

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Bagian ini akan menjelaskan tentang penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya yang berhubungan dengan Ekstraksi Ciri dan GLCM.

Penelitian dengan judul “GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification” pada Tabel 2.1. Penelitian ini membahas tentang pengenalan gambar medis secara otomatis dapat mengenali tumor otak dengan menggunakan fitur ekstraksi GLCM dan untuk pengelompokannya menggunakan algoritma twolayered Feed forward Neural Network. Pada hasil penelitian tersebut memberikan tingkat klasifikasi 97,5% [4].

Penelitian dengan judul “Implementasi Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Citra Batik Berdasarkan Motif dengan Fitur Tekstur” pada Tabel 2.1. Hasil ekstraksi citra pada penelitian ini akan di kelompokkan berdasarkan motifnya berdasarkan metode pengklasteran *Fuzzy C-Means* (FCM). Dan Fungsi Fitur Tekstur GLCM mampu memberikan hasil pengenalan motif yang lebih baik. Dari percobaan yang dilakukan, didapatkan hasil nilai *Overall F-Measure* tertinggi pada saat penggunaan *fuzziness* 2 yaitu sebesar 0,364 [5].

Berdasarkan penelitian yang berjudul “*Pengenalan Jender Berbasis Tekstur Pada Citra Wajah Foto Digital*” pada Tabel 2.1. Penelitian yang dilakukan oleh Cucun Very Angkoso meneliti tentang pengenalan jenis obyek citra pada system pengenalan wajah manusia. Pengenalan tekstur tersebut berdasarkan pada bagian metode biometrik wajah. Ekstraksi fitur yang di gunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, yang dimana dalam penelitian tersebut terdapat 4 fitur GLCM yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* dengan arah sudut pencarian 0^0 , 45^0 , 90^0 dan 135^0 pada jarak $d=1$. Untuk menguji Validasi silang dua putaran dilakukan dengan

menggunakan klasifikasi *Jaringan Saraf Tiruan* (JST) backpropagation dengan akurasi system yang dihasilkan sebesar 74,75% [6].

Menurut penelitian Bremananth R, Nithya B, Saipriya R dengan judul “*Wood Species Recognition Using GLCM and Correlation*” Tahun 2009. Penelitian tersebut membahas tentang identifikasi kayu menggunakan fitur ekstraksi GLCM. Berdasarkan Data yang digunakan yaitu berupa citra yaitu berupa citra kayu diperoleh hasil nilai akurasi yang tinggi, sehingga dapat meringankan peran manusia sebagai pengawas spesies kayu [7].

Pada penelitian yang ditemukan Refta Listia dan Agus Harjoko yang berjudul “*Klasifikasi Massa pada Citra Mammogram Berdasarkan Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)*” Tahun 2014. Penelitian terhadap kanker mammogram yang paling umum diderita oleh wanita dilakukan dengan menggunakan mamografi. Tujuan penelitian ditujukan untuk megklasifikasi penyakit mammogram berdasarkan 3 kelas diantaranya kelas normal, tumor jinak dan tumor ganas. Dalam proses pengelompokannya terdiri dari 4 langkah sistem yang usulkan yaitu *preprosesing, segmentasi ekstraksi ciri fitur dan klasifikasi*. Kemudian dalam tahap *preprosesing* dilakukan *grayscale* untuk mengubah citra asli menjadi citra keabu-abuan, *interpolasi, amoeba mean filter* dan *segmentasi*. Setelah itu pada langkah Ekstraksi ciri pada penelitian ini menggunakan GLCM dengan ciri-ciri statistic 4 arah yaitu $d=1$ dan $d=2$. Dalam perhitungan GLCM terdapat 5 fitur yang digunakan yaitu *kontras, energi, entropi, korelasi dan homogenitas*. Pada tahap akhir klasifikasi yang digunakan adalah *Backpropagation*. Sehingga pada hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur ekstraksi GLCM 4 arah yaitu (0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0) dengan jarak $d=1$, mempunyai akurasi klasifikasi mammogram sebesar 81,1% dan pada sudut khusus arah 0^0 menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 100% [8].

Tabel 2.1 Ringkasan hasil penelitian terkait

Judul	Metode	Hasil
GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification	<i>Magnetic Resonance Imaging (MRI), Computed Tomography (CT), Gray Level Co-Occurrence (GLCM), Two Layered Feed Forward Neural Network</i>	Pada penelitian tahun 2012 Implementasi klasifikasi metode Twolayered Feed forward Neural Network menggunakan fitur GLCM menunjukkan tingkat klasifikasi rata-rata sebesar 97,5%
Implementasi Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Citra Batik Berdasarkan Motif dengan Fitur Tekstur	<i>Discrete Wavelet Transform, Fuzzy C-Means Clustering, Rotated Wavelet Filter, Pengenalan motif batik, Grey Level Cooccurrence Matrix.</i>	Hasil kombinasi FCM dengan fitur tambahan RWF dan GLCM untuk melengkapi DWT yang di keluarkan pada tahun 2012 dapat memberikan nilai <i>Overall F-Measure</i> tertinggi. Hal ini didapatkan pada saat penggunaan <i>fuzziness</i> 2 yaitu sebesar 0,364.
<i>Wood Species Recognition Using GLCM and Correlation</i>	<i>Ekstraksi Fitur, Pengelanaan Jender, (GLCM) Grey Level Coocurrence, Backpropagation.</i>	Dari klasifikasi jender terhadap 400 data wajah manusia pada tahun 2011. Penggunaan 4 fitur GLCM dengan metode Backpropagation mampu memberikan akurasi sistem sebesar 74,75% terhadap 4

		sudut GLCM pada jarak $d=1$.
<i>Klasifikasi Massa pada Mammogram Berdasarkan Level Cooccurrence Matrix (GLCM)</i>	<i>Backpropagation, Mammogram, GLCM</i>	Percobaan terhadap ciri-ciri statistic pada 4 arah sudut GLCM (0^0 , 45^0 , 90^0 dan 135^0) pada jarak $d=1$ yang dilakukan pada tahun 2014 memiliki akurasi terbaik dalam proses klasifikasi mammogram yaitu sebesar 81,1% dan khusus pada sudut 0^0 diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 100%.

2.2 Tenun

Tenun merupakan salah satu budaya bangsa yang dapat dibanggakan, cukup banyak jumlah temuan para ahli dalam bidangnya masing-masing yang dapat di pakai sebagai petunjuk, bahwa pertennenan sudah sejak lama dikenal dan dikerjakan di hampir seluruh kepulauan Indonesia. Terlebih bangsa Indonesia sejak berabad-abad telah menguasai berbagai teknik pertennenan, seperti tenun *songket* (pakan tambahan benang emas dan perak), tenun *ikat* pakan atau *ikat* lungsi dan tenun *ikat berganda*, tenun *lurik*, serta kain diberi hiasan dengan manik-manik, kerang, kaca, bordiran dan sebagainya [1].

Keragaman motif, warna dan teknik tenun terlahir dan di bangun dari proses kebudayaan masing-masing daerah yang awal mulanya di peroleh dari alam dan lingkungan sekitarnya. Keunikan tenun ini berasal dari tiap helai warna kainnya, karena Nilai budaya dan nilai seninya yang tinggi telah menjadikan tenun menjadi produk yang bernilai ekonomis tinggi di era modern ini [2].

Keindahan sehelai tenun terletak pada motif atau ragam hias yang terdapat pada badan kain, motif-motif yang terdapat pada tenun merupakan motif khas yang mencerminkan budaya setempat tetapi selain itu terdapat pula motif-motif yang merupakan hasil persilangan dengan berbagai budaya yang pernah datang ke kawasan ini yaitu cina, india, arab dan eropa. Pengaruh budaya asing tersebut tampak pada bentuk ragam hias, susunan penempatan dan komposisi warna.

Secara umum motif tenun dibedakan menjadi 3 macam jenis utama yaitu tenun *songket*, tenun *lurik*, tenun *ikat*. Motif yang terdapat pada *songket* berupa motif flora dan motif fauna yang digambarkan secara organis maupun geometric. Motif-motif tersebut bukan hanya sekedar unsur penghias belaka, tetapi penciptaan motif ini berdasarkan filosofi yang dianut oleh masyarakat setempat. Baik motif flora maupun motif fauna keduanya mengandung makna simbolik atau filosofi [9].

Sedangkan pada motif *lurik* dalam bahasa Jawa kuno *lorek* berarti lajur atau *garis, belang* dan dapat pula berarti *corak*. Bentuk pola dari motif yang di hasil oleh *lurik* dihasilkan dari benang pakan yang disilangkan masuk kedalam benang lungsi dengan alur pola ritme yang sama, sehingga membentuk corak kotak-kotak (*poleng*) yang terdiri dari garis-garis yang bersilangan [1].

Kemudian pada perkembangan tenun *ikat* terdapat berbagai variasi corak yang beredar dimasyarakat. Motif tenun *ikat* dibagi lagi menjadi 3 jenis yaitu *ikat lungsi, ikat pakan, ikat ganda (ikat lungsi dan ikat pakan)*. Perbedaan pola dari motif *ikat lungsi dengan ikat pakan* adalah pada kumpulan benang yang yang ikat dengan ragam hias dan warna benang yang dibentuk dengan cara menganyam atau menyilangkan 2 kelompok benang yang membujur vertikal (*lungsi*) dan benang yang membujur horizontal (*pakan*) dalam sebuah anyaman polos.



Gambar 2.1: Contoh Tenun Indonesia [2]

2.3 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik), melakukan pemilihan citra ciri (*feature images*) yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. *Input* dari pengolahan citra adalah *citra*, sedangkan output-nya adalah *citra hasil pengolahan* [28].

2.3.1 Langkah-Langkah Penting Dalam Pengolahan Citra

Secara umum, langkah-langkah dalam pengolahan citra dapat dijabarkan menjadi beberapa langkah yaitu [28]:

1. Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tujuan akuisisi citra adalah untuk menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekaman citra digital. Tahap ini dimulai dari objek yang akan diambil gambarnya, persiapan alat-alat, sampai pada pencitraan. Pencitraan adalah kegiatan transformasi dari citra tampak (foto, gambar,

lukisan, patung, pemandangan, dan lain-lain) menjadi citra digital. Beberapa alat yang dapat digunakan untuk pencitraan adalah :

- a. Video kamera
- b. Kamera digital
- c. Kamera konvensional dan konverter analog to digital
- d. Scanner
- e. Photo sinar-x / sinar infra merah

Hasil dari akuisisi citra ini ditentukan oleh kemampuan sensor untuk mendigitalisasi sinyal yang terkumpul pada sensor tersebut. Kemampuan digitalisasi alat ditentukan oleh resolusi alat tersebut.

2. Preprocessing

Tahapan ini diperlukan untuk menjamin kelancaran pada proses berikutnya. Hal- Hal penting yang dilakukan pada tingkatan ini diantaranya adalah :

- a. Peningkatan kualitas citra (kontras, *brightness*, dan lain-lain)
- b. Menghilangkan noise
- c. Perbaikan citra (*image restoration*)
- d. Transformasi (*image transformation*)
- e. Menentukan bagian citra yang akan diobeservasi

3. Segmentasi

Tahapan ini bertujuan untuk mempartisi citra menjadi bagian-bagian pokok yang mengandung informasi penting. Misalnya, memisahkan objek dan latar belakang.

4. Representasi dan deskripsi

Dalam hal ini representasi merupakan suatu proses untuk merepresentasikan suatu wilayah sebagai daftar titik-titik koordinat dalam kurva yang tertutup, dengan deskripsi luasan atau perimeternya. Setelah suatu wilayah dapat direpresentasi, proses selanjutnya adalah melakukan deskripsi citra dengan cara seleksi ciri dan ekstraksi ciri (*Feature*

Extraction and Selection). Seleksi ciri bertujuan untuk memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas objek secara baik, sedangkan ekstraksi ciri bertujuan untuk mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel, misalnya rata-rata, standar deviasi, koefisien variasi, *SignaltoNoise ratio* (SNR), dan lain-lain.

5. Pengenalan dan interpretasi

Tahap pengenalan bertujuan untuk memberi label pada sebuah objek yang informasinya disediakan oleh *descriptor*, sedangkan tahap interpretasi bertujuan untuk memberi arti atau makna kepada kelompok objek-objek yang dikenali.

6. Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan sebagai basis data pengetahuan berguna untuk memandu operasi dari masing-masing proses dan mengontrol iteraksi antara modul-modul tersebut. Selain itu, basis pengetahuan juga digunakan sebagai referensi pada proses *template matching* atau pada pengenalan pola.

2.4 Citra

Citra (*image*) merupakan gambar pada bidang dua dimensi. Dilihat dari sudut pandang matematis, citra merupakan suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra sebagai keluaran suatu system perekaman data dapat bersifat optic berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisive, atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan [28].

2.5 Definisi Citra Digital

Citra yang ditangkap oleh kamera dan telah dikuantisasi dalam bentuk nilai diskrit disebut sebagai citra digital (*digital image*). Sedangkan foto hasil cetak dari printer tidak dapat disebut sebagai citra digital, namun foto yang

tersimpan pada file gambar (bmp, jpg, png, atau format lainnya) pada computer dapat disebut sebagai citra digital. Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dengan x maupun y adalah posisi koordinat sedangkan f merupakan amplitude pada posisi $f(x,y)$ yang sering dikenal sebagai intensitas atau *grey scale*. Nilai dari intensitas bentuknya adalah diskrit mulai dari 0 sampai 255. Jadi citra digital tersusun dari sejumlah nilai tingkat keabuan yang dikenal sebagai piksel (*pixel*) pada posisi tertentu, untuk melakukan pemroses citra digital, maka citra analog harus dikonversi terlebih dahulu kedalam bentuk citra digital. Proses *scanning* menggunakan *scanner* merupakan salah satu proses konversi dari suatu citra analog menjadi citra digital. Proses pengambilan atau penangkapan suatu obyek menggunakan kamera digital akan langsung menghasilkan citra digital [29].

2.6 Konsep Citra Warna dan Abu-abu

Jumlah warna untuk citra RGB adalah dengan mengalikan jumlah pada masing-masing komponennya, jumlah dari tiap komponennya, $R = 255$ (8 bit), $G = 255$ (8 bit) dan $B = 255$ (8 bit). Sehingga seringkali disebut dengan citra berintensitas 24 bit. Jumlah warna RGB adalah sejumlah $2^8 * 2^8 * 2^8 = 16.777.216$. Misalkan ada suatu citra RGB dengan ukuran lebar = 256 dan tinggi = 512, maka jumlah byte yang diperlukan untuk penyimpanan adalah [29]:

$$\begin{aligned} \text{Untuk } R &= 256 \times 512 \times 1 \\ &= 131,072 \text{ byte} \\ &= 0.131 \text{ MB} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Untuk } G &= 256 \times 512 \times 1 \\ &= 131,072 \text{ byte} \\ &= 0.131 \text{ MB} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Untuk } B &= 256 \times 512 \times 1 \\ &= 131,072 \text{ byte} \end{aligned}$$

$$= 0.131 \text{ MB}$$

Sedangkan jumlah warna pada citra abu-abu adalah 256, karena citra abu-abu jumlah bitnya adalah 8, sehingga jumlah warnanya adalah $2^8 = 256$, nilainya berada pada jangkauan 0 sampai 255. Sehingga nilai intensitas dari citra abu-abu tidak akan melebihi 255 dan tidak mungkin kurang dari 0. Model penyimpanannya adalah $f(x,y) =$ nilai intensitas, dengan x dan y merupakan posisi nilai intensitas. Misalkan suatu citra dengan ukuran lebar = 256 dan tinggi 512, maka jumlah *byte* yang diperlukan untuk penyimpanan adalah [29]:

$$\begin{aligned} \text{Grayscale} &= 512 \times 512 \times 1 \\ &= 131,072 \text{ byte} \\ &= 0.131 \text{ MB} \end{aligned}$$

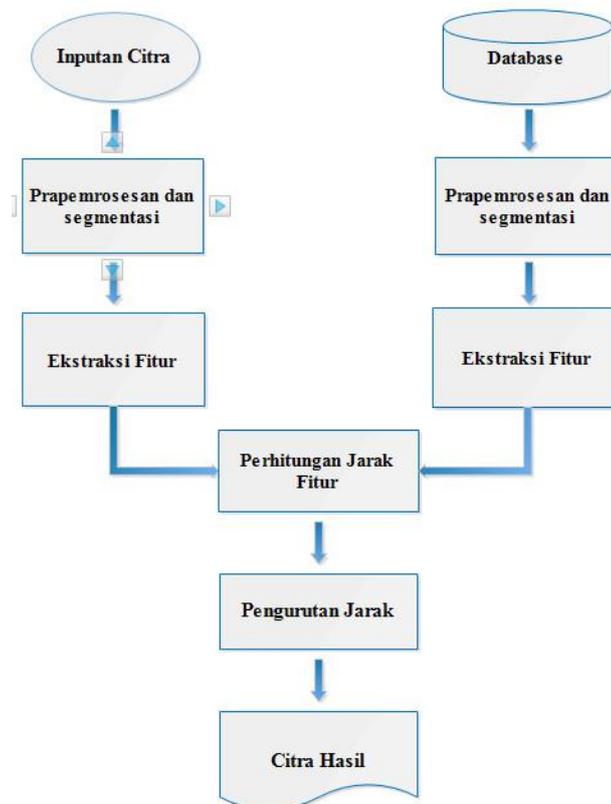
2.7 Content Based Image Retrieval

Content Based Image Retrieval System (CBIR) merupakan suatu teknik pencarian kembali gambar yang mempunyai kemiripan karakteristik atau content dari sekumpulan gambar. Proses umum dari CBIR adalah gambar yang menjadi query dilakukan proses ekstraksi fitur, begitu halnya dengan gambar yang ada pada sekumpulan gambar juga dilakukan proses seperti pada gambar query. Fitur gambar yang dapat digunakan untuk retrieval pada system ini misalnya histogram, susunan warna, tekstur, dan shape, tipe spesifik dari obyek, tipe event tertentu, nama individu, lokasi, emosi.

Temu kembali citra (*image retrieval*) merupakan proses untuk mendapatkan sejumlah citra berdasarkan masukan satu citra. Istilah yang lebih spesifik adalah *content based image retrieval* (CBIR) atau temu kembali citra berdasarkan isinya. Istilah tersebut dikemukakan pertama kali oleh Kato pada tahun 1992. CBIR pada awalnya digunakan untuk pencarian citra secara otomatis didalam suatu *database* didasarkan pada fitur warna dan bentuk. sejak saat itu, bermunculan berbagai sistem CBIR, contoh yang terkenal

adalah *Query By Image Content (QBIC)* yang dikembangkan oleh IBM. Pada perkembangan selanjutnya, fitur tekstur juga dimasukkan sebagai bagian untuk melakukan pencarian citra.

Prinsip kerja temu kembali citra (*image retrieval*) ditunjukkan pada gambar 2.2 yakni dengan menyimpan objek data ke dalam *database*. Selanjutnya, ketika suatu citra dijadikan sebagai *query*, fitur akan dihitung setelah melalui prapemrosesan dan segmentasi. Fitur yang diperoleh dibandingkan dengan fitur semua objek yang terdapat didalam *database*, melalui perhitungan fitur jarak. Hasil dari perhitungan jarak ini sering disebut sebagai skor atau ranking. Objek-objek yang menghasilkan skor rendah adalah citra yang mirip dengan *query*. Untuk mendapatkan skor terendah, dilakukan pengurutan dari hasil perhitungan jarak [10].



Gambar 2.2: Proses Kerja CBIR

2.8 Analisa Tekstur

Analisis tekstur bertujuan untuk mengidentifikasi parameter-parameter yang tepat dengan ciri atau karakteristik dari objek didalam gambar atau citra tersebut. Parameter yang diekstrak dari gambar atau citra merupakan karakteristik atau ciri dari objek didalam citra tersebut yang mepresentasikan bentuk atau tekstur dalam gambar atau citra tersebut.

Analisis tekstur penting dan berguna dalam bidang computer visi. Analisis tekstur bekerja dengan mengamati pola ketergantungan antar piksel dalam domain spasial. Domain spasial itu memanipulasi atau mengubah kumpulan piksel dari sebuah gambar untuk menghasilkan gambar baru. Analisa tekstur ini biasanya menggunakan metode *Grey Level Co-occurrence* (GLCM). Ada dua persoalan yang seringkali berkaitan dengan analisis tekstur adalah [30] [31]:

1. Ekstraksi ciri (*feature extraction*)

Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra atau gambar. Proses ini berkaitan dengan kuantitas (nilai yang dapat dihitung secara pasti) karakteristik gambar ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Pada umumnya analisis teksutr membutuhkan tahapan ekstraksi ciri yang terdiri dari empat macam metode:

- a. Metode *statistikal*, metode yang menganalisa distribusi spasial pada nilai keabuan dan turunan dari kumpulan statistic. Contoh metode statistikal adalah *Grey Level Differences Method* (GLDM), *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *Grey Level Run Length Matrix* (GLRM).
- b. Metode *geometri*, metode ini digunakan untuk mendeskripsikan atau menjelaskan tekstur secara sederhana dan aturan-aturan penempatannya, meliputi: *Voronoi tessellation features* dan *structural methods*.

- c. Metode berdasarkan model atau *Model-based*, metode ini biasanya berdasarkan pada sebuah gambar dari sebuah model gambar. Base model dapat digunakan untuk menjelaskan dan mengkombinasikan tekstur, tidak hanya digunakan untuk menggambarkan tekstur, tetapi juga bias menyatukan tekstur, meliputi: *Markov random field* dan *fractal model*.
- d. Metode pemrosesan sinyal atau *Signal processing* atau Transformasi, metode ini berdasarkan pada analisis frekuensi pada sebuah gambar dan juga metode ini dapat menggambarkan sebuah gambar didalam bentuk yang baru, dimana karakteristik dari tekstur dapat diperoleh dengan lebih mudah, meliputi: *spatial domain filters*, *fourier domain filtering*, *Gabor* dan transformasi *Wavelet*.

2. Segmentasi Citra

Segmentasi citra atau gambar merupakan proses yang bertujuan untuk memisahkan suatu daerah pada gambar dengan daerah lainnya. Bertujuan untuk mengenali ciri gambar yang satu dengan gambar yang lain.

2.9 Ekstraksi Fitur Tekstur

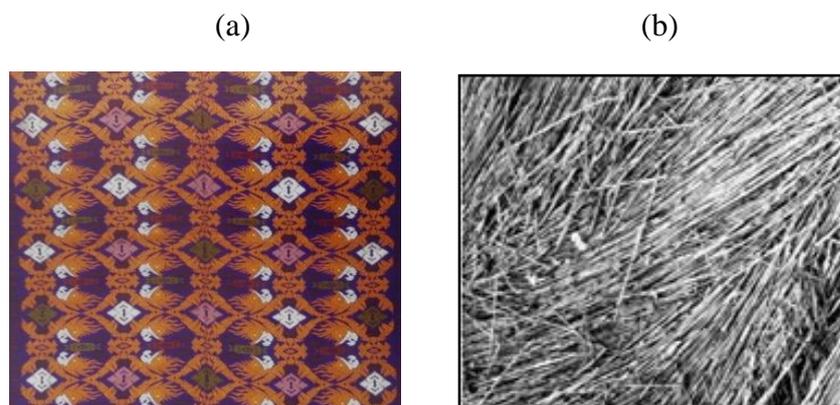
Tekstur (*Textures*) adalah sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah yang cukup besar sehingga secara alami sifat tersebut dapat berulang dalam daerah tersebut. Pengertian dari tekstur dalam hal ini adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan *pixel-pixel* dalam citra. Suatu permukaan dikatakan mempunyai informasi tekstur, jika luasannya diperbesar tanpa mengubah skala, maka sifat-sifat permukaan hasil perluasan mempunyai sifat kemiripan dengan permukaan asalnya [10].

Fitur tesktur merupakan salah satu fitur yang sering digunakan dalam *image retrieval*, ini disebabkan karena suatu citra dapat memiliki suatu pola

tertentu yang dapat dibedakan oleh manusia, oleh karena itu diharapkan komputer juga dapat mengenali sifat-sifat tersebut.

Dalam penggunaannya, umumnya aplikasi tekstur dibagi dalam dua kategori. Pertama adalah untuk segmentasi, pada proses ini tekstur dipakai untuk melakukan pemisahan antara satu objek dengan objek yang lainnya. Kedua adalah untuk klasifikasi tekstur, yang menggunakan fitur-fitur tekstur untuk mengklasifikasi objek.

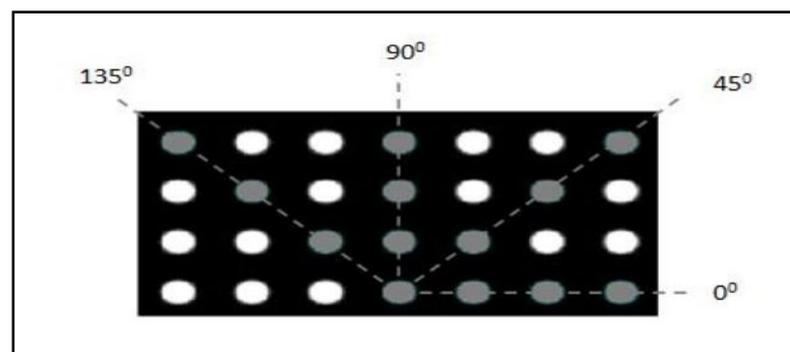
Berdasarkan keteraturan pola dalam objek, tekstur dapat dikategorikan kedalam 2 bentuk, yakni tekstur teratur dan tidak teratur. Tekstur buatan manusia berkecenderungan masuk dalam kategori tekstur teratur, sedangkan tekstur alamiah berkecenderungan bersifat tidak teratur. Berdasarkan tingkat kekasaran objek, tekstur dibedakan menjadi 2, mikrotekstur dan makrotekstur. Apabila ukuran elemen yang menyusun pengulangan pola berukuran besar, tekstur dikatakan kasar atau dinamakan makrotekstur. Sebaliknya, mikrotekstur mempunyai sifat elemen-elemen yang menyusun pengulangan pola berukuran kecil. Berdasarkan perspektif matematis, tekstur dapat dibedakan kedalam spektrum stokastis dan spektrum regular. Tekstur stokastis atau disebut juga tekstur statistis merupakan tekstur yang mempunyai bentuk mirip dengan derau. Sedangkan tekstur regular atau tekstur struktural, adalah tekstur yang tersusun atas pola-pola periodis. Dalam hal ini, warna atau intensitas serta bentuk elemen tekstur diulang dengan interval yang sama [11][10] seperti yang terlihat pada gambar 2.3



Gambar 2.3: Tekstur Teratur (a) [2] dan Tekstur Tidak Teratur (b) [10]

2.10 Gray Level Co-occurrence Matrix

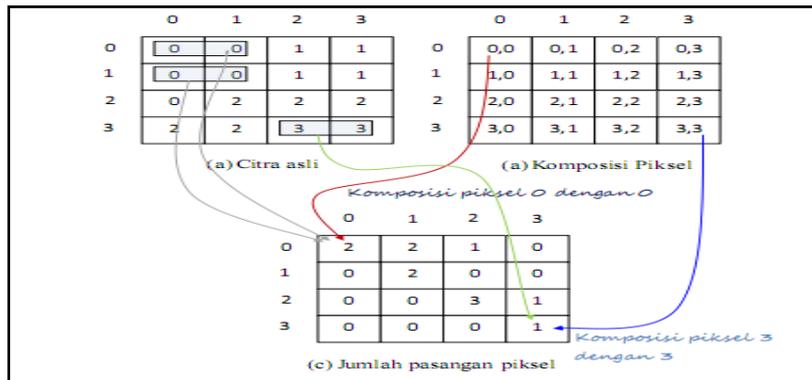
Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) pertama kali diusulkan oleh Haralick pada tahun 1979 dengan 28 fitur untuk menjelaskan pola spasial [10]. Langkah pertama untuk menghitung fitur-fitur GLCM adalah dengan mengubah citra RGB menjadi citra berskala keabuan. Langkah kedua adalah menciptakan matrik *co-occurrence* dan dilanjutkan dengan menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dan piksel tetangga berdasarkan sudut θ dan jarak d . Langkah selanjutnya adalah menciptakan matrik simetris dengan menambahkan matrik *co-occurrence* dengan matrik transposenya. Kemudian dilakukan normalisasi terhadap matrik simetris dengan menghitung probabilitas setiap element matrik. Langkah terakhir adalah dengan menghitung fitur GLCM. Setiap fitur dihitung dengan satu piksel jarak di empat arah, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° untuk mendeteksi *co-occurrence* [3][4][5][6][7][8][11][12][15]. Seperti yang terlihat pada



gambar 2.4 berikut memperlihatkan empat arah untuk GLCM.

Gambar 2.4: Arah Sudut GLCM [10]

Untuk ilustrasi yang ditunjukkan pada Gambar 2.4, ketetanggaan piksel dapat dipilih kearah timur(kanan). Salah satu cara untuk merepresentasikan hubungan ini yakni berupa (1,0), yang menyatakan hubungan dua piksel yang berjajar horizontal dengan piksel bernilai 1 diikuti dengan piksel bernilai 0. Berdasarkan komposisi tersebut, jumlah kelompok piksel yang memenuhi hubungan tersebut dihitung [12].



Gambar 2.5: Pasangan 2 Pixel Matrik GLCM [10]

Matrik pada gambar 2.5 merupakan *matrix framework*. Matrik ini perlu diolah menjadi matrik yang simetris dengan cara menambahkan dengan hasil transposnya seperti pada Gambar 2.6.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Transpos

GLCM sebelum dinormalisasi

Gambar 2.6: Pembentukan Matrik Simetris [10]

Untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra, nilai-nilai GLCM elemen perlu dinormalisasikan sehingga jumlahnya bernilai 1 seperti pada gambar 2.7.

$$\begin{bmatrix} \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix}$$

Gambar 2.7: Normalisasi Matrik Dari Citra [10]

Untuk mendapatkan fitur GLCM terdapat beberapa cara yang dapat dilakukan, yakni dengan *angular second moment(ASM)*, *contras*, *inverse different moment(IDM)*, entropi dan korelas [10].

ASM yang merupakan ukuran homogenitas citra dihitung dengan cara seperti berikut [9]:

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \quad (2.1)$$

Dalam hal ini, L menyatakan jumlah level yang digunakan untuk komputasi.

Kontras yang merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra dihitung dengan cara seperti beriku [13][14]:

$$Kontras = \sum_i^L \sum_j^L |i - j|^2 GLCM(i, j) \quad (2.2)$$

Fitur IDM digunakan untuk mengukur homogenitas. IDM dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut [10]:

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1+(i-j)^2} \quad (2.3)$$

Entropi menyatakan ukuran ketidakteraturan aras keabuan didalam citra. Nilainya tinggi jika elemen-elemen GLCM mempunyai nilai yang relatif sama, dan nilainya rendah jika elemen-elemen GLCM dekat dengan nilai 0 atau 1. Rumus untuk menghitung entropi [15]:

$$Entropi = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j)) \log(GLCM(i, j)) \quad (2.4)$$

Korelasi yang merupakan ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra dihitung dengan menggunakan rumus [10] [16] [17] [18]

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i-\mu_i')(j-\mu_j')(GLCM(i, j))}{\sigma_i' \sigma_j'} \quad (2.5)$$

Persamaan diatas didapat dari mean yang merupakan nilai intensitas dari citra keabuan dan standart deviasi terlebih dahulu. Standart deviasi didapat dari akar kuadart varian yang menunjukkan sebaran nilai *piksel* dalam citra, dengan rumus sebagai berikut [10]:

$$\text{mean } i = \mu_i' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * GLCM(i, j) \quad (2.6)$$

$$\text{mean } j = \mu_j' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * GLCM(i, j) \quad (2.7)$$

$$\text{varian } i = \sigma_i^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j) (i - \mu_i')^2 \quad (2.8)$$

$$\text{varian } j = \sigma_j^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j) (j - \mu_j')^2 \quad (2.9)$$

$$\text{standart deviasi } i = \sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \quad (2.10)$$

$$\text{standart deviasi } j = \sigma_j = \sqrt{\sigma_j^2} \quad (2.11)$$

2.11 K-Means

Algoritma k-means merupakan algoritma yang digunakan untuk pengelompokan iteratif, algoritma ini melakukan partisi set data ke dalam sejumlah K cluster yang sudah ditetapkan diawal. Partisi set data tersebut dilakukan untuk mengetahui karakteristik dari setiap cluster, sehingga cluster yang memiliki karakteristik sama dikelompokkan kedalam satu cluster dan yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan kedalam cluster lain. Berikut langkah-langkah perhitungan dalam k-mean, antara lain [13] [19] [20] [21] [22] [23] [24] [25] :

1. Tentukan jumlah cluster dan ambang batas perubahan fungsi objektif.
2. Menentukan centroid awal yang digunakan.
3. Menghitung jarak setiap data ke masing-masing centroid menggunakan jarak *euclidean* untuk mendapatkan jarak terdekat data dengan *centroidnya*.
4. Menentukan centroid baru dengan menghitung nilai rata-rata dari data yang ada pada centroid yang sama.
5. Ulangi langkah 3 dan 4 hingga kondisi konvergen tercapai, yaitu perubahan fungsi objektif sudah dibawah ambang batas yang diinginkan, atau tidak ada data yang berpindah cluster, atau

perubahan posisi centroid sudah dibawah ambang batas yang sudah ditentukan.

Setelah perhitungan jarak dari setiap data terhadap centroid dihitung, kemudian dipilih jarak yang paling kecil atau yang mendekati nilai 0 sebagai cluster yang akan diikuti sebagai relokasi data pada cluster di sebuah iterasi. Relokasi sebuah data dalam cluster yang diikuti dapat dinyatakan dengan nilai keanggotaan a yang bernilai 0 atau 1. Nilai 0 jika tidak menjadi anggota sebuah cluster dan 1 jika menjadi anggota sebuah cluster. K-means mengelompokkan data secara tegas hanya pada satu cluster, maka nilai a sebuah data pada semua cluster, hanya satu yang bernilai 1. Perhitungan jarak antara data dan centroid dilakukan dengan menggunakan persamaan *euclidean distance*, persamaannya sebagai berikut [24] [25] [26] :

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2.12)$$

Dimana :

d_{ij} = Jarak objek antara objek i dan j

P = Dimensi data

x_{ik} = Koordinat dari obyek i pada dimensi k

x_{jk} = Koordinat dari obyek j pada dimensi k

2.12 Validitas Cluster

Validasi cluster dilakukan untuk mengetahui seberapa bagus cluster yang telah diperoleh dari proses *clustering* [26]. Metode yang digunakan untuk menentukan validitas cluster dalam penelitian ini menggunakan *davies-bouldin index (DBI)* dan *purity*.

1. Davies-Bouldin Index

David L. Davies dan Donald W. Bouldin memperkenalkan sebuah metode yang diberi nama dengan nama mereka berdua, yakni Davis-Bouldin Index pada tahun 1979 yang digunakan untuk mengevaluasi cluster. Metode ini digunakan untuk menentukan seberapa baik clustering telah dilakukan dengan menghitung kuantitas dan fitur turunan dari set data.

Davies-bouldin index merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur validitas cluster pada suatu metode pengelompokan, kohesi didefinisikan sebagai jumlah dari kedekatan data terhadap centroid dari cluster yang diikuti. Sedangkan separasi didasarkan pada jarak antar centroid dari clusternya.

Sum of square within cluster (SSW) merupakan persamaan yang digunakan untuk mengetahui matrik kohesi dalam sebuah cluster ke-i yang dirumuskan sebagai berikut :

$$SSW_i = \frac{1}{m_i} \sum_{j=i}^{m_i} d(x_j, c_i) \quad (2.13)$$

Sum of square between cluster (SSB) merupakan persamaan yang digunakan untuk mengetahui separasi antar cluster yang dihitung menggunakan persamaan :

$$SSB_{i,j} = d(c_i, c_j) \quad (2.14)$$

Setelah nilai kohesi dan separasi diperoleh, kemudian dilakukan pengukuran rasio (R_{ij}) untuk mengetahui nilai perbandingan antara cluster ke-i dan cluster ke-j. Cluster yang baik adalah cluster yang memiliki nilai kohesi sekecil mungkin dan separasi yang sebesar mungkin. Nilai rasio dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$R_{i,j} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{i,j}} \quad (2.15)$$

Nilai rasio yang diperoleh tersebut digunakan untuk mencari nilai *davies-bouldin index* (DBI) dari persamaan berikut :

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (2.16)$$

Dari persamaan tersebut, k merupakan jumlah cluster yang digunakan. Semakin kecil nilai DBI yang diperoleh (non-negatif ≥ 0), maka semakin baik cluster yang diperoleh dari pengelompokan K-means yang digunakan [26].

2. Purity

Purity digunakan untuk menghitung kemurnian dari suatu *cluster* yang direpresentasikan sebagai anggota *cluster* yang paling banyak sesuai (cocok) disuatu kelas [21] [27]. Nilai purity yang semakin mendekati 1 menandakan semakin baik *cluster* yang diperoleh. Untuk menghitung nilai purity setiap *cluster* dapat menggunakan rumus berikut [21] :

$$\begin{aligned} &Purity(j) \\ &= \frac{1}{n_j} \max(n_{ij}) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Sementara untuk menghitung purity keseluruhan jumlah K *cluster*, digunakan persamaan sebagai berikut [20]

$$\begin{aligned} &Purity \\ &= \sum_{i=1}^k \frac{n_j}{n} Purity(j) \end{aligned} \quad (2.18)$$

2.13 Kerangka Pemikiran

Tabel 2.2 Kerangka Pemikiran

Permasalahan		
Pengelompokkan jenis tenun berdasarkan kemiripan motif atau pola dengan tenun lainnya.		
Tujuan		
Mengelompokkan tenun sesuai dengan motif atau pola tenun yang memiliki kemiripan dengan jenis tenun lainnya agar lebih mudah dikenali.		
Eksperimen		
Data	Metode	Tool's
Gambar Tenun	GLCM	Matlab
	K-Means	
Hasil		
Mendapatkan hasil pengelompokan citra tenun sesuai dengan motif atau pola tenun yang memiliki kemiripan.		
Manfaat		
Memudahkan dalam mengenali motif tenun yang memiliki kemiripan dengan tenun lainnya.		