## KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERDASARKAN EKSTRAKSI TEXTURE DENGAN MENGGUNAKAN METODE MULTI TEXTON HISTOGRAM (MTH)

#### **SKRIPSI**

OLEH: AZIS YULIANAS NIM 19610075



PROGRAM STUDI MATEMATIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG 2023

## KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERDASARKAN EKSTRAKSI TEXTURE DENGAN MENGGUNAKAN METODE MULTI TEXTON HISTOGRAM (MTH)

#### **SKRIPSI**

Diajukan Kepada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

> OLEH: Azis Yulianas NIM. 19610075

PROGRAM STUDI MATEMATIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG 2023

## KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERDASARKAN EKSTRAKSI TEXTURE DENGAN MENGGUNAKAN METODE MULTI TEXTON HISTOGRAM (MTH)

#### **SKRIPSI**

Oleh **Azis Yulianas** NIM. 19610075

Telah Disetujui Untuk Diuji Malang, 19 Juni 2023

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Hisyam Fahmi, M.Kom.

Erna Herawati, M.Pd NIP. 19890727 201903 1 018 NIDT. 19760723 20180201 2 222

Mengetahui,

rogram Studi Matematika

Dro Elly Susanti, S.Pd., M.Sc NIP. 19741129 200012 2 005

## KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERDASARKAN EKSTRAKSI TEXTURE DENGAN MENGGUNAKAN METODE MULTI TEXTON HISTOGRAM (MTH)

#### **SKRIPSI**

Oleh Azis Yulianas NIM. 19610075

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Tanggal 23 Juni 2023

Ketua Penguji

: Juhari, M.Si.

Anggota Penguji 1

: Muhammad Khudzaifah, M.Si.

Anggota Penguji 2

: Hisyam Fahmi, M.Kom.

Anggota Penguji 3

: Erna Herawati, M.Pd

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

Dr. Elly Susanti, M.Sc.

NIP. 19741129 200012 2 005

#### PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama

: Azis Yulianas

**NIM** 

: 19610075

Program Studi

: Matematika

Fakultas

: Sains dan Teknologi

Judul Skripsi

: Klasifikasi Motif Batik Berdasarkan Ekstraksi Texture

Dengan Menggunakan Metode Multi Texton

Histogram (MTH)

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan dan pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 23 Juni 2023

Yang membuat pernyataan,

Azis Yulianas

METERAL TEMPEL 23AKX480185113

NIM. 19610075

## **MOTO**

"Jangan pernah meremehkan sesuatu"

### **PERSEMBAHAN**

Bismillahirrahmanirrahim, dengan mengucap syukur kepada Allah Swt. Skripsi ini saya persembahkan kepada orang tua saya khusunya ibu saya yang sangat tersayang Sri Lestari yang tak pernah lupa mendoakan kesuksesan saya untuk menyelesaikan skripis saya, Ayah saya dan adik saya yang selalu mendukung saya. Saya sangat berterimakasih terhadap seluruh bantuan baik moril dan materil yang keluarga besar saya berikan untuk menyelesaikan penelitian saya.

#### KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan rasa syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan pengerjaan tugas akhir yang berjudul "Klasifikasi Motif Batik Berdasarkan Ekstraksi *Texture* dengan Menggunakan Metode *Multi Texton Histogram* (MTH)", sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Sarjana (S1) serta mendapatkan gelar sarjana matematika di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis menerima banyak bimbingan, masukan dan arahan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, melalui halaman ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

- 1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA. selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
- 2. Dr. Sri Harini, M.Si. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
- 3. Dr. Elly Susanti, M.Sc. selaku Ketua Program Studi Matematika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus dosen pembimbing yang senantiasa mengarahkan penulisan dalam melakukan penelitian.
- 4. Hisyam Fahmi, M.Kom., selaku dosen pembimbing 1 dan wali dosen yang selalu memberikan pengetahuan, arahan, nasihat, dan motivasi kepada penulis.
- 5. Erna Herawati, M.Pd, selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberikan bimbingan, nasihat, dan banyak ilmu kepada penulis.
- 6. Juhari, M.Si, selaku ketua penguji yang selalu memberikan banyak saran dan kritik yang sangat membangun bagi penelitian penulis.
- 7. Muhammad Khudzaifah, M.Si., selaku penguji I yang selalu membuat penulis tersenyum dan memberikan banyak saran dan kritik yang membangun bagi penelitian penulis.
- 8. Seluruh dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

9. Ibu saya tercinta Sri Lestari dan Ayah yang saya hormati, serta keluarga

tercinta yang selalu memberikan doa, semangat, motivasi, dan bantuan baik

moral serta materiil yang tiada henti kepada penulis.

10. Seluruh mahasiswa Program Studi Matematika angkatan 2019 terkhususnya

teman-teman kontrakan telah memberikan bantuan, semangat, dan motivasi

sehingga mencapai titik ini.

Semoga Allah Swt. memberikan balasan atas segala kebaikan yang telah

diberikan kepada penulis. Penulis menyadari masih terdapat kekurangan dalam

penyusunan laporan penelitian ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran

dan kritik yang bersifat membangun dari semua pihak. Penulis berharap, semoga

laporan penelitian ini dapat bermanfaat bagi pembaca serta dapat menambah ilmu

pengetahuan.

Malang, 23 Juni 2023

Azis Yulianas

NIM. 19610075

ix

## **DAFTAR ISI**

| HALA | MAN                 | JUDUL                                    | i        |  |  |  |  |
|------|---------------------|--|----------|--|--|--|--|
|      |                     | PENGAJUAN                                | ii       |  |  |  |  |
|      |                     | PERSETUJUAN                              | iii      |  |  |  |  |
| HALA | MAN                 | PENGESAHAN                               | iv       |  |  |  |  |
| PERN | YATA                | AN KEASLIAN TULISAN                      | v        |  |  |  |  |
|      |                     | •••••                                    | vi       |  |  |  |  |
|      |                     | HAN                                      | vii      |  |  |  |  |
| KATA | PENC                | GANTAR                                   | viii     |  |  |  |  |
|      |                     | I  | X        |  |  |  |  |
|      |                     | ABEL                                     | xii      |  |  |  |  |
|      |                     |  | xiii     |  |  |  |  |
| DAFT | 'AR LA              | AMPIRAN                                  | xiv      |  |  |  |  |
| ABST | RAK                 |  | XV       |  |  |  |  |
|      |                     |  | xvi      |  |  |  |  |
|      |                     |  | xvii     |  |  |  |  |
|      |                     | OAHULUAN                                 | _        |  |  |  |  |
|      |                     |  | 1        |  |  |  |  |
| 1.1  |                     | Belakang                                 | 1 3      |  |  |  |  |
|      |                     | san Masalah                              |          |  |  |  |  |
| 1.3  |                     | n Penelitian                             | 4        |  |  |  |  |
| 1.4  |                     | nat Penelitian                           | 4        |  |  |  |  |
|      |                     | IAN PUSTAKA                              | 5        |  |  |  |  |
| 2.1  | •                   | n Teori                                  | 5        |  |  |  |  |
|      | 2.1.1               | Citra Digital                            | 5        |  |  |  |  |
|      | 2.1.2               | Pengolahan Citra Digital                 | 5        |  |  |  |  |
|      | 2.1.3               | Deteksi Tepi                             | 6        |  |  |  |  |
|      | 2.1.4               | Multi Texton Histogram (MTH)             | 7        |  |  |  |  |
|      | 2.1.5               | Machine Learning                         | 12       |  |  |  |  |
|      | 2.1.6               | k-Nearest Neighbors                      | 13       |  |  |  |  |
|      | 2.1.7               | Decision Tree                            | 15       |  |  |  |  |
| 2.2  | 2.1.8               | k-fold Cross Validation                  | 16       |  |  |  |  |
| 2.2  |                     | n Integrasi Topik Dengan Al-Quran/Hadist | 17       |  |  |  |  |
| 2.3  |                     | n Topik Dengan Teori Pendukung           | 19       |  |  |  |  |
|      |                     | TODE PENELITIAN                          | 21       |  |  |  |  |
| 3.1  |                     | Penelitian                               | 21       |  |  |  |  |
| 3.2  |                     | dan Sumber Data                          | 21       |  |  |  |  |
|      | _                   | an Penelitian                            | 22<br>23 |  |  |  |  |
| 3.4  | 1 0                 |  |          |  |  |  |  |
| 3.5  | Ekstraksi Fitur MTH |  |          |  |  |  |  |
|      | Klasifikasi         |  |          |  |  |  |  |
|      |                     | asi                                      | 24       |  |  |  |  |
|      |                     | MBAHASAN                                 | 26       |  |  |  |  |
| 4.1  |                     | ocessing                                 | 26       |  |  |  |  |
| 4.2  |                     | ıksi Fitur MTH                           | 28       |  |  |  |  |
|      | 4.2.1               | Kuantisasi Warna                         | 29       |  |  |  |  |
|      | 4.2.2               | <b>1</b>                                 | 31       |  |  |  |  |
|      | 4.7.3               | Deteksi Texton                           | 36       |  |  |  |  |

| 4.2     | 2.4 Representasi Fitur |
|---------|------------------------|
| 4.2     | 2.5 Hasil Fitur 4-     |
| 4.3 K1  | asifikasi4             |
| 4.4 Ev  | valuasi                |
| BAB V P | ENUTUP                 |
| 5.1 Ke  | esimpulan 54           |
| 5.2 Sa  | ran5                   |
| DAFTAR  | R PUSTAKA 50           |
| LAMPIR  | AN 5                   |
|         | AT HIDUP6              |

## **DAFTAR TABEL**

| Tabel 3.1 Frekuensi Setiap Motif Batik   | 21 |
|--|----|
| Tabel 4.1 Iterasi Pertama  | 41 |
| Tabel 4.2 Iterasi Ke-dua   | 41 |
| Tabel 4.3 Iterasi Ke-tiga  | 42 |
| Tabel 4.4 Representasi Fitur Dalam Bentuk Vektor                               | 42 |
| Tabel 4.5 Hasil Penjumlahan Setiap Representasi Fitur                          | 43 |
| Tabel 4.6 Fitur MTH Dalam Bentuk Vektor  | 44 |
| Tabel 4.7 Waktu Proses Ekstraksi MTH   | 45 |
| Tabel 4.8 Contoh Data Training dan Testing                                     | 46 |
| Tabel 4.9 Hasil Perhitungan Jarak Pada Data Training                           | 47 |
| <b>Tabel 4.10</b> Hasil Pengurutan Perhitungan Jarak Pada Data <i>Training</i> | 47 |
| Tabel 4.11 Hasil 5 Data Terdekat   | 47 |
| Tabel 4.12 Hasil Perhitungan WDM   | 48 |
| <b>Tabel 4.13</b> Hasil Dari <i>MASK</i> 1                                     | 49 |
| <b>Tabel 4.14</b> Hasil Dari <i>MASK</i> 5                                     | 49 |
| Tabel 4.15 Hasil Perhitungan Nilai Kelas                                       | 50 |
| Tabel 4.16 Perbandingan Hasil Pred dan Actual                                  | 51 |
| <b>Tabel 4.17</b> Hasil <i>Cross Valdidation</i> k-NN                          | 52 |
| <b>Tabel 4.18</b> Hasil Cross Validation Decision Tree                         | 52 |

## DAFTAR GAMBAR

| Gambar 2.1 Matriks Sobel Vertikal dan Horizontal                            | 7  |
|---|----|
| Gambar 2.2 Empat Tipe <i>Texton</i>   | 10 |
| Gambar 2.3 Dua Tipe Texton Tambahan   | 10 |
| Gambar 2.4 Ilustrasi Cara Kerja MTH   | 10 |
| Gambar 2.5 Histogram Fitur MTH  | 12 |
| Gambar 2.6 Ilutrasi k-Flod Cross Validation                                 | 17 |
| Gambar 3.1 Diagram Alir Tahap Penelitian                                    | 22 |
| Gambar 3.2 Diagram Alir MTH   | 23 |
| Gambar 3.3 Diagram Alir k-NN  | 24 |
| Gambar 4.1 Citra Sebelum di Preprocessing                                   | 26 |
| Gambar 4.2 Citra Setelah di Preprocessing                                   | 27 |
| Gambar 4.3 Hasil Kuantisasi Warna   | 31 |
| Gambar 4.4 Citra Kuantisasi Warna dan Citra Deteksi Texton                  | 39 |
| <b>Gambar 4.5</b> Hasil Dari Representasi Fitur Sudut 0°, 90°, 45° dan −45° | 43 |
| Gambar 4.6 Histogram Fitur MTH  | 44 |

## DAFTAR LAMPIRAN

| Lampiran 1 Validasi Texton                      | 58 |
|---|----|
| Lampiran 2 Hasil Perhitungan Representasi Fitur | 60 |
| Lampiran 3 Data 1 dan Data 2                    | 62 |
| Lampiran 4 Hasil Perhitungan Jarak              | 64 |
| Lampiran 5 Hasil Pengurutan Perhitungan Jarak   |    |
| Lampiran 6 Hasil Validasi Kelas                 | 64 |
| Lampiran 7 Model Decision Tree                  | 64 |
| Lampiran 8 Hasil Seleruh Ekstraksi Fitur MTH    | 64 |

#### **ABSTRAK**

Yulianas, Azis. 2023. **Klasifikasi Motif Batik Berdasarkan Ekstraksi Texture Dengan Menggunakan Metode Multi Texton Histogram (MTH)**. Skripsi. Program
Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri
Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Hisyam Fahmi, M.Kom. (II) Erna Herawati, M.Pd.

**Kata Kunci:** Batik, Citra Digital, Deteksi Tepi, k-NN, Histogram, Image Processing, Machine Learning, Multi Texton Histogram.

Indonesia adalah negara yang memiliki banyak budaya. Salah satu kekayaan budaya yang dimiliki indonesia adalah batik. Batik memiliki nilai, teknik pencantingan, simbol dan ciri khas yang dibuat menggunakan kerajinan tangan yang dilukiskan pada sebuah kain. Dengan banyaknya kain di Indonesia dibutuhkan bantuan untuk melakukan deteksi batik. Dengan menggunakan Multi Texton Histogram yang merupakan sebuah metode yang diggunakan untuk melakukan ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur menggunakan metode Multi Texton Histogram melewati tahap kuantitasi warna dan orientasi tepi. Setelah itu dilakukan deteksi texton pada hasil kuantisasi warna dan diakhiri dengan melakukan representasi fitur dengan menyandingkan antara hasil dari deteksi texton dan hasil dari orientasi fitur. Ekstraksi fitur pada citra bertujuan untuk memperkecil fitur yang akan digunakan untuk prediksi. Pada penelitian ini dinggunakan Machine learning untuk membantu dalam melakukan prediksi. Machine learning yang digunakan adalah k-NN. k-NN memanfaatkan kedekatan antar data untuk melakukan prediksi. Pada penlitian ini metode Deccision Tree digunakan sebagai pembanding k-NN. Selanjutnya didapatkan hasil dari penelitian yang didapatkan dalam melakukan ekstraksi fitur menggunakan metode MTH dengan menggunakan sebanyak 3838 citra batik menghabiskan waktu selama 738 detik dengan rata-rata 5 citra per detik. Sedangkan hasil dari perhitungan akurasi menggunakan k-NN mendapatkan akurasi sebesar 86,34% dengan lama waktu operasi yang dibutuhkan selama 0,755 detik dibandingkan dengan menggunakan metode Decision Tree didapatkan akurasi sebesar 84.15% dengan lama waktu operasi yang dibutuhkan selama 0,122 detik. Sehingga disimpulkan akurasi k-NN lebih besar dari Decision Tree tetapi waktu operasi yang dibutuhkan k-NN lebih besar dari Decision Tree. Ekstraksi fitur Multi Texton Histogram dan metode machine learning yang digunakan diharapkan dapat membantu masyarakat Indonesia dalam melakukan pengenalan pada motif batik.

#### **ABSTRACT**

Yulianas, Azis. 2023. **Batik Pattren Classification Based on Texture Extraction Using Multi Texton Histogram (MTH) Method**. Thesis. Mathematic Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Supervisor (1): Hisyam Fahmi, M.Kom, Supervisor (2): Erna Herawati, M.Pd.

**Keywords:** Batik, Digital Image, Edge Dectetion, Histogram, Image Processing, k-NN, Machine Learning, Multi Texton Histogram.

Indonesia is a country that has many cultures. One of Indonesia's cultural treasures is batik. Batik has values, stitching techniques, symbols and characteristics that are made using handicrafts painted on a cloth. With so many fabrics in Indonesia, help is needed to detect batik. By using Multi Texton Histogram which is a method used to extract features. Feature extraction using the Multi Texton Histogram method goes through the stages of colour quantitation and edge orientation. After that, texton detection is carried out on the results of colour quantization and ends by performing feature representation by juxtaposing the results of texton detection and the results of feature orientation. Feature extraction in the image aims to minimise the features that will be used for prediction. Machine learning is used to assist in prediction. The machine learning used is k-NN. k-NN utilises the proximity between data. While Deccision Tree is used only as a comparison. Furthermore, the results obtained from the research obtained in extracting features using the MTH method using 3838 batik images took 738 seconds with an average of 5 images per second. While the results of the accuracy calculation using k-NN get an accuracy of 86.34% with the required operating time of 0.755 seconds compared to using the Decision Tree method, the accuracy is 84.15% with the required operating time of 0.122 seconds. So it is concluded that the accuracy of k-NN is greater than Decision Tree but the operating time required by k-NN is greater than Decision Tree. The Multi Texton Histogram feature extraction and machine learning methods used are expected to help the Indonesian people in recognising batik pattrens.

#### مستخلص البحث

يوليعنس,عزيس. ٢٠٢٣. تصنيف دوافع الباتيك بناءً على استخراج الملمس باستخدام طريقة التهيئة المتعددة (MTH). البحث الجامعي قسم الرايضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الا صسلاهيه الحلومية مالاج المشرفا (١): هشام فهمي، الما جستير، المسرفة,(٢): إيرناهيرا واتي، الما جستير.

الكلمات المفتاحية: الباتيك ، الصورة الرقمية ، انحراف الحافة ، الرسم البياني ، معالجة الصور ، ك-ن ، التعلم الآلي ، الرسم البياني متعدد النصوص.

في اندونسيا تقا فة ضتو عة ومن.أحد التراث الثقافي إندونيتا هو الباتيك. البتك القمه, واسلوب الحا مه القيو و التقنيات الخياطة اولوموز والخصائص المصنوعة باستخدام الحر فاليدوية المرسومة على قطعة القماش. مع وجود العديد من الاقمشة في اندونيسيا, من الضروري المساعدة في اكتثاف الباتيك ويستخدام بمتعدد النص الرسم البياني, وهي طريقة تستخدم لاستخراج الميزات بمر استخراي المعالم با ستخدام طريقة الرسم البيابي معدد النصوص عبر مراحل تكميم اللون واتجافة. بعد دلك, يتم إجراء اكتشاف تكستونعلى نتائج تكميم الألوان وينتهي من خلا تمشل الميزات التعلم من خلال مطابقة نتائج اكتشاف تكستو نو نتائج اتجاه الميزة. يهدف استخراج الميزة في الصورة إلى تقليل الميزات التي سيتم استخدامها للتنبو. في هذا البحث, يتم استحدام التعلم الالي هفارنةللمساعدة في عمل التنبوات. التعلم الالي المستخدم هو ك-ن. يستخدم ك-ن القرب بين البتانت العما التنبوات. في هذا المشالمعقارتة المقارنة ك-ن كما استغر النتائج التي تم الحصول عليها من البحث الدي Pecision Tree تم استخدام طريقة صور في الثانية مقارنة ٥٥٧، مع مدة وقت التشغيل المطلو ل ١٩٨٤٪ بينماتحصل نتائج حساب الدقة باستخدام ك-ن ثانية مقارنة ٥٥٧، مع مدة وقت التشغيل المطلو ل ١٩٨٤٪ بينماتحصل نتائج حساب الدقة باستخدام ك-ن اكبر من شجرة القرار ولكن وقت التثغيل الذي تتطلبه ك-ن أكبر من شجرة القرار ولكن وقت التثغيل الذي تتطلبه ك-ن أكبر من شجرة القرار. من المتوقع أن يساعد استخراج . ميزة الرسم البياني متعدد الصوص وطرق التعلم التعلم الالى المستخدمة الشعب المتوقع على زخارف الباتبك.

#### **BABI**

#### **PENDAHULUAN**

### 1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara yang kaya akan kekayaan budaya dan adat. Salah satu yang menjadi refleksi dari kekayaan budaya di Indonesia adalah batik. Batik adalah teknik, simbol dan budaya yang dibuat dengan menggunakan kerajinan tangan melukiskan pada sebuah kain. Batik sudah diakui sebagai *Masterpiece of Oral and Intangible Heritage of Humanity* oleh UNESCO pada 2 Oktober 2009 di Abu Dhabi (Trapsiladi dkk., 2021). Motif batik sendiri memiliki simbol yang memiliki arti dan nilai keindahan yang tinggi untuk Indonesia. Setidaknya ada 5849 motif batik yang tersebar dari Aceh hingga Papua, berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Bandung Fe Institute dan Sobat Budaya pada tahun 2015 yang dikutip pada laman berita Kompas dengan judul *Harus Tahu, Serba-Serbi Motif Batik Daerah di Indonesia* (Kurniawan, 2020).

Masyarakat Indonesia kurang mengenal motif batik yang terdapat di Indonesia terlebih lagi dalam bentuk digital (Sentosa dkk., 2022). Sehingga harusnya memanfaatkan teknologi yang dapat melakukan klasifikasi motif batik guna membantu melakukan pengenalan motif batik dalam bentuk citra digital.

Ekstraksi fitur yang digunakan berdasarkan *texture* yang diterapkan pada citra digital. *Tekton* adalah elemen dari *texture* yang ditemukan oleh Julez (Julesz, 1981). Salah satu dari metode yang menggunakan *texton* dalam mendapatkan fitur dari sebuah citra, memiliki kecepatan dalam pemrosesan komputasi yang baik adalah *Multi Texton Histogram* (MTH). MTH diciptakan untuk melakukan analisa pada citra natural. MTH menggunakan ekstraksi fitur dari deteksi tepi dan deteksi warna dalam proses ekstraksi fitur.

Terdapat beberapa riset yang menggunakan metode *Multi Texton Histogram* untuk mendapatkan ekstraksi fitur pada citra. Penelitian sebelumnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Wibowo didapatkan akurasi sebesar 92% pada dataset batik dan 98% pada dataset Brodatz mengunakan metode PNN (Wibowo & Minarno, 2015). Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Minarno didapatkan akurasi sebesar 82% dengan menggunakan k-NN dan 76% dengan menggunakan SVM (Minarno dkk., 2018). Penelitian lain yang dilakukan oleh Suwantra, pada penelitian tersebut mendapatkan akurasi sebesar 91.1% (Suwantra dkk., 2020). Penerapan *Decision Tree* pada penelitian yang dilakukan oleh Monalisa dan Hadi yang bertujuan untuk melakukan penjurusan mendapatkan akurasi sebesar 88.61% (Monalisa dan Hadi, 2020). Penelitian lain yang dilakukan oleh Hisyam pada citra batik menghasilkan kecepatan 1800 kali lebih cepat menggunakan SFFS *feature selection* (Fahmi dkk., 2016).

Pada hadits yang diriwayatkan oleh Muslim mengenai ke-mahaan Allah *Ta'ala*, yang salah satunya adalah maha indah (Taslim, 2021). Hadist tersebut berdasar dari Abdullah bin Mas'ud *radhiyallahu 'anhu* dari Rasululah bersabda (Muslim, 1994):

"Sesungguhnya Allah Maha Indah dan mencintai keindahan, kesombongan itu adalah menolak kebenaran dan merendahkan orang lain" (HR Muslim).

Pada hadis tersebut Rasulullah *shallallahu* bersabda 'alaihi wa sallam, "Sesungguhnya Allah Maha Indah dan mencintai keindahan", mengandung dua unsur landasan Islam yang agung, yaitu pengetahuan tentang sifat Allah *Ta'ala* dan

pengamalan konsekuensi dari sifat tersebut. Yang pertama kita mengenal Allah *Ta'ala* dengan sifat maha indah yang tidak ada satu makhlukpun menyerupainya, kemudian yang kedua kita beribadah kepada Allah *Ta'ala* dengan sifat indah yang dicintai-Nya, dalam ucapan, perbuatan dan akhlak. Dari pernyataan tersebut citra batik merupakan suatu indah sehingga Allah *Ta'ala* mencintai keindahan.

Pada penelitian ini menggunakan MTH untuk mendapatkan fitur dari citra digital. Penggunaan MTH diharapkan dapat melakukan ekstraksi fitur yang efisien tanpa melakukan *preprocessing* terhadap citra batik. k-NN dan *Decision Tree* akan dipakai untuk melakukan evaluasi terhadap fitur MTH. Diharapkan dari hasil klasifikasi menggunakan k-NN dan *Decision Tree* mendapatkan akurasi yang baik serta waktu komputasi yang lebih singkat. Penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk membantu masyarakat awam mengenai motif batik dalam bentuk citra digitalnya.

#### 1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang di atas dapat disimpulkan didapatkan rumusan masalah sebagai berikut.

- Berapa waktu yang dibutuhkan dalam melakukan ekstraksi fitur citra motif batik menggunakan metode ekstraksi MTH?
- 2. Bagaimana hasil perbandingan akurasi dan waktu metode klasifikasi motif dengan memakai metode k-NN dan *Decision Tree* menggunakan fitur ekstraksi MTH?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

- Mengetahui waktu yang diperlukan dalam melakukan ekstraksi fitur citra motif batik menggunakan ekstraksi fitur MTH.
- Mengetahui hasil perbandingan akurasi dan waktu klasifikasi motif dengan memakai metode k-NN dan *Decision Tree* menggunakan fitur ekstraksi MTH.

#### 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini berdasarkan uraian-uraian di atas dipaparkan sebagai berikut.

#### 1. Bagi Peneliti

Dapat menambah pengetahuan dalam bidang *image processing* dan juga *machine learning* dalam melakukan klasifikasi pola motif batik.

### 2. Bagi Pembaca

Pembaca dapat mengetahui penerapan *machine learning* dan pengambilan fitur dengan menggunakan metode MTH. Pembaca juga dapat mengetahui keandalan dari *machine learning* yang digunakan dalam melakukan klasifikasi motif batik dalam bentuk citra digital.

# BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

### 2.1 Kajian Teori

### 2.1.1 Citra Digital

Citra digital merupakan gambar dua dimensi yang dihasilkan dari analog yang kontinu menjadi gambar dengan menggunakan metode sampling. Citra digital dibagi menjadi N baris dan juga M kolom sehingga menjadi citra diskrit. Citra digital merupakan citra yang dapat diolah oleh komputer hal itu dikarenakan bentuk dari citra digital yang merupakan matriks. Pada citra yang terdapat dalam komputer merupakan sekumpulan angka yang memperlihatkan besar intensitas pada tiap-tiap piksel (Munantri dkk., 2019).

#### 2.1.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah disiplin ilmu yang mempelajari mengenai metode-metode mengolah citra. Citra yang diolah merupakan citra diam atau gambar dan citra bergerak yang berasal dari kamera. Digital sendiri merupakan pengolahan citra yang dilakukan secara digital menggunakan komputer. Berdasarkan matematis citra digital merupakan fungsi *continue* yang memiliki intensitas pada bidang dua dimensi. Agar dapat diolah, maka citra harus dipresentasikan secara numerik menjadi nilai diskrit. Mengubah citra digital menjadi nilai diskrit disebut dengan digitalisasi citra (Kusumanto dan Tompunu, 2017).

Citra digital dapat diwakilkan dengan sebuah matriks dua dimensi f(x, y) yang terbentuk dari M kolom dan N baris, perpotongan antara kolom dan baris disebut piksel yang merupakan elemen terkecil dari sebuah citra.

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

Persamaan (2.1) jika dituliskan dalam fungsi matematis sebagai berikut

$$f(x,y), \qquad (x,y) = \{(x,y) | 0 \le x < M-1 \ dan \ 0 \le y \le N-1, x,y \in \mathbb{Z}\}$$
$$0 < f(x,y) \le G-1$$

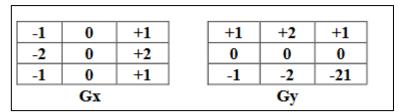
di mana keterangan dari Persamaan (2.1) adalah M merupakan lebar dari matriks, N adalah panjang matriks, untuk f(x,y) merupakan nilai intensitas citra pada piksel pada sebuah citra.

### 2.1.3 Deteksi Tepi

Tepi sebuah objek adalah daerah yang mana terdapat perubahan besar intensitas warna yang ekstrem. Dalam proses deteksi tepi akan melakukan pemecahan intensitas warna menjadi dua yaitu daerah yaitu daerah intensitas tinggi dan daerah dengan intensitas rendah, sebagai contoh yaitu untuk nol atau satu. Banyak teknik yang digunakan untuk melakukan deteksi tepi seperti operator *Roberts*, operator *Sobel*, operator *Prewitt* dan operator *Canny* (Lusiana, 2019).

Operator *Sobel* merupakan deteksi tepi yang menggunakan metode gradien. Operator *Sobel* memiliki cara kerja di mana setiap piksel yang melewati sebuah batas tertentu akan menjadi sebuah tepi. Sehingga apabila batas yang telah ditetapkan maka nilai dari setiap piksel dapat ditentukan bahwa piksel tersebut adalah batas atau bukan. Operasi *Sobel* memanfaatkan matriks *Sobel* yang berukuran 3x3 yang akan diterapkan pada citra saat melakukan deteksi tepi. Nilai matriks 3x3 pada operasi *Sobel* yang telah ditentukan nilainya, dapat dilihat pada Gambar 2.1. Pada Gambar 2.1 merupakan matriks operasi *Sobel* yang digunakan,

Gx digunakan untuk melakukan deteksi tepi secara horizontal dan Gy untuk deteksi tepi secara vertikal (Nasution, 2018).



Gambar 2.1 Matriks Sobel Vertikal dan Horizontal

### 2.1.4 Multi Texton Histogram (MTH)

MTH adalah teori yang ditemukan oleh Julesz (Julesz, 1981). Dalam prosesnya MTH menggunakan empat buah tipe *texton* untuk melakukan identifikasi pada struktur mikro pada sebuah citra. Metode MTH mendapatkan fitur yang diekstrak dengan memanfaatkan warna dan tekstur dari sebuah citra. Setiap fitur yang didapatkan berupa vektor. Langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan deteksi orientasi tepi dan kuantisasi warna yang hasil keduanya dalam bentuk matriks. Pada matriks kuantisasi warna dilakukan deteksi *texton*. Langkah terakhir adalah melakukan MTH *descriptor*. Dari *descriptor* akan mendapatkan ekstraksi fitur MTH (Suwantra dkk., 2020).

### 1. Fitur Orientasi *Texture*

Proses dari pengambilan orientasi tepi merupakan tahap penting dalam melakukan pengenalan pada pola. Di MTH identifikasi dari fitur orientasi tekstur dilakukan dengan menggunakan deteksi tepi operator *Sobel*. Operator *Sobel* dipilih karena dalam proses melakukan deteksi tepi dapat mengurangi *noise* pada sebuah citra sebelum melakukan deteksi tepi. Selain hal tersebut operator *Sobel* mudah dalam melakukan implementasinya dan lebih efisien dibandingkan dengan operasi deteksi tepi lainnya (Liu dkk., 2010).

Pada operasi *Sobel* yang dipakai oleh Liu tidak mengubah citra menjadi grayscale. Hal tersebut bertujuan untuk mengurangi kehilangan informasi dari sebuah citra digital. Untuk menangani hal tersebut Liu mengaplikasikan operator Sobel ke setiap kanal RGB setelah itu dilakukan operasi gradien. Operasi gradien dideklarasikan sebagai kemiringan sepanjang x dan y di definisikan sebagai dua vektor a(rh. gh. bh) dan b(rv. gv. bv), dimana rh adalah kanal Red pada arah horizontal dan rv adalah kanal Red pada arah vertikal. Setelah itu untuk norm dan dot produk didefinisikan sebagai berikut:

$$|a| = \sqrt{rh^2 + gh^2 + bh^2} \tag{2.2}$$

$$|b| = \sqrt{rv^2 + gv^2 + bv^2} \tag{2.3}$$

$$a \cdot b = rh \cdot rv + gh \cdot gv + bh \cdot bv \tag{2.4}$$

sehingga sudut antara a dan b adalah

$$\cos(\widehat{a,b}) = \frac{a \cdot b}{|a| \cdot |b|} \tag{2.5}$$

$$\theta = \arccos\left[\cos\left(\widehat{a,b}\right)\right] = \arccos\left[\frac{a \cdot b}{|a| \cdot |b|}\right] \tag{2.6}$$

Sehingga nilai  $\theta$  yang digunakan dalam bentuk radiant, setelah melakukan orientasi *texture* setiap piksel di komputasi sehingga rentang data menjadi lebih kecil dengan melakukan kuantisasi sehingga menjadi 18 orientasi.

### 2. Kuantisasi RGB

Warna sangat berguna karena merupakan fitur yang digunakan untuk mendeteksi sebuah obyek dalam sebuah citra. Ruang RGB adalah teknik yang sering digunakan dalam dunia pengolahan citra digital. Pada penelitian sebelumnya setiap lapisan warna dipisahkan dan dilakukan kuantisasi pada setiap kanal warna tersebut. Setiap lapisan akan menghasilkan 4 buah bins. Setiap kanal

RGB yang sudah dikuantitas akan dilakukan penggabungan menjadi sebuah matriks yang memiliki rentang nilai antara 0-63 (Suwantra dkk., 2020).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Minarno (Minarno dkk., 2018). Kuantisasi dilakukan pada setiap kanal RGB. Kita misalkan  $R_q$ .  $G_q$ .  $B_q$  adalah hasil kuantisasi, R. G. B adalah setiap kanal warna pada citra RGB, dan  $R_b = G_b = B_b = 4$  merupakan nilai bins untuk setiap kanal RGB. Untuk setiap kanal diterapkan Persamaan (2.7).

$$f_{q}(x,y) = \begin{cases} 0, & 0 \le f(x,y) < 64 \\ 1, & 64 \le f(x,y) < 128 \\ 2, & 128 \le f(x,y) < 192 \\ 3, & 192 \le f(x,y) < 256 \end{cases}$$
 (2.7)

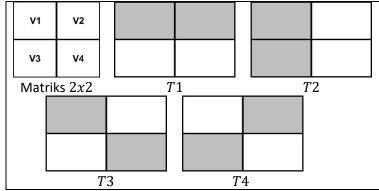
setelah mendapatkan nilai kuantisasi pada setiap kanal dilakukan penggabungan. Dengan *C* merupakan sebuah matriks yang digunakan untuk menyimpan hasil kuantisasi warna. Penggabungan dilakukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$C = B_b \cdot R_b \cdot R_a + B_b \cdot G_a + B_a \tag{2.8}$$

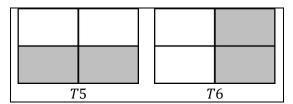
### 3. Deteksi *Texton*

Deteksi *texton* dilakukan dengan menggunakan matriks berukuran 2x2 yang bergerak dari kanan ke kiri dan dari atas ke bawah. Cara kerja deteksi yaitu menyamakan setiap piksel 2x2 pada citra hasil dari kuantisasi *C*, jika piksel-piksel tersebut sama dengan 4 tipe *texton* yang ada pada Gambar 2.2 maka nilai yang berada pada piksel-piksel tersebut tetap, sedangkan jika tidak maka nilai pada piksel-piksel tersebut akan menjadi nol. Ilustrasi dari deteksi *texton* dapat dilihat pada Gambar 2.4. Selain 4 tipe *texton* yang terdapat pada Gambar 2.2 tersebut ada dua tipe *texton* tambahan. Tujuan penambahan dua tipe *texton* tersebut untuk

mengurangi kehilangan informasi yang didapatkan dari deteksi *texton*, dua *texton* tambahan tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.3. *Texton* tersebut dipilih dikarenakan peluang kesamaan dari dua identik nilai piksel lebih besar daripada 3 atau 4 kesamaan nilai di sebuah 2x2 elemen(Suwantra dkk., 2020). Hasil dari deteksi *texton* akan disimpan pada matriks *T*.



Gambar 2.2 Empat Tipe Texton



Gambar 2.3 Dua Tipe Texton Tambahan

| 4 | 2  | 2 | 1 | 5 | 4 | 4 | 2 | 2 | 1 | 5 | 4 |  |    | Т3 |    | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 |
|---|--|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|--|----|----|----|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 3  | 5 | 2 | 3 | 4 | 1 | 3 | 5 | 2 | 3 | 4 |  |    |    |    | О | 0 | О | 2 | 0 | 0 |
| 3 | 5  | 1 | 5 | 5 | 2 | 3 | 5 | 1 | 5 | 5 | 2 |  | T4 |    | T2 | 0 | 5 | 0 | 0 | 5 | 0 |
| 5 | 1  | 2 | 2 | 5 | 3 | 5 | 1 | 2 | 2 | 5 | 3 |  |    |    |    | 5 | 0 | 0 | О | 5 | 0 |
| 5 | 3  | 1 | 3 | 4 | 4 | 5 | 3 | 1 | 3 | 4 | 4 |  |    | T2 | Т1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 4 | 4 |
| 2 | 3  | 1 | 1 | 2 | 5 | 2 | 3 | 1 | 1 | 2 | 5 |  |    |    |    | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
|   | Original Image Texton Detection Texton Type Texton Image |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  |    |    |    |   |   |   |   |   |   |

Gambar 2.4 Ilustrasi Cara Kerja MTH

#### 4. Representasi Fitur

Pada langkah ini, hasil deteksi Texton dari kuantisasi warna atau matriks T dan hasil dari deteksi orientasi tepi atau matriks  $\theta$  akan dilakukan MTH

descriptor (Suwantra dkk., 2020). MTH descriptor menggunakan kombinasi antara kelebihan dari co-occurrence matrix dan histogram. Penggunaan co-occurrence matrix bertujuan untuk mencari hubungan dari deteksi orientasi tepi dengan deteksi texton.

Misalkan T adalah hasil deteksi texton pada hasil kuantisasi warna C. Misalkan juga  $P_1=(x_1,y_1)$  dan  $P_2=(x_2,y_2)$  merupakan dua titik yang bertetangga dan nilai dari  $T(P_1)=w_1$  dan  $T(P_2)=w_2$ . Pada orientasi texture  $\theta(x,y)$ , sudut pada saat  $P_1$  dan  $P_2$  didefinisikan sebagai berikut  $\theta(P_1)=v_1$  dan  $\theta(P_2)=v_2$ . Pada T terdapat dua orientasi texture berbeda mungkin memiliki warna yang sama, sedangkan di  $\theta(x,y)$  dua warna yang berbeda mungkin memiliki orientasi texture yang sama. Sedangkan untuk N adalah jumlah totoccurrence dari dua nilai totoccurrence dari

$$H(T(P_1)) = N\{\theta(P_1) = v_1 \land v_2 = \theta(P_2) | |P_1 - P_2| = D\}$$
(2.9)

di mana  $\theta(P_1) = \theta(P_2) = v_1 = v_2$ 

$$H(\theta(P_1)) = N\{T(P_1) = w_1 \land w_2 = T(P_2) | |P_1 - P_2| = D\}$$
 (2.10)

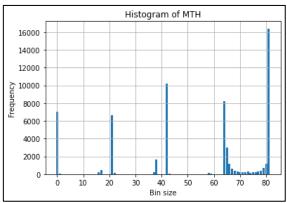
di mana  $T(P_1) = T(P_2) = w_1 = w_2$ 

### 5. Hasil Fitur MTH

Setelah melakukan dari representasi fitur sehingga didapatkan beberapa histogram tergantung berapa banyak arah *co-occurrence* yang digunakan, pada penelitian sebelumnya menggunakan empat arah yaitu  $0^{\circ}.90^{\circ}.45^{\circ}.-45^{\circ}$ . Berdasarkan Matriks (2.11),  $0^{\circ}$  adalah kesamaan antara a dan b,  $90^{\circ}$  adalah

kesamaan antara a dan c, 45° adalah kesamaan antara a dan d, dan -45° adalah kesamaan b dan c.

Histogram yang dihasilkan dari penggabungan setiap *co-occurrence matrix* akan menjadi sebuah histogram yang merupakan hasil ekstraksi fitur MTH. Fitur yang dihasilkan pada proses ekstraksi fitur MTH menghasilkan fitur yang berjumlah 82 fitur yang dapat dilihat Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Histogram Fitur MTH

### 2.1.5 Machine Learning

Sebuah masalah yang akan diselesaikan menggunakan komputer, kita membutuhkan algoritma, sebuah algoritma yang efisien dan juga efektif. Algoritma sendiri merupakan suatu urutan perintah yang harus dilakukan untuk mencapai sebuah hasil dari masukan yang diberikan. *Input* atau masukan merupakan serangkaian angka dan *output* atau hasil adalah data yang terurut (Budianto, 2016).

Machine learning dapat diartikan sebagai sebuah kecerdasan buatan (AI) yang menyediakan komputer dengan kemampuan untuk belajar dari data secara eksplisit harus mengikuti instruksi yang terprogram. Machine learning memiliki

fokus untuk melakukan pengembangan pada program komputer yang dapat mengajarkan diri sendiri untuk tumbuh seiring dengan perubahan data yang diberikan. *Machine learning* juga digunakan untuk memecahkan permasalahan pada *vision*, *speech recognition*, dan robotika (Budianto, 2016).

Proses pada *machine learning* mirip dengan yang dilakukan oleh *data mining*, walaupun proses sama kedua sistem tersebut memiliki pembeda. Perbedaan dari *Machine learning* dan *Data mining* adalah hasil dari tujuan sistem tersebut. *Data Mining* melakukan penggalian data untuk pemahaman manusia sedangkan untuk *machine learning* sendiri penggalian data dilakukan untuk pemahaman program sendiri (Budianto, 2016). Pada hakikatnya *Machine learning* berada di perpotongan antara *computer science*, teknik dan statistik. *Machine learning* bekerja dengan cara mencari hubungan antara fitur dan target dalam pengujiannya *machine learning* biasanya menggunakan sebuah data pelatihan (*training set*) dan sebuah data terpisah yang digunakan untuk melakukan pengujian pada hasil pelatihan di mana data tersebut tanpa menggunakan target (*test set*), hal ini bertujuan untuk membiarkan program untuk melakukan prediksi dari *input* yang diberikan. *Machine learning* dapat dibagi menjadi dua yaitu *supervised* dan *unsupervised*.

### 2.1.6 k-Nearest Neighbors

*k-Nearest Neighbors* merupakan algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap objek yang metode pembelajaran berdasarkan jarak paling dekat dengan objek tersebut. Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang yang memiliki banyak dimensi di mana setiap dimensi memiliki representasi fitur

dari data. Algoritma k-NN memiliki tujuan untuk melakukan klasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan *training set* yang mana hasil dari *training set* yang baru diklasifikasikan menurut kategori terbanyak pada k-NN. Algoritma ini hanya berdasarkan memori dalam melakukan pencocokan (Liantoni, 2016).

k-NN menggunakan jarak sebagai penentu hasil yang didapatkan berasal dari *input*-an yang diberikan. Perhitungan jarak pada untuk setiap data *input* menggunakan metode *Euclidean Distance*. Persamaan *Euclidean Distance* dapat dilihat pada persamaan di bawah.

$$d(p,q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (p_i - q_i)^2}$$
 (2.12)

di mana d(p,q) merpukan fungsi jarak antara dua buah data dari sebuah dataset, p,q merupakan 2 buah data yang akan dilakukan komputasi jarak yang memiliki panjang n fitur,  $p_i,q_i$  nilai anggota data ke i dari sebuah data n merupakan panjang sebuah data dari dataset.

Dalam melakukan penentuan kelas pada k-NN menggunakan beberapa cara seperti kelas terbanyak yang muncul pada k ketegangan, atau bisa menggunakan pembobotan. Pembobotan yang digunakan salah satunya adalah *weight distance*(Tarakci dan Ozkan, 2021). Pada metode penentuan kelas tersebut semakin jauh sebuah data dengan data baru maka semakin kecil pula bobotnya sebegitu juga sebaliknya. Persamaan penentuan pembobotan menggunakan *weight distance* sebagai berikut:

$$w_i = \frac{1}{d^2} (2.13)$$

Weight distance digunakan setelah mendapatkan k data terdekat dari data yang akan dilakukan prediski. Di mana  $w_i$  merupakan nilai weight distance setiap k data terdekat dengan data yang akan diprediksi. d merupakan distance setiap k data yang terdekat dengan data yang akan diprediksi.

#### 2.1.7 Decision Tree

Decision Tree adalah metode pengambilan keputusan teknik klasifikasi dengan bentuk seperti pohon(Monalisa & Hadi, 2020). Model ini dibentuk dengan metode yang mudah dipahami sehingga menjadikan metode ini umum digunakan dan popular. Decision Tree terdiri dari beberapa algoritma seperti CART, ID3, dan C4.5. pada penelitian ini menggunakan algoritma CART.

Algoritma CART atau Classification And Regression Tree merupakan algoritma nonparametrik yang tidak memerlukan fungsional dan terbukti efisien untuk melakukan prediksi dan klasifikasi. CART mengandalkan pemisahan biner rekursif dari data dasar pembangunan pohon regresi. Pohon didirikan dengan menggunakan dataset yang dikumpulkan dari simpul pohon akar dan setiap node dibagi menjadi dua node turun menggunakan variabel pemisah. Pemilihan variabel pemisah.

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada algoritma CART ini sebagai berikut: yang pertama lakukan penyusunan calon cabang dengan seluruh variabel prediksi dengan lengkap. Daftar yang berisikan calon cabang tersebut dinamai calon cabang mutakhir. Kedua, dilakukan penilaian seluruh calon cabang mutakhir dengan melakukan perhitungan besaran kesesuaian  $\phi(s|t)$ . Lakukan tahapan kedua hingga tak terdapat noktah keputusan dan akan berhenti jika tidak terdapat lagi notkah

keputusan. Untuk mencari kesesuaian  $\phi(s|t)$  dari calon cabang s pada noktah keputusan t menggunakan sebagai berikut:

$$\phi(s|t) = 2P_L R_R Q(s|t) \tag{2.14}$$

di mana keterangan dari Persamaan (2.14)

$$Q(s|t) = \sum_{i=1}^{Jumlah} P(j|tL) - P(j|tR)$$
 (2.15)

di mana keterangan dari Persamaan (2.15) tL merupakan cabang kiri dari noktah keputusan t, untuk tR adalah cabang kanan dari noktah keputusan t.

$$P_L = \sum \frac{ntL}{n} \tag{2.16}$$

di mana ntL merupakan catatan pada calon kiri tL, sedangkan n adalah catatan pada data latih.

$$P(j|tL) = \frac{jtL}{dt} \tag{2.17}$$

di mana jtL merupakan j calon cabang kiri tL dan dt adalah noktah keputusan t.

$$P_L = \sum \frac{ntR}{n} \tag{2.18}$$

di mana ntR merupakan jumlah catatan pada kiri tR, dan n adalah jumlah catatan pada data latih.

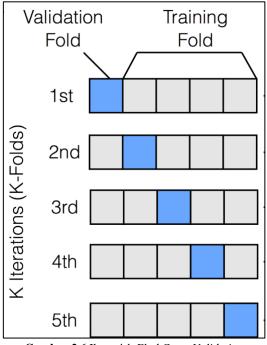
$$P(j|tL) = \frac{jtR}{dt} \tag{2.19}$$

di mana jtL merupakan j calon cabang kiri tL dan dt adalah noktah keputusan t.

### 2.1.8 k-fold Cross Validation

Cross Validation merupakan sebuah metode bertujuan untuk memperoleh hasil akurasi yang maksimum Ketika membagi data menjadi dua subset. Salah satu

dari *cross validation* adalah *k-Flod Cross Validation* yang berfungsi untuk menilai model dengan melakukan *input* data secara acak dan mengelompokkan data tersebut sebanyak k pada *k-fold*. Pendekatan metode ini, dataset dibagi menjadi k partisi secara acak. Data tersebut diolah sebanyak k kali percobaan dengan setiap eksperimen menggunakan data partisi ke-k sebagai data testing dan sisanya sebagai data *training* (Arisandi dkk., 2022).



Gambar 2.6 Ilutrasi k-Flod Cross Validation

### 2.2 Kajian Integrasi Topik Dengan Al-Quran/Hadist

Pada hadis yang diriwayatkan oleh Muslim mengenai ke-mahaan Allah *Ta'ala*, yang salah satunya adalah maha indah (Taslim, 2021). Hadist tersebut berdasar dari Abdullah bin Mas'ud *radhiyallahu 'anhu* dari Rasululah bersabda (Muslim, 1994):

[رواه مسلم]

"Sesungguhnya Allah Maha Indah dan mencintai keindahan, kesombongan itu adalah menolak kebenaran dan merendahkan orang lain" (HR Muslim).

Pada hadist tersebut Rasululah *shallallahu* bersabda 'alaihi wa sallam, "Sesungguhnya Allah Maha Indah dan mencintai keindahan", mengandung dua unsur landasan Islam yang agung, yaitu pengetahuan tentang sifat Allah *Ta'ala* dan pengamalan konsekuensi dari sifat tersebut. Yang pertama kita mengenal Allah *Ta'ala* dengan sifat maha indah yang tidak ada satu makhluk pun menyerupainya, kemudian yang kedua kita beribadah kepada Allah *Ta'ala* dengan sifat indah yang dicintai-Nya, dalam ucapan, perbuatan dan akhlak. Dari pernyataan tersebut citra batik merupakan suatu indah sehingga Allah *Ta'ala* mencintai keindahan.

Terkait dengan penelitian melakukan riset yang akan menerapkan klasifikasi pada citra batik, sebelum melakukan klasifikasi citra batik terlebih dahulu dilakukan ekstraksi fitur sehingga mendapatkan fitur yang lebih ringkas. Dalam melakukan pengenalan citra batik yang memanfaatkan ekstraksi fitur MTH sehingga sistem akan melakukan identifikasi jenis motif batik dari citra batik yang diberikan.

Allah SWT berfirman dalam Al-Quran pada surah: Al-Baqarah/2 ayat 42 yang berbunyi (Kemenag RI, 2023).

"Dan janganlah kamu campur adukkan yang hak dengan yang bathil dan janganlah kamu sembunyikan yang hak itu, sedang kamu mengetahui" (QS. Al-Baqarah:42).

Menurut Ibn 'Abbas mengatakan ayat itu bermaksud, "janganlah kamu memalsukan yang haq dengan yang batil, yang benar dengan kedustaan". Selain dari Ibn 'Abbas, Imam Ibn al-Kathir menjelaskan bahwa Allah SWT melarang

mereka dari kedua perkara tersebut secara bersamaan, dan memerintahkan mereka agar memperlihatkan perkara yang haq dan menjelaskannya (Jasmi, 2018). Berdasarkan ayat tersebut dengan penelitian yang dilakukan khususnya pada metode klasifikasi yaitu jangan menampilkan yang salah pada yang benar dan menampilkan yang benar pada yang salah.

Model yang dibuat diharapkan dapat melakukan klasifikasi pada citra batik. Berdasarkan keda ayat tersebut pengembangan ilmu pengetahuan semakin luas dan bermanfaat untuk melakukan pengenalan citra batik, karena pada citra batik tersebut terdapat informasi kebenaran mengenai motif batik tersebut.

### 2.3 Kajian Topik Dengan Teori Pendukung

Penelitian ini dilakukan untuk pengenalan citra batik. Pengenalan citra batik digunakan untuk membantu masyarakat dalam melakukan identifikasi citra batik berdasarkan pola yang terdapat dalam citra batik. Selain diharapkan membantu untuk masyarakat penelitian ini juga digunakan untuk mengetahui keandalan metode MTH dalam melakukan ekstraksi fitur, dan model *machine learning* k-NN dan *Decision Tree*.

Pada ekstraksi fitur MTH melewati beberapa langkah yang harus dilakukan. Citra batik yang telah dilakukan perubahan ukuran yang disamakan dimensi menjadi 255 × 255. Setelah itu dilakukan deteksi orientasi tepi menggunakan operasi *Sobel* dan operasi gradien. Dioperasi lain dilakukan adalah kuantisasi warna. Dari hasil kuantisasi warna, citra yang didapatkan dilakukan deteksi *texton*. Di langkah terakhir hasil antara orientasi tepi dan deteksi tepi dilakukan *co*-

occurrence matrix untuk mencari kedekatan antara citra hasil deteksi tepi dan hasil dari deteksi texton.

Pada proses klasifikasi menggunakan k-NN dan *Decision Tree*. Dari hasil klasifikasi dilakukan evaluasi terhadap akurasi setiap masing-masing model yang digunakan. Selain akurasi, dilakukan evaluasi terhadap waktu yang dibutuhkan model untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan menghitung banyak data yang diprediksi benar dibagi total semua data setelah itu dikalikan 100%.

Dalam melakukan percobaan terhadap beberapa data yang berbeda menggunakan *k-Flod Cross Validation*. Penggunaan *k-Flod Cross Validation* bertujuan untuk mengetahui keandalan model dalam melakukan klasifikasi terhadap dataset MTH. Selain akurasi dilakukan juga waktu yang dibutuhkan dalam klasifikasi dengan hasil berupa rata-rata dari jumlah waktu yang dibutuhkan setiap *iterasi k-Flod Cross Validation*.

### **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

### 3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yang harus memenuhi persyaratan dalam proses pengujian sebab dan akibat. Penggunaan metode ini juga sejalan dengan rumusan masalah yaitu mengetahui hasil dari evaluasi. Hasil evaluasi yang didapatkan merupakan akurasi dan waktu dari klasifikasi menggunakan k-NN dan *Decision Tree*. Untuk MTH sendiri hasil yang didapatkan merupakan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan ekstraksi fitur.

### 3.2 Jenis dan Sumber Data

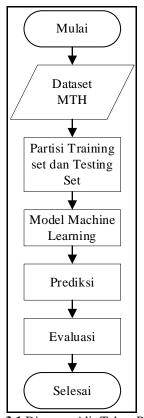
**Tabel 3.1** Frekuensi Setiap Motif Batik

| Kelas                | Frekuensi |
|----------------------|-----------|
| Batik Bali           | 210       |
| Batik Betawi         | 210       |
| Batik Cendrawasih    | 246       |
| Batik Dayak          | 239       |
| Batik Geblek Renteng | 194       |
| Batik Ikat Celup     | 252       |
| Batik Insang         | 240       |
| Batik Kawung         | 463       |
| Batik Lasem          | 210       |
| Batik Megamendung    | 440       |
| Batik Pala           | 199       |
| Batik Parang         | 250       |
| Batik Poleng         | 240       |
| Batik Sekar Jagad    | 204       |
| Batik Tambal         | 241       |
| Total                | 3838      |

Data yang digunakan adalah data citra batik. Terdapat 15 label di dalam dataset. Label-label tersebut sebagai berikut: Batik Bali, Batik Betawi, Batik Cendrawasih, Batik Dayak, Batik Geblek Renteng, Batik Ikat Celup, Batik Insang,

Batik Kawung, Batik Lasem, Batik Megamendung, Batik Pala, Batik Parang, Batik Poleng, Batik Sekar Jagad, Batik Tambal. Jumlah dari semua data citra batik sebanyak 3838. Untuk detail yang lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 3.1. Data diambil dari web Kaggle (Harianto dkk., 2022).

# 3.3 Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Tahap Penelitian

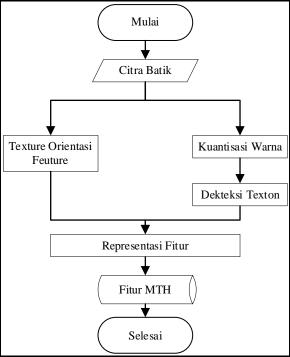
Sebelum masuk ke dalam proses klasifikasi data citra dilakukan *Processing*. Proses dalam tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1 proses sebelum melakukan *preprocessing* dilakukan adalah pengumpulan dataset yang berupa citra batik. Melakukan *Processing* terhadap data citra batik. Hasil dari *Processing* seterusnya akan dilakukan ekstraksi fitur MTH. Ekstraksi fitur MTH tersebut

masuk ke dalam proses klasifikasi. Semua proses yang dilakukan seterusnya akan dilakukan evaluasi.

# 3.4 Preprocessing

Preprocessing di sini adalah melakukan pengubahan dimensi ukuran dari citra yang di dataset yang sudah dipisah dilakukan pengubahan dimensi ukuran citra. Perubahan ukuran citra dilakukan untuk mempercepat proses ekstraksi fitur MTH. Semua citra pada dataset dilakukan perubahan dimensi ukuran citra menjadi  $255 \times 255$ .

### 3.5 Ekstraksi Fitur MTH



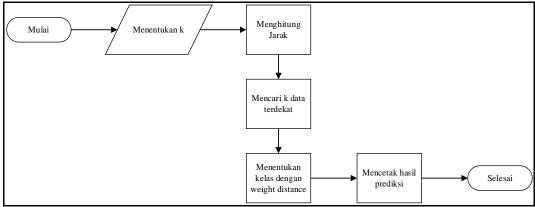
Gambar 3.2 Diagram Alir MTH

Pada tahap ini citra batik yang telah dilakukan *preprocessing* setelah itu dilakukan ekstraksi fitur MTH. Proses ekstraksi fitur MTH di awal dari citra batik melewati dua proses ekstraksi fitur yang berbeda. Dilakukan ekstraksi fitur orientasi

texture setelah itu dan kuantisasi warna setelah itu dilanjutkan dengan deteksi texton. Kedua hasil ekstraksi fitur tersebut selanjutnya akan dilanjutkan proses representasi fitur.

### 3.6 Klasifikasi

Dataset yang didapatkan pada tahap sebelum nya dilakukan klasifikasi menggunakan metode machine learning k-NN dan Decision Tree. Pada proses klasifikasi yang dilakukan digunakan grid search untuk melakukan pencarian parameter-parameter mana yang terbaik pada model Decision Tree yang akan digunakan saat melakukan klasifikasi.



Gambar 3.3 Diagram Alir k-NN

#### 3.7 Evaluasi

Evaluasi merupakan tahapan dalam peneliti bertujuan mengetahui metode yang digunakan untuk merupakan metode yang efektif. Teknik evaluasi yang digunakan adalah melakukan klasifikasi pada citra batik menggunakan metode k-NN dan *Decision Tree* dibandingkan merupakan waktu serta akurasi. Selain itu menggunakan *cross validation* untuk melakukan evaluasi terhadap model menggunakan beberapa masukan data *training* dan *testing* yang berbeda sehingga

seluruh data mendapatkan peran sebagai data *testing* dan data *training*. Pada *machine learning* dilakukan evaluasi rata-rata akurasi dan rata-rata waktu yang dibutuhkan dalam k *fold*. Metode MTH akan dievaluasi adalah waktu yang dibutuhkan saat melakukan ekstraksi fitur. Pemilihan waktu karena efisiensi sebuah metode sangat dibutuhkan dalam pada saat melakukan ekstraksi fitur.

# BAB IV PEMBAHASAN

# 4.1 Preprocessing

Tahap *preprocessing* pada penelitian ini melakukan perubahan dimensi pada sebuah citra. Pada tahap ini semua citra batik yang ukuran beragam akan diseragamkan dimensinya sehingga berukuran identik yaitu 255x255, Tujuan lain dari menyeragamkan dimensi dari citra digital adalah mempercepat waktu komputasi yang dilakukan karena semakin besar dimensi citra maka waktu yang dibutuhkan saat melakukan komputasi semakin lama sehingga menjadi tidak efisien. Dapat dilihat pada Gambar 4.1 merupakan citra motif batik yang berukuran 580x435 diubah menjadi citra berukuran 255x255 yang dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Citra Sebelum di Preprocessing



Gambar 4.2 Citra Setelah di Preprocessing

Kaitan *preprocessing* pada citra batik terdapat hikmah berpikir pada manusia menghasilkan kreativitas. Berpikir merupakan sebuah keharusan yang harus dilakukan oleh orang Islam. Hal ini diterangkan pada Al\_Qur'an surat Al-Araf ayat 185 yang berbunyi (Kemenag RI, 2023)

"Dan apakah mereka tidak memperhatikan kerajaan langit dan bumi dan segala sesuatu yang diciptakan Allah, dan kemungkinan telah dekatnya kebinasaan mereka? Maka kepada berita manakah lagi mereka akan beriman sesudah Al Quran itu?"( Al-Araf: 185)

Menurut Ibnu katsir (Abdullah, 2004). Maksud dari ayat tersebut, apakah orang-orang yang mendustakan ayat-ayat Kami tidak memperhatikan kerajaan dan kekuasaan Allah Ta'ala di langit dan di bumi, juga tidak memperhatikan segala sesuatu yang telah diciptakan di antara keduanya. Sehingga dengan demikian, mereka dapat merenungkannya dan mengambil pelajaran, serta mengetahui bahwa semuanya itu hanya milik (Allah) Yang tidak mempunyai tandingan dan tidak ada pula yang menyerupai Nya. Dan juga milik (Allah) yang tidak ada ibadah dan

agama yang murni yang dilaksanakan seseorang melainkan hanya untuk-Nya. Sehingga dengan itu semua, mereka beriman kepada-Nya, membenarkan Rasul-Nya, kembali kepada ketaatan kepada-Nya, serta menyingkirkan semua sekutu dan berhala, dan benar-benar berhati-hati bahwa ajal mereka telah dekat, sehingga mereka tidak binasa dalam kekufuran dan terhindar dari azab Allah yang pedih.

Ayat tersebut mengajak umat muslim untuk berpikir. Dalam membuat batik manusia harus berpikir lebih dalam. Hal yang berpikir itu seperti menentukan motif, memperhatikan suhu lilin, dan kesabaran dalam melakukan pencantingan. Dalam menentukan motif batik, manusia harus memikirkan filosofi, sejarah dan keunikan dari motif batik tersebut. Setiap suku memiliki keunikan masing-masing terhadap motif batik yang dimiliki, sehingga setiap motif batik dapat dibedakan dengan menggunakan bantuan komputer sehingga dapat membantu dalam membedakan motif batik.

### 4.2 Ekstraksi Fitur MTH

Berdasarkan *flowchart* pada Gambar 3.2 tahap ekstraksi fitur memiliki beberapa langkah. Langkah pertama hasil citra yang sudah dilakukan *preprocessing* akan dilakukan kuantisasi warna dan ekstraksi fitur orientasi tepi terlebih dahulu. Setelah didapatkan matriks C sebagai hasil kuantisasi warna dan matriks  $\theta$  sebagai hasil dari ekstraksi orientasi tepi selanjutnya pada matriks C dilakukan deteksi *texton* menggunakan *texton* yang terdapat pada gambar Gambar 2.2 sehingga menghasilkan matriks C. Setelah semua proses tersebut masuk ke proses selanjutnya yaitu representasi fitur, pada proses tersebut dicari kesamaan antara matriks C dan matriks C.

### 4.2.1 Kuantisasi Warna

Proses kuantisasi warna yang dilakukan adalah membagi sebuah citra menjadi tiga bagian sesuai kanal warna RGB. Sebagai contoh diambil sebagian dari citra motif batik. Pembagian kanal dari citra tersebut data dilihat pada Matriks (4.1), Matriks (4.2), dan Matriks (4.3), di mana secara berurutan adalah kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru.

$$\begin{bmatrix} 42 & 38 & 38 & 39 & 38 \\ 42 & 38 & 38 & 39 & 38 \\ 42 & 38 & 38 & 39 & 38 \\ 42 & 38 & 38 & 39 & 38 \\ 42 & 38 & 38 & 39 & 38 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 31 & 31 & 32 & 31 \\ 35 & 32 & 228 & 228 & 229 & 230 \\ 32 & 228 & 228 & 228 & 229 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 \\ 32 & 228 & 228 \\$$

230<sup>J</sup>

Selanjutnya adalah melakukan proses kuantisasi menggunakan Persamaan (2.7) sehingga menghasilkan kuantisasi dari masing-masing kanal yang dapat dilihat pada Matriks (4.4), Matriks (4.5), dan Matriks (4.6). di mana secara berurutan adalah kanal merah dilambangkan sebagai rq, kanal hijau dilambangkan sebagai hq, dan kanal biru dilambangkan sebagai hq.

229

228

$$\begin{bmatrix}
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0
\end{bmatrix}$$
(4.4)

$$\begin{bmatrix}
3 & 3 & 3 & 3 & 3 \\
3 & 3 & 3 & 3 & 3 \\
3 & 3 & 3 & 3 & 3 \\
3 & 3 & 3 & 3 & 3
\end{bmatrix}$$
(4.6)

Langkah terakhir adalah melakukan penggabungan ketiga hasil kuantisasi pada masing-masing kanal sehingga menjadi matriks C menggunakan Persamaan (2.8). sebagai contoh melakukan penggabungan untuk anggota  $C_{(0.0)}$ .

$$C_{(0,0)} = 4 * 4 * Rq_{(0,0)} + 4 * Gq_{(0,0)} + Bq_{(0,0)}$$
$$C_{(0,0)} = 4 * 4 * 0 + 4 * 0 + 3$$
$$C_{(0,0)} = 3$$

Langkah tersebut dilakukan hingga semua seluruh anggota matriks C terisi. Ukuran dari matriks C sama dengan ukuran dari citra yang di masukan. Hasil dari matriks C dapat dilihat pada Matriks (4.7).

Hasil dari kuantisasi citra motif batik dapat dilihat pada Gambar 4.3. Pada hasil visualisasi citra dari kuantisasi warna menjadi lebih gelap dikarenakan nilai setiap piksel dari kuantisasi warna adalah 0-63 di mana jika di tampilkan pada komputer mengakibatkan kecerahan pada citra turun. Selain itu komputer mengenal citra yang memiliki nilai piksel antara 0-255 dan citra biner.

| Calaaliiia | Setelah |  |
|------------|---------|--|
| Sebelum    | Setelan |  |
|            |         |  |



Gambar 4.3 Hasil Kuantisasi Warna

# 4.2.2 Deteksi Orientasi Tepi

Penggunaan operasi *Sobel* sebelum melakukan deteksi orientasi tepi pada sebuah citra digunakan dibanyak penelitian terdahulu(Liu dkk., 2010; Minarno dkk., 2018; Suwantra dkk., 2020) . Beberapa alasan penggunaan operasi *Sobel* adalah dikarenakan operasi *Sobel* dapat mengurangi *noise* pada sebuah citra sebelum dilakukan deteksi tepi. Sehingga dipilihlah operasi *Sobel* sebagai metode yang digunakan dalam melakukan deteksi orientasi tepi.

Langkah awal dalam melakukan deteksi orientasi tepi yaitu dilakukan operasi *Sobel* memanfaatkan matriks yang terdapat di gambar Gambar 2.1. Pada penelitian sebelumnya operasi *Sobel* diterapkan pada setiap kanal RGB pada citra

digital (Liu dkk., 2010). Pada setiap kanal RGB dilakukan komputasi nilai vertikal dan horizontal.

Sebagai ilustrasi untuk mencari nilai Sobel vertikal pada kanal R untuk anggota  $R_{(0.0)}$  dengan menggunakan sebagian dari citra batik. Karena anggota tersebut berada pada tepi matriks maka dilakukan perluasan pada setiap sisi dengan di isi dengan nol. Matriks perluasan  $R_{new}$  dapat dilihat pada Matriks (4.8).

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 42 & 38 & 38 & 39 & 38 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$(4.8)$$

Selanjutnya ambil matriks 3x3 dari matriks  $R_{new}$ , setelah itu dilakukan perkalian dot matriks dengan  $G_v$  yang merupakan matriks Sobel vertikal.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 42 & 38 \\ 0 & 42 & 38 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 76 \\ 0 & 0 & 38 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya hasil dari perkalian semua anggotanya dijumlahkan dan hasil dari penjumlahan di simpan pada matriks Rv pada posisi (0,0). Posisi tersebut sama dengan posisi dari anggota dari matriks R. Operasi tersebut dilakukan pada semua anggota pada Matriks (4.1), Matriks (4.2), dan Matriks (4.3). Hasil satu iterasi dari pencarian operasi Sobel dapat dilihat pada Matriks (4.9) yang merupakan representasi dari matriks Rv.

$$Rv_{(0.0)} = 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 76 + 0 + 0 + 38$$
  
$$Rq_{(0.0)} = 114$$

$$\begin{bmatrix}
114 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0
\end{bmatrix}$$
(4.9)

Dari Matriks (4.1), Matriks (4.2), dan Matriks (4.3) dilakukan operasi *Sobel* vertikal dan horizontal. Matriks hasil operasi *Sobel* vertikal dapat dilihat pada Matriks (4.10), Matriks (4.11), dan Matriks (4.12) yang merupakan representasi dari kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru.

$$\begin{bmatrix} 114 & -12 & 3 & 0 & -117 \\ 152 & -16 & 4 & 0 & -156 \\ 152 & -16 & 4 & 0 & -156 \\ 152 & -16 & 4 & 0 & -156 \\ 114 & -12 & 3 & 0 & -117 \end{bmatrix}$$

$$(4.10)$$

$$\begin{bmatrix} 93 & -12 & 3 & 0 & -96 \\ 124 & -16 & 4 & 0 & -128 \\ 124 & -16 & 4 & 0 & -128 \\ 124 & -16 & 4 & 0 & -128 \\ 93 & -12 & 3 & 0 & -96 \end{bmatrix}$$

$$(4.11)$$

$$\begin{bmatrix} 684 & -12 & 3 & 6 & -687 \\ 912 & -16 & 4 & 8 & -916 \\ 912 & -16 & 4 & 8 & -916 \\ 912 & -16 & 4 & 8 & -916 \\ 684 & -12 & 3 & 6 & -687 \end{bmatrix}$$

$$(4.12)$$

Sedangkan untuk hasil horizontal dapat dilihat pada Matriks (4.13), Matriks (4.14), dan Matriks (4.15) yang merupakan representasi dari kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru.

Selanjutnya nilai-nilai tersebut dilakukan pencarian jarak Euclidian menggunakan Persamaan (2.2) dan Persamaan (2.3) sehingga didapatkan nilai |a|dan |b| di mana |a| adalah jarak dari orientasi horizontal dan |b| adalah jarak dari orientasi vertikal. Selanjutnya dengan menggunakan Persamaan (2.4) untuk mencari *dot product* antara nilai komputasi nilai vertikal dan horizontal. Pada persamaan a adalah vektor dari hasil operasi *Sobel* horizontal dan b adalah vektor dari hasil operasi *Sobel* vertikal.

$$a = (rh, gh, bh) \tag{4.16}$$

Di mana rh adalah adalah anggota-anggota Matriks (4.10), gh adalah anggota-anggota Matriks (4.11), dan bh adalah anggota-anggota Matriks (4.12). penempatan anggota-anggota dari matriks-matriks tersebut haruslah sesuai dengan posisinya.

$$b = (rv, gv, bv) (4.17)$$

Di mana rv adalah adalah anggota-anggota Matriks (4.13), gv adalah anggota-anggota Matriks (4.14), dan bv adalah anggota-anggota Matriks (4.15). penempatan anggota-anggota dari matriks-matriks tersebut haruslah sesuai posisinya.

$$a_{(0,0)} = (rh_{(0,0)}, gh_{(0,0)}, bh_{(0,0)})$$

$$a_{(0,0)} = (122, 101, 692)$$

$$b_{(0,0)} = (rv_{(0,0)}, gv_{(0,0)}, bv_{(0,0)})$$

$$b_{(0,0)} = (114, 93, 694)$$

$$|a| = \sqrt{rh^2 + gh^2 + bh^2}$$

$$|a| = \sqrt{122^2 + 101^2 + 692^2}$$

$$|a| = 709.893$$

$$|b| = \sqrt{rv^2 + gv^2 + bv^2}$$

$$|b| = \sqrt{114^2 + 93^2 + 694^2}$$

$$|b| = 709.423$$

$$a \cdot b = rh \cdot rv + gh \cdot gv + bh \cdot bv$$

$$a \cdot b = 122 \cdot 114 + 101 \cdot 93 + 692 \cdot 694$$

$$a \cdot b = 503549$$

Langkah terakhir adalah mencari sudut antara nilai vertikal dan horizontal menggunakan Persamaan (2.6). Persamaan tersebut digunakan untuk mencari sudut dengan menggunakan nilai-nilai yang telah didapatkan pada langkah sebelumnya. Di mana nilai arrcos dikalikan dengan  $\frac{180}{\pi}$  sehingga nilai  $\theta$  menjadi sudut hal tersebut dikarenakan hasil arrcos berupa nilai radian.

$$\theta = \arccos\left[\frac{a \cdot b}{|a| \cdot |b|}\right] \cdot \frac{180^{\circ}}{\pi}$$

$$\theta = \arccos\left[\frac{503549}{709,893 \cdot 709,423}\right] \cdot \frac{180^{\circ}}{\pi}$$

$$\theta = \arccos[0,999] \cdot \frac{180^{\circ}}{\pi} = 0,751^{\circ}$$

Setelah melakukan pencarian sudut untuk setiap piksel setelah itu dilakukan kuantisasi sehingga nilai tiap piksel antara 0-17 atau 18 bin. Hasil tampilan matriks dari sebagian citra sebelum dilakukan kuantisasi dapat dilihat pada

Matriks (4.19). sedangkan untuk hasil dari kuantisasi dapat dilihat pada Matriks (4.20). Proses kuantisasi menggunakan Persamaan (4.18).

### 4.2.3 Deteksi Texton

Pada tahap ini hasil kuantisasi warna pada langkah sebelumnya akan dilakukan deteksi *texton* menggunakan empat *texton* pada Gambar 2.2. Proses deteksi *texton* yang memanfaatkan empat buah *texton* tersebut dilakukan dengan cara melakukan iterasi dari kiri ke kana sepanjang horizontal matriks C dan dari atas ke bawah sepanjang vertikal matriks C. Pada proses deteksi *texton* jika

terdapat piksel-piksel yang sama dengan *texton* yang sudah ditentukan maka akan disimpan sedangkan piksel-piksel yang tidak bersesuaian akan dinolkan. Hasil dari deteksi *texton* akan disimpan pada matriks *T*.

Pada langkah ini menggunakan sebagian dari matriks hasil kuantisasi warna yang dapa dilihat pada Matriks (4.28). Proses deteksi *tekton* menggunakan konvolusi di mana matriks *texton* pada Gambar 2.2 melakukan validasi dengan mengambil matriks sebesar 2x2 dari Matriks (4.21). Konvolusi yang dilakukan bergerak dari kiri ke kanan dan dari atas ke bawah di mana setiap langkah sebanyak 2 piksel.

Untuk ilustrasi yang ambil beberapa matriks berukuran 2x2 dari Matriks (4.21). Diambil pada baris pertama dan kedua yang akan dibandingkan dengan matriks *texton* yang sudah didefinisikan pada Gambar 2.2. Matriks-matriks tersebut adalah Matriks (4.22), Matriks (4.23), Matriks (4.24), Matriks (4.25), dan Matriks (4.26).

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \tag{4.22}$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 23 \\ 3 & 23 \end{bmatrix} \tag{4.23}$$

$$\begin{bmatrix} 31 & 31 \\ 27 & 31 \end{bmatrix} \tag{4.24}$$

$$\begin{bmatrix} 31 & 11 \\ 31 & 31 \end{bmatrix} \tag{4.25}$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 23 \\ 7 & 43 \end{bmatrix} \tag{4.26}$$

Hasil dari validasi matriks yang diambil adalah Matriks (4.22) sama seperti T1, Matriks (4.23) sama seperti T2, Matriks (4.24) sama seperti T1, Matriks (4.25) sama seperti matriks T2 dan untuk Matriks (4.26) tidak memiliki kesamaan dengan semua texton pada Gambar 2.2. Sehingga hasil dari validasi dapat dilihat pada Matriks (4.27), sedangkan untuk hasil dari deteksi texton dari Matriks (4.21) dapat dilihat pada Matriks (4.28). Proses penentuan keseluruhan texton dapat dilihat pada Lampiran 1.

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 23 & 31 & 31 & 11 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 23 & 31 & 31 & 31 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 (4.27)

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 23 & 31 & 31 & 31 & 11 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 23 & 27 & 31 & 31 & 31 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 7 & 0 & 0 & 31 & 31 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 27 & 23 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 27 & 23 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 7 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 47 & 7 & 3 \end{bmatrix}$$

Pada Gambar 4.4(a) merupakan citra *C* atau citra hasil kuantisasi warna sedangkan untuk Gambar 4.4(b) adalah citra hasil deteksi *texton*. Pada Gambar 4.4 tidak terlalu jelas perbedaan antara kedua gambar tersebut. Tetapi jika dilihat lebih detail maka akan terlihat terdapat sedikit perbedaan antara dua gambar tersebut



**Gambar 4.4** Citra Kuantisasi Warna dan Citra Deteksi *Texton* (a) Sebelum Deteksi *Texton* (b) Setelah Deteksi *Texton* 

### 4.2.4 Representasi Fitur

Pada tahap ini hasil dari perhitungan sebelumnya akan digunakan pada tahapan ini. Fungsi dari tahap representasi fitur adalah mencari hubungan ketetanggaan antar piksel. Dalam melakukan representasi fitur menggunakan MTH descriptor. MTH descriptor memanfaatkan TCM atau the co-occurrence matriks yang memanfaatkan karakteristik kedekatan antar piksel. Penggunaan TCM saja akan menyebabkan dimensi semakin besar sehingga menyebabkan performa menurun. Karena itu memanfaatkan histogram untuk mempresentasikan citra akan tetapi informasi akan menghilang. MTH descriptor memanfaatkan keunggulan TCM dan histogram.

Langkah awal yang digunakan untuk melakukan MTH descriptor adalah melakukan operasi TCM. Operasi TCM digunakan untuk mencari korelasi antara ketetanggaan dari matriks  $\theta$  atau matriks orientasi tepi dan matriks T atau matriks deteksi texton. Pada proses TCM melakukan pencarian korelasi antara matriks orientasi tepi dan matriks deteksi texton pada beberapa arah. Pada penelitian ini menggunakan beberapa arah yaitu  $0^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ , dan  $-45^{\circ}$ . TCM akan melakukan deteksi kesamaan sebuah piksel dengan piksel tetangganya jika terdapat kesamaan

sebuah piksel pada matriks  $\theta$  maka kemungkinan terdapat kesamaan juga dengan matriks T, dan untuk matriks kesamaan ketetanggan sebuah piksel pada matriks T maka kemungkinan terdapat kesamaan juga dengan matriks  $\theta$ .

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 10 & 12 & 16 & 14 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 1 & 17 & 5 & 15 \\ 1 & 2 & 2 & 16 & 5 & 1 & 1 & 2 & 2 & 14 \\ 14 & 17 & 12 & 3 & 3 & 16 & 4 & 1 & 2 & 16 \\ 1 & 1 & 7 & 16 & 16 & 3 & 3 & 17 & 13 & 1 \\ 2 & 1 & 3 & 12 & 14 & 17 & 2 & 6 & 1 & 1 \\ 12 & 15 & 10 & 12 & 11 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 1 & 3 & 1 & 0 & 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 2 & 2 & 4 & 10 & 3 & 13 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 8 & 17 & 16 & 1 & 1 & 15 \end{bmatrix}$$
 (4.29)

Dengan menggunakan Matriks (4.28) sebagai matriks hasil deteksi texton dan Matriks (4.29) sebagai matriks deteksi orientasi tepi. Sebagai ilustrasi akan dicari TCM dari Matriks (4.28) dan Matriks (4.29) dengan sudut  $0^{\circ}$ . Pada ilustrasi ini dilakukan konvulsi menggunakan Persamaan (2.10) untuk mencari anggota dari yang memiliki indeks 64-82. Untuk mendapatkan nilai indeks tersebut dilakukan penambahan terhadap setiap anggota matriks  $\theta$  dengan 64. Matriks (4.30) adalah baris pertama dari matriks T yaitu dari Matriks (4.28) dan Matriks (4.31) adalah baris pertama dari matriks  $\theta$  yaitu dari Matriks (4.29) yang sudah ditambahkan dengan 64. Untuk mempermudah melakukan pengambilan data menggunakan  $T_n$  dan  $\theta_n$  dimana n dari 1-9.

$$[3 \quad 3 \quad 3 \quad 23 \quad 31 \quad 31 \quad 31 \quad 11 \quad 0 \quad 0] \tag{4.30}$$

Pada iterasi pertama pada matriks T dilakukan validasi apakah  $T_0$  sama dengan  $T_1$ , karena memiliki nilai yang sama maka nilai dari  $\theta_0$  menambahkan nilai 1 pada histogram sesuai dengan indeks ke- $\theta_0$ . Pada matriks  $\theta$  dilakukan validasi

apakah  $\theta_0$  sama dengan  $\theta_1$ , karena memiliki nilai yang sama maka nilai dari  $T_0$  menambahkan nilai 1 pada histogram sesuai dengan indeks ke- $T_0$ .

Tabel 4.1 Iterasi Pertama

| Frekuensi |
|-----------|
| 0         |
| 1         |
| 0         |
| 0         |
| 0         |
| 0         |
| 2         |
| 0         |
| 0         |
| 0         |
| 0         |
|           |

Pada iterasi kedua pada matriks T dilakukan validasi apakah untuk  $T_1$  sama dengan  $T_2$ , karena memiliki nilai yang sama maka nilai dari  $\theta_1$  menambahkan satu pada histogram yang sesuai dengan indeks ke- $\theta_1$ . Pada matriks  $\theta$  dilakukan validasi apakah  $\theta_1$  sama dengan  $\theta_2$ , karena tidak sama maka tidak menambahkan nilai pada indeks ke- $T_1$ .

Tabel 4.2 Iterasi Ke-dua

| Indeks | Frekuensi |
|--------|-----------|
| 0      | 0         |
| 3      | 1         |
| 11     | 0         |
| 23     | 0         |
| 31     | 0         |
| 64     | 0         |
| 65     | 2         |
| 74     | 0         |
| 76     | 0         |
| 78     | 0         |
| 80     | 0         |
|        |           |

Pada iterasi ketiga pada matriks T dilakukan validasi apakah untuk  $T_2$  sama dengan  $T_3$ , karena tidak memiliki nilai yang sama sehingga menambahkan satu pada histogram yang sesuai dengan indeks ke- $\theta_2$ . Pada matriks  $\theta$  dilakukan

validasi apakah  $\theta_2$  sama dengan  $\theta_3$ , karena sama maka menambahkan satu nilai pada indeks ke- $T_2$ . Langkah yang sama dilakukan pada iterasi berikutnya.

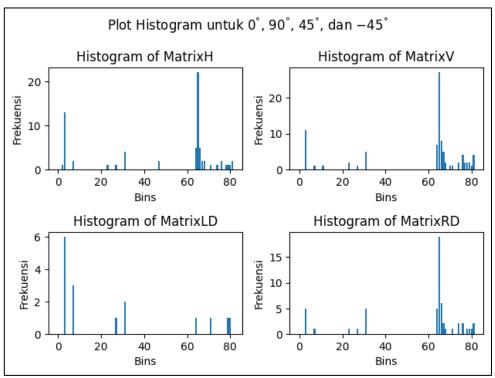
Tabel 4.3 Iterasi Ke-tiga

| 1 4001 7.5 | iterasi ixe-tiga |
|------------|------------------|
| Indeks     | Frekuensi        |
| 0          | 0                |
| 3          | 2                |
| 11         | 0                |
| 23         | 0                |
| 31         | 0                |
| 64         | 0                |
| 65         | 2                |
| 74         | 0                |
| 76         | 0                |
| 78         | 0                |
| 80         | 0                |
|            |                  |

Iterasi terebut dilakukan sebanyak (panjang) \* (lebar – 1) untuk validasi pada sudut 0°, untuk sudut 90° iterasi dilakukan sebanyak (panjang – 1) \* (lebar), dan untuk sudut 45° dan –45° sebanyak (panjang – 1) \* (lebar – 1) iterasi. Hasil dari masing-masing representasi fitur disimpan pada histogram sesuai dengan sudut yang digunakan. Pada Tabel 4.4 merupakan representasi 10 fitur pertama dalam bentuk vektor untuk fitur ke-11 hingga ke-82 dapat dilihat pada Lampiran 2, sedangkan pada Gambar 4.5 merupakan representasi fitur untuk masing-masing sudut. Pada plot tersebut terdapat empat buah histogram di mana Matriks-H mewakili sudut 0°, Matriks-V mewakili sudut 90°, Matriks-LD mewakili sudut 45° dan Matriks-RD mewakili sudut —45°.

Tabel 4.4 Representasi Fitur Dalam Bentuk Vektor

|      |   | Index |   |    |   |   |   |   |   |   |
|------|---|-------|---|----|---|---|---|---|---|---|
|      | 0 | 1     | 2 | 3  | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0°   | 0 | 0     | 1 | 13 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| 90°  | 0 | 0     | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 | 9 |
| 45°  | 0 | 0     | 0 | 6  | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| -45° | 0 | 0     | 0 | 5  | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |



**Gambar 4.5** Hasil Dari Representasi Fitur Sudut 0°, 90°, 45° dan −45°

Pada tahap ini hasil dari  $H(T(P_1))$  dan  $H(\theta(P_1))$  dilakukan penggabungan untuk setiap arah sudutnya sehingga menghasilkan sebuah vektor sebanyak 82 anggota. Setelah langkah tersebut untuk masing-masing n-arah vektor akan dilakukan penjumlahan berdasarkan kolomnya, hasil penjumlahan untuk 10 fitur pertama masing-masing sudut dapat dilihat pada Tabel 4.5 sedangkan untuk keseluruhan fitur dapat dilihat pada Lampiran 2.

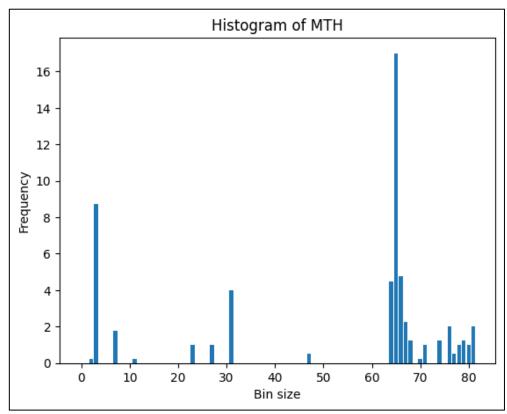
Tabel 4.5 Hasil Penjumlahan Setiap Representasi Fitur

|        |   | Index |   |    |   |   |   |   |   |   |
|--------|---|-------|---|----|---|---|---|---|---|---|
|        | 0 | 1     | 2 | 3  | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0°     | 0 | 0     | 1 | 13 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| 90°    | 0 | 0     | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 | 9 |
| 45°    | 0 | 0     | 0 | 6  | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| -45°   | 0 | 0     | 0 | 5  | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| Jumlah | 0 | 0     | 1 | 35 | 0 | 0 | 0 | 9 | 9 | 9 |

Selanjutnya hasil penjumlahan dibagi dengan banyak sudut yang digunakan. Hasil pembagian itu yang disebut dengan fitur MTH. Pada Tabel 4.6 merupakan fitur MTH dalam bentuk vektor sedangkan pada Gambar 4.6 merupakan histogram dari fitur MTH, untuk hasil lengkap dapat dilihat pada Lampiran 2.

Tabel 4.6 Fitur MTH Dalam Bentuk Vektor

| Index | 0 | 1 | 2    | 3    | 4 | 5 | 6 | 7    | 8    | 9    |
|-------|---|---|------|------|---|---|---|------|------|------|
| MTH   | 0 | 0 | 0,25 | 8,75 | 0 | 0 | 0 | 2,25 | 2,25 | 2,25 |



Gambar 4.6 Histogram Fitur MTH

# 4.2.5 Hasil Fitur

Pada Tabel 4.7 menunjukkan lamanya waktu proses ekstraksi fitur MTH pada dataset batik. Didapatkan informasi dari gambar tersebut waktu yang dibutuhkan selama ekstraksi fitur adalah 738 detik dan untuk banyak citra batik yang di ekstraksi berjumlah 3838. Sehingga untuk setiap detik dapat melakukan ekstraksi sebanyak 5 citra. Untuk hasil seluruh ekstraksi citra batik dapat dilihat pada Lampiran 8.

Tabel 4.7 Waktu Proses Ekstraksi MTH

| Nama Kelas           | Jumlah | Waktu(detik) | Rata-rata<br>(iterasi/detik) |
|----------------------|--------|--------------|------------------------------|
| Batik Bali           | 210    | 40           | 5,25                         |
| Batik Betawi         | 210    | 38           | 5,53                         |
| Batik Cendrawasih    | 246    | 47           | 5,23                         |
| Batik Dayak          | 239    | 52           | 4,60                         |
| Batik Geblek Renteng | 194    | 38           | 5,11                         |
| Batik Ikat Celup     | 252    | 48           | 5,25                         |
| Batik Insang         | 240    | 50           | 4,80                         |
| Batik Kawung         | 463    | 88           | 5,26                         |
| Batik Lasem          | 210    | 37           | 5,68                         |
| Batik Megamendung    | 440    | 86           | 5,12                         |
| Batik Pala           | 199    | 37           | 5,38                         |
| Batik Parang         | 250    | 44           | 5,68                         |
| Batik Poleng         | 240    | 48           | 5,00                         |
| Batik Sekar Jagad    | 204    | 36           | 5,67                         |
| Batik Tambal         | 241    | 42           | 5,74                         |
| Jumlah               | 3838   | 738          | 5,20                         |

### 4.3 Klasifikasi

Proses klasifikasi merupakan proses yang digunakan untuk menentukan apakah sebuah citra batik Megamendung merupakan citra Batik Megamendung atau bukan. Pada proses klasifikasi, metode yang digunakan adalah k-NN. Algoritma pada k-NN adalah menentukan data testing dengan data yang sudah di asumsikan benar atau data *training*. Pada penelitian ini 80% sebagai data *training* sedangkan 20% adalah data yang akan dilakukan proses *testing*.

Sebelum masuk ke proses testing, data ekstraksi fitur MTH akan dilakukan preprocessing terlebih dahulu, preprocessing data yang digunakan adalah normalization. Proses normalization bertujuan untuk mengubah data menjadi antara 0 sampai dengan 1. Tujuan dari langkah tersebut untuk memperkecil jarak antara data yang tertinggi dengan data terendah pada sebuah sampel data ekstraksi MTH.

Langkah awal pada proses k-NN adalah menentukan data yang diasumsikan benar dan data yang akan dilakukan *testing*. Pada penelitian ini 80% data

merupakan data yang di asumsikan benar akan disebut data *training*, sedangkan 20% data berupa data yang akan dilakukan proses *testing*. Proses pembuatan data *testing* adalah mengambil 20% dari dalam data secara acak.

Langkah selanjutnya adalah menentukan k. pada penelitian ini menggunakan sebesar 5. Selanjutnya adalah melakukan perhitungan jarak. Untuk sebuah data pada data *testing* yang akan prediksi. Sebelum melakukan prediksi dilakukan pencarian jarak data tersebut dengan setiap data *training*. Dalam melakukan pencarian jarak tersebut menggunakan Persamaan (2.12).

Sebagai ilustrasi diambil sebuah data dari data *testing* yang digunakan untuk mencari jarak *Euclidean Distance*. Sebuah data yang diambil bisa dilihat pada Tabel 4.8, pada tabel tersebut Data 1 merupakan tampilan 10 fitur pertama dari sebuah data sebuah data yang diambil dari data *testing* dan Data 2 adalah tampilan 10 fitur pertama dari sebuah data yang diambil dari data *training* untuk tampilan lengkap dari seluruh fitur dapat dilihat pada Lampiran 3.

Tabel 4.8 Contoh Data Training dan Testing

| Data 1 | 0,162 | 0,000408 | 0      | 0        | 0,00135  | 0,0308 | 0       |
|--------|-------|----------|--------|----------|----------|--------|---------|
| Data 2 | 0,415 | 0,0361   | 0,0088 | 0,000765 | 0,000962 | 0,0368 | 0,00311 |

Langkah selanjutnya adalah melakukan substitusi kedua data tersebut ke dalam persamaan *Euclidean Distance*.

$$d(Data\ 1, Data\ 2) = \begin{cases} (0,162 - 0,415)^2 + (0,000409 - 0,0361)^2 + \\ (0 - 0,0088)^2 + (0 - 0,000765)^2 + \\ (0,00135 - 0,000962)^2 + (0,0308 - 0,0368)^2 + \\ (0 - 0,00311)^2 + \cdots \end{cases}$$

Nilai yang didapat pada perhitungan di atas terdapat pada Lampiran 3, sehingga didapatkan nilai yang di bawah.

$$d(Data\ 1, Data\ 2) = \sqrt{0,200573033}$$

# d(Data 1, Data 2) = 0.4478

Pada Tabel 4.9 hasil dari 7 perhitungan jarak pada data *traning* dengan Data 1 dari Tabel 4.8 sedangkan untuk hasil perhitungan seluruh data dapat dilihat pada Lampiran 4 Selanjutnya akan dilakukan pengurutan dari jarak terdekat hingga jarak terjauh, hasil dari sebagian dari pengurutan data tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.10 pada tabel tersebut indeks yang semula urut menjadi nilai yang acak tetapi pada jarak telah menjadi terurut dari yang terkecil hingga terbesar, untuk hasil seluruh penurutan data dapat dilihat pada Lampiran 5

Pada Tabel 4.11 merupakan hasil dari lima data terdekat dari data *training* dengan Data 1 yang merupakan sebuah anggota dari data *testing*.

**Tabel 4.9** Hasil Perhitungan Jarak Pada Data *Training* 

| Index | Jarak      |
|-------|------------|
| 0     | 0,59845944 |
| 1     | 0,67362171 |
| 2     | 0,57916684 |
| 3     | 0,53588511 |
| 4     | 0,5302146  |
| 5     | 0,51504484 |
| 6     | 0,43636222 |

Tabel 4.10 Hasil Pengurutan Perhitungan Jarak Pada Data Training

| Index | Jarak      | Kelas |
|-------|------------|-------|
| 2955  | 0          | 5     |
| 801   | 0          | 5     |
| 1336  | 0          | 5     |
| 1303  | 0,28801293 | 14    |
| 90    | 0,31064711 | 1     |
| 2522  | 0,31064711 | 1     |
| 287   | 0,32405734 | 10    |

Tabel 4.11 Hasil 5 Data Terdekat

| Jarak      | Kelas |
|------------|-------|
| 0          | 5     |
| 0          | 5     |
| 0          | 5     |
| 0,28801293 | 14    |
| 0,31064711 | 1     |

Selanjutnya adalah penentuan kelas. Pada langkah ini parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah weight distance metric kita singkat menjadi WDM. WDM merupakan penentuan kelas pada k-NN yang menggunakan pembobotan jarak sehingga semakin kecil jarak antara data yang akan diprediksi dan k data terdekat maka semakin besar data yang akan diprediksi tersebut masuk ke dalam kelas tersebut. Langkah pertama dalam menentukan kelas menggunakan WDM adalah melakukan untuk setiap hasil jarak k data terdekat akan diubah menggunakan Persamaan (2.13). Pada penelitian ini untuk distance yang bernilai nol akan diubah menjadi  $10^{-12}$ , hal tersebut bertujuan untuk menghindari pembagi nol. Pada Tabel 4.12 merupakan hasil dan perbandingan jarak sebelum WDM dan sesudah WDM.

Tabel 4.12 Hasil Perhitungan WDM

| Jarak Sebelum WDM | Jarak Setelah WDM | Kelas |
|-------------------|-------------------|-------|
| 0                 | $10^{24}$         | 5     |
| 0                 | $10^{24}$         | 5     |
| 0                 | $10^{24}$         | 5     |
| 0,28801293        | 1,20552450e+01    | 14    |
| 0,31064711        | 1,03625193e+01    | 1     |

Langkah selanjutnya dalam menentukan kelas adalah menghitung jumlah dari WDM sesuai kelas yang bersuaian. Pada Persamaan (4.32) untuk menghitung nilai untuk setiap kelas, WDM merupakan vektor dari hasil nilai jarak yang baru.  $MASK_i$  merupakan vektor label yang dibandingkan dengan nilai i.

$$Sum_i = WDM \cdot MAKS_i \tag{4.32}$$

Diambil dari hasil yang didapatkan pada Tabel 4.12 dari 5 data terdekat hanya terdapat 3 kelas yaitu kelas 5, kelas 14 dan kelas 1. Langkah awal dalam menentukan kelas yaitu melakukan perhitungan  $MAKS_i$ . Untuk nilai i = 1 hasil dari perhitungan dapat dilihat pada Tabel 4.13. Proses penentuan  $MAKS_i$ 

membandingkan nilai label terdekat dengan nilai i, jika antara nilai dengan nilai label sama akan mengembalikan nilai 1 sedangkan jika beberda akan menghasilkan nilai 0.

Tabel 4.13 Hasil Dari MASK<sub>1</sub>

| Kelas | $MASK_1$ |
|-------|----------|
| 5     | 0        |
| 5     | 0        |
| 5     | 0        |
| 14    | 0        |
| 1     | 1        |

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai  $Sum_i$ . Pada langkah ini hasil dari  $MASK_1$  yang sudah diketahui dilakukan perkalian  $dot\ product$  dengan hasil dari WDM.

$$Sum_1 = \text{WDM} \cdot MASK_1$$
 
$$Sum_1 = (10^{24}, 10^{24}, 10^{24}, 1.20552450e + 1, 1.03625193e + 01) \cdot (0,0,0,0,1)$$
 
$$Sum_1 = 10^{24} * 0 + 10^{24} * 0 + 10^{24} * 0 + 12.0552450 * 0 + 10.3625193 * 1$$
 
$$Sum_1 = 10.3625193$$

Selanjutnya melakukan nilai untuk label lainya dengan cara yang sama untuk i=5 sehingga didapatkan Tabel 4.14 sebagai hasil dari pencarian untuk  $MASK_5$ .

Tabel 4.14 Hasil Dari MASK<sub>5</sub>

| Kelas | $MASK_5$ |
|-------|----------|
| 5     | 1        |
| 5     | 1        |
| 5     | 1        |
| 14    | 0        |
| 1     | 0        |

Selanjutnya dari nilai dari  $Sum_5$  dengan menggunakan  $MASK_5$  yang terdapat pada Tabel 4.14.

$$Sum_5 = WDM \cdot MASK_5$$

$$Sum_5 = (10^{24}, 10^{24}, 10^{24}, 1.20552450e + 1, 1.03625193e + 01) \cdot (1,1,1,0,0)$$

$$Sum_5 = 10^{24} * 1 + 10^{24} * 1 + 10^{24} * 1 + 12.0552450 * 0 + 10.3625193 * 0$$
  
$$Sum_5 = 30^{24}$$

Setelah dilakukan pengukuran nilai untuk setiap kelas didapatkan hasil pada Tabel 4.15. Tabel tersebut merupakan nilai perhitungan dengan menggunakan *WDM*. Kelas prediksi didapatkan dengan cara mencari nilai bobot terbesar sehingga kelas dengan nilai bobot terbesar merupakan kelas prediksi. Pada contoh yang digunakan maka data tersebut masuk ke dalam kelas 5.

Tabel 4.15 Hasil Perhitungan Nilai Kelas

| Kelas | Nilai      |
|-------|------------|
| 1     | 10.3625193 |
| 5     | $30^{24}$  |
| 14    | 12.0552450 |

Hasil akurasi dari k-NN didapatkan dengan menggunakan Persamaan (4.33), di mana Tb adalah seluruh data yang diklasifikasikan benar dan S adalah seluruh data yang pada data testing. Untuk mencari Tb dilakukan dengan cara menjumlahkan seluruh data dari data testing yang diklasifikasikan benar.

$$akurasi = \frac{Tb}{S} * 100\% \tag{4.33}$$

Tabel 4.16 merupakan hasil validasi label pada 10 data pertama dan 10 data terakhir dari data *testing*, hasil validasi untuk seluruh data dapat dilihat pada Lampiran 6. Untuk tersebut nilai dari *Tb* berasal dari total semua nilai hasil. Setelah nilai hasil didapatkan selanjutnya dilakukan perhitungan akurasi menggunakan Persamaan (4.33).

| Indeks | Label | Prediksi | Hasil | Indeks | Label | Prediksi | Hasil |
|--------|-------|----------|-------|--------|-------|----------|-------|
| 0      | 10    | 10       | 1     | 759    | 9     | 9        | 1     |
| 1      | 2     | 2        | 1     | 760    | 1     | 1        | 1     |
| 2      | 10    | 10       | 1     | 761    | 14    | 14       | 1     |
| 3      | 3     | 3        | 1     | 762    | 1     | 6        | 0     |
| 4      | 7     | 7        | 1     | 763    | 4     | 4        | 1     |
| 5      | 10    | 10       | 1     | 764    | 9     | 9        | 1     |
| 6      | 13    | 13       | 1     | 765    | 14    | 14       | 1     |
| 7      | 8     | 8        | 1     | 766    | 3     | 3        | 1     |
| 8      | 6     | 0        | 0     | 767    | 1     | 1        | 1     |
| 9      | 7     | 7        | 1     | 768    | 11    | 11       | 1     |

**Tabel 4.16** Perbandingan Hasil *Pred* dan *Actua*.

Sedangkan *S* adalah banyak data yang diprediksi. Pada perhitungan akurasi ini diketahui *Tb* memiliki nilai 665 sedangkan total semua data atau *S* adalah 768. Maka akurasi yang didapatkan sebesar 86.58%.

$$akurasi = \frac{665}{768} * 100\%$$
$$akurasi = 86.58\%$$

### 4.4 Evaluasi

Berikut merupakan evaluasi menggunakan k-fold cross validation dalam melakukan perhitungan efisiensi waktu dan akurasi dalam melakukan klasifikasi menggunakan ekstraksi fitur MTH. Dalam tahap evaluasi ini menggunakan machine learning yaitu k-NN dan dibandingkan dengan hasil klasifikasi menggunakan *Decision Tree*. Pada penelitian yang dilakukan oleh Abdul Haris Rangkuti (Rangkuti dkk., 2015) menggunakan metode klasifikasi *Decision Tree* menghasilkan akurasi antara 80% – 85% untuk motif lereng, parang, kawung, nitik dan truntum menggunakan 20 data testing dan untuk motif megamendung dan ceplok masing-masing 10 data menghasilkan akurasi sebesar 30% – 40%. Dengan

hasil tersebut *Decision Tree* dipilih sebagai metode pembanding pada penelitian ini.
Untuk model *Decision Tree* dapat dilihat pada Lampiran 7.

Penggunaan *k-fold cross validation* untuk melihat keandalan metode *machine learning* yang digunakan. Dengan menggunakan nilai k adalah 5 sehingga dalam prosesnya seluruh data akan dibagi menjadi 5 bagian dan diacak. Setelah itu untuk setiap percobaan sebuah data menjadi data *testing* dan sisanya menjadi data *training*. Sehingga semua data pada yang menggunakan *k-fold cross validation* digunakan sebagai data *training* dan data *testing*.

Tabel 4.17 Hasil Cross Valdidation k-NN

| Percobaan | Akurasi Setiap Pecobaan | Waktu Setiap Percobaan |
|-----------|-------------------------|------------------------|
| 1         | 85,9375                 | 0,9679343700408936     |
| 2         | 89,453125               | 0,8768770694732666     |
| 3         | 85,80729166666666       | 0,7552957534790039     |
| 4         | 83,96349413298566       | 0,7408456802368164     |
| 5         | 86,57105606258149       | 0,7746379375457764     |
| Rata-rata | 86,34649337244676       | 0,7552701473236084     |

Tabel 4.18 Hasil Cross Validation Decision Tree

| Percobaan | Akurasi Setiap Pecobaan | Waktu Setiap Percobaan |
|-----------|-------------------------|------------------------|
| 1         | 82,8125                 | 0,1284940242767334     |
| 2         | 83,984375               | 0,12306857109069824    |
| 3         | 82,94270833333334       | 0,12167811393737793    |
| 4         | 87,61408083441981       | 0,11969947814941406    |
| 5         | 83,44198174706649       | 0,11723732948303223    |
| Rata-rata | 84,15912918296394       | 0,12203550338745117    |

Pada Tabel 4.17 merupakan hasil akurasi dan kecepatan menggunakan *machine learning* yaitu k-NN pada tabel tersebut akurasi rata-rata yang didapatkan oleh k-NN dalam melakukan klasifikasi data ekstraksi fitur MTH adalah 86,34% dengan waktu rata-rata adalah 0,755 detik. Sedangkan untuk pada Tabel 4.18 yang

merupakan klasifikasi data ekstraksi fitur MTH menggunakan metode *Decision Tree*, didapatkan rata-rata akurasi sebesar 84,15% dengan waktu rata-rata adalah 0,122 detik.

### **BAB V**

### **PENUTUP**

# 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan esktraksi fitur MTH dan evaluasi menggunakan motif batik didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

- 1. Waktu yang dibutuhkan untuk mendapatkan fitur MTH dari citra batik melewati beberapa tahap, yaitu *preprocessing*, kuantisasi warna, deteksi orientasi tepi, deteksi *texton* pada kuantisasi warna, fitur representasi sehingga mendapatkan fitur MTH. Ekstraksi fitur MTH menghabiskan waktu selama 738 detik melakukan ekstraksi pada 3838 citra batik. Dapat disimpulkan bahwasanya proses ekstraksi fitur MTH selama 1 detik ekstraksi fitur MTH dapat melakukan ekstraksi pada 5 citra berukuran 255x255.
- 2. Pada proses klasifikasi terhadap motif batik menggunakan ekstraksi fitur MTH didapatkan akurasi rata-rata sebesar 86.34% dengan waktu rata-rata selama 0,755 detik menggunakan k-NN. Sedangkan jika dibandingkan dengan menggunakan *Decision Tree* didapatkan akurasi rata-rata sebesar 84.15% dengan waktu rata-rata selama 0,122 detik. Sehingga dari hasil evaluasi tersebut dapat disimpulkan proses klasifikasi menggunakan k-NN memiliki akurasi lebih besar daripada *Decision Tree* akan tetapi k-NN memiliki waktu komputasi yang lebih lama daripada *Decision Tree*.

# 5.2 Saran

Berdasarkan pembahasan yang telah dibahas sebelumnya. Terdapat beberapa saran sehingga penelitian selanjutnya menjadi lebih baik:

- 1. Menerapkan metode *preprocessing* lain pada dataset motif batik.
- 2. Menerapkan algoritma lain dalam melakukan proses klasifikasi yang diterapkan pada dataset citra motif batik dengan ekstraksi fitur MTH.
- Melakukan perbandingan akurasi dan waktu proses ekstraksi fitur MTH dengan operasi ekstraksi fitur lain pada citra motif batik.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- Abdullah. (2004). *Tafsir Ibnu Katsir Jilid 3* (M. A. Ghoffar & A. I. Al-Atsari (eds.); 1st ed.). Pustaka Imam Asy-Syafi'i.
- Arisandi, R. R. R., Warsito, B., & Hakim, A. R. (2022). Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *Jurnal Gaussian*, 11(1), 130–139. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33991
- Budianto, W. (2016). *Machine Learning and Computational Intelligence* (T. A. Prabawati (ed.)). C.V. ANDI.
- Fahmi, H., Zen, R. A. M., Sanabila, H. R., Nurhaida, I., & Arymurthy, A. M. (2016). Feature selection and reduction for batik image retrieval. *ACM International Conference Proceeding Series*, 47–52. https://doi.org/10.1145/3033288.3033327
- Harianto, D., Elvan, S., & Roland. (2022). *Sunibatik Dataset*. https://www.kaggle.com/datasets/dodyharianto/sunibatik-dataset
- Jasmi, K. A. (2018). Wasiat Allah SWT Kepada Bani Israil: Surah al-Baqarah (2: 40-46). *Program Budaya Al-Quran*, 22, 1–25.
- Julesz, B. (1981). Textons, the elements of texture perception, and their interactions. *Nature*, 290(5802), 91–97. https://doi.org/10.1038/290091a0
- Kemenag RI. (2023). *Qur'an Kemenag*. Lajnah Pentashihan Mushaf Al-Quran. https://quran.kemenag.go.id/
- Kurniawan, A. (2020). *Harus Tahu, Serba-serbi Motif Batik Daerah di Indonesia*. https://travel.kompas.com/read/2020/10/10/090300027/harus-tahu-serba-serbi-motif-batik-daerah-di-indonesia
- Kusumanto, R., & Tompunu, A. N. (2017). Pengolahan Citra Digital untuk Mendekteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normasilasi RGB. Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011.
- Liantoni, F. (2016). Klasifikasi Daun Dengan Perbaikan Fitur Citra Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal ULTIMATICS*, 7(2), 98–104. https://doi.org/10.31937/ti.v7i2.356
- Liu, G. H., Zhang, L., Hou, Y. K., Li, Z. Y., & Yang, J. Y. (2010). Image retrieval based on multi-texton histogram. *Pattern Recognition*, *43*(7), 2380–2389. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2010.02.012
- Lusiana, V. (2019). Deteksi Tepi pada Citra Digital Menggunakan Metode Kirsch dan Robinson. *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, *18*(2), 182–189.
- Minarno, A. E., Maulani, A. S., Kurniawardhani, A., Bimantoro, F., & Suciati, N. (2018). Comparison of methods for Batik classification using multi texton histogram. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 16(3), 1358–1366. https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v16i3.7376

- Monalisa, S., & Hadi, F. (2020). Penerapan Algoritma CART Dalam Menentukan Jurusan Siswa di MAN 1 Inhil. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 9(3), 387–394. https://doi.org/10.32736/sisfokom.v9i3.932
- Munantri, N. Z., Sofyan, H., & Yanu, M. (2019). Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Umur Pohon. *Telematika*, *16*(2), 97–104.
- Muslim, A. H. (1994). *Tarjamah Shahih Muslim Jilid I* (A. B. Musthofa (ed.)). CV. Asy Syifa' Semarang. Indonesia.
- Nasution, T. (2018). Segmentasi Citra Digital Berbasis Clustering Menggunakan Deteksi Tepi *Sobel. SATIN Sains Dan Teknologi Informasi*, *1*(2), 15–27. https://doi.org/10.33372/stn.v1i2.320
- Rangkuti, A. H., Rasjid, Z. E., & Santoso, D. J. (2015). Batik Image Classification Using Treeval and Treefit as Decision Tree Function in Optimizing Content Based Batik Image Retrieval. *Procedia Computer Science*, *59*, 577–583. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.551
- Sentosa, E., Mulyana, D. I., Cahyana, A. F., & Pramuditasari, N. G. (2022). Implementasi Image Classification Pada Batik Motif Bali Dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, *6*(1), 1451–1463.
- Suwantra, M. A. P., Ramadhani, K. N., & Sthevanie, F. (2020). Leaf Species Identification Using Multi Texton Histogram and Support Vector Machine. *ACM International Conference Proceeding Series*, 41–45. https://doi.org/10.1145/3383812.3383835
- Tarakci, F., & Ozkan, I. A. (2021). Comparison of classification performance of kNN and WKNN algorithms. *Selcuk University Journal of Engineering Sciences* 20(02): 32-37, 2021, 20(02), 32–37. https://sujes.selcuk.edu.tr/sujes/article/view/536
- Taslim, A. (2021). *Al Jamil, Yang Maha Indah*. https://muslim.or.id/3736-al-jamil-yang-maha-indah.html#\_ftnref1
- Trapsiladi, P., Widyantoko, Z., Setiawan, J., & Syabana, D. K. (2021). Development of a Batik Analyzer as an Application for Identification of Batik Products and their Imitations. *Prosiding Seminar Nasional Industri Kerajinan Dan Batik Membangun Industri Kerajinan Dan Batik Yang Tangguh Di Masa Pandemi*.
- Wibowo, H., & Minarno, A. E. (2015). Klasifikasi Citra Menggunakan Multi Texton Histogram dan Probabilistic Neural Network. *Seminar Teknologi Dan Rekayasa (SENTRA)*, 978–979.

# LAMPIRAN

| <b>Lampiran 1</b> Va<br>Baris 0 dan 1 |  |  |
|---------------------------------------|--|--|
|                                       | [3   | Sama Dengan T1   |
|                                       | [3   | Sama Dengan T1  Sama Dengan T2   |
|                                       |  | Sama Dengan T1   |
|                                       | [31]   | 31]<br>11] Sama Dengan T2<br>31]   |
|                                       | $\begin{bmatrix} 2 \\ 7 \end{bmatrix}$           | Tidak Memiliki Kesamaan  |
| Hasil                                 |  |  |
|                                       |  | $\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 23 & 31 & 31 & 31 & 11 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 23 & 27 & 31 & 31 & 31 & 0 & 0 \end{bmatrix}$   |
| Baris 2 dan 3                         | -0   |  |
|                                       | 3  | Sama Dengan T1   |
|                                       |  | Sama Dengan T2   |
|                                       | [27  | Sama Dengan T1  Sama Dengan T2  Sama Dengan T2  Tidak Memiliki Kesamaan  Sama Dengan T1  Tidak Memiliki Kesamaan  Tidak Memiliki Kesamaan  Tidak Memiliki Kesamaan |
|                                       | [31  | Sama Dengan T1   |
|                                       | l31<br>[11<br>6                                  | Tidak Memiliki Kesamaan 43   |
| Hasil                                 |  |  |
|                                       |  | $\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 7 & 0 & 0 & 31 & 31 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 0 & 0 \end{bmatrix}$   |
| Baris 4 dan 5                         | -0   | _  |
|                                       | [3   | Sama Dengan T1   |
|                                       | $\begin{bmatrix} 3 \\ 3 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$ | Sama Dengan T1 Sama Dengan T1 Sama Dengan T1   |
|                                       | [7   | Tidak Memiliki Kesamaan  |
|                                       | l6<br>[31<br>31                                  | 31 Sama Dengan T1  |
|                                       | $\begin{bmatrix} 27 \\ 27 \\ 27 \end{bmatrix}$   | Sama Dengan T2   |

Hasil

 $\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 27 & 23 \\ 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 31 & 31 & 27 & 23 \end{bmatrix}$ 

| Baris 6 dan 7   | [3] [3] [3] [6] [1] [31] [7] [7]  | 3]<br>3]<br>31]<br>31]<br>31]<br>31]<br>3]             |   |                                       |   |                                       | Sam<br>Tida<br>Sam                                 | na De<br>na De<br>nk Me<br>na De<br>na De | ngai<br>emil<br>ngai                   | n T1<br>iki Ke<br>n T1        | samaan |
|-----------------|---|--|---|---------------------------------------|---|---------------------------------------|--|---|--|-------------------------------|--------|
| Hasil           |   | $\begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix}$                 | 3   |                                       | 3 0<br>3 0                                  | 0                                     | 31<br>31   | 31<br>31                                  | 7<br>7                                 | 3]                            |        |
| Baris 8 dan 9   | $\begin{bmatrix} 3 \\ 3 \\ 5 \\ 3 \\ 2 \\ 3 \\ 31 \\ 31 \\ 57 \\ 7 \end{bmatrix}$ | 3]<br>3]<br>3]<br>31]<br>27]<br>31]<br>47]<br>3]<br>3] |   |                                       |   |                                       | Sam<br>Tida<br>Sam                                 | na De<br>na De<br>nk Me<br>na De<br>na De | ngai<br>emil<br>ngai                   | n T1<br>iki Ke<br>n T1        | samaan |
| Hasil Keseluruh | ıan   | $[^{3}_{3}$  | 3   |                                       | 3 0<br>3 0                                  | 0                                     | 31<br>31   | 31<br>47                                  | 7<br>7                                 | <sup>3</sup> <sub>3</sub> ]   |        |
|                 |   | 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3                  | 3<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3 | 23<br>7<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3<br>3 | 31<br>27<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0 | 31<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0<br>0 | 31<br>31<br>31<br>31<br>31<br>31<br>31<br>31<br>31 |   | 0<br>0<br>0<br>27<br>27<br>7<br>7<br>7 | 0<br>0<br>7 23<br>7 23<br>3 3 |        |

Lampiran 2 Hasil Perhitungan Representasi Fitur

## Sudut

| · ·   | 00         |     | laut | 450  | T 11   | D 4 4     |
|-------|------------|-----|------|------|--------|-----------|
| Index | <b>0</b> ° | 90° | 45°  | -45° | Jumlah | Rata-rata |
| 0     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 1     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 2     | 1          | 0   | 0    | 0    | 1      | 0,25      |
| 3     | 13         | 11  | 5    | 6    | 35     | 8,75      |
| 4     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 5     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 6     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 7     | 2          | 1   | 1    | 3    | 7      | 1,75      |
| 8     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 9     | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 10    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 11    | 0          | 1   | 0    | 0    | 1      | 0,25      |
| 12    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 13    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 14    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 15    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 16    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 17    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 18    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 19    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 20    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 21    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 22    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 23    | 1          | 2   | 1    | 0    | 4      | 1         |
| 24    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 25    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 26    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 27    | 1          | 1   | 1    | 1    | 4      | 1         |
| 28    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 29    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 30    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 31    | 4          | 5   | 5    | 2    | 16     | 4         |
| 32    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 33    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 34    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 35    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 36    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 37    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 38    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |
| 39    | 0          | 0   | 0    | 0    | 0      | 0         |

| 40 |    |    |    |   |    |      |
|----|----|----|----|---|----|------|
| 40 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 41 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 42 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 43 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 44 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 45 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 46 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 47 | 2  | 0  | 0  | 0 | 2  | 0,5  |
| 48 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 49 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 50 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 51 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 52 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 53 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 54 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 55 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 56 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 57 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 58 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 59 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 60 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 61 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 62 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 63 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 64 | 5  | 7  | 5  | 1 | 18 | 4,5  |
| 65 | 22 | 27 | 19 | 0 | 68 | 17   |
| 66 | 5  | 8  | 6  | 0 | 19 | 4,75 |
| 67 | 2  | 5  | 2  | 0 | 9  | 2,25 |
| 68 | 2  | 2  | 1  | 0 | 5  | 1,25 |
| 69 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 70 | 0  | 1  | 0  | 0 | 1  | 0,25 |
| 71 | 1  | 1  | 1  | 1 | 4  | 1    |
| 72 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 73 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 74 | 1  | 2  | 2  | 0 | 5  | 1,25 |
| 75 | 0  | 0  | 0  | 0 | 0  | 0    |
| 76 | 2  | 4  | 2  | 0 | 8  | 2    |
| 77 | 0  | 2  | 0  | 0 | 2  | 0,5  |
| 78 | 1  | 2  | 1  | 0 | 4  | 1    |
| 79 | 1  | 2  | 1  | 1 | 5  | 1,25 |
| 80 | 1  | 1  | 1  | 1 | 4  | 1    |
| 81 | 2  | 4  | 2  | 0 | 8  | 2    |

Lampiran 3 Data 1 dan Data 2

| 1 dai | Data1    | Data2    | (Data1-Data2)^2 |
|-------|----------|----------|-----------------|
| 0     | 0,162787 | 0,415864 | 0,064047792     |
| 1     | 0,000409 | 0,036161 | 0,001278215     |
| 2     | 0        | 0,008886 | 7,89607E-05     |
| 3     | 0        | 0,000765 | 5,85503E-07     |
| 4     | 0,001354 | 0,000963 | 1,53494E-07     |
| 5     | 0,030845 | 0,036827 | 3,57867E-05     |
| 6     | 0        | 0,00311  | 9,67268E-06     |
| 7     | 0        | 9,87E-05 | 9,74823E-09     |
| 8     | 0        | 0        | 0               |
| 9     | 0,024814 | 0        | 0,000615745     |
| 10    | 0        | 0        | 0               |
| 11    | 0        | 0        | 0               |
| 12    | 0        | 0        | 0               |
| 13    | 0        | 0        | 0               |
| 14    | 0        | 0        | 0               |
| 15    | 0        | 0        | 0               |
| 16    | 0,141142 | 0,055488 | 0,007336603     |
| 17    | 0,027089 | 0,020611 | 4,19656E-05     |
| 18    | 0        | 0,001234 | 1,52316E-06     |
| 19    | 0        | 0,000296 | 8,77341E-08     |
| 20    | 0,000639 | 0,001086 | 1,99972E-07     |
| 21    | 0,256064 | 0,296446 | 0,001630708     |
| 22    | 0,007513 | 0,140571 | 0,017704445     |
| 23    | 0        | 0,013452 | 0,000180967     |
| 24    | 0        | 0        | 0               |
| 25    | 0,109121 | 4,94E-05 | 0,011896663     |
| 26    | 0,232783 | 0,087478 | 0,021113772     |
| 27    | 0        | 0,01012  | 0,000102417     |
| 28    | 0        | 0        | 0               |
| 30    | 0        | 0        | 0               |
| 31    | 0,017965 | 0        | 0,000322755     |
| 32    | 0        | 0        | 0               |
| 33    | 0        | 0        | 0               |
| 34    | 0        | 0        | 0               |
| 35    | 0        | 0        | 0               |
| 36    | 0        | 0        | 0               |
| 37    | 0,074136 | 0,015896 | 0,003391889     |
| 38    | 0,074136 | 0,013896 | 1,61562E-05     |
| 39    | 0,003731 | 0,007731 | 2,81724E-06     |
| 40    | 0        | 0,001078 | 2,81724E-00     |
|       | ı U      | U        | U               |

| 41 | 0,000153 | 0,000494 | 1,15827E-07 |
|----|----------|----------|-------------|
| 42 | 0,171578 | 0,095203 | 0,005833132 |
| 43 | 0,005086 | 0,06077  | 0,003100791 |
| 44 | 0        | 0        | 0           |
| 45 | 0        | 0        | 0           |
| 46 | 0,122103 | 7,4E-05  | 0,014891135 |
| 47 | 0,062406 | 0,010614 | 0,002682439 |
| 48 | 0        | 0        | 0           |
| 49 | 0        | 0        | 0           |
| 50 | 0        | 0        | 0           |
| 51 | 0        | 0        | 0           |
| 52 | 0        | 0        | 0           |
| 53 | 0        | 0        | 0           |
| 54 | 0        | 0        | 0           |
| 55 | 0        | 0        | 0           |
| 56 | 0        | 0        | 0           |
| 57 | 0        | 0        | 0           |
| 58 | 0,001814 | 0,000346 | 2,15755E-06 |
| 59 | 2,56E-05 | 0,001555 | 2,33934E-06 |
| 60 | 0        | 0        | 0           |
| 61 | 0        | 0        | 0           |
| 62 | 0        | 0        | 0           |
| 63 | 0,013928 | 0,010564 | 1,13111E-05 |
| 64 | 0,168384 | 0,097302 | 0,005052715 |
| 65 | 0,374999 | 0,336137 | 0,001510231 |
| 66 | 0,24045  | 0,258928 | 0,000341426 |
| 67 | 0,154814 | 0,18589  | 0,000965701 |
| 68 | 0,10884  | 0,144693 | 0,001285462 |
| 69 | 0,079784 | 0,12354  | 0,001914601 |
| 70 | 0,068258 | 0,102115 | 0,001146263 |
| 71 | 0,057295 | 0,093352 | 0,00130012  |
| 72 | 0,053436 | 0,084935 | 0,000992189 |
| 73 | 0,05037  | 0,08375  | 0,001114282 |
| 74 | 0,054791 | 0,091303 | 0,001333191 |
| 75 | 0,058445 | 0,092562 | 0,001163991 |
| 76 | 0,064757 | 0,106262 | 0,001722614 |
| 77 | 0,085943 | 0,126773 | 0,001667157 |
| 78 | 0,10792  | 0,153604 | 0,002087028 |
| 79 | 0,156807 | 0,196183 | 0,001550418 |
| 80 | 0,253943 | 0,272479 | 0,00034357  |
| 81 | 0,603514 | 0,466588 | 0,018748766 |
|    | Jumla    | h        | 0,200573033 |

**Lampiran 4** Hasil Perhitungan Jarak

https://tinyurl.com/HasilPerhitunganJarak

Lampiran 5 Hasil Pengurutan Perhitungan Jarak

 $\underline{https://tinyurl.com/PengurutanPerhitunganJarak}$ 

Lampiran 6 Hasil Validasi Kelas

https://tinyurl.com/HasilValidasiKelas

Lampiran 7 Model Decision Tree

https://tinyurl.com/ModelDecisionTree

Lampiran 8 Hasil Seleruh Ekstraksi Fitur MTH

https://tinyurl.com/EkstraksiFiturMTH

#### **RIWAYAT HIDUP**



Azis Yulianas, biasa dipanggil Ali atau Azis, lahir di Klaten 22 Juli 1999. Berdomisili Poitan, Jagalan, Karangnongko, Klaten. Anak pertama dari dua bersaudara putra dari pasangan Ibu Sri Lestari dan Bapak Anas Subarnas. Pendidikan dasar dihabiskan di SDN 2 Gayamprit lulus pada tahun 2012, selanjutnya bersekolah di SMPN 7 Klaten lulus pada tahun 2015, dan melanjutkan

pada SMKN 1 Klaten pada jurusan Teknik Komputer dan Jaringan lulus pada tahun 2018, selanjutnya menempuh pendidikan tinggi di UIN Maulana Malik Ibrahim Malang pada jurusan Matematika. Peneliti dapat dihubungi melalui email: azis3111@gmail.com dan untuk projek lain dapat dilihat pada https://github.com/azisyulianas.



### KEMENTERIAN AGAMA RI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Gajayana No.50 Dinoyo Malang Telp. / Fax. (0341)558933

#### **BUKTI KONSULTASI SKRIPSI**

Nama

: Azis Yulianas

NIM

: 19610075

Fakultas / Program Studi

: SAINTEK/Matematik

Judul Skripsi

: Klasifikasi Motif Batik Berdasarkan Ekstraksi

Texture Dengan Menggunakan Metode Multi

Texton Histogram (MTH)

Pembimbing I Pembimbing II : Hisyam Fahmi, M.Kom : Erna Herawati, M.Pd

| No  | Tanggal           | Hal                                  | Tanda Tangan |
|-----|-------------------|--------------------------------------|--------------|
| 1.  | 03 November 2022  | Acc Pengajuan Topik                  | 1.           |
| 2.  | 15 Desember 2022  | Bimbingan Bab I, II, dan III         | 2.           |
| 3.  | 22 Desember 2022  | Revisi Bab I, II dan III             | 3.           |
| 4.  | 17 Febuari 2023   | Acc Bab I, II, dan III               | 4.           |
| 5.  | 17 Febuari 2023 - | Bimbingan Integrasi Agama Bab<br>I   | 5. P. M.     |
| 6.  | 6 Maret 2023      | Revisi Integrasi Agama Bab I         | 6. Ku        |
| 7.  | 8 Maret 2023      | Bimbingan Integrasi Agama Bab<br>III | 7. Kul       |
| 8.  | 10 Maret 2023     | Acc Integrasi Agama Bab I dan III    | 8. Kus       |
| 9.  | 13 Maret 2023     | Acc Proposal                         | 2.4          |
| 10. | 9 Mei 2023        | Bimbingan Bab I, II, III, dan IV     | 10.          |
| 11. | 15 Mei 2023       | Acc Bab I, II, III, dan IV           | 11           |
| 12. | 15 Mei 2023       | Bimbingan Integrasi Agama Bab IV     | 12. Ray      |
| 13. | 16 Mei 2023       | Revisi Integrasi Agama Bab IV        | 13. Y Zul    |
| 14. | 17 Mei 2023       | Revisi Integrasi Agama Bab IV        | 14. <b>I</b> |



## KEMENTERIAN AGAMA RI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Gajayana No.50 Dinoyo Malang Telp. / Fax. (0341)558933

| 15. | 23 Mei 2023 | Revisi Integrasi Agama Bab IV | 15. A Meg |
|-----|-------------|-------------------------------|-----------|
| 16. | 24 Mei 2023 | Acc Integrasi Agama Bab IV    | 16. Lug   |
| 17. | 26 Mei 2023 | Acc Seminar Hasil             | 17.       |

Malang, 23 Juni 2023

Mengetahui,

RIKetta Program Studi Matematika

Dr. Edy Susanti, M.Sc

TIP 19741129 200012 2 005