

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Songket

Menurut (Yudhy S, 2007) dikutip oleh (Rizytan A & Dariska R B, 2013) bahwa arti songket secara resmi hingga kini belum ada. Namun, beberapa sumber memberikan penjelasan yang mengarah kepada pengertian kertabahasa, Songket menurut sumber ini berasal dari kata disongsong dan diteket. Kata teket dalam bahasa Palembang lama berarti sulam. Kata itu mengacu pada proses penenunan yang pemasukan benang dan peralatan pendukung lainnya ke longsen dilakukan dengan cara diterima atau disongsong.

2.1.1 Struktur Songket

Pada struktur kain songket pada gambar 2.1 ada empat bagian yang terdapat pada bagian kain songket yakni, Badan kain, Kepala Kain, Kaki kain atas dan bawah, tepi kain atas dan bawah dan motif-motifnya harus berkesinambungan agar makna yang disampaikan berjalan seiring (Sulastri, 2013) .



Gambar 2.1 Struktur Kain Songket

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.1.2 Motif Songket

Motif Songket atau juga disebut corak songket pada melayu riau dasarnya bersumber dari dari alam, yakni terdiri dari atas flora, fauna, dan benda-benda angkasa. Corak dasar tenun melayu umumnya dapat dikelompokkan dalam kelompok: flora, fauna, alam, dan lainnya (Effendy Tenas, dkk, 2004).

Adapun 8 Motif yang dijadikan *sample* pada penelitian ini:

Tabel 2.1 Motif-Motif Songket Riau (Sumber Deskransda, 2015)

No	Citra Motif Songket	Nama Motif Songket
1		Motif Pucuk Rebung Terkulai
2		Motif Petak Inti
3		Motif Siku Tunggal
4		Motif Siku Awan
5		Motif Wajik Sempurna

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

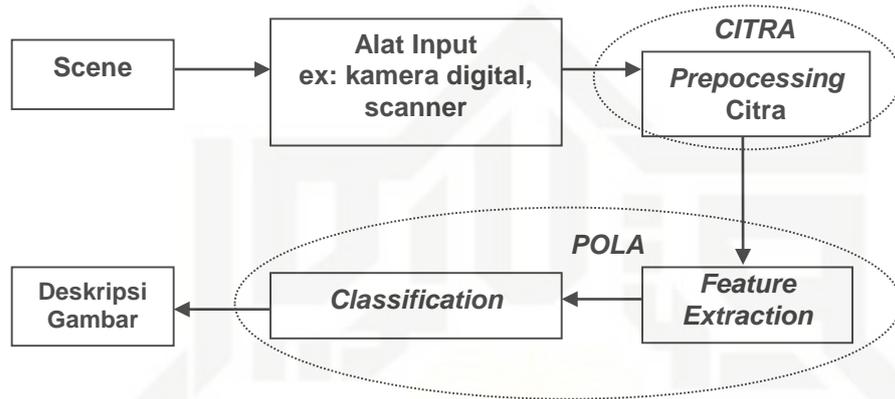
No	Citra Motif Songket	Nama Motif Songket
6		Motif Bunga Mawar
7		Motif Siku Berhias
8		Motif Petak Penuh

2.2 Sistem Pengolahan Citra Digital Untuk Pengenalan Pola Citra

Citra adalah keluaran dari suatu sistem perekam data yang bersifat analog, bisa berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada televisi atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media magnetik. Citra ada dua macam yaitu citra kontinu dan citra diskrit. Citra kontinu dihasilkan dari sistem optik yang menerima sinyal analog seperti mata manusia dan kamera analog. Sedangkan citra diskrit dihasilkan dari proses digitalisasi terhadap citra kontinu contohnya kamera digital dan scanner (Siregar, 2009) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015).

Pengolahan citra digital adalah pemrosesan gambar dua dimensi melalui komputer digital dengan berbagai teknik seperti memanipulasi dan memodifikasi dengan berbagai cara untuk mendapatkan hasil yang lebih baik. Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang disebut piksel. Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil yang mempunyai koordinat posisi (x,y) (Khadir dan

Susanto, 2012) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015). Nilai-nilai piksel inilah yang nantinya yang digunakan dalam proses pengolahan citra digital untuk pengenalan pola. Garis besar pengolahan citra digital untuk pengenalan pola (Wirayuda, 2006) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015) dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Proses Pengenalan Pola

2.2.1 Pembentukan Citra (*Data Acquisition*)

Pembentukan citra diperlukan sebagai citra data latih dan citra data uji, sehingga identifikasi citra dapat dilakukan. Citra tersebut merupakan keluaran dari suatu sistem perekaman data yang bersifat optik (berupa foto), analog (berupa sinyal video seperti pada televisi), dan digital (yang dapat disimpan pada pita magnetik) (Munir, 2004) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015).

Pembentukan citra diperoleh dari hasil foto kamera *digital* dengan resolusi 12,1 megapiksel. Citra diambil dari ketinggian ± 30 cm dengan tanpa *zoom*. Citra 8 motif songket yang diambil pada tampilan kepala kain songket pada keseluruhan citra.

2.2.2 Pengolahan Citra Tingkat Awal (*Image Processing*)

Proses pengolahan citra tingkat awal bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra (edge enhancement) dengan menggunakan berbagai teknik-teknik pengolahan citra seperti *cropping* dan *resizing* dan lain lain (Munir, 2004) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015). Pada penelitian ini dilakukan (*image compression*) dari JPG ke format PNG karena format tersebut baik dalam akurasi



Gambar 2.3 Contoh LBP

Perhitungan nilai desimal dari 8 bit tersebut dapat dinyatakan dengan persamaan berikut (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015) :

$$LBP_{p,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c)2^p \dots\dots\dots(2.2)$$

g_p = nilai piksel ketetangga

g_c = nilai piksel pusat

p = nilai ketetangga

Dan fungsi $s(x)$ didefinisikan sebagai berikut :

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \dots\dots\dots(2.3)$$

$x = g_p - g_c$ bernilai 1 jika besar sama dari 0 dan bernilai 0 jika 1 kecil dari 0

2.2.3.3 Statistika Ekstraksi Ciri

Hasil dari ekstraksi fitur tekstur LBP kemudian dihitung dengan 5 nilai ciri tekstur orde pertama yaitu nilai *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy*.

Adapun rumus nilai ciri yaitu (Achsani, Faisal Nur, 2014):

1. *Mean* (μ)

Menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n) \dots\dots\dots(2.4)$$

Dimana: f_n = nilai intensitas Keabuan

$p(f_n)$ = nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas)

2. *Variance* (σ^2)

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \dots\dots\dots(2.5)$$

Dimana: f_n = nilai intensitas Keabuan

μ = nilai mean

$p(f_n)$ = nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas)

3. *Skewness* (α_3)

Menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 p(f_n) \dots \dots \dots (2.6)$$

Dimana: α = Standar deviasi dari nilai intensitas keabuan

f_n = nilai intensitas keabuan

μ = nilai mean

$p(f_n)$ = nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas)

4. *Kurtosis* (α_4)

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \dots \dots \dots (2.7)$$

Dimana: α = Standar deviasi dari nilai intensitas keabuan

f_n = nilai intensitas keabuan

μ = nilai mean

$p(f_n)$ = nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas)

5. *Entropy* (H)

Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

$$H = - \sum_n p(f_n) \cdot \text{Log}_2 p(f_n) \dots \dots \dots (2.8)$$

Dimana: $p(f_n)$ = nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas)

2.2.4 Normalisasi

Menurut (Elvianti, 2015) dikutip oleh (Rasepta K M, 2015) Normalisasi diperlukan untuk mempersempit range data latih. Normalisasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu Normalisasi *Min-Max* merupakan salah satu metode normalisasi dengan melakukan transformasi linear terhadap data asli. Normalisasi *Min-Max* memetakan sebuah *value d* dari atribut *P* menjadi *d'* ke dalam range [*new_min_p*, *new_max_p*] berdasarkan rumus (Jain Yogendra Kumar & Bhandare Santosh Kumar, 2011):

$$d' = \frac{[d - \min(p)] * [new_{\max(p)} - new_{\min(p)}]}{[\max(p) - \min(p)]} + new_{\min(p)} \dots \dots \dots (2.9)$$

Dimana : $\min(p)$ = nilai minimum dari data

$\max(p)$ = nilai maksimum dari data

$new_{\min(p)}$ = Batas nilai minimum 0

$new_{\max(p)}$ = Batas nilai maksimum 1

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Keuntungan dari metode ini adalah keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses normalisasi. Sedangkan kekurangannya adalah jika ada data baru, metode ini akan memungkinkan terjebak pada “*out of bound*” error.

2.2.5 Pengenalan pola (*pattern recognition*)

Pattern recognition (Pengenalan Pola) pada citra adalah pengelompokan citra secara otomatis pada komputer untuk mengenali suatu objek di dalam citra. *Pattern recognition* bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Dengan kata lain, *pattern recognition* membedakan suatu objek dengan objek lain

Pola adalah entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya (*features*). Ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola lainnya. Ciri yang bagus adalah ciri yang memiliki daya pembeda yang tinggi, sehingga pengelompokan pola berdasarkan ciri yang dimiliki dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi (Munir, 2004) dikutip oleh (Oktista Wanda & Handayani Lestari, 2015). Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode LVQ (*Learning Vector Quantization*).

2.2.5.1 Klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ)

LVQ adalah suatu metode jaringan syaraf tiruan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif. Pada sistem jaringan saraf tiruan memiliki 3 karakteristik utama (Antoni Siahaan, 2011) dikutip oleh (Ofandi Ahmad & Budianita Elvia, 2015). yaitu :

1. Arsitektur Jaringan
Merupakan pola keterhubungan antara neuron. Keterhubungan neuron-neuron inilah yang membentuk suatu jaringan.
2. Algoritma Jaringan
Merupakan metode untuk menentukan nilai bobot hubungan. Ada dua metode pada algoritma jaringan saraf tiruan, yaitu metode bagaimana JST tersebut

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

melakukan Pelatihan (Pembelajaran) dan metode bagaimana JST tersebut melakukan Pengenalan (Aplikasi).

3. Fungsi Aktivasi

Merupakan fungsi untuk menentukan nilai keluaran berdasarkan nilai total masukan pada neuron. Fungsi aktivasi suatu algoritma jaringan dapat berbeda dengan fungsi aktivasi algoritma jaringan lain.

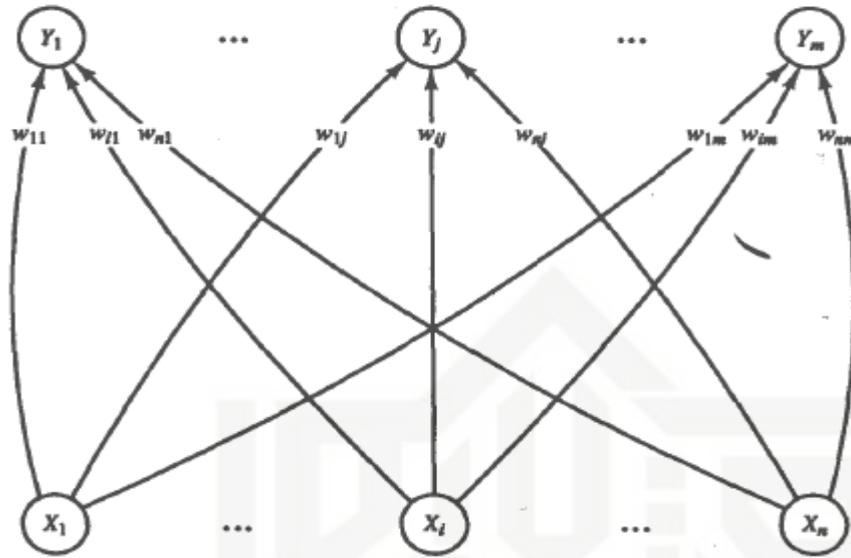
LVQ termasuk jenis JST yang dikembangkan oleh *Teuvo Kohonen* tahun 1989. LVQ adalah algoritma klasifikasi *prototype supervised* dengan aturan *Competitive Learning* versi dari algoritma *Kohonen Self-Organizing Map* (SOM). Model pembelajaran LVQ dilatih secara signifikan agar lebih cepat dibandingkan algoritma lain seperti *Back Propagation Neural Network*. LVQ merupakan *single-layer net* pada lapisan masukan yang terkoneksi secara langsung dengan setiap neuron pada lapisan keluaran (Arifianto A S dkk, 2014).

Arsitektur jaringan syaraf LVQ terdiri dari lapisan input (*input layer*), lapisan kompetitif (terjadi kompetisi pada input untuk masuk ke dalam suatu kelas berdasarkan kedekatan jaraknya) dan lapisan output (*output layer*). Lapisan input dihubungkan dengan lapisan kompetitif oleh bobot. Dalam lapisan kompetitif, proses pembelajaran dilakukan secara terawasi. Input akan bersaing untuk dapat masuk ke dalam suatu kelas (Meliawati Risky, 2016).

LVQ memiliki target yang akan dicapai. Pada lapisan kompetitif belajar mengenali dan mengklasifikasikan vektor-vektor input. Jika ada 2 vektor yang hampir sama, maka lapisan kompetitif akan menempatkan keduanya pada kelas yang sama. Dengan demikian LVQ belajar mengklasifikasikan vector input ke kelas target yang ditentukan oleh pengguna. Gambar 2.4 menunjukkan Arsitektur dari jaringan syaraf LVQ.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.4 Arsitektur Jaringan Learning Vector Quantization

Neuron input akan bersaing untuk dapat masuk ke dalam suatu kelas. Hasil dari lapisan kompetitif ini berupa kelas, yang kemudian akan dihubungkan dengan lapisan output oleh fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi (F) yang digunakan pada arsitektur jaringan LVQ adalah fungsi linier. Tujuannya adalah agar diperoleh output yang sama dengan input, sesuai dengan rumus fungsi linier yaitu $y = x$ (Budianita, 2013) dikutip oleh (Ofandi Ahmad & Budianita Elvia, 2015).

Langkah-langkah algoritma pelatihan LVQ1 (Budianita, 2013) dikutip oleh (Ofandi Ahmad & Budianita Elvia, 2015) terdiri atas:

1. Tetapkan bobot awal variable input ke-j menuju ke kelas ke-i (W_{ij}), parameter *learning rate* (α), nilai pengurangan *learning rate*, nilai minimal learning rate ($\text{Min } \alpha$), dan epoch = 0.
2. Masukan data input (X_{ij}) dan target (T)
3. Kerjakan jika $\alpha \geq \text{Min } \alpha$:
 - a. Hitung jarak *euclidean* $d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2}$ antara vektor W dan vektor X.
 - b. Tentukan J sedemikian hingga $\min \|X_i - W_j\|$ minimum.
 - c. Perbaiki W_j dengan ketentuan:
 - i. Jika $T = C_j$ maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha (X_i - W_j)$
 - ii. Jika $T \neq C_j$ maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha (X_i - W_j)$

d. Kurangi nilai α

Setelah dilakukan pelatihan, akan diperoleh bobot-bobot akhir (W). Bobot-bobot ini nantinya akan digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian. Misalkan dilakukan pengujian terhadap n_p buah data. Maka algoritma pengujianya adalah:

1. Masukkan data yang akan diuji, misal X_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, n_p$ dan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Kerjakan untuk $i=1$ hingga n_p
 - a. Tentukan J sedemikian hingga $\|X_{ij}-W_{ij}\|$ minimum
 - b. J adalah kelas untuk X_i

2.3 Pengujian Akurasi

Pengukuran akurasi dalam sistem biometrika dinyatakan dengan rasio kesalahan (Decision Error Rate), yaitu Rasio Kesalahan Pencocokan (False Matching Rate/FMR) dan Rasio Kesalahan Ketidakcocokan (False Non Matching Rate/FNMR). Rasio kesalahan dihitung dengan rumus : (Kurniawan, Adi, & Rohim, 2012) dikutip oleh (Hady, Rizky & Handayani, Lestari, 2015).

False Match Rate (FMR) menyatakan probabilitas sampel dari pengguna cocok dengan acuan yang diambil secara acak milik pengguna yang berbeda. Rasio kecocokan dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$FMR = \frac{\sum \text{Data yang cocok}}{\sum \text{Jumlah data Input}} \times 100\% \dots\dots\dots(2.10)$$

False Non March Rate (FNMR) menyatakan probabilitas sampel dari pengguna tidak cocok dengan acuan lain yang diberikan pengguna yang sama. Rasio kesalahan ketidak cocokan dihitung dengan rumus berikut :

$$FNMR = \frac{\sum \text{Data yang tidak cocok}}{\sum \text{Jumlah data Input}} \times 100\% \dots\dots\dots(2.11)$$

$$GAR = 1 - FMR \text{ atau } GAR = 1 - FNMR \dots\dots\dots(2.12)$$

Untuk menyatakan tingkat kesuksesan pengenalan suatu sistem biometrika disebut Genuine Acceptance Rate (GAR). Nilai threshold ditentukan berdasarkan tingkat keakurasian.