

**KLASIFIKASI ULOS BATAK TOBA MENGGUNAKAN
NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN *HARALICK***

SKRIPSI

Oleh :

HELDAWATY SIAGIAN

NPM. 178160094



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

MEDAN

2022

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 26/12/22

Access From (repository.uma.ac.id)26/12/22

KLASIFIKASI ULOS BATAK TOBA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN HARALICK

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk
Memperoleh Gelar Sarjana di Fakultas
Teknik Universitas Medan Area

Oleh:

HELDAWATY SIAGIAN

178160094

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

MEDAN

2022

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area


Document Accepted 26/12/22


Access From (repository.uma.ac.id)26/12/22

Judul Skripsi : **Klasifikasi Ulos Batak Toba Menggunakan Naïve Bayes Classifier**
Dan Haralick
Nama : **Heldawaty Siagian**
NPM : **178160094**
Fakultas : **Teknik**

Disetujui Oleh

Komisi Pembimbing


Muhathir, ST, M.Kom.
Pembimbing I


Nurul Khairina, S.Kom, M.Kom
Pembimbing II

Diketahui :


Dr. Rahmatul Syah, S.Kom, M.Kom
Dekan/WDI


Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom
Ka.Prodi

Tanggal Lulus :

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa tugas akhir ini adalah hasil penelitian, pemikiran dan presentasi asli saya sendiri. Saya tidak mencantumkan tanpa pengakuan bahan yang telah diterbitkan atau ditulis oleh orang lain sebelumnya, atau sebagai bahan yang telah diajukan untuk gelar diploma di Universitas Medan Area atau perguruan tinggi lainnya.

Apabila dikemudian hari terdapat kejanggalan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Medan Area.

Demikian pernyataan ini saya buat.

Medan, / 17/ November 2022

Yang membuat pernyataan,



Heldawaty Siagian

178160094

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS
AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademika Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Heldawaty Siagian
NPM : 178160094
Fakultas : Teknik
Studi : Informatika
Jenis Karya : Tugas Akhir

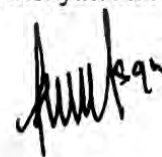
Demi pengembangan ilmu pengetahuan, setuju untuk memberikan kepada Universitas Medan **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Klasifikasi Ulos Batak Toba Menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Haralick dengan Hak Bebas Royalti yang bersifat non-eksklusif ini, Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihkan media/format, mengelola dalam bentuk database, memelihara dan mempublikasikan tugas akhir/tesis/skripsi saya selama saya tetap menyebut nama saya sebagai pencipta/penulis dan sebagai pemilik hak cipta. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di: Medan

Pada tanggal: 17 November 2022

Yang menyatakan



(Heldawaty Siagian)

ABSTRAK

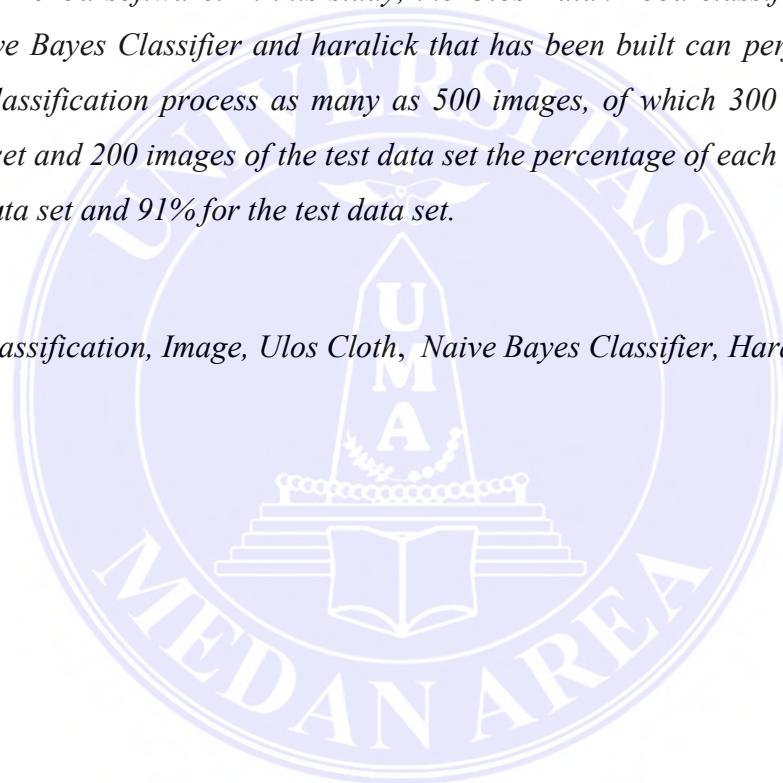
Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh metode *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick* dalam mengklasifikasikan Ulos Batak Toba. Penelitian ini menggunakan lima jenis kain Ulos yaitu Ulos Ragi Hidup, Ulos Pinuncaan, Ulos Sibolang, Ulos Sadum dan Ulos Tumtuman dimana tiap jenis kain ulos memiliki 60 sampel untuk data set latih dan 40 untuk data set uji. Algoritma yang digunakan pada proses pelatihan dan klasifikasi yaitu dengan menggunakan *Naive Bayes Classifier*, dimana citra sebelumnya sudah mendapatkan 6 elemen fitur dari proses ekstraksi fitur *haralick*. Penelitian ini diperoleh dengan menggunakan software MATLAB R2015a. Pada penelitian ini sistem klasifikasi Ulos Batak Toba menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan *haralick* yang telah dibangun dapat melakukan proses klasifikasi Ulos Batak Toba sebanyak 500 citra, dimana 300 citra data set latih dan 200 citra data set uji dihasilkan persentase masing-masing yaitu 80,80% untuk data set latih dan 91% untuk data set uji.

Kata Kunci : Klasifikasi, Citra, Kain Ulos, *Naive Bayes Classifier*, *Haralick*.

ABSTRACT

The purpose of this study was to determine the effect of the Naive Bayes Classifier and Haralick methods in classifying Ulos Batak Toba. This study used five types of Ulos cloth, namely Ulos Live Yeast, Ulos Pinuncaan, Ulos Sibolang, Ulos Sadum and Ulos Tumtuman where each type of ulos fabric had 60 samples for the training data set and 40 for the test data set. The algorithm used in the training and classification process is by using the Naive Bayes Classifier, where the previous image has obtained 6 feature elements from the haralick feature extraction process. This research was obtained using the MATLAB R2015a software. In this study, the Ulos Batak Toba classification system using the Naive Bayes Classifier and haralick that has been built can perform the Ulos Batak Toba classification process as many as 500 images, of which 300 images of the training data set and 200 images of the test data set the percentage of each is 80.80% for the training data set and 91% for the test data set.

Keywords : *Classification, Image, Ulos Cloth, Naive Bayes Classifier, Haralick.*



RIWAYAT HIDUP

Heldawaty Siagian, dilahirkan di Baribatali pada tanggal 19 Juli 1999 kec.Sigumpar, kab.Toba, anak kedua dari 7 bersaudara dari ayah SETIA BUDI SIAGIAN dan ibu LESTERIA SARAGI. Penulis menyelesaikan pendidikan sekolah dasar di Sekolah Dasar (SDN) 173584 Panjaitan, Kecamatan Sigumpar , Kab Toba. pada tahun 2011. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) pada Sekolah Menengah Pertama (SMP) N 1 Sigumpar, Kecamatan Sigumpar, Kab Toba, selama 3 tahun penuh dan selesai pada tahun 2014. Penulis melanjutkan pendidikan selanjutnya pada Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) Swasta Yapim Balige, Kecamatan Balige, kab. Toba pada tahun 2014 dan lulus pada tahun 2017.

Pada tahun 2017 penulis kembali melanjutkan pendidikan pada perguruan tinggi swasta, tepatnya pada Universitas Medan Area (UMA) Fakultas Teknik pada program studi Informatika.



KATA PENGANTAR

Puji dan Syukur peneliti panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa yang atas karuniaNya, sehingga peneliti dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Klasifikasi Ulos Batak Toba menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick*”** ini dengan baik, yang merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer Pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik di Universitas Medan area.

Skripsi ini banyak mendapat bimbingan dan dukungan serta bantuan dari berbagai pihak, yang pada kesempatan ini peneliti dengan segala kerendahan hati tidak lupa mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Teristimewa kepada Orangtua peneliti Mama Lesteria Saragi dan papa Setia Budi Siagian, serta Kakak dan Adik saya dan semua keluarga yang sangat Saya cintai yang telah memberikan cinta dan kasih sayang yang tulus dan memberikan dukungan serta doa yang tiada tara sehingga peneliti dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, Msc, Selaku Rektor Universitas Medan Area.
3. Bapak Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom, Selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
4. Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom, Selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan area.
5. Bapak Muhathir, ST, M.Kom, selaku dosen Pembimbing I yang telah bersedia meluangkan waktunya guna membimbing peneliti dalam menyelesaikan tulisan ini.
6. Ibu Nurul Khairina, S.Kom, M.Kom, selaku dosen Pembimbing II yang telah bersedia meluangkan waktunya guna membimbing peneliti dalam menyelesaikan tulisan ini.
7. Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom, selaku Ketua yang telah bersedia meluangkan waktunya guna membimbing peneliti dalam menyelesaikan tulisan ini.
8. Bapak Zulfikar Sembiring, S.Kom, M.Kom, selaku dosen Sekretaris yang

telah bersedia meluangkan waktunya guna membimbing peneliti dalam menyelesaikan tulisan ini.

9. Kepada Yang Peneliti Kasih dan Sayangi Jufriyono Siahaan, Yang selalu memberikan cinta kasih dan dukungan serta doa yang tulus sehingga peneliti dapat menyelesaikan skripsi ini.
10. Kepada diri sendiri, seluruh staf Universitas Medan Area, dan teman-teman peneliti yang saling memberikan semangat dalam masa perkuliahan di Universitas Medan Area.

Peneliti menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan tugas skripsi ini. Peneliti berharap tugas skripsi ini dapat bermanfaat baik untuk kalangan pendidikan maupun masyarakat. Akhir kata peneliti mengucapkan terimakasih.

Medan, September 2022

Peneliti

Heldawaty Siagian

NPM.178160094

DAFTAR ISI

ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABLE	viii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1. Klasifikasi	6
2.2. Ulos	6
2.2.1. Ulos Ragi Hidup	7
2.2.2. Ulos Sibolang	8
2.2.3. Ulos Pinuncaan	8
2.2.4. Ulos Sadum	9
2.2.5. Ulos Tumtuman	9
2.3. Citra	10
2.3.1. <i>Grayscale</i>	11
2.4. Haralick	12
2.5. Naive Bayes Clasifier	13
2.6. Metode Evaluasi	15
2.6.1. <i>Confusion Matrix</i>	15
2.6.2. Model Evaluasi.....	16
2.7. Penelitian Terdahulu	17

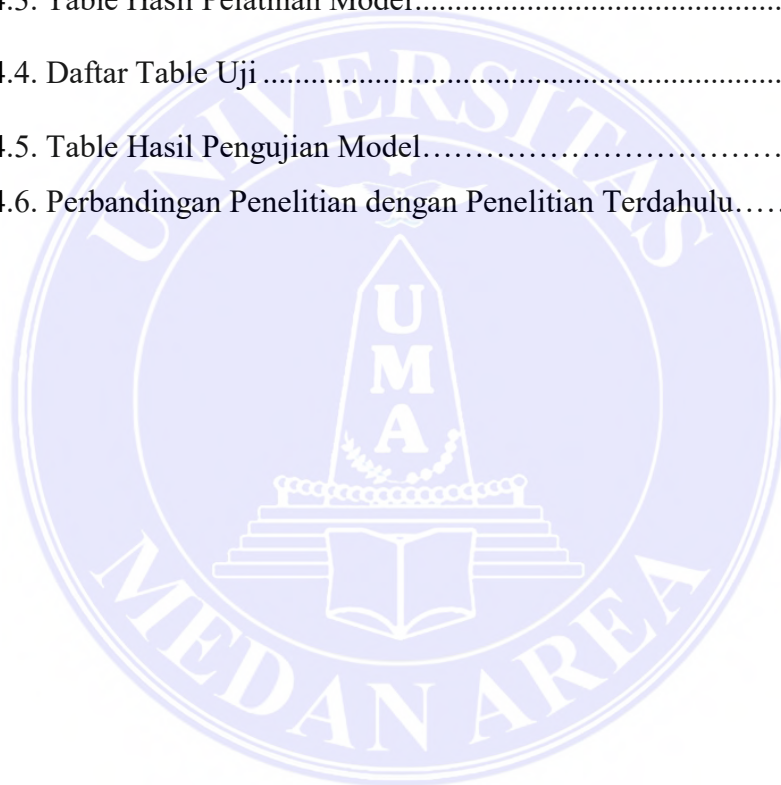
BAB III METODE PENELITIAN	20
3.1. Data yang digunakan	20
3.2. Pembagian Data	20
3.3. Sistem Pengklasifikasian Ulos	21
3.2.1. Input Data.....	22
3.2.2. <i>Preprocessing</i>	22
3.2.3. <i>Feature Extraction (Haralick)</i>	24
3.2.4. Klasifikasi.....	25
3.2.5. Output Akhir.....	25
3.4. Menghitung Nilai Ekstraksi Fitur	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	49
4.1. Hasil Penelitian	49
4.1.1. Implementasi Sistem.....	49
4.1.2. Spesifikasi Perangkat Keras dan perangkat Lunak.....	49
4.1.3. Implementasi Data.....	49
4.1.4. Implementasi Klasifikasi.....	51
4.1.5. Pelatihan Sistem.....	56
4.1.6. <i>Confusion matrix</i> berdasarkan Sudut 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0	56
4.1.7. Pengujian Sistem.....	58
4.2. Pembahasan	61
BAB V 64 KESIMPULAN DAN SARAN	64
5.1. Kesimpulan	64
5.2. Saran	64
DAFTAR PUSTAKA	65
LAMPIRAN	67
DAFTAR PUSTAKA	68
LAMPIRAN	70

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Ulos Ragi Hidup.....	17
Gambar 2.2. Ulos Sibolang	18
Gambar 2.3. Ulos Pinunsaan.....	19
Gambar 2.4. Ulos Sadum	19
Gambar 2.5. Ulos Tumtuman.....	19
Gambar 2.6. Citra Hasil Konversi RGB Menjadi <i>Grayscale</i>	21
Gambar 3.1. Arsitektur Umum.....	32
Gambar 3.2. Citra Sebelum (a) dan Sesudah (b) Proses <i>Resize</i>	33
Gambar 3.3 Citra Hasil <i>Grayscale</i>	34
Gambar 3.5. Arah sudut Ketetangaan Piksel	36
Gambar 3.6. Contoh Matriks 7x7 dengan Variasi Angka 0 sampai 3.....	36
Gambar 3.7. Matriks <i>Haralick</i> 7x7 setelah Dibuat Simetris.....	37
Gambar 3.8. Hasil Normsalisasi Matriks <i>Haralick</i> 7x7.....	39
Gambar 4.1. Citra Hasil Klasifikasi	52

DAFTAR TABLE

Table 2.1. <i>Confusion Matrix</i>	25
Table 2.2. Penelitian Terdahulu	27
Table 4.1. Citra Sebelum dan Sesudah Resizing.....	48
Table 4.2. Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur	49
Table 4.3. Table Hasil Pelatihan Model.....	52
Table 4.4. Daftar Table Uji	54
Table 4.5. Table Hasil Pengujian Model.....	62
Table 4.6. Perbandingan Penelitian dengan Penelitian Terdahulu.....	64



BAB I

PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Indonesia sebagai Negara kepulauan merupakan suatu gugusan terpanjang dan terbesar di dunia yang senantiasa kaya dengan budaya dan masyarakat. Majemuk yang terdiri dari berbagai macam suku (etnik), agama, dan kepercayaan yang dianut oleh masyarakat. Hampir setiap suku bangsa memiliki bahasa daerah dan adat istiadat yang berbeda satu dengan yang lainnya salah satunya suku Batak (Sri Astuti, 2019). Batak merupakan kelompok etnis terbesar yang secara tradisional hidup di Sumatera Utara. Adat istiadat Batak dalam kehidupan kesehariannya merupakan wujud dari sistem nilai kebudayaan yang masih dijunjung tinggi sampai ini. Buktinya adalah sampai sekarang dimanapun orang batak dalam melaksanakan acara adat pastilah mereka akan menggunakan ulos (Maria & Bahrul Khair Amal, 2016).

Ulos adalah sejenis kain adat hasil kerajinan tradisional suku Batak. Kerajinan Ulos merupakan salah satu diantara kerajinan keluarga yang dapat ditemukan didaerah Tapanuli Utara, Tapanuli Selatan, Simalungun, Toba, Samosir dan Tanah Karo. Ulos adalah kain adat sebagaimana juga songket di daerah melayu, yang dipakai pada saat upacara perkawinan, penguburan, mendirikan dan memasuki ruah baru. Beberapa jenis tertentu dari ulos mempunyai nilai sacral dan magis sehingga ulos mempunyai fungsi dan peranan penting dalam kehidupan suku bangsa Batak (siregar, 2017). Dalam penelitian ini penulis memilih ulos dari daerah toba karena ulos yang digunakan dalam acara adat masyarakat Batak Toba ini terdiri dari beberapa jenis. Dan setiap jenis ulos memiliki fungsi yang berbeda-beda dalam penggunaannya. Namun walaupun memiliki motif yang berbeda, jika dilihat secara langsung motif ulos hampir mirip satu dengan yang lain. Sehingga membuat orang sulit membedakan nama ulos dan kegunaannya (Darwin, Izal M, & Rama, 2020). Dan untuk mengenai jenis ulos biasanya harus

menanyakan langsung kepada penenun atau orangtua yang lebih paham tentang ulos. Namun pengamatan mata secara langsung dan asumsi dari orangtua membutuhkan waktu yang lama dan memungkinkan adanya tingkat kesalahan yang tinggi (Rodearni, 2018).

Sebelumnya penelitian (Panggabean, 2020) untuk pengklasifikasian citra ulos telah ada digunakan, dengan judul “Klasifikasi Ulos dengan Ekstraksi fitur warna dan *Probabilistic Neural Network*”. Penelitian ini memaparkan tentang pengklasifikasian motif ulos berbasis pengolahan citra yang dapat memberikan informasi berupa motif ulos dengan menggunakan *Probabilistic Neural Network* dan menggunakan ekstraksi warna. Namun pengklasifikasian citra motif dengan *Probabilistic Neural Network* masih memiliki akurasi 80%.

Pada penelitian ini penulis akan mengklasifikasikan ulos batak toba berdasarkan tekstur pada ulos tersebut. Dalam pengolahannya menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick* untuk mengklasifikasikan ulos Batak Toba. *Naive bayes* memiliki keunggulan dalam mengolah data awal untuk memperoleh nilai akurasi yang tinggi dan cepat dalam perhitungan (Taufiq Qurahman, 2019). Kemudian *Haralick* merupakan suatu perhitungan komputasi untuk fitur tekstur yang dipandang dapat digunakan secara umum pada berbagai jenis data citra diantara banyaknya pendekatan statistic mengenai pengukuran dan karakteristik dari tekstur citra. Oleh karena itu, Penelitian saya kali ini berjudul “Klasifikasi Ulos Batak Toba menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick*”.

Penelitian sebelumnya (Verdy, 2018) yang berjudul “Klasifikasi Kain Ulos Batak Toba Menggunakan K-Nearest Neighbor”. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan diperoleh persentase keberhasilan klasifikasi kain ulos dengan ciri HSV dan metode knn memiliki hasil tertinggi yaitu 62.85%, motif yang digunakan ada lima ulos yaitu Ulos Jala Gabe, Ragi Hotang, Ragi Hotang Adat, Sadum, dan Suri Suri Ganjang. Berdasarkan hasil pengujian semakin banyaknya jumlah ciri akan meningkatkan persentase keberhasilan system mengenali kain ulos sebesar 51.42%, sedangkan dengan

16 jumlah ciri persentase keberhasilan meningkat menjadi 24.28%. tingkat keberhasilan dengan resize ke 50 x 50 px (54.28%) dan 100 x 100 px (62.85%).

Pada penelitian (Eghy, 2017) yang berjudul “Klasifikasi Kain Ulos Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*” bahwa system klasifikasi kain ulos menggunakan metode *Learning Vector Quantization* yang telah dibangun dapat melakukan proses klasifikasi kain ulos sebanyak 100 citra, dimana 75 citra data set latih dan 25 citra data set uji dihasilkan persentase masing-masing yaitu 85.3% untuk data set latih dan 64.0% untuk data set uji.

Penelitian tentang *Naïve bayes Classifier* (Heliyanti, Nana, Fathurrohman, & Kaslani, 2022) yang berjudul “Penerapan Model Klasifikasi Metode Naïve Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet”. Konsep dasar yang digunakan *naïve bayes* adalah teorema *bayes*, yaitu melakukan klasifikasi dengan melakukan perhitungan nilai probabilitas hasil dari penelitian ini memiliki akurasi 89,83%. Hasil prediksi Ya dan ternyata Ya sebanyak 34. Hasil prediksi Ya dan ternyata Tidak sebanyak 6. Hasil tidak dan ternyata Ya sebanyak 0. Hasil prediksi Tidak dan ternyata Tidak sebanyak 19. Hasil dari prediksi dengan uji 59 data baru maka mendapatkan hasil Ya sebanyak 40 siswa dan tidak ada 19 siswa.

Pada penelitian (Wiwit, Dinda, Muhammad, Ristu, & Muhammad, 2021) yang berjudul “Penerapan *Naïve Bayes* Dalam Mengklasifikasikan Masyarakat Miskin Di Desa Lepak”. Berdasarkan hasil pengujian *confusion matrix* dengan penggunaan metode klasifikasi *Naïve Bayes* terhadap dataset yang telah diambil pada objek penelitian diperoleh klasifikasi masyarakat miskin di desa Lepak yang memang miskin adalah 148 *record* dari 156 *record* yang artinya terdapat 8 *record* yang error, dimana dia lebih mirip dengan yang tidak miskin. Sedangkan untuk klasifikasi masyarakat tidak miskin terdaat 110 *record* dari 111 *record* yang memang tidak miskin dan sisanya 1 *record* yang error, dimana dia lebih mirip dengan miskin. Dilihat dari *positive class* dapat

diketahui bahwa klasifikasi kelas untuk masyarakat desa Lepak adalah kelas dengan masyarakat miskin dan diperoleh nilai akurasi sebesar 96.63%.

Kemudian penelitian tentang *Haralick* oleh (Devinta, Yuita, & Randy, 2019) yang berjudul “Selection Fitur *Information Gain* Pada Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan Ekstraksi Fitur *Haralick* dan *YUF Color Moment* “. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan bahwa penggunaan kombinasi dari kedua metode ekstraksi fitur, yaitu ekstraksi fitur warna dan tekstur, berpengaruh terhadap proses klasifikasi citra makanan. Hal tersebut dapat dibuktikan dari hasil nilai evaluasi yang didapatkan yaitu sebesar 97.4%. dan nilai akurasi ekstraksi fitur tekstur menggunakan *haralick* sebesar 71.46%.

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur tekstur dan metode *Naive Bayes Classifier* sebagai metode untuk proses klasifikasi karena metode ini merupakan salah satu metode yang baik sebagai metode klasifikasi berdasarkan beberapa penelitian yang dilakukan sebelumnya.

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah diuraikan diatas, maka masalah yang akan dibahas yaitu Bagaimana mengklasifikasikan citra motif ulos menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick* sehingga mampu mengenali jenis-jenis ulos Batak Toba yang ada.

1.3.Batasan Masalah

Adapun yang menjadi batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Terdapat lima motif ulos yang akan di klasifikasi yaitu ulos Ragi Hidup, Sibolang, Pinuncaan, Sadum, dan Tumtuman.
2. Citra ulos yang dklasifikasi adalah motif ulos hasil tenunan tradisional.
3. Citra ulos diambil menggunakan kamera ponsel dengan resolusi 13MP.

4. Setiap ulos memiliki 100 citra dengan 60 data latih dan 40 data uji.

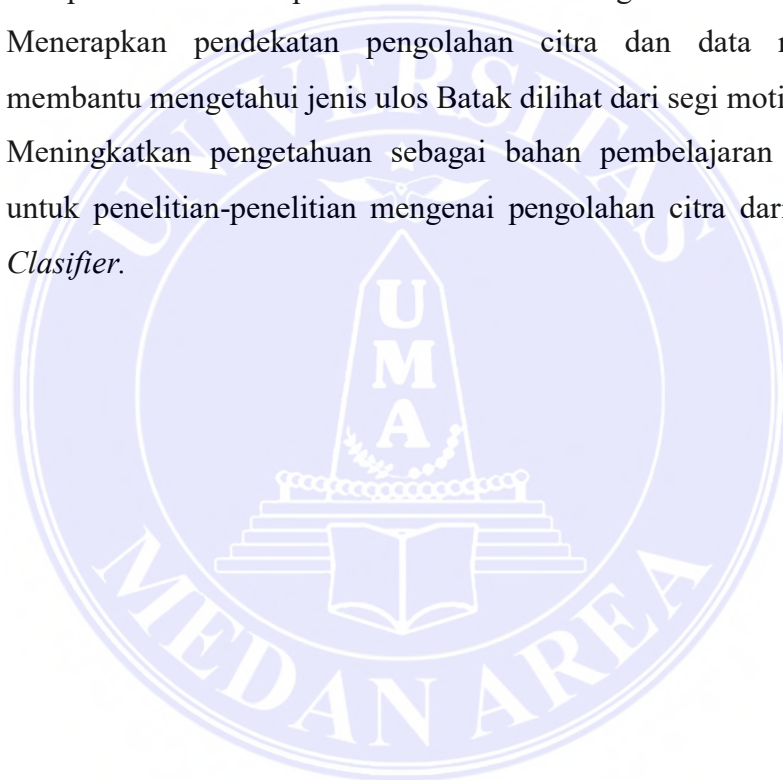
1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh metode *Naive Bayes Classifier* dan *Haralick* dalam mengklasifikasikan Ulos Batak Toba.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menerapkan pendekatan pengolahan citra dan data mining untuk membantu mengetahui jenis ulos Batak dilihat dari segi motif.
2. Meningkatkan pengetahuan sebagai bahan pembelajaran dan referensi untuk penelitian-penelitian mengenai pengolahan citra dari *Naive Bayes Classifier*.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi

Klasifikasi adalah sebuah proses untuk mencari model atau fungsi yang menjelaskan dan membedakan kelas atau konsep dari data, dengan tujuan untuk menggunakan model dan melakukan prediksi dari kelas suatu objek dimana tidak diketahui label dari kelas tersebut. Model yang ada berasal dari analisis kumpulan *training* data (objek data dimana kelas label diketahui) (Heliyanti Susana, Nana, Fathurrohman, & Kaslani, January 2022).

2.2. Ulos

Ulos adalah salah satu kain tenun yang berasal dari Sumatera Utara yang berbentuk selendang. Ulos merupakan benda sacral yang menjadi simbol restu, kasih sayang, dan persatuan, sama dengan pepatah Batak yang berbunyi Ijuk Pangihot ni hodong yang artinya pengikat kasih sayang antara sesama. Suku Batak merupakan suku asli yang berasal dari Sumatera Utara. Menurut BPS tahun 2010 suku Batak tercatat memiliki populasi sekitar 3,6% dengan lebih dari 8,4 juta anggota yang tinggal dan tersebar di pulau Sumatera. Adapun jenis suku Batak yang cukup familiar ialah Batak Toba. Suku Batak terdiri dari beberapa jenis suku yaitu Batak Toba, Karo, Simalungun, Pakpak, Angkola dan Mandailing. Meskipun suku Batak terdiri dari beberapa jenis suku, ulos menjadi kain tenun khas Suku Batak. Zaman dahulu ulos ditenun dan digunakann sebagai penghangat tubuh karena daerah Sumatera Utara memiliki suhu relative rendah terutama di daerah Danau Toba. Namun sekarang Ulos bukan lagi sebagai penghangat tubuh saja akan tetapi lebih banyak difungsikan sebagai pelengkap acara adat. Ulos memiliki banyak jenis sesuai fungsi masing-masing. Dan setiap sub suku batak memiliki jenis ulos yang berbeda mulai dari motif, tekstur, dan warnanya (siregar, 2017).

Masyarakat Batak sampai saat ini masih mempercayai bahwa Ulos memiliki kualitas religious dan sacral sehingga ulos menjadi sebuah benda yang diberkati. Hal ini membuat penenun Ulos bekerja dengan lebih cermat, dan hati-hati dalam proses pembuatannya, karena kesalahan motif, ukuran, maupun warna bisa merubah makna dan fungsi ulos yang dibuat. Kain ulos saat ini mempunyai peranan yang sangat penting bagi masyarakat Batak. Kain ulos memiliki beragam corak dan warna yang disesuaikan dengan kegunaan kain tersebut (Evan & Irwansyah, 2017).

2.2.1. Ulos Ragi Hidup

Kain ulos itu bermacam-macam jenisnya, ditandai dengan motif dan warna *kaleur* yang berbeda-beda pula. Makna dan penggunaannya berbeda-beda. Jenis-jenis ulos dari Batak Toba diantaranya: *ragidup*, *ragihotang*, dan *sibolang*. Simalungun, Mandailing, Karo, dan Pakpak juga memiliki jenis ulos masing-masing, dengan keragamannya (tentang macam-macam ulos dapat juga dibaca dalam buku “Warisan Leluhur Batak yang Terancam Punah” karya Siahaan Bisuk, 2015).

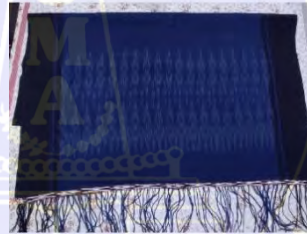
Ulos Ragidup menjadi perlambang betapa perlunya untuk tetap hidup. Oleh karenanya, hidup boleh saja susah, miskin dan menderita, tetapi tidak boleh menyerah, harus tetap dalam pengharapan untuk mencapai kebahagiaan hidup (Siahaan, 2015).



Gambar 2.1. Ulos ragidup

2.2.2. Ulos Sibolang

Ulos Sibolang memiliki dua makna yaitu untuk simbol sukacita dan dukacita. Dalam simbol sukacita ulos sibolang ini diberikan didalam upacara pernikahan yang bertujuan untuk sebagai pengikat batin dari kedua pengantin sama seperti rotan yang mempunyai ikatan yang sangat kuat yang tidak bisa berpisah atau dipisahkan satu dengan yang lainnya. Pemberian Ulos ini memiliki arti supaya sopan dan baik terhadap saudaranya dan mengerti siapa saja yang harus dihormatinya terutama terhadap keluarga perempuan. Dan dalam simbol dukacita ulos sibolang diberikan kepada seorang istri yang suaminya sudah meninggal. Ini merupakan salah satu simbol bahwa siistri tersebut telah menjadi seorang janda. Sebagai tanda menghormati jasanya yang telah menjadi seorang istri yang baik ketika suaminya masih hidup (Candra, 2016).



Gambar 2.2. Ulos Sibolang

2.2.3. Ulos Pinunnaan

Salah satu ulos yang tergolong mahal pada masyarakat Batak adalah Ulos Pinunnaan. Ulos pinunnaan dapat digunakan baik dalam keadaan sukacita maupun dukacita dengan mematuhi beberapa syarat adat. Ulos ini tergolong mahal karena terdiri dari lima bagian ditenun secara terpisah kemudian setiap bagian disatukan dengan rapi menjadi satu Ulos yang dapat dipakai dalam berbagai keperluan seperti acara dukacita maupun sukacita dalam acara adat. Ulos ini dipakai oleh Raja Adat maupun rakyat biasa selama memehui pedoman seperti pesta perkawinan atau upacara ada tuan rumah yang memakai Ulos ini.



Gambar 2.3. Ulos Pinuncaan

2.2.4. Ulos Sadum

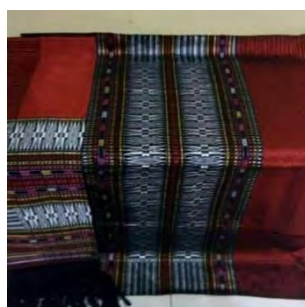
Ulos sadum adalah kain yang bermotif bunga dan gorga yang ramai dan lebih identik dengan warna merah. Suku Batak memaknai kain Ulos ini dengan lambang sukacita agar dalam suatu keluarga agar selalu merasakan sukacita dalam kegiatan setiap hari (Evan & Irwansyah, 2017).



Gambar 2.4. Ulos Sadum

2.2.5. Ulos Tumtuman

Dipakai Ulos tumtuman adalah sebuah tali-tali yang memiliki motif dan biasanya dipakai kan kepada anak pertama yang bersangkutan dari hasuhutan (Evan & Irwansyah, 2017).



Gambar 2.5. Ulos Tumtuman

2.3. Citra

Citra adalah representasi spasial dari objek berdimensi dua dalam koordinat kartesian (x, y) dan setiap unit koordinat merepresentasikan satu sinyal terkecil dari objek tersebut yang disebut piksel (Kulkarni, 2001). Sebuah citra didefinisikan dalam sebuah matriks dua dimensi $f(x, y)$ yang terdiri dari M kolom dan N baris. Perpotongan antara kolom dan baris merupakan elemen matriks yang disebut dengan piksel (Pulung, T, & Muljono, 2017).

Representasi dari matriks dua dimensi adalah sebagai berikut :

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

Secara matematis, batasan-batasan matriks dua dimensi $f(x,y)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$0 \leq x \leq (N - 1)$$

$$0 \leq y \leq (M - 1)$$

$$0 \leq f(x,y) \leq (G - 1)$$

Dengan keterangan sebagai berikut:

X = baris piksel pada citra

y = kolom piksel pada citra

$f(x,y)$ = nilai skala derajat keabuan piksel (x,y) pada citra

M = jumlah kolom pada matriks dua dimensi

N = jumlah baris pada matriks dua dimensi

G = nilai skala derajat keabuan

Nilai M , N , dan G umumnya didefinisikan sebagai perpangkatan bilangan bulat positif dengan basis dua. Nilai $M \times N$ (ukuran matriks dua dimensi) menyatakan ukuran citra yang umumnya disebut sebagai resolusi. Pada citra 8 bit, nilai G didefinisikan dalam $2^8 = 256$ warna dengan interval $[0, 255]$. Nilai

G bergantung pada proses digitalisasi dengan intensitas hitam dinyatakan dalam nilai 0 dan intensitas putih dinyatakan dalam nilai 255.

Secara umum, aplikasi pengolahan citra menampilkan citra menjadi kumpulan kode warna secara numerik yang disebut mode warna. Mode warna dibuat berdasar pada keterbatasan kemampuan komputer dalam mengenali banyaknya warna yang ada di dunia nyata.

2.3.1. *Grayscale*

Citra *Grayscale* merupakan citra yang nilai intensitas pikselnya didasarkan pada derajat keabuan. Pada citra *grayscale* 8-bit, derajat warna hitam sampai dengan putih dibagi ke dalam 256 derajat keabuan dimana warna hitam sempurna direpresentasikan dengan nilai 0 dan putih sempurna dengan nilai 255. Citra RGB dapat dikonversi menjadi citra *grayscale* sehingga dihasilkan hanya satu kanal warna. Persamaan yang umumnya digunakan untuk mengkonversi citra RGB truecolor 24-bit menjadi citra *grayscale* 8-bit adalah :

$$\text{Grayscale} = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B$$

Keterangan :

Grayscale adalah nilai intensitas citra *grayscale*, R adalah nilai intensitas piksel pada kanal merah, G adalah nilai intensitas piksel pada kanal hijau, dan B adalah nilai intensitas piksel pada kanal biru.



Gambar 2.6. Citra Hasil Konversi RGB Menjadi *grayscale*

2.4. Haralick

Metode ekstraksi fitur pada tekstur yang digunakan adalah algoritme Haralick. Algoritme ini terdiri dari 14 fitur yang telah dianalisis nilai akurasi dalam penelitian Dewi dan Ginardi (2014). Penelitian ini menerapkan empat fitur tertinggi dari hasil penelitian Dewi dan Ginardi (2014). Fitur-fitur tersebut terdiri dari *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *entropi*, *contrast* dan *variance*.

1. Correlation

Correlation menunjukkan bagaimana suatu piksel berkorelasi dengan piksel disekitarnya. Korelasi dapat dihitung menggunakan persamaan 6.

$$Korelasi = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (6)$$

2. Energy

Energy dapat diartikan juga sebagai keseragaman. Nilai energy dengan 1 akan didapatkan pada citra yang memiliki nilai keabuan konstan. Energy dapat dihitung menggunakan persamaan 7.

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (7)$$

3. Homogeneity

Homogeneity menunjukkan kesamaan yang terjadi pada piksel yang terdapat pada citra. Homogeneity dapat dihitung menggunakan persamaan 8.

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (8)$$

4. Variance

Variance menentukan sebaran data atau simpangan data dari rata-rata data. *Variance* berdasarkan sampel x dan sampel y dapat dihitung menggunakan persamaan 9.

$$Variance = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2 \quad (9)$$

5. Contrast

Menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukura variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$Contrast = \sum_{i,j} |i-j|^2 p(i,j) \quad (10)$$

6. Entropi

Entropi adalah ukuran ketidakaturan aras keabuan dalam suatu citra. Nilai entropi akan semakin tinggi jika nilai elemen piksel citra semakin acak. Untuk mencari ekstraksi fitur entropi dapat digunakan rumus sebagai berikut.

$$Entropi = \sum_{i,j=1}^L (i,j) \log(i,j) \quad (11)$$

2.5. Naive Bayes Classifier

Salah satu metode yang memiliki klasifikasi algoritma yang populer adalah metode *Naive Bayes Classifier*. Meskipun menggunakan asumsi kemandirian atribut (tidak adanya hubungan antara atribut satu dengan atribut yang lain) namun kinerja *Naive Bayes Classifier* sangatlah bagus. Asumsi independensi atribut ini pada data sebenarnya jarang terjadi, namun meskipun asumsi independensi massa atributt tetapi kinerja klasifikasi *Naive Bayes* ditembus cukup tinggi, hal ini dibuktikan pada berbagai penelitian empiris.

Klasifikasi adalah objek data tarif kerja untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Dalam pengklasifikasian terdapat dua pekerjaan pokok yang dilakukan yaitu (1) pembangunan model

sebagai prototipe untuk disimpan sebagai memori dan (2) penggunaan model untuk melakukan pengenalan / klasifikasi / prediksi pada suatu objek sehingga data lainnya tidak diketahui di kelas dimana objek data dalam model yang disimpan (Prasetyo, 2014). Klasifikasi adalah metode data mining yang dapat digunakan untuk mencari sekumpulan model proses (fungsi) yang dapat mendeskripsikan dan membedakan data atau konsep kelas, yang tujuannya agar model dapat digunakan untuk memprediksi kelas label objek yang tidak diketahui atau dapat memprediksi trend data yang muncul dimasa yang akan datang. Metode klasifikasi juga bertujuan untuk melakukan pemetaan data ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan sebelumnya berdasarkan nilai data atribut (Prasetyo, 2014).

Pada dasarnya maksud dari klasifikasi *Naïve Bayes* adalah mencari peluang bersyarat (posterior) dari dua kejadian, misalnya X dan Y, yang dinotasikan dengan $P(Y|X)$. Jika X adalah vector masukan yang berisi fitur dan Y adalah label kelas, maka notasi $P(Y|X)$ berarti peluang label kelas Y didapatkan setelah fitur - fitur X diamati. Menurut Prasetyo (2013), formula *Naïve Bayes* untuk klasifikasi adalah :

$$P(Y|X) = \frac{P(Y)\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)}{P(X)} \quad (1)$$

Dengan :

$P(X)$ = probabilitas X yang nilainya selalu tetap.

$P(Y|X)$ = probabilitas data dengan vector X pada kelas Y.

$P(Y)$ = probabilitas awal kelas Y.

$\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ = adalah probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X.

Dalam menentukan kelas hasil prediksi yang dibutuhkan hanya nilai maksimum dari $\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ karena $P(X)$ bernilai konstan, yang dikenal dengan sebutan Maximum A Posterior (MAP) dimana MAP ini dapat dinotasikan dengan

$$hMAP = \arg(\max \prod_{i=1}^q P(X_i|Y)) \quad (2)$$

2.6. Metode Evaluasi

Metode evaluasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Confusion matrix* model evaluasi.

2.6.1. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan table yang menggambarkan performa dari sebuah model atau algoritma secara spesifik. Setiap baris dari matrix tersebut, merepresentasikan kelas actual dari data, dan setiap kolom merepresentasikan kelas prediksi dari data (atau sebaliknya) (Irkham & Bety, 2019). Matrix tersebut dijelaskan pada table 3.1.

Tabel 2.1. *Confusion Matrix*

	<i>Predict Negative</i>	<i>Predict Positive</i>
<i>Actual Negative</i>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
<i>Actual Positive</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Positive (TP)</i>

1. *True Positive* :Berarti seberapa banyak data yang actual kelasnya positif,dan model juga memprediksi positif.
2. *True Negative* : Berarti seberapa banyak data yang actual kelasnya negative, dan model memprediksi negative.
3. *False Positive* : Berarti seberapa banyak data yang actual kelasnya negative, namun model prediksi positive.
4. *False Negative*, Berarti seberapa banyak data yang actual kelasnya positive, namun model memprediksi negative.

2.6.2. Model Evaluasi

Melalui 4 data yang ada pada *confusion matrix*, dapat diperoleh data-data lain yang sangat berguna untuk mengukur performa sebuah model, diantaranya :

1. Accuracy

Accuracy merupakan total keseluruhan seberapa sering benar mengklasifikasi. Formula *accuracy* dapat ditulis menggunakan persamaan 1.

$$Accuracy = \frac{TP}{Total} \times 100\% \quad (1)$$

2. Precision

Precision adalah ketika model memprediksi positif, seberapa prediksi itu benar. Formula *precision* dapat ditulis menggunakan persamaan 2.

$$Precision = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (2)$$

3. Recall (Sensitivity/True Positive Rate)

Recall adalah ketika kelas aktualnya positif, seberapa sering model memprediksi positif. Formula *recall* dapat ditulis menggunakan persamaan 3.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

4. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonic dari *precision* dan *recall*. Formula *f1-score* dapat ditulis menggunakan persamaan 4.

$$F1-Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision+recall} \times 100\% \quad (4)$$

2.7. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu merupakan salah satu referensi dasar ketika melaksanakan sebuah penelitian. Karena penelitian terdahulu memiliki fungsi untuk memperluas dan memperdalam teori yang akan dipakai dalam kajian penelitian yang akan dilakukan. Secara umum penelitian terdahulu adalah sumber lampau dari hasil penelitian yang nantinya diusahakan oleh peneliti untuk membandingkan penelitian yang akan dilaksanakan.

Penelitian terdahulu juga berfungsi sebagai sumber inspirasi yang nantinya membantu pelaksanaan penelitian. Selain itu peneliti juga bisa memeriksa apa yang kurang dan kelebihan untuk dikembangkan. Sehingga ilmuwan juga bisa membuat sebuah penelitian yang orisinal/baru karena tahu mana yang sudah ditemukan dan mana yang belum. Seperti dilihat pada table berikut ini dimana terdapat beberapa penelitian yang sudah pernah dilakukan atau diteliti pada sebelumnya yang bisa membantu atau pendukung didalam penelitian yang penulis lakukan saat ini yaitu antara lain pada table 2.1 penelitian terdahulu berikut ini :

Tabel 2.2. Penelitian Terdahulu

No	Judul	Metode	Hasil Penelitian
1	Klasifikasi Kain Ulos Batak Toba Menggunakan <i>K-Nearest Neighbor</i>	<i>K-Nearest Neighbor</i>	Berdasarkan hasil penelitian persentase keberhasilan kain ulos dengan fitur ciri HSV da metode knn memiliki hasil tertinggi yaitu 62,85%, dengan jumlah fitur ciri yang dipakai adalah 100 x 100 pixel dan jumlah data latih 40.
2	Klasifikasi Kain	<i>Learning</i>	Sistem klasifikasi kain ulos

	Ulos Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan <i>Learning Vector Quantization</i> .	<i>Vector Quantization</i>	menggunakan metode <i>Learning Vector Quantization</i> yang telah dibangun dapat melakukan proses klasifikasi kain ulos sebanyak 100 citra, dimana 75 citra dan set latih 25 citra data set uji dihasilkan persentase masing-masing yaitu 85,3% untuk data set latih dan 64,0% untuk data set uji.
3	Klasifikasi Jenis Kelamin Pada Citra Wajah Menggunakan Metode <i>Naive Bayes</i>	<i>Naive Bayes</i>	Proses klasifikasi dengan menggunakan <i>Naive Bayes</i> cukup akurat untuk mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan nilai probabilitas yang didapatkan pada setiap gender laki-laki dan perempuan dengan hasil akurasi 80%.
4	Klasifikasi Citra <i>Rontgen</i> Paru Dengan Ekstraksi Fitur Histogram dan Metode <i>Naive Bayes</i> .	<i>Naive Bayes</i>	Metode <i>Naive Bayes</i> dapat digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan citra paru-paru kedalam kelas <i>efusi</i> , kanker dan normal. Jika dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya menggunakan jaringan syaraf tiruan <i>backpropagation</i> , pada penelitian ini terjadi peningkatan akurasi yakni sebesar 70%.

5	<p>Ekstraksi Fitur <i>Haralick</i> Menggunakan Citra <i>Mikroskop Digital Trinocular</i> Untuk Proses Identifikasi Cacing Penyakit Kaki Gajah.</p>	<i>Haralick</i>	<p>Algoritma Haralick mampu mengidentifikasi fitur objek berupa cacing pada citra darah hasil rekaman mikroskop digital dengan tingkat <i>true Positive rate</i> berkisar antara 90% hingga 96% dari 150 sampel citra mikroskop yang terdiri dari tiga kategori perbesaran. Dimana tingkat keberhasilan identifikasi fitur objek pada citra mikroskop digital sebesar 96% pada perbesaran lensa sebanyak 200 kali.</p>
---	--	-----------------	--

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Data yang digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra yang diperoleh melalui observasi langsung. Observasi dilakukan pada UD. Gabe Ulos yang terdapat di pasar Sambu Kota Medan, Povinsi Sumatera Utara dan Toko Ulos yang terdapat di Pajak porsea Kabupaten Toba, Provinsi Sumatera Utara.

Citra yang dipakai adalah citra berupa *images* dengan format JPEG (*Joint Photographic Experts Group*) yang diperoleh dengan mengambil langsung citra menggunakan kamera *smartphone*. Keseluruhan data yang diperoleh berjumlah 500 citra yang terdiri dari 5 kategori, yaitu Ragi Hidup, Sibolang, Pinuncaan, Sadum, dan Tumtuman.

3.2. Pembagian Data

Langkah selanjutnya adalah melakukan pembagian data. Data yang digunakan terdiri dari 500 citra yang dikumpulkan dan disimpan ke dalam suatu folder. Data dengan 500 citra dibagi menjadi dua bagian yaitu data latihan dan data uji.

1. Data Latihan

Data *Training* merupakan data-data yang dipakai untuk melakukan proses learning citra ulos. Data yang dipakai untuk proses *training* untuk setiap ulos yaitu sebanyak 60 citra untuk lima kategori.

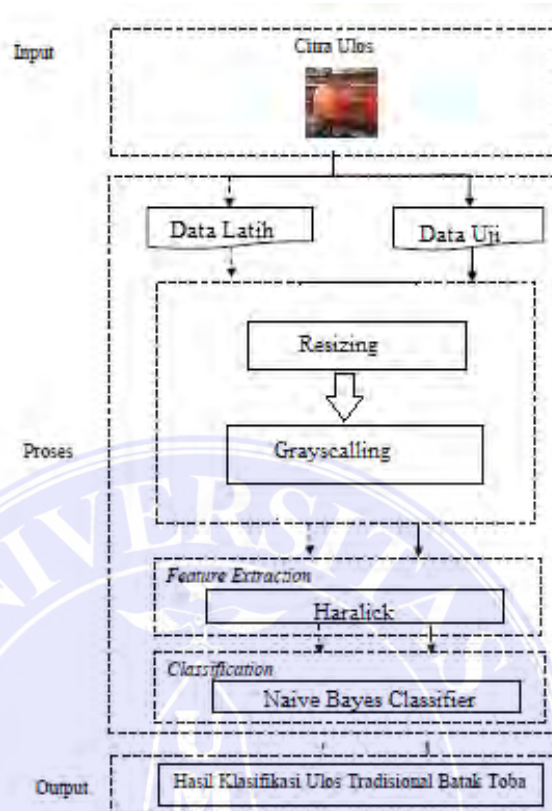
2. Data Uji

Data *Testing* merupakan data-data yang dipakai untuk melakukan proses pengujian terhadap hasil *training* dari citra yang telah disimpan dalam sebuah model. Data *testing* untuk setiap ulos yang digunakan sejumlah 40 citra yang memiliki mode warna dan ukuran yang berbeda-beda.

3.3.Sistem Pengklasifikasian Ulos

Metode untuk mengklasifikasi ulos Batak Toba pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Tahapan awal yaitu pengumpulan data citra ulos Ragi Hidup, Sibolang, Pinuncaan, Sadum, dan Tumtuman yang digunakan sebagai citra pelatihan dan pengujian. Kemudian dilanjut ke tahap praproses untuk mempersiapkan citra yang digunakan sebelum masuk ke tahap ekstraksi fitur. Tahap awal praproses adalah mengubah *mode* warna citra dari RGB (*Red-Green-Blue*) menjadi *grayscale*. Tujuannya adalah penyederhanaan citra yang awalnya terdiri atas tiga *layer* matriks yaitu *R-Layer*, *G-Layer*, *B-Layer* menjadi satu *Layer* matriks sehingga mengurangi waktu pemrosesan.

Ekstraksi fitur tekstur menggunakan *haralick*. *Haralick* adalah salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Langkah awal untuk mendapatkan informasi tekstur dari citra adalah menentukan *co-occurrence matrix* dalam penelitian ini dihitung pada arah horizontal 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0 dengan jarak 1 piksel setiap citra akan menghasilkan sebuah *co-occurrence matrix*. *Co-occurrence matrix* final dinormalisasi untuk mengubah matriks GLCM menjadi tabel probabilitas. Fitur tekstur yang diekstraksi dalam penelitian ini adalah *contrast*, *correlation*, *energy*, *variance homogeneity*, dan *entropy*. Informasi fitur ini menjadi masukan untuk proses klasifikasi dengan *Naive Bayes Classifier*. Kemudian data dibagi menjadi dua bagian. Arsitektur umum dari perancangan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.1.



Gambar 3.1. Arsitektur Umum Perancangan Sistem

3.2.1. Input Data

Pada Penelitian ini data yang digunakan adalah sebanyak 500 citra ulos, dimana terdapat 100 Ragi Hidup, 100 Sibolang, 100 Pinuncean, 100 Sadum dan 100 Tumtuman.

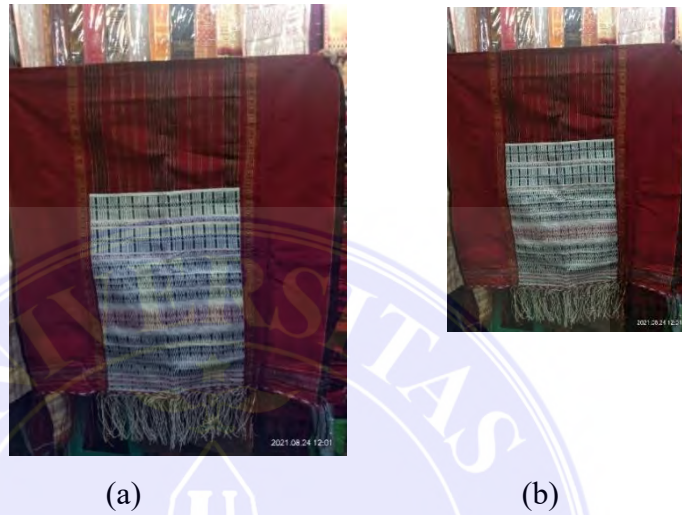
3.2.2. Preprocessing

Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan citra yang lebih baik untuk diproses ke tahap selanjutnya. Dimana dilakukan proses *resizing* dan mentransformasi warna citra dari berwarna RGB menjadi keabuan (*grayscale*), guna inputan untuk proses selanjutnya.

a. Resizing

Resizing adalah suatu proses mengubah besarnya ukuran suatu citra dalam piksel. Proses yang dilakukan pada *resizing* ini dengan

cara mengurangi atau menambah jumlah piksel yang menyusun dalam suatu citra. Contoh hasil *resizing* yang dilakukan dilihat ada gambar 3.2 a dan b, dimana gambar 3.2 (a) sebelum di *resizing* dan (b) citra hasil *resizing*.



Gambar 3.2. Citra Sebelum (a) dan Sesudah (b) Proses *Resize*

Dalam penelitian ini, untuk memenuhi kebutuhan system, penulis mengubah ukuran citra yang sebelumnya berbeda-beda menjadi berukuran 100 x 100 pixel.

b. *Grayscale*

Citra dikatakan sebagai citra *grayscale* apabila sebuah citra tidak memiliki warna RGB atau dapat dikatakan sebuah citra yang memiliki intensitas paling rendah seperti yang dapat dilihat pada gambar 2.1. citra *grayscale* terdiri dari x dan y dalam spasial koordinat dan memiliki nilai intensitasnya masing-masing. Pada citra grayscale setiap gambar memiliki nilai intensitas antara 0 hitam hingga 255 putih dalam citra 8 bitnya. Proses awal yang banyak dilakukan dalam image processing adalah mengubah citra

berwarna menjadi citra grayscale. Hal ini digunakan untuk menyederhanakan model citra. Itra berwarna terdiri dari 3 layer matrik yaitu R-layer, G-layer dan B-layer. Sehingga untuk melakukan proses-proses selanjutnya tetap diperhatikan tiga layer diatas. Bila setiap proses perhitungan dilakukan menggunakan tiga layer, berarti dilakukan tiga perhitungan yang sama. Sehingga konsep itu diubah dengan mengubah 3 layer diatas menjadi 1 layer matrik *grayscale* dan hasilnya adalah citra grayscale. Dalam citra ini tidak ada lagi warna, yang ada adalah derajat keabuan. Hasil dari proses *grayscale* dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Citra Hasil *Grayscale*

3.2.3. *Feature Extraction (Haralick)*

Setelah tahapan *preprocessing* gambar, akan dilakukan proses ekstraksi haralick, lalu untuk menentukan hasil ekstraksi tekstur dengan memperhitungkan nilai *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*. Semua data citra akan memiliki nilai ciri yang berbeda, sehingga citra uji akan ditentukan nilai kemiripan dengan citra query.

3.2.4. Klasifikasi

Tahapan selanjutnya setelah tahapan *Feature Extraction* adalah memasukkan nilai hasil ekstraksi fitur tekstur sebagai nilai input pada proses *Naïve Bayes Classifier*. Langkah-langkah klasifikasi ulos menggunakan Naïve Bayes Classifier adalah sebagai berikut :

1. Menerima masukan berupa hasil dari ekstraksi fitur

Hasil dari ekstraksi fitur tekstur menjadi nilai input pada input layer.

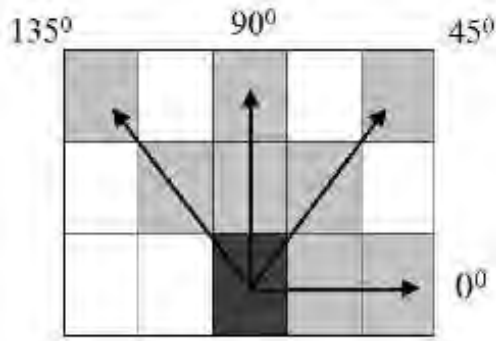
2. Menghitung jumlah kelas/label.
3. Menghitung jumlah kasus per kelas.
4. Mengalikan semua variable kelas.
5. Membandingkan hasil per kelas.

3.2.5. Output Akhir

Hasil akhir tampilan data dari hasil klasifikasi ulos batak toba berisi nama ulos.

3.4. Menghitung Nilai Ekstraksi Fitur

Citra memiliki 4 arah sudut dalam ketetanggaan antar piksel, yaitu 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0 . Sebagai ilustrasi, arah sudut ketetanggaan piksel *haralick* dapat dilihat pada gambar 3.5. untuk sudut 0^0 , ketetanggaan piksel dihitung dengan jarak 1 piksel ke kanan. Untuk sudut 45^0 , ketetanggaan piksel dihitung dengan jarak 1 piksel ke kanan atas. Untuk sudut 90^0 , ketetanggaan piksel dihitung dengan jarak 1 piksel ke atas. Untuk sudut 135^0 , ketetanggaan piksel dihitung dengan jarak 1 piksel ke kiri atas.



Sumber : (Ezra, 2019)

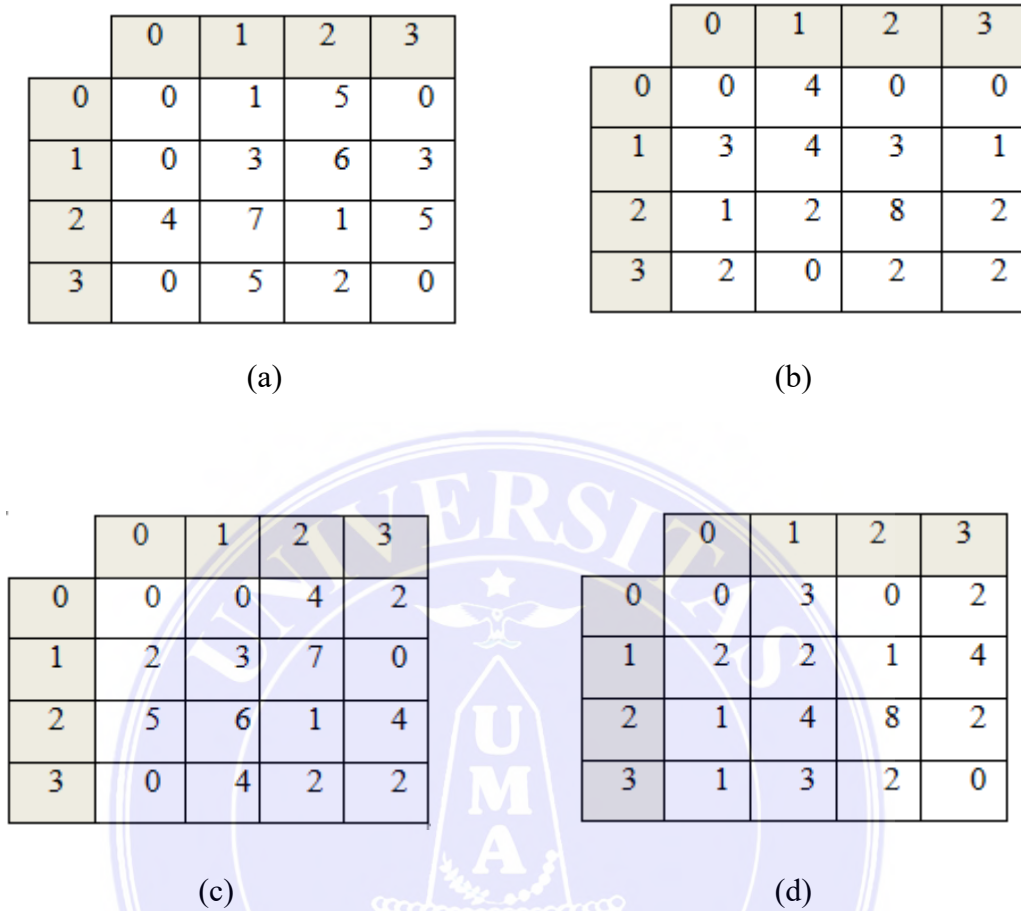
Gambar 3.5. Arah sudut ketetangaan piksel

Contoh matriks berikut menunjukkan penjelasan cara kerja metode *haralick* serta hubungan ketetangaan antar piksel.

0	1	2	1	3	1	1
2	3	1	1	2	3	1
0	2	3	2	0	2	3
2	1	3	1	2	1	3
0	2	0	2	0	2	0
2	1	2	3	1	2	1
3	2	1	2	2	1	1

Gambar 3.6. Contoh Matriks 7x7 dengan Variasi Angka 0 sampai 3

Dimensi matriks sesuai dengan angka minimum pada matriks hingga angka maksimum pada matriks. Pada citra *grayscale*, angka minimum pada matriks ialah 0 dan angka maksimum pada matriks adalah 255. Dengan demikian pada matriks *haralick* dengan citra *grayscale*, memiliki dimensi matriks 256x256. Matriks dibawah (Gambar 3.7) memperlihatkan hubungan antar piksel dengan sudut ketetangaan 0° , 45° , 90° dan 135° .



Gambar 3.7. Matriks *Haralick* 7x7 setelah dibuat simetris (a) 0° (b) 45° (c) 90° (d) 135°

Setelah didapat matriks yang simetris, matriks *haralick* melalui tahap normalisasi. Tiap nilai piksel matriks akan dibagi dengan jumlah piksel ketetanggaan. Pada Gambar 3.7, jumlah piksel ketetanggaan pada sudut 0° adalah 42, sudut 45° adalah 35, sudut 90° adalah 42 dan sudut 135° adalah 34. Untuk itu, tiap nilai piksel matriks *haralick* akan dibagi ke jumlah piksel setiap sudut. Setelah matriks *haralick* dinormalisasi dapat dihitung menggunakan rumus untuk mendapat nilai ekstraksi fitur.

0	1/42	5/42	0
0	3/42	6/42	3/42
4/42	7/42	1/42	5/42
0	5/42	2/42	0

0	0.023	0.119	0
0	0.071	0.142	0.071
0.095	0.166	0.023	0.119
0	0.119	0.047	0

0	3/35	0	2/35
2/35	2/35	1/35	4/35
1/35	4/35	8/35	2/35
1/35	3/35	2/35	0

0	0.085	0	0.057
0.057	0.057	0.028	0.114
0.028	0.114	0.228	0.057
0.028	0.085	0.057	0

0	4/34	0	0
3/34	4/34	3/34	1/34
1/34	2/34	8/34	2/34
2/34	0	2/34	2/34

0	0	0.095	0.047
0.047	0.071	0.166	0
0.119	0.142	0.023	0.095
0	0.095	0.047	0.047

0	0	4/42	2/42
2/42	3/42	7/42	0
5/42	6/42	1/42	4/42

0	4/42	2/42	2/42
---	------	------	------

=

0	0.117	0	0
0.088	0.117	0.088	0.029
0.029	0.058	0.235	0.058
0.058	0	0.058	0.058

Gambar 3.8. Hasil normalisasi matriks *haralick* 7x7 setelah selesai dinormalisasi berdasarkan sudut $0^0, 45^0, 90^0, 135^0$

Berikut ini adalah perhitungan keenam fitur untuk mendapat hasil ekstraksi fitur.

1. Berdasarkan Sudut 0^0

Contrast (Kontras)

$$\begin{aligned}
 \text{Contrast} &= \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \\
 &= (0 - 0)^2 \times 0 + (0 - 1)^2 \times 0.023 + (0 - 2)^2 \times 0.119 + (0 - 3)^2 \times 0 + \\
 &\quad (1 - 0)^2 \times 0 + (1 - 1)^2 \times 0.071 + (1 - 2)^2 \times 0.142 + (1 - 3)^2 \times 0.071 \\
 &\quad + (2 - 0)^2 \times 0.095 + (2 - 1)^2 \times 0.166 + (2 - 2)^2 \times 0.023 + (2 - 3)^2 \times \\
 &\quad 0.119 + (3 - 0)^2 \times 0 + (3 - 1)^2 \times 0.119 + (3 - 2)^2 \times 0.047 + (3 - 3)^2 \\
 &\quad \times 0 \\
 &= 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.142 + 0.19 + 0.166 + \\
 &\quad 0 + 0.119 + 0 + 0.238 + 0.047 + 0 \\
 &= \mathbf{1.305}
 \end{aligned}$$

Energy

$$\begin{aligned}
 \text{Energy} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{(i,j)})^2 \\
 &= (0,0)^2 + (0,1)^2 + (0,2)^2 + (0,3)^2 + (1,0)^2 + (1,1)^2 + (1,2)^2 + (1,3)^2 + \\
 &\quad (2,0)^2 + (2,1)^2 + (2,2)^2 + (2,3)^2 + (3,0)^2 + (3,1)^2 + (3,2)^2 + (3,3)^2 \\
 &= 0 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + 0 + (0.071)^2 + (0.142)^2 + (0.071)^2 + \\
 &\quad (0.095)^2 + (0.166)^2 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + (0.119)^2 + (0.047)^2
 \end{aligned}$$

+ 0

$$= 0.9900$$

Homogeneity

$$\begin{aligned}
 \text{Homogeneity} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \\
 &= \frac{(0,0)}{(1+(0-0)^2)} + \frac{(0,1)}{(1+(0-1)^2)} + \frac{(0,2)}{(1+(0-2)^2)} + \frac{(0,3)}{(1+(0-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(1,0)}{(1+(1-0)^2)} + \frac{(1,1)}{(1+(1-1)^2)} + \frac{(1,2)}{(1+(1-2)^2)} + \frac{(1,3)}{(1+(1-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(2,0)}{(1+(2-0)^2)} + \frac{(2,1)}{(1+(2-1)^2)} + \frac{(2,2)}{(1+(2-2)^2)} + \frac{(2,3)}{(1+(2-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(3,0)}{(1+(3-0)^2)} + \frac{(3,1)}{(1+(3-1)^2)} + \frac{(3,2)}{(1+(3-2)^2)} + \frac{(3,3)}{(1+(3-3)^2)} \\
 &= \frac{0}{1} + \frac{0.023}{2} + \frac{0.119}{5} + \frac{0}{10} + \frac{0}{2} + \frac{0.071}{1} + \frac{0.142}{2} + \frac{0.071}{5} + \\
 &\quad \frac{0.095}{5} + \frac{0.166}{2} + \frac{0.023}{1} + \frac{0.119}{2} + \frac{0}{10} + \frac{0.119}{5} + \frac{0.047}{2} + \\
 &\quad \frac{0}{1} \\
 &= 0.0115 + 0.0238 + 0.071 + 0.071 + 0.0142 + 0,019 \\
 &\quad 0.083 + 0.023 + 0.0595 + 0.0238 + 0.0235 \\
 &= 0.4233
 \end{aligned}$$

Variance (Variasi)

$$\begin{aligned}
 \text{Variance} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2 \\
 &= (0,0)x(0-0)^2 + (0,1)x(0-1)^2 + (0,2)x(0-2)^2 + \\
 &\quad (0,3)x(0-3)^2 + (1,0)x(1-0)^2 + (1,1)x(1-1)^2 + \\
 &\quad (1,2)x(1-2)^2 + (1,3)x(1-3)^2 + (2,0)x(2-0)^2 + \\
 &\quad (2,1)x(2-1)^2 + (2,2)x(2-2)^2 + (2,3)x(2-3)^2 + \\
 &\quad (3,0)x(3-0)^2 + (3,1)x(3-1)^2 + (3,2)x(3-2)^2 + \\
 &\quad (3,3)x(3-3)^2 \\
 &= (0x0) + (0.023x1) + (0.119x4) + (0x9) + (0x1) + \\
 &\quad (0.071x0) + (0.142x1) + (0,071x4) + (0,095x4) + \\
 &\quad (0.166x1) + (0.023x0) + (0.119x1) + (0x9) +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (0.119 \times 4) + (0.047 \times 1) + (0 \times 0) \\
 & = 0 + 0.023 + 0.476 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.284 + 0,38 \\
 & \quad 0.166 + 0 + 0.119 + 0 + 0.476 + 0.047 + 0 \\
 & = \mathbf{2.113}
 \end{aligned}$$

Entropi

$$\begin{aligned}
 \text{Entropi} &= \sum_{i,j=1}^L (i,j) \log(i,j) \\
 &= (0,0) \times \log(0,0) + (0,1) \times \log(0,1) + (0,2) \times \log(0,2) + \\
 & \quad (0,3) \times \log(0,3) + (1,0) \times \log(1,0) + (1,1) \times \log(1,1) + \\
 & \quad (1,2) \times \log(1,2) + (1,3) \times \log(1,3) + (2,0) \times \log(2,0) + \\
 & \quad (2,1) \times \log(2,1) + (2,2) \times \log(2,2) + (2,3) \times \log(2,3) + \\
 & \quad (3,0) \times \log(3,0) + (3,1) \times \log(3,1) + (3,2) \times \log(3,2) + \\
 & \quad (3,3) \times \log(3,3) \\
 &= 0 \log 0 + 0.023 \log 0.023 + 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + \\
 & \quad 0 \log 0 + 0.071 \log 0.071 + 0.142 \log 0.142 + 0.071 \log 0.071 \\
 & \quad 0.095 \log 0.095 + 0.166 \log 0.166 + 0.023 \log 0.023 + \\
 & \quad 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + 0.119 \log 0.119 + 0.047 \log 0.047 \\
 & \quad 0 \log 0 \\
 &= 0 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0 + 0.0815 + 0.1203 + 0.0815 \\
 & \quad 0.0971 + 0.1294 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0.1100 + 0.0624 \\
 & \quad + 0 \\
 & = \mathbf{0.9774}
 \end{aligned}$$

Correlation (Korelasi)

$$\text{Korelasi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i')(j - \mu_j')}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right]$$

$$\begin{aligned}
 \mu_i' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} i * P(i,j) \\
 &= (0 \times (0,0)) + (0 \times (0,1)) + (0 \times (0,2)) + (0 \times (0,3)) + (1 \times
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (1,0)) + (1 \times (1,1)) + (1 \times (1,2)) + (1 \times (1,3)) + (2 \times (2,0)) \\
 & + (2 \times (2,1)) + (2 \times (2,2)) + (2 \times (2,3)) + (3 \times (3,0)) + \\
 & (3 \times (3,1)) + (3 \times (3,2)) + (3 \times (3,3,)) \\
 = & (0 \times 0) + (0 \times 0.023) \times (0 \times 0.119) + (0 \times 0) + (1 \times 0) + \\
 & (1 \times 0.071) + (1 \times 0.142) \times (1 \times 0.071) + (2 \times 0.095) + \\
 & (2 \times 0.166) + (2 \times 0.023) + (2 \times 0.119) + (3 \times 0) + (3 \times \\
 & 0.119) + (3 \times 0.047) + (3 \times 0) \\
 = & 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.071 + 0.142 + 0.071 + 0.19 + \\
 & 0.332 + 0.046 + 0.238 + 0 + 0.357 + 0.141 + 0 \\
 = & \mathbf{1.588} \\
 \sigma_i^2 = & \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(i - \mu_i')^2 \\
 = & ((0,0) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,1) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,2) \times (0 - \\
 & 1.588)^2) + ((0,3) \times (0 - 1.588)^2) + ((1,0) \times (1 - 1.588)^2) + \\
 & ((1,1) \times (1 - 1.588)^2) + ((1,2) \times (1 - 1.588)^2) + ((1,3) \times (1 - \\
 & 1.588)^2) + ((2,0) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,1) \times (2 - 1.588)^2) + \\
 & ((2,2) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,3) \times (2 - 1.588)^2) + ((3,0) \times (3 - \\
 & 1.588)^2) + ((3,1) \times (3 - 1.588)^2) + ((3,2) \times (3 - 1.588)^2) \\
 & ((3,3) \times (3 - 1.588)^2) \\
 = & (0 \times 2.5217) + (0.023 \times 2.5217) + (0.119 \times 2.5217) + \\
 & (0 \times 2.5217) + (0 \times 0.3457) + (0.071 \times 0.3457) + (0.142 \times \\
 & 0.3457) + (0.071 \times 0.3457) + (0.095 \times 0.1697) + (0.166 \times \\
 & 0.1697) \times (0.023 \times 0.1697) + (0.119 \times 0.1697) + (0 \times \\
 & 1.412) + (0.119 \times 1.412) + (0.047 \times 1.412) + (0 \times 1.412) \\
 = & 0 + 0.0579 + 0.3000 + 0 + 0 + 0.0245 + 0.0490 + 0.0245 \\
 & 0.0328 + 0.0573 + 0.0079 + 0.0411 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 & + 0 \\
 = & \mathbf{0.8293}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_j' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} j * P(i, j) \\
 &= (0 x (0,0)) + (1 x (0,1)) + (2 x (0,2)) + (3 x (0,3)) + (0 x \\
 &\quad (1,0)) + (1 x (1,1)) + (2 x (1,2)) + (3 x (1,3)) + (0 x (2,0)) \\
 &+ (1 x (2,1)) + (2 x (2,2)) + (3 x (2,3)) + (0 x (3,0)) + \\
 &(1 x (3,1)) + (2 x (3,2)) + (3 x (3,3)) \\
 &= (0 x 0) + (1 x 0.023) x (2 x 0.119) + (3 x 0) + (0 x 0) + \\
 &\quad (1 x 0.071) + (2 x 0.142) x (3 x 0.071) + (0 x 0.095) + \\
 &\quad (1 x 0.166) + (2 x 0.023) + (3 x 0.119) + (0 x 0) + (1 x \\
 &\quad 0.119) + (2 x 0.047) + (3 x 0) \\
 &= 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0.071 + 0.284 + 0.213 + 0 \\
 &\quad 0.166 + 0.046 + 0.357 + 0 + 0.119 + 0.094 + 0 \\
 &= \mathbf{1.611} \\
 \sigma_j^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(j - \mu_j')^2 \\
 &= ((0,0)x (0 - 1.588)^2 + ((0,1)x (1 - 1.588)^2 + ((0,2)x (2 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((0,3)x (3 - 1.588)^2 + ((1,0)x (0 - 1.588)^2 + \\
 &\quad ((1,1)x (1 - 1.588)^2 + ((1,2)x (2 - 1.588)^2 + ((1,3)x (3 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((2,0)x (0 - 1.588)^2 + ((2,1)x (1 - 1.588)^2 + \\
 &\quad ((2,2)x (2 - 1.588)^2 + ((2,3)x (3 - 1.588)^2 + ((3,0)x (0 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((3,1)x (1 - 1.588)^2 + ((3,2)x (2 - 1.588)^2 \\
 &\quad ((3,3)x (3 - 1.588)^2 \\
 &= (0 x 2.5217) + (0.023 x 0.3457) + (0.119 x 0.1697) + \\
 &\quad (0 x 0.1697) + (0 x 1.9937) + (0.071 x 2.5217) + (0.142 x \\
 &\quad 0.3457) + (0.071 x 2.5217) + (0.095 x 1.9937) + (0.166 x \\
 &\quad 2.5217)x (0.023 x 0.3457) + (0.119 x 0.1697) + (0 x \\
 &\quad 1.412) + (0.119 x 2.5217) + (0.047x 2.5217) + (0 x 2.521) \\
 &= 0 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0 + 0.1790 + 0.0490 + 0.1790 \\
 &\quad 0.1849 + 0.4186 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 &+ 0
 \end{aligned}$$

$$= 1.3008$$

Berdasarkan Sudut 45^0

Contrast (Kontrast)

$$\begin{aligned} \text{Contrast} &= \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \\ &= (0 - 0)^2 \times 0 + (0 - 1)^2 \times 0.085 + (0 - 2)^2 \times 0 + (0 - 3)^2 \times 0.057 + \\ &(1 - 0)^2 \times 0.057 + (1 - 1)^2 \times 0.057 + (1 - 2)^2 \times 0.028 + (1 - 3)^2 \times \\ &0.114 + (2 - 0)^2 \times 0.028 + (2 - 1)^2 \times 0.114 + (2 - 2)^2 \times 0.228 + (2 \\ &- 3)^2 \times 0.057 + (3 - 0)^2 \times 0.028 + (3 - 1)^2 \times 0.085 + (3 - 2)^2 \times \\ &0.057 + (3 - 3)^2 \times 0 \\ &= 0 + 0.085 + 0 + 0.513 + 0.057 + 0 + 0.028 + 0.456 + 0.112 + \\ &0.114 + 0 + 0.057 + 0.252 + 0.34 + 0.057 + 0 \\ &= 2.071 \end{aligned}$$

Energy

$$\begin{aligned} \text{Energy} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{(i,j)})^2 \\ &= (0,0)^2 + (0,1)^2 + (0,2)^2 + (0,3)^2 + (1,0)^2 + (1,1)^2 + (1,2)^2 + (1,3)^2 + \\ &(2,0)^2 + (2,1)^2 + (2,2)^2 + (2,3)^2 + (3,0)^2 + (3,1)^2 + (3,2)^2 + (3,3)^2 \\ &= 0 + (0.085)^2 + 0 + (0.057)^2 + (0.057)^2 + (0.057)^2 + (0.028)^2 + \\ &(0.114)^2 + (0.028)^2 + (0.114)^2 + (0.228)^2 + (0.057)^2 + (0.028)^2 + \\ &(0.085)^2 + (0.057)^2 + 0 \\ &= 0.9900 \end{aligned}$$

Homogeneity

$$\begin{aligned} \text{Homogeneity} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \\ &= \frac{(0,0)}{(1+(0-0)^2)} + \frac{(0,1)}{(1+(0-1)^2)} + \frac{(0,2)}{(1+(0-2)^2)} + \frac{(0,3)}{(1+(0-3)^2)} + \\ &\frac{(1,0)}{(1+(1-0)^2)} + \frac{(1,1)}{(1+(1-1)^2)} + \frac{(1,2)}{(1+(1-2)^2)} + \frac{(1,3)}{(1+(1-3)^2)} + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \frac{(2,0)}{(1+(2-0)^2)} + \frac{(2,1)}{(1+(2-1)^2)} + \frac{(2,2)}{(1+(2-2)^2)} + \frac{(2,3)}{(1+(2-3)^2)} + \\
 & \frac{(3,0)}{(1+(3-0)^2)} + \frac{(3,1)}{(1+(3-1)^2)} + \frac{(3,2)}{(1+(3-2)^2)} + \frac{(3,3)}{(1+(3-3)^2)} \\
 & = \frac{0}{1} + \frac{0.023}{2} + \frac{0.119}{5} + \frac{0}{10} + \frac{0}{2} + \frac{0.071}{1} + \frac{0.142}{2} + \frac{0.071}{5} + \\
 & \frac{0.095}{5} + \frac{0.166}{2} + \frac{0.023}{1} + \frac{0.119}{2} + \frac{0}{10} + \frac{0.119}{5} + \frac{0.047}{2} + \\
 & \frac{0}{1} \\
 & = 0.0115 + 0.0238 + 0.071 + 0.071 + 0.0142 + 0,019 \\
 & \quad 0.083 + 0.023 + 0.0595 + 0.0238 + 0.0235 \\
 & = \mathbf{0.4233}
 \end{aligned}$$

Variance (Variasi)

$$\begin{aligned}
 \text{Variance} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i-j)^2 \\
 &= (0,0)x(0-0)^2 + (0,1)x(0-1)^2 + (0,2)x(0-2)^2 + \\
 & \quad (0,3)x(0-3)^2 + (1,0)x(1-0)^2 + (1,1)x(1-1)^2 + \\
 & \quad (1,2)x(1-2)^2 + (1,3)x(1-3)^2 + (2,0)x(2-0)^2 + \\
 & \quad (2,1)x(2-1)^2 + (2,2)x(2-2)^2 + (2,3)x(2-3)^2 + \\
 & \quad (3,0)x(3-0)^2 + (3,1)x(3-1)^2 + (3,2)x(3-2)^2 + \\
 & \quad (3,3)x(3-3)^2 \\
 &= (0x0) + (0.023x1) + (0.119x4) + (0x9) + (0x1) + \\
 & \quad (0.071x0) + (0.142x1) + (0.071x4) + (0.095x4) + \\
 & \quad (0.166x1) + (0.023x0) + (0.119x1) + (0x9) + \\
 & \quad (0.119x4) + (0.047x1) + (0x0) \\
 &= 0 + 0.023 + 0.476 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.284 + 0,38 \\
 & \quad 0.166 + 0 + 0.119 + 0 + 0.476 + 0.047 + 0 \\
 &= \mathbf{2.579}
 \end{aligned}$$

Entropi

$$\begin{aligned}
 \text{Entropi} &= \sum_{i,j=1}^L (i,j) \log(i,j) \\
 &= (0,0) x \log (0,0) + (0,1) x \log (0,1) + (0,2) x \log(0,2) +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (0,3) \times \log (0,3) + (1,0) \times \log (1,0) + (1,1) \times \log(1,1) + \\
 & (1,2) \times \log (1,2) + (1,3) \times \log (1,3) + (2,0) \times \log(2,0) + \\
 & (2,1) \times \log (2,1) + (2,2) \times \log (2,2) + (2,3) \times \log(2,3) + \\
 & (3,0) \times \log (3,0) + (3,1) \times \log (3,1) + (3,2) \times \log(3,2) + \\
 & (3,3) \times \log (3,3) \\
 & = 0 \log 0 + 0.023 \log 0.023 + 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + \\
 & 0 \log 0 + 0.071 \log 0.071 + 0.142 \log 0.142 + 0.071 \log 0.071 \\
 & 0.095 \log 0.095 + 0.166 \log 0.166 + 0.023 \log 0.023 + \\
 & 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + 0.119 \log 0.119 + 0.047 \log 0.047 \\
 & 0 \log 0 \\
 & = 0 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0 + 0.0815 + 0.1203 + 0.0815 \\
 & 0.0971 + 0.1294 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0.1100 + 0.0624 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{1.9774}
 \end{aligned}$$

Correlation (Korelasi)

$$\text{Korelasi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i')(j - \mu_j')}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right]$$

$$\begin{aligned}
 \mu_i' & = \sum_{i,j=0}^{N-1} i * P(i, j) \\
 & = (0 \times (0,0)) + (0 \times (0,1)) + (0 \times (0,2)) + (0 \times (0,3)) + (1 \times \\
 & (1,0)) + (1 \times (1,1)) + (1 \times (1,2)) + (1 \times (1,3)) + (2 \times (2,0)) \\
 & + (2 \times (2,1)) + (2 \times (2,2)) + (2 \times (2,3)) + (3 \times (3,0)) + \\
 & (3 \times (3,1)) + (3 \times (3,2)) + (3 \times (3,3)) \\
 & = (0 \times 0) + (0 \times 0.023) \times (0 \times 0.119) + (0 \times 0) + (1 \times 0) + \\
 & (1 \times 0.071) + (1 \times 0.142) \times (1 \times 0.071) + (2 \times 0.095) + \\
 & (2 \times 0.166) + (2 \times 0.023) + (2 \times 0.119) + (3 \times 0) + (3 \times \\
 & 0.119) + (3 \times 0.047) + (3 \times 0)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.071 + 0.142 + 0.071 + 0.19 + \\
 &\quad 0.332 + 0.046 + 0.238 + 0 + 0.357 + 0.141 + 0 \\
 &= \mathbf{1.786}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_i^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(i - \mu_i')^2 \\
 &= ((0,0)x(0 - 1.588)^2 + ((0,1)x(0 - 1.588)^2 + ((0,2)x(0 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((0,3)x(0 - 1.588)^2 + ((1,0)x(1 - 1.588)^2 + \\
 &\quad ((1,1)x(1 - 1.588)^2 + ((1,2)x(1 - 1.588)^2 + ((1,3)x(1 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((2,0)x(2 - 1.588)^2 + ((2,1)x(2 - 1.588)^2 + \\
 &\quad ((2,2)x(2 - 1.588)^2 + ((2,3)x(2 - 1.588)^2 + ((3,0)x(3 - \\
 &\quad 1.588)^2 + ((3,1)x(3 - 1.588)^2 + ((3,2)x(3 - 1.588)^2 \\
 &\quad ((3,3)x(3 - 1.588)^2 \\
 &= (0 x 2.5217) + (0.023 x 2.5217) + (0.119 x 2.5217) + \\
 &\quad (0 x 2.5217) + (0 x 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.142 x \\
 &\quad 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.095 x 0.1697) + (0.166 x \\
 &\quad 0.1697)x(0.023 x 0.1697) + (0.119 x 0.1697) + (0 x \\
 &\quad 1.412) + (0.119 x 1.412) + (0.047x 1.412) + (0 x 1.412) \\
 &= 0 + 0.0579 + 0.3000 + 0 + 0 + 0.0245 + 0.0490 + 0.0245 \\
 &\quad 0.0328 + 0.0573 + 0.0079 + 0.0411 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 &\quad + 0 \\
 &= \mathbf{0.9970}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_j' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} j * P(i,j) \\
 &= (0 x (0,0)) + (1 x (0,1)) + (2 x (0,2)) + (3 x (0,3)) + (0 x \\
 &\quad (1,0)) + (1 x (1,1)) + (2 x (1,2)) + (3 x (1,3)) + (0 x (2,0)) \\
 &+ (1 x (2,1)) + (2 x (2,2)) + (3 x (2,3)) + (0 x (3,0)) + \\
 &(1 x (3,1)) + (2 x (3,2)) + (3 x (3,3)) \\
 &= (0 x 0) + (1 x 0.023) x (2 x 0.119) + (3 x 0) + (0 x 0) + \\
 &\quad (1 x 0.071) + (2 x 0.142) x (3 x 0.071) + (0 x 0.095) +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (1 \times 0.166) + (2 \times 0.023) + (3 \times 0.119) + (0 \times 0) + (1 \times \\
 & 0.119) + (2 \times 0.047) + (3 \times 0) \\
 & = 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0.071 + 0.284 + 0.213 + 0 \\
 & 0.166 + 0.046 + 0.357 + 0 + 0.119 + 0.094 + 0 \\
 & = \mathbf{1.671}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_j^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(j - \mu_j')^2 \\
 &= ((0,0)x(0 - 1.588)^2 + ((0,1)x(1 - 1.588)^2 + ((0,2)x(2 - \\
 & 1.588)^2 + ((0,3)x(3 - 1.588)^2 + ((1,0)x(0 - 1.588)^2 + \\
 & ((1,1)x(1 - 1.588)^2 + ((1,2)x(2 - 1.588)^2 + ((1,3)x(3 - \\
 & 1.588)^2 + ((2,0)x(0 - 1.588)^2 + ((2,1)x(1 - 1.588)^2 + \\
 & ((2,2)x(2 - 1.588)^2 + ((2,3)x(3 - 1.588)^2 + ((3,0)x(0 - \\
 & 1.588)^2 + ((3,1)x(1 - 1.588)^2 + ((3,2)x(2 - 1.588)^2 \\
 & ((3,3)x(3 - 1.588)^2 \\
 & = (0 \times 2.5217) + (0.023 \times 0.3457) + (0.119 \times 0.1697) + \\
 & (0 \times 0.1697) + (0 \times 1.9937) + (0.071 \times 2.5217) + (0.142 \times \\
 & 0.3457) + (0.071 \times 2.5217) + (0.095 \times 1.9937) + (0.166 \times \\
 & 2.5217)x(0.023 \times 0.3457) + (0.119 \times 0.1697) + (0 \times \\
 & 1.412) + (0.119 \times 2.5217) + (0.047x 2.5217) + (0 \times 2.521) \\
 & = 0 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0 + 0.1790 + 0.0490 + 0.1790 \\
 & 0.1849 + 0.4186 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{1.445}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Sudut 90⁰

Contrast (Kontrast)

$$\begin{aligned}
 \text{Contrast} &= \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i,j) \\
 &= (0 - 0)^2 \times 0 + (0 - 1)^2 \times 0 + (0 - 2)^2 \times 0.095 + (0 - 3)^2 \times 0.047 +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (1-0)^2 \times 0.047 + (1-1)^2 \times 0.057 + (1-2)^2 \times 0.028 + (1-3)^2 \times \\
 & 0.114 + (2-0)^2 \times 0.028 + (2-1)^2 \times 0.114 + (2-2)^2 \times 0.228 + (2 \\
 & -3)^2 \times 0.057 + (3-0)^2 \times 0.028 + (3-1)^2 \times 0.085 + (3-2)^2 \times \\
 & 0.057 + (3-3)^2 \times 0 \\
 & = 0 + 0 + 0.188 + 0.047 + 0 + 0.028 + 0.456 + 0.056 + 0.114 + \\
 & + 0.057 + 0.084 + 0.17 + 0.057 + 0 \\
 & = \mathbf{1.249}
 \end{aligned}$$

Energy

$$\begin{aligned}
 Energy &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{i,j})^2 \\
 &= (0,0)^2 + (0,1)^2 + (0,2)^2 + (0,3)^2 + (1,0)^2 + (1,1)^2 + (1,2)^2 + (1,3)^2 + \\
 & (2,0)^2 + (2,1)^2 + (2,2)^2 + (2,3)^2 + (3,0)^2 + (3,1)^2 + (3,2)^2 + (3,3)^2 \\
 &= 0 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + 0 + (0.071)^2 + (0.142)^2 + (0.071)^2 + \\
 & (0.095)^2 + (0.166)^2 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + (0.119)^2 + (0.047)^2 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{0.9900}
 \end{aligned}$$

Homogeneity

$$\begin{aligned}
 Homogeneity &= \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \\
 &= \frac{(0,0)}{(1+(0-0)^2)} + \frac{(0,1)}{(1+(0-1)^2)} + \frac{(0,2)}{(1+(0-2)^2)} + \frac{(0,3)}{(1+(0-3)^2)} + \\
 & \frac{(1,0)}{(1+(1-0)^2)} + \frac{(1,1)}{(1+(1-1)^2)} + \frac{(1,2)}{(1+(1-2)^2)} + \frac{(1,3)}{(1+(1-3)^2)} + \\
 & \frac{(2,0)}{(1+(2-0)^2)} + \frac{(2,1)}{(1+(2-1)^2)} + \frac{(2,2)}{(1+(2-2)^2)} + \frac{(2,3)}{(1+(2-3)^2)} + \\
 & \frac{(3,0)}{(1+(3-0)^2)} + \frac{(3,1)}{(1+(3-1)^2)} + \frac{(3,2)}{(1+(3-2)^2)} + \frac{(3,3)}{(1+(3-3)^2)} \\
 &= \frac{0}{1} + \frac{0.023}{2} + \frac{0.119}{5} + \frac{0}{10} + \frac{0}{2} + \frac{0.071}{1} + \frac{0.142}{2} + \frac{0.071}{5} + \\
 & \frac{0.095}{5} + \frac{0.166}{2} + \frac{0.023}{1} + \frac{0.119}{2} + \frac{0}{10} + \frac{0.119}{5} + \frac{0.047}{2} + \\
 & \frac{0}{1}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= 0.0115 + 0.0238 + 0.071 + 0.071 + 0.0142 + 0,019 \\
 &\quad 0.083 + 0.023 + 0.0595 + 0.0238 + 0.0235 \\
 &= \mathbf{0.567}
 \end{aligned}$$

Variance (Variasi)

$$\begin{aligned}
 \text{Variance} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2 \\
 &= (0,0)x(0-0)^2 + (0,1)x(0-1)^2 + (0,2)x(0-2)^2 + \\
 &\quad (0,3)x(0-3)^2 + (1,0)x(1-0)^2 + (1,1)x(1-1)^2 + \\
 &\quad (1,2)x(1-2)^2 + (1,3)x(1-3)^2 + (2,0)x(2-0)^2 + \\
 &\quad (2,1)x(2-1)^2 + (2,2)x(2-2)^2 + (2,3)x(2-3)^2 + \\
 &\quad (3,0)x(3-0)^2 + (3,1)x(3-1)^2 + (3,2)x(3-2)^2 + \\
 &\quad (3,3)x(3-3)^2 \\
 &= (0x0) + (0.023x1) + (0.119x4) + (0x9) + (0x1) + \\
 &\quad (0.071x0) + (0.142x1) + (0,071x4) + (0,095x4) + \\
 &\quad (0.166x1) + (0.023x0) + (0.119x1) + (0x9) + \\
 &\quad (0.119x4) + (0.047x1) + (0x0) \\
 &= 0 + 0.023 + 0.476 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.284 + 0,38 \\
 &\quad 0.166 + 0 + 0.119 + 0 + 0.476 + 0.047 + 0 \\
 &= \mathbf{1.876}
 \end{aligned}$$

Entropi

$$\begin{aligned}
 \text{Entropi} &= \sum_{i,j=1}^L (i,j)\log(i,j) \\
 &= (0,0) x \log (0,0) + (0,1) x \log (0,1) + (0,2) x \log(0,2) + \\
 &\quad (0,3) x \log (0,3) + (1,0) x \log (1,0) + (1,1) x \log(1,1) + \\
 &\quad (1,2) x \log (1,2) + (1,3) x \log (1,3) + (2,0) x \log(2,0) + \\
 &\quad (2,1) x \log (2,1) + (2,2) x \log (2,2) + (2,3) x \log(2,3) + \\
 &\quad (3,0) x \log (3,0) + (3,1) x \log (3,1) + (3,2) x \log(3,2) + \\
 &\quad (3,3) x \log (3,3) \\
 &= 0 \log 0 + 0.023 \log 0.023 + 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + \\
 &\quad 0 \log 0 + 0.071 \log 0.071 + 0.142 \log 0.142 + 0.071 \log 0.071
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & 0.095 \log 0.095 + 0.166 \log 0.166 + 0.023 \log 0.023 + \\
 & 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + 0.119 \log 0.119 + 0.047 \log 0.047 \\
 & 0 \log 0 \\
 & = 0 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0 + 0.0815 + 0.1203 + 0.0815 \\
 & 0.0971 + 0.1294 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0.1100 + 0.0624 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{0.8340}
 \end{aligned}$$

Correlation (Korelasi)

$$\begin{aligned}
 \text{Korelasi} &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i')(j - \mu_j')}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \\
 \mu_i' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} i * P(i, j) \\
 &= (0 \times (0,0)) + (0 \times (0,1)) + (0 \times (0,2)) + (0 \times (0,3)) + (1 \times (1,0)) + (1 \times (1,1)) + (1 \times (1,2)) + (1 \times (1,3)) + (2 \times (2,0)) \\
 &+ (2 \times (2,1)) + (2 \times (2,2)) + (2 \times (2,3)) + (3 \times (3,0)) + (3 \times (3,1)) + (3 \times (3,2)) + (3 \times (3,3)) \\
 &= (0 \times 0) + (0 \times 0.023) + (0 \times 0.119) + (0 \times 0) + (1 \times 0) + (1 \times 0.071) + (1 \times 0.142) + (1 \times 0.071) + (2 \times 0.095) + \\
 &(2 \times 0.166) + (2 \times 0.023) + (2 \times 0.119) + (3 \times 0) + (3 \times 0.119) + (3 \times 0.047) + (3 \times 0) \\
 &= 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.071 + 0.142 + 0.071 + 0.19 + 0.332 + 0.046 + 0.238 + 0 + 0.357 + 0.141 + 0 \\
 &= \mathbf{1.786} \\
 \sigma_i^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(i - \mu_i')^2 \\
 &= ((0,0) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,1) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,2) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,3) \times (0 - 1.588)^2) + ((1,0) \times (1 - 1.588)^2) + \\
 &((1,1) \times (1 - 1.588)^2) + ((1,2) \times (1 - 1.588)^2) + ((1,3) \times (1 - 1.588)^2) + ((2,0) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,1) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,2) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,3) \times (2 - 1.588)^2) + ((3,0) \times (3 - 1.588)^2) + ((3,1) \times (3 - 1.588)^2) + ((3,2) \times (3 - 1.588)^2) + ((3,3) \times (3 - 1.588)^2)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & 1.588)^2 + ((2,0)x (2 - 1.588)^2 + ((2,1)x (2 - 1.588)^2 + \\
 & ((2,2)x (2 - 1.588)^2 + ((2,3)x (2 - 1.588)^2 + ((3,0)x (3 - \\
 & 1.588)^2 + ((3,1)x (3 - 1.588)^2 + ((3,2)x (3 - 1.588)^2 \\
 & ((3,3)x (3 - 1.588)^2 \\
 & = (0 x 2.5217) + (0.023 x 2.5217) + (0.119 x 2.5217) + \\
 & (0 x 2.5217) + (0 x 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.142 x \\
 & 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.095 x 0.1697) + (0.166 x \\
 & 0.1697)x (0.023 x 0.1697) + (0.119 x 0.1697) + (0 x \\
 & 1.412) + (0.119 x 1.412) + (0.047x 1.412) + (0 x 1.412) \\
 & = 0 + 0.0579 + 0.3000 + 0 + 0 + 0.0245 + 0.0490 + 0.0245 \\
 & 0.0328 + 0.0573 + 0.0079 + 0.0411 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{0.9238}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_j' & = \sum_{i,j=0}^{N-1} j * P(i, j) \\
 & = (0 x (0,0)) + (1 x (0,1)) + (2 x (0,2)) + (3 x (0,3)) + (0 x \\
 & (1,0)) + (1 x (1,1)) + (2 x (1,2)) + (3 x (1,3)) + (0 x (2,0)) \\
 & + (1 x (2,1)) + (2 x (2,2)) + (3 x (2,3)) + (0 x (3,0)) + \\
 & (1 x (3,1)) + (2 x (3,2)) + (3 x (3,3,)) \\
 & = (0 x 0) + (1 x 0.023) x (2 x 0.119) + (3 x 0) + (0 x 0) + \\
 & (1 x 0.071) + (2 x 0.142) x (3 x 0.071) + (0 x 0.095) + \\
 & (1 x 0.166) + (2 x 0.023) + (3 x 0.119) + (0 x 0) + (1 x \\
 & 0.119) + (2 x 0.047) + (3 x 0) \\
 & = 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0.071 + 0.284 + 0.213 + 0 \\
 & 0.166 + 0.046 + 0.357 + 0 + 0.119 + 0.094 + 0 \\
 & = \mathbf{1.118}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_j^2 & = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(j - \mu_j')^2 \\
 & = ((0,0)x (0 - 1.588)^2 + ((0,1)x (1 - 1.588)^2 + ((0,2)x (2 -
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & 1.588)^2 + ((0,3)x (3 - 1.588))^2 + ((1,0)x (0 - 1.588))^2 + \\
 & ((1,1)x (1 - 1.588))^2 + ((1,2)x (2 - 1.588))^2 + ((1,3)x (3 - \\
 & 1.588))^2 + ((2,0)x (0 - 1.588))^2 + ((2,1)x (1 - 1.588))^2 + \\
 & ((2,2)x (2 - 1.588))^2 + ((2,3)x (3 - 1.588))^2 + ((3,0)x (0 - \\
 & 1.588))^2 + ((3,1)x (1 - 1.588))^2 + ((3,2)x (2 - 1.588))^2 \\
 & ((3,3)x (3 - 1.588))^2 \\
 & = (0 x 2.5217) + (0.023 x 0.3457) + (0.119 x 0.1697) + \\
 & (0 x 0.1697) + (0 x 1.9937) + (0.071 x 2.5217) + (0.142 x \\
 & 0.3457) + (0.071 x 2.5217) + (0.095 x 1.9937) + (0.166 x \\
 & 2.5217)x (0.023 x 0.3457) + (0.119 x 0.1697) + (0 x \\
 & 1.412) + (0.119 x 2.5217) + (0.047x 2.5217) + (0 x 2.521) \\
 & = 0 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0 + 0.1790 + 0.0490 + 0.1790 \\
 & 0.1849 + 0.4186 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 & + 0 \\
 & = \mathbf{1.432}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Sudut 135^0

Contrast (Kontrast)

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j)$$

$$\begin{aligned}
 & = (0 - 0)^2 x 0 + (0 - 1)^2 x 0.023 + (0 - 2)^2 x 0.119 + (0 - 3)^2 x 0 + \\
 & (1 - 0)^2 x 0 + (1 - 1)^2 x 0.071 + (1 - 2)^2 x 0.142 + (1 - 3)^2 x 0.071 \\
 & + (2 - 0)^2 x 0.095 + (2 - 1)^2 x 0.166 + (2 - 2) x 0.023 + (2 - 3)^2 x \\
 & 0.119 + (3 - 0)^2 x 0 + (3 - 1)^2 x 0.119 + (3 - 2)^2 x 0.047 + (3 - 3)^2 \\
 & x 0 \\
 & = 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.142 + 0.19 + 0.166 + \\
 & 0 + 0.119 + 0 + 0.238 + 0.047 + 0 \\
 & = \mathbf{1.305}
 \end{aligned}$$

Energy

$$\begin{aligned}
 Energy &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{(i,j)})^2 \\
 &= (0,0)^2 + (0,1)^2 + (0,2)^2 + (0,3)^2 + (1,0)^2 + (1,1)^2 + (1,2)^2 + (1,3)^2 + \\
 &\quad (2,0)^2 + (2,1)^2 + (2,2)^2 + (2,3)^2 + (3,0)^2 + (3,1)^2 + (3,2)^2 + (3,3)^2 \\
 &= 0 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + 0 + (0.071)^2 + (0.142)^2 + (0.071)^2 + \\
 &\quad (0.095)^2 + (0.166)^2 + (0.023)^2 + (0.119)^2 + 0 + (0.119)^2 + (0.047)^2 \\
 &+ 0 \\
 &= \mathbf{0.9900}
 \end{aligned}$$

Homogeneity

$$\begin{aligned}
 Homogeneity &= \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \\
 &= \frac{(0,0)}{(1+(0-0)^2)} + \frac{(0,1)}{(1+(0-1)^2)} + \frac{(0,2)}{(1+(0-2)^2)} + \frac{(0,3)}{(1+(0-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(1,0)}{(1+(1-0)^2)} + \frac{(1,1)}{(1+(1-1)^2)} + \frac{(1,2)}{(1+(1-2)^2)} + \frac{(1,3)}{(1+(1-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(2,0)}{(1+(2-0)^2)} + \frac{(2,1)}{(1+(2-1)^2)} + \frac{(2,2)}{(1+(2-2)^2)} + \frac{(2,3)}{(1+(2-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{(3,0)}{(1+(3-0)^2)} + \frac{(3,1)}{(1+(3-1)^2)} + \frac{(3,2)}{(1+(3-2)^2)} + \frac{(3,3)}{(1+(3-3)^2)} \\
 &= \frac{0}{1} + \frac{0.023}{2} + \frac{0.119}{5} + \frac{0}{10} + \frac{0}{2} + \frac{0.071}{1} + \frac{0.142}{2} + \frac{0.071}{5} + \\
 &\quad \frac{0.095}{5} + \frac{0.166}{2} + \frac{0.023}{1} + \frac{0.119}{2} + \frac{0}{10} + \frac{0.119}{5} + \frac{0.047}{2} + \\
 &\quad \frac{0}{1} \\
 &= 0.0115 + 0.0238 + 0.071 + 0.071 + 0.0142 + 0,019 \\
 &\quad 0.083 + 0.023 + 0.0595 + 0.0238 + 0.0235 \\
 &= \mathbf{0.4233}
 \end{aligned}$$

Variance (Variasi)

$$\begin{aligned}
 Variance &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2 \\
 &= (0,0)x(0-0)^2 + (0,1)x(0-1)^2 + (0,2)x(0-2)^2 + \\
 &\quad (0,3)x(0-3)^2 + (1,0)x(1-0)^2 + (1,1)x(1-1)^2 +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (1,2)x(1-2)^2 + (1,3)x(1-3)^2 + (2,0)x(2-0)^2 + \\
 & (2,1)x(2-1)^2 + (2,2)x(2-2)^2 + (2,3)x(2-3)^2 + \\
 & (3,0)x(3-0)^2 + (3,1)x(3-1)^2 + (3,2)x(3-2)^2 + \\
 & (3,3)x(3-3)^2 \\
 = & (0x0) + (0.023x1) + (0.119x4) + (0x9) + (0x1) + \\
 & (0.071x0) + (0.142x1) + (0.071x4) + (0.095x4) + \\
 & (0.166x1) + (0.023x0) + (0.119x1) + (0x9) + \\
 & (0.119x4) + (0.047x1) + (0x0) \\
 = & 0 + 0.023 + 0.476 + 0 + 0 + 0 + 0.142 + 0.284 + 0,38 \\
 & 0.166 + 0 + 0.119 + 0 + 0.476 + 0.047 + 0 \\
 = & \mathbf{2.113}
 \end{aligned}$$

Entropi

$$\begin{aligned}
 \text{Entropi} &= \sum_{i,j=1}^L (i,j) \log(i,j) \\
 = & (0,0) x \log(0,0) + (0,1) x \log(0,1) + (0,2) x \log(0,2) + \\
 & (0,3) x \log(0,3) + (1,0) x \log(1,0) + (1,1) x \log(1,1) + \\
 & (1,2) x \log(1,2) + (1,3) x \log(1,3) + (2,0) x \log(2,0) + \\
 & (2,1) x \log(2,1) + (2,2) x \log(2,2) + (2,3) x \log(2,3) + \\
 & (3,0) x \log(3,0) + (3,1) x \log(3,1) + (3,2) x \log(3,2) + \\
 & (3,3) x \log(3,3) \\
 = & 0 \log 0 + 0.023 \log 0.023 + 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + \\
 & 0 \log 0 + 0.071 \log 0.071 + 0.142 \log 0.142 + 0.071 \log 0.071 \\
 & 0.095 \log 0.095 + 0.166 \log 0.166 + 0.023 \log 0.023 + \\
 & 0.119 \log 0.119 + 0 \log 0 + 0.119 \log 0.119 + 0.047 \log 0.047 \\
 & 0 \log 0 \\
 = & 0 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0 + 0.0815 + 0.1203 + 0.0815 \\
 & 0.0971 + 0.1294 + 0.0376 + 0.1100 + 0 + 0.1100 + 0.0624 \\
 & + 0 \\
 = & \mathbf{0.9774}
 \end{aligned}$$

Correlation (Korelasi)

$$Korelasi = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i')(j - \mu_j')}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right]$$

$$\begin{aligned} \mu_i' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} i * P(i, j) \\ &= (0 x (0,0)) + (0 x (0,1)) + (0 x (0,2)) + (0 x (0,3)) + (1 x (1,0)) + (1 x (1,1)) + (1 x (1,2)) + (1 x (1,3)) + (2 x (2,0)) + (2 x (2,1)) + (2 x (2,2)) + (2 x (2,3)) + (3 x (3,0)) + (3 x (3,1)) + (3 x (3,2)) + (3 x (3,3)) \\ &= (0 x 0) + (0 x 0.023) x (0 x 0.119) + (0 x 0) + (1 x 0) + (1 x 0.071) + (1 x 0.142) x (1 x 0.071) + (2 x 0.095) + (2 x 0.166) + (2 x 0.023) + (2 x 0.119) + (3 x 0) + (3 x 0.119) + (3 x 0.047) + (3 x 0) \\ &= 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.071 + 0.142 + 0.071 + 0.19 + 0.332 + 0.046 + 0.238 + 0 + 0.357 + 0.141 + 0 \\ &= \mathbf{1.588} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_i^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(i - \mu_i')^2 \\ &= ((0,0)x (0 - 1.588)^2) + ((0,1)x (0 - 1.588)^2) + ((0,2)x (0 - 1.588)^2) + ((0,3)x (0 - 1.588)^2) + ((1,0)x (1 - 1.588)^2) + ((1,1)x (1 - 1.588)^2) + ((1,2)x (1 - 1.588)^2) + ((1,3)x (1 - 1.588)^2) + ((2,0)x (2 - 1.588)^2) + ((2,1)x (2 - 1.588)^2) + ((2,2)x (2 - 1.588)^2) + ((2,3)x (2 - 1.588)^2) + ((3,0)x (3 - 1.588)^2) + ((3,1)x (3 - 1.588)^2) + ((3,2)x (3 - 1.588)^2) + ((3,3)x (3 - 1.588)^2) \\ &= (0 x 2.5217) + (0.023 x 2.5217) + (0.119 x 2.5217) + (0 x 2.5217) + (0 x 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.142 x 0.3457) + (0.071 x 0.3457) + (0.095 x 0.1697) + (0.166 x \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & 0.1697) \times (0.023 \times 0.1697) + (0.119 \times 0.1697) + (0 \times \\
 & 1.412) + (0.119 \times 1.412) + (0.047 \times 1.412) + (0 \times 1.412) \\
 = & 0 + 0.0579 + 0.3000 + 0 + 0 + 0.0245 + 0.0490 + 0.0245 \\
 & 0.0328 + 0.0573 + 0.0079 + 0.0411 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\
 & + 0 \\
 = & \mathbf{0.8293}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_j' &= \sum_{i,j=0}^{N-1} j * P(i, j) \\
 &= (0 \times (0,0)) + (1 \times (0,1)) + (2 \times (0,2)) + (3 \times (0,3)) + (0 \times \\
 & (1,0)) + (1 \times (1,1)) + (2 \times (1,2)) + (3 \times (1,3)) + (0 \times (2,0)) \\
 &+ (1 \times (2,1)) + (2 \times (2,2)) + (3 \times (2,3)) + (0 \times (3,0)) + \\
 &(1 \times (3,1)) + (2 \times (3,2)) + (3 \times (3,3)) \\
 &= (0 \times 0) + (1 \times 0.023) \times (2 \times 0.119) + (3 \times 0) + (0 \times 0) + \\
 &(1 \times 0.071) + (2 \times 0.142) \times (3 \times 0.071) + (0 \times 0.095) + \\
 &(1 \times 0.166) + (2 \times 0.023) + (3 \times 0.119) + (0 \times 0) + (1 \times \\
 &0.119) + (2 \times 0.047) + (3 \times 0) \\
 = & 0 + 0.023 + 0.238 + 0 + 0 + 0.071 + 0.284 + 0.213 + 0 \\
 &0.166 + 0.046 + 0.357 + 0 + 0.119 + 0.094 + 0 \\
 = & \mathbf{1.611}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_j^2 &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(j - \mu_j')^2 \\
 &= ((0,0) \times (0 - 1.588)^2) + ((0,1) \times (1 - 1.588)^2) + ((0,2) \times (2 - \\
 &1.588)^2) + ((0,3) \times (3 - 1.588)^2) + ((1,0) \times (0 - 1.588)^2) + \\
 &((1,1) \times (1 - 1.588)^2) + ((1,2) \times (2 - 1.588)^2) + ((1,3) \times (3 - \\
 &1.588)^2) + ((2,0) \times (0 - 1.588)^2) + ((2,1) \times (1 - 1.588)^2) + \\
 &((2,2) \times (2 - 1.588)^2) + ((2,3) \times (3 - 1.588)^2) + ((3,0) \times (0 - \\
 &1.588)^2) + ((3,1) \times (1 - 1.588)^2) + ((3,2) \times (2 - 1.588)^2) \\
 &((3,3) \times (3 - 1.588)^2) \\
 = & (0 \times 2.5217) + (0.023 \times 0.3457) + (0.119 \times 0.1697) +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (0 \times 0.1697) + (0 \times 1.9937) + (0.071 \times 2.5217) + (0.142 \times \\ & 0.3457) + (0.071 \times 2.5217) + (0.095 \times 1.9937) + (0.166 \times \\ & 2.5217) + (0.023 \times 0.3457) + (0.119 \times 0.1697) + (0 \times \\ & 1.412) + (0.119 \times 2.5217) + (0.047 \times 2.5217) + (0 \times 2.521) \\ = & 0 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0 + 0.1790 + 0.0490 + 0.1790 \\ & 0.1849 + 0.4186 + 0.0079 + 0.0201 + 0 + 0.1680 + 0.0663 \\ & + 0 \\ = & \mathbf{1.3008} \end{aligned}$$



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil pada penelitian ini berdasarkan hasil pengujian system klasifikasi ulos Batak Toba menggunakan *Naive Bayes Classifier* sebagai berikut :

1. Penelitian ini menggunakan lima jenis kain Ulos yaitu Ulos Ragi Hidup, Ulos Pinunaan, Ulos Sibolang, Ulos Sadum dan Ulos Tumtuman dimana tiap jenis kain ulos memiliki 60 sampel untuk data set latih dan 40 untuk data set uji. Algoritma yang digunakan pada proses pelathan dan klasifikasi yaitu dengan menggunakan *Naive Bayes Classifier*, dimana citra sebelumnya sudah mendapatkan 6 elemen fitur dari proses ekstraksi fitur *haralick*.
2. Setelah dilakukan perbandingan dengan penelitian sebelumnya yaitu dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* dihasilkan persentase 85,3% untuk data set latih dan 64.0% untuk data set uji sedangkan dengan menggunakan metode *naive bayes classifier* dan *haralick* dihasilkan persentase untuk data set latih 76.38% sedangkan data set uji 91%.

5.2. Saran

Penelitian ini masih memiliki banyak kekrangan, dari hasil penelitian ini terdapat beberapa hal yang harus diperbaiki untuk meningkatkan serta mengembangkan sistem ini, karena itu diperlukan saran yang nantinya dapat mengembangkan skripsi ini. Adapaun saran dari penulis adalah :

1. Menambah metode untuk meningkatkan nilai akurasi antara metode naive bayes dengan metode yang lain.
2. Menambah jenis kain ulos sehingga sistem dapat bekerja untuk melakukan klasifikasi banyak jenis kain ulos.

DAFTAR PUSTAKA

- Candra, A. (2016). makna dan fungsi Ulos Dalam Adat Masyarakat Batak Toba di Desa Talang Mandi Kecamatan Mandau Kabupaten Bengkalis. *JOM FISIP Vol. 3 No. 1*, 11.
- Darwin, H. M., Izal M, L., & Rama, T. (2020). Struktur Cosmos Masyarakat Batak dalam simbol ulos. *Jurnal Antropologi sosial dan budaya 6(1) (2020): 31-40*.
- Devinta, S. A., Yuita, A. S., & Randy, C. W. (Februari 2019). Selection Fitur Information Gain Pada Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan Ekstraksi Fitur Haralick dan YUF Color Moment. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Hal 1917-1924.
- Dewi, R. K., & Ginardi, R. V. (2014). Identifikasi penyakit pada Daun Tebu dengan Gray Level co-Occurrence matrix dan Color Moments. *Jurnal teknologi Informasi dan ilmu Komputer*.
- E. A. (2019). pengenalan tekstur menggunakan metode GLCM serta modul nirkabel. *Repository USD Yogyakarta*.
- Eghy, K. I. (2017). *Klasifikasi Kain Ulos Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization*. Yogyakarta: Repository Univeritas Kristen Duta Wacana.
- Evan, a. A., & Irwansyah. (2017). Perancangan Infografis pengenalan kain ulos Batak Toba. *Jurnal FSD Vol. 1 No. 1*.
- Heliyanti Susana, N. S., Fathurrohman, & Kaslani. (January 2022). Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet. *JURSISTEKNI (Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi)*, 1-8.
- Heliyanti, S., Nana, S., Fathurrohman, & Kaslani. (2022). Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet. *JURSISTEKNI*, Hal 1-8.
- Irma, D. L. (2016). Klasifikasi Online dan Google . *jurnal Iqra' Volume 10 No.02*, 83.
- Maria, I., & Bahrul Khair Amal. (2016). Eksistensi Ulos pada upacara kematian sari matua pada masyarakat Batak Toba. Fakultas Ilmu sosial, Universitas Negeri medan. *Jurnal Antropologi Sosial dan Budaya*.

- Panggabean, I. P. (2020). *Klasifikasi ulos tradisional batak toba menggunakan probabilistic neural network*. Medan: Repositori Usu.
- Pulung, N. A., T. S., & Muljono. (2017). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Putri, R. E., suparti, & Rahmawati, R. (2014). Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor pada analisis data status kerja di kabupaten demak tahun 2012. *Jurnal Gaussian, Volume 3, NOMOR 4 Tahun 2014*.
- Rodearni, S. (2018). Makna Simbolik dan fungsi ulos masyarakat Batak Toba kabupaten Toba Samosir. *Jurnal JOM FKIP 5(1): 1-11*.
- Siahaan, B. (2015). *Warisan Leluhur Batak yang Terancam punah*. Jakarta: Kempala Foundation.
- Siregar, M. (2017). Indsutri Kreatif ulos pada masyarakat pulau samosir. *Jurnal Studi Kultural (2017) Volume II No. 1: 1-5*.
- Sri Astuti. (2019). Eksplorasi Etnomatematika Kain Ullos Batak Toba Untuk Mengungkap Nilai filosofi Konsep matematika. *Jurnal MathEducation Nusantara Vol.2 (1), 2019, 45-50*.
- Taufiq Qurahman, M. A. (2019). Penerapan algoritma naive bayes clasiffier dan probabilistic neural network untuk klasifikai nasabah bank dalam membayar kredit. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi dan Industri*.
- Teamsar, M. P. (2019). Content Management system Untuk Ulos Batak Toba. *Jurnal Ilmiah Simantek ISSN. 2550-0414 Vol. 3 No. 2*.
- Verdy, L. T. (2018). *Klasifikasi kain ulos masyarakat Batak Toba Menggunakan K-Nearest Neighbor*. Yogyakarta: Katalog.ukdw.ac.id.
- Wiwit, P. N., Dinda, A. L., Muhammad, M., Muhammad, G., & Ristu, H. H. (Juni 2021). Penerapan Naive Bayes Dalam Mengklasifikasikan Masyarakat Miskin Di Desa Lepak. *Jurnal Kajian Ilmu dan Pendidikan Geografi*, 123 - 132.

LAMPIRAN

IMPLEMENTASI CODE

1. Coding Tahap *Resizing* dan *Grayscale*

```
clc; clear; close all; warning off all;

%%proses pengujian
%%menetapkan lokasi folder data uji

nama_folder = 'Testing';
%%membaca file yang berekstensi.jpg
nama_file = dir(fullfile(nama_folder, '*.jpg'));
%%membaca jumlah file yang berekstensi.jpg
jumlah_file = numel(nama_file);

%%menginisialisasi variabel data uji
feature = zeros(jumlah_file,4);
%%melakukan pengolahan citra terhadap seluruh file
for n = 1:jumlah_file
    Img = imread(fullfile(nama_folder,nama_file(n).name));
    rsz = imresize(Img,[200 200]);
    %%melakukan koversi citra rgb menjadi citra grayscale
    Img_gray = rgb2gray(rsz);
```

2. Coding Tahap Ekstraksi Fitur *Haralick*

```
%%ekstraksi tekstur
GLCM = graycomatrix(Img_gray,'Offset',[0 1; -1 1; -1 0;
-1 -1]);
stats =
graycoprops(GLCM,{'Contrast','Correlation','Energy','Homogen
eity'});
contrast = mean(stats.Contrast);
correlation = mean(stats.Correlation);
```

```

energy = mean(stats.Energy);
homogeneity = mean(stats.Homogeneity);
rata = mean(mean(Img_gray));
stand = std(std(double(Img_gray)));
%mengisi variabel feature dengan nilai hasil ekstraksi
tekstur
feature(n,1) = contrast;
feature(n,2) = correlation;
feature(n,3) = energy;
feature(n,4) = homogeneity;
feature(n,5) = rata;
feature(n,6) = stand;
end

```

3. Coding Tahap Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

```

%menyusun variabel kelas_uji
kelas_uji = cell(jumlah_file,1);
%mengisi nama2 ulos pad variabel kelas-latih
for k = 1:40
    kelas_uji{k} = 'Ragi Hidup';
end
for k = 41:80
    kelas_uji{k} = 'Sadum';
end
for k = 81:120
    kelas_uji{k} = 'Tumtuman';
end
for k = 121:160
    kelas_uji{k} = 'Pinuncaan';
end
for k = 161:200
    kelas_uji{k} = 'Sibolang';
end

%klasifikasi citra naive bayes

```

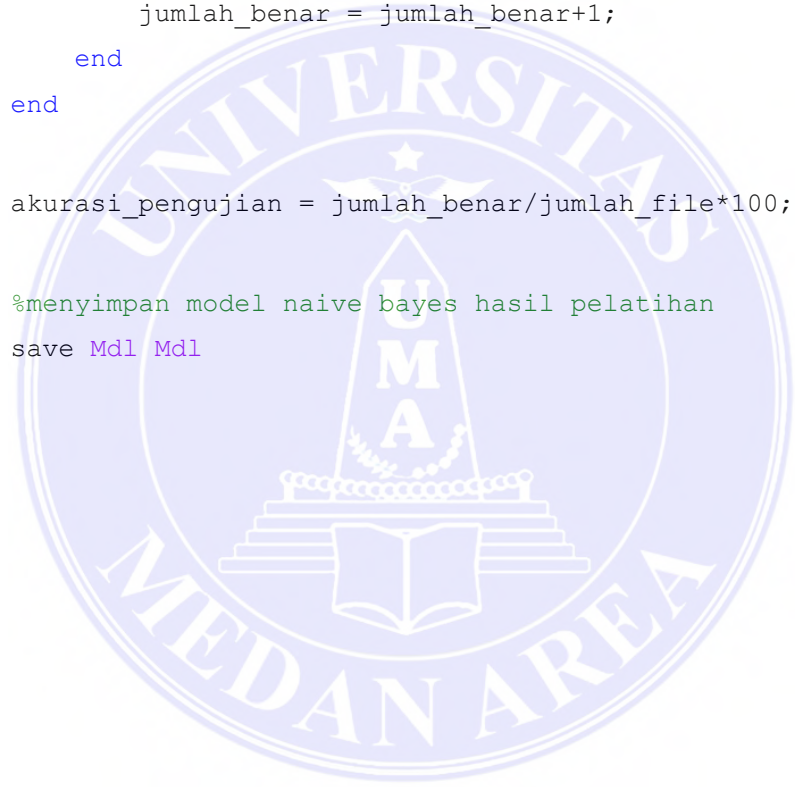
```
load Mdl

%membaca kelas keluaran hasil pelatihan
hasil_uji = predict(Mdl,feature);

%menghitung akurasi pelatihan
jumlah_benar = hasil_uji;
for k = 1:jumlah_file
    if isequal(hasil_uji(k),kelas_uji{k})
        jumlah_benar = jumlah_benar+1;
    end
end

akurasi_pengujian = jumlah_benar/jumlah_file*100;

%menyimpan model naive bayes hasil pelatihan
save Mdl Mdl
```



4. Lampiran Cek Plagiat

turnitin Similarity Report ID: oid:29477:24127789

PAPER NAME	AUTHOR
skripsi helda.pdf	Heldawaty Siagian
WORD COUNT	CHARACTER COUNT
5128 Words	27714 Characters
PAGE COUNT	FILE SIZE
52 Pages	1.7MB
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Sep 28, 2022 11:39 AM GMT+7	Sep 28, 2022 11:40 AM GMT+7

23% Overall Similarity
The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 21% Internet database
- 3% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 10% Submitted Works database

Excluded from Similarity Report

- Small Matches (Less than 10 words)