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

(*Crack Classification of Buildings with 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 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 79,16%.

*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 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.

# Metode Penelitian

## Rancangan Penelitian

Diagram alir pembuatan sistem dari mulai pengumpulan data hingga pembuatan laporan sebagai berikut:

Langkah pertama dalam pembuatan sistem ini yaitu studi literatur untuk mempelajari cara membangun sistem sesuai dengan metode yang digunakan. Langkah kedua yakni 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. Selanjutnya adalah tahap pembuatan model sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat. Tahap Analisa dilakukan untuk menguji apakah akurasi memenuhi nilai yang ditargetkan, target akurasi belum sesuai maka langkah selanjutnya kembali ke studi literatur. Setelah sistem berhasil dibangun dan berjalan sesuai dengan fungsinya maka tahap selanjutnya yakni merumuskan kesimpulan lalu membuat laporan. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



1. Diagram alir pembuatan sistem

## 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.

## Pengumpulan Data Sampel

Pada penelitian ini digunakan *dataset* dari penelitian sebelumnya (METU) 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. Selain itu *dataset* juga berasal dari data gempa Lombok tahun 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

## Pembuatan Model

Sistem ini secara garis besar terdapat tiga proses utama yaitu *trsaining* (pelatihan), testing (pengujian) dan klasifikasi. dapat dilihat pada Gambar 4.



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

*D.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. *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:

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

1. Hasil konversi RGB ke biner
2. *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*:

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

1. Citra hasil *median* *filtering*
2. *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*:

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

1. Citra hasil *segmentation*

*D2. 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 [17].

Di dalam penelitiannya yang berjudul “*Textural Features for Image Classification*” [15], Haralick dkk. mengusulkan fitur tekstural yang mengandung informasi tentang karakteristik tekstur. Pada Tabel 1 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 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].

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 8.



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 9.



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. Gambar 10 menunjukkan proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0º.



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 11.



1. Arah matriks GLCM a. Sudut 45º. (b) Sudut 90º. (c) Sudut 135º
   * Didapatkan empat buah matriks GLCM seperti pada Gambar 12.



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 13 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 Tabel 4 merupakan salah satu contoh hasil ekstraksi GLCM citra retak dan citra non retak.

1. HASIL EKSTRAKSI FITUR GLCM

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

*D3. 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 14 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 2.1, 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) |

## 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.

1. CONFUSION MATRIX

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

Tabel 3 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) [18].

# Hasil dan Pembahasan

## 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* *classiification* 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.

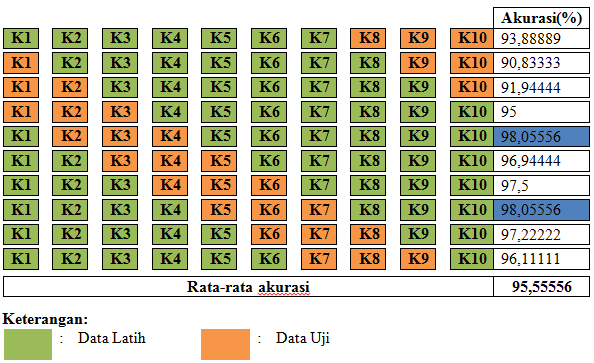
## A.1. Hasil Pelatihan

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 pencarian model terbaik dari kombinasi *cross classification.* Ini bertujuan untuk mendapatkan konbinasi kelas dataset terbaik untuk digunakan sebagai data training dan data testing.



1. Pelatihan dengan kombinasi cross classification

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.

* + - 1. Hasil Penelitian dengan kombinasi fitur ekstraksi

Pada tahap ini di lakukan penelitian terhadap pengaruh kombinasi fitur ekstraksi terhadap tingkat akurasi. Ini bertujuan untuk mendapatkan ekstraksi fitur mana saja yang paling berpengaruh dan memberikan akurasi tertinggi untuk digunakan pada tahap pengujian berikutnya.

1. 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 |

1. 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, Contras, Homogenity, Entropy, Correlation, Mean* dan Standar Deviasi.

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

1. Hasil Penelitian dengan kombinasi sudut GLCM

Pada tahap ini dilakukan penelitian terhadap pengaruh kombinasi sudut GLCM terhadap tingkat akurasi. Ini bertujuan untuk mendapatkan sudut mana yang paling berpengaruh dan memberikan akurasi tertinggi yang digunakan pada tahap pengujian selanjutnya.

1. KOMBINASI DENGAN 360 DATA UJI

|  |  |
| --- | --- |
| **Sudut** | **Akurasi** |
| 00 | 97,77778 |
| 450 | 98,05556 |
| 900 | 97,22222 |
| 1350 | 97,22222 |
| Semua | 98,05556 |

1. KOMBINASI DENGAN 1440 DATA UJI

|  |  |
| --- | --- |
| **Sudut** | **Akurasi** |
| 450 | 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.

## A.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 10 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. HASILPENGUJIAN

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **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** |

*A.3. Hasil Pengujian dengan Data Gempa Lombok*

* + - 1. Pengujian dengan 2 kelas

Pada tahap ini, hasil pelatihan akan digunakan dan dilakukan pengujian terhadap data gempa lombok. Pada Tabel 12 merupakan hasil pengujiannya dengan model yang telah didapatkan.

1. CONFUSION MATRIX

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

1. 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** |

1. HASIL PENGUJIAN

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Perhitungan** | **Berat** | **Ringan** | **Rata-rata** |
| Akurasi | 75 | 83,33 | **79,16** |

1. NILAI PRESISI DAN RECALL 2 KELAS

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 81,81 | 75 |
| **Ringan** | 76,92 | 83,33 |
| **Rata-rata** | 79,365 | 79,16 |

1. Pengujian dengan 3 kelas

Pada tahap ini dilakukan pengujian model ke dalam 3 kelas. Ini bertujuan untuk mengetahui seberapa optimal model yang sudah didapatkan sebelumnya dalam mengklasifikasikan 3 kelas (Berat, ringan dan sedang).

1. CONFUSION MATRIX

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | | |
|  |  | **A** | **B** | **C** |
| ***Actual***  ***class*** | **A** | 7 | 1 | 1 |
| **B** | 3 | 4 | 2 |
| **C** | 0 | 1 | 8 |

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. HASIL PENGUJIAN

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

1. NILAI PRESISI DAN RECALL 2 KELAS

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 70 | 77,7 |
| **Ringan** | 66,67 | 44,44 |
| **Sedang** | 72,72 | 88,89 |
| **Rata-rata** | 69,79 | 70,34 |

Dapat dilihat pada Tabel 14, bahwa hasil akurasi oleh model yang sudah didapatkan mengalami penurunan. Pada klasifikasi 2 kelas (Berat dan Ringan) didapatkan akurasi mencapai 83,33%. Sedangkan pada penerapan 3 kelas (Berat, sedang dan ringan) terjadi penurunan 12,96% menjadi 70,37%.

## Analisa Hasil Pelatihan dan Pengujian

* + - 1. Analisa pada pelatihan
* Pelatihan dengan kombinasi *cross classification*

1. 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.

* Pelatihan dengan kombinasi fitur ekstraksi

1. Diagram pelatihan 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.

* Pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM

1. Diagram pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM pertama
2. Diagram pelatihan dengan kombinasi sudut GLCM kedua

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

* + - 1. Analisa pada pengujian
* Pengujian dengan 40.000 *dataset*

1. 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.

* Pengujian dengan data Gempa Lombok
  + Pengujian 2 kelas

1. 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 75% yaitu 79,16%.

* + Pengujian 3 kelas

1. 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%.

# 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 4 fitur ekstraksi yaitu *Energy, Contras, Homogenity* 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 akurasi 79,16% dan untuk 3 kelas (Berat, Sedang dan Ringan) mencapai akurasi 70,37%.

## 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] 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\_glcm.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.

.