

# **SKRIPSI**

## **IMPLEMENTASI EKSTRAKSI FITUR *COLOR MOMENTS* DAN *LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM* DALAM MENDETEKSI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO**

### ***IMPLEMENTATION OF COLOR MOMENTS METHOD AND LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM FEATURE EXTRACTION IN DETECTING DISEASES IN COCOA FRUIT***

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana

Komputer



**HERA ANNISA  
D0221119**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS SULAWESI BARAT  
MAJENE  
2025**

# LEMBAR PERSETUJUAN

## SKRIPSI

### IMPLEMENTASI EKSTRAKSI FITUR COLOR MOMENTS DAN LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM DALAM MENDETEKSI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO

Telah dipersiapkan dan disusun oleh

**HERA ANNISA**

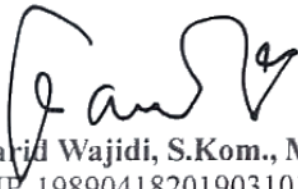
**D0221119**

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji

Pada tanggal 06 Februari 2025

Susunan Tim Penguji

Pembimbing I



**Farid Wajidi, S.Kom., MT**  
NIP. 198904182019031018

Penguji I



**Arnita Irianti, S.Si., M.Si**  
NIP. 198708062018032001

Pembimbing II



**Nahya Nur, ST., M.Kom**  
NIP. 199111052019032024

Penguji II



**Siti Aulia Rachmini, S.T., M.T**  
NIP. 198207062008042003

Penguji III



**Wawan Firgiawan, S.T., M.Kom.**  
NIDK. 8948080023

## LEMBAR PENGESAHAN

### IMPLEMENTASI EKSTRAKSI FITUR *COLOR MOMENTS* DAN *LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM* DALAM MENDETEKSI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO

#### SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan  
memperoleh gelar Sarjana Teknik

Disusun oleh:

**HERA ANNISA**

**NIM. D0221119**

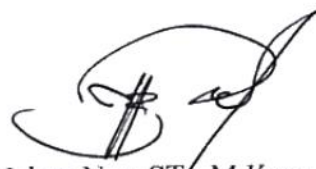
Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Pembimbing I



Farid Wajidi, S.Kom., MT  
NIP. 198904182019031018

Pembimbing II



Nahya Nur, ST., M.Kom  
NIP. 199111052019032024

Dekan Fakultas Teknik



Hafsah Nirwana, M.T  
NIP. 196404051990032002

Ketua Program Studi Informatika,



Muh Kafi Rasyid, S.Kom., M.T  
NIP. 198808182022031006

## ABSTRAK

**Hera Annisa** Implementasi Ekstraksi Fitur *Color Moments* Dan *Local Binary Pattern Histogram (LBPH)* Dalam Mendeteksi Penyakit Pada Buah Kakao (dibimbing oleh **Farid Wajidi** dan **Nahya Nur** ).

Kakao (*Theobroma cacao*) merupakan tumbuhan yang berkontribusi terhadap perekonomian terutama bagi petani di wilayah penghasil kakao. Namun produksi buah kakao mengalami penurunan disetiap tahunnya dikarenakan adanya fakta bahwa kakao rentan terhadap serangan hama dan penyakit menjadi salah satu masalah yang berkontribusi terhadap penurunan hasil panen kakao. Penyakit yang sering menyerang tanaman ini adalah penyakit busuk buah kakao yang menyebabkan kerugian besar bagi petani. Hama yang sering menginfeksi buah kakao adalah *Helopeltis antonii*, *Frosty Pod Rot*, *Pod Borer*, dan *Black Pod*. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model pendeteksi penyakit pada buah kakao dan menganalisis tingkat akurasi metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern (LBP)*, *Color Moments* dan kombinasi menggunakan kedua ekstraksi fitur tersebut. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* yang akan diujikan menggunakan rasio 70:30, 80:20, dan 90:10. Hasil terbaik dari eksperimen yang telah dilakukan diperoleh pada rasio 90:10 dari kombinasi ekstraksi fitur yaitu sebesar 95% menggunakan  $k=5$ . Sementara itu, hasil terbaik diperoleh LBP pada rasio 90:10 dengan akurasi 88% menggunakan  $k=1$ . Sedangkan pada *Color Moment*, akurasi tertinggi dicapai pada rasio 90:10 dengan 91% menggunakan  $k=1$ .

**Kata Kunci** : *Color Moments* , *K-Nearest Neighbor*, Kombinasi Ekstraksi Fitur, *Local Binary Pattern (LBP)*, Penyakit Buah Kakao.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Kakao (*Theobroma cacao*) merupakan salah satu komoditas unggulan di Indonesia dengan kontribusi signifikan terhadap perekonomian terutama bagi petani di wilayah-wilayah penghasil kakao. Menurut (Syahrani, 2024), Kakao tidak hanya menjadi sumber pendapatan utama bagi banyak keluarga petani, tetapi juga berperan dalam sektor ekspor dengan produk olahan kakao seperti cokelat yang sangat dicari di pasar internasional. Salah satu penyebab menurunnya tingkat produksi kakao yaitu minimnya wawasan dari para petani kakao untuk mamacu tingkat produksi. Selain itu, produktivitas kakao seringkali terhambat oleh masalah penyakit yang menyerang tanaman ini, seperti penyakit busuk buah kakao yang menyebabkan kerugian besar bagi petani (Rubiyo and Siswanto, 2012). Penyakit ini dapat menurunkan produksi sebesar 20-40% dan kerugian akan meningkat mencapai 100% di daerah dengan curah hujan dan kelembapan yang tinggi (Putra, Ferry and Harni, 2022).

Dalam era digital saat ini, teknologi informasi dapat digunakan efektif untuk mengembangkan sistem yang bisa berguna untuk mendeteksi penyakit pada buah kakao yaitu pengolahan citra digital. Berbagai teknik telah dikembangkan pada teknologi ini untuk memudahkan pekerjaan manusia, baik sebagai pengolah gambar, analisis gambar maupun pengguna gambar untuk berbagai keperluan dan tujuan (Dedi Leman, 2024). Pengolahan citra digital telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi pertanian, termasuk deteksi hama dan penyakit pada tanaman, pemantauan pertumbuhan tanaman, dan estimasi hasil panen (Rabbi *et al.*, 2024). Salah satu teknologi yang digunakan adalah *Computer Vision* yang memungkinkan untuk menganalisis gambar buah kakao, mengidentifikasi perubahan visual yang menunjukkan adanya penyakit pada buah tersebut. Salah satu metode yang dapat diterapkan adalah ekstraksi fitur tekstur, seperti *Local Binary Patterns (LBP)*.

*Local Binary Pattern (LBP)* merupakan metode ekstraksi fitur dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk menganalisis dan menggambarkan tekstur suatu gambar. LBP bekerja dengan membandingkan intensitas piksel pusat

dengan piksel-piksel tetangganya di sekitar, lalu menghasilkan pola biner (0 dan 1) berdasarkan hasil perbandingan tersebut. Metode ini, telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi pengenalan pola dan klasifikasi citra, termasuk dalam bidang pertanian untuk mendeteksi kondisi tanaman. Penelitian yang dilakukan oleh (Neneng, Puspaningrum and Aldino, 2021) membandingkan hasil ekstraksi fitur LPB dan GLCM pada citra jenis daging. Penelitian ini berhasil mencapai hasil akurasi yang baik dibandingkan dengan metode LBP yaitu sebesar 85,6%. Selain *Local Binary Patterns (LBP)*, teknik *Color Moments* digunakan untuk menganalisis distribusi warna yang sering menjadi indikasi awal dari kerusakan pada buah kakao.

Penggunaan *Color Moments* didukung oleh penelitian (Waluyo, Sari and Rahayudi, 2021) yang menunjukkan bahwa metode penggabungan *Color Moments* dan *LBP* menghasilkan akurasi sebesar 75% dalam klasifikasi citra kue tradisional dengan menggunakan algoritma KNN. Sementara hanya menggunakan metode LBP memberikan akurasi yang lebih rendah yaitu 72,5%. *Color Moments* adalah metode dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk mengekstraksi informasi tentang distribusi warna dalam gambar. Teknik ini menggunakan tiga momen statistik utama: *Mean* (mengukur intensitas warna rata-rata), *Standar Deviasi* (mengukur variasi warna), dan *Skewness* (mengukur asimetri distribusi warna). Kedua metode ini dipilih karena kemampuan mereka dalam menganalisis dua aspek visual yang penting dalam identifikasi penyakit pada tekstur dan warna. Hal ini yang melatarbelakangi penggunaan kedua metode ekstraksi fitur yaitu *Color Moments* dan *LBP* dalam penelitian ini.

Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah KNN. Alasan peneliti memilih algoritma ini karena metode tersebut berhasil mencapai hasil akurasi yang cukup baik pada penelitian yang dilakukan oleh (Hayati, 2023). Selain itu algoritma k-nearest neighbour (K-NN) dalam interpretasinya masih terbilang cukup mudah karena melakukan proses prediksi berdasarkan mayoritas ketetanggaannya. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Hayati, 2023) juga disarankan untuk menggunakan ekstraksi ciri sehingga penelitian ini menambahkan ekstraksi fitur LBP dan *Color Moments*.

Beberapa penelitian efektif dalam mendeteksi pola pada citra. Namun, studi terkait penggunaan LBP dan *Color Moments* khusus untuk buah kakao masih terbatas. Oleh karena itu, berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan sebelumnya maka peneliti mengajukan usulan penelitian yang berjudul “Identifikasi Penyakit Pada Buah Kakao Dengan Metode Ekstraksi *Fitur Local Binary Pattern (LBP) Dan Color Moments* ”. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model pendeteksi penyakit pada buah kakao menggunakan teknik ekstraksi fitur LBP yang diharapkan mampu memberikan hasil deteksi yang akurat dan efisien dibandingkan metode konvensional. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi penyakit yang lebih spesifik untuk buah kakao.

### **B. Rumusan Masalah**

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana hasil metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern (LBP) dan Color Moments* terhadap performa model klasifikasi KNN dalam mendeteksi penyakit pada buah kakao?

### **C. Batasan Masalah**

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa batasan masalah yang ditetapkan untuk menjaga fokus dan kejelasan penelitian, yaitu:

1. Penelitian ini akan membahas secara spesifik dua metode ekstraksi fitur, yaitu *Local Binary Pattern (LBP) dan Color Moments* .
2. Metode klasifikasi yang digunakan untuk mengidentifikasi penyakit tidak menjadi fokus utama, namun akan dibahas sebagai bagian dari proses analisis untuk mengevaluasi efektivitas kedua metode ekstraksi fitur.
3. Proses segmentasi yang menggunakan *library rembg* tidak dibahas secara spesifik.

### **D. Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun adalah tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern (LBP) dan Color Moments* serta model KNN untuk pendeteksi penyakit pada buah kakao dan menganalisis tingkat akurasi yang diperoleh dengan

menerapkan ekstraksi fitur LBP, *Color Moments* , dan kombinasi kedua fitur tersebut.

### **E. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dari penelitian yang penulis lakukan adalah :

1. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang pengolahan citra digital dan *computer vision* yang diterapkan pada sektor pertanian. Penggunaan metode *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Color Moments* untuk identifikasi penyakit pada buah kakao dapat menjadi referensi untuk penelitian serupa di masa mendatang, khususnya pada komoditas pertanian lainnya.
2. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menambah kajian ilmiah tentang metode LBP dan *Color Moments* khususnya dalam penggunaannya untuk mendeteksi penyakit tanaman yang hingga saat ini masih terbatas pada buah kakao.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### A. Kajian Teori

##### 1. Tanaman Kakao

Tanaman kakao (*Theobroma cacao*) berasal dari lembah Amazon di Amerika Selatan, di mana buah telah dibudidayakan karena kepentingan ekonominya sebagai sumber coklat (Argout *et al.*, 2017). Tanaman ini, telah dibudidayakan selama lebih dari 3.000 tahun terutama di *Mesoamerika* (Teixeira, Thomazella and Pereira, 2015). Kata *Theobroma* mempunyai arti sumber makanan dewa, dimana *theo* berarti dewa dan *broma* berarti makanan. *Hernán Cortés* merupakan seorang ilmuwan asal Spanyol yang pertama kali memperkenalkan minuman coklat di Kerajaan Spanyol (Alim, Lestari and Rusliyawati, 2020).

##### 2. Penyakit Kakao

Tanaman kakao (*Theobroma cacao*) sangat rentan terhadap berbagai penyakit sehingga dapat menurunkan kualitas dan kuantitas produksi buah kakao. Salah satu hama signifikan adalah *Helopeltis antonii* menyerang polong dan pucuk kakao dengan penurunan hasil mencapai 36-75% terutama dalam sistem monokultur yang menggunakan insektisida sintesis secara intensif (Syarief *et al.*, 2017). Serangga ini merusak buah dengan menusukkan mulutnya yang tajam ke dalam kulit buah kakao, menyebabkan luka kecil yang berkembang menjadi bintik-bintik hitam.



Gambar 2.1. Penyakit *Helopeltis antonii*  
(Sumber : Agronomi Indonesia, 2013)

Penyakit lain yang menyerang kakao yaitu *Frosty Pod Rot*. Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Moniliophthora roreri*. Penyakit ini sangat merugikan karena menyebabkan penurunan drastis dalam produksi buah kakao. Gejala utama dari penyakit ini yaitu munculnya bercak putih di permukaan buah kakao, sehingga dinamakan "*Frosty*". Infeksi ini dapat menyebabkan buah membusuk dan mati sebelum matang, sehingga mengurangi jumlah kakao yang dapat dipanen (Evans, Holmes and Reid, 2003).



Gambar 2.2. Penyakit *Frosty Pod Rot*  
(Sumber : Cabi, 2021)

Kakao *Pod Borer* (*Conopomorpha cramerella*) juga merupakan penyakit yang disebabkan oleh larvanya yang masuk ke dalam buah kakao. Larva ini menggerogoti bagian dalam buah yang menyebabkan permukaan buah berlubang. Meskipun lubangnya kecil, larva di dalam buah menggerakkan dan memakan jaringan dalamnya menyebabkan infeksi internal. Hal ini, bisa mengakibatkan kerugian ekonomi bagi petani kakao, karena buah yang rusak tidak layak untuk dipanen dan diolah.



Gambar 2.3. Penyakit *Pod Borer*  
(Sumber : Zaldy, 2021)

Selain itu, *Black Pod Disease* yang disebabkan oleh jamur *Phytophthora palmivora* dan *Phytophthora megakarya* menyebabkan buah kakao membusuk dan berubah menjadi hitam. Infeksi biasanya dimulai dengan munculnya bercak coklat pada kulit buah yang secara bertahap meluas hingga mencakup seluruh permukaan polong. Pada akhirnya, buah akan membusuk sepenuhnya, menyebabkan penurunan hasil dan kualitas panen kakao yang signifikan, terutama di daerah tropis yang lembab.



Gambar 2.4. Penyakit *Black Pod*  
(Sumber : Toku404, 2021)

### 3. Pengolahan Citra Digital

Arti pengolahan menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) adalah suatu cara atau proses mengolah sesuatu supaya menjadi lain atau menjadi lebih sempurna. Sedangkan citra menurut KBBI berarti rupa atau gambar, dalam hal ini adalah gambar yang diperoleh menggunakan sistem visual. Secara keseluruhan pengolahan citra berarti suatu cara mengolah suatu citra menjadi citra lain yang lebih sempurna atau yang diinginkan. Dengan kata lain, pengolahan citra adalah suatu proses dengan masukan citra dan menghasilkan keluaran berupa citra seperti yang dikehendaki (Sri ratna sulistiyanti, FX arianto setyawan, 2016).

Pengolahan citra digital adalah salah satu cabang dari ilmu komputer yang berfokus pada pemrosesan gambar digital untuk menghasilkan keluaran yang bermanfaat. Teknologi ini, dimanfaatkan untuk meningkatkan kualitas citra dan

proses identifikasi citra untuk memperkaya informasi yang bersumber pada citra tersebut (Teguh *et al.*, 2014). Poin terpenting dalam pengolahan citra adalah manipulasi dan analisis sebuah citra dilakukan dengan bantuan komputer. Secara garis besar pengolahan citra di kelompokkan menjadi 2 jenis kegiatan yaitu memperbaiki kualitas citra agar lebih mudah diinterpretasikan dan mengolah informasi pada citra untuk keperluan yang diinginkan biasanya untuk mengenali pola suatu objek.

Citra merupakan salah satu bentuk informasi yang diperlukan manusia selain teks, suara dan video (Ratna, 2020). Citra mempunyai karakteristik yang tidak dimiliki oleh data teks, yaitu dapat memberikan informasi yang lebih banyak dibandingkan dengan informasi yang disajikan dalam bentuk teks (Teguh *et al.*, 2014). Berdasarkan Representasi Warna Citra terbagi 3 jenis utama, yaitu:

a. *Citra Grayscale*

*Citra grayscale* adalah gambar yang hanya berisi gradasi abu-abu, menggambarkan tingkat kecerahan tanpa elemen warna (Hasan, Dengen and Ariyus, 2020). Nilai intensitas pada setiap piksel direpresentasikan dalam skala abu-abu, biasanya dengan rentang nilai dari 0 hingga 255. Nilai 0 merepresentasikan hitam, sedangkan 255 merepresentasikan putih, dengan nilai di antaranya menunjukkan gradasi abu-abu. Jenis citra ini sering digunakan dalam pemrosesan citra karena mengurangi kompleksitas data tanpa kehilangan informasi penting, terutama dalam analisis tekstur atau deteksi tepi.

b. *Citra Berwarna*

Ruang warna Red, Green, Blue (RGB) merupakan ruang warna standar yang didasarkan pada kemampuan sensor elektronik untuk menangkap frekuensi warna. Hasil tangkapan sensor ini berupa sinyal analog. RGB menggunakan prinsip warna aditif, di mana seluruh warna dimulai dari hitam, lalu terbentuk dengan menambahkan warna merah, hijau, dan biru. Kombinasi ketiga warna dasar tersebut menghasilkan berbagai warna baru (Sanusi, S. and Susetianingias, 2019). Model ini bekerja dengan menggabungkan intensitas dari masing-masing kanal merah, hijau, dan biru untuk menghasilkan warna yang terlihat oleh mata manusia. Setiap kanal memiliki rentang nilai intensitas, biasanya dari 0 hingga 255, yang memungkinkan lebih dari 16 juta kombinasi warna unik.

c. Citra Biner

Citra biner adalah jenis citra digital yang setiap pikselnya hanya memiliki dua kemungkinan nilai, yaitu 0 dan 1. Nilai tersebut biasanya merepresentasikan dua warna, seperti hitam (0) dan putih (1). Karena hanya menggunakan dua tingkat nilai, citra biner memiliki ukuran data yang lebih kecil dibandingkan dengan jenis citra lainnya. Citra biner sering digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan citra, terutama untuk segmentasi atau deteksi objek. Misalnya, dalam analisis bentuk, citra biner membantu memisahkan objek utama dari latar belakang. Citra ini juga berguna dalam pengenalan pola atau analisis teks pada dokumen yang dipindai. Proses konversi citra berwarna atau *grayscale menjadi citra biner* biasanya dilakukan dengan teknik *thresholding*, di mana nilai intensitas piksel dibandingkan dengan nilai ambang tertentu. Piksel yang nilainya melebihi ambang akan diubah menjadi putih (1), sedangkan yang berada di bawah ambang akan diubah menjadi hitam (0).

#### 4. *Color Moments*

*Color Moments* adalah salah satu metode yang digunakan untuk mendeskripsikan sebuah citra berdasarkan distribusi warnanya. *Color Moments terdiri dari* tiga momen utama, karena ketiga momen tersebut mampu merepresentasikan informasi warna yang tersedia dengan baik (Sebastian, Sari and Wihandika, 2019).

a. *Mean*

Rata-rata merupakan nilai intensitas rata-rata dari setiap kanal warna (misalnya, R, G, dan B pada citra RGB) dalam citra. Nilai ini memberikan informasi tentang tingkat kecerahan umum dari suatu warna di seluruh citra. Semakin besar nilai rata-rata, semakin terang warna yang ada dalam citra tersebut. Secara matematis, *mean* dapat dihitung menggunakan persamaan 2.1.

$$E_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{i,j}) \quad (2.1)$$

Keterangan

$E_i$  = Rata-rata warna

$N$  = jumlah piksel

$P_{i,j}$  = nilai intensitas warna piksel ke  $j$  pada saluran warna ke  $i$

b. *Standar deviasi*

Standard deviation mengukur seberapa jauh intensitas warna menyebar dari nilai rata-ratanya. Standar deviasi menunjukkan variasi atau distribusi warna dalam citra. Semakin besar nilai simpangan baku, semakin bervariasi warna dalam citra. Secara matematis, *Standar deviasi* dapat dihitung menggunakan persamaan 2.2.

$$\sigma_i = \sqrt{\left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{i,j} - E_i)^2 \right)} \quad (2.2)$$

Keterangan

$\sigma_i$  = simpangan baku warna

$E_i$  = rata-rata warna dari rumus sebelumnya

c. *Skewness*

*Skewness* mengukur asimetrisnya distribusi warna di sekitar nilai rata-rata. *Skewness* bertujuan untuk mengidentifikasi dominasi warna tertentu di dalam citra.

$$S_i = \sqrt[3]{\left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{i,j} - E_i)^3 \right)} \quad (2.3)$$

Keterangan

$S_i$  = nilai kemiringan

$E_i$  = rata-rata warna dari rumus sebelumnya

**5. *Local Binary Pattern Histogram (LBPH)***

*Local Binary Pattern pertama kali* diperkenalkan oleh Ojala et al, didefinisikan sebagai ukuran tekstur *grayscale yang invarian*, disebut invarian karena hampir tidak dipengaruhi oleh pencahayaan yang berbeda (Aminarto, Sari and Wihandika, 2018). Metode ekstraksi fitur ini berfungsi untuk mengidentifikasi pola tekstur dari area dalam citra.

Metode ini bekerja dengan delapan piksel tetangga untuk mendeteksi perbedaan intensitas antara piksel pusat sebagai threshold dengan piksel-piksel di sekitarnya, lalu menghasilkan kode biner berdasarkan perbedaan tersebut. Secara matematis, proses tersebut dapat dituliskan pada persamaan 2.4.

$$LBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{p-1} S(g_p - g_c) \cdot 2^p \quad (2.4)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

Keterangan Variabel :

$s(x)$  = *Thresholding*

$x_c, y_c$  = Koordinat pusat piksel ketetangaan

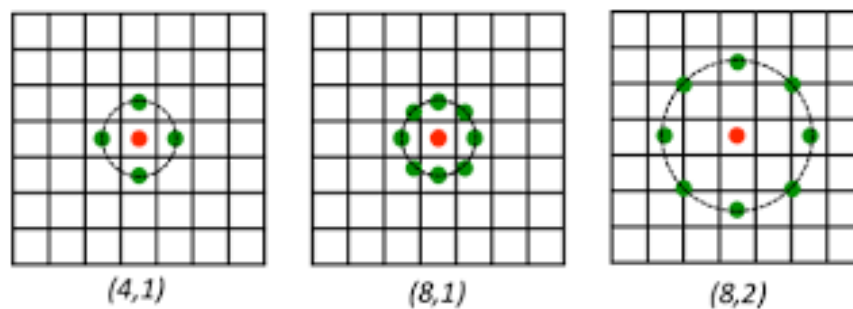
$R$  = *Circular sampling point*

$P$  = Banyaknya *sampling point*

$g_p$  = nilai intensitas piksel tetangga

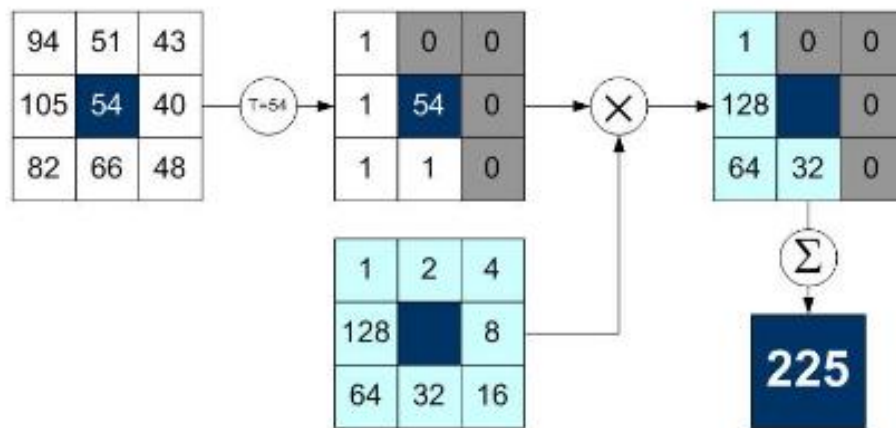
$g_c$  = nilai intensitas piksel pusat *window*

Dengan 8 piksel di sekitarnya berarti ada  $2^8 = 256$  kemungkinan kombinasi kode *local binary pattern*. Selain itu, radius dalam LBP memainkan peran penting dalam menentukan seberapa jauh piksel tetangga berada dari piksel pusat. Untuk piksel-piksel yang berada di pinggir citra, dilakukan *mirror padding* untuk mempertahankan dimensi citra. Radius mengatur skala pengamatan tekstur di sekeliling piksel pusat, yang pada akhirnya memengaruhi pola biner yang dihasilkan.



Gambar 2.5. Variasi Radius  
(Sumber : Arthur, 2023)

Gambar 2.2 menunjukkan variasi radius dan jumlah tetangga yang dapat memengaruhi pola biner yang dihasilkan oleh LBP. Radius yang lebih besar menangkap pola tekstur dari area yang lebih luas, sementara jumlah tetangga yang lebih banyak memungkinkan deteksi pola yang lebih detail dan kaya. Gambar 2.5 menunjukkan gambaran langkah-langkah perhitungan LBP.



Gambar 2.6. Ilustrasi Perhitungan *Local Binary Pattern*  
(Sumber : Fauzi dkk 2019)

Berikut adalah langkah-langkah detail dalam proses *Local Binary Pattern* (LBP) untuk ekstraksi fitur dari sebuah gambar:

- Pilih sebuah piksel pusat di dalam citra. LBP umumnya menggunakan jendela berukuran kecil, misalnya 3x3 piksel, di mana piksel pusatnya akan dibandingkan dengan delapan piksel tetangganya yang mengelilingi piksel tersebut.
- Setiap piksel tetangga dibandingkan dengan nilai intensitas piksel pusat. Jika nilai intensitas piksel tetangga lebih besar atau sama dengan piksel pusat, beri nilai 1 untuk piksel tetangga tersebut. Jika nilai intensitasnya lebih kecil dari piksel pusat, beri nilai 0.
- Setelah perbandingan dilakukan, setiap piksel tetangga memiliki nilai biner (0 atau 1). Kumpulkan nilai-nilai biner ini dan susun menjadi sebuah urutan kode biner yang merepresentasikan pola lokal di sekitar piksel pusat.
- Kode biner yang dihasilkan dari langkah sebelumnya dikonversi menjadi nilai desimal. Ini dilakukan untuk memudahkan representasi dan penghitungan pada tahap berikutnya.
- Setelah semua nilai LBP diperoleh untuk setiap piksel, langkah selanjutnya adalah membuat histogram. Histogram ini menunjukkan distribusi frekuensi dari setiap nilai LBP (angka desimal) yang muncul dalam gambar.



## 6. *K-Nearest Neighbors*

*K-Nearest Neighbor* atau k-tetangga terdekat adalah salah satu pendekatan yang menggunakan algoritma pembelajaran terawasi (*supervised*) yang paling sederhana. Pembelajaran terawasi adalah metode pengelompokan di mana setiap pengamatan memiliki variabel penjelas yang terhubung dengan variabel hasil, dengan tujuan menemukan pola baru. Algoritma KNN bekerja dengan menghitung jarak terdekat antara data yang ingin dievaluasi dengan k-tetangga terdekatnya dalam data *training* (Anggi Priliani Yulianto and Darwis, 2021).

*K-Nearest Neighbors* adalah algoritma pembelajaran pengawasan yang digunakan untuk mengklasifikasikan data baru dengan melihat data lain yang paling dekat dengannya. Kelas dari data baru ditentukan berdasarkan kelas yang paling sering muncul di antara K tetangga terdekatnya. Parameter K merupakan nilai yang harus ditentukan dan menentukan jumlah tetangga terdekat yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Misalnya, jika  $K = 5$ , maka algoritma KNN akan mencari 5 tetangga terdekat objek baru dan mengklasifikannya berdasarkan mayoritas label dari 5 tetangga tersebut. KNN bekerja berdasarkan asumsi bahwa data yang memiliki atribut yang mirip cenderung memiliki label yang sama atau nilai yang serupa. Menurut (Nggego *et al.*, 2023) prinsip kerja dari KNN adalah sebagai berikut:

1. KNN beroperasi dengan menemukan K tetangga terdekat dari data yang akan diprediksi. Parameter K merepresentasikan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam prediksi, dan harus berupa bilangan bulat positif. Pemilihan nilai K sangat penting karena jika terlalu kecil, model akan menjadi sangat peka terhadap noise. Sebaliknya, jika nilai K terlalu besar, model dapat kehilangan kemampuan untuk mengenali pola sebenarnya dan menjadi terlalu umum.
2. Untuk menentukan K tetangga terdekat, KNN menghitung jarak antara data yang akan diprediksi (data uji) dengan seluruh data pelatihan. Perhitungan jarak dapat dilakukan menggunakan berbagai metrik seperti *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, dan *Cosine Similarity*.
3. Setelah menghitung jarak, KNN akan memilih sejumlah K data pelatihan yang memiliki jarak paling dekat dengan data uji. Data-data ini dianggap sebagai tetangga terdekat yang akan digunakan dalam proses klasifikasi atau regresi.

4. Dalam klasifikasi menggunakan KNN, hasil prediksi ditentukan berdasarkan mayoritas label dari K tetangga terdekat. Label yang paling sering muncul di antara tetangga tersebut menjadi hasil prediksi. Sementara itu, jika KNN digunakan untuk regresi, prediksi dilakukan dengan mengambil rata-rata nilai dari tetangga terdekat.

Menurut (Januzaj and Luma, 2022) perhitungan *Cosine Similarity* pada KNN menggunakan persamaan 2.6.

$$\begin{aligned} \text{Similarity}(x, y) &= \cos(\theta) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} & (2.6) \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i)^2}} \end{aligned}$$

Keterangan :

$x \cdot y$  = *Vector dot product* dari x dan y, dihitung dengan  $\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i$

$\|x\|$  = Panjang vektor x dihitung dengan  $\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2}$

$\|y\|$  = Panjang vektor y dihitung dengan  $\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i)^2}$

$x_i = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  = Fitur pada data *training*

$y_i = y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$  = Fitur pada data *testing*

## 7. *Confusion Matrix*

Model evaluasi digunakan untuk menentukan kinerja algoritma klasifikasi gambar setelah model dibangun. *Confusion matrix* merupakan salah satu alat evaluasi kinerja yang paling umum digunakan dalam model klasifikasi. Matriks ini memberikan gambaran detail mengenai performa model dalam memprediksi kelas-kelas yang ada (Hadianto, Novitasari and Rahmawati, 2019). *Confusion matrix* sangat membantu dalam mengevaluasi seberapa baik model dalam memisahkan kelas-kelas yang berbeda terutama pada masalah klasifikasi biner. Tabel *confusion matrix* secara umum dapat disajikan dalam tabel 2.2.

Tabel 2.1. *Confusion Matrix*

	<b>Predicted Positive</b>	<b>Predicted Negative</b>
<b>Actual Positive</b>	TP	FN
<b>Actual Negative</b>	FP	TN

Berikut penjelasan dari empat komponen utama pada *confusion matrix* yaitu:

- a. *True Positive* (TP) merupakan jumlah prediksi yang benar di mana model memprediksi kelas positif dan label asli dari data juga positif.
- b. *True Negative* (TN) merupakan jumlah prediksi yang benar di mana model memprediksi kelas negatif dan label asli dari data juga negatif.
- c. *False Positive* (FP) merupakan jumlah prediksi yang salah di mana model memprediksi kelas positif, padahal data sebenarnya negatif. Hal ini juga dikenal sebagai kesalahan tipe I.
- d. *False Negative* (FN) merupakan jumlah prediksi yang salah di mana model memprediksi kelas negatif, padahal data sebenarnya positif. Ini juga dikenal sebagai kesalahan tipe II.

Metrik kinerja pada *confusion matrix* dapat dihitung untuk menilai seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi. Metrik evaluasi yang sering digunakan dalam analisis sentimen adalah akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berikut penjelasan metrik-metrik tersebut menurut (Maulana, Voutama and Ridwan, 2023):

- a. Akurasi merupakan metrik yang menunjukkan persentase prediksi yang benar dari total data uji. Rumus akurasi ditunjukkan pada persamaan 2.7.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.7)$$

- b. *Precision* (*Precision*) menggambarkan seberapa banyak dari prediksi positif yang benar-benar positif. Dengan kata lain, *precision* mengukur proporsi prediksi positif yang tepat. Rumus *precision* ditunjukkan pada persamaan 2.8.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.8)$$

- c. *Recall* (Sensitivitas) dikenal sebagai sensitivitas atau True Positive Rate, mengukur seberapa banyak sampel yang sebenarnya positif berhasil terdeteksi dengan benar oleh model. Rumus *Recall* ditunjukkan pada persamaan 2.9.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.9)$$

- d. *F1-Score* adalah rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*. Metode ini memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya. *F1-score* digunakan saat kita ingin menemukan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, terutama jika ada ketidakseimbangan antara kedua metrik ini. Rumus *Recall* ditunjukkan pada persamaan 2.10.

$$F1 = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (2.10)$$

## B. Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh (Waluyo, Sari and Rahayudi, 2021) mengklasifikasi Citra Makanan Kue Tradisional sebanyak 280 citra terbagi ke dalam 20 kelas dengan pembagian dataset 240 citra sebagai data *training* dan 40 citra sebagai data uji. Metode yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasi adalah Algoritma *K- Nearest Neighbour* (KNN). Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah akuisisi citra, ekstraksi dan seleksi fitur, klasifikasi, dan validasi hasil klasifikasi. Hasil akurasi terbaik yang didapatkan yaitu sebesar 75% didapatkan saat menggunakan metode kombinasi ekstraksi fitur warna HSV dan fitur tekstur LBP dengan nilai  $k=1$ .

Penelitian yang dilakukan oleh (Kevin, Hendryli and Herwindiati, 2019) mengklasifikasi jenis kain tenun berdasarkan kain bermotif flora, fauna, manusia, dan sederhana. Algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi citra pada penelitian ini adalah algoritma KNN dengan membandingkan hasil performa antara metode GLCM, LBP dan Color Moments. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* menghasilkan nilai *f1-score* sebesar 29.33%. Metode *Color Moments* mendapatkan nilai akurasi sebesar 33.33%. Sedangkan metode LBP memiliki persentase yang akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan dua metode lainnya yaitu 58%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hidiya and Lasulika, 2019) untuk mengklasifikasi Kematangan Tomat Sayur. Data set yang digunakan sebanyak 103 data dan terbagi menjadi 93 data *training* dan 10 data *testing*. Metode yang digunakan dalam mengklasifikasi citra adalah K-NN dan LBP yang digunakan sebagai ekstraksi fitur yang digunakan untuk mengetahui setiap ciri dari sebuah tekstur dari masing-masing tomat sayur. Hasil akurasi terbaik yang didapatkan yaitu sebesar 70%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Farmadi and Muliadi, 2023) mengklasifikasi penyakit pada padi. Dataset yang digunakan sebanyak 300 data masing-masing memiliki 100 data. Pada tiap jenis penyakit padi terdapat 240 data *training* dan 60 data *testing*. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur tekstur LBP dan algoritma KNN yang digunakan sebagai algoritma klasifikasi. Hasil akurasi terbaik yang didapatkan akurasi sebesar 80,380%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Windana, Handaratri and Asri Zaen, 2021) mengklasifikasi buah murbei dengan korelasi kandungan antosianin. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur HSV, LBP dan kombinasi HSV dan LBP serta algoritma KNN yang digunakan sebagai algoritma klasifikasi. Penelitian ini mencakup akuisisi citra buah murbei, *preprocessing*, ekstraksi ciri dengan HSV dan LBP, serta pelabelan data berdasarkan kandungan antosianin untuk citra latih dan uji. Hasil pengujian menunjukkan faktor K yang signifikan adalah K=3 dengan mendapatkan akurasi sebesar 53,3% untuk penggunaan ekstraksi ciri HSV, kemudian sebesar 13,3% untuk menggunakan ekstraksi ciri LBP dan sebesar 66,7% untuk gabungan ekstraksi ciri HSV dengan LBP. Hasil terbaik yang didapatkan pada penelitian ini adalah sebesar 66,7% dengan menggabungkan ekstraksi ciri HSV dengan LBP.

Penelitian yang dilakukan oleh (Edi and Pribadi, 2023) mengklasifikasi daging Sapi dan Babi. Metode yang digunakan adalah *Color Moments* dan *Local Binary Pattern Histogram*. Jumlah data yang digunakan sebanyak 200 buah. Proses pengenalan jenis daging dengan metode *Color Moments* dan *LBPH* memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi sehingga metode Color Moment dan LBPH dapat diterapkan untuk melakukan pendeteksian jenis daging, dengan tingkat keberhasilan sebesar 99.33%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Reswan *et al.*, 2024) mengklasifikasi kematangan buah nanas. Jumlah data yang digunakan berjumlah 90 dengan data *training* berjumlah 63 dan jumlah data *testing* 27. Penelitian ini melakukan penelitian untuk membedakan antara nanas yang belum matang, setengah matang dan matang sepenuhnya berdasarkan warnanya dengan menggunakan algoritma KNN yang menghasilkan akurasi sebesar adalah 73%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Eka Ratnawati, 2023) mengklasifikasikan sentimen pada ulasan pelanggan terhadap aplikasi Olsera POS menggunakan algoritma KNN. Penelitian ini menggunakan data 473 data. Aspek *User Interface* memiliki jumlah 95 data dengan 69 data positif dan 26 data negatif. Aspek *User Experience* memiliki jumlah 378 data dengan 346 data positif dan 32 data negatif. Evaluasi metrik klasifikasi dilakukan menggunakan akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Rata-rata akurasi yang didapatkan dari aspek *User Experience* sebesar 93.9%, *precision* 93.5%, *recall* 93.9%, dan *F1-Score* 92.6%. Sedangkan *User Interface* memiliki rata-rata akurasi sebesar 87.5%, *precision* 90.4%, *recall* 87.5%, dan *F1-Score* 87,2%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Widodo, Hernando and Mahmudy, 2019) mengklasifikasikan benih jagung lokal di Desa Nekbaun. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra jagung Lamuru yang khas dari Desa Nekbaun, Kecamatan Amarasi Barat, dengan total 100 citra benih. Data citra tersebut dibagi menjadi 75 sampel sebagai data pelatihan dan 25 sampel sebagai data uji. Metode yang digunakan *Color Moments*, *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan KNN. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa ekstraksi fitur *Color Moments* menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu 88%, sementara ekstraksi fitur GLCM memberikan akurasi 70,93%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Putra, Irianti and Heri, 2021) bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi hama dan penyakit pada tanaman kacang tanah. Sistem ini menggunakan dua metode utama, yaitu *K-Nearest Neighbors* dan *Case-Based Reasoning*. Dalam penelitian ini, digunakan 100 data latih untuk melatih sistem agar dapat mengenali pola gejala hama dan penyakit. Hasil menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi 100% dalam mengenali gejala yang sesuai dengan data latih, sedangkan untuk gejala yang memiliki sedikit perbedaan,

sistem masih mampu mengidentifikasinya dengan akurasi 80%. Ringkasan dari beberapa penelitian terdahulu dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2. Penelitian Terkait

<b>Peneliti</b>	<b>Data</b>	<b>Metode</b>	<b>Hasil</b>
(Waluyo, Sari and Rahayudi, 2021)	Kue Tradisional	<i>Local Binary Pattern, Color Moments HSV, Algoritma K- Nearest Neighbour (KNN)</i>	Akurasi 75%
(Kevin, Hendryli and Herwindiati, 2019)	Kain Tenun	KNN, GLCM, LBP dan <i>Color Moments</i>	<i>f1-score</i> 57.33%
(Hidiya and Lasulika, 2019)	Tomat Sayur	KNN dan LBP	Akurasi 70%
(Farmadi and Muliadi, 2023)	Citra Padi	KNN dan LBP	Akurasi 81,24%
(Windana, Handaratri and Asri Zaen, 2021)	Buah Murbei	LBP, <i>Color Moments</i> , HSV	Akurasi 66,7%
(Edi and Pribadi, 2023)	Daging Babi dan Sapi	LBP dan <i>Color Moments</i>	Akurasi 99.33%
(Reswan <i>et al.</i> , 2024)	Buah Nanas	KNN	Akurasi 73%
(Eka Ratnawati, 2023)	Sentimen pada data ulasan aplikasi olsera pos	KNN	Akurasi 87.5%
(Widodo, Hernando and Mahmudy, 2019)	Jagung Lamuru	KNN, <i>Color Moments</i> , dan GLCM	Akurasi 88%
(Putra, Irianti and Heri, 2021)	Kacang Tanah	<i>Case Based Reasoning</i> dan KNN	Akurasi 100%

## DAFTAR PUSTAKA

- Alim, S., Lestari, P.P. and Rusliyawati, R. (2020) 'Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kakao Menggunakan Metode Certainty Factor Pada Kelompok Tani Pt Olam Indonesia (Cocoa) Cabang Lampung', *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi*, 1(1), p. 26. Available at: <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v1i1.798>.
- Amynarto, N., Sari, Y.A. and Wihandika, R.C. (2018) 'Pengenalan emosi berdasarkan ekspresi mikro menggunakan metode *local binary pattern*', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(10), pp. 3230–3238. Available at: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2594>.
- Anggi Priliani Yulianto and Darwis, S. (2021) 'Penerapan Metode *K-Nearest Neighbors (kNN)* pada Bearing', *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), pp. 10–18. Available at: <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.16>.
- Argout, X. *et al.* (2017) 'The cacao Criollo genome v2.0: An improved version of the genome for genetic and functional genomic studies', *BMC Genomics*, 18(1), pp. 1–9. Available at: <https://doi.org/10.1186/s12864-017-4120-9>.
- Dedi Leman, O.E.S. (2024) 'Deteksi Penyakit Pada Daun Pisang dengan Menggunakan Algoritma *Local Binary Pattern* Dan', pp. 177–183.
- Edi and Pribadi, O. (2023) 'Aplikasi Pembenda Daging Sapi dan Babi dengan Metode *Color Moments* dan *Local Binary Pattern Histogram*', *Bulletin of Computer Science Research*, 3(5), pp. 336–342. Available at: <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v3i5.260>.
- Eka Ratnawati, D. (2023) 'Analisis Sentimen berbasis Aspek terhadap Data Ulasan menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Studi Kasus: Aplikasi Olsera POS)', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(6), pp. 3041–3046. Available at: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- Evans, H.C., Holmes, K.A. and Reid, A.P. (2003) 'Phylogeny of the *frosty pod rot* pathogen of cocoa', *Plant Pathology*, 52(4), pp. 476–485. Available at: <https://doi.org/10.1046/j.1365-3059.2003.00867.x>.
- Farmadi, A. and Muliadi, M. (2023) 'Deteksi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Ekstraksi Firur Lbp Dan Klasifikasi Modified Knn', *Jurnal*



- Komputasi*, 11(2), pp. 129–137. Available at: <https://doi.org/10.23960/komputasi.v11i2.13238>.
- Hadianto, N., Novitasari, H.B. and Rahmawati, A. (2019) ‘Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank Menggunakan Metode Neural Network’, *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 15(2), pp. 163–170. Available at: <https://doi.org/10.33480/pilar.v15i2.658>.
- Hasan, N.F., Dengen, C.N. and Ariyus, D. (2020) ‘Analisis Histogram Steganografi Least Significant Bit Pada Citra *Grayscale*’, *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 11(1), pp. 20–29. Available at: <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i1.3413>.
- Hayati, N. (2023) ‘Klasifikasi Jenis Bunga Mawar Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour’, *Jurnal Informatika dan Riset*, 1(1), pp. 31–37. Available at: <https://doi.org/10.36308/iris.v1i1.474>.
- Hidiya, S.R. and Lasulika, M.E. (2019) ‘Fitur Ekstraksi LBP Untuk Mengidentifikasi Kematangan Tomat Sayur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor’, *Jurnal Nasional cosPhi*, 3(1), pp. 2597–9329.
- Januzaj, Y. and Luma, A. (2022) ‘Cosine Similarity – A Computing Approach to Match Similarity Between Higher Education Programs and Job Market Demands Based on Maximum Number of Common Words’, *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 17(12), pp. 258–268. Available at: <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i12.30375>.
- Kevin, K., Hendryli, J. and Herwindiati, D.E. (2019) ‘Klasifikasi Kain Tenun Berdasarkan Tekstur & Warna Dengan Metode K-Nn’, *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, 3(2), p. 85. Available at: <https://doi.org/10.24912/computatio.v3i2.6028>.
- Maulana, R., Voutama, A. and Ridwan, T. (2023) ‘Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC’, *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9(1), pp. 42–48. Available at: <https://doi.org/10.54914/jtt.v9i1.609>.
- Neneng, N., Puspaningrum, A.S. and Aldino, A.A. (2021) ‘Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan *Local Binary Pattern (LBP)*’,

- Smatika Jurnal*, 11(01), pp. 48–52. Available at: <https://doi.org/10.32664/smatika.v11i01.572>.
- Nggego, D.A. *et al.* (2023) ‘FA-KNN: HYBRID ALGORITMA UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELITUS’, 5(2), pp. 71–80.
- Putra, A.S., Irianti, A. and Heri, D.A. (2021) ‘Identifikasi Hama Dan Penyakit Pada Tanaman Kacang Tanah menggunakan Case Based Reasoning dan Algoritma K-Nearest Neighbor’, *Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK)*, pp. 32–38.
- Putra, S., Ferry, Y. and Harni, R. (2022) ‘Pengendalian penyakit busuk buah kakao menggunakan Trichoderma dan pupuk Kalium’, *Kultivasi*, 21(2), pp. 173–180. Available at: <https://doi.org/10.24198/kultivasi.v21i2.36807>.
- Rabbi, M.H. *et al.* (2024) ‘AN IMAGE RECOGNITION APPROACH FOR CROP DISEASE DETECTION IN AGRO-FIELD FROM INFECTED PLANT AREA’, 03(05), pp. 11–18. Available at: <https://doi.org/10.62304/jieet.v3i05.219>.
- Ratna, S. (2020) ‘Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm’, *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3), p. 181. Available at: <https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294>.
- Reswan, Y. *et al.* (2024) ‘Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)’, *Jurnal Media Infotama*, 20(1), pp. 280–287.
- Rubiyo and Siswanto (2012) ‘Increasing Production and Development Of Cocoa (Theobroma Cacao L.) in Indonesia’, *RISTRI Buletin*, 3(1), p. 2012 (in Indonesia).
- Sanusi, H., S., S.H. and Susetianingtias, D.T. (2019) ‘Pembuatan Aplikasi Klasifikasi Citra Daun Menggunakan Ruang Warna Rgb Dan Hsv’, *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 24(3), pp. 180–190. Available at: <https://doi.org/10.35760/ik.2019.v24i3.2323>.
- Sebastian, G.I., Sari, Y.A. and Wihandika, R.C. (2019) ‘Algoritme K-Nearest Neighbors Untuk Klasifikasi Jenis Makanan Dari Citra Digital Dengan Local Binary Patterns Dan Color Moments’, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(7), pp. 6473–6479.

- Sri ratna sulistiyanti, FX arianto setyawan, muhammad komaruddin (2016) 'PENGOLAHAN CITRA', *Sustainability (Switzerland)*, 11(1), pp. 1–114. Available at: [http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484\\_SISTEM\\_PEMBETUNGAN\\_TERPUSAT\\_STRATEGI\\_MELESTARI](http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI).
- Syahrani (2024) *PERAMALAN PRODUKSI DAN HARGA KAKAO DI INDONESIA*. JAKARTA.
- Syarief, M. *et al.* (2017) 'Diversity and Abundance of Natural Enemies of *Helopeltis antonii* in Cocoa Plantation Related with Plant Pattern and Insecticide Application', *Pelita Perkebunan (a Coffee and Cocoa Research Journal)*, 33(2), pp. 128–136. Available at: <https://doi.org/10.22302/icri.jur.pelitaperkebunan.v33i2.266>.
- Teguh, P. *et al.* (2014) 'Pengolahan Citra Digital Deteksi Tepi Untuk Membandingkan Metode Sobel, Robert dan Canny', *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, 2(2), pp. 253–261.
- Teixeira, P.J.P.L., Thomazella, D.P. de T. and Pereira, G.A.G. (2015) 'Time for Chocolate: Current Understanding and New Perspectives on Cacao Witches' Broom Disease Research', *PLoS Pathogens*, 11(10), pp. 1–8. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.ppat.1005130>.
- Waluyo, G.B., Sari, Y.A. and Rahayudi, B. (2021) 'Pengenalan Citra Makanan Kue Tradisional menggunakan Ekstraksi Fitur HSV *Color Moments* dan *Local Binary Pattern* dengan *K-Nearest Neighbour*', 5(12), pp. 5641–5649. Available at: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- Widodo, A.W., Hernando, D. and Mahmudy, W.F. (2019) 'Mangrove Forest Classification in Drone Images Using HSV *Color Moments* and *Haralick* Features Extraction with *K-Nearest Neighbor*', *Signal and Image Processing Letters*, 1(3), pp. 1–12. Available at: <https://doi.org/10.31763/simple.v1i3.6>.
- Windana, F., Handaratri, A. and Asri Zaen, M.T. (2021) 'Implementasi Metode K-

Nearest Neighbor Untuk Pengenalan Buah Murbei Dengan Korelasi Kandungan Antosianin', *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, 4(1), pp. 78–86. Available at: <https://doi.org/10.36595/jire.v4i1.320>.