

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Kain Tapis Lampung

Kain tapis adalah kerajinan khas Provinsi Lampung yang diturunkan dari generasi ke generasi yang lahir sebagai sarana dalam menyelaraskan kehidupan masyarakat pada lingkungan sekitar maupun pada Sang Pencipta. Awalnya, kain tapis merupakan pakaian wanita Lampung yang menyerupai sarung dan dibuat dengan kain hasil tenun benang kapas (biasanya dengan motif alam, flora, dan fauna) yang disulam (di daerah Lampung dikenal dengan istilah cucuk) menggunakan benang emas dan perak. Kain tapis biasa digunakan mulai dari pinggang hingga ke bawah. Kain ini dibuat menggunakan peralatan tradisional dan sederhana yang dikerjakan langsung oleh para pengrajin wanita (ibu rumah tangga atau gadis/muli) dengan tujuan mengisi waktu senggang mereka. Selain menjadi kegiatan sehari-hari, makna dari pembuatan kain tapis juga dilakukan untuk memenuhi kewajiban dalam adat istiadat yang dianggap sakral.

Menurut Van der Hoop, sejak abad ke-2 masehi masyarakat Lampung telah menenun kain brokat atau yang biasa disebut *nampan* (tampan) dan kain pelepat. Motif-motif dari kedua hasil tenunan ini yaitu motif pengait dengan kunci (*key and rhomboid shape*), pohon hayat, bangunan yang berisi roh manusia yang telah meninggal, binatang, matahari, bulan, serta bunga melati. Setelah melewati kurun waktu yang cukup lama, akhirnya lahir kain tapis Lampung dan menjadi bagian dari kerajinan khas Lampung.

Kain tapis Lampung terus mengalami perkembangan, yaitu dari teknik pembuatannya hingga motifnya. Hiasan pada kain tapis juga memiliki kesamaan unsur dengan ragam hias dari daerah lain di Indonesia. Kesamaan unsur ini disebabkan oleh pengaruh tradisi Neolithikum yang banyak ditemukan

di Indonesia. Selain terpengaruh oleh tradisi Neolithikum, perkembangan kain tapis juga dipengaruhi oleh akulturasi budaya yang berintegrasi secara utuh yang kemudian melahirkan beragam motif baru yang khas dan unik. Kebudayaan-kebudayaan yang mempengaruhi perkembangan kain tapis Lampung, yaitu kebudayaan Dongson dari daratan Asia, Hindu-Budha, Islam, dan Eropa. Dan seiring berjalannya waktu, kain tapis menjadi salah satu komoditi Lampung dengan nilai ekonomis yang cukup tinggi.

Berdasarkan jenis, asal, dan cara pemakaiannya, kain tapis biasa dipakai oleh masyarakat suku Lampung Pepadun dan Saibatin yang terdiri atas: tapis Lampung dari Pesisir, Pubian Telu Suku, Sungai Way Kanan, Tulang Bawang Mego Pak, dan dari Abung Siwo Mego. Sedangkan menurut pemakaiannya kain tapis Lampung dibedakan menjadi beberapa jenis, yaitu :

- a) Tapis jung sarat, yang digunakan oleh pengantin wanita dengan adat Lampung pada saat upacara pernikahan adat dan dapat digunakan oleh para istri keluarga yang lebih tua saat hadir dalam upacara pengambilan gelar, pengantin, dan gadis penari pada upacara adat.
- b) Tapis raja tunggal, digunakan oleh istri keluarga paling tua (tuho penimbang) saat upacara pernikahan adat dan pengambilan gelar pangeran dan sutan, sedangkan di daerah Abung Lampung Utara, tapis raja tunggal digunakan oleh para gadis untuk hadir ke upacara adat.
- c) Tapis raja medal, digunakan para istri paling tua (tuho penimbang) pada upacara pernikahan adat dan pengambilan gelar pangeran dan sutan. Sedangkan untuk daerah Abung Lampung Utara, jenis ini dipakai oleh pengantin wanita saat upacara pernikahan.
- d) Tapis laut andak, digunakan oleh kelompok gadis penari saat acara adat cangget dan dapat digunakan oleh anak benulung (istri dari adik) yang menjadi pengiring dalam upacara pengambilan gelar sutan serta dapat digunakan juga oleh menantu perempuan saat acara pengambilan gelar sutan.
- e) Tapis balak, digunakan oleh adik perempuan dan para istri anak dari seorang yang mengambil gelar pangeran saat upacara pengambilan gelar

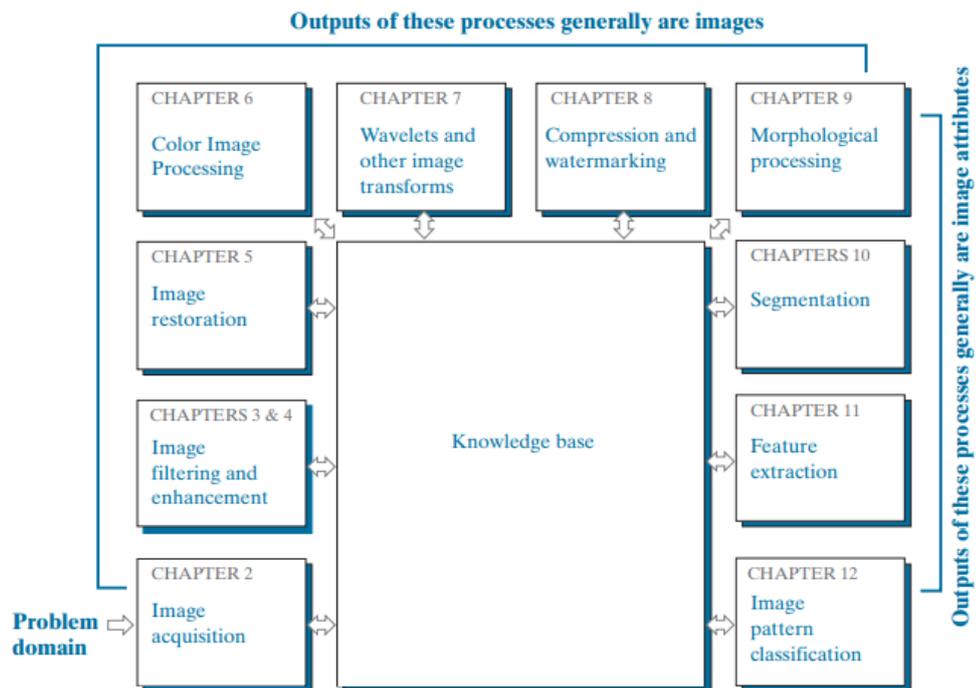
atau pada upacara pernikahan, serta dapat digunakan oleh para gadis penari upacara adat.

- f) Tapis silung, digunakan oleh para orang tua yang masuk ke golongan keluarga dekat saat upacara adat berlangsung.
- g) Tapis laut linau, digunakan oleh keluarga jauh dari istri saat menghadiri upacara adat, para gadis pengiring pengantin saat upacara turun mandi pengantin serta oleh gadis penari (muli cangget).
- h) Tapis pucuk rebung, digunakan oleh istri-istri dalam mengikuti upacara adat. Di daerah Menggala tapis ini disebut juga tapis balak yang digunakan oleh wanita saat mengikuti upacara adat.
- i) Tapis cucuk andak, digunakan kelompok istri keluarga penyimbang (kepala adat/suku) yang telah bergelar sutan dalam mengikuti upacara pernikahan dan pengambilan gelar adat. Di daerah Lampung Utara tapis jenis ini digunakan oleh pengantin wanita dalam upacara pernikahan adat dan di daerah Abung Lampung Utara tapis jenis ini digunakan oleh para ibu pengiring pengantin.
- j) Tapis limar sekebar, digunakan oleh istri-istri dalam menghadiri pesta adat dan gadis pengiring pengantin dalam acara adat.
- k) Tapis cucuk pinggir, digunakan oleh kelompok istri dalam menghadiri pesta adat dan digunakan juga oleh gadis pengiring pengantin.
- l) Tapis tuho, digunakan oleh seorang istri yang menemani suaminya saat mengambil gelar sutan, para orang tua (mepahao) yang mengambil gelar sutan, dan istri sutan dalam mengikuti upacara pengambilan gelar keluarga dekatnya.
- m) Tapis agheng/areng, digunakan oleh istri yang bersuamikan sutan saat upacara pengarakan cakak pepadun/pengambilan gelar dan juga digunakan pengantin sebagai pakaian sehari-hari.
- n) Tapis inuh merupakan kain tapis yang biasa digunakan saat mengikuti upacara adat dan berasal dari Krui, Lampung Barat.
- o) Tapis dewosono digunakan oleh pengantin wanita saat menghadiri upacara adat untuk daerah Menggala serta Kota Bumi.

- p) Tapis kaca digunakan oleh para wanita sewaktu hadir pada upacara adat dan juga digunakan wanita pengiring pengantin sewaktu upacara adat. Di daerah Pardasuka Lampung Selatan, tapis ini digunakan oleh para lelaki saat upacara adat.
- q) Tapis bintang ini digunakan oleh para pengantin wanita sewaktu upacara adat.
- r) Tapis bidak cukkil adalah tapis yang digunakan oleh laki-laki saat hadir dalam upacara-upacara adat.
- s) Tapis bintang perak digunakan sewaktu upacara-upacara adat digelar dan berasal dari daerah Menggala, Lampung Utara. [7]

2.1.2 Pengolahan Citra Digital

Citra (*image*) merupakan definisi dari sebuah bentuk fungsi dua dimensi yaitu $f(x, y)$ dimana (x, y) adalah koordinat spasial dan $f(x, y)$ sendiri adalah nilai intensitas warna atau tingkat keabuan citra pada titik (x, y) . Sedangkan pengolahan citra digital (*digital image processing*) merupakan ilmu atau bidang yang mengacu pada pengolahan citra digital dengan menggunakan sebuah komputer dimana yang menjadi *input* dan *ouput* saat pemrosesannya adalah citra [8]. Citra digital disini adalah citra yang terdiri dari sejumlah anggota yang terbatas dimana masing-masing anggota memiliki lokasi dan nilai tertentu. Anggota citra digital ini disebut sebagai *pixel*. Dasar-dasar atau metode yang dapat diterapkan pada sebuah citra sesuai dengan tujuan tertentu dapat dilihat pada Gambar 2.1.



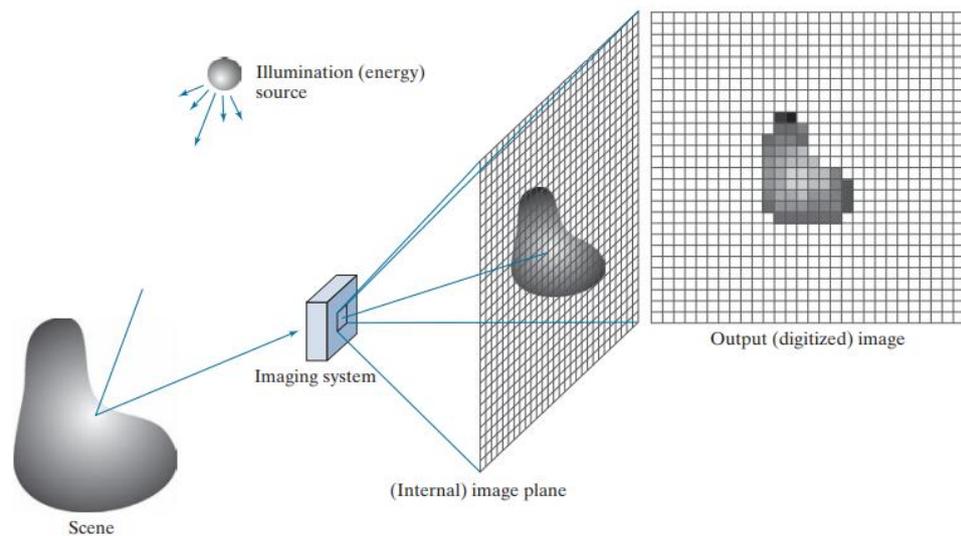
Gambar 2.1 Fundamental pada pengolahan citra digital

(Sumber: R. Gonzales and R. Woods, *Digital Image Processing 4th Edition Global Edition*, Pearson, 2018)

Berikut adalah penjelasan untuk Gambar 2.1 yang merupakan fundamental pada pengolahan citra digital :

a) *Image acquisition*

Image acquisition (akuisisi citra) ialah tahapan pertama pada Gambar 2.1 dimana proses ini adalah proses pengambilan atau pemindaian citra analog sehingga diperoleh citra digital dengan proses *sampling* yang merupakan proses mendigitalisasi koordinat citra yang akan memberikan ukuran citra dan *quantization* yang merupakan proses mendigitalisasi intensitas sinyal objek pada koordinat citra (nilai pada setiap *pixel*). Ilustrasi dari proses akuisisi citra digambarkan pada Gambar 2.2 berikut :



Gambar 2.2 Ilustrasi dari proses akuisisi citra

(Sumber: R. Gonzales and R. Woods, *Digital Image Processing 4th Edition Global Edition*, Pearson, 2018)

Pada Gambar 2.2 merupakan proses akuisisi citra yang dimana dilakukan pemetaan terhadap *scene* (pandangan) menggunakan sensor yang kemudian dilakukan proses *sampling* dan kuantisasi. Proses digitalisasi yang dilakukan pada proses *sampling* dan kuantisasi merupakan proses representasi citra digital secara numerik dengan nilai-nilai diskrit. Pada umumnya, citra digital memiliki bentuk persegi panjang dengan panjang dan lebar dan biasa dinyatakan dalam bentuk matriks $M \times N$ yang berisikan nilai numerik dari $f(x,y)$ yang akan ditunjukkan pada Persamaan 2.1 berikut :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Dimana :

M = banyaknya baris pada array citra

N = banyaknya kolom pada array citra [8]

Terdapat tiga jenis citra digital, yakni citra RGB, citra *grayscale*, dan citra biner. Citra RGB adalah citra yang memiliki tiga komponen yaitu *red*, *green*, dan *blue* dengan kedalaman pikselnya adalah 24 bit dimana setiap komponen warnanya panjang nilainya adalah 8 bit yaitu berkisar antara 0 sampai 255. Citra *grayscale* ialah citra yang hanya memiliki satu komponen warna yang panjangnya 8 bit dengan kemungkinan intensitas warnanya dimulai dari 0 (hitam) hingga 255 (putih). Citra biner adalah citra yang dikuantisasi hanya pada dua level, yaitu 0 dan 1 dimana setiap pikselnya hanya direpresentasikan dengan 1 bit (bit 0 berarti hitam dan bit 1 berarti putih) [9].

b) *Image enhancement*

Image enhancement (perbaikan kualitas citra) pada Gambar 2.1 merupakan proses memanipulasi citra guna menciptakan citra yang lebih baik dan lebih cocok untuk sebuah aplikasi tertentu [8].

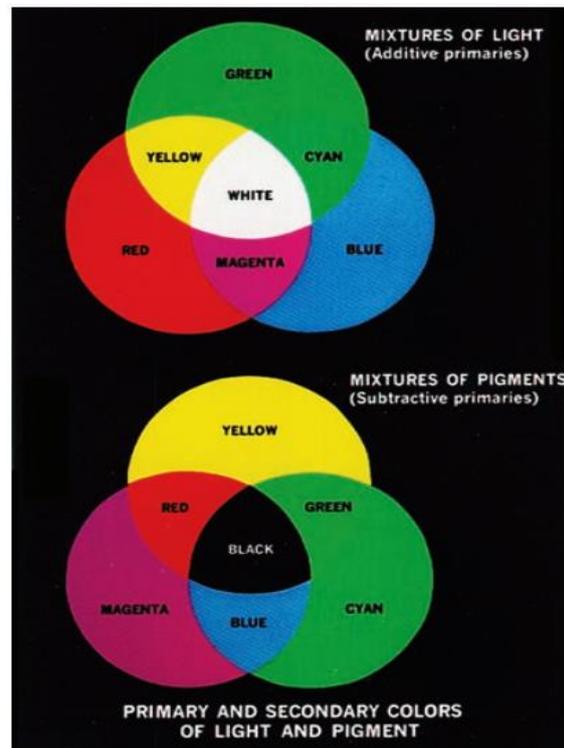
c) *Image restoration*

Image restoration (restorasi citra) pada Gambar 2.1 merupakan proses peningkatan tampilan citra dimana pada *image restoration* bersifat lebih objektif karena cenderung didasarkan pada model degradasi citra [8].

d) *Color image processing* (pemrosesan citra berwarna)

Color image processing (pemrosesan citra berwarna) pada Gambar 2.1 merupakan proses yang penting dalam pengolahan citra digital karena dengan warna akan memudahkan dalam mengidentifikasi sebuah objek. Selain itu manusia juga dapat membedakan ribuan warna dan intensitas. Warna dapat dilihat karena terdapat pantulan cahaya dari sebuah objek. Terdapat dua jenis cahaya yaitu cahaya akromatik (tidak berwarna hanya menggunakan intensitas dari tingkat keabuan / *grayscale*) dan cahaya kromatik (berdasarkan panjang gelombang yaitu 400-700 nm) yang memiliki tiga satuan dalam mendeskripsikan kualitas cahaya yaitu *radiance* (jumlah energi yang terpancar), *luminance* (jumlah energi yang diterima dari sumber cahaya), dan *brightness*. Terdapat dua warna dari

cahaya, yaitu warna primer dan warna sekunder dimana warna primer terdiri dari *red* (R), *green* (G), dan *blue* (B) dan warna sekunder terdiri dari *magenta* (R+B), *cyan* (G+B), dan *yellow* (R+G) sedangkan untuk gabungan dari warna primer akan membentuk warna putih, ilustrasi percampuran warna yang lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 2.3 [8].



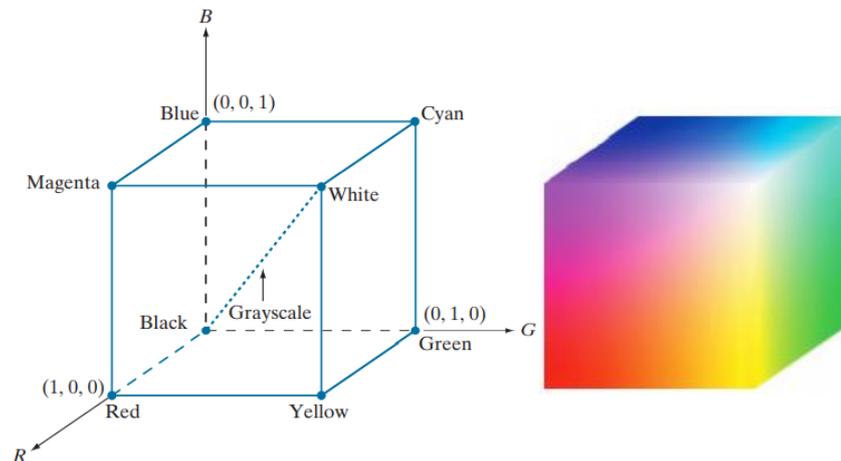
Gambar 2.3 Warna primer dan sekunder dari cahaya dan pigmen

(Sumber: R. Gonzales and R. Woods, *Digital Image Processing 4th Edition Global Edition*, Pearson, 2018)

Untuk mengatasi adanya spesifikasi warna dalam bentuk standar maka terbentuklah ruang warna / model warna. Gonzales dan Woods (2018) mendefinisikan ruang warna (sistem warna / model warna) menjadi suatu spesifikasi sistem koordinat dan suatu sub-ruang pada sistem tersebut dimana masing-masing warnanya dinyatakan pada satu titik didalamnya. Terdapat beberapa model warna yang biasa digunakan, yaitu :

1) Model warna RGB

RGB (*red, green, blue*) merupakan sistem warna pencahayaan dengan warna-warna primernya, yaitu *red, green, dan blue* dimodelkan dalam kubus RGB seperti Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Kubus RGB

(Sumber: R. Gonzales and R. Woods, *Digital Image Processing 4th Edition Global Edition*, Pearson, 2018)

Untuk citra yang direpresentasikan dalam model warna RGB (citra RGB) terdiri dari tiga komponen gambar (merah, hijau, biru) dimana saat dimasukkan ke monitor RGB ketiga gambar ini akan bergabung di layar dan menghasilkan citra yang berwarna. Model warna ini biasa digunakan pada perangkat komputer [8].

2) Model warna CMY dan CMYK

Model warna CMY (*cyan, magenta, yellow*) adalah model warna yang berhubungan dengan model warna RGB. Hubungan keduanya dapat dilihat pada Persamaan 2.2 berikut ini :

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

R, G, dan B dalam Persamaan 2.2 adalah nilai warna yang telah dinormalisasi dengan jangkauan [0, 1]. Berdasarkan Gambar 2.3 mengenai warna primer dan sekunder pada cahaya dan pigmen

terlihat bahwa percampuran antara pigmen primer yaitu *cyan*, *magenta*, dan *yellow* dengan jumlah yang seimbang akan menghasilkan warna hitam. Namun pada praktiknya jarang ditemukan tinta *cyan*, *magenta*, dan *yellow* yang berwarna murni kemudian percampuran ketiganya pada pencetakan menghasilkan warna cokelat seperti lumpur, sehingga untuk menghasilkan warna hitam yang sejati (warna dominan dalam cetakan) warna hitam ditambahkan dan menjadi warna keempat dengan lambang K sehingga muncul model warna CMYK. Kedua model warna ini populer bagi dunia pencetakan [8].

3) Model warna HSI

Model warna HSI adalah model warna yang merepresentasikan warna berdasarkan hasil interpretasi manusia. HSI merupakan kependekan dari *hue*, *saturation*, dan *intensity*. *Hue* adalah deskripsi dari warna murni, *saturation* merupakan derajat jumlah warna murni yang tercampur dengan warna putih, dan *intensity* adalah gabungan informasi warna *hue* dan *saturation* [8].

4) Model warna *grayscale*

Model warna *grayscale* adalah model warna yang menyimpan yang hanya memiliki satu komponen warna yang panjangnya 8 bit dengan kemungkinan intensitas warnanya dimulai dari 0 (hitam) hingga 255 (putih). Model warna ini juga memiliki hubungan dengan model warna RGB. Untuk mendapatkan warna *grayscale* dapat melakukan konversi dari RGB ke *grayscale* dengan Persamaan 2.3 [10].

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.144B \quad (2.3)$$

Keterangan:

Y = citra *grayscale*

R = nilai dari komponen warna R pada RGB

G = nilai dari komponen warna G pada RGB

B = nilai dari komponen warna B pada RGB

e) *Wavelet transform*

Wavelet transform pada Gambar 2.1 dalam pengolahan citra digital dapat digunakan untuk merepresentasikan informasi waktu dan frekuensi suatu sinyal yang baik dimana *wavelet transform* ini dapat diterapkan pada bidang kompresi, *filtering*, dan analisis tekstur [8].

f) *Compression* (pemampatan)

Compression (pemampatan) pada Gambar 2.1 merupakan teknik dalam mengurangi ukuran sebuah citra. Contoh metode pemampatan citra adalah metode JPEG (*Joint Photographic Experts Group*) [8].

g) *Morphological processing*

Morphological processing pada Gambar 2.1 merupakan bagian yang mencakup mengenai *tools* untuk komponen ekstraksi citra yang berguna dalam merepresentasikan dan mendeskripsikan sebuah bentuk [8].

h) *Segmentation* (segmentasi)

Segmentation (segmentasi) pada Gambar 2.1 merupakan metode dalam mempartisi gambar menjadi beberapa bagian atau objek penyusun. Proses ini dilakukan dengan tujuan untuk memisahkan objek (*foreground*) dengan *background* [8].

i) *Feature extraction* (ekstraksi fitur)

Feature extraction (ekstraksi fitur) pada Gambar 2.1 merupakan metode yang dilakukan dengan tujuan untuk menemukan fitur dari citra, wilayah (*region*), atau batas (*boundary*) [8].

j) *Image pattern classification*

Image pattern classification pada Gambar 2.1 merupakan proses memberikan label pada sebuah objek berdasarkan deskripsi fiturnya. Tahap ini merupakan tahapan utama dalam pengenalan [8].

Poin-poin diatas merupakan penjelasan dari fundamental yang ada pada pengolahan citra digital dan dapat diterapkan sesuai dengan tujuan yang diinginkan.

2.1.3 Ekstraksi Fitur

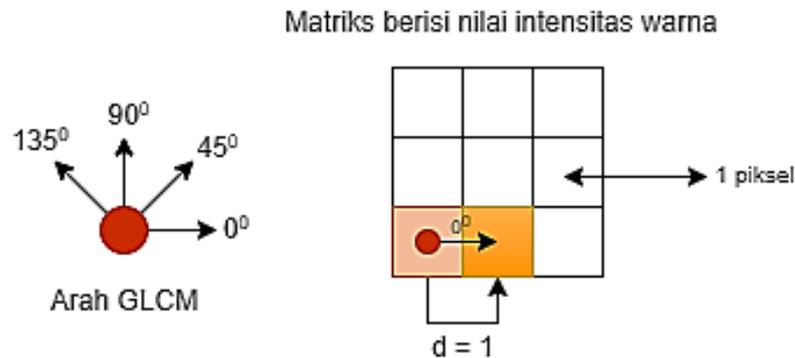
Ekstraksi fitur terdiri dari dua proses yaitu deteksi fitur dan deskripsi fitur. Deteksi fitur mengacu pada proses menemukan fitur dalam citra, wilayah, maupun batas sedangkan deskripsi fitur merupakan proses memberikan atribut kuantitatif pada fitur yang terdeteksi [8]. Pada penelitian ini akan dilakukan dua proses ekstraksi yaitu terhadap tekstur dan warna.

2.1.3.1 Ekstraksi fitur tekstur

Pengertian tekstur adalah keteraturan berbagai pola yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital [11]. Ekstraksi fitur tekstur merupakan pendekatan yang penting untuk mendapatkan deskripsi sebuah citra. Gonzales dan Woods (2018) membagi dua pendekatan dalam menganalisis tekstur citra, yaitu pendekatan statistik dan pendekatan spektral. Pendekatan statistik akan menghasilkan karakterisasi dari tekstur (halus, kasar, berbutir, dan sebagainya) sedangkan pendekatan spektral didasarkan pada properti spektrum Fourier yang digunakan untuk mendeteksi periodisitas global dalam gambar dengan mengidentifikasi puncak sempit berenergi tinggi pada spektrumnya [8]. Tekstur yang terdapat pada citra merupakan tekstur alami dan bersifat acak. Oleh karena itu, metode yang sesuai untuk digunakan adalah analisis berdasarkan pendekatan statistik [12].

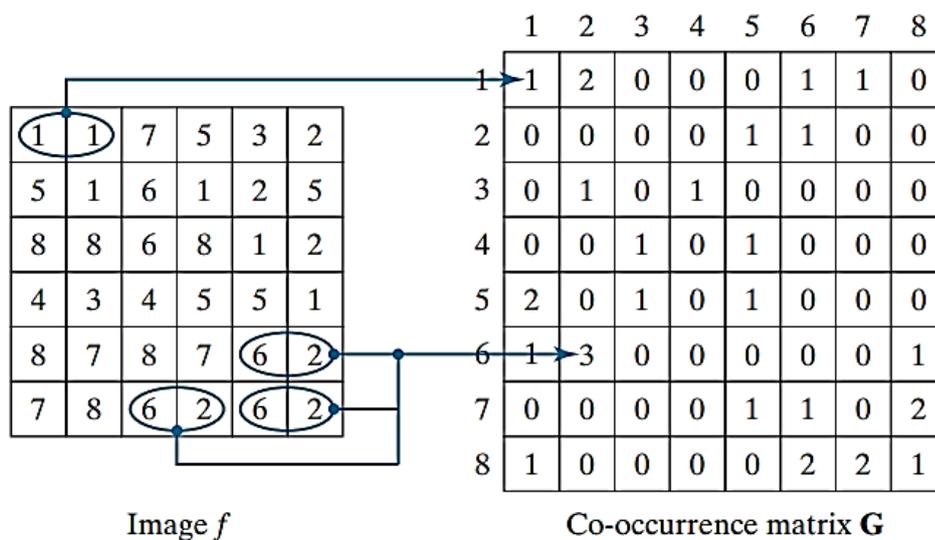
Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode ekstraksi ciri tekstur orde dua dari sebuah citra dengan pendekatan statistik yang menggunakan hubungan ketetanggaan antara piksel citra dengan orientasi arah (θ) dan jarak spasial (d) [13]. GLCM berbentuk matriks dua dimensi dengan baris dan kolomnya merupakan jumlah aras keabuan pada citra yang didapatkan dari citra *grayscale*. Elemen pada matriks GLCM adalah nilai probabilitas kemunculan dari pasangan piksel dengan intensitas tertentu pada jarak (d) dan orientasi arah (θ) tertentu pada citra. Jarak d dinyatakan dalam bentuk piksel

sedangkan orientasi sudut dibentuk berdasarkan empat arah sudut, yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Ilustrasi dari GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Ilustrasi arah dan jarak pada GLCM

Pada Gambar 2.5 merupakan ilustrasi dari GLCM dimana matriks GLCM menghitung nilai piksel yang berpasangan dan memiliki sebuah nilai intensitas warna. Piksel berpasangan ditentukan oleh jarak (d) dan orientasi arah (θ). Sebagai contoh misalnya terdapat matriks 6×6 yang merupakan matriks yang berisi nilai intensitas 1 sampai 8 maka akan terbentuk matriks GLCM yang akan terbentuk adalah matriks 8×8 yang didapatkan jarak (d) dan orientasi arah (θ) untuk pembentukannya dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Contoh proses pembentukan matriks GLCM dengan $d=1$ dan $\theta=0^\circ$

(Sumber: R. Gonzales and R. Woods, Digital Image Processing 4th Edition Global Edition, Pearson, 2018)

Pada Gambar 2.6 menunjukkan bagaimana pembentukan matriks GLCM. Berikut adalah langkah-langkah membentuk matriks GLCM secara berurutan [8]:

- 1) Menentukan koordinat (x, y) pada matriks GLCM untuk mendapatkan arah yang akan dihitung.
- 2) Menghitung elemen GLCM yang merupakan frekuensi kemunculan nilai pasangan intensitas piksel sesuai dengan jarak dan arah yang ditetapkan.
- 3) Menghitung nilai probabilitas dari setiap elemen matriks GLCM dengan membagi setiap elemen dengan jumlah seluruh elemen matriks GLCM (normalisasi).

Setelah matriks GLCM terbentuk, akan didapatkan fitur-fitur tekstur menggunakan beberapa persamaan. Berikut adalah fitur-fitur yang dapat diperoleh dengan matriks GLCM [8] :

- 1) *Correlation*, digunakan dalam menghitung korelasi/hubungan antara suatu piksel terhadap piksel tetangga dari keseluruhan citra dengan Persamaan 2.4 sampai dengan Persamaan 2.8

$$Correlation = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{(i - \mu_i) \times (j - \mu_j) \times P(i, j)}{\sigma_i \times \sigma_j} \quad (2.4)$$

Dengan :

$$\mu_i = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} i \times p(i, j) \quad (2.5)$$

$$\mu_j = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} j \times p(i, j) \quad (2.6)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i - \mu_i)^2 P(i, j)} \quad (2.7)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (j - \mu_j)^2 P(i, j)} \quad (2.8)$$

Keterangan :

$P(i, j)$ = nilai probabilitas kemunculan pasangan nilai intensitas pada baris ke- i dan kolom ke- j pada matriks GLCM

i = nomor baris letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

j = nomor kolom letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

μ_i = rata-rata dari nilai baris

μ_j = rata-rata dari nilai kolom

σ_i = standar deviasi dari baris

σ_j = standar deviasi dari kolom

- 2) *Contrast*, digunakan untuk menghitung intensitas kontras antara piksel dan tetangganya pada citra dengan Persamaan 2.9.

$$Contrast = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i - j)^2 P(i, j) \quad (2.9)$$

Keterangan:

$P(i, j)$ = jumlah probabilitas kemunculan pasangan nilai intensitas pada baris ke- i dan kolom ke- j pada matriks GLCM

i = nomor baris letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

j = nomor kolom letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

- 3) *Energy*, digunakan untuk mengukur keseragaman pada citra dengan menggunakan Persamaan 2.10.

$$Energy = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j)^2 \quad (2.10)$$

Keterangan:

$P(i, j)$ = jumlah probabilitas kemunculan pasangan nilai intensitas pada baris ke- i dan kolom ke- j pada matriks GLCM

i = nomor baris letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

j = nomor kolom letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

- 4) *Homogeneity*, digunakan untuk mengukur keseragaman variasi intensitas dalam citra yang dilakukan dengan Persamaan 2.11.

$$Homogeneity = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{P(i,j)}{1 + |i - j|^2} \quad (2.11)$$

Keterangan:

$P(i, j)$ = jumlah probabilitas kemunculan pasangan nilai intensitas pada baris ke- i dan kolom ke- j pada matriks GLCM

i = nomor baris letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

j = nomor kolom letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

- 5) *Entropy*, digunakan untuk menghitung ketidakseragaman aras keabuan dalam citra yang dapat dihitung dengan Persamaan 2.12.

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j) \log_2 P(i, j) \quad (2.12)$$

Keterangan:

$P(i, j)$ = jumlah probabilitas kemunculan pasangan nilai intensitas pada baris ke- i dan kolom ke- j pada matriks GLCM

i = nomor baris letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

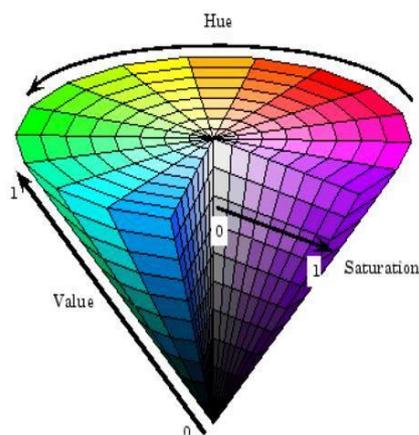
j = nomor kolom letak kemunculan $P(i, j)$ pada matriks GLCM

2.1.3.2

2.1.3.3 Ekstraksi fitur warna

Seperti pada penjelasan sebelumnya bahwa warna sangatlah penting dalam pengolahan citra digital karena dengan warna akan memudahkan dalam mengidentifikasi sebuah objek. Untuk menyediakan spesifikasi warna dalam bentuk standar maka terbentuklah ruang warna / model warna. Model warna HSV merupakan model warna yang merepresentasikan warna seperti interpretasi manusia yang terdiri dari tiga komponen, yaitu *hue*, *saturation*, dan *value*. *Hue* adalah warna sebenarnya berdasarkan warna dominannya, *saturation* adalah tingkat kemurnian warna berdasarkan jumlah banyaknya cahaya putih yang bercampur pada warna, dan *value* atau *brightness* adalah banyaknya cahaya yang

diterima oleh warna [4] [14]. Nilai *hue* bervariasi mulai dari 0 hingga 1 yaitu warna antara merah melalui kuning, hijau, cyan, biru, dan magenta yang kemudian kembali ke merah, nilai *saturation* bervariasi mulai dari 0 hingga 1, dimana 0 berarti tidak tersaturasi (keabuan) hingga 1 yang berarti tersaturasi penuh (tanpa komponen putih), sedangkan nilai *value* dimulai dari 0 hingga 1 yang berarti semakin besar maka semakin cerah [6]. Ketiga komponen HSV ini digambarkan melalui Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Model warna HSV

(Sumber: <https://ece-eee.mini-projects.in/a/1677-robust-unconstrained-face-detection-and-lip-localization-algorithm-using-gabor-filters.html>)

Untuk mendapatkan nilai HSV yang perlu dilakukan adalah melakukan konversi warna dari RGB ke HSV untuk mendapatkan nilai *hue*, *saturation*, dan *brightness* sebagai metode ekstraksi warna yang akan digunakan. Langkah pertama untuk melakukan konversi warna RGB ke HSV adalah melakukan normalisasi terhadap komponen RGB dengan menggunakan Persamaan 2.13 hingga Persamaan 2.15.

$$r = \frac{R}{255} \quad (2.13)$$

$$g = \frac{G}{255} \quad (2.14)$$

$$b = \frac{B}{255} \quad (2.15)$$

Keterangan :

R = nilai dari komponen warna R (*red*)

G = nilai dari komponen warna G (*green*)

B = nilai dari komponen warna B (*blue*)

Setelah melakukan normalisasi berikutnya adalah menghitung nilai *hue*, *saturation*, dan *value* dengan menggunakan Persamaan 2.16 hingga Persamaan 2.19.

$$V = \max(r, g, b) \quad (2.16)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{ jika } V = \min(r, g, b) \\ \frac{V - \min(r, g, b)}{V} & , \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.17)$$

$$H = \begin{cases} 0 & , \text{ jika } V = \min(r, g, b) \\ 60 \times \frac{(g - b)}{V - \min(r, g, b)} \text{ mod } 6 & , \text{ jika } V = r \\ 60 \times \left[2 + \frac{(b - r)}{V - \min(r, g, b)} \right] & , \text{ jika } V = g \\ 60 \times \left[4 + \frac{(r - g)}{V - \min(r, g, b)} \right] & , \text{ jika } V = b \end{cases} \quad (2.18)$$

$$H = H + 360 \quad , \quad \text{ jika } H < 0 \quad (2.19)$$

Keterangan :

H = nilai dari *hue*

S = nilai dari *saturation*

V = nilai dari *value*

r = nilai R dari yang ternormalisasi

g = nilai g dari yang ternormalisasi

b = nilai b dari yang ternormalisasi

2.1.4 Klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (k-NN)

Klasifikasi dilakukan untuk mengklasifikasikan objek ke dalam kelas tertentu berdasarkan nilai atribut yang terkait pada objek yang diamati [3]. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan algoritma klasifikasi yang tergolong dalam model *supervised learning* dimana dataset yang akan digunakan telah diidentifikasi terlebih dahulu ke dalam kelas tertentu. Metode ini melakukan klasifikasi berdasarkan data latih yang memiliki nilai jarak terdekat dengan objek yang diklasifikasi dimana nilai kedekatan ini bergantung pada fitur yang digunakan [11]. Nilai k merupakan parameter yang digunakan pada algoritma ini, dimana k mewakili banyaknya jumlah tetangga terdekat yang diambil dari data

latih untuk melakukan klasifikasi [6]. Artinya, jika jarak $k = 3$ algoritma ini akan memberikan pilihan mayoritas 3 tetangga terdekat dengan objek yang diklasifikasi. Parameter k yang terbaik untuk digunakan dalam *k-Nearest Neighbor* bergantung kepada data yang digunakan [15]. Jarak kedekatan antara data *training* dan data *testing* dihitung menggunakan metode *euclidean distance*, dimana *euclidean distance* merupakan metode yang digunakan untuk menentukan tingkat kemiripan atau pertidaksamaan dari dua vektor masukan yang dirumuskan pada Persamaan 2.20 [6].

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (f_{ik} - f_{jk})^2} \quad (2.20)$$

Keterangan :

d_{ij} = *euclidean distance* antara vektor i dan vektor j

n = jumlah fitur pada vektor

f_{ik} = nilai fitur k pada vektor i (data uji)

f_{jk} = nilai fitur k pada vektor j (data latih)

2.1.5 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode yang diterapkan guna mengukur *performance* dari sebuah proses klasifikasi. *Confusion matrix* berbentuk tabel yang berisi jumlah data baru yang terprediksi benar maupun yang salah oleh model klasifikasi [16]. Berikut adalah bentuk dari *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Gambar 3.3 dibawah ini:

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2.8 *Confusion Matrix*

(Sumber: <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>)

Pada Gambar 2.8, nilai TP (*true positive*) dan TN (*true negative*) menunjukkan jumlah kebenaran dari model dalam melakukan klasifikasi. Dimana pada umumnya, semakin besar nilai TP dan TN maka akan semakin baik pula hasil klasifikasi berdasarkan akurasi, presisi, dan *recall*. Hasil dianggap masuk *false positive* (FP) saat nilai prediksi benar (*true*) dan nilai sebenarnya salah (*false*). Sedangkan jika saat prediksi bernilai salah (*false*) dan yang sebenarnya bernilai benar (*true*), hasil ini disebut sebagai *false negative* (FN). Melalui nilai *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN) pada *confusion matrix* dapat dilakukan evaluasi untuk menilai bagaimana kinerja sebuah proses klasifikasi yaitu melalui beberapa parameter, diantaranya adalah :

- a) Akurasi, merupakan parameter hasil kinerja klasifikasi yang didapatkan berdasarkan interelasi antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya (aktual). Akurasi dihitung menggunakan Persamaan 2.21 berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.21)$$

Keterangan:

TP = Nilai *true positive* pada *confusion matrix*

TN = Nilai *true negative* pada *confusion matrix*

- b) Presisi, merupakan parameter hasil kinerja klasifikasi menunjukkan tingkat ketepatan dalam proses klasifikasi. Presisi dihitung menggunakan Persamaan 2.22 berikut:

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.22)$$

Keterangan:

TP = Nilai *true positive* pada *confusion matrix*

FP = Nilai *false positive* pada *confusion matrix*

- c) *Recall*, merupakan parameter hasil kinerja klasifikasi dalam menunjukkan tingkat keberhasilan model dalam memprediksi nilai aktual positif dengan benar. *Recall* dihitung menggunakan Persamaan 2.23 berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.23)$$

Keterangan:

TP = Nilai *true positive* pada *confusion matrix*

FN = Nilai *false negative* pada *confusion matrix*

2.1.6 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dinamis dan berorientasi objek yang diciptakan oleh Guido van Rossum yang diperkenalkan sejak tahun 1991 [17]. Python dirancang dengan baik agar dapat digunakan dan mudah dipahami untuk pemrograman dunia nyata. Sebagai bahasa yang dinamis, python dibuat dengan fleksibel dan juga sederhana. Selain itu python juga memiliki toleransi terhadap kesalahan karena walaupun terdapat kesalahan pada kode program dibuat maka akan tetap dapat dikompilasi sampai pembuat kode program menyadari kesalahan terhadap kode yang dibuat. Adapun kelebihan lain pada bahasa pemrograman ini adalah python memiliki standar *library* dengan jumlah yang banyak yang memudahkan para *programmer* untuk menyelesaikan sebuah tugas [17]. Berikut adalah beberapa *library* yang populer dan sering digunakan pada python :

- a) NumPy atau *Numerical Python* untuk menangani permasalahan angka-angka dan memiliki kemampuan untuk membuat *array* multidimensi, melakukan operasi vektor dan matriks.
- b) SciPy, merupakan *library* yang membantu untuk operasi aljabar, matriks, serta operasi matematika lainnya dan juga dapat menangani beberapa operasi yang lebih kompleks.
- c) Pandas, merupakan *library* yang membantu dalam pengolahan data dan analisis data.
- d) Scikit-learn atau sklearn merupakan *library* yang dibuat untuk kebutuhan *machine learning* dimana *library* ini dibangun diatas *library* lain yaitu *scipy*, *numpy*, dan *matplotlib*.

2.1.7 OpenCV

OpenCV adalah kependekan dari *Open Source Computer Vision* yang merupakan salah satu *library* yang dibuat *Intel Corporation*. *Library* ini merupakan *library* yang bersifat *open source* dan berisi kumpulan fungsi berbahasa C dan beberapa kelas berbahasa C++ yang mengimplementasikan algoritma pemrosesan citra dan *computer vision*. OpenCV memiliki lebih dari 2500 algoritma hasil pengoptimalan yang dapat digunakan untuk pemrosesan citra serta *computer vision*, algoritma-algoritma tersebut dapat digunakan untuk menangani masalah seperti yang berkaitan dengan pendeteksian dan pengenalan objek, pendeteksian dan pengenalan wajah manusia, pengklasifikasian gerakan objek dalam video, dan lain sebagainya. OpenCV dapat digunakan di berbagai pemrograman yaitu C++, C, Python, Java, dan MATLAB. Selain itu, *library* ini juga mendukung beberapa sistem operasi yaitu Windows, Mac OS, iOS, Linux, dan Android. [18]

2.2 Penelitian Sebelumnya

Penelitian mengenai klasifikasi citra sampai saat ini cukup banyak dibahas pada beberapa penelitian terdahulu. Namun dari sekian topik yang ada, untuk topik klasifikasi citra kain tapis Lampung masih terbatas. Walaupun demikian terdapat beberapa penelitian terdahulu dan terkait namun dengan objek serta metode yang berbeda.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Miftahus Sholihin (2018) dengan judul “*Classification of Batik Lamongan Based on Features of Color, Texture, and Shape*” yang bertujuan untuk merancang sistem yang dapat mengklasifikasikan kain batik Lamongan berdasarkan fitur warna menggunakan *color moment*, fitur tekstur dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, dan ciri bentuk dengan *moment invariant*, dan klasifikasi dengan k-NN. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa setelah melakukan tiga proses yaitu *pre-processing*, *feature extraction*, dan klasifikasi didapatkan akurasi tertinggi yaitu 90,4% saat menggunakan nilai k=6 [3].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Alda Cendekia Siregar dan Barry Ceasar Octariadi (2019) yang berjudul “*Classification of Sambas Traditional Fabric ‘Kain Lunggi’ Using Texture Feature*” dimana penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk melakukan pemilihan fitur pada kumpulan fitur untuk menentukan fitur terbaik yang dapat meningkatkan akurasi sistem pengenalan citra. Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur yang kemudian hasil ekstraksinya akan dilakukan proses pemilihan fitur dengan metode *Correlation based Feature Selection* (CFS) untuk mendapatkan fitur terbaik dan terakhir dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan metode k-NN. Dari penelitian ini didapatkan nilai akurasi sebelum *feature selection* adalah 85,18% dengan nilai k=1 sedangkan nilai akurasi setelah proses *feature selection* meningkat menjadi 88,89% dimana hasil fitur ekstraksi yang berhasil dipilih dengan CFS adalah *Angular Second Moment, Contrast, dan Correlation* [5].

Penelitian yang dilakukan oleh Friska Ayu Listya Irawan dan Nur Rokhman (2019) yang berjudul “*Classification of Tangerine (Citrus Reticulata Blanco) Quality Using Combination of GLCM, HSV, and K-NN*” dengan tujuan untuk mempercepat proses klasifikasi kualitas jeruk keprok yang biasanya dilakukan secara manual dengan memanfaatkan gabungan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), HSV, dan k-NN. Penelitian ini menghasilkan akurasi tertinggi 80% dari gabungan ekstraksi fitur GLCM dan HSV dengan pengujian nilai k = 5 pada k-NN [6].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Cahaya Jatmoko dan Daurat Sinaga (2018) dengan judul “*A Classification of Batik Lasem using Texture Feature Extraction Based on K-Nearest Neighbor*” yang bertujuan untuk membantu dalam pengenalan motif batik Lasem dengan memanfaatkan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dimana digunakan lima fitur yaitu *energy, contrast, correlation, homogeneity, dan entropy* serta metode klasifikasinya adalah dengan menggunakan k-NN. Dari penelitian ini didapatkan hasil akurasinya adalah 66,67% saat menggunakan 50 data testing dan 150 data latih [13].

Penelitian yang dilakukan oleh Johan Wahyudi dan Ihdahubbi Maulida (2019) yang berjudul “Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan GLCM dan KNN” dimana penelitian ini dilakukan dengan tujuan mempermudah dalam mengenali pola kain sasaringan yang merupakan kain tradisional Kalimantan Selatan. Penelitian ini menerapkan konsep ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan metode klasifikasinya menggunakan k-NN dan mendapatkan nilai akurasi tertingginya yaitu sebesar 63% dengan $k=1$ [19]. Rangkuman dari penelitian terdahulu serta perbedaan penelitian yang akan dilakukan dengan penelitian terdahulu dapat dilihat pada Tabel 2.1 yang merupakan tabel *state of the art*.

Tabel 2.1 Tabel *state of the art*

No	Judul	Peneliti	Tujuan	Dataset	Metode	Hasil	Perbedaan
1	<i>Classification of Batik Lamongan Based on Features of Color, Texture, and Shape</i>	Miftahus Sholihin (2018)	Merancang sistem yang dapat mengklasifikasikan kain batik Lamongan.	Batik Lamongan: slempang, pethetan, dan putihan.	<i>Color moment</i> (ekstraksi fitur warna), ciri tekstur <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM), ciri bentuk <i>moment invariant</i> , dan <i>k-Nearest Neighbor</i> .	Akurasi tertinggi yaitu 90,4% dengan k=6	Objek penelitian yang berbeda yaitu kain Tapis Lampung serta penggunaan metode <i>Hue, Saturation, Value</i> (HSV) sebagai metode ekstraksi fitur warna.
2	<i>A Classification of Batik Lasem using Texture Feature Ecxtraction Based on K-Nearest Neighbor</i>	Cahaya Jatmoko dan Daurat Sinaga (2018)	Membantu dalam pengenalan motif batik Lasem	Batik Lasem: Aseman, Kawung Baganan, Latohan, Sidomukti, dan Naga	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>k-Nearest Neighbor</i>	Akurasi tertinggi yaitu 66,67% saat menggunakan 50 data testing dan 150 data latih.	Objek penelitian yang berbeda yaitu kain Tapis Lampung serta penggunaan metode <i>Hue, Saturation, Value</i> (HSV) untuk ekstraksi ciri warna.
3	<i>Classification of</i>	Alda	Melakukan	Kain Lunggi:	<i>Gray Level Co-</i>	Akurasi tertinggi	Objek penelitian yang

No	Judul	Peneliti	Tujuan	Dataset	Metode	Hasil	Perbedaan
	<i>Sambas Traditional Fabric 'Kain Lunggi' Using Texture Feature</i>	Cendekia Siregar dan Barry Ceasar Octariadi (2019)	pemilihan fitur pada kumpulan fitur untuk menentukan fitur terbaik yang dapat meningkatkan akurasi sistem pengenalan citra.	bunga kangkung, bunga tabur, rantai, zigzag, dan sapor peranggi.	<i>occurrence Matrix</i> (GLCM) untuk ekstraksi fitur, <i>Correlation based Feature Selection</i> (CFS) untuk mendapatkan fitur terbaik, dan <i>k-Nearest Neighbor</i> .	sebelum <i>feature selection</i> adalah 85,18% dan nilai akurasi setelah proses <i>feature selection</i> dengan CFS adalah 88,89% dengan nilai k=1.	berbeda yaitu kain Tapis Lampung serta penggunaan metode <i>Hue, Saturation, Value</i> (HSV) untuk ekstraksi ciri warna.
4	<i>Classification of Tangerine (Citrus Reticulata Blanco) Quality Using Combination of GLCM, HSV, and K-NN</i>	Friska Ayu Listya Irawan dan Nur Rokhman (2019)	Mempercepat proses klasifikasi kualitas jeruk keprok yang biasanya dilakukan secara manual.	Jeruk keprok (<i>Citrus Reticulata Blanco</i>)	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM), metode <i>Hue, Saturation, Value</i> (HSV), dan <i>k-Nearest Neighbor</i> .	Akurasi tertinggi yaitu 80% dengan nilai k=5.	Objek penelitian yang berbeda yaitu kain Tapis Lampung.
5	Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional	Johan Wahyudi dan	Memper memudahkan dalam mengenali pola kain	Kain Sasaringan	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>k-</i>	Akurasi tertinggi yaitu 63% dengan k=1	Objek penelitian yang berbeda yaitu kain Tapis Lampung serta

No	Judul	Peneliti	Tujuan	Dataset	Metode	Hasil	Perbedaan
	Menggunakan GLCM dan KNN	Ihdahubbi Maulida (2019)	sasaringan yang merupakan kain tradisional Kalimantan Selatan		<i>Nearest Neighbor.</i>		penambahan metode <i>Hue, Saturation, Value</i> (HSV) untuk ekstraksi ciri warna.