

Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Dalam Pengklasifikasian Tingkat Kematangan Buah Nangka Berdasarkan Citra Warna Kulit

Santi^{1*}, Cucut Susanto², Muhardi³, Madyana Patasik⁴, Nurlina⁵

^{1,2,3,4,5}Universitas Dipa Makassar, Indonesia

¹santi@undipa.ac.id, ²cucut@undipa.ac.id, ³muhardi23dipa@undipa.ac.id, ⁴madyanapatasik@undipa.ac.id,

⁵nurlinayulis@undipa.ac.id



Histori Artikel:

Diajukan: 16 Agustus 2024

Disetujui: 18 Agustus 2024

Dipublikasi: 19 Agustus 2024

Kata Kunci:

KNN, HSV, klasifikasi, buah nangka, Android

Digital Transformation

Technology (Digitech) is an Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak

Nangka (*Artocarpus heterophyllus* Lamk) adalah buah tanaman tropis yang berasal dari India yang memiliki aroma khas dan tajam serta daging buah berwarna kuning segar dengan rasa yang manis. Buah ini bisa dikonsumsi langsung sama seperti buah pada umumnya, bisa juga diolah menjadi masakan seperti sayur, cemilan atau menjadi bahan campuran dessert. Namun faktanya, masih banyak orang yang belum bisa membedakan antara buah nangka yang masih mengkal, matang dan yang sudah sangat matang dari warna kulit buah dengan beberapa faktor yang dapat mempengaruhi seperti karena usia, buta warna, dan lain-lain. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang aplikasi pengklasifikasian tingkat kematangan buah nangka yang berbasis android. Untuk mencapai tujuan ini, metode Hue, Saturation, Value (HSV) diterapkan dalam pengekstraksian warna kulit buah dan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nangka tersebut. Penelitian ini dimulai dengan studi literatur, desain sistem/aplikasi, pengumpulan data, menganalisis dan mengolah data. Aplikasi dirancang menggunakan bahasa pemrograman flutter dan Python. Sebanyak 99 citra buah nangka (33 citra per kategori) sebagai data training dan sebanyak 30 citra buah nangka sebagai data testing dan hasil klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 78%. Kesimpulannya adalah bahwa perpaduan antara algoritma KNN dengan metode HSV dapat diandalkan dalam pengklasifikasian tingkat kematangan buah.

PENDAHULUAN

Sebagai negara tropis, Indonesia memiliki keanekaragaman tanaman hortikultura, termasuk frutikultur/tanaman buah (UMSU). Buah-buahan ini bisa dijumpai dimana saja di seluruh wilayah Nusantara sehingga hal ini berpeluang besar untuk meningkatkan pendapatan dan kesejahteraan masyarakat (Suryanto, 2019), salah satunya adalah buah nangka. Nangka (*Artocarpus heterophyllus* Lamk) adalah buah pohon tropis yang berasal dari Western Ghats, India (Srivastava & Singh, 2020) dan kemudian menyebar ke beberapa negara tropis termasuk Indoensia. Tanaman ini tergolong ke dalam tanaman tahunan karena mampu hidup dan dapat berbuah sepanjang tahun jika dilakukan perawatan yang baik. Buah ini memiliki aroma khas dan tajam serta daging buah berwarna kuning segar dengan rasa yang manis (Anggrian, dkk., 2017). Buah ini juga merupakan salah satu sumber nutrisi seperti karbohidrat, serat, protein, dan sejumlah vitamin dan mineral (Srivastava & Singh, 2020; USDA) yang baik untuk kesehatan tubuh.

Selain kaya akan nutrisi, buah nangka juga memiliki potensial yang tinggi jika dilihat dari segi ekonomis dan kegunaannya. Buah nangka yang mengkal dengan rasa kurang manis, biasanya diolah menjadi masakan seperti sayur, abon, sedangkan, buah yang matang dengan rasa yang manis sedang, dapat dikonsumsi langsung atau diolah menjadi cemilan seperti kripik (Suryanto, 2017). Sementara untuk buah nangka yang sangat matang dengan rasa yang sangat manis, sangat baik dikonsumsi langsung seperti buah pada umumnya atau menjadi bahan campuran dessert (Panji dkk., 2019). Namun faktanya, masih banyak orang yang belum bisa membedakan antara buah nangka yang masih mengkal, matang dan yang sudah sangat matang dari warna kulit buah tersebut. Ada beberapa faktor yang dapat mempengaruhi hal ini, diantaranya adalah karena usia, buta warna, dan lain-lain, sehingga dapat disimpulkan bahwa indra penglihatan manusia tidak dapat dijadikan sebagai tolak ukur dalam menentukan tingkat kematangan suatu buah (Hariyanto, 2017; Rianto dkk., 2017).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan, seperti, klasifikasi kematangan buah jeruk lemon (Indrawati, 2017), jeruk nipis (Paramita dkk., 2019), salak pondoh (Rianto dkk, 2017), rambutan (Hadi & Rachmawanto, 2022), mangga (Khotimah dkk, 2019), belimbing (Muhammad dkk., 2021), dan apel (Ilmi, 2021), menggunakan algoritma K-Nearst Neighbor (KNN) yang dipadukan dengan ekstraksi fitur warna Red Green Blue (RGB). Namun, penerapan algoritma tersebut ke dalam perancangan suatu aplikasi sepengetahuan penulis belum ada. Oleh

karena itu, penelitian ini mengangkat sebuah permasalahan tentang bagaimana menentukan tingkat kematangan buah nangka secara akurat. Adapun tujuannya adalah untuk merancang sebuah aplikasi pengklasifikasian dengan memanfaatkan teknologi *digital image processing* dan *machine learning* yang dapat membantu masyarakat dalam memilih buah nangka yang diinginkan secara tepat.

STUDI LITERATUR

Dalam bidang informatika, pengolahan citra digital (*digital image processing*) dapat dimanfaatkan untuk membedakan tingkat kematangan buah melalui ciri yang dimiliki buah tersebut seperti warna, tekstur, ataupun bentuk (Widyaningsih & Maura, 2017; Ferdiana dkk., 2017). Pengolahan citra digital ini sendiri dapat diartikan sebagai teknik mengolah citra yang bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau mesin komputer yang dapat berupa foto maupun gambar bergerak (Ferdiana dkk., 2017). Dengan memanfaatkan informasi yang berbasis digital ini, maka pengklasifikasian (*classification*) dapat diimplementasikan terhadap objek.

Salah satu algoritma yang dapat digunakan dalam pengklasifikasian suatu objek adalah algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) yang melakukan pengklasifikasian berdasarkan data latih yang mempunyai jarak paling dekat dengan objek tersebut (Effendi, 2017; Muhammad dkk., 2021; Vaishnnave dkk., 2019; Kamble dkk., 2017). Perpaduan antara algoritma KNN ini dan ekstraksi fitur warna *Red, Green, Blue* (RGB) telah mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah-buahan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Untuk buah jeruk lemon dihasilkan akurasi yang cukup baik yaitu antara 81% – 88,89% (Indrawati, 2017), pada buah jeruk nipis menghasilkan akurasi tinggi sebesar 88% – 92% (Paramita, 2019) pada buah salak pondoh akurasi yang lebih tinggi lagi yaitu sebesar 93% (Rianto dkk., 2017) dan yang paling unggul adalah sebesar 98,75% yang terdapat pada pengklasifikasian tingkat kematangan buah rambutan (Hadi & Rachmawanto, 2022). Sementara perpaduan antara penggunaan algoritma K-NN dan metode *hue, saturation, value* (HSV) pada pengklasifikasian tingkat kematangan buah-buahan lainnya juga menunjukkan tingkat akurasi yang baik. Untuk buah mangga diperoleh hasil akurasi sebesar 80% (Khotimah dkk, 2019), buah belimbing dengan akurasi sebesar 93.33% Muhammad dkk., 2021) dan yang paling tinggi terdapat pada buah apel dengan akurasi sebesar 95% (Ilmi dkk, 2021).

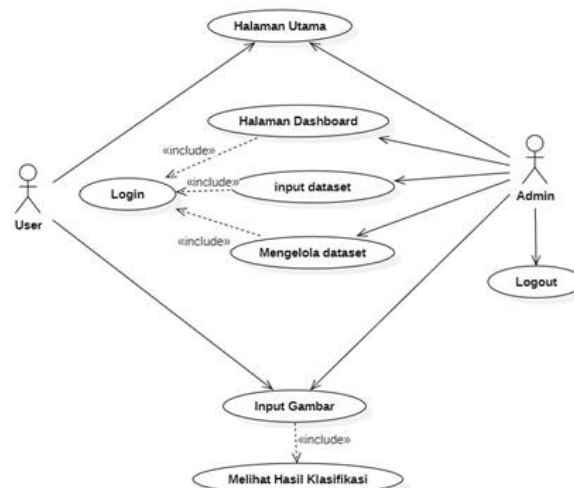
Berdasarkan hasil yang telah ditemukan oleh para peneliti sebelumnya, seperti yang telah dipaparkan di atas, maka dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma KNN dan metode *hue, saturation, value* (HSV) dapat memberikan tingkat akurasi yang maksimal juga dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah Nangka. Persentase keakurasiannya dapat membantu Masyarakat awam dalam proses pemilihan buah Nangka yang diinginkan hanya dengan menggunakan aplikasi yang berbasis Android ini. *Android* merupakan sebuah sistem operasi perangkat *mobile* berbasis *linux* yang mencakup sistem operasi, *middleware* dan aplikasi (Karman dkk., 2019). Dengan *Android*, pengguna dapat mengakses aplikasi yang telah dirancang secara mudah dan praktis.

METODE

Pada penelitian ini, penulis menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) yang dipadukan dengan metode *hue, saturation, value* (HSV) dalam perancangan aplikasi pengklasifikasian tingkat kematangan buah Nangka. Adapun tahapan-tahapan yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Mendesain aplikasi

Untuk mencapai tujuan, peneliti membuat *use case diagram* (Sukamto & Shalahuddin, 2018) yang mendeskripsikan fungsi-fungsi apa saja yang disediakan oleh sistem/aplikasi terhadap pengguna (Gambar 1).



Gambar 1 Use case diagram aplikasi pengklasifikasian

Gambar 1 memperlihatkan ada 2 *actor* atau orang yang akan berinteraksi dengan sistem/aplikasi yaitu Admin selaku pengontrol/pemegang hak akses penuh terhadap aplikasi dan *User* selaku pengguna aplikasi. Gambar tersebut menjelaskan bahwa *actor* Admin harus *login* terlebih dahulu untuk melihat fungsi-fungsi seperti Halaman dashboard, *Input* dataset, *Input* gambar dan Mengolah dataset. Sedangkan *actor* User tidak diharuskan untuk *login*. User bisa langsung mengklasifikasi gambar buah nangka dengan cara mengakses fungsi Input Gambar kemudian memasukkan/memotret buah nangka. Sistem/aplikasi kemudian memproses data masukan tersebut dan kemudian menampilkan hasil klasifikasinya beserta tingkat akurasi.

2. Mengumpulkan data

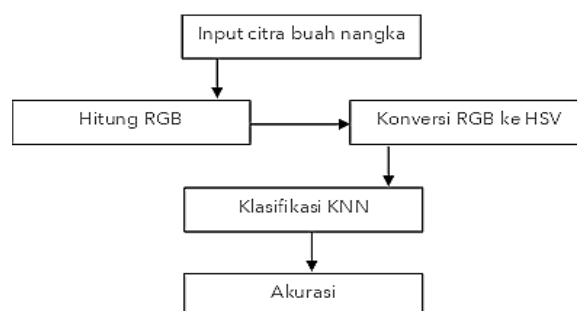
Data berupa foto/citra dari buah nangka (bagian kulit) diperoleh melalui kunjungan ke beberapa pasar tradisional yang ada di Kota Makassar. Citra buah nangka tersebut dikelompokkan atau diklasifikasikan tingkat kematangannya berdasarkan ciri-ciri kulit yang dimilikinya (lihat Gambar 2). Pengklasifikasian ini didapatkan dari hasil studi literatur dan wawancara dengan pedagang buah nangka.

Tabel 1 Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nangka

Citra buah Nangka	Tingkat Kematangan	Keterangan
	Mengkal	Buah Nangka mengkal memiliki kulit berwarna hijau, tekstur keras, rasa yang kurang manis dengan aroma yang tidak begitu kuat.
	Matang	Buah Nangka matang memiliki kulit berwarna kuning, sedikit lunak saat ditekan, rasa manis sedang dan aroma mulai tercium.
	Sangat matang	Buah Nangka yang sangat matang memiliki kulit berwarna kuning kecoklatan, teksturnya lebih lembut, rasa yang sangat manis dengan aroma yang khas dan lebih kuat.

3. Menganalisis dan mengolah data

Pada tahap ini, data dianalisis dan disajikan ke dalam algoritma KNN. Ada 2 jenis variabel yang akan digunakan, yaitu variabel bebas (citra buah nangka). Variabel bebas adalah variabel yang nilainya dapat diubah-ubah, seperti pencahayaan. Variabel lainnya adalah variabel terikat (tingkat kematangan buah). Variabel terikat adalah variabel yang nilainya dipengaruhi oleh variabel bebas. Algoritma KNN akan memanfaatkan data serta pola terdekat untuk menilai tingkat kematangan buah secara tepat. Dataset yang digunakan berupa data citra buah nangka yang memiliki 3 tingkat kematangan seperti yang disebutkan pada Gambar 2. Untuk sistem/aplikasi, menggunakan bahasa pemrograman *Flutter* dan *Python* berbasis *Android*; perangkat lunak pendukung Sistem Operasi *Windows 11 Home (64 Bit)*, *Visual Studio Code* dan *Web Browser*; serta perangkat keras berupa 1 unit *Android Smartphone*, 1 unit *Laptop* dengan spesifikasi *Processor AMD Ryzen 5 4600H Series with Radeon Graphics* dan RAM 16 GB, 1 buah SSD 512 GB, dan *mouse*. Secara sederhana, alur kerja proses pengklasifikasian buah nangka dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 2 Blok Diagram Aplikasi Pengklasifikasian Buah Nangka

Gambar 2 menunjukkan alur kerja sistem/aplikasi dengan tahap awal adalah pemasukan citra buah nangka oleh pengguna aplikasi. Citra tersebut dihitung nilai RGB-nya dengan menggunakan fungsi Persamaan (1-3). Nilai RGB tersebut kemudian dikonversi ke HSV dengan menggunakan fungsi Persamaan (4-10). Terakhir adalah perhitungan jarak *euclidean* antara dua vektor, yaitu vektor fitur HSV dari citra yang telah diekstraksi dan vektor referensi. Proses algoritma KNN dapat dilihat pada persamaan (11).

$$R = \frac{R}{R+G+B} \dots\dots\dots \text{Persamaan (1)}$$

$$G = \frac{G}{R+G+B} \dots\dots\dots \text{Persamaan (2)}$$

$$B = \frac{B}{R+G+B} \dots\dots\dots \text{Persamaan (3)}$$

dimana R= Red, G= Green dan B= Blue

$$V = \max(R,G,B) \dots\dots\dots \text{Persamaan (4)}$$

$$S = \frac{V - \min(R,G,B)}{V} \text{ Jika } V = \dots\dots\dots \text{Persamaan (5)}$$

$$\text{Jika } V > 0 \dots\dots\dots \text{Persamaan (6)}$$

$$\text{Jika } S = 0 \dots\dots\dots \text{Persamaan (7)}$$

$$H = \frac{1}{6} \left[\frac{(g-b)}{sxv} \right] \text{ Jika } R = V \dots\dots\dots \text{Persamaan (8)}$$

$$\frac{1}{6} \left[2 + \frac{(b-r)}{sxv} \right] \text{ Jika } G = V \dots\dots\dots \text{Persamaan (9)}$$

$$\frac{1}{6} \left[4 + \frac{(r-g)}{sxv} \right] \text{ Jika } B = V \dots\dots\dots \text{Persamaan (10)}$$

dimana R= Red, G= Green, B= Blue, H= Hue, S= Saturation dan V= Value

$$D(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \dots\dots\dots \text{Persamaan (11)}$$

dimana D(x,y)= Jarak skalar dari 2 buah *vector* data a dan data b yang berupa matriks ukuran dimensi. *i*= *variable* data, *x_i*= data latih, *n*= jumlah dimensi atribut/data dan *y_i*= data uji.

HASIL

Hasil perpaduan antara algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan metode *Hue, Saturation, Value* (HSV) untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah nangka yang diterapkan ke dalam sebuah sistem/aplikasi dengan menggunakan bahasa pemrograman *flutter* dan *Python* berbasis *android* akan disajikan secara sistematis sebagai berikut.

1. Implementasi algoritma KNN dengan ekstraksi HSV

Untuk memastikan keakuratan hasil klasifikasi dari aplikasi yang dibuat, maka perhitungan secara manual juga telah dilakukan pada setiap tahapan metode atau algoritma yang digunakan, mulai dari perhitungan nilai RGB sampai dengan proses klasifikasi KNN. Tabel 2 menunjukkan hasil nilai perhitungan RGB (menggunakan Persamaan (1-3) dan hasil nilai konversi dari RGB ke HSV (menggunakan Persamaan (4-10)) dari beberapa sampel buah nangka per kategori. Tujuan pengubahan warna *Red, Green, Blue* (*R, G, B*) ke *Hue, Saturation, Value* (HSV) adalah untuk memperoleh campuran warna yang lebih kompleks dengan komposisi tertentu. Langkah berikutnya adalah mencari nilai *Mean* dan nilai Standar Deviasi (Std) untuk setiap nilai HSV tersebut (Gambar 3).

Tabel 2
Nilai Perhitungan RGB dan HSV

Citra BuahNangka	Nilai Citra Warna RGB	Nilai RGB (Normalisasi)	Konversi Nilai RGB ke HSV
Matang	R: 134 G: 110 B: 72	R= 0,4213 G= 0,3459 B= 0,2264	H= 0,1021 S= 0,4626 V= 0,4213
Matang	R: 157 G: 124 B: 75	R= 0,4410 G= 0,3483 B= 0,2106	H= 0,0996 S= 0,5224 V= 0,4410
Mengkal	R: 149 G: 149 B: 100	R= 0,3743 G= 0,3743 B= 0,2512	H= 0,1666 S= 0,3288 V= 0,3743
Mengkal	R: 148 G: 147 B: 99	R= 0,3756 G= 0,3730 B= 0,2512	H= 0,1631 S= 0,3312 V= 0,3756
Sangat matang	R: 149 G: 136 B: 107	R= 0,3801 G= 0,3469 B= 0,2729	H= 0,1150 S= 0,2820 V= 0,3801
Sangat matang	R: 150 G: 124 B: 100	R= 0,4010 G= 0,3315 B= 0,2673	H= 0,1641 S= 0,3334 V= 0,4010
Sangat matang	R: 144 G: 127 B: 95	R= 0,3934 G= 0,3469 B= 0,2595	H= 0,1036 S= 0,3571 V= 0,3934

Berikut adalah beberapa fungsi yang digunakan dalam mengimplentasikan algoritma KNN dengan ekstraksi HSV.

```

1  def HSV(img):
2      hsv = cv.cvtColor(img, cv.COLOR_BGR2HSV)
3      hue, sat, val = cv.split(hsv)
4
5      hue_mean = np.mean(hue)
6      hue_std = np.std(hue)
7
8      sat_mean = np.mean(sat)
9      sat_std = np.std(sat)
10
11     val_mean = np.mean(val)
12     val_std = np.std(val)
13
14     hsv_features = {
15         'hue_mean': hue_mean,
16         'hue_std': hue_std,
17         'sat_mean': sat_mean,
18         'sat_std': sat_std,
19         'val_mean': val_mean,
20         'val_std': val_std
21     }
22
23     return hsv_features

```

Gambar 3 Tahapan Ekstrak Fitur, Perhitungan Nilai Mean dan Stndar Deviasi dari HSV

Gambar 3 memperlihatkan sebuah fungsi untuk mengekstraksi fitur dari gambar menggunakan model

warna HSV. Fungsi ini mengambil gambar sebagai masukan dan terdiri dari beberapa langkah pemrosesan, yaitu konversi gambar dari model warna *Red, Green, Blue* (RGB) ke *Hue, Saturation, Value* (HSV) dan pemisahan gambar menjadi tiga komponen warna (*Hue, Saturation, dan Value*). Selanjutnya, fitur-fitur dihitung dengan menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi dari setiap komponen warna. Fungsi mengembalikan nilai rata-rata dan standar deviasi dari setiap komponen warna, yang direpresentasikan sebagai sebuah kamus (*dictionary*) yang diberi nama "*hsv_features*".

Sebelum proses klasifikasi, jarak *euclidean* antara dua vektor, yaitu vektor fitur *Hue, Saturation, Value* (HSV) dari gambar yang telah diekstraksi dan vektor referensi dihitung terlebih dahulu. Fungsi yang digunakan pada proses ini dapat dilihat pada Gambar 4.

```
1 def euclidean_distance(a, b):
2     d = ((a['hue_mean'] - b[0])**2 +
3         (a['hue_std'] - b[1])**2 +
4         (a['sat_mean'] - b[2])**2 +
5         (a['sat_std'] - b[3])**2 +
6         (a['val_mean'] - b[4])**2 +
7         (a['val_std'] - b[5])**2)**0.5
8     return d
```

Gambar 4 Fungsi Perhitungan Nilai Jarak *Euclidean*

Gambar 4 menunjukkan sebuah fungsi untuk mengambil dua parameter, yaitu sebuah kamus (*dictionary*) yang berisi fitur *Hue, Saturation, Value* (HSV) dari sebuah gambar dan *b* yang merupakan sebuah *array* berisi nilai rata-rata dan Standar Deviasi dari komponen warna *Hue, Saturation, Value* (HSV). Selanjutnya, menghitung jarak *Euclidean* menggunakan Persamaan (11). Proses perhitungan ini dilakukan untuk mengetahui seberapa jauh atau dekat kedua vektor dalam ruang yang didefinisikan oleh dimensi-dimensi vektor tersebut. Hasil jarak *Euclidean* yang dihitung kemudian dikembalikan sebagai keluaran dari fungsi yang telah dibuat. Selanjutnya adalah proses pengklasifikasian seperti yang terlihat pada Gambar 5.

```
1 def runKlasifikasi(img, dataTrain):
2     k = 7
3
4     dataImg = dataImage(img)
5     proses = PreProcess(dataImg)
6     hsv = HSV(proses)
7
8     data_uji = {
9         'hue_mean': hsv['hue_mean'],
10        'hue_std': hsv['hue_std'],
11        'sat_mean': hsv['sat_mean'],
12        'sat_std': hsv['sat_std'],
13        'val_mean': hsv['val_mean'],
14        'val_std': hsv['val_std']
15    }
16
17    x = []
18    y = []
19
20    for i in dataTrain:
21        x.append([i['hue_mean'], i['hue_std'], i['sat_mean'],
22                i['sat_std'], i['val_mean'], i['val_std']])
23        y.append(i['kelas'])
24
25    kelas_prediksi, hasil_jarak, hasil_akurasi = knn(data_uji, x, y, k)
26
27    new_data = {
28        'hue_mean': data_uji['hue_mean'],
29        'hue_std': data_uji['hue_std'],
30        'sat_mean': data_uji['sat_mean'],
31        'sat_std': data_uji['sat_std'],
32        'val_mean': data_uji['val_mean'],
33        'val_std': data_uji['val_std'],
34        'kelas': kelas_prediksi,
35        'jarak': hasil_jarak,
36        'akurasi': hasil_akurasi
37    }
38
39    return new_data
```

Gambar 5 Proses Klasifikasi

Gambar 5 mendefinisikan sebuah fungsi yang disebut 'RunKlasifikasi' yang menerima sebuah gambar dan sebuah set data latihan. Fungsi pertama-tama menetapkan nilai *k* sebesar 7, kemudian memproses gambar input dengan mengekstrak informasinya menggunakan fungsi *dataImage*, melakukan *preprocessing* menggunakan fungsi *PreProcess*, dan mengonversikannya ke dalam ruang warna *Hue, Saturation, Value* (HSV) menggunakan fungsi *HSV*. Terakhir, menghitung kedekatan (jarak) data uji terhadap setiap data latih.

2. Tampilan Aplikasi

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya bahwa aplikasi pengklasifikasian ini berbasis Android, maka pengguna dapat mengaksesnya dengan, menggunakan *smartphone*.



Gambar 6 Tampilan untuk Pengunggahan Citra/Gambar Buah Nangka

Gambar 6 memperlihatkan bahwa pengguna memiliki 2 pilihan untuk mengunggah gambar buah nangka, yaitu, melalui “Kamera” atau dari “Galeri” *smartphone*. Jika pengguna memilih tombol “Kamera”, aplikasi akan secara langsung mengaktifkan kamera *smartphone* untuk melakukan proses pengambilan citra kulit buah. Sebaliknya, jika pengguna memilih tombol “Galeri”, maka pengguna dapat memilih salah satu gambar dari buah nangka yang ada di galeri *smartphone* tersebut.



Gambar 7 Hasil Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nangka

Gambar 7 merupakan tampilan dari hasil klasifikasi tingkat kematangan buah nangka dari citra/gambar yang diunggah oleh pengguna. Selain menampilkan tingkat kematangan buah, aplikasi juga menampilkan nilai *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) dan persentase kematangannya. Persentase ini dapat membantu pengguna dalam memilih buah nangka dengan tingkat kematangan yang diinginkan.

PEMBAHASAN

Model klasifikasi yang telah dilakukan ada 3, yaitu, buah nangka mengkal, matang dan sangat matang. Dari hasil uji coba yang telah dilakukan, sebanyak 99 citra buah nangka (33 citra per kategori) sebagai data *training* dan sebanyak 30 citra buah nangka sebagai data *testing*, telah mampu merepresentasikan keadaan data tes sehingga didapat hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 78% seperti yang terlihat pada Gambar 7.

Berdasarkan hasil akurasi sebesar 78%, maka model klasifikasi ini dapat dijadikan acuan performansi algoritma KNN dan metode HSV dalam klasifikasi tingkat kematangan buah nangka. Nilai akurasi yang lebih tinggi juga telah ditemukan oleh beberapa peneliti lain seperti yang telah disebutkan sebelumnya pada Studi Literatur. Khotimah dkk. (2019) menemukan nilai akurasi sebesar 80% dalam pengklasifikasian buah mangga, akurasi sebesar 93.33% ditemukan oleh Muhammad dkk. (2021) pada buah belimbing. Nilai akurasi yang paling tinggi terdapat pada buah apel dengan akurasi sebesar 95% ditemukan oleh Ilmi dkk. (2021).

KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil analisa adalah bahwa perpaduan antara malgoritma KNN dengan metode HSV dapat dapat diandalkan dalam pengklasifikasian tingkat kematangan buah. Namun untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, perlu dilakukan seperti meningkatkan jumlah data *training* dan data *testing*. Pemilihan ekstrasi ciri yang tepat dan mempertimbangkan penggunaan fitur lain seperti tekstur juga penting. Selain itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk menguji akurasi klasifikasi dengan menggunakan metode lain seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *Nearest Mean Classifier* (NMC).

REFERENSI

- Anggrian, A., Muhardi, & Rostiati (2017). Karakteristik Buah Nangka (*Artocarpus Heterophyllus* Lamk) Siap Saji Yang Dipasarkan di Kota Palu. *e-J. Agrotekbis*, 5(3), 278–283, ISSN: 2338–3011.
- Effendi, M., Fitriyah, F., & Effendi (2017). Identifikasi Jenis dan Mutu Teh Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *J Teknotan*, 11(2), 67–76, P - ISSN:1978-1067; E - ISSN: 2528-6285
- Ferdiana, S., Enggar, R., & Dijaya, R. (2017). Otomatisasi Klasifikasi Kematangan Buah Mengkudu Berdasarkan Warna dan Tekstur. *JITSI*, 3(1), 17–23
- FoodData Central U.S. Department of Agriculture (USDA). [dikutip 23 Maret 2024. Tersedia dari: <https://fdc.nal.usda.gov/fdc-app.html#/food-details/174687/nutrients>
- Hadi, H.P., & Rachmawanto, E.H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna dan GLCM pada Algoritma KNN untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan. *JIP*, 8(3):63–68, ISSN: 2614-6371, E-ISSN: 2407-070X
- Hariyanto, A.D. (2017). Prototipe Pemilah Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Warnanya Menggunakan Conveyor.
- Ilmi, A., Razka, M.H., Wiratomo, D.S., & Prasvita, D.S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Warna HSV. *Pros SENAMIKA*, 176–182, e-ISBN 978-623-93343-4-5
- Indrawati (2017). Klasifikasi Kematangan Jeruk Lemon Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour. *J Infomedia*, 2(2), 21–26, P-ISSN: 2527-9858
- Kamble, P.M., & Hegadi, R.S. (2017). Geometrical Features Extraction and KNN Based Classification of Handwritten Marathi Characters. *Proceedings-2nd WCCCT*, 219–222, Doi: 10.1109/WCCCT.2016.61
- Karman, J., Mulyono, H., & Martadinata, A. T. (2019). *Sistem Informasi Geografis Berbasis Android Studi Kasus Aplikasi SIG Pariwisata*. Deepublish.
- Khotimah, H., Nafi'iyah, N., & Masruroh (2019). Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN. *J ELTI*, 2(1), 1–7, <https://ojs.politeknikjambi.ac.id/elti>
- Muhammad, D.I., Ermatita, & Falih, N. (2021). Penggunaan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna. *J IFTK*, 17(1), 9–16. ISSN: 2655-139X (Online), ISSN: 0216-4221 (Print)
- Panji, D.D., Octaviany, V., & Gusnadi, D. (2019). Pemanfaatan Buah Nangka Sebagai Substitusi Gula dan Lemak Nabati pada Mousse. *E-Proceeding Appl. Sci.*, 5(3), 2785, ISSN: 2442-5826
- Paramita, C., Rachmawanto, E.H., Sari, C.A., & Setiadi, D.R.I.M. (2019). Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor. *JPIT*, 4(1), 1–6. Doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267
- Rianto, P., Harjoko, A., & Fisika, J. (2017). Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital. *IJCCS*, 11(2), 143–154, ISSN: 1978-1520
- Srivastava, R., & Singh, A. (2020). Jackfruit (*Artocarpus Heterophyllus* Lam) Biggest Fruit with High Nutritional and Pharmacological Values: A Review. *Int.J.Curr.Microbiol.App.Sci.*, 9(8),764-774, DOI: <https://doi.org/10.20546/ijemas.2020.908.082>
- Sukamto, R.A., & Shalahuddin, M. (2018). Rekayasa Perangkat Lunak Terstruktur dan Berorientasi Objek (Edisi Revisi). *Informatika*, Bandung, ISBN: 978-602-6232-65-6
- Suryanto, R. (2017). Pengaruh Tingkat Kematangan Buah Nangka terhadap Kualitas Fisik Kripik Nangka (*Artocarpus Heterophyllus* L.). *J AgroSainTa*, 1(2), e-issn: 2579-7417
- Suryanto, R. (2019). Pengaruh Tingkat Kematangan Buah Nangka Terhadap Kualitas Fisik Kripik Nangka. *J AgroSainTa*, 71(1),100–111.
- UMSU. Hortikultura: Pengertian, Jenis, Manfaat, dan Tips Budidayanya. Fakultas Pertanian Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. [dikutip tanggal 28 Maret 2024]. Tersedia dari: <https://faperta.umsu.ac.id/2022/03/20/hortikultura/>.
- Vaishnave, M.P., Devi, K.S., Srinivasan, P., & Arutperumjothi, G. (2019). Detection and Classification of Groundnut Leaf Diseases Using KNN Classifier. *IEEE ICSCAN*, 1–5, Doi:10.1109/ICSCAN.2019.8878733
- Widyaningsih, & Maura (2017). Identifikasi Kematangan Buah Apel Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). *J Saintekom*, 6(1), 71, <https://doi.org/10.33020/saintekom.v6i>