [1] S. F. Kusuma, R. E. Pawening, and R. Dijaya, "Otomatisasi Klasifikasi Kematangan Buah Mengkudu Berdasarkan Warna Dan Tekstur," *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [2] I. Tarsono, D. Triyanto, and T. Rismawan, "Prototype Pemisah Otomatis Jeruk Siam Berdasarkan Warna Menggunakan Metode KNN (*K-Nearest Neighbour*)," *J. Coding, Sist. Komput. Untan*, vol. 06, no. 1, pp. 44–53, 2018.
- [3] S. Y. R. Riska and P. Subekti, "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-Svm," *J. Ilm. Inform.*, vol. 1, no. 1, 2016.
- [4] F. Wibowo, D. K. Hakim, and S. Sugiyanto, "Pendugaan Kelas Mutu Buah Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur Glcm Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbour*," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 100, 2018.
- [5] E. Budianita, J. Jasril, and L. Handayani, "Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbour* Untuk Membangun Aplikasi Pembenda Daging Sapi dan Babi Berbasis Web," *J. Sains dan Teknol. Ind.*, vol. 12, no. Vol 12, No 2 (2015): Juni 2015, pp. 242–247, 2015.
- [6] R. A. Surya, A. Fadlil, A. Yudhana, M. T. Informatika, P. T. Informatika, and U. A. Dahlan, "Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix ( GLCM ) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan," vol. 02, no. 02, pp. 23–26, 2017.
- [7] J. D. Pujari, R. Yakkundimath, and A. S. Byadgi, "SVM and ANN Based Classification of Plant Diseases Using Feature Reduction Technique," *Int. J. Interact. Multimed. Artif. Intell.*, vol. 3, no. 7, p. 6, 2016.
- [8] Y. Ji, Q. Zhao, S. Bi, and T. Shen, "Apple Grading Method Based on Features of Color and Defect," in *Chinese Control Conference*, 2018, pp. 5364–5368.
- [9] M. S. M. Alfatni, A. R. Mohamed Shariff, S. K. Bejo, O. M. Ben Saaed, and A. Mustapha, "Real-time oil palm FFB ripeness grading system based on ANN, KNN and SVM classifiers," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 169, no. 1, p. 012067, Jul. 2018.
- [10] S. Zhang, X. Wu, S. Zhang, Q. Cheng, and Z. Tan, "An effective method to inspect and classify the bruising degree of apples based on the optical properties," *Postharvest Biol. Technol.*, vol. 127, pp. 44–52, 2017.
- [11] M. S. Hossain, M. Al-Hammadi, and G. Muhammad, "Automatic Fruit Classification Using Deep Learning for Industrial Applications," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 15, no. 2, pp. 1027–1034, Feb. 2019.
- [12] F. Wibowo and A. Harjoko, "Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 100, Jan. 2018.
- [13] M. A. Anggriawan, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna Pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 550–564, 2017.
- [14] R. Setyawan, M. A. Almahfud, C. A. Sari, D. R. I. M. Setiadi, and E. H. Rachmawanto, "MRI Image Segmentation using Morphological Enhancement and Noise Removal based on Fuzzy C-means," in *2018 5th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, 2018, pp. 99–104.
- [15] Y. Tian, E. Li, L. Yang, and Z. Liang, "An image processing method for green apple lesion detection in natural environment based on GA-BPNN and SVM," *Proc. 2018 IEEE Int. Conf. Mechatronics Autom. ICMA 2018*, pp. 1210–1215, 2018.
- [16] P. Rianto and A. Harjoko, "Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 11, no. 2, p. 143, 2017.
- [17] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, and D. R. Ignatius Moses Setiadi, "Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan *K-Nearest Neighbour*," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2019.

- [18] D. Yulianto, R. N. Whidhiasih, and Maimunah, "Klasifikasi Tahap Kematangan Pisang Ambon Berdasarkan Warna Menggunakan Naive Bayes," *PIKSEL Penelit. Ilmu Komput. Sist. Embed. Log.*, vol. 5, no. 2, pp. 60–67, 2017.