

## FEATURE EXTRACTION DENGAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX WARNA ALAMI DARI TANAMAN KETAPANG BERBASIS GEOLOKASI

Dewi Handayani Untari Ningsih<sup>1</sup>, Eri Zuliarso<sup>2</sup>,  
Mohammad Riza Radyanto<sup>3</sup>, Dwi Budi Santoso<sup>4</sup>

<sup>1,2</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Universitas Stikubank

<sup>3</sup> Teknik Industri, Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Universitas Stikubank

<sup>4</sup> Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Universitas Stikubank

e-mail: dbs@edu.unisbank.ac.id

### ABSTRAK

Ekstraksi fitur, juga dikenal sebagai ekstraksi fitur, adalah proses mengidentifikasi dan memilih atribut-atribut penting dari data mentah, yang kemudian diubah menjadi bentuk yang lebih ringkas dan berguna untuk analisis atau pemodelan lebih lanjut. Ini dilakukan pada tahap preprocessing sebelum masuk ke tahap analisis atau pemodelan. Pewarnaan alami dari berbagai tanaman yang menghasilkan warna tanin setelah pencelupan dikumpulkan menjadi satu alur gradasi warna yang berkaitan dengan susunan derajat atau peningkatan, peralihan warna dari satu warna ke warna lain. Variasi dalam alur ini dipengaruhi oleh jenis tanaman, lama pencelupan, jenis fiksasi yang digunakan, jenis kain, dan lokasi tanaman yang dijadikan sampel.

Metode ekstraksi fitur dengan Matriks Co-Occurrence Level Gray (GLCM) digunakan untuk mengidentifikasi gradasi warna yang dihasilkan oleh pewarnaan pada daun Ketapang. Proses ekstraksi fitur tekstur dari gambar tanaman Ketapang menggunakan matriks GLCM digunakan untuk menganalisis dan memahami pola warna alami tanaman Ketapang di berbagai lokasi geografis. Untuk menggambarkan dan mengukur pola warna alami tanaman Ketapang, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah representasi statistik dari distribusi spasial intensitas piksel dalam citra, yang mengukur frekuensi kemunculan pasangan intensitas piksel yang berdekatan dan memberikan informasi tentang tekstur citra.

**Kata Kunci:** *Feature extraction, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), pola gradasi pewarna alami, daun Ketapang.*

### 1. PENDAHULUAN

Daun Ketapang (*Terminalia catappa* L.) mengandung beragam senyawa kimia, termasuk asam humat, tanin, dan antosianin [1]. Asam humat merupakan senyawa organik makromolekul yang memiliki struktur molekul kompleks dan berat molekul yang tinggi, dikenal dengan keberadaan gugus fungsional yang aktif [2]. Proses pembentukan asam humat, yang dikenal sebagai humifikasi, terjadi melalui interaksi fisika, kimia, dan biologis dari residu organik tumbuhan dan hewan [3]. Dalam konteks pigmen pada daun Ketapang, tanin dan antosianin memainkan peran penting [4]. Kedua pigmen ini turut menentukan karakteristik warna daun, namun, tanin merupakan pigmen yang lebih dominan dalam memberikan warna pada daun Ketapang [5].

Daun ketapang digunakan dalam penelitian eksperimental ini untuk menguji berbagai tingkat ketajaman warna [6]. Dua variabel yang digunakan dalam eksperimen ini adalah waktu pengambilan daun dan jenis daun Ketapang [5]. Eksperimen ini sebagian besar berfokus pada membedakan daun segar dari daun yang telah gugur dan berwarna kuning. Tujuannya adalah untuk mengetahui spektrum warna yang dapat dihasilkan dari daun ketapang [7] dengan menggunakan teknik pemrosesan yang konsisten.

Spesimen Tanaman Ketapang diperoleh berdasar lokasi yang memiliki koordinat geografis Latitude -7.00093 dan Longitude 110.3704794,17z, dengan spesifikasi lokasi di Karya Kriya Batik Store. Pengambilan sampel dilakukan pada pagi hari untuk memastikan keadaan daun Ketapang yang segar.



Gambar 1. Tanaman Ketapang (sumber: pengusul).

Basis pengetahuan mengenai gradasi warna yang dihasilkan oleh daun tanaman Ketapang menjadi esensial. Pengukuran dan dokumentasi nuansa warna yang diperoleh dari hasil pencelupan menggambarkan palet warna yang luas dari tanaman Ketapang [8], yang direpresentasikan dalam metadata digital. Gradasi warna berbeda dihasilkan berdasar teknik fiksasi di proses pewarnaan daun Ketapang yang bisa beragam untuk memanifestasikan variasi warna tersebut [9], yang selanjutnya dikatalogkan dalam album warna digital. Metadata digunakan untuk membangun sistem penalaran untuk pengambilan keputusan tentang kombinasi warna dan motif yang diharapkan, terutama dalam industri tekstil. Proses ini diilustrasikan dalam dokumentasi gradasi warna yang dihasilkan oleh proses pencelupan daun Ketapang dengan tiga jenis fiksasi berbeda, sebagaimana ditunjukkan dalam (Gambar 2) [10].

Pewarna Alami	Warna Yang Dihasilkan		
	Fiksator Tawas	Fiksator Tunjung	Fiksator Kapur
Daun Ketapang			
Batang Ketapang			

Gambar 2. Warna alami dari daun Ketapang yang dihasilkan dari 3 fiktator

Terdapat sekitar 150 spesies tumbuhan yang aktif digunakan dalam produksi pewarna alami [11]. Warna primer, seperti merah, biru, dan kuning, dan kombinasi warna sekunder, seperti coklat, jingga, dan nila, dapat digunakan. Namun, banyak tumbuhan yang mungkin berfungsi sebagai sumber zat warna alami belum diuji untuk kestabilan warna mereka terhadap pemudaran. Fokus penelitian ini adalah penggunaan daun ketapang, yang dikenal dapat menghasilkan warna hijau. Jika dibandingkan dengan pewarna sintetis, pewarna alami seringkali memiliki kekurangan dalam hal ketahanan warna. Oleh karena itu, untuk meningkatkan ketahanan luntur pewarna alami, proses fiksasi digunakan untuk meningkatkan intensitas warna dan memperpanjang daya tahan warna terhadap pemudaran.

Proses ekstraksi fitur digunakan selama tahap pra-pemrosesan untuk mengidentifikasi dan mengisolasi komponen penting dari data mentah sebelum memasuki fase analisis atau pemodelan yang lebih kompleks. Proses ini mengubah data dari bentuk mentah menjadi format yang lebih ringkas namun tetap informatif, yang kemudian dapat digunakan untuk analisis atau pemodelan lebih lanjut [12].

Ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix - GLCM pada warna alami yang diperoleh dari daun tanaman Ketapang menandakan prosedur ekstraksi karakteristik tekstur dari citra daun Ketapang [13]. Matriks GLCM dimanfaatkan untuk mengekstrak informasi tekstur, dengan mempertimbangkan data geolokasi sebagai bagian integral dari konteks analisis.

Identifikasi pola dan karakteristik khas dari daun Ketapang yang berkorelasi dengan lokasi geografisnya, mempengaruhi perubahan warna yang dihasilkan. Pola ini akan digunakan sebagai dasar dalam perhitungan GLCM, dengan mempertimbangkan variasi warna yang terjadi sebagai akibat dari berbagai konsentrasi dan jenis fiksasi yang digunakan dalam proses pewarnaan [14]. Penggunaan GLCM untuk mengukur dan mengidentifikasi fluktuasi tingkat kecerahan warna melalui ekstraksi fitur sebagai langkah pra-pemrosesan dalam mempersiapkan dataset eksperimental [15]. GLCM akan diterapkan untuk menganalisis pola spasial intensitas piksel yang ada dalam citra digital.

Untuk mengidentifikasi pola perubahan warna yang mungkin tidak terlihat oleh pengamatan visual yang dipengaruhi oleh variabel fiksasi seperti Tawas, analisis dengan GLCM dilakukan untuk fitur tekstur warna alami daun ketapang. Ini mengukur tingkat kecerahan, kontras, energi, dan homogenitas [16].

Penggunaan GLCM dapat membantu dalam pengembangan standar tingkat kecerahan warna untuk daun Ketapang yang diadaptasi terhadap spesies tanaman dan kondisi lingkungan [17], yang berguna dalam penciptaan produk pewarnaan alami yang konsisten dan memenuhi ekspektasi konsumen dalam bentuk standarisasi warna alami [18].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Transformasi gambar melibatkan perubahan seperti rotasi dan translasi. Sebaliknya, peningkatan kualitas gambar mencakup teknik seperti restorasi dan peningkatan kontras. Pengolahan gambar digital memiliki tujuan utama untuk mengekstrak dan menganalisis data berguna, mengidentifikasi objek, dan mengurangi dan kompresi data untuk meningkatkan efisiensi penyimpanan dan transmisi [19].

Dalam konteks ini, gambar digital pada dasarnya adalah sebuah fungsi matematika dengan dua variabel,  $f(x,y)$ , yang memiliki  $M$  baris dan  $N$  kolom. Variabel  $x$  dan  $y$  mewakili posisi titik pada gambar, sedangkan nilai  $f$  pada titik tersebut menunjukkan seberapa terang atau gelapnya titik tersebut (intensitas atau tingkat keabuan). Nilai pada setiap posisi  $(x,y)$  dikenal sebagai piksel [20]. Gambaran ini dijelaskan lebih lanjut dalam (Gambar 4).

Eksprasi fitur adalah proses mengubah data mentah menjadi representasi yang lebih ringkas untuk pemodelan atau analisis yang lebih efisien [19]. Analisis Komponen Utama (PCA), Latent Semantic Indexing (LSI), dan teknik pengelompokan adalah beberapa teknik yang digunakan untuk ekstraksi fitur [21]; PCA dianggap sebagai salah satu metode yang paling stabil.

Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) pada warna alami daun Ketapang yang didasarkan pada geolokasi memungkinkan karakterisasi pola tekstur dan warna yang berbeda di berbagai kondisi geografis. Fitur yang diekstrak dari GLCM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan atau membandingkan tanaman Ketapang satu sama lain, dan memberikan pemahaman lebih baik tentang variasi warna alami tanaman. [22].

GLCM adalah metode analisis tekstur yang menggunakan matriks untuk menggambarkan frekuensi dua piksel dengan intensitas tertentu yang muncul bersamaan pada jarak dan arah tertentu dalam sebuah citra [23]. Tekstur yang ditentukan oleh GLCM mencakup aspek kontras, korelasi, homogenitas, dan energi, dengan fitur yang diekstraksi digunakan untuk identifikasi melalui perhitungan jarak Euklides [24].

Dengan menggunakan atribut seperti kontras, homogenitas, energi, dan korelasi, penerapan GLCM dalam klasifikasi dan pengenalan warna dan bentuk daun tanaman jambu air menunjukkan peningkatan akurasi. Metode ini, yang diuji dengan Neural Network, memberikan hasil yang luar biasa dalam analisis gambar daun jambu [25].

Ekstraksi fitur, yang mengubah data input besar menjadi vektor fitur berdimensi rendah, berperan penting dalam tugas klasifikasi dan pembelajaran mesin. Proses ini mengubah ruang fitur asli menjadi ruang baru yang lebih kompak, mempertahankan informasi esensial sambil mengurangi redundansi [26],[27]

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Metodol Feature Extraction Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Warna Alami Dari Tanaman Ketapang Berbasis Geolokasi

Metodologi ekstraksi fitur menggunakan Matriks Ko-kemunculan Level Abu-abu (GLCM) pada warna alami dari tanaman Ketapang berbasis geolokasi melibatkan tahapan-tahapan berikut:

- a. Pengumpulan Data Citra:
  - Akuisisi citra tanaman Ketapang dari berbagai lokasi geografis dengan memanfaatkan data geolokasi yang telah direkam sebelumnya.
- b. Pra-Pemrosesan Citra:
  - Konversi citra berwarna menjadi citra grayscale untuk memudahkan analisis tingkat keabuan.
  - Normalisasi citra grayscale ke rentang intensitas yang diinginkan, umumnya antara 0 hingga 255, untuk konsistensi intensitas piksel.
- c. Segmentasi Citra:
  - Jika perlu, segmentasi objek tanaman Ketapang dari latar belakang atau objek lain menggunakan teknik seperti Thresholding atau pendekatan berbasis kontur.
- d. Pemrosesan GLCM:

- Menentukan dimensi jendela atau blok untuk GLCM pada setiap kanal warna (misalnya, R, G, B).
  - Menetapkan arah dan jarak yang akan digunakan untuk matriks GLCM dalam setiap kanal warna.
  - Menghitung GLCM untuk setiap kanal dengan mengukur frekuensi kemunculan pasangan piksel intensitas yang bersebelahan sesuai dengan arah dan jarak yang telah ditentukan.
- e. Ekstraksi Fitur:
- Ekstrak fitur tekstur dari matriks GLCM yang dihasilkan, termasuk tetapi tidak terbatas pada energi, kontras, homogenitas, dan entropi.
  - Terapkan teknik klasifikasi tambahan seperti analisis histogram atau statistik warna untuk menangkap fitur yang berkaitan dengan warna alami tanaman Ketapang.
- f. Integrasi dan Analisis:
- Kombinasikan fitur yang diekstrak dari setiap kanal warna menjadi satu vektor fitur komprehensif untuk setiap citra.
  - Gunakan vektor fitur ini untuk menganalisis atau mengklasifikasikan tanaman Ketapang berdasarkan pola warna alami mereka, sebagaimana tercermin di berbagai lokasi geografis.

Penerapan GLCM pada citra tanaman Ketapang berbasis geolokasi ini diharapkan dapat mengungkapkan pola tekstur dan warna yang unik, memberikan wawasan berharga dalam klasifikasi dan perbandingan varietas tanaman Ketapang sesuai dengan distribusi geografis mereka.

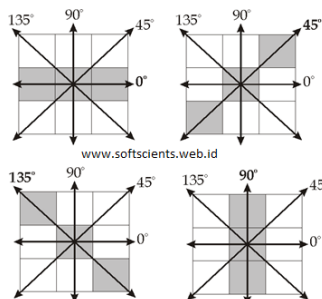
### 3.2 Proses Pembuatan matrix GLCM

Berikut ini tahapan proses pembuatan matrix GLCM:

- a. Membuat kerangka matriks: Menyiapkan matriks kosong dengan ukuran yang sesuai untuk menampung nilai-nilai GLCM.
- b. Membuat matriks co-occurrence: Mengisi matriks kerangka dengan menghitung seberapa sering pasangan tingkat keabuan tertentu muncul pada jarak dan arah tertentu dalam citra.
- c. Membuat matriks simetris: Menambahkan matriks co-occurrence dengan transposenya untuk menghasilkan matriks GLCM yang simetris.
- d. *Normalisasi matriks: Membagi semua nilai dalam matriks GLCM dengan jumlah total kemunculan pasangan tingkat keabuan, sehingga menghasilkan nilai antara 0 dan 1.*

Matriks GLCM dibangun dengan menghitung seberapa sering pasangan piksel dengan tingkat keabuan tertentu muncul pada jarak dan orientasi spesifik dalam gambar. Jika 'd' adalah jarak antara dua piksel ( $x_1, y_1$ ) dan ( $x_2, y_2$ ), dan ' $\theta$ ' adalah sudut antara keduanya, maka matriks GLCM merepresentasikan distribusi spasial dari  $P_d \Theta(i, j)$ , yang menunjukkan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas 'i' dan 'j' pada jarak 'd' dan orientasi ' $\theta$ '. [28].

Dalam analisis tekstur gambar, arah sudut dengan jarak 1 piksel sering diwakili oleh 4 arah utama:  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Namun, kadang-kadang, analisis ini melibatkan 8 arah, di mana sudut-sudut yang berlawanan (seperti  $0^\circ$  dan  $180^\circ$ ) dianggap berbeda. Ini berarti bahwa selain 4 arah utama, juga dimasukkan arah  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , dan  $315^\circ$ .



Gambar 3. Delapan sudut yang dapat digunakan pada GLCM, diantaranya sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , atau  $315^\circ$

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode yang umum digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur pada gambar. GLCM mengidentifikasi pola tekstur dengan menganalisis hubungan antar piksel berdasarkan statistik tertentu, biasanya dengan melihat pasangan piksel. [26]. GLCM menghitung seberapa sering kombinasi tingkat keabuan tertentu muncul dalam gambar. Pada

dasarnya, GLCM menunjukkan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai tingkat keabuan tertentu. [29].

Matriks GLCM memiliki ukuran yang sama dengan jumlah tingkat keabuan dalam gambar, dan setiap elemen dalam matriks ini mewakili probabilitas kemunculan pasangan piksel tertentu. Nilai-nilai dalam matriks GLCM bergantung pada seberapa sering dua piksel dengan tingkat keabuan tertentu muncul berdekatan, serta dipengaruhi oleh tingkat keabuan dari piksel-piksel tersebut. Dua pasangan piksel bisa berubah berdasarkan lingkungannya. Matriks transien cukup besar jika nilai intensitasnya tinggi. Ini mempersulit proses dan memakan waktu [30] Algoritma GLCM digunakan untuk mengekstrak fitur-fitur tekstur seperti dissimilarity, correlation, homogeneity, contrast, ASM, dan energy. [31].

Secara visual, tekstur gambar dapat dibedakan berdasarkan:

- Perulangan pola: Seberapa sering pola tertentu muncul kembali dalam gambar.
- Distribusi spasial: Bagaimana elemen-elemen tekstur tersebar dalam gambar.
- Susunan warna dan intensitas: Bagaimana warna dan tingkat kecerahan diatur dalam gambar.

Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah teknik analisis tekstur yang menggambarkan hubungan antara dua piksel bertetangga berdasarkan intensitas keabuan, jarak, dan sudut orientasinya. GLCM dapat menggunakan 8 arah sudut yang berbeda, yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , dan  $315^\circ$ . [27].

GLCM memungkinkan perhitungan berbagai fitur, termasuk 7 fitur utama dan 7 fitur tambahan yang diturunkan dari fitur-fitur utama tersebut. [32].

a. Angular second moment/uniformity/energy

$$f_1 = \sum_i \sum_j p(i,j)^2, \text{ dengan } p \text{ adalah matrix GLCM} \quad (1)$$

Pengukuran tentang keseragaman, yang dikenal sebagai momen kedua angular, dimana ketika nilai pixel mirip satu sama lain, energi akan tinggi, tetapi nilainya akan lebih rendah, yang menunjukkan bahwa nilai normalisasi GLCM tidak homogen. Nilai energi maksimum adalah 1, yang berarti bahwa distribusi pixel tetap atau bentuknya berperiodik (tidak acak) [33].

b. Entropy

$$f_2 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \cdot \log_2 \{p(i,j)\} \quad (2)$$

Entropy mengukur tingkat kerumitan atau keacakan suatu citra. Semakin tinggi nilai entropy, semakin tidak seragam atau semakin kompleks citra tersebut.

c. Dissimilarity

$$f_3 = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i,j) \quad (3)$$

Dissimilarity mengukur sejauh mana suatu tekstur tidak mirip atau tidak seragam. Nilai dissimilarity akan tinggi jika tekstur tersebut acak atau tidak teratur, dan akan rendah jika tekstur tersebut seragam atau memiliki pola yang teratur.

d. Contrast/inertia

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \cdot p(i,j) \quad (4)$$

Persamaan ini digunakan untuk menunjukkan kekuatan perbedaan intensitas antara dua gambar. Nilai kontras yang lebih tinggi menunjukkan variasi intensitas yang lebih besar, sedangkan nilai kontras yang lebih rendah menunjukkan variasi intensitas yang lebih rendah. Persamaan 3.4 digunakan untuk mengukur frekuensi spasial pada gambar, sementara perbedaan momen GLCM menentukan tingkat kontrasnya. Pengukuran berdasarkan perbedaan tinggi dan rendah antara pixel. Jika nilai pixel ketetanggaan sama, kontras akan bernilai 0.

e. Correlation

$$f_5 = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x) \cdot (j - \mu_y) \cdot p(i, j)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}}$$

Dengan

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j)$$

$$\sigma_x = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j)$$

$$\sigma_y = \sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j)$$
(5)

Mengukur seberapa linear hubungan antara pasangan-pasangan piksel dalam suatu citra (probabilitas gabungan).

f. Homogeneity/inverse difference moment

$$f_6 = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$$
(6)

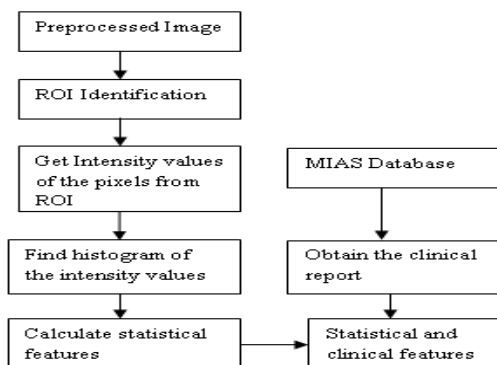
Persamaan ini untuk menilai homogenitas, yang didasarkan pada variasi intensitas citra, dan merupakan kebalikan dari kontras. Nilai dipengaruhi secara signifikan oleh nilai-nilai yang terletak di sekitar diagonal utama. Bernilai tinggi ketika semua pixel memiliki nilai yang sama atau seragam. Sebaliknya, jika nilai pixel yang sama pada saat energi bernilai tetap, akan bernilai tinggi [34].

g. Autocorrelation

$$f_7 = \sum_i \sum_j i \cdot j \cdot p(i, j)$$
(7)

Mengukur correlation diantara garis diagonal utama.

Proses ekstraksi fitur diberikan di gambar 4.



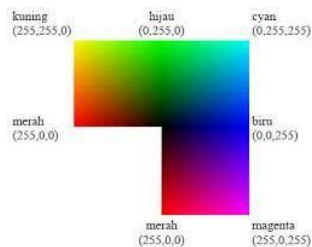
Gambar 4. Proses Feature Extraction

3.3 Model Ruang Warna

Secara matematis, citra digital dapat direpresentasikan sebagai fungsi intensitas  $f(x,y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat baris dan kolom yang menunjukkan posisi suatu titik pada citra, sedangkan  $f(x,y)$  adalah nilai intensitas atau tingkat keabuan atau warna piksel di titik tersebut. Melalui proses digitalisasi (sampling dan kuantisasi), citra diubah menjadi matriks berukuran  $M \times N$ , dengan  $M$  baris dan  $N$  kolom, dan memiliki  $G$  tingkat keabuan piksel yang berbeda. [35].

3.4 Representasi Warna Citra Digital

Model warna luas RGB terdiri dari merah, hijau, dan biru. Setiap warna dasar memiliki rentang nilai antara 0 dan 255. Pilihan skala 256 berasal dari bilangan biner 8 digit. Dengan demikian,  $256 \times 256 \times 256 = 1677726$  jenis warna akan diperoleh. Dalam pemodelan matematika, jenis warna digambarkan sebagai sebuah vektor di ruang dimensi 3 dengan koordinat  $x, y$ , dan  $z$  (ditulis sebagai  $r = (x, y, z)$ ) [36]. Gambar 5 menunjukkan bagaimana warna diwakili dalam gambar digital (gambar 5) yang merupakan representasi warna RGB Pada Citra Digital.



Gambar 5. Representasi Warna

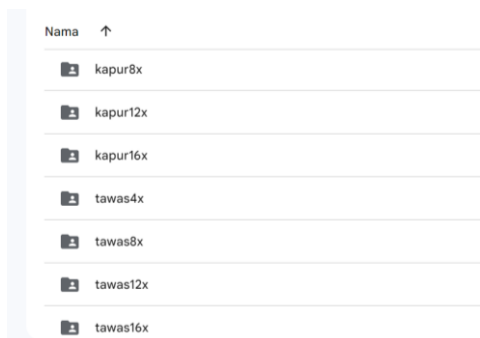
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Dataset Pewarna Alami Daun Ketapang

Rentang warna dihasilkan dari pencelupan kain pada warna yang dihasilkan dari perebusan daun Ketapang yang diambil di pagi hari, pada jenis kain Sateen Katun dengan berdasarkan 3 jenis pengunci/fiksasi yaitu Tawas, Kapur dan Tunjung.

Penelitian ini mengeksplorasi berbagai warna yang dihasilkan dari daun ketapang dengan menguji tingkat ketajaman warna berdasarkan waktu pengambilan dan jenis daun (kuning gugur vs segar). Selain itu, penelitian ini juga menggunakan tiga jenis pengunci/fiksasi warna, yaitu Tawas, Kapur, dan Tunjung.







Banyaknya pencelupan yang dilakukan akan mempengaruhi tingkat kecerahan dan tingkat kegelapan dari kain. Berikut adalah variasi gradasi warna yang diperoleh dari pewarna daun Ketapang dengan menggunakan berbagai jenis fiksasi.



Gambar 6. Dataset Warna dengan Jumlah Celupan dengan 3 fiksasi berbeda

Tabel 1. Hasil Eksperimen Pencelupan Daun Ketapang

Banyaknya Pencelupan	Fiksasi Tawas	Fiksasi Kapur	Fiksasi Tunjung
Soften 50%			
Soften 25%			
4 X			

8 X			
12 X			
16 X			
20 X Sharep 25%			
24 X Sharep 50%			

*Feature Extraction* untuk *pre-processing* hasil eksperimen dan *Gray Level Co-occurrence* (GLCM) sebagai satu menggambarkan pola spasial dari intensitas piksel dalam citra digital. Deskriptor HOG dari sampel Warna Alami dengan 12 X pencelupan dengan pengunci Tawa menghasilkan Analisa statistik dengan nilai Rata-rata 0.1543, Standar Deviasi: 0.0625, Nilai Minimum: 0.0022, dan Nilai Maksimum: 0.3148.

**5. KESIMPULAN**

**5.1 Simpulan**

Mengukur dan mengidentifikasi perubahan tingkat kecerahan warna menggunakan *Feature Extraction* untuk *pre-processing* di dalam mempersiapkan dataset warna hasil eksperimen dan *Gray Level Co-occurrence* (GLCM) sebagai satu teknik analisis citra yang digunakan untuk menggambarkan pola spasial dari intensitas piksel dalam citra digital. Deskriptor HOG dari sampel Warna Alami dengan 12 X pencelupan dengan pengunci Tawa menghasilkan Analisa statistik dengan nilai Rata-rata 0.1543, Standar Deviasi: 0.0625, Nilai Minimum: 0.0022, dan Nilai Maksimum: 0.3148. Dari analisis warna yang dihasilkan dari pewarna alami daun Ketapang dengan 12 Kali pencelupan dengan pengunci Tawas menghasilkan 5 (lima) warna dominan yang ditemukan dalam gambar kain hasil pewarnaan yaitu: 1) Warna coklat muda, 2) Warna coklat gelap, 3) Warna coklat kemerahan, 4) Warna abu-abu muda, 5) Warna coklat keabu-abuan. Hal ini menunjukkan bahwa proses pewarnaan dari daun Ketapang dengan pengunci Tawas menghasilkan nusansa Coklat dengan variasi keabu-abuan.

**5.2 Saran**

Hasil analisis dilakukan dengan sampel pewarna alami dari daun Ketapang dengan pengunci Tawas. Untuk mendapatkan warna lain yang dihasilkan oleh daun Ketapang perbandingan dilakukan dengan pengunci Tawas, dilakukan untuk pengunci Kapus dan Tunjung sehingga kombinasi warna yang dihasilkan lebih banyak dan proses pembelajaran dari dataset yang dihasilkan bisa lebih lengkap.



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Dwingga, “Pemanfaatan Daun Ketapang (*Terminalia Catappa*) Menjadi Zat Warna Alami Tekstil dengan Menggunakan Variasi Pelarut,” *Skripsi. Politeknik Negeri Sriwijaya, Palembang.*, 2015.
- [2] B. A. G. De Melo, F. L. Motta, and M. H. A. Santana, “Humic acids: Structural properties and multiple functionalities for novel technological developments,” 2016. doi: 10.1016/j.msec.2015.12.001.
- [3] S. A. Jansen *et al.*, “Structural modeling in humic acids,” *Materials Science and Engineering C*, vol. 4, no. 3, 1996, doi: 10.1016/S0928-4931(96)00151-8.
- [4] H. D. Hung *et al.*, “CHEMICAL CONSTITUENTS FROM THE LEAVES OF TERMINALIA CATAPPA L. (COMBRETACEAE),” *Vietnam J Sci Technol*, vol. 60, no. 4, 2022, doi: 10.15625/2525-2518/15972.
- [5] “Extraction of Tannin From Ketapang Leaves (*Terminalia catappa* Linn),” 2020. doi: 10.11594/nstp.2020.0530.
- [6] E. López-Hernández, E. Ponce-Alquicira, F. Cruz-Sosa, and I. Guerrero-Legarreta, “Characterization and stability of pigments extracted from *Terminalia catappa* leaves,” *J Food Sci*, vol. 66, no. 6, 2001, doi: 10.1111/j.1365-2621.2001.tb15182.x.
- [7] K. Madhavan, Y. Rukayadi, and N. A. A. Mutalib, “Phytochemical Constituents and Toxicity Analysis of Ethanolic Ketapang (*Terminalia catappa* L.) Leaf Extract,” *Malaysian Applied Biology*, vol. 52, no. 3, 2023, doi: 10.55230/mabjournal.v52i3.2685.
- [8] R. M. Faisal and A. Chafidz, “Extraction of Natural Dye from Ketapang Leaf (*Terminalia catappa*) for Coloring Textile Materials,” in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019. doi: 10.1088/1757-899X/543/1/012074.
- [9] M. Krisnawati, I. W. N. Cahyani, O. Paramita, and A. Kusumastuti, “Textile natural dye powder of *Terminalia catappa* leaves,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2022. doi: 10.1088/1755-1315/969/1/012038.
- [10] P. S. Kumarmath, A. Kawatal, and K. Nimbargi, “A Review On Extraction Of Dye From *Terminalia catappa* Hull: A Substitute To Synthetic Dyes,” *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR)*, vol. 9, no. 2, 2022.
- [11] H. Purnama, W. Eriani, and N. Hidayati, “Natural dye extraction from tropical almond (*Terminalia catappa* Linn) leaves and its characterization,” in *AIP Conference Proceedings*, 2019. doi: 10.1063/1.5112470.
- [12] Q. Guo, Y. Su, and T. Hu, “Data Preprocessing and Feature Extraction,” in *LiDAR Principles, Processing and Applications in Forest Ecology*, 2023. doi: 10.1016/b978-0-12-823894-3.00005-0.
- [13] A. Jovano, M. I. Rosadi, and C. B. Sanjaya, “Klasifikasi jenis penyakit daun anggur menggunakan metode ekstraksi fitur glcm dan neural network,” *NJCA (Nusantara Journal of Computers and Its Applications)*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [14] S. Suhendri, F. Muhammad Muharam, and K. Aelani, “IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) UNTUK KLASIFIKASI JENIS DAUN MANGGA MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX,” *KOPERTIP: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, vol. 1, no. 3, 2017, doi: 10.32485/kopertip.v1i03.22.
- [15] B. E. Cahyono, A. T. Nugroho, and I. W. Maulinida, “Klasifikasi Jenis Biji Kopi dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM),” *TEKNOTAN*, vol. 16, no. 3, 2023, doi: 10.24198/jt.vol16n3.9.
- [16] S. A. Rosiva Srg, M. Zarlis, and W. Wanayumini, “Identifikasi Citra Daun dengan GLCM (Gray Level Co-Occurence) dan K-NN (K-Nearest Neighbor),” *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 2, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i2.1572.
- [17] A. Ehsanirad and S. K. Y. H, “Leaf recognition for plant classification using GLCM and PCA methods,” *Oriental Journal of Computer Science & technology*, vol. 3, no. 1, 2010.
- [18] Z. Abidin, Y. Fredyatama, P. Teknik Informasi, S. K. Tinggi Teknik Pati Jl Raya Pati-Trangkil, and P. Jawa Tengah, “Klasifikasi Daun Empon-Empon Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Algoritma K-NN,” *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, vol. 18, no. 02, 2021.

- [19] W. Zheng, “Current Technologies and Applications of Digital Image Processing,” *Journal of Biomedical and Sustainable Healthcare Applications*, 2023, doi: 10.53759/0088/jbsha202303002.
- [20] A. Baskar, M. Rajappa, S. K. Vasudevan, and T. S. Muruges, *Digital Image Processing*. 2023. doi: 10.1201/9781003217428.
- [21] A. Kontostathis and W. M. Pottenger, “A framework for understanding Latent Semantic Indexing (LSI) performance,” *Inf Process Manag*, vol. 42, no. 1 SPEC. ISS, 2006, doi: 10.1016/j.ipm.2004.11.007.
- [22] M. Wang, J. Wang, and Y. S. Wang, “Multi-scale algorithm of texture feature extraction based on gray-level co-occurrence matrix,” *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, vol. 31, no. 10, 2016, doi: 10.3788/YJYXS20163110.0967.
- [23] a Gebejes, E. M. Master, and a Samples, “Texture Characterization based on Grey-Level Co-occurrence Matrix,” *Conference of Informatics and Management Sciences*, 2013.
- [24] S. K. P.S and D. V.S, “Extraction of Texture Features using GLCM and Shape Features using Connected Regions,” *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 8, no. 6, 2016, doi: 10.21817/ijet/2016/v8i6/160806254.
- [25] S. Suhendri and P. Rahayu, “Metode Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Jenis Daun Jambu Air Menggunakan Algoritma Neural Network,” *Journal of Information Technology*, vol. 1, no. 1, 2019, doi: 10.47292/joint.v1i1.4.
- [26] A. Suresh and K. L. Shunmuganathan, “Image texture classification using gray level co-occurrence matrix based statistical features,” *European Journal of Scientific Research*, vol. 75, no. 4, 2012.
- [27] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. Gurukumar, “Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach,” *International Journal of Scientific & Research Publication*, vol. 3, no. 5, 2013.
- [28] D. H. Zulfikar, “Keamanan Pesan Rahasia Menggunakan Steganografi DCT (Discrete Cosine Transform) pada Citra JPEG,” *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, vol. 9, no. 2, 2019, doi: 10.36982/jig.v9i2.585.
- [29] A. S. Aghav and P. N. S. Narkhede, “Application-oriented approach to Texture feature extraction using Grey Level Co-occurrence Matrix ( GLCM ),” *International Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 4, no. 5, 2017.
- [30] E. Toshikj and B. Prangoski, “Grey level co-occurrence matrix (GLCM) for textile print analysis,” *Tekstilna industrija*, vol. 70, no. 4, 2022, doi: 10.5937/tekstind2204034t.
- [31] S. Aouat, I. Ait-hammi, and I. Hamouchene, “A new approach for texture segmentation based on the Gray Level Co-occurrence Matrix,” *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 16, 2021, doi: 10.1007/s11042-021-10634-4.
- [32] W. K. Mutlag, S. K. Ali, Z. M. Aydam, and B. H. Taher, “Feature Extraction Methods: A Review,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1591/1/012028.
- [33] Y. Zhao, Z. Zhang, H. Zhu, and J. Ren, “Quantitative Response of Gray-Level Co-Occurrence Matrix Texture Features to the Salinity of Cracked Soda Saline–Alkali Soil,” *Int J Environ Res Public Health*, vol. 19, no. 11, 2022, doi: 10.3390/ijerph19116556.
- [34] M. Zare and N. M. Nouri, “Novel feature extraction of underwater targets by encoding hydro-acoustic signatures as image,” *Applied Ocean Research*, vol. 138, 2023, doi: 10.1016/j.apor.2023.103627.
- [35] A. Sinaga, “Optical Systems and Digital Image Acquisition,” *Jurnal Insitusi Politeknik Ganesha Medan Juripol*, vol. 1, no. 1, 2018.
- [36] M. A. Sutton, “Digital Image Correlation for Shape and Deformation Measurements,” 2008. doi: 10.1007/978-0-387-30877-7\_20.