

# EKSTRAKSI FITUR WARNA DAN GLCM PADA ALGORITMA KNN UNTUK KLASIFIKASI KEMATANGAN RAMBUTAN

Heru Pramono Hadi<sup>1</sup>, Eko Hari Rachmawanto<sup>2</sup>

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

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

<sup>1</sup> heru.pramono.hadi@dsn.dinus.ac.id, <sup>2</sup> eko.hari@dsn.dinus.ac.id

---

## Abstrak

*Nephelium lappaceum* adalah nama latin buah yang lebih dikenal dengan rambutan. Rambutan ternyata mengandung banyak vitamin (vitamin c, magnesium, serat makanan, dll) yang dapat menyembuhkan beberapa penyakit seperti diabetes, hipertensi, dll. Namun karena rendahnya pengetahuan dikalangan masyarakat membuat penjual rambutan mengalami kerugian, karena mereka cenderung menyamaratakan mutu buah. Rendahnya penerapan klasifikasi dikarenakan proses klasifikasi yang dilakukan secara manual dengan menggunakan indra penglihatan. Hal ini menyebabkan akurasi yang rendah, karena indra penglihatan tidak mampu dijadikan tolak ukur tingkat kematangan buah. Maka penelitian ini menerapkan teknologi pengolah citra digital yang menggunakan metode ekstraksi fitur warna RGB, ekstraksi fitur tekstur GLCM dan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor untuk proses klasifikasi. Penelitian ini menghasilkan 4 tingkat kematangan buah yaitu mentah, setengah matang, matang dan busuk. Akurasi tertinggi dihasilkan oleh K=1 sebesar 98,75% dan akurasi terendah dihasilkan oleh K=7 dan 9 sebesar 92,5%. Berdasarkan hasil eksperimen, dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai K maka semakin rendah tingkat akurasi yang dihasilkan, karena pada proses klasifikasi tetangga (data latih dan data uji) yang dibandingkan tergantung pada nilai K.

**Kata kunci** : Klasifikasi citra, rambutan, KNN, GLCM, Mean RGB

---

## 1. Pendahuluan

*Nephelium lappaceum* atau yang sering dikenal dengan buah rambutan merupakan tanaman asli dari Indonesia. Buah rambutan sendiri memiliki banyak jenis [1] contohnya rambutan binjai, rambutan rapih, rambutan lebak, dan lain-lain. Rambutan lebak merupakan salah satu jenis rambutan yang mudah ditemukan di lingkungan masyarakat. Rambutan lebak mudah ditemukan karena memiliki ciri tertentu antara lain bentuk buah bulat, rambut buah rambutan panjang namun renggang dan halus, warna ujung rambutan kekuningan, dan rasa buah manis dan berair. Buah rambutan sendiri memiliki banyak manfaat yang tidak banyak orang ketahui. Contohnya buah rambutan mampu mengurangi kolesterol, hipertensi, diabetes dan banyak manfaat lainnya. Dalam buah rambutan terkandung banyak vitamin seperti vitamin c, zat besi, magnesium, fosfor, kalsium, protein, serat makanan, dan lain-lain.

Namun, karena minimnya pengetahuan di kalangan masyarakat tentang kandungan yang terdapat dalam buah rambutan. Karena minimnya penerapan klasifikasi oleh penjual buah, menyebabkan adanya kerugian karena mereka menyamaratakan mutu buah. Untuk saat ini, proses klasifikasi dilakukan dengan manual dengan menggunakan indera penglihatan manusia, sehingga hasil akurasi nya kurang tepat dan cenderung rendah

[2]–[4] Beberapa hal yang menyebabkan hasil tidak tepat ialah faktor usia yang dapat mengurangi fungsi penglihatan manusia, dan lain-lain. Sehingga indra penglihatan manusia tidak dapat dijadikan sebagai tolak ukur tingkat kematangan suatu buah [5], [6].

Maka dari itu, dibutuhkan teknologi yang mampu digunakan untuk klasifikasi kematangan buah. Dalam hal ini pengolah citra digital adalah teknologi yang tepat karena pengolahan citra digital melakukan proses pengambilan informasi dalam terdapat pada suatu citra [7]–[9]. Citra yang dimaksud ialah gambar/foto, sedangkan maksud dari digital yaitu pengolahan gambar/foto dilakukan secara digital dengan media komputer. Teknologi yang terdapat di pengolah citra digital mampu mengklasifikasi berdasarkan tekstur dan warna buah [3], [10]. Dalam menentukan ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan pola dari suatu citra, dengan melakukan perhitungan derajat keabuan dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, kesamaan suatu nilai dari hubungan ketetanggaan anatar piksel dalam suatu citra dan lain-lain. Untuk metode yang digunakan untuk komparasi ekstraksi warna ialah RGB [11]–[13], sedangkan untuk ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) [14]–[17].

Metode K-Nearest Neighbor (KNN) mampu mengklasifikasikan kematangan jeruk lemon dengan menggunakan ekstraksi fitur warna RGB, dan

menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu antara 81% hingga 88,89% dengan indikator jarak terdekat antara data latih dan data uji rata-rata bernilai 1,85 sampai dengan 19,46 [18]. Teknik pengolahan citra digital dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dengan ekstraksi fitur warna juga mampu mengklasifikasi tingkat kematangan buah jeruk nipis dengan euclidean distance menghasilkan akurasi tinggi sebesar 92% dibanding dengan menggunakan cityblock distance yang hanya menghasilkan akurasi sebesar 88% [19]. Penerapan klasifikasi dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor pada penelitian penentuan kematangan buah salak pondoh di pohon juga mendapatkan hasil yang lebih unggul yakni sebesar 93% dibandingkan dengan klasifikasi dengan menggunakan algoritma Backpropagation [20]. Selain K-Nearest Neighbor terdapat metode klasifikasi lain yaitu Support Vector Machine (SVM) yang digunakan dalam penelitian untuk deteksi kanker dengan microarray. Hasil dari penelitian tersebut menyatakan bahwa klasifikasi meraih 3 akurasi terbaik dari 4 data yang diuji. Akurasi pada klasifikasi PLS-KNN pada data leukimia sebesar 98,54%, pada data lung sebesar 100%, pada data breast 66,52% dan pada data colon sebesar 86,60%. Penelitian tersebut mengatakan bahwa SVM memiliki kelemahan (sensitive) pada pemilihan parameter yang digunakan [21]. Pada makalah ini, terbukti bahwa KNN dapat menghasilkan akurasi 98,75%.

## 2. Landasan Teori

### 2.1 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses yang bertujuan untuk menentukan suatu objek kedalam suatu kelas atau kategori yang sudah ditentukan sebelumnya. Klasifikasi juga didefinisikan sebagai proses dari pembangunan terhadap suatu model yang mengklasifikasikan suatu objek sesuai dengan atribut-atributnya [19]. Klasifikasi data ataupun dokumen juga dapat dimulai dari membangun aturan klasifikasi tertentu yang menggunakan data training yang sering disebut sebagai tahapan pembelajaran dan pengujian digunakan sebagai data testing.

### 2.2 GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri [22]. GLCM merupakan suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu dalam citra. Dalam penelitian ini hanya akan digunakan 4 buah kompone GLCM yaitu korelasi, energy, homogeneity dan kontras. Hanya dengan menggunakan 4 komponen tersebut sudah dapat digunakan untuk memproses citra.

Tabel 1. Data Latih Kematangan Buah Rambutan

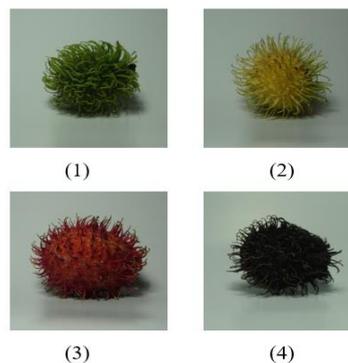
Nama	Kontras	Korelasi	Energi	Hom	R	G	B	Kelas
TRN1(1).jpg	0,052	0,989	0,251	0,974	0,469	0,514	0,427	Mentah
TRN1(2).jpg	0,054	0,988	0,239	0,973	0,466	0,514	0,414	Mentah

### 2.3 KNN

Algoritma KNN adalah sebuah algoritma untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih yang mempunyai jarak paling dekat dengan objek tersebut [23]–[25]. Algoritma ini termasuk algoritma supervised learning. Algoritma ini bekerja berdasarkan dari jarak terpendek dari data uji ke data latih untuk menentukan kelas dari data tersebut. Setelah mengumpulkan data-data pada kelompok k tertentu kemudian kelas dan mayoritas untuk dijadikan sebagai kelas prediksi dari data uji. Algoritma ini memiliki kelebihan yaitu tahan terhadap data yang memiliki noise dan efektif terhadap data latih yang berjumlah besar dan memiliki performa untuk komputasi sangatlah lama jika data latihnya besar dan sangat sensitive dengan ciri yang redundan atau relevan.

### 2.4 Pre-processing

Penelitian ini menggunakan dataset dengan total data yang digunakan yaitu 260 citra yang akan dibagi menjadi 4 kelas yaitu citra mentah, setengah matang, matang dan busuk seperti diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Contoh dataset citra buah rambutan: (1) citra buah rambutan mentah, (2) citra buah rambutan setengah matang, (3) citra buah rambutan matang, dan (4) citra buah rambutan busuk

Tujuan dari tahap pre-processing untuk mendapatkan nilai ekstraksi yang nantinya akan dikomparasi antara data latih dan data uji. Tahap pre-processing yang dilakukan ialah cropping citra 1:1 tujuannya agar nanti saat proses klasifikasi tidak merubah bentuk objek. Kemudian dilakukan proses resize citra (800x800piksel), tujuan dari tahap ini untuk meringankan beban dari proses klasifikasi dan mempersingkat waktu [26], karena semakin tinggi nilai pixel maka waktu yang dibutuhkan untuk proses klasifikasi akan semakin lama [27]. Sampel data latih dan data uji yang digunakan dalam penelitian ini seperti diilustrasikan pada Tabel 1.

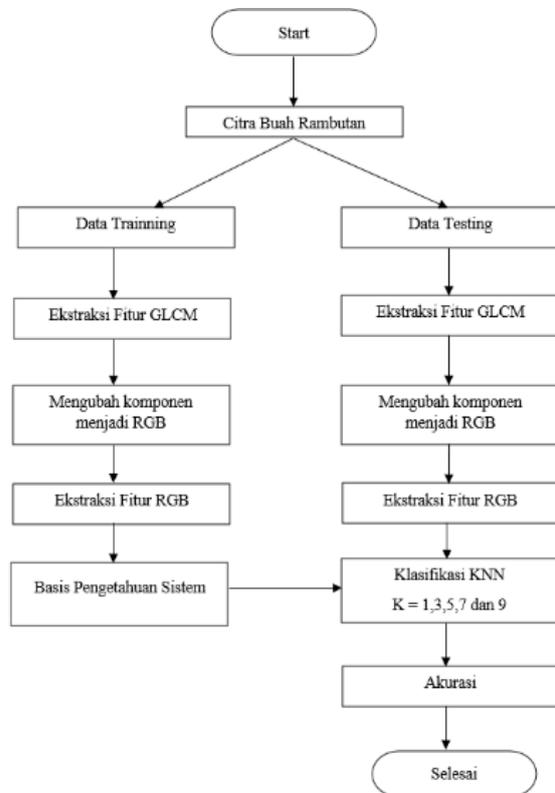
Nama	Kontras	Korelasi	Energi	Hom	R	G	B	Kelas
TRN2(1).jpg	0,072	0,973	0,377	0,968	0,487	0,514	0,434	Setengah Matang
TRN2(2).jpg	0,058	0,975	0,446	0,972	0,486	0,514	0,439	Setengah Matang
TRN3(1).jpg	0,079	0,986	0,225	0,966	0,486	0,463	0,426	Matang
TRN3(2).jpg	0,083	0,985	0,231	0,964	0,486	0,466	0,431	Matang
TRN4(1).jpg	0,039	0,989	0,594	0,987	0,477	0,53	0,479	Busuk
TRN4(2).jpg	0,062	0,99	0,309	0,975	0,469	0,514	0,471	Busuk

Tabel 2. Data Uji Kematangan Buah Rambutan

Nama	Kontras	Korelasi	Energi	Hom	R	G	B	Kelas
TST (1).jpg	0,05	0,978	0,461	0,976	0,484	0,515	0,434	X

2.5 Metode Yang Diusulkan

Pada penelitian ini terdapat beberapa metode yang digunakan dalam proses klasifikasi yaitu ekstraksi fitur tekstur (GLCM), ekstraksi fitur warna (Mean RGB) dan algoritma K Nearest Neighbor (KNN).



Gambar 2. Metode yang diusulkan

Berdasarkan Gambar 2, tahap pertama yang harus dilakukan dalam penelitian ini yaitu tahap ekstraksi fitur tekstur. Dalam penelitian ini menggunakan metode Gray Level Coocurrence Matrix (GLCM) untuk mendeteksi area cacat dan busuk pada permukaan buah dengan menggunakan citra grayscale [28]. GLCM adalah metode untuk menentukan probabilitas kedekatan ketetanggaan antara 2 piksel berdasarkan jarak(d) dan sudut(θ) tertentu [29][30]. Menurut Haralick, dalam metode GLCM terdapat 14 fitur yang dapat digunakan [31]. Fitur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Berikut merupakan formulasi matematika yang dijelaskan pada persamaan (1),(2),(3) dan (4).

a. Kontras

Kontras merepresentasikan perbedaan skala atau nilai keabuan/ grayscale pada citra. Kontras akan bernilai 0 jika memiliki nilai ketetanggaan yang sama. Dimana var adalah kontras, i,j adalah piksel yang nilainya saling berdekatan dan p(i,j) probabilitas nilai dalam matriks kookurensi yang bernilai dari 0-1.

$$var = \sum i,j (i - j) 2p(i, j) \tag{1}$$

b. Korelasi

Nilai korelasi merepresentasikan keterkaitan linear derajat dari citra grayscale. Rumus menghitung korelasi ditunjukkan Persamaan di bawah ini dimana Cr adalah korelasi, (i,j) adalah bagian yang nilainya saling berdekatan, P(i,j) adalah probabilitas nilai dalam matriks kookurensi yang bernilai dari 0-1, (x,y) adalah posisi dari piksel.

$$Cr = \frac{\sum i \sum j (i,j)p(i,j) - \mu x \mu y}{\sigma x \sigma y} \tag{2}$$

c. Energi

Energi merepresentasikan ukuran keseragaman pada citra. Semakin tinggi kemiripan citra maka semakin tinggi nilai energi. Dimana (i,j) adalah bagian yang nilainya saling berdekatan dan p(i,j) adalah probabilitas nilai dalam matriks kookurensi yang bernilai dari 0-1.

$$Energi = \sum i \sum j p(i - j)^2 \tag{3}$$

d. Homogenitas

Homogenitas merepresentasikan ukuran keseragaman dari co-occurrence matrix. Nilai homogenitas tinggi jika semua piksel mempunyai ilai yang seragam.

$$H = \sum i,j \frac{p(i,j)}{1+|(i,j)|} \tag{4}$$

Dimana H adalah homogenitas, (i,j) adalah bagian yang nilainya saling berdekatan, p(i,j) adalah probabilitas nilai dalam matriks kookurensi yang bernilai dari 0-1. Notasi p(i,j) melambangkan probabilitas, yang bernilai mulai dari nol hingga satu, yaitu nilai elemen dalam matriks kookurensi, sedangkan i dan j, melambangkan pasangan intensitas yang berdekatan[32]

Tahap yang dilakukan setelah ekstraksi fitur tekstur dengan dengan metode GLCM ialah tahap ekstraksi fitur warna (Mean RGB). Dalam tahap ini

dilakukan ekstraksi citra berwarna yang terdapat 3 komponen yaitu komponen Red(R), Green(G), dan Blue(B)[33]. Berikut merupakan rumus untuk perhitungan Mean RGB yang dijelaskan dalam penjelasan (5), (6) dan (7).

- Langkah pertama yang dilakukan ialah mengambil nilai r,g,b dari suatu citra sesuai rumus persamaan (5). Dimana r adalah rata-rata nilai red/merah pada suatu citra, R adalah nilai red/merah pada suatu citra, g adalah rata-rata nilai green/hijau pada suatu citra, G adalah nilai green/hijau pada suatu citra, b adalah rata-rata nilai blue/biru pada suatu citra, B adalah nilai blue/biru pada suatu citra.

$$\begin{aligned}
 r &= \frac{R}{R + G + B} \\
 g &= \frac{G}{R + G + B} \\
 b &= \frac{B}{R + G + B}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

- Langkah selanjutnya ialah melakukan perhitungan untuk menghitung nilai rata-rata mean RGB sesuai persamaan (6). Dimana  $\mu$  adalah mean RGB, r adalah rata-rata nilai red/merah pada suatu citra, g adalah rata-rata nilai green/hijau pada suatu citra, b adalah rata-rata nilai blue/biru pada suatu citra, dan n adalah jumlah piksel pada citra

$$\mu = \frac{1}{n \times n} (r) + (g) + (b)
 \tag{6}$$

- Langkah Selanjutnya ialah melakukan normalisasi agar nilai tetap pada range 255 sesuai persamaan (7). Dimaana  $\mu$  adalah normalisasi mean RGB dan  $i\mu$  adalah mean RGB

$$\mu = \frac{i\mu}{255}
 \tag{7}$$

Jika sudah melakukan ekstraksi fitur warna, kemudian langkah selanjutnya ialah melakukan proses klasifikasi dengan menggunakan metode klasifikasi *K Nearest Neighbor* (KNN). Klasifikasi K Nearest Neighbor adalah klasifikasi yang memperhitungkan jarak kedekatan antara data latih dan data uji, berdasarkan nilai fitur-fitur ekstraksi yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya, dan langkah selanjutnya ialah mengelompokkan dimanakah mayoritas data uji yang seragam dengan data latih[34][35]. Dalam penelitian ini metode untuk klasifikasi ialah metode *euclidean distance*. Berikut merupakan formulasi matematika yang dijelaskan pada persamaan (8).

$$D = \sqrt{(x1 - y1)^2 + (x2 - y2)^2}
 \tag{8}$$

Dimana D adalah Euclidean Distance, x adalah data training, y adalah data testing. Langkah terakhir setelah mendapatkan hasil klasifikasi dari seluruh data uji, mkak langkah selanjutnya ialah perhitungan akurasi. Untuk perhitungan akurasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (9). Berikut merupakan formulasi matematika persamaan (9). Dimana x adalah jumlah data yang bernilai benar dan y adalah jumlah keseluruhan data.

$$Akurasi = \frac{x}{y} \times 100\%
 \tag{9}$$

#### 4. Hasil dan Pembahasan

Data yang telah telah di pre-processing kemudian dibagi menjadi 2 data, yaitu data latih dan data uji. Jumlah data latih sebanyak 180 citra dan jumlah data uji sebanyak 80 citra. Data latih terdiri dari 45 citra busuk, 5 citra matang, 45 citra setengah matang, dan 45 citra mentah. Dalam data uji terdiri dari 20 citra busuk, 20 citra matang, 20 citra setengah matang, dan 20 citra mentah.

Tahap setelah pre-processing ialah melakukan ekstraksi fitur GLCM dan ekstraksi fitur warna. Setelah mendapatkan seluruh nilai fitur yang nantinya akan digunakan untuk titik acuan dalam klasifikasi. Maka langkah selanjutnya dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor dengan melakukan perhitungan euclidean distance. Berikut merupakan contoh perhitungan dan hasil seluruh perhitungan dari data latih dan data uji yang ada diatas.

$$\begin{aligned}
 &D(\text{TRN1}(1), \text{TST}(1)) \\
 &= \sqrt{(0,052 - 0,05)^2 + (0,989 - 0,978)^2 + (0,251 - 0,461)^2} \\
 &\quad + (0,974 - 0,976)^2 + (0,469 - 0,484)^2 + (0,514 - 0,515)^2 \\
 &\quad + (0,427 - 0,434)^2 \\
 &= \sqrt{(0,002)^2 + (0,011)^2 + (-0,21)^2 + (-0,002)^2} \\
 &\quad + (-0,015)^2 + (-0,001)^2 + (-0,007)^2 \\
 &= \sqrt{(0,000004) + (0,000121) + (-0,0441)} \\
 &\quad + (-0,000004) + (0,000225) + (0,000001) \\
 &\quad + (-0,000049) \\
 &= \sqrt{-0,043802} \\
 &= 0,2092
 \end{aligned}$$

Perhitungan *euclidean distance* bertujuan untuk menentukan jarak kedekatan antara data latih dan data uji, setelah itu dilakukan klasifikasi mayoritas hasil kelas data uji berdasarkan nilai K (dalam penelitian ini menggunakan nilai K=1,3,5,7,9).

Tabel 3. Hasil perhitungan data uji dengan euclidean distance

Nama	Kontras	Korelasi	Energi	Hom	R	G	B	Kelas	Jarak
TRN1 (1) .jpg	0,899	-0,15	-1,409	-0,362	1,239	6,926	5,912	Mentah	0,2092
TRN 1 (2) .jpg	0,797	-0,122	-1,346	-0,288	1,019	6,118	4,922	Mentah	0,2239
TRN 2 (1) .jpg	0,712	-0,293	-0,134	-0,267	6,038	7,146	6,797	Setengah Matang	0,0874

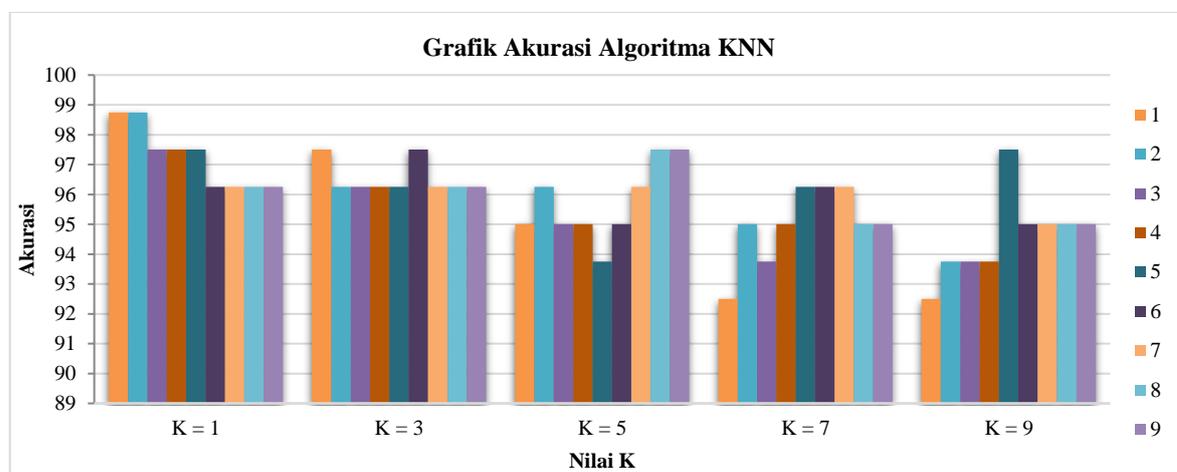
Nama	Kontras	Korelasi	Energi	Hom	R	G	B	Kelas	Jarak
TRN 2 (2) .jpg	0,808	-0,284	-0,55	-0,284	5,762	6,02	6,752	Setengah Matang	0,0185
TRN 3 (1) .jpg	1,004	-0,140	-1,509	-0,315	5,494	-6,956	4,849	Matang	0,2438
TRN 3 (2) .jpg	1,044	-0,143	-1,476	-0,328	5,371	-6,069	5,957	Matang	0,2378
TRN 4 (1) .jpg	0,791	-0,08	-0,949	-0,192	1,007	6,243	16,237	Busuk	0,1426
TRN 4 (2) .jpg	0,716	-0,087	-0,076	-0,168	-5,055	-0,102	9,369	Busuk	0,1580

Contoh diatas merupakan klasifikasi dengan menggunakan K=1 sehingga data yang dibandingkan dengan data latih hanya 1 data, sehingga menghasilkan kelas setengah matang. Langkah yang dilakukan setelah mengetahui seluruh klasifikasi ialah melakukan perhitungan akurasi dengan menggunakan rumus persamaan (9).

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah data yang bernilai benar}}{\text{jumlah keseluruhan data}} \times 100\%$$

$$= \frac{38}{40} \times 100\% = 95\%$$

Hasil akurasi data uji klasifikasi tingkat kematangan buah rambutan dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor menunjukkan bahwa akurasi tertinggi terdapat di nilai K=1 sebesar 98,75% dan akurasi terendah terdapat di nilai K=7 dan 9 sebesar 92,5%.



Gambar 3. Grafik akurasi klasifikasi kematangan buah dengan KNN

### 5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan dataset citra rambutan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah rambutan. Akurasi tertinggi yang dihasilkan pada proses klasifikasi dengan menggunakan K=1 sehingga mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,75%, dan akurasi terendah dihasilkan pada proses klasifikasi dengan menggunakan K=7 dan K=9 yang mendapatkan nilai akurasi sebesar 92,5 %. Sesuai dengan hasil yang didapatkan pada proses klasifikasi dengan menggunakan K=1 sampai dengan K=9 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai K yang digunakan maka hasil akurasinya akan semakin menurun. Penurunan nilai akurasi disebabkan oleh adanya jarak antar ketetanggaan yang semakin jauh.

#### Daftar Pustaka:

[1] Irwan Falud Sen, “Deteksi Kematangan Buah Rambutan Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Discrete Cosine Transform,” vol. 2, no. 1, pp. 40–47, 2018.  
 [2] Indrawati, “Klasifikasi Kematangan Jeruk Lemon Menggunakan,” vol. 2, no. 2, pp. 21–26, 2017.

[3] A. K. Gracelia Adelaida Bere, Elizabeth Nurmiyati Tamatjita, “Klasifikasi untuk menentukan kematangan Buah Pisang Sunpride,” 2016.  
 [4] L. C. Munggaran, “Klasifikasi Karakter Tulisan Tangan Berdasarkan Pola Segmen,” 2010.  
 [5] A. D. Hariyanto, “PROTOTIPE PEMILAH KEMATANGAN BUAH PISANG BERDASARKAN WARNANYA MENGGUNAKAN CONVEYOR,” 2017.  
 [6] P. Rianto, A. Harjoko, J. Fisika, U. Papua, P. P. Barat, and U. G. Mada, “Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital,” vol. 11, no. 2, pp. 143–154, 2017.  
 [7] E. Budianita, J. Jasril, and L. Handayani, “Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi Berbasis Web,” *Jurnal Sains dan Teknologi Industri*, vol. 12, no. Vol 12, No 2 (2015): Juni 2015, pp. 242–247, 2015, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/1005>  
 [8] G. H. Yogiswara, R. Magdalena, H. F. T. S. P, F. T. Elektro, and U. Telkom. “Identifikasi Jenis Penyakit Pada Kakao Dengan Pengolahan Citra Digital Dan K-Nearest Neighbor Cacao Disease Identification Using Digital Image Processing and,” in *e-Proceeding Engineering*, 2016, vol. 3, no. 1, pp. 0–6.

- [9] A. Bode, "K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, no. 2, p. 188, 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195.
- [10] S. Ferdiana, R. Enggar, and R. Dijaya, "Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur," vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [11] E. T. L. Kaharuddin, Kusri, "Klasifikasi Jenis Rempah - Rempah Berdasarkan Fitur Warna RGB Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," vol. 4, no. 1, 2019.
- [12] Eliyani, Tulus, and F. Fahmi, "Pengenalan Tingkat Kematangan Buah Pepaya Paya Rabo Menggunakan Pengolahan Citra Berdasarkan Warna RGB Dengan K-Means Clustering," *Singuda Ensikom: Image Processing*, vol. Image Proc, no. Special Issue 2013, pp. 1–5, 2013, [Online]. Available: [https://jurnal.usu.ac.id/singuda\\_ensikom/article/view/5736](https://jurnal.usu.ac.id/singuda_ensikom/article/view/5736)
- [13] B. S. Hutagaol and B. S. Hutagaol, "EKSTRAKSI FITUR RGB COLOR CHANNEL DAN SIMPLE MORPHOLOGICAL SHAPE DESCRIPTORS DARI CITRA MAKANAN UNTUK PENCARIAN RESEP MAKANAN memperoleh gelar Sarjana Komputer," vol. 3, no. 3, pp. 2923–2928, 2019.
- [14] F. Wibowo and A. Harjoko, "Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 3, no. 2, p. 100, Jan. 2018, doi: 10.23917/khif.v3i2.4516.
- [15] C. Jatmoko and D. Sinaga, "Ekstraksi Fitur GLCM Pada K-NN Dalam Mengklasifikasi Motif Batik," pp. 978–979, 2019.
- [16] T. Sutojo, P. S. Tirajani, D. R. I. M. Setiadi, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "CBIR for classification of cow types using GLCM and color features extraction," in *2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, Nov. 2017, pp. 182–187. doi: 10.1109/ICITISEE.2017.8285491.
- [17] E. Wijaya, "Implementation Analysis of GLCM and Naive Bayes Methods in Conducting Extractions on Dental Image," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, vol. 407, no. 1. doi: 10.1088/1757-899X/407/1/012146.
- [18] Indrawati, "Klasifikasi Kematangan Jeruk Lemon Menggunakan," vol. 2, no. 2, pp. 21–26, 2017.
- [19] 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 Neighbor," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267.
- [20] P. Rianto, A. Harjoko, J. Fisika, U. Papua, P. P. Barat, and U. G. Mada, "Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital," vol. 11, no. 2, pp. 143–154, 2017.
- [21] S. A. Naufal and W. Astuti, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Support Vector Machine ( SVM ) dan K-Nearest Neighbors ( KNN ) untuk Deteksi Kanker dengan Data Microarray," vol. 7, no. 1, pp. 162–168, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i1.2014.
- [22] A. A. Kasim and A. Harjoko, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co- Occurrence Matrices ( GLCM )," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) Yogyakarta, 21 Juni 2014*, pp. 7–13, 2014.
- [23] M. P. Vaishnav, K. Suganya Devi, P. Srinivasan, and G. Arutperumjothi, "Detection and classification of groundnut leaf diseases using KNN classifier," *2019 IEEE International Conference on System, Computation, Automation and Networking, ICSCAN 2019*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/ICSCAN.2019.8878733.
- [24] P. M. Kamble and R. S. Hegadi, "Geometrical Features Extraction and KNN Based Classification of Handwritten Marathi Characters," *Proceedings - 2nd World Congress on Computing and Communication Technologies, WCCCT 2017*, pp. 219–222, 2017, doi: 10.1109/WCCCT.2016.61.
- [25] S. Taneja, C. Gupta, S. Aggarwal, and V. Jindal, "MFZ-KNN-A Modified Fuzzy Based K Nearest Neighbor Algorithm," 2015.
- [26] M. M. K. Neighbor, C. Rahmad, M. Astiningrum, N. B. Purnomo, and A. P. Candi, "Identifikasi Dan Prediksi Tingkat Kematangan Pisang Candi Dengan Fitur Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," pp. 188–193.
- [27] S. Sanjaya *et al.*, "K-Nearest Neighbor for Classification of Tomato Maturity Level Based on Hue , Saturation , and Value Colors," vol. 2, no. 2, pp. 101–106, 2019.
- [28] T. Yusuf, A. Harjoko, P. Studi, and J. Ilmu, "Metode Klasifikasi Mutu Jambu Biji Menggunakan KNN Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur," vol. 6131, pp. 113–123, 2017, doi: 10.22146/teknosains.26972.
- [29] A. Fadlil *et al.*, "Sistem Identifikasi Citra Kayu Berdasarkan Tekstur Menggunakan Gray Level Coocurrence Matrix ( GLCM )," pp. 181–186, 2015.
- [30] Z. E. Fitri, "Penentuan Tingkat Kematangan Cabe Rawit ( Capsicum frutescens L . ) Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrix," vol. 7, no. 1, pp. 1–5, 2020.
- [31] F. Ayu, L. Irawan, and N. Rokhman, "Classification of Tangerine ( Citrus Reticulata Blanco ) Quality Using Combination of GLCM , HSV , and K-NN," vol. 13, no. 4, pp. 357–368, 2019.
- [32] S. Ferdiana, R. Enggar, and R. Dijaya, "Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur," vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [33] E. T. L. Kaharuddin, Kusri, "Klasifikasi Jenis Rempah - Rempah Berdasarkan Fitur Warna RGB Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," vol. 4, no. 1, 2019.
- [34] Novan and A. R. Ridwan, "Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors," vol. 08, pp. 74–78, 2019.
- [35] F. W. Sigit Sugiyanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya (Carica Papaya L) California (Callina-IPB 9) Dalam Ruang Warna HSV Dan Algoritma K-Nearest Neighbors," no. November, pp. 335–341, 2015.