

TUGAS AKHIR

**KLASIFIKASI RETAKAN (CRACK) PADA BANGUNAN DENGAN ANALISIS
CITRA MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN KLASIFIKASI SVM**



Oleh :

**CHAERUS SULTON
F1D 015 019**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MATARAM
September 2018**

Tugas Akhir
KLASIFIKASI RETAKAN (CRACK) PADA BANGUNAN DENGAN ANALISIS
CITRA MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN KLASIFIKASI SVM

Oleh:

CHAERUS SULTON
F1D 015 019

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Pembimbing:

1. Pembimbing Utama

I GP Suta Wijaya, S.T.,M.T.,D.Eng.
NIP. 19731130 200003 1 001

Tanggal: _____

2. Pembimbing Pendamping

Ida Bagus Ketut Widiartha, ST., MT.
NIP. 19700514 199903 1 002

Tanggal: _____

Mengetahui
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram

Dr. Eng. Budi Irmawati, S. Kom., MT.
NIP. 19721019 199903 2 001

Tugas Akhir
KLASIFIKASI RETAKAN (CRACK) PADA BANGUNAN DENGAN ANALISIS
CITRA MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN KLASIFIKASI SVM

Oleh:
CHAERUS SULTON
F1D 015 019

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Penguji:

1. Penguji 1

Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom.
NIP. 19860622 201504 1 002

Tanggal: _____

2. Penguji 2

Moh. Ali Albar, ST., M.Eng.
NIP. 19831125 201504 1 002

Tanggal: _____

3. Penguji 3

Dr. Eng. Budi Irmawati, S.Kom. MT
NIP: 19721019 199903 2 001

Tanggal: _____

Mengetahui
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram

Dr. Eng. Budi Irmawati, S. Kom., MT.
NIP. 19721019 199903 2 001

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENDAMPING	ii
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	iii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL	vii
ABSTRAK.....	viii
ABSTRACT.....	ix
BAB I.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan.....	2
1.5 Manfaat.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3
BAB II	4
2.1 Tinjauan Pustaka	4
2.2 Dasar Teori	5
BAB III.....	9
3.1 Bahan dan Alat Penelitian	9
3.2 Studi Literatur	10
3.3 Rancangan Penelitian	10
3.4 Kebutuhan Sistem	11
3.5 Rancangan Algoritma.....	11
3.6 Pengumpulan Data	18
3.7 <i>Training</i> , Pengujian dan Analisa.....	18
3.8 Jadwal Kegiatan	19
BAB IV.....	20
4.1 Pengumpulan Data	20
4.2 <i>Preprocessing</i>	20
4.2.1 <i>Resize</i>	20
4.2.2 <i>Binarization</i>	20

4.2.3	<i>Morphological Filtering</i>	21
4.2.4	<i>Segmentation</i>	21
4.3	Ekstraksi Fitur dengan GLCM.....	21
4.4	Pelatihan dengan SVM.....	22
4.5	Pengujian dengan SVM.....	23
4.6	Hasil	23
4.6.1	Hasil Pelatihan.....	23
4.6.1.1	Hasil Pelatihan dengan kombinasi <i>cross classification</i>	23
4.6.1.2	Hasil Pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi	24
4.6.1.3	Hasil Pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM	25
4.6.2	Hasil Pengujian.....	25
BAB V	27
5.1	Kesimpulan	29
5.2	Saran.....	29
DAFTAR PUSTAKA	30

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Margin hyperplane.	8
Gambar 2.2 Ilustrasi SVM.	8
Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem.	10
Gambar 3.2 Proses training (pelatihan), testing (pengujian) dan klasifikasi.	12
Gambar 3.3 Perubahan citra asli ke citra binary.	12
Gambar 3.4 Citra yang telah melalui proses filter	12
Gambar 3.5 Proses segmentasi.....	13
Gambar 3.6 Contoh matriks citra grayscale.....	13
Gambar 3.7 Matriks GLCM 3x3.	14
Gambar 3.8 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°	14
Gambar 3.9 Arah matriks GLCM a. Sudut 45° . (b) Sudut 90° . (c) Sudut 135°	15
Gambar 3.10 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ d = 1$. (d) $\theta = 135^\circ d = 1$	15
Gambar 3.11 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi.	15
Gambar 3.12 Dataset dalam diagram kartesius.....	16
Gambar 3.13 Contoh dataset dengan hyperplane.....	18
Gambar 4.1 Hasil konversi RGB ke biner.	20
Gambar 4.2 Citra hasil median filtering.	21
Gambar 4.3 Citra hasil segmentation.	21
Gambar 4.4 Diagram pelatihan dengan kombinasi <i>cross classification</i>	27
Gambar 4.5 Diagram pelatihan kombinasi fitur ekstraksi.....	27
Gambar 4.6 Diagram pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM.....	27
Gambar 4.7 Diagram pengujian 40000 <i>dataset</i>	28
Gambar 4.8 Diagram pengujian 2 kelas.	28
Gambar 4.9 Diagram pengujian 3 kelas.	28

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel fitur tekstur GLCM.	6
Tabel 3.1 Pembagian <i>dataset</i>	9
Tabel 3.2 Kebutuhan perangkat keras untuk membangun dan menguji sistem.	11
Tabel 3.3 Kebutuhan perangkat lunak untuk membangun dan menguji sistem.	11
Tabel 3.4 <i>Dataset</i> kelas -1 dan kelas +1	16
Tabel 3.5 Contoh data retakan.	18
Tabel 3.6 <i>Confusion matrix</i>	19
Tabel 3.7 Jadwal kegiatan perancangan sistem	19
Tabel 4.1 Hasil ekstraksi fitur GLCM.	22
Tabel 4.2 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian	23
Tabel 4.3 Pelatihan dengan kombinasi cross classification.	23
Tabel 4.4 Kombinasi dengan 360 data uji.	24
Tabel 4.5 Kombinasi dengan 720 data uji.	24
Tabel 4.6 Kombinasi dengan 360 data uji.	25
Tabel 4.7 Kombinasi dengan 1440 data uji.	25
Tabel 4.8 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.	25
Tabel 4.9 Hasil pengujian.	25
Tabel 4.10 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.	26
Tabel 4.11 Hasil pengujian.	26
Tabel 4.12 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.	26
Tabel 4.13 Hasil pengujian.	26

ABSTRAK

Klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan yang disebabkan oleh bencana alam seperti gempa bumi dapat dilakukan secara manual dengan menganalisis dinding, tiang, atau lantai berdasarkan diameter, kedalaman, dan panjang retakannya menggunakan penglihatan. Setelah itu, dapat disimpulkan menjadi kategori retakan ringan, sedang atau berat. Metode manual ini membutuhkan pengetahuan dan pengalaman yang cukup untuk digunakan. Hanya ahli struktur bangunan yang bisa menyelesaikannya. Sedangkan di lokasi gempa, tidak semua orang memiliki pengetahuan dan pengalaman yang sama tentang retakan. Untuk memudahkan dan mengatasi masalah tersebut, maka dalam penelitian ini akan dikembangkan sistem klasifikasi retakan dengan pendekatan pengolahan citra digital (*pattern recognition*) yang dapat mengklasifikasikan retakan ke dalam kategori ringan, sedang atau berat, menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi SVM. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, akurasi yang diperoleh untuk mengklasifikasikan retakan mencapai 70,37% hingga 83,33%.

Kata kunci: Retakan, Analisa Citra, Pengolahan Citra, GLCM, SVM.

ABSTRACT

Cracks classification on buildings caused by natural disasters such as earthquakes can be done manually by analyzing walls, poles, or floors based on diameter, depth, and length of cracks using vision. After that, it can be concluded to be a category of mild, moderate or severe cracks. This manual method requires enough knowledge and experience to be used. Only building structure experts can solve it. Whereas in the earthquake location, not everyone has the same knowledge and experience about cracks. To facilitate and overcome these problems, in this study a crack classification system will be developed with a digital image processing approach (pattern recognition) that can classify cracks into the light, medium or heavy categories, using extraction features of GLCM and classification of SVM. Based on the research that has been done, the accuracy obtained to classify the cracks reach until 70,37% up to 83,33%.

Keyword: *Cracks, Image Analysis, Image Processing, GLCM, SVM.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Gempa bumi merupakan rentetan getaran dengan frekuensi tertentu yang terjadi di permukaan bumi akibat pelepasan energi dari dalam secara tiba-tiba yang menciptakan gelombang seismik. Gelombang seismik adalah rambatan energi yang disebabkan karena adanya gangguan di dalam kerak bumi, misalnya adanya patahan atau adanya ledakan. Sehingga wilayah yang masuk ke dalam getaran tersebut mengalami berbagai kerusakan seperti memicu tsunami, longsor, kerusakan infrastruktur sampai dengan kerusakan bangunan-bangunan. Begitu juga yang sedang dirasakan di daerah Kabupaten Lombok Utara, NTB. Terhitung mulai dari 29 Juli 2018 sampai dengan 30 Agustus 2018 saja menghasilkan 1.973 gempa bumi [1]. Daerah tersebut mengalami berbagai kerusakan mulai dari longsor, kerusakan infrastruktur maupun kerusakan bangunan. Pada bangunan sendiri, gempa bumi mengakibatkan terjadinya retakan-retakan (*crack*) baik ringan, sedang sampai dengan berat. Selain disebabkan oleh gempa bumi, kerusakan bangunan juga dapat disebabkan oleh usia bangunan yang terlampau tua, sehingga bangunan akan menjadi rapuh dan mudah roboh. Maka diperlukan pendataan kembali apakah bangunan tersebut masih layak atau tidak.

Dalam melakukan upaya pendataan bangunan berdasarkan tingkat keretakannya, terdapat berbagai metode yang dapat dilakukan untuk mengategorikan suatu retakan (*crack*) masuk ke kategori retakan ringan, sedang atau berat. Metode yang mudah dan sering digunakan adalah metode pengamatan secara manual. Cara kerjanya yaitu mengamati bangunan yang terdampak gempa dengan menganalisis retakan yang berada di dinding, tiang, maupun lantai baik berdasarkan diameter retakan, kedalaman sampai dengan panjang retakan. Setelah itu dapat disimpulkan apakah retakan tersebut masuk ke dalam retakan ringan, sedang atau berat.

Metode pengamatan manual memiliki kekurangan karena membutuhkan pengetahuan dan pengalaman yang cukup untuk dapat digunakan. Sehingga hanya para ahli struktur (orang yang mempelajari struktur bangunan) yang dapat melakukannya. Sedangkan di lokasi gempa bumi sendiri tidak semua masyarakat memiliki pengetahuan dan pengalaman yang sama mengenai retakan (*crack*).

Untuk memudahkan masyarakat dan mengatasi masalah tersebut, maka dalam penelitian ini akan dibangun sistem klasifikasi retakan (*crack*) dengan pendekatan pengolahan citra digital (pengenalan pola) yang dapat mengategorikan suatu retakan masuk ke jenis ringan, sedang atau berat, menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM serta klasifikasi SVM.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah diuraikan, perumusan masalah yang didapat pada tugas akhir ini yaitu sebagai berikut:

- a. Bagaimana cara membangun sistem klasifikasi retakan (*crack*) menggunakan pengolahan citra digital (pengenalan pola) yang dapat mengklasifikasikan suatu retakan masuk ke jenis ringan, sedang atau berat?
- b. Bagaimana cara mengekstraksi retakan (*crack*) pada bangunan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM
- c. Bagaimana cara mengklasifikasikan retakan (*crack*) pada bangunan dengan menggunakan metode klasifikasi SVM?
- d. Seberapa optimal penggunaan metode GLCM dan SVM dalam mengklasifikasikan retakan (*crack*) pada bangunan?

1.3 Batasan Masalah

Dari permasalahan yang telah diuraikan di atas terdapat batasan-batasan masalah dalam pembangunan aplikasi ini yaitu:

1. Klasifikasi dibagi menjadi tiga kelas yaitu ringan, sedang dan berat
2. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data retakan (*crack*) gempa bumi di Kabupaten Lombok Utara, NTB pada tahun 2018 berupa gambar/*image*.
3. Objek pengamatan pada penelitian ini adalah wilayah korban gempa Kabupaten Lombok Utara, NTB pada tahun 2018.
4. Jarak pengambilan gambar/*image* retakan (*crack*) adalah sejauh 1 sampai 2 meter.

1.4 Tujuan

Adapun tujuan yang akan dicapai dari tugas akhir ini yaitu:

- a. Membangun sistem klasifikasi retakan (*crack*) menggunakan pengolahan citra digital (pengenalan pola) yang dapat mengklasifikasikan suatu retakan masuk ke jenis ringan, sedang atau berat.
- b. Mengklasifikasikan retakan (*crack*) pada bangunan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi SVM.

- c. Mengetahui seberapa optimal penggunaan metode GLCM dan SVM dalam mengklasifikasikan retakan (*crack*) pada bangunan.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diperoleh dari tugas akhir ini adalah:

1. Bagi penyusun
 - a. Menerapkan ilmu yang telah diperoleh selama proses perkuliahan di Teknik Informatika Universitas Mataram.
 - b. Menambah wawasan dalam bidang pengolahan citra digital (pengenalan pola).
2. Bagi pembaca
 - a. Menambah ilmu pengetahuan terutama mengenai teknologi pengenalan pola retakan (*crack*) dalam pengolahan citra digital.
 - b. Menerapkan hasil dari skripsi ini pada permasalahan yang berhubungan dengan pengenalan pola retakan (*crack*).

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penyusunan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan dasar-dasar dari penulisan laporan tugas akhir, yang terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, serta sistematika penulisan laporan tugas akhir.
2. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Bab ini membahas teori-teori yang berhubungan dengan topik penelitian, meliputi retakan (*crack*), Pengenalan Pola, GLCM dan SVM.
3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini membahas tentang metodologi yang digunakan dalam penelitian dan pengembangan perangkat lunak.
4. Bab IV Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini akan disajikan hasil dari penelitian serta pembahasan dari hasil penelitian tersebut.
5. Bab V Kesimpulan dan Saran

Bab ini akan di berikan kesimpulan serta saran dari hasil penelitian yang dilakukan terhadap klasifikasi retakan bangunan dengan metode GLCM dan klasifikasi SVM.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian dengan penggunaan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sebagai metode ekstraksinya telah dilakukan oleh beberapa peneliti di antaranya klasifikasi jenis daging sapi, kambing dan babi [2], klasifikasi batik [3], klasifikasi daging sapi, kerbau, kambing dan kuda [4], klasifikasi jenis kualitas keju [5], pengenalan tulisan tangan [6], kualitas daging sapi dengan menggunakan data *ultrasound image* [7], serta klasifikasi mutu jeruk keprok [8] menghasilkan akurasi sebesar 73,3% untuk klasifikasi jenis daging sapi, kambing dan babi, 70% untuk klasifikasi batik, 87,5% untuk klasifikasi daging sapi, kerbau, kambing dan kuda, 97,9% untuk klasifikasi jenis kualitas keju, 95,2% untuk pengenalan tulisan tangan, 90% untuk kualitas daging sapi dengan menggunakan data *ultrasound image*, serta 82,5% untuk klasifikasi mutu jeruk keprok.

Pada jurnal dengan judul “*Crack detection using image processing: A critical review and analysis*” telah dilakukan *review* dan analisis terhadap 50 jurnal mengenai deteksi retakan menggunakan pemrosesan gambar [9]. Dari *review* ini ditemukan bahwa metode GLCM termasuk juga ke dalam metode yang direkomendasikan. Salah satunya pada jurnal dengan judul “*Imaging-based detection of AAR induced map-crack damage in concrete structure*” menghasilkan akurasi 75,2% [10].

Selanjutnya penelitian yang menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi di antaranya adalah klasifikasi daging sapi, kerbau, kambing dan kuda [4], klasifikasi jenis kualitas keju [5], pengenalan tulisan tangan [6], kualitas daging sapi dengan menggunakan data *ultrasound image* [7], dan klasifikasi penyakit gigi dan mulut [11] menghasilkan akurasi sebesar 87,5% untuk klasifikasi daging sapi, kerbau, kambing dan kuda, 97,9% untuk klasifikasi jenis kualitas keju, 95,2% untuk pengenalan tulisan tangan, 90% untuk kualitas daging sapi dengan menggunakan data *ultrasound image*, serta 94,44% untuk klasifikasi penyakit gigi dan mulut.

Berdasarkan penelitian di atas, maka fitur tekstur retakan (*crack*) pada bangunan juga dapat diekstraksi dengan metode ekstraksi fitur GLCM serta klasifikasi dengan metode klasifikasi SVM. Sehingga pada penelitian ini akan dibangun sistem klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan dengan analisis citra menggunakan metode GLCM dan klasifikasi SVM.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Retakan (*Crack*)

Retakan dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) berarti suatu yang telah diretakkan. Maksudnya adalah benda padat yang terpisah menjadi beberapa bagian dikarenakan oleh benturan, pergeseran dan sejenisnya sehingga tampak bergaris.

2.2.2 Tekstur

Tekstur merupakan salah satu fitur yang paling penting dalam sebuah citra. Tekstur adalah sifat bawaan dari semua jenis permukaan, yang menggambarkan pola visual. Tekstur berisi informasi penting tentang susunan struktural permukaan dan juga menggambarkan hubungan permukaan dengan lingkungan sekitar [12]. Klasifikasi tekstur berarti menggolongkan sebuah tekstur yang diberikan ke dalam sekumpulan tekstur yang ada.

2.2.3 Pengenalan Pola

Pattern recognition atau pengenalan pola merupakan salah satu bidang dalam ilmu komputer yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yang telah didefinisikan sebelumnya. Konsep ini disebut *class* atau *category*. Aplikasi pengenalan pola sangat luas, di antaranya mengenali suara dalam sistem keamanan, membaca huruf dalam OCR, mengklasifikasikan penyakit secara otomatis berdasarkan hasil diagnosis kondisi medis pasien dan sebagainya. Banyak metode yang dikenal dalam pengenalan pola, seperti *linear discrimination analysis*, *hidden markov* model hingga kecerdasan buatan seperti *artificial neural network*. Metode lain yang juga cukup dikenal yaitu *Support Vector Machine* (SVM) [13].

2.2.4 Gray-Level Co-Occurrence Matrix

Tekstur memiliki sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah yang cukup besar sehingga secara alami sifat tersebut dapat berulang dalam daerah tersebut. Pada Tugas Akhir ini yang dimaksud tekstur adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan *pixels* [5].

Salah satu teknik untuk mendapatkan ciri statistik adalah dengan menghitung sudut dan jarak. Salah satu metode untuk mengetahuinya adalah dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM didefinisikan sebagai

tabulasi dari data *pixel* citra di mana digambarkan seberapa sering kombinasi yang berbeda pada nilai ke abuan yang muncul pada citra [14].

Di dalam penelitiannya yang berjudul “*Textural Features for Image Classification*” [15], Haralick dkk. mengusulkan fitur tekstural yang mengandung informasi tentang karakteristik tekstur. Pada Tabel 2.1 menjelaskan rumus perhitungan fitur tersebut.

Tabel 2.1 Tabel fitur tekstur GLCM.

No.	Properti	Rumus	Persamaan
1	<i>Angular Second Moment : Energy/Uniformity</i>	$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2$	(2-1)
2	<i>Contrast</i>	$f_2 = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{\substack{j=1 \\ i-j =n}}^{Ng} p(i, j) \right\}$	(2-2)
3	<i>Correlation</i>	$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ Dimana μ merupakan means dan σ merupakan standar deviasi dari p. N_g merupakan jumlah kolom/baris. n jumlah pixel. i merupakan baris ke-i, j merupakan kolom ke-j.	(2-3)
4	<i>Sum of Squares : Variance</i>	$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$	(2-4)
5	<i>Inverse Difference Moment : Homogeneity</i>	$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$	(2-5)
6	<i>Sum Average</i>	$f_6 = \sum_{i=2}^{2Ng} i p_{x+y}(i)$	(2-6)
7	<i>Sum Entropy</i>	$f_7 = -\sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\}$	(2-7)
8	<i>Sum Variance</i>	$f_8 = \sum_{i=2}^{2Ng} (i - f_7)^2 p_{(x+y)}(i)$	(2-8)
9	<i>Entropy</i>	$f_9 = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$	(2-9)
10	<i>Difference Variance</i>	$f_{10} = \text{variance of } p_{x+y}$	(2-10)

11	<i>Difference Entropy</i>	$f_{11} = -\sum_{i=1}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \log\{p_{x-y}(i)\}$	(2-11)
12	<i>Information Measures of Correlation</i>	$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{H, X, Y\}}$	(2-12)
		$f_{13} = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{\frac{1}{2}}$	(2-13)
		$HXY = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$	
		Dimana HX dan HY adalah <i>entropy</i> dari p_x dan p_y , dan	
		$HXY1 = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$	
		$HXY2 = -\sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$	
13	<i>Maximal Correlation Coefficient</i>	$f_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{\frac{1}{2}}$	(2-14)
		dimana	
		$Q_{(i,j)} = \sum_k \frac{p(i, k)p(j, k)}{p_x(i)p_y(k)}$	

Pada jurnal internasional dengan judul “*Efficient analysis of satellite image denoising and resolution enhancement for improving classification accuracy*”, terdapat 5 fitur yang paling baik untuk digunakan yaitu *Energy*, *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity* dan *Entropy* [16].

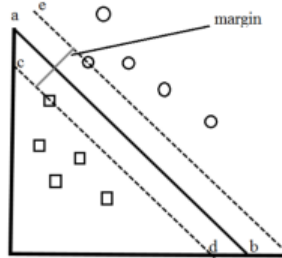
2.2.5 Support Vector Machine

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah memisahkan dua buah kelas, misalnya segar atau tidaknya suatu daging, hujan atau tidak hujan dan lain-lain. Selanjutnya SVM dikembangkan agar bekerja pada permasalahan yang memiliki lebih dari dua kelas. Dalam kasus klasifikasi yang secara linier bisa dipisahkan, dapat digunakan fungsi pemisah seperti pada persamaan (2-15).

$$f(x) = w^T \cdot x + b \quad (2-15)$$

Di mana $w = \sum_i a_i \cdot S_i$ dan b adalah *bias*, sedangkan x merupakan nilai dari citra uji. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang

paling dekat ini disebut sebagai *support vector* [12]. Garis ab pada Gambar 2.1 menunjukkan *hyperplane* terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas sedangkan lingkaran dan kotak yang terletak pada garis putus-putus cd dan ef merupakan *support vector*.



Gambar 2.1 Margin hyperplane.

Setiap data latih dinyatakan oleh (x_i, y_i) , di mana $i=1,2,\dots, N$, dan $x_i=\{ x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq}\}^T$ merupakan atribut (fitur) set untuk data latih ke- i . q merupakan data x_i ke- q . $y_i \in \{-1, +1\}$ menyatakan label kelas.

$x_1 =$	x_{11}	x_{12}	...	x_{1q}
$x_2 =$	x_{21}	x_{22}	...	x_{2q}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots
$x_q =$	x_{q1}	x_{q2}	...	x_{qq}

Gambar 2.2 Ilustrasi SVM.

Hyperplane klasifikasi linier SVM, seperti pada Gambar 2.1, dinotasikan seperti pada persamaan (2-16).

$$w \cdot x_i + b = 0 \quad (2-16)$$

Data x_i yang masuk ke dalam kelas -1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (2-17).

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (2-17)$$

Sementara data x_i yang masuk ke dalam kelas +1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (2-18).

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (2-18)$$

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Bahan dan Alat Penelitian

Bahan dan alat yang digunakan dalam penelitian ini yaitu:

3.1.1 Bahan penelitian

Bahan-bahan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu citra retakan (*crack*) pada bangunan sebanyak 1200 citra dengan format JPG/JPEG yang merupakan hasil pengambilan gambar di Kabupaten Lombok Utara, NTB pada tahun 2018. *Dataset* dibagi menjadi empat yaitu, *dataset* retakan pada balok, kolom, lantai dan tembok. *Dataset* retakan yang digunakan adalah bersumber dari tim *assessment* Teknik Sipil Universitas Mataram. Data retakan tersebut kemudian dianotasi untuk melakukan standarisasi citra sebelum masuk ke dalam pelatihan (*training*). Pembagian *dataset* ditunjukkan oleh Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Pembagian *dataset*.

Data	Balok	Kolom	Lantai	Tembok	Total
Latih	210	210	210	210	840
Uji	90	90	90	90	360
Total					1200

3.1.2 Alat Penelitian

Alat yang digunakan dalam proses penelitian ini terbagi menjadi dua bagian yaitu:

1. Perangkat keras

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah *laptop* dengan spesifikasi sebagai berikut:

- a. Prosesor Intel® Core™ i5
- b. Memori RAM 4 GB
- c. *Logitech Webcam C600*

2. Perangkat lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu:

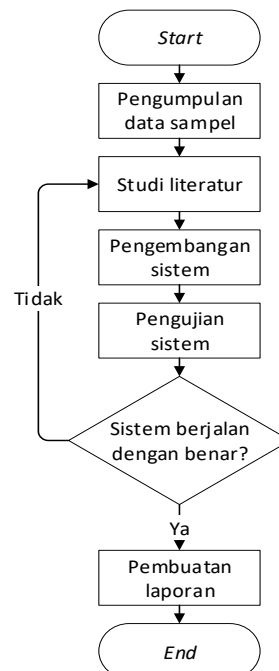
- a. Sistem operasi Windows
- b. Matlab

3.2 Studi Literatur

Guna mendukung berjalannya penelitian, studi literatur dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal penelitian serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat. Adapun materi yang dipelajari dalam studi literatur berkaitan dengan ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, klasifikasi citra menggunakan metode SVM serta materi lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

3.3 Rancangan Penelitian

Diagram alir pembuatan sistem dari mulai pengumpulan data hingga pembuatan laporan tertuang dalam Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem.



Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem.

Langkah pertama dalam pembuatan sistem ini yaitu proses pengumpulan citra retakan bangunan. Citra retakan diambil langsung dari tempat terjadinya gempa yaitu Kabupaten Lombok Utara kemudian dibagi menjadi tiga kategori/kelas yaitu retakan ringan, sedang dan berat. Langkah kedua yakni studi literatur untuk mempelajari cara membangun sistem sesuai dengan metode yang digunakan. Selanjutnya adalah tahap pembangunan sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat. Tahap pengujian dilakukan untuk menguji apakah sistem berfungsi sesuai dengan tujuan, apabila belum sesuai maka langkah selanjutnya kembali ke studi literatur. Setelah sistem berhasil dibangun dan berjalan sesuai dengan fungsinya maka tahap terakhir yakni pembuatan laporan.

3.4 Kebutuhan Sistem

Dalam penelitian ini analisis kebutuhan sistem dibagi menjadi tiga, yaitu analisis pengguna, analisis perangkat keras, dan analisis perangkat lunak.

a. Analisis pengguna

Pengguna yang akan menggunakan sistem ini yaitu masyarakat umum, khususnya para pengamat retakan (*crack*) pada bangunan yang terkena gempa bumi. Sehingga perlu di bangun sistem yang mudah digunakan serta dapat memberikan klasifikasi retakan (*crack*) yang tepat dan cepat.

b. Analisis perangkat keras

Perangkat keras merupakan salah satu kebutuhan penting dalam pembuatan sistem ini. Perangkat keras yang digunakan akan mempengaruhi kinerja dari pembuatan pengolahan citra digital, semakin tinggi spesifikasi perangkat keras yang digunakan maka akan semakin cepat pula pembuatan pengenalan pola dilakukan. Pada penelitian ini perangkat keras yang digunakan dalam pembangunan dan menguji sistem klasifikasi *crack*, yaitu seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Kebutuhan perangkat keras untuk membangun dan menguji sistem.

No.	Nama Perangkat	Spesifikasi
1	Prosesor	Intel® Core™ i5
2	Memori	RAM 4 GB DDR3
3	Webcam	Logitech Webcam C600

c. Analisis perangkat lunak

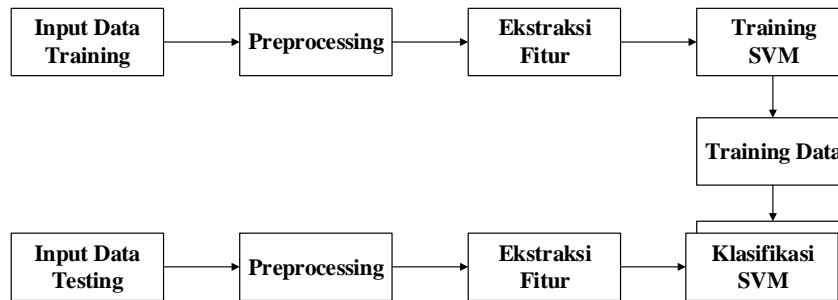
Perangkat lunak yang akan digunakan dalam membangun dan menguji sistem klasifikasi *crack* ini yaitu seperti pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Kebutuhan perangkat lunak untuk membangun dan menguji sistem.

No.	Nama Perangkat	Spesifikasi
1	Sistem Operasi	Windows 10
2	Matlab	Matlab R2013a
3	Microsoft Office	Office 2016
4	Photo viewer	Windows Photo Viewer

3.5 Rancangan Algoritma

Sistem ini secara garis besar terdapat tiga proses utama yaitu *training* (pelatihan), *testing* (pengujian) dan klasifikasi. dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Proses *training* (pelatihan), *testing* (pengujian) dan klasifikasi.

3.5.1 Tahap *Preprocessing*

Tahap *preprocessing* yang terdiri atas proses *Binarization*, *Morphological Filtering*, dan *Segmentation*. Setiap citra latih dan citra uji akan melewati tahapan awal tersebut untuk menghilangkan dan mengurangi *error* yang dapat berdampak pada akurasi akhir pada saat masuk ke tahap klasifikasi.

a. *Binarization*

Pada tahapan *binarization*, setiap *pixel* citra retakan akan diubah ke bentuk *binary* (0 dan 1), sehingga retakan (*crack*) akan tampak lebih jelas. Pada Gambar 3.3 merupakan tampilan dari perubahan citra asli ke citra *binary*.



Gambar 3.3 Perubahan citra asli ke citra *binary*.

b. *Morphological Filtering*

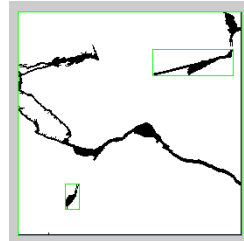
Pada tahapan ini, citra akan difilter dengan tujuan untuk menghilangkan bintik-bintik (*noise*) yang nantinya akan merusak kualitas citra. Jenis *filtering* yang digunakan adalah *median filtering*. Pada Gambar 3.4 merupakan tampilan dari perubahan citra yang telah melalui proses filter.



Gambar 3.4 Citra yang telah melalui proses filter.

c. *Segmentation*

Pada tahapan ini, citra akan di segmentasi untuk mengetahui posisi retakan (*crack*) yang selanjutnya akan dipotong, sehingga hanya citra retakan saja yang diolah. Pada Gambar 3.5 merupakan tampilan dari tahap segmentasi.



Gambar 3.5 Proses segmentasi.

3.5.2 *Extraction Feature*

Tahap selanjutnya yaitu *extraction feature* merupakan bagian dari teknik pengenalan pola (*pattern recognition*) yang bertujuan untuk mengambil atau mengekstraksi nilai-nilai unik dari suatu objek yang membedakan dengan objek yang lain. Penelitian ini menggunakan metode *extraction feature Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). *Gray Level Co-occurrence Matrix* adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua *pixel* dengan intensitas tertentu dalam jarak (d) dan orientasi arah dengan sudut (θ) tertentu dalam citra [17]. Proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dibagi menjadi dua tahap, yaitu pembentukan matriks GLCM dan perhitungan nilai fitur GLCM.

a. Pembentukan matriks GLCM

Misalkan terdapat citra *grayscale* dengan matriks seperti pada Gambar 3.6.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Gambar 3.6 Contoh matriks citra *grayscale*.

Dari matriks di atas dibentuk matriks GLCM dengan orientasi sudut 0° , 45° , 90° , 135° . Adapun langkah-langkah pembentukan matriks GLCM sebagai berikut:

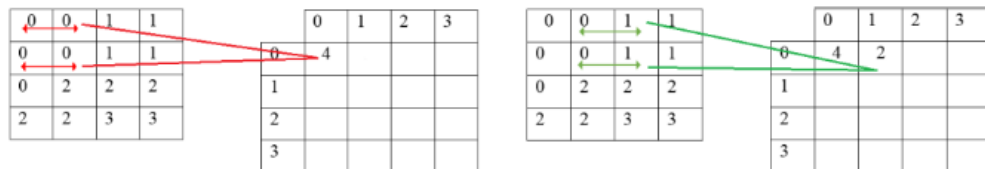
- 1) Langkah pertama yaitu membuat matriks dengan ordo $n \times n$ di mana n sama dengan nilai elemen terbesar dari matriks *grayscale* A. Dalam hal ini, nilai elemen terbesar matriks A adalah 3, maka dibuat matriks ukuran 3×3 dengan indeks dimulai dari 0 seperti terlihat pada Gambar 3.7.

B =

	0	1	2	3
0				
1				
2				
3				

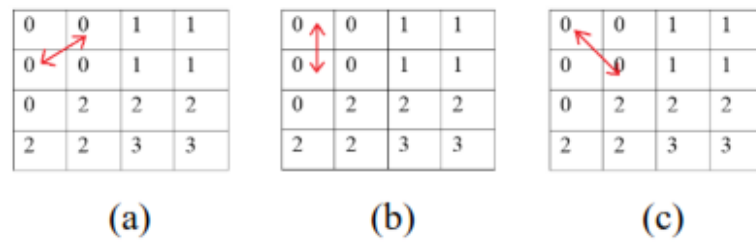
Gambar 3.7 Matriks GLCM 3x3.

- 2) Penentuan nilai matriks B dimulai dari elemen (0,0). Untuk mengisi matriks B dilakukan iterasi terhadap setiap 2 blok matriks A untuk mengecek nilai elemennya. Sebagai contoh, membuat matriks GLCM dengan sudut 0° , maka arah iterasi yang dilakukan yaitu horizontal (sesuai dengan arah sudut matriks GLCM).
- 3) Iterasi pertama dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai (0,0). Iterasi dimulai dari elemen (0,0) dan (0,1) pada matriks A. Pengecekan berlaku dua arah, artinya elemen (0,0) dan (0,1) dicek sebanyak dua kali dengan arah berlawanan. Jumlah matriks ketetanggaan dengan nilai (0,0) ditulis pada matriks B elemen (0,0). Selanjutnya geser satu blok ke kanan untuk mengecek elemen matriks (0,1) dan (0,2). Lakukan pengecekan hingga elemen (0,2) dan (0,3) kemudian pindah ke baris selanjutnya. Gambar 3.8 menunjukkan proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0° .



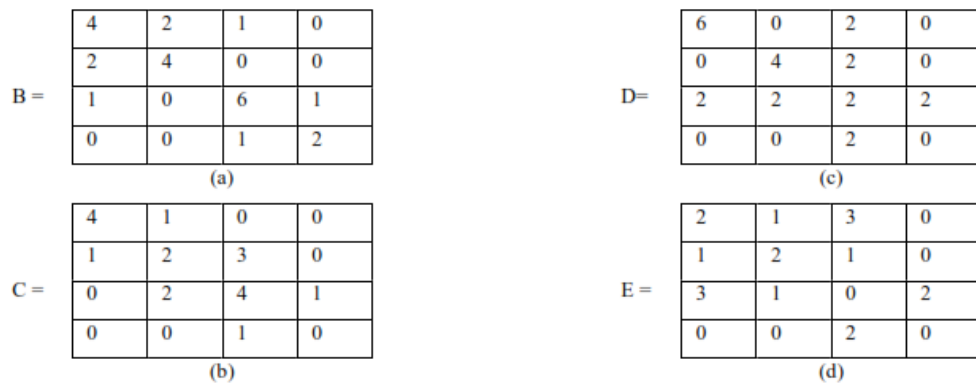
Gambar 3.8 Pembentukan matriks GLCM sudut 0° .

- 4) Iterasi selanjutnya dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai (0,1) untuk diisi pada matriks B elemen (0,1), begitu seterusnya hingga elemen terakhir pada matriks B.
- 5) Hal yang sama dilakukan untuk membuat matriks GLCM dengan sudut 45° , 90° dan 135° namun dengan arah yang berbeda. Matriks GLCM sudut 45° dibuat dengan arah diagonal-kanan (*right-diagonal*), sudut 90° dengan arah vertikal, sedangkan sudut 135° dibuat dengan arah diagonal-kiri (*left-diagonal*) seperti yang terlihat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Arah matriks GLCM a. Sudut 45°. (b) Sudut 90°. (c) Sudut 135°.

6) Didapatkan empat buah matriks GLCM seperti pada Gambar 3.10.



Gambar 3.10 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ$ $d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ$ $d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ$ $d = 1$. (d) $\theta = 135^\circ$ $d = 1$.

7) Matriks GLCM kemudian dinormalisasi agar jumlah seluruh elemennya sama dengan satu. Gambar 3.11 merupakan hasil normalisasi terhadap matriks B.

$$F = \begin{bmatrix} 0.18 & 0.06 & 0.06 & 0.03 & 0.09 \\ 0.06 & 0 & 0.06 & 0.03 & 0.03 \\ 0.06 & 0.06 & 0 & 0 & 0.03 \\ 0.03 & 0.03 & 0 & 0 & 0 \\ 0.09 & 0.03 & 0.03 & 0 & 0.06 \end{bmatrix}$$

Gambar 3.11 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi.

Proses normalisasi menghasilkan 4 matriks GLCM normal yang kemudian akan digunakan pada tahap selanjutnya.

b. Perhitungan nilai fitur GLCM

Matriks GLCM yang telah dihasilkan pada tahap sebelumnya digunakan untuk menghitung 5 fitur GLCM yang terdiri atas ASM (*Energy*), *Contrast*, IDM (*Homogeneity*), *Entropy* dan *Correlation*.

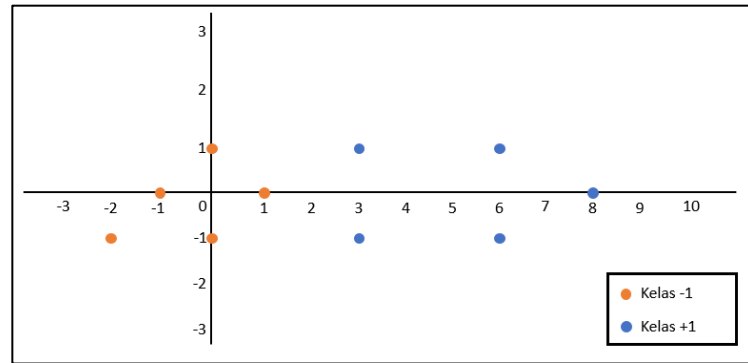
3.5.3 Klasifikasi

Proses klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode *Support Vector Machine*. Misalkan terdapat 2 set data kelas +1 dan kelas -1 dengan data seperti pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 *Dataset* kelas -1 dan kelas +1

Kelas -1	Kelas +1
1,0	3,1
0,1	3,-1
0,-1	6,1
-1,0	6,-1
-2,-1	8,0

Titik-titik di atas dimasukkan ke dalam diagram kartesius seperti pada Gambar 3.12.



Gambar 3.12 *Dataset* dalam diagram kartesius.

Dari *dataset* pada Tabel 3.4 diambil 3 buah data yakni $S_1=(1,0)$, $S_2=(3,1)$ dan $S_3=(3,-1)$. Selanjutnya data-data ini digunakan untuk mencari persamaan *hyperplane*. Adapun proses pencarian persamaan *hyperplane* dijabarkan sebagai berikut.

$$\alpha_1\Phi(S_1).\Phi(S_1)+\alpha_2\Phi(S_2).\Phi(S_1)+\alpha_3\Phi(S_3).\Phi(S_1) = -1$$

$$\alpha_1\Phi(S_1).\Phi(S_2)+\alpha_2\Phi(S_2).\Phi(S_2)+\alpha_3\Phi(S_3).\Phi(S_2) = +1$$

$$\alpha_1\Phi(S_1).\Phi(S_3)+\alpha_2\Phi(S_2).\Phi(S_3)+\alpha_3\Phi(S_3).\Phi(S_3) = +1 \quad (3-1)$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_1) = w*x+b, \quad b = 1 \quad (3-2)$$

$$\Phi(U).\Phi(Z)=(U_1.Z_1)^2+2(U_1.Z_1)(U_2.Z_2)+(U_2.Z_2)^2+2(U_1.Z_1)+2(U_2.Z_2)+1 \quad (3-3)$$

Ketiga data yang telah dipilih kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (3-3). Proses perhitungannya dijabarkan sebagai berikut.

$$\Phi(S_1).\Phi(S_1)=\Phi(1,0).\Phi(1,0)=(1.1)^2+2(1.1)(0.0)+(0.0)^2+2(1.1)+2(0.0)+1$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_1)=4$$

$$\begin{aligned}
\Phi(S_2).\Phi(S_1) &= \Phi(3,1).\Phi(1,0) = (3.1)^2 + 2(3.1)(1.0) + (3.0)^2 + 2(3.1) + 2(1.0) + 1 \\
\Phi(S_2).\Phi(S_1) &= 16 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_1) &= \Phi(3,-1).\Phi(1,0) = (3.1)^2 + 2(3.1)(-1.0) + (-1.0)^2 + 2(3.1) + 2(-1.0) + 1 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_1) &= 16 \\
\Phi(S_1).\Phi(S_2) &= \Phi(2,0).\Phi(3,1) = (2.3)^2 + 2(2.3)(0.1) + (0.1)^2 + 2(2.3) + 2(0.1) + 1 \\
\Phi(S_1).\Phi(S_2) &= 16 \\
\Phi(S_2).\Phi(S_2) &= \Phi(3,1).\Phi(3,1) = (3.2)^2 + 2(3.2)(1.1) + (1.1)^2 + 2(3.2) + 2(1.1) + 1 \\
\Phi(S_2).\Phi(S_2) &= 121 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_2) &= \Phi(3,-1).\Phi(3,1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(-1.1) + (-1.1)^2 + 2(3.3) + 2(-1.1) + 1 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_2) &= 79 \\
\Phi(S_1).\Phi(S_3) &= \Phi(1,0).\Phi(3,-1) = (1.3)^2 + 2(1.3)(0.-1) + (0.-1)^2 + 2(1.3) + 2(0.-1) + 1 \\
\Phi(S_1).\Phi(S_3) &= 16 \\
\Phi(S_2).\Phi(S_3) &= \Phi(3,1).\Phi(3,-1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(1.-1) + (1.-1)^2 + 2(3.3) + 2(1.-1) + 1 \\
\Phi(S_2).\Phi(S_3) &= 79 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_3) &= \Phi(3,-1).\Phi(3,-1) = (3.3)^2 + 2(3.3)(-1.-1) + (-1.-1)^2 + 2(3.3) + 2(-1.-1) + 1 \\
\Phi(S_3).\Phi(S_3) &= 121
\end{aligned}$$

Hasil perhitungan menggunakan persamaan (3-3) kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (3-1).

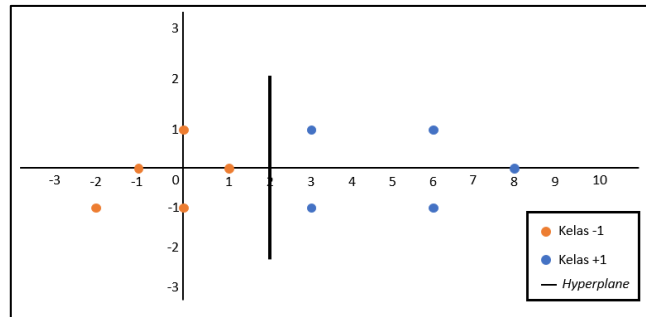
$$\begin{aligned}
4\alpha_1 + 16\alpha_2 + 16\alpha_3 &= -1 \\
16\alpha_1 + 121\alpha_2 + 79\alpha_3 &= +1 \\
16\alpha_1 + 79\alpha_2 + 121\alpha_3 &= +1
\end{aligned} \tag{3-4}$$

Dengan menggunakan metode substitusi, didapatkan nilai $\alpha_1 = -3.5$, $\alpha_2 = 0.75$ dan $\alpha_3 = 0.75$. Langkah selanjutnya yaitu menghitung *offset* dan bobot *hyperplane* dengan menggunakan persamaan (3-5).

$$w = \sum \alpha_i S_i \tag{3-5}$$

$$w = -3,5 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} + 0,75 \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}$$

Sehingga diperoleh *offset* dan bobot *hyperplane* $y = wx + b$ dengan $w = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}$ dan $b = -2$. Gambar 3.13 menunjukkan *dataset* yang dipisahkan oleh *hyperplane*.



Gambar 3.13 Contoh *dataset* dengan *hyperplane*.

3.6 Pengumpulan Data

Sebanyak 1500 citra retakan (*crack*) bangunan yang diambil menggunakan kamera di lokasi gempa Kabupaten Lombok Utara, NTB pada tahun 2018. Terdapat tiga jenis retakan (*crack*) bangunan yang diambil yaitu ringan, sedang dan berat. Tabel 3.5 menunjukkan contoh gambar retakan (*crack*) dalam kategori ringan, sedang dan berat.

Tabel 3.5 Contoh data retakan.

Ringan	Sedang	Berat
		

3.7 Training, Pengujian dan Analisa

Fitur citra yang telah disimpan di dalam *database* digunakan sebagai *dataset training* yang akan menjadi pembelajaran sistem untuk memilih jenis retakan (*crack*) mana yang sesuai. Sebagai tolak ukur tingkat akurasi dari aplikasi dilakukan uji coba dengan mengambil gambar salah satu retakan secara acak dan melakukan pengujian seberapa besar akurasi yang dihasilkan. Hasil pengujian ini akan menjadi bahan analisa untuk meningkatkan tingkat akurasi sistem.

Perhitungan akurasi merupakan salah satu hal yang penting dalam pengenalan pola. Proses ini dilakukan sebagai salah satu tolak ukur evaluasi dalam suatu sistem. Evaluasi dapat menggunakan berbagai cara salah satunya yaitu menggunakan *confusion matrix* seperti yang tertera Tabel 3.6.

Tabel 3.6 *Confusion matrix*.

		<i>Predict class</i>	
		Retakan	Non Retakan
<i>Actual Class</i>	Retakan	TP	FN
	Non Retakan	FP	TN

Tabel 3.6 akan menjadi acuan untuk melakukan perhitungan terhadap akurasi dari model yang dihasilkan. *Class A*, dan *B* secara berturut-turut merepresentasikan *class* untuk retakan dan non-retakan. Pada tabel *confusion matrix* di atas, *true positive* (TP) adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false positive* (FP) adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false negatives* (FN) adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai negatif, *true negatives* (TN) adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif. Setelah data uji diklasifikasikan maka akan didapatkan *confusion matrix* sehingga dapat dihitung akurasi dengan menggunakan Persamaan (3-6) [18].

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (3 - 6)$$

3.8 Jadwal Kegiatan

Waktu yang digunakan dalam proses pengembangan sistem klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan yaitu selama enam bulan. Jadwal kegiatan pengembangan sistem klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan seperti pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Jadwal kegiatan perancangan sistem.

No.	Kegiatan	Waktu (Bulan)					Keterangan
		I	II	III	IV	V	
1	Analisa						Analisa kebutuhan
2	Perancangan						Perancangan sistem
3	<i>Coding</i>						Pengkodean sistem
4	<i>Testing</i>						Pengujian sistem
5	Implementasi						Penerapan sistem
6	Dokumentasi						Dokumentasi sistem

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini digunakan *dataset* dari penelitian sebelumnya yang meneliti tentang retakan pada bangunan. *Dataset* tersebut berjumlah 40.000 citra dengan citra retak sejumlah 20.000 dan 20.000 citra non-retak [19]. Dari *dataset* tersebut, peneliti kemudian membagi komposisi 70% data latih berbanding 30% data uji sehingga dihasilkan data latih sebanyak 14.000 citra retak dan 14.000 citra non-retak, serta 6.000 citra retak dan 6.000 citra non-retak sebagai data ujian. Sedangkan untuk mencari model terbaik digunakan 1.200 citra dari sumber data yang telah disebutkan di atas dengan spesifikasi 420 citra retak dan 420 citra non-retak sebagai data latih model, serta 180 citra retak dan 180 citra non-retak sebagai data pengujian dari pengujian untuk mencari model terbaik.

4.2 Preprocessing

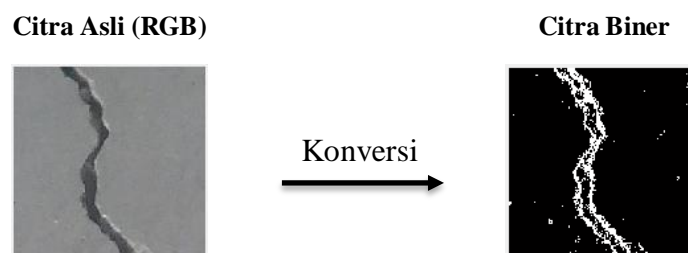
Pada bagian *preprocessing*, akan dilakukan 4 tahapan proses yaitu *resize*, *binarization*, *morphological filtering (median filter)*, dan *segmentation*. Berikut penjelasan dan uraian dari setiap tahapan proses tersebut:

4.2.1 Resize

Data yang digunakan pada penelitian ini tidak perlu dilakukan proses *resize* dan *cropping* karena data yang digunakan sudah terstandarisasi dan memiliki ukuran yang sama untuk seluruh citra retak dan/atau non-retaknya, yaitu 227x227 piksel pada ruang warna RGB.

4.2.2 Binarization

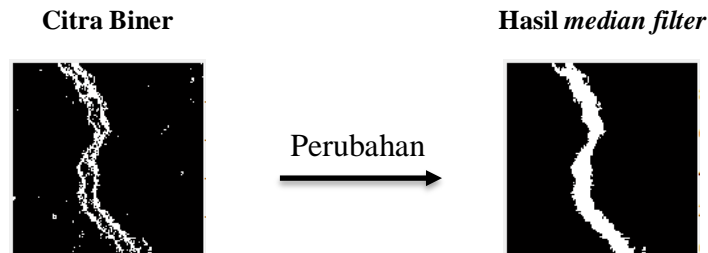
Preprocessing selanjutnya adalah tahapan binarisasi yaitu mengubah ruang warna yang awalnya RGB ke hitam putih dengan batas abang 127. Maksudnya nilai piksel di bawah 127 akan diubah jadi 0, dan 1 apabila lebih besar atau sama dengan 127. Berikut perubahan citra dari RGB ke biner:



Gambar 4.1 Hasil konversi RGB ke biner.

4.2.3 Morphological Filtering

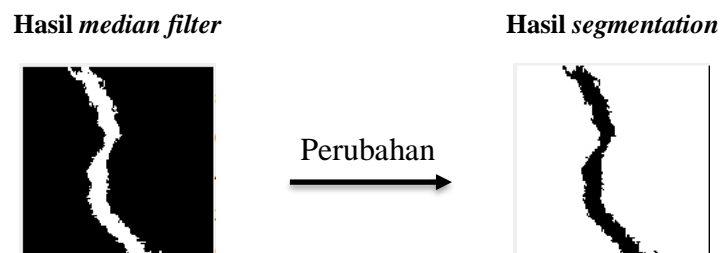
Preprocessing selanjutnya adalah tahapan *morphological filtering* yaitu proses menghilangkan *noise* atau bintik-bintik kecil sehingga hasil citra filter lebih jernih dan bersih. Metode *filtering* yang digunakan adalah *median filtering* di mana proses filter menggunakan nilai median atau nilai tengahnya. Berikut perubahan citra hasil *median filtering*:



Gambar 4.2 Citra hasil *median filtering*.

4.2.4 Segmentation

Preprocessing yang terakhir adalah *segmentation* yaitu mengambil bagian retakannya saja pada suatu citra. Maksudnya adalah citra akan dipotong dan hanya diambil bagian retakannya saja. Berikut citra hasil *segmentation*:



Gambar 4.3 Citra hasil *segmentation*.

4.3 Ekstraksi Fitur dengan GLCM

Citra yang telah melewati proses *preprocessing* akan masuk ke dalam tahap ekstraksi fitur yaitu citra akan diambil fitur-fitur pentingnya dan akan di simpan ke dalam variabel untuk nantinya akan dijadikan pembanding dengan citra yang lainnya. Pada penelitian ini digunakan metode GLCM sebagai fitur ekstraksi tekstur dari permukaan citra retakan pada bangunan. Di dalam GLCM sendiri memiliki banyak sekali fitur ekstraksi, namun terdapat 5 fitur yang paling berpengaruh sesuai dengan hasil penelitian sebelumnya [16] yaitu *Energy*, *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity* dan *Entropy*. GLCM memiliki 4 sudut yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° sehingga total fitur ekstraksi yang akan di dapatkan dalam satu citra adalah 20 fitur serta di tambah 2 fitur

lagi yaitu *mean* dan standar deviasi. Jadi totalnya adalah 22 fitur ekstraksi. Pada Tabel 4.1 merupakan salah satu contoh hasil ekstraksi GLCM citra retak dan citra non retak.

Tabel 4.1 Hasil ekstraksi fitur GLCM.

No.	Fitur	Hasil Retakan	Hasil Non Retakan
1	<i>Energi 0⁰</i>	0.7969	0.9767
2	<i>Energi 45⁰</i>	0.7923	0.9767
3	<i>Energi 90⁰</i>	0.8010	0.9768
4	<i>Energi 135⁰</i>	0.7947	0.9767
5	<i>Contrast 0⁰</i>	0.0200	0.0073
6	<i>Contrast 45⁰</i>	0.0279	0.0117
7	<i>Contrast 90⁰</i>	0.0135	0.0044
8	<i>Contrast 135⁰</i>	0.0255	0.0117
9	<i>Homogeneity 0⁰</i>	0.9900	0.9963
10	<i>Homogeneity 45⁰</i>	0.9860	0.9941
11	<i>Homogeneity 90⁰</i>	0.9932	0.9978
12	<i>Homogeneity 135⁰</i>	0.9873	0.9941
13	<i>Entropy 0⁰</i>	0.1813	0.0333
14	<i>Entropy 45⁰</i>	0.1904	0.0313
15	<i>Entropy 90⁰</i>	0.1726	0.0324
16	<i>Entropy 135⁰</i>	0.1871	0.0313
17	<i>Correlation 0⁰</i>	0.8913	0.5425
18	<i>Correlation 45⁰</i>	0.8452	-0.0026
19	<i>Correlation 90⁰</i>	0.9272	0.7670
20	<i>Correlation 135⁰</i>	0.8590	-0.0037
21	<i>Mean</i>	1	1
22	<i>SD</i>	0	0

4.4 Pelatihan dengan SVM

Pada tahapan pelatihan dengan metode klasifikasi SVM ini, data hasil ekstraksi akan di masukan sebagai data latih dan di simpan. Lalu ketika akan melakukan pengujian, data latih yang sudah disimpan tersebut tinggal di *load*.

4.5 Pengujian dengan SVM

Pada tahapan pengujian dengan metode klasifikasi SVM ini, data hasil training akan *load* dan dilanjutkan dengan proses uji kepada setiap citra *input*. Hasilnya akan didapatkan citra *input* tersebut masuk ke kelas retakan atau non retakan.

4.6 Hasil

Pada penelitian ini akan dicari 2 hasil, yaitu hasil pelatihan dan hasil pengujian. Hasil pelatihan digunakan untuk mencari model terbaik dengan mencari kombinasi *cross classification* terbaik dalam mengekstrak ciri dari citra retak dan non-retak. Sedangkan hasil pengujian digunakan untuk menguji model terbaik yang didapatkan dari hasil pelatihan untuk diterapkan pada jumlah data yang berbeda. Berikut adalah uraian hasil pelatihan dan hasil pengujian yang sudah didapatkan.

4.6.1 Hasil Pelatihan

Tabel 4.2 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian


Jenis Data	Spesifikasi		Total
	Retak	Non-Retak	
Data Latih	420	420	840
Data Uji	180	180	360
Jumlah			1200

4.6.1.1 Hasil Pelatihan dengan kombinasi *cross classification*

Tabel 4.3 Pelatihan dengan kombinasi *cross classification*.

										Akurasi(%)
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	93,88889
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	90,83333
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	91,94444
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	95
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	98,05556
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	96,94444
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	97,5
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	98,05556
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	97,22222
K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	96,11111
Rata-rata akurasi										95,55556

Keterangan:

 : Data Latih

 : Data Uji

Didapatkan dua model yang memiliki akurasi tertinggi yaitu model pertama dengan kombinasi K1, K5, K6, K7, K8, K9, K10 sebagai data latih, K2, K3, K4 sebagai data uji, serta model kedua dengan kombinasi K1, K2, K3, K4, K8, K9, K10 sebagai data latih, K5, K6, K7 sebagai data uji dengan akurasi mencapai 98,05556%. Sehingga akan dilakukan pengujian kembali untuk mendapatkan model terbaik dengan menambah jumlah data uji menjadi 720 data.

Pada pengujian kedua di dapatkan sedikit penurunan pada kedua model. Pada model pertama didapatkan hasil akurasi 96,66667%, sedangkan pada model kedua didapatkan hasil akurasi 97,5%. Sehingga model kedua menjadi model yang terbaik (K1, K2, K3, K4, K8, K9, K10 sebagai data latih, K5, K6, K7 sebagai data uji). Maka model ini akan digunakan untuk tahap pelatihan selanjutnya.

4.6.1.2 Hasil Pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi

Tabel 4.4 Kombinasi dengan 360 data uji.

Jumlah Fitur	Akurasi(%)
1	94,44444
2	97,77778
3	97,5
4	98,05556
5	98,05556
Semua	98,05556

Tabel 4.5 Kombinasi dengan 720 data uji.

Jumlah Fitur	Akurasi(%)
1	95
2	97,77778
3	97,63889
4	98,05556
5	97,5
Semua	97,5

Keterangan urutan: Energy, Contrasts, Homogeneity, Entropy, Correlation, Mean dan Standar Deviasi.

Pada tahapan pelatihan menggunakan 360 data uji dihasilkan model terbaik yang menggunakan sekurangnya 4 fitur dalam pengujiannya. Karena model yang didapatkan lebih dari satu, maka selanjutnya diuji kembali dengan menggunakan 720 data uji. Sehingga didapatkan model terbaik dengan fitur ekstraksi yang digunakan berjumlah 4 fitur yaitu Energy, Contrasts, Homogeneity dan Entropy. Akurasi yang didapatkan yaitu 98,05556%. Maka model ini akan digunakan untuk tahap pelatihan selanjutnya.

4.6.1.3 Hasil Pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM

Tabel 4.6 Kombinasi dengan 360 data uji.

Sudut	Akurasi
0 ⁰	97,77778
45 ⁰	98,05556
90 ⁰	97,22222
135 ⁰	97,22222
Semua	98,05556

Tabel 4.7 Kombinasi dengan 1440 data uji.

Sudut	Akurasi
45 ⁰	96,45833
Semua	97,01389

Pada tahapan penelitian dengan menggunakan 360 data uji, di hasilkan dua model terbaik yaitu model dengan sudut 45⁰ dan model yang menggunakan semua sudut. Hasil akurasinya mencapai 98,05556%. Selanjutnya akan dilakukan pengujian berikutnya untuk menentukan model terbaik dengan menggunakan 1440 data uji. Sehingga didapatkan model terbaik yaitu model dengan penggunaan semua sudut yaitu sudut 0⁰, 45⁰, 90⁰, dan 135⁰ dengan akurasi 97,01389%. Maka model ini dinyatakan sebagai model terbaik yang selanjutnya akan digunakan untuk tahap pengujian dengan menggunakan data yang lebih banyak.

4.6.2 Hasil Pengujian

Pada tahap ini, hasil pelatihan akan digunakan dan dilakukan pengujian. Kombinasi terbaik yang dihasilkan pada tahap pelatihan akan menjadi model terbaik dan diterapkan pada tahap pengujian ini. Pada Tabel 4.9 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

Tabel 4.8 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.

Jenis Data	Spesifikasi		Total
	Retak	Non-Retak	
Data Latih	14.000	14.000	28.000
Data Uji	6.000	6.000	12.000
Jumlah			40.000

Tabel 4.9 Hasil pengujian.

Perhitungan	Retak	Non-retak	Rata-rata
Akurasi dgn 820 data latih	96	96,7	96,35
Akurasi dgn 28000 data latih	82	99,38	90,69

4.6.3 Hasil Pengujian dengan Data Gempa Lombok

4.6.3.1 Pengujian dengan 2 kelas

Pada tahap ini, hasil pelatihan akan digunakan dan dilakukan pengujian terhadap data gempa lombok. Pada Tabel 4.13 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

Tabel 4.10 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.

Jenis Data	Spesifikasi		Total
	Berat	Ringan	
Data Latih	28	28	56
Data Uji	12	12	24
Jumlah			80

Tabel 4.11 Hasil pengujian.

Perhitungan	Berat	Ringan	Rata-rata
Akurasi	83,33	83,33	83,33

4.6.3.2 Pengujian dengan 3 kelas

Pada tahap ini, hasil pelatihan akan digunakan dan dilakukan pengujian terhadap data gempa lombok. Pada Tabel 4.13 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

Tabel 4.12 Spesifikasi jumlah data latih dan uji untuk tahap pengujian.

Jenis Data	Spesifikasi			Total
	Berat	Sedang	Ringan	
Data Latih	21	21	21	63
Data Uji	9	9	9	27
	Jumlah			90

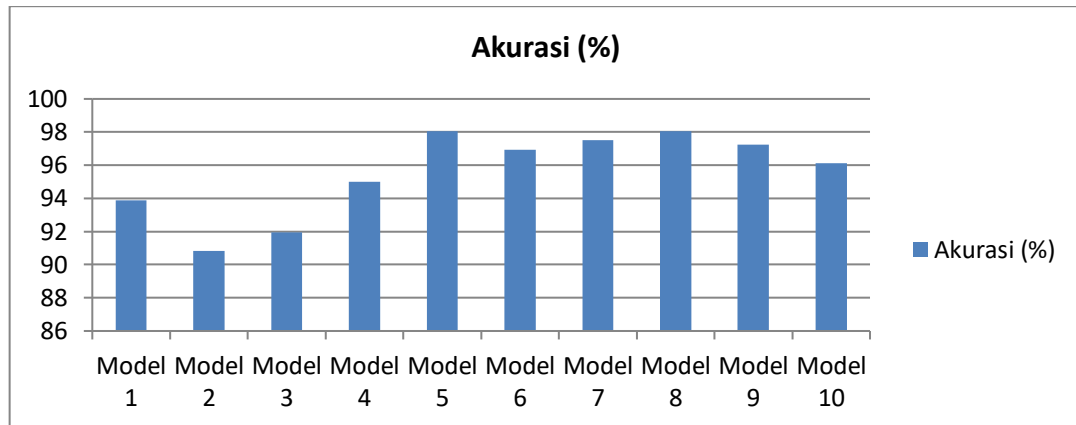
Tabel 4.13 Hasil pengujian.

Perhitungan	Berat	Sedang	Ringan	Rata-rata
Akurasi	77,78	44,44	88,89	70,37

4.6.4 Analisa Hasil Pelatihan dan Pengujian

4.6.4.1 Analisa pada Pelatihan

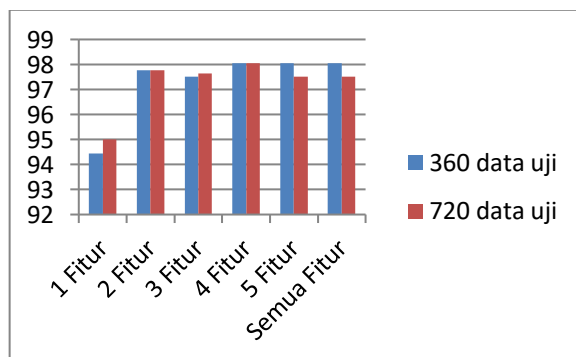
1. Pelatihan dengan kombinasi *cross classification*



Gambar 4.4 Diagram pelatihan dengan kombinasi *cross classification*.

Pada pelatihan ini di dapatkan 2 model dengan tingkat akurasi tertinggi yaitu model 5 dan model 8. Sehingga model ini yang akan di bawa ke tahap pelatihan selanjutnya.

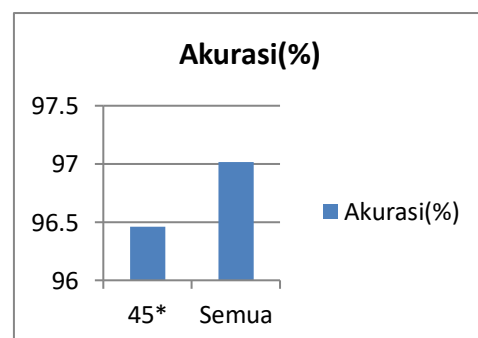
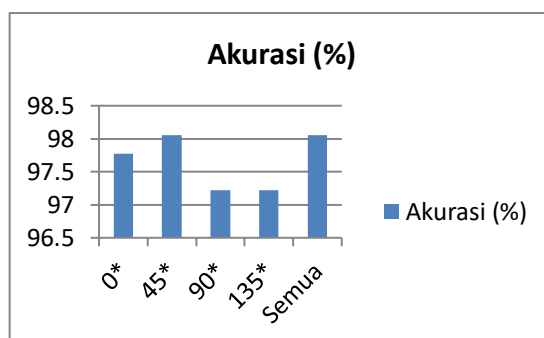
2. Pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi



Pada pelatihan ini didapatkan kombinasi 4 fitur lebih unggul daripada kombinasi yang lain. Sehingga kombinasi 4 fitur ini akan digunakan untuk tahap pelatihan selanjutnya.

Gambar 4.5 Diagram pelatihan kombinasi fitur ekstraksi

3. Pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM

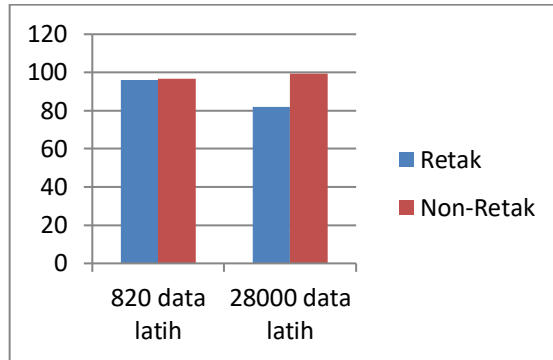


Gambar 4.6 Diagram pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM.

Pada pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM, didapatkan kombinasi ke empat sudut pada GLCM menjadi mode terbaik, sehingga akan dijadikan model pada tahap pengujian.

4.6.4.2 Analisa pada Pengujian

1. Pengujian dengan 40.000 *dataset*

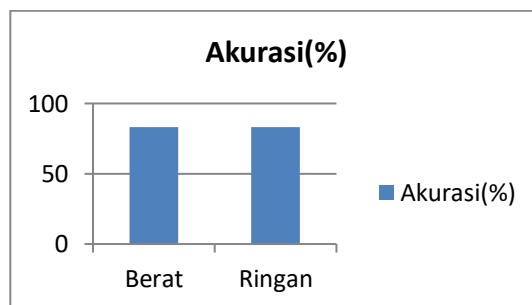


Gambar 4.7 Diagram pengujian 40000 dataset.

Pada pengujian ini didapatkan rata-rata akurasi tertinggi pada data latih 820 dengan akurasi 96,35%. Sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi GLCM dengan klasifikasi SVM memiliki performa yang baik pada studi kasus klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan.

2. Pengujian dengan data Gempa Lombok

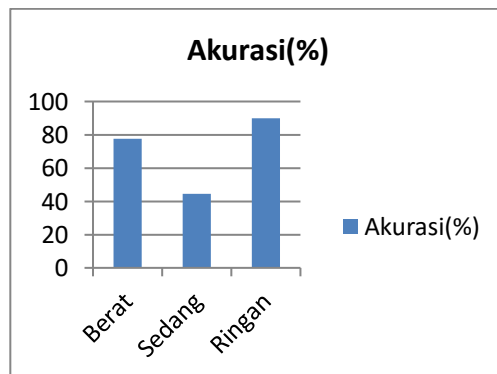
a. Pengujian 2 kelas



Gambar 4.8 Diagram pengujian 2 kelas.

Pada pengujian dengan data gempa Lombok 2 kelas (Berat dan Ringan) didapatkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM masih baik dengan tingkat akurasi di atas 80% yaitu 83,33%.

b. Pengujian 3 kelas



Gambar 4.9 Diagram pengujian 3 kelas.

Pada pengujian dengan data gempa Lombok 3 kelas (Berat, Sedang dan Ringan) didapatkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM mengalami penurunan dengan tingkat akurasi berat, sedang dan ringan berturut-turut yaitu 77,78%, 44,44% dan 89,89%. Sehingga rata-rata akurasinya adalah 70,37%.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah didapatkan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode ekstraksi fitur GLCM dengan klasifikasi SVM merupakan kombinasi yang tepat dalam mengklasifikasikan retakan (*crack*) pada bangunan.
2. Model ekstraksi fitur GLCM terbaik yang didapatkan dalam mengklasifikasikan retakan (*crack*) sehingga mendapatkan tingkat akurasi tinggi adalah yang pertama yaitu menggunakan kombinasi 70% banding 30% pada *dataset* dengan K1, K2, K3, K4, K8, K9, K10 sebagai data latih, K5, K6, K7 sebagai data uji. Selanjutnya menggunakan 4 fitur ekstraksi yaitu Energy, Contrasts, Homogeneity dan Entropy. Serta menggunakan ke empat sudut GLCM yaitu 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0 .
3. Performa kombinasi GLCM dengan SVM pada kasus klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan ini sudah tepat dikarenakan pada tahap pengujian menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Pada pengujian dengan jumlah data 40.000, didapatkan akurasi tertinggi mencapai 96,35%. Sedangkan pada saat pengujian dengan menggunakan data gempa Lombok didapatkan hasil untuk 2 kelas (Berat dan Ringan) mencapai akurasi 83,33% dan untuk 3 kelas (Berat, Sedang dan Ringan) mencapai akurasi 70,37%.

5.2 Saran

Dari hasil penelitian yang sudah didapatkan terdapat beberapa catatan saran untuk dapat diperbaiki dan dikembangkan pada penelitian selanjutnya, antara lain:

1. Penggunaan metode ekstraksi fitur yang tepat sangat mempengaruhi hasil dari klasifikasi, sehingga peneliti menyarankan untuk gunakan metode ekstraksi fitur yang tepat sebelum melakukan proses klasifikasi.
2. Faktor lain dalam menentukan hasil penelitian adalah kualitas dari *dataset* nya. Sehingga peneliti menyarankan untuk melakukan standarisasi data terlebih dahulu sebelum masuk kedalam tahap ekstraksi dan klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Septia, “Lombok Diguncang 1.973 Gempa dalam Satu Bulan,” *Kompas.com*, 2018. [Daring]. Tersedia pada: <https://regional.kompas.com/read/2018/08/30/09163821/lombok-diguncang-1973-gempa-dalam-satu-bulan>.
- [2] N. Lihayati, R. E. Pawening, M. Furqan, J. T. Informatika, dan G. L. C. Matrix, “Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Coocurent Matrix,” *Pros. SENTIA*, vol. 8, no. 1994, hal. 305–310, 2016.
- [3] H. Wijayanto, “Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM),” *Jur. Tek. Inform. FIK UDINUS*, hal. 1–7, 2015.
- [4] N. Neneng, K. Adi, dan R. Isnanto, “Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM),” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, hal. 1–10, 2016.
- [5] R. Anggraini, “Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 4, no. 2, hal. 2035–2042, 2017.
- [6] V. C. Bharathi dan M. K. Geetha, “Segregated Handwritten Character Recognition using GLCM features,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 84, no. 2, hal. 1–7, 2013.
- [7] J. L. Nunes, M. Piquerez, L. Pujadas, E. Armstrong, A. Fernández, dan F. Lecumberry, “Beef quality parameters estimation using ultrasound and color images,” *Nunes al. BMC Bioinforma.*, vol. 16, no. 4, hal. 1–12, 2015.
- [8] R. Widodo, A. W. Widodo, dan A. Supriyanto, “Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 11, hal. 5769–5776, 2018.
- [9] A. Mohan dan S. Poobal, “Crack detection using image processing: A critical review and analysis,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 57, no. 2, hal. 787–798, Jun 2018.
- [10] S. Kabir, “Imaging-based detection of AAR induced map-crack damage in concrete structure,” *NDT E Int.*, vol. 43, no. 6, hal. 461–469, Sep 2010.
- [11] A. M. Puspitasari, D. E. Ratnawati, dan A. W. Widodo, “Klasifikasi Penyakit Gigi Dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *J. Pengemb.*

- Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, hal. 802–810, 2018.
- [12] N. Vassilieva, “Content Based Image Retrieval (CBIR),” *2nd Russ. Summer Sch. Inf. Retr.*, hal. 1–9, 2008.
 - [13] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, dan D. Handoko, “Support Vector Machine,” *IlmuKomputer.Com*, hal. 1–11, 2003.
 - [14] M. H. Beyer, “Gray Level Co-occurrence Matrix,” 2008. [Daring]. Tersedia pada: http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/the_gldm.html. [Diakses: 05-Sep-2018].
 - [15] R. M. Haralick dan K. Shanmugam, “Textural Features for Image Classification,” *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. SMC-3, no. 6, hal. 610–621, 1973.
 - [16] T. Sree Sharmila, “Efficient analysis of satellite image denoising and resolution enhancement for improving classification accuracy,” hal. 1–7, 2014.
 - [17] Noordama, “Identifikasi varietas durio zibethinus berdasarkan sebaran trikoma daun menggunakan glcm dan knn noordama,” *Inst. Pertan. BOGOR*, 2014.
 - [18] M. Paramita dan R. Ely, “Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa Menggunakan Algoritma Klasifikasi Data Mining,” *Sist. Inf.*, vol. 11, no. November, hal. 1–7, 2015.
 - [19] Ç. F. Özgenel, “Concrete Crack Images for Classification,” vol. 1. Mendeley, 15-Jan-2018.