

KLASIFIKASI JENIS BATIK TORAJA BERBASISKAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DENGAN METODE SINGULAR VALUE DECOMPOSITION DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

TORAJA BATIK CLASSIFICATION BASED ON DIGITAL IMAGE PROCESSING WITH SINGULAR VALUE DECOMPOSITION AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Israndy Yainahu¹, Bambang Hidayat², Sofia Saidah³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹ isrndv@gmail.com, ² bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³ sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Batik adalah salah satu budaya Indonesia dan kesenian Nasional yang cukup terkenal di mancanegara. Mulai dari barat sampai timur Indonesia, batik memiliki motif dan corak yang berkarakter. Namun sayangnya sebagian kalangan masyarakat melihat motif batik sebagai motif yang sama, tidak terlihat unik dan menurunkan minat pada batik yang sebagai identitas negara kita. Seperti batik yang akan diklasifikasi yaitu motif batik yang berasal dari Toraja, Sulawesi Selatan yang mempunyai karakter motif yang unik. Akan sangat disayangkan jika masyarakat menjadi pasif dan menurun ketertarikannya pada batik, atas dasar inilah tujuan penelitian ini dilakukan. Dengan membuat klasifikasi batik Toraja bertujuan dapat menambah wawasan dan ketertarikan masyarakat untuk mengenali jenis batik, terutama batik Toraja. Proses yang telah dilakukan dalam klasifikasi ini dengan mengambil citra motif batik menggunakan device kemudian dilakukan *pre-processing*. Data yang dipakai pada penelitian ini berjumlah 165 dimana terdapat 95 data latih dan 70 data uji di antaranya terdapat 5 kelas motif Batik Toraja. Ekstraksi ciri menggunakan metode Singular Value Decomposition (SVD) dan klasifikasinya menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ). Motif batik yang diambil sebagai data adalah lima motif batik khas Toraja, yang kemudian diklasifikasi apakah sesuai motif pada hasil ekstraksi dengan yang diklasifikasikan sebagai motif batik Toraja. Data dan metode yang telah dirancang kemudian disimulasikan dengan menggunakan Matlab.

Hasil akhir dari perancangan aplikasi adalah dapat mengklasifikasi jenis batik dari citra motif batik yang diambil. Pada penelitian kali ini dengan menggunakan metode yang ada telah didapatkan hasil akurasi sebesar 81.42%.

Kata Kunci: Batik Toraja, *Image Processing*, Matlab, *Singular Value Decomposition*, *Learning Vector Quantization*.

Abstract

Batik is one of Indonesian culture and national art that is quite famous in foreign countries. Starting from west to east of Indonesia, batik has motifs and patterns that character. But unfortunately some people see the motif of batik as the same motif, does not look unique and lower interest in batik as the identity of our country. As batik that will be detected is batik motif derived from Toraja, South Sulawesi which has a unique character of the motif. It would be unfortunate if the community became passive and decreased interest in batik, on the basis of this research purpose is done. By making Toraja batik classification aims to add insight and interest of the community to recognize the type of batik, especially Toraja batik. The process that has been carried out in this classification is by taking a batik motif image using a device then pre-processing. The data used in this study amounted to 165 in which there were 95 training data and 70 test data including 5 classes of Toraja Batik motifs. Feature extraction uses the Singular Value Decomposition (SVD) method and the classification uses Learning Vector Quantization (LVQ). The batik motifs taken as data are five typical Toraja batik motifs, which are then detected whether they match the motives of the extraction results which are classified as Toraja batik motifs. Data and methods that have been designed are then simulated using Matlab.

The final result of the application design is that it can detect the type of batik from the image of the batik motif taken. In this study using the existing method, 81.42% accuracy results have been obtained.

Keywords: *Toraja Batik, Image Processing, Matlab, Singular Value Decomposition, Learning vector Quantization.*

I. Pendahuluan

Diangkatnya batik Toraja dalam kasus ini dikarenakan jenis batik Toraja sangat unik dan belum terlalu banyak yang mengetahui batik yang berasal dari Sulawesi ini. Hampir semua masyarakat menganggap batik hanyalah yang berasal dari Pekalongan, Solo, Jogjakarta, dan daerah lainnya yang berada di pulau Jawa. Hanya sebagian kecil masyarakat yang mengetahui Sulawesi pun memiliki batik yang ikonik yaitu batik Toraja. Daerah Toraja sendiri memiliki kultur budaya yang sangat unik dan menarik untuk dipelajari, dimana salah satu tujuan

penelitian ini adalah agar meningkatkan pula minat pariwisata di Toraja dengan target turis lokal maupun mancanegara. Salah satu ciri negara yang baik adalah negara yang senantiasa mempertahankan budayanya meskipun telah termakan jaman. Urusan mempertahankan budaya bukan hal yang bisa dianggap sepele mengingat khususnya untuk Indonesia sendiri yang mempunyai beragam budaya dari sabang sampai merauke. Untuk itu perlu adanya campur tangan berbagai ahli dalam bidangnya masing-masing. Dari bidang teknologi informasi dan telekomunikasi, didukung perkembangan teknologi yang sangat pesat memungkinkan dikembangkannya bidang pengolahan citra yang dapat bermanfaat untuk mengatasi permasalahan ini maka dibuatlah program pengolahan citra klasifikasi jenis batik untuk dapat mengenali jenis batik tertentu, dalam kasus ini batik Toraja.

Dengan melalui tahap preprocessing akan dilakukan kompresi citra menjadi citra yang optimal untuk tujuan analisis, pengenalan objek yang terkandung pada citra yang di ambil, dan memudahkan proses klasifikasi menggunakan metode learning vector quantization. Masukan dari pengolahan citra adalah objek yang berformat .jpg yang akan diekstraksi menggunakan metode SVD sedangkan keluarannya adalah citra hasil pengolahan setelah diklasifikasikan menggunakan metode LVQ memutuskan apakah dikenali atau tidak dikenali sebagai batik Toraja.

II. Landasan Teori

2.1 Batik

Kesenian batik adalah kesenian gambar di atas kain yang pada umumnya berfungsi sebagai pakaian sudah menjadi salah satu kebudayaan seluruh rakyat Indonesia zaman dulu, termasuk di Toraja, Sulawesi Selatan. Cikal bakal batik Toraja dapat ditelusuri dari kain ma'a dari Toraja yang memakai bubur nasi sebagai perintang warna. Oleh karena posisi geografis Toraja terisolasi di pegunungan, maka para ahli menduga kemungkinan besar batik itu asli dari sana, tidak dipengaruhi India sebagaimana sejarah batik Jawa yang ditengarai dikenalkan pada jaman Raja Lembu Amiluhur (Jenggala), sehingga batik Toraja ini memunculkan teori bisa jadi Indonesia juga melahirkan batik pertama.

Salah satu kreasi baru yang muncul adalah batik Toraja yang merupakan hasil karya Fothel Art. Menurut Arfol, motif batik Toraja ini bermacam-macam. Masing-masing motif mempunyai nama yang mengandung arti tertentu. Seperti motif Pare Allo yang berarti matahari dan bentuk bulat menyerupai matahari yang bersinar. Ada yang disebut Pa'teddong yang berarti kepala kerbau dan menjadi lambang kebesaran di daerah Toraja. Kemudian ada yang dinamakan Poya Mundudan yang dalam bahasa Indonesia berarti burung belibis.

2.2 Citra Digital

Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua variabel $f(x,y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ yang merupakan intensitas citra pada koordinat tersebut. Teknologi dasar untuk menciptakan dan menampilkan warna pada citra digital berdasarkan pada penelitian bahwa sebuah warna merupakan kombinasi dari tiga warna dasar, yaitu merah, hijau, dan biru (*Red, Green, Blue - RGB*) [2].

Citra digital tersusun atas beberapa bagian terkecil yang disebut pel atau piksel. Kumpulan-kumpulan piksel tersebut disimpan dalam komputer dalam bentuk *array* dua dimensi (matriks) dengan ukuran $M \times N$ piksel, dimana M merepresentasikan jumlah piksel untuk kolom dan N adalah jumlah piksel untuk baris pada suatu citra digital.

2.2.1 Citra RGB

RGB adalah suatu model warna yang terdiri dari merah, hijau, dan biru, digabungkan dalam membentuk suatu susunan warna yang luas. Setiap warna dasar, misalnya merah, dapat diberi rentang nilai. Untuk monitor komputer, nilai rentangnya paling kecil = 0 dan paling besar = 255. Pilihan skala 256 ini didasarkan pada cara mengungkap 8 digit bilangan biner yang digunakan oleh mesin komputer. Dengan cara ini, akan diperoleh warna campuran sebanyak $256 \times 256 \times 256 = 1677726$ jenis warna. Sebuah jenis warna, dapat dibayangkan sebagai sebuah vektor di ruang dimensi 3 yang biasanya dipakai dalam matematika, koordinatnya dinyatakan dalam bentuk tiga bilangan, yaitu komponen-x, komponen-y dan komponen-z.

2.3 Singular Value Decomposition

Singular Value Decomposition adalah suatu teknik untuk mendekomposisi matriks berukuran apa saja (biasanya diaplikasikan untuk matriks dengan ukuran sangat besar), untuk mempermudah pengolahan data. Hasil dari SVD ini adalah singular value yang disimpan dalam sebuah matriks diagonal, D , dalam urutan yang sesuai dengan koresponding singular vector-ya. Dimana nilai singular value menyimpan informasi yang sangat penting tentang data, yaitu data yang berkontribusi paling besar terhadap variasi data secara keseluruhan, yang disimpan pada singular value yang pertama.

Dekomposisi nilai singular adalah suatu pemfaktoran matriks dengan mengurai suatu matriks ke dalam dua matriks uniter U dan V , dan sebuah matriks diagonal S yang berisi faktor skala yang disebut dengan nilai singular. Dekomposisi nilai singular dari matriks A dinyatakan sebagai $A=USV^T$

Setiap nilai singular dalam S bersesuaian dengan suatu citra 2-dimensi yang dibangun oleh satu kolom dari U dan satu baris dari V . Citra hasil rekonstruksi adalah jumlah dari setiap citra parsial yang telah diubah skalanya menggunakan nilai singular yang bersesuaian dalam S . Kata kunci untuk memampatkan citra dengan metode ini adalah mengidentifikasi bahwa nilai singular terkecil dan citra yang bersesuaian dengan nilai singular ini tidak akan ikut membangun citra asli secara signifikan. Dengan mengabaikan nilai singular yang kecil bersama dengan kolom-kolom pada U dan baris-baris pada V yang telah difaktorkan oleh nilai singular ini, citra asli akan direkonstruksi dengan cukup tepat oleh suatu himpunan data yang jauh lebih kecil daripada matriks citra aslinya.

2.4 Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit output mempresentasikan sebuah kelas. LVQ digunakan untuk pengelompokan dimana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan).

LVQ salah satu jaringan syaraf tiruan yang merupakan algoritma pembelajaran kompetitif terawasi versi dari algoritma Kohonen *Self-Organizing Map* (SOM). Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian.

Algoritma diusulkan oleh Kohonen pada tahun 1986 sebagai perbaikan dari Vector Quantization. Model pembelajaran LVQ dilatih secara signifikan agar lebih cepat dibandingkan algoritma lain seperti Back Propagation Neural Network. Hal ini dapat meringkas atau mengurangi dataset besar untuk sejumlah kecil vektor. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan *vector-vector* input. Kelas-kelas yang didapat sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara *vector-vector* input. Jika *vector* input mendekati sama maka lapisan kompetitif akan mengklasifikasikan kedua *vector input* tersebut kedalam kelas yang sama.

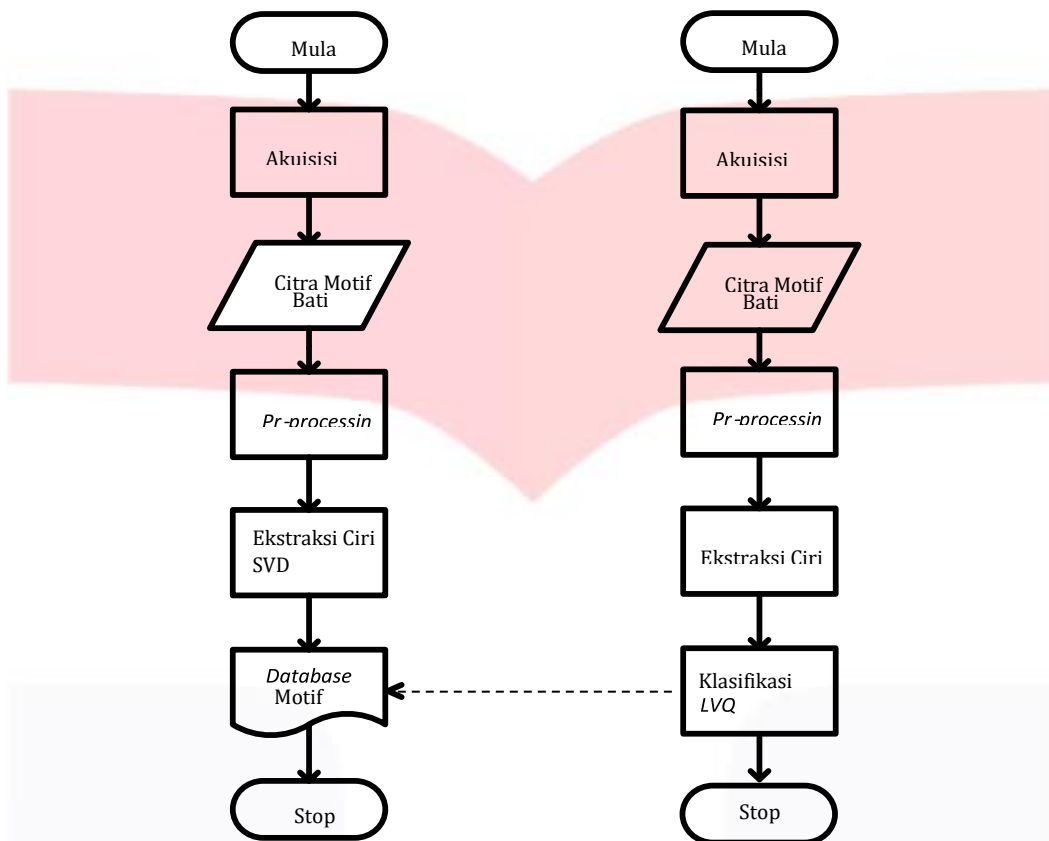
III Perancangan dan Model Sistem

3.1. Perancangan Sistem

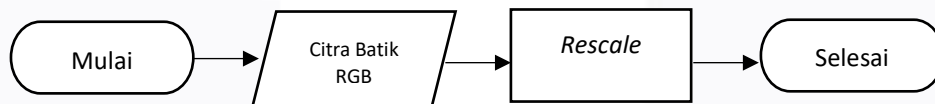
Secara umum, proses pengenalan citra motif batik Toraja dilakukan dalam satu tahap umum yaitu tahap identifikasi. Berikut adalah posisi tahap identifikasi dalam diagram blok model sistem seperti pada Gambar 3.1;



Gambar 3.1 Diagram Blok Model Sistem



Gambar 3.2 Diagram Alir Sistem Data Latih (kiri) dan Data Uji (kanan)



Gambar 3.3 Diagram Alir Pre-Processing

IV Pengujian dan Analisis sistem

Untuk mengetahui performansi sistem yang telah dirancang dengan baik, maka perlu dilakukan pengujian terhadap sistem untuk mengetahui seberapa besar tingkat keberhasilan yang dirancang dengan melakukan analisis terhadap beberapa parameter sebagai tolak ukur atas keberhasilan sistem.

4.1 Spesifikasi Sistem

Perancangan sistem klasifikasi jenis batik Toraja memerlukan beberapa aspek pendukung yaitu perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Berikut ini adalah uraian spesifikasi perangkat keras dan lunak yang digunakan dalam sistem klasifikasi jenis batik Toraja secara *real time*.

4.4.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Spesifikasi perangkat yang digunakan adalah sebagai berikut:

Model Sistem : Lenovo B41-35-28ID
 Processor : AMD A8-7410 Quad Core 2.2-2.5GHz
 Memory : 4GB DDR3
 Camera : Canon EOS 600D

4.4.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Spesifikasi perangkat lunak yang digunakan adalah sebagai berikut:

Sistem Operasi : Windows 10 Home Single Language 64-bit (10.0, Build 17134)

Programming Tool : Matlab R2018a

4.2 Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan langkah-langkah yang dilakukan untuk mengetahui kelayakan sistem yang telah dirancang. Tujuan dari pengujian sistem adalah:

1. Mengetahui performansi sistem berdasarkan parameter akurasi dan parameter error.
2. Menganalisis hasil kerja sistem sehingga dapat diketahui kekurangan dan kelebihan.

4.3 Skenario Pengujian Sistem

Pada bagian ini, akan dilakukan tahap pengujian sistem terhadap hasil yang didapatkan dari citra masukan. Sistem akan dilakukan dengan 5 tahap yaitu:

1. Tahapan pertama

Pengambilan citra berjumlah 165citra dengan rincian 95citra data latih dan 70citra data uji. Data latih disimpan sebagai database yang selanjutnya dilakukan tahap pre-processing yaitu citra asli akan melalui skenario rescaling.

2. Tahapan kedua

Pada tahap pre-processing dilakukan pengujian parameter rescaling citra terhadap akurasi dimana terdapat 4 dimensi percobaan yaitu 128×128 , 256×256 , 512×512 , 1024×1024 .

3. Tahapan ketiga

Setelah skenario rescaling, dilakukan skenario pengujian parameter layer USV yang terdiri dari pengujian pada 7layer berbeda yaitu layer U, layer S, layer V, layer US, layer UV, layer SV dan layer USV dengan cara diklasifikasikannya data latih yang telah dibuat dengan 7layer tersebut menggunakan metode Learning Vector Quantization.

4. Tahapan keempat

Tahap ini adalah tahap dilakukan pengujian parameter Hidden Layer untuk memperoleh seberapa besar hasil akurasi dengan mengubah parameter pada metode LVQ. Nilai Hidden Layer yang dipakai untuk pengujian adalah 10, 20, 30, 40, dan 50. Nilai Epoch diatur pada angka 300 sebagai nilai pertengahan pada pengujian Epoch dikarenakan literasi yang tidak terlalu rendah dan juga tidak terlalu besar.

5. Tahapan kelima

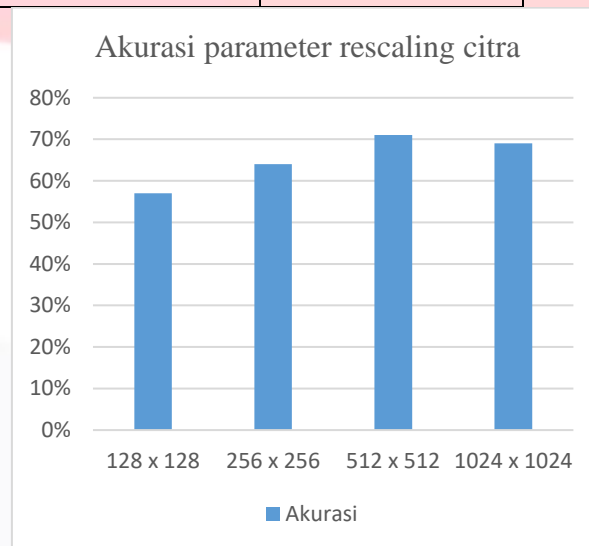
Tahap ini adalah tahap dilakukan pengujian pengaruh parameter nilai Epoch untuk memperoleh seberapa besar hasil akurasi dengan mengubah parameter pada metode LVQ. Nilai Epoch yang dipakai untuk pengujian adalah 100, 200, 300, 400 dan 500. Hidden Layer diatur pada angka 40 dikarenakan hasilnya menunjukkan akurasi terbaik pada percobaan sebelumnya.

4.3.1 Pengujian parameter rescaling citra terhadap akurasi

Berikut ini adalah data hasil pengujian parameter rescaling citra untuk mengetahui pengaruh setiap ukuran masing-masing citra. Parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya layer USV, nilai Hidden Layer 30 sebagai nilai tengah dan nilai Epoch 300 juga sebagai nilai tengah. Untuk menentukan dimensi terbaik untuk proses rescaling dimana pengujian parameter rescaling dilakukan dengan 4 dimensi berbeda yaitu 128×128 , 256×256 , 512×512 dan 1024×1024 yang diuji untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik.

Tabel 4.1 Hasil pengujian parameter Rescaling pada citra.

| Dimensi <i>Rescaling</i> | Akurasi Pengujian |
|-----------------------------|----------------------|
| 128 × 128 | 57.14% |
| 256 × 256 | 64.28% |
| 512 × 512 | 71.42% |
| 1024×1024 | 68.57% |

**Gambar 4.1** Hasil Pengujian Parameter Rescaling Citra

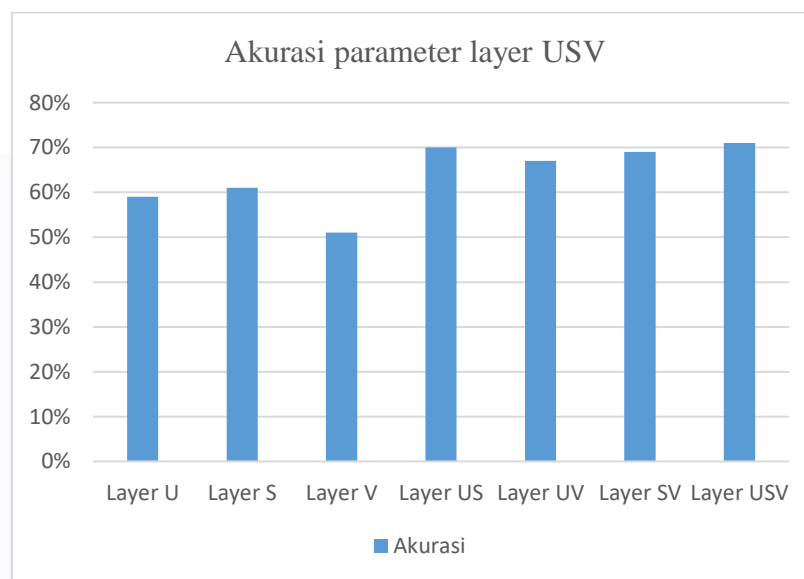
Gambar 4.1 dan **Tabel 4.1** menunjukkan bahwa hasil akurasi dari pengujian parameter rescaling citra memiliki nilai akurasi paling tinggi sebesar 71.42% adalah pada dimensi 512×512. Sedangkan nilai akurasi terkecil sebesar 57.14% pada ketiga dimensi 128×128. Maka dari grafik pada Gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa yang memiliki hasil akurasi terbaik adalah pada dimensi rescaling 512×512 disebabkan karena memiliki nilai akurasi yang tertinggi daripada dimensi lainnya yaitu pada dimensi 128×128, 256×256 dan 1024×1024.

4.3.2 Pengujian parameter layer USV terhadap akurasi

Berikut ini adalah data hasil pengujian parameter layer USV untuk mengetahui pengaruh setiap layer untuk menentukan layer terbaik untuk kemudian dilanjutkan pada proses klasifikasi. Parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya hasil dimensi rescale terbaik yaitu 512×512, nilai Hidden Layer 30 sebagai nilai tengah dan nilai Epoch 300 juga sebagai nilai tengah. Proses pengujian parameter layer USV dilakukan dengan pengujian 7layer yaitu layer U, layer S, layer V, layer US, layer UV, layer SV dan layer USV yang diuji untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik.

Tabel 4.2 Hasil pengujian parameter Layer USV pada citra.

| <i>Layer</i> | Akurasi Pengujian |
|--------------|-------------------|
| U | 58.57% |
| S | 61.42% |
| V | 51.42% |
| US | 70% |
| UV | 67.14% |
| US | 68.57% |
| USV | 71.42% |

**Gambar 4.2** Hasil Pengujian Parameter layer USV

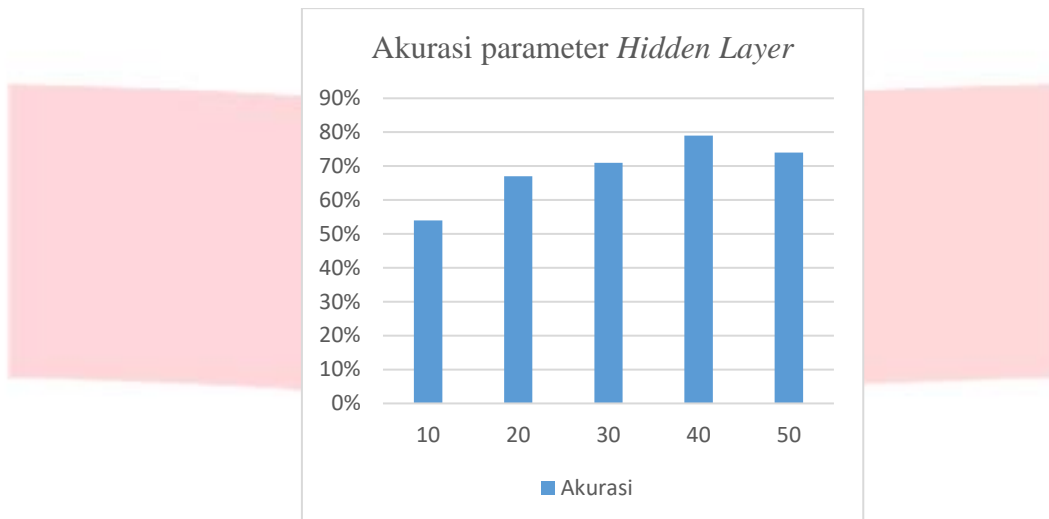
Tabel 4.2 dan **Gambar 4.2** menunjukkan bahwa hasil akurasi dari pengujian parameter layer USV memiliki nilai akurasi paling tinggi sebesar 71.42%. Sedangkan nilai akurasi terkecil sebesar 51.42% pada layer V. Maka dari grafik pada Tabel 4.2 dan Gambar 4.2 diputuskan untuk diambilnya layer USV sebagai hasil dengan akurasi tertinggi.

4.3.3 Pengujian parameter *Hidden Layer* pada LVQ

Tabel 4.3 merupakan hasil pengujian parameter Hidden Layer pada LVQ dengan parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya hasil dimensi rescale terbaik yaitu 512×512, layer USV sebagai layer dengan akurasi terbaik dan nilai Epoch 300 sebagai nilai tengah.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Parameter *Hidden Layer*

| <i>Hidden Layer</i> | Akurasi Pengujian |
|---------------------|-------------------|
| 10 | 54.28% |
| 20 | 67.14% |
| 30 | 71.42% |
| 40 | 78.57% |
| 50 | 74.28% |



Gambar 4.3 Hasil Pengujian Parameter *Hidden Layer*

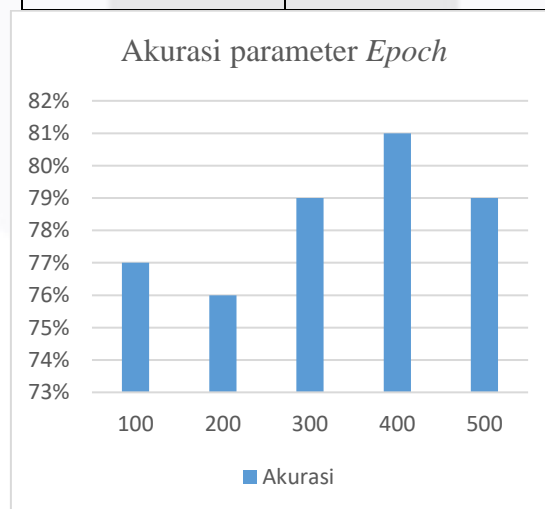
Tabel 4.3 dan **Gambar 4.3** menunjukkan bahwa hasil akurasi dari pengujian parameter Hidden Layer pada LVQ memiliki hasil terbaik pada Hidden Layer 40 dengan akurasi sebesar 78.57%. Sedangkan nilai Hidden Layer paling rendah didapatkan oleh Hidden Layer 10 dengan hasil akurasi sebesar 54.28%. Maka dari Tabel 4.3 dan Gambar 4.3 diputuskan untuk diambilnya nilai Hidden Layer 40 sebagai parameter terbaik dengan hasil akurasi sebesar 78.57%.

4.3.4 Pengujian parameter Epoch pada LVQ

Tabel 4.4 merupakan hasil pengujian parameter Epoch pada LVQ dengan parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya hasil dimensi rescale terbaik yaitu 512×512, layer USV sebagai layer dengan akurasi terbaik dan nilai Hidden Layer 40 sebagai nilai dengan akurasi terbaik pada pengujian sebelumnya.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Parameter *Epoch*.

| <i>Epoch</i> | Akurasi pengujian |
|--------------|-------------------|
| 100 | 77.14% |
| 200 | 75.71% |
| 300 | 78.57% |
| 400 | 81.42% |
| 500 | 78.57% |



Gambar 4.4 Hasil Pengujian Parameter *Epoch*.

Tabel 4.4 dan **Gambar 4.4** menunjukkan bahwa hasil akurasi dari pengujian parameter Epoch pada LVQ memiliki hasil Epoch terbaik pada nilai 400. Sedangkan nilai Epoch paling rendah didapatkan oleh nilai 200. Maka dari Tabel 4.4 dan Gambar 4.4 diputuskan untuk diambilnya nilai Epoch 400 sebagai parameter terbaik dengan nilai akurasi sebesar 81.42%.

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan pengujian dan analisis pada sistem menklasifikasi batik Toraja menggunakan ekstraksi ciri SVD dan klasifikasi LVQ pada Tugas Akhir ini, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem yang dibuat mampu mengidentifikasi jenis batik Toraja berdasarkan metode ekstraksi ciri SVD dan klasifikasi LVQ.
2. Sistem yang dibuat dapat menklasifikasi semua motif batik Toraja dan hanya satu motif batik Toraja yang tidak dapat terklasifikasi sesuai dengan motif *database* batik itu sendiri.
3. Berdasarkan pengujian yang dilakukan maka diketahui, untuk pengujian parameter *rescaling* akurasi terbesar didapatkan pada saat menggunakan dimensi 512×512 yaitu 70%, untuk pengujian layer USV akurasi yang didapatkan sebesar 65%, untuk pengujian Hidden Layer telah ditemukan akurasi terbaik pada nilai 40 dengan hasil akurasi sebesar 78.57% dan pada nilai Epoch yaitu 400 dengan hasil akurasi sebesar 81.42%.
4. Parameter dengan akurasi terbaik telah membuat klasifikasi batik Toraja mencapai akurasi yang tinggi yaitu 81.42%.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, untuk pengembangan Tugas Akhir ini dalam penelitian selanjutnya sehingga lebih akurat dalam menklasifikasi citra batik. Adapun saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Mengembangkan sistem ekstraksi ciri dan klasifikasi agar tingkat keakuratan menjadi lebih baik.
2. Memperbanyak data latih dan mengembangkan pre-processing agar motif yang diklasifikasikan agar dapat menghasilkan hasil akurasi yang lebih baik.
3. Mengembangkan dan menambahkan fitur-fitur lainnya pada metode ekstraksi ciri.
4. Mengembangkan sistem pada aplikasi sistem lainnya seperti android agar dapat diaplikasikan pada kehidupan sehari-hari.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Blogspot, "<http://adat-ku.blogspot.co.id/2015/04/batik-toraja-sulawesi-selatan.html>," [Online].
- [2] R. Munir, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, Bandung: Informatika, 2004.
- [3] R. USU, "<http://repository.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/29726/Chapter%20II?sequence=4>," [Online].
- [4] T. Sutoyo, Teori Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [5] A. Gregoria, "Dekomposisi Nilai Singular Dan Aplikasinya," in Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika: "Peningkatan Kontribusi Penelitian dan Pembelajaran Matematika dalam Upaya Pembentukan Karakter Bangsa", 2010.
- [6] Tyangluhtu, "<https://tyangluhtu.wordpress.com/2013/03/07/apakah-singular-value-decomposition/>," [Online].
- [7] A. Edu, "http://www.academia.edu/30345167/SINGULAR_VALUE_DECOMPOSITION," [Online].
- [8] D. Al-Ikhs, "<https://ikhs.wordpress.com/2011/07/03/konsep-learning-vector-quantization-lvq/>," [Online].
- [9] S. Kusumadewi, Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2004.
- [10] N. Effendy and R. Imanto, "Klasifikasi Pornografi Pada Jaringan Saraf Tiruan," 2009. [Online]. Available: <http://www.undip.ac.id/files/2010/02/klasifikasi-pornografi.pdf>. [Accessed Januari 2017].
- [11] A. Balza and F. Kartika, Teknik Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Andy Publishing, 2005.
- [12] E. U. A. A. Fajar Rohman Hariri, "Learning Vector Quantization untuk Klasifikasi Abstrak Tesis".