KLASIFIKASI TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GLCM DAN REDUKSI DIMENSI PCA

SKRIPSI

Oleh :
ROIHAN FARRAS SETYADI
NIM. 210605110088

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025

KLASIFIKASI TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GLCM DAN REDUKSI DIMENSI PCA

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :
ROIHAN FARRAS SETYADI
NIM. 210605110088

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
2025

HALAMAN PERSETUJUAN

KLASIFIKASI TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GLCM DAN REDUKSI DIMENSI PCA

SKRIPSI

Oleh :
ROIHAN FARRAS SETYADI
NIM. 210605110088

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 04 Juni 2025

Pembimbing I,	Pembimbing II,
Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T	Dr. M. Imamudin, Lc., M.A
NIP. 19860301 202321 1 016	NIP. 19740602 200901 1 010

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GLCM DAN REDUKSI DIMENSI PCA

SKRIPSI

Oleh :
ROIHAN FARRAS SETYADI
NIM. 210605110088

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 16 Juni 2025

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: Dr. Zainal Abidin, M.Kom NIP. 19760613 200501 1 004	( )
Anggota Penguji I	: Khadijah F.H. Holle, M.Kom NIP. 19900626 202203 2 002	( )
Anggota Penguji II	: Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T NIP. 19860301 202321 1 016	( )
Anggota Penguji III	: Dr. M. Imamudin, Lc., M.A NIP. 19740602 200901 1 010	( )

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Roihan Farras Setyadi
NIM	: 210605110088
Fakultas / Program Studi	: Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi	: Klasifikasi Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam Berdasarkan Ekstraksi Fitur GLCM dan Reduksi Dimensi PCA

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 16 Juni 2025
Yang membuat pernyataan,

Roihan Farras Setyadi
NIM.210605110088

MOTTO

"Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan"

(Q.S Al-Insyirah:5)

"Keberhasilan bukanlah milik orang pintar, keberhasilan adalah kepunyaan mereka yang senantiasa berusaha"

(B.J Habibie)

"Tidak ada mimpi yang gagal, yang ada hanyalah mimpi yang tertunda. Cuma sekiranya kalau temen-temen merasa gagal dalam mencapai mimpinya. Jangan khawatir, mimpi-mimpi lain bisa diciptakan"

(Windah Basudara)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, Tuhan semesta alam, atas segala limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya yang senantiasa mengiringi setiap langkah dan usaha penulis, hingga akhirnya skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar sarjana. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, junjungan kita semua.

Karya sederhana ini penulis persembahkan dengan penuh rasa cinta, hormat, dan ketulusan kepada kedua orang tua tercinta, Bapak Hermawan Setyadi dan Ibu Dieta Fauziyah, yang telah menjadi sumber kekuatan dalam setiap langkah. Terima kasih atas doa-doa yang selalu terucap dalam setiap sujud, kasih sayang yang tidak pernah putus, serta dukungan yang begitu besar baik secara moral maupun semangat. Segala pencapaian ini tidak akan mungkin terwujud tanpa cinta dan pengorbanan kalian yang tiada tara. Kepada adikku, Favian Reswara Setyadi, terima kasih telah menjadi semangat dan penguat selama ini.

Terakhir, persembahan ini penulis tujukan untuk diri sendiri, yang telah melalui berbagai tekanan, rasa lelah, keraguan, bahkan keinginan untuk menyerah. Terima kasih telah bertahan dan terus berjuang hingga titik akhir. Semoga pencapaian ini menjadi pijakan awal untuk meraih mimpi-mimpi yang lebih besar dan jalan yang lebih baik di masa depan.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, segala puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT karena atas limpahan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul "Klasifikasi Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam Berdasarkan Ekstraksi Fitur GLCM dan Reduksi Dimensi PCA" sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa tidak mungkin dapat menyelesaikannya tanpa bantuan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T selaku dosen pembimbing I dan dosen wali yang dengan penuh kesabaran dan ketulusan hati memberikan

bimbingan, memberi semangat, arahan, masukan, serta membantu penulis dalam mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.

5. Dr. M. Imamudin Lc., M.A selaku dosen pembimbing II penulis yang senantiasa memberikan bimbingan dan masukan untuk penulis dalam mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.
6. Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T selaku penguji I dan Dr. M. Imamudin, Lc., M.A selaku penguji II yang telah berkenan menguji, memberikan ilmu, kritik, saran, serta memberikan masukan yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
7. Segenap dosen, admin, laboran, dan jajaran staff Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan dukungan selama penulis menjalani studi.
8. Kepada keluarga tercinta, Bapak Hermawan Setyadi, Ibu Dieta Fauziyah, dan adik Favian Reswara Setyadi. Terima kasih atas cinta, doa, dan dukungan yang tiada henti selama proses penyusunan skripsi ini. Ayah dan Ibu, terima kasih atas segala pengorbanan, motivasi, dan kasih sayang yang selalu menjadi sumber kekuatan dalam setiap langkah penulis. Kepada adikku, terima kasih atas canda dan semangat yang membuat hari-hari penulis menjadi lebih ringan. Tanpa kalian, pencapaian ini tidak akan mungkin terwujud. Semoga hasil ini dapat menjadi kebanggaan kecil bagi keluarga yang begitu besar artinya dalam hidup penulis.

9. Kepada Dewi Putri Silvia Wahyuni, yang telah menjadi sosok penyemangat dan pendukung dalam setiap proses yang penulis lalui. Terima kasih atas kehadiran, pengertian, doa yang senantiasa menyertai, serta atas kesabaran dan dukungan yang tulus di tengah segala kesibukan sampai skripsi ini terselesaikan.
10. Teman sepembimbingan, Charles, Gigih, Putri, Najah, Aulia, Ima, dan Intan yang sudah setia menemani, memberikan semangat, saran, dan dukungan selama proses penyelesaian skripsi ini. Kehadiran kalian, baik melalui diskusi, canda tawa, maupun dukungan moral, menjadi salah satu penguat dalam perjalanan ini.
11. Teman seperjuangan "Basecamp Candi", Rizal, Jemmy, Arsha, Didi, Hasan, Adyatma, Adnan, Zea, Hamzah, Fahma, Amir, Arkan, Salman, Willy, yang telah membersamai penulis dan meramaikan harinya, terima kasih atas segala bentuk adu nasib, dan manifestasinya yang menjadi motivasi penulis dalam proses pengerjaan skripsi ini.
12. Kepada teman-teman seperjuangan sejak masa SMA, yaitu Derik, Fikri, Kamal, Bima, Brito, Galeh, Salman, Reyhan, Saka, Anggi, dan Ragil. Terima kasih atas kebersamaan,canda tawa dan dukungan yang senantiasa menemani perjalanan sejak masa SMA hingga penulis menyelesaikan skripsi ini.
13. Kepada teman-teman tongkrongan yang telah menjadi tempat berbagi cerita, canda, dan semangat, yaitu Ilham, Rafly, Mamad, Donny, Mas Maman, Mas Icank, Mas Edy, dan Eby. Terima kasih atas kebersamaan

yang menyenangkan, obrolan ringan, tawa lepas, dan suasana santai yang selalu menjadi pelarian sejenak dari penatnya tugas dan penelitian, serta dukungan yang sering kali datang tanpa diminta namun sangat berarti.

14. Seluruh warga Teknik Informatika khususnya angkatan 2021 “Aster” yang telah memberikan kehangatan, motivasi, semangat, dan dukungan kepada penulis.
15. Seluruh pihak yang telah terlibat, baik secara langsung maupun tidak langsung dari awal perkuliahan hingga akhir penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Maka dari itu penulis menerima saran, kritik dan masukan yang bersifat membangun dari berbagai pihak untuk meningkatkan kualitas dan pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat nyata bagi pembaca, peneliti selanjutnya, maupun pihak-pihak terkait. Dan semoga penelitian ini berkontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan dapat bermanfaat untuk di masa yang akan datang.

Wassalamu’alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Malang, 16 Juni 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN ..... **iii**
HALAMAN PENGESAHAN ..... **iv**
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN ..... **v**
MOTTO ..... **vi**
HALAMAN PERSEMBAHAN ..... **vii**
KATA PENGANTAR ..... **viii**
DAFTAR ISI ..... **xii**
DAFTAR GAMBAR ..... **xiv**
DAFTAR TABEL ..... **xv**
ABSTRAK ..... **xvi**
ABSTRACT ..... **xvii**
الملخص ..... **xviii**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 5
1.3 Batasan Masalah 5
1.4 Tujuan Penelitian 6
1.5 Manfaat Penelitian 6
BAB II STUDI PUSTAKA **7**
2.1 Penelitian Terkait 7
2.2 *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) 9
2.3 *Principal Component Analysis* (PCA) 11
BAB III METODE PENELITIAN **15**
3.1 Desain Sistem 15
3.1.1 Pengumpulan Data 15
3.1.2 *Data Preprocessing* 17
3.1.3 Ekstraksi Fitur GLCM 18
3.1.4 PCA dan *Rule-Based Classification* 19
3.2 Perhitungan Manual GLCM dan PCA untuk Klasifikasi Tingkat Kerusakan Bangunan 21
3.3 Validasi Hasil Klasifikasi 27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN **29**
4.1 Langkah Pengujian 29
4.2 Hasil Pengujian 29
4.2.1 Implementasi *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) 30
4.2.2 Implementasi *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Rule-Based Classification* 34
4.3 Validasi Hasil Klasifikasi 43
4.4 Pembahasan 46
4.5 Integrasi Islam 48
4.5.1 *Muamalah Ma'a Allah* 48
4.5.2 *Muamalah Ma'a An-nas* 49
4.5.3 *Muamalah Ma'a Alam* 50

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 52
5.1 Kesimpulan 52
5.2 Saran..... 52
DAFTAR PUSTAKA
LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 (a) Piksel dengan berbagai sudut (b) Illustrasi matriks 10
Gambar 3. 1 Desain Sistem 15
Gambar 3. 2 *Data Preprocessing* 17
Gambar 3. 3 Proses GLCM 18
Gambar 3. 4 Proses PCA dan *Rule-Based Classification* 19
Gambar 3. 5 *Data Preprocessing* Citra 21
Gambar 3. 6 Citra *Greyscale Resize* 22
Gambar 3. 7 Nilai Intensitas Citra *Greyscale* 22
Gambar 4. 1 Citra Asli 30
Gambar 4. 2 Citra Asli *Resize* 30
Gambar 4. 3 Citra *Greyscale Resize* 31
Gambar 4. 4 Nilai Intensitas Citra *Greyscale* 31
Gambar 4. 5 Hasil Normalisasi Data pada Jarak 0.5 35
Gambar 4. 6 Hasil Normalisasi Data pada Jarak 1 35
Gambar 4. 7 Hasil Visualisasi 2D dan 3D pada Jarak 0.5 38
Gambar 4. 8 Hasil Visualisasi 2D dan 3D pada Jarak 1 38
Gambar 4. 9 Hasil Klasifikasi Dengan Jarak 0.5 40
Gambar 4. 10 Hasil Klasifikasi Dengan Jarak 1 42
Gambar 4. 11 *Confusion Matrix* 44

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu 7
Tabel 3. 1 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM 22
Tabel 4. 1 Hasil Perhitungan Komponen Utama (PC) 36
Tabel 4. 2 Persentase Nilai Rasio Varians dan Nilai Eigen 37
Tabel 4. 3 Rentang Nilai PC1 (n) Tingkat Kerusakan Bangunan.....39
Tabel 4. 4 Detail Penyebaran Titik Koordinat Pada Jarak 0.5 41
Tabel 4. 5 Detail Penyebaran Titik Koordinat Pada Jarak 1 42

ABSTRAK

Setyadi, Roihan Farras. 2025. **Klasifikasi Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam Berdasarkan Ekstraksi Fitur GLCM dan Reduksi Dimensi PCA.** Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T (II) Dr. M. Imamudin, Lc., M.A.

.

Kata Kunci: GLCM, Kerusakan Bangunan, PCA, Pengolahan Citra Digital, *Rule-based Classification*, Sistem Pendukung Keputusan.

Penilaian kerusakan bangunan pasca bencana alam secara konvensional seringkali memerlukan waktu yang lama, bersifat subjektif, dan tidak efisien ketika diterapkan dalam skala besar. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis teknologi pengolahan citra digital untuk mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA). Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data citra bangunan dari BPBD Kota Malang, kemudian dilakukan *preprocessing* berupa *resize* dan konversi ke *greyscale*. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM dengan parameter sudut dan jarak tertentu, lalu dilakukan reduksi dimensi menggunakan PCA untuk memperoleh komponen utama yang paling berpengaruh. Komponen utama hasil PCA digunakan sebagai dasar klasifikasi *rule-based* dengan *threshold* tertentu yang mengelompokkan bangunan ke dalam tiga kategori: rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi metode GLCM dan PCA mampu mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan dengan nilai akurasi sebesar 85%, serta menghasilkan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi. Sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi efektif dan efisien dalam mendukung proses pengambilan keputusan penanganan bencana di lapangan.

ABSTRACT

Setyadi, Roihan Farras. 2025. **Classification of Building Damage Level after Natural Disaster Based on GLCM Feature Extraction and PCA Dimension Reduction**. Thesis. Informatics Engineering Study Program Faculty of Science and Technology Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Advisor: (I) Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T (II) Dr. M. Imamudin, Lc., M.A.

Manual assessment of building damage after natural disasters is often time-consuming, subjective, and inefficient when applied on a large scale. Therefore, this research proposes a decision support system based on digital image processing to classify the level of building damage using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Principal Component Analysis (PCA) methods. The research begins with collecting post-disaster building image data from the BPBD of Malang City, followed by preprocessing such as resizing and grayscale conversion. Texture features are then extracted using GLCM with specific angle and distance parameters, and dimensionality reduction is applied using PCA to obtain the most influential principal components. These principal components are used in a rule-based classification system with predefined thresholds to categorize damage levels into three classes: minor, moderate, and severe. The testing results show that the combination of GLCM and PCA methods successfully classifies building damage levels with an accuracy rate of 85%, along with high precision, recall, and F1-score values. This system is expected to serve as an effective and efficient solution to support decision-making in post-disaster response operations.

Key words: Damage Classification, Decision Support System, GLCM, Image Processing, PCA.

الملخص

سيتيادي، رويحان فراس. 2025. تصنيف مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بعد الكوارث الطبيعية استنادًا إلى استخراج سمات **GLCM**وتقليل أبعاد .**PCA** الرسالة جامعية. قسم هندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم مالانج الإسلامية الحكومية. المشرف: (الأول) الدكتور أغونغ تيغوه ويبوو أمليس، ماجستير (الثاني) الدكتور محمد إمام الدين ، ماجستير.

الكلمات المفتاحية: **GLCM**، **PCA**، التصنيف القائم على القواعد، أضرار المباني، معالجة الصور الرقمية، نظام دعم القرار.

غالبًا ما يستغرق التقييم التقليدي لأضرار المباني بعد الكوارث الطبيعية وقتًا طويلاً ويكون غير موضوعي وغير فعال عند تطبيقه على نطاق واسع. لذلك، تطوير هذا البحث نظاماً لدعم اتخاذ القرار يعتمد على تقنية معالجة الصور الرقمية لتصنيف مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني باستخدام مصفوفة التكرار المشترك للمستوى الرمادي (GLCM) وطريقة تحليل المكونات الرئيسية (PCA). يبدأ هذا البحث بجمع بيانات صور المباني من مدينة مالانج BPBD Malang City، ثم المعالجة المسبقة في شكل تغيير الحجم والتحويل إلى التدرج الرمادي. بعد ذلك، تم إجراء استخلاص سمات النسيج باستخدام GLCM مع معلمات زاوية ومسافة معينة، ثم تقليل الأبعاد باستخدام PCA للحصول على المكونات الرئيسية الأكثر تأثيرًا. تُستخدم المكونات الرئيسية لنتائج تحليل PCA كأساس للتصنيف القائم على القواعد مع عتبة معينة تصنف المباني إلى ثلاث فئات: متضررة بشكل خفيف، ومتضررة بشكل معتدل، ومتضررة بشكل كبير. تُظهر نتائج الاختبار أن الجمع بين أساليب GLCM و PCA قادر على تصنيف مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بدقة تصل إلى 85%، فضلاً عن تحقيق قيم عالية من الدقة والاستدعاء وقيم F1. من المتوقع أن يكون هذا النظام حلاً فعالاً وكفؤاً في دعم عملية اتخاذ القرار في إدارة الكوارث في الميدان.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bencana alam merupakan fenomena alam yang dapat terjadi kapan saja dan di mana saja. Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki tingkat kerawanan bencana alam yang sangat tinggi di dunia. Secara geologis, Indonesia terletak di antara tiga pertemuan lempeng Eurasia yang bergerak ke selatan, dan lempeng Pasifik yang bergerak dari timur ke barat. Akibat pertemuan tiga lempeng tersebut menyebabkan terjadinya penekanan pada lapisan bawah bumi yang mengakibatkan wilayah negara kepulauan Indonesia memiliki morfologi yang bergunung-gunung dan relief yang relatif kasar (Hermon, 2015). Selain itu, Indonesia juga berada di wilayah cincin api Pasifik (*Pacific Ring of Fire*), yang merupakan jalur gunung berapi aktif yang membentang dari Asia Tenggara hingga Amerika Selatan. Negara Indonesia merupakan negara yang sering terjadi bencana alam seperti banjir, tanah longsor, angin putting beliung, tsunami, gempa bumi, dan letusan gunung berapi. Berdasarkan data yang diambil di Badan Pusat Statistik pada tahun 2023 terdapat 1.881 bencana alam terdiri dari 31 bencana gempa bumi, 4 bencana letusan gunung berapi, 591 bencana tanah longsor, dan 1.255 bencana banjir. Dari bencana tersebut menelan korban meninggal dunia dan hilang sebanyak 270 orang. Dalam surat Al-Baqarah ayat 155-157, Allah menyampaikan bahwasannya bencana alam merupakan salah satu ujian yang dihadapi oleh manusia.

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوْعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْاَمْوَالِ وَالْاَنْفُسِ وَالثَّمَرٰتِۗ وَبَشِّرِ الصّٰبِرِيْنَ (155) اَلَّذِيْنَ اِذَآ اَصَابَتْهُمْ مُّصِيْبَةٌۙ قَالُوْٓا اِنَّا لِلّٰهِ وَاِنَّآ اِلَيْهِ رٰجِعُوْنَۗ (156) اُولٰۤىِٕكَ عَلَيْهِمْ صَلَوٰتٌ مِّنْ رَّبِّهِمْ وَرَحْمَةٌۗ وَاُولٰۤىِٕكَ هُمُ الْمُهْتَدُوْنَ(157)

"Dan sungguh akan Kami berikan cobaan kepadamu, dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa dan buah-buahan. Dan berikanlah berita gembira kepada orang-orang yang sabar.(155) (yaitu) orang-orang yang apabila ditimpa musibah, mereka mengucapkan: "Inna lillaahi wa innaa ilaihi raaji'uun (seusngguhnya kami milik Allah dan sesunnguhnya kami sedang menuju kemabali kepada-Nya) (156) Mereka itulah yang mendapat keberkatan yang sempurna dan rahmat dari Tuhan mereka dan mereka itulah orang-orang yang mendapat petunjuk. (157)" (QS. Al-Baqarah: 155-157)

Syekh Nawawi Banten menjelaskan bahwa Allah bersumpah dengan Dzat-Nya untuk menguji manusia, apakah mereka akan bersabar dan menerima qadha-Nya. Ujian tersebut berupa ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Imam As-Syafi'i menafsirkan "ketakutan" sebagai takut kepada Allah, "kelaparan" sebagai puasa Ramadhan, "kekurangan harta" sebagai zakat dan sedekah, "jiwa" sebagai sakit, dan "buah-buahan" sebagai kematian anak. Lafal "wa basysyirish-shâbirîn" mengandung kabar gembira bagi orang sabar, yang ketika tertimpa musibah mengucapkan "innâ lillâhi wa innâ ilaihi râji'ûn". Mereka mendapat ampunan, kelembutan, dan hidayah karena menyerahkan diri pada qadha Allah (Ubab, 2022).

Bencana menurut Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2007 tentang penanggulangan bencana adalah peristiwa atau rangkaian peristiwa yang mengancam dan mengganggu kehidupan dan penghidupan masyarakat yang disebabkan, baik oleh faktor alam dan/atau faktor non alam maupun faktor manusia sehingga mengakibatkan timbulnya korban jiwa manusia, kerusakan lingkungan, kerugian harta benda, dan dampak psikologis (Hardiyanto & Pulungan, 2019).

Setelah terjadinya bencana alam seharusnya terdapat penilaian terhadap kerusakan bangunan yang terjadi di lapangan. Metode penilaian kerusakan tradisional umumnya melibatkan inspeksi manual oleh tenaga ahli, yang melibatkan pengamatan visual dan pengukuran di lapangan. Kelompok Koordinasi Perencanaan dan Pengendalian Penanganan Bencana (P3B) sangat bergantung pada perencanaan pemulihan berbasis data yang baik, akurat, dan akurat untuk menghasilkan laporan penilaian kerusakan dan kerugian yang disebabkan oleh bencana alam di berbagai lokasi. Sebab, dalam pengumpulan data, para pengumpul melihat kriteria lapangan secara berbeda-beda, sehingga terjadi perbedaan klasifikasi data (Wibowo Almais et al., 2016). Selain itu, dalam situasi darurat pasca bencana, metode ini sering kali memerlukan waktu yang lama untuk diselesaikan, terutama di daerah yang sulit dijangkau atau dalam jumlah bangunan yang sangat banyak. Subjektivitas dalam penilaian manual juga dapat menyebabkan inkonsistensi, di mana dua inspektur yang berbeda mungkin memberikan hasil penilaian yang berbeda untuk kondisi bangunan yang sama. Hal ini menunjukkan perlunya inovasi dalam metode penilaian kerusakan bangunan yang lebih cepat, objektif, dan efisien.

Oleh karena itu, dibutuhkan sistem pendukung keputusan untuk membantu tim survei dalam mendeteksi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam. Penilaian tingkat kerusakan bangunan berguna untuk membantu pemerintah dalam melakukan rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana alam (Wismana Putra et al., 2020). Sistem pendukung keputusan (SPK) adalah sistem informasi komputer interaktif yang berguna bagi pengguna tertentu sebagai pengambil keputusan,

memanfaatkan berbagai model keputusan, basis data, dan pemikiran manajerial (Surahaman & Nursadi, 2019). Pada penelitian ini, DSS dibangun dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan reduksi dimensi PCA, dengan menggunakan metode ini dapat mengekstrak fitur-fitur penting yang berguna dalam proses pengambilan keputusan.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis kerusakan bangunan pasca bencana alam adalah dengan menggunakan teknologi pengolahan citra digital. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk mengekstrak beberapa fitur tekstur dari data citra *greyscale*. Metode ini menggambarkan bagaimana kombinasi tingkat keabuan dari dua piksel yang berdekatan muncul dalam sebuah citra. Setiap elemen dalam matriks ini menggambarkan frekuensi kemunculan pasangan piksel tertentu, yang merepresentasikan pola tekstur dalam citra tersebut. Keunggulan utama dari GLCM adalah kemampuannya untuk menangkap informasi tekstur yang kompleks, yang berguna dalam menganalisis kerusakan bangunan setelah bencana alam. Tekstur adalah salah satu aspek penting yang dapat memberikan petunjuk mengenai kondisi permukaan atau struktur dari objek yang diamati, seperti bangunan yang rusak. Dengan menggunakan GLCM, peneliti dapat mengidentifikasi perubahan tekstur yang signifikan yang menunjukkan adanya kerusakan, seperti retakan atau deformasi pada bangunan (Christaki et al., 2022).

Namun, GLCM menghasilkan sejumlah besar fitur yang mungkin tidak semuanya relevan untuk analisis kerusakan bangunan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, digunakan *Principal Component Analysis* (PCA) merudiksi dimensi

dari hasil beberapa fitur GLCM dan mengekstrak komponen utama yang paling berpengaruh terhadap variasi data, sehingga analisis menjadi lebih efisien. Kemudian, komponen utama hasil dari PCA digunakan dalam proses klasifikasi berbasis aturan (*rule-based classification*) dengan ambang batas (*threshold*) yang telah ditentukan. Kombinasi PCA ini memungkinkan visualisasi pola kerusakan serta membantu memprioritaskan bangunan yang memerlukan penanganan segera (Teguh et al., 2023).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka dapat disimpulkan permasalahan yang diangkat pada penilitian ini sebagai berikut :

a. Bagaimana integrasi GLCM dan PCA dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam?
b. Bagaimana performa metode GLCM dan PCA dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam?

1.3 Batasan Masalah

Terdapat aspek batasan penelitian untuk menghindari persimpangan data yang dihasilkan, dengan batasan penelitian sebagai berikut :

a. Penelitian ini menggunakan data kejadian bencana alam dari BPBD Kota Malang.
b. Menggunakan data citra bangunan yang rusak pasca bencana alam

1.4 Tujuan Penelitian

a. Untuk mengintgegrasikan GLCM dan PCA dalam mengkalasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam
b. Untuk mengukur performa dari metode GLCM dan PCA dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam

1.5 Manfaat Penelitian

Pada penelitian ini diharapkan mampu menurunkan manfaat sebagai berikut:

a. Membantu tim survei dalam mengambil keputusan untuk menentukan kerusakan bangunan pasca bencana alam
b. Berperan kepada para peneliti selanjutnya dalam mengkalsifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan PCA.
c. Membantu menghemat waktu dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan setelah bencana alam

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian-penelitian terkait merupakan bagian penting dalam menyusun tinjauan pustaka dan memberikan konteks bagi penelitian yang dilakukan. Tabel 2.1 berikut ini memberikan perbandingan berbagai penelitian yang relevan, termasuk metode, topik, dan subjek yang diteliti. Dari analisis penelitian-penelitian tersebut, terlihat jelas bahwa banyak di antaranya yang menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA) dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Nama Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
(Widodo et al., 2018)	Pemanfaatan Ciri Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu	Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), *Support Vector Machine* (SVM)	Penelitian ini menunujukkan bahwa penggunaan GLCM dengan sudut 45° dan jarak ketanggan 2 piksel menghasilkan akurasi klasifikasi mutu jeruk keprok tertinggi sebesar 82,5%
(Fuadah, 2023)	Klasifikasi Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam	Multimoora	Penggunaan metode Multimoora dalam DSS menghasilkan tingkat akurasi yang termasuk kategori cukup baik
(Manullang et al., 2023)	Penentuan Faktor Kepuasan Pengunjung terhadap Layanan Perpustakaan Digilib	PCA	Analisis pada penlitian ini mengidentifikasi dua faktor utama, yaitu "Layanan Referensi" dan "Sarana dan Prasarana," dengan faktor "Sarana dan Prasarana" memiliki dampak lebih besar terhadap kepuasan pengunjung.
(Tri Wahyudi & Lestari, 2022)	Analisis Kematangan Buah Pisang	*Gray Level Co-Occurence Matrix* (GLCM)	Analisis kematangan pisang menggunakan metode Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) terbilang efektif
(Shandy et al., 2019)	Pendeteksiam Tingkat Kematangan Buah Belimbing Bintang	*Grey Level Co-Occurrence Matriks* (GLCM) dan *K-Nearest*	Model *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang menggunakan fitur ekstraksi *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

Nama Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
		Neighbor (K-NN)	menunjukkan akurasi yang tinggi dalam mendeteksi tingkat kematangan buah belimbing bintang.
(Raysyah et al., 2021)	Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Deteksi Warna	KNN, PCA	Mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah kopi menggunakan metode KNN menghasilkan akurasi 97,7% dengan memanfaatkan fitur warna RGB, HSV, dan area dari citra buah kopi.
(Almais et al., 2023)	*Labeling of Level Damage Sector in Post- Natural Disasters*	*Principal Component Analysis* (PCA)	Pengelompokkan dan pelabelan kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan PCA
(Rifqi & Aldisa, 2023)	Sistem Pendukung Keputusan Penilaian Kinerja Karyawan	TOPSIS	Metode TOPSIS efektif dalam menilai kinerja karyawan. Berdasarkan kriteria yang ditentukan, Erina memperoleh skor tertinggi.
(Andono & Rachmawanto, 2021)	Klasifikasi Batik	GLCM, LBP, SVM	Kombinasi GLCM dan LBP dengan algoritma SVM tingkat akurasi mencapai 100% dalam klasifikasi motif batik menggunakan beberapa kernel SVM
(risky, 2022)	Decision suport system untuk menentukan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam	*Superiority And Inferiority Ranking*	Hasil dari metode yang digunakan di penelitian ini tidak efektif dikarenakan rendhanya tingkat akurasi data

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa metode analisis citra digunakan di berbagai bidang, seperti klasifikasi buah, deteksi kematangan, dan penentuan kerusakan pascabencana. Metode yang umum digunakan adalah Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), seperti yang digunakan oleh Widodo dkk. (2018) dalam klasifikasi kualitas jeruk mandarin dan oleh Tri Wahyudi & Lestari (2022) dalam analisis kematangan buah pisang. Metode GLCM telah terbukti mampu mengekstrak fitur tekstur yang relevan dalam berbagai aplikasi, menunjukkan keserbagunaannya sebagai alat yang efektif untuk analisis citra digital.

Beberapa penelitian lain, seperti Shandy dkk. (2019) dan Almais dkk. (2023), juga menekankan penggunaan GLCM dan analisis komponen utama (PCA) sebagai kombinasi yang kuat untuk klasifikasi dan pengelompokan data. Shandy dkk. (2019) menggunakan GLCM dengan K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk mendeteksi tingkat kematangan belimbing dengan akurasi yang tinggi, sedangkan Almais dkk. (2023) menggunakan PCA untuk pengelompokan dan pelabelan kerusakan bangunan setelah bencana alam. Penelitian Almais sangat relevan dengan penelitian terkait analisis kerusakan bangunan pasca bencana alam, dimana clustering PCA digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan dengan lebih efisien.

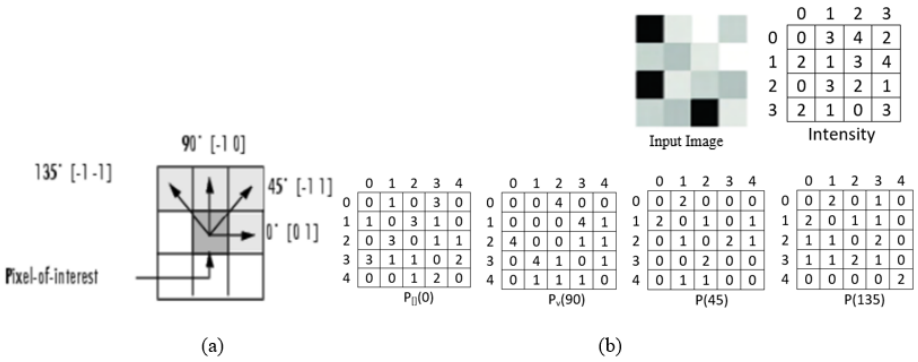
Selain itu, penelitian Fuadah (2023) dan risky (2022) menunjukkan bahwa metode pengambilan keputusan berbasis data seperti Multimoora dan Superiority And Inferiority Ranking memiliki tingkat keefektifan yang berbeda-beda dalam penilaian pascabencana. Meskipun hasil dari Risky (2022) menunjukkan ketidakakuratan dalam klasifikasi kerusakan bangunan, jelaslah bahwa memilih metode yang tepat sangat penting untuk mencapai hasil yang optimal.

2.2 *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

Grey Level Co-Occurence Matrix (GLCM) adalah metode yang digunakan dalam analisis tekstur gambar digital untuk menggambarkan hubungan spasial antara piksel-piksel dengan intensitas keabuan tertentu dalam suatu gambar. Pada GLCM, terdapat matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu pada jarak dan arah tertentu dalam gambar (Widodo et al., 2018). Metode ini dimanfaatkan untuk klasifikasi citra, pengenalan

tekstur, segmentasi citra, pengenalan objek dan analisis warna pada citra (Situmorang et al., 2019).

Secara teori terdapat beberapa langkah utama pada GLCM. Pertama, citra yang akan digunakan dikonversikan terlebih dahulu ke *greyscale*. Kemudian pasanagan piksel dipilih berdasarkan jarak dan sudut tertentu yang umumnya terdapat 4 sudut yang digunakan untuk pembuatan matriks GLCM, diantaranya yaitu arah sudut $0°, 45°, 90°,$ dan $135°$ (Priyatna, 2018). Untuk sudut yang terbentuk bisa dilihat pada Gambar 2.1



Gambar 2. 1 (a) Piksel dengan berbagai sudut (b) Illustrasi matriks

Matriks *co-occurrence* yang dihasilkan dari perhitungan ini merepresentasikan pola tekstur citra. Umumnya metode GLCM menggunakan beberapa fitur untuk ekstraksi fitur, yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Rumus matematika untuk ekstraksi fitur adalah sebagai berikut (Tri Wahyudi & Lestari, 2022).

1) Kontras

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i,j) \tag{2.2}$$

Keterangan:
i, j : Merupakan nilai intensitas dalam suatu piksel.
$p(i, j)$: Merupakan probabilitas kemunculan pasangan piksel

2) Korelasi

$$\sum_i \sum_j \frac{(i-\mu_{i\prime})*(j-\mu_{j\prime})*GLCM(i,j)}{\sigma_{i\prime}*\sigma_j} \quad (2.3)$$

Keterangan:
i, j : Merupakan nilai intensitas dalam suatu piksel.
$GLCM(i, j)$: Merupakan nilai pada matriks GLCM dari pasangan piksel
μ_i : Merupakan rata-rata dari intensitas piksel i
μ_j : Merupakan rata-rata dari intensitas piksel j
σ_i : Merupakan standar deviasi dari intensitas piksel i
σ_j : Merupakan standar deviasi dari intensitas piksel j

3) Energi

$$\sum_i \sum_j p^2(i, j) \quad (2.4)$$

Ketarangan:
$p(i, j)$: Merupakan probabilitas kemunculan pasangan piksel

4) Homogenitas

$$\sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.5)$$

Keterangan:
i, j : Merupakan nilai intensitas dalam suatu piksel.
$p(i, j)$: Merupakan probabilitas kemunculan pasangan piksel

2.3 *Principal Component Analysis* (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode untuk mereduksi data berdimensi tinggi menjadi sejumlah komponen utama (*principal component*) yang tetap mempertahankan sebagian besar informasi dari data asli. Pada penlitian ini, PCA digunakan sebagai wadah untuk menganalisis fitur yang sudah diekstraksi

menggunakan GLCM dari data citra bangunan rusak pasca bencana alam. Dalam konteks penentuan tingkat kerusakan bangunan pascabencana, PCA digunakan untuk mengolah data kerusakan yang telah dianalisis dan memiliki nilai pada setiap kriterianya, seperti kondisi bangunan dan struktur bangunan (Almais et al., 2023). PCA akan mereduksi data ekstraksi fitur dari GLCM yang sejumalah besar fiturnya mungkin tidak semuanya relevan. Setelah dilakukannya proses reduksi data menggunakan PCA, nilai komponen utama akan ditentukan untuk di klasifikasikan berbasis aturan (*rule-based classification*) dengan *threshold* yang sudah ditentukan. *Threshold* ini digunakan untuk menentukan suatu data citra bangunan rusak termasuk pada tingkat kerusakan ringan, sedang, atau berat.

Dengan pendeketan ini, proses klasifikasi menjadi mudah untuk diinterpretasikan. Proses data yang sudah diklasifikasikan akan divisualisasikan dalam bentuk grafik 2D dan 3D. Hal ini sangat berguna untuk melihat gambaran kerusakan secara keseluruhan dan mengidentifikasi area yang paling rusak dengan lebih cepat. Sebagai contoh, bangunan yang rusak berat akan terlihat lebih jelas pada grafik daripada bangunan yang rusak ringan (Christaki et al., 2022).

Berikut langkah-langkah PCA yang akan digunakan (Nasution et al., 2019):

Step 1 : Menyiapkan data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data citra kerusakan bangunan pasca bencana alam di Kota Malang yang diperoleh dari tim *surveyor*.

Step 2 : Normalisasikan data

Proses normalisasi adalah prosedur untuk menstandarisasi data agar sesuai dengan standar PCA. Normalisasi digunakan agar tidak ada fitur yang mendominasi fitur yang lain hanya karena perbedaan skala dengan cara mengurangkan data asli dengan rata-rata fitur kemudian dibagi dengan standar deviasi dari setiap fitur sebagai berikut:

$$x_{norm} = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{2.6}$$

Keterangan :
X_{norm} = data yang dinormalisasi.
x = data asli.
μ = *mean* dari fitur.
σ = standar deviasi dari fitur.

Step 3 : Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector*

Setelah data dinormalisasi, berikutnya menghitung *covariance matrix* dan mencari *eigenvalue* dan *eigenvector*.

$$C = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \tag{2.7}$$

Keterangan:
C = matriks kovariansi.
x_i = sampel ke-i.
μ = *mean* dari setiap fitur.
n = jumlah sampel.
$(x_i - \mu)^T$ = transpose dari vektor deviasi.

Eigenvalue menunjukkan besarnya variansi yang dijelaskan oleh setiap komponen utama, sementara *eigenvector* menunjukkan arah dari komponen utama.

$$Cv = \lambda v \tag{2.8}$$

Keterangan :
C = matriks kovariansi.
v = *eigenvector*.
λ = *eigenvalue.*

Step 4 : Menentukan komponen utama (PC)

Memilih komponen utama (PC) berdasarkan besarnya varians yang sudah dihitung. Menentukan jumlah komponen utama dalam PCA adalah proses yang penting karena dapat mempengaruhi akurasi dari sebuah set data (Gu, 2020).

Step 5 : Membuat visualisasi

Dalam proses PCA, tahap visualisasi merupakan tahap yang penting untuk menggambarkan hasil yang telah diperoleh. Dalam penelitian ini, data divisualisasikan dalam grafik 2D dan 3D untuk mengidentifikasi pola dalam data.

Step 6 : *Rule-Based Classification*

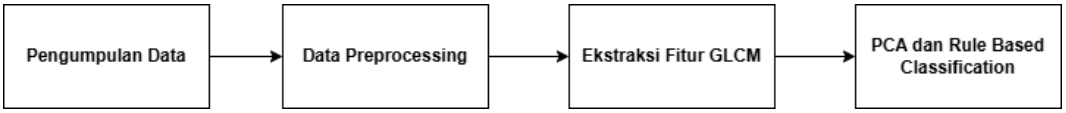
Klasifikasi dilakukan pada tahap ini dengan menentukan ambang batas pada komponen utama. Terdapat ambang batas (*threshold*) yang digunakan merujuk pada penlitian sebelumnya yaitu ($n < 0$), rusak sedang ($0 \leq n < 2$), dan rusak berat ($n \geq 2$)(Almais et al., 2023).

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Sistem

Desain sistem pada penelitian menggambarkan alur proses klasifikasi tingkat kerusakan bangunan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan reduksi dimensi PCA, yang dilanjutkan dengan klasifikasi berbasis aturan (*rule-based classification*). Tahapan lebih detail dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Desain Sistem

Pada Gambar 3.1 menjelasakan tahapan dari desain sistem yang diawali dengan pengumpulan data, data preprocessing, ekstraksi fitur GLCM dilanjutkan dengan proses PCA dan *Rule-based Classification*. Berikut penjelasan lebih rinci terkait proses dari beberapa tahap berdasarkan desain sistem diatas.

3.1.1 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan pada penlitian ini merupakan data primer dan data sekunder, dimana untuk data primer didapatkan dari lembaga atau pihak terkait. Data primer yang digunakan dalam penelitian ini meliputi gambar yang diambil dengan kamera melalui tahap survei langsung di lapangan oleh tim *surveyor*, dan pengambilan data langsung oleh peneliti. Data tersebut berasal dari pendataan bencana alam yaitu yang dilakukan oleh Badan Nasional Penanggulangan Bencana

(BPBD) Kota Malang. Data bencana alam yang dirilis oleh BPBD Kota Malang digunakan untuk penelitian ini. Data tersebut berisi informasi mengenai kerusakan bangunan pascabencana di wilayah Kota Malang yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Data primer yang diperoleh dari BPBD Kota Malang terdiri dari 100 data citra dengan tipe RGB. Citra-citra tersebut memiliki karakter yang beragam, terutama dalam hal tekstur, seperti permukaan yang halus, kasar, atau bergelombang. Ukuran data citra juga bervariasi, karena pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera telepon genggam oleh tim surveyor selama survei lapangan. Selain itu, data citra yang diterima bersifat *unlabeled* (tidak berlabel), artinya proses pelabelan akan dilakukan kemudian untuk mengklasifikasikan kondisi kerusakan bangunan berdasarkan tingkat kerusakan yang teridentifikasi dari citra tersebut.

Data sekunder berupa gambar yang diperoleh dari berbagai sumber daring antara lain situs resmi pemerintah, jurnal akademik, laporan penelitian terkait, dan Kaggle. Data tersebut digunakan untuk melengkapi dan memverifikasi informasi yang diperoleh dari data primer. Penggunaan data sekunder juga membantu menempatkan temuan penelitian dalam konteks yang lebih luas dan memastikan bahwa analisis didasarkan pada informasi yang komprehensif dan terkini. Data sekunder yang dikumpulkan meliputi informasi bencana dari situs web BNPB, makalah penelitian dari jurnal akademik yang membahas tentang deteksi kerusakan bangunan dan analisis tekstur gambar, dan data statistik dari situs web resmi pemerintah yang memuat berbagai indikator terkait bencana alam.

3.1.2 *Data Preprocessing*

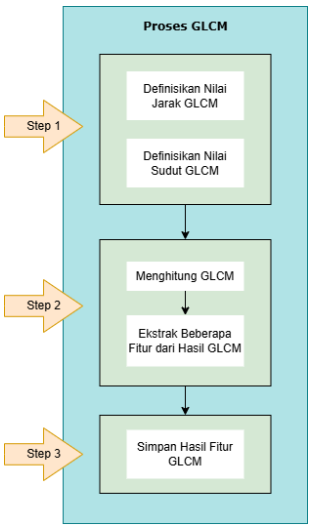
Data Preprocessing merupakan tahap yang penting sebelum dilakukannya proses ekstraksi fitur. Tujuan dari tahap ini untuk mempersiapkan data citra yang akan digunakan memiliki format dan kualitas yang seragam, sehingga nantinya dapat dilanjutkan pengekstraksian fitur data citra dengan GLCM.

Gambar 3. 2 *Data Preprocessing*

Berdasarkan Gambar 3.2 dijelaskan pada tahap awal, data yang digunakan merupakan citra RGB dari bangunan pasca bencana alam yang diporel dari sumber resmi, contohnya Badan Penganggulanan Bencana Daerah (BPBD) Kota Malang. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyakan 100 data citra dengan format RGB. Data citra yang masih merupakan data mentah akan diolah terlebih dahulu dengan cara menyamakan skala dimensi agar memiliki ukuran yang tetap. Dalam penelitian ini ukuran citra ditetapkan menjadi 256x256 piksel. Hal ini dilakukan agar proses ekstraksi fitur berjalan secara konsisten pada seluruh data. Tahap selanjutnya yaitu konversi citra yang awalnya berformat RGB menjadi *greyscale*. Proses ini dilakukan karena metode GLCM berkerja pada intensitas tingkat keabuan (*greyscale*) untuk menghitung tekstur dalam citra. Setalah dilakukannya proses konversi *greyscale*, maka ekstraksi fitur menggunakan GLCM dapat dilakukan secara optimal.

3.1.3 Ekstraksi Fitur GLCM

Pada penlitian ini GLCM digunakan untuk mengekstraksi tekstur dari citra yang sudah dikonversi dalam bentuk *greyscale*. Nantinya fitur-fitur tekstur dihitung dari matriks GLCM yang terbentuk berdasarkan sudut dan jarak yang ditentukan. Berikut proses dari ekstraksi fitur GLCM yang divisualisasikan pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Proses GLCM

Dari proses GLCM yang terletak pada Gambar 3.3, berikut penjelasan setiap tahapan proses GLCM.

Step 1 : Langkah pertama yaitu mendefinisikan parameter utama GLCM yang akan digunakan. Parameter yang digunakan di penelitian ini yaitu jerak 0.5 dan 1 antar piksel untuk menggambarkan seberapa jauh hubungan spasial antara dua piksel yang di bandingkan serta menggunakan sudut $(0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°, 180°, 210°, 240°, 270°, 300°, 330°)$ untuk menentukan orientasi arah pasangan piksel.

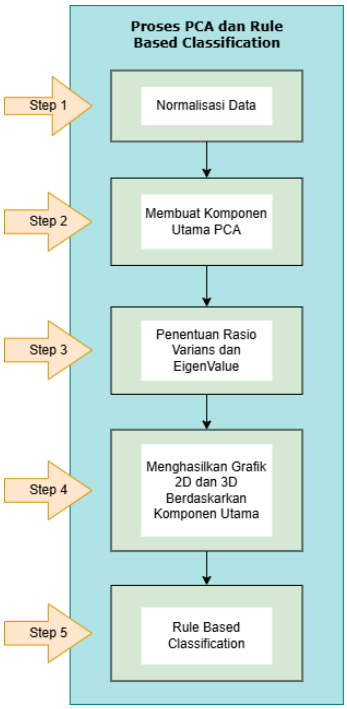
Step 2 : Menghitung GLCM menggunakan jarak dan sudut yang sudah di definisikan sebelumnya. Dari perhitungan tersebut beberapa fitur

tekstur diekstraksi seperti *contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, correlation.* Fitur-fitur ini menggambarkan berbagai karakteristik tekstur citra.

Step 3 : Semua hasil ekstraksi fitur dari pengolahan GLCM dikonversi ke dalam format spreadsheet sebagai inputan pada tahap berikutnya dan juga memudahkan pemrosesan analisis selanjutnya.

3.1.4 PCA dan *Rule-Based Classification*

Pada tahap ini menjelaskan proses pemanfaatan PCA untuk mereduksi dimensi data dan dilakukan klasifikasi tingkat kerusakan bangunan berdasarkan nilai komponen utama (PC) serta *threshold* yang telah ditentunkan. Berikut proses dari tahap ini divisualisasikan pada Gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Proses PCA dan *Rule-Based Classification*

Dari proses PCA dan *Rule-based Classification* yang terletak pada Gambar 3.4, berikut penjelasan setiap tahapan prosesnya.

Step 1 : Data yang diperolah dari proses ekstraksi fitur GLCM harus dilakukan normalisasi data. Normalisasi penting dilakukan agar tidak ada satu fitur yang mendominasi fitur lainnya dalam proses selanjutnya.

Step 2 : Pada tahap ini, PCA diterapkan pada data fitur GLCM yang dinormalisasi. PCA digunakan untuk mereduksi dimensi data dari hasil ekstraksi fitur GLCM sehingga hanya komponen utama yang memiliki pengaruh terbesar pada variasi data yang dipertahankan. Prosedur ini memungkinkan analisis dilakukan lebih efisien tanpa kehilangan informasi penting.

Step 3 : Pada tahap ini, rasio varians dan nilai eigen dihitung untuk menentukan sebarap banyak komponen utama yang akan digunakan. Nilai eigen menunjukkan seberapa besar informasi yang terdapat pada setiap komponen utama. Sedangkan nilai rasio varians adalah persentase kontribusi nilai eigen terhadap kesuluruhan informasi data.

Step 4 : Dari komponen utama yang sudah ditentukan, dibuatlah grafik 2D dan 3D untuk memvisualisasikan distribusi data. Grafik yang sudah dibuat akan memudahkan identifikasi kerusakan yang lebih jelas dan terstruktur.

Step 5 : Pada tahap ini, klasifikasi tingkat kerusaknan bangunan digunakan berdasarkan *threshold* yang sudah ditentukan. Nilai dari perhitungan komponen utama dan threshold yang telah ditentukan pada penlitian

sebelumnya oleh (Almais et al., 2023) digunakan sebagai dasar untuk menentukan tingkat kesukan bangunan.

3.2 Perhitungan Manual GLCM dan PCA untuk Klasifikasi Tingkat Kerusakan Bangunan

Pada tahap ini menjelasakan simulasi perhitungan manual yang bertujuan untuk menujukkan alur perhitungan yang akan dilakukan. Diawali dengan pre-processing data citra, ekstraksi fitur GLCM, normalisasi, komputasi PCA, dan klasifikasi tingkat kerusakan bangunan benca (ringan, sedang, atau berat). Berikut adalah tahapan-tahapannya:

1. Pra-Pemrosesan Data Citra

   Tahap pertama yang dilakukan adalah menyamakan skala dimensi gambar menjadi 256x256 piksel. Hal ini dilakukan agar proses ekstraksi fitur berjalan secara konsisten pada seluruh data. Kemudian, tahap selanjutnya mengubah inputan citra asli menjadi citra abu-abu (*greyscale*). Pengoversian ini merupakan langkah yang penting untuk mengurangi kompleksitasi analisis. Citra asli yang awalnya memiliki tiga komponen warna (merah, hijau, biru) diubah menjadi citra *greyscale* yang hanya memiliki satu komponen intensitas.

Gambar 3. 5 *Data Preprocessing* Citra

2. Citra *greyscale* ini hanya mengandung informasi intensitas kabuan pada setiap piksel, yang merupakan dasar bagi perhitungan GLCM. Dari citra *greyscale* tersebut terdapat beberapa angka dalam array yang mewakili intensitas atau kecerahan dari piksel di titik tertentu

Gambar 3. 6 Citra *Greyscale Resize*

```
[[ 54  49  52 ...  69  59  58]
 [ 49  53  53 ...  66  58  57]
 [ 55  48  55 ...  57  57  61]
 ...
 [255 255 255 ...  39  40  85]
 [255 255 255 ...  41  55  87]
 [255 255 255 ...  60  54  69]]
```

Gambar 3. 7 Nilai Intensitas Citra *Greyscale*

3. Menghitung GLCM

Matriks GLCM dihitung dengan jarak 0,5 dan 1 piksel dan beberapa sudut orientasi $(0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°, 180°, 210°, 240°, 270°, 300°, 330°)$ sehingga menghasilkan ekstraksi fitur yang mempunyai nilai.

Tabel 3. 1 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

***Angle* (°)**	***Contrast***	***Dissimilarity***	***Homogenity***	***Energy***	***Correlation***
0	423.384	10.371	0.319	0.066	0.954
30	607.651	13.024	0.268	0.064	0.933
60	607.651	13.024	0.268	0.064	0.933
90	590.701	12.612	0.306	0.065	0.935
120	590.701	12.612	0.306	0.065	0.935
150	916.608	16.182	0.267	0.063	0.900
180	423.384	10.371	0.319	0.066	0.954
210	607.651	13.024	0.268	0.064	0.933
240	607.651	13.024	0.268	0.064	0.933
270	590.701	12.612	0.306	0.065	0.935
300	916.608	16.182	0.267	0.063	0.900
330	916.608	16.182	0.267	0.063	0.900

4. Normalisasi Data

Normalisasi Data ini digunakan untuk memastikan agar tidak ada fitur yang mendominasi yang lain hanya karena perbedaan skala, dilakukan dengan mengurangi *mean* dan membagi dengan standar deviasi dari setiap fitur.

$$x_{norm} = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{3.1}$$

Keterangan :
X_{norm} = data yang dinormalisasi.
x = data asli.
μ = *mean* dari fitur.
σ = standar deviasi dari fitur.

Didapatkan *mean* dari perhitungan hasil ekstaksi fitur GLCM yaitu

$$\mu = 23.175 \quad 1.267 \quad 0.757 \quad 0.112 \quad 0.995$$

Dan standar deviasinya yaitu

$$\sigma = 11.024 \quad 0.307 \quad 0.0308 \quad 0.0041 \quad 0.0022$$

Sehingga diperoleh data normalisasi seperti berikut :

-1.36	-1.52	1.52	1.62	1.39
-0.25	-0.13	-0.81	-0.32	0.23
-0.25	-0.13	-0.81	-0.32	0.23
-0.36	-0.34	0.92	0.65	0.34
-0.36	-0.34	0.92	0.65	0.34
1.60	1.53	-0.86	-1.30	-1.59
-1.36	-1.52	1.52	1.62	1.39
-0.25	-0.13	-0.81	-0.32	0.23
-0.25	-0.13	-0.81	-0.32	0.23
-0.36	-0.34	0.92	0.65	0.34
1.60	1.53	-0.86	-1.30	-1.59
1.60	1.53	-0.86	-1.30	-1.59

5. Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector*

Setelah data dinormalisasi, selanjutnya menghitung *covariance matrix* terlebih dahulu sebelum mencari nilai *eigenvalue* dan *eigenvector*

$$C = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \tag{3.2}$$

Keterangan:
C = matriks kovariansi.
x_i = sampel ke-i.
μ = *mean* dari setiap fitur.
n = jumlah sampel.
$(x_i - \mu)^T$ = transpose dari vektor deviasi.

Dari langkah diatas menghasilkan matriks kovarians sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} 1.09 & 1.09 & -0.76 & -1.00 & -1.09 \\ 1.09 & 1.09 & -0.82 & -1.03 & -1.09 \\ -0.76 & -0.82 & 1.09 & 1.01 & 0.77 \\ -1.00 & -1.03 & 1.01 & 1.09 & 1.01 \\ -1.09 & -1.09 & 0.77 & 1.01 & 1.09 \end{bmatrix}$$

Setelah mendapakan hasil dari matriks kovarians dilanjutkan dengan mencari nilai *eigenvalue* dan *eigenvector*.

$$Cv = \lambda v \tag{3.3}$$

Keterangan :
C = matriks kovariansi.
v = *eigenvector*.
λ = *eigenvalue.*

Didapatkan nilai *eigenvalue* [4.84235933e+00 6.07461703e-01 4.72442126e-03 -1.15698656e-16 2.03626477e-17] dan nilai *eigenvector* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} -0.454 & -0.383 & 0.332 & 0.543 & -0.125 \\ -0.464 & -0.273 & -0.604 & 0.263 & 0.585 \\ 0.414 & -0.652 & -0.455 & -0.195 & -0.441 \\ 0.446 & -0.457 & 0.462 & 0.269 & 0.611 \\ 0.455 & 0.381 & -0.323 & 0.725 & 0.274 \end{bmatrix}$$

6. Menentukan komponen utama (PC)

Tahap selanjutnya adalah menentukan komponen utama. Komponen utama ditentukan dengan cara mengalikan data normalisasi dengan subset dari *eigenvector* yang dipilih. Pada proses ini lima fitur yang diperoleh akan menjadi 3 komponen utama dengan proses reduksi dimensi data. Berikut hasil reduksi dimensi pada data GLCM sebelumnya yang memiliki matrik 12x5.

PC1	PC2	PC3
3.30	-0.29	0.10
-0.33	1.04	-0.01
-0.33	1.04	-0.01
1.21	-0.59	-0.09
1.21	-0.59	-0.09
-2.98	-0.61	0.04
3.30	-0.29	0.10
-0.33	1.04	-0.01
-0.33	1.04	-0.01
1.21	-0.59	-0.09
-2.98	-0.61	-0.04
-2.98	-0.61	0.04

Komponen utama diatas merupakan kombinasi linier dari seluruh fitur GLCM yang sudah dinormalisasi. Sebagai contoh, PC1 dapat diartikan sebagai gabungan dari contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, dan

correlation dengan bobot tertentu yang ditentukan dari nilai eigenvector. Tujuan dari reduksi ini adalah menyederhanakan struktur data dan memfokuskan hanya pada dimensi yang paling berpengaruh terhadap variasi data.

7. Membuat visualisasi

Visualisasi merupakan hal yang penting untuk menyajikan hasil. Dalam penelitian ini, data divisualisasikan dalam ruang 2D dan 3D untuk mengidentifikasi pola dalam data. Pada ruang 2D data yang digunakan untuk visualisasi adalah komponen utama pertama (PC1) dan komponen utama kedua (PC2). Sedangkan pada ruang 3D menambahkan sumbu-z untuk mengambarkan dimensi lain dari hasil. Pada sumbu-z data yang digunakan adalah komponen utama ketiga (PC2) yang masih relevan.

8. *Rule-Based Classification*

Pada tahap ini, klasifikasi tingkat kerusaknan bangunan digunakan berdasarkan *threshold* yang sudah ditentukan. Nilai dari perhitungan komponen utama pertama (PC1) dan threshold yang telah ditentukan pada penlitian sebelumnya oleh (Almais et al., 2023) digunakan sebagai dasar untuk menentukan tingkat kesukan bangunan. Ambang batas (*threshold*) yang digunakan pada penelitian tersebut yaitu ($n < 0$), rusak sedang ($0 \leq n < 2$), dan rusak berat ($n \geq 2$).

3.3 Validasi Hasil Klasifikasi

Validasi hasil klasifikasi dilakukan untuk mengukur performa klasifikas tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam berdasarkan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan reduksi dimensi data menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Kemudian, komponen utama yang diperoleh akan dilakukan proses klasifikasi berbasis aturan dengan *threshold* yang telah ditentukan ke dalam tiga tingkat keruakan (rusak ringan, rusak sedeng, dan rusak berat).

Validasi klasifikasi ini dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi oleh sistem terhadap validasi eksternal (*Ground Truth*) yang didapatkan dari tim ahli atau *surveyor* intstansi terkait. Perbandingan dilakukan menggunakan metode *Confusion Matrix*, yang mengukur jumlah klasifikasi benar dan salah dari masing-masing kategori, yakni *True Positif* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN).

Metode *Confusion Matrix* digunakan untuk mengetahui keakuratan sistem dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan ke dalam kategori yang sesuai dengan kerusakan sebenarnya yang terjadi di lapangan. Dari *confusion matrix*, didapatkan matrik evaluasi terdiri dari :

1. *Accuracy* untuk menghitung seberapa baik model dapat mengklasifikasikan dengan benar.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3.1}$$

2. *Precision* untuk mengukur sebearapa baik model dapat mengklasifikasikan dengan benar untuk kelas yang diprediksikan positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3.2}$$

3. *Recall* untuk mengukur sebearapa baik model dapat mengklasifikasikan dengan benar untuk kelas yang sebenarnya positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3.3}$$

4. *F1-Score* untuk mengukur keseimbangan antara presisi dan recall.

$$F1\text{-}Score = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \tag{3.4}$$

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Langkah Pengujian

Langkah pengujian dalam penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kualtias metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA) dalam mengklasifikasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam. Pengumpulan data pada penlitian ini diperoleh dari pendataan bencana alam yang dilakukan oleh Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BPBD) Kota Malang. Data tersebut merupakan data citra mengenai kerusakan bangunan pasca bencana alam, sehingga dapat digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan tingkat kerusakan oleh peneliti dalam proses pengujian. Evaluasi hasil klasifikasi tingkat kerusakan bangunan dilakukan menggunakan metode *confussion matrix* dengan membandingkan data hasil klasifikasi sistem terhadap validasi eksternal (*ground truth*) dari tim ahli. Hasil validasi digunakan untuk menilai tingkat akurasi sistem dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam dan menghitung matrik evaluasi, seperti *accuracy*, *precision*, *reccal*, dan *F1-score* sebagai indikator perfoma klasifikasi.

4.2 Hasil Pengujian

Pada subbab ini menjelaskan beberapa langkah proses klasifikasi GLCM dan PCA

4.2.1 Implementasi *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

GLCM digunakan untuk mengekstraksi tekstur dari citra yang sudah dikonversi dalam bentuk *greyscale*. Nantinya fitur-fitur tekstur dihitung dari matriks GLCM yang terbentuk berdasarkan sudut dan jarak yang ditentukan. Berikut proses dari ekstraksi fitur GLCM

1. *Data Preprocessing*

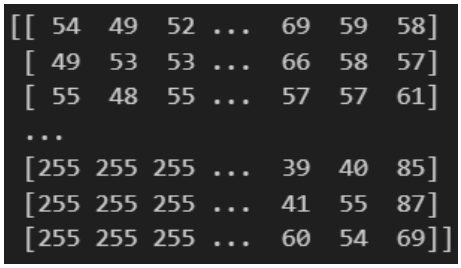
Tahapan ini bertujuan agar data citra yang akan digunakan dalam kondisi baik untuk dianalisis. Proses dimulai dengan memasukkan data citra asli ke dalam sistem menggunakan fungsi ***`cv.imread()`*** untuk membaca citra yang dimasukkan. Data citray ang diperoleh memiliki dimensi bervariasi. Agar proses ekstraksi fitur berjalan dengan optimal, maka dari itu diperlukan proses *resizing* terhadap citra asli menjadi ukuran 256x256 piksel menggunakan fungsi ***`cv.resize()`***, dapat dilihat hasil *resize* pada Gambar 4.2. Penyamaan dimensi merupakan hal yang penting untuk memasitkan citra seragam, sehingga proses ekstraksi fitur berjalan secara konsisten pada seluruh data.

Gambar 4. 1 Citra Asli

Gambar 4. 2 Citra Asli *Resize*

Setelah citra asli sudah melalui tahap penyamaan skala dimensi gambar pada Gambar 4.2, selanjutnya adalah mengubah format citra dari RGB ke *greyscale* menggunakan fungsi **`cv.cvtColor()`** pada sistem pada Gambar 4.3. Proses ini dilakukan karena metode GLCM berkerja pada intensitas tingkat keabuan (*greyscale*) untuk menghitung tekstur dalam citra.

Gambar 4. 3 Citra *Greyscale Resize*



Gambar 4. 4 Nilai Intensitas Citra *Greyscale*

Dari citra *greyscale* tersebut terdapat beberapa angka dalam array yang mewakili intensitas atau kecerahan dari piksel di titik tertentu pada Gambar 4.4. Setalah dilakukannya proses konversi *greyscale*, maka ekstraksi fitur menggunakan GLCM dapat dilakukan secara optimal.

Untuk melakukan tahapan *data preprocessing* dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
image_path = 'gambar/Citra/3.jpg'
image = cv.imread(image_path, cv.IMREAD_COLOR)


image_rgb = cv.cvtColor(image, cv.COLOR_BGR2RGB)
gray_image = cv.cvtColor(image, cv.COLOR_BGR2GRAY)
desired_size = (256, 256)
image_rgb_resized = cv.resize(image_rgb, desired_size,
interpolation=cv.INTER_LINEAR)
gray_image_resized = cv.resize(gray_image, desired_size,
interpolation=cv.INTER_LINEAR)
```

2. **Pendefinisian Jarak dan Sudut *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)**

GLCM bekerja dengan menghitung pasangan piksel yang memiliki tingkat nilai keabuan dalam jarak dan sudut tertentu. Sebelum melakukan proses perhitungan GLCM, proses pendifinisian jarak dan sudut sangat berperan penting untuk menentukan pola tekstur yang akan diekstraksi dari citra *greyscale*. Maka dari itu, pendefinisian jarak dan sudut dapat mempengaruhi hasil ekstraksi fitur yang diperoleh.

Parameter yang didefinisikan pada penlitian ini menggunakan acuan berdasarkan penelitian sebelumnya yang sudah dilakukan oleh (Almais et al., 2024). Pada penelitian sebelumnya parameter jarak yang digunakan adalah 0.5 dan 1 untuk menggambarkan seberapa jauh hubungan spasial antara dua piksel yang di bandingkan

Selain itu sudut yang digunakan 12 arah sudut yaitu $(0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°, 180°, 210°, 240°, 270°, 300°, 330°)$. Rentang sudut

ini mencakup rotasi penuh sebesar 360°, dengan interval 30° antar arah. Pendefinisian sudut secara menyeluruh ini bertujuan untuk menangkap karakteristik tekstur dari berbagai orientasi dalam citra bangunan, mengingat pola kerusakan tidak selalu berada dalam satu arah yang sama. Jika interval yang digunakan lebih kecil, maka fitur yang diekstrak akan menjasi lebih banyak dan bisa menybabkan redundansi fitur. Sedangkan jika interval yang digunakan lebih besar, maka bisa menyebabkan hilangnya informasi terkait arah sudut yang penting.

3. Menghitung *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

Perhitungan GLCM dijalankan untuk menangkap pola distribusi intensitas piksel pada jarak dan sudut yang ditentukan, yang secara kolektif menandakan karakteristik tekstur gambar. Untuk setiap kombinasi jarak dan sudut, akan dibentuk satu matriks GLCM. Matriks ini dihitung menggunakan fungsi ***graycomatrix()***. Berikut penerapan fungsi ***graycomatrix()*** pada sistem.

```
glcm = graycomatrix(gray_image_resized, distances=[distance],
angles=angles, levels=1000, symmetric=True, normed=True)
```

Setelah GLCM dihitung, langkah selanjutnya adalah mengekstraksi fitur-fitur GLCM. Pada penelitian ini fitur yang digunakan adalah *contrast*, *dissimilarity*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation*. Untuk mengekstrak fitur GLCM digunakan fungsi ***greycoprops()***. Hasil ekstraksi fitur GLCM keseluruhan dengan menggunakan 2 jarak dan 12 sudut dapat dilihat pada Lampiran 1. Berikut penerapan fungsi ***greycoprops()*** pada sistem.s

```
contrast = graycoprops(glcm, 'contrast')

dissimilarity = graycoprops(glcm, 'dissimilarity')

homogeneity = graycoprops(glcm, 'homogeneity')

energy = graycoprops(glcm, 'energy')

correlation = graycoprops(glcm, 'correlation')
```

4. Simpan Hasil Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

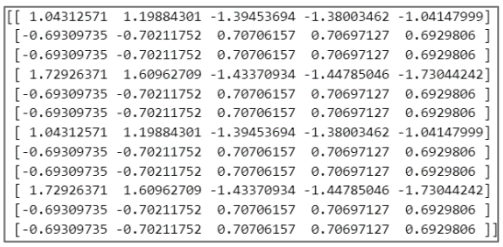
Hasil dari ekstraksi beberapa fitur memberikan gambaran rinci pada tekstur citra bangunan rusak yang dianalisis. Dari hasil tersebut dapat mengidentifikasikan pola kerusakan yang lebih jelas. Semua hasil ekstraksi fitur GLCM akan dikonversikan dalam format *spreadsheet* sebagai inputan proses selanjutnya.

4.2.2 Implementasi *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Rule-Based Classification*

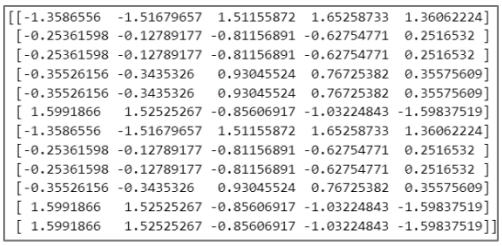
Pada tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan data citra kerusakan bangunan pasca bencana alam berdasarkan nilai piksel dari hasil ekstraksi fitur GLCM.

a. Normalisasi Data

Data yang digunakan pada tahap ini merupakan hasil ekstraksi fitur yang sebelumnya telah dihitung dari 24 kombinasi GLCM berdasarkan dua nilai jarak (0.5 dan 1 piksel) serta 12 sudut arah (0° hingga 330°). Dikarenakan setiap fitur memiliki skala dan rentang nilai yang berbeda, maka diperlukannya normalisasi data untuk memperoleh skala dan rentang nilai yang sebanding.



Gambar 4. 5 Hasil Normalisasi Data pada Jarak 0.5



Gambar 4. 6 Hasil Normalisasi Data pada Jarak 1

Proses normalisasi pada Gambar 4.5 dan 4.6 menggunakan fungsi ***StandardScaler()*** pada sistem, berikut penerapan fungsinya.

```
scaler = StandardScaler()

normalized_data = scaler.fit_transform(df)
```

Setelah proses normalisasi dilakukan pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6, maka semua fitur akan memiliki bobot yang sama. Sehingga tidak ada satu fitur yang mendominasi fitur lainnya.

b. Pembuatan Komponen Utama

Tahap selanjutnya setelah dilakukan normalisasi data adalah pembuatan komponen utama (*principal component*) menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Penggunaan metode PCA bertujuan untuk menyederhanakan kompleksitas data dengan mempertahankan informasi (varians) sebanyak mungkin dari fitur asli.

Dalam penelitian ini, data yang sudah dinormalisasi memiliki lima fitur utama yaitu *contrast*, *dissimilarity*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation*. Dengan PCA, kelima fitur tersebut diubah menjadi satu set baru fitur-fitur hasil transformasi yang disebut sebagai komponten utama (*principal component*). Berikut pembuatan komponten utama pada sistem.

```
pca = PCA(n_components=3)

pca_components = pca.fit_transform(normalized_data)
```

Pada sistem pengujian untuk membuat komponen utama dapat menggunakan fungsi ***pca = PCA(n_components)*** yang diambil dari hasil transformasi. Sedangkan fungsi ***pca.fit_transform(normalized_data)*** digunakan untuk menghitung komponen utama berdasarkan hasil dari normalisasi data yang akan disimpan pada variabel ***pca_components***. Berikut hasil dari perhitungan komponen utama menggunakan fungsi yang sudah disebutkan sebelumnya.

Tabel 4. 1 Hasil Perhitungan Komponen Utama (PC)

Sudut (°)	**PC1**	**PC2**	**PC3**
0	3.30	-0.29	0.10
30	-0.33	1.04	-0.01
60	-0.33	1.04	-0.01
90	1.21	-0.59	-0.09
120	1.21	-0.59	-0.09
150	-2.98	-0.61	0.04
180	3.30	-0.29	0.10
210	-0.33	1.04	-0.01
240	-0.33	1.04	-0.01
270	1.21	-0.59	-0.09
300	-2.98	-0.61	-0.04
330	-2.98	-0.61	0.04

c. Penentuan Nilai Rasio Vairans dan Nilai Eigen

Penentuan rasio varians dan nilai eigen merupakan parameter yang penting untuk menentukan besarnya dampak masing-masing komponen utama terhadap total varians dalam data. Nilai eigen menunjukkan seberapa besar informasi yang terdapat pada setiap komponen utama. Sedangkan nilai rasio varians adalah persentase kontribusi nilai eigen terhadap kesuluruhan informasi data. Semakin besar nilai eigen yang didapatkan, semakin besar pula informasi atau varians data

yang diperoleh dari komponen utama tersebut. Keduanya saling melengkapi untuk menentukan berapa banyak komponen utama yang harus dipilih.

Berikut hasil presentase nilai rasio varians dan nilai eigen berdasarkan masing-masing jarak.

Tabel 4. 2 Persentase Nilai Rasio Varians dan Nilai Eigen

Jarak (Piksel)	Principal Component	Nilai Rasio Varians (%)	Nilai Eigen (%)
0.5	PC1	99.32%	5.42%
	PC2	0.68%	0.04%
	PC3	0.0%	0.0%
1	PC1	88.78%	4.84%
	PC2	11.14%	0.61%
	PC3	0.09%	0.0%

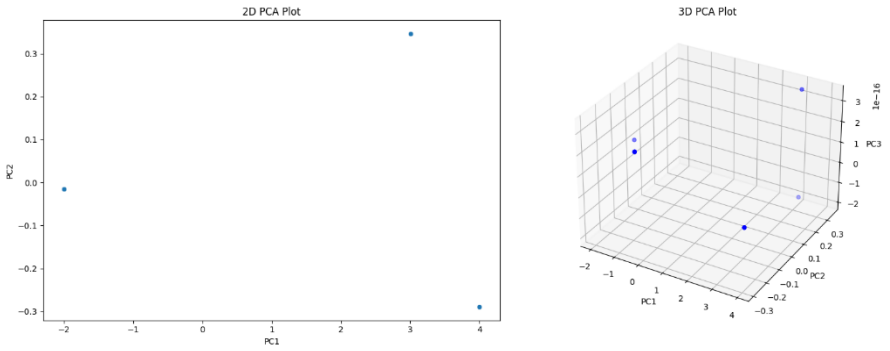
Setalah dilakukan perhitungan terhadap nilai rasio varians dan nilai eigen bisa dilihat pada Tabel 4.2 diperoleh bahwa dua komponen utama pertama (PC1 dan PC2) memiliki nilai eigen dan rasio varians yang lebih tinggi dibandingkan komponen utama lainnya. Apabila dari perhitungan PC2 sudah menghasilkan nilai yang mendekati 0%, maka hanya PC1 yang akan dipakai untuk proses selanjutnya.

Dapat dikatakan bahwa PC1 menyumbang proporsi terbsesar dari total variansi. PC2 melengkapi sisa variansi yang cukup signifikan. Sementara itu komponen yang lain menenujukan kontribusinya terhadap total variansi data sangat kecil atau dapat diabaikan. Dengan kondisi tersebut, maka dapat diputuskan untuk menggunakan hanya dua komponen utama saja dalam proses selanjutnya.

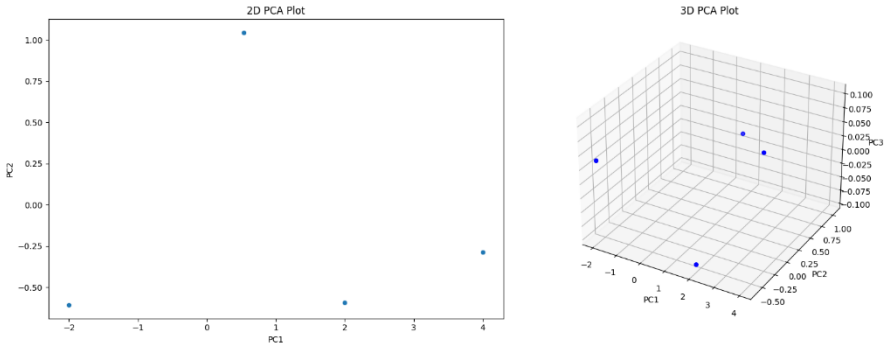
d. Visualisasi Dalam Bentuk Grafik 2D dan 3D

Tahap selanjutnya adalah melakukan visualisasi data ke dalam bentuk grafik 2D dan 3D. Tujuan dilakukan visualisasi ini adalah untuk memberikan gambaran terhadapat distribusi data dan pola data citra bangunan rusak yang dianalisis. Data

citra pada Gambar 4.4 menunjukkan hasil visualisasi 2D dan 3D berdasarkan jarak yang ditentukan sebagai berikut.



Gambar 4. 7 Hasil Visualisasi 2D dan 3D pada Jarak 0.5



Gambar 4. 8 Hasil Visualisasi 2D dan 3D pada Jarak 1

Pada visualisasi Gambar 4.7 dan 4.8 menunjukkan bahwa terdapat dua grafik 2D dan 3D. Visualisasi 2D dilakukan dengan memetakan nilai PC1 sebagai sumbu-X dan PC2 sebagai sumbu-Y. Sedangkan pada Visualisasi 3D menambahkan sumbu-Z untuk menggambarkan dimensi lain dari hasil. Dalam penilitian ini menambahkan PC3 yang masih relevan untuk ditempatkan pada sumbu-Z. Visualisasi ini membantu untuk memperjelas sebaran nilai yang nantinya akna digunakan pada tahap pengklasifikasian tingkat kerusakan bangunan secara *rule-based*.

e. Rule-Based Classification

Tahapan selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan klasifikasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam. Pada penelitian ini, komponen utama pertama (PC1) yang diperoleh dari hasil reduksi dimensi data dan penentuan nilai rasio varians melalui PCA digunakan sebagai dasar dari proses klasifikasi. Metode klasifikasi yang diterapkan bersifat *rule-based*, dimana dengan batasan atau *threshold* pada komponten utama (PC1) untuk menentukan tingkat kerusakan bangunan ke dalam tiga tingkatan, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat.

Berdasrkan Gambar 4.7 dan 4.8 yang di dalamnya terdiri dari nilai PC1, PC2, dan PC3 menunjukkan pola distribusi data. Dengan adanya visualisasi ini dapat memberikan gambaran persebaran tingkat kerusakan bangunan yang selanjutnya akan digunakan pada proses klasifikasi.

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan titik koordinat dari PC1 dan ambang batas yang mengacu pada penlitian sebelumnya oleh (Almais et al., 2023). Penelitian tersebut menganalisis tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan PCA dan menetapkan batas nilai terhadap PC1 sebagai dasar pelabelan tingkar kerusakan bangunan. Batasan atau *threshold* tersebut digunakan kembali dalam penelitian ini sebagai standar referensi untuk *rule-based classification*, dimana tercantum pada Tabel 4.3.

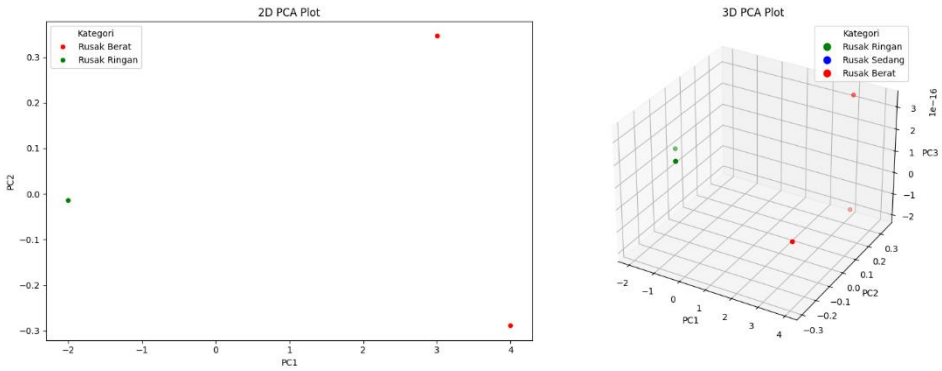
Tabel 4. 3 Rentang Nilai PC1 (n) Tingkat Kerusakan Bangunan

Rentang Nilai (n)	**Tingkat Kerusakan**
$n < 0$	Rusak Ringan
$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
$n \geq 2$	Rusak Berat

Penjelasan :

1. Rusak Ringan : Kategori ini diberikan jika nilai koordinat PC1 (n) memiliki nilai dibawah nol ($n < 0$). Maka dari itu, bangunan dikategorikan rusak ringan dikarenakan hasil analisis menunjukkan nilai koordinat yang negatif.
2. Rusak Sedang : Kategori ini diberikan jika nilai koordinat PC1 (n) memiliki rentang nilai dari nol sampai kurang dari dua ($0 \leq n < 2$). Maka, bangunan dikategorikan menjadi rusak sedang.
3. Rusak Berat : Kategori ini diberikan jika nilai koordinat PC1 (n) memiliki nilai lebih besar sama dengan dari dua ($n \geq 2$). Jika hasil analisis menunjukkan titik koordinat ini, maka bangunan dikategorikan rusak berat.

Diketahui grafik pada Gambar 4.7 terdapat hasil visualisasi grafik 2D dan 3D dengan jarak 0.5. Berikut hasil grafik dari proses klasifikasi berbasis *rule-based* menggunakan acuan *threshold* pada Tabel 4.3.



Gambar 4. 9 Hasil Klasifikasi Dengan Jarak 0.5

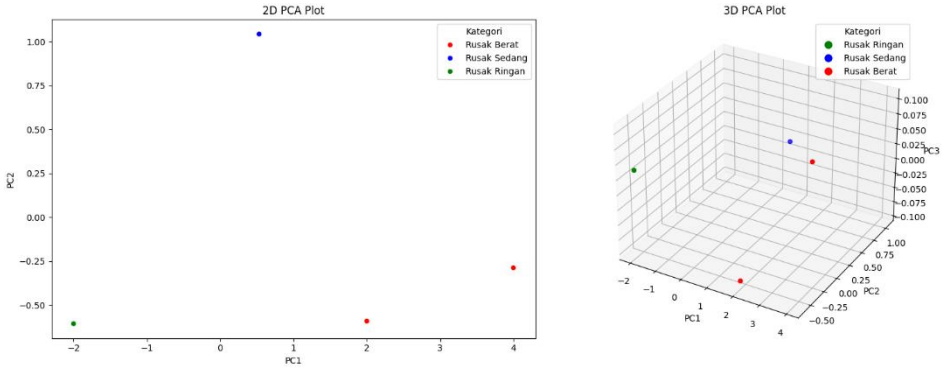
Berdasarkan hasil klasifikasi pada Gambar 4.9 menunjukkan penyebaran data ke dalam dua kategori tingkat kerusakan, yaitu rusak ringan dan rusak berat. Kategori tersebut ditampilkan dengan warna titik koordinat yang berbeda, dimana

titik koordinat warna hijau mempresentasikan tingkat kerusakan ringan, sedangkan warna merah mempresentasikan tingkat kerusakan berat. Penyebaran titik koordinat dari hasil klasifikasi Gambar 4.9 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. 4 Detail Penyebaran Titik Koordinat Pada Jarak 0.5

Sudut (°)	**Nilai Titik Koordinat**		**Rentang Nilai (n)**	**Tingkat Kerusakan**
	PC1	**PC2**		
0	3.008	0.346	$n \geq 2$	Rusak Berat
30	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
60	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
90	4.000	-0.289	$n \geq 2$	Rusak Berat
120	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
150	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
180	3.008	0.346	$n \geq 2$	Rusak Berat
210	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
240	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
270	4.000	-0.289	$n \geq 2$	Rusak Berat
300	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan
330	-2.000	-0.014	$n < 0$	Rusak Ringan

Tabel 4.4 menunjukkan detail penyebaran titik koordinat pada Gambar 4.9 untuk menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam melalui proses reduksi dimensi PCA. Setiap titik koordinat pada tabel menggambarkan posisi data berdasarkan komponen utama yang sudah ditentunkan. Nilai PC1 menjadi nilai dasar proses klasifikasi untuk menentukan tingkat kerusakan bangunaun. Berdasarkan Tabel 4.4, diperoleh hasil klasifikasi sebanyak 8 titik data yang termasuk dalam kategori rusak ringan, dan 4 titik data berkategori rusak berat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pada jarak 0.5, mayoritas titik koordinat data citra tergolong ke dalam kategori rusak ringan. Hasil klasifikasi ini diperoleh melalui pendekatan *rule-based classification* dengan menggunakan threshold yang mengacu pada penelitian sebelumnya.



Gambar 4. 10 Hasil Klasifikasi Dengan Jarak 1

Berdasarkan hasil klasifikasi pada Gambar 4.10 menunjukkan penyebaran data ke dalam tiga kategori tingkat kerusakan, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Kategori tersebut ditampilkan dengan warna titik koordinat yang berbeda, dimana titik koordinat warna hijau mempresentasikan tingkat kerusakan ringan, warna biru mempresentasikan tingkat kerusakan sedang, sedangkan warna merah mempresentasikan tingkat kerusakan berat. Penyebaran titik koordinat dari hasil klasifikasi Gambar 4.10 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. 5 Detail Penyebaran Titik Koordinat Pada Jarak 1

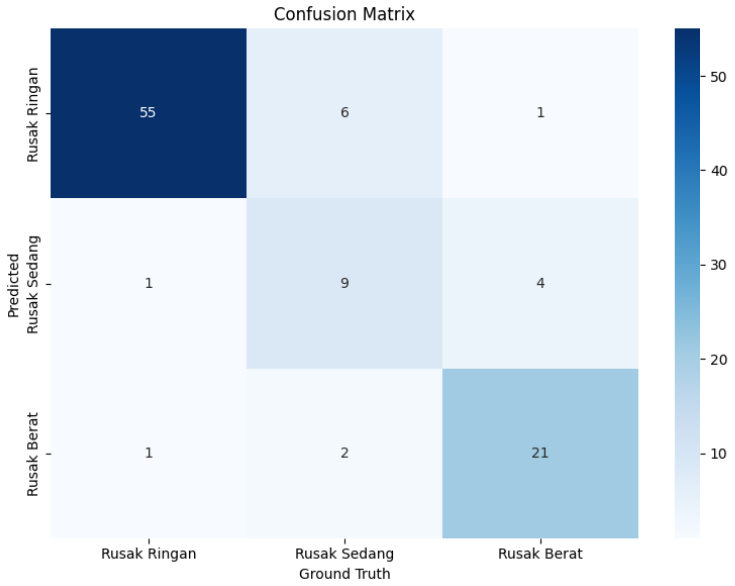
Sudut (°)	**Nilai Titik Koordinat**		**Rentang Nilai (n)**	**Tingkat Kerusakan**
	PC1	**PC2**		
0	4.000	-0.289	$n \geq 2$	Rusak Berat
30	0.532	1.044	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
60	0.532	1.044	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
90	2.000	-0.592	$n \geq 2$	Rusak Berat
120	2.000	-0.592	$n \geq 2$	Rusak Berat
150	-2.000	-0.607	$n < 0$	Rusak Ringan
180	4.000	-0.289	$n \geq 2$	Rusak Berat
210	0.532	1.044	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
240	0.532	1.044	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
270	2.000	-0.592	$n \geq 2$	Rusak Berat
300	-2.000	-0.607	$n < 0$	Rusak Ringan
330	-2.000	-0.607	$n < 0$	Rusak Ringan

Tabel 4.5 menunjukkan detail penyebaran titik koordinat pada Gambar 4.10 untuk menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam melalui proses

reduksi dimensi PCA. Setiap titik koordinat pada tabel menggambarkan posisi data berdasarkan komponen utama yang sudah ditentunkan. Nilai PC1 menjadi nilai dasar proses klasifikasi untuk menentukan tingkat kerusakan bangunaun. Berdasarkan Tabel 4.5, diperoleh hasil klasifikasi sebanyak 3 titik data yang termasuk dalam kategori rusak ringan, 4 titik data termasuk ke dalam kategori rusak sedang, dan 5 titik data berkategori rusak berat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pada jarak 1, mayoritas titik koordinat data citra tergolong ke dalam kategori rusak berat. Hasil klasifikasi ini diperoleh melalui pendekatan *rule-based classification* dengan menggunakan *threshold* yang mengacu pada penelitian sebelumnya.

4.3 Validasi Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini, validasi hasil klasifikasi berdasarkan aturan dengan menggunakan ambang batas (*threshold*) yang sudah ditentukan dilakukan untuk mengukur performa sistem dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan PCA. Proses validasi hasil klasifikasi dilakukan pada kesuluran data sebanyak 100 data citra. Hasil dari proses klasifikasi pada keseluruhan data citra sebanyak 100 data dapat dilihat pada Lampiran 2. Evaluasi dilakukan menggunakan hasil klasifikasi dari sistem dibandingkan dengan label *ground truth* yang didapatkan dari tim ahli (*surveyor*). Hasil evaluasi di visualisasikan dalam bentuk *Confusion Matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4. 11 *Confusion Matrix*

Pada Gambar 4.11 menunjukkan sebaran prediksi terhadap tingkat kerusakan (rusak ringan, rusak sedang, rusak berat). Dari *Confusion Matrix*, pada tingkat kerusakan rusak ringan, sistem berhasil mengklasifikasikan 55 data citra secara benar, dengan 6 data citra salah diklasifikasikan sebagai rusak sedang dan 1 data citra sebagai rusak berat. Pada tingkat kerusakan rusak sedang, sistem berhasil mengklasifikasikan 9 data citra secara benar, dengan 1 data citra salah diklasifikasikan sebagai rusak ringan dan 4 data citra sebagai rusak berat. Sedangkan pada tingkat kerusakan rusak berat, sistem berhasil mengklasifikasikan 21 data citra secara benar, dengan 1 data citra salah diklasifikasikan sebagai rusak ringan dan 2 data citra sebagai rusak sedang.

Secara keseluruhan data, proses klasifikasi sistem berhasil memperoleh tingkat akurasi sebesar 0.85, yang menunjukkan bahwa sistem berhasil mengkalsifikasikan mayoritas data berdasarkan tingkat kerusakannya dengan

benar. Hasil tersebut diperkuat dengan perhitungan matrik evaluasi dengan *precision* sebesar 0.84, *recall* 0.85, dan *F1-score* 0.84. Berdasarkan nilai-nilai tersebut dapat dikatakan bahwa sistem memiliki performa yang baik dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.

Jika dilihat dari pengukuran *true positive* (TP), *false positive* (FP), *false negative* (FN), dan *true negative* (TN) untuk setiap tingkat kerusakan, maka didapatkan rincian sebagai berikut:

1. Tingkat Kerusakan Ringan
    a. *True Positive* (TP) : 55
    b. *False Positive* (FP) : 7
    c. *False Negative* (FN) : 2
    d. *True Negative* (TN) : 36
2. Tingkat Kerusakan Sedang
    a. *True Positive* (TP) : 9
    b. *False Positive* (FP) : 5
    c. *False Negative* (FN) : 8
    d. *True Negative* (TN) : 78
3. Tingkat Kerusakan Berat
    a. *True Positive* (TP) : 21
    b. *False Positive* (FP) : 3
    c. *False Negative* (FN) : 5
    d. *True Negative* (TN) : 71

4.4 Pembahasan

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunkana pendeketana ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan reduksi dimensi dengan *Principal Component Analysis* (PCA). Pemilihan GLCM dengan 2 jarak dan 12 sudut digunaka untuk mengekstraksi ciri-ciri tekstur dalam data citra bangunan, seperti *contrast*, *dissimilarity*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation*. Sedangkan PCA digunakan untuk mereduksi dimensi dari hasil ekstraksi fitur oleh GLCM menjadi komponen utama, sehingga diperoleh visualisasi data dalma bentuk grafik 2D dan 3D (Gambar 4.7 dan 4.8). Visualisasi ini dapat membantuk untuk proses selanjutnya yaitu klasifikasi berbasis aturan.

Klasifikasi dilakukan menggunakan pendekatak *rule-based classification* yang diambil berdasarkan nilai PC1 dari hasil PCA. Proses klasifikasi menggunakan ambang batas (*threshold*) yang sudah ditentukan pada penlitian sebelumnya oleh (Almais et al., 2023), yaitu rusak ringan untuk nilai $PC1 < 0$, rusak sedang untuk nilai $0 \leq PC1 < 2$, dan rusak bereat untuk nilai $PC1 \geq 2$. Pada Gambar 4.9 dan Tabel 4.4, hasil klasifikasi dengan jarak 0.5 menunjukkan bahwa dari 12 titik koordinat, terdapat 8 titik diklasifikasikan sebagai rusak ringan dan 4 titik yang lain sebagai rusak berat. Sehingga, dapat dikatakan bahwa pada jarak 0.5, mayoritas titik diklasifikasi pada tingkat kerusakan ringan. Dari hasil tersebut menunjukkan bahwa ekstraksi fitur GLCM dengan jarak 0.5 cenderung terbagi menjadi dua tingkat kerusakan yaitu, rusak ringan dan rusak berat. Sedangkan pada Gamabr 4.10 dan Tabel 4.5 (Jarak 1), menujukkan bahwa

dari 12 titik koordinat, terdapat 3 titik diklasifikasikan sebagai rusak ringan , 4 titik sebagai rusak sedang, dan 5 titik yang lain sebagai rusak berat. Sehingga, dapat dikatakan bahwa pada jarak 1, mayoritas titik diklasifikasi pada tingkat kerusakan berat. Dari hasil tersebut menunjukan hasil ekstraksi fitur pada jarak 1 lebih merata. Dengan demikian, ini menujukkan bahwa ekstraksi fitur GLCM pada jarak 1 menghasilkan fitur yang lebih representatif terhadap tingkat kerusakan bangunan.

Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan dengan cara membandingkan data hasil klasifikasi sistem dengan label *ground truth* yang diperoleh dari tim ahli. Hasil evaluasi divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 4.11. Hasil tersebut diperkuat dengan perhitungan matrik evaluasi dengan *precision* sebesar 0.84, *recall* 0.85, dan *F1-score* 0.84. Berdasarkan tingkat akurasi dan perhitungan dari matrik evaluasi, sistem terbukti dapat memberikan hasil pengklasifikasian tingkat kerusakan bangunan secara konsisten.

Hasil ini menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur GLCM dan PCA cukup efektif dalam mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam, terutama pada tingkat kerusakan ringan dan berat. Sedangkan pada tingkat kerusakan sedang terdapat kelemahan yang menunjukkan pengembangan lebih lanjut. Meskipun demikian, pendekatan dengan ekstraksi fitur GLCM dan PCA dalam penlitian ini memberikan kontribusi sistem klasifikasi yang cepat dan objektif, serta dapat digunakan sebagai pendukung dalam pengambilan keputusan terkait penentuan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.

4.5 Integrasi Islam

4.5.1 *Muamalah Ma'a Allah*

Aspek *Muamalah Ma'a Allah* merupakan hubungan antar manusia sebagai makhluk dengan Allah sebagai Sang Pencipta. Dalam penelitian ini, konsep *Muamalah Ma'a Allah* dengan bencana alam yang menyebabkan kerusakan pada bangunan dan infrastruktur merupakan bentuk ujian dan peringan dari Allah SWT kepada manusia agar selalu mengingat dan bertakwa kepada-Nya. Dimana dijelaskan dalam Al-Quran pada surat Al-Hadid ayat 22, yang berbunyi :

مَا أَصَابَ مِنْ مُصِيبَةٍ فِي الْأَرْضِ وَلَا فِي أَنْفُسِكُمْ إِلَّا فِي كِتَابٍ مِنْ قَبْلِ أَنْ نَبْرَأَهَا إِنَّ ذَلِكَ عَلَى اللَّهِ يَسِيرٌ (22)

"Tiada suatu bencanapun yang menimpa di bumi dan (tidak pula) pada dirimu sendiri melainkan telah tertulis dalam kitab (Lauhul Mahfuzh) sebelum Kami menciptakannya. Sesungguhnya yang demikian itu adalah mudah bagi Allah." (QS. Al-Hadid: 22)

Menurut tafsir "Ibnu Katsir" menerangkan melalui ayat 22 Allah menyampaikan bahwasannya semua kejadian atau musibah yang terjadi di dunia ini sudah tertulis di *Lauh Mahfuz*. Menurut sebuah hadis yang beliau kutip, terdapat jarak 50 ribu tahun dengan waktu bumi dan langit dicipatkan. Tujuannya agar manusia sadar, apa yang tidak digariskan untuknya tidak akan mengenainya. Sehingga mereka tidak akan bersedih, dikarenakan apabila hal itu sudah ditakdirkan untuknya, maka akan terjadi. Begitupun demikian, apa atas yang mereka dapatkan. Tidak pantas berbangga diri di hadapan manusia dikernakan semua itu bukanlah murni hasil kerja keras mereka sendiri. Melainkan berkat dan rezeki yang diberikan oleh Allah SWT (Izharuddin, 2024).

Korelasi dengan penelitian ini, proses ilmiah yang dilakukan dalam pengklasifikasian data citra kerusakan bangunan pasca bencana alam berbasis PCA menggunakan ekstraksi fitur GLCM dapat menjadi bentuk tanggung jawab manusia dalam menanggapi, memahami, dan mengambil pelajaran dari musibah yang terjadi. Manusia diperintahkan untuk berikhtiar dan mencari solusi atas permasalahan di dunia, namun tetap menyadari bahwa segala hasilnya berada dalam kehendak Allah SWT.

4.5.2 *Muamalah Ma'a An-nas*

Muamalah Ma'a An-nas merupakan hubungan interkasi antar manusia dalam kehidupan sosial. Selain dapat mengklasifikasikan kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan GLCM dan PCA, penelitian ini juga bertujuan untuk memiliki nilai kemanusiaan yang tinggi. Penelitian ini dapat membantu masyarakat dan lembaga terkait dalam membuat keputusan pemulihan pasca bencana alam dengan cepat dan tepat. Hal ini sejalan dengan firman Allah SWT dalam surat Al-Ma'idah ayat 2, yang berbunyi :

وَتَعَاوَنُوْا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوٰىۖ وَلَا تَعَاوَنُوْا عَلَى الْاِثْمِ وَالْعُدْوَانِۚ وَاتَّقُوا اللّٰهَۗ اِنَّ اللّٰهَ شَدِيْدُ الْعِقَابِ ۝٢

"Tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan tolong-menolong dalam berbuat dosa dan permusuhan. Bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah sangat berat siksaan-Nya." (QS. Al-Ma'idah: 2)

Menrut tafsit (Ibnu 'Athiyyah), yang dikutip Imam Qurthubi, mengatakan bahwa kerja sama dalam kebaikan mencakup semua jenis kebaikan, baik yang diwajibkan maupun yang dianjurkan. Begitu pula, Al-Mawardi mengatakan bahwa Allah mengaitkan kerja sama ini dengan ketakwaan karena keridhaan Allah ada

dalam ketakwaan dan keridhaan manusia ada dalam kebaikan. Seseorang akan menemukan kebahagiaan dan keberkahan dalam hidupnya jika mereka dapat menggabungkan keduanya. Ayat ini juga berlaku untuk semua orang, tanpa memandang kedudukannya atau statusnya. Semua orang harus membantu satu sama lain dalam hal duniawi maupun akhirat (Lubis, 2025).

Korelasi dengan penelitain ini, penggunaan teknologi yang dipakai sebgai alat bantu untuk mempercepat proses pendataan dan evaluasi terhadap bangunan rusak setelah terjadinya bencana alam merupakam bentuk nyata *ta'awun* (tolong-menolong) antar sesama manusia, terutama dalam situasi darurat setelah terjadinya bencana alam.

4.5.3 *Muamalah Ma'a Alam*

Muamalah Ma'a al-Alam merupakan hubungan antara manusia dengan alam semesta, termasuk bumi dan segala fenomena yang terjadi di dalamnya seperti bencana alam. Penelitian ini sangat berhubungan dengan fenomena alam, khususnya bencana alam. Kerusakan yang terjadi di muka bumi ini sebagian terjadi akibat perilaku manusia yang kurang bijaksana dalam menjaga kelestarian alam sekitar. Maka dari itu, setiap manusia diharuskan memiliki kewajiban untuk melindungi kelestarian alam sebagai bentuk penghormatan kepada Allah SWT. Hal ini sejalan dengan firman Allah SWT dalam surat Ar-Rum ayat 41, yang berbunyi:

ظَهَرَ ٱلۡفَسَادُ فِي ٱلۡبَرِّ وَٱلۡبَحۡرِ بِمَا كَسَبَتۡ أَيۡدِي ٱلنَّاسِ لِيُذِيقَهُم بَعۡضَ ٱلَّذِي عَمِلُواْ لَعَلَّهُمۡ يَرۡجِعُونَ

"Telah tampak kerusakan di darat dan di laut disebabkan karena perbuatan tangan manusia, supaya Allah merasakan kepada mereka sebagian dari (akibat) perbuatan mereka, agar mereka kembali (ke jalan yang benar)." (QS. Ar-Rum: 41)

Menurut tafsir (Al-Muyassar) mengatakan telah terlihat kerusakan di daratan dan di lautan seperti kekeringan, minimnya hujan, banyaknya penyakit dan wabah, yang semua itu disebabkan kemaksiatan-kemaksiaan yang dilakukan oleh manusia, agar mereka mendapatkan hukuman dari sebagian perbuatan mereka di dunia, supaya mereka bertaubat kepada Allah dan kembali kepada-Nya dengan meninggalkan kemaksiatan, selanjutnya keadaan mereka akan membaik dan urusan mereka menjadi lurus (*Surat Ar-Rum Ayat 41*, n.d.).

Korelasi dengan penelitian ini adalah manusia bertanggung jawab untuk menjaga dan melestarikan alam semesta. Ayat ini menjelaskan bahwa kerusakan bumi termasuk bencana alam, tidak lepas oleh campur tangan manusia. Maka dari itu melalui penelitian ini, manusia berperan aktif dalam mengelola dampak kerusakan alam semesta, contohnya bencana alam, dengan menggunakan ilmu dan teknologi, sebagai tanggung jawab terhadap alam yang telah Allah amanahkan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penlitian ini menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA) dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam. GLCM berhasil mengekstraksi fitur citra bangunan dengan parameter jarak 0.5 dan 1 serta 12 sudut orientasi penuh 360° dengan interval 30°. PCA kemudian digunakan untuk merduksi dimensi data tersebut dan menghasilkan komponen utama, dimana komponen utama pertama (PC1) digunakan sebagai dasar klasifikasi dengan pendekatan *rule-based classification*. Proses klasifikasi menggunakan ambang batas (*threshold*) yang mengacu pada penlitian sebelumnya. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan akurasi sebesar 85% dan perhitungan evaluasi matrik, sistem menunjukan performa yang baik dan konsisten dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan. Dengan demikian, pendekatan GLCM dan PCA dalam penelitian ini terbukti mampu menghasilkan sistem klasifikasi tingkat kerusakan bangunan yang akurat, cepat, dan dapat menjadi dasar pengembangan sistem pendukung keputusan untuk membantu instansi terkait dalam proses rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana secara cepat dan tepat.

5.2 Saran

Berdasrkan hasil penelitian, meskipun peneletian mendapatkan hasil yang signifikan, peneliti menyadari bahwa masih memiliki keterbatasan yang

memerlukan penyempurnaan pada masa yang akan mendatang. Maka dari itu, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya:

1. Menguji lebih banyak kombinasi jarak dan sudut dalam proses ekstraksi fitur GLCM untuk memperoleh fitur tekstur yang lebih kaya dan akurat dalam merepresentasikan kondisi kerusakan bangunan.
2. Mengeksplor metode ekstraksi dan klasifikasi lain speerti ekstraksi fitur menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP), *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), *Support Vector Machine* (SVM) atau *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk perbandingan performa.

DAFTAR PUSTAKA

Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Crysdian, C., Tazi, I., Hariyadi, M. A., Muslim, M. A., Basid, P. M. N. S. A., Arif, Y. M., Purwanto, M. S., Parwatiningtyas, D., Supriyono, & Wicaksono, H. (2023). Principal Component Analysis-Based Data Clustering for Labeling of Level Damage Sector in Post-Natural Disasters. *IEEE Access*, *11*, 74590–74601. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3275852

Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Juwono, A. M., Crysdian, C., Muslim, M. A., & Wicaksono, H. (2024). Characterization of Structural Building Damage in Post-Disaster using GLCM-PCA Analysis Integration. *IEEE Access*, *PP*, 1. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3469637

Andono, P. N., & Rachmawanto, E. H. (2021). Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *5*(1), 1–9. https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2615

Christaki, M., Vasilakos, C., Papadopoulou, E.-E., Tataris, G., Siarkos, I., & Soulakellis, N. (2022). Building Change Detection Based on a Gray-Level Co-Occurrence Matrix and Artificial Neural Networks. *Drones*, *6*(12), 414. https://doi.org/10.3390/drones6120414

Fuadah, A. F. (2023). *Klasifikasi Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode Multimoora Berbasis Web*.

Gu, T. (2020). Detection of Small Floating Targets on the Sea Surface Based on Multi-Features and Principal Component Analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *17*(5), 809–813. https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2935262

Hardiyanto, S., & Pulungan, D. (2019). Komunikasi Efektif Sebagai Upaya Penanggulangan Bencana Alam di Kota Padangsidimpuan. *Jurnal Interaksi: Jurnal Ilmu Komunikasi*, *3*(1), 30–39. https://doi.org/10.30596/interaksi.v3i1.2694

Hermon, D. (2015). *Geografi Bencana Alam*. PT. RajaGrafindo Persada-Rajawali Pers.

Izharuddin, M. (2024). *Tafsir Surat Al-Hadid Ayat 22-23: Menang Kalah dalam Kehidupan*. https://nu.or.id/tafsir/tafsir-surat-al-hadid-ayat-22-23-menang-kalah-dalam-kehidupan-CsO8r

Lubis, Z. (2025). *Tafsir Surat Al-Maidah Ayat 2: Prinsip Tolong-Menolong dalam Kebaikan*. https://islam.nu.or.id/tafsir/tafsir-surat-al-maidah-ayat-2-prinsip-tolong-menolong-dalam-kebaikan-Ndymv

Manullang, S., Aryani, D., & Rusydah, H. (2023). Analisis Principal Component Analysis (PCA) dalam Penentuan Faktor Kepuasan Pengunjung terhadap Layanan Perpustakaan Digilib. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, *7*(1), 123–130. https://doi.org/10.29408/edumatic.v7i1.14839

Nasution, M. Z., Nababan, A. A., Syaliman, K. U., Novelan, M. S., & Jannah, M. (2019). Penerapan Principal Component Analysis (PCA) Dalam Penentuan Faktor Dominan Yang Mempengaruhi Pengidap Kanker Serviks (Studi Kasus : Cervical Cancer Dataset). *Jurnal Mantik Penusa*, *3*(1), 204–210.

Priyatna, B. W. (2018). *Penerapan Metode GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) Pada Citra Wajah Pengguna Narkoba*. *2*(1), 221–226.

Raysyah, S. R., Veri Arinal, & Dadang Iskandar Mulyana. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Deteksi Warna Menggunakan Metode Knn Dan Pca. *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, *8*(2), 88–95. https://doi.org/10.30656/jsii.v8i2.3638

Rifqi, A., & Aldisa, R. T. (2023). Sistem Pendukung Keputusan Penilaian Kinerja Karyawan Menerapkan Metode TOPSIS. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, *4*(1), 333–340. https://doi.org/10.30865/klik.v4i1.1164

risky, virgansyah ulil. (2022). *Decision Suport System Untuk Menentukan Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode Superiority And Inferiority Ranking*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.

Shandy, Q., Panna, S. S., & Malago, Y. (2019). Penerapan Metode Grey Level Co-Occurrence Matriks (GLCM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Mendeteksi Tingkat Kematangan Buah Belimbing Bintang. *Jurnal Nasional CosPhi*, *3*(1), 2597–9329.

Situmorang, G. T., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). *Penerapan Metode Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan*. *3*(5), 4710–4716.

Surahaman, A., & Nursadi. (2019). Sistem Pendukung Keputusan Kenaikan Gaji Karyawan Dengan Metode Topsis Berbasis Web. *Jtksi*, *02*(03), 82–87.

Surat Ar-Rum Ayat 41. (n.d.). https://tafsirweb.com/7405-surat-ar-rum-ayat-41.html

Tri Wahyudi, M., & Lestari, S. (2022). *Analisis Kematangan Buah Pisang dengan Metode Gray Level Co-Occurence Matrix (GLCM) Banana Fruit Ripeness Analysis Using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Method*. *1*(2), 93–102. https://online-journal.unja.ac.id/multiproximityhttps://doi.org/10.22437/multiproximity.v1i2.18630

Ubab, A. J. (2022). *Tafsir Surat Al-Baqarah Ayat 155-157*. https://nu.or.id/tafsir/tafsir-surat-al-baqarah-ayat-155-157-4-makna-kalimat-inna-lillahi-wa-inna-ilaihi-raji-un-menurut-para-ahli-tafsir-anxHR

Wibowo Almais, A. T., Sarosa, M., & Muslim, M. A. (2016). Implementation Of Multi Experts Multi Criteria Decision Making For Rehabilitation And Reconstruction Action After A Disaster. *MATICS*, *8*(1), 27. https://doi.org/10.18860/mat.v8i1.3480

Widodo, R., Widodo, A. W., & Supriyanto, A. (2018). Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *2*(11), 5769–5776. https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3420

Wismana Putra, I. S., Hermawan, F., & Dwi Hatmoko, J. U. (2020). Penilaian Kerusakan Dan Kerugian Infrastruktur Publik Akibat Dampak Bencana Banjir Di Kota Semarang. *Wahana Teknik Sipil: Jurnal Pengembangan Teknik Sipil*, *25*(2), 86. https://doi.org/10.32497/wahanats.v25i2.2154

LAMPIRAN

lmp

Lampiran 1 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

Nama Fitur	Sudut (°)	Jarak (Piksel)	Nilai Fitur
Contrast	0	0.5	423.3841145833801
		1	423.3841145833801
	30	0.5	0.0
		1	607.6508112264779
	60	0.5	0.0
		1	607.6508112264779
	90	0.5	590.7012867647861
		1	590.7012867647861
	120	0.5	0.0
		1	590.7012867647861
	150	0.5	0.0
		1	916.6078892733966
	180	0.5	423.3841145833801
		1	423.3841145833801
	210	0.5	0.0
		1	607.6508112264779
	240	0.5	0.0
		1	607.6508112264779
	270	0.5	590.7012867647861
		1	590.7012867647861
	300	0.5	0.0
		1	916.6078892733966
	330	0.5	0.0
		1	916.6078892733966
Dissimilarity	0	0.5	10.371001838234843
		1	10.371001838234843
	30	0.5	0.0
		1	13.024006151480858
	60	0.5	0.0
		1	13.024006151480858
	90	0.5	12.61210171568579
		1	12.61210171568579
	120	0.5	0.0
		1	12.61210171568579
	150	0.5	0.0
		1	16.181745482508106
	180	0.5	10.371001838234843
		1	10.371001838234843
	210	0.5	0.0
		1	13.024006151480858
	240	0.5	0.0
		1	13.024006151480858
	270	0.5	12.61210171568579
		1	12.61210171568579
	300	0.5	0.0
		1	16.181745482508106
	330	0.5	0.0

Nama Fitur	Sudut (°)	Jarak (Piksel)	Nilai Fitur
		1	16.181745482508106
Homogeneity	0	0.5	0.31914477448344025
		1	0.31914477448344025
	30	0.5	1.0
		1	0.2684101145389944
	60	0.5	1.0
		1	0.2684101145389944
	90	0.5	0.306454086733236
		1	0.306454086733236
	120	0.5	1.0
		1	0.306454086733236
	150	0.5	1.0
		1	0.26743827570010703
	180	0.5	0.31914477448344025
		1	0.31914477448344025
	210	0.5	1.0
		1	0.2684101145389944
	240	0.5	1.0
		1	0.2684101145389944
	270	0.5	0.306454086733236
		1	0.306454086733236
	300	0.5	1.0
		1	0.26743827570010703
	330	0.5	1.0
		1	0.26743827570010703
Energy	0	0.5	0.06614161330355299
		1	0.06614161330355299
	30	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06350203337916403
	60	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06350203337916403
	90	0.5	0.06511671411671882
		1	0.06511671411671882
	120	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06511671411671882
	150	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06303353485335016
	180	0.5	0.06614161330355299
		1	0.06614161330355299
	210	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06350203337916403
	240	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06350203337916403
	270	0.5	0.06511671411671882
		1	0.06511671411671882
	300	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06303353485335016
	330	0.5	0.0976824844408112
		1	0.06303353485335016
Correlation	0	0.5	0.9537291934999911
		1	0.9537291934999911
	30	0.5	0.9999999999999998

Nama Fitur	Sudut (°)	Jarak (Piksel)	Nilai Fitur
		1	0.9334453912155967
	60	0.5	0.9999999999999998
		1	0.9334453912155967
	90	0.5	0.9353495041803611
		1	0.9353495041803611
	120	0.5	0.9999999999999998
		1	0.9353495041803611
	150	0.5	0.9999999999999998
		1	0.8996071064529659
	180	0.5	0.9537291934999911
		1	0.9537291934999911
	210	0.5	0.9999999999999998
		1	0.9334453912155967
	240	0.5	0.9999999999999998
		1	0.9334453912155967
	270	0.5	0.9353495041803611
		1	0.9353495041803611
	300	0.5	0.9999999999999998
		1	0.8996071064529659
	330	0.5	0.9999999999999998
		1	0.8996071064529659

Lampiran 2 Hasil Klasifikasi Terhapat Seluruh Gambar

Data Gambar	Predicted	Ground Truth	Keterangan
Gambar 1	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 2	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 3	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 4	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 5	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 6	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 7	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 8	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 9	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 10	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 11	Rusak Sedang	Rusak Ringan	Salah
Gambar 12	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 13	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 14	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 15	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 16	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 17	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 18	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 19	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 20	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 21	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 22	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 23	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 24	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 25	Rusak Sedang	Rusak Berat	Salah

Gambar 26	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 27	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 28	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 29	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 30	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 31	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 32	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 33	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 34	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 35	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 36	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 37	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 38	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 39	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 40	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 41	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 42	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 43	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 44	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 45	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 46	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 47	Rusak Sedang	Rusak Berat	Salah
Gambar 48	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 49	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 50	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 51	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 52	Rusak Berat	Rusak Sedang	Salah
Gambar 53	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 54	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 55	Rusak Berat	Rusak Sedang	Salah
Gambar 56	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 57	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 58	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 59	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 60	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 61	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 62	Rusak Sedang	Rusak Berat	Salah
Gambar 63	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 64	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 65	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 66	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 67	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 68	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 69	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 70	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 71	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 72	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 73	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 74	Rusak Sedang	Rusak Berat	Salah
Gambar 75	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 76	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 77	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 78	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar

Gambar 79	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 80	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 81	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 82	Rusak Berat	Rusak Ringan	Salah
Gambar 83	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 84	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 85	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 86	Rusak Ringan	Rusak Berat	Salah
Gambar 87	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 88	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Salah
Gambar 89	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 90	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 91	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 92	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 93	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar
Gambar 94	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 95	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 96	Rusak Sedang	Rusak Sedang	Benar
Gambar 97	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 98	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 99	Rusak Ringan	Rusak Ringan	Benar
Gambar 100	Rusak Berat	Rusak Berat	Benar