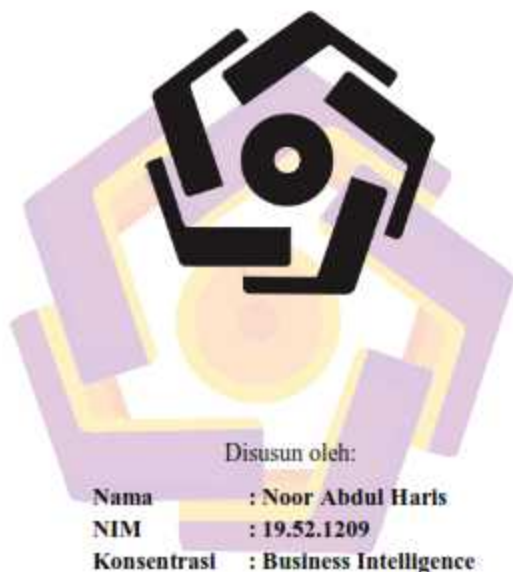


TESIS

**IDENTIFIKASI BATIK ASLI SURAKARTA BERDASARKAN
KOMBINASI FITUR**



Disusun oleh:

Nama : Noor Abdul Harts
NIM : 19.52.1209
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2021

TESIS

**IDENTIFIKASI BATIK ASLI SURAKARTA BERDASAKAN
KOMBINASI FITUR**

**IDENTIFICATION OF SURAKARTA ORIGINAL BATIK
BASE ON A COMBINATION OF FEATURES**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Noor Abdul Harts
NIM : 19.52.1209
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2021

HALAMAN PENGESAHAN

**IDENTIFIKASI BATIK ASLI SURAKARTA BERDASAKAN
KOMBINASI FITUR**

**IDENTIFICATION OF SURAKARTA ORIGINAL BATIK
BASE ON A COMBINATION OF FEATURES**

Diperiapkan dan Disusun oleh

Noor Abdul Haris

19.52.1209

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 04 Februari 2021

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 04 Februari 2021

Rektor

Prof. Dr. M. Suvanto, M.M.

NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**IDENTIFIKASI BATIK ASLI SURAKARTA BERDASAKAN
KOMBINASI FITUR**

**IDENTIFICATION OF SURAKARTA ORIGINAL BATIK
BASE ON A COMBINATION OF FEATURES**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Noor Abdul Haris

19.52.1209

Telah Dijikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 04 Februari 2021

Pembimbing Utama

Anggota Tim Penguji

Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

Dr. Wing Wahyu Winarno, MAFIS, Ak.
NIK. 555195

Pembimbing Pendamping

Dr. Andi Sunyoto, M.Kom.
NIK. 190302052

Hanif Al Fatta, M.Kom.
NIK. 1903020960

Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 04 Februari 2021
Direktur Program Pascasarjana

Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Noor Abdul Haris
NIM : 19.52.1209
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
Idearifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

Dosen Pembimbing Utama : Dr.Kusrini, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Hanif Al Fatta, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 04 Februari 2021

Yang Menyatakan,



10000
METERAI
TEMPEL
945C1A.D021472122

Noor Abdul Haris

HALAMAN PERSEMBAHAN

Segala puji bagi Allah yang telah memberikan rachmat, hidayah, nikmat hidup dan kemudahan dalam menyelesaikan tugas akhir tesis ini.

Ucapan terima kasih kupersembahkan spesial untuk:

1. Kedua orang tuaku Bapak Zaenal Abidin (alm) dan Ibu Rofi'ah (alm) yang selalu memberikan semangat dan motivasi.
2. Istriku tercinta Jani Kusanti, S.Kom., M.Cs. terima kasih telah memberikan doa dan dukungan sehingga semangat menyelesaikan tesis.
3. Anak-anakku tercinta Yusuf Zain Santosa, Farah Mega Atzila, Mohammad Hilmy Hafiz dan Nouval Ammar Ibrahim yang selalu memberi semangat dan dukungan.

HALAMAN MOTTO

"Allah akan meninggikan orang-orang yang beriman di antaramu dan orang-orang yang diberi ilmu pengetahuan beberapa derajat"

(Q.S Al-Mujadilah: 11)

"Bantinglah otak untuk mencari ilmu sebanyak-banyaknya guna mencari rahasia besar yang terkandung di dalam benda besar bernama dunia ini, tetapi pasanglah pelita dalam hati sanubari, yaitu pelita kehidupan jiwa"

(Al-Ghazali)

"Saat ketemu orang baru, saya selalu mengosongkan gelas saya terlebih dahulu"

(Bob Sadino)

"Inovasi lebih penting dari pengetahuan"

(Albert Einstein)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu Wata'ala atas berkat rahmat dan karunia-Nya, tugas akhir tesis dalam rangka memenuhi persyaratan untuk mendapatkan gelar Magister Komputer dengan judul "Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur" dapat disusun sesuai dengan harapan. Tugas akhir tesis ini dapat diselesaikan tidak lepas dari bantuan dengan pihak lain. Berkenaan dengan hal tersebut, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada yang terhormat:

1. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom. selaku Dosen pembimbing utama dan Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom. selaku Dosen pembimbing pendamping yang telah memberikan bimbingan yang luar biasa selama penyusunan penelitian tesis ini.
2. Bapak M. Rudyanto Arief, M.T, dan Bapak Mei P. Kurniawan, M.Kom. selaku Dosen penguji seminar proposal tesis, Bapak Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D., dan Bapak Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom. selaku Dosen penguji seminar hasil, serta Bapak Dr. Wing Wahyu Winarno, MAFIS, Ak., Bapak Andi Sunyoto, M.Kom dan Ibu Dr. Kusriani, M.Kom. selaku Dosen Penguji ujian tesis yang telah banyak memberikan masukan dan saran pada penelitian tesis.
3. Home industri batik Laweyan, rumah batik Danar Hadi, dan pedagang batik PGS (Pusat Grosir Solo) yang telah mengizinkan melakukan penelitian tesis pada produk yang dimilikinya.

4. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom. selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta beserta staff yang telah membantu dalam pengurusan perijinan dan dokumentasi penelitian tugas akhir tesis ini.
5. Orang tua penulis Bapak Zaenal Abidin (alm) dan Ibu Rofi'ah (alm) yang memberikan semangat sehingga tesis ini bisa diselesaikan.
6. Istriku tercinta Jani Kusanti, S.Kom., M.Cs. dan anak-anakku tercinta yang telah memberikan dukungan, semangat dan motivasi dalam penyelesaian tesis ini.
7. Semua pihak, secara langsung maupun tidak langsung, yang tidak dapat disebutkan disini atas bantuan dan perhatiannya selama penyusunan tesis ini. Akhirnya, semoga segala bantuan yang telah diberikan semua pihak diatas menjadi amalan yang bermanfaat dan mendapatkan balasan dari Allah Subhanahu Wata'ala dan tesis ini menjadi informasi dan rujukan yang bermanfaat bagi pembaca atau pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta, 04 Februari 2021

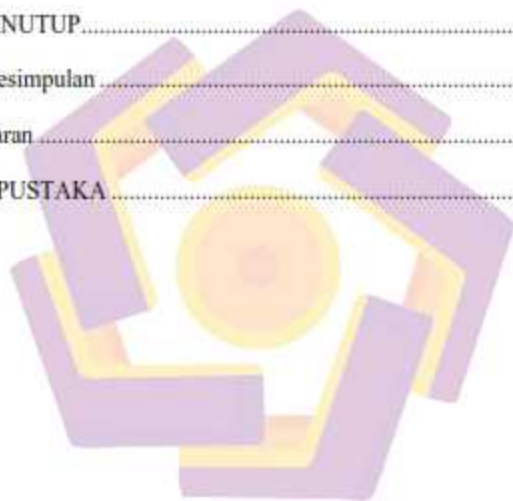
Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
HALAMAN MOTTO	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
INTISARI.....	xvii
<i>ABSTRACT</i>	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah.....	5
1.3. Batasan Masalah	5
1.4. Tujuan Penelitian	6
1.5. Manfaat Penelitian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1. Tinjauan Pustaka.....	7
2.2. Keaslian Penelitian.....	10

2.3. Landasan Teori.....	15
BAB III METODE PENELITIAN.....	31
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	31
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	37
3.3. Metode Analisis Data.....	38
3.4. Alur Penelitian.....	39
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	47
4.1. Hasil Penentuan ROI dan Perbaikan Citra.....	47
4.2. Pengujian Analisis I.....	50
4.2.1 Hasil Segmentasi Warna.....	51
4.2.2 Hasil Segmentasi Bentuk.....	54
4.2.3 Hasil Ekstraksi Fitur.....	56
4.2.4 Ekstraksi Fitur Warna.....	58
4.2.5 Ekstraksi Fitur Bentuk.....	59
4.2.6 Ekstraksi Fitur Tekstur dengan <i>GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix)</i>	61
4.2.7 Hasil <i>Confusion Matrix</i> Dengan Seleksi Kombinasi Fitur.....	68
4.2.8 Hasil Pelatihan dan Validasi.....	71
4.2.9 Hasil Pengujian.....	74
4.3 Pengujian Analisis II.....	78
4.3.1 Hasil Segmentasi Bentuk.....	78
4.3.2 Ekstraksi Fitur Bentuk.....	80

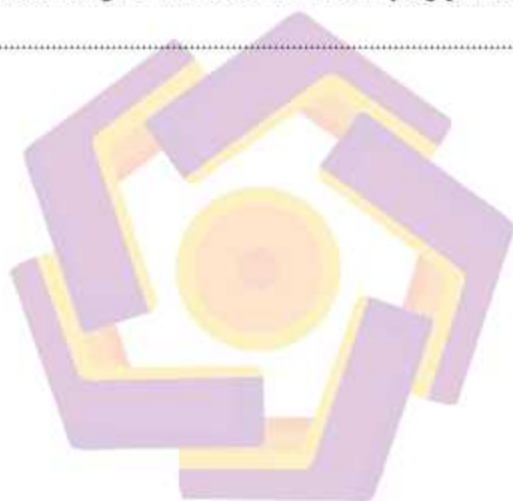
4.3.3 Hasil Pelatihan dan Validasi.....	81
4.3.4 Hasil Pengujian.....	82
4.4 Pengujian Analisis III.....	83
4.4.1 Hasil Pelatihan dan Validasi.....	83
4.4.2 Hasil Pengujian.....	84
4.5 Perbandingan Hasil Analisis.....	85
BAB V PENUTUP.....	87
5.1. Kesimpulan.....	87
5.2. Saran.....	87
DAFTAR PUSTAKA.....	89



DAFTAR TABEL

Tabel 4.10 Hasil pengujian pada 2-fold	69
Tabel 4.11 Hasil pengujian pada 3-fold	69
Tabel 4.12 Hasil pengujian pada 5-fold	69
Tabel 4.13 Hasil pengujian pada 7-fold	70
Tabel 4.14 Hasil pengujian pada 10-fold	70
Tabel 4.15 Parameter <i>LVQ</i> proses pelatihan untuk identifikasi batik	71
Tabel 4.16 Nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas	73
Tabel 4.17 Nilai TP dan FP	73
Tabel 4.18 Parameter pengujian menggunakan <i>LVQ</i>	74
Tabel 4.19 Hasil pengujian 70 data uji	75
Tabel 4.20 Hasil pengujian menggunakan <i>LVQ</i>	77
Tabel 4.21 <i>Confusion matrix</i> hasil data pengujian <i>LVQ</i>	77
Tabel 4.22 Nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas pengujian <i>LVQ</i>	78
Tabel 4.23 Hasil proses perhitungan Area	80
Tabel 4.24 Hasil perimeter dari ciri bentuk	81
Tabel 4.25 Parameter <i>LVQ</i> proses pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan fitur bentuk	81
Tabel 4.26 Parameter pengujian menggunakan <i>LVQ</i>	82
Tabel 4.27 Hasil identifikasi batik Surakarta dengan fitur bentuk	82

Tabel 4.27 dapat dilihat bahwa hasil nilai akurasi data latih sebesar 100%, nilai akurasi data validasi diperoleh 85%, nilai akurasi data uji diperoleh 83%. 82	
Tabel 4.28 Parameter LVQ proses pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan fitur tekstur.....	83
Tabel 4.29 Parameter pengujian menggunakan fitur tekstur menggunakan LVQ	84
Tabel 4.30 Hasil Identifikasi batik Surakarta dengan fitur tekstur	84
Tabel 4.31 Perbandingan nilai akurasi validasi dan pengujian fitur batik Surakarta	85



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Macam corak batik tradisional Surakarta (Doellah, 2012)	15
Gambar 2.2 Foto kain batik.....	16
Gambar 2.1 Ruang Warna.....	20
Gambar 2.2 Contoh operasi erosi dan dilasi oleh struktur elemen B pada citra Biner (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)	22
Gambar 2.3 Contoh penggunaan operasi <i>opening</i> dan <i>closing</i> oleh struktur elemen B (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)	23
Gambar 2.4 <i>RGB color space</i> dan <i>HSV color space</i>	27
Gambar 2.5 Penghitungan <i>eccentricity</i>	27
Gambar 2.6 Perhitungan <i>metric</i>	28
Gambar 2.7 Jaringan <i>LVQ</i> (Fausett, 1994)	29
Gambar 3.1 Metode Penelitian.....	31
Gambar 3.2 Arsitektur proses perancangan dan pemrograman	34
Gambar 3.3 Contoh 7 kelas citra batik.....	38
Gambar 3.4 Alur Penelitian Analisis 1	42
Gambar 3.5 Alur Penelitian Analisis 2	43
Gambar 3.6 Alur Penelitian Analisis 3	45
Gambar 3.7 Membandingkan hasil akurasi.....	46
Gambar 4.1. Citra batik semenrante dengan ukuran 450 x 800 piksel	47
Gambar 4.2. Citra batik semenrante hasil ROI dengan 266 x 310 piksel	48

Gambar 4.3. Hasil ROI dan Perbaikan Citra (a) Citra awal yang akan di cropping (b) Citra hasil cropping dari gambar 4.3 (a), (c) <i>Contrast stretching</i> citra dari gambar 4.3 (b)	48
Gambar 4.4. Hasil representasi citra batik semenrante dalam bentuk angka pada 3 index warna RGB kedalam matrik 8x8	50
Gambar 4.5 Hasil proses segmentasi warna	51
Gambar 4.6 Hasil segmentasi (a) Citra hasil HSV, (b) Citra hasil <i>Otsu</i> <i>thresholding</i> , (c) citra hasil <i>closing</i>	56
Gambar 4.7 Hasil operasi <i>closing</i> dari Gambar 4.6 (c).....	57
Gambar 4.8 Model ekstraksi fitur warna citra batik	58
Gambar 4.9 Model ekstraksi fitur bentuk citra batik	59
Gambar 4.10 Ekstraksi fitur tekstur dengan <i>GLCM</i>	62
Gambar 4.11 Nilai biner hasil <i>closing</i>	64
Gambar 4.12 Pembentukan matriks kookurensi	64
Gambar 4.13 Hasil matriks kookurensi dan penjumlahan	65
Gambar 4.14 Hasil normalisasi	65
Gambar 4.15 Nilai akurasi seleksi fitur batik.....	72
Gambar 4.16 Hasil segmentasi bentuk dan morfologi	79

INTISARI

Batik Surakarta memiliki tujuh macam desain yang masing-masing memiliki makna dan merupakan bagian dari falsafah budaya Jawa. Batik tradisional Surakarta dan Yogyakarta memiliki desain yang hampir sama namun memiliki perbedaan pada *background*, untuk itu menjadi penting pemilihan ciri warna digunakan dikombinasikan dengan ciri bentuk dan tekstur. Tujuan penelitian menghasilkan sistem untuk identifikasi batik asli Surakarta berdasarkan fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur dan mengetahui akurasi yang terbaik dari fitur yang digunakan untuk mendapatkan hasil yang optimal. Metode yang digunakan *HSV* untuk warna, *Otsu* dan morfologi untuk bentuk mendapatkan fitur bentuk dan *GLCM* untuk mendapatkan fitur tekstur, parameter yang digunakan hue, area, perimeter, energy, entropi, korelasi, homogeniti, dan kontras. Untuk klasifikasi digunakan metode *LVQ*. Data yang digunakan sebanyak 210 data yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji.

Hasil dari penelitian diperoleh tingkat akurasi dari kombinasi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur sebesar 96% dengan nilai akurasi validasi sebesar 99%. Hasil pengujian dengan menggunakan fitur bentuk tingkat akurasi pengujian diperoleh sebesar 83% dengan nilai akurasi validasi sebesar 85%. Hasil pengujian dengan menggunakan fitur tekstur memperoleh hasil pengujian 60% dengan hasil akurasi validasi sebesar 44,30%.

Hasil kesimpulan dari penelitian ini diperoleh hasil tertinggi pada data yang sama hasil akurasi identifikasi citra batik tradisional Surakarta dengan kombinasi fitur warna, bentuk dan tekstur menghasilkan nilai akurasi tertinggi dengan adanya peningkatan akurasi sebesar 13% dibandingkan dengan hanya menggunakan fitur bentuk, dan peningkatan 36% dibandingkan dengan hanya menggunakan fitur tekstur.

Kata kunci: *HSV*, *Otsu*, batik tradisional Surakarta, *k-fold*, *LVQ*

ABSTRACT

Surakarta batik has seven kinds of designs, each of which has a meaning and is part of the Javanese cultural philosophy. The traditional batik of Surakarta and Yogyakarta has almost the same design but has differences in the background, so it is important to choose color characteristics combined with shape and texture characteristics. The aim of this research is to produce a system to identify the original Surakarta batik based on color features, shape features, and texture features and to find out the best accuracy of the features used to get optimal results. The methods used by HSV for color, Otsu, and morphology for shapes get shape features and GLCM to get texture features, the parameters used are hue, area, perimeter, energy, entropy, correlation, homogeneity, and contrast. For classification, the LVQ method is used. The data used is 210 data which is divided into 140 training data and 70 test data.

The results of the study obtained an accuracy rate of the combination of color features, shape features, and texture features of 96% with a validation accuracy of 99%. The test results using the form features, the accuracy rate of testing was 83% with a validation accuracy value of 85%. The test results using the texture feature obtained 60% test results with the validation accuracy of 44.30%.

The conclusion of this study obtained the highest results on the same data, the results of the accuracy of the identification of traditional Surakarta batik images with a combination of color, shape, and texture features produced the highest accuracy value with an increase in accuracy of 13% compared to using only shape features, and an increase of 36% compared to by only using the texture feature.

Keywords: HSV, Otsu, Surakarta traditional batik, k-fold, LVQ

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan desain batik di Surakarta begitu pesat, menunjukkan kreatifitas di bidang batik banyak diminati hal itu sudah dijelaskan (Doellah, 2012). Namun karya yang dihasilkan tidak satupun memiliki hak cipta dari pembuatnya, sehingga mudah untuk diduplikasi. Karakteristik pada citra batik terletak pada desain, warna dasar, dan motif hal itu sudah dibuktikan (Dlidi & Indonesia, 2019; Doellah, 2012). Pada perkembangannya batik Surakarta banyak dimodifikasi dengan menggabungkan antara batik tradisional Surakarta dengan desain modern, dengan alasan untuk meningkatkan kreatifitas dan menarik minat pembeli. Namun tanpa disadari hal tersebut membuat batik tradisional Surakarta semakin kurang dikenali oleh masyarakat khususnya anak muda saat ini.

Kota Surakarta merupakan salah satu wilayah yang masuk dalam program Smart City, dan salah satu bagian dari smart city adalah mengembangkan budaya local. Batik merupakan bagian dari budaya lokal yang menjadi salah satu unggulan kota Surakarta. Desain batik asli Surakarta memiliki nilai budaya yang tinggi, untuk itu perlu dilakukan perlindungan terhadap karya budaya tersebut agar tidak diambil oleh negara lain. Selain batik Surakarta masih ada batik khas dari wilayah lain yang juga masuk dalam perlindungan karya budaya, namun selain dari unsur batiknya, batik tradisional Surakarta memiliki makna dari setiap desainnya yang merupakan bagian dari falsafah budaya Jawa. Ada 7 macam

desain dasar dari pola citra batik Surakarta, yang dijadikan dasar untuk perkembangan desain batik saat ini seperti yang sudah dibuktikan (Dludir & Indonesia, 2019). Ketujuh macam desain dibedakan dari bentuk dan tekstur dari desainnya yang sudah dibuktikan (Batik, 2015)

Berkembangnya desain batik saat ini semakin meninggalkan desain dasarnya, dikarenakan kurang pahamiannya masyarakat terhadap falsafah Jawa yang terkandung pada desain batik tersebut. Perkembangan corak batik tradisional Surakarta sedikit demi sedikit mulai menjauh dari pakemnya hal itu sudah dibuktikan (Kusanti & Suprpto, 2019; Kusanti & T.S, 2019). Pengenalan terhadap batik tradisional Surakarta menjadi penting untuk diteliti agar falsafah yang ada pada batik tradisional Surakarta dapat diketahui oleh masyarakat, khususnya di zaman digitalisasi saat ini. Tujuannya dapat meningkatkan nilai jual batik tradisional Surakarta.

Beberapa metode sudah diterapkan untuk mengenali identitas batik dari berbagai daerah seperti batik Pekalongan yang sudah dibuktikan (Aribowo, 2016), batik Lasem Yogyakarta yang dibuktikan (Handhayani, Hendryli, & Hiryanto, 2017) dan batik Banyuwangi yang dibuktikan (Meccasia, Hidayat, & Sunarya, 2015). Perbedaan jenis batik dapat dibedakan berdasarkan bentuk dan teksturnya hal itu dibuktikan (Kasim, 2017). Khususnya batik tulis, dari teksturnya batik tulis memiliki ciri yang berbeda dengan batik cap. Identifikasi menggunakan fitur tekstur untuk segmentasi citra antara lain metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) hal itu dibuktikan (Aribowo, 2016; Kusanti & Suprpto, 2019; Kusanti & T.S, 2019; Loke & Cheong, 2014), metode filter Gabor (Aribowo,

2016; Padmo A.M & Murinto, 2016) dan metode transformasi wavelet (Aribowo, 2016; Meccasia et al., 2015). Dari hasil penelitian menggunakan fitur tekstur masih menemui kendala dihasil akurasi masih rata-rata 80%. Identifikasi menggunakan fitur bentuk menggunakan *thresholding* dan *Otsu* yang dibuktikan (Budiman, Suhendra, Agushinta, & Tarigan, 2017; Fuad, 2018), masih mengalami kendala dihasil akurasi yang masih rata-rata 90%.

Hasil segmentasi menjadi acuan untuk hasil klasifikasi dari ciri yang dimiliki oleh citra batik. Metode klasifikasi *K-Means* seperti yang dibuktikan (Aribowo, 2016), *Artificial Neural Network Based* seperti yang dibuktikan (Kasim, 2015, 2017), *Fuzzy Logic* yang dibuktikan (Meccasia et al., 2015) dan *Backpropagation* yang dibuktikan (Kusanti & Suprpto, 2019) sudah digunakan dalam penelitian sebelumnya, hasil yang diperoleh bergantung pada ciri yang digunakan.

Namun untuk mengidentifikasi citra batik tradisional bukan hanya dilihat dari teksturnya saja atau dari bentuk corak batiknya saja, namun juga harus dari warnanya khususnya batik tradisional Surakarta. Fitur warna dipilih sebagai salah satu variabel dalam penelitian ini dikarenakan warna menjadi bagian penting untuk ciri pembeda antara batik tradisional Surakarta dengan batik wilayah lain disamping bentuk dan tekstur, hal itu sudah dibuktikan (Dlidor & Indonesia, 2019) bahwa karakteristik pada citra batik terletak pada desain, warna dasar, dan motif. Untuk itu menjadi penting dilakukan penelitian untuk mengidentifikasi batik tradisional Surakarta dengan mengkombinasikan dari ciri yaitu dari ciri warna, ciri tekstur dan ciri bentuk. Kombinasi ketiga ciri diharapkan ciri khas

batik tradisional Surakarta dengan batik modern dan batik wilayah lain terlihat lebih jelas.

Penelitian ini akan fokus kepada kombinasi segmentasi fitur warna dengan metode *Hue Saturation Value (HSV)*, fitur bentuk dengan metode *Otsu* serta morfologi dan fitur tekstur dengan metode *GLCM* digunakan untuk mengembangkan sistem untuk identifikasi desain batik Surakarta.

Fitur warna dan bentuk dipilih untuk membedakan motif batik tradisional Surakarta dengan batik tradisional dari wilayah lain sebagai contoh batik tradisional Yogyakarta, secara signifikan perbedaan batik tradisional Surakarta terletak pada latar belakang motif dan hiasan motif. Batik tradisional Surakarta memiliki background warna cenderung ke coklat atau gelap.

Untuk itu menjadi penting digunakan fitur warna dengan metode *HSV* dan parameter *Hue*, dikarenakan metode ini dapat merepresentasikan warna berdasarkan panjang gelombang cahaya hal itu dibuktikan (Hapsari & Haryono, 2016), sehingga akan diperoleh ciri warna sesuai dengan ciri warna batik tradisional Surakarta. Fitur bentuk menggunakan *Otsu* dan morfologi dipilih untuk memisahkan *background dan foreground* sehingga akan diperoleh motif dari citra batik yang digunakan (Kusanti & Suprpto, 2019) untuk ciri bentuk dengan parameter area dan perimeter dari citra batik tradisional Surakarta. Fitur tekstur menggunakan *GLCM* digunakan untuk memperoleh ciri tekstur dengan parameter entropi, energy, korelasi, homogeniti, dan kontras dari citra batik tradisional Surakarta yang cenderung halus, metode *GLCM* sudah digunakan (Loke & Cheong, 2014; Satrio, Sutojo, Si, & Kom, n.d.; Surya, Fadlil, & Yudhana, 2017).

Klasifikasi ketujuh ciri desain batik dilakukan dengan menggunakan metode *L_VQ* seperti yang dilakukan Yainahu (2019). Berdasarkan pernyataan di atas, aspek kombinasi fitur warna, fitur tekstur dan fitur bentuk menjadi aspek penting dari penelitian ini untuk menghasilkan sistem identifikasi yang diharapkan dapat digunakan untuk mengidentifikasi batik asli Surakarta berdasarkan kombinasi fitur dengan hasil akurasi yang lebih optimal.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian tersebut, beberapa permasalahan yang dapat dirumuskan seperti dibawah ini:

1. Bagaimanakah pengaruh kombinasi fitur pada tingkat akurasi klasifikasi batik?
2. Bagaimana pengaruh pemilihan ciri yang digunakan pada proses klasifikasi batik pada hasil akurasi yang diperoleh dari hasil kombinasi (fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur) dibandingkan dengan hasil fitur yang tidak dikombinasikan dengan menggunakan data yang sama?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini dilaksanakan pada citra batik tradisional Surakarta.
2. Data yang digunakan berupa citra batik tradisional Surakarta yang diambil dari hasil foto di *home industri* Laweyan, rumah batik Danar Hadi, dan pasar grosir PGS (Pusat Grosir Surakarta).

3. Data yang digunakan sebanyak 210 data citra batik, yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji.
4. Penelitian dilakukan dalam kurun waktu Januari 2020 – Mei 2020
5. Penelitian ini menggunakan metode segmentasi fitur warna dengan *HSV*, fitur bentuk dengan metode *Otsu* serta morfologi dan fitur tekstur dengan metode *GLCM*, dengan ekstraksi ciri area, perimeter, *energy*, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, dan *entropy*, metode klasifikasi yang digunakan *Learning Vector Quantization (LVQ)*
6. Alat yang digunakan dalam penelitian ini, kamera DSLR dan kamera HP untuk mengambil data citra, Laptop digunakan untuk mengolah data.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini:

1. Menghasilkan sistem untuk identifikasi batik asli Surakarta berdasarkan fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur
2. Mengetahui akurasi yang terbaik dari fitur yang digunakan untuk mendapatkan hasil yang optimal

1.5. Manfaat Penelitian

1. Meningkatkan hasil akurasi pada sistem identifikasi citra batik asli Surakarta.
2. Menghasilkan fitur terbaik untuk dapat digunakan sebagai identifikasi batik asli Surakarta.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian yang dilakukan Aribowo (2016) menggunakan segmentasi fitur tekstur untuk mengidentifikasi citra batik Pekalongan. Dalam penelitiannya segmentasi citra digunakan untuk membagi citra ke dalam bagian-bagian wilayah yang mempunyai kesamaan fitur antara lain: tingkat keabuan, tekstur, warna, gerakan. Metode ekstraksi fitur tekstur untuk segmentasi citra digunakan *Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*, metode filter Gabor dan metode transformasi *wavelet*. Proses segmentasi citra didasarkan pada fitur tekstur dengan menggunakan metode tak terawasi dalam konsep klustering. Metode klustering yang digunakan adalah metode *K-means*, sedangkan metode ekstraksi fitur menggunakan filter Gabor. Hasil penelitian ini adalah semua motif batik yang diuji dapat dikenali oleh aplikasi yang sedang dibangun. Persentase kesamaan dalam pengujian untuk mengenali motif batik adalah 89,44%

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Handhayani (2017) mengidentifikasi batik Lasem dengan menggunakan segmentasi fitur tekstur GLCM. Data yang digunakan berupa image batik sebanyak 698 dan diklasifikasi kedalam 7 kelas, metode klasifikasi yang digunakan *support vector machines (SVM)* tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 70%.

Dalam penelitian yang dilakukan Ambarwati (2016) dalam studinya menggunakan *Otsu* untuk mengenali gambar dengan hasil validasi 80%. Dalam

penelitian yang dilakukan Rahayuda (2015) dalam penelitiannya mengusulkan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *Filter Gabor* untuk mengklasifikasikan gambar batik, hasil data dalam bentuk kontras, korelasi, energi dan homogenitas digunakan sebagai nilai input untuk mengklasifikasikan batik menjadi empat jenis yaitu batik jlamprang, batik sogan, tiga batik domestik dan batik tulis kombinasi. Untuk mengukur kekuatan perbedaan intensitas dalam gambar, ukuran variasi antara derajat abu-abu area gambar digunakan. ASM menunjukkan ukuran homogenitas gambar..

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Meccasia (2015) melakukan penelitian untuk identifikasi batik Banyuwangi, metode segmentasi yang dilakukan menggunakan *Discrete Wavelet Transform (DWT)*. Sedangkan metode klasifikasi yang digunakan adalah *Fuzzy Logic*. Hasil dari penelitian yang dilakukan menghasilkan akurasi sebesar 74% terhadap jumlah data uji sebanyak 50 data.

Penggunaan jaringan saraf convolutional dalam penelitian Ambarwati (2016) digunakan untuk mengklasifikasikan lima jenis batik, hasil yang diperoleh untuk tingkat akurasi 88%.

Dari beberapa penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, maka dalam penelitian ini menggunakan kombinasi deteksi *Otsu* dan *canny edge*, hasilnya akan digunakan sebagai input untuk ekstraksi fitur menggunakan *GLCM* untuk mendapatkan nilai data yang akan digunakan sebagai nilai yang diklasifikasikan menggunakan *LVQ*.

Dalam penelitian ini akan meneliti batik asli tradisional Surakarta, dengan jumlah data 210 yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji. Untuk jumlah kelas yang diperoleh ada 7 macam yaitu kelas sidomukti, kawung, parang, sawat, semen rante, truntum dan satrio manah. Metode segmentasi yang digunakan *HSV*, *Otsu*, *Morphology* dan *GLCM*. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *LVQ*. Ciri yang akan digunakan berupa *area*, *perimeter*, *hue*, *energy*, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, dan *entropy*.



2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks *literatur review* dan posisi penelitian
Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, Dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran Atau Kelemahan	Perbandingan
1	Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor Dan Klustering	Aribowo, E., Jurnal Informatika, 10, 1173-1179., Tahun 2016	Tujuannya Untuk Melakukan Identifikasi Batik Pekalongan Menggunakan Proses Segmentasi Citra Didasarkan Pada Fitur Tekstur Dengan Menggunakan Metode Tak Terawasi Dalam Konsep Klustering. Metode Klustering Yang Digunakan Adalah Metode K-Means, Sedangkan Metode Ekstraksi Fitur Menggunakan Filter Gabor	Hasil Penelitian Yang Telah Dilakukan Dapat Disimpulkan Bahwa Ekstraksi Fitur Tekstur Dapat Dilakukan Dengan Menggunakan Metode Gabor Filter Dan Dilanjutkan Proses Segmentasinya Dengan Menggunakan K-Means Klustering.	Penelitian Menggunakan Ciri Dari Ekstraksi Fitur Tekstur Untuk Identifikasi Batik Pekalongan	Penelitian Yang Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Segmentasi Tekstur Untuk Mengidentifikasi Batik Pekalongan Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur Dengan Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional Surakarta
2	Comparison Of Shallow And Deep Learning Models For Classification Of Lasem Batik Patterns.	Handhayani, T., Hendryli, J., & Hiryanto, L., Proceedings - 2017 1st International Conference On	Mengeksplorasi Dan Membandingkan Model Superficial Dan Deep Learning Untuk Mengklasifikasikan Motif Batik Lasem	Hasil Penelitian Model Superficial Berkinerja Lebih Baik Dibandingkan Dengan Model Deep Learning Untuk Mengidentifikasi	Penelitian Melakukan Perbandingan Hasil Identifikasi Berdasarkan Klasifikasi	Penelitian Yang Dilakukan Membandingkan Hasil Identifikasi Berdasarkan Klasifikasi Superficial Dan Klasifikasi Deep

Lanjutan Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, Dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran Atau Kelemahan	Perbandingan
		Informatics And Computational Sciences, Iccos 2017, (March 2018). https://doi.org/10.1109/ICICOS.2017.8276330	Secara Otomatis	Batik Lasem	Menggunakan Superficial Dan Klasifikasi Menggunakan Deep Learning	Learning. Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur. Denganklasifikasi Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional Surakarta
3	Texture Fusion For Batik Motif Retrieval System.	Ida Nurhaida , Hong Wei, Remmy A. M. Zen, R. M., & Arymurthy, A. M., International Journal Of Electrical And Computer Engineering (IJECE) Vol. 6, No. 6, December 2016, Pp. 3174-3187 ISSN: 2088-8708, DOI: 10.11591/Ijece.V6i6.12049, Vol. 6, No. 3174-3187.	Menguji Efek Fitur Tekstur Untuk Identifikasi Motif Batik	Hasil Penelitian Metode Yang Diusulkan Tidak Bekerja Dengan Baik, Gambar Permintaan Berisi Beberapa Objek Motif Dasar Yang Diterapkan Ke Dataset Di Mana Gambar Yang Diambil Hanya Berisi Satu Objek Motif Dasar	Penelitian Yang Dilakukan Dengan Menggunakan Ciri Tekstur Dengan Hasil Kurang Optimal	Penelitian Yang Dilakukan Menggunakan Ciri Tekstur Untuk Identifikasi Objek Motif Dasar. Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur. Denganklasifikasi Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional

Lanjutan Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

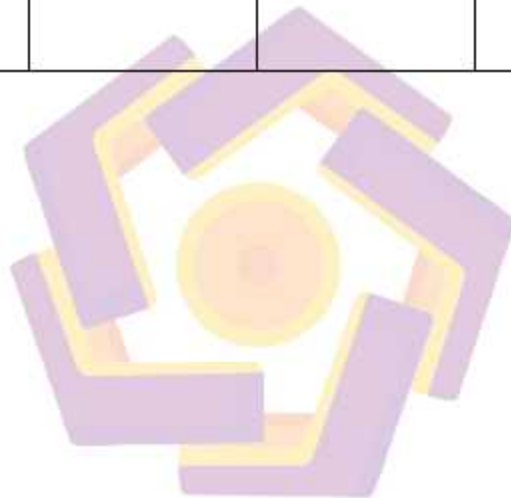
No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, Dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran Atau Kelemahan	Perbandingan
						Surakarta
4	Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Wavelet Dan Metode Klasifikasi Fuzzy	Meccasia, K., Hidayat, B., & Sunarya, U. (2015). Logic. E-Proceeding Of Engineering (2015), 2(2), 2760-2766.	Melakukan Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi	Hasil Penelitian Dengan Ekstraksi Ciri DWT, Dan Parameter Klasifikasi Fuzzy Logic. Diperoleh Parameter Terbaik Dari Pengujian Sistem Perangkat Lunak Ini Adalah Parameter Ukuran Parameter Level Dekomposisi DWT : 6, Parameter Filter DWT : LL Dan Nilai Epoch Pada Klasifikasi Fuzzy Logic 20. Parameter Terbaik Menghasilkan Akurasi Sebesar 74% Terhadap Jumlah Data Uji Sebanyak 50 Data.	Penelitian Ini Membahas Mengenai Teknik Untuk Mengklasifikasikan Motif Batik Dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital. Metode Ekstraksi Ciri Yang Digunakan Adalah Discretewavelet Transform (DWT). Sedangkan Metode Klasifikasi Yang Digunakan Adalah Fuzzy Logic.	Penelitian Yang Dilakukan Mengklasifikasikan Motif Batik Dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital. Metode Ekstraksi Ciri Yang Digunakan Adalah Discretewavelet Transform (DWT). Sedangkan Metode Klasifikasi Yang Digunakan Adalah Fuzzy Logic. Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur Dengan Klasifikasi Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional Surakarta
5	Batik Classification Using Deep	Yohanes Gultom, R. J. M., & Arymurthy, And	Klasifikasi Pola Batik Berdasarkan Invariance	Hasil Menunjukkan Bahwa Model Yang	Penelitian Menggunakan	Penelitian Yang Dilakukan Menggunakan

Lanjutan Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, Dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran Atau Kelemahan	Perbandingan
	Convolutional Network Transfer Learning.	A. M. (2018). Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi (Journal Of A Science And Information). 11/2 (2018), 59-66 DOI: http://dx.doi.org/10.21609/jiki.v11i2.507.2 , 59-66.	Menggunakan Convolutional Neural Network (Convnet)	Menggunakan Convnet VGG16 Sebagai Ekstraktor Fitur Mencapai Rata Rata Akurasi 89±7% Sedangkan Model Berbasis SIFT Dan SURF Mencapai Rata Rata 88±10% Dan 88±8%. Meskipun Demikian, SIFT Lebih Akurat Sekita R 5% Pada Dataset Yang Dirotasi Dan Diperbesar.	Convnet VGG16 Untuk Ekstraksi Fitur	Convnet VGG16 Untuk Ekstraksi Fitur Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur Denganklasifikasi Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional Surakarta
6	Combination Of Otsu And Canny Method To Identify The Characteristics Of Surakarta Batik As Surakarta Traditional Batik.	Kusanti, J., & Suprpto, A. (2019). 2019 2nd International Conference Of Computer And Informatics Engineering (IC2IE), 63-68. https://doi.org/10.1109/IC2IE47452.2019.8940884	Melakukan Identifikasi Batik Surakarta Dengan Mengkombinasikan <i>Otsu</i> Dan <i>Canny</i>	Hasil Menunjukkan Bahwa Dengan Mengkombinasikan Metode <i>Otsu</i> Dan <i>Canny</i> Diperoleh Hasil Akurasi 93%	Penelitian Melakukan Identifikasi Berdasarkan Kombinasi <i>Otsu</i> Dan <i>Canny</i> Dengan Klasifikasi Berdasarkan Backpropagation	Penelitian Ini Melakukan Identifikasi Berdasarkan Kombinasi <i>Otsu</i> Dan <i>Canny</i> Dengan Klasifikasi Berdasarkan Backpropagation Penelitian Yang Akan Dilakukan Menggunakan Ciri Berdasarkan Dari Kombinasi Fitur Warna, Fitur Bentuk Dan Fitur Tekstur Denganklasifikasi

Lanjutan Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Identifikasi Batik Asli Surakarta Berdasarkan Kombinasi Fitur

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, Dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran Atau Kelemahan	Perbandingan
						Menggunakan LVQ Untuk Dapat Digunakan Sebagai Identifikasi Batik Tradisional Surakarta



2.3. Landasan Teori

1. Batik Tradisional Surakarta

Batik merupakan salah satu unggulan bangsa Indonesia, yang dari Sabang sampai Merauke memiliki berbagai ciri dan corak yang beragam dan memiliki cerita dan karakter yang khas mewakili budaya masing-masing daerah, tak terkecuali batik Surakarta seperti ditunjukkan Batik (2015). Batik tradisional Surakarta memiliki 7 (tujuh) ragam corak yang masing-masing coraknya memiliki makna yang berbeda hal itu sudah dibuktikan (Dludir & Indonesia, 2019; Doellah, 2012). Ketujuh macam corak tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Macam corak batik tradisional Surakarta (Doellah, 2012)

2. Pengolahan Citra

Pencitraan merupakan transformasi dari citra tampak menjadi citra digital. Perbaikan citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas tampilan citra untuk pandangan manusia atau mengkonversi suatu citra agar memiliki format yang lebih baik, sehingga citra lebih mudah diolah hal itu sudah dibuktikan (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013).

Teknik untuk mengolah dan memperbaiki sehingga citra dapat di modifikasi dan di manipulasi dengan berbagai cara disebut pengolahan citra. Foto adalah contoh gambar berdimensi dua yang dapat diolah dengan mudah. Setiap foto dalam bentuk citra digital (misalnya berasal dari kamera digital) dapat diolah melalui perangkat lunak tertentu. Sebagai contoh citra batik dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Foto kain batik

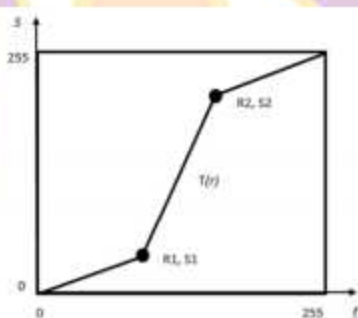
3. Perbaikan Citra

Pengolahan citra (*image processing*) diawali dengan perbaikan kualitas citra. Perbaikan kualitas diperlukan karena seringkali citra yang dijadikan objek pembahasan mempunyai kualitas yang buruk, misalnya citra mengalami derau

(*noise*) pada saat pengiriman melalui saluran transmisi, citra terlalu terang/gelap, citra kurang tajam, kabur, dan sebagainya. Melalui operasi pemrosesan awal inilah kualitas citra diperbaiki sehingga citra dapat digunakan untuk aplikasi lebih lanjut, misalnya untuk aplikasi pengenalan (*recognition*) objek didalam citra.(*jnma.1199.pdf*, n.d.)

4. Peregangan Kontras (*Contrast Stretching*)

Contrast stretching merupakan metode perbaikan kualitas citra yang bertujuan untuk meningkatkan atau menurunkan kontras suatu citra dengan cara memperlebar atau mempersempit range nilai intensitas piksel citra seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.3. menunjukkan transformasi *contrast stretching*.



Gambar 2.3 Transformasi *Contrast Stretching*

Kontras menyatakan sebaran terang (*lightness*) dan gelap (*darkness*) di dalam sebuah gambar. Citra dapat dikelompokkan ke dalam tiga kategori kontras hal itu sudah dibuktikan (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013): citra

kontras-rendah (*low contrast*), citra kontras-bagus (*good contrast atau normal contrast*), dan citra kontras-tinggi (*high contrast*).

Citra dengan kontras-rendah dapat diperbaiki kualitasnya dengan operasi peregangan kontras. Melalui operasi ini, nilai-nilai keabuan pixel akan merentang dari 0 sampai 255 (citra 8-bit), dengan kata lain seluruh nilai keabuan pixel terpakai secara merata.

Algoritma peregangan kontras adalah sebagai berikut:

- 1) Cari batas bawah pengelompokan pixel dengan cara memindai (*scan*) histogram dari nilai keabuan terkecil ke nilai keabuan terbesar (0 sampai 255) untuk menemukan pixel pertama yang melebihi nilai ambang pertama yang telah dispesifikasikan.
- 2) Cari batas atas pengelompokan pixel dengan cara memindai histogram dari nilai keabuan tertinggi ke nilai keabuan terendah (255 sampai 0) untuk menemukan pixel pertama yang lebih kecil dari nilai ambang kedua yang dispesifikasikan.
- 3) Pixel-pixel yang berada di bawah nilai ambang pertama di-set sama dengan 0, sedangkan pixel-pixel yang berada di atas nilai ambang kedua di-set sama dengan 255.
- 4) Pixel-pixel yang berada di antara nilai ambang pertama dan nilai ambang kedua dipetakan (diskalakan) untuk memenuhi rentang nilai-nilai keabuan yang lengkap (0 sampai 255) dengan persamaan 2.1:

$$s = \frac{r - r_{\min}}{r_{\max} - r_{\min}} \times 255 \quad [2.1]$$

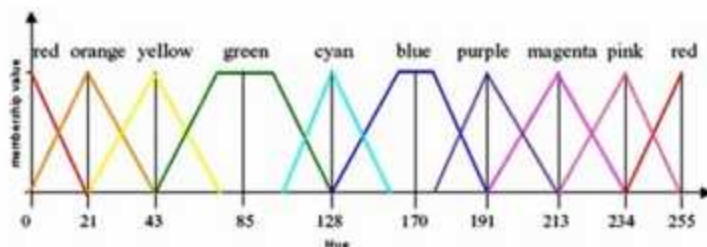
dalam hal ini, r adalah nilai keabuan dalam citra semula, s adalah nilai keabuan yang baru, r_{\min} adalah nilai keabuan terendah dari kelompok pixel, dan r_{\max} adalah nilai keabuan tertinggi dari kelompok pixel.

5. Segmentasi

Segmentasi citra adalah proses pemisahan antara objek dan *background*. Ini adalah langkah penting untuk menuju ke pengenalan citra, kompresi citra, visualisasi citra, dan pengambilan citra. Tujuan dari segmentasi tergantung pada tujuan penelitian dan jenis data gambar. Pemilihan teknik segmentasi yang tepat tergantung pada jenis gambar dan aplikasi. Metode yang berdasarkan batas berasumsi bahwa sifat pixel, seperti intensitas, warna dan tekstur harus berubah tiba-tiba antara wilayah yang berbeda. Metode berdasarkan wilayah mengasumsikan bahwa pixel tetangga dalam wilayah yang sama harus memiliki nilai yang sama (misalnya intensitas, warna dan tekstur).

1) Segmentasi Warna

Segmentasi warna merupakan salah satu metode segmentasi citra yang memisahkan antara objek dengan background berdasarkan ciri warna tertentu dari objek tersebut. Proses segmentasi warna, salah satunya dapat dilakukan dengan cara mengkonversi ruang warna citra yang semula RGB (*Red, Green, Blue*) menjadi ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*). Komponen Hue merupakan komponen yang merepresentasikan warna dari berbagai panjang gelombang cahaya. Komponen Hue dari ruang warna HSV kemudian diekstrak dan dibagi-bagi menjadi beberapa daerah warna seperti dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ruang Warna

2) Otsu

Pada penelitian ini menggunakan *Otsu thresholding* dimana metode *Otsu thresholding* adalah suatu metode binerisasi secara otomatis dari citra *grayscale* berdasarkan bentuk histogram. Selanjutnya menghitung nilai *threshold* dengan cara memaksimalkan varian antar kelas. *Otsu thresholding* digunakan di berbagai aplikasi untuk komputer visi tingkat rendah. Metode *Otsu* melakukan pendekatan yaitu analisis diskriminasi yaitu menentukan suatu variabel dapat membagi objek latar depan (*foreground*) dan latar belakang (*background*). Segmentasi dengan metode *Otsu* didasarkan pada nilai intensitas dari pixel-pixel pada citra.

3) Morfologi

Teknik pengolahan citra sudah dikembangkan diantaranya operasi morfologi atau morfologi matematika. Morfologi matematika memberikan deskripsi kuantitatif struktur geometris dan bentuk, serta deskripsi matematika aljabar, topologi, probabilitas, dan geometri integral. Morfologi matematika sangat berguna pada pengolahan citra dan analisis aplikasi. Pemrosesan citra secara morfologi dapat dilakukan dengan citra biner dan terhadap citra dengan

skala keabuan 0 – 255. Pada penelitian ini menggunakan pemrosesan morfologi terhadap citra biner.

Morfologi matematika melibatkan analisis geometris bentuk dan tekstur pada citra. Sebuah citra dapat diwakili oleh satu set pixel. Operator morfologi bekerja dengan dua citra. Citra yang sedang diproses disebut citra aktif, dan citra lainnya menjadi sebuah kernel, disebut sebagai struktur elemen. Setiap struktur elemen memiliki bentuk yang dirancang, dapat dianggap sebagai filter dari citra yang aktif. Citra aktif dapat dimodifikasi dengan berbagai struktur elemen. Operasi dasar morfologi matematika terdiri dari dilasi dan erosi, yang dapat dikombinasikan secara berurutan untuk menghasilkan operasi lain, seperti opening dan closing, yaitu:

- a) **Dilasi**: merupakan proses penggabungan titik menjadi bagian objek berdasarkan struktur elemen yang digunakan. Dilasi dinotasikan dengan $A \oplus B$, dengan \emptyset yaitu himpunan kosong didefinisikan yang dapat dilihat pada persamaan 2.1. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$A \oplus B = \{x | (B)_x \cap A \neq \emptyset\} \quad [2.1]$$

Himpunan untuk semua titik x sedemikian sehingga $(B)_x$ mengenai A (hasil perpotongan himpunan $(B)_x$ dan A bukan merupakan himpunan kosong). Dapat dilihat pada persamaan 2.2.

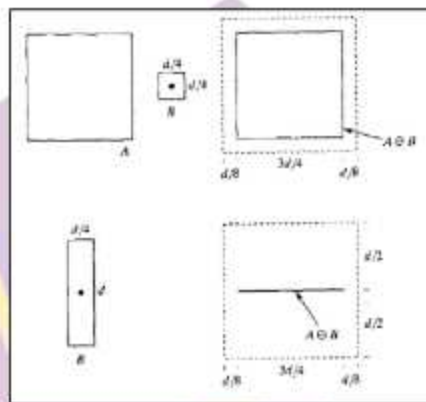
$$A \oplus B = \{x | [(B)_x \cap A] \subseteq A\} \quad [2.2]$$

- b) **Erosi**: proses penghapusan titik-titik objek menjadi bagian dari latar, berdasarkan struktur elemen yang digunakan. Erosi merupakan titik awal untuk pemrosesan morfologis. Untuk himpunan A dan B , erosi citra A

oleh struktur elemen B dinotasikan $A \ominus B$, didefinisikan seperti yang dapat dilihat pada persamaan 2.3.

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad [2.3]$$

Pengertian ini dapat dijelaskan adalah erosi A oleh B adalah himpunan semua titik x yang ditranslasi dengan $(B)_x$ terlihat dalam A. Berikut contoh gambar dilasi dan erosi oleh struktur elemen B pada sebuah obyek dapat dilihat pada Gambar 2.2



Gambar 2.2 Contoh operasi erosi dan dilasi oleh struktur elemen B pada citra Biner (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

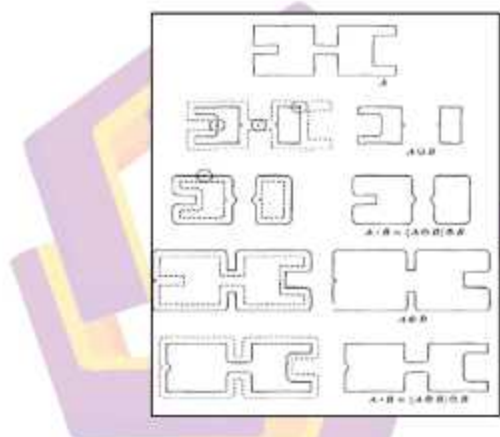
- c) **Opening** adalah suatu operasi dilasi dari hasil keseluruhan sebuah erosi terhadap suatu citra dari sebuah struktur elemen B, oleh pembentuk elemen yang sama. Pada aljabar dijelaskan, jika suatu semesta adalah terbuka, komplementnya adalah tertutup. Opening himpunan A oleh struktur elemen B, didefinisikan seperti dapat dilihat pada persamaan 2.4.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad [2.4]$$

- d) **Closing** adalah aplikasi dilasi terhadap suatu citra oleh sebuah elemen pembentuk B, diikuti erosi keseluruhan hasil melalui elemen pembentuk yang sama. Closing himpunan A oleh struktur elemen B, dinotasikan $A \cdot B$ didefinisikan seperti dapat dilihat pada persamaan 2.5.

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad [2.5]$$

Pengaruh penerapan opening dan closing pada suatu obyek terdapat dalam citra biner dengan struktur elemen B yang dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Contoh penggunaan operasi *opening* dan *closing* oleh struktur elemen B (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

4) *GLCM*

Ekstraksi fitur dengan *GLCM* 4 sudut, dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar pixel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial,

a) *Energi (Angular Second Moment/Energy)*

Mengukur keseragaman tekstur. Energi akan bernilai tinggi ketika nilai pixel mirip satu sama lain sebaliknya akan bernilai kecil menandakan nilai dari *GLCM* normalisasi adalah heterogen. Nilai maksimum energi adalah 1 artinya distribusi pixel dalam kondisi konstan atau bentuknya yang berperiodik (tidak acak) dapat dilihat pada persamaan 2.6. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2 \quad [2.6]$$

b) Entropi (Entropy)

Mengukur kompleksitas suatu citra. Entropy akan bernilai tinggi ketika citra tidak seragam. Artinya Energi akan berbanding terbalik dengan entropy yang dapat dilihat pada persamaan 2.7. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} \log_2 p_{ij} \quad [2.7]$$

c) Kontras (Contrast)

Mengukur frekuensi spasial dari suatu citra dan perbedaan moment *GLCM*. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan tinggi dan rendahnya suatu pixel. Kontras akan bernilai 0 jika pixel ketetanggaan memiliki nilai sama dapat dilihat pada persamaan 2.8. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 p_{ij} \quad [2.8]$$

d) Homogeniti (Homogeneity)

Homogeniti disebut juga dengan *Inverse Difference Moment*. Homogeniti adalah mengukur homogenitas citra dapat dilihat pada persamaan 2.9. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|} \quad [2.9]$$

e) Korelasi (Correlation)

Mengukur linearitas (*the joint probability*) dari sejumlah pasangan pixel dapat dilihat pada persamaan 2.10. (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i - m_r)(j - m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c} \quad [2.10]$$

6. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan bagian penting sebagai langkah atau tahapan untuk mendapatkan informasi dari objek di dalam citra yang ingin dikenali atau dibedakan dengan objek lainnya (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013).

1) Ciri Warna

Untuk membedakan suatu objek dengan warna tertentu dapat menggunakan nilai hue yang merupakan representasi dari cahaya tampak (merah, jingga, kuning, hijau, biru, ungu). Nilai hue dapat dikombinasikan dengan nilai saturation dan value yang merupakan tingkat kecerahan suatu

warna. Untuk mendapatkan ketiga nilai tersebut, perlu dilakukan konversi ruang warna citra yang semula RGB (*Red, Green, Blue*) menjadi HSV (*Hue, Saturation, Value*) dapat dilihat melalui persamaan 2.12 - 2.20.

$$R' = R/255 \quad [2.11]$$

$$G' = G/255 \quad [2.12]$$

$$B' = B/255 \quad [2.13]$$

$$C_{max} = \max(R', G', B') \quad [2.14]$$

$$C_{min} = \min(R', G', B') \quad [2.15]$$

$$\Delta = C_{max} - C_{min} \quad [2.16]$$

Perhitungan nilai Hue dapat dilihat pada persamaan 2.17.

$$H = \begin{cases} 0^\circ & \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right) & , C_{max} = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right) & , C_{max} = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right) & , C_{max} = B' \end{cases} \quad [2.17]$$

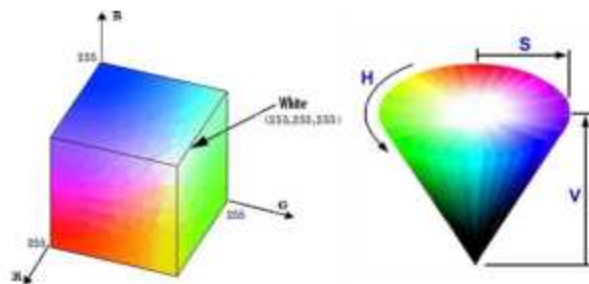
Perhitungan nilai Saturation dapat dilihat pada persamaan 2.18.

$$S = \begin{cases} 0 & , C_{max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}} & , C_{max} \neq 0 \end{cases} \quad [2.18]$$

Perhitungan nilai Value dapat dilihat pada persamaan 2.19.

$$V = C_{max} \quad [2.19]$$

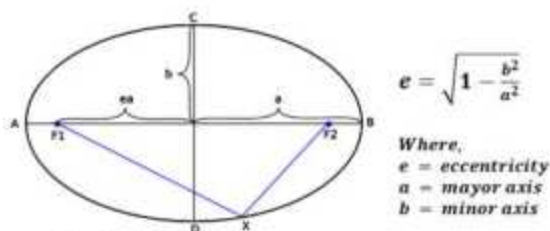
sehingga ruang warna citra yang semula berbentuk kubus berubah bentuk menjadi kerucut, dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 *RGB color space dan HSV color space*
(Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

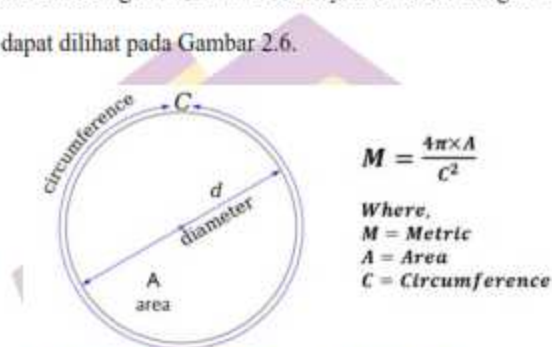
2) Ciri Bentuk

Bentuk merupakan salah satu ciri yang dapat diekstrak dari suatu objek untuk membedakan objek tersebut dengan objek lainnya. Ciri bentuk suatu objek dalam citra digital berdasarkan parameter luas, keliling, metric, dan *eccentricity*. Luas merupakan banyaknya piksel yang menyusun suatu objek. Sedangkan keliling merupakan banyaknya piksel yang berada pada boundary objek. *Eccentricity* merupakan nilai perbandingan antara jarak *foci ellips* minor dengan *foci ellips* mayor suatu objek. *Eccentricity* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Untuk penghitungan *eccentricity* diilustrasikan yang dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Penghitungan *eccentricity*
(Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai *eccentricity* nya mendekati angka 1, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai *eccentricity*nya mendekati angka 0. Sedangkan Metric merupakan nilai perbandingan antara luas dan keliling objek. Metric memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai *metric*nya mendekati angka 0, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai *metric*nya mendekati angka 1. Perhitungan Metric dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Perhitungan metric (Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, 2013)

3) Ciri Tekstur

Untuk membedakan tekstur objek satu dengan objek lainnya dapat menggunakan ciri statistik orde pertama atau ciri statistik orde dua. Ciri orde pertama didasarkan pada karakteristik histogram citra. Ciri orde pertama umumnya digunakan untuk membedakan tekstur makrostruktur (perulangan pola lokal secara periodik). Ciri orde pertama antara lain: *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Sedangkan ciri orde dua didasarkan pada probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi

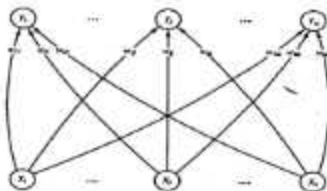
sudut tertentu. Ciri orde dua umumnya digunakan untuk membedakan tekstur mikrostruktur (pola lokal dan perulangan tidak begitu jelas). Ciri orde dua antara lain: *Angular Second Moment, Contrast, Correlation, Variance, Inverse Different Moment*, dan *Entropy*.

7. Pengenalan Pola dengan LVQ (*Learning Vector Quantization*)

Metode pengenalan pola yang digunakan pada penelitian ini adalah *LVQ*. *LVQ* adalah pola metode klasifikasi dimana setiap unit output mewakili kelas atau kategori tertentu. Beberapa unit output yang harus digunakan untuk masing-masing kelas). Vektor bobot untuk unit output sering disebut sebagai referensi (atau codebook) vektor untuk kelas unit perwakilan hal itu sudah dibuktikan (Fausett, 1994)

LVQ merupakan salah satu jaringan saraf tiruan yang melakukan pembelajaran secara terawasi. *LVQ* mengklasifikasikan input secara berkelompok ke dalam kelas sudah didefinisikan melalui jaringan yang telah dilatih. Dengan kata lain, *LVQ* mendapatkan n input dan mengelompokkan ke dalam m output.

Arsitektur jaringan *LVQ*, pada dasarnya sama dengan *Kohonen self-organizing map*. Arsitektur *LVQ* dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Jaringan *LVQ* (Fausett, 1994)

Gambar 2.7 menunjukkan bahwa yang berperan data masukan adalah X_1 - X_n , yang berperan sebagai bobot adalah w dan yang berperan sebagai data keluaran adalah Y . Pada proses pelatihan *LVQ* jaringan ini akan dibandingkan nilai dari vektor yang dilatih dengan semua elemen pemroses. Jarak terkecil antara vektor yang dilatih dengan elemen pemroses akan menentukan kelas dari data yang dilatih. Setelah proses pelatihan dengan bobot akhir dari proses pembelajaran digunakan sebagai penentu hasil karena dalam algoritma *LVQ* jarak terdekat dari input data dengan bobot akhir adalah hasil dari pengenalan (Fausett, 1994)

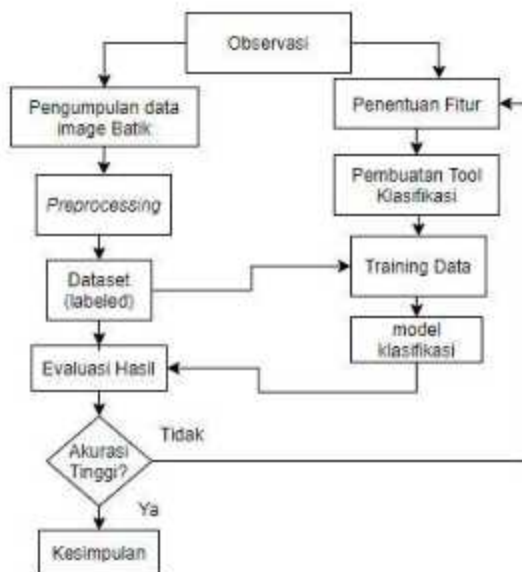


BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Metode Penelitian

Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3.1 dalam proses metode penelitian yang diawali dengan observasi yaitu datang langsung ke lokasi pengrajin batik di kawasan Surakarta yaitu di rumah batik Laweyan, rumah batik Dinar Hadi dan pusat grosir Surakarta (PGS). Observasi dilakukan dengan

melihat permasalahan yang terjadi pada batik tradisional Surakarta. Tujuan observasi ke beberapa pengrajin untuk wawancara langsung mengenai permasalahan yang terjadi terhadap batik tradisional Surakarta, macamnya batik tradisional Surakarta, ciri khusus yang membedakan batik tradisional Surakarta dengan batik yang lain.

Dari hasil observasi dilakukan analisis permasalahan penyebab batik tradisional Surakarta kurang diketahui dan kurang dikenal oleh masyarakat saat ini baik dari unsur budaya, makna dan fungsinya. Bahkan batik tradisional Surakarta kurang diminati. Batik tradisional Surakarta semakin sedikit diproduksi dan bahkan harganya pun semakin menurun. Dari hasil studi kepustakaan yang diambil dari jurnal terkait identifikasi batik, dari permasalahan yang terjadi, banyak penelitian yang mengutamakan pada identifikasi tekstur dan bentuk, sementara penggunaan warna sebagai fitur dalam penelitian ini dikombinasikan dengan fitur bentuk dan fitur tekstur untuk membedakan motif batik yang sama namun memiliki background yang berbeda seperti batik tradisional Surakarta dengan Batik tradisional Yogyakarta yang memiliki kesamaan dalam motif bentuk namun berbeda pada warna background. Begitu juga dengan batik tradisional Surakarta dengan batik modern Surakarta yang mengkombinasikan antara batik tradisional Surakarta dengan motif bentuk yang berbeda ataupun modifikasi warna berbeda.

Berdasarkan dari hasil analisis dibuat kesimpulan untuk melakukan identifikasi citra batik tradisional Surakarta berdasarkan dari kombinasi warna, bentuk dan tekstur.

1. Pengumpulan data image batik

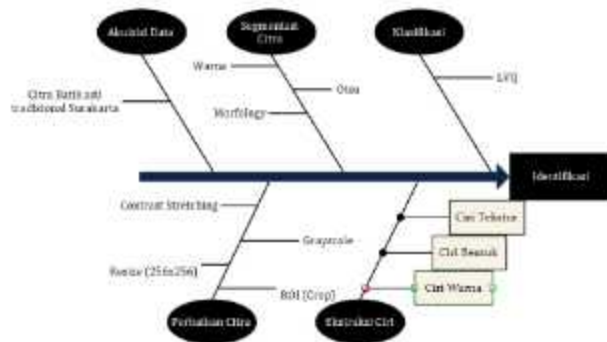
Pengumpulan data image batik atau akuisisi pengetahuan dilakukan dengan melakukan observasi yaitu datang langsung ke lokasi pengrajin batik di kawasan Surakarta yaitu di Laweyan dan *home industry* batik. Mencari tahu ciri khusus corak batik Surakarta dan makna dari masing-masing corak dari ahlinya yaitu dari rumah batik Dinar Hadi Surakarta.

2. Preprocessing dan dataset

Preprocessing dan dataset (representasi pengetahuan) menggunakan tahapan mengumpulkan data citra berupa image dari citra batik Surakarta sesuai dengan informasi yang sudah diperoleh dari rumah batik Dinar Hadi Surakarta dan juga dari *home industry* batik Laweyan, data berupa image batik disimpan ke folder DataBatik.

3. Proses perancangan dan pemrograman

Proses perancangan dan pemrograman yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.2 Arsitektur proses perancangan dan pemrograman.



Gambar 3.2 Arsitektur proses perancangan dan pemrograman

Klasifikasi menggunakan algoritma *LVQ* adalah sebagai berikut: (Fausett, 1994):

Algoritma Pelatihan :

a) Menetapkan :

- [1] Bobot awal variabel input ke- j menuju ke kelas (cluster) ke- i : W_{ij} , dengan $i = 1, 2, \dots, K$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
- [2] Maksimum epoch = $MaxEpoch$
- [3] Parameter learning rate = α (alpha)
- [4] Learning rate yang dikurangkan = $Deca$
- [5] Learning rate minimal = $Min\alpha$

b) Memasukkan :

- [1] Data input x_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, m$
- [2] Target = T_k , $k = 1, 2, \dots, n$
- [3] Menetapkan kondisi awal : epoch = 0;

c) Mengerjakan jika : (epoch \leq $MaxEpoch$) dan ($\alpha \geq$ $Min\alpha$)

[1] $Epoch = epoch + 1$

[2] Untuk $i = 1$ sampai n

- Tentukan J sedemikian hingga $\|x_i - w_j\|$ minimum, dengan $j=1,2,\dots,K$
- Perbaharui w_j : dengan ketentuan:
 Jika $T=C_j$, maka: $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha [x_i - w_j(\text{lama})]$
 Jika $T \neq C_j$, maka: $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha [x_i - w_j(\text{lama})]$;
- Pengurangan laju pelatihan ($\alpha = \alpha - Deca * \alpha$)

Uji syarat berhenti.:

Dimana dengan parameter $x, T, w_j, C_j, \|x - w_j\|$

x = vektor input training ($x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$)

T = kategori atau kelas yang benar

w_j = vektor bobot untuk keluaran ke- j ($w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$)

C_j = kategori atau kelas yang ditunjukkan oleh keluaran ke- j

$\|x - w_j\|$ = jarak Euclidean antara vektor input training dan vektor bobot ke- j

Algoritma Pengujian:

a) Input data yang diuji, misalkan: x_{ij} , dengan

$i=1,2,\dots,np$; dan $j=1,2,\dots,m$

b) Kerjakan untuk $i=1$ sampai np

Tentukan j hingga $Q\%X_i - W_jQ\%$ minimum; dengan $j=1,2,\dots,K$

J = kelas X_i

4. Pengujian dan validasi

Confusion Matrix adalah sebuah tabel untuk mengevaluasi kinerja model identifikasi. *Confusion matrix* menunjukkan hasil identifikasi antara jumlah data prediksi yang benar dan jumlah data prediksi yang salah dibandingkan dengan fakta yang dihasilkan. Dapat dilihat pada Tabel 3.1. (Fausett, 1994)

Tabel 3.1 Confusion matrix

Aktual	Prediksi	
	Negatif	Positif
Negatif	a	b
Positif	c	d

Dengan;

- Banyak data diprediksi oleh sistem dengan hasil benar yaitu terindikasi sesuai dengan nama batik asli tradisional Surakarta, pakar ahli menyatakan terindikasi nama batik asli tradisional Surakarta namun beda nama corak batiknya.
- Banyak data diprediksi oleh sistem dengan hasil salah yaitu terindikasi bukan batik asli tradisional Surakarta, pakar ahli menyatakan batik asli tradisional Surakarta.
- Banyak data diprediksi oleh sistem dengan hasil salah yaitu terindikasi batik asli tradisional Surakarta, pakar ahli menyatakan terindikasi batik asli tradisional Surakarta.

- d) Banyak data diprediksi oleh sistem dengan hasil benar yaitu terindikasi batik asli tradisional Surakarta, pakar ahli menyatakan terindikasi batik asli tradisional Surakarta sesuai nama corak batiknya.

Berdasarkan Tabel 3.1 dapat dilihat beberapa istilah:

- a) *True Positive* (TP) adalah data positif dengan terindikasi secara benar pada model. Perhitungan nilai TP dapat dihitung dengan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 3.20.

$$TP = dc + d \quad [3.20]$$

- b) *False Positive* (FP) adalah data positif dengan terindikasi secara salah pada model. Perhitungan nilai FP dapat dihitung dengan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 3.21.

$$FP = ba + b \quad [3.21]$$

- c) *True Negative* (TN) adalah data negatif dengan terindikasi benar pada model. Perhitungan nilai TN dapat dihitung dengan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 3.22.

$$TN = aa + b \quad [3.22]$$

- d) *False Negative* (FN) adalah data negatif dengan terindikasi salah pada model. Perhitungan nilai FN dapat dihitung dengan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 3.23.

$$FN = cc + d \quad [3.23]$$

3.2. Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data citra berupa image dari citra batik Surakarta dilakukan dengan mengambil foto langsung ke home industry batik di Laweyan, di rumah

batik Danar Hadi, dan di pusat grosir Surakarta (PGS). Citra batik yang digunakan dalam penelitian sebanyak 210 data dan terbagi menjadi 140 citra data latih dan 70 citra data uji. Citra yang digunakan pada masing-masing class heterogen sesuai dengan hasil uji *Kfold* terbaik. Contoh 7 kelas citra batik yang terdiri dari batik sawat, batik parang, batik truntum, batik satriyomanah, batik sidomukti, batik kawung dan batik semenrante yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3.3 Contoh 7 kelas citra batik

3.3. Metode Analisis Data

Proses pengujian dan validasi dilakukan dengan menggunakan rumus yang dapat dilihat pada persamaan 3.25.

$$Akurasi = \frac{n_b}{N} \times 100\% \quad [3.25]$$

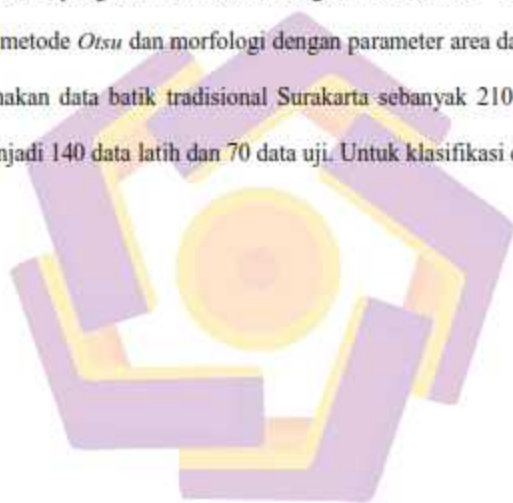
Akurasi adalah banyaknya data yang berhasil diprediksi benar oleh model baik negatif maupun positif. n_b adalah jumlah data uji yang dikelompokkan dengan tepat dan N adalah jumlah data uji. Untuk mendapatkan nilai n_b negative maupun positif digunakan MSE (*Mean Square Error*). Bagian ini memuat

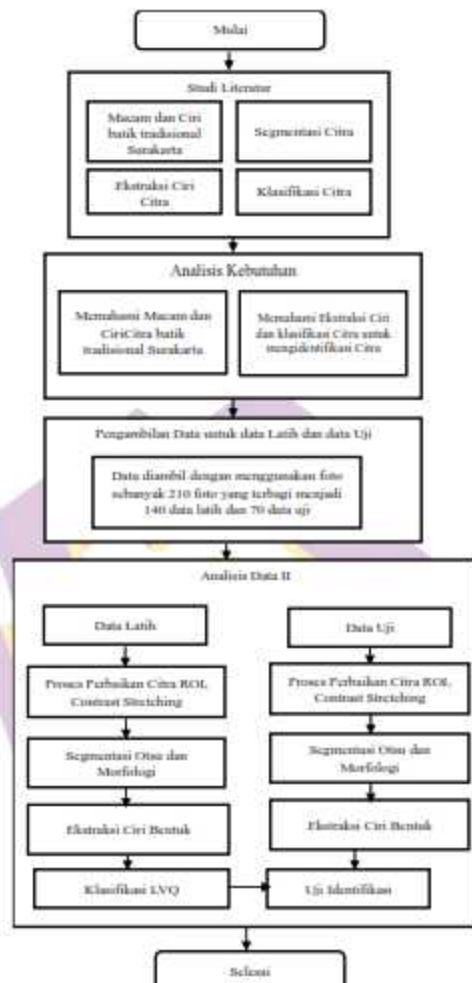
penjelasan secara lengkap dan terinci tentang metode dan alat yang digunakan untuk analisis data.

3.4. Alur Penelitian

Gambar 3.4 Alur Penelitian Analisis 1

Gambar 3.5 dapat dilihat diagram alur langkah penelitian yang digunakan untuk tahap analisis 2 yang akan dilakukan dengan fitur bentuk. Untuk fitur bentuk digunakan metode *Otsu* dan morfologi dengan parameter area dan perimeter. Data yang digunakan data batik tradisional Surakarta sebanyak 210 data image yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji. Untuk klasifikasi digunakan metode *LVQ*.

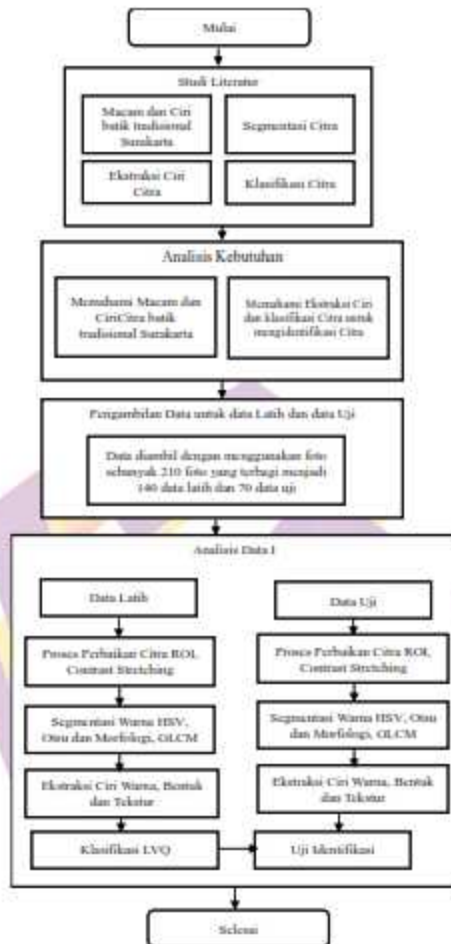




Gambar 3.5 dapat dilihat diagram alur langkah penelitian yang digunakan untuk tahap analisis I yang akan dilakukan dengan kombinasi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur. Untuk fitur warna digunakan metode HSV dengan parameter Hue, untuk fitur bentuk digunakan metode *Otsu* dan morfologi dengan parameter area dan perimeter, dan untuk fitur tekstur digunakan metode *GLCM* dengan parameter energy, entropi, homogeniti, korelasi dan kontras. Untuk

metode *GLCM* perimeter menggunakan 4 sudut yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Parameter *GLCM* yang digunakan terdiri dari 16 parameter yaitu energy^0 , entropi^0 , homogeniti^0 , korelasi^0 , kontras^0 , energy^{45} , entropi^{45} , homogeniti^{45} , korelasi^{45} , kontras^{45} , energy^{90} , entropi^{90} , homogeniti^{90} , korelasi^{90} , kontras^{90} , energy^{135} , entropi^{135} , homogeniti^{135} , korelasi^{135} , kontras^{135} . Data yang digunakan data batik tradisional Surakarta sebanyak 210 data image yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji. Untuk klasifikasi digunakan metode *LVQ*.





Gambar 3.4 Alur Penelitian Analisis 1

Gambar 3.5 dapat dilihat diagram alur langkah penelitian yang digunakan untuk tahap analisis 2 yang akan dilakukan dengan fitur bentuk. Untuk fitur bentuk digunakan metode *Otsu* dan morfologi dengan parameter area dan perimeter. Data yang digunakan data batik tradisional Surakarta sebanyak 210 data image yang

terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji. Untuk klasifikasi digunakan metode *LVQ*.

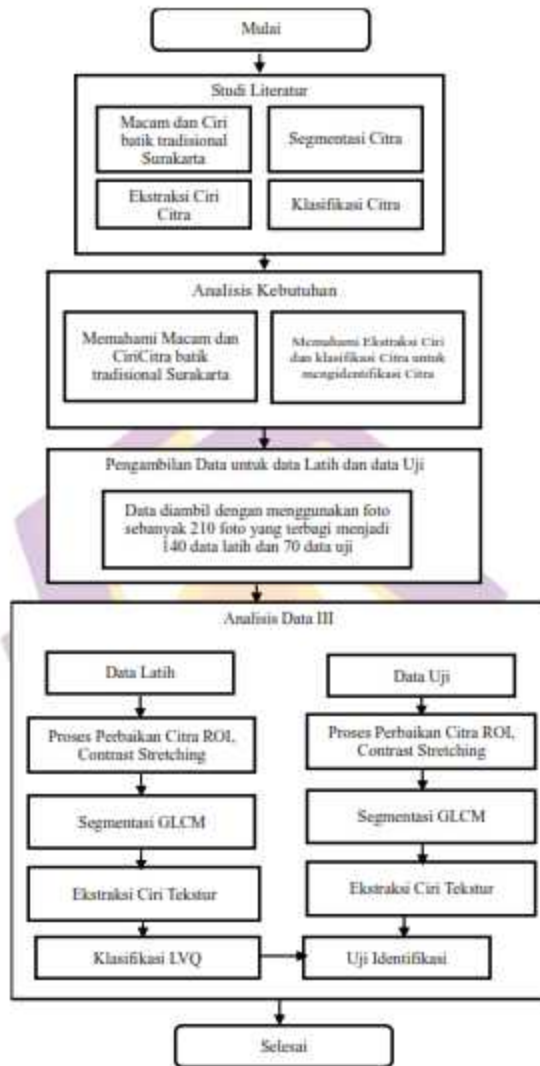


Gambar 3.5 Alur Penelitian Analisis 2

Gambar 3.6 dapat dilihat diagram alur langkah penelitian yang digunakan untuk tahap analisis 3 yang akan dilakukan dengan fitur tekstur. Untuk fitur tekstur

digunakan metode *GLCM* dengan parameter energy, entropi, homogeniti, korelasi dan kontras . Data yang digunakan data batik tradisional Surakarta sebanyak 210 data image yang terbagi menjadi 140 data latih dan 70 data uji. Untuk klasifikasi digunakan metode *LVQ*.

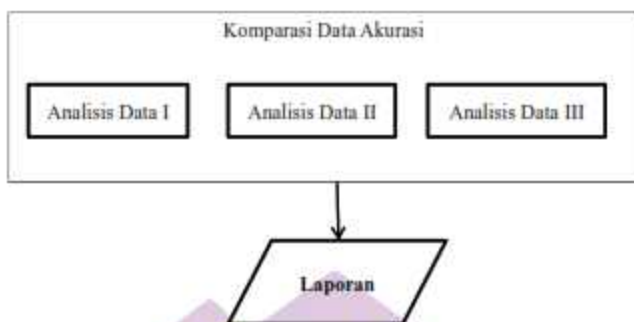




Gambar 3.6 Alur Penelitian Analisis 3

Gambar 3.7 dapat dilihat setelah dilakukan pengujian terhadap analisis I, analisis II dan analisis III, langkah selanjutnya dilakukan perbandingan hasil akurasi dari

analisis I, analisis II dan analisis III. Dari hasil perbandingan akan diambil kesimpulan.



Gambar 3.7 Membandingkan hasil akurasi



BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penentuan ROI dan Perbaikan Citra

Berdasarkan model yang telah dirancang pada Bab 3, berikut diberikan hasil metode dan pembahasan pada setiap langkah.

Setelah proses pengambilan citra batik, selanjutnya dilakukan proses ROI (*Region of Interest*). Pada penelitian ini dilakukan proses ROI dan masukan pada proses ini adalah citra batik. Hasil ROI diresize dengan ukuran 256 x 256 pixel. ROI selanjutnya disimpan dalam file citra dalam format .jpg.

Citra batik hasil ROI di lakukan proses perbaikan citra untuk memastikan bahwa ROI yang diambil adalah hasil batik yang digunakan . Proses perbaikan citra dapat diartikan sebagai proses mengubah citra $g(y,x)$ menjadi $g'(y,x)$ sehingga fitur-fitur yang dilihat pada $g'(y,x)$ lebih ditonjolkan. Gambar 4.1 memperlihatkan contoh citra hasil foto di lokasi dan Gambar 4.2 memperlihatkan citra hasil ROI

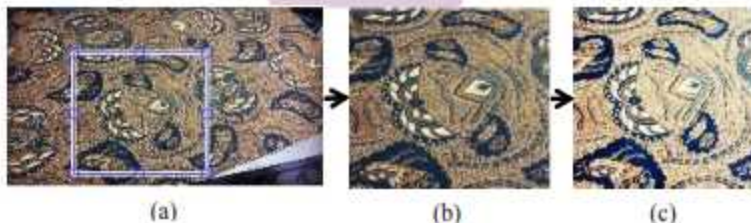


Gambar 4.1. Citra batik semenrante dengan ukuran 450 x 800 piksel



Gambar 4.2. Citra batik semenrante hasil ROI dengan 266 x 310 piksel

Perbaikan citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas dari citra batik atau untuk mengkonversi citra agar memiliki kualitas citra yang lebih baik sehingga citra tersebut menjadi lebih mudah diolah dengan mesin komputer. Metode perbaikan citra menggunakan peregangan kontras (*contrast stretching*). *Contrast stretching* digunakan untuk melakukan perbaikan citra pada sisi warna yang terdapat pada suatu gambar yaitu citra hasil pengambilan dari kamera. Pada Gambar 4.3 dapat dilihat sampel hasil cropping manual objek batik dan hasil citra setelah dilakukan perbaikan citra,



Gambar 4.3. Hasil ROI dan Perbaikan Citra (a) Citra awal yang akan di cropping (b) Citra hasil cropping dari gambar 4.3 (a), (c) *Contrast stretching* citra dari gambar 4.3 (b)

Algoritma *contrast stretching* yang dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut:

- [1] Mulai
- [2] Panggil citra hasil ROI
- [3] Input titik kontrol dari fungsi transformasi
- [4] Tentukan nilai titik untuk tingkat penyebaran
- [5] Simpan sebagai citra *contrast stretching*
- [6] Ulangi langkah 2 sampai dengan 5, untuk citra yang lain
- [7] Selesai

Contoh representasi citra batik semenrante kedalam citra [8x8], dapat dilihat pada Gambar 4.4.

```

val(:,1,1) =
119 108 112 86 104 98 123 126
113 114 109 107 117 132 113 108
124 132 88 81 114 127 95 128
128 97 109 67 99 135 124 116
125 99 103 98 117 143 149 155
109 129 129 131 109 118 153 150
92 119 117 126 124 126 142 134
78 115 128 129 77 80 127 114

val(:,1,2) =
99 90 93 88 97 94 112 113
97 94 91 98 107 119 104 101
96 107 78 77 100 113 93 118
99 93 97 68 98 125 114 111
101 86 93 91 116 132 131 146
96 105 105 108 105 110 134 134
83 96 93 101 112 123 132 121
74 91 103 109 75 84 119 105

```

```

val(:,:,3) =
    88    90    81    82    88    87    95    95
    87    81    81    89    94   101    92    92
    81    89    74    76    87    94    86   102
    83    77    88    72    90   106    98    97
    86    81    84    83   105   109   104   119
    88    88    86    88    98    94   105   108
    78    82    78    82    98   111   111   101
    74    80    87    91    76    88   105    94

```

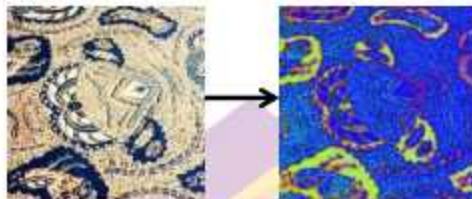
Gambar 4.4. Hasil representasi citra batik semenrante dalam bentuk angka pada 3 index warna RGB kedalam matrik 8x8

4.2. Pengujian Analisis I

Pada pengujian analisis I, mengacu pada Gambar 3.4 proses menggunakan kombinasi dari fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur. Pada proses fitur warna menggunakan metode HSV untuk mencari ciri dari parameter Hue, untuk mencari nilai *background* sebagai pembeda antara *background* citra batik tradisional Surakarta dengan *background* citra batik yang bukan batik tradisional Surakarta. Pada proses fitur bentuk menggunakan metode *Otsu* dan morfologi untuk mencari ciri dari parameter area dan perimeter untuk membedakan ketujuh model atau corak dari 7 kelas yang dimiliki oleh citra batik tradisional Surakarta yaitu kawung, parang, semenrante, sawat, satriomanah, sidumukti dan truntum. Pada proses fitur tekstur menggunakan metode *GLCM* dengan empat sudut untuk mencari ciri dari parameter energy, entropi, homogeniti, korelasi dan kontras. Dari kombinasi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur diperoleh 23 parameter ciri untuk sebagai pembeda citra batik tradisional Surakarta dengan citra batik lainnya. Hasil ciri diklasifikasi menggunakan metode *LVQ*, yang selanjutnya dilakukan pengujian untuk mendapatkan hasil akurasi.

4.2.1 Hasil Segmentasi Warna

Setelah mendapatkan nilai contrast stretching, selanjutnya digunakan sebagai segmentasi citra. Untuk perbedaan batik asli Surakarta background berwarna gelap kecoklatan sedangkan batik asli Yogyakarta background berwarna terang cenderung putih. Hasil pada proses ini dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Hasil proses segmentasi warna

Pada proses segmentasi warna RGB ke HSV merepresentasikan warna seperti yang dilihat oleh mata manusia, contoh hasil perhitungan merujuk pada persamaan (2.12-2.20), Representasi nilai dari hasil perbaikan citra batik semenrante dalam ukuran 8x8 sebagai berikut :

Nilai R :

```
val(:,1)
- 171 144 166 121 143 134 179 183
  160 167 161 145 158 185 162 152
  188 197 122 113 160 183 134 180
  191 133 145 84 131 184 175 164
  181 134 140 135 149 189 213 211
  151 194 192 194 144 158 214 206
  131 177 173 190 171 160 186 188
  106 173 187 185 100 101 172 159
```

Nilai G:

```
val(:,;:2)
-144 129 141 121 137 133 167 169
136 137 137 134 148 172 153 146
147 163 107 107 146 168 132 173
153 115 132 87 129 174 168 162
150 119 129 127 149 181 197 200
133 160 161 165 141 153 199 193
118 144 141 157 158 158 179 178
100 136 155 161 98 107 164 151
```

Nilai B:

```
val(:,;:3)
-127 122 121 117 126 124 145 145
122 116 119 124 133 150 138 135
120 133 102 107 129 142 126 155
124 107 122 99 1227 153 148 148
126 113 120 118 145 157 162 171
122 132 129 132 137 137 163 163
110 120 115 123 141 150 159 154
100 115 129 134 107 123 150 140
```

Mengacu pada persamaan 2.11-2.13 dimana masing-masing nilai dibagi dengan 255 maka hasilnya sebagai berikut:

Nilai R' =

0,670588	0,564706	0,65098	0,47451	0,560784	0,52549	0,701961	0,717647
0,627451	0,654902	0,631373	0,568627	0,619608	0,72549	0,635294	0,596078
0,737255	0,772549	0,478431	0,443137	0,627451	0,717647	0,52549	0,705882
0,74902	0,521569	0,568627	0,329412	0,513725	0,721569	0,686275	0,643137
0,709804	0,52549	0,54902	0,529412	0,584314	0,741176	0,835294	0,827451
0,592157	0,760784	0,752941	0,760784	0,564706	0,619608	0,839216	0,807843
0,513725	0,694118	0,678431	0,745098	0,670588	0,627451	0,729412	0,737255
0,415686	0,678431	0,733333	0,72549	0,392157	0,396078	0,67451	0,623529

Nilai G' =

0,564706	0,505882	0,552941	0,47451	0,537255	0,521569	0,654902	0,662745
0,533333	0,537255	0,537255	0,52549	0,580392	0,67451	0,6	0,572549
0,576471	0,639216	0,419608	0,419608	0,572549	0,658824	0,517647	0,678431
0,6	0,45098	0,517647	0,341176	0,505882	0,682353	0,658824	0,635294
0,588235	0,466667	0,505882	0,498039	0,584314	0,709804	0,772549	0,784314
0,521569	0,627451	0,631373	0,647059	0,552941	0,6	0,780392	0,756863
0,462745	0,564706	0,552941	0,615686	0,619608	0,619608	0,701961	0,698039
0,392157	0,533333	0,607843	0,631373	0,384314	0,419608	0,643137	0,592157

Nilai B' =

0,498039	0,478431	0,47451	0,458824	0,494118	0,486275	0,568627	0,568627
0,478431	0,454902	0,466667	0,486275	0,521569	0,588235	0,541176	0,529412
0,470588	0,521569	0,4	0,419608	0,505882	0,556863	0,494118	0,607843
0,486275	0,419608	0,478431	0,388235	4,811765	0,6	0,580392	0,580392
0,494118	0,443137	0,470588	0,462745	0,568627	0,615686	0,635294	0,670588
0,478431	0,517647	0,505882	0,517647	0,537255	0,537255	0,639216	0,639216
0,431373	0,470588	0,45098	0,482353	0,552941	0,588235	0,623529	0,603922
0,392157	0,45098	0,505882	0,52549	0,419608	0,482353	0,588235	0,54902

Hasil nilai Cmax mengacu pada persamaan 2.14 sebagai berikut,

$$C_{max} = \max(0,839216, 0,784314, 0,784314)$$

$$C_{max} = 0,839216$$

Hasil nilai Cmin mengacu pada persamaan 2.15 sebagai berikut,

$$C_{min} = \min(0,329412, 0,341176, 0,341176)$$

$$C_{min} = 0,329412$$

$$\text{Warna} = C_{max} - C_{min} \text{ (persamaan 2.16)}$$

$$\text{Warna} = 0,839216 - 0,329412$$

$$\text{Warna} = 0,509804$$

Hasil nilai Hue diperoleh mengacu dari persamaan 2.17 sebagai berikut,

H dengan syarat $C_{max} = R'$

1,026036	0,173964	1,420118	0,056805	0,429586	0,287574	1,718343	2,04497
0,695858	1,56568	1,150296	0,35503	0,798817	1,718343	0,798817	0,429586
2,588166	3,195266	0,088757	0	1,026036	2,4	0,127811	1,150296
2,985799	0,227219	0,35503	-32,7195	-1800,98	1,56568	1,420118	0,695858
2,04497	0,127811	0,287574	0,287574	0,056805	2,04497	4,349112	2,985799
0,429586	2,783432	3,635503	3,866272	0,056805	0,908876	4,601183	3,195266
0,227219	2,04497	2,4	4,104142	1,026036	0,227219	1,420118	2,04497
0	1,56568	2,4	2,588166	-24,6355	-43,3988	0,695858	0,429586

H dengan syarat $C_{max} = G'$

99,69231	109,8462	99,23077	118,1538	112,1538	115,3846	104,3077	102,4615
102,4615	96,46154	100,6154	110,3077	108,4615	103,8462	108,9231	112,1538
88,61538	90,46154	110,7692	117,2308	105,6923	101,0769	116,3077	108,4615
89,07692	108	109,3846	126,9231	625,8462	105,6923	107,5385	112,6154
94,61538	110,3077	110,7692	112,1538	118,1538	105,2308	96,46154	101,5385
106,6154	91,38462	90,92308	91,38462	116,7692	110,3077	96,46154	100,1538
110,3077	93,69231	93,23077	89,07692	106,1538	115,3846	107,5385	104,3077
117,2308	93,23077	93,23077	96,46154	123,2308	130,1538	109,8462	111,2308

H dengan syarat $C_{max} = B'$

252,4615	246,9231	251,5385	240	242,7692	240,4615	245,5385	246,4615
251,0769	253,8462	251,0769	245,0769	244,6154	246	244,1538	242,7692
258,9231	255,6923	246,9231	242,7692	246,4615	246,9231	240,9231	243,2308
257,5385	248,3077	246	238,6154	240,9231	244,6154	243,2308	240,9231
254,3077	246,9231	245,0769	243,6923	240	243,6923	247,3846	245,0769
248,3077	255,6923	254,3077	253,3846	241,3846	242,3077	246,9231	246
246	255,2308	254,7692	255,2308	246	240,9231	243,2308	244,6154
242,7692	257,0769	254,7692	251,0769	240,9231	237,2308	243,6923	243,6923

Hasil nilai S mengacu pada persamaan 2.18,

$$S = 0,607477$$

Hasil nilai V mengacu pada persamaan 2.19,

$$V = 0,839216$$

4.2.2 Hasil Segmentasi Bentuk

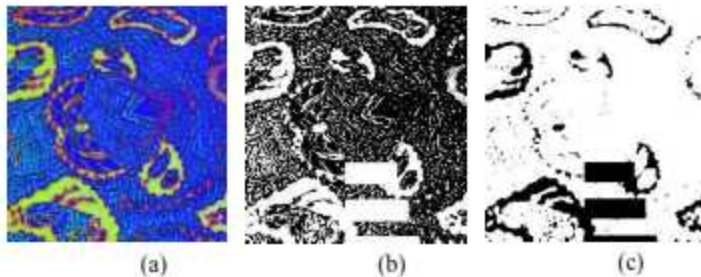
Setelah mendapatkan nilai dari warna selanjutnya digunakan sebagai input untuk proses *threshold*. Setelah mendapatkan nilai ambang batas (*threshold*), selanjutnya digunakan sebagai segmentasi bentuk. Hasil akhir adalah citra biner yang disimpan dalam format file .jpg. Hasil citra biner ini selanjutnya dilakukan

proses *closing*. Proses *dilatasi closing* diperoleh mengisi lubang-lubang kecil pada objek batik, dan menggabungkan objek-objek yang berdekatan.

Algoritma untuk *Otsu thresholding* dan *closing* sebagai berikut:

- [1] Mulai
- [2] Panggil citra hasil warna HSV
- [3] Hitung histogram ternormalisasi
- [4] Hitung jumlah kumulatif
- [5] Hitung rerata kumulatif
- [6] Hitung rerata intensitas global
- [7] Hitung varians antar kelas
- [8] Lakukan pemilihan nilai *threshold*
- [9] Hitung *separability measurement*
- [10] Lakukan operasi morfologi *closing*
- [11] Simpan hasil citra biner
- [12] Simpan hasil citra *closing*
- [13] Ulangi langkah 2 sampai dengan 12, untuk citra yang lain
- [14] Selesai

Hasil dari proses segmentasi bentuk dapat dilihat pada Gambar 4.6,



Gambar 4.6 Hasil segmentasi (a) Citra hasil HSV, (b) Citra hasil *Otsu thresholding*, (c) citra hasil *closing*

4.2.3 Hasil Ekstraksi Fitur

Citra hasil segmentasi selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mendapatkan fitur warna, fitur bentuk dan tekstur dari batik pada setiap ROI. Seperti yang sudah disebutkan pada bab 3, fitur tekstur adalah energi 0° , energi 45° , energi 90° , energi 135° , entropi 0° , entropi 45° , entropi 90° , entropi 135° , kontras 0° , kontras 45° , kontras 90° , kontras 135° , homogeniti 0° , homogeniti 45° , homogeniti 90° , homogeniti 135° , korelasi 0° , korelasi 45° , korelasi 90° , korelasi 135° , fitur bentuk adalah area dan perimeter, fitur warna adalah hue.

Pada Gambar 4.7 dapat dilihat citra hasil analisis morfologi closing dari Gambar 4.6 (c) yang digunakan memperoleh fitur tekstur berupa energi, entropi, homogeniti, kontras dan korelasi, fitur morfologi berupa area dan perimeter batik direpresentasikan dalam citra berwarna putih.



Gambar 4.7 Hasil operasi *closing* dari Gambar 4.6 (c)

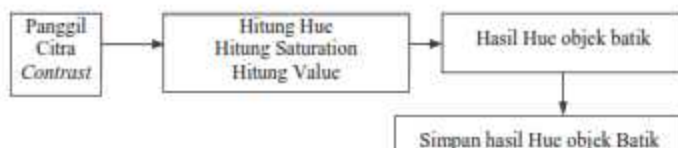
Dapat dilihat pada Tabel 4.1 contoh hasil analisis morfologi pada kelas batik kawung, batik parang, batik satriomanah, batik sawat, batik semenrante, batik sidomukti dan batik truntum.

Tabel 4.1 Contoh hasil analisis morfologi kelas kawung, kelas parang, kelas satriomanah, kelas sawat, kelas semenrante, kelas sidomukti dan kelas truntum

Proses	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
Penentuan ROI							
Perbaikan citra							
Segmentasi Warna							
Segmentasi Bentuk							
<i>Closing</i>							

4.2.4 Ekstraksi Fitur Warna

Pada Gambar 4.8 dapat dilihat tahapan-tahapan pada ekstraksi fitur warna citra batik



Gambar 4.8 Model ekstraksi fitur warna citra batik

Hasil perhitungan nilai Hue pada fitur warna dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil perhitungan nilai Hue pada fitur warna

Citra ke-	Hasil Perhitungan Nilai Hue						
	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	0,045588	0,549761	0,130926	0,12233	0,065758	0,627983	0,054938
2	0,045588	0,549299	0,081919	0,138469	0,065758	0,62545	0,020759
3	0,970154	0,549299	0,12285	0,133178	0,624531	0,640216	0,208351
4	0,971011	0,696503	0,121765	0,133178	0,62619	0,067658	0,265261
5	0,090226	0,651596	0,119833	0,133178	0,62619	0,090736	0,64325
6	0,085008	0,63413	0,530334	0,133178	0,62619	0,090736	0,051389
7	0,153768	0,102436	0,08045	0,133178	0,62619	0,092709	0,110398
8	0,151838	0,094501	0,08045	0,290541	0,62619	0,092991	0,507466
9	0,091961	0,094501	0,116597	0,096157	0,62619	0,09297	0,499256
10	0,089778	0,497496	0,121751	0,123445	0,62619	0,080696	0,499256
11	0,106625	0,142049	0,111298	0,054736	0,094468	0,080696	0,499256
12	0,082264	0,031329	0,111298	0,128333	0,108354	0,080696	0,499256
13	0,704132	0,628446	0,111298	0,12232	0,107881	0,123645	0,637152
14	0,933988	0,178457	0,111298	0,130238	0,464512	0,130727	0,637152
15	0,066542	0,611146	0,111298	0,121996	0,530971	0,055904	0,637152
16	0,170791	0,051172	0,111298	0,121996	0,440246	0,055744	0,318512
17	0,969968	0,87579	0,127519	0,121996	0,021082	0,058083	0,349914
18	0,153019	0,87579	0,127519	0,121996	0,068316	0,101877	0,033768
19	0,153019	0,87579	0,127519	0,121996	0,046309	0,05461	0,042226
20	0,153019	0,87579	0,127519	0,121996	0,052943	0,068927	0,137824

Pemilihan fitur warna penting dikarenakan untuk citra batik tradisional Surakarta dan citra batik tradisional Yogyakarta memiliki model yang hampir sama namun berbeda pada backgroundnya. Dari hasil fitur warna yang diolah

menggunakan metode HSV (*Hue Saturation Value*) diperoleh nilai Hue sebagai parameter pembeda nilai background yang membedakan antara citra batik tradisional Surakarta dengan batik yang lain.

4.2.5 Ekstraksi Fitur Bentuk

Setelah hasil dari fitur warna diperoleh selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur bentuk dari hasil segmentasi metode *Otsu* dan morfologi. Parameter yang digunakan sebagai pembeda adalah area dan perimeter.

Pada Gambar 4.9 dapat dilihat tahapan-tahapan pada ekstraksi fitur bentuk citra batik.



Gambar 4.9 Model ekstraksi fitur bentuk citra batik

Gambar 4.9 pada model ekstraksi fitur bentuk dimulai dengan pemanggilan citra hasil *closing*, Tahap selanjutnya dilakukan perhitungan fitur bentuk terdiri dari area dan perimeter. Hasil perhitungan fitur bentuk ditunjukkan pada Tabel 4.3. untuk area dan Tabel 4.4. untuk perimeter.

Hasil pengujian untuk perhitungan Area dapat dilihat pada Tabel 4.3.,

Tabel 4.3. Hasil proses perhitungan Area

Citra ke-	Hasil Perhitungan Area						
	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	114	399	6	23696	80	23774	24
2	6	33178	43205	86	80	64	69
3	9342	33178	43306	20	31689	4	153
4	108	244	38515	20	22	103	618
5	40746	110	1121	20	22	28	90
6	43915	109	8	20	22	28	29716
7	10	564	4	20	22	46	1547
8	174	39	4	57	22	9	788
9	6	39	49067	28799	22	34	62
10	19	609	6	16	22	9	62
11	20596	8336	43323	148	71	9	62
12	11482	48	43323	29439	20	9	62
13	6	37463	43323	35587	6	18	42
14	192	35458	43323	26461	39741	9	42
15	332	2076	43323	34985	37730	285	42
16	6	21136	43323	34985	43719	60	66
17	8	29788	156	34985	42675	175	26
18	30963	29788	156	34948	34195	9	6
19	30963	29788	156	34948	31693	39	23180
20	30963	29788	156	34948	33940	21	46380

Untuk hasil proses perhitungan perimeter dapat dilihat pada Tabel 4.4..

Tabel 4.4. Hasil proses perhitungan Perimeter

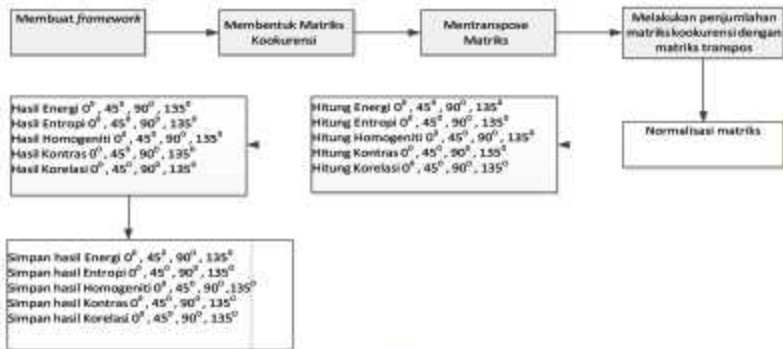
Citra ke-	Hasil Perhitungan Perimeter						
	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	114	262	6	5222	50	5504	22
2	6	3606	3226	48	50	62	42
3	3440	3606	4002	20	4820	4	100
4	66	142	3798	20	16	56	236
5	3438	74	492	20	16	20	54
6	3316	90	8	20	16	20	5184
7	10	544	4	20	16	28	742
8	174	38	4	34	16	8	354
9	6	38	2096	3894	16	24	42
10	14	378	6	12	16	8	42
11	5540	2678	3248	82	60	8	42
12	3858	46	3248	4224	22	8	42
13	6	5492	3248	4768	6	20	24
14	108	5062	3248	5870	3168	8	24
15	312	932	3248	3624	3986	92	24
16	6	8550	3248	3624	2428	52	52
17	8	4504	84	3624	3344	96	24
18	2618	4504	84	3638	7150	8	6
19	2618	4504	84	3638	5990	30	3902
20	2618	4504	84	3638	7086	18	3328

Hasil dari fitur bentuk digunakan sebagai pembeda corak desain dari citra asli tradisional Surakarta yang memiliki 7 model atau kelas yaitu kawung, parang, satriomanah, sawat, semenrante, sidomukti, dan truntum. Hasilnya akan digunakan untuk membedakan apakah batik yang diuji merupakan salah satu dari ketujuh dari model batik asli tradisional Surakarta atau tidak.

4.2.6 Ekstraksi Fitur Tekstur dengan *GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix)*

Setelah hasil fitur warna diperoleh pada tahap awal proses yang kemudian dilanjutkan dengan fitur bentuk pada proses kedua, langkah selanjutnya dilakukan proses mencari fitur tekstur.

Ekstraksi fitur menggunakan *GLCM*, diperoleh dengan cara menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua pixel dalam jarak dan orientasi sudut tertentu. Pemilihan jarak, *gray level* dan sudut merupakan parameter penting dalam mendefinisikan *GLCM*. Pada penelitian ini menggunakan jarak spasial 1 dengan pertimbangan komputasi yang lebih sederhana. Untuk mengetahui pengaruh sudut terhadap perubahan nilai fitur, digunakan empat buah sudut yaitu 0° , 45° , 90° , 135° . Tahapan-tahapan pada ekstraksi fitur menggunakan *GLCM* dapat dilihat pada Gambar 4.10



Gambar 4.10 Ekstraksi fitur tekstur dengan *GLCM*

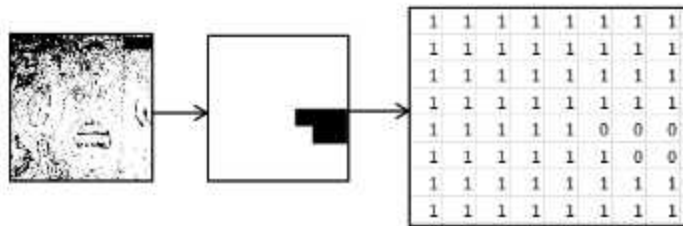
Pada Gambar 4.10 dapat dilihat pada model ekstraksi fitur tekstur dimulai dengan pemanggilan citra hasil *closing* dan dibentuk *framework* dengan ukuran 256 x 256. Kemudian matriks kookurensi dibuat dengan mengisikan jumlah hubungan spasial yang ada pada matriks. Matriks kookurensi yang sudah didapatkan kemudian *transpose* dengan tujuan untuk mendapatkan sudut simetris yaitu sudut 180° . Tahap berikutnya melakukan penjumlahan matriks kookurensi dan matriks *transpose* dimana tahapan ini untuk menjadikan supaya simetris antara sudut 0° dan sudut 180° . Selanjutnya dilakukan normalisasi dimana normalisasi didapatkan dengan cara menjumlah semua matriks simetris, kemudian dijadikan pembagi untuk semua pixel yang ada pada matriks simetris. Tahap terakhir dilakukan perhitungan fitur tekstur terdiri dari energi, entropi, kontras, homogeniti, dan korelasi.

Hasil ekstraksi fitur energi 0° , energi 45° , energi 90° , energi 135° , entropi 0° , entropi 45° , entropi 90° , entropi 135° , kontras 0° , kontras 45° , kontras 90° ,

kontras 135° , homogeniti 0° , homogeniti 45° , homogeniti 90° , homogeniti 135° , korelasi 0° , korelasi 45° , korelasi 90° , korelasi 135° disimpan pada fitur latih. Algoritma ekstraksi fitur tekstur dengan *GLCM* dapat dilihat sebagai berikut:

- [1] Mulai
- [2] Panggil citra hasil *contrast stretching*
- [3] Membuat *framework*
- [4] Membentuk matriks kookurensi
- [5] Mentranpose matriks
- [6] Menjumlahkan matriks kookurensi dan matriks transpose
Membentuk matriks kookurensi
- [7] Normalisasi matriks
- [8] Lakukan perhitungan ekstraksi fitur :
 - a. Energy 0^0 , Energy 45^0 , Energy 90^0 , Energy 135^0
 - b. Entropy 0^0 , Entropy 45^0 , Entropy 90^0 , Entropy 135^0
 - c. Contrast 0^0 , Contrast 45^0 , Contrast 90^0 , Contrast 135^0
 - d. Homogeneity 0^0 , Homogeneity 45^0 , Homogeneity 90^0 , Homogeneity 135^0
 - e. Korelasi 0^0 , Korelasi 45^0 , Korelasi 90^0 , Korelasi 135^0
- [9] Simpan hasil ekstraksi fitur tekstur
- [10] Ulangi langkah 2 sampai dengan langkah 9, untuk citra yang lain
- [11] Selesai

Contoh perhitungan *GLCM* dengan resize citra 8×8 yang dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Gambar 4.11 Nilai biner hasil *closing*

Hasil biner yang diperoleh kemudian dilakukan pembentukan kookurensi matrik seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.12.

	0	1	2	3	4	5	6	7		0	1	2	3	4	5	6	7
0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7
2	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7
3	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,7
4	1	1	1	1	1	0	0	0	4	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5	4,6	4,7
5	1	1	1	1	1	1	0	0	5	5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,6	5,7
6	1	1	1	1	1	1	1	1	6	6,0	6,1	6,2	6,3	6,4	6,5	6,6	6,7
7	1	1	1	1	1	1	1	1	7	7,0	7,1	7,2	7,3	7,4	7,5	7,6	7,7

Gambar 4.12 Pembentukan matriks kookurensi

Selanjutnya dilakukan pengisian matriks kookurensi dan dilakukan penjumlahan terhadap hasil transpose matriks seperti dapat dilihat pada Gambar 4.13, hasil transpose kemudian dilakukan normalisasi dan diperoleh hasil *GLCM* seperti dapat dilihat pada Gambar 4.14.

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	0	0	0
5	1	1	1	1	1	1	0	0
6	1	1	1	1	1	1	1	1
7	1	1	1	1	1	1	1	1

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
1	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7
2	2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7
3	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,7
4	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5	4,6	4,7
5	5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,6	5,7
6	6,0	6,1	6,2	6,3	6,4	6,5	6,6	6,7
7	7,0	7,1	7,2	7,3	7,4	7,5	7,6	7,7

3	0	0	0	0	0	0	0	0
2	51	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

 $+$

3	2	0	0	0	0	0	0	0
0	51	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

 $=$

6	2	0	0	0	0	0	0	0
2	102	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.13 Hasil matriks kookurensi dan penjumlahan

0,1	0	0	0	0	0	0	0
0	0,9	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.14 Hasil normalisasi

Hasil perhitungan *GLCM* dapat dilihat pada Tabel 4.5 sampai Tabel 4.9.

Tabel 4.5 Hasil perhitungan energy

Citra ke-	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	0,631529	0,367327	0,391242	0,365347	0,488607	0,391654	0,504403
2	0,935587	0,367793	0,456299	0,411383	0,488607	0,385911	0,558677
3	0,656485	0,367793	0,447701	0,373414	0,392465	0,387487	0,457095
4	0,589927	0,411508	0,410631	0,373414	0,524677	0,575937	0,423092
5	0,423287	0,3749	0,601633	0,373414	0,524677	0,544561	0,444422
6	0,442053	0,367078	0,638648	0,373414	0,524677	0,544561	0,376509
7	0,563287	0,407703	0,616158	0,373414	0,524677	0,793895	0,378729
8	0,577044	0,420472	0,616158	0,377707	0,524677	0,794095	0,413239
9	0,387375	0,420472	0,533374	0,374992	0,524677	0,796709	0,392841
10	0,420323	0,371745	0,454723	0,382626	0,524677	0,375145	0,392841
11	0,38278	0,329911	0,409277	0,364625	0,404765	0,375145	0,392841
12	0,405455	0,340115	0,409242	0,371858	0,461069	0,375145	0,392841
13	0,610933	0,3807	0,409277	0,382805	0,391747	0,423527	0,418941
14	0,692661	0,369934	0,409242	0,365442	0,392897	0,404812	0,418941
15	0,438058	0,440893	0,469242	0,384143	0,372334	0,366633	0,418941
16	0,431441	0,397118	0,409242	0,384143	0,447588	0,375372	0,504585
17	0,382542	0,379499	0,374125	0,384143	0,41341	0,370959	0,514771
18	0,381177	0,379499	0,374125	0,383701	0,376647	0,548991	0,370604
19	0,381177	0,379499	0,374125	0,383701	0,375119	0,516635	0,38097
20	0,381177	0,379499	0,374125	0,383701	0,380425	0,546625	0,483253

Tabel 4.6 Hasil perhitungan korelasi

Citra ke-	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	0,0759657	0,1642848	0,1381208	0,1608128	0,1251318	0,1292393	0,1045787
2	0,011563	0,1581003	0,1390818	0,1497148	0,1251318	0,1320603	0,0842427
3	0,0621551	0,1581003	0,1361833	0,1644553	0,1502728	0,1300918	0,1649507
4	0,0719046	0,1090582	0,1470488	0,1644553	0,1051987	0,1081902	0,1185907
5	0,1309598	0,1696943	0,0817162	0,1644553	0,1051987	0,1279528	0,1074152
6	0,1357183	0,1658658	0,0752372	0,1644553	0,1051987	0,1279528	0,1471263
7	0,1093372	0,2111414	0,0796702	0,1644553	0,1051987	0,0390136	0,1459328
8	0,1042377	0,1961219	0,0796702	0,1542563	0,1051987	0,0380991	0,1061752
9	0,1489243	0,1961219	0,1200322	0,1476223	0,1051987	0,0377581	0,1252868
10	0,1347263	0,1563798	0,1133517	0,1563953	0,1051987	0,1491723	0,1252868
11	0,1397638	0,237011	0,1124217	0,1635718	0,1393918	0,1491723	0,1252868
12	0,1295493	0,230439	0,1124217	0,1561473	0,1146692	0,1491723	0,1252868
13	0,0717961	0,1637733	0,1124217	0,1650288	0,1444603	0,1276738	0,1315023
14	0,0549321	0,1682993	0,1124217	0,1607043	0,1575423	0,1336103	0,1315023
15	0,1218457	0,1140492	0,1124217	0,1608593	0,1782659	0,1595883	0,1315023
16	0,1306033	0,1273018	0,1124217	0,1608593	0,1417168	0,1488313	0,1239227
17	0,1363383	0,1416548	0,1610608	0,1608593	0,1692603	0,1523963	0,1211637
18	0,1486453	0,1416548	0,1610608	0,1610608	0,1647188	0,1009207	0,1543028
19	0,1486453	0,1416548	0,1610608	0,1610608	0,1638198	0,1094767	0,1521018
20	0,1486453	0,1416548	0,1610608	0,1610608	0,1670748	0,1015097	0,1304483

Tabel 4.7 Hasil perhitungan Homogeneity

Citra ke-	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenranje	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	0,9620172	0,9178576	0,9309396	0,9195936	0,9374341	0,9353804	0,9477106
2	0,9942185	0,9209498	0,9304591	0,9251426	0,9374341	0,9339699	0,9578787
3	0,9689224	0,9209498	0,9319084	0,9177723	0,9248636	0,9349541	0,9475246
4	0,9640477	0,9454709	0,9264756	0,9177723	0,9474006	0,9459049	0,9407046
5	0,9345201	0,9151528	0,9591419	0,9177723	0,9474006	0,9360236	0,9462924
6	0,9321409	0,9170671	0,9623814	0,9177723	0,9474006	0,9360236	0,9264369
7	0,9453314	0,8944293	0,9601649	0,9177723	0,9474006	0,9804932	0,9270336
8	0,9478811	0,9019391	0,9601649	0,9228718	0,9474006	0,9809505	0,9469124
9	0,9255379	0,9019391	0,9399839	0,9261889	0,9474006	0,981121	0,9373566
10	0,9326369	0,9218101	0,9433241	0,9218023	0,9474006	0,9254139	0,9373566
11	0,9301181	0,8814945	0,9437891	0,9182141	0,9303041	0,9254139	0,9373566
12	0,9352254	0,8847805	0,9437891	0,9219263	0,9426654	0,9254139	0,9373566
13	0,9641019	0,9181133	0,9437891	0,9174856	0,9277699	0,9361631	0,9342489
14	0,9275339	0,9158503	0,9437891	0,9196478	0,9212288	0,9331949	0,9342489
15	0,9390771	0,9429754	0,9437891	0,9195703	0,9108671	0,9202058	0,9342489
16	0,9346984	0,9363491	0,9437891	0,9195703	0,9291416	0,9255844	0,9380386
17	0,9318309	0,9291726	0,9194696	0,9195703	0,9153698	0,9238018	0,9394181
18	0,9256774	0,9291726	0,9194696	0,9194696	0,9176406	0,9495396	0,9228486
19	0,9256774	0,9291726	0,9194696	0,9194696	0,9180901	0,9452616	0,9239491
20	0,9256774	0,9291726	0,9194696	0,9194696	0,9164626	0,9492451	0,9347759

Tabel 4.8 Hasil perhitungan Entropy

Citra ke-	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenranje	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	0,722015	1,134308	1,0826892	1,1338	0,9526282	1,073261	0,913708
2	0,174466	1,128586	1,0048192	1,069018	0,9526282	1,082817	0,827046
3	0,673317	1,128586	1,0131037	1,127107	1,0923775	1,078955	0,970678
4	0,770783	1,027851	1,0677009	1,127107	0,8892271	0,825346	1,025537
5	1,037940	1,129372	0,7673097	1,127107	0,8892271	0,881702	0,988281
6	1,019643	1,135887	0,7117712	1,127107	0,8892271	0,881702	1,108433
7	0,843150	1,110314	0,7462002	1,127107	0,8892271	0,451246	1,104788
8	0,820722	1,086580	0,7462002	1,113470	0,8892271	0,449863	1,022442
9	1,097284	1,086580	0,8910131	1,110742	0,8892271	0,445464	1,067692
10	1,045046	1,122405	0,982757	1,109409	0,8892271	1,111987	1,067692
11	1,094176	1,231878	0,9644376	1,136967	1,0679445	1,111987	1,067692
12	1,057572	1,210047	0,9644791	1,122070	0,976604	1,111987	1,067692
13	0,736437	1,117728	0,9644376	1,116142	1,0880692	1,034443	1,043625
14	0,615982	1,134355	0,9644791	1,133600	1,0979305	1,062373	1,043625
15	1,011373	0,992778	0,9644791	1,111229	1,1387756	1,131237	1,043625
16	1,027855	1,064924	0,9644791	1,111229	1,0178263	1,111409	0,931417
17	1,091068	1,099833	1,1235027	1,111229	1,0810138	1,119836	0,916094
18	1,104387	1,099833	1,1235027	1,111927	1,1233976	0,853200	1,121877
19	1,104387	1,099833	1,1235027	1,111927	1,1245401	0,90342	1,107707
20	1,104387	1,099833	1,1235027	1,111927	1,1206233	0,858406	0,963890

Tabel 4.9 Hasil perhitungan Kontras

Citra ke-	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomana	Kelas Sawat	Kelas Semenrant	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	4,997519	2,698412	2,93216	2,714370	3,4271624	2,982349	3,681146
2	29,50961	2,737839	3,169849	2,928408	3,4271624	2,94553	4,205287
3	5,484005	2,737839	3,1596582	2,714007	2,8627397	2,961780	3,413346
4	4,605217	3,167342	2,9445277	2,714007	3,7987635	4,088965	3,170962
5	3,098227	2,682926	4,6223637	2,714007	3,7987635	3,652041	3,334067
6	3,140845	2,687700	5,0870619	2,714007	3,7987635	3,652041	2,829746
7	3,994837	2,367928	4,7883046	2,714007	3,7987635	9,116945	2,843768
8	4,149047	2,536863	4,7883046	2,791059	3,7987635	9,156528	3,188473
9	2,854598	2,536863	3,6981718	2,821722	3,7987635	9,269924	3,007433
10	3,062302	2,759974	3,3507515	2,792638	3,7987635	2,813295	3,007433
11	2,892534	2,106400	3,4302936	2,695417	2,9739207	2,813295	3,007433
12	3,035011	2,165398	3,4301156	2,761720	3,3737	2,813295	3,007433
13	4,886486	2,738557	3,4302936	2,735752	2,8966032	3,119727	3,077320
14	6,146177	2,679484	3,4301156	2,713284	2,8158819	3,009057	3,077320
15	3,218754	3,308005	3,4301156	2,767837	2,6165984	2,725473	3,077320
16	3,133836	3,014094	3,4301156	2,767837	3,1153902	2,816003	3,513835
17	2,910357	2,870541	2,7378652	2,767837	2,7825515	2,781237	3,591291
18	2,836007	2,870541	2,7378652	2,765222	2,7211136	4,002394	2,769128
19	2,836007	2,870541	2,7378652	2,765222	2,7228363	3,712563	2,814455
20	2,836007	2,870541	2,7378652	2,765222	2,715273	3,971981	3,355006

4.2.7 Hasil Confusion Matrix Dengan Seleksi Kombinasi Fitur

Dengan menggunakan 210 data yang terdiri atas 140 data latih dan 70 data uji, dilakukan seleksi fitur batik Surakarta menggunakan software Matlab. Data mempunyai 23 buah fitur atau atribut yang merupakan hasil ekstraksi fitur warna, tekstur dan bentuk. Pada pengujian data latih, pilihan pengujian menggunakan K-fold dengan nilai K sebesar 2, 3, 5, 7 dan 10. Hasil dapat dilihat pada hasil uji validasi pada setiap *fold* 2, 3, 5, 7 dan 10-*fold* dapat dilihat pada Tabel 4.10 sampai dengan Tabel 4.14.

Tabel 4.10 Hasil pengujian pada 2-fold

Hasil Pengujian Kfold-2						
Learning rate	Deca	Minu	Epoch	Hasil	MSE	Waktu
0.01	0.001	0.0001	4603	96%	0,04	53,0469
0.1	0.01	0.001	459	90%	0.03	8,06778
0.5	0.01	0.001	619	89%	0,0372	11,873

Dari Tabel 4.10 dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=2$, secara berturut-turut adalah 96%, 90% dan 89%. Dengan demikian nilai akurasi terbaik untuk kfold-2 diperoleh pada learning rate 0,01, Deca 0,001 dan Minu 0,0001, sebesar 96%.

Tabel 4.11 Hasil pengujian pada 3-fold

Hasil Pengujian Kfold-3						
Learning rate	Deca	Minu	Epoch	Hasil	MSE	Waktu
0.01	0.001	0.0001	4603	99%	0,04	53,0469
0.1	0.01	0.001	459	90%	0.03	8,06778
0.5	0.01	0.001	619	89%	0,0372	11,873

Dari Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=3$, secara berturut-turut adalah 99%, 90% dan 89%. Dengan demikian nilai akurasi terbaik untuk kfold-3 diperoleh pada learning rate 0,01, Deca 0,001 dan Minu 0,0001, sebesar 99%.

Tabel 4.12 Hasil pengujian pada 5-fold

Hasil Pengujian Kfold-5						
Learning rate	Deca	Minu	Epoch	Hasil	MSE	Waktu
0.01	0.001	0.0001	4603	96%	0,04	60,7768
0.1	0.01	0.001	459	89%	0,037202	42,5245
0.5	0.01	0.001	619	90%	0,036	23,7132

Dari Tabel 4.12 dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=5$, secara berturut-turut adalah 96%, 89% dan 90%. Dengan demikian nilai akurasi terbaik untuk kfold-5 diperoleh pada learning rate 0,01, Deca 0,001 dan Mina 0,0001, sebesar 96%.

Tabel 4.13 Hasil pengujian pada 7-fold

Hasil Pengujian Kfold-7						
Learning_rate	Deca	Mina	Epoch	Hasil	MSE	Waktu
0.01	0.001	0.0001	4603	96%	0,037798	44,5568
0,1	0,01	0,001	459	96%	0,037798	14,8708
0,5	0,01	0,001	619	91%	0,036012	15,4953

Dari Tabel 4.13 dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=7$, secara berturut-turut adalah 96%, 96% dan 91%. Dengan demikian nilai akurasi terbaik untuk kfold-7 diperoleh pada learning rate 0,01, Deca 0,001, Mina 0,0001 dan learning rate 0,1, Deca 0,01, Mina 0,001 sebesar 96%.

Tabel 4.14 Hasil pengujian pada 10-fold

Hasil Pengujian Kfold-10						
Learning_rate	Deca	Mina	Epoch	Hasil	MSE	Waktu
0.01	0.001	0.0001	4603	95%	0.04	42,5928
0,1	0,01	0,001	459	90%	0,037798	20,7318
0,5	0,01	0,001	619	90%	0,035417	19,0261

Dari Tabel 4.14 dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=10$, secara berturut-turut adalah 95%, 90% dan 90%. Dengan demikian nilai akurasi terbaik untuk kfold-10 diperoleh pada learning rate 0,01, Deca 0,001 dan Mina 0,0001, sebesar 95%.

Dari tabel-tabel tersebut dapat dilihat bahwa tingkat prosentasi data untuk $K=2, 3, 5, 7, 10$ secara berturut-turut adalah 96%, 90%, 89%, 99%, 90%, 89%.

96%, 89%, 90%, 96%, 96%, 91%, 95%, 90% dan 90%. Dengan demikian nilai akurasi diperoleh pada 3-fold, dengan *learning rate* 0.01, *Deca* 0,001 dan *Min* 0,0001 sebesar 99%.

4.2.8 Hasil Pelatihan dan Validasi

Data yang digunakan pada pelatihan adalah hasil proses ekstraksi fitur warna, bentuk dan tekstur. Pada penelitian dilakukan pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan *LVQ*. Adapun parameter pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.11, sedangkan hasil pelatihan mendapatkan nilai akurasi 100%.

Tabel 4.15 Parameter *LVQ* proses pelatihan untuk identifikasi batik

Jumlah fitur	Bobot awal	Nilai (α)	Nilai Dec (α)	Nilai Min (α)
23	Random	0.01	0.001	0.0001
		0.1	0.01	0.001
		0.5	0.1	0.01

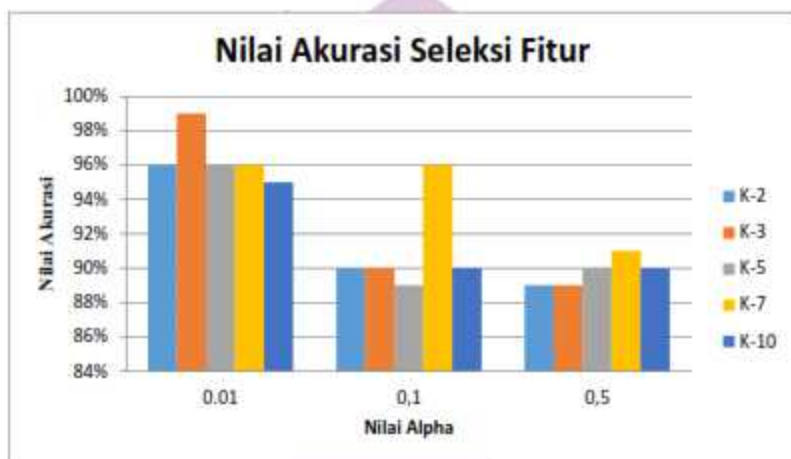
Data citra yang digunakan berjumlah 140 data. Jumlah fitur pada proses pelatihan untuk identifikasi batik adalah 23 fitur. Pada proses validasi, fitur batik diidentifikasi menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ).

Pada awal pelatihan, parameter yang digunakan adalah nilai α sebesar 0.01. Kondisi berhenti pada proses pelatihan pada saat nilai minimum laju pembelajaran (*min* α) sebesar 0.0001. Pelatihan ini menghasilkan 2 model nilai akurasi. Pelatihan dilanjutkan menggunakan nilai α sebesar 0.1 dan 0.5.

Setelah pelatihan selesai, dapat diperoleh 81 model nilai akurasi, epoch, *mean square error* (MSE) dan *timer*. Nilai akurasi didapat berdasarkan rata-rata pada

setiap nilai α . Untuk mendapatkan parameter terbaik digunakan nilai akurasi tertinggi pada data validasi. Apabila terdapat nilai akurasi yang sama, maka dipertimbangkan nilai epoch terkecil pada nilai akurasi tersebut. Hasil menunjukkan bahwa nilai akurasi data latih dengan akurasi 100% sedangkan data validasi memiliki nilai akurasi berbeda-beda.

Hasil rata-rata akurasi data validasi untuk identifikasi batik berdasarkan parameter pada Tabel 4.15 dapat dilihat pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15 Nilai akurasi seleksi fitur batik

Berdasarkan Gambar 4.15 dapat dilihat bahwa rata-rata nilai akurasi pelatihan tertinggi sebesar 99% dicapai pada nilai α sebesar 0.01, $\text{dec } \alpha$ sebesar 0.001, minimum α sebesar 0.0001 dan nilai epoch sebesar 4603.

Nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas dengan seleksi fitur dapat dilihat pada Tabel 4.16. Selanjutnya dari *confusion matrix*, dapat diperoleh nilai *true positive* (TP) dan *false positive* (FP).

Tabel 4.16 Nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas

<i>K-fold</i>	Akurasi (%)	Sensitifitas (%)	Spesifisitas (%)		
2	88%	Kawung	100%	Kawung	0%
		Parang	89%	Parang	40%
		Satriomanah	85%	Satriomanah	50%
		Sawat	100%	Sawat	10%
		Semenrante	100%	Semenrante	0%
		Sidomukti	42%	Sidomukti	95%
		Truntum	100%	Truntum	0%
		Rata	88%	Rata	21%

Pada Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa nilai akurasi tertinggi rata-rata sebesar 88%. Hasil nilai akurasi, nilai sensitifitas dapat dilihat bahwa terdapat perbedaan nilai antar kelas. Pada Tabel 4.16 dapat dilihat untuk jenis batik sidomukti sulit untuk identifikasi. Hal ini disebabkan memiliki kesamaan bentuk dan warna dengan satriomanah dan truntum. Sedangkan nilai spesifisitas nilai antar kelas cukup baik dimana perbedaan nilai antar kelas tidak tinggi. Selanjutnya hasil seleksi fitur dapat dibuat Tabel 4.17 yang menggambarkan nilai TP dan FP.

Tabel 4.17 Nilai TP dan FP

<i>K-fold</i>	TP		FP	
7	Kawung	86%	Kawung	0%
	Parang	90%	Parang	20%
	Satriomanah	91%	Satriomanah	36%
	Sawat	87%	Sawat	0%
	Semenrant	86%	Semenrant	0%
	Sidomukti	98%	Sidomukti	21%
	Truntum	86%	Truntum	0%
	Rata	89%	Rata	11%

Nilai rata-rata TP tertinggi dicapai sebesar 89%, yang berarti bahwa banyaknya data positif pada kelas kawung, parang, satriomanah, sawat, semenrante, sidomukti dan truntum yang berhasil diidentifikasi benar sebanyak 89%. Nilai rata-rata terbaik FP yang diperoleh adalah 14% yang berarti bahwa banyaknya data positif pada kelas kawung, parang, satriomanah, sawat, semenrante, sidomukti dan truntum yang diidentifikasi salah sebanyak 14%.

4.2.9 Hasil Pengujian

Pada pengujian, data yang digunakan sejumlah 70 data uji citra batik. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.18.

Tabel 4.18 Parameter pengujian menggunakan *LVQ*

Parameter	Nilai Alpha
Nilai α	0.01
Dec Alpha	0.001
Minimum Alpha	0.0001

Hasil pengujian 70 data citra batik mempunyai nilai akurasi sebesar 95% karena 57 data dapat diklasifikasikan dengan benar. Pada Tabel 4.19 dapat dilihat bahwa kesalahan pengujian pada data ke 11, 8 dan 56.

Tabel 4.19 Hasil pengujian 70 data uji

No	Kelas-1	Kelas-2	Kelas-3	Kelas-4	Kelas-5	Kelas-6	Kelas-7	Target	Hasil
1	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283390,7	282242,8	284420,7	7	7
2	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283379,6	282242	284405,3	7	7
3	283815,4	283839,9	283803,4	283843,6	279497,9	283681,3	278492,3	2	2
4	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283388,1	282242,6	284417	5	5
5	282241,1	282241,2	282241,1	282241,2	283384,4	282242	284412,1	5	5
6	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283379,6	282242	284405,3	7	7
7	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283388,2	282242,3	284417,2	7	7
8	282241,1	282241,2	282241,1	282241,2	283384,4	282242	284412,1	5	5
9	284480,8	284509,7	284466,4	284514	279124,9	284321,6	277732,4	4	4
10	284732,8	284763,4	284717,7	284768,1	279016,4	284564,7	277481,9	2	2
11	282241,5	282241,5	282241,5	282241,6	283390,7	282242,5	284420,7	1	2
12	282991,1	283009,3	282983,4	283012,3	280360,8	282897,6	279954,3	4	4
13	283221,6	283241,8	283212,5	283245	280039,1	283114,8	279437,5	2	2
14	282241,6	282241,6	282241,6	282241,7	283382,4	282242,4	284409,1	1	2
15	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
16	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
17	282292,3	282297,3	282290,2	282298,2	282421,4	282267,7	283065,3	2	2
18	285505,4	285538,9	285487,7	285543,8	278866	285115,6	277014	3	3
19	282245,7	282245,7	282245,7	282245,8	283394,6	282246,7	284424,5	6	6
20	285429	285462,2	285411,5	285467,1	278876,3	285241,3	277055,2	5	5
21	282241,1	282241,1	282241,1	282241,2	283387,1	282242,1	284415,8	6	6
22	282241,3	282241,4	282241,3	282241,3	283382,7	282242,2	284409,5	7	7
23	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
24	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
25	282241,2	282241,3	282241,2	282241,4	283375,1	282241,8	284399	7	7
26	282242,2	282242,2	282242,2	282242,3	283389,3	282243,2	284418,4	6	6
27	282241,9	282242,7	282241,6	282242,9	283239,6	282239,1	284211,5	7	7
28	282241,2	282241,2	282241,2	282241,2	283390,8	282242,2	284421	1	1
29	282241,4	282242	282241,2	282242,2	283273,8	282239,5	284259,5	7	7
30	282241,6	282241,6	282241,6	282241,7	283382,4	282242,4	284409,1	2	2
31	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283388,1	282242,6	284417	5	5
32	282240,9	282240,9	282240,9	282241	283383,4	282241,7	284410,7	2	2
33	282241,1	282241,1	282241,1	282241,2	283379,3	282241,8	284404,9	6	6
34	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283379,6	282242	284405,3	7	7
35	284917,2	284948,5	284901,5	284953,1	278969,7	284743,8	277359	2	2
36	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283388,1	282242,6	284417	5	5
37	282241,4	282241,4	282241,4	282241,4	283391	282242,4	284421,1	2	2
38	282241	282241,2	282240,9	282241,3	283337,9	282240,7	284348,3	6	6
39	282241,2	282241,2	282241,2	282241,3	283390,4	282242,2	284420,4	2	2
40	282245,7	282245,7	282245,7	282245,8	283394,6	282246,7	284424,5	6	6
41	282241,4	282241,4	282241,3	282241,5	283378,6	282242,1	284403,8	7	7
42	282241,2	282241,2	282241,2	282241,3	283389,7	282242,2	284419,5	1	1

Lanjutan Tabel 4.19

43	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283388,1	282242,6	28441,7	5	5
44	282241,6	282241,6	282241,6	282241,7	283382,4	282242,4	284409,1	1	1
45	282241,4	282241,5	282241,4	282241,6	283374,3	282242	284397,9	7	7
46	282935,1	282952,7	282927,7	282955,6	280452,7	282845,2	280099,7	1	1
47	282241,9	282241,8	282241,9	282241,9	283391,9	282242,9	284422,2	3	3
48	282241,3	282241,3	282241,2	282241,4	283376,1	282241,9	284400,5	5	5
49	282991,1	283009,3	282983,4	283012,3	280360,8	282897,6	279954,3	4	4
50	283728,3	283753	283717,1	283757	279550,3	283597,1	278571,9	1	1
51	282241,2	282241,2	282241,2	282241,3	283389	282242,2	284418,5	2	2
52	284105,4	284131	284092	284134,8	279345,7	283961	278195,5	1	1
53	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
54	285523,5	285557,1	285505,8	285562	278862,5	285333,2	277002,1	3	3
55	283815,4	283839,9	283803,4	283843,6	279497,9	283681,3	278492,3	2	2
56	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283379,6	282242	284405,3	7	2
57	282241,3	282241,3	282241,3	282241,4	283387,7	282242,3	284416,6	7	7
58	285004,5	285035,4	284988,2	285040	278977,8	284829,5	277354,8	5	5
59	282241,1	282241,1	282241,1	282241,2	283387,1	282242,1	284415,8	6	6
60	283337,2	283358,3	283327,4	283361,7	279908,1	283224,5	279219,1	1	1
61	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
62	282241,6	282241,6	282241,6	282241,7	283384,8	282242,5	284412,5	1	1
63	285523,5	285557,1	285505,8	285562	278862,5	285333,2	277002,1	3	3
64	283774,7	283798,8	283762,8	283802,5	279530,3	283642,5	278554,8	4	4
65	282241,7	282241,7	282241,7	282241,8	283388,1	282242,6	284417	5	5
66	282242,6	282243,4	282242,2	282243,7	283216,7	282239,2	284180,1	3	3
67	282242,7	282242,9	282242,6	282243	283348,1	282242,6	284361	7	7
68	282241,6	282242,1	282241,4	282242,3	283288	282240	284278,2	3	3
69	282241,1	282241,4	282240,9	282241,5	283330,1	282240,6	284337,1	2	2
70	282241	282241,2	282241	282241,3	283357,2	282241,2	284374,4	6	6

Dari Tabel 4.19 dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi pada citra batik secara keseluruhan sesuai dengan hasil klasifikasi menggunakan LVQ. Proses pengujian pada citra batik Surakarta dilakukan menggunakan LVQ. Untuk menentukan hasil validasi terbaik pada fitur batik Surakarta hasil seleksi, digunakan nilai rata-rata akurasi data validasi pada setiap nilai alpha. Parameter terbaik dipilih dari nilai rata-rata tertinggi. Kemudian dari nilai alpha terpilih, dicari nilai akurasi validasi tertinggi pada alpha tersebut untuk mendapatkan bobot akhir, yang digunakan untuk menguji data baru.

Tabel 4.20 Hasil pengujian menggunakan *LVQ*

Metode	Data	Akurasi pelatihan (%)	Akurasi validasi (%)	Akurasi pengujian (%)
$\alpha = 0,01$ Deca = 0,001 Minu = 0,0001	Fitur batik Surakarta	100%	99%	96%
$\alpha = 0,1$ Deca = 0,01 Minu = 0,001	Fitur batik Surakarta	100%	90%	96%
$\alpha = 0,5$ Deca = 0,01 Minu = 0,001	Fitur batik Surakarta	100%	89%	96%

Berdasarkan hasil pengujian data fitur batik Surakarta yang baru akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Nilai akurasi yang diperoleh dari *confusion matrix* menunjukkan bahwa sebanyak 63 data dari 70 data dapat diidentifikasi dengan benar artinya nilai akurasi sebesar 96%. Adapun *confusion matrix* pengujian *LVQ* dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Hasil pengujian dapat dihitung juga nilai sensitifitas dan spesifisitas. Nilai-nilai tersebut dapat dilihat pada Tabel. 4.21.

Tabel 4.21 *Confusion matrix* hasil data pengujian *LVQ*

Aktual	Prediksi							Total
	Kawung	Parang	Satrio manah	Sawat	Semen rante	Sido mukti	Truntum	
Kawung	10	0	0	0	0	0	0	10
Parang	2	9	0	0	0	0	1	12
Satrio manah	0	0	12	0	0	0	0	12
Sawat	0	0	0	4	0	0	0	4
Semenrant	0	0	0	0	10	0	0	10
Sidomukti	0	0	0	0	0	8	0	8
Truntum	0	0	0	0	0	0	14	14
Total	12	9	12	4	10	8	15	70

Tabel 4.22 Nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas pengujian *LVQ*

Akurasi (%)	Sensitifitas (%)		Spesifisitas (%)	
88%	Kawung	98%	Kawung	0%
	Parang	96%	Parang	8%
	Satriomanah	94%	Satriomanah	33%
	Sawat	86%	Sawat	50%
	Semenrante	100%	Semenrante	0%
	Sidomukti	55%	Sidomukti	86%
	Truntum	86%	Truntum	36%
	Rata	88%	Rata	31%

4.3 Pengujian Analisis II

Pada proses analisis II, mengacu pada Gambar 3.5 proses menggunakan fitur bentuk. Pada proses fitur bentuk menggunakan metode *Otsu* dan morfologi untuk mencari ciri dari parameter area dan perimeter untuk membedakan ketujuh model atau corak dari 7 kelas yang dimiliki oleh citra batik tradisional Surakarta yaitu kawung, parang, sementrante, sawat, satriomanah, sidomukti dan truntum. Dari fitur bentuk diperoleh 2 parameter ciri untuk pembeda citra batik tradisional Surakarta dengan citra batik lainnya. Hasil ciri diklasifikasi menggunakan metode *LVQ*, yang selanjutnya dilakukan pengujian untuk mendapatkan hasil akurasi.

4.3.1 Hasil Segmentasi Bentuk

Pada analisis II proses awal untuk akuisisi data dan perbaikan citra dilakukan sama seperti pada analisis I. Setelah mendapatkan nilai dari *contrast stretching* dari citra grayscale selanjutnya digunakan sebagai input untuk proses *threshold*. Algoritma untuk *otsu thresholding* dan closing sebagai berikut:

- [1] Mulai
- [2] Panggil citra hasil contrast stretching
- [3] Hitung histogram ternormalisasi
- [4] Hitung jumlah kumulatif
- [5] Hitung rerata kumulatif
- [6] Hitung rerata intensitas global
- [7] Hitung varians antar kelas
- [8] Lakukan pemilihan nilai *threshold*
- [9] Hitung *separability measurement*
- [10] Lakukan operasi morfologi *closing*
- [11] Simpan hasil citra biner
- [12] Simpan hasil citra *closing*
- [13] Ulangi langkah 2 sampai dengan 12, untuk citra yang lain
- [14] Selesai

Hasil dari proses segmentasi bentuk dapat dilihat pada Gambar 4.16,



Gambar 4.16 Hasil segmentasi bentuk dan morfologi

4.3.2 Ekstraksi Fitur Bentuk

Setelah proses segmentasi *Otsu* dan morfologi selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur bentuk dari hasil segmentasi. Parameter yang digunakan sebagai pembeda adalah area dan perimeter.

Tahap selanjutnya dilakukan perhitungan fitur bentuk terdiri dari area dan perimeter. Hasil pengujian untuk perhitungan Area dapat dilihat pada Tabel 4.23.

Tabel 4.23 Hasil proses perhitungan Area

Citra ke-	Hasil Perhitungan Area						
	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	112	315	98	1100	12343	373	10898
2	6	215	16	59	3385	27818	591
3	7760	37073	6	497	4391	4	122
4	34	241	645	2002	11122	7478	12
5	32987	134	76	20	1411	16	3262
6	31039	127	14	27	13776	4	4
7	154	9483	519	36	7578	403	6909
8	186	8	264	161	2127	47	17
9	2489	27432	57	182	282	661	12
10	1400	302	64	238	9	67	29
11	6	3149	207	442	14826	355	16
12	26	5957	477	254	403	12194	1998
13	8	34278	38	106	19983	2403	35920
14	20185	33446	8326	104	180	84	97
15	47	12	99	2120	64	53446	25508
16	65	6224	332	93	1850	52364	24
17	6	33682	10001	16	214	51716	274
18	20320	9100	10001	30	55576	2474	24804
19	13096	11860	10001	429	55710	462	15
20	1368	8171	8	54	56024	32	16

Pada Tabel 4.24 dapat dilihat hasil perhitungan perimeter.

Tabel 4.24 Hasil perimeter dari ciri bentuk

Citra ke-	Hasil Perhitungan Perimeter						
	Kelas Kawung	Kelas Parang	Kelas Satriomanah	Kelas Sawat	Kelas Semenrante	Kelas Sidomukti	Kelas Truntum
1	112	190	52	546	2786	144	4568
2	6	162	12	38	1042	4100	326
3	3960	8310	6	226	1204	4	68
4	26	224	334	410	2862	2268	10
5	4770	88	44	16	450	16	1272
6	4432	74	12	20	3872	4	4
7	154	2214	276	24	2582	220	3338
8	186	8	178	126	830	38	14
9	946	9798	48	132	118	288	12
10	458	190	50	190	8	58	22
11	6	1916	96	384	6724	126	14
12	24	3548	288	188	364	2924	572
13	8	4072	24	80	8240	804	4620
14	5858	5766	2008	74	124	82	46
15	28	12	58	622	36	1902	3436
16	40	2570	182	58	672	1812	24
17	6	5954	2852	12	114	2384	184
18	3676	1356	2852	20	2118	942	4056
19	4148	1716	2852	232	2126	190	12
20	596	4224	8	48	1748	26	16

4.3.3 Hasil Pelatihan dan Validasi

Data yang digunakan pada pelatihan adalah hasil proses ekstraksi fitur bentuk. Pada penelitian dilakukan pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan *LVQ*. Adapun parameter pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.25, sedangkan hasil pelatihan mendapatkan nilai akurasi 100%.

Tabel 4.25 Parameter *LVQ* proses pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan fitur bentuk

Jumlah fitur	Bobot awal	Nilai (α)	Nilai Dec (α)	Nilai Min (α)
2	Random	0.01	0.001	0.0001
		0.1	0.01	0.001
		0.5	0.1	0.01

Data citra yang digunakan berjumlah 140 data. Jumlah fitur pada proses

pelatihan untuk identifikasi batik adalah 2 fitur yaitu area dan perimeter. Pada proses validasi, fitur batik diidentifikasi menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ).

4.3.4 Hasil Pengujian

Pada pengujian, data yang digunakan sejumlah 70 data uji citra batik. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Parameter pengujian menggunakan LVQ

Parameter	Nilai Alpha
Nilai α	0.01
Dec Alpha	0.001
Minimum Alpha	0.0001

Hasil pengujian 70 data citra batik mempunyai nilai akurasi sebesar 83%, dengan MSE sebesar 0,276. Proses pengujian pada citra batik Surakarta dilakukan menggunakan LVQ.

Tabel 4.27 Hasil identifikasi batik Surakarta dengan fitur bentuk

Fitur	Metode identifikasi	Data	Nilai akurasi pelatihan (%)	Nilai akurasi validasi (%)	Nilai akurasi pengujian (%)
bentuk(Otsu)	LVQ	Fitur batik Surakarta	100%	85 %	83%

Tabel 4.27 dapat dilihat bahwa hasil nilai akurasi data latih sebesar 100%, nilai akurasi data validasi diperoleh 85%, nilai akurasi data uji diperoleh 83%.

4.4 Pengujian Analisis III

Pada proses analisis III, mengacu pada Gambar 3.6 proses menggunakan fitur tekstur. Pada proses fitur tekstur menggunakan metode *GLCM* untuk mencari ciri dari parameter energy, entropi, homogeniti, korelasi dan kontras. Dari kombinasi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur diperoleh 20 parameter ciri untuk pembeda citra batik tradisional Surakarta dengan citra batik lainnya. Hasil ciri diklasifikasi menggunakan metode *LVQ*, yang selanjutnya dilakukan pengujian untuk mendapatkan hasil akurasi.

4.4.1 Hasil Pelatihan dan Validasi

Data yang digunakan pada pelatihan adalah hasil proses ekstraksi fitur tekstur. Pada penelitian dilakukan pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan *LVQ*. Adapun parameter pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.28, sedangkan hasil pelatihan mendapatkan nilai akurasi 100%.

Tabel 4.28 Parameter *LVQ* proses pelatihan untuk identifikasi batik menggunakan fitur tekstur

Jumlah fitur	Bobot awal	Nilai (α)	Nilai Dec (α)	Nilai Min (α)
20	Random	0.01	0.001	0.0001
		0.1	0.01	0.001
		0.5	0.1	0.01

Data citra yang digunakan berjumlah 140 data. Jumlah fitur pada proses pelatihan untuk identifikasi batik adalah 20 fitur yaitu energi 0°, energi 45°, energi 90°, energi 135°, entropi 0°, entropi 45°, entropi 90°, entropi 135°, kontras 0°, kontras 45°, kontras 90°, kontras 135°, homogeniti 0°, homogeniti 45°, homogeniti 90°, homogeniti 135°, korelasi 0°, korelasi 45°, korelasi 90°, korelasi 135°. Pada

proses validasi, fitur tekstur diidentifikasi menggunakan metode *LVQ*.

4.4.2 Hasil Pengujian

Pada pengujian, data yang digunakan sejumlah 70 data uji citra batik. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.29.

Tabel 4.29 Parameter pengujian menggunakan fitur tekstur menggunakan *LVQ*

Parameter	Nilai Alpha
Nilai α	0.01
Dec Alpha	0.001
Minimum Alpha	0.0001

Hasil pengujian 70 data citra batik mempunyai nilai akurasi sebesar 60%, dengan *MSE* sebesar 0,4. Proses pengujian pada citra batik Surakarta dilakukan menggunakan *LVQ*.

Tabel 4.30 Hasil Identifikasi batik Surakarta dengan fitur tekstur

Fitur	Metode Identifikasi	Data	Nilai akurasi pelatihan (%)	Nilai akurasi validasi (%)	Nilai akurasi pengujian (%)
tekstur (<i>Co-Occurence Matrix (GLCM)</i>)	<i>LVQ</i>	Fitur batik Surakarta	100%	44,30 %	60%

Tabel 4.30 dapat dilihat bahwa hasil nilai akurasi data latih sebesar 100%, nilai akurasi data validasi diperoleh 44,3%, nilai akurasi data uji diperoleh 60%.

4.5 Perbandingan Hasil Analisis

Mengacu pada Gambar 3.7 hasil dari analisis I, analisis II dan analisis III dibandingkan hasil akurasinya. Perbandingan penelitian ini mengacu pada penelitian sebelumnya yaitu penelitian Aribowo (2016) dan Handhayani (2017) yang menggunakan fitur tekstur. Fitur tekstur yang digunakan adalah *Co-Occurrence Matrix (GLCM)*, diuji dapat dikenali oleh aplikasi yang sedang dibangun. Jaringan *LVQ* digunakan untuk identifikasi batik Surakarta. Parameter diatas digunakan untuk tahap ekstraksi fitur. Hasil menggunakan *LVQ* dapat dilihat pada Tabel 4.30.

Selanjutnya penelitian pembandingan yang dilakukan Ambarwati (2016) dalam studinya menggunakan *Otsu*. Jaringan *LVQ* digunakan untuk identifikasi batik Surakarta. Parameter diatas digunakan untuk tahap ekstraksi fitur. Hasil menggunakan *LVQ* dapat dilihat pada Tabel 4.27.

Perbandingan nilai akurasi validasi dan pengujian fitur batik Surakarta pada Tabel 4.31.

Tabel 4.31 Perbandingan nilai akurasi validasi dan pengujian fitur batik Surakarta

Jenis Fitur	Metode identifikasi	Data	Nilai akurasi pelatihan (%)	Nilai akurasi validasi (%)	Nilai akurasi pengujian (%)
tekstur (<i>Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i>)	<i>LVQ</i>	Fitur batik Surakarta	100%	44,30%	60%
bentuk (<i>Otsu</i>)	<i>LVQ</i>	Fitur batik Surakarta	100%	85 %	83%
Warna, bentuk dan tekstur	<i>LVQ</i>	Fitur batik Surakarta	100%	99,00%	96,%

Dari hasil tersebut dapat dilihat fitur warna, bentuk dan tekstur dengan menggunakan metode *LVQ* mengeluarkan hasil yang lebih baik dengan nilai rata-rata akurasi 96% dibandingkan dengan fitur tekstur, *Co-Occurence Matrix (GLCM)* dengan menggunakan metode *LVQ* untuk identifikasi batik Surakarta dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 60%. Hasil menggunakan fitur bentuk *Otsu* dengan menggunakan metode *LVQ* untuk identifikasi batik Surakarta dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 83%. Hasil menunjukkan dengan menggunakan fitur tekstur dan bentuk menghasilkan nilai akurasi lebih rendah dibandingkan dengan menggunakan fitur warna, bentuk dan tekstur.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan uraian dari bab-bab sebelumnya, kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut :

- a. Kombinasi fitur (warna, bentuk dan tekstur) berpengaruh untuk meningkatkan akurasi klasifikasi batik Surakarta.
- b. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi sistem untuk mengidentifikasi batik Surakarta mencapai 96% dengan kombinasi fitur (warna, bentuk, dan tekstur). Sedangkan dengan seleksi fitur tekstur (*Co-Occurrence Matrix (GLCM)*) menghasilkan akurasi 60% dan dengan seleksi fitur bentuk menghasilkan akurasi 83%. Hasil ini menunjukkan ada peningkatan sebesar 13%, jika dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan fitur bentuk dan 36% menggunakan fitur tekstur.

5.2. Saran

Saran untuk pengembangan pada penelitian ini adalah:

- a. Perlu melakukan pengujian untuk menentukan ciri terbaik dengan melakukan seleksi ciri untuk identifikasi batik Surakarta.
- b. Untuk penelitian selanjutnya akan dilakukan dengan sumber data yang sama.dengan penelitian sebelumnya.

- c. Untuk pengambilan data secara langsung dibutuhkan pengambilan data gambar dalam setiap kelas yang digunakan lebih banyak data untuk setiap jenisnya.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Fausett, L. (1994). *Fundamentals Of Neural Network Architectures, Algorithms, And Applications*. In Inc., New Jersey (Vol. 116).
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Masters, B. R. (2013). *Digital Image Processing Using Matlab - Gonzalez Woods & Eddins*.

PUSTAKA LAPORAN PENELITIAN

- Ambarwati, A. R. P. Dan S. (2016). Segmentasi Citra Digital Menggunakan Thresholding *Otsu* Untuk Analisa Perbandingan Deteksi Tepi. In Annual Research Seminar 2016 (Vol. 2).
- Aribowo, E. (2016). Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor Dan Klustering. In Jurnal Informatika (Vol. 10).
- Batik, S. (2015). *Batik Fabric Atlanta With Spesial Cotton And Original Handmade*.
- Budiman, F., Suhendra, A., Agushinta, D., & Tarigan, A. (2017). Determination Of SVM-RBF Kernel Space Parameter To Optimize Accuracy Value Of Indonesian Batik Images Classification. In *Journal Of Computer Science* (Vol. 13). <https://doi.org/10.3844/jcssp.2017.590.599>
- Dlidir, B., & Indonesia, B. (2019). *Batik Fabric From Indonesian Culture To Worldwide*.
- Doellah, S. Dan D. H. (2012). *DHO_4-6_FA7_Lores_Single.Pdf*.
- Fuad, M. N. (2018). Klasifikasi Multilabel Motif Citra Batik Menggunakan Boosted Random Ferns. In *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi* (Vol. 16).
- Handhayani, T., Hendryli, J., & Hiryanto, L. (2017). Comparison Of Shallow And Deep Learning Models For Classification Of Lasem Batik Patterns. In *Proceedings - 2017 1st International Conference On Informatics And Computational Sciences, Iccos 2017*. <https://doi.org/10.1109/ICICOS.2017.8276330>
- Hapsari, W., & Haryono, N. A. (2016). Segmentasi Warna Pada Batik Menggunakan Pendekatan Hsv Dengan Teknik Linkage. In *Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (Knastik 2016)*.

- Ida Nurhaida , Hong Wei, Remmy A. M. Zen, R. M., & Arymurthy, A. M. (2016). Texture Fusion For Batik Motif Retrieval System. In International Journal Of Electrical And Computer Engineering (IJECE) Vol. 6, No. 6, December 2016, Pp. 3174-3187 ISSN: 2088-8708, DOI: 10.11591/Ijece.V6i6.12049.
- Kasim, A. A. (2015). Fuzzy C Means For Image Batik Clustering Based On Spatial Features. In International Journal Of Computer Applications (Vol. 117).
- Kasim, A. A. (2017). Batik Classification With Artificial Neural Network Based On Texture-Shape Feature Of Main Ornament. In International Journal Of Intelligent Systems And Applications. <https://doi.org/10.5815/Ijisa.2017.06.06>
- Kusanti, J., & Suprpto, A. (2019). Combination Of Otsu And Canny Method To Identify The Characteristics Of Surakarta Batik As Surakarta Traditional Batik. In 2019 2nd International Conference Of Computer And Informatics Engineering (IC2IE). <https://doi.org/10.1109/IC2IE47452.2019.8940884>
- Kusanti, J., & T.S, R. A. (2019). Application System For Identification Of Surakarta Traditional Batik Images (SABATARA). In Sinkron (Vol. 4). <https://doi.org/10.33395/Sinkron.V4i1.10202>
- Loke, K., & Cheong, M. (2014). Efficient Textile Recognition Via Decomposition Of Co-Occurrence Matrices. In ICSIPA09 - 2009 IEEE International Conference On Signal And Image Processing Applications, Conference Proceedings. <https://doi.org/10.1109/ICSIPA.2009.5478606>
- Meccasia, K., Hidayat, B., & Sunarya, U. (2015). Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Wavelet Dan Metode Klasifikasi Fuzzy Logic. In E-Proceeding Of Engineering (2015) (Vol. 2).
- Padmo A.M, A., & Murinto, M. (2016). Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor Dan K-Means Clustering. In Jurnal Informatika (Vol. 10). <https://doi.org/10.26555/Jifo.V10i1.A3349>
- Rahayuda, I. G. S. (2015). Texture Analysis On Image Motif Of Endek Bali Using K-Nearest Neighbor Classification Method. In International Journal Of Advanced Computer Science And Applications (2015) (Vol. 6).
- Satrio, E. P., Sutojo, T., Si, S., & Kom, M. (N.D.). Klasifikasi Tenun Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (*GLCM*).
- Surya, R. A., Fadlil, A., & Yudhana, A. (2017). Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (*GLCM*) Dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan. In Jpit (Vol. 2).
- Yainahu, I., Hidayat, B., Saidah, S., Elektro, F. T., Telkom, U., Decomposition, S. V., & Vector, L. (2019). Klasifikasi Jenis Batik Toraja Berbasis Pengolahan Citra Digital Dengan Metode Singular Value Decomposition Dan Learning Vector Quantization Toraja Batik Classification Based On Digital

