

**PENGUKURAN TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA
BENCANA ALAM MENGGUNAKAN METODE *HISTOGRAM
OF ORIENTED GRADIENT* (HOG) DAN PCA**

SKRIPSI

Oleh :
CHARLES IQBAL RIZANTA
NIM. 210605110075



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

**PENGUKURAN TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA
BENCANA ALAM MENGGUNAKAN METODE *HISTOGRAM
OF ORIENTED GRADIENT (HOG)* DAN PCA**

SKRIPSI

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

Oleh :
CHARLES IQBAL RIZANTA
NIM. 210605110075

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

HALAMAN PERSETUJUAN

**PENGUKURAN TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA
BENCANA ALAM MENGGUNAKAN METODE HISTOGRAM
OF ORIENTED GRADIENT (HOG) DAN PCA**

SKRIPSI

Oleh :
CHARLES IQBAL RIZANTA
NIM. 210605110075

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 22 Mei 2025

Pembimbing I,



Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T
NIP. 19860103 202321 1 016

Pembimbing II,



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

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



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

HALAMAN PENGESAHAN

PENGUKURAN TINGKAT KERUSAKAN BANGUNAN PASCA BENCANA ALAM MENGGUNAKAN METODE *HISTOGRAM* *OF ORIENTED GRADIENT (HOG)* DAN PCA

SKRIPSI

Oleh :

CHARLES IQBAL RIZANTA
NIM. 210605110075

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 22 Mei 2025

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. Cahyo Crysdian, M.CS
NIP. 19740424 200901 1 008

Anggota Penguji I : Ashri Shabrina Afrah, M.T
NIP. 19900430 202012 2 003

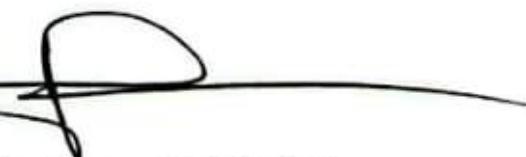
Anggota Penguji II : Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T
NIP. 19860301 202321 1 016

Anggota Penguji III : Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

()
()
()
()

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




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

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Charles Iqbal Rizanta
NIM : 210605110075
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Pengukuran Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca
Bencana Alam Menggunakan *Histogram of Gradient (HOG)* Dan PCA

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

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

Malang, 15 Mei 2025

Yang membuat pernyataan,



Charles Iqbal Rizanta

NIM.210605110075

MOTTO

“Maka, sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan.”

(Qs. Al-Insyirah · Ayat 5)

HALAMAN PERSEMBAHAN

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

Skripsi ini penulis persembahkan kepada orang-orang terdekat yang selalu menjadi sumber semangat dan kekuatan dalam setiap perjalanan hidup penulis. Kepada keluarga kecil penulis, khususnya ayah dan ibu tercinta, Bapak Sarno dan Ibu Martini, terima kasih tidak pernah lelah memberikan cinta, kasih sayang, dukungan moril dan materil, serta doa yang tulus di setiap langkah perjuangan ini. Merekalah yang menjadi alasan utama penulis untuk bisa menyelesaikan skripsi ini. penulis belajar arti ketulusan, kesabaran, dan kerja keras yang tidak mengenal lelah. Terima kasih juga kepada adik ku tersayang, Marsya Zafrotul Nafi'ah, yang selalu menjadi penyemangat dalam diam dan mendukung penulis dengan caranya sendiri, yang sederhana namun penuh makna.

Akhir kata, terima kasih yang mendalam kepada diri sendiri. Terima kasih telah mampu bertahan berjuang tanpa henti. Terima kasih telah percaya bahwa setiap usaha, sekecil apa pun, pada akhirnya akan membuahkan hasil. Semoga karya ini menjadi awal dari langkah-langkah besar berikutnya dalam kehidupan penulis ke depan.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan Menyebut Nama Allah yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, segala puji bagi Allah Tuhan Semesta Alam. Atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi dengan judul "Pengukuran Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam Menggunakan *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* Dan PCA". Sholawat serta salam semoga selalu tercurah limpahkan kepada Nabi Muhammad SAW yang telah membimbing umatnya dari zaman jahiliyah menuju zaman islamiyah yakni addinul islam, semoga kita mendapatkan syafaatnya di hari kiamat nanti, Aamiin.

Dalam penulisan skripsi ini, tak lepas dari peran dan dukungan kepada banyak pihak yang tak ternilai. Oleh karena itu, penulia ingin menyampaikan terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Sri Harini, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika.
4. Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan arahan, bimbingan selama penulisan skripsi sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan baik dan tepat waktu

5. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU selaku Dosen Pembimbing II yang telah membimbing dan memberikan arahan serta masukan kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
6. Dr. Cahyo Crys dian, M.CS selaku Penguji I dan Ashri Shabrina Arfah, MT selaku Penguji II yang telah memberikan saran dan kritik selama proses pengujian skripsi ini.
7. Segenap dosen, laboran, dan jajaran staff Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan dukungan selama penulis menjalani studi hingga selesainya skripsi ini
8. Keluarga kecil penulis, Bapak dan Ibu tercinta, Bapak Sarno dan Ibu Martini, yang selalu memberikan doa, dukungan, serta kasih sayang yang tak pernah henti kepada penulis. Terima kasih atas segala pengorbanan, kesabaran, cinta yang tak terhingga, dan selalu memberi semangat bagi penulis untuk terus maju dan berkarya. Tak lupa, terima kasih juga kepada adikku tercinta, Marsya Zafrotul Nafi'ah, atas segala dukungan dengan caranya sendiri, kebersamaan, dan cinta yang selalu menyertai penulis dalam setiap langkah perjalanan ini. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan berkah-Nya kepada keluarga yang telah memberikan segala bentuk dukungan yang tak ternilai harganya.
9. Teman sebimbangan, Intan, Najah, Roihan, Putri, Ima, Aulia, dan Gigih, terima kasih atas segala bantuan yang diberikan. Terima Kasih sudah selalu ada, memberi semangat, dukungan, dan motivasi selama ini. Semoga bertemu lagi dengan kesuksesan kita masing-masing.

10. Kos Wisma Atlet, Faiz, Hiban, Enggar, Fariz, terima kasih atas bantuan dan kebersamaannya selama ini. Semoga kalian selalu diberikan kemudahan di segala urusan.
11. Basecamp Cumlaude, Irham, Fuad, Asrul, Rafi, terima kasih atas dukungan dan bantuannya. Semoga kelak kita semua dipertemukan kembali dalam kesuksesan masing-masing
12. Minggu Momen, Irham, Hamidah, Intan, terima kasih untuk perjalanan dan hal serunya selama ini. Selamat menempuh perjalanan baru dan semoga sukses selalu menyertai langkah kalian kedepannya.
13. Nurul, terima kasih sudah menemani di banyak jalur pendakian. Semoga selalu diberi kesehatan dan kesempatan menjelajahi lebih banyak tempat-tempat indah itu.
14. Seluruh warga besar Teknik Informatika UIN Malang, khususnya angkatan 2021 "ASTER" yang telah memberikan dukungan dan bantuan kepada penulis.
15. Seluruh pihak yang telah terlibat, baik secara langsung maupun tidak langsung dari awal perkuliahan hingga akhir penulisan skripsi ini.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, baik dalam aspek keilmuan maupun penulisan. Oleh karena itu, penulis dengan senang hati menerima kritik dan saran yang membangun. Harapannya, skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Malang, 01 Mei 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGANTAR.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PENGESAHAN.....	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	Error! Bookmark not defined.
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT.....	xvii
الملخص	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II STUDI PUSTAKA.....	5
2.1 Kendala Penilaian Tingkat Kerusakan Bangunan.....	5
2.2 Pengukuran Kerusakan	5
2.3 <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).....	13
2.4 <i>Histogram Of Gradient</i> (HOG).....	14
2.5 <i>Percentile</i>	15
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	17
3.1 Desain Penelitian	17
3.1.1 Akuisisi Data	17
3.1.2 Desain Sistem	18
3.1.3 Implementasi Metode HOG, PCA, dan <i>Percentile</i>	18
3.1.4 Hasil Performa.....	28
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN.....	29
4.1 Data Pengujian.....	29
4.2 Skenario Pengujian	29
4.3 Hasil Uji Coba	33
3.1.5 Skenario A-1	33
3.1.6 Skenario B-1	35
3.1.7 Skenario C-1	38
3.1.8 Skenario A-2.....	40
3.1.9 Skenario B-2.....	43
3.1.10 Skenario C-2.....	45
4.4 Pembahasan	48
4.5 Integrasi Islam	51
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	55
5.1 Kesimpulan	55
5.2 Saran	55
DAFTAR PUSTAKA	

LAMPIRAN-LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Desain Penelitian.....	17
Gambar 3. 2 Desain sistem	18
Gambar 3. 3 Gambar bangunan rusak.....	19
Gambar 3. 4 Patching Gambar	20
Gambar 3. 5 Histogram jumlah frekuensi orientasi	22
Gambar 3. 6 Histogram total magnitude.....	24
Gambar 4. 1 Threshold Skenario A-1	33
Gambar 4. 2 Hasil confusion matrix Skenario A-1.....	35
Gambar 4. 3 Threshold skenario B-1	36
Gambar 4. 4 Hasil confusion matrix skenario B-1	37
Gambar 4. 5 Threshold skenario C-1	38
Gambar 4. 6 Hasil confusion matrix skenario C-1	40
Gambar 4. 7 Threshold skenario A-2.....	41
Gambar 4. 8 Hasil confusion matrix skenario A-2	42
Gambar 4. 9 Threshold skenario B-2	43
Gambar 4. 10 Hasil confusion matrix skenario B-2	45
Gambar 4. 11 Threshold skenario C-2	46
Gambar 4. 12 Hasil confusion matrix C-2	47
Gambar 4. 13 Grafik setiap skenario	51

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu	11
Tabel 3. 1 Dataset gambar bangunan BPBD Kota Malang.....	17
Tabel 3. 2 Nilai magnitude dan orientasi	22
Tabel 4. 1 Jumlah patching gambar	32
Tabel 4. 2 Besar percentile.....	32
Tabel 4. 3 Kombinasi skenario pengujian.....	32
Tabel 4. 4 Hasil pengujian skenario A-1.....	34
Tabel 4. 5 Hasil pengujian skenario B-1.....	36
Tabel 4. 6 Hasil pengujian skenario C-1.....	39
Tabel 4. 7 Hasil pengujian skenario A-2.....	41
Tabel 4. 8 Hasil pengujian skenario B-2.....	44
Tabel 4. 9 Hasil pengujian skenario C-2.....	46
Tabel 4. 10 Hasil presisi, recall, akurasi dan F1-score seluruh skenario	49

ABSTRAK

Rizanta, Charles Iqbal. 2025. **Pengukuran Tingkat Kerusakan Bangunan Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode *Histogram Of Oriented Gradient (HOG)* Dan PCA**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T (II) Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU.

Kata Kunci: *Histogram of Oriented Gradient (HOG)*, *Principal Component Analysis (PCA)*, *Percentile*, Pengukuran.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat kerusakan bangunan akibat bencana alam dengan menggunakan dua metode utama, yaitu *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* untuk ekstraksi fitur dan *Principal Component Analysis (PCA)* untuk reduksi dimensi. Tahap pertama fitur HOG diekstraksi dari citra bangunan yang terkena dampak bencana. Kemudian komponen utama pertama dihitung menggunakan PCA untuk mewakili karakteristik utama dari data citra. Untuk menentukan nilai ambang batas atau *threshold* digunakan metode *percentile* untuk mengukur tingkat kerusakan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pada skenario B-2 sistem dapat mencapai akurasi 95% yang menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengukur tingkat kerusakan bangunan akibat bencana alam. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem pengukuran kerusakan bangunan pasca bencana alam secara otomatis.

ABSTRACT

Rizanta, Charles Iqbal. 2025. **Measurement of Building Damage Level after Natural Disaster Using Histogram Of Oriented Gradient (HOG) and PCA Method.** 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. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU.

This research aims to analyze the level of building damage due to natural disasters using two main methods, namely Histogram of Oriented Gradient (HOG) for feature extraction and Principal Component Analysis (PCA) for dimension reduction. In the first stage, HOG features are extracted from the image of the affected building. Then the first principal component is calculated using PCA to represent the main characteristics of the image data. To determine the threshold value, the percentile method is used to measure the level of damage. The experimental results show that in scenario B-2 the system can achieve 95% accuracy which indicates that this method is effective in measuring the level of damage to buildings due to natural disasters. This research contributes to the development of an automated post-natural disaster building damage measurement system.

Keywords: *Histogram of Oriented Gradient (HOG), Principal Component Analysis (PCA), Percentile, Measurement.*

الملخص

ريزانتا، تشارلز إقبال 2025. قياس مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بعد الكوارث الطبيعية باستخدام الرسم البياني للتدرج الموجه وطريقة التحليل المتسلسل المتعدد الأبعاد. أطروحة. برنامج دراسة هندسة المعلوماتية، كلية العلوم (HOG) والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (الأول) الدكتور أغونغ تيغوه وبيوو. أميس، ماجستير (الثاني) الدكتور فخرول كورنياوان، ماجستير في الهندسة المعلوماتية

الكلمات المفتاحية. النسبة المئوية، التصنيف، (PCA) تحليل المكونات الرئيسية، (HOG) الرسم البياني للتدرجات الموجهة

يهدف هذا البحث إلى تحليل مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بسبب الكوارث الطبيعية باستخدام طريقتين لتقليل الأبعاد. في المرحلة الأولى، يتم استخراج ميزات (PCA) لاستخراج السمات وتحليل المكونات الرئيسية (HOG) التدرج الموجه لتمثيل الخصائص (PCA) من صورة المبنى المتضرر. ثم يتم حساب المكون الرئيسي الأول باستخدام تحليل المكونات الرئيسية HOG الرئيسية لبيانات الصورة. لتحديد قيمة العتبة، يتم استخدام طريقة النسبة المئوية لقياس مستوى الضرر. تُظهر النتائج التجريبية أنه في السيناريو ب-2 يمكن للنظام أن يحقق دقة بنسبة 95% مما يشير إلى أن هذه الطريقة فعالة في قياس مستوى الأضرار التي لحقت بالمباني بسبب الكوارث الطبيعية. يساهم هذا البحث في تطوير نظام آلي لقياس أضرار المباني بعد الكوارث الطبيعية

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia terletak di antara dua benua yaitu Asia dan Australia serta dua samudra yaitu Samudra Hindia dan Samudra Pasifik. Posisi geografis ini menjadikan Indonesia disebut negara kepulauan terbesar di dunia (Darmawan et al., 2020). Indonesia yang terletak di Cincin Api Pasifik, sering mengalami berbagai bencana alam. Kondisi geografis ini membuat Indonesia rentan terhadap gempa bumi, tsunami, letusan gunung berapi, dan tanah longsor. Keberadaan gunung berapi aktif dan seringnya gempa bumi menjadi tantangan tersendiri bagi negara ini. Pada tahun 2023, jumlah kejadian bencana di Indonesia mengalami peningkatan dibandingkan dengan tahun sebelumnya. BNPB mencatat 5.400 kejadian bencana sepanjang tahun 2023 (Data Bencana Indonesia, 2023), yang menunjukkan peningkatan signifikan dari tahun sebelumnya.

Gempa bumi dan letusan gunung berapi merupakan bencana yang paling umum terjadi karena Indonesia terletak di Cincin Api Pasifik (Marbun et al., 2024). Selain itu, tsunami sering terjadi akibat gempa bumi bawah laut. Tanah longsor sering terjadi di daerah pegunungan dan perbukitan, terutama selama musim hujan. Banjir dan kekeringan juga merupakan bencana yang sering dialami, terutama di wilayah dataran rendah dan daerah dengan sistem drainase yang buruk. Bencana-bencana ini tidak hanya menyebabkan kerugian material tetapi juga korban jiwa dan mengganggu kehidupan sosial-ekonomi masyarakat.

Salah satu kerugian akibat bencana alam di Indonesia adalah terjadinya kerusakan bangunan yang signifikan. Secara umum, penentuan tingkat kerusakan bangunan setelah bencana dilakukan oleh tim surveyor yang melibatkan tim SAR, BPBD, P3B, atau relawan yang membantu dalam penilaian kerusakan pasca bencana (Bachriwindi et al., 2019). Namun, seringkali terdapat ketidakakuratan data di lapangan akibat penilaian subjektif yang menyebabkan perbedaan dalam pengkategorian data (Syahran, 2020). Hal ini dapat mengakibatkan data yang dilaporkan ke Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) tidak akurat, sehingga menghambat proses rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana oleh pemerintah.

Dalam menghadapi berbagai tantangan tersebut, penting bagi kita untuk merenungkan apa yang diingatkan oleh Al-Qur'an terkait tanggung jawab sosial dalam membantu sesama. Allah berfirman dalam Q.S. Al-Baqarah ayat 215.

وَأَنْفِقُوا فِي سَبِيلِ اللَّهِ وَلَا تُلْقُوا بِأَيْدِيكُمْ إِلَى التَّهْلُكَةِ ۚ وَأَحْسِنُوا ۚ إِنَّ اللَّهَ يُحِبُّ الْمُحْسِنِينَ

“Dan belanjakanlah (harta bendamu) di jalan Allah, dan janganlah kamu menjatuhkan dirimu sendiri ke dalam kebinasaan, dan berbuat baiklah, karena sesungguhnya Allah menyukai orang-orang yang berbuat baik.” (QS. Al-Baqarah [2]: 195)

Menurut tafsir Hidayatul Insan bi Tafsiril Qur'an "Berbuat ihsanlah dalam berinfak dan dalam semua ketaatan serta jadikanlah semua amalmu ikhlas karena Allah Azza wa Jalla. "Termasuk ihsan pula adalah membantu orang lain dengan jah/kedudukan yang dimilikinya, beramr ma'ruf dan bernahi munkar, mengajarkan ilmu yang bermanfaat, memenuhi kebutuhan manusia, menghilangkan derita yang menimpa mereka, menjenguk orang yang sakit, mengiringi jenazah, membimbing

orang yang tersesat, membantu orang yang mengerjakan sesuatu, mengajarkan keterampilan, dan berbuat ihsan dalam beribadah seperti yang disebutkan Nabbi shallallahu 'alaihi wasallam dalam sabdanya,

"Ihsan adalah kamu beribadah kepada Allah seakan-akan kamu melihat-Nya, jika kamu tidak merasa begitu maka ketahuilah bahwa Dia melihatmu." (HR. Muslim).

Dari pemaparan ayat dan hadist diatas untuk mewujudkan itu salah satunya adalah membuat sebuah sistem yang dapat membantu surveyor untuk menilai tingkat kerusakan bangunan. Pada penelitian ini sistem yang di bangun menggunakan *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* dan *Principal Component Analysis (PCA)* digunakan dan dinilai efektif dalam analisis kerusakan bangunan berdasarkan gambar bangunan yang rusak. Seperti penelitian sebelumnya yaitu HOG telah digunakan untuk deteksi retakan pada jembatan beton (Zoubir et al., 2022) dan pengenalan wajah pada sistem parker (Ilham Firman Ashari et al., 2022), yang menunjukkan akurasi tinggi pada kedua kasus tersebut. Dalam aplikasi yang berbeda, PCA telah digunakan untuk pengenalan wajah dalam sistem kehadiran di gereja (Safitri et al., 2021).

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik statistik yang digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan mengubah sejumlah besar variabel yang mungkin berkorelasi menjadi sejumlah kecil variabel yang tidak berkorelasi yang disebut komponen utama (Sari, 2023). Dalam konteks analisis gambar, PCA digunakan untuk mengidentifikasi pola dalam data dan mengekstrak informasi yang paling signifikan. Kemudian *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur dari gambar dengan cara menghitung histogram orientasi gradien (Syuhada, 2023).

HOG efektif dalam mendeteksi bentuk dan tepi dalam gambar, sehingga sering digunakan dalam aplikasi pengenalan objek dan analisis gambar.

1.2 Pernyataan Masalah

Seberapa baik performa metode *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) dan PCA dalam mengukur tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam?

1.3 Batasan Masalah

Sumber data penelitian ini adalah data gambar kerusakan bangunan pasca bencana alam jenis bangunan rumah dari BPBD Kota Malang tahun 2021 sampai dengan tahun 2023 sebanyak 77 data.

1.4 Tujuan Penelitian

Mengukur performa dari Metode *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) dan PCA dalam mengukur tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam.

1.5 Manfaat Penelitian

Membantu Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) dan tim surveyor dalam menentukan tingkat kerusakan sektor setelah terjadinya bencana alam.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Kendala Penilaian Tingkat Kerusakan Bangunan

Bencana alam merupakan peristiwa atau serangkaian peristiwa alam yang dapat mengakibatkan kerusakan lingkungan, kerugian harta benda, serta korban jiwa dan gangguan kehidupan manusia (Irwan et al., 2021). Akibat dari bencana alam, terutama terhadap bangunan adalah sangat signifikan. Kerusakan struktural pada bangunan bisa terjadi, mengakibatkan runtuhnya fondasi, dinding, dan atap. Secara umum, penentuan tingkat kerusakan bangunan setelah bencana dilakukan oleh tim surveyor yang melibatkan tim BPBD atau relawan yang membantu dalam penilaian kerusakan pasca bencana (Bachriwindi et al., 2019). Namun, seringkali terdapat ketidakakuratan data di lapangan akibat penilaian subjektif yang menyebabkan perbedaan dalam pengkategorian data (Syahrani, 2020). Hal ini dapat mengakibatkan data yang dilaporkan ke Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) tidak akurat, sehingga menghambat proses rehabilitasi dan rekonstruksi pasca bencana oleh pemerintah. Maka dari itu diperlukan sebuah sistem yang dapat membantu tim surveyor dalam menentukan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam agar lebih efisien.

2.2 Pengukuran Kerusakan

Penelitian yang dilakukan oleh A. T. W. Almais et al. (2023) mengembangkan metode klusterisasi data berbasis *Principal Component Analysis* (PCA) untuk pelabelan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam, yang berfokus

pada penentuan tingkat kerusakan melalui pengurangan dimensi data. Tingkat kerusakan yang ditentukan adalah rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Jurnal ini menghasilkan beberapa output penting, yang pertama adalah pelabelan data kerusakan pasca-bencana menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Dalam penelitian ini 216 dataset yang mencakup lima kriteria kerusakan bangunan dianalisis menggunakan PCA, di mana dua komponen utama dihasilkan, yaitu PC1 dan PC2. PC1 memiliki kontribusi terbesar terhadap varians data sebesar 85.17%, sedangkan PC2 berkontribusi sebesar 9.36%.

Komponen-komponen ini digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam tiga klaster berdasarkan tingkat kerusakan kerusakan ringan, sedang, dan berat. Klaster pertama mencakup data dengan nilai koordinat kurang dari 0 (kerusakan ringan), klaster kedua mencakup data dengan nilai antara 0 dan 2 (kerusakan sedang), dan klaster ketiga mencakup data dengan nilai lebih dari 2 (kerusakan berat). Selain itu hasil PCA ini divalidasi dengan membandingkan hasil klasterisasi dengan data target asli, yang menunjukkan bahwa PC1 dengan nilai eigen yang lebih tinggi menghasilkan distribusi data yang lebih baik dibandingkan dengan PC2. Validasi ini membuktikan bahwa PCA dapat digunakan secara efektif dalam pelabelan data tanpa pengawasan, khususnya untuk mengidentifikasi tingkat kerusakan sektor pasca-bencana. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan PCA dalam pengelompokan data kerusakan bangunan pasca-bencana memberikan pelabelan yang akurat dan dapat digunakan dalam proses pengambilan keputusan lebih lanjut.

Hidayat et al. (2021) menggunakan kombinasi ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) dan metode Random Forest untuk mengidentifikasi iris dalam citra pengenalan iris. Teknik ini berhasil dalam menghasilkan klasifikasi iris yang akurat. Dari serangkaian pengujian yang dilakukan, kombinasi metode ekstraksi fitur HOG dan Haralick dengan algoritma Random Forest memberikan hasil terbaik dengan akurasi sebesar 81.38%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi metode tersebut sangat efektif untuk pengenalan citra iris. Selain itu, penelitian ini juga menemukan bahwa penggunaan ekstraksi fitur sangat mempengaruhi nilai akurasi yang dihasilkan dalam proses klasifikasi, di mana penggabungan beberapa ekstraksi fitur menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan penggunaan satu jenis ekstraksi fitur saja. Penelitian ini membuktikan bahwa metode Random Forest memiliki performa paling tinggi dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya dalam konteks pengenalan iris mata.

Penelitian lain tentang deteksi penyakit tumor otak juga menggunakan metode serupa, yaitu HOG untuk ekstraksi fitur citra, namun dikombinasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi, yang memberikan hasil yang baik dalam pengenalan penyakit (Khairina et al., n.d.). Dari hasil pengujian yang dilakukan, klasifikasi tumor otak menggunakan SVM dengan kernel linear memberikan hasil akurasi tertinggi sebesar 91%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak, seperti Glioma, Meningioma, Pituitary Tumor, dan klasifikasi tanpa tumor. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam deteksi dini tumor

otak yang dapat membantu proses diagnosis dan perawatan pasien secara lebih akurat dan cepat.

Dalam bidang klasifikasi penyakit paru-paru basah, Khairina et al. (n.d.) menggunakan HOG untuk mengekstraksi fitur dari citra medis, kemudian mengklasifikasikannya dengan metode K-Nearest Neighbors (KNN). Studi ini berhasil menunjukkan efektivitas kombinasi HOG dan KNN dalam pengenalan pola penyakit. Dalam penelitian ini, pneumonia didiagnosis menggunakan metode KNN yang dikombinasikan dengan ekstraksi fitur HOG. Hasil menunjukkan bahwa klasifikasi terbaik diperoleh dengan Cosine KNN, yang mencapai tingkat akurasi 84.93%. Klasifikasi ini lebih akurat dalam membedakan antara paru-paru yang sehat dan yang terinfeksi pneumonia.

Uddin et al. (2021) mengaplikasikan PCA untuk pengurangan dimensi data penginderaan jauh hiperspektral (HSI) dalam klasifikasi citra, sehingga mempercepat proses komputasi dengan tetap mempertahankan akurasi klasifikasi. Penggunaan seluruh data asli pada gambar penginderaan jauh hiperspektral (HSI) seringkali tidak efisien dalam hal biaya dan akurasi klasifikasi. Untuk meningkatkan hasil klasifikasi, strategi reduksi band diterapkan melalui metode ekstraksi fitur dan seleksi fitur. PCA dan variasinya (SPCA, SSPCA, FPCA, MNF, KPCA, KECA) digunakan untuk mengekstrak fitur dari HSI. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan ekstraksi fitur lebih efektif dibandingkan menggunakan seluruh dataset asli, dengan MNF memberikan akurasi klasifikasi tertinggi dan FPCA menunjukkan efisiensi ruang dan waktu terbaik dengan hasil klasifikasi yang memadai.

Penelitian lain oleh Tanjung dan Muhathir (2020) menerapkan HOG dan SVM dalam pengenalan ekspresi wajah. Metode ini digunakan untuk mengekstraksi ciri-ciri penting dari wajah dan kemudian mengklasifikasikan ekspresi dengan akurasi yang tinggi. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan ekspresi wajah manusia dengan memanfaatkan ekstraksi fitur HOG dan metode klasifikasi SVM. Hasil terbaik dari klasifikasi ekspresi wajah adalah dengan tingkat akurasi sebesar 76.57% pada nilai $K=500$, menggunakan SVM sebagai alat klasifikasi.

Gunawan et al. (2022) menggunakan PCA dalam analisis faktor-faktor internal dan eksternal yang mempengaruhi risiko mutu pada proyek jalan raya di Aceh, menunjukkan bahwa PCA efektif dalam mereduksi dimensi data yang kompleks. Penelitian menghasilkan beberapa output utama. Penelitian ini mengidentifikasi sembilan faktor yang memengaruhi mutu proyek, yaitu bahan, tenaga kerja, peralatan, keuangan, lingkungan, perubahan, hubungan dengan pemerintah, kontrak, serta waktu dan kontrol. Dengan menggunakan PCA sembilan variabel ini direduksi menjadi dua faktor utama: faktor internal yang meliputi bahan, tenaga kerja, peralatan, perubahan, dan kontrak, serta faktor eksternal yang mencakup keuangan, lingkungan, hubungan dengan pemerintah, serta waktu dan kontrol. Kedua faktor ini menjelaskan 82.95% variabilitas dari keseluruhan variabel, dengan faktor internal memberikan kontribusi terbesar.

Selanjutnya penelitian Yohannes et al. (2021) menggunakan kombinasi metode ekstraksi fitur HSV dan HOG serta SVM untuk mengklasifikasikan jenis jamur. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sembilan jenis jamur,

yaitu *Agaricus*, *Amanita*, *Boletus*, *Cortinarius*, *Entoloma*, *Hygrocybe*, *Lactarius*, *Russula*, dan *Suillus*, menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan dua fitur utama, yaitu *Hue Saturation Value* (HSV) untuk segmentasi warna dan Histogram of Oriented Gradient (HOG) untuk ekstraksi fitur. Dari total 900 citra yang digunakan, penelitian ini menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 82.69%. Jenis jamur yang memberikan hasil terbaik dalam klasifikasi adalah jamur *Boletus*, dengan akurasi sebesar 89.69%, *precision* sebesar 55.37%, dan *recall* sebesar 46.84%. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode ekstraksi fitur HOG dan segmentasi warna HSV dengan klasifikasi SVM cukup efektif untuk mengenali jenis-jenis jamur berdasarkan bentuk dan warna yang berbeda.

Penelitian Bashit et al. (2019) menggunakan metode klasifikasi berbasis objek dengan kombinasi segmentasi citra, penggabungan, dan *Rule-Based Classification* untuk mengkategorikan penggunaan lahan di Kecamatan Ngaglik menggunakan citra satelit SPOT 5. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan 16 kelas penggunaan lahan, seperti pertanian lahan basah, perumahan tidak teratur, jalan, dan tanah industri, dengan memanfaatkan segmentasi berbasis watershed untuk membentuk objek dari piksel yang memiliki spektrum warna serupa. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan *Rule-Based Classification*, yang membedakan objek berdasarkan nilai spektral, tekstur, dan spasial. Dari hasil pengujian akurasi menggunakan Confusion matrix, metode ini mencapai akurasi keseluruhan sebesar 80% dengan koefisien kappa 0.79. Kelas penggunaan lahan dengan akurasi tertinggi adalah akomodasi dan rekreasi, jalan, serta bangunan, sementara kelas dengan akurasi terendah adalah pertanian lahan basah, yang mengalami perubahan

fungsi menjadi pemukiman. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode Klasifikasi Berbasis Objek untuk menganalisis dan memetakan penggunaan lahan dari citra resolusi tinggi, serta dapat digunakan sebagai dasar untuk pemantauan perkembangan wilayah secara berkala.

Terakhir, Hedyati dan Suartana (2021) juga menggunakan PCA dalam proses clustering data produksi pertanian di Bojonegoro, yang memungkinkan pengelompokan data yang lebih efisien dengan mempertahankan informasi yang relevan. Penelitian ini berfokus pada penggunaan *Principal Component Analysis* (PCA) sebagai metode optimasi algoritma clustering K-Means pada data pertanian di Kabupaten Bojonegoro. Output utama dari penelitian ini menunjukkan bahwa dataset yang direduksi menjadi 1 *Principal Component* (PC) menghasilkan nilai DB Index paling optimal, yaitu 0.4072, dengan pembentukan tiga kluster. Sebagai perbandingan, dataset dengan 2 PC menghasilkan nilai DB Index 0.6168, dataset dengan 3 PC mencapai 0.6598, dan dataset tanpa reduksi dimensi memiliki nilai DB Index 0.4598. Hasil ini menegaskan bahwa reduksi dimensi dengan PCA meningkatkan kinerja algoritma K-Means dalam clustering pada dataset dengan dimensi tinggi.

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu

No	Refrensi	Topik	Metode	Subjek	Hasil
1	(Almais et al., 2023)	<i>Labeling of Level Damage Sector</i>	PCA	<i>Principal Component Analysis-Based Data Clustering for Labeling of Level Damage Sector in Post-Natural Disasters</i>	PC1 (85,17%) dan PC2 (9,36%) mengelompokkan kerusakan bangunan menjadi ringan (< 0), sedang (0-2), berat (> 2).
2	(Hidayat et al., 2021)	Identifikasi Pengenalan Iris	HOG dan <i>Random Forest</i>	Mengklasifikasikan Iris menggunakan ekstraksi fitur HOG	HOG dan Random Forest menghasilkan

No	Refrensi	Topik	Metode	Subjek	Hasil
				dan metode klasifikasi <i>Random Forest</i>	akurasi 81,38%.
3	(Mutiarra et al., n.d.)	Mendeteksi penyakit tumor otak	HOG dan SVM	Mengklasifikasikan penyakit tumor otak menggunakan ekstraksi fitur HOG dan metode klasifikasi SVM	HOG dan SVM memberikan akurasi 91% untuk klasifikasi tumor otak.
4	(Khairina et al., n.d.)	Berfokus pada identifikasi penyakit paru-paru basah	HOG dan KNN	Mengklasifikasikan penyakit paru-paru basah menggunakan HOG dan KNN	HOG dan KNN mencapai akurasi 84,93% dalam diagnosis pneumonia.
5	(Uddin et al., 2021)	Klasifikasi citra	PCA	Pengurangan Dimensi dalam Klasifikasi Citra Penginderaan Jauh Hiperspektral (HSI)	MNF memberikan akurasi tertinggi, FPCA memiliki efisiensi terbaik.
6	(Tanjung et al., 2020)	Pengenalan ekspresi wajah	HOG dan SVM	Klasifikasi ekspresi wajah dengan ekstraksi fitur HOG dan metode SVM	HOG dan SVM menghasilkan akurasi 76,57% pada pengenalan ekspresi wajah.
7	(Gunawan et al., 2022)	Risiko Mutu pada Proyek Jalan Raya di Aceh	PCA	Analisis faktor internal dan eksternal yang memengaruhi risiko mutu dalam pelaksanaan Proyek Jalan Batas Aceh Menggunakan PCA	PCA mereduksi 9 faktor risiko proyek menjadi 2 faktor utama, menjelaskan 82,95% varians.
8	(Yohannes et al., 2021)	Pengelompokan jenis jamur	HOG dan, SVM, HSV	Klasifikasi jenis jamur menggunakan ekstraksi fitur HSV dan HOG dikombinasikan dengan metode SVM	HOG, HSV, dan SVM menghasilkan akurasi rata-rata 82,69% untuk klasifikasi jamur.
9	(Hediyati et al., 2021)	<i>Clustering data</i>	PCA	Mereduksi dimensi Pada Proses <i>Clustering Data</i> Produksi Pertanian Di Kabupaten Bojonegoro	PCA dengan 1 komponen menghasilkan DB Index 0.4072 untuk clustering data produksi pertanian.
10	(Bashit et al., 2019)	Klasifikasi penggunaan lahan	<i>Rule-Based Classification</i>	Penggunaan lahan di Kecamatan Ngaglik, Sleman, Yogyakarta	16 kelas lahan, akurasi 80%

No	Refrensi	Topik	Metode	Subjek	Hasil
11	Penelitian saat ini	Klasifikasi data	PCA- <i>Clustering</i> dan HOG	Klasterisasi tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam	Klasifikasi tingkat kerusakan bangunan yaitu rusak sedang, rusak ringan, rusak berat

2.3 *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk mereduksi dimensi sekaligus mempertahankan informasi penting (Badakhshan Farahabadi et al., 2021). PCA bekerja dengan mengubah variabel yang saling berkorelasi menjadi himpunan variabel baru yang tidak berkorelasi yang disebut komponen utama. Komponen utama ini menangkap sebanyak mungkin variasi dalam data dengan menggunakan lebih sedikit variabel sehingga memungkinkan pemahaman yang lebih sederhana tentang struktur data. PCA sangat berguna dalam mengurangi jumlah variabel tanpa kehilangan informasi penting, mengurangi risiko *overfitting* dalam model pembelajaran mesin, dan membantu dalam visualisasi data berdimensi tinggi dalam dua atau tiga dimensi (Salem & Hussein, 2019). Metode PCA akan membentuk sekumpulan dimensi baru yang kemudian di ranking berdasarkan varian datanya. PCA akan menghasilkan *principal component* yang didapat dari dekomposisi *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks kovarians. PCA dimulai dengan menormalkan data, menghitung matriks kovarian, lalu menemukan nilai eigen dan vektor eigen dari matriks tersebut. Nilai eigen menunjukkan seberapa besar informasi yang dijelaskan oleh masing-masing komponen utama, sedangkan vektor eigen menunjukkan arah dari sumbu baru tersebut.

Mengurangi jumlah dimensi menggunakan PCA juga membuat data menjadi lebih sederhana dan lebih mudah untuk diolah tanpa kehilangan informasi penting secara signifikan. Dalam penelitian ini PCA digunakan setelah proses ekstraksi fitur HOG menghasilkan data berdimensi tinggi. Reduksi dimensi ini memungkinkan pemetaan data ke dalam dua atau tiga dimensi utama untuk mengamati penyebaran data dan potensi pola pengukuran tingkat kerusakan bangunan.

2.4 *Histogram Of Gradient (HOG)*

Metode HOG atau singkatan dari *Histogram of Oriented Gradient* merupakan teknik untuk mendeskripsikan bentuk dan penampilan objek dalam citra digital (Sulistyaningrum et al., 2020). HOG digunakan untuk mengambil informasi penting dari sebuah citra dengan cara menghitung distribusi intensitas gradien di wilayah tertentu dari citra (Gunadarma et al., n.d.). HOG sendiri merupakan salah satu *feature description* yang tidak hanya mendeteksi tetapi juga mampu memberikan arah tepi dengan mengekstraksi gradien dan orientasi dari tepi. Selain itu, orientasi ini dihitung dengan cara gambar lengkap dipecah menjadi beberapa wilayah yang lebih kecil dan dihitung nilai gradien dan orientasinya (Sulistyaningrum et al., 2020). Akhirnya HOG akan menghasilkan histogram untuk masing-masing wilayah secara terpisah.

Gambar yang digunakan dalam metode HOG ini biasanya adalah 128x128 dimana itu adalah ukuran gambar yang sering dipakai dalam metode HOG ini. Hal ini bertujuan agar memudahkan saat ekstraksi fitur dan mengoptimalkan hasil dari metode HOG ini. Kernel yang digunakan dalam menghitung gradien pada metode

HOG ini ada dua yaitu kernel Sobel dan *Centered Derivative*. Proses HOG diawali dengan proses grayscale pada gambar. Selanjutnya adalah menghitung nilai gradien terhadap sumbu X dan Y menggunakan kernel sobel. Kemudian menghitung magnitudo dan orientasi gradien setelah itu dilanjutkan dengan perhitungan HOG tiap sel kemudian dilakukan normalisasi per bloknya sampai dengan mendapatkan fitur HOG.

Untuk meningkatkan ketahanan terhadap variasi pencahayaan atau kontras dalam citra, histogram pada beberapa sel digabung dalam satu blok dan dinormalisasi. Proses normalisasi ini penting agar fitur yang dihasilkan tidak dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan setempat. Hasil akhirnya berupa vektor fitur berdimensi tinggi yang merepresentasikan pola orientasi tepi pada seluruh citra. Dalam penelitian ini HOG digunakan untuk mengekstrak ciri-ciri visual dari gambar bangunan yang mengalami kerusakan pasca bencana. Ciri-ciri tersebut memuat informasi tentang garis, tepi, dan kontur struktur bangunan yang bisa menjadi indikator tingkat kerusakan. Dengan menggunakan HOG sistem dapat secara sistematis dan konsisten membaca pola kerusakan dari bangunan yang berbeda, sehingga menghasilkan data fitur yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

2.5 Percentile

Percentile merupakan konsep statistik yang digunakan untuk membagi sekumpulan data menjadi seratus bagian yang sama sehingga dapat membantu dalam memahami distribusi data tanpa bergantung pada nilai rata-rata atau standar deviasi. Dalam penelitian ini *percentile* digunakan sebagai pendekatan untuk

menentukan batas-batas kategori tingkat kerusakan bangunan ringan, sedang, dan berat berdasarkan hasil proyeksi fitur HOG yang telah direduksi dengan PCA. Dengan cara ini proses pengukuran tidak bergantung pada model pembelajaran atau batas tetap yang mungkin tidak sesuai dengan kondisi data di lapangan.

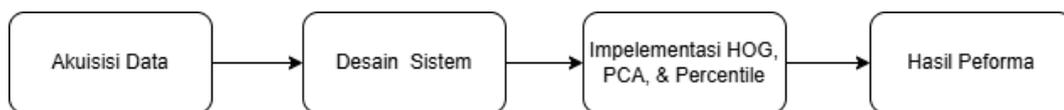
Penggunaan *percentile* memberikan kelebihan dalam hal fleksibilitas terhadap karakteristik distribusi data yang tidak normal. Hal ini sangat penting dalam penelitian berbasis data nyata seperti kerusakan bangunan pasca bencana, di mana distribusi data sering kali tidak simetris atau mengandung outlier. Dengan memanfaatkan posisi relatif data metode ini memberikan pendekatan objektif dalam pengelompokan tingkat kerusakan yang lebih representatif dibandingkan metode berbasis asumsi. Selain itu dengan pendekatan ini hasil klasifikasi menjadi lebih mudah dianalisis karena data telah tersusun berdasarkan distribusi aktual yang terjadi pada lapangan. Oleh karena itu integrasi antara HOG, PCA, dan *percentile* dalam sistem pengukuran ini berfungsi sebagai kerangka analisis yang saling melengkapi, terutama dalam menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dan interpretatif.

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Tahapan penelitian ini adalah alur utama yang menggambarkan proses penelitian ini. Gambar 3.1 ini menunjukkan tahapan penelitian Implementasi HOG dan PCA dalam menentukan kerusakan bangunan pasca bencana alam secara umum dapat dilihat dalam bentuk diagram blok yang dijabarkan.



Gambar 3. 1 Desain Penelitian

3.1.1 Desain Penelitian

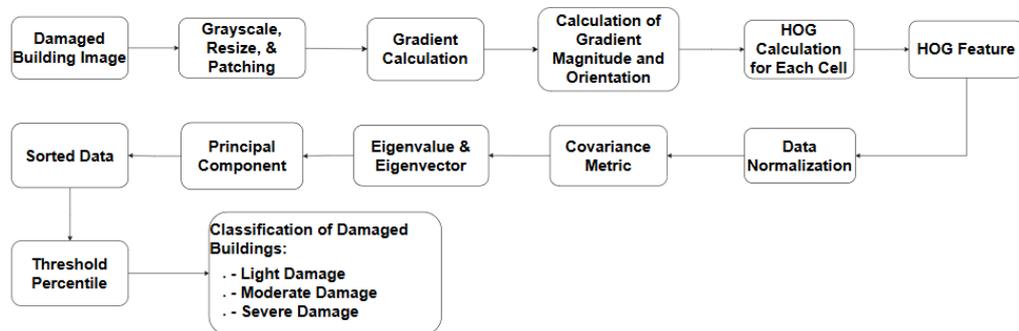
Penelitian ini menggunakan data dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Malang tahun 2021 sampai dengan tahun 2023. Data gambar kerusakan bangunan yang digunakan adalah kerusakan akibat bencana gempa bumi. Bangunan yang digunakan adalah jenis bangunan rumah. Jumlah data yang diambil sebanyak 77 data gambar bangunan rusak. Berikut Tabel 3.1 dataset dari BPBD Kota Malang.

Tabel 3. 1 Dataset gambar bangunan BPBD Kota Malang

Jenis Kerusakan	Jumlah
Rusak Ringan	37
Rusak Sedang	14
Rusak Berat	26

3.1.2 Desain Sistem

Desain sistem menggambarkan alur dari sistem pengukuran secara menyeluruh. Tahapan ini dimulai dengan input gambar bangunan rusak kemudian akan masuk kedalam proses HOG dimulai dengan membaca gambar dan dilanjutkan dengan perhitungan gradien, magnitude, dan orientasi gradien, hingga menghasilkan fitur HOG yang distandarisasi. Fitur-fitur ini kemudian disimpan dalam spreadsheet sebagai data input untuk tahap berikutnya. Proses ini berakhir dengan normalisasi data dan pembuatan komponen utama yang akan digunakan untuk mengukur tingkat kerusakan bangunan yang terjadi pasca bencana alam yaitu rusak sedang, rusak ringan, dan rusak berat. Berikut alur sistem yang dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Desain sistem

3.1.3 Implementasi Metode HOG, PCA, dan *Percentile*

Dari desain penelitian yang telah dibuat dapat dijabarkan untuk langkah implementasinya sebagai berikut :

1. *Damaged Building Image*

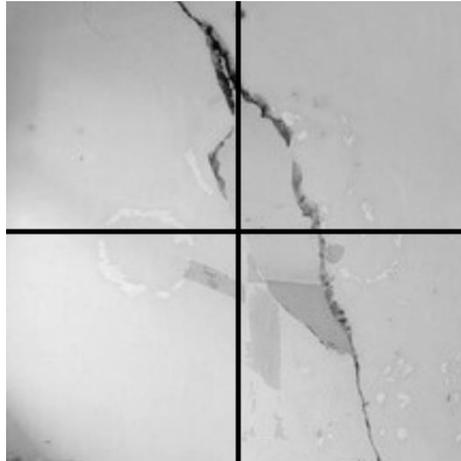
Data yang digunakan adalah gambar bangunan rusak pasca bencana alam. Seperti yang sudah di jelaskan pada 3.1.1 bahwa data yang digunakan adalah dari BPBD Kota Malang. Berikut contoh data ambar yang digunakan



Gambar 3. 3 Gambar bangunan rusak

2. *Grayscale, Resize, dan Patching*

Proses *Grayscale and resize* dilakukan dalam keperluan ekstraksi fitur pada HOG karena gambar berwarna tidak diperlukan dalam analisis gradien. Mengonversi gambar ke grayscale juga menyederhanakan perhitungan dengan mengurangi dimensi data yang harus diolah. Selain *grayscale* ukuran gambar juga dibuat sama dengan ukuran 128 x 128 piksel kemudian ada tahapan *patching* sebagai salah satu skenario uji coba yaitu gambar dibagi menjadi 1 patch dan 4 patch. Contoh gambar yang sudah di grayscale, resize, dan *patching* adalah sebagai berikut

Gambar 3. 4 *Patching* Gambar

3. *Gradient Calculation*

Gradient Calculation atau perhitungan gradien maksudnya di sini mengacu pada perubahan intensitas pada piksel dalam dua arah yaitu horizontal (x) dan vertikal (y). Untuk menghitung gradien ini digunakan operator deteksi tepi seperti Sobel.

Kernel sobel untuk gradien X :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Kernel sobel untuk gradien Y :

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

4. *Calculation of Gradien Magnitude and Orientation*

Perhitungan magnitudo gradien menunjukkan seberapa kuat perubahan intensitas pada piksel tersebut, sementara orientasi gradien menunjukkan arah

perubahan tersebut dalam. Perhitungan magnitudo dan orientasi gradien menggunakan rumus :

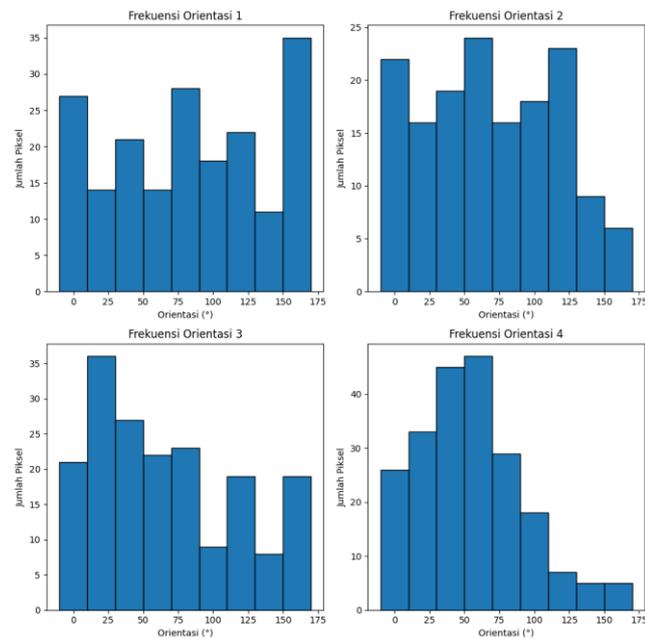
$$M = \sqrt{(G_x^2 + G_y^2)} \quad (3.3)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3.3)$$

Keterangan:

- a) M adalah magnitudo
- b) θ adalah orientasi
- c) G_y adalah gradien horizontal
- d) G_x adalah gradien vertikal

Pada gambar 3.6 menunjukkan frekuensi antara orientasi dan jumlah piksel. Setiap bin rentang 0° - 180° memiliki jumlah piksel masing-masing yang menunjukkan banyaknya perubahan intensitas cahaya disetiap pikselnya.



Gambar 3. 5 Histogram jumlah frekuensi orientasi

Berikut rincian nilai magnitudo dan nilai orientasi dari masing-masing piksel yang ditunjukkan pada tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Nilai magnitudo dan orientasi

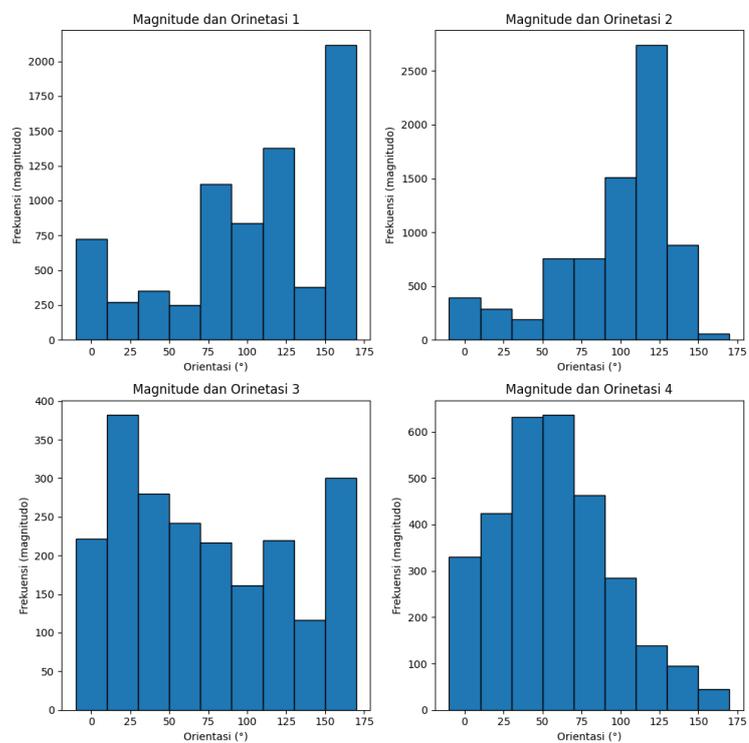
Piksel	Magnitudo (M)	Orientasi (θ)
(1.1)	50	10°
(1.2)	60	25°
(1.3)	70	50°
(1.4)	80	70°
(1.5)	90	120°
(1.6)	100	150°
(1.7)	110	170°
(1.8)	120	90°
(2.1)	130	30°
(2.2)	140	45°
(2.3)	150	60°
(2.4)	160	80°
(2.5)	170	100°
(2.6)	180	135°
(2.7)	190	160°
(2.8)	200	90°
(3.1)	210	15°
(3.2)	220	35°
(3.3)	230	55°
(3.4)	240	75°
(3.5)	250	130°
(3.6)	260	140°
(3.7)	270	160°

Piksel	Magnitudo (M)	Orientasi (θ)
(3.8)	280	175°
(4.1)	50	10°
(4.2)	60	30°
(4.3)	70	50°
(4.4)	80	70°
(4.5)	90	120°
(4.6)	100	150°
(4.7)	110	170°
(4.8)	120	90°
(5.1)	130	30°
(5.2)	140	45°
(5.3)	150	60°
(5.4)	160	80°
(5.5)	170	100°
(5.6)	180	135°
(5.7)	190	160°
(5.8)	200	90°
(6.1)	210	15°
(6.2)	220	35°
(6.3)	230	55°
(6.4)	240	75°
(6.5)	250	130°
(6.6)	260	140°
(6.7)	270	160°
(6.8)	280	175°
(7.1)	300	30°
(7.2)	310	40°
(7.3)	320	60°
(7.4)	330	70°
(7.5)	340	110°
(7.6)	350	140°
(7.7)	360	150°
(7.8)	370	175°
(8.1)	380	5°
(8.2)	390	90°
(8.3)	400	45°
(8.4)	410	70°
(8.5)	420	100°
(8.6)	430	130°
(8.7)	440	150°
(8.8)	450	160°

5. HOG Calculation for Each Cell

HOG Calculation for Each Cell atau perhitungan hog tiap sel dilakukan dengan memecah gambar dipecah menjadi sel-sel kecil yang biasanya berbentuk persegi atau persegi panjang. Untuk setiap sel, histogram orientasi gradien dibuat

berdasarkan arah dan magnitudo gradien di setiap piksel dalam sel tersebut. Histogram ini memiliki sejumlah bin, di mana setiap bin mewakili rentang orientasi tertentu seperti pada penelitian ini menggunakan rentang 0-20 derajat. Nilai magnitudo dari gradien pada setiap piksel ditambahkan ke bin yang sesuai dengan orientasi gradiennya. Berikut adalah contoh gambar histogram besar magnitudo di setiap orientasi.



Gambar 3. 6 Histogram total magnitudo

6. HOG *Feature*

Hasil dari proses HOG menghasilkan fitur yang dikonversi menjadi file csv. Fitur ini adalah hasil dari semua sel yang digabungkan menjadi satu vektor fitur besar yang menggambarkan keseluruhan gambar. Fitur HOG ini kemudian

akan dilanjutkan ke dalam proses PCA untuk mengukur tingkat kerusakan bangunan.

7. *Principal Component Analysis*

Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode yang sering digunakan untuk menglompokkan berbagai data berdasarkan kemiripan karakteristik tertentu. Pada penelitian ini PCA digunakan sebagai wadah untuk menganalisis fitur yang sudah diekstraksi menggunakan HOG dari data citra bangunan rusak pasca bencana alam. PCA memiliki kelemahan dalam menangani data yang melimpah, non-linier, dan dinamis, sehingga memerlukan fungsi probabilitas tambahan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut (Almais et al., 2023). Dalam konteks penentuan tingkat kerusakan bangunan pascabencana, PCA digunakan untuk mengolah data kerusakan yang telah dianalisis dan memiliki nilai pada setiap kriterianya, seperti kondisi bangunan dan struktur bangunan (Almais et al., 2023). PCA 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).

PCA dalam penelitian ini digunakan untuk mengolompokkan data citra bangunan ke dalam kategori tertentu berdasarkan dari hasil analisis PCA. Dengan demikian sistem ini dapat mengukur data citra bangunan yang rusak ke dalam beberapa kategori tingkat kerusakan seperti rusak ringan, rusak sedang, atau rusak berat (Almais et al., 2023). Data yang diproses oleh PCA 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 PCA yang akan digunakan:

a. Normalisasi Data

Normalisasi digunakan untuk memastikan bahwa setiap fitur memiliki skala yang sama sehingga tidak ada fitur yang mendominasi fitur yang lain.

Rumus untuk normalisasi data sebagai berikut:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (3.5)$$

keterangan :

- a) X_{norm} adalah data yang dinormalisasi.
- b) x adalah data asli.
- c) μ adalah mean dari fitur.
- d) σ adalah standar deviasi dari fitur.

b. Mencari Matriks Kovarians

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

$$C = \frac{1}{n-1} (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (3.6)$$

keterangan:

- a) C adalah matriks kovariansi.
- b) x_i adalah sampel ke-i.
- c) μ adalah mean dari setiap fitur.
- d) n adalah jumlah sampel.
- e) $(x_i - \mu)^T$ adalah transpose dari vektor deviasi.

c. Mencari Eigenvalue dan Eigenvector

Eigenvalue dan *eigenvector* dari matriks kovarian memberikan informasi tentang varians dan arah utama dari data.

$$C_v = \lambda v \quad (3.7)$$

Keterangan :

- a) C adalah matriks kovariansi.
- b) v adalah *eigenvector*.
- c) λ adalah *eigenvalue*.

Untuk pendekatan pencarian eigenvalue dan eigenvector disini digunakan metode *power iteration*.

d. Menentukan komponen utama (PC)

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

Rumus:

$$PC = Z.V \quad (3.8)$$

keterangan:

- a) PC adalah komponen utama
- b) Z adalah data ternormalisasi
- c) V adalah eigenvector

e. Pengukuran

Data akan di kelompokkan menjadi 3 cluster yaitu berdasarkan *threshold* yang akan dicari dalam cluster 1 ($n < 0$), cluster 2 ($0 \leq n < 2$), dan cluster 3 ($n = 2$) (Almais et al., 2023). Namun karena karakteristik data dalam penelitian ini berbeda dengan yang digunakan dalam jurnal acuan, maka

batasan kategori kerusakan tidak dapat sepenuhnya mengacu pada standar yang telah ditetapkan sebelumnya. Oleh karena itu, digunakan metode *threshold percentile* untuk menyesuaikan batasan tingkat kerusakan berdasarkan distribusi nilai PCA dalam dataset ini. Metode *percentile* disini dipakai karena karakteristik nilai komponen utama pada setiap gambar yang rusak membentuk pola dimana gambar yang rusak ringan memiliki nilai komponen utama paling rendah dan yang rusak berat memiliki nilai komponenn utama paling tinggi dan rusak sedang berada pada rentang rusak ringan dan rusak berat.

3.1.4 Hasil Peforma

Performa pengukuran tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam dievaluasi melalui analisis hasil model yang dibandingkan dengan ground truth dan menghitung Confusion matrix untuk peformanya . Dalam jurnal acuan (Almais et al., 2023), klasifikasi dilakukan berdasarkan nilai komponen utama dengan rentang $n < 0$ untuk rusak ringan, $0 \leq n < 2$ untuk rusak sedang, dan $n \geq 2$ untuk rusak berat. Namun karena dataset dalam penelitian ini memiliki karakteristik yang berbeda, diperlukan metode *threshold percentile* untuk menyesuaikan batasan kategori agar lebih representatif terhadap distribusi data yang diperoleh. Meskipun *threshold* yang digunakan dalam penelitian ini dihitung berdasarkan distribusi data PCA yang dihasilkan, pendekatan ini tetap mengacu pada prinsip yang sama seperti dalam jurnal acuan, yaitu mengelompokkan tingkat kerusakan berdasarkan pola distribusi fitur dalam ruang komponen utama.

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Pengujian

Langkah pertama sebelum melakukan pengujian adalah mempersiapkan data yang akan digunakan dalam penelitian. Seperti yang telah dijelaskan pada Sub-bab 3.1.1, dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari BPBD Kota Malang. Jumlah data yang digunakan adalah 77 gambar bangunan yang mengalami kerusakan. Data citra ini kemudian masuk ke dalam tahap *preprocessing*, yaitu konversi ke *grayscale*, *resizing*, dan *patching*. Setelah melewati tahap *preprocessing*, setiap patch gambar akan dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode HOG. Setiap patch gambar menghasilkan 36 fitur HOG yang mencakup berbagai informasi pada setiap bagian gambar. Hasil fitur HOG ini yang digunakan untuk skenario pengujian.

4.2 Skenario Pengujian

Pada skenario pengujian akan dilakukan dengan menggunakan berbagai parameter yang berbeda untuk menguji kinerja sistem dalam mengukur tingkat kerusakan bangunan. Setiap skenario pengujian melibatkan kombinasi dari beberapa faktor seperti ukuran patch citra dan batas *percentile* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan ringan, sedang, dan berat. Parameter-parameter ini akan diubah-ubah untuk mengetahui kombinasi mana yang memberikan hasil terbaik dalam mengukur tingkat kerusakan. Setiap hasil dari skenario pengujian ini akan dibandingkan dengan *ground truth* yaitu label yang

telah diberikan oleh ahli berdasarkan evaluasi visual terhadap citra. Dengan demikian, pengujian ini bertujuan untuk melihat seberapa baik prediksi sistem sesuai dengan penilaian manual yang telah dilakukan oleh ahli. Performa ini diukur dengan menggunakan nilai presisi, *recall*, akurasi dan *F1-score* yang dihitung menggunakan metrik dari Confusion matrix, yakni *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN). Berikut adalah masing-masing penjelasan dari nilai Confusion matrix:

1. *True Positive* (TP) merupakan jumlah data yang nilai sebenarnya adalah salah satu kategori kerusakan (rusak ringan, sedang, atau berat) dan diprediksi benar oleh model.
2. *False Negative* (FN) merupakan jumlah data yang nilai sebenarnya termasuk dalam kategori kerusakan tertentu misalnya rusak ringan namun diprediksi salah oleh model sebagai kategori lain misalnya rusak sedang atau berat.
3. *False Positive* (FP) merupakan jumlah data yang nilai sebenarnya tidak sesuai dengan kategori kerusakan tertentu misalnya rusak sedang namun diprediksi oleh model sebagai kategori tersebut.
4. *True Negative* (TN) merupakan jumlah data yang nilai sebenarnya tidak sesuai dengan kategori kerusakan tertentu dan diprediksi dengan benar oleh model.

Selanjutnya untuk penjelasan dan perhitungan nilai presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* adalah sebagai berikut:

1. Presisi mengukur sejauh mana prediksi yang dibuat oleh model benar-benar sesuai dengan kelas yang diprediksi. Dalam hal ini, presisi dihitung untuk masing-masing kelas kerusakan (rusak ringan, sedang, berat).

$$Presisi = \frac{TP}{TP - FP} \quad (4.1)$$

2. *Recall* mengukur seberapa banyak gambar dari suatu kelas kerusakan yang berhasil diprediksi dengan benar. Sebagai contoh, *recall* untuk rusak ringan mengukur berapa banyak gambar dengan kerusakan ringan yang diprediksi dengan benar oleh model.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.2)$$

3. Akurasi mengukur seberapa baik model dalam memprediksi keseluruhan data dengan benar, dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi benar terhadap total data.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.3)$$

4. *F1-score* adalah metrik yang menggabungkan presisi dan *recall* dengan memberikan perhatian yang sama pada keduanya. Metrik ini sangat berguna ketika ada ketidakseimbangan antara kelas-kelas kerusakan.

$$F1 - Score = 2 * \frac{Presisi * Recall}{Presisi + Recall} \quad (4.4)$$

Pada penelitian ini pengujian dilakukan dengan membuat beberapa skenario yang bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model. Terdapat delapan skenario pengujian yang mana setiap skenario ini melibatkan berbagai kombinasi parameter yang diubah. Tujuan dari skenario ini untuk mengetahui kombinasi parameter mana

yang memberikan hasil kinerja terbaik dalam mengukur kerusakan bangunan, baik dalam kategori rusak ringan, rusak sedang, maupun rusak berat.

Parameter pertama adalah mengenai jumlah patch gambar yang digunakan pada tahap *preprocessing*. Jumlah patch gambar lebih rinci ditampilkan dalam Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Jumlah patching gambar

Skenario	Jumlah Patch
1	1
2	4

Kedua adalah pembagian besaran *percentile* yang digunakan untuk penetapan nilai standar kerusakan dari bangunan rusak. Skenario A menggunakan *percentile* ke-40 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan sedang. Skenario B menggunakan *percentile* ke-50 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-70 untuk batas kerusakan sedang. Kemudian skenario C Menggunakan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-80 untuk batas kerusakan sedang. Untuk besar *percentile* lebih rinci ditampilkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Besar percentile

Skenario	Besar Percentile
A	$PC1 < 40\%$, $40\% \leq PC1 < 60\%$, $PC1 \geq 60\%$
B	$PC1 < 50\%$, $50\% \leq PC1 < 70\%$, $PC1 \geq 70\%$
C	$PC1 < 60\%$, $60\% \leq PC1 < 80\%$, $PC1 \geq 80\%$

Dengan demikian didapatkan beberapa kombinasi skenario pengujian terhadap model untuk mengetahui kombinasi mana yang menunjukkan kinerja terbaik nantinya. Kombinasi skenario pengujian model disajikan dalam Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Kombinasi skenario pengujian

No. Skenario	Skenario Pengujian
1	A-1

No. Skenario	Skenario Pengujian
2	B-1
3	C-1
4	A-2
5	B-2
6	C-2

4.3 Hasil Uji Coba

4.3.1 Skenario A-1

Pada Skenario A-1 gambar diolah dengan membagi gambar menjadi 1 Patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-40 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan sedang. Kerusakan ringan didefinisikan sebagai nilai yang berada di bawah *percentile* ke-40, kerusakan sedang mencakup nilai yang berada antara *percentile* ke-40 dan *percentile* ke-60. Kemudian kerusakan berat adalah nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-60, yaitu data yang berada di atas 60% dari distribusi data.

```

Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
Threshold Ringan (40%): -1.8177457018792607
Threshold Sedang (60%): 0.25767255828289654

```

Gambar 4. 1 Threshold Skenario A-1

Berdasarkan distribusi data yang dihitung, Gambar 4.1 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-40 adalah -1.8177457018792607, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-60 adalah 0.25767255828289654. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data menjadi tiga kategori kerusakan ringan, sedang, dan berat.

Dari skenario pengujian yang dilakukan nilai TP, FP, FN, TP yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 4 Hasil pengujian skenario A-1

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	29	7	1
Sedang	1	6	7
Berat	1	2	23

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 29
- b) *False Negative* (FN) = 8
- c) *False Positive* (FP) = 2
- d) *True Negative* (TN) = 38

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 6
- b) *False Negative* (FN) = 8
- c) *False Positive* (FP) = 9
- d) *True Negative* (TN) = 54

3. Kelas Berat (FN)

- a) *True Positive* (TP) = 23
- b) *False Negative* (FN) = 3
- c) *False Positive* (FP) = 8
- d) *True Negative* (TN) = 43

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.2.

```

Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

   Ringan      0.74      0.88      0.81        26
   Sedang      0.94      0.78      0.85        37
   Berat       0.40      0.43      0.41        14

 accuracy              0.75        77
 macro avg      0.69      0.70      0.69        77
 weighted avg   0.77      0.75      0.76        77

```

Gambar 4. 2 Hasil *confusion matrix* Skenario A-1

Dari pengujian yang dilakukan dalam Skenario A-1 didapatkan hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model memiliki *precision* sebesar 0.74, *recall* 0.88, dan *F1-score* 0.81 dengan 26 sampel.
2. Kelas sedang *precision* mencapai 0.94, *recall* 0.78, dan *F1-score* 0.85 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model menunjukkan *precision* 0.40, *recall* 0.43, dan *F1-score* 0.41 dengan 14 sampel.

Secara keseluruhan model memiliki *accuracy* 0.75. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.69, *recall* 0.70, dan *F1-score* 0.69, sedangkan *weighted average* mencapai 0.77 untuk *precision*, 0.75 untuk *recall*, dan 0.76 untuk *F1-score*.

4.3.2 Skenario B-1

Pada Skenario B-1 gambar diolah dengan membagi gambar menjadi 1 patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-50 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-70 untuk batas kerusakan sedang.

Kemudian kerusakan berat didefinisikan sebagai nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-70, yaitu data yang berada di atas 70% dari distribusi data.

```

Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
Threshold Ringan (50%): -1.0897996619129244
Threshold Sedang (70%): 1.484529685765935

```

Gambar 4. 3 Threshold skenario B-1

Berdasarkan distribusi data yang dihitung Gambar 4.3 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-50 adalah -1.0897996619129244, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-70 adalah 1.484529685765935. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data menjadi tiga kategori kerusakan: ringan, sedang, dan berat. Dari skenario pengujian yang dilakukan nilai TP, FP, FN, TP yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 5 Hasil pengujian skenario B-1

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	34	3	0
Sedang	3	5	6
Berat	1	8	17

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 34
- b) *False Negative* (FN) = 3
- c) *False Positive* (FP) = 4
- d) *True Negative* (TN) = 36

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 5
- b) *False Negative* (FN) = 9
- c) *False Positive* (FP) = 11
- d) *True Negative* (TN) = 52

3. Kelas Berat

- a) *True Positive* (TP) = 17
- b) *False Negative* (FN) = 9
- c) *False Positive* (FP) = 6
- d) *True Negative* (TN) = 45

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.4.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Ringan	0.74	0.65	0.69	26
Sedang	0.89	0.92	0.91	37
Berat	0.31	0.36	0.33	14
accuracy			0.73	77
macro avg	0.65	0.64	0.64	77
weighted avg	0.74	0.73	0.73	77

Gambar 4. 4 Hasil *confusion matrix* skenario B-1

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dalam Skenario B-1 diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model memiliki *precision* sebesar 0.74, *recall* 0.65, dan *F1-score* 0.69 dengan 26 sampel.

2. Kelas sedang *precision* memiliki 0.89, *recall* 0.92, dan *F1-score* 0.91 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model memiliki *precision* 0.31, *recall* 0.36, dan *F1-score* 0.33 dengan 14 sampel.

Model memiliki *accuracy* 0.73. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.65, *recall* 0.64, dan *F1-score* 0.64, sedangkan *weighted average* mencapai 0.74 untuk *precision*, 0.73 untuk *recall*, dan 0.73 untuk *F1-score*.

4.3.3 Skenario C-1

Pada Skenario C-1 gambar diolah dengan membagi gambar menjadi 1 patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-80 untuk batas kerusakan sedang. Kemudian kerusakan berat didefinisikan sebagai nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-80.

```
Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
Threshold Ringan (60%): 0.25767255828289654
Threshold Sedang (80%): 3.3220342032220005
```

Gambar 4. 5 *Threshold* skenario C-1

Berdasarkan distribusi data yang dihitung Gambar 4.5 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-60 adalah 0.25767255828289654, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-80 adalah 3.3220342032220005. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data

menjadi tiga kategori kerusakan: ringan, sedang, dan berat. Dari skenario pengujian yang dilakukan nilai TP, FP, FN, TP yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 6 Hasil pengujian skenario C-1

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	36	1	0
Sedang	7	4	3
Berat	3	10	13

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 36
- b) *False Negative* (FN) = 1
- c) *False Positive* (FP) = 10
- d) *True Negative* (TN) = 30

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 4
- b) *False Negative* (FN) = 10
- c) *False Positive* (FP) = 11
- d) *True Negative* (TN) = 52

3. Kelas Berat

- a) *True Positive* (TP) = 13
- b) *False Negative* (FN) = 13
- c) *False Positive* (FP) = 3
- d) *True Negative* (TN) = 48

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.6.

```

Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
Ringan	0.81	0.50	0.62	26
Sedang	0.78	0.97	0.87	37
Berat	0.27	0.29	0.28	14
accuracy			0.69	77
macro avg	0.62	0.59	0.59	77
weighted avg	0.70	0.69	0.68	77

Gambar 4. 6 Hasil *confusion matrix* skenario C-1

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dalam Skenario C-1, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model memiliki *precision* sebesar 0.81, *recall* 0.50, dan *F1-score* 0.62 dengan 26 sampel.
2. Kelas sedang *precision* mencapai 0.78, *recall* 0.97, dan *F1-score* 0.87 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model menunjukkan *precision* 0.27, *recall* 0.29, dan *F1-score* 0.28 dengan 14 sampel.

Secara keseluruhan model memiliki *accuracy* 0.69. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.62, *recall* 0.59, dan *F1-score* 0.59, sedangkan *weighted average* mencapai 0.70 untuk *precision*, 0.69 untuk *recall*, dan 0.68 untuk *F1-score*.

4.3.4 Skenario A-2

Pada Skenario A-2 gambar diolah dengan membagi gambar menjadi 4 patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-40 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan sedang.

Kemudian kerusakan berat didefinisikan sebagai nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-60, yaitu data yang berada di atas 60% dari distribusi data.

Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
Threshold Ringan (40%): -2.3970411338485413
Threshold Sedang (60%): 0.16717589246320672

Gambar 4. 7 *Threshold* skenario A-2

Berdasarkan distribusi data yang dihitung, Gambar 4.7 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-40 adalah - 2.3970411338485413, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-60 adalah 0.16717589246320672. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data menjadi tiga kategori kerusakan: ringan, sedang, dan berat. Dari skenario pengujian yang dilakukan, secara keseluruhan Nilai TP, FP, FN, TP untuk yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 7 Hasil pengujian skenario A-2

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	31	6	0
Sedang	0	9	5
Berat	0	0	26

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 31
- b) *False Negative* (FN) = 6
- c) *False Positive* (FP) = 0
- d) *True Negative* (TN) = 40

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 9
- b) *False Negative* (FN) = 5
- c) *False Positive* (FP) = 6
- d) *True Negative* (TN) = 57

3. Kelas Berat

- a) *True Positive* (TP) = 26
- b) *False Negative* (FN) = 0
- c) *False Positive* (FP) = 5
- d) *True Negative* (TN) = 46

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.8.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Ringan	0.84	1.00	0.91	26
Sedang	1.00	0.84	0.91	37
Berat	0.60	0.64	0.62	14
accuracy			0.86	77
macro avg	0.81	0.83	0.81	77
weighted avg	0.87	0.86	0.86	77

Gambar 4. 8 Hasil *confusion matrix* skenario A-2

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dalam Skenario A-2, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model memiliki *precision* sebesar 0.84, *recall* 1.00, dan *F1-score* 0.91 dengan 26 sampel.

2. Kelas sedang *precision* mencapai 1.00, *recall* 0.84, dan *F1-score* 0.91 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model memperoleh *precision* 0.60, *recall* 0.64, dan *F1-score* 0.62 dengan 14 sampel.

Secara keseluruhan model memiliki accuracy 0.86. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.81, *recall* 0.83, dan *F1-score* 0.81, sedangkan *weighted average* mencapai 0.87 untuk *precision*, 0.86 untuk *recall*, dan 0.86 untuk *F1-score*.

4.3.5 Skenario B-2

Pada Skenario B-2 gambar dibagi menjadi 4 patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-50 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-70 untuk batas kerusakan sedang. Kemudian kerusakan berat didefinisikan sebagai nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-70, yaitu data yang berada di atas 70% dari distribusi data.

```
Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
Threshold Ringan (50%): -0.8196839907974576
Threshold Sedang (70%): 2.0726642428291893
```

Gambar 4. 9 *Threshold* skenario B-2

Berdasarkan distribusi data yang dihitung, Gambar 4.9 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-50 adalah -0.8196839907974576, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-70 adalah 2.0726642428291893. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data menjadi tiga kategori kerusakan: ringan, sedang, dan berat.

Dari skenario pengujian yang dilakukan nilai TP, FP, FN, TP yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 8 Hasil pengujian skenario B-2

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	37	0	0
Sedang	1	13	0
Berat	0	3	23

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 37
- b) *False Negative* (FN) = 0
- c) *False Positive* (FP) = 1
- d) *True Negative* (TN) = 39

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 13
- b) *False Negative* (FN) = 1
- c) *False Positive* (FP) = 3
- d) *True Negative* (TN) = 60

3. Kelas Berat

- a) *True Positive* (TP) = 23
- b) *False Negative* (FN) = 3
- c) *False Positive* (FP) = 0
- d) *True Negative* (TN) = 51

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.10.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Ringan	1.00	0.88	0.94	26
Sedang	0.97	1.00	0.99	37
Berat	0.81	0.93	0.87	14
accuracy			0.95	77
macro avg	0.93	0.94	0.93	77
weighted avg	0.95	0.95	0.95	77

Gambar 4. 10 Hasil *confusion matrix* skenario B-2

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dalam Skenario B-2, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model menunjukkan *precision* sebesar 1.00, *recall* 0.88, dan *F1-score* 0.94 dengan 26 sampel.
2. Kelas sedang *precision* mencapai 0.97, *recall* 1.00, dan *F1-score* 0.99 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model memperoleh *precision* 0.81, *recall* 0.93, dan *F1-score* 0.87 dengan 14 sampel.

Secara keseluruhan model menghasilkan *accuracy* 0.95. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.93, *recall* 0.94, dan *F1-score* 0.93, sedangkan *weighted average* mencapai 0.95 untuk *precision*, 0.95 untuk *recall*, dan 0.95 untuk *F1-score*.

4.3.6 Skenario C-2

Pada Skenario C-2 gambar diolah dengan membagi gambar menjadi 4 patch. Untuk *threshold* kerusakan pada skenario ini, digunakan *percentile* ke-60 untuk batas kerusakan ringan dan *percentile* ke-80 untuk batas kerusakan sedang.

Sedangkan kerusakan berat didefinisikan sebagai nilai yang lebih besar dari *percentile* ke-80, yaitu data yang berada di atas 80% dari distribusi data.

Threshold Berdasarkan Distribusi Data:
 Threshold Ringan (60%): 0.16717589246320672
 Threshold Sedang (80%): 3.598260742825335

Gambar 4. 11 *Threshold* skenario C-2

Berdasarkan distribusi data yang dihitung, Gambar 4.11 menunjukkan nilai *threshold* yang digunakan untuk menentukan kategori kerusakan. Nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-60 adalah 0.16717589246320672, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-80 adalah 3.598260742825335. Nilai-nilai *threshold* ini digunakan untuk membagi data menjadi tiga kategori kerusakan ringan, sedang, dan berat. Dari skenario pengujian yang dilakukan nilai TP, FP, FN, TP yang didapatkan pada skenario ini adalah:

Tabel 4. 9 Hasil pengujian skenario C-2

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	37	0	0
Sedang	9	5	0
Berat	0	10	16

1. Kelas Ringan

- a) *True Positive* (TP) = 37
- b) *False Negative* (FN) = 0
- c) *False Positive* (FP) = 9
- d) *True Negative* (TN) = 31

2. Kelas Sedang

- a) *True Positive* (TP) = 5
- b) *False Negative* (FN) = 9
- c) *False Positive* (FP) = 10
- d) *True Negative* (TN) = 53

3. Kelas Berat

- a) *True Positive* (TP) = 16
- b) *False Negative* (FN) = 10
- c) *False Positive* (FP) = 0
- d) *True Negative* (TN) = 51

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung presisi, *recall*, akurasi, dan F1-score yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.12.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Ringan	1.00	0.62	0.76	26
Sedang	0.80	1.00	0.89	37
Berat	0.33	0.36	0.34	14
accuracy			0.75	77
macro avg	0.71	0.66	0.67	77
weighted avg	0.78	0.75	0.75	77

Gambar 4. 12 Hasil *confusion matrix* C-2

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dalam Skenario C-2 diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Kelas ringan model menunjukkan *precision* sebesar 1.00, *recall* 0.62, dan F1-score 0.76 dengan 26 sampel.

2. Kelas sedang *precision* mencapai 0.80, *recall* 1.00, dan F1-score 0.89 dengan 37 sampel.
3. Kelas berat model memperoleh *precision* 0.33, *recall* 0.36, dan F1-score 0.34 dengan 14 sampel.

Secara keseluruhan model menghasilkan accuracy 0.75. Rata-rata *macro average* untuk *precision* 0.71, *recall* 0.66, dan F1-score 0.67, sedangkan *weighted average* mencapai 0.78 untuk *precision*, 0.75 untuk *recall*, dan 0.75 untuk F1-score.

4.4 Pembahasan

Pada skenario A-1, nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-40 adalah -1.82, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-60 adalah 0.26. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 0.75. Rata-rata *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan F1-score adalah 0.69, 0.70, dan 0.69. Sedangkan untuk nilai *weighted average*, model mencapai 0.77 untuk *precision*, 0.75 untuk *recall*, dan 0.76 untuk F1-score.

Pada skenario B-1, nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-50 adalah -1.09, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-70 adalah 1.48. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 0.73. Rata-rata *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan F1-score adalah 0.65, 0.64, dan 0.64. Sedangkan untuk nilai *weighted average*, model mencapai 0.74 untuk *precision*, 0.73 untuk *recall*, dan 0.73 untuk F1-score.

Pada skenario C-1, nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-60 adalah 0.26, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-80 adalah 3.32. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 0.69. Rata-

rata *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* adalah 0.62, 0.59, dan 0.59. Sedangkan untuk nilai *weighted average*, model mencapai 0.70 untuk *precision*, 0.69 untuk *recall*, dan 0.68 untuk *F1-score*.

Pada skenario A-2, nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-40 adalah -2.40, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-60 adalah 0.17. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 0.86. Rata-rata *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* adalah 0.81, 0.83, dan 0.81. Sedangkan untuk nilai *weighted average*, model mencapai 0.87 untuk *precision*, 0.86 untuk *recall*, dan 0.86 untuk *F1-score*.

Pada skenario B-2, nilai *threshold* untuk kerusakan ringan yang berada pada *percentile* ke-50 adalah -0.82, sementara *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-70 adalah 2.07. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 0.95. Rata-rata *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* adalah 0.93, 0.94, dan 0.93. Sedangkan untuk nilai *weighted average*, model mencapai 0.95 untuk *precision*, 0.95 untuk *recall*, dan 0.95 untuk *F1-score*. Tabel 4. menunjukkan hasil presisi, *recall*, akurasi, dan *F1-score* untuk setiap skenario.

Tabel 4. 10 Hasil presisi, recall, akurasi dan F1-score seluruh skenario

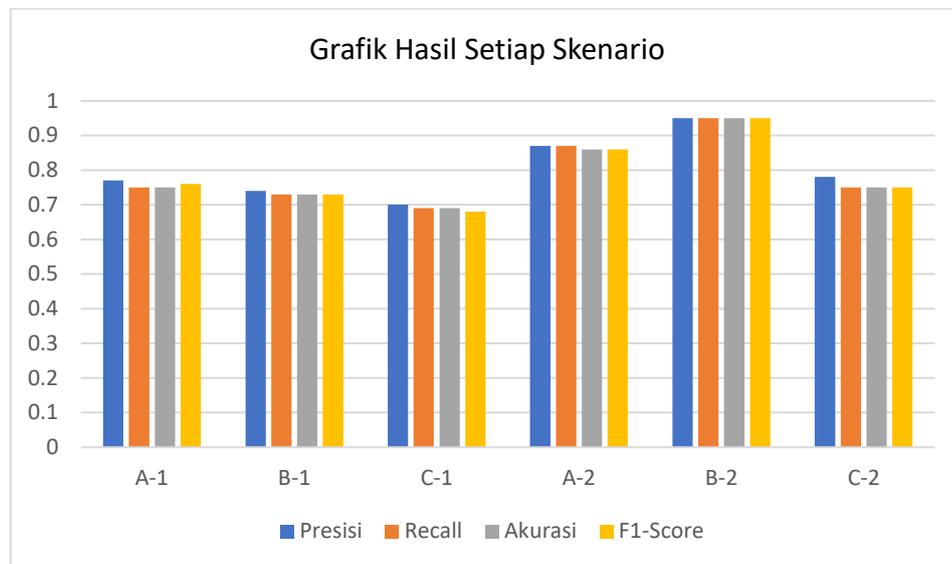
Skenario	Presisi	Recall	Akurasi	F1-score
A-1	0.77	0.75	0.75	0.76
B-1	0.74	0.73	0.73	0.73
C-1	0.70	0.69	0.69	0.68
A-2	0.87	0.87	0.86	0.86
B-2	0.95	0.95	0.95	0.95
C-2	0.78	0.75	0.75	0.75

Dari hasil pengujian yang dilakukan pada setiap skenario, dapat disimpulkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh pengaturan *threshold* dan cara pembagian gambar. Skenario A-2 menggunakan nilai *threshold* kerusakan

ringan pada *percentile* ke-40 dengan nilai -2.3970411338485413 dan *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-60 dengan nilai 0.16717589246320672 memberikan hasil terbaik dengan akurasi 0.86, serta *precision*, *recall*, dan F1-*score* yang seimbang dan tinggi di semua kelas. Hal ini menunjukkan bahwa pengaturan *threshold* dan pembagian gambar menjadi 4 patch cukup baik dalam mengukur kerusakan.

Skenario B-2 juga menunjukkan hasil yang sangat baik dengan akurasi 0.95, dan *precision*, *recall*, serta F1-*score* yang baik juga, terutama pada kelas sedang dan berat. Pembagian data dengan *percentile* dengan rentang kerusakan ringan pada *percentile* ke-50 dengan nilai -0.8196839907974576 dan *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-70 dengan nilai 2.0726642428291893 memberikan hasil yang lebih baik daripada skenario A-2.

Skenario C-1 menunjukkan hasil terendah dengan akurasi 0.69, yang menunjukkan bahwa pengaturan nilai *threshold* kerusakan ringan pada *percentile* ke-60 dengan nilai 0.25767255828289654 dan *threshold* untuk kerusakan sedang pada *percentile* ke-80 dengan nilai 3.3220342032220005 kurang efektif dalam mendeteksi kerusakan tingkat kerusakan bangunan. Selain penetapan nilai *threshold* pembagian patch gambar juga mempengaruhi performa. Pada skenario C-1 ini tidak ada pembagian patch gambar atau dengan kata lain gambar yang diproses utuh. Secara keseluruhan model menunjukkan hasil yang optimal ketika menggunakan pengaturan *threshold* dan menerapkan pembagian gambar yang sesuai. Berikut hasil grafik dari setiap skenario ditampilkan dalam Gambar 4.13



Gambar 4. 13 Grafik setiap skenario

4.5 Integrasi Islam

Dalam penelitian ini pendekatan ilmiah yang digunakan dalam pengukuran tingkat kerusakan bangunan pasca bencana alam menggunakan HOG dan PCA tidak hanya berlandaskan pada prinsip-prinsip akademik dan teknologi, tetapi juga memiliki keterkaitan dengan nilai-nilai Islam. Islam sebagai agama yang menyeluruh menekankan keseimbangan dalam hubungan manusia dengan Allah (Hablum Minallah), manusia lain (Hablum Minannas), dan lingkungan (Hablum Minal Alam).

Integrasi Islam dalam aspek Hablum Minallah merujuk pada kesadaran bahwa segala sesuatu yang terjadi di dunia ini termasuk bencana dan kerusakan bangunan merupakan ujian dari Allah. Hal ini sesuai dengan firman Allah dalam berikut ini:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْأَمْوَالِ وَالْأَنْفُسِ وَالثَّمَرَاتِ وَبَشِّرِ الصَّابِرِينَ

"Dan sungguh, Kami pasti akan menguji kamu dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Dan sampaikanlah kabar gembira kepada orang-orang yang" (QS. Al-Baqarah[2]:155)

Tafsir Qurthubi menjelaskan mereka diuji dengan ujian tersebut agar dapat dijadikan pelajaran oleh orang-orang yang datang setelah mereka agar mereka dapat mengetahui bagaimana seharusnya mereka bertindak. Dalam konteks penelitian ini pemanfaatan ilmu pengetahuan dan teknologi sebagai upaya mitigasi bencana merupakan bagian dari bentuk ikhtiar dalam menghadapi ujian Allah. Penelitian ini adalah bagian dari tanggung jawab manusia sebagai khalifah di bumi yang dituntut untuk berikhtiar dalam menjaga keselamatan dan kesejahteraan umat. Selain itu bencana yang terjadi juga dapat menjadi sarana untuk meningkatkan keimanan, memperkuat tauhid, dan melakukan evaluasi diri. Kesadaran bahwa segala sesuatu terjadi atas kehendak Allah mengajarkan manusia untuk lebih berserah diri serta tetap berusaha dalam menghadapi berbagai tantangan yang ada.

Integrasi Islam dalam aspek Hablum Minannas merujuk pada manusia memiliki kewajiban untuk saling memiliki kepedulian sosial, membantu, dan memberikan manfaat bagi sesama. Hal ini sesuai dengan hal ini sesuai firman Allah sebagai berikut:

الَّذِي خَلَقَ الْمَوْتَ وَالْحَيَاةَ لِيَبْلُوَكُمْ أَيُّكُمْ أَحْسَنُ عَمَلًا وَهُوَ الْعَزِيزُ الْعَفُورُ

"Dialah yang menciptakan kematian dan kehidupan untuk menguji siapa di antara kalian yang paling baik amalnya. Dan Dia Maha Perkasa, Maha Pengampun." (Q.S Al-Mulk[67] :2)

Menurut Tafsir Qurthubi ayat ini menegaskan bahwa manusia diuji dalam kehidupan untuk melihat sejauh mana mereka dapat memberikan manfaat bagi

orang lain dan menjalankan amanah mereka di dunia (Qurthubi, 2020). Dalam penelitian ini, ilmu pengetahuan dan teknologi menjadi sarana untuk berkontribusi kepada masyarakat, khususnya dalam mitigasi dan pengukuran tingkat kerusakan bangunan pasca bencana. Menggunakan teknologi untuk kemanusiaan adalah bagian dari bentuk amal terbaik yang sejalan dengan ajaran Islam. Selain itu, Islam juga mengajarkan kepedulian terhadap lingkungan dan sesama manusia sebagai bentuk tanggung jawab sosial. Manusia dituntut untuk menjaga keseimbangan dalam kehidupan bermasyarakat dengan membantu sesama, mencegah bahaya, dan memastikan bahwa ilmu yang dimiliki dapat digunakan untuk memberikan manfaat kepada banyak orang.

Integrasi Islam dalam aspek *Hablum Minal Alam* merujuk pada pentingnya menjaga keseimbangan alam, sebagaimana disebutkan dalam firman Allah sebagai berikut:

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

"Telah tampak kerusakan di darat dan di laut disebabkan oleh perbuatan tangan manusia, agar Allah merasakan kepada mereka sebagian dari (akibat) perbuatan mereka, agar mereka kembali (ke jalan yang benar)." (Q.S Ar-Rum[30]:41).

Menurut Tafsir Qurthubi ayat ini menegaskan bahwa manusia memiliki andil dalam munculnya berbagai kerusakan yang terjadi di bumi, baik melalui perbuatan langsung maupun kelalaian dalam menjaga lingkungan (Qurthubi, 2020). Dalam konteks penelitian ini, pembangunan infrastruktur yang tidak memperhatikan aspek keselamatan dan lingkungan dapat memperburuk dampak bencana alam. Oleh karena itu, penggunaan ilmu pengetahuan dan teknologi harus diarahkan untuk menciptakan sistem pembangunan yang lebih aman dan

berkelanjutan. Evaluasi diri juga diperlukan untuk memahami bahwa bencana alam sering kali merupakan akibat dari perilaku manusia yang lalai dan tidak menjaga keseimbangan ekosistem. Oleh karena itu mitigasi bencana menjadi salah satu langkah penting dalam upaya meminimalisir dampak yang lebih besar. Islam mengajarkan bahwa manusia harus bertanggung jawab atas lingkungan yang mereka tempati, memastikan bahwa pembangunan dilakukan dengan cara yang adil dan tidak merusak alam.

Melalui integrasi nilai-nilai Islam dalam penelitian ini dapat dipahami bahwa ilmu pengetahuan dan teknologi harus digunakan dengan tanggung jawab moral dan spiritual. Hubungan dengan Allah mengajarkan bahwa segala ujian, termasuk bencana, harus dihadapi dengan kesabaran dan ikhtiar. Hubungan dengan sesama manusia menekankan bahwa penelitian ini adalah bagian dari kontribusi dalam membantu masyarakat yang terdampak. Sementara itu, hubungan dengan alam menegaskan bahwa manusia bertanggung jawab dalam menjaga keseimbangan alam dan memastikan pembangunan yang lebih berkelanjutan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memiliki nilai ilmiah, tetapi juga memiliki makna spiritual dan sosial yang lebih luas dalam Islam.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa penelitian pengukuran tingkat kerusakan bangunan menggunakan HOG dan PCA ini sangat dipengaruhi oleh pengaturan *threshold* dan pembagian patch gambar. Pada Skenario A-2 model menunjukkan hasil terbaik dengan akurasi 0.86, *precision* 0.87, *recall* 0.86, dan *F1-score* 0.86. Selain skenario B-2 juga memberikan hasil yang baik dengan akurasi 0.95, *precision* 0.95, *recall* 0.95, dan *F1-score* 0.95. Hasil ini menunjukkan bahwa gambar yang dibagi menjadi empat bagian dan penerapan *threshold* yang sesuai bisa menghasilkan akurasi yang baik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan masih terdapat banyak kekurangan dalam penelitian ini. Berdasarkan hasil kesimpulan yang telah diperoleh dari skenario pengujian, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Penggunaan dataset yang lebih beragam dari sumber yang berbeda agar dapat menilai kemampuan model dalam mengukur pada model dataset yang berbeda.
2. Lebih banyak variasi jumlah patching gambar dan besar *percentile* untuk uji coba skenario.

DAFTAR PUSTAKA

- Almais, A. T., Fatchurrohman, F., & Holle, K. F. H. (2020). Implementasi fuzzy weighted product penyusunan aksi rehabilitasi rekonstruksi pasca bencana berbasis decision support system dynamic. *JURNAL ELTEK*, 18(1), 1. <https://doi.org/10.33795/ELTEK.V18I1.171>
- Bachriwindi, A., Putra, E. K., Munawaroh, U. M., & Almais, A. T. W. (2019). Implementation of Web-Based Weighted Product Use Decision Support System to Determine the Post-Disaster Damage and Loss. *Journal of Physics: Conference Series*, 1413(1), 012019. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1413/1/012019>
- Badakhshan Farahabadi, F., Fathi Vajargah, K., & Farnoosh, R. (2021). Dimension Reduction Big Data Using Recognition of Data Features Based on Copula Function and *Principal Component Analysis*. *Advances in Mathematical Physics*, 2021, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2021/9967368>
- Darmawan, W., Alkadrie, J., & Sudirman, A. (2020). Kerjasama Kementerian Pertahanan Republik Indonesia Daewoo Shipbuilding Marine Engineering dalam Pengadaan Kapal Selam sebagai Upaya Pemenuhan Minimum Essential Force Militer Republik Indonesia. *Padjadjaran Journal of International Relations*, 1(4), 303. <https://doi.org/10.24198/padjir.v1i4.26242>
- Data, H. S.-J. D., & 2024, U. (2024). Penerapan Algoritma *Principal Component Analysis* Dalam Reduksi Dimensi Data. *Ilmuteknik.Org*, 1(5). <http://www.ilmuteknik.org/index.php/duniadata/article/view/96>
- Gunadarma, A., Telematika, K. W.-J. (2018) undefined. (n.d.). Penerapan *Histogram of Oriented Gradient, Principal Component Analysis* dan AdaBoost untuk Sistem Pengenalan Wajah. *Journal.Ithb.Ac.IdA Gunadarma, KRR WardaniJurnal Telematika*, 2018•journal.Ithb.Ac.Id, 13(2). Retrieved July 25, 2024, from <https://journal.ithb.ac.id/telematika/article/view/225>
- Gunawan, C., Hasan, M., & Muhammad, N. (2022). Analisis Faktor Risiko Mutu Pada Pelaksanaan Proyek Jalan Batas Aceh Timur Dengan Menggunakan Metode Pca. *Jurnal Arsip Rekayasa Sipil Dan Perencanaan*, 5(1), 47–58. <https://doi.org/10.24815/jarsp.v5i1.24600>
- Hediyati, D., & Suartana, I. M. (2021). Penerapan *Principal Component Analysis* (PCA) Untuk Reduksi Dimensi Pada Proses *Clustering* Data Produksi Pertanian Di Kabupaten Bojonegoro. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 5(2), 49–54. <https://doi.org/10.26740/jieet.v5n2.p49-54>
- Hidayat, R., Agustiani, S., Wildah, S. K., Mustopa, A., Safitri, R. A., Bina, U., & Informatika, S. (2021). Penerapan Metode Pembelajaran Menggunakan Ekstraksi

- Fitur dan Algoritma Klasifikasi untuk Identifikasi Pengenalan Iris. *Academia.Edu*, 7(2). <https://doi.org/10.31294/jtk.v4i2>
- Ilham Firman Ashari, Idri, M., & Nasrulah, M. A. (2022). Analysis of Combination of Parking System with Face Recognition and QR Code using Histogram of Oriented Gradient Method. *IT Journal Research and Development*, 7(1), 94–110. <https://doi.org/10.25299/itjrd.2022.9958>
- Irwan, I., & Nakoe, M. R. (2021). Kesiapsiagaan Bencana Berbasis Masyarakat Melalui Pendekatan Partisipatif. *JPKM: Jurnal Pengabdian Kesehatan Masyarakat*, 2(1), 73–83. <https://doi.org/10.37905/jpkm.v1i2.10312>
- Khairina, N., Sibarani, T., R. M.-J. O. (2022). Identification of pneumonia using the K-Nearest neighbors method using HOG Fitur feature extraction. *Ojs.Uma.Ac.IdN Khairina, TTS Sibarani, R Muliono, Z Sembiring, M Muhathirjournal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, 2022•*ojs.Uma.Ac.Id*. <https://doi.org/10.31289/jite.v5i2.6216>
- Marbun, G. J. H., Bambang Susetyarto, M., & Tundono, S. (2024). Struktur Dan Konstruksi Tahan Gempa Sebagai Gagasan Eksplorasi Bentuk Bangunan Pusat Evakuasi. *Metrik Serial Teknologi Dan Sains*, 5(1), 49–56. <https://doi.org/10.51616/teksi.v5i1.512>
- Mutiara, T., Infortech, Q. A.-J., & 2022, undefined. (n.d.). Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Ekstraksi Fitur HOG dan Support Vector Machine. *Ejournal.Bsi.Ac.Id*, 3(1). Retrieved July 24, 2024, from <https://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/infortech/article/view/12813>
- Qurthubi, I. Al. (2020). *Tafsir Qurthubi 04*. Pustaka Azzam. [https://archive.org/details/tafsir-qurthubi/Tafsir Qurthubi 04/](https://archive.org/details/tafsir-qurthubi/Tafsir%20Qurthubi%2004/)
- Rezty Amalia Aras. (2022). Decision Support System (DSS) dengan Berorientasi - Solver. *Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 2(1), 58–63. <https://doi.org/10.55606/teknik.v2i1.917>
- Rita. (2022). Sistem Pendukung Keputusan dalam Penilaian Karyawan pada PT Tiga Putra dengan Metode AHP. *Jurnal KomtekInfo*, 106–111. <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v9i3.302>
- Safitri, R. D., Susanto, A., Rino, R., & Kusuma, L. W. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Absensi Sekolah Minggu Dengan Pengenalan Wajah Menggunakan *Principal Component Analysis* (Pca) Pada Gereja Gbi Modernland. *Algor*, 2(2), 31–40. <https://doi.org/10.31253/algor.v2i2.567>
- Salem, N., & Hussein, S. (2019). Data dimensional reduction and principal components analysis. *Procedia Computer Science*, 163, 292–299. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.111>

- Sari, D. R. P. (2023). Metode *Principal Component Analysis* (Pca) Sebagai Penanganan Asumsi Multikolinearitas. *Parameter: Jurnal Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 2(02), 115–124. <https://doi.org/10.30598/parameter2i02pp115-124>
- Sianipar, B., Tampubolon, G. J., & Sari, I. M. (2023). Implementasi Metode Simple Additive Weighting Dalam Penilaian Kinerja Pegawai. *Jtik (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, 7(1), 144–150. <https://doi.org/10.59697/jtik.v7i1.58>
- Sianturi, E. T. B. (2022). Analisis Penyebab Banjir Di Perumahan Simalingkar, Jalan Rotan Raya Kecamatan Medan Tuntungan. *Jurnal Samudra Geografi*, 5(2), 127–131. <https://doi.org/10.33059/jsg.v5i2.4658>
- Sulistyaningrum, D. R., Ummah, T., Setiyono, B., Utomo, D. B., Soetrisno, & Sanjoyo, B. A. (2020). Vehicle detection using *Histogram of Oriented Gradient* and real adaboost. *Journal of Physics: Conference Series*, 1490, 012001. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1490/1/012001>
- Syahrani, M. (2020). Membangun Kepercayaan Data dalam Penelitian Kualitatif. *PRIMARY EDUCATION JOURNAL (PEJ)*, 4(2), 19–23. <https://doi.org/10.30631/pej.v4i2.72>
- Syuhada, F. (2023). Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Sasak Dengan Metode *Histogram of Oriented Gradient* Dan Multinomial Logistic Regression. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3.3247>
- Tanjung, J. P., & Muhathir, M. (2020). Classification of facial expressions using SVM and HOG. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, 3(2), 210–215. <https://doi.org/10.31289/jite.v3i2.3182>
- Uddin, M. P., Mamun, M. Al, & Hossain, M. A. (2021). PCA-based Feature Reduction for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification. *IETE Technical Review (Institution of Electronics and Telecommunication Engineers, India)*, 38(4), 377–396. <https://doi.org/10.1080/02564602.2020.1740615>
- Yohannes, Y., Udjulawa, D., & Sariyo, T. (2021). Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan SVM dengan Fitur HSV dan HOG. <https://doi.org/10.33322/petir.v15i1.1101>
- Zoubir, H., Rguig, M., El Aroussi, M., Chehri, A., & Saadane, R. (2022). Concrete Bridge Crack Image Classification Using Histograms of Oriented *Gradient*, Uniform Local Binary Patterns, and Kernel *Principal Component Analysis*. *Electronics*, 11(20), 3357. <https://doi.org/10.3390/electronics11203357>

LAMPIRAN-LAMPIRAN

Lampiran 1

Hasil skenario pengujian model A-1

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 10.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 2.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 20.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 21.png	Berat	Berat	Benar
gambar 22.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 35.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 36.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 37.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 41.jpg	Sedang	Berat	Salah
gambar 42.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 43.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 46.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 47.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 48.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 49.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 5.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 50.jpg	Sedang	Berat	Salah
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Sedang	Benar
gambar 56.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 57.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 60.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Sedang	Benar

Lampiran 2

Hasil skenario pengujian model B-1

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 10.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 2.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 20.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 21.png	Berat	Sedang	Salah
gambar 22.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 35.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 36.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 37.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 41.jpg	Sedang	Berat	Salah
gambar 42.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 43.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 46.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 47.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 48.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 49.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 5.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 50.jpg	Sedang	Berat	Salah
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Berat	Salah
gambar 56.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 57.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 60.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Sedang	Benar

Lampiran 3

Hasil skenario pengujian model C-1

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 10.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 2.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 20.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 21.png	Berat	Sedang	Salah
gambar 22.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 35.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 36.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 37.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 41.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 42.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 43.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 46.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 47.jpeg	Berat	Sedang	Salah
gambar 48.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 49.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 5.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 50.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Berat	Salah
gambar 56.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 57.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 60.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Ringan	Salah

Lampiran 4

Hasil skenario pengujian model A-2

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 10.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Berat	Salah
gambar 2.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 20.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 21.png	Berat	Berat	Benar
gambar 22.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 35.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 36.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 37.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 41.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 42.jpg	Sedang	Berat	Salah
gambar 43.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 46.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 47.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 48.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 49.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 5.jpeg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 50.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Sedang	Benar
gambar 56.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 57.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 60.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Sedang	Benar

Lampiran 5

Hasil skenario pengujian model B-2

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 10.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 2.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 20.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 21.png	Berat	Berat	Benar
gambar 22.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 35.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 36.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 37.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 41.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 42.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 43.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 46.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 47.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 48.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 49.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 5.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 50.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Sedang	Benar
gambar 56.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 57.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 60.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Ringan	Salah

Lampiran 6

Hasil skenario pengujian model C-2

Nama Gambar	Ground Truth	Hasil Model	Keterangan
gambar 1.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 10.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 11.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 12.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 13.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 14.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 15.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 16.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 17.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 18.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 19.jpeg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 2.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 20.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 21.png	Berat	Berat	Benar
gambar 22.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 23.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 24.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 25.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 26.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 27.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 28.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 29.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 3.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 30.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 31.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 32.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 33.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 34.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 35.jpg	Berat	Sedang	Salah
gambar 36.jpg	Berat	Ringan	Salah
gambar 37.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 39.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 4.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 40.jpeg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 41.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 42.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 43.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 44.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 45.jpg	Ringan	Sedang	Salah
gambar 46.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 47.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 48.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 49.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 5.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 50.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 51.jpeg	Berat	Berat	Benar
gambar 52.jpeg	Berat	Berat	Benar

gambar 53.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 54.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 55.png	Sedang	Ringan	Salah
gambar 56.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 57.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 58.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 59.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 6.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 60.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 61.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 62.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 63.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 64.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 65.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 66.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 67.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 68.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 69.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 7.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 70.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 71.jpeg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 72.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 73.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 74.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 75.jpg	Ringan	Ringan	Benar
gambar 76.png	Ringan	Ringan	Benar
gambar 77.jpg	Sedang	Sedang	Benar
gambar 78.jpg	Sedang	Ringan	Salah
gambar 8.jpg	Berat	Berat	Benar
gambar 9.jpg	Sedang	Ringan	Salah