

**IMPLEMENTASI METODE TRANSFORMASI WAVELET – PCA
UNTUK *CLUSTERING* TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN
PASCA BENCANA ALAM**

SKRIPSI

Oleh :
PUTRI PURNAMASARI
NIM. 210605110170



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

**IMPLEMENTASI METODE TRANSFORMASI WAVELET – PCA
UNTUK *CLUSTERING* TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN
PASCA BENCANA ALAM**

SKRIPSI

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

Oleh :
PUTRI PURNAMASARI
NIM. 210605110170

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

IMPLEMENTASI METODE TRANSFORMASI *WAVELET* – PCA UNTUK *CLUSTERING* TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM

SKRIPSI

Oleh :
PUTRI PURNAMASARI
NIM. 210605110170

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 13 November 2024

Pembimbing I,



Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T
NIP. 19860301 202321 1 016

Pembimbing II,



Dr. M. Imamudin, Lc., M.A
NIP. 19740602 200901 1 010

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



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

HALAMAN PENGESAHAN

IMPLEMENTASI METODE TRANSFORMASI *WAVELET* – PCA UNTUK *CLUSTERING* TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM

SKRIPSI

Oleh :
PUTRI PURNAMASARI
NIM. 210605110170

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 22 November 2024

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: <u>Syahiduz Zaman, M.Kom</u> NIP. 19700502 200501 1 005
Anggota Penguji I	: <u>A'la Syauqi, M.Kom</u> NIP. 19771201 200801 1 007
Anggota Penguji II	: <u>Dr. Agung Teguh Wibowo Almaiz, M.T</u> NIP. 19860301 202321 1 016
Anggota Penguji III	: <u>Dr. M. Imamudin, Lc., M.A</u> NIP. 19740602 200901 1 010

()
()
()
()

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



()
Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Putri Purnamasari
NIM : 210605110170
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Implementasi Metode Transformasi *Wavelet* –
PCA Untuk *Clustering* Tingkat Kerusakan
Bangunan Pasca Bencana Alam

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, 22 November 2024

Yang membuat pernyataan,

A handwritten signature in black ink is written over a rectangular stamp. The stamp contains the text 'METERAN' and 'CAMX066495140'.

Putri Purnamasari

NIM. 210605110170

MOTTO

"Seberapa besar usaha yang kujalani, seberapa sulit rintangan yang kulalui, orang lain mungkin tak akan pernah tahu. Namun, Allah Maha Mengetahui setiap tetes keringat, setiap doa di malam yang sunyi, dan setiap perjuangan yang tak terlihat. Semua ini kulakukan dengan ikhlas untuk mewujudkan harapan orang tua, membalas kasih sayang mereka, dan mencari ridho-Nya. Biarlah hasilnya menjadi bukti, bahwa perjuangan yang tulus akan selalu diberkahi oleh-Nya."

"Doa orang tua adalah tiang, usaha adalah jalan, dan ridho Allah adalah tujuan."

"...Barangsiapa yang tidak merasakan pahitnya menuntut ilmu walau hanya sesaat, maka ia akan menelan hinanya kebodohan sepanjang hidupnya..."

(Imam Syafi'i)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT atas segala rahmat dan kemudahan-Nya, sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Karya ini penulis persembahkan kepada:

Ibu tercinta, Tihana dan Ayah tercinta, Bahrudin,
Yang selalu mengalirkan kasih sayang, usaha terbaik, do'a-do'a tulus, dukungan baik materi maupun non materi, dan nasehat yang tiada henti.

Kakak tercinta, Dina Fazrianti, Fia Luthfiani,
Dyah Ayu Purbasari, Moch. Rizal Fahmi, dan Wahyu
Yang menjadi salah satu motivasi dan dorongan untuk terus maju hingga skripsi ini terselesaikan.

Segenap keluarga besar,
Yang selalu mengiringi perjalanan penulis dengan do'a dan dukungan.

Aster Teknik Informatika angkatan 2021,
Yang telah berjuang bersama dari awal hingga akhir.

Last but not least, teruntuk diri sendiri,
Terima kasih sudah berusaha dan bertahan sejauh ini.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah rabbilalamin, segala puji dan syukur senantiasa penulis panjatkan ke hadirat Allah subhanahu wa ta'ala atas berkat Rahmat, serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi Metode Transformasi *Wavelet* – PCA Untuk *Clustering* Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam” dengan baik dan lancar. Shalawat serta salam tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman kebodohan menuju zaman kebenaran yakni Islam dan zaman yang penuh dengan ilmu pengetahuan sebagaimana yang di rasakan pada saat ini. Dan semoga kita semua mendapat syafaatnya di hari akhir kelak, Aamiin.

Penulis mengucapkan rasa terima kasih yang begitu besar kepada seluruh pihak yang memberikan dukungan dan motivasi kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini. Ucapan terima kasih ini penulis disampaikan 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., IPU., 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 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. Syahiduz Zaman, M.Kom selaku penguji I dan A'la Syauqi, M.Kom 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. Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom., selaku dosen wali yang senantiasa membantu serta turut memberikan ilmu dan saran untuk penulis selama menjalani masa studi pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
8. Nia Faricha S, Si selaku admin Program Studi Teknik Informatika yang selalu sabar memberikan informasi, membantu, dan memberikan arahan selama perkuliahan dan proses penulisan skripsi ini.
9. Segenap dosen, laboran, dan jajaran staff Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan dukungan selama penulis menjalani studi.
10. Kedua orang tua tercinta, Bapak Bahrudin dan Ibu Tihana yang selalu menjadi pilar kekuatan dalam hidup penulis. Tidak ada kata yang mampu menggambarkan betapa besar kasih sayang, pengorbanan, dan doa yang senantiasa diberikan tanpa henti. Terima kasih karena dalam setiap

langkah dan tantangan yang penulis hadapi, dukungan kalian selalu menjadi alasan untuk terus melangkah. Semoga Allah senantiasa memberikan kesehatan dan lindungan, sehingga dapat selalu berada di setiap perjalanan dan pencapaian penulis.

11. Kepada kakak-kakak tercinta Dina Fazrianti, Fia Luthfiani, Dyah Ayu Purbasari, Moch. Rizal Fahmi, dan Wahyu yang telah menjadi sumber inspirasi, motivasi, dan dukungan selama perjalanan ini. Terima kasih atas semangat, nasihat, serta perhatian yang tak henti diberikan kepada penulis. Dan kepada seluruh keluarga besar yang tiada henti memberikan doa dan dukungan sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
12. Kepada orang teristimewa, Badruttamam Mauludin yang telah menjadi pendukung terbaik dalam perjalanan panjang ini. Terima kasih atas doa, kesabaran, mendengarkan keluh kesah, memberikan semangat, selalu memberikan hadiah, dan senantiasa menguatkan penulis, bahkan di saat-saat terberat sekalipun. Dan kepada kedua orang tua mas badru, Bapak Tarmani dan Ibu Miskiyah terima kasih atas segala doa, dukungan, dan perhatian yang telah diberikan kepada penulis.
13. Sepupu sekaligus adik tersayang, Ellsza Ridzky Khoirunnisa yang sudah kebersamaian dari kecil sampai sekarang, yang selalu menuruti keinginan penulis. Terima kasih atas perhatianmu yang tak pernah putus. Tolong hidup lebih lama lagi, karena masih banyak tempat yang belum kita kunjungi bersama.

14. Teman seperjuangan dan sepembimbingan yang beranggotakan Najah, Roihan, Aulia, Ima, Charles, Intan, dan Gigih 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.
15. Teman dekat penulis, Aulia Ilmi Maghfira Ridwan yang sudah menemani serta memberikan segala bantuan dari awal perkuliahan hingga saat ini. Terima kasih atas kehadiranmu yang tidak hanya menjadi teman berbagi cerita, tetapi juga selalu ada untuk mendengarkan dan memberikan semangat saat dibutuhkan.
16. Teman terbaik, Dika, Zidan, Roihan, Jemmy, Gianda, terima kasih atas segala bantuan, dukungan, dan perhatian yang tak pernah engkau ragu untuk berikan. Tolong hidup lebih lama lagi, masih banyak tempat-tempat yang belum kita kunjungi.
17. Teman-teman penulis, Najah Muchsin, Salma Chesha, Henry Rimadana, Daurin Nabilatul, Hamidah Lutfiyanti, Annisa Fitri, Adila Qurota, Amalia Amriadi, Mozenatus Sholiha, Muizzul Azizah, Dila Sofiana Apreta Putri, Firninda Almas, Meilinda Vanesty, dan semua teman-teman yang sudah berkenan menjadi teman baik, teman berkeluh kesah, dan selalu sedia saat penulis membutuhkan bantuan.
18. Kepada Ahmad Za'im Furqon dan Arya Abimanyu, selaku kakak tingkat, teman cerita dan bos saya. Terima kasih atas kehadirannya, atas semua saran dan masukannya dan atas kerjaannya.

19. Seluruh warga Teknik Informatika khususnya angkatan 2021 “Aster” yang telah memberikan kehangatan, motivasi, semangat, dan dukungan kepada penulis.
20. Teman-teman Himatif Encoder, Divisi Seni dan Olahraga '22, yang telah memberikan semangat, dukungan, dan menjadi tempat penulis untuk mengembangkan *hardskill* maupun *softskill* selama masa perkuliahan.
21. Bapak Stefan Krisna Priawan, STP., MTP, dan seluruh keluarga PT. Dkenzie Wastu Baswara Kota Batu yang sudah berkenan berbagi ilmu dan pengalaman selama PKL.
22. Teman-teman KKM 196 Desa Jedong Kecamatan Wagir tahun 2023, yang telah memberikan pengalaman dan kenangan yang tak terlupakan di masa perkuliahan.
23. 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 percaya bahwa proses pembelajaran tidak pernah berhenti, dan setiap masukan yang diberikan akan menjadi langkah berharga dalam perjalanan akademik dan pengembangan ilmu pengetahuan. 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, 18 November 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xvi
DAFTAR TABEL	xvii
ABSTRAK	xviii
ABSTRACT	xix
الملخص	xx
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II STUDI PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Terkait	7
2.2 Bencana Alam	11
2.3 <i>Decision Support System (DSS)</i>	13
2.4 Transformasi <i>Wavelet</i>	15
2.5 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	21
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	26
3.1 Identifikasi Masalah	26
3.2 Studi Literatur	27
3.3 Pengumpulan Data	27
3.4 Desain Sistem.....	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1 Uji Coba Sistem	35
4.2 Hasil Uji Coba.....	35
4.2.1 Pra-Pemrosesan Citra.....	35
4.2.2 Pembobotan	37
4.2.3 Statistik	39
4.2.4 Normalisasi Data.....	43
4.2.5 Penentuan Rasio Varians dan Nilai <i>Eigen</i>	46
4.2.6 Membuat Komponen Utama PCA.....	48
4.2.7 Visualisasi Grafik 2D dan 3D Berdasarkan Komponen Utama	50
4.2.8 Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafik	52
4.3 Pembahasan.....	57
4.4 Integrasi Islam.....	67

4.4.1	<i>Muamalah Ma'a Allah</i>	67
4.4.2	<i>Muamalah Ma'a An-nas</i>	68
4.4.3	<i>Muamalah Ma'a Alam</i>	70
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		72
5.1	Kesimpulan	72
5.2	Saran	73
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 (a) <i>Wavelet</i> , (b) Gelombang (<i>wave</i>)	16
Gambar 2. 2 Transformasi <i>wavelet</i> 2D level 1.....	18
Gambar 2. 3 Dekomposisi Level 1 dan 2.....	19
Gambar 2. 4 Dekomposisi <i>wavelet</i> 3 level.....	20
Gambar 3. 1 Diagram Blok Tahapan Penelitian	26
Gambar 3. 2 Desain Sistem.....	31
Gambar 4. 1 Perbedaan Gambar Sebelum dan Setelah di- <i>crop</i>	36
Gambar 4. 2 Hasil <i>Resize</i> dan Konversi ke <i>Grayscale</i>	37
Gambar 4. 3 Hasil Dekomposisi <i>Wavelet</i> Level 4	40
Gambar 4. 4 Hasil Visualisasi data 2D dan 3D.....	50
Gambar 4. 5 Hasil <i>Clustering</i>	54
Gambar 4. 6 Hasil <i>Clustering</i> Berdasarkan Tingkat Kerusakan	60
Gambar 4. 7 Perbedaan Gambar Sebelum dan Setelah di- <i>Crop</i>	65
Gambar 4. 8 Hasil <i>Resize</i> dan Konversi ke <i>Grayscale</i>	65
Gambar 4. 9 Hasil <i>Clustering</i>	66

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian terkait	7
Tabel 3. 1 Gambar Alternatif Tingkat Kerusakan Bangunan	29
Tabel 4. 1 Tabel Matriks LL (<i>Aproximation</i>).....	41
Tabel 4. 2 Tabel Matriks LH (<i>Horizontal Details</i>)	41
Tabel 4. 3 Tabel Matriks HL (<i>Vertical Details</i>).....	41
Tabel 4. 4 Tabel Matriks HH (<i>Diagonal Details</i>).....	41
Tabel 4. 5 Perubahan Rasio Varians dan Nilai <i>Eigen</i>	46
Tabel 4. 6 Rentang Nilai (n) Tingkat Kerusakan Bangunan.....	53
Tabel 4. 7 Titik Koordinat dan Label Data	55
Tabel 4. 8 Hasil Pelabelan.....	62

ABSTRAK

Purnamasari, Putri. 2024. **Implementasi Metode Transformasi *Wavelet*-PCA Untuk *Clustering* Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam**. 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: Transformasi *Wavelet*, *Principal Component Analysis* (PCA), Penilaian Kerusakan, Bencana Alam, *Clustering*

Dalam konteks penilaian kerusakan bangunan pasca bencana alam, akurasi dalam penilaian sangat penting untuk mendukung proses rehabilitasi dan rekonstruksi. Bencana alam sering kali menyebabkan kerusakan yang signifikan pada infrastruktur, dan penilaian yang tepat terhadap tingkat kerusakan sangat diperlukan untuk menentukan prioritas perbaikan dan alokasi sumber daya. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem penilaian yang lebih efisien dan akurat dengan menggunakan metode Transformasi *Wavelet* dan *Principal Component Analysis* (PCA). Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sembilan citra kerusakan bangunan yang diambil dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Malang. Proses penelitian dimulai dengan dekomposisi citra menggunakan Transformasi *Wavelet*, diikuti dengan analisis *clustering* menggunakan PCA untuk mengelompokkan tingkat kerusakan menjadi tiga kategori, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Setelah pengelompokan, hasil dari analisis Transformasi *Wavelet*-PCA divalidasi secara eksternal oleh tim ahli atau *surveyor*. Hasil validasi menunjukkan keselarasan yang signifikan antara penilaian yang dilakukan oleh tim ahli dan pengelompokan yang dihasilkan oleh sistem. Sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi 100% dalam penilaian kerusakan, termasuk pada citra dengan kontras yang sangat tajam. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting terhadap pengembangan metode penilaian yang lebih objektif dan dapat diandalkan dalam konteks penanganan bencana, serta berpotensi untuk diterapkan lebih luas di daerah lain yang terdampak bencana.

ABSTRACT

Purnamasari, Putri. 2024. **Implementation of Wavelet Transformation – PCA Method for Clustering Building Damage Level After Natural Disaster**. 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.

In the context of building damage assessment after natural disasters, accuracy in assessment is critical to support the rehabilitation and reconstruction process. Natural disasters often cause significant damage to infrastructure, and proper assessment of the extent of damage is necessary to determine repair priorities and resource allocation. This research aims to develop a more efficient and accurate assessment system using the Wavelet Transformation and Principal Component Analysis (PCA) methods. The data used in this study consisted of nine images of building damage taken from the Regional Disaster Management Agency (BPBD) of Malang City. The research process begins with image decomposition using Wavelet Transformation, followed by clustering analysis using PCA to group the level of damage into three categories, namely light damage, medium damage, and heavy damage. After clustering, the results of the Wavelet Transform-PCA analysis were externally validated by a team of experts or surveyors. The validation results showed significant alignment between the assessment conducted by the expert team and the clustering generated by the system. The developed system was able to achieve 100% accuracy in damage assessment, including on images with very sharp contrast. Thus, this research makes an important contribution to the development of a more objective and reliable assessment method in the context of disaster management, and has the potential to be applied more widely in other disaster-affected areas.

Key words: Wavelet Transform, Principal Component Analysis (PCA), Damage Assessment, Natural Disaster, Clustering

الملخص

بورناماساري، بوتري 2024. تطبيق طريقة تحويل الموجات-PCA لتصنيف مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بعد الكوارث الطبيعية. برنامج دراسة الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الإسلامية الحكومية، مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرف: (١) الدكتور أجونج تيجوه ويوو ألاميس، ماجستير (٢) الدكتور محمد إمام الدين، ماجستير.

الكلمات المفتاحية: تحويل الموجات، تحليل المكونات الرئيسية (PCA)، تقييم الأضرار، الكوارث الطبيعية، التجمع

في سياق تقييم الأضرار التي لحقت بالمباني بعد الكوارث الطبيعية، فإن الدقة في التقييم أمر بالغ الأهمية لدعم عملية إعادة التأهيل وإعادة الإعمار. غالباً ما تتسبب الكوارث الطبيعية في إلحاق أضرار جسيمة بالبنية التحتية، ومن الضروري إجراء تقييم سليم لمدى الضرر لتحديد أولويات الإصلاحات وتخصيص الموارد. يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام تقييم أكثر كفاءة ودقة باستخدام أساليب التحويل الموجي وتحليل المكونات الرئيسية (PCA). تتألف البيانات المستخدمة في هذه الدراسة من تسع صور لأضرار المباني مأخوذة من الوكالة الإقليمية لإدارة الكوارث في مدينة مالانج (BPBD). تبدأ عملية البحث بتحليل الصور باستخدام التحويل الموجي، يليه تحليل التجميع باستخدام تحليل المكونات الرئيسية (PCA) لتجميع مستوى الضرر في ثلاث فئات، وهي الضرر الخفيف والضرر المتوسط والضرر الشديد. بعد التجميع، تم التحقق من صحة نتائج تحليل التجميع باستخدام التحويل الموجي-التحليل البنائي متعدد الأبعاد من قبل فريق من الخبراء أو المساحين. أظهرت نتائج التحقق من الصحة توافقاً كبيراً بين التقييم الذي أجراه فريق الخبراء والتجميع الذي تم إنشاؤه بواسطة النظام. كان النظام المطور قادراً على تحقيق دقة بنسبة 100% في تقييم الأضرار، بما في ذلك على الصور ذات التباين الحاد جداً. وبالتالي، فإن هذا البحث يقدم مساهمة مهمة في تطوير طريقة تقييم أكثر موضوعية وموثوقة في سياق إدارة الكوارث، ولديه إمكانية تطبيقه على نطاق أوسع في المناطق الأخرى المتضررة من الكوارث.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Menurut Undang-Undang Penanggulangan Bencana Nomor 24 Tahun 2007, Bencana alam merupakan bencana yang disebabkan oleh serangkaian peristiwa yang disebabkan oleh alam¹. Bencana alam sering kali menyebabkan kerusakan parah pada infrastruktur. Menurut data Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), terdapat 5.400 kejadian bencana alam di Indonesia pada tahun 2023 (Rosyida et al., 2024). Oleh karena itu, penilaian tingkat kerusakan bangunan menjadi langkah penting untuk menentukan prioritas perbaikan dan distribusi sumber daya dalam rehabilitasi dan rekonstruksi. Namun, metode penilaian kerusakan dilakukan secara manual sering kali memakan waktu, biaya tinggi, dan rentan terhadap kesalahan manusia akibat *subjektivitas* dan standar evaluasi yang tidak konsisten.

Dari perspektif Islam, pengelompokan itu dijelaskan di dalam Al-Qur'an surat Al-Imran ayat 7 yang berbunyi:

هُوَ الَّذِي أَنْزَلَ عَلَيْكَ الْكِتَابَ مِنْهُ آيَاتٌ مُحْكَمَاتٌ هُنَّ أُمُّ الْكِتَابِ وَأُخَرُ مُتَشَابِهَاتٌ فَأَمَّا الَّذِينَ فِي قُلُوبِهِمْ
زَيْغٌ فَيَتَّبِعُونَ مَا تَشَابَهَ مِنْهُ ابْتِغَاءَ الْفِتْنَةِ وَابْتِغَاءَ تَأْوِيلِهِ ۚ وَمَا يَعْلَمُ تَأْوِيلَهُ إِلَّا اللَّهُ وَالرَّسُخُونَ فِي
الْعِلْمِ يَقُولُونَ آمَنَّا بِهِ ۚ كُلٌّ مِنْ عِنْدِ رَبِّنَا وَمَا يَذَّكَّرُ إِلَّا أُولُو الْأَلْبَابِ

“Dialah yang menurunkan Al Kitab (Al Quran) kepada kamu. Di antara (isi)nya ada ayat-ayat yang muhkamaat, itulah pokok-pokok isi Al qur'an dan yang lain (ayat-ayat) mutasyabihat. Adapun orang-orang yang dalam hatinya condong kepada kesesatan, maka mereka mengikuti sebahagian ayat-ayat yang

¹ Peraturan Penyelenggaraan Penanggulangan Bencana
[https://peraturan.bpk.go.id/Details/39901/uu-no-24-tahun-2007\(2007\)](https://peraturan.bpk.go.id/Details/39901/uu-no-24-tahun-2007(2007))

mutasyabihat daripadanya untuk melainkan Allah. Dan orang-orang yang mendalam ilmunya berkata: “Kami beriman kepada ayat-ayat yang mutasyabihat, semuanya itu dari sisi Tuhan kami”. Dan tidak dapat mengambil pelajaran (daripadanya) melainkan orang-orang yang berakal.” (QS. Al-Imran : 7).

Berdasarkan “tafsir Kementerian Agama RI” dalam surat Al-Imran ayat 7, menjelaskan bahwa Al-Qur’an terdiri dari dua kelompok ayat, yaitu *muhkamat* dan *mutasyabihat*. Ayat *muhkamat* adalah ayat-ayat yang memiliki makna yang jelas dan mudah dipahami tanpa membutuhkan penjelasan tambahan. Ayat-ayat ini menjadi pokok-pokok atau dasar utama dalam al-qur’an. Di sisi lain, ayat *mutasyabihat* memiliki makna yang lebih samar dan bisa ditafsirkan dalam berbagai cara. Hanya Allah yang mengetahui makna yang sebenarnya dari ayat-ayat *mutasyabihat* ini, dan orang-orang yang mendalam ilmunya dan kuat imannya tetap menerima ayat-ayat tersebut dengan keimanan penuh tanpa mempertanyakan atau berusaha mencari-cari tafsir yang menimbulkan keraguan².

Korelasi surat Al-Imran ayat 7 dapat digunakan sebagai analogi dalam penelitian ini untuk menunjukkan bagaimana data yang jelas dan tidak jelas (*muhkamat* dan *mutasyabihat*) dikelompokkan dan diinterpretasikan melalui metode yang sesuai. Seperti halnya ayat Al-Qur’an yang memerlukan pengelompokan dan penafsiran, data tingkat kerusakan bangunan pasca bencana juga memerlukan pengelompokan yang efektif, di mana data yang jelas diproses langsung, sementara data yang kompleks dianalisis lebih mendalam menggunakan metode ilmiah yang canggih.

² Tafsir QS. Al-Imran ayat 7 <https://tafsirweb.com/1139-surat-ali-imran-ayat-7.html>

Setiap manusia pasti membuat kesalahan, seperti yang ditegaskan dalam Hadis Nabi SAW:

كُلُّ بَنِي آدَمَ خَطَّاءٌ وَخَيْرُ الْخَطَّائِينَ التَّوَّابُونَ

“Setiap anak Adam (manusia) pasti berbuat salah, dan sebaik-baik orang yang bersalah adalah yang bertaubat.” (HR. Tirmidzi).

Hadis ini dikorelasikan dengan metode manual yang sering terjadi kesalahan dalam penilaian tingkat kerusakan bangunan pasca bencana. Sebagaimana manusia rentan membuat kesalahan, penilaian kerusakan yang dilakukan secara manual oleh tim ahli di lapangan juga memiliki potensi untuk menghasilkan penilaian yang kurang akurat karena adanya faktor *subjektivitas*, kelelahan, dan keterbatasan standar. Dalam penelitian ini, kesalahan dalam metode manual menjadi alasan perlunya metode ilmiah yang lebih objektif, seperti Transformasi *Wavelet* dan PCA, untuk menggantikan atau mendukung penilaian manual. Penggunaan metode ini adalah bentuk “taubat” dari ketidakakuratan yang mungkin terjadi pada metode manual, berusaha untuk mengurangi kesalahan melalui pendekatan yang lebih sistematis.

Berdasarkan tantangan yang dihadapi dalam penilaian kerusakan bangunan pasca bencana, penelitian ini bertujuan mengembangkan *Decision Support System* (DSS) dengan penerapan metode Transformasi *Wavelet* dan PCA. Metode Transformasi *Wavelet* akan membantu mengidentifikasi pola kerusakan pada citra bangunan, sedangkan PCA digunakan untuk mengelompokkan tingkat kerusakan menjadi kategori rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Sumber data yang

dimanfaatkan dalam penelitian ini berasal dari instansi resmi terkait penanganan bencana, yaitu BPBD Kota Malang.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya oleh (Almais et al., 2024), yang membahas karakterisasi kerusakan bangunan struktural pasca bencana menggunakan analisis GLCM-PCA integrasi, di mana proses integrasi metode GLCM dan PCA telah berhasil digunakan untuk mengidentifikasi kerusakan bangunan pasca bencana alam. Penelitian ini menunjukkan bahwa hasil GLCM dengan jarak 0,5 piksel memberikan representasi kerusakan yang lebih valid dan akurat dibandingkan dengan jarak 1 piksel. Hasil PCA dari GLCM pada jarak 0,5 cenderung mengelompokkan data pada koordinat yang menunjukkan kerusakan parah (nilai PC1 di atas 2), sesuai dengan hasil validasi oleh *surveyor*.

Pada penelitian (Biswal et al., 2022), yang membahas tentang deteksi kerusakan bangunan menggunakan Transformasi *Wavelet* Diskrit dan *Deep Learning*, menunjukkan bahwa kombinasi dari metode tersebut dapat mengidentifikasi dan mengevaluasi kerusakan bangunan dengan akurasi yang signifikan sebesar 94,8% pada *set* pengujian seimbang dan memberikan akurasi 92,44% pada *set* pengujian tidak seimbang. Arsitektur yang sangat akurat menjamin pendekatan yang kuat dan sangat mudah untuk mendeteksi kerusakan bangunan.

Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi untuk mengembangkan sistem yang mengimplementasikan metode Transformasi *Wavelet* – PCA untuk mengelompokkan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam, dengan harapan dapat lebih cepat, akurat, dan objektif dalam menilai kerusakan bangunan

pasca bencana, dalam membantu pemerintahan dan lembaga terkait dalam proses rehabilitasi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah seberapa efektif metode Transformasi *Wavelet* – PCA dalam mengevaluasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan yang ada pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari arsip kejadian bencana alam yang disediakan oleh BPBD Kota Malang.
2. Kategori kerusakan yang dianalisis meliputi tingkat kerusakan ringan, sedang, dan berat pada bangunan.
3. Penelitian ini hanya sebatas perhitungan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam dengan penerapan metode Transformasi *Wavelet* Diskrit dan PCA.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah untuk menganalisis hasil yang dapat dicapai dengan menggunakan metode Transformasi *Wavelet* – PCA dalam evaluasi kerusakan bangunan pasca bencana alam.

1.5 Manfaat Penelitian

Peneliti berharap penelitian ini dapat bermanfaat dalam:

1. Memberikan kontribusi dalam pengetahuan dan pemahaman tentang metode Transformasi *Wavelet* – PCA untuk pengelompokan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.
2. Membantu meningkatkan efisiensi waktu dalam proses *clustering* tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.
3. Memberikan bantuan kepada pihak terkait, seperti tim *surveyor* dalam mengambil keputusan yang tepat dan cepat dalam *clustering* tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Studi tentang penelitian terkait memiliki peran penting dalam menyusun bagian studi pustaka dan memberikan gambaran yang jelas mengenai konteks penelitian yang sedang berlangsung. Tabel 2.1 di bawah ini menyajikan perbandingan antara penelitian yang relevan, yang mencakup metode, topik, dan subjek yang diteliti. Dari analisis terhadap penelitian-penelitian ini, dapat dilihat bahwa banyak di antaranya menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk meningkatkan akurasi dalam pengenalan citra dan pengolahan data.

Selain itu, terdapat juga penelitian yang berfokus pada pengembangan *Decision Support System* (DSS) untuk berbagai aplikasi. Sugiarto et al., (2023) menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk pengenalan citra batik dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Utami et al., (2022) menerapkan *Discrete Wavelet Transform*, khususnya *Haar Wavelet*, dalam proses *Watermarking* citra digital. Andrian (2019) memanfaatkan transformasi *wavelet* dan PCA untuk kompresi citra digital untuk mengurangi ukuran file.

Tabel 2.1 Penelitian terkait

Referensi	Topik	Metode	Subjek
(Sugiarto et al., 2023)	Peningkatan Fitur Ekstraksi Pada Pengenalan Citra Batik	<i>Discrete Wavelet Transform</i> (DWT), <i>Principal Component</i>	Peningkatan metode ekstraksi fitur untuk pengenalan citra batik menggunakan DWT dan

Referensi	Topik	Metode	Subjek
		<i>Analysis</i> (PCA), KNN, dan SVM	PCA untuk meningkatkan akurasi klasifikasi
(Utami et al., 2022)	<i>Watermarking</i> Citra Digital untuk Melindungi Keaslian Karya	<i>Discrete Wavelet Transform</i> (DWT)	Penggunaan metode DWT khususnya <i>Haar Wavelet</i> , dalam proses <i>watermarking</i> citra digital untuk perlindungan hak cipta
(Andrian, 2019)	Pengembangan Perangkat Lunak untuk Kompresi Citra Digital	Transformasi <i>Wavelet</i> dan PCA	Perancangan perangkat lunak untuk kompresi citra menggunakan Transformasi <i>Wavelet</i> dan PCA untuk mengurangi ukuran file citra digital secara efisien
(Fu'adah, 2023)	Penilaian Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam	<i>Multimoora</i> berbasis web	Pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis web menggunakan metode <i>Multimoora</i> untuk melakukan klasifikasi terhadap tingkat kerusakan pada sektor-sektor yang terdampak bencana alam
(Risky, 2023)	DSS Untuk Menilai Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam	<i>Superiority and Inferiority Ranking</i> (SIR)	Mengevaluasi kinerja sistem DSS dalam menilai tingkat kerusakan yang terjadi pada sektor-sektor yang terdampak bencana alam dengan pendekatan SIR
(Junaidi, 2019)	SPK untuk Pemulihan dan Pembangunan Kembali Pasca Bencana Alam	WP-TOPSIS	Implementasi metode WP-TOPSIS dalam SPK untuk pemulihan dan pembangunan infrastruktur pasca bencana menunjukkan akurasi yang sangat tinggi
(Monica & Atmojo, 2023)	<i>Decision Support System Selecting Cryptocurrency Exchange</i>	AHP	Menggunakan AHP dalam DSS untuk menentukan peringkat <i>platform cryptocurrency exchange</i> berdasarkan kriteria seperti volume perdagangan,

Referensi	Topik	Metode	Subjek
			jumlah koin, keamanan, dan kepercayaan
(Sukamto et al., 2023)	<i>Decision Support System For Selection Of Pesticides For Chili Plants</i>	<i>Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison (MABAC)</i>	Pengembangan DSS untuk membantu petani cabai dalam memilih pestisida terbaik menggunakan <i>Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison (MABAC)</i>
(Almais et al., 2023)	<i>Labeling of Level Damage Sector in Post-Natural Disasters</i>	PCA	Menerapkan PCA untuk pelabelan tingkat kerusakan pasca bencana serta pengelompokan data kerusakan
(Almais et al., 2024)	Karakterisasi Kerusakan Bangunan Struktural Pasca Bencana Menggunakan Analisis Integrasi	<i>Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i> dan PCA	Penilaian tingkat kerusakan struktural pada bangunan pasca bencana alam dengan pengolahan citra digital GLCM dan PCA

Fu'adah (2023) merancang sebuah sistem pendukung keputusan berbasis web yang menggunakan pendekatan *Multimoora* untuk mengkategorikan tingkat kerusakan yang disebabkan oleh bencana alam. Hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa pendekatan *Multimoora* pada sistem tersebut memperoleh akurasi sebesar 84%, yang tergolong dalam kategori cukup memadai. Risky (2023) menggunakan SIR dalam SPK untuk menilai tingkat kerusakan pascabencana dan memberikan dukungan kepada tim *surveyor*. Berdasarkan penelitian, presisi 30%, *re-call*, dan *f-measure* yang diperoleh masing-masing sebesar 30%, sementara akurasi hanya mencapai 53,35%, sehingga metode SIR dinilai kurang efektif untuk proses pengambilan keputusan. Junaidi (2019) mengimplementasikan metode *Weighted Product-TOPSIS (WP-TOPSIS)* dalam SPK untuk mendukung rehabilitasi dan rekonstruksi fisik pascabencana. Pengujian dilakukan

menggunakan data dari BPBD Jawa Timur selama tahun 2016 hingga 2018. Dari total 123 data, 105 data memenuhi kriteria, sementara 18 data lainnya tidak layak untuk digunakan. Setelah pengujian, ditemukan 101 data dengan hasil positif dan 4 data negatif. Tingkat *precision* mencapai 96%, *recall* sebesar 85%, *f-measure* 90%, dan akurasi keseluruhan adalah 96%, yang menunjukkan bahwa metode WP-TOPSIS efektif digunakan dalam SPK untuk membantu tin *surveyor*.

Monica & Atmojo., (2023) menggunakan metode AHP dalam SPK untuk memilih *platform cryptocurrency exchange*. Hasil dari penelitian ini bahwa *Binance* adalah *cryptocurrency exchange* yang paling rekomendasi untuk digunakan untuk melakukan investasi karena memperoleh persentase sebesar 35,34%, FTX 28,35%, Houbi Global 18,05%, Gate.io 6,96%, KuCoin 5,76%, dan Indodax 5,55%. Dari hasil perhitungan ini didapatkan dengan menghitung prioritas kriteria dan alternatif. Sukamto et al., (2023) Pengembangan DSS untuk membantu petani cabai dalam memilih pestisida terbaik menggunakan *Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison* (MABAC). Data yang digunakan ada 10 jenis pestisida sebagai alternatif, dan konsentrasi formulasi. Hasil penelitian ini diperoleh untuk tiga pestisida terbaik yaitu Tridex 80 WP, Ziflo 76 WG, dan Cabriotop 60 WG.

Almais et al., (2023) Pelabelan tingkat kerusakan pasca bencana menggunakan PCA dan pengelompokan data. Data yang digunakan 261 data yang mempunyai masing-masing 5 kriteria kerusakan sektor pasca bencana. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa PCA efektif melabeli data kerusakan pasca bencana menjadi tiga kategori: sedikit rusak, rusak sedang, dan rusak parah, dengan

PC1 memiliki nilai *variance* rasio 85,17% dan *eigenvalue* 4,28% dan PC2 memiliki nilai *variance* rasio 9,36% dan *eigenvalue* 0,46% yang menunjukkan PC1 lebih efektif. Almais et al., (2024) kerusakan bangunan pasca bencana dinilai menggunakan integrasi GLCM dan PCA. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi GLCM dengan jarak 0,5 piksel dan PCA berhasil mengelompokkan kerusakan bangunan menjadi tiga kategori: sedikit rusak, rusak sedang, dan rusak parah. PCA dengan GLCM jarak 0,5 lebih akurat, dengan hasil *clustering* lebih mendominasi kategori kerusakan parah dibandingkan dengan jarak 1 piksel.

2.2 Bencana Alam

Bencana merupakan suatu peristiwa atau rangkaian kejadian yang berpotensi mengganggu kehidupan dan penghidupan masyarakat. Penyebabnya bisa berasal dari alam, non-alam, maupun aktivitas manusia, yang sering kali mengakibatkan kerugian besar seperti korban jiwa, kerusakan lingkungan, kehilangan harta benda, serta dampak psikologis yang signifikan (Asy'ari, 2018). Bencana alam adalah ancaman yang tidak terduga dan dapat menyebabkan kerugian besar bagi manusia dan lingkungan sekitarnya. Bencana alam, baik berupa gempa bumi, banjir, maupun tsunami, dapat menyebabkan kerugian baik secara materi maupun non-materi bagi daerah dan masyarakat yang terdampak (Ari Septian et al., 2020).

Menurut Undang-Undang Penanggulangan Bencana Nomor 24 Tahun 2007, bencana digolongkan ke dalam tiga kategori, yaitu:

1. Bencana alam merupakan bencana yang diakibatkan oleh peristiwa atau serangkaian peristiwa yang disebabkan oleh alam antara lain berupa gempa

bumi, tsunami, gunung meletus, banjir, kekeringan, angin topan, dan tanah longsor.

2. Bencana non-alam merupakan bencana yang disebabkan oleh peristiwa atau rangkaian peristiwa non-alam, seperti gagal teknologi, gagal modernisasi, epidemi, dan wabah penyakit.
3. Bencana sosial merupakan bencana yang disebabkan oleh peristiwa atau serangkaian peristiwa yang disebabkan oleh manusia termasuk konflik sosial antar kelompok atau antar komunitas masyarakat, dan teror.

Berbagai peristiwa bencana alam yang terjadi di Indonesia dan berbagai negara lain di dunia, telah menimbulkan sebuah pengalaman tentang upaya respons dan pemulihan bencana. Upaya respons dan pemulihan bencana melibatkan hubungan antara pemerintah dan organisasi-organisasi pemberi bantuan, serta masyarakat (Samad, 2019). Tanggap darurat bencana merupakan serangkaian kegiatan yang dilakukan dengan segera pada saat kejadian bencana untuk menangani dampak buruk yang ditimbulkan, yang meliputi kegiatan penyelamatan dan evakuasi, harta benda, pemenuhan kebutuhan dasar, perlindungan, pengurusan pengungsi, penyelamatan, serta pemulihan prasarana dan sarana.

Dalam siklus penanggulangan bencana, proses rehabilitasi dan rekonstruksi adalah salah satu aspek penting yang harus diperhatikan (Junaidi, 2019). Rehabilitasi merupakan proses pemulihan semua aspek-aspek layanan publik sampai dapat memenuhi kebutuhan masyarakat di wilayah pasca bencana alam dengan mengutamakan pemulihan serta perbaikan agar berbagai aspek kembali ke keadaan semula di kehidupan masyarakat serta pemerintahan seperti sebelum

terkena bencana. Rekonstruksi adalah pembangunan ulang sarana, prasarana, dan kelembagaan pada semua wilayah pasca bencana dengan mengutamakan pengembangan kegiatan, sosial, budaya serta ekonomi³.

2.3 *Decision Support System (DSS)*

Decision Support System (DSS) atau Sistem Pendukung Keputusan (SPK) merupakan suatu sistem yang mampu menyelesaikan masalah maupun mengomunikasikan masalah dengan kondisi yang terstruktur dan tak terstruktur. Yang tidak seorangpun belum diketahui secara pasti bagaimana Keputusan yang seharusnya di buat (Darpi, 2022). DSS merupakan sistem informasi yang berguna untuk membantu manajer sebuah organisasi ataupun individu mengambil keputusan (Widekso et al., 2021). DSS adalah sistem yang berupa model dengan prosedur-prosedur pada pemrosesan data berdasarkan pertimbangannya untuk mencapai suatu penentu keputusan (Limbong & Yanti, 2020).

Menurut Shim et al., (2002) DSS merupakan sistem informasi yang membantu dalam aktivitas pengambilan keputusan yang membutuhkan penilaian, perhitungan, serta urutan tindakan. Sistem ini membantu dalam menyediakan kerangka kerja yang memanfaatkan data, informasi, dan algoritma analisis yang menghasilkan laporan informasi terperinci serta rekomendasi atau solusi dalam mengatasi masalah. Tujuan SPK adalah membantu penggunanya agar keputusan yang diambil dapat lebih tepat dan efektif guna memperkecil resiko kesalahan.

³ Kebijakan Bidang Rehabilitasi & Rekonstruksi Pasca Bencana
<https://web.bpbj.jatimprov.go.id/2017/06/21/kebijakan-bidang-rehabilitasi-rekonstruksi-pasca-bencana/>

Menurut Budi S (2017), DSS dirancang khusus untuk mendukung seseorang yang perlu mengambil keputusan tertentu. Berikut kriteria sistem pendukung keputusan adalah:

- a. Interaktif, DSS memiliki *user interface* yang komunikatif yang memungkinkan pengguna mengakses informasi dengan cepat dan mengambil informasi yang mereka butuhkan.
- b. Fleksibel, DSS memiliki variabel input sebanyak-banyaknya, kemampuan memproses dan memberikan output yang memberikan alternatif keputusan kepada pengguna.
- c. Data Kualitas, DSS dapat menerima data berkualitas kuantitatif dari pengguna yang bersifat subyektif sebagai data masukan untuk pengolahan data.
- d. Prosedur Pakar, DSS berisi prosedur yang dirancang berdasarkan rumusan formal atau juga berupa prosedur seseorang atau sekelompok pakar untuk memecahkan suatu permasalahan dari suatu fenomena tertentu.

DSS terdiri dari tiga komponen yang saling terikat, yaitu sistem bahasa (mekanisme yang memfasilitasi komunikasi antara komponen lain dari sistem pendukung keputusan dan pengguna), sistem pengetahuan (tempat penyimpanan pengetahuan tentang berbagai bidang masalah dalam sistem pendukung keputusan atau sebagai prosedur atau data), dan sistem penanganan masalah (sistem yang menggabungkan dua komponen, yang masing-masing terdiri dari satu atau lebih keterampilan pemecahan masalah umum yang diperlukan dalam proses pengambilan keputusan) (Sumarno & Harahap, 2020).

2.4 Transformasi *Wavelet*

Transformasi *Wavelet*, yang diartikan sebagai “gelombang kecil” memfokuskan energinya dalam periode waktu tertentu. Transformasi ini menghasilkan representasi sinyal dalam domain waktu dan frekuensi. Proses ini melibatkan dekomposisi sinyal menjadi beberapa fungsi dasar yang dikenal sebagai *Wavelet* (Manohar et al., 2015). Transformasi *Wavelet* menjadikan perbaikan dari transformasi *fourier* yang mulai diperkenalkan tahun 1980-an oleh *Morlet* dan *Grossman*. Transformasi *Wavelet* ini menjadikan fungsi matematis untuk merepresentasikan data dan sebagai alternatif transformasi matematika untuk menangani masalah resolusi (Ruswiansari et al., 2016).

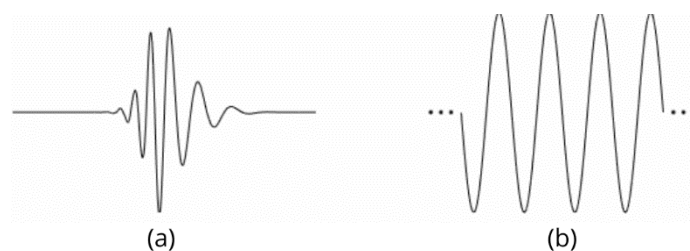
Wavelet merupakan suatu metode ekstraksi fitur suatu sinyal, di mana sinyal asli dibagi menjadi beberapa frekuensi yang berbeda (Huda et al., 2019). Transformasi *Wavelet* meliputi dua rangkaian pengembangan yaitu *Continues Wavelet Transform* (CWT) dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT). DWT yang diturunkan dari *mother wavelet* melalui pergeseran/pergeseran dan skala/dekomposisi. *Mother Wavelet* digunakan dalam transformasi *wavelet*. Karena *mother wavelet* menghasilkan semua fungsi *wavelet* yang digunakan dalam transformasi melalui translasi dan penskalaan, *mother wavelet* juga menentukan sifat-sifat transformasi *wavelet* yang dihasilkan (Sriani et al., 2017).

Transformasi *Wavelet* banyak digunakan dalam pengolahan citra. Ada beberapa jenis transformasi *wavelet*, akan tetapi pada penelitian ini menggunakan DWT. DWT biasanya merupakan suatu gambar menjadi *subband* frekuensi gambar. Komponen *subband* pada transformasi *wavelet* dibentuk dengan

mengurangi tingkat dekomposisi. DWT diimplementasikan dengan cara mengalirkan sinyal melalui filter *low-pass* dan *high-pass*. *Filtering* adalah proses yang digunakan dalam pengolahan sinyal (Gani & Setiyono, 2019). Implementasi DWT dilakukan dengan menggunakan *wavelet* tipe *Daubechies*. Jenis *wavelet* ini dipilih karena dapat digunakan untuk memproses sinyal arus hasil pengukuran asimetris.

Salah satu sistem pemrosesan sinyal yang paling populer untuk mendeteksi kerusakan adalah *Fast Fourier Transform* (FFT). Namun karakteristik FFT menginterpretasikan sinyal dengan frekuensi tertentu menjadi satu medan frekuensi saja. Hal ini membuat sulit untuk membedakan dua sinyal FFT yang digunakan untuk memproses sinyal berbeda. Oleh karena itu, DWT lebih unggul karena frekuensi *sampling* hanya mempengaruhi rentang klasifikasi frekuensi dan tidak diperlukan fungsi normalisasi baik untuk rekonstruksi sinyal dari peralatan pengukuran maupun penskalaan dalam proses transformasi (Cusido et al., 2010).

Gambar 2.1 menunjukkan citra gelombang dan gelombang *wavelet*.



Gambar 2. 1 (a) *Wavelet*, (b) Gelombang (*wave*)

Pada Gambar 2.1 (a) *Wavelet* adalah gelombang yang terlokalisasi atau dibatasi (Sripathi, 2003). Bisa juga disebut gelombang pendek. Sebaliknya, pada

Gambar 2. 1 (b) Gelombang (*wave*) merupakan suatu fungsi yang bergerak naik turun secara periodik dalam ruang dan waktu.

Wavelet juga sering digunakan untuk pembersihan data dan pemrosesan awal sinyal dalam kegiatan pemantauan dan diagnosis kerusakan (Menon et al., 2000). Melalui transformasi *wavelet*, sinyal dapat didekomposisi menjadi kombinasi linier dari unit skala waktu. Proses ini menganalisis dan membagi sinyal asli menjadi beberapa komponen berdasarkan translasi atau pergeseran *mother wavelet* (atau fungsi dasar *wavelet*), sehingga setiap komponen frekuensi terjadi karena perubahan skala dan transisi (Daubechies, 1992). Dekomposisi melalui perataan (*averages*) dan pengurangan (*differences*) memiliki peranan penting dalam pemahaman transformasi *wavelet*. Proses perataan dilakukan dengan menghitung rata-rata dua pasang data menggunakan persamaan 2.1 sebagai berikut (Utami et al., 2022):

$$p = \frac{x + y}{2} \quad (2.1)$$

Pengurangan sebagai berikut:

$$p = \frac{x - y}{\sigma} \quad (2.2)$$

Keterangan:

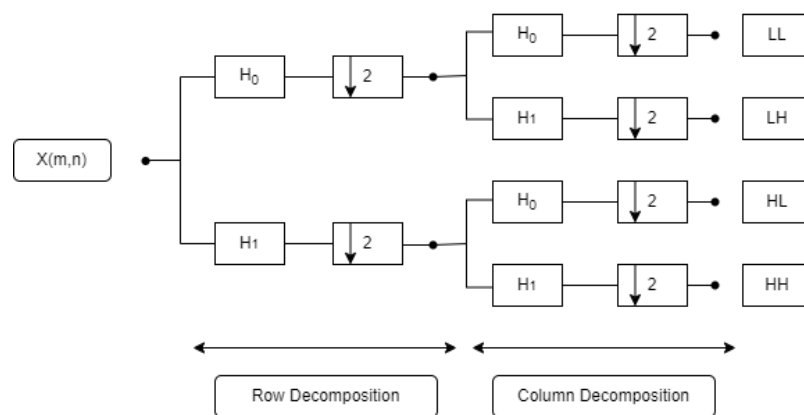
- p = piksel citra digital.
- x = angka pertama pada desimal yang didapatkan.
- y = angka kedua pada desimal yang didapatkan.

Proses dekomposisi ini hanya dilakukan sekali (1 level). Dekomposisi diterapkan pada hasil proses perataan. Hasil dari dekomposisi ini merupakan kombinasi antara hasil perataan dan seluruh hasil pengurangan piksel citra. Dekomposisi dilakukan dalam dua langkah yaitu, tahap pertama dilakukan pada

semua baris, dan tahap kedua proses dekomposisi diterapkan pada arah kolom (Arif Rakhman Hakim, 2012). Pembagian sinyal menjadi frekuensi tinggi dan rendah melalui filter frekuensi tinggi dan rendah disebut sebagai dekomposisi (Terzija, 2006).

Pada citra 2D proses transformasi dilakukan terlebih dahulu pada baris dan dilanjutkan dengan transformasi pada kolom. Untuk citra 2D, dekomposisi dengan cara perataan dan pengurangan sama dengan citra 1D, bedanya proses dekomposisi dilakukan dalam 2 tahap, yaitu:

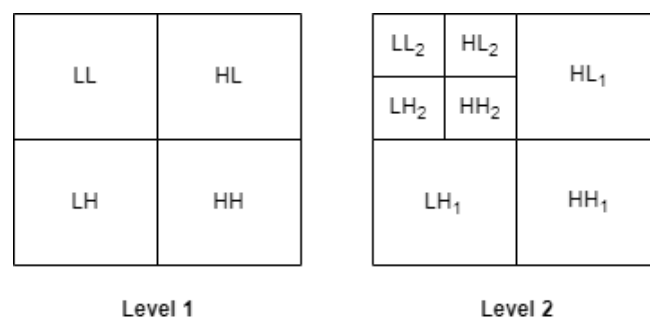
1. Pada tahap pertama, proses dekomposisi dilakukan untuk seluruh baris citra.
2. Pada tahap kedua, hasil dekomposisi pada baris digunakan untuk dekomposisi pada kolom citra.



Gambar 2. 2 Transformasi *wavelet* 2D level 1

Pada Gambar 2.2, LL menunjukkan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses penyaringan *low-pass* yang diikuti oleh *low-pass*. Citra pada bagian ini serupa dan merupakan versi yang lebih halus dari citra asli, sehingga koefisien pada bagian ini sering disebut komponen aproksimasi. LH menunjukkan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses penyaringan *low-pass* dan *high-pass*

berikutnya. Koefisien pada bagian ini menunjukkan citra tepi pada arah horizontal. HL menunjukkan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses *high-pass* dan kemudian dilanjutkan dengan *low-pass*; koefisien pada bagian ini menunjukkan citra tepi pada arah vertikal, dan HH menunjukkan proses yang dimulai dengan *high-pass* dan dilanjutkan dengan *high-pass*, koefisien menunjukkan citra tepi pada arah diagonal. Ketiga komponen LH, HL, dan HH disebut komponen detail.



Gambar 2. 3 Dekomposisi Level 1 dan 2

Proses dekomposisi dimulai dengan melewati sinyal asli melalui filter frekuensi tinggi dan filter frekuensi rendah. Misal sinyal asli memiliki rentang frekuensi mulai 0 sampai π rad/s. Saat melewati filter frekuensi tinggi dan filter frekuensi rendah, rentang frekuensi dibagi menjadi dua bagian sehingga rentang frekuensi tertinggi di setiap oembagian adalah $\pi/2$ rad/s. setelah penyaringan, setengah dari sampel atau *subsampling* dapat dihilangkan menggunakan aturan *Nyquist* (Terzija, 2006). Oleh karena itu, sinyal selalu dapat di-*subsampling* sebesar 2 ($\downarrow 2$) dengan mengabaikan setiap sampel kedua.

Proses dekomposisi ini dapat berlangsung melalui satu atau beberapa tahap. Tahap dekomposisi satu tahap dijelaskan dengan ekspresi matematika pada Persamaan 2.3 dan 2.4:

$$y_{k,tinggi} = \sum_n x_n h_{2k-n} \quad (2.3)$$

$$y_{k,rendah} = \sum_n x_n g_{2k-n} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$y_{k,tinggi}$ = hasil dari *high pass filter*.

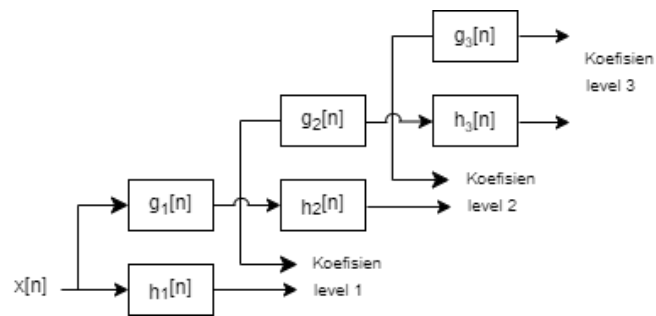
$y_{k,rendah}$ = hasil dari *low pass filter*.

x_n = sinyal asal

h_n = *high pass filter*.

g_n = *low pass filter*.

Untuk dekomposisi dengan lebih dari satu level, prosedur Persamaan 2.3 dan 2.4 dapat diterapkan pada setiap level. Contoh representasi dekomposisi ditunjukkan pada Gambar 2.4 menggunakan dekomposisi tiga level.



Gambar 2. 4 Dekomposisi wavelet 3 level

Dengan menggunakan koefisien DWT, *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT) digunakan untuk merekonstruksi sinyal ke bentuk aslinya, seperti yang dijelaskan dalam Persamaan 2.5.

$$x_n = \sum_k (y_{k,tinggi} h_{2k-n} + y_{k,rendah} g_{2k-n}) \quad (2.5)$$

Proses rekonstruksi merupakan kebalikan dari proses dekomposisi, mengikuti urutan tahapan yang sama. Untuk mendapatkan hasil rekonstruksi

setelah dekomposisi, langkah pertama dimulai dengan menggabungkan koefisien DWT dari akhir dekomposisi menggunakan filter *high-pass* dan *low-pass*.

2.5 *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal Component Analysis (PCA) dan *Clustering* merupakan metode yang sering digunakan untuk mengelompokkan berbagai data berdasarkan kemiripan karakteristik tertentu. Pada penelitian ini, PCA digunakan sebagai wadah untuk menganalisis fitur yang sudah diekstraksi menggunakan GLCM dari data citra bangunan rusak pasca bencana alam. Namun, PCA memiliki keterbatasan dalam mengelola data yang besar, non-linier, dan dinamis, sehingga dibutuhkan fungsi probabilistik tambahan untuk mengatasi masalah tersebut (Almais et al., 2023). Dalam konteks penilaian tingkat kerusakan bangunan pasca bencana, PCA diterapkan untuk memproses data kerusakan yang telah dianalisis dan memiliki nilai untuk setiap kriteria, seperti kondisi dan struktur bangunan (Almais et al., 2023). PCA juga membantu dalam mengekstraksi komponen utama yang paling mempengaruhi variasi dalam data, kemudian dari komponen utama tersebut dapat dilakukan proses *clustering* untuk mengidentifikasi pola kerusakan bangunan pasca bencana alam (Moya et al., 2019).

Pada penelitian ini, *clustering* diterapkan untuk mengelompokkan data citra bangunan ke dalam kategori tertentu berdasarkan hasil analisis yang diperoleh dari PCA. Dengan demikian, *clustering* dapat mengelompokkan data citra bangunan yang rusak ke dalam beberapa kategori tingkat kerusakan seperti rusak ringan, rusak sedang, atau rusak berat (Almais et al., 2023). *Clustering* ini sangat membantu dalam proses analisis karena memudahkan pengambilan keputusan

terkait prioritas perbaikan bangunan dan alokasi sumber daya pada tahap rekonstruksi pasca bencana. Data yang diproses oleh PCA dan *clustering* dapat divisualisasikan dalam bentuk grafik 2D atau 3D, yang sangat membantu dalam menunjukkan distribusi bangunan yang rusak. 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 dalam melakukan PCA:

1. Menyiapkan Data

Data yang digunakan adalah hasil penilaian *surveyor* terhadap tingkat kerusakan bangunan setelah terjadinya bencana alam di Kota Malang.

2. Normalisasi Data

Proses normalisasi bertujuan untuk menyesuaikan data agar sesuai dengan standar yang diperlukan oleh PCA. Menurut Susilo et al., (2020) standar data PCA mengharuskan setiap data memiliki derajat atau nilai yang seragam dan seimbang. Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fitur memiliki skala yang setara, sehingga tidak ada fitur yang mendominasi hanya karena perbedaan skala, dilakukan dengan mengurangi *mean* dan membagi dengan standar deviasi dari setiap fitur, sebagai berikut:

$$x_{norm} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.6)$$

Keterangan:

x_{norm} = data yang dinormalisasi.

x = data asli.

μ = *mean* dari data.

σ = standar deviasi dari data.

3. Penentuan Rasio Varians dan Nilai *Eigen*

Penentuan rasio varians dan nilai *eigen* merupakan langkah penting dalam analisis komponen utama (PCA) untuk memahami pola dan hubungan dalam data. Pada tahap ini, matriks kovariansi digunakan untuk menggambarkan bagaimana dua variabel berkorelasi atau berubah bersama, sehingga dapat membantu mengidentifikasi arah dan besarnya variasi data. Dengan menghitung varians untuk setiap komponen, kita bisa mengetahui seberapa besar kontribusi masing-masing komponen utama dalam menjelaskan distribusi data. Nilai *eigen* yang diperoleh dari matriks kovariansi merepresentasikan varians di sepanjang setiap komponen utama, sementara rasio varians menunjukkan proporsi kontribusi setiap komponen terhadap total variasi dalam data, sebagai berikut:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1} \quad (2.7)$$

Keterangan:

s^2	= varians sampel.
x_i	= nilai individu setiap data.
μ	= <i>mean</i> dari setiap dat.
n	= jumlah sampel.

4. Memilih Komponen Utama (PC)

Memilih komponen utama (PC) berdasarkan besarnya variansi yang dijelaskan. Memilih sejumlah kecil komponen yang menjelaskan sebagian besar variansi dalam data, sebagai berikut: pilih k *eigenvector* terbesar berdasarkan *eigenvalue*. Menurut penelitian Gu (2019) penentuan jumlah komponen utama dalam PCA adalah sebuah proses penting karena dapat memengaruhi akurasi dari suatu kumpulan data.

$$data_{PCA} = x_{norm} \cdot eigenvector_subset \quad (2.8)$$

Keterangan:

x_{norm} = data yang telah dinormalisasi.
eigenvector_subset = subset dari *eigenvector* yang dipilih.

5. Membuat Visualisasi

Visualisasi memainkan peran penting dalam menggambarkan hasil, terutama dalam analisis PCA. Pada penelitian ini memvisualisasikan data dalam ruang 2D dan 3D untuk melihat pola atau kluster dalam data.

6. Membuat Rentang Nilai

Rentang nilai atau *bins* adalah interval yang membagi rentang data menjadi beberapa bagian. Penelitian ini membuat rentang nilai dari hasil PC.

7. Mengelompokkan Data

Clustering adalah metode pembelajaran yang mengelompokkan data yang tidak diawasi menjadi beberapa kelompok data yang homogen. Dalam penelitian ini, *clustering* diterapkan pada data titik koordinat PC berdasarkan rentang nilai yang telah ditentukan.

8. Menampilkan Data Hasil PCA dan Validasi

Hasil adalah suatu nilai yang telah melalui proses, sedangkan validasi bertujuan untuk mengevaluasi kebenaran hasil tersebut. Validasi menjadi faktor penting dalam menilai apakah hasil yang diperoleh memenuhi persyaratan yang telah ditetapkan. Di bawah ini merupakan langkah-langkah memvalidasi hasil:

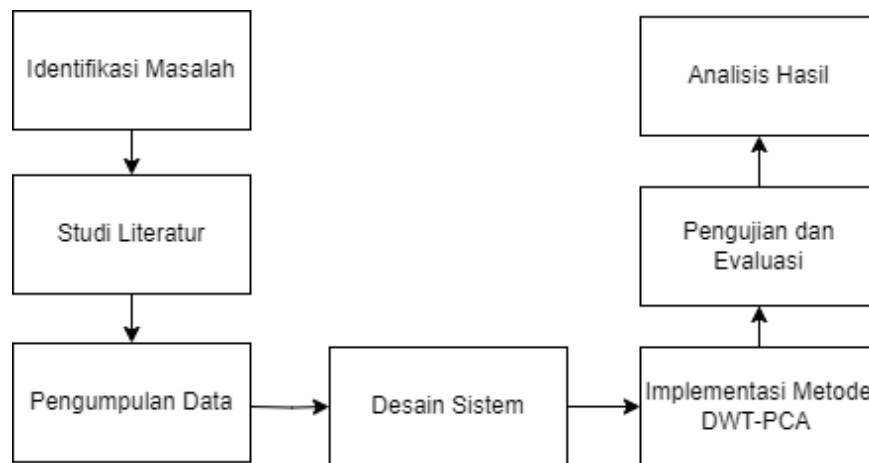
- a. Visualisasikan data hasil PCA 2D dan 3D yaitu PC1 dan data PC2.
- b. Visualisasikan 2D hasil data target asli yang telah lolos validasi *surveyor*.
- c. Visualisasikan hasil 2D PC1 dengan data target asli.
- d. Visualisasikan hasil 2D PC2 dengan data target asli.

- e. Membandingkan hasil visualisasi 2D dari PC1 berdasarkan dengan data target asli dengan PC2 berdasarkan target asli.

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

Pada Gambar 3.1 di bawah ini Gambar 3.1 ini menunjukkan beberapa tahapan penelitian Implementasi Transformasi *Wevelet* – PCA dalam mengelompokkan kerusakan bangunan pasca bencana alam secara umum dapat dilihat dalam bentuk diagram blok yang dijabarkan.



Gambar 3. 1 Diagram Blok Tahapan Penelitian

3.1 Identifikasi Masalah

Pemerintah memiliki tanggung jawab dalam upaya rehabilitasi dan rekonstruksi pascabencana, yang diwujudkan melalui pembentukan Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) dan Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD). Kedua lembaga tersebut memiliki peran yang berbeda, di mana BNPB menangani bencana di tingkat provinsi, sementara BPBD berfokus pada tingkat daerah. Meskipun BPBD berada di bawah naungan Kementerian Dalam Negeri, secara teknis operasionalnya tetap berkoordinasi dengan BNPB. Keduanya

memiliki tugas utama yang serupa, yaitu menilai tingkat kerusakan wilayah yang terdampak bencana sesuai dengan lingkup kewenangan masing-masing.

Penelitian ini mengacu pada salah satu lembaga BPBD, yaitu BPBD Kota Malang. Lembaga tersebut memiliki tim yang penilai atau asesor yang bertugas untuk mengevaluasi tingkat kerusakan bangunan setelah bencana terjadi. Namun, proses penilaian yang dilakukan belum didasarkan pada kriteria penilaian yang baku, melainkan masih bersifat subjektif dan berdasarkan estimasi. Akibatnya, hasil penilaian sering kali kurang akurat karena perbedaan perspektif antar penilai saat melakukan evaluasi.

3.2 Studi Literatur

Dalam menyusun studi literatur, peneliti mengacu pada berbagai penelitian yang relevan. Studi-studi tersebut mencakup beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode serupa tetapi diterapkan pada kasus berbeda, serta penelitian yang menggunakan objek yang sama tetapi dengan pendekatan metode yang berbeda. Literatur yang digunakan oleh peneliti dirancang untuk tetap selaras dengan metode dan objek penelitian yang sedang dilakukan.

3.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan data sekunder, yang terdiri dari 9 gambar yang diambil oleh tim *surveyor* BPBD Kota Malang. Data sekunder ini mencakup dokumentasi visual yang menggambarkan kondisi bangunan setelah terjadi bencana alam. Gambar-gambar tersebut diambil di lokasi-lokasi yang berbeda dan menunjukkan berbagai jenis

kerusakan yang dialami oleh bangunan, seperti retakan, keruntuhan, dan deformasi struktural. Proses pengambilan gambar dilakukan oleh tim *surveyor* yang terlatih, yang memiliki pengalaman dalam melakukan penilaian kerusakan pasca-bencana. Setiap gambar diambil dengan memperhatikan sudut pandang yang berbeda untuk memastikan bahwa semua aspek kerusakan dapat terlihat dengan jelas. Selain itu, setiap gambar dilengkapi dengan informasi tambahan, seperti lokasi, jenis bangunan, dan tingkat kerusakan yang diamati, yang akan membantu dalam analisis lebih lanjut.

Data sekunder ini sangat penting karena memberikan wawasan yang berharga mengenai dampak bencana alam terhadap infrastruktur di Kota Malang. Dengan menggunakan gambar-gambar tersebut, peneliti dapat melakukan analisis lebih mendalam mengenai pola kerusakan, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang mungkin berkontribusi terhadap tingkat kerusakan yang terjadi. Selain itu, data ini juga berfungsi sebagai dasar untuk perbandingan dengan data lain yang mungkin diperoleh dari sumber yang berbeda, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kondisi bangunan pasca-bencana.

Dengan demikian, pengumpulan data melalui gambar-gambar yang diambil oleh tim *surveyor* BPBD Kota Malang menjadi langkah awal yang krusial dalam penelitian ini, yang akan mendukung analisis dan penilaian lebih lanjut mengenai kerusakan bangunan akibat bencana alam.

Tabel 3. 1 Gambar Alternatif Tingkat Kerusakan Bangunan

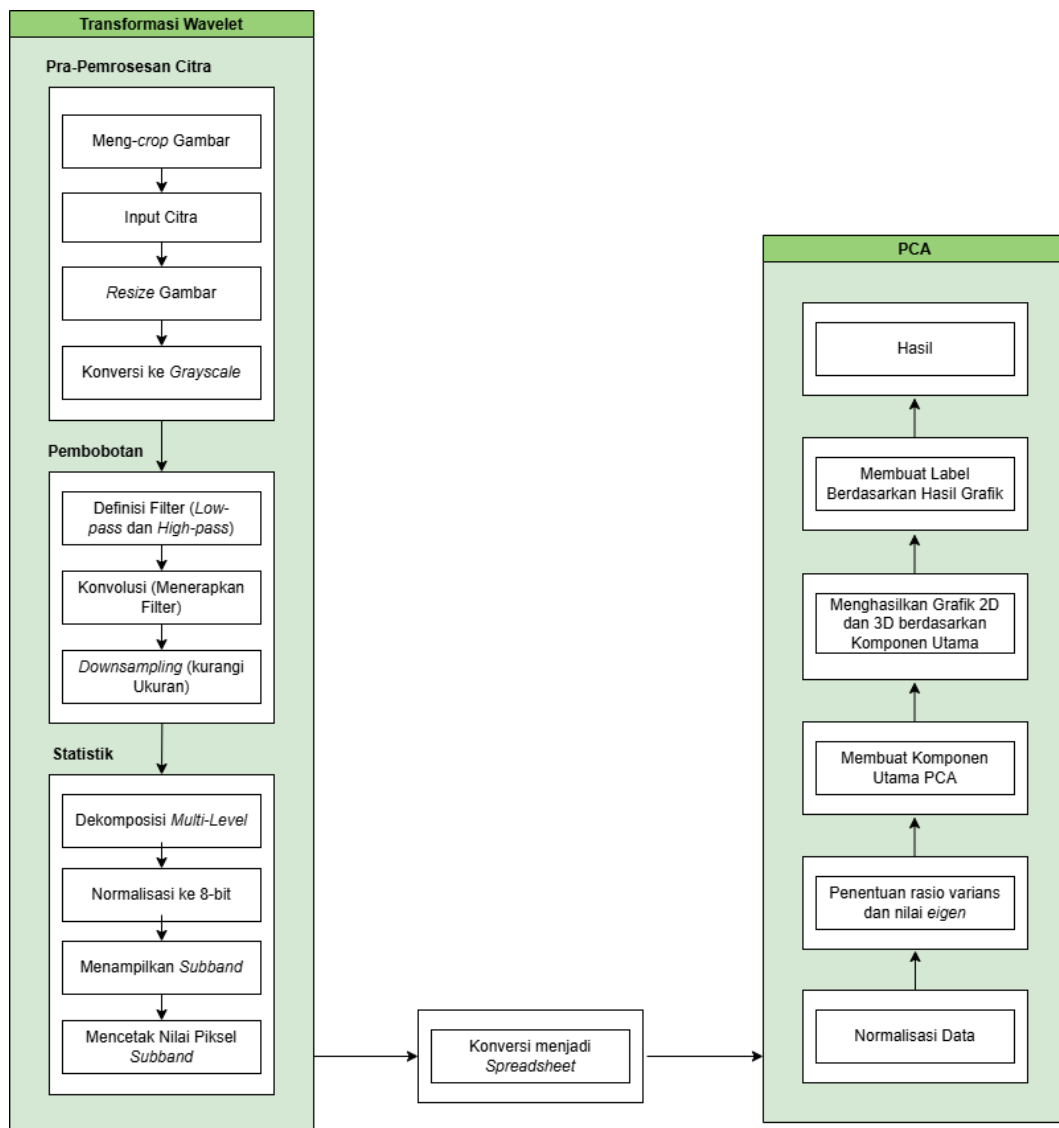
Gambar	Label Alternatif
	Rusak Ringan
	Rusak Sedang
	Rusak Berat

Jumlah kelas yang ada pada data yang diperoleh ada 3 kelas, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Semua kelas ini digunakan dalam penelitian

ini untuk mengelompokkan tingkat kerusakan bangunan. Label alternatif yang digunakan adalah sebagai berikut: rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Dengan data sekunder, penelitian ini dapat memberikan analisis kerusakan bangunan pasca bencana alam yang lebih akurat dan komprehensif. Data sekunder dari BPBD Kota Malang akan menjadi fokus analisis. Bencana, kerusakan akibat bencana, dan upaya yang dilakukan di wilayah terdampak bencana.

3.4 Desain Sistem

Pada sub bab ini menggambarkan alur proses Transformasi *Wavelet* dan PCA dalam pengolahan citra digital. Tahapan ini mencakup langkah-langkah awal dalam pemrosesan citra seperti meng-*crop*, mengubah ukuran, konversi *grayscale* dan penerapan filter, sampai pada tahap akhir yang melibatkan analisis komponen utama untuk menghasilkan hasil akhir dalam bentuk grafik dan label. Desain pada Gambar 3.2 ini memberikan gambaran komprehensif mengenai hubungan antara proses transformasi *wavelet* dengan analisis komponen utama dalam konteks pengolahan data citra.



Gambar 3. 2 Desain Sistem

Berikut adalah tahapan implementasi metode Transformasi *Wavelet* dan PCA:

1. Pra-Pemrosesan Citra: Pada tahap pra-pemrosesan citra, langkah pertama yang dilakukan adalah memfokuskan pada area yang mengalami kerusakan dengan cara melakukan memotong (*crop*) gambar secara manual. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan bagian-bagian gambar yang tidak relevan, sehingga

analisis dapat lebih terfokus pada area yang menjadi objek studi. Setelah gambar dipotong, citra tersebut kemudian di input ke dalam sistem untuk diubah ukurannya (*resize*) menjadi 128x128 piksel. Ukuran ini dipilih untuk menyederhanakan komputasi dan memastikan konsistensi dalam analisis yang akan dilakukan. Selanjutnya, gambar yang telah diubah ukurannya dikonversi ke format *grayscale* untuk mengurangi kompleksitas data, karena informasi warna tidak signifikan dalam analisis *wavelet*. Dengan menggunakan citra *grayscale*, analisis lebih fokus pada struktur dan pola citra.

2. Pembobotan: Setelah gambar diubah menjadi *grayscale*, proses pembobotan dilakukan dengan menggunakan filter *low-pass* dan *high-pass*. Pada tahap ini, konvolusi diterapkan pada gambar untuk mengekstraksi fitur-fitur tertentu. Konvolusi ini memungkinkan penerapan filter untuk mendeteksi elemen-elemen seperti tepi dan tekstur gambar. Setelah konvolusi, gambar mengalami *downsampling*, yaitu proses pengurangan ukuran untuk mengurangi dimensi gambar sambil tetap mempertahankan informasi penting. *Downsampling* dilakukan untuk menyederhanakan representasi data sehingga lebih efisien dalam proses selanjutnya.
3. Statistika: Tahap statistik mencakup dekomposisi *multi-level* dari gambar menggunakan *wavelet*. Gambar didekomposisi menjadi beberapa *subband* yang berbeda, yaitu LL (*low-low*), LH (*low-high*), HL (*high-low*), dan HH (*high-high*). *Subband* LL mengandung informasi frekuensi rendah yang mewakili struktur dasar atau kontur dari gambar, sementara LH, HL, dan HH menyimpan detail frekuensi tinggi. Setiap *subband* ini memberikan berbagai informasi yang

nantinya dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut. Setelah proses dekomposisi, matriks *subband* dinormalisasi ke format 8-bit untuk memudahkan visualisasi dan analisis lebih lanjut. Informasi dari setiap *subband* kemudian diekstraksi dan dikonversi ke dalam format *spreadsheet* untuk digunakan pada tahap analisis PCA.

4. Normalisasi Data: Normalisasi data adalah langkah pertama dalam PCA *Clustering*. Pada tahap ini, data diubah sehingga setiap fitur dalam *dataset* memiliki rata-rata nol dan varians satu. Proses ini penting untuk memastikan bahwa semua fitur diperlakukan sama oleh algoritma PCA, menghindari bias terhadap fitur dengan skala lebih besar. Data yang dihasilkan oleh setiap *subband* hanya dipilih dua yaitu LL dan LH untuk dilakukan analisis PCA. *Subband* LL dan LH kemudian dikombinasi menjadi satu (1D) dan dilakukan normalisasi. Normalisasi dilakukan dengan mengurangi rata-rata setiap fitur dari nilai aslinya dan kemudian membaginya dengan standar deviasi fitur tersebut.
5. Penentuan Rasio Varians dan Nilai *Eigen*: Setelah data dinormalisasi, langkah selanjutnya adalah menghitung rasio varians dan nilai *eigen*. Matriks kovarians dihitung dari data yang dinormalisasi untuk melihat bagaimana fitur-fitur saling berkorelasi. *Eigenvector* dan *eigenvalue* dihitung untuk menentukan arah varians terbesar. Rasio varians dijelaskan oleh setiap komponen utama dihitung untuk menentukan seberapa besar informasi yang dijelaskan oleh masing-masing komponen

6. Membuat Komponen Utama PCA: Berdasarkan nilai *eigen*, komponen utama (*principal component*) dihitung. Komponen-komponen ini mewakili varians terbesar dalam data dan merupakan fitur terpenting yang menjelaskan variasi dalam data.
7. Menghasilkan Grafik 2D dan 3D Berdasarkan Komponen Utama: Setelah komponen utama ditentukan, data dapat diproyeksi ke dalam ruang komponen utama untuk visualisasi. Grafik 2D dan 3D yang dihasilkan berdasarkan komponen utama ini memudahkan dalam mengidentifikasi pola atau *cluster* dalam data. Visualisasi ini sering digunakan untuk melihat struktur internal data yang tidak terlihat dalam ruang fitur asli.
8. Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafik: Berdasarkan visualisasi grafik 2D atau 3D dari komponen utama, label dapat dibuat untuk mengelompokkan data. Label ini bisa berasal dari pola atau *cluster* yang terlihat dalam grafik. Proses ini membantu dalam pengelompokan atau pengenalan pola dalam data, di mana data yang serupa dikelompokkan ke dalam kelompok yang sama. Dalam penelitian ini, gambar dikelompokkan berdasarkan tingkat kerusakan (ringan, sedang, berat) yang dihasilkan dari visualisasi PCA.
9. Hasil: Langkah akhir dari PCA adalah mendapatkan hasil akhir dari proses analisis, yang melibatkan pengurangan dimensi data tanpa kehilangan informasi yang signifikan. Data hasil PCA digunakan untuk pengelompokan dan analisis lanjutan, khususnya dalam hal kerusakan bangunan pasca bencana.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Uji Coba Sistem

Penelitian ini berhasil membangun sistem berbasis metode Transformasi *Wavelet* – PCA yang mampu menghasilkan data perhitungan dari citra kerusakan bangunan pasca bencana. Salah satu dari ke-9 data gambar. Sebelum dilakukan perhitungan, citra tersebut dianalisis melalui beberapa tahap untuk memastikan hasil akurat. Data citra yang diterapkan dalam sistem ini bersumber dari dokumentasi visual kerusakan bangunan yang diperoleh dari BPBD Kota Malang. Citra-citra tersebut merupakan dokumentasi kerusakan bangunan yang terjadi setelah bencana selama beberapa tahun terakhir. Data asli dari BPBD dianalisis oleh peneliti untuk digunakan sebagai data uji dalam pengembangan dan pengujian sistem.

4.2 Hasil Uji Coba

Pada sub bab ini menjelaskan langkah-langkah transformasi *wavelet* dan PCA:

4.2.1 Pra-Pemrosesan Citra

Langkah pertama yang dilakukan adalah memotong (*crop*) gambar secara manual untuk memfokuskan pada area yang relevan, seperti area yang mengalami kerusakan. Setelah proses pemotongan dilakukan, gambar tersebut dimasukkan ke dalam sistem menggunakan fungsi *imread()* untuk membaca citra yang telah

dipotong. Gambar yang diambil bisa dalam format warna seperti RGB, CMYK, atau format lainnya, di sini menggunakan Untuk memastikan proses dekomposisi *wavelet* berjalan dengan baik, ukuran gambar perlu di standarisasi. Oleh karena itu, setelah gambar dibaca, gambar tersebut diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel menggunakan fungsi `cv.resize()` dengan interpolasi kubik. Ukuran gambar yang lebih kecil memungkinkan proses dekomposisi menjadi lebih efisien dalam hal waktu dan memori yang digunakan. Jika ukuran gambar terlalu besar, proses dekomposisi dapat menjadi lambat dan memakan banyak sumber daya.

Setelah di-*resize*, gambar tersebut dikonversi ke skala abu-abu menggunakan fungsi `cv.cvtColor()`. Konversi ini penting karena gambar *grayscale* menyederhanakan informasi menjadi satu kanal intensitas piksel (0 hingga 255), yang lebih mudah dianalisis dibandingkan gambar berwarna yang memiliki tiga kanal (*Red, Green, Blue*). Gambar 4.1 di bawah ini menunjukkan proses citra sebelum dan setelah di-*crop*. Dan Gambar 4.2 menunjukkan citra yang telah dipotong kemudian di-*resize* dan dikonversi ke skala abu-abu.



Gambar 4. 1 Perbedaan Gambar Sebelum dan Setelah di-*crop*



Gambar 4. 2 Hasil *Resize* dan Konversi ke *Grayscale*

Untuk melakukan tahapan pra-pemrosesan citra dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
// Muat data input (gambar) menggunakan fungsi imread
gambar = LOAD_IMAGE('4.jpeg')

// Mengubah ukuran gambar menjadi 128x128 piksel menggunakan
interpolasi kubik
gambar_128 = cv.resize(gambar, (128, 128),
interpolation=cv.INTER_CUBIC)

// Konversi gambar menjadi skala abu-abu menggunakan fungsi
cvtColor
gambar_abu = cv.cvtColor(gambar_128, cv.COLOR_BGR2GRAY)
```

4.2.2 Pembobotan

Langkah selanjutnya adalah mendefinisikan filter *low-pass* dan *high-pass* yang digunakan dalam proses konvolusi. Filter *low-pass* didefinisikan sebagai [0.5,

0.5] dan filter *high-pass* sebagai [-0.5, 0.5]. Filter *low-pass* berfungsi untuk menangkap informasi frekuensi rendah atau detail kasar dari gambar, sedangkan filter *high-pass* digunakan untuk menangkap detail frekuensi tinggi atau tepi gambar.

Setelah filter didefinisikan, gambar mengalami proses konvolusi dengan menggunakan fungsi ***konvolusi()*** yang telah didefinisikan sebelumnya. Konvolusi ini dilakukan baik pada baris maupun kolom gambar untuk mengekstraksi fitur tertentu. *Padding* tidak ditambahkan dalam proses ini agar hasil konvolusi memiliki ukuran yang lebih kecil dari gambar aslinya dan untuk menghindari artefak di tepi gambar. Setelah konvolusi, dilakukan *downsampling* menggunakan fungsi ***downSampleRow()*** dan ***downSampleColumn()*** untuk mengurangi ukuran gambar dengan mengambil setiap elemen ke-2 dari hasil konvolusi. Proses *downsampling* ini dilakukan untuk mengurangi jumlah data yang perlu diproses pada tahap selanjutnya, sehingga menghasilkan gambar yang lebih kecil namun tetap mewakili informasi penting.

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

```
// Langkah 1: Mendefinisikan filter low-pass dan high-pass
low_filter = [0.5, 0.5]
high_filter = [-0.5, 0.5]

// Langkah 2: Fungsi konvolusi tanpa menambahkan padding
FUNGSI konvolusi(gambar, kernel, sumbu):
    JIKA sumbu == 'row':
```

```

        hasil = ARRAY_NOL((gambar.TINGGI, gambar.LEBAR -
PANJANG(kernel) + 1))

        UNTUK tiap baris DALAM hasil:

            UNTUK tiap kolom DALAM hasil[baris]:

                hasil[baris, kolom] = DOT_PRODUCT(gambar[baris,
kolom:kolom+PANJANG(kernel)], kernel)

        LAIN:

            hasil = ARRAY_NOL((gambar.TINGGI - PANJANG(kernel) + 1,
gambar.LEBAR))

            UNTUK tiap baris DALAM hasil:

                UNTUK tiap kolom DALAM hasil[baris]:

                    hasil[baris, kolom] =
DOT_PRODUCT(gambar[baris:baris+PANJANG(kernel), kolom], kernel)

        RETURN hasil

// Langkah 3: Fungsi downsampling
FUNGSI downsample_row(array):

    RETURN array[:, :2]

FUNGSI downsample_column(array):

    RETURN array[:, ::2]

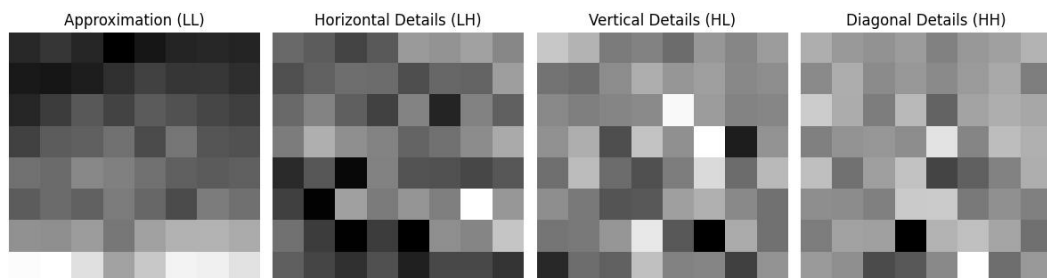
```

4.2.3 Statistik

Proses dekomposisi dilakukan dengan menggunakan fungsi *dekomposisi()* untuk menghasilkan empat *subband*, yaitu LL, LH, HL, dan HH. *Subband* LL mewakili aproksimasi (frekuensi rendah), sedangkan *subband* LH, HL, dan HH

masing-masing mewakili detail horizontal, vertikal, dan diagonal dari gambar. Setiap level dekomposisi terdiri dari konvolusi dan *downsampling*, sehingga informasi gambar dapat dipisahkan menjadi komponen yang lebih terperinci. Setelah proses dekomposisi selesai, hasilnya dinormalisasi agar berada dalam rentang 0 hingga 255, yang sesuai dengan representasi gambar 8-bit, menggunakan fungsi ***normalize_8bit()***. Hal ini dilakukan agar hasil dekomposisi dapat divisualisasikan dan dianalisis sebagai gambar standar yang mudah dipahami.

Setelah itu, *subband* yang telah dihasilkan ditampilkan menggunakan fungsi ***plt.imshow()*** untuk menampilkan *subband* LL, LH, HL, dan HH, sehingga dapat dianalisis secara visual. Pada Gambar 4.3 di bawah ini menunjukkan hasil representasi visual dari dekomposisi *wavelet* level 4.



Gambar 4. 3 Hasil Dekomposisi *Wavelet* Level 4

Selain itu, hasil dekomposisi dari citra *grayscale* yang telah diproses menghasilkan nilai matriks untuk setiap *subband*, yaitu LL, LH, HL, dan HH dicetak menggunakan fungsi ***print()*** untuk memudahkan analisis lebih lanjut. Proses dekomposisi dilakukan hingga 4 level untuk mendapatkan representasi informasi frekuensi rendah dan tinggi dari citra. Hasil *subband* ini juga disimpan dalam file Excel menggunakan fungsi ***save_to_excel()***. Penyimpanan hasil ke

dalam file *spreadsheet* bertujuan untuk memudahkan analisis lebih lanjut atau pelaporan hasil penelitian, di mana setiap *subband* disimpan pada lembar terpisah dalam file Excel. Pada Tabel di bawah ini menunjukkan hasil ekstraksi nilai matriks dari masing-masing *subband*.

Tabel 4. 1 Tabel Matriks LL (*Aproximation*)

LL	0	1	2	3	4	5	6	7
1.	41	54	38	0	22	37	39	37
2.	25	22	29	48	66	54	55	46
3.	38	61	88	67	91	82	70	63
4.	66	92	96	113	75	118	85	82
5.	113	107	136	128	113	96	91	96
6.	92	107	97	124	103	75	124	112
7.	145	143	156	119	161	178	179	171
8.	252	255	224	162	200	243	240	226

Tabel 4. 2 Tabel Matriks LH (*Horizontal Details*)

LH	0	1	2	3	4	5	6	7
1.	105	92	68	89	154	147	161	135
2.	80	98	110	108	78	103	100	158
3.	105	132	95	65	131	37	130	96
4.	124	175	143	131	100	113	140	170
5.	42	87	8	130	83	81	71	87
6.	64	2	160	123	149	127	255	151
7.	113	60	1	60	0	143	133	197
8.	95	69	49	80	33	72	72	52

Tabel 4. 3 Tabel Matriks HL (*Vertical Details*)

HL	0	1	2	3	4	5	6	7
1.	199	180	123	130	108	151	134	156
2.	115	109	141	174	150	159	136	142
3.	137	127	133	138	249	156	132	134
4.	145	174	78	196	144	255	29	148
5.	11	188	108	80	125	218	108	185
6.	142	122	84	88	159	176	137	114
7.	117	122	150	232	88	0	171	114
8.	41	109	97	192	130	133	64	148

Tabel 4. 4 Tabel Matriks HH (*Diagonal Details*)

HH	0	1	2	3	4	5	6	7
1.	174	153	146	156	129	152	160	180
2.	138	173	139	152	138	155	169	126
3.	204	172	125	185	99	163	174	167
4.	128	148	151	141	227	133	189	176

HH	0	1	2	3	4	5	6	7
5.	191	113	159	194	68	96	130	174
6.	142	140	128	202	203	121	144	128
7.	125	162	160	0	189	192	165	112
8.	154	143	75	88	137	255	110	153

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

```
// Langkah 4: Fungsi dekomposisi untuk 4 level dengan
downsampling
FUNGSI dekomposisi(img, kernell1, kernel2, levels=4):
    UNTUK _ DALAM range(levels):
        konvolusi1 = konvolusi(img, kernell1, sumbu='row')
        downsample1 = downsample_column(konvolusi1)
        konvolusi2 = konvolusi(downsample1, kernel2,
sumbu='column')
        img = downsample_row(konvolusi2)
    RETURN                                     normalize_8bit(img)

// Langkah 6: Melakukan dekomposisi 4-level untuk subband LL, LH,
HL, HH
LL = dekomposisi(gambar_abu, low_filter, low_filter, levels=4)
LH = dekomposisi(gambar_abu, low_filter, high_filter, levels=4)
HL = dekomposisi(gambar_abu, high_filter, low_filter, levels=4)
HH = dekomposisi(gambar_abu, high_filter, high_filter, levels=4)

// Langkah 5: Fungsi normalisasi untuk representasi 8-bit
LL = normalize_8bit(LL)
LH = normalize_8bit(LH)
```

```

HL = normalize_8bit(HL)
HH = normalize_8bit(HH)

// Tampilkan subband LL, LH, HL, dan HH
PRINT("Matrix LL (Aproksimasi):", LL)
PRINT("Matrix LH (Detail Horizontal):", LH)
PRINT("Matrix HL (Detail Vertikal):", HL)
PRINT("Matrix HH (Detail Diagonal):", HH)

// Menyimpan hasil ke dalam file Excel
FUNGSI save_to_excel(LL, LH, HL, HH, nama_file):
    DENGAN pd.ExcelWriter(nama_file) SEBAGAI penulis:
        KONVERSI_KE_DATAFRAME(LL).TULIS_KE_EXCEL(penulis, 'LL')
        KONVERSI_KE_DATAFRAME(LH).TULIS_KE_EXCEL(penulis, 'LH')
        KONVERSI_KE_DATAFRAME(HL).TULIS_KE_EXCEL(penulis, 'HL')
        KONVERSI_KE_DATAFRAME(HH).TULIS_KE_EXCEL(penulis, 'HH')

// Simpan hasil dekomposisi wavelet ke dalam file Excel
save_to_excel(LL, LH, HL, HH, 'wavelet_output.xlsx')

```

4.2.4 Normalisasi Data

Proses normalisasi data adalah langkah pertama dalam penerapan PCA setelah memperoleh *subband* LL dan LH. Pada proses ini, seluruh elemen dalam *subband* dikombinasikan menjadi satu *dataset*, kemudian dinormalisasi menggunakan fungsi $(\text{subbands_combined} - \text{np.mean(subbands_combined)}) / \text{np.std(subbands_combined)}$, di mana setiap elemen pada data *subband* dikurangi dengan rata-rata seluruh elemen dengan fungsi $(\text{np.mean(subbands_combined)})$

dan dibagi dengan standar deviasinya dengan fungsi `(np.std(subbands_combined))`, sehingga memiliki nilai rata-rata 0 dan standar deviasi 1. Normalisasi ini dilakukan untuk memastikan data berada pada rentang yang sama, sehingga memudahkan PCA untuk menemukan komponen utama yang signifikan. Hasil normalisasi ditampilkan menggunakan fungsi `print()` untuk memberikan gambaran distribusi data setelah dinormalisasi.

Hasil normalisasi ini berdasarkan data yang telah dikombinasikan yaitu LL dan LH menjadi 1D sebagai berikut.

```
Normalized Data:
[-1.127014 -0.890883 -1.181506 -1.871735 -1.472128 -1.19967  -
 1.163342
 -1.19967  -1.417637 -1.472128 -1.344981 -0.999867 -0.672916 -
 0.890883
 -0.872719 -1.036195 -1.181506 -0.763736 -0.27331  -0.654752 -
 0.218818
 -0.382294 -0.600261 -0.727408 -0.672916 -0.200654 -0.127999
 0.180788
 -0.509441  0.271607 -0.327802 -0.382294  0.180788  0.071804
 0.598558
  0.453246  0.180788 -0.127999 -0.218818 -0.127999 -0.200654
 0.071804
 -0.109835  0.380591 -0.000851 -0.509441  0.380591  0.162624
 0.762033
  0.725705  0.961836  0.289771  1.052656  1.361442  1.379606
 1.234295
```

```

2.705572 2.760063 2.196982 1.070819 1.761048 2.542096
2.487605
2.23331 0.035476 -0.200654 -0.636588 -0.255146 0.925508
0.798361
1.052656 0.580394 -0.418621 -0.091671 0.126296 0.089968 -
0.454949
-0.000851 -0.055343 0.998164 0.035476 0.525902 -0.146163 -
0.69108
0.507738 -1.19967 0.489574 -0.127999 0.380591 1.30695
0.725705
0.507738 -0.055343 0.180788 0.671213 1.216131 -1.10885 -
0.291474
-1.726423 0.489574 -0.36413 -0.400458 -0.582097 -0.291474 -
0.709244
-1.835407 1.034492 0.362427 0.834689 0.435082 2.760063
0.871016
0.180788 -0.7819 -1.853571 -0.7819 -1.871735 0.725705
0.544066
1.706556 -0.146163 -0.618424 -0.981703 -0.418621 -1.272325 -
0.563933
-0.563933 -0.927211]

```

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

```

// Langkah 1: Normalisasi Data

data_subband = [LL.flatten(), LH.flatten(), HL.flatten(),
HH.flatten()]

```

```
gabungan_subband = GABUNG(data_subband, SECARA_HORIZONTAL)

mean_data = HITUNG_MEAN(gabungan_subband)

std_dev_data = HITUNG_STD(gabungan_subband)

data_normalisasi = (gabungan_subband - mean_data) / std_dev_data
```

4.2.5 Penentuan Rasio Varians dan Nilai *Eigen*

Tahap selanjutnya adalah menentukan rasio varians dan nilai *eigen* untuk masing-masing komponen utama (*principal component*) yang dihasilkan oleh PCA. Varians ini menunjukkan seberapa banyak informasi atau variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh masing-masing komponen utama. Rasio varians dihitung menggunakan fungsi ***pca.explained_variance_ratio_***. Nilai *eigen* merepresentasikan ukuran dari varians yang dimiliki oleh setiap komponen. Nilai *eigen* dihitung menggunakan fungsi ***pca.explained_variance_***. Kedua hasil ditampilkan menggunakan fungsi ***print()*** untuk membantu menganalisis bagaimana setiap komponen memengaruhi data dan seberapa besar kontribusinya. Berikut adalah hasil dari perhitungan rasio varians dan nilai *eigen*.

Tabel 4. 5 Perubahan Rasio Varians dan Nilai *Eigen*

<i>Principal Component</i>	Rasio Varians (%)	Nilai <i>Eigen</i> (%)
PC1	65,27%	11,07%
PC2	15,22%	2,58%
PC3	9,91%	1,68%
PC4	4,15%	0,7%
PC5	2,60%	0,44%
PC6	2,09%	0,35%
PC7	0,77%	0,13%
PC8	0,00%	0,00%

Pada Tabel 4.5 di atas menunjukkan hasil perhitungan rasio varians dan nilai *eigen* dari masing-masing *Principal Component* (PC). Pada tabel ini, komponen

pertama (PC1) menjelaskan sekitar 65,27% dari total varians data, yang menunjukkan bahwa PC1 adalah komponen utama yang paling signifikan dalam menjelaskan perbedaan pada data. Dan PC1 memiliki nilai *eigen* terbesar yaitu 11,07%, yang konsisten dengan hasil varians yang besar. Nilai *eigen* dan rasio varians menurun seiring dengan bertambahnya jumlah komponen. Pada PC8, baik rasio varians maupun nilai *eigen* bernilai 0, menunjukkan bahwa PC8 tidak berkontribusi dalam menjelaskan varians data.

Untuk melakukan penentuan rasio varians dan nilai *eigen* dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
// Langkah 2: Penentuan Rasio Varians dan Nilai Eigen
FUNGSI hitung_pca(data_normalisasi, komponen):
    pca = PCA(n_components=komponen)
    pca_fit = FIT_TRANSFORM(pca, data_normalisasi)
    explained_variance_ratio = pca.explained_variance_ratio_
    eigenvalues = pca.explained_variance_
    RETURN explained_variance_ratio, eigenvalues, pca_fit

rasio_varians, nilai_eigen, komponen_pca =
hitung_pca(data_normalisasi, komponen=8)

// CETAK rasio varians dan nilai eigen
UNTUK setiap varians DALAM rasio_varians:
    CETAK 'Variansi yang dijelaskan: ' + varians + '%'

UNTUK setiap nilai DALAM nilai_eigen:
    CETAK 'Nilai Eigen: ' + nilai + '%'
```

4.2.6 Membuat Komponen Utama PCA

Pada tahap ini, melakukan analisis komponen utama menggunakan metode PCA. PCA bekerja dengan cara mencari komponen linear dari data asli yang paling banyak menjelaskan variasi dalam data. Hasil dari PCA ini berupa sejumlah komponen yang diminta, dalam penelitian ini membentuk hingga delapan komponen untuk menganalisis hasil dari *subband* LL dan LH menggunakan fungsi `pca = PCA(n_components)` yang diambil dari hasil transformasi. Fungsi `pca.fit_transform()` digunakan untuk menghitung komponen utama tersebut berdasarkan dataset yang telah dinormalisasi, dan hasilnya disimpan dalam variabel `pca_component`. Setiap komponen utama menjelaskan variasi data yang berbeda, sehingga komponen ini sangat penting dalam mengidentifikasi fitur-fitur yang paling signifikan.

Komponen utama yang digunakan di sini berjumlah delapan. Hasil dari delapan komponen utama sebagai berikut.

```
PCA Components:
[[-4.642417  0.293644  0.882196 -0.899682 -0.09826  0.184437 -
 0.559476
 -0.          ]
 [-1.533552  0.217857  1.02948 -0.238611  0.55866  0.743108
 0.615132
 -0.          ]
 [ 0.071951 -0.095431  0.84439  0.852138  1.026016 -0.876605 -
 0.115774
 -0.          ]
```

```
[ 6.766506 -0.465249 -0.205337 -0.893591 0.301976 0.259563 -
0.211725
-0.      ]
[ 0.381532 -0.919384 -0.263672 1.53004 -0.422424 0.750592 -
0.232461
-0.      ]
[ 1.402184 -0.079889 1.4359 -0.07177 -1.190908 -0.597141
0.250224
-0.      ]
[-0.067595 3.379009 -1.629291 0.128485 -0.130648 -0.108211
0.055896
-0.      ]
[-2.37861 -2.330556 -2.093665 -0.407009 -0.044412 -0.355743
0.198185
-0.      ]]
```

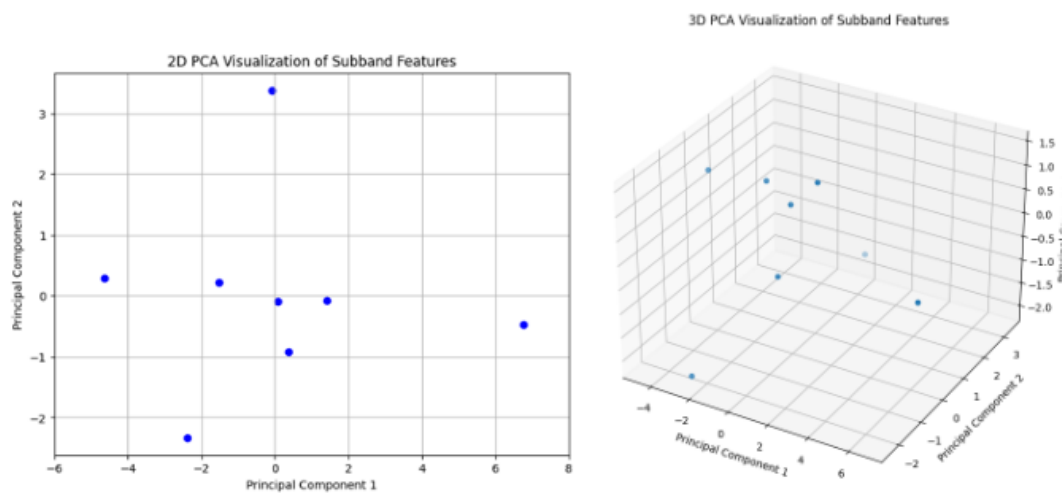
Untuk membuat komponen utama PCA dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
// Langkah 3: Membuat Komponen Utama PCA
data_pca = TRANSFORMASI_PCA(data_normalisasi, komponen=8)
```

Pada penelitian ini menggunakan 2 PC yaitu PC1 dan PC2, di mana kedua PC ini ketika digabungkan mencakup informasi paling signifikan tentang distribusi data, memberikan gambaran yang lebih representatif dibandingkan jika menggunakan komponen yang lebih rendah kontribusinya.

4.2.7 Visualisasi Grafik 2D dan 3D Berdasarkan Komponen Utama

Tahap selanjutnya adalah visualisasi hasil PCA dalam bentuk grafik dua dimensi (2D) dan tiga dimensi (3D) pada PC, sehingga pola yang ada pada data dapat terlihat dengan lebih jelas. Visualisasi ini membantu dalam memahami struktur atau pola dalam data. Sumbu x dan y pada grafik diwakili oleh komponen utama pertama (PC1) dan komponen utama kedua (PC2). Pada Gambar 4.3 menunjukkan hasil visualisasi 2D dan 3D.



Gambar 4. 4 Hasil Visualisasi data 2D dan 3D

Titik-titik pada visualisasi ini dapat mengidentifikasi *cluster* atau pola umum, seperti jika ada pembagian alami antar titik yang menunjukkan adanya kelompok atau kategori tertentu. Setiap titik menunjukkan posisi dari data pada komponen utama yang telah diekstrak. Jika titik berada berdekatan, menunjukkan bahwa data tersebut memiliki kemiripan (atau fitur yang serupa) berdasarkan komponen utama yang dipilih. Dan jika titik berjauhan menunjukkan perbedaan signifikan antara data. Visualisasi 3D dapat melihat *cluster* yang lebih baik karena

informasi tambahan dari PC3, membantu dalam mengidentifikasi hubungan yang kompleks antar data yang tidak tampak dalam representasi 2D.

Untuk membuat visualisasi 2D dan 3D dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
// Langkah 4: Membuat Visualisasi Grafik 2D PCA

FUNGSI visualisasi_2D_pca(data_pca):

    BUAT_FIGUR(dengan ukuran=(8, 6))

    GRAFIK_SCATTER(data_pca[:, 0], data_pca[:, 1], warna='biru',
marker='o')

    TAMBAH_JUDUL('Visualisasi PCA dalam 2D dari Fitur Subband')

    TAMBAH_LABEL_SumbuX('Komponen Utama 1')

    TAMBAH_LABEL_SumbuY('Komponen Utama 2')

    TAMBAH_GRID(True)

    // Tentukan x-ticks sebagai kelipatan 2

    x_min = BULATKAN_KE_BAWAH(MIN(data_pca[:, 0]) / 2) * 2

    x_max = BULATKAN_KE_ATAS(MAX(data_pca[:, 0]) / 2) * 2

    ATUR_XTICKS(RANGE(x_min, x_max + 1, 2))

    TAMPILKAN_GRAFIK()

// Panggil fungsi untuk menampilkan visualisasi 2D
visualisasi_2D_pca(data_komponen_pca)

// Langkah 5: Membuat Visualisasi Grafik 3D PCA

FUNGSI visualisasi_3D_pca(data_pca):

    BUAT_FIGUR(dengan ukuran=(10, 8))
```

```

    AXIS_3D = TAMBAH_SUBPLOT(111, PROYEKSI='3D')

    GRAFIK_SCATTER_3D(data_pca[:, 0], data_pca[:, 1],
data_pca[:, 2], marker='o')

    TAMBAH_JUDUL('Visualisasi PCA dalam 3D dari Fitur Subband')

    TAMBAH_LABEL_SumbuX('Komponen Utama 1')

    TAMBAH_LABEL_SumbuY('Komponen Utama 2')

    TAMBAH_LABEL_SumbuZ('Komponen Utama 3')

    TAMPILKAN_GRAFIK()

// Panggil fungsi untuk menampilkan visualisasi 3D
visualisasi_3D_pca(data_komponen_pca)

```

4.2.8 Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafik

Tahap terakhir adalah memberikan label pada hasil yang diperoleh. Hasil visualisasi data PC pada Gambar 4.3 dapat mengetahui informasi, jika menggunakan nilai standarisasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam yang telah dilakukan oleh Almais, et al., (2024) di mana dalam penelitian ini, penentuan rentang nilai untuk kategori kerusakan bangunan pasca bencana, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat, dilakukan melalui pendekatan analisis data yang sistematis. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data gambar bangunan yang terkena dampak bencana, yang kemudian diolah menggunakan teknik analisis citra, termasuk *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA).

Setelah data dikumpulkan, setiap gambar dievaluasi berdasarkan lima kriteria kerusakan, yang mencakup keadaan bangunan, struktur, kondisi fisik, peran bangunan, serta aspek pendukung lainnya. Setiap kriteria ini dinilai dengan skala 1 hingga 3, di mana nilai 1 menunjukkan kerusakan ringan, 2 menunjukkan kerusakan sedang, dan 3 menunjukkan kerusakan berat. Melalui analisis PCA, data yang telah dinilai tersebut kemudian dikelompokkan berdasarkan nilai koordinat yang dihasilkan. Dalam proses ini, rentang nilai untuk setiap kategori kerusakan ditentukan seperti Tabel 4.6 di bawah ini.

Tabel 4. 6 Rentang Nilai (n) Tingkat Kerusakan Bangunan

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

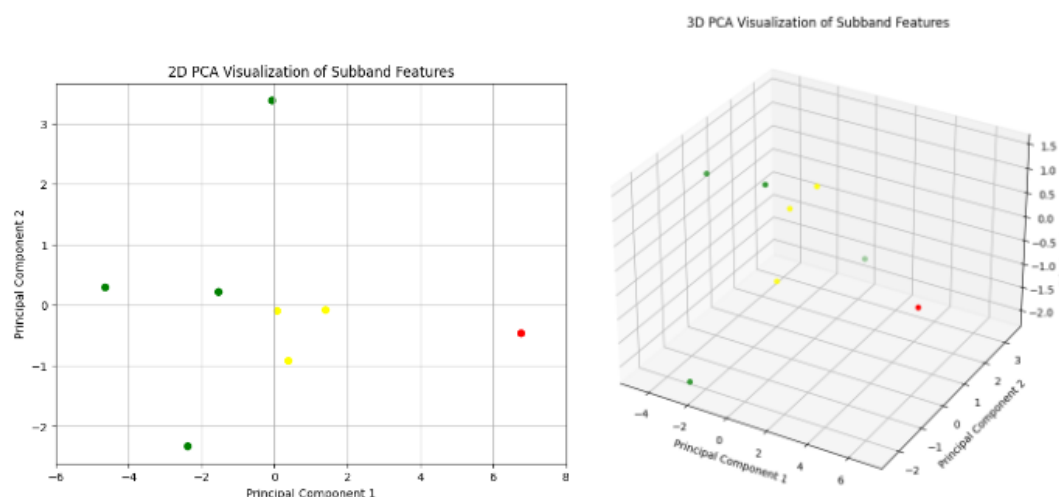
Penjelasan:

1. Rusak Ringan: Kategori ini diberikan kepada bangunan yang memiliki nilai koordinat di bawah nol ($n < 0$). Artinya, jika hasil analisis menunjukkan nilai koordinat yang negatif, maka bangunan tersebut dikategorikan sebagai rusak ringan. Hal ini menunjukkan bahwa kerusakan yang terjadi tidak signifikan dan bangunan masih dapat berfungsi dengan baik.
2. Rusak Sedang: Bangunan yang memiliki nilai koordinat antara nol hingga kurang dari dua ($0 \leq n < 2$) dikategorikan sebagai rusak sedang. Ini berarti bahwa kerusakan yang terjadi lebih jelas terlihat dan mungkin memerlukan perbaikan, tetapi bangunan tersebut masih dapat digunakan dengan hati-hati.
3. Rusak Berat: Kategori ini mencakup bangunan yang memiliki nilai koordinat sama dengan atau lebih besar dari dua ($n \geq 2$). Jika hasil analisis menunjukkan

nilai ini, maka bangunan tersebut dianggap mengalami kerusakan berat, yang dapat mengancam keselamatan dan memerlukan tindakan perbaikan segera.

Dengan menggunakan pendekatan ini, penelitian ini berhasil mengelompokkan tingkat kerusakan dengan akurasi yang tinggi. Metode analisis yang diterapkan tidak hanya memberikan hasil yang konsisten, tetapi juga membantu dalam pengambilan keputusan yang tepat dalam proses rehabilitasi dan rekonstruksi bangunan pasca bencana. Dengan demikian, sistem ini dapat diandalkan untuk memberikan informasi yang akurat mengenai tingkat kerusakan, yang sangat penting dalam konteks penanganan bencana.

Pada Gambar 4.4 dapat diketahui dengan melakukan *clustering* titik-titik koordinat menggunakan nilai standarisasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam seperti pada Tabel 4.6. Dengan demikian, pada Gambar 4.5 menunjukkan hasil dari visualisasi data PC terdapat tiga *cluster*.



Gambar 4. 5 Hasil *Clustering*

Pada Gambar 4.5 terdapat tiga *cluster* berdasarkan warna, yaitu merah, kuning, dan hijau. Merah adalah rusak berat, kuning adalah rusak sedang, dan hijau

adalah rusak ringan. Setiap warna memiliki rentang nilai (n) sesuai dengan nilai standarisasi. Hasil *clustering* pada Gambar 4.5 dapat dilihat lebih detail dengan mengetahui nilai titik koordinat PC1, PC2, dan PC3. Pada Tabel 4.7 di bawah ini menunjukkan nilai setiap koordinat dan juga berisi warna, rentang nilai, dan label.

Tabel 4. 7 Titik Koordinat dan Label Data

Warna	Nilai Titik Koordinat			Rentang Nilai (n)	Label
	PC1	PC2	PC3		
Hijau	-4.642417	0.293644	0.882196	$n < 0$	Rusak Ringan
Hijau	-1.533552	0.217857	1.02948	$n < 0$	Rusak Ringan
Kuning	0.071951	-0.095431	0.84439	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
Merah	6.766506	-0.465249	-0.205337	$n \geq 2$	Rusak Berat
Kuning	0.381532	-0.919384	-0.263672	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
Kuning	1.402184	-0.079889	1.4359	$0 \leq n < 2$	Rusak Sedang
Hijau	-0.067595	3.379009	-1.629291	$n < 0$	Rusak Ringan
Hijau	-2.37861	-2.330556	-2.093665	$n < 0$	Rusak Ringan

Tabel 4.7 menunjukkan hasil analisis koordinat data dan pelabelan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana yang dihasilkan dari proses PCA. Setiap data memiliki koordinat di ruang tiga dimensi (PC1, PC2, PC3) yang menggambarkan posisi data berdasarkan komponen utama hasil analisis PCA. Koordinat ini membantu dalam memahami pola distribusi tingkat kerusakan. Data tersebut mengelompokkan ke dalam tiga kategori kerusakan, yaitu Rusak Ringan, Rusak Sedang, dan Rusak Berat. Klasifikasi ini dilakukan berdasarkan rentang nilai pada Tabel 4.6.

Untuk mempermudah identifikasi, setiap kategori diberi warna, hijau untuk Rusak Ringan, kuning untuk Rusak Sedang, dan merah untuk Rusak Berat. Pelabelan data dalam tabel mencocokkan warna ini untuk membantu memvisualisasikan kategori tingkat kerusakan. Sebagai contoh, data dengan nilai PC1 = -4.642417, PC2 = 0.293644, dan PC3 = 0.882196 diberi label Rusak Ringan karena memenuhi kriteria $n < 0$. Sebaliknya, data dengan nilai PC1 = 6.766506,

PC2 = -0.465249, dan PC3 = -0.205337 diberi label Rusak Berat karena $n \geq 2$. Tabel ini memberikan gambaran yang jelas mengenai hasil *clustering* tingkat kerusakan dan mempermudah dalam menganalisis serta membuat keputusan berdasarkan tingkat kerusakan yang teridentifikasi.

Untuk membuat label berdasarkan grafik dengan warna dapat dilihat *script* didokumentasikan dengan *pseudocode* di bawah ini.

```
// Langkah 4: Membuat Visualisasi Grafik 2D dan 3D Dengan Warna
WARNA = []
UNTUK tiap pc1 DALAM data_pca[:, 0]:
    JIKA pc1 >= 2:
        WARNA.append('merah')
    JIKA pc1 < 0:
        WARNA.append('hijau')
    LAIN:
        WARNA.append('kuning')

// Grafik 2D
PLOT(data_pca[:, 0], data_pca[:, 1], warna=WARNA)
TAMBAH_JUDUL('Visualisasi PCA dalam 2D dari Fitur Subband')
TAMBAH_LABEL_SumbuX('Komponen Utama 1')
TAMBAH_LABEL_SumbuY('Komponen Utama 2')
TAMPILKAN_GRAFIK()

// Grafik 3D
GRAFIK_3D(data_pca[:, 0], data_pca[:, 1], data_pca[:, 2],
warna=WARNA)
TAMBAH_JUDUL('Visualisasi PCA dalam 3D dari Fitur Subband')
```

```

TAMBAH_LABEL_SumbuX('Komponen Utama 1')
TAMBAH_LABEL_SumbuY('Komponen Utama 2')
TAMBAH_LABEL_SumbuZ('Komponen Utama 3')
TAMPILKAN_GRAFIK()

// Langkah 5: Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafik
LABELS = []
UNTUK tiap component DI data_pca:
    pc1 = component[0]
    pc2 = component[1]
    pc3 = component[2]

    JIKA pc1 >= 2:
        LABELS.append('Rusak Berat')
    JIKA pc1 < 0:
        LABELS.append('Rusak Ringan')
    LAIN:
        LABELS.append('Rusak Sedang')

// Tampilkan hasil PCA dengan label
UNTUK tiap i, component DI data_pca:
    PRINT(f"PC1:  {component[0]},  PC2:  {component[1]},  PC3:
{component[2]} -> {LABELS[i]}")

```

4.3 Pembahasan

Pada penelitian ini, dilakukan analisis *clustering* tingkat kerusakan bangunan menggunakan kombinasi Transformasi *Wavelet* dan PCA menggunakan

9 (sembilan) data citra kerusakan bangunan. Sebelum analisis dilakukan, setiap citra yang diambil pertama-tama dipotong (*crop*) untuk memfokuskan perhatian pada area yang mengalami kerusakan. Proses pemotongan ini bertujuan untuk menghilangkan bagian-bagian gambar yang tidak relevan, sehingga analisis dapat lebih terfokus pada area yang menjadi objek studi. Setelah pemotongan, citra yang dihasilkan diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel. Ukuran ini dipilih untuk standarisasi, sehingga proses dekomposisi *wavelet* menjadi lebih efisien dalam hal waktu komputasi dan penggunaan memori. Dengan ukuran yang konsisten, algoritma yang digunakan dalam analisis dapat bekerja lebih optimal.

Selanjutnya, citra yang telah dipotong dan diubah ukurannya dikonversi menjadi skala abu-abu. Proses ini semakin menyederhanakan data untuk analisis, menguranginya menjadi satu saluran intensitas piksel yang berkisar antara 0 hingga 255. Konversi ke skala abu-abu ini penting karena dalam analisis *wavelet*, informasi warna tidak diperlukan, dan fokus dapat diarahkan pada struktur dan pola yang ada dalam gambar. Proses ini juga membantu dalam mengurangi kompleksitas data, sehingga memudahkan dalam tahap analisis selanjutnya, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1.

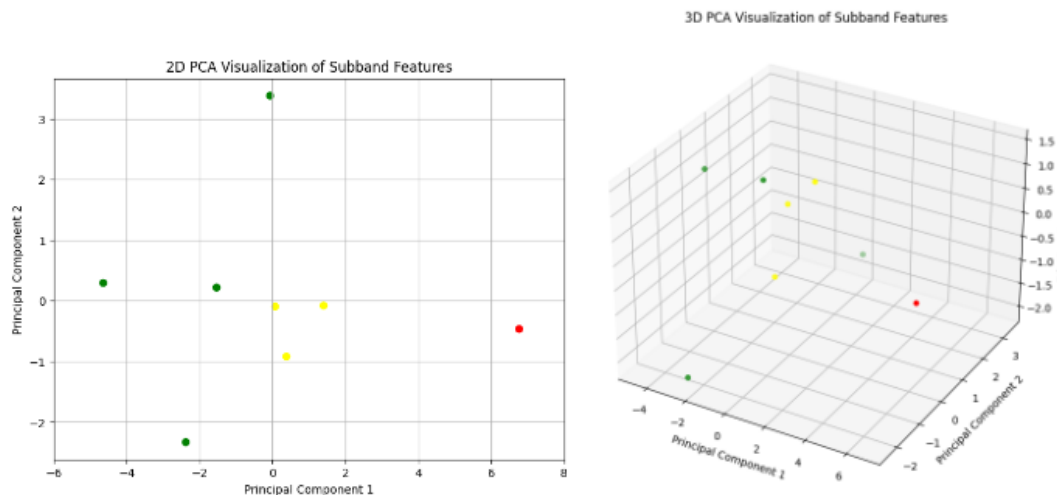
Proses dekomposisi *wavelet* dilakukan hingga tingkat keempat, dan menghasilkan empat *subband*, yaitu LL (aproksimasi), LH (detail horizontal), HL (detail vertikal), dan HH (detail diagonal). Setiap *subband* dinormalisasi ke representasi 8-bit untuk memudahkan visualisasi dan interpretasi. Matriks untuk setiap *subband* juga dicetak untuk memahami struktur data masing-masing dengan lebih baik, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1 sampai Tabel 4.4.

PCA digunakan untuk menganalisis data dari *subband* LL dan LH yang telah dikombinasi. Proses normalisasi diterapkan pada *subband* ini untuk memastikan penskalaan yang seragam, yang membantu PCA dalam menemukan komponen utama yang signifikan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa komponen utama pertama (PC1) menangkap sekitar 65,27% dari total varians dalam data, yang mengindikasikan bahwa ini adalah komponen yang paling signifikan yang menjelaskan perbedaan dalam *dataset*. Pengamatan ini konsisten dengan nilai *eigen* untuk PC1 yaitu 11,07%. Rasio varians dan nilai *eigen* menurun seiring dengan bertambahnya jumlah komponen, dengan PC8 tidak memberikan kontribusi varians yang signifikan terhadap data.

Analisis PCA menghasilkan delapan komponen utama, tetapi hanya PC1 dan PC2 yang digunakan untuk mengelompokkan data karena rasio varians yang lebih tinggi. PC3 dan seterusnya menghasilkan nilai yang hampir sama dengan PC2, sehingga tidak memberikan informasi tambahan yang signifikan untuk analisis *clustering*. Hal ini menunjukkan bahwa PC1 dan PC2 cukup untuk menangkap informasi yang diperlukan untuk pengelompokan, sementara komponen lain tidak memberikan kontribusi yang berarti dalam menjelaskan varians data. Visualisasi 2D dan 3D dari hasil PCA, yang ditunjukkan pada Gambar 4.3, menunjukkan distribusi titik data di seluruh komponen utama yang berbeda, yang membantu untuk mengidentifikasi pengelompokan alami atau *cluster* dalam *dataset*.

Dengan menggunakan standar yang ditetapkan oleh Almaiz, et al., (2024) untuk kerusakan bangunan pasca bencana, *cluster* dibagi menjadi tiga kategori, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Kategori ini ditentukan

berdasarkan rentang nilai untuk PC1 dan PC2. Hasil pengelompokan visual, yang dapat dilihat pada Gambar 4.5 berikut ini, menunjukkan tiga kategori kelompok yang berbeda, di mana warna hijau (rusak ringan), warna kuning (rusak sedang), dan warna merah (rusak berat).



Gambar 4. 6 Hasil *Clustering* Berdasarkan Tingkat Kerusakan

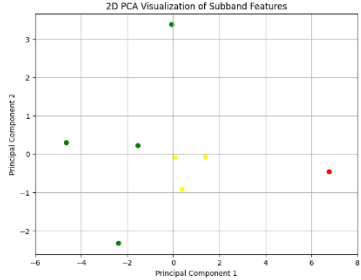
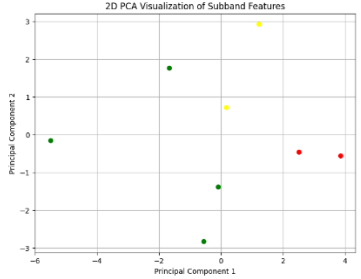
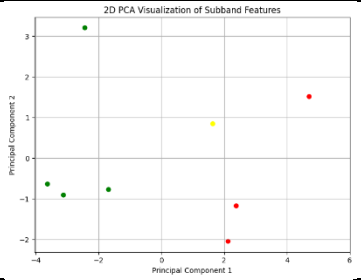
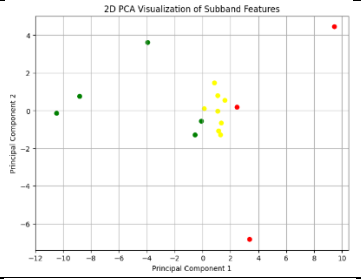
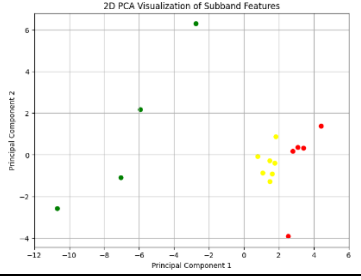
Hasil pengelompokan ini sudah sesuai dengan titik koordinat dan label kerusakan untuk setiap titikny sesuai dengan pada Tabel 4.7. Dari Gambar 4.5 dapat dilihat mayoritas titik data dikelompokkan ke dalam kelompok rusak ringan dan rusak sedang, yang mengidentifikasi tingkat keparahan kerusakan bangunan yang dianalisis. Dan dari visualisasi ini menghasilkan bahwa Gambar 4.1 termasuk ke dalam kategori rusak ringan.

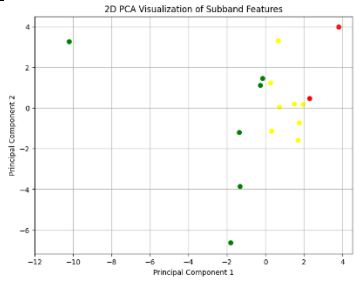
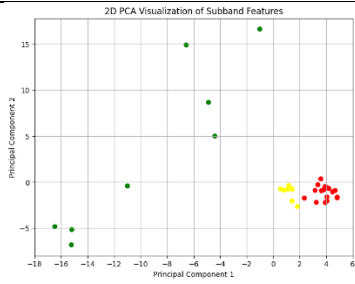
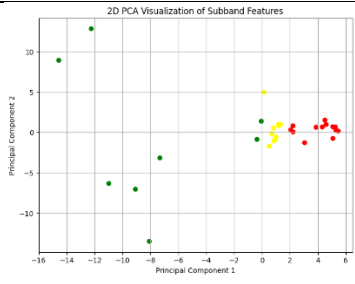
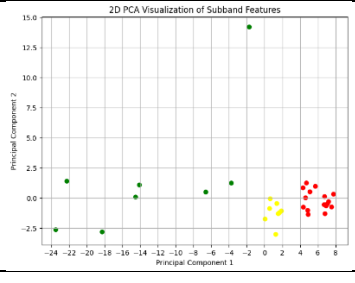
Setiap tingkat kerusakan diproses dengan pendekatan yang berbeda, yang memberikan wawasan mengenai pendekatan *clustering* yang paling efektif dalam penilaian bangunan. Terdapat perbedaan dekomposisi dan analisis PCA dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan, seperti:

1. Kerusakan Ringan: Proses dekomposisi untuk kerusakan ringan menggunakan *Wavelet* Level 4. Dan analisis PCA hanya membutuhkan dua *subband* untuk menggambarkan fitur kerusakan secara efektif, yang memberikan keseimbangan yang efisien akurasi dan biaya komputasi. Kerusakan ringan ditandai dengan titik berwarna hijau dalam visualisasi.
2. Kerusakan Sedang: Untuk kerusakan sedang, proses dekomposisi dilakukan hingga Level 3. Hal ini memungkinkan sistem untuk menangkap variasi struktural yang lebih nyata, sementara proses PCA melibatkan tiga *subband*. Titik berwarna kuning digunakan untuk menunjukkan kerusakan sedang dalam hasil *clustering*.
3. Kerusakan Berat: Pada kerusakan berat, dekomposisi *wavelet* dilakukan pada Level 2. Level ini memberikan representasi yang lebih mendetail mengenai kerusakan struktural, sehingga PCA menggunakan empat *subband* untuk karakterisasi yang paling komprehensif. Kerusakan berat ditandai dengan titik berwarna merah, yang menunjukkan signifikansi kerusakan dalam *dataset*.

Untuk memastikan keakuratan dari hasil *clustering* yang dilakukan menggunakan *external validation*, validasi terhadap hasil pelabelan data gambar yang diperoleh dari analisis menggunakan metode Transformasi *Wavelet* dan PCA menggunakan 9 (sembilan) data gambar kerusakan bangunan. Validasi ini dilakukan dengan melibatkan tim ahli atau *surveyor* dari BPBD Kota Malang, yang memiliki pengalaman dan keahlian untuk mengevaluasi tingkat kerusakan struktur bangunan pasca bencana.

Tabel 4. 8 Hasil Pelabelan

No .	Gambar	Hasil		Hasil Visual 2D
		Surveyor	Wavelet-PCA	
1.		RR	RR	
2.		RR	RR	
3.		RR	RR	
4.		RS	RS	
5.		RS	RS	

No .	Gambar	Hasil		Hasil Visual 2D
		Surveyor	Wavelet-PCA	
6.		RS	RS	
7.		RB	RB	
8.		RB	RB	
9.		RB	RB	

Keterangan:

RR : Rusak Ringan

RS : Rusak Sedang

RB : Rusak Berat

Dari Tabel 4.8 hasil analisis menggunakan metode Transformasi *Wavelet* – PCA *clustering* menunjukkan keselarasan yang sempurna dengan penilaian yang sesuai dengan evaluasi yang dilakukan oleh tim ahli dari BPBD Kota Malang terhadap 9 data gambar kerusakan bangunan pasca bencana alam. Semua kategori kerusakan, yang terdiri dari rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat, teridentifikasi dengan tepat oleh metode ini, sehingga hasilnya sejalan dengan evaluasi yang dilakukan oleh tim ahli. Pencapaian akurasi 100% ini memberikan keyakinan bahwa sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu yang efektif bagi pemerintah dan lembaga terkait dalam melakukan penilaian kerusakan. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya meningkatkan efisiensi dalam proses penilaian, tetapi juga memberikan hasil yang konsisten dan akurat, yang sangat penting dalam pengambilan keputusan terkait rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana.

Selain itu, validasi ini juga menunjukkan bahwa integrasi antara Transformasi *Wavelet* dan PCA memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi analisis citra. Dengan mengandalkan data yang valid dan terverifikasi dari tim ahli, penelitian ini berpotensi untuk diterapkan lebih luas dalam konteks penilaian kerusakan bangunan di daerah lain yang terdampak bencana, serta dapat menjadi dasar untuk pengembangan sistem penilaian yang lebih canggih di masa depan.

Salah satu aspek menarik dari penelitian ini adalah kemampuan sistem untuk mempertahankan akurasi analisis meskipun pada citra dengan kontras yang

sangat tajam. Gambar-gambar yang digunakan dalam penelitian ini tidak hanya mencakup berbagai tingkat kerusakan, tetapi juga memiliki variasi dalam kontras visual. Penggunaan metode Transformasi *Wavelet* memungkinkan pemisah detail frekuensi tinggi dan rendah secara efektif, sehingga meskipun citra memiliki kontras yang tinggi, hasil analisis tetap konsisten dan akurat. Seperti pada Gambar 4.7 dan Gambar 4.8 ini merupakan proses awal dari citra yang memiliki kontras yang tajam.



Gambar 4. 7 Perbedaan Gambar Sebelum dan Setelah di-Crop
Resized image (128x128) Gray image



Gambar 4. 8 Hasil *Resize* dan Konversi ke *Grayscale*

Hasil analisis menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mengelompokkan tingkat kerusakan bangunan menjadi tiga kategori, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Ketika citra dengan kontras tinggi dianalisis, proses dekomposisi *wavelet* berhasil mengekstrak fitur-fitur penting tanpa kehilangan informasi yang relevan. Dengan demikian, meskipun gambar memiliki kontras yang mencolok, sistem tetap dapat menerapkan alur yang sesuai dengan metode ini dan menghasilkan pengelompokan yang akurat. Seperti Gambar 4.9 di bawah ini yang menunjukkan hasil *clustering* dari citra yang memiliki kontras yang tajam.



Gambar 4. 9 Hasil *Clustering*

Hasil Gambar 4.9 yaitu adalah gambar tersebut masuk ke dalam kategori rusak berat sesuai dengan nilai standarisasi yang ada. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang diterapkan tidak hanya efektif dalam mengidentifikasi kerusakan pada citra dengan kontras rendah, tetapi juga sangat baik pada citra yang memiliki kontras tinggi. Dengan kata lain, kemampuan sistem untuk memberikan hasil yang konsisten dalam berbagai kondisi citra menegaskan keandalan pendekatan yang

diambil dalam penelitian ini. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem penilaian kerusakan yang lebih efisien dan akurat, yang sangat penting dalam konteks rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana.

4.4 Integrasi Islam

4.4.1 *Muamalah Ma'a Allah*

Muamalah Ma'a Allah merupakan hubungan atau interaksi langsung antara manusia dengan Allah, yang tercermin dalam segala bentuk ibadah, ketaatan, dan perbuatan yang diperintahkan oleh-Nya. Dalam konteks penelitian ini, konsep *Muamalah Ma'a Allah* dapat dikaitkan dengan refleksi manusia terhadap dampak perbuatannya terhadap alam agar kembali mengingat Allah. Hal ini ditegaskan dalam Al-Qur'an surat Ar-Rum ayat 41, yang berbunyi:

ظَهَرَ الْفَسَادُ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ بِمَا كَسَبَتْ أَيْدِي النَّاسِ لِيُذِيقَهُمْ بَعْضَ الَّذِي عَمِلُوا لَعَلَّهُمْ يَرْجِعُونَ

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

Menurut “tafsir *Al-Wajiz*”, surat Ar-Rum ayat 41 menjelaskan bahwa kerusakan telah nyata terjadi di berbagai bidang, seperti kekeringan, kebakaran, banjir, penyakit, kecemasan hingga penindasan oleh pihak lain. Semua ini merupakan akibat dari perbuatan dosa dan kesalahan yang dilakukan oleh manusia. Allah menimpakan sebagian balasan dari perbuatan tersebut di dunia agar manusia

menyadarinya, kembali kepada jalan yang benar dan bertaubat atas dosa-dosa mereka sebelum menerima hukuman di akhirat kelak⁴.

Korelasi surat Ar-Rum ayat 41 dengan penelitian ini terletak pada pengingat akan dampak perilaku manusia terhadap alam dan pentingnya bertanggung jawab terhadap lingkungan. Ayat ini menyatakan bahwa kerusakan di darat dan laut disebabkan oleh perbuatan tangan manusia, mencerminkan bagaimana tindakan yang tidak bertanggung jawab dapat mengakibatkan bencana alam. Dalam penelitian ini, analisis terhadap tingkat kerusakan bangunan pasca bencana dengan menggunakan metode transformasi *wavelet* dan PCA merupakan upaya untuk memahami dan menanggapi dampak dari kerusakan tersebut. Penelitian ini bertujuan juga sebagai refleksi manusia untuk menyadari dan mencegah perilaku yang dapat merusak lingkungan, sehingga bencana yang ditimbulkan dapat berfungsi sebagai pengingat dari Allah agar kita kembali kepada jalan yang benar dan bertanggung jawab dalam menjaga alam.

4.4.2 *Muamalah Ma'a An-nas*

Muamalah Ma'a An-nas adalah interaksi antara individu dengan individu lainnya, yang mencakup berbagai aspek kehidupan sosial, ekonomi, dan kemanusiaan. Dalam konteks penelitian ini, *Muamalah Ma'a An-nas* dapat dikaitkan dengan tanggung jawab kita untuk berkolaborasi dan saling membantu dalam menghadapi dampak bencana alam. Hal ini ditegaskan dalam surat Al-Maidah ayat 2, yang berbunyi:

وَتَعَاوَنُوا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوَىٰ ۖ وَلَا تَعَاوَنُوا عَلَى الْإِثْمِ وَالْعُدْوَانِ ۚ وَاتَّقُوا اللَّهَ ۚ إِنَّ اللَّهَ شَدِيدُ الْعِقَابِ

⁴ Tafsir QS. Ar-Rum ayat 41 <https://tafsirweb.com/7405-surat-ar-rum-ayat-41.html>

“..... *Dan tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan tolong-menolong dalam berbuat dosa dan pelanggaran. Dan bertakwalah kamu kepada Allah, sesungguhnya Allah amat berat siksa-Nya.*” (QS. Al-Maidah : 2).

Berdasarkan “tafsir *Al-Wajiz*”, pada surat Al-Maidah ayat 2 menjelaskan, Allah mengingatkan kepada orang-orang yang beriman untuk saling tolong-menolong dalam melakukan kebajikan dan takwa, serta menghindari kerja sama dalam perbuatan dosa dan pelanggaran. Ayat ini juga menegaskan pentingnya menghormati ketentuan syariat, terutama dalam konteks ibadah haji dan perlakuan terhadap sesama, termasuk dalam menjaga hak-hak hewan dan umat manusia. Selain itu, Allah menegaskan bahwa kebencian terhadap suatu kaum tidak seharusnya mendorong kita untuk berbuat aniaya, melainkan harus memperkuat komitmen untuk melakukan kebaikan dan menjauhi kemungkaran. Dengan demikian, sikap saling membantu dalam kebaikan adalah cerminan dari ketakwaan, sedangkan tindak yang melanggar ketentuan Allah berpotensi mendatangkan azab yang berat⁵.

Dalam penelitian ini, konsep *Muamalah Ma'a An-nas* berperan penting dalam menciptakan kolaborasi dan solidaritas antara individu dalam menghadapi dampak bencana alam, sebagaimana diamanatkan dalam surat Al-Maidah ayat 2. Ayat ini mendorong kita untuk saling tolong-menolong dalam kebajikan dan takwa, yang sangat relevan dalam konteks pemulihan dan rehabilitasi pasca bencana. Implementasi metode transformasi *wavelet* dan PCA untuk *clustering* tingkat kerusakan bangunan pasca bencana merupakan salah satu bentuk kontribusi positif

⁵ Tafsir QS. Al-Maidah ayat 2 <https://tafsirweb.com/1886-surat-al-maidah-ayat-2.html>

dalam upaya tersebut, di mana analisis data dapat membantu masyarakat dan pemangku kepentingan dalam mengidentifikasi area yang membutuhkan perhatian lebih dan sumber daya untuk perbaikan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada aspek teknis, tetapi juga mengedepankan nilai-nilai sosial dan kemanusiaan yang terkandung dalam ayat tersebut, yaitu pentingnya kerja sama dalam mengatasi tantangan bersama dan memperkuat komitmen untuk melakukan kebaikan.

4.4.3 *Muamalah Ma'a Alam*

Muamalah Ma'a Alam merujuk pada interaksi antara manusia dengan lingkungan hidup, yang mencakup kewajiban manusia untuk menjaga dan mempertahankan kelestarian alam sebagai ciptaan Tuhan. Dalam penelitian ini, konsep *Muamalah Ma'a Alam* dapat dipahami sebagai pengakuan bahwa kerusakan yang terjadi di bumi merupakan akibat dari perilaku manusia yang kurang bijaksana dalam mengelola sumber daya alam, sehingga setiap individu memiliki kewajiban untuk merawat dan melindunginya sebagai bentuk penghormatan terhadap kekuasaan Allah. Hal ini sesuai dengan yang tercantum dalam surat Ar-Rum ayat 41, yang berbunyi:

ظَهَرَ الْفَسَادُ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ بِمَا كَسَبَتْ أَيْدِي النَّاسِ لِيُذِيقَهُمْ بَعْضَ الَّذِي عَمِلُوا لَعَلَّهُمْ يَرْجِعُونَ

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

Menurut “tafsir *Al-Mukhtashar*” dalam surat Ar-Rum ayat 41, dijelaskan bahwa kerusakan telah terlihat di daratan dan lautan, yang mempengaruhi

kehidupan manusia, seperti berkurangnya penghasilan dan munculnya berbagai penyakit serta wabah. Semua ini merupakan akibat balasan atas kesalahan-kesalahan yang mereka lakukan di dunia, dengan harapan agar mereka menyadari dan berbalik kepada-Nya⁶.

Korelasi surat Ar Rum ayat 41 dengan penelitian ini terletak pada tanggung jawab manusia untuk menjaga dan melestarikan alam. Ayat ini menegaskan bahwa kerusakan di bumi, termasuk bencana alam sering kali merupakan akibat dari perilaku manusia yang tidak bijak dalam mengelola alam. Eksploitasi sumber daya alam yang berlebihan, pembangunan yang tidak berkelanjutan, serta pengabaian terhadap tanggung jawab manusia dalam menjaga keseimbangan alam. Dalam konteks penelitian ini, kerusakan bangunan pasca bencana alam dapat dilihat sebagai salah satu dampak dari ketidakseimbangan ini. Dengan menggunakan metode transformasi *wavelet* dan PCA, penelitian ini bertujuan untuk menilai tingkat kerusakan bangunan secara lebih akurat dan objektif, sehingga tidak hanya memberikan solusi teknis tetapi juga mengingatkan akan perlunya menjaga keseimbangan hubungan manusia dengan alam.

⁶ Tafsir QS. Ar-Rum ayat 41 <https://tafsirweb.com/7405-surat-ar-rum-ayat-41.html>

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Transformasi *Wavelet* dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengelompokkan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam. Transformasi *Wavelet* berperan dalam mengurangi derau dan mengekstraksi fitur penting dari citra bangunan, sementara PCA digunakan untuk mengelompokkan data kerusakan menjadi tiga kategori: rusak ringan, sedang, dan berat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini dapat meningkatkan akurasi penilaian kerusakan, terutama pada citra dengan kontras tinggi, dengan tingkat akurasi mencapai 100% pada beberapa data uji. Validasi yang dilakukan oleh tim ahli menunjukkan bahwa hasil pengelompokan menggunakan metode ini selaras dengan penilaian manual, menegaskan efektivitasnya. Implementasi sistem ini tidak hanya mempercepat proses evaluasi kerusakan, tetapi juga mengurangi potensi kesalahan yang sering terjadi dalam penilaian manual. Selain itu, penelitian ini juga mengaitkan konsep *clustering* dengan ajaran Islam, khususnya melalui surat Al-Imran ayat 7, yang menegaskan pentingnya pengelompokan dan interpretasi informasi secara bijaksana dalam menghadapi kompleksitas. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan sistem penilaian kerusakan bangunan yang lebih cepat, akurat, dan objektif, yang dapat mendukung upaya rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana secara lebih efektif.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, beberapa saran dapat diajukan untuk pengembangan lebih lanjut:

1. Untuk meningkatkan efisiensi dalam proses dekomposisi citra, disarankan untuk mengintegrasikan teknologi *Artificial Intelligence* (AI). Dengan menggunakan algoritma *Machine Learning*, proses dekomposisi dapat dilakukan dengan lebih cepat dan akurat, memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi pola kerusakan dengan lebih baik. Hal ini juga dapat memungkinkan untuk mendapatkan tiga kategori kerusakan hanya dengan menggunakan satu level dekomposisi yang sama, mengurangi kompleksitas dan waktu yang diperlukan dalam analisis.
2. Diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengeksplorasi penggunaan metode lain dalam pengolahan citra dan analisis data, serta menguji sistem dalam berbagai kondisi bencana untuk memastikan keandalannya.

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. (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*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3469637>
- Andrian, A. (2019). Perancangan Perangkat Lunak Kompresi Citra Menggunakan Transformasi Wavelet dan PCA. *Algoritma: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 3(1), 1. <http://dx.doi.org/10.30829/algoritma.v3i1.4430>
- Ari Septian, A. M., Afwani, R., & Albar, Moh. A. (2020). Implementasi Metode Simple Additive Weighting (SAW) dalam Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Penerima Bantuan Korban Bencana Alam Gempa (Studi Kasus: BPBD Lombok Barat). *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, Dan Aplikasinya (JTIKA)*, 2(2), 196–207. <https://doi.org/10.29303/jtika.v2i2.101>
- Arif Rakhman Hakim, A. (2012). *Analisa perbandingan watermarking image menggunakan discrete wavelet transform = Comparison analysis of watermarking image using discrete wavelet transform*. Universitas Indonesia Library; Fakultas Teknik Universitas Indonesia. <https://lib.ui.ac.id>
- Asy'ari, Q. (2018). Analisis Dampak Sosial Ekonomi Pasca Bencana Di Kabupaten Pamekasan (Studi Kasus Banjir, Longsor dan Kekeringan di Pamekasan 2007). *J-MACC: Journal of Management and Accounting*, 1(2), 153–168. <https://doi.org/10.52166/j-macc.v1i2.1186>
- Biswal, P. R., Sanyal, B., & Mohapatra, R. K. (2022). *Building Damage Detection Using Discrete Wavelet Transforms and Convolutional Neural Networks BT - Proceedings of 2nd International Conference on Artificial Intelligence: Advances and Applications* (G. Mathur, M. Bunde, M. Lalwani, & M. Paprzycki, Eds.; pp. 743–753). Springer Nature Singapore.
- 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>

- Cusido, J., Romeral, L., Ortega, J. A., Garcia, A., & Riba, J. R. (2010). Wavelet and PDD as fault detection techniques. *Electric Power Systems Research*, 80(8), 915–924. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2009.12.017>
- Darpi, S. N. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Pendeteksi Kerusakan Komputer Pada Universitas Al-Khairiyah. *Jurnal: J-Tekin*. Vol, 1, 1. <https://doi.org/10.29408/jit.v7i1.23971>
- Daubechies, I. (1992). Ten lectures on wavelets. *Society for Industrial and Applied Mathematics*.
- Fu'adah, A. F. (2023). Klasifikasi Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode Multimoora Berbasis Web. *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang*. <http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/53547>
- Fuadah, A. F. (2023). *Klasifikasi tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam menggunakan metode multimoora berbasis web* [PhD Thesis, Universitas Islam Maulana Malik Ibrahim]. <http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/53547>
- Gani, S., & Setiyono, B. (2019). Teknik Invisible Watermarking Digital Menggunakan Metode DWT (Discrete Wavelet Tarnsform). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 7(2), 24–30. <http://dx.doi.org/10.12962/j23373520.v7i2.29845>
- Gu, T. (2019). 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>
- Huda, F. I., Iradiratu, D. P. K., & Dewantara, B. Y. (2019). Identifikasi Gangguan Belitan Stator Motor Induski Metode Wavelet. *Prosiding Sains Nasional Dan Teknologi*, 1(1). <http://dx.doi.org/10.36499/psnst.v1i1.2901>
- Junaidi, M. (2019). *Sistem Pendukung Keputusan Untuk Rehabilitasi dan Rekonstruksi Fisik Aksi Setelah Bencana Alam Menggunakan Metode WP-TOPSIS*. <http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/16610>
- Limbong, T., & Yanti, F. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Lembaga Bimbingan Belajar Berdasarkan Pendapatan Orang Tua dengan Metode Simple Additive Weighting. *JUKI: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 2(2), 89–97. <https://doi.org/10.53842/juki.v2i2.32>
- Manohar, P. K. R., Pratyusha, M., Satheesh, R., Geetanjali, S., & Rajasekhar, N. (2015). Audio compression using daubechie wavelet. *IOSR Journal of*

Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), 10(2), 41–44.
<https://doi.org/10.9790/2834-10234144>

- Menon, S., Schoess, J. N., Hamza, R., & Busch, D. (2000). Wavelet-based acoustic emission detection method with adaptive thresholding. *Smart Structures and Materials 2000: Sensory Phenomena and Measurement Instrumentation for Smart Structures and Materials*, 3986, 71–77.
<https://doi.org/10.1117/12.388093>
- Monica, D., & Atmojo, W. T. (2023). Decision Support System Selecting Cryptocurrency Exchange Using AHP Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(2), 345–354. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.2.467>
- Moya, L., Zakeri, H., Yamazaki, F., Liu, W., Mas, E., & Koshimura, S. (2019). 3D gray level co-occurrence matrix and its application to identifying collapsed buildings. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 149, 14–28. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.008>
- Risky, V. U. (2023). Decision Support System Untuk Menentukan Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode Superiority And Inferiority Ranking. *Univeristas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang*. <http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/53684>
- Rosyida, A., Aziz, M., Firmansyah, Y., Setiawan, T., Pangesti, K. P., & I., F. K. (2024). *Data Bencana Indonesia 2023* (A. Muhari, T. Harjito, F. Irawan, & A. C. Utomo, Eds.; Vol. 3). Pusat Data Informasi dan Komunikasi Kebencanaan Badan Nasional Penanggulangan Bencana. <https://bnpb.go.id/buku/buku-data-bencana-indonesia-tahun-2023>
- Ruswiansari, M., Novianti, A., & Wirawan, W. (2016). Implementasi Discrete Wavelet Transform (DWT) Dan Singular Value Decomposition (SVD) Pada Image Watermarking. *Jurnal Elektro Dan Telekomunikasi Terapan*, 3(1). <https://doi.org/10.25124/jett.v3i1.130>
- Samad, M. A. (2019). *Disaster Risk Management in Palu City*. OSF. <https://doi.org/10.31227/osf.io/tk8dw>
- Shim, J. P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C. (2002). Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, 33(2), 111–126. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(01\)00139-7](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7)
- Sriani, S., Triase, T., & Khairuna, K. (2017). Pendekomposisian Citra Digital Dengan Algoritma DWT. *Algoritma: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 1(01). <http://dx.doi.org/10.30829/algoritma.v1i01.1307>

- Sripathi, D. (2003). *Efficient implementations of discrete wavelet transforms using FPGAs*. <https://diginole.lib.fsu.edu/islandora/object/fsu:176106>
- Sugiarto, E., Budiman, F., Muslih, M., Arifin, Z., Fahmi, A., & Hendriyanto, N. (2023). Peningkatan Fitur Ekstraksi Berbasis Discrete Wavelet Transform dan Principal Component Analysis Pada Pengenalan Citra Batik. *Jurnal Transformatika*, 20(2), 13–22. <http://dx.doi.org/10.26623/transformatika.v20i2.5613>
- Sukamto, S., Fitriansyah, A., & Nugrah, R. A. (2023). Decision Support System For Selection Of Pesticides For Chili Plants Using The MABAC Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(5), 1109–1118. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.977>
- Sumarno, S. M., & Harahap, J. M. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Dalam Menentukan Pemilihan Posisi Kepala Unit (Kanit) Ppa Dengan Metode Weight Product. *JUST IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi Dan Komputer*, 11(1), 37–44. <https://doi.org/10.24853/justit.11.1.37-44>
- Susilo, V., Isnanto, R. R., & Riyadi, M. A. (2020). Herbal Leaf Pattern Analisis Using Principal Component Analisis (PCA) and Canberra Distance. *2020 7th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, 100–104. <https://doi.org/10.1109/ICITACEE50144.2020.9239235>
- Terzija, N. (2006). *Robust digital image watermarking algorithms for copyright protection*. https://duepublico2.uni-due.de/receive/duepublico_mods_00014529
- Utami, M., Rismawan, T., & Ristian, U. (2022). Implementasi Metode Discrete Wavelet Transform (DWT) Pada Watermarking Citra Digital Keaslian Karya Berbasis Web. *Coding Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 10(01), 124–135. <https://doi.org/10.26418/coding.v10i01.52736>
- Widekso, W., Muljadi, N. A. U. N., & Atmojo, W. T. (2021). Komparasi AHP dengan SAW dalam Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Rumah sebagai Tempat Tinggal. *Jurnal Inovasi Informatika*, 6(2), 64–74. <https://dx.doi.org/10.51170/jii.v6i2.179>
- Zulkifli, Z., & Sarifuddin, S. (2017). Decision Support System Pemberian Bonus Tahunan Pada Karyawan Berdasarkan Kinerja Karyawan Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (Study Kasus: Stmik Pringsewu). *Jurnal TAM (Technology Acceptance Model)*, 7, 67–73. <https://doi.org/10.56327/jurnaltam.v7i0.74>

LAMPIRAN

LAMPIRAN

LAMPIRAN I Data Hasil Validasi BPBD Kota Malang

No	Gambar Bangunan	Tingkat Kerusakan		
		Rusak Ringan	Rusak Sedang	Rusak Berat
1		✓		
2		✓		
3		✓		
4			✓	

5			✓	
6			✓	
7				✓

8				✓
9				✓