

USULAN 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**

Usulan 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

Usulan 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	ii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR GAMBAR.....	v
DAFTAR TABEL.....	vi
ABSTRAK.....	vii
BAB I PENDAHULUAN.....	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 TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Dasar Teori.....	6
BAB III METODE PENELITIAN	10
3.1 Bahan dan Alat Penelitian.....	10
3.2 Studi Literatur	11
3.3 Rancangan Penelitian	11
3.4 Kebutuhan Sistem	12
3.5 Rancangan Algoritma.....	12
3.6 Pengumpulan Data	19
3.7 <i>Training</i> , Pengujian dan Analisa.....	19
3.8 Jadwal Kegiatan	20
DAFTAR PUSTAKA	21

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Margin <i>hyperplane</i>	9
Gambar 2.2 Ilustrasi SVM.	9
Gambar 3.1 Diagram alir pembuatan sistem	11
Gambar 3.2 Proses training (pelatihan), testing (pengujian) dan klasifikasi	13
Gambar 3.3 Perubahan citra asli ke citra <i>binary</i>	13
Gambar 3.4 Citra yang telah melalui proses filter	13
Gambar 3.5 Proses segmentasi	14
Gambar 3.6 Contoh matriks citra <i>grayscale</i>	14
Gambar 3.7 Matriks GLCM 3x3	15
Gambar 3.8 Pembentukan matriks GLCM	15
Gambar 3.9 Arah matriks GLCM a. Sudut 45°. (b) Sudut 90°. (c) Sudut 135°	16
Gambar 3.10 Hasil pembentukan matriks GLCM	16
Gambar 3.11 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi	16
Gambar 3.12 <i>Dataset</i> dalam diagram kartesius	17
Gambar 3.13 Contoh <i>dataset</i> dengan <i>hyperplane</i>	19

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel fitur tekstur GLCM.	7
Tabel 3.1 Pembagian <i>dataset</i>	10
Tabel 3.2 Kebutuhan perangkat keras untuk membangun dan menguji sistem.	12
Tabel 3.3 Kebutuhan perangkat lunak untuk membangun dan menguji sistem.	12
Tabel 3.4 <i>Dataset</i> kelas -1 dan kelas +1	17
Tabel 3.5 Contoh data retakan.	19
Tabel 3.6 <i>Confusion matrix</i>	20
Tabel 3.7 Jadwal kegiatan perancangan sistem	20

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.

Kata kunci: Klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan, 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.

Keyword: *Cracks classification on buildings, 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 Analisis Dan Perancangan

Pada bab ini merupakan pembahasan tentang analisis perangkat lunak, meliputi analisis, analisis masalah, analisis metode, analisis kebutuhan sistem, serta

perancangan. Perancangan sistem yang terdiri dari perancangan diagram alir (*flowchart*).

5. Bab V Implementasi Dan Pengujian Metode

Bab ini membahas implementasi yang dilakukan terhadap pengolahan citra digital pada citra di *desktop* menggunakan *Matlab* dengan metode GLCM dan 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>	$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ i-j =n}}^{N_g} p(i,j) \right\}$	(2-2)
3	<i>Correlation</i>	$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$	(2-3)
		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.	
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>	$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$	(2-6)
7	<i>Sum Entropy</i>	$f_7 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log \{p_{x+y}(i)\}$	(2-7)
8	<i>Sum Variance</i>	$f_8 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i-f_7)^2 p_{(x+y)}(i)$	(2-8)
9	<i>Entropy</i>	$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j))$	(2-9)

10	Difference Variance	$f_{10} = \text{variance of } p_{x-y}$	(2-10)
11	Difference Entropy	$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_{B-1}} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\}$	(2-11)
12	Information Measures of Correlation	$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max \{H, X, Y\}}$	(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	Maximal Correlation Coefficient	$f_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{\frac{1}{2}}$	(2-14)
		dimana	
		$Q_{(i,j)} = \sum_k \frac{p(i,k)p(j,k)}{p_x(i)p_y(k)}$	

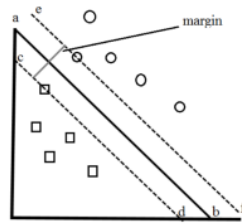
Pada jurnal internasional dengan judul “*Efficient analysis of satellite image denoising and resolution enhancement for improving classification accuracy*”, terdapat 5 fitur yang paling baik untuk digunakan yaitu *Energy*, *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity* dan *Entropy* [16].

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}	...	$x_{q q}$

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. Validasi *dataset* ke dalam kategori ringan, sedang, maupun berat dilakukan oleh dua orang asesor dengan kualifikasi master dibidang struktur bangunan. Pembagian *dataset* ditunjukkan oleh Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Pembagian *dataset*.

Data	Balok			Kolom			Lantai			Tembok		
	R	S	B	R	S	B	R	S	B	R	S	B
Latih	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90	90
Uji	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10

Keterangan= R: Ringan, S: Sedang, B: Berat

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:

- Prosesor Intel® Core™ i5
- Memori RAM 4 GB
- Logitech Webcam C600*

2. Perangkat lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu:

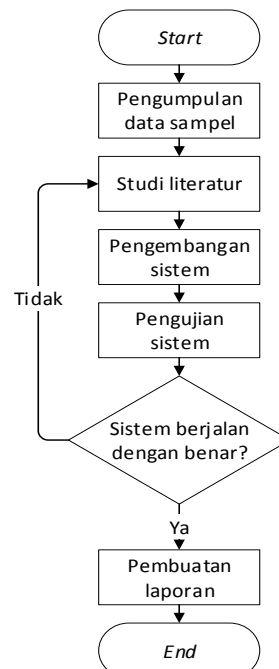
- Sistem operasi Windows
- Matlab

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

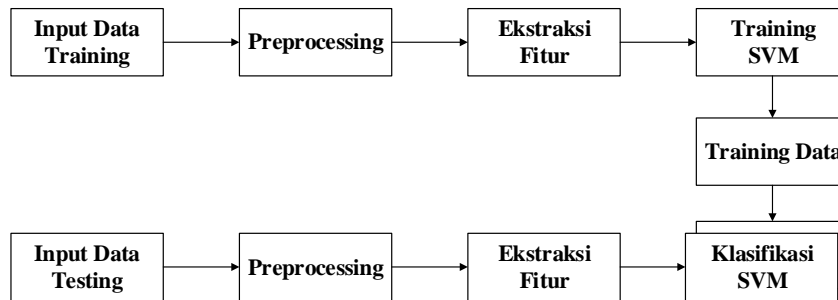
Perangkat lunak yang akan digunakan dalam membangun dan menguji sistem klasifikasi *crack* ini yaitu seperti pada Tabel 3.3.

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:

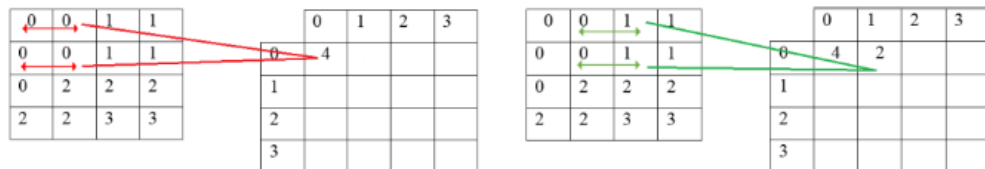
- 1) Langkah pertama yaitu membuat matriks dengan ordo $n \times n$ di mana n sama dengan nilai elemen terbesar dari matriks *grayscale* A. Dalam hal ini, nilai elemen terbesar matriks A adalah 3, maka dibuat matriks ukuran 3×3 dengan indeks dimulai dari 0 seperti terlihat pada Gambar 3.7.

B =

	0	1	2	3
0				
1				
2				
3				

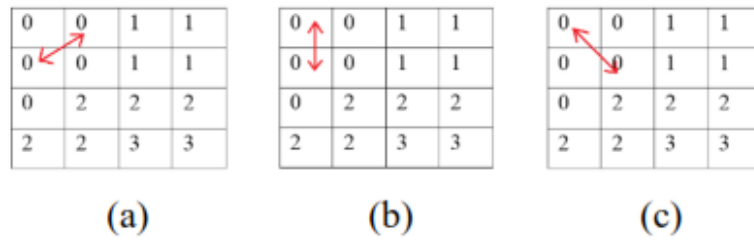
Gambar 3.7 Matriks GLCM 3x3.

- 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° .



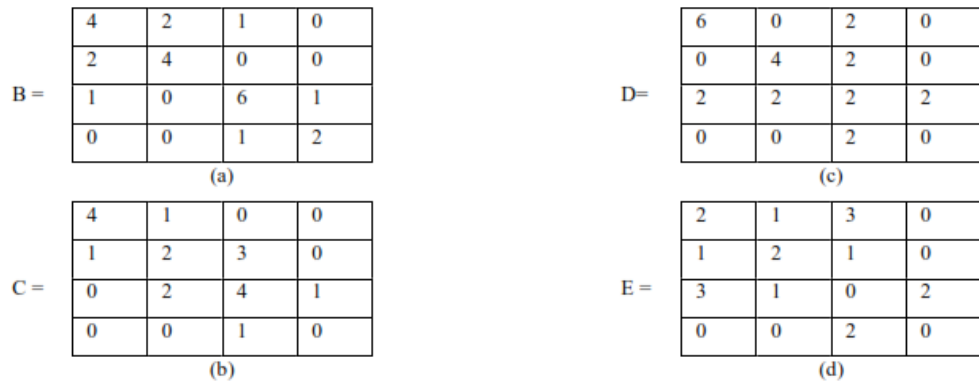
Gambar 3.8 Pembentukan matriks GLCM sudut 0° .

- 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 =

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

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*.

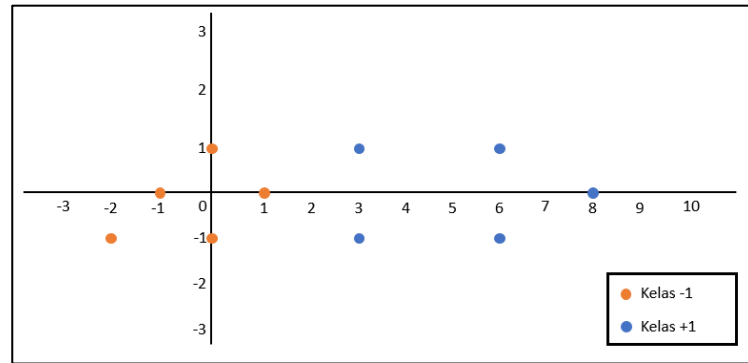
3.5.3 Klasifikasi

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.

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

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

$$\Phi(S_2).\Phi(S_1)=\Phi(3,1).\Phi(1,0)=(3.1)^2+2(3.1)(1.0)+(3.0)^2+2(3.1)+2(1.0)+1$$

$$\Phi(S_2).\Phi(S_1)=16$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_1)=\Phi(3,-1).\Phi(1,0)=(3.1)^2+2(3.1)(-1.0)+(-1.0)^2+2(3.1)+2(-1.0)+1$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_1)=16$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_2)=\Phi(2,0).\Phi(3,1)=(2.3)^2+2(2.3)(0.1)+(0.1)^2+2(2.3)+2(0.1)+1$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_2)=16$$

$$\Phi(S_2).\Phi(S_2)=\Phi(3,1).\Phi(3,1)=(3.2)^2+2(3.2)(1.1)+(1.1)^2+2(3.2)+2(1.1)+1$$

$$\Phi(S_2).\Phi(S_2)=121$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_2)=\Phi(3,-1).\Phi(3,1)=(3.3)^2+2(3.3)(-1.1)+(-1.1)^2+2(3.3)+2(-1.1)+1$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_2)=79$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_3)=\Phi(1,0).\Phi(3,-1)=(1.3)^2+2(1.3)(0.-1)+(0.-1)^2+2(1.3)+2(0.-1)+1$$

$$\Phi(S_1).\Phi(S_3)=16$$

$$\Phi(S_2).\Phi(S_3)=\Phi(3,1).\Phi(3,-1)=(3.3)^2+2(3.3)(1.-1)+(1.-1)^2+2(3.3)+2(1.-1)+1$$

$$\Phi(S_2).\Phi(S_3)=79$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_3)=\Phi(3,-1).\Phi(3,-1)=(3.3)^2+2(3.3)(-1.-1)+(-1.-1)^2+2(3.3)+2(-1.-1)+1$$

$$\Phi(S_3).\Phi(S_3)=121$$

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

$$4\alpha_1+16\alpha_2+16\alpha_3=-1$$

$$16\alpha_1+121\alpha_2+79\alpha_3=+1$$

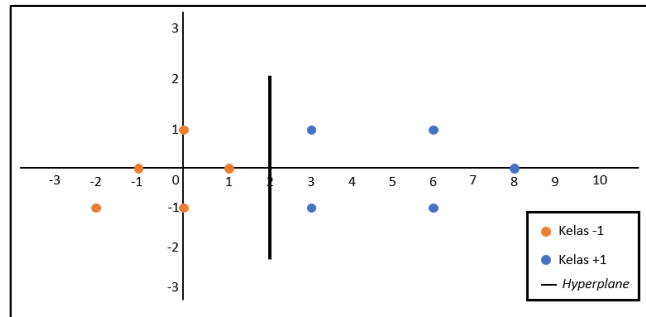
$$16\alpha_1+79\alpha_2+121\alpha_3=+1 \quad (3-4)$$

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).

$$w = \sum \alpha_i S_i \quad (3-5)$$

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

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 garis *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 3x3*.

		<i>Predict class</i>		
		A	B	C
<i>Actual class</i>	A	AA	AB	AC
	B	BA	BB	BC
	C	CA	CB	CC

Tabel 3.6 akan menjadi acuan untuk melakukan perhitungan terhadap akurasi dari model yang dihasilkan. *Class* A, B, dan C secara berturut-turut merepresentasikan *class* untuk retakan ringan, sedang, dan berat. Perhitungan akurasi model dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (3-6) [18].

$$\text{Akurasi} = \frac{AA + BB + CC}{AA + AB + AC + BA + BB + BC + CA + CB + CC} \quad (3 - 6)$$

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

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_glcmm.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] D. Iskandar dan Y. K. Suprpto, "Perbandingan akurasi klasifikasi tingkat kemiskinan antara algoritma C4 . 5 dan Naïve Bayes Clasifier," *JAVA J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 11, no. 1, hal. 14–17, 2015.