

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### A. Hasil Penelitian Terdahulu

Sebagai upaya untuk memperdalam pemahaman terhadap judul yang sedang diteliti, berikut ini hasil penelitian terdahulu yang berkaitan dengan judul pada Tabel 1 dan 2.

Tabel 1. Hasil penelitian terdahulu

No	Nama Penelitian	Objek Kajian	Metode	Hasil Penelitian
1.	Elif <i>et al</i> (2021)	Klasifikasi Kematangan Pepaya	Menggunakan algoritma <i>Naïve Bayes Classifier</i> dengan fitur warna <i>HSV</i>	Hasil penelitian menggunakan warna model <i>HSV</i> mendapatkan akurasi 100 %
2.	Rahmad <i>et al</i> (2020)	Kualitas Buah <i>Strawberry</i>	Menggunakan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dengan nilai fitur warna <i>HSV, RGB</i> , dan <i>GLCM</i>	Hasil penelitian ini memperoleh akurasi sistem sebesar 80%
3.	Firmansyah & Arief (2023)	Kesegaran Buah Jeruk	Menggunakan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dengan fitur warna <i>RGB</i>	Berdasarkan hasil dari klasifikasi tersebut menghasilkan akurasi pelatihan 72,7% dan pengujian 62,6%
4.	Alaska <i>et al</i> (2021)	Citra Kulit Wajah	Menggunakan Metode <i>Naïve Bayes</i> menggunakan fitur <i>RGB</i> dan <i>Ycbr</i>	Menghasilkan akurasi klasifikasi citra kulit wajah sebesar 85%

Tabel 2. Hasil penelitian terdahulu lanjutan

No	Nama Penelitian	Objek Kajian	Metode	Hasil Penelitian
5.	Ayuningsih <i>et al</i> (2019)	Citra Makanan	Menggunakan metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> dengan fitur warna <i>HSV</i> dan <i>Local Binary Pattern</i>	Hasil dari algoritma ini menghasilkan akurasi <i>HSV</i> sebesar 65% dan <i>LBP</i> sebesar 60%
6.	Susanto <i>et al</i> (2020)	Kualitas Bawang Merah	Menggunakan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dengan fitur warna <i>HSV</i> , bentuk <i>area</i> , <i>matric</i> dan <i>Eccentricity</i>	Berdasarkan hasil dari penelitian klasifikasi kualitas bawang merah dengan metode <i>Naïve Bayes</i> menghasilkan akurasi hingga 91,67%.
7.	Magfirah <i>et al</i> (2018)	Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Tekstur dengan Menggunakan GLCM	Menggunakan ekstraksi ciri dengan metode GLCM melalui perhitungan hubungan ketetangaan antara dua piksel	Berdasarkan hasil dari penelitian klasifikasi jenis jerawat berdasarkan tekstur menghasilkan akurasi sebesar 72%
8.	(Achmad <i>et al.</i> , 2021)	Identifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Tekstur Menggunakan GLCM dan <i>Backpropagation</i>	Menggunakan algoritma <i>backpropagation</i> dengan ekstraksi ciri GLCM	Hasil dari algoritma ini dapat mengidentifikasi jenis jerawat dengan akurasi sebesar 56,67%.

Sebuah penelitian sebelumnya oleh Ellif *et al* (2021) menggunakan metode *Naive Bayes* dan ruang warna *HSV* untuk mengklasifikasikan

tingkat kematangan buah pepaya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah pepaya yang dapat diterapkan pada masyarakat. Dalam penelitian ini menggunakan 50 buah pepaya, 30 data latih, dan 20 data uji. Hasil penelitian menunjukkan keberhasilan sistem yang tinggi dalam mengenali citra buah pepaya berdasarkan tingkat kematangan dengan akurasi sebesar 100%.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Rahmad *et al* (2020) bertujuan untuk mengidentifikasi kualitas *strawberry* dengan penerapan metode *Gray Level Co-Occurrence* dan *Naive Bayes*. Fokus utama penelitian tersebut adalah pengembangan sistem pengolahan citra digital yang mampu mengenali kualitas *strawberry* berdasarkan karakteristik warna dan tekstur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan *dataset* terdiri dari 90 citra untuk penelitian dan pengujian, akurasi total yang tercapai hingga 80%.

★ Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Firmansyah & Hermawan (2023) menggunakan metode *Naive Bayes* dan ruang fitur warna *RGB* untuk mengklasifikasikan kesegaran buah jeruk. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mempermudah proses pemilihan buah jeruk berkualitas tinggi dan meningkatkan efisiensi manajemen waktu. Pada penelitian ini menggunakan 133 data citra yang terdiri dari 79 buah jeruk baik dan 54 buah jeruk rusak atau busuk. Hasil akhir dari penelitian sistem ini menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 72,7 % dan akurasi pengujian sebesar 62,6%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Alaska *et al* (2021) berfokus pada klasifikasi citra kulit wajah menggunakan metode *Naive Bayes* dengan ruang fitur warna *RGB* yang akan dikonversikan ke skala abu-abu. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan jenis kulit normal, kulit kering, dan kulit berminyak berdasarkan konsistensi data latih dan data uji. Pada penelitian ini, 17 citra dari 20 data uji citra kulit berhasil diklasifikasikan, sehingga tingkat keberhasilan dalam klasifikasi citra kulit wajah berdasarkan percobaan yang dilakukan adalah sebesar 85% dan menghasilkan nilai atribut dari kulit normal adalah 0,60, kulit berminyak 0,65, dan kulit kering 0,83.

Penelitian sebelumnya oleh Ayuningsih *et al* (2019) menunjukkan bahwa pengenalan citra makanan dapat dilakukan dengan ekstraksi fitur warna menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. Dalam penelitian ini, model *Hue Saturation Vlues (HSV)* yang terdiri dari *Mean*, *Standard Devination*, dan *Skweness* digunakan untuk mengekstraksi fitur warna. Kemudian, menggunakan *Local Binary Pattern (LBP)* untuk menghasilkan nilai keabuan dalam histogram. Penelitian ini mengobjekkan makanan berbentuk padat dan berjumlah 5 jenis yaitu, donat, mie, nasi kuning, telur dadar, dan tomat. Data latih yang digunakan sebanyak 30 data dan data uji sebanyak 20 data. Berdasarkan hasil pengujian, hanya menggunakan metode *HSV* memberikan nilai dengan akurasi 65% dan jika menggunakan metode *LBP* menunjukkan akurasi sebesar 60%.

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Susanto *et al* (2020) mengusulkan metode klasifikasi bawang merah berdasarkan kualitas menggunakan *Naive Bayes Classifier*. Pada penelitian ini dilakukan ekstraksi fitur warna, perhitungan matriks dan primer menggunakan model *Hue Saturation Value (HSV)* untuk mengidentifikasi ukuran area bawang merah. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan data latih dan data uji sebanyak 60 citra, pengklasifikasian kualitas bawang merah menggunakan *Naive Bayes Classifier* menghasilkan akurasi hingga 91.67%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Ramadhani *et al* (2018) melakukan penelitian tentang klasifikasi jenis jerawat berdasarkan tekstur dengan menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Ekstraksi ciri dihasilkan dengan menghitung hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Kemudian untuk menghasilkan nilai ciri menggunakan lima ciri statistik yaitu *contrast*, *correlation*, *dissimilarity*, *energi*, dan *entropy*. Citra *grayscale* dan *contrast adjustment* digunakan dalam proses *pre-rocessing* dengan 125 citra data latih dan 100 citra data uji. Menghasilkan akurasi sebesar 72% untuk klasifikasi jenis jerawat berdasarkan tekstur dengan metode GLCM.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Achmad *et al* (2021) melakukan sebuah penelitian tentang identifikasi jenis jerawat berdasarkan tekstur menggunakan GLCM. Ekstraksi ini menghasilkan nilai fitur dengan menggunakan empat fitur dengan menggunakan empat fitur GLCM yaitu

kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data pelatihan 120 data dan 10 data untuk pengujian. Tingkat akurasi yang dihasilkan mencapai 56,67% dengan jumlah *epoch* sebesar 10.000 dan nilai eror sebesar 0,01.

## B. Landasan Teori

### 1. Jerawat

Jerawat merupakan masalah peradangan yang terjadi pada *unit folikel* rambut dan kelenjar minyak. Kondisi ini bersifat jangka panjang dan dapat hilang dengan sendirinya. Penyebab jerawat adalah adanya bakteri *Cutibacterium acnes* yang sebelumnya dikenal sebagai *Propionibacterium acnes* pada masa remaja, yang dipengaruhi oleh kadar normal hormon *dehydroepiandrosterone* (DHEA) ke dalam sirkulasi tubuh (Amania *et al.*,2023). Jerawat merupakan penyakit kulit umum yang ditandai dengan munculnya lesi inflamasi dan non-inflamasi, yang terutama terjadi pada wajah, namun dapat juga terjadi pada lengan atas, dada, dan punggung (Sifatullah & Zulkarnain.,2021).

#### a) Komedo Hitam (*Blackheads*).



Gambar 1. *Blackhead*

(Sumber : <https://www.alodokter.com/jerawat/gambar> )

Komedo hitam atau *blackhead*, seperti pada Gambar 1, adalah jenis jerawat komedo yang tampak sebagai titik hitam kecil, biasanya muncul di hidung, dagu, bahu, dan pinggang. Komedo terbentuk ketika pori-pori kulit tersumbat oleh sebum dan sel-sel kulit mati, kemudian teroksidasi oleh udara sehingga warnanya menjadi hitam atau gelap.

b) Komedo Putih ( *Whiteheads* )



Gambar 2. *Whitehead*

( Sumber : <https://www.alodokter.com/jerawat/gambar> )

Komedo putih atau *whitehead*, seperti pada Gambar 2, adalah jenis jerawat yang terjadi ketika pori-pori tersumbat oleh sebum, sel-sel kulit mati, dan bakteri. Berbeda dengan komedo hitam, komedo putih tetap tertutup di bawah permukaan kulit, sehingga warnanya tetap putih atau sesuai dengan warna kulit. Komedo ini tampak sebagai tonjolan padat berwarna putih atau sama dengan kulit, dan sering muncul di kening, dagu, dan pipi.

c) Jerawat *Papula*



Gambar 3. *Papula*

(Sumber : <https://www.alodokter.com/jerawat/gambar> )

Jerawat *papula*, seperti pada Gambar 3, adalah benjolan lunak berwarna merah atau merah muda, berukuran kurang dari 1 cm, tanpa nanah. *Papula* bisa muncul sebagai bagian dari jerawat, dermatitis, atau kondisi kulit lainnya. Jerawat ini terasa sakit saat disentuh dan bisa meninggalkan bekas luka jika dipencet atau ditusuk.

d) Jerawat *Pustula*



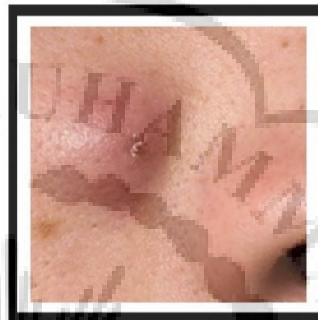
Gambar 4. *Pustula*

(Sumber : <https://www.alodokter.com/jerawat/gambar> )

Jerawat *pustula*, seperti pada Gambar 4, adalah lesi kulit kecil berisi nanah, berdiameter kurang dari 1 cm. *Pustula* sering

muncul pada wajah, leher, bahu, dan punggung, dengan warna putih atau kuning di tengah dan area kemerahan di sekitarnya. Jerawat ini bisa dipicu oleh perubahan hormonal, pola makan, penumpukan minyak, obat-obatan tertentu, dan faktor genetik.

e) Jerawat *Nodul*



Gambar 5. *Nodul*

(Sumber : <https://www.alodokter.com/jerawat/gambar> )

Jerawat *nodul*, seperti pada Gambar 5, adalah benjolan besar dan menyakitkan di bawah kulit. Penyebabnya meliputi penyumbatan pori, perubahan hormon, faktor genetik, dan stres. Jerawat ini sering muncul selama pubertas atau kehamilan. Pencegahan meliputi pengelolaan stres dan menghindari produk yang menyumbat pori.

## 2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menentukan sekumpulan model dan fungsi yang mendeskripsikan data dan membedakannya ke dalam kelas-kelas tertentu, dengan tujuan penggunaan model tersebut untuk menentukan kelas objek yang belum diketahui kelasnya (Raysyah *et al.*,

2021). Klasifikasi dapat dilakukan dengan berbagai macam cara seperti menggunakan algoritma klasifikasi *Naive Bayes*, KNN, SVM dan lain sebagainya.

### 3. RGB (*Red, Green, Blue*)

RGB adalah sebuah sistem model warna aditif di mana warna merah (R), hijau (G), dan biru (B) digabungkan dalam berbagai proporsi untuk menciptakan beragam warna (Yanu, M. F., Yuwono, B., & Boedi, 2022). Dalam model ini, warna-warna tersebut dikombinasikan dalam berbagai proporsi untuk menghasilkan spektrum warna yang luas, mulai dari warna gelap hingga warna terang. Setiap komponen warna (R, G, dan B) memiliki nilai dari 0 hingga 255 dalam sistem pengkodean 8-bit, di mana nilai 0 mewakili ketiadaan warna (misalnya, hitam) dan nilai 255 mewakili warna penuh untuk setiap komponen (misalnya, merah murni, hijau murni, atau biru murni) (Firmansyah & Hermawan.,2023). Berikut persamaan (1) untuk RGB.

$$r = \frac{R}{(R+G+B)}, g = \frac{G}{(R+G+B)}, b = \frac{B}{(R+G+B)} \quad (1)$$

Keterangan :

r = *Red* (Merah)  
g = *Green* (Hijau)  
b = *Blue* (Biru)

### 4. *Grayscale* (Keabuan)

Citra *grayscale* adalah jenis citra yang terdiri dari skala warna mulai dari hitam sebagai warna tergelap (minimum) hingga putih sebagai

warna terang (maksimum). Warna-warna di antara hitam dan putih ini menciptakan nuansa abu-abu pada citra tersebut (Swedia, E.R *et al.*, 2017) dengan mengubah citra ke skala abu-abu dan mengambil rata-rata nilai dari komponen warna merah, hijau, dan biru pada setiap *pixel*. Citra *grayscale* sering digunakan dalam aplikasi yang memprioritaskan efisiensi, terutama dalam bidang pengolahan citra digital. Berikut adalah cara mengonversi nilai RGB ke citra *grayscale* menggunakan persamaan (2).

$$\text{Grayscale} = 242.R + 200.G + 196,333.B/3 = \quad (2)$$

Keterangan :

R = Nilai *Red*

G = Nilai *Green*

B = Nilai *Blue*

##### 5. CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*)

CLAHE adalah pengembangan dari metode *Adaptive Histogram Equalization* (AHE) yang dirancang untuk mengatasi masalah kontras yang berlebihan yang sering terjadi dengan AHE (Miranda *et al.*, 2020). CLAHE memperkenalkan batasan atau *clip limit* pada histogram, sehingga mengontrol peningkatan kontras di area citra dan mencegah efek peningkatan yang terlalu ekstrem. Dengan cara ini, CLAHE meningkatkan detail dan kontras citra secara lebih efektif dan seimbang tanpa menyebabkan distorsi berlebihan pada area yang sudah memiliki kontras tinggi.

## 6. GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

*Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah metode yang digunakan untuk menganalisis tekstur atau mengekstraksi fitur dari citra. GLCM adalah matriks yang menggambarkan seberapa sering pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu muncul pada jarak dan arah tertentu dalam sebuah gambar. Koordinasi pasangan piksel memiliki jarak  $d$  dan sudut orientasi  $\Theta$ . Jarak diukur dalam satuan piksel, sementara orientasi sudut diukur dalam derajat. Orientasi sudut didasarkan pada empat arah, yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ , dengan jarak antar piksel yang tetap sebesar 1 piksel Widodo, R., Widodo, A. W., & Supriyanto (2018). Melalui analisis GLCM dapat memperoleh informasi tentang tekstur citra, seperti kontras, homogenitas, energi, korelasi, dan lainnya. Berikut adalah persamaan (3-6) pada GLCM :

$$\text{Contrast} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} (i_1 - i_2)^2 p(i_1, i_2) \quad (3)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (4)$$

$$\text{Energi} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \quad (5)$$

$$\text{Correlation} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{(i_1 \cdot i_2 \cdot p(i_1, i_2)) - \mu_i \cdot \mu_j}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad (6)$$

Keterangan :

$i_1$  dan  $i_2$  = Indeks untuk intensitas untuk nilai intensitas dalam GLCM.

$P(i_1, i_2)$  = probabilitas kemunculan pasangan intensitas dalam GLCM.

$\mu_1$  dan  $\mu_2$  = rata-rata intensitas  $i_1$  dan  $i_2$  masing-masing.

$\sigma_1$  dan  $\sigma_2$  = simpangan baku dari intensitas  $i_1$  dan  $i_2$  masing-masing.

## 7. Bahasa Pemrograman

*Matlab (Matrix Laboratory)* adalah *platform* bahasa pemrograman yang digunakan untuk analisis data, membuat algoritma, komputasi numerik, dan menciptakan pemodelan serta aplikasi yang berfokus pada operasi dengan matriks (Fatwa *et al.*, 2022) . Penggunaan *matrix* pada *matlab* yang sederhana dapat mempermudah pengerjaannya. *Matlab* dapat menyelesaikan permasalahan dengan lebih cepat dan akurat.

## 8. Algoritma Naive Bayes

*Naive Bayes* adalah klasifikasi yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris yaitu Thomas Bayes menggunakan metode probabilitas dan statistik. Algoritma *Naive Bayes* adalah pengklasifikasi probabilitas sederhana yang menghitung frekuensi dan kombinasi dalam satu set data yang diberikan. Algoritma ini menggunakan *teorema bayes* dan menganggap bahwa semua atribut bersifat independen mengingat nilai variabel kelas. Ini bersyarat Asumsi independensi jarang benar dalam kenyataan aplikasi dunia, maka karakterisasi sebagai Naif namun algoritma ini cenderung bekerja dengan baik dan belajar dengan cepat di berbagai klasifikasi (Batubara *et al.*, 2020). Berikut adalah persamaan jumlah kelas *Naive Bayes* (7) dan Probabilitas *Naive Bayes* (8).

Menghitung jumlah kelas dan label:

$$P(H^i) = \left(\frac{S^i}{S}\right) \quad (7)$$

Keterangan :

$S^i$  = Jumlah *training sample* pada *class*  $H^i$

S = Jumlah *training sample*

Menghitung nilai probabilitas :

$$P(H/X) = \frac{P(H/X)P(H)}{P(X)} \quad (8)$$

Keterangan :

X = Data dengan *class* yang belum diketahui  
H = Hipotesis data X merupakan *class* spesifik  
P(H | X) = Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X  
P(H) = Probabilitas h  
P(X | H) = Probabilitas *hipotesis* X berdasar kondisi H  
P(X) = Probabilitas dari X

## 9. *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* adalah sebuah ringkasan prediksi berdasarkan hasil yang diperoleh pada suatu masalah klasifikasi. Metode ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pembelajaran mesin dalam klasifikasi dan menampilkan kinerja model klasik dalam kumpulan data tertentu (Kulshrestha *et al.*, 2020). Berdasarkan data *confusion matrix* dapat dihitung beberapa *performance measure* seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*. Berikut persamaan *confusion matrix* (9-12) dan Tabel 3 yang dapat digunakan untuk menghitung *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*:

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (9)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (10)$$

$$f1_{score} = 2 \times \frac{precision * recall}{precision + recall} \quad (11)$$

$$Accuracy = TP / Total Dataset \times 100\% \quad (12)$$

Tabel 3. Keterangan tabel *confusion matrix*

Kelas Aktual	Kelas Prediksi		
	Class	TRUE	FALSE
Kelas Aktual	TRUE	TP	FN
	FALSE	FP	TN

Keterangan :

- TP (*True Positive*) hasil prediksi yang benar dan sesuai dengan hasil aktual. Misalnya, jika model mendeteksi jenis jerawat *blackhead* dan hasil aktualnya pun *blackhead*, maka ini adalah TP.
- FP (*False Positive*) hasil prediksi yang salah dan menunjukkan kejadian yang tidak sebenarnya terjadi. Misalnya, jika model memprediksi jerawat sebagai *pustula* namun hasil aktualnya bukan *pustula* (*blackhead*, *nodul*, *papula*, atau *whitehead*), maka ini adalah FP.
- FN (*False Negative*) hasil prediksi yang salah dan menunjukkan kejadian yang sebenarnya terjadi. Misalnya, jika model memprediksi jerawat bukan *pustula* dan hasil aktualnya juga bukan *pustula* (*blackhead*, *nodul*, *papula*, *pustula*, atau *whitehead*), maka ini adalah FN.
- TN (*True Negative*) hasil prediksi yang benar dan tidak sesuai dengan hasil aktual. Misalnya, jika model memprediksi jerawat bukan *pustula* dan hasil aktualnya juga bukan *pustula* (*blackhead*, *nodul*, *papula*, *pustula*, dan *whitehead*), maka ini adalah TN.