Klasifikasi Tingkat Retakan (*Crack*) pada Bangunan dengan Analisis Citra Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi SVM

(*Building* *Crack Level Classification Based on Image Analysis Using the GLCM Method and SVM Classification*)

Chaerus Sulton, I Gede Pasek Sutawijaya, Ida Bagus Ketut Widiartha

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram

Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

*Email:* chaerussulton@gmail.com, [gpsutawijaya@unram.ac.id](mailto:gpsutawijaya@unram.ac.id), widi@unram.ac.id

*Abstract* - Cracks classification on buildings caused by natural disasters such as earthquakes can be done manually analyzing walls, beams, columns and 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, for 2 classes (mild and severe) obtained the accuracy 94,44%, recall 94,44% and precision 95%. And for 3 classes (mild, moderate and severe) obtained the accuracy 81,48%, recall 81,41% and precision 88,09%.

*Key words*: *Cracks*, *Image* *Analysis*, *Image Processing, GLCM, SVM*.

# Pendahuluan

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.

# Tinjauan Pustaka

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

Pada jurnal sebelumnya, telah dilakukan *review* dan analisis terhadap berbagai macam metode dalam mendeteksi retakan menggunakan pemrosesan gambar [9]. Dari *review* ini ditemukan bahwa metode GLCM termasuk juga ke dalam metode yang direkomendasikan. Salah satunya pada jurnal yang membahas tentang deteksi struktur retakan beton berbasis citra [10] menghasilkan akurasi 75,2%.

Selanjutnya penelitian yang menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi di antaranya adalah klasifikasi daging sapi, kerbau, kambing dan kuda [3][4] menghasilkan akurasi sebesar 87,5% sampai 90%, klasifikasi jenis kualitas keju [6] menghasilkan akurasi sebesar 97,9%, pengenalan tulisan tangan [7] menghasilkan akurasi sebesar 95,2%, dan klasifikasi penyakit gigi dan mulut [11] menghasilkan akurasi sebesar 94,44%.

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.

# Metode Penelitian

## Pembuatan Model

Sistem ini secara garis besar terdapat tiga proses utama yaitu *trsaining* (pelatihan), testing (pengujian) dan klasifikasi. dapat dilihat pada Gambar 1.



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

*A.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.

1. *Resize,* merupakan proses pengecilan ukuran dan *cropping* gambar agar data yang digunakan terstandarisasi dan memiliki ukuran yang sama untuk seluruh citra retak dan non-retaknya, yaitu 227x227 piksel pada ruang warna RGB. Ilustrasi hasil proses *resize* ditunjukkan pada Gambar 2.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Ukuran 524x524** |  | **Ukuran 227x227** |
|  | *Resize* |  |

1. Hasil resize dari 524x524 piksel ke 227x227 piksel
2. *Binarization,* merupakan proses pengubahan 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. Ilustrasi hasil perubahan citra dari RGB ke biner ditunjukkan pada Gambar 3.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Citra Asli (RGB)** |  | **Citra Biner** |
|  | Konversi |  |

1. Hasil konversi RGB ke biner
2. *Morphological Filtering,* merupakan 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. Ilustrasi proses perubahan citra hasil median *filtering* ditunjukkan pada Gambar 4.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Citra Biner** | **Hasil *median filter*** | |
|  | Perubahan |  |

1. Citra hasil *median* *filtering*
2. *Segmentation,* merupakan proses pengambilan bagian retakannya saja dari suatu citra. Maksudnya adalah citra akan dipotong dan hanya diambil bagian retakannya saja. Ilustrasi hasil *segmentation* ditunjukkan pada Gambar 5.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Hasil *median filter* Hasil *segmentation*** | | |
|  | Perubahan |  |

1. Citra hasil *segmentation*

*A2. 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*-*occurence* *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 [15].

Pada penelitian Haralick dkk. mengusulkan fitur tekstural yang mengandung informasi tentang karakteristik tekstur [13]. Pada Tabel I menjelaskan rumus perhitungan fitur tersebut.

1. TABEL FITUR TEKSTUR GLCM

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Properti** | **Rumus** | **Ps** |
| 1 | *Angular Second Moment : Energy/Uniformity* |  | (1) |
| 2 | *Contrast* |  | (2) |
| 3 | *Correlation* |  | (3) |
| Dimana µ merupakan means dan merupakan standar deviasi dari p. Ng merupakan jumlah kolom/baris. n jumlah pixel. i merupakan baris ke-i, j merupakan kolom ke-j. |  |
| 4 | *Sum of Squares* : *Variance* |  | (4) |
| 5 | *Inverse Difference Moment* : *Homogeneity* |  | (5) |
| 6 | *Sum Average* |  | (6) |
| 7 | *Sum Entropy* |  | (7) |
| 8 | *Sum Variance* |  | (8) |
| 9 | *Entropy* |  | (9) |
| 10 | *Difference Variance* |  | (10) |
| 11 | *Difference Entropy* |  | (11) |
| 12 | *Information Measures of Correlation* |  | (12) |
|  | (13) |
|  |  |
| Dimana HX dan HY adalah *entropy* dari px dan py , dan |  |
|  |  |
|  |  |
| 13 | *Maximal Correlation Coefficient* |  | (14) |
| dimana |  |
|  |  |

Pada jurnal sebelumnya [14] didapatkan 5 fitur yang paling baik untuk digunakan yaitu *Energy, Contrast, Correlation, Homogeneity* dan *Entropy*.

Proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dibagi menjadi dua tahap, yaitu pembentukan matriks GLCM dan perhitungan nilai fitur GLCM.

1. Pembentukan matriks GLCM

Misalkan terdapat citra *grayscale* dengan matriks seperti pada Gambar 6.



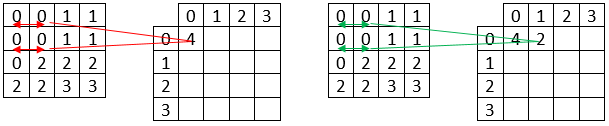
1. *Contoh matriks citra* grayscale

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

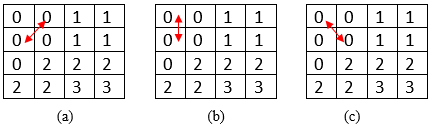
* + Langkah pertama yaitu membuat matriks dengan ordo n×n di mana n sama dengan nilai elemen terbesar dari matriks *grayscale* A. Dalam hal ini, nilai elemen terbesar matriks A adalah 3, maka dibuat matriks ukuran 3x3 dengan indeks dimulai dari 0 seperti terlihat pada Gambar 7.



1. *Matriks GLCM 3x3*
   * 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 0º, maka arah iterasi yang dilakukan yaitu horizontal (sesuai dengan arah sudut matriks GLCM).
   * 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. Proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0º dapat dilihat pada Gambar 8.



1. Pembentukan matriks GLCM sudut 0º
   * 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.
   * Hal yang sama dilakukan untuk membuat matriks GLCM dengan sudut 45º, 90º dan 135º namun dengan arah yang berbeda. Matriks GLCM sudut 45º dibuat dengan arah diagonal-kanan (*right-diagonal*), sudut 90º dengan arah vertikal, sedangkan sudut 135º dibuat dengan arah diagonal-kiri (*left-diagonal*) seperti yang terlihat pada Gambar 9.



1. Arah matriks GLCM a. Sudut 45º. (b) Sudut 90º. (c) Sudut 135º
   * Didapatkan empat buah matriks GLCM seperti pada Gambar 10.



1. Hasil pembentukan matriks GLCM (a) 𝜃 = 0° 𝑑 = 1. (b) 𝜃 = 45° 𝑑 = 1. (c) 𝜃 = 90° 𝑑 = 1. (d) 𝜃 = 135° 𝑑 = 1
   * Matriks GLCM kemudian dinormalisasi agar jumlah seluruh elemennya sama dengan satu. Gambar 11 merupakan hasil normalisasi terhadap matriks B.



1. *Matriks GLCM yang telah dinormalisasi*

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

1. 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*. GLCM juga memiliki 4 sudut yaitu 00, 450, 900, dan 1350 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 Gambar 12 merupakan salah satu contoh hasil ekstraksi GLCM citra retak dan citra non retak.

1. *Perbandingan hasil ekstraksi GLCM citra retakan dan non retakan*

*A3. Klasifikasi*

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 (15).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (15) |

Di mana 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 13 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*.



1. Margin hyperplane

Setiap data latih dinyatakan oleh (xᵢ, yᵢ), di mana i=1,2,…, N, dan xᵢ={ xᵢ₁, xᵢ₂, …, xᵢq}𝑇 merupakan atribut (fitur) set untuk data latih ke-i. q merupakan data xi ke-q. yᵢ∈ {-1, +1} menyatakan label kelas.



1. Ilustrasi SVM

*Hyperplane* klasifikasi linier SVM, seperti pada Gambar 14, dinotasikan seperti pada persamaan (16).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (16) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (17) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (18) |

## Metode 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 II.

1. CONFUSION MATRIX

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | | |
|  |  | **A** | **B** | **C** |
| ***Actual***  ***class*** | **A** | AA | AB | AC |
| **B** | BA | BB | BC |
| **C** | CA | CB | CC |

Tabel 2 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 (19) [16].

# Hasil dan Pembahasan

## Pengumpulan Data Sampel

Pada penelitian ini digunakan *dataset* dari penelitian sebelumnya yang meneliti tentang retakan pada bangunan [17]. *Dataset* tersebut terdiri atas 40.000 citra, dengan *dataset* retak sejumlah 20.000 citra dan *dataset* non-retak 20.000 citra. Dikarenakan 40.000 *dataset* terlalu banyak untuk digunakan dalam mencari model terbaik, maka akan digunakan 1.200 *dataset* dengan spesifikasi 420 citra retak dan 420 citra non-retak sebagai data latih, serta 180 citra retak dan 180 citra non-retak sebagai data ujinya.

Setelah mendapatkan model terbaik, makan selanjutnya akan di uji pada 40.000 *dataset* dengan spesifikasi 14.000 citra retak dan 14.000 citra non-retak sebagai data latih, serta 6.000 citra retak dan 6.000 citra non-retak sebagai data ujinya. Ini bertujuan untuk mengetahui ketahanan model terhadap data yang lebih banyak. Hasil pengujian tersebut akan dilanjutkan kembali untuk di uji pada data gempa Lombok 2018. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa optimal model yang telah dapatkan pada saat di terapkan pada data retakan bangunan akibat gempa Lombok 2018. *Dataset* gempa Lombok tahun 2018 merupakan *dataset* yang di ambil tanpa melihat standar jarak pengambilan gambar dan diambil dengan kamera *handphone* yang berbeda. *Dataset* ini berjumlah 334 citra dan sudah di anotasi oleh Faturrahman, S.T., M.T selaku Dosen Jurusan Teknik Sipil Universitas Mataram. Dari hasil anotasinya didapatkan *dataset* yang terdiri dari 3 kelas yakni kelas ringan dengan 30 citra, kelas sedang dengan 30 citra, dan kelas berat dengan 30 citra.

|  |  |
| --- | --- |
| D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset\negatif\data2-00000 (1).jpg  Negative | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset\positif\data1-00000 (13).jpg  Positif |

1. Dataset METU

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\berat\data1-001.jpg  Berat | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\ringan\data3-004.jpg  Ringan | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\sedang\data2-001.jpg  Sedang |

1. Dataset gempa Lombok

## Hasil Pengujian pada Data 1200

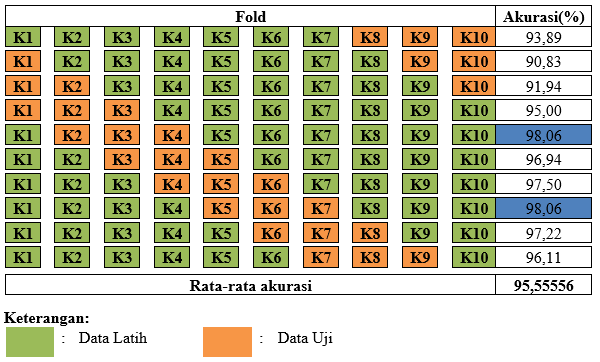
Pada tahapan ini dilakukan pelatihan dengan beberapa kombinasi mulai dari *cross validation*, ekstraksi fitur dan sudut GLCM. *Dataset* yang akan digunkan yaitu sejumlah 1200 data dengan komposisi 70% data latih dan 30% data uji. Pada Tabel III merupakan spesifikasi *dataset* yang akan digunakan.

1. 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** |

1. *Hasil Penelitian dengan kombinasi* *cross classification*

Pada tahap ini dilakukan pengujian model dari kombinasi *cross validation.* Ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model di mana data dipisah menjadi dua subset yaitu data proses pembelajaran dan data validasi/evaluasi. Hasil *cross validation* dapat dilihat pada Gambar 17.



1. Pelatihan dengan kombinasi *cross classification*

Pengujian atau evaluasi yang telah dilakukan pada Gambar 17, menghasilkan rata-rata akurasi 95,56%. Ini membuktikan bahwa model tersebut dapat digunakan pada tahap penelitian selanjutnya. Pada penelitian selanjutnya akan di gunakan model dengan tingkat akurasi tertinggi.

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 98,06%. 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 96,67%, 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.

1. *Hasil Penelitian dengan kombinasi fitur ekstraksi dan sudut pada GLCM*

Kombinasi fitur ekstraksi dan sudut pada GLCM bertujuan untuk mengetahui fitur dan sudut mana yang paling berpengaruh dan dapat dijadikan model untuk digunakan pada *dataset* yang lebih banyak. Pada Gambar 18 menampilkan hasil pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi dan sudut pada GLCM.

1. *Diagram hasil pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi dan sudut pada GLCM*

Pada tahapan pelatihan ini dihasilkan model terbaik yang menggunakan 5 fitur ekstraksi (*Energy,* Contrast*, Correlation, Homogeneity* dan *Entropy*) dan ke empat sudut GLCM (00, 450, 900, dan 1350) dalam pengujiannya. Hasil akurasinya mencapai 98,06% pada 360 data uji dan 97,00 pada 1440 data uji. Maka model ini dinyatakan sebagai model terbaik yang selanjutnya akan digunakan untuk tahap pengujian dengan menggunakan data yang lebih banyak.

## Hasil Pengujian pada Data 40000

Pada tahap ini, dilakukan pengujian model dengan data yang banyak. Ini bertujuan untuk mengetahui ketahanan model ketika di terapkan pada jumlah data yang banyak. Pada Gambar 19 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

1. 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** |

1. CONFUSION MATRIX

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | |
|  |  | **A** | **B** |
| ***Actual***  ***Class*** | **A** | 9 | 3 |
| **B** | 2 | 10 |

1. *Diagram hasil pengujian dengan menggunakan 40000 data*

Pada pengujian ini didapatkan rata-rata akurasi, *recall* dan presisi berturut-turut adalah . Sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi GLCM dengan klasifikasi SVM memiliki performa yang sangat baik pada studi kasus klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan dengan banyak data.

## Hasil Pengujian dengan Data Gempa Lombok

1. *Pengujian dengan 2 kelas*

Pada tahap ini, dilakukan pengujian dengan data 60 gempa lombok dengan kategori rusak berat dan ringan (2 kelas). Ini bertujuan untuk mengetahui seberapa optimal model yang telah didapatkan ketika di terapkan pada data gempa lombok dengan kategori 2 kelas. Pada Gambar 20 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

1. SPESIFIKASI JUMLAH DATA LATIH DAN UJI UNTUK TAHAP PENGUJIAN

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Jenis Data** | **Spesifikasi** | | **Total** |
| **Berat** | **Ringan** |  |
| Data Latih | 21 | 21 | 42 |
| Data Uji | 9 | 9 | 18 |
| **Jumlah** | | | **80** |

1. CONFUSION MATRIX

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | |
|  |  | **A** | **B** |
| ***Actual***  ***class*** | **A** | 8 | 1 |
| **B** | 0 | 9 |

1. Diagram hasil pengujian dengan 80 data gempa lombok 2 kelas

Pada pengujian dengan data gempa Lombok 2 kelas (Berat dan Ringan) didapatkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM sangat baik dengan rata-rata akurasi, *recall* dan presisi berturut-turut adalah 94,44%, 94,44% dan 95%. Sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi GLCM dengan klasifikasi SVM memiliki performa yang sangat baik pada studi kasus klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan akibat gempa lombok pada kategori 2 kelas (berat dan ringan).

1. *Pengujian dengan 3 kelas*

Pada tahap ini, dilakukan pengujian dengan data 90 gempa lombok dengan kategori rusak berat, sedang dan ringan (3 kelas). Ini bertujuan untuk mengetahui seberapa optimal model yang telah didapatkan ketika di terapkan pada data gempa lombok dengan kategori 3 kelas. Pada Gambar 21 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

1. 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** |

1. CONFUSION MATRIX

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | | |
|  |  | **A** | **B** | **C** |
| ***Actual***  ***class*** | **A** | 6 | 3 | 0 |
| **B** | 0 | 9 | 0 |
| **C** | 0 | 2 | 7 |

1. Diagram hasil pengujian dengan 80 data gempa lombok 3 kelas

Pada pengujian dengan data gempa Lombok 3 kelas (Berat, Sedang dan Ringan) didapatkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM masih memberikan performa yang baik dengan rata-rata akurasi, *recall* dan presisi berturut-turut yaitu 81,48%, 81,48% dan 88,09%. Sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi GLCM dengan klasifikasi SVM memiliki performa yang sangat baik pada studi kasus klasifikasi retakan (*crack*) pada bangunan akibat gempa lombok pada kategori 3 kelas (berat, sedang dan ringan).

# Kesimpulan dan Saran

## 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 5 fitur ekstraksi yaitu *Energy, Contrast, Correlation, Homogeneity* dan *Entropy*. Serta menggunakan ke empat sudut GLCM yaitu 00, 450, 900, dan 1350.
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 rata-rata akurasi, *recall* dan presisi berturut-turut 94,44%, 94,44% dan 95%. Serta untuk 3 kelas (Berat, Sedang dan Ringan) mencapai rata-rata akurasi, *recall* dan presisi berturut-turut 81,48%, 81,48% dan 88,09%.

## Saran

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

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.

Faktor lain dalam menentukan hasil penelitian adalah kualitas dari *dataset* nya. Sehingga peneliti menyarankan untuk melakukan standarisasi data terlebih dahulu sebelum masuk ke dalam 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] 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

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[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] 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.

[14] T. Sree Sharmila, “Efficient analysis of satellite image denoising and resolution enhancement for improving classification accuracy,” hal. 1–7, 2014.

[15] Noordama, “Identifikasi varietas durio zibethinus berdasarkan sebaran trikoma daun menggunakan glcm dan knn noordama,” *Inst. Pertan. BOGOR*, 2014.

[16] 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.

[17] Ç. F. Özgenel, “Concrete Crack Images for Classification,” vol. 1. Mendeley, 15-Jan-2018.

.