

**KLASTERISASI KERUSAKAN STRUKTURAL BANGUNAN
PASCA BENCANA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI
FITUR *VGG19* DAN *PCA-CLUSTERING***

TESIS



**Oleh:
Ahmad Jailani
NIM: 230605210020**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

HALAMAN PENGAJUAN

**KLASTERISASI KERUSAKAN STRUKTURAL BANGUNAN PASCA
BENCANA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *VGG19* DAN PCA-
*CLUSTERING***

TESIS

Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)

Oleh:
Ahmad Jailani
NIM: 230605210020

**PROGRAM STUDI MAGISTER
INFORMATIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

KLASTERISASI KERUSAKAN STRUKTURAL BANGUNAN PASCA BENCANA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *VGG19* DAN PCA- *CLUSTERING*

TESIS

Oleh:
Ahmad Jailani
NIM: 230605210020

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji:

Tanggal: April 2026

Pembimbing I,

Pembimbing II,



Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom., M.T
NIP. 198603012023211016



Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

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



Prof. Dr. H. Mohammad Faisal, S.Kom., M.T.
NIP. 19740510 200501 1 007

HALAMAN PENGESAHAN

KLASTERISASI KERUSAKAN STRUKTURAL BANGUNAN PASCA BENCANA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *VGG19* DAN *PCA-CLUSTERING*

TESIS

Oleh:
Ahmad Jailani
NIM: 230605210020

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis dan Dinyatakan Diterima Sebagai
Salah Satu Persyaratan Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)
Tanggal:

Susunan Dewan Penguji

Pembimbing I : Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom., M.T
NIP. 198603012023211016
Pembimbing II : Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 2003121001
Penguji I : Dr. Ir. Mokhamad Amin Hariyadi, M.T.
NIP. 197710202009121001
Penguji II : Dr. Ir. Fresy Nugroho, S.T., M.T., IPM., ASEAN Eng
NIP. 197107222011011001

()
()
()
()

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



Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M.T.
NIP. 19740510 200501 1 007

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Ahmad Jailani

NIM : 230605210020

Program Studi : Magister Informatika

FakultaS : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Tesis yang saya tulis ini benar-banar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan 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 Tesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 20 Mei 2026
Yang Membuat Pernyataan,



Ahmad Jailani
230605210020

MOTTO

"Tidak ada yang berjalan sesuai rencana di dunia yang penuh ujian ini. Semakin lama kau belajar, semakin kau menyadari bahwa ilmu harus dikejar dengan kerja keras, bukan dengan keajaiban. Jadikan kegagalan sebagai batu loncatan, dan bangun kesuksesanmu sendiri"

~Uchiha Madara~

HALAMAN PERSEMBAHAN

Bismillāhirrahmānirrahīm. Dengan izin dan pertolongan Allah SWT, saya persembahkan Tesis ini kepada:

1. Keluarga kami dan orang tua kami, istri tercinta Lailatul Izzah Bapak Abdul Asis, almh Ibu tercinta Ummiyah, yang telah memberikan dukungan, doa, dan keikhlasan dalam setiap langkah yang saya tempuh. Ucapan terima kasih khusus juga saya sampaikan kepada putri kami, Khadijah Haura Ramadhani, yang selalu menjadi sumber semangat dan kebahagiaan.
2. Para dosen kami, Bapak Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom.,M.T dan Bapak Dr. Usman Pagalay, M.Si., yang telah memberikan bimbingan, ilmu, dan wawasan yang sangat berharga. Terima kasih atas dedikasi dan perhatian yang telah memperkaya pemahaman serta perjalanan akademik kami.
3. Teman-teman seperjuangan Angkatan 8 dan teman teman seperjuangan bimbingan Bapak Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.Kom yang saling mendukung, dan saling membantu dalam proses menuntut ilmu. Terima kasih atas kebersamaan, dukungan, serta kenyamanan yang telah diberikan sepanjang perjalanan ini.

jazakumullah ahsanal jaza, Semoga Allah senantiasa membimbing kita ke jalan yang lurus, memudahkan setiap langkah dalam mewujudkan mimpi-mimpi kita, serta membalas seluruh kebaikan dengan balasan terbaik. *Aamiin ya Rabbal 'Alamiin.*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas rahmat dan karuniaNya sehingga penulis dapat menyelesaikan thesis ini yang berjudul “*Klasterisasi Kerusakan Struktural Bangunan Pasca Bencana Menggunakan Ekstraksi Fitur VGG19 dan PCA-Clustering*”.

Dalam penulisan skripsi ini, penulis menyadari banyak pihak yang terlibat baik dalam proses membimbing penulisan dan juga memberikan semangat dan dukungan moral atau material. Untuk itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Agus Mulyono, M.Kes., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Prof. Dr. Muhammad Faisal, M.T., selaku Ketua Program Studi Magister Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom.,MT., selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan tesis ini.
5. Dr. Usman Pagalay, M.Si., selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan arahan dalam penulisan tesis ini.
6. Dr. Ir. Mokhammad Amin Hariyadi, M.T selaku Ketua Penguji yang telah memberikan masukan dan saran untuk menyelesaikan tesis ini.
7. Dr. Ir. Fresy Nugroho, S.T., M.T., IPM., ASEAN Eng selaku Anggota Penguji yang telah memberikan masukan dan saran untuk menyelesaikan tesis ini.
8. Seluruh Dosen dan Jajaran Staf Program Studi Magister Informatika yang telah memberikan banyak bantuan dalam tesis ini.
9. Kedua orang tua, Bapak Abdul Asis dan Almh. Ibu Ummiyah serta Istriku Lailatul Izzah dan Ananda Khadijah Haura Ramadhani yang telah memberikan dukungan kepada penulis untuk menyelesaikan tesis ini.
10. Teman-teman Angkatan 2023 dan seluruh bimbingan bapak Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom.,M.T yang telah memberikan banyak bantuan baik material maupun dukungan intelektual, semangat, serta motivasi dalam menyelesaikan penyusunan tesis ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, termasuk responden yang telah memberikan kontribusi, saran, dan dukungan dalam perjalanan penulisan tesis ini.

Akhir kata, penulis mengakui bahwa penulisan pada tesis ini masih banyak kekurangan. Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Malang, Mei 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
ABSTRAK	xiii
ABSTRACT	xiv
مستخلص البحث	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Pembahasan	6
BAB II STUDI PUSTAKA	8
2.1 Penelitian Terkait	8
2.2 Kerangka Teori.....	16
2.3 Integrasi Al-Qur'an dan Hadis.....	20
2.4 Kerusakan Struktural Bangunan Pasca Bencana	22
2.5 Bencana Alam	25
BAB III DESAIN DAN INTEGRASI SISTEM PENELITIAN	27
3.1 Kerangka Konsep.....	27
3.2 Desain Sistem	27
3.3 Pengumpulan Data	41
3.4 Skenario Pengujain	42
BAB IV IMPLEMENTASI METODE.....	44
4.1 Implementasi VGG19	44
4.2 Proses Gambar	44
4.3 Ekstraksi Fitur VGG19	45
4.4 Data Normalization.....	45
4.5 Reduksi Dimensi.....	46
4.6 Penentuan rasio varians dan nilai eigen.....	47

4.7 Membuat Grafik 2D dan 3D Nilai Normalisasi	48
4.8 Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafis.....	49
BAB V UJI COBA DAN HASIL	50
5.1 Pengujian Menggunakan <i>Silhouette Score</i>	50
5.2 Data Pengujian	50
5.3 Label Cluster Berdasarkan Visualisasi PCA	51
5.4 Perhitungan Silhouette Score	52
5.5 Silhouette Score Global	53
5.6 Analisis Hasil Pengujian	53
5.7 Kesimpulan Pengujian	54
5.8 Validasi eksternal	55
BAB VI PENUTUP	58
6.1 Kesimpulan	58
6.2 Saran	58
DAFTAR PUSTAKA	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Teori Penelitian	16
Gambar 3.1 Kerangka Konsep.....	27
Gambar 3.2 Desain Sistem	28
Gambar 3.3 Arsitektur VGG19.....	30
Gambar 3.3 Sampel Gambar Struktural Bangunan Pasca Bencana	41
Gambar 4.1 Visualisasi Gambar	44
Gambar 4.2 Penentuan Rasio Varians dan Nilai Eigen.....	48
Gambar 4.3 Grafik Nilai Normalisasi Data	48
Gambar 4.4 Hasil Labeling Nilai Grafik	49

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Literatur Review	18
Tabel 3.2 Perubahan Dimensi.....	34
Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi Fitur VGG19.....	45
Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Data	46
Tabel 4.3 Hasil Reduksi Dimensi	46
Tabel 4.4 Tabel Nilai rentang (n)	49
Tabel 5.1 Spesifikasi Data	51
Tabel 5.2 Pembagian Cluster	51
Tabel 5.3 Data Hasil PCA.....	51
Tabel 5.4 Hasil Perhitungan Silhoutte Score	52
Tabel 5.5 Nilai Silhouette Score	53
Tabel 5.6 Hasil Validasi Eksternal	56

ABSTRAK

Jailani, Ahmad. 2026. **Klasterisasi Kerusakan Struktural Bangunan Pasca Bencana Menggunakan Ekstraksi Fitur Vgg19 dan Pca-Clustering**. Tesis Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T. (II) Dr. Usman Pagalay, M.Si.

Kata Kunci: Kerusakan Bangunan, Pasca Bencana, VGG19, *Principal Component Analysis (PCA)-Clustering*, *Deep Learning*.

Kerusakan infrastruktur, khususnya bangunan, merupakan salah satu dampak paling signifikan dari bencana alam yang memerlukan penanganan dan evaluasi cepat untuk proses mitigasi serta rekonstruksi. Penilaian kerusakan bangunan secara manual membutuhkan waktu yang lama dan sumber daya yang besar. Penelitian ini mengusulkan sebuah metode otomatisasi penilaian tingkat kerusakan bangunan pasca bencana menggunakan teknologi *Deep Learning* dan analisis multivariat. Metode yang digunakan mengombinasikan arsitektur *Visual Geometry Group 14-layers* (VGG19) untuk ekstraksi fitur visual tingkat tinggi dari citra bangunan, yang kemudian direduksi dimensinya dan dikelompokkan menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)-Clustering* untuk mengklasifikasikan tingkat kerusakan bangunan ke dalam beberapa tingkatan (misalnya: rusak berat, rusak sedang, dan rusak ringan). Hasil pengujian menunjukkan bahwa integrasi ekstraksi fitur VGG19 dan reduksi dimensi *Principal Component Analysis (PCA)-Clustering* mampu mengoptimalkan performa klasterisasi secara signifikan dengan mempertahankan informasi esensial dari citra. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam mempercepat proses identifikasi dampak bencana, mendukung pengambilan keputusan spasial bagi otoritas penanggulangan bencana, serta meningkatkan efektivitas penyaluran bantuan logistik di area terdampak.

ABSTRACT

Jailani, Ahmad. 2026. Clustering of Post-Disaster Building Structural Damage Using VGG19 Feature Extraction and PCA-Clustering. Theses Master's Study Program in Informatics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Promotor : (I) Dr. Agung Teguh Wibowo Almais, M.T. (II) Dr. Usman Pagalay, M.Si.

Keywords: *Building Damage, Post-Disaster, VGG19, Principal Component Analysis (PCA)-Clustering, Deep Learning.*

Infrastructure damage, particularly to buildings, is one of the most significant impacts of natural disasters that requires rapid assessment and evaluation for mitigation and reconstruction processes. Manual assessment of building damage is time-consuming and resource-intensive. This study proposes an automated method for evaluating the severity of post-disaster building damage utilizing Deep Learning technology and multivariate analysis. The approach combines the Visual Geometry Group 19-layers (VGG19) architecture to extract high-level visual features from building imagery, which are then dimensionally reduced and grouped using Principal Component Analysis (PCA)-Clustering to classify the levels of building damage into several categories (e.g., heavy damage, moderate damage, and light damage). The test results demonstrate that the integration of VGG19 feature extraction and Principal Component Analysis (PCA)-Clustering significantly optimizes clustering performance while retaining essential information from the imagery. This research provides an important contribution to accelerating the process of disaster impact identification, supporting spatial decision-making for disaster management authorities, and improving the efficiency of logistics distribution in affected areas.

مستخلص البحث

جيلاني، أحمد. 2026. عنقودة الأضرار الهيكلية للمباني ما بعد الكوارث باستخدام استخراج ميزات 19VGG وتحليل المكونات الرئيسية (PCA)-Clustering. أطروحة ماجستير، برنامج دراسات المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية بمالانج. المشرفون: (1) الدكتور أجونج تيجوه ويوو أليس، الماجستير الهندسي. (2) الدكتور عثمان باجالاي، الماجستير العلمي.

الكلمات المفتاحية: أضرار المباني، ما بعد الكوارث، 19VGG، تحليل المكونات الرئيسية (PCA)-Clustering، التعلم العميق.

يعد تلف البنية التحتية، لا سيما المباني، أحد أبرز الآثار الجسيمة للكوارث الطبيعية، مما يستلزم تقييماً ومعالجة سريعة لعمليات التخفيف من آثار الكوارث وإعادة الإعمار. ويتطلب التقييم اليدوي لأضرار المباني وقتاً طويلاً وجهوداً مكثفة. تقترح هذه الدراسة طريقة مؤتمتة لتقييم مستويات أضرار المباني بعد الكوارث باستخدام تقنية التعلم العميق والتحليل متعدد المتغيرات. تجمع الطريقة المستخدمة بين بنية الشبكة العصبية (19VGG) لاستخراج الميزات المرئية عالية المستوى من صور المباني، ثم تقليل أبعادها وتجميعها باستخدام تحليل المكونات الرئيسية (PCA)-Principal Component Analysis - Clustering لتصنيف مستويات أضرار المباني إلى عدة فئات (مثل: أضرار جسيمة، وأضرار متوسطة، وأضرار خفيفة). وأظهرت نتائج الاختبار أن التكامل بين استخراج ميزات 19VGG وتقليل الأبعاد باستخدام (PCA)-Clustering ساهم بشكل كبير في تحسين أداء التجميع مع الحفاظ على المعلومات الأساسية للصور. تقدم هذه الدراسة مساهمة هامة في تسريع عملية تحديد آثار الكوارث، ودعم اتخاذ القرار المكاني للجهات المعنية بإدارة الكوارث، فضلاً عن تعزيز كفاءة توزيع المساعدات اللوجستية في المناطق المتضررة.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bencana alam adalah peristiwa yang terjadi akibat fenomena alam yang dapat menimbulkan kerusakan serius terhadap lingkungan, kehidupan manusia, atau properti, sering kali terjadi secara mendadak dan memiliki dampak luas (Tampubolon *et al.*, 2022). Bencana alam merupakan fenomena yang umum terjadi dalam kehidupan di Bumi dan dapat dimaknai sebagai pengingat bagi umat Muslim akan kekuasaan serta kehendak Allah SWT. Pandangan tersebut ditegaskan dalam Al-Qur'an, khususnya pada Surah Al-Hadid ayat 22 dan Surah Al-Zalzalah ayat 1–2, yang menjelaskan bahwa setiap peristiwa terjadi sesuai dengan ketetapan-Nya.

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

Artinya: “Tidak ada bencana (apa pun) yang menimpa di Bumi dan tidak (juga yang menimpa) dirimu, kecuali telah tertulis dalam Kitab (Lauh Mahfuz) sebelum Kami mewujudkannya. Sesungguhnya hal itu mudah bagi Allah.” (Q.S. Al-Hadid: 22)

إِذَا زُلْزِلَتِ الْأَرْضُ زِلْزَالَهَا ۖ وَأُخْرِجَتِ الْأَرْضُنَّ أَنْفَالَهَا ۖ

Artinya: “Apabila Bumi diguncangkan dengan guncangan yang dahsyat” “Dan bumi telah mengeluarkan beban-beban berat (yang dikandung) nya.” (Q.S. Al-Zalzalah: 1-2)

Ayat-ayat tersebut menjelaskan bahwa bencana alam terjadi atas ketetapan Allah SWT yang telah ditentukan sebelumnya. Guncangan dahsyat yang dialami bumi dan keluarnya beban-bebannya menjadi bukti kekuasaan-Nya sekaligus peringatan bagi manusia agar senantiasa bersabar dan mengambil hikmah dari setiap ujian yang terjadi di bumi.

Beberapa jenis bencana alam yang umum meliputi gempa bumi yang dapat menyebabkan getaran dan kerusakan bangunan, tsunami akibat gempa bawah laut yang menghancurkan wilayah pesisir, letusan gunung berapi yang melepaskan lava dan abu vulkanik, serta banjir yang terjadi ketika saluran air tidak mampu menampung volume air berlebihan (Yudistira *et al.*, 2021), (Supendi *et al.*, 2020). Setiap jenis bencana memiliki ciri khas dan tingkat ancaman yang berbeda, dan dalam beberapa kasus dapat dipicu oleh aktivitas manusia, seperti perubahan iklim atau deforestasi, sehingga pencegahan dan mitigasi bencana alam menjadi sangat penting untuk mengurangi dampaknya terhadap masyarakat dan lingkungan (Anidhea & Suliyanah, 2021) (Afida *et al.*, 2020).

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (AI) dan pengolahan *Citra* digital telah membuka peluang besar untuk mengotomatisasi proses penilaian kerusakan bangunan. Salah satu teknologi AI yang banyak digunakan adalah jaringan saraf tiruan, seperti VGG19 (Weny Indah Kusumawati & Adisaputra Zidha Noorizki, 2023) (Saputro & Santoso, 2023) (Widyan, 2024) (Network, 2024). Model ini dirancang untuk menganalisis gambar secara mendalam dengan mengekstraksi fitur-fitur visual dari *Citra*, mulai dari pola sederhana seperti tepi hingga pola kompleks seperti tekstur dan bentuk (Firmasnsyah *et al.*, 2024) (Kurniawan & Itje Sela, 2023) (Fendiawati & Al Rivan, 2023). Dalam konteks penilaian kerusakan bangunan, VGG19 memungkinkan identifikasi pola-pola kerusakan dengan tingkat akurasi yang sulit dicapai oleh metode manual.

Namun, salah satu tantangan utama dalam penggunaan VGG19 adalah tingginya dimensi data yang dihasilkan. Fitur-fitur yang diekstraksi oleh model ini sering kali berjumlah sangat besar, hingga mencapai ribuan bahkan jutaan dimensi.

Hal ini dapat menyebabkan proses analisis menjadi lambat dan memerlukan kapasitas komputasi yang besar. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan teknik reduksi dimensi seperti *Principal Component Analysis* (PCA). *Principal Component Analysis* (PCA) membantu menyederhanakan data dengan memproyeksikannya ke dalam komponen-komponen utama yang memiliki variansi terbesar, sehingga analisis dapat dilakukan lebih cepat tanpa kehilangan informasi penting (Almais *et al.*, 2023).

Setelah data hasil reduksi dimensi dengan *Principal Component Analysis* (PCA) diperoleh, langkah selanjutnya adalah melakukan pengelompokan atau *clustering* (Dyah Hedyati, 2021). Proses *clustering* ini bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok bangunan berdasarkan kesamaan karakteristik kerusakan (Rachman Mulyandi *et al.*, 2023). Dengan *clustering*, bangunan dapat dikelompokkan ke dalam kategori seperti "rusak ringan," "rusak sedang," atau "rusak berat," sehingga mempermudah tim tanggap darurat dalam memprioritaskan tindakan.

Keunggulan pendekatan ini tidak hanya terletak pada efisiensi waktu, tetapi juga pada akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode manual. *Visual Geometry Group 19* (VGG19) yang telah dilatih menggunakan jutaan gambar memiliki kemampuan untuk mendeteksi kerusakan dengan tingkat presisi yang sangat tinggi. Selain itu, kombinasi *Principal Component Analysis* (PCA) dan *clustering* memungkinkan analisis data dalam skala besar dilakukan dengan cepat, memungkinkan proses pemulihan dimulai lebih awal (Murdika, Muhammad Alif, Yessi Mulyani, 2021) (Ahsan *et al.*, 2022).

Teknologi ini juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan mengintegrasikan data dari sensor dan *Citra drone*. *Citra* udara yang diambil oleh *drone* dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai kondisi bangunan pasca-bencana. Data ini dapat diproses menggunakan model *Visual Geometry Group 19* (VGG19), yang dikombinasikan dengan data struktural dari sensor getaran atau deformasi. Dengan integrasi ini, analisis kerusakan bangunan dapat dilakukan secara lebih komprehensif, meningkatkan akurasi prediksi dan pengambilan keputusan.

Dengan demikian, kombinasi teknologi *Visual Geometry Group 19* (VGG19), *Principal Component Analysis* (PCA), dan *clustering* menawarkan solusi yang inovatif dalam menilai kerusakan bangunan pasca-bencana. Teknologi ini tidak hanya memberikan efisiensi dan akurasi tinggi tetapi juga memungkinkan pengurangan risiko bagi tim inspeksi manual. Dengan pengembangan yang berkelanjutan, sistem ini diharapkan menjadi bagian penting dari upaya mitigasi bencana di masa mendatang, mendukung langkah-langkah adaptasi terhadap meningkatnya frekuensi dan intensitas bencana akibat perubahan iklim.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan di atas, maka identifikasi masalah yang diperoleh adalah bagaimana mengklaster kerusakan berdasarkan pola visual menggunakan ekstraksi fitur *vgg19* dan *pca-clustering*.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan identifikasi masalah yang telah dirumuskan diatas maka penelitian ini bertujuan mengklaster jenis kerusakan bangunan pasca bencana alam

berdasarkan pola visual menggunakan metode *vgg19* untuk ekstraksi fitur dan *PCA-Clustering* untuk reduksi dimensi dan pengelompokan data.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan untuk menjaga fokus dan cakupan kajian. Data yang digunakan terbatas pada gambar visual kerusakan struktural bangunan pasca-bencana alam, seperti gempa bumi atau badai, tanpa melibatkan data non-visual atau kerusakan internal. Data yang digunakan dapat menggunakan data publik (*Google* atau *Kaggle*).

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan berbagai manfaat, baik secara teoretis maupun praktis. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya literatur di bidang analisis kerusakan struktural bangunan dengan pendekatan berbasis *deep learning* dan *machine learning*, sekaligus menawarkan metodologi inovatif yang menggabungkan ekstraksi fitur menggunakan *VGG19*, reduksi dimensi dengan *PCA*, dan teknik *clustering*. Secara praktis, metode ini dapat mempercepat proses identifikasi kerusakan, mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual, dan memberikan klasifikasi kerusakan yang lebih akurat, sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data oleh pemerintah dan pengelola infrastruktur. Dari segi ekonomi, pendekatan otomatis ini mampu menekan biaya operasional dan memungkinkan deteksi dini kerusakan untuk mengurangi biaya pemeliharaan di masa depan.

Selain itu, penelitian ini memberikan manfaat sosial berupa peningkatan keselamatan pengguna bangunan melalui deteksi kerusakan yang lebih cepat dan akurat, serta mempercepat respons pasca-bencana untuk mendukung rekonstruksi.

Dari sisi teknologi, penelitian ini membuka peluang pengembangan aplikasi kecerdasan buatan dalam teknik sipil dan dapat diterapkan pada berbagai infrastruktur lainnya, seperti jembatan dan jalan raya, sehingga memiliki dampak yang lebih luas. Dengan berbagai manfaat tersebut, penelitian ini berkontribusi pada modernisasi sistem pemantauan kerusakan struktural yang lebih efisien, cepat, dan akurat.

1.6 Sistematika Pembahasan

1. BAB I: PENDAHULUAN

Bab ini membahas tentang Latar Belakang, Rumusan Masalah, Tujuan Penelitian, Batasan Masalah, Manfaat Penelitian serta Sistematika Pembahasan.

2. BAB II: STUDI PUSTAKA

Dalam bab ini akan dijabarkan mengenai studi pustaka yang meliputi penjelasan Penelitian Terkait, Kerangka Teori, Integrasi Al-Qur'an dan Hadis, Kerusakan Struktural Bangunan Pasca Bencana dan Bencana Alam.

3. BAB III: DESAIN DAN INTEGRASI SISTEM PENELITIAN

Bab ini memuat tentang Prosedur Penelitian, Kerangka Konsep Penelitian, Desain Sistem, Pengumpulan Data dan Skenario Pengujian.

4. BAB IV: IMPLEMENTASI METODE

Pada bab ini menjelaskan tentang implementasi karakteristik tingkat kerusakan bangunan menggunakan ekstraksi fitur VGG19 dan PCA-Clustering.

5. BAB V: UJI COBA DAN HASIL

Pada bab ini menjelaskan tentang Uji Coba dan Hasil implementasi karakteristik tingkat kerusakan bangunan menggunakan ekstraksi fitur VGG19 dan PCA-Clustering.

6. PENUTUP

Bab ini memuat tentang simpulan dari hasil penelitian yang dilakukan dan saran saran untuk pengembangan tesis ini lebih lanjut.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis proses pengelompokan data berbasis citra, khususnya dalam penentuan tingkat kerusakan akibat bencana alam. Dalam kajian literatur ini, akan dibahas berbagai penelitian terdahulu yang relevan terkait penerapan teknik pengolahan citra dan metode pembelajaran mesin dalam mendeteksi perubahan serta mengelompokkan tingkat kerusakan.

Handayani, *et al.* (2025) dalam penelitiannya mengimplementasikan metode *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur VGG-19 untuk melakukan klasifikasi *Citra* penyakit pada daun tanaman tomat. Penelitian ini bertujuan untuk mengotomatisasi deteksi dini gejala penyakit tanaman guna mencegah gagal panen secara masif di sektor pertanian. Melalui pemanfaatan keunggulan arsitektur VGG-19 yang memiliki 19 lapisan berbobot (lapisan konvolusi dan *fully connected*), model mampu mempelajari fitur visual yang halus dan kompleks seperti perubahan warna dan pola bercak pada daun. Hasil eksperimen membuktikan bahwa penerapan arsitektur VGG-19 pada *Citra* agrikultur ini berhasil memberikan performa akurasi yang tinggi dan presisi dalam membedakan berbagai jenis penyakit daun tomat, sekaligus mengukuhkan efektivitas teknik *Transfer Learning* dalam memproses dataset *Citra* alam terbuka dengan variasi latar belakang dan pencahayaan.

Alviola, *et al.* (2025) dalam penelitiannya mengembangkan sebuah *Spatial Decision Support System* (SDSS) untuk meningkatkan akurasi penilaian kelayakan pos pengungsian pascabencana alam secara objektif. Sistem ini mengintegrasikan

pendekatan multikriteria spasial dengan menggunakan metode *Rank Order Centroid* (ROC) untuk pembobotan kriteria dan teknik *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) untuk pemrosesan data serta perangkingan alternatif. Menggunakan dataset 50 pos pengungsian dari dampak erupsi Gunung Semeru tahun 2021, evaluasi dilakukan berdasarkan parameter aksesibilitas, sanitasi, dan ketersediaan fasilitas pengungsi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa implementasi metode Spatial-TOPSIS ini berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 72% dalam mengklasifikasikan kelayakan pos, membuktikan efektivitas sistem koordinat geografis yang dipadukan dengan pembuat keputusan multikriteria dalam mengoptimalkan manajemen logistik kemanusiaan di wilayah pascabencana.

Almais, *et al.* (2024) memperluas metodologi penilaian pascabencana dengan mengintegrasikan teknik analisis *Citra Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengarakterisasi tingkat kerusakan struktural bangunan secara objektif. Penelitian ini mengonversi input gambar visual bangunan menjadi nilai numerik melalui ekstraksi tekstur GLCM dengan variasi jarak piksel, yang kemudian direduksi menggunakan PCA untuk memetakan koordinat kerusakan. Hasil validasi lapangan menunjukkan bahwa penggunaan analisis GLCM pada jarak 0,5 piksel yang dipadukan dengan visualisasi PCA (2D dan 3D) mampu mengelompokkan kluster kerusakan berat secara akurat dengan batas nilai komponen utama ($n \geq 2$). Integrasi ini membuktikan bahwa kombinasi fitur tekstur *Citra* dan reduksi dimensi dapat meminimalkan bias penilaian manual serta mempercepat pemetaan tingkat kerusakan infrastruktur pascabencana.

Ritharson, *et al.* (2024) dalam penelitiannya mengembangkan sebuah model hibrida bernama *DeepRice* yang mengintegrasikan teknik *deep learning* dan ekstraksi *deep feature* untuk klasifikasi subtype penyakit daun padi secara presisi. Pendekatan ini memanfaatkan model *Transfer Learning* (seperti VGG, *ResNet*, atau *MobileNet*) untuk mengekstrak representasi fitur spasial tingkat tinggi dari *Citra* digital daun padi yang terinfeksi bakteri atau fungi. Fitur-fitur mendalam yang terekstraksi tersebut kemudian disalurkan ke dalam pengklasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) untuk menghasilkan batas keputusan (*hyperplane*) optimal antar-subtype penyakit. Hasil eksperimen membuktikan bahwa arsitektur hibrida *DeepRice* berhasil mencapai performa akurasi yang superior dibandingkan dengan model *end-to-end* CNN standar, sekaligus mengonfirmasi bahwa penggunaan *deep features* yang dipadukan dengan pengklasifikasi berbasis margin kuat (SVM) sangat efektif untuk mengenali karakteristik penyakit agrikultur yang memiliki pola visual serupa pada lingkungan pertanian terbuka.

Sari, *et al.* (2024) dalam penelitiannya merancang sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk menentukan prioritas wilayah pemulihan pascabencana menggunakan metode *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation* II (PROMETHEE II). Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tingginya risiko kebencanaan di Indonesia yang menuntut optimalisasi alokasi sumber daya pada fase rehabilitasi dan rekonstruksi secara adil dan terukur. Dengan memanfaatkan perhitungan nilai aliran bersih (*Net Flow*) berdasarkan kriteria dampak kerusakan, metode PROMETHEE II diterapkan untuk menghasilkan urutan peringkat (*ranking*) alternatif wilayah secara lengkap (*total ranking*) guna meminimalkan subjektivitas. Hasil studi membuktikan bahwa sistem ini efektif

dalam memberikan rekomendasi keputusan yang objektif, transparan, dan cepat bagi otoritas kebencanaan (seperti BNPB/BPBD) dalam menetapkan wilayah prioritas utama yang membutuhkan penanganan rekonstruksi segera.

Menurut penelitian Almais, *et al.* (2023) mengembangkan sebuah metode pelabelan otomatis pada himpunan data tidak terawasi (*unsupervised data*) untuk mengelompokkan tingkat kerusakan sektor pascabencana alam. Dengan memanfaatkan teknik *Principal Component Analysis* (PCA), penelitian ini berhasil mereduksi redundansi informasi dari lima kriteria kerusakan fisik bangunan menjadi dua komponen utama (PC1 dan PC2), yang kemudian dipetakan ke dalam grafik dua dimensi untuk menghasilkan tiga kluster tingkat kerusakan (ringan, sedang, dan berat). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan PCA tidak hanya efektif sebagai reduksi fitur, tetapi juga mampu mengklasifikasikan skala nilai kerusakan pascabencana secara visual dan objektif berdasarkan kontribusi nilai varians komponennya.

Almais, *et al.* (2023) dalam penelitiannya menerapkan algoritme *K-Means Clustering* untuk melakukan zonasi dan pengelompokkan wilayah terdampak bencana alam secara objektif berdasarkan tingkat kerusakannya. Dengan memanfaatkan data historis dan indikator dampak pascabencana, penelitian ini mengonstruksi pusat kluster (*centroids*) untuk memisahkan wilayah ke dalam beberapa zona kerentanan yang terukur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *K-Means* ini efektif dalam mengidentifikasi pola spasial sebaran dampak bencana secara cepat, sehingga dapat digunakan sebagai instrumen pengambilan keputusan yang akurat bagi otoritas terkait dalam memprioritaskan alokasi bantuan dan mobilisasi rekonstruksi wilayah pascabencana.

Susanto, *et al.* (2023) dalam penelitiannya menguji keandalan metode *Deep Learning* melalui algoritme *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG-19 untuk mengklasifikasikan *Citra* lesi kulit yang menyerupai virus *monkeypox*. Riset ini krusial sebagai deteksi dini penularan wabah dengan membedakan lesi kulit akibat cacar monyet dari penyakit kulit serupa lainnya seperti cacar air (*chickenpox*) dan campak (*measles*). Pemanfaatan kedalaman arsitektur VGG-19 ditujukan untuk menangkap ekstraksi fitur tekstur, bentuk, dan sebaran bintik lesi yang sangat mirip secara visual antar-penyakit tersebut. Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model CNN berbasis VGG-19 mampu mengenali karakteristik klinis lesi kulit dengan tingkat akurasi yang optimal, sekaligus memberikan kontribusi penting bagi pengembangan alat diagnosis digital sekunder di daerah dengan keterbatasan fasilitas laboratorium medis.

Fu'adah, *et al.* (2023) dalam penelitiannya mengembangkan sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis web untuk mengklasifikasikan tingkat kerusakan sektor pascabencana alam menggunakan metode *The Multiplicative Form Integrated MOORA* (MULTIMOORA). Metode ini diterapkan untuk mengatasi kompleksitas multi-kriteria dengan mengintegrasikan bentuk perkalian penuh ke dalam metode MOORA standar guna mengukur faktor-faktor dampak kerusakan secara lebih komprehensif. Menggunakan data historis dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Malang, sistem yang dibangun mampu memetakan prioritas pemulihan sektor terdampak dengan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 84%. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan MULTIMOORA cukup andal dan efektif sebagai instrumen bantu bagi otoritas

terkait dalam mempercepat proses pengambilan keputusan serta pengalokasian sumber daya rekonstruksi pascabencana.

Zarkasyi, *et al.* (2022) dalam penelitiannya mengusulkan sebuah pendekatan optimasi algoritme *K-Means Clustering* melalui integrasi teknik seleksi fitur berbasis nilai *Gini Index*. Teknik reduksi dimensi ini diterapkan pada tahap pra-pemrosesan data untuk mengukur tingkat impuritas variabel, sehingga hanya atribut dengan kontribusi informasi paling signifikan yang dipertahankan untuk proses klasterisasi. Dengan mereduksi dimensi dataset yang kompleks dan mengeliminasi fitur-fitur yang tidak relevan (*noise*), beban komputasi pada pencarian pusat klaster (*centroids*) dapat dipangkas secara drastis. Hasil eksperimen membuktikan bahwa kombinasi *Gini Index* dan *K-Means* ini tidak hanya mempercepat waktu pemrosesan data (*running time*), tetapi juga secara nyata meningkatkan kualitas kekompakan klaster (*cluster density*) dan akurasi pengelompokan objek jika dibandingkan dengan metode *K-Means* standar.

Yohannes, *et al.* (2022) dalam penelitiannya mengusulkan sebuah model hibrida yang mengombinasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan berbagai jenis kanker kulit secara akurat. Dalam arsitektur gabungan ini, lapisan konvolusi pada CNN tidak digunakan untuk klasifikasi akhir, melainkan dioptimalkan fungsinya sebagai pengekstraksi fitur representasional (*feature extractor*) otomatis langsung dari *Citra* lesi kulit. Fitur-fitur bernilai tinggi tersebut kemudian dialirkan ke dalam algoritme SVM yang bertindak sebagai pengklasifikasi (*classifier*) berbasis *hyperplane* optimal untuk memisahkan kelas penyakit. Hasil eksperimen membuktikan bahwa arsitektur hibrida CNN-SVM ini mampu meningkatkan performa akurasi dan

generalisasi model secara signifikan dibandingkan dengan CNN standar, sekaligus meminimalkan kesalahan diagnosis pada objek *Citra* medis kulit yang memiliki margin batas visual yang tipis dan kompleks.

Marcella, *et al.* (2022) dalam penelitiannya menerapkan algoritme *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur VGG-19 untuk mengklasifikasikan jenis penyakit mata secara otomatis. Penelitian ini ditujukan untuk meminimalkan risiko keterlambatan diagnosis medis dengan mengeksplorasi kemampuan arsitektur VGG-19 yang memiliki keunggulan pada kedalaman talang konvolusi (19 lapisan) dalam mengekstraksi fitur kompleks dari *Citra* medis mata. Proses pelatihan model ditunjang dengan teknik pra-pemrosesan *Citra* seperti *resizing* dan augmentasi data untuk memperkaya variasi dataset serta mencegah terjadinya *overfitting*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa implementasi arsitektur VGG-19 mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dan konsisten dalam mengenali pola patologi penyakit mata, sekaligus membuktikan bahwa pendekatan *Transfer Learning* pada jaringan saraf dalam sangat efektif untuk mendeteksi anomali klinis berbasis *Citra* visual.

Setiawan, *et al.* (2021) dalam penelitiannya mengimplementasikan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk sistem pengenalan pola visual pada *Citra* kain batik khas Lampung. Proses identifikasi dimulai dengan tahapan pra-pemrosesan *Citra* seperti konversi *grayscale* dan *resizing*, dilanjutkan dengan penerapan PCA untuk mereduksi dimensi matriks piksel gambar yang besar dan mengekstrak matriks kovarian menjadi komponen utama (*eigenface/eigenimage*) yang merepresentasikan karakteristik unik dari setiap motif batik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ekstraksi fitur berbasis PCA ini sangat efektif dalam

menyederhanakan data komputasi gambar tanpa kehilangan informasi penting, sehingga mampu mempercepat proses pencocokan pola dan meningkatkan akurasi sistem dalam mengklasifikasikan berbagai ragam hias batik tradisional secara otomatis.

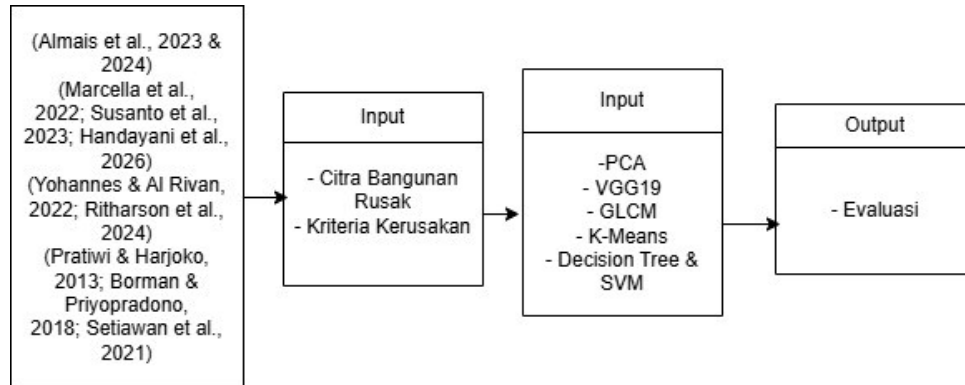
Sartika, *et al.* 2022) melakukan penelitian untuk mengoptimalkan klasifikasi status kelayakan kredit nasabah pada Bank Sumsel Babel Cabang KM 12 Palembang melalui pendekatan hibrida (*hybrid approach*). Penelitian ini mengintegrasikan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mereduksi dimensi data dan mengeliminasi multikolinearitas antar-variabel kriteria nasabah, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritme *Decision Tree* (C4.5) untuk membentuk pohon keputusan. Hasil eksperimen membuktikan bahwa penerapan PCA sebagai tahap pra-pemrosesan data tidak hanya mampu menyederhanakan kompleksitas variabel atribut kredit, tetapi juga secara signifikan meningkatkan akurasi dan efisiensi model *Decision Tree* dalam mengidentifikasi risiko kredit macet secara objektif.

Borman, *et al.* (2018) dalam penelitiannya mengembangkan sebuah aplikasi penerjemah isyarat alfabet pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) guna menjembatani komunikasi penyandang tunarungu. Sistem ini mengintegrasikan metode *Viola-Jones* untuk mendeteksi area objek kode tangan pada *Citra* masukan secara spesifik, yang kemudian diproses menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengenali pola, mereduksi dimensi data *Citra*, serta mengekstrak fitur pembeda berdasarkan kemiripan karakteristik pikselnya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi ini berhasil menerjemahkan 26 huruf alfabet isyarat ke dalam bentuk teks digital, membuktikan bahwa kombinasi metode

lokalisasi *Citra* dan teknik reduksi dimensi PCA efektif dalam mengidentifikasi objek sebaran isyarat tangan secara akurat dan objektif.

2.2 Kerangka Teori

Merujuk pada hasil kajian yang telah dilakukan, penelitian ini menggunakan sejumlah penelitian terdahulu yang relevan sebagai landasan teoritis dan acuan dalam pengembangan metode penelitian. Selain itu, penelitian-penelitian tersebut juga berfungsi sebagai bahan evaluasi dan perbandingan terhadap pendekatan yang diajukan. Adapun ringkasan penelitian terdahulu tersebut disajikan pada Tabel 2.1.



Gambar 1.1 Kerangka Teori Penelitian

Kerangka teori yang dibangun dalam penelitian ini mengintegrasikan repositori penelitian terdahulu ke dalam tiga tahapan utama sistem, yaitu tahap masukan (*input*), pemrosesan (*process*), dan hasil (*output*). Pada tahap awal, sistem menerima data masukan berupa citra visual bangunan rusak pascabencana serta data kriteria kerusakan fisik yang diadaptasi dari pemetaan manajemen bencana oleh Almais, *et al.* (2023, 2024). Blok masukan ini diperkuat oleh landasan teori ekstraksi fitur mendalam (*deep features*) dari objek visual yang kompleks berbasis arsitektur CNN VGG-19 (Marcella, *et al.* 2022; Susanto dkk., 2023; Handayani dkk., 2026), serta teori hibrida penggabungan *feature extractor* dan pengklasifikasi

independen (Yohannes, *et al.*, 2022; Ritharson, *et al.*, 2024). Selain itu, studi literatur mengenai keandalan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dalam menyederhanakan data matriks piksel berskala besar tanpa kehilangan informasi esensial (Pratiwi & Harjoko, 2013; Borman & Priyopradono, 2018; Setiawan *et al.*, 2021) turut dijadikan acuan utama sebelum data dialirkan ke tahap berikutnya.

Memasuki tahap pemrosesan (*process*), data masukan dievaluasi melalui berbagai pendekatan algoritme yang bersumber dari literatur terkait guna membandingkan efisiensinya. Tahap ini merangkum proses ekstraksi tekstur tradisional lewat kombinasi GLCM dan PCA, pengklasifikasian terbimbing berbasis PCA dan *Decision Tree* atau SVM, serta penentuan zonasi wilayah menggunakan PCA dan *K-Means Clustering*. Alur pemrosesan ini berpuncak pada implementasi metode usulan, yaitu pemanfaatan arsitektur *Deep Learning* CNN VGG-19 untuk mengekstrak fitur struktural bangunan secara otomatis yang kemudian direduksi dimensinya menggunakan komponen utama PCA. Pada tahap akhir (*output*), seluruh hasil pemrosesan tersebut dievaluasi berdasarkan parameter performa komputasi dan metrik kualitas pengelompokan. Melalui evaluasi ini, sistem akan menghasilkan keluaran akhir berupa visualisasi data yang terkompresi serta pengelompokan (*clasterisasi*) tingkat kerusakan struktural bangunan pascabencana secara akurat, objektif, dan otomatis.

Kajian terhadap penelitian terkait memegang peranan penting dalam menyusun bagian tinjauan *pustaka* serta memberikan pemahaman yang jelas mengenai konteks penelitian yang sedang dilakukan. Tabel 2.1 berikut menyajikan perbandingan berbagai penelitian relevan, mencakup metode, topik, dan objek penelitian. Berdasarkan analisis dari penelitian-penelitian tersebut, penulis memilih

untuk menggunakan metode *VGG-19* dan *Principal Component Analysis* (PCA) guna meningkatkan akurasi dalam pengenalan gambar dan pengolahan data. Berikut akan di paparkan beberapa penelitian terkait karakterisasi kerusakan struktural bangunan pasca bencana dengan bebarapa implementasi masalah yang berbeda-beda:

Tabel 2.1 Literatur Review

No	Penulis	Topik	Metode	Subjek
1	Handayani, <i>et al.</i> (2025)	Klasifikasi penyakit daun tomat	Convolutional Neural Network (CNN) & Arsitektur VGG-19	<i>Citra</i> penyakit daun tanaman tomat
2	Alviola, <i>et al.</i> (2025)	Penilaian kelayakan pos pengungsian	Spatial Decision Support System (SDSS), TOPSIS, & ROC	50 pos pengungsian erupsi Gunung Semeru
3	Almais, <i>et al.</i> (2024)	Karakterisasi tingkat kerusakan bangunan	Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) & PCA	<i>Citra</i> visual kerusakan infrastruktur pascabencana
4	Sari, <i>et al.</i> (2024)	Prioritas wilayah rehabilitasi bencana	Decision Support System (SPK) & PROMETHEE II	Wilayah prioritas pemulihan pascabencana
5	Ritharson, <i>et al.</i> (2024)	Klasifikasi subtipen penyakit daun padi	DeepRice (Hybrid Deep Feature + SVM)	<i>Citra</i> subtipen penyakit pada daun padi
6	Almais, <i>et al.</i> (2023)	Pelabelan otomatis data tidak terawasi	Principal Component Analysis (PCA)	5 kriteria kerusakan fisik pascabencana
7	Almais, <i>et al.</i> (2023)	Zonasi wilayah terdampak bencana	K-Means Clustering	Pola spasial sebaran dampak bencana alam
8	Fu'adah, <i>et al.</i> (2023)	Klasifikasi tingkat kerusakan sektor	Decision Support System (SPK) & MULTIMOORA	Sektor terdampak pascabencana BPBD Malang
9	Susanto, <i>et al.</i> (2023)	Klasifikasi <i>Citra</i> lesi kulit mirip cacar	CNN & VGG-19	<i>Citra</i> lesi kulit serupa virus Monkeypox
10	Marcella, <i>et al.</i> (2022)	Klasifikasi otomatis penyakit mata	CNN & VGG-19	<i>Citra</i> medis klinis fundus mata manusia
11	Yohannes, <i>et al.</i> (2022)	Klasifikasi jenis kanker kulit	Hybrid CNN (Feature Extractor) + SVM	<i>Citra</i> visual objek lesi kanker kulit
12	Zarkasyi, <i>et al.</i> , (2022)	Optimasi algoritme clustering	Reduksi Dimensi berbasis Gini Index & K-Means	Dataset multidimensi / kompleksitas tinggi

13	Septiani, (2022)	Pengenalan pola visual kain batik	Principal Component Analysis (PCA)	Matriks piksel <i>Citra</i> motif Batik Lampung
14	Sartika, <i>et al.</i> (2022)	Optimasi klasifikasi status kredit bank	Hybrid PCA + Decision Tree	Variabel atribut data kriteria kredit nasabah
15	Borman, <i>et al.</i> (2018)	Penerjemah alfabet Bahasa Isyarat	Viola-Jones & PCA	<i>Citra</i> isyarat tangan alfabet BISINDO
16	Penelitian ini			

Penilaian tingkat kerusakan infrastruktur pada fase pascabencana menuntut adanya pemrosesan yang cepat, objektif, dan otomatis untuk meminimalkan bias visual dari penilaian manual. Riset mengenai manajemen bencana konvensional sebelumnya berfokus pada pengolahan kriteria fisik tabular menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mereduksi redundansi data kriteria (Almais dkk., 2023), serta pemanfaatan metode *Machine Learning* seperti *K-Means* untuk zonasi spasial wilayah terdampak (Almais dkk., 2023). Perkembangan riset kemudian bergeser ke arah pemrosesan *Citra* visual bangunan secara langsung guna menangkap kondisi riil di lapangan. Almais dkk. (2024) mengombinasikan ekstraksi tekstur manual *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan PCA untuk memetakan koordinat kerusakan bangunan. Namun, pendekatan ekstraksi fitur tradisional seperti GLCM memiliki keterbatasan dalam mengenali karakteristik kerusakan struktural yang sangat kompleks, acak, dan bervariasi di lingkungan terbuka.

Untuk mengatasi kelemahan fitur manual tersebut, adopsi teknologi *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG-19 terbukti memberikan performa superior dalam mengekstrak fitur tingkat tinggi (*deep features*) dari objek *Citra* yang rumit. Keandalan arsitektur VGG-19 dengan kedalaman 19 lapisannya telah sukses diterapkan secara luas, mulai dari klasifikasi

Citra medis patologis manusia (Marcella dkk., 2022; Susanto dkk., 2023) hingga deteksi penyakit daun tanaman pada sektor agrikultur terbuka (Handayani dkk., 2026). Di sisi lain, riset hibrida oleh Yohannes dan Al Rivan (2022) serta Ritharson dkk. (2024) membuktikan bahwa performa arsitektur VGG-19 akan jauh lebih optimal dan efisien jika lapisan konvolusinya hanya difokuskan sebagai pengekstraksi fitur otomatis (*feature extractor*), yang kemudian dikombinasikan dengan metode klasifikasi atau reduksi dimensi terpisah untuk mempertajam batas keputusan data.

Berlandaskan pada pemetaan literatur tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah kebaruan metode dengan mengintegrasikan kekuatan ekstraksi fitur mendalam (*deep features*) VGG-19 dan teknik reduksi komputasi PCA-*Clustering*. Pemanfaatan PCA sebagai pereduksi dimensi data piksel ataupun fitur visual berskala besar telah teruji efektif dalam menyederhanakan kompleksitas data tanpa menghilangkan informasi esensialnya, baik pada *Citra* biometrik wajah (Pratiwi & Harjoko, 2013), gestur bahasa isyarat (Borman & Priyopradono, 2018), maupun motif budaya batik (Setiawan dkk., 2021). Dengan mengekstrak fitur struktural bangunan yang kompleks menggunakan VGG-19 dan mereduksi dimensi fiturnya secara objektif melalui grafik komponen utama PCA, model yang diusulkan diharapkan mampu melakukan klasterisasi tingkat kerusakan bangunan (ringan, sedang, berat) secara lebih akurat, cepat, dan otomatis untuk mendukung sistem manajemen tanggap darurat pascabencana.

2.3 Integrasi Al-Qur'an dan Hadis

Dalam perspektif Islam, bencana alam tidak hanya dipandang sebagai peristiwa fisik semata, melainkan juga memiliki makna spiritual dan moral yang

mengandung hikmah bagi manusia. Al-Qur'an menjelaskan bahwa bencana dapat berfungsi sebagai ujian (*ibtilā'*), peringatan (*tadzkiroh*), maupun konsekuensi dari kerusakan (*fasād*) yang disebabkan oleh perbuatan manusia di bumi. Hal ini sebagaimana ditegaskan dalam Surah Ar-Rum ayat 41:

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

Artinya: "Telah tampak kerusakan di darat dan di laut disebabkan perbuatan tangan manusia. (Melalui hal itu) Allah membuat mereka merasakan sebagian dari (akibat) perbuatan mereka agar mereka kembali (ke jalan yang benar)." (QS. Ar-Rum:41)

Selain itu, Al-Qur'an juga menegaskan bahwa jangan berbuat kerusakan di bumi, sebagaimana firman Allah dalam surat Al-Baqarah ayat 11, ayat 205 dan Al-A'raf ayat 56:

وَإِذَا قِيلَ لَهُمْ لَا تُفْسِدُوا فِي الْأَرْضِ قَالُوا إِنَّمَا نَحْنُ مُصْلِحُونَ ﴿١١﴾

Artinya, "Apabila dikatakan kepada mereka, 'Janganlah berbuat kerusakan di bumi,' mereka menjawab, 'Sesungguhnya kami hanyalah orang-orang yang melakukan perbaikan'." (QS. Al-Baqarah:11)

Dalam Islam, perbedaan suku dan bangsa dipandang sebagai sarana untuk saling mengenal dan membangun hubungan antarmanusia. Meski demikian, kemuliaan seseorang di sisi Allah tidak diukur berdasarkan identitas etnis atau rasial, melainkan berdasarkan ketakwaannya. Ajaran ini termaktub dalam Surah Al-Hujurat ayat 13 dan hadis riwayat Ahmad serta At-Tirmidzi.

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِنْ ذَكَرٍ وَأُنْثَىٰ وَجَعَلْنَاكُمْ شُعُوبًا وَقَبَائِلَ لِتَعَارَفُوا ۚ إِنَّ أَكْرَمَكُمْ عِنْدَ اللَّهِ أَتْقَاكُمْ ۚ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ

Artinya: "Wahai manusia! Sungguh, Kami telah menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan seorang perempuan, kemudian Kami jadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku agar kamu saling mengenal. Sesungguhnya

yang paling mulia di antara kamu di sisi Allah ialah orang yang paling bertakwa. Sungguh, Allah Maha Mengetahui, Mahateliti". (Q.S. Al-Hujurat Ayat 13)

يَا أَيُّهَا النَّاسُ، أَلَا إِنَّ رَبَّكُمُ وَاحِدٌ، وَإِنَّ أَبَاكُمُ وَاحِدٌ، أَلَا لَا فَضْلَ لِعَرَبِيٍّ عَلَى أَعْجَمِيٍّ، وَلَا لِعَجَمِيٍّ عَلَى عَرَبِيٍّ، وَلَا لِأَحْمَرَ عَلَى أَسْوَدَ، وَلَا لِأَسْوَدَ عَلَى أَحْمَرَ، إِلَّا بِالْتَّقْوَى

Artinya: "Wahai manusia! Ketahuilah, sesungguhnya Tuhan kalian itu satu, dan sesungguhnya bapak kalian itu satu (yakni Adam). Ketahuilah, tidak ada kelebihan bagi orang Arab atas orang non-Arab ('Ajam), dan tidak ada kelebihan bagi orang non-Arab atas orang Arab; tidak ada kelebihan bagi orang berkulit merah atas orang berkulit hitam, dan tidak ada kelebihan bagi orang berkulit hitam atas orang berkulit merah, melainkan dengan takwa." (HR. Ahmad dan At-Tirmidzi).

Berdasarkan ayat dan hadis tersebut, keberagaman suku, bangsa, dan warna kulit merupakan ketentuan Allah yang bertujuan agar manusia saling mengenal dan menjalin kerja sama. Perbedaan tersebut tidak menjadi ukuran kemuliaan atau kedudukan seseorang, karena dalam Islam kemuliaan hanya ditentukan oleh ketakwaan kepada Allah. Dengan demikian, pengelompokan manusia semata-mata berfungsi untuk mengenali keberagaman, bukan untuk membedakan nilai atau derajat antarmanusia.

2.4 Kerusakan Struktural Bangunan Pasca Bencana

Kerusakan struktural pada bangunan mengacu pada penurunan kemampuan bangunan untuk menopang beban dan menjaga integritasnya karena berbagai faktor, termasuk bencana alam, cacat desain, dan kegagalan material. (Tampubolon *et al.*, 2022) Berikut adalah beberapa poin kunci mengenai kerusakan struktural, terutama dalam konteks gempa bumi, tsunami, dan pencairan, seperti yang dibahas dalam makalah:

1. Jenis Kerusakan Struktural:

Kegagalan Balok: Ini terjadi ketika balok, yang sangat penting untuk beban pendukung, gagal karena perincian penguatan yang tidak memadai. Misalnya, pemasangan sanggurdi dan batang longitudinal yang tidak tepat dapat

menyebabkan kegagalan geser dan lentur, sehingga membahayakan kekuatan balok. (Afida *et al.*, 2020)

Kegagalan Kolom: Kolom dirancang untuk menanggung beban vertikal. Kerusakan dapat terjadi jika tidak diperkuat secara memadai atau jika desain tidak mengikuti prinsip balok lemah kolom yang kuat. Prinsip ini memastikan bahwa kolom tetap lebih kuat dari balok untuk mencegah keruntuhan selama peristiwa seismik (Anidhea & Suliyanah, 2021)

2. Penyebab Kerusakan Struktural:

Penguatan yang tidak cukup: Banyak bangunan di Palu menunjukkan detail batang penguat yang tidak memadai, yang menyebabkan kegagalan selama kegiatan seismik. Misalnya, kurangnya pembengkokan dan ekstensi sanggurdi yang tepat dapat secara signifikan melemahkan struktur (Tampubolon *et al.*, 2022)

Kesalahan Desain: Desain struktural yang tidak mematuhi standar yang ditetapkan, seperti SNI-2847-2019, dapat menghasilkan bangunan yang tidak dapat menahan kekuatan yang diberikan selama gempa bumi. Ini termasuk rasio dimensi balok dan kolom yang tidak tepat, yang dapat menyebabkan kegagalan yang tidak proporsional.

3. Dampak Bencana Alam:

Gempa: Penyebab utama kerusakan struktural di zona seismik adalah gaya lateral yang dihasilkan selama gempa bumi. Bangunan yang tidak mengikuti desain balok lemah kolom yang kuat sangat rentan. (Anidhea & Suliyanah, 2021)

Tsunami dan Pencairan: Fenomena ini dapat memperburuk kerusakan struktural dengan merusak fondasi dan menyebabkan ketidakstabilan tanah, yang menyebabkan risiko keruntuhan lebih lanjut.

4. Konsekuensi Kerusakan Struktural:

Risiko Keruntuhan: Kerusakan struktural dapat menyebabkan keruntuhan sebagian atau total, menimbulkan risiko signifikan bagi penghuni dan responden darurat. Ketidakmampuan kolom untuk mendukung beban dapat mengakibatkan kegagalan besar.

Kerugian Ekonomi: Di luar masalah keamanan, kerusakan struktural dapat menyebabkan kerugian ekonomi yang besar karena biaya perbaikan, kehilangan properti, dan potensi kewajiban hukum.

Singkatnya, kerusakan struktural pada bangunan merupakan masalah kritis yang dapat timbul dari berbagai faktor, terutama di daerah rawan bencana seperti Palu. Memahami jenis, penyebab, dan konsekuensi dari kerusakan tersebut sangat penting untuk meningkatkan desain bangunan dan strategi manajemen bencana.

5. Kategori Tingkat Kerusakan Bangunan

Pembangunan Bangunan Gedung Negara merupakan kegiatan mendirikan Bangunan Gedung Negara yang diselenggarakan melalui tahap perencanaan teknis pelaksanaan konstruksi dan pengawasannya baik merupakan pembangunan baru perawatan bangunan gedung maupun perluasan bangunan gedung yang sudah ada dan atau lanjutan pembangunan bangunan gedung. (Penanggungan *et al.*, 2024)

Rehabilitasi adalah kegiatan memperbaiki bangunan gedung yang telah rusak sebagian dengan maksud menggunakan sesuai dengan fungsi tertentu yang tetap baik arsitektur maupun struktur bangunan gedung tetap dipertahankan seperti semula sedangkan utilitas dapat berubah. Kerusakan bangunan adalah tidak berfungsinya bangunan atau komponen bangunan akibat penyusutan/berakhirnya umur bangunan, atau akibat ulah manusia atau perilaku alam seperti beban fungsi

yang berlebih, kebakaran, gempa bumi, atau sebab lain yang sejenis. Kerusakan bangunan dapat dikategorikan menjadi:

Kerusakan Ringan, yaitu kerusakan yang terjadi pada komponen non-struktural, seperti penutup atap, langit-langit, penutup lantai dan dinding pengisi.

Kerusakan Sedang, yaitu kerusakan pada sebagian komponen non-struktural, dan atau komponen struktural seperti struktur atap, lantai, dan lain sebagainya.

Kerusakan Berat, yaitu kerusakan pada sebagian besar komponen bangunan, baik struktural maupun non-struktural yang apabila setelah diperbaiki masih dapat berfungsi dengan baik sebagaimana mestinya.

Penentuan tingkat kerusakan bangunan gedung didasarkan pada ukuran kuantitatif besarnya kerusakan yang terjadi pada masing-masing komponen (aspek struktur, arsitektur, utilitas, dan *finishing*), yang dibedakan menjadi:

- Tingkat kerusakan 0 - 30% dikategorikan sebagai Rusak Ringan;
- Tingkat kerusakan 31% - 45% dikategorikan sebagai Rusak Sedang;
- Tingkat kerusakan 46% - 70% dikategorikan sebagai Rusak Berat;
- Tingkat kerusakan 71% - 100% dikategorikan sebagai Rusak Total.

2.5 Bencana Alam

Bencana alam merupakan peristiwa yang berpotensi menimbulkan gangguan dalam skala luas serta menyebabkan kerugian ekonomi dan sosial yang signifikan di berbagai belahan dunia. Sebagai salah satu negara yang memiliki tingkat kerawanan bencana yang tinggi, Indonesia menghadapi tantangan besar dalam upaya mitigasi dan penanganan dampak bencana tersebut.

Salah satu tahapan penting dalam penanganan pascabencana adalah proses penilaian tingkat kerusakan bangunan. Hingga saat ini, proses tersebut masih banyak dilakukan menggunakan metode konvensional yang bergantung pada

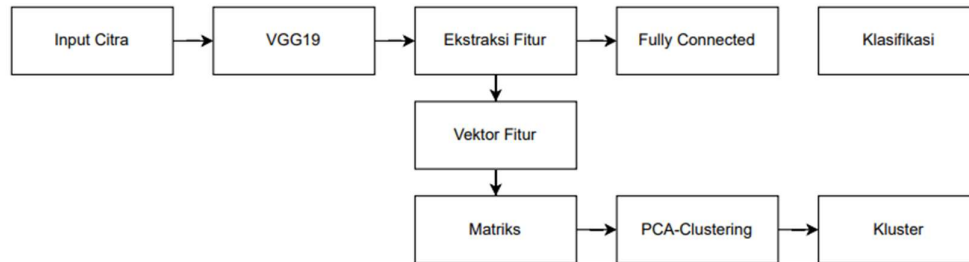
observasi dan penilaian subjektif tenaga ahli di lapangan. Pendekatan ini memiliki sejumlah keterbatasan, antara lain membutuhkan waktu yang relatif lama, memerlukan sumber daya manusia dalam jumlah besar, serta berpotensi menghasilkan ketidakkonsistenan dalam penilaian.

Selain itu, metode konvensional juga rentan terhadap kesalahan dan ketidakakuratan data. *Tim Disaster Management Planning and Control Team* (P3B), misalnya, sering menghadapi perbedaan dalam pengategorian tingkat kerusakan saat pelaksanaan survei lapangan. Kondisi tersebut dapat menyebabkan ketidaksesuaian antara data yang diterima oleh Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) dan kondisi aktual di lokasi terdampak. Akibatnya, proses perencanaan rehabilitasi dan rekonstruksi menjadi kurang optimal. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang lebih efektif, efisien, dan akurat untuk mendukung proses penilaian kerusakan bangunan pascabencana.

BAB III

DESAIN DAN INTEGRASI SISTEM PENELITIAN

3.1 Kerangka Konsep

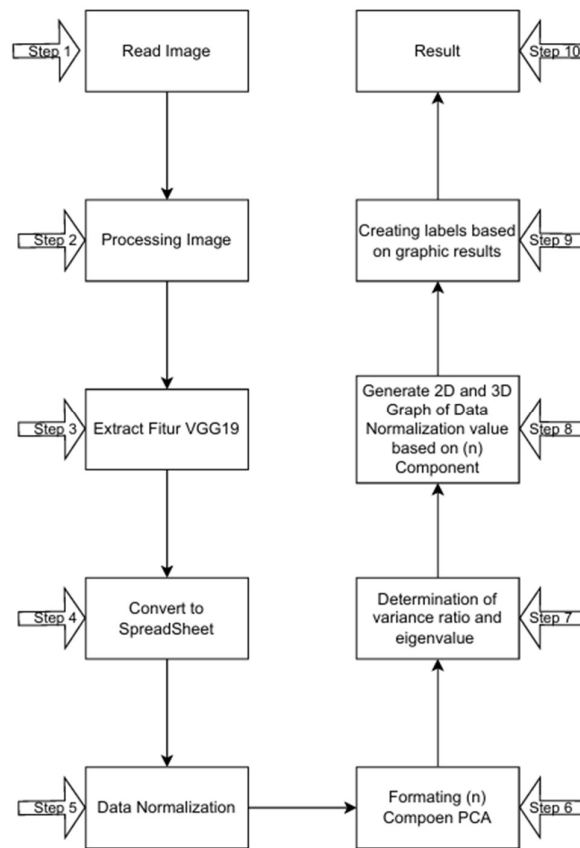


Gambar 3.1 Kerangka Konsep

Pada gambar 3.1 dalam penelitian sebelumnya, alur analisis dimulai dari *Input Citra* yang diproses oleh VGG19 untuk melakukan ekstraksi fitur, diikuti oleh lapisan Fully Connected dan menghasilkan klasifikasi langsung berupa label kerusakan. Namun, dalam penelitian ini memiliki alur dimodifikasi setelah ekstraksi fitur oleh VGG19. Vektor fitur yang dihasilkan tidak langsung diklasifikasikan, melainkan diubah menjadi Matriks dan diproses lebih lanjut dengan PCA-Clustering untuk mengelompokkan tingkat kerusakan secara *unsupervised* berdasarkan karakteristik visual menghasilkan kluster yang lebih interpretatif untuk analisis spasial kerusakan bangunan. Pendekatan ini mengatasi keterbatasan klasifikasi tradisional yang bergantung pada data berlabel.

3.2 Desain Sistem

Berikut adalah desain sistem penelitian karakterisasi kerusakan struktural bangunan pasca bencana menggunakan ekstraksi vgg-19 dan PCA-clustering:



Gambar 3.2 Desain Sistem

Langkah-langkah integrasi VGG19-PCA dalam menilai tingkat kerusakan bangunan pascabencana alam secara lebih rinci, adalah sebagai berikut:

3.1.1 Step 1: Read Image

Langkah pertama adalah membaca gambar yang akan diproses. Gambar ini merupakan data mentah yang nantinya akan digunakan dalam seluruh proses analisis. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengambil gambar dari sumbernya (misalnya, dari penyimpanan lokal atau database) dan memuatnya ke dalam sistem agar dapat diolah lebih lanjut. Hasil dari langkah ini adalah gambar siap untuk dilakukan pemrosesan lebih lanjut (U. P. Sanjaya *et al.*, 2023).

3.1.2 Step 2: Processing Image

Setelah gambar berhasil dibaca, langkah selanjutnya adalah melakukan pemrosesan gambar. Proses ini dapat mencakup berbagai teknik seperti *resizing*, *filtering*, *enhancement*, atau konversi warna untuk memastikan gambar memenuhi kriteria yang diperlukan sebelum fitur diekstraksi. Tujuan utamanya adalah menyiapkan gambar agar lebih mudah dianalisis dan meningkatkan kualitas ekstraksi fitur pada tahap berikutnya (Naufal Putra Sutrisna, Lailil Muflikhah, 2025).

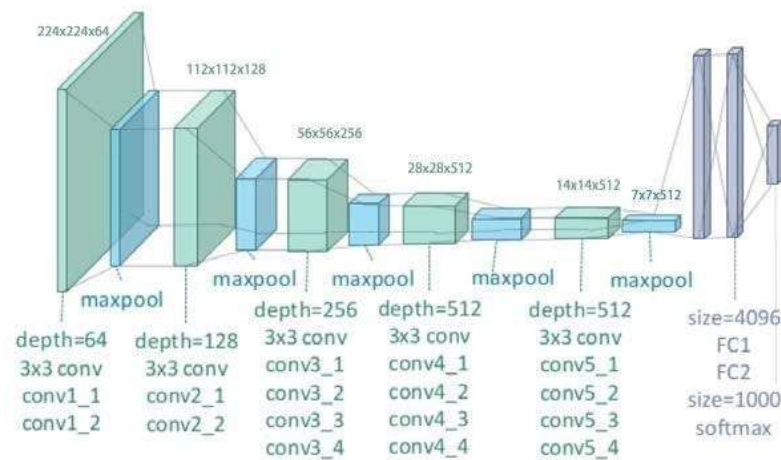
3.1.3 Step 3: Extract Fitur VGG19

Pada tahap ini, fitur gambar diekstraksi menggunakan model VGG19, yaitu arsitektur jaringan saraf *convolutional* (CNN) yang telah dilatih sebelumnya. VGG19 mampu mengenali pola dan ciri-ciri kompleks dalam gambar. Ekstraksi fitur ini menghasilkan vektor fitur yang mewakili karakteristik penting dari gambar, yang nantinya akan digunakan untuk analisis lebih lanjut seperti reduksi dimensi atau klasifikasi (Sahirah *et al.*, 2025).

VGG-19 adalah arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah menjadi terkenal di bidang visi komputer, terutama untuk tugas klasifikasi gambar (C. A. Sanjaya *et al.*, 2025). Fitur yang dihasilkan oleh model VGG19 akan diproses lebih lanjut menggunakan teknik *PCA* (*Principal Component Analysis*) dan *clustering* untuk mengekstrak informasi yang bermakna. VGG19, sebagai salah satu arsitektur *deep learning* yang handal dalam ekstraksi fitur gambar, menghasilkan representasi vektor berdimensi tinggi yang mencakup berbagai karakteristik visual seperti tekstur, bentuk, dan pola (Evansyah & Aditya, 2025). Namun, karena dimensinya yang besar, fitur-fitur ini perlu direduksi terlebih dahulu

menggunakan PCA untuk mempertahankan varians terpenting sekaligus menyederhananya ke dalam ruang berdimensi lebih rendah. Setelah reduksi dimensi, proses *clustering* diterapkan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan fitur. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola tersembunyi, segmentasi alami, atau kategorisasi dalam dataset, seperti pengelompokan gambar berdasarkan gaya visual atau kemiripan objek. Dengan demikian, kombinasi PCA dan *clustering* membantu mengubah fitur kompleks dari *VGG19* menjadi informasi yang lebih mudah diinterpretasikan dan bermanfaat untuk analisis lebih lanjut.

1. Arsitektur *VGG19*



Gambar 3.3 Arsitektur VGG19

Gambar 2.1 menunjukkan struktur *VGG19*, sebuah model *CNN* dengan 19 lapisan berat (16 konvolusi + 3 FC). Berikut penjelasan alurnya secara berurutan:

- **Input Layer**

- Ukuran input: 224×224×3 (RGB).
- Gambar dinormalisasi sebelum diproses.

- **Blok Konvolusi (5 Blok)**

Setiap blok terdiri dari beberapa lapisan konvolusi 3×3 + ReLU, diakhiri *max-pooling* 2×2 untuk *downsampling*.

a. Blok 1

- conv1_1: 64 filter (3×3), output: $224 \times 224 \times 64$
- conv1_2: 64 filter (3×3), output: $224 \times 224 \times 64$
- maxpool1: Output: $112 \times 112 \times 64$

b. Blok 2

- conv2_1: 128 filter (3×3), output: $112 \times 112 \times 128$
- conv2_2: 128 filter (3×3), output: $112 \times 112 \times 128$
- maxpool2: Output: $56 \times 56 \times 128$

c. Blok 3

- conv3_1: 256 filter (3×3), output: $56 \times 56 \times 256$
- conv3_2: 256 filter (3×3), output: $56 \times 56 \times 256$
- conv3_3: 256 filter (3×3), output: $56 \times 56 \times 256$
- conv3_4: 256 filter (3×3), output: $56 \times 56 \times 256$
- maxpool3: Output: $28 \times 28 \times 256$

d. Blok 4

- conv4_1: 512 filter (3×3), output: $28 \times 28 \times 512$
- conv4_2: 512 filter (3×3), output: $28 \times 28 \times 512$
- conv4_3: 512 filter (3×3), output: $28 \times 28 \times 512$
- conv4_4: 512 filter (3×3), output: $28 \times 28 \times 512$
- maxpool4: Output: $14 \times 14 \times 512$

e. Blok 5

- conv5_1: 512 filter (3×3), output: $14 \times 14 \times 512$
- conv5_2: 512 filter (3×3), output: $14 \times 14 \times 512$
- conv5_3: 512 filter (3×3), output: $14 \times 14 \times 512$
- conv5_4: 512 filter (3×3), output: $14 \times 14 \times 512$
- maxpool5: *Output*: $7 \times 7 \times 512$

- **Lapisan *Fully Connected* (FC)**

Setelah blok konvolusi, fitur diratakan (*flatten*) dan diproses oleh lapisan *FC*:

- FC1*: 4096 neuron + *ReLU*
- FC2*: 4096 neuron + *ReLU*
- FC3 (Output)*: 1000 neuron (sesuai kelas *ImageNet*) + *Softmax*

- ***Depth* (Kedalaman) pada Gambar**

- Angka *depth*=54, *depth*=128, dan *depth*=512 merujuk pada jumlah *filter/channel* di lapisan tertentu (misal, '*depth*=512' di Blok 4-5).
- 3×3 conv: Menunjukkan semua lapisan konvolusi menggunakan filter 3×3 .

- ***Output Shape* pada Gambar**

Gambar menampilkan dimensi output setiap tahap:

- $224 \times 224 \times 64 \rightarrow$ Setelah conv1_1
- $112 \times 112 \times 128 \rightarrow$ Setelah maxpool2
- $56 \times 56 \times 256 \rightarrow$ Setelah maxpool3
- $28 \times 28 \times 512 \rightarrow$ Setelah maxpool4
- $14 \times 14 \times 512 \rightarrow$ Setelah conv5_4
- $7 \times 7 \times 512 \rightarrow$ Setelah maxpool5

- **Alur Ekstraksi Fitur (Jika Tanpa FC)**

Untuk ekstraksi fitur, output biasanya diambil dari:

- a. conv5_4 (14×14×512) → Fitur tingkat tinggi (objek kompleks).
- b. conv4_4 (28×28×512) → Fitur tingkat menengah (pola/tekstur).

1. Penghitungan Rumus VGG19

Penghitungan Rumus VGG19 melibatkan dua aspek utama: Pertama perhitungan dimensi output setiap lapisan konvolusi dan pooling. Kedua Perhitungan jumlah parameter yang perlu dipelajari. Berikut penjelasan detailnya:

a) Rumus Dimensi Output Konvolusi

Untuk lapisan konvolusi dengan parameter tertentu, ukuran output dihitung dengan:

$$Output\ Size = \left\lfloor \frac{W - F + 2P}{S} \right\rfloor + 1 \quad (3.1)$$

- W = Lebar/tinggi input (misal: 224 untuk input VGG19).
- F = Ukuran filter (3 untuk VGG19).
- P = Padding (1 untuk VGG19, agar output sama dengan input).
- S = Stride (1 untuk konvolusi VGG19).

Contoh:

- Input: 224×224, filter 3×3, padding=1, stride=1.
- Output:

$$\frac{224 - 3 + 2 \times 1}{1} + 1 = 224 \quad (3.2)$$

➔ Dimensi tetap 224x224 (karena padding “same”)

b) Rumus Dimensi Output Max-Pooling

VGG19 menggunakan max-pooling 2×2 dengan stride=2:

$$\text{Output Size} = \left\lfloor \frac{W - F}{S} \right\rfloor + 1 \quad (3.3)$$

- $(F = 2), \setminus (S = 2)$.

Contoh:

- Input: $224 \times 224 \rightarrow$ Output:

$$\frac{224 - 2}{2} + 1 = 112 \quad (3.4)$$

→ Dimensi menjadi 112×112 .

c) Alur Penghitungan Dimensi di VGG19

Berikut perubahan dimensi dari input hingga output akhir:

Tabel 3.1 Perubahan Dimensi

Lapisan	Penghitungan Output Shape	Output Shape
Input	-	$224 \times 224 \times 3$
conv1_1 (64 filter)	224×224 (karena padding=1)	$224 \times 224 \times 64$
Maxpool1	$(224 - 2)/2 + 1 = 112$	$112 \times 112 \times 64$
conv2_1 (128 filter)	112×112 (padding=1)	$112 \times 112 \times 128$
Maxpool2	$(112 - 2)/2 + 1 = 56$	$56 \times 56 \times 128$
conv3_1 (256 filter)	56×56	$56 \times 56 \times 256$
Maxpool3	$(56 - 2)/2 + 1 = 28$	$28 \times 28 \times 256$
conv4_1 (512 filter)	28×28	$28 \times 28 \times 512$
Maxpool4	$(28 - 2)/2 + 1 = 14$	$14 \times 14 \times 512$
conv5_1 (512 filter)	14×14	$14 \times 14 \times 512$
Maxpool5	$(14 - 2)/2 + 1 = 7$	$7 \times 7 \times 512$

d) Rumus Jumlah Parameter

Setiap lapisan konvolusi memiliki parameter yang dihitung sebagai:

$$\text{Parameter} = (F \times F \times \text{input channel} + 1) \times \text{output channels}$$

- $F \times F$ = Ukuran filter (3×3).
- +1 untuk bias tiap filter.

Contoh:

- conv1_1': 3 channel input, 64 filter $(3 \times 3 \times 3 + 1) \times 64 = (27 + 1) \times 64 = 1.792$ parameter
- conv2_1': 64 channel input, 128 filter. $(3 \times 3 \times 64 + 1) \times 128 = (576 + 1) \times 128 = 73.856$ parameter

Total Parameter VGG19: ~144 juta (termasuk lapisan FC).

e) Contoh Lengkap untuk 1 Blok

1. conv1_1:

- Input: $224 \times 224 \times 3$.
- Output: $224 \times 224 \times 64$.
- Parameter: $(3^2 \times 3 + 1) \times 64 = 1.792$

2. conv1_2:

- Input: $224 \times 224 \times 64$.
- Output: $224 \times 224 \times 64$.
- Parameter: $(3^2 \times 64 + 1) \times 64 = 36.928$

3. maxpool1:

- Input: $224 \times 224 \times 64 \rightarrow$ Output: $112 \times 112 \times 64$.
- Parameter: 0 (karena operasi fixed).

f) Lapisan Fully Connected (FC)

Setelah konvolusi, fitur diratakan (flatten) dari $7 \times 7 \times 512 = 25.088$ neuron:

- FC1: $25.088 \rightarrow 4.096$ neuron. Parameter = $(25.088 \times 4.096) + 4.096 = 102.764.544$
- FC2: $4.096 \rightarrow 4.096$ neuron. Parameter = $(4.096 \times 4.096) + 4.096 = 16.781.312$

- FC3: $4.096 \rightarrow 1.000$ neuron (output kelas). Parameter = $(4.096 \times 1.000) + 1.000 = 4.097.000$

Total Parameter FC: ~123 juta (dominan di VGG19).

g) Ringkasan Komputasi

- Input: $224 \times 224 \times 3$.
- Output Konvolusi Terakhir: $7 \times 7 \times 512$.
- Total Parameter:

Konvolusi: ~20 juta.

FC: ~123 juta.

Total: ~144 juta.

3.1.4 Step 4: Convert to SpreadSheet

Setelah fitur berhasil diekstraksi, data fitur tersebut dikonversi ke dalam format spreadsheet (seperti file CSV atau Excel). Hal ini memudahkan pengolahan data secara terstruktur, serta memungkinkan penggunaan alat analisis data konvensional. Spreadsheet berisi vektor fitur dari setiap gambar yang telah diproses (Brennan, 2016).

3.1.5 Step 5: Data Normalization

Data normalisasi dilakukan untuk menyamakan skala nilai fitur yang dihasilkan. Proses ini penting agar tidak ada satu fitur pun yang mendominasi analisis karena perbedaan rentang nilai. Normalisasi dapat dilakukan dengan berbagai metode, seperti *Min-Max Scaling* atau *Standardization (Z-score)*, sehingga data menjadi lebih konsisten dan siap untuk proses PCA (Khan & Maity, 2020).

3.1.6 Step 6: Formatting (n) Component PCA

Pada langkah ini, komponen utama (principal components) dari hasil PCA disusun dan diformat. PCA digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan mempertahankan sebanyak mungkin variansi. Jumlah komponen (n) dipilih berdasarkan kriteria tertentu, seperti persentase variansi yang ingin dipertahankan. Formatting ini mempersiapkan komponen utama untuk visualisasi dan analisis lebih lanjut (Thamrin & Wijayanto, 2021).

Principal Component Analysis (PCA) adalah sebuah teknik statistik yang digunakan untuk menyederhanakan data dengan mengurangi dimensinya. Caranya adalah dengan mengubah sejumlah variabel yang saling berkorelasi menjadi beberapa variabel baru yang tidak berkorelasi, yang disebut *Principal Components* (PC). PC ini diurutkan berdasarkan besarnya variasi data yang mampu dijelaskan, di mana PC pertama menangkap variasi terbesar, PC kedua menangkap variasi terbesar berikutnya yang tidak tercakup oleh PC pertama, dan seterusnya. Proses ini dilakukan dengan menghitung *eigenvectors* dan *eigenvalues* dari matriks kovarians atau korelasi data, di mana *eigenvectors* menentukan arah PC, sedangkan *eigenvalues* menunjukkan seberapa besar variasi yang dijelaskan oleh masing-masing PC.

Tujuan utama PCA adalah untuk reduksi dimensi, yaitu mengurangi kompleksitas data tanpa kehilangan informasi penting. Dengan memproyeksikan data ke dalam ruang berdimensi lebih rendah, PCA memudahkan visualisasi dan analisis lebih lanjut. Selain itu, PCA juga berguna untuk mendekorrelasi variabel, sehingga menghasilkan komponen yang saling independen, yang sangat bermanfaat dalam analisis statistik yang memerlukan asumsi non-korelasi. Teknik ini juga

membantu mengidentifikasi pola tersembunyi, kelompok data, atau outlier yang mungkin tidak terlihat dalam data asli. Dalam praktiknya, PCA sering digunakan sebagai langkah awal sebelum menerapkan metode lain seperti regresi, klasifikasi, atau clustering untuk menghindari masalah multikolinearitas dan dimensi tinggi. Perlu diperhatikan bahwa PCA dapat dilakukan pada matriks kovarians jika variabel memiliki skala serupa, atau pada matriks korelasi jika skala variabel berbeda. Meskipun bersifat deskriptif dan lebih sering digunakan untuk eksplorasi data, PCA juga dapat digunakan untuk inferensi statistik dalam kondisi tertentu. Dengan demikian, PCA merupakan alat yang sangat efektif untuk menyederhanakan data kompleks sekaligus mempertahankan informasi yang esensial (Jolliffe, 1998). Langkah-langkah Penghitungan *Principal Component Analysis* (PCA):

1. Persiapan Data:

- Pastikan data telah dibersihkan (missing values, outliers, dll).
- Jika diperlukan, lakukan standardisasi data (transformasi ke skala yang sama) terutama jika variabel memiliki satuan yang berbeda.

2. Hitung Matriks Kovarians atau Korelasi:

- Jika variabel memiliki satuan yang sejenis, gunakan matriks kovarians.
- Jika variabel memiliki satuan berbeda, gunakan matriks korelasi (standarisasi data).

3. Hitung Nilai Eigen dan Vektor Eigen:

Lakukan dekomposisi eigen pada matriks kovarians/korelasi untuk mendapatkan:

- Nilai eigen (λ): Menunjukkan besarnya varians yang dijelaskan oleh setiap komponen utama.
- Vektor **eigen (a)**: Menunjukkan arah atau koefisien dari komponen utama.

4. Urutkan Komponen Utama:

Susun nilai eigen dari terbesar ke terkecil. Komponen utama pertama (PC1) akan memiliki nilai eigen terbesar dan menjelaskan varians terbesar.

5. Hitung Proporsi Varians:

- Hitung persentase varians yang dijelaskan oleh setiap komponen utama:

$$\text{Proporsi Varians} = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (3.5)$$

- Tentukan jumlah komponen utama yang akan dipertahankan (misalnya, dengan kriteria Kaiser, scree plot, atau akumulasi varians >80%).

6. Bentuk Komponen Utama:

Setiap komponen utama (PC) adalah kombinasi linear dari variabel asli:

$$Z_k = a_{k1}I_1 + a_{k2}I_2 + \dots + a_{kp}I_p \quad (3.6)$$

Di mana a_{kj} adalah koefisien dari vektor eigen ke- k , dan X_j adalah variabel asli.

7. Transformasi Data:

Hitung skor PCA (nilai baru untuk setiap observasi pada komponen utama yang dipilih) dengan mengalikan data asli (yang mungkin sudah distandardisasi) dengan vektor eigen.

8. Interpretasi Hasil:

Analisis koefisien vektor eigen untuk memahami kontribusi variabel asli terhadap komponen utama. Gunakan skor PCA untuk visualisasi (misalnya scatter plot) atau analisis lanjutan

3.1.7 Step 7: Determination of Variance Ratio and Eigenvalue

Tahap ini menentukan rasio variansi dan eigenvalue dari setiap komponen utama yang dihasilkan oleh PCA. Rasio variansi menunjukkan seberapa besar informasi yang dipertahankan oleh setiap komponen, sedangkan eigenvalue mencerminkan pentingnya komponen tersebut. Informasi ini membantu dalam mengevaluasi kualitas reduksi dimensi dan memutuskan berapa banyak komponen yang akan digunakan (Jaya & Anisa, 2018).

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n - 1)} \quad (3.6)$$

3.1.8 Step 8: Generate 2D and 3D Graph Based on (n) Component

Berdasarkan komponen utama yang telah diformat, dilakukan visualisasi dalam bentuk grafik 2D atau 3D. Grafik ini membantu dalam memahami struktur data, pola, atau kelompok (*clusters*) yang mungkin terbentuk setelah reduksi dimensi. Visualisasi memudahkan interpretasi hasil analisis secara visual (Kai *et al.*, 2021).

3.1.9 Step 9: Creating Labels Based on Graphic Results

Setelah grafik dihasilkan, langkah berikutnya adalah membuat label atau anotasi berdasarkan hasil visualisasi. Label dapat berupa kategori, kelas, atau kelompok yang teridentifikasi dari pola dalam grafik. Proses ini sering kali melibatkan analisis manual atau algoritma clustering untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripannya (Almais *et al.*, 2023).

3.1.10 Step 10: Result

Ini adalah tahap akhir dari proses, di mana hasil keseluruhan diringkas dan disajikan. Hasil dapat berupa laporan, klasifikasi gambar, atau insight yang diperoleh dari analisis data. Tahap ini mengonfirmasi keberhasilan proses dan menyiapkan output untuk penggunaan lebih lanjut, seperti pelaporan atau pengambilan Keputusan (Punhani *et al.*, 2022).

3.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini bertujuan untuk memperoleh informasi yang relevan mengenai kondisi struktural bangunan setelah terjadi bencana. Hal ini penting untuk memahami sejauh mana kerusakan yang terjadi pada bangunan dan untuk mendalami karakteristik kerusakan tersebut. Analisis ini dilakukan dengan memanfaatkan teknologi pemrosesan *Citra*, yang memungkinkan untuk mengidentifikasi berbagai jenis kerusakan secara lebih rinci. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan teknik pembelajaran mesin untuk mendalami pola-pola yang ada dalam *Citra* kerusakan bangunan. Dataset *Citra* kerusakan struktural bangunan dikumpulkan dari berbagai sumber seperti google atau kaggle. Dataset ini mencakup kategori kerusakan seperti retakan, keruntuhan parsial, dan keruntuhan total.



Gambar 3.3 Sampel Gambar Struktural Bangunan Pasca Bencana

3.4 Skenario Pengujain

3.2.1 Konsep *Silhouette Score*

Silhouette Score adalah metrik untuk mengevaluasi kualitas klasterisasi dengan mengukur seberapa baik suatu objek cocok dengan klasternya sendiri (*cohesion*) dibandingkan dengan klaster lain (*separation*). Nilainya berkisar antara -1 hingga 1, di mana:

- Nilai mendekati +1: Objek berada di klaster yang tepat (jarak intra-klaster kecil, jarak inter-klaster besar).
- Nilai 0: Objek berada di batas antara dua klaster.
- Nilai negatif: Objek mungkin salah diklasterisasi.

3.2.2 Komponen Perhitungan

Untuk setiap sampel i dalam dataset:

- $a(i)$: Jarak rata-rata dari sampel i ke semua sampel lain dalam klaster yang sama (*cohesion*).

$$a(i) = \frac{1}{|C_i| - 1} \sum_{j \in C_i, j \neq i} d(i, j) \quad (3.7)$$

- di mana C_i adalah klaster sampel i , dan $d(i, j)$ adalah jarak (biasanya *Euclidean*) antara sampel i dan j .
- $b(i)$: Jarak rata-rata terkecil dari sampel i ke semua sampel di klaster terdekat (*separation*).

$$b(i) = \min_{k \neq C_i} \left(\frac{1}{|C_k|} \sum_{j \in C_k} d(i, j) \right) \quad (3.8)$$

- *Silhouette Score* untuk sampel i :

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (3.9)$$

3.2.3 *Silhouette Score* Global

Nilai akhir adalah rata-rata dari semua $s(i)$:

$$Silhouette\ Score = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N s(i) \quad (3.10)$$

di mana N adalah jumlah total sampel.

BAB IV

IMPLEMENTASI METODE

4.1 Implementasi VGG19

Hasil dan pembahasan menjelaskan proses VGG19-PCA dalam menentukan struktur kerusakan bangunan pascabencana alam dan menguji hasilnya dengan data dari para ahli atau survei atau untuk membuktikan bahwa gabungan VGG19-PCA dapat menentukan struktur kerusakan bangunan pascabencana alam.

4.2 Proses Gambar

Membaca gambar adalah langkah pertama untuk memasukkan data menggunakan pustaka *Python* “*imread*”. Gambar asli berukuran 224x224 piksel yang merupakan standar input untuk arsitektur VGG19. Gambar tersebut kemudian dikonversi menjadi representasi numerik dalam bentuk *array* tiga dimensi. Selanjutnya, dimensi *array* diperluas dengan menambahkan sumbu batch sehingga bentuknya berubah dari (224, 224, 3) menjadi (1, 224, 224, 3), yang memungkinkan pemrosesan dalam bentuk batch meskipun hanya terdapat satu gambar. Gambar 4.1 merupakan hasil visualisasi sebelum dan sesudah processing.



Gambar 4.1 Visualisasi Gambar

4.3 Ekstraksi Fitur VGG19

Berdasarkan hasil ekstraksi fitur yang diperoleh, sistem telah berhasil menggabungkan dua pendekatan canggih untuk menganalisis karakteristik gambar. Teknik ini memanfaatkan model VGG19 yang telah dilatih sebelumnya untuk mengekstraksi fitur tingkat tinggi dari gambar, khususnya dari layer 'block5_pool', yang kemudian dilengkapi dengan analisis statistik GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) untuk mengkuantifikasi properti tekstural. Menghasilkan representasi fitur yang komprehensif dalam format terstruktur seperti pada tabel 4.1 berikut:

Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi Fitur VGG19

channel	contrast	energy	homogeneity
0	4384.9048	0.726806	0.725434
1	2244.2341	0.942853	0.942463
2	3448.1468	0.406160	0.404459
3	0.0000	1.000000	1.000000
4	0.0000	1.000000	1.000000
5	2064.2857	0.968538	0.968254
6	0.0000	1.000000	1.000000
7	3906.8185	0.538180	0.537076
8	0.0000	1.000000	1.000000
9	0.0000	1.000000	1.000000

4.4 Data Normalization

Menormalkan nilai fitur pada tabel ekstraksi vgg19 menjadi nilai yang menyeimbangkan nilai di semua fitur. Hasil normalisasi data adalah data yang dapat diubah menjadi data seimbang dengan standar PCA seperti pada tabel 4.2 di bawah ini. Standar PCA adalah bahwa data yang dinormalisasi dapat menghasilkan jumlah PC yang optimal.

Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Data

0	1	2	3
-1.5667	1.6071	-0.6239	-0.6263
-1.2185	0.3696	0.4015	0.4008
-0.8703	1.0656	-2.1458	-2.1455
-0.5222	-0.9277	0.6727	0.6732
-0.1740	-0.9277	0.6727	0.6732
0.1740	0.2656	0.5234	0.5229
0.5222	-0.9277	0.6727	0.6732
0.8703	1.3307	-1.5191	-1.5178
1.2185	-0.9277	0.6727	0.6732
1.5666	-0.9277	0.6727	0.6732

4.5 Reduksi Dimensi

Penerapkan analisis *Principal Component Analysis* (PCA) untuk melakukan reduksi dimensi pada dataset dengan menghasilkan tiga komponen utama (PC1, PC2, PC3) yang mempertahankan informasi esensial data asli, kemudian menyimpan hasil transformasinya ke dalam file Excel 'PC.xlsx' tanpa index baris guna memfasilitasi analisis lebih lanjut seperti eksplorasi data, visualisasi multidimensi, atau persiapan pemodelan statistik dan machine learning yang lebih efisien seperti pada tabel 4.3 di bawah ini.

Tabel 4.3 Hasil Reduksi Dimensi

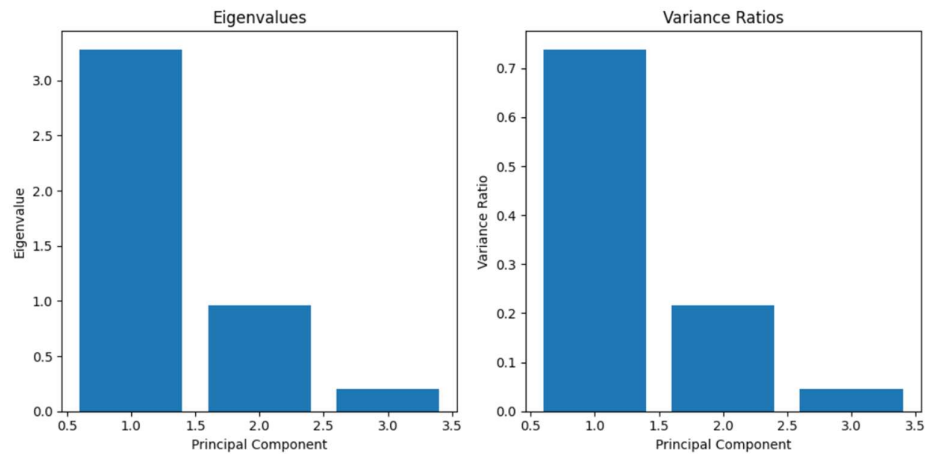
PC1	PC2	PC3
-2.040762759	-1.194361162	0.477263329
-0.127397717	-1.370990914	0.218076836
-3.219787328	0.371301799	-0.772105993
1.08861949	-0.786331069	-0.485652606
1.19483933	-0.470640365	-0.38431735
0.488966509	-0.170462337	0.616582068
1.407279011	0.160741044	-0.181646839
-2.137413759	1.560807393	0.368417957
1.619718691	0.792122453	0.021023671
1.725938531	1.107813157	0.122358927

4.6 Penentuan rasio varians dan nilai eigen

Berdasarkan hasil analisis *Principal Component Analysis* (PCA) yang dilakukan, dapat diinterpretasikan bahwa komponen utama pertama (PC1) memiliki peran paling signifikan dalam menjelaskan varians data, dengan nilai eigen mencapai sekitar 2.75. Komponen utama kedua (PC2) juga menunjukkan kontribusi yang penting meskipun lebih rendah, yaitu sekitar 1.75. Sementara itu, komponen-komponen berikutnya memiliki nilai eigen di bawah 1, yang mengindikasikan tingkat signifikansi yang lebih rendah menurut kriteria Kaiser.

Dalam hal akumulasi varians yang dijelaskan, kedua komponen utama pertama telah berhasil menangkap sekitar 80% dari total varians data. Ketika ditambahkan komponen utama ketiga (PC3), persentase varians yang terjelaskan meningkat menjadi sekitar 95%. Hasil ini menunjukkan efisiensi yang sangat baik dalam reduksi dimensi, dimana dengan hanya menggunakan dua hingga tiga komponen utama, sebagian besar informasi dalam data asli dapat dipertahankan.

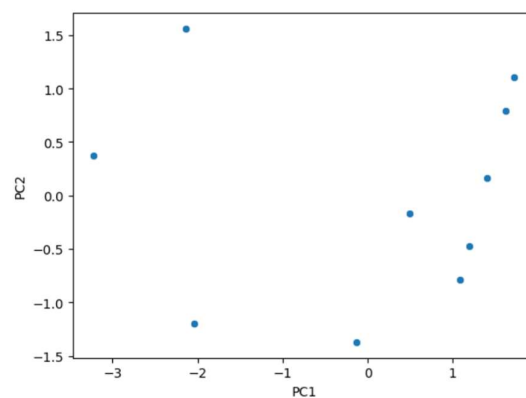
Berdasarkan grafik scree plot yang dihasilkan, terlihat penurunan nilai eigen yang tajam setelah komponen kedua, yang mengindikasikan titik elbow yang jelas. Pola ini memperkuat rekomendasi untuk menggunakan dua atau tiga komponen utama saja dalam analisis lebih lanjut. Untuk keperluan visualisasi data, penggunaan PC1 dan PC2 sudah cukup memadai, sedangkan untuk pemodelan yang memerlukan presisi lebih tinggi, penambahan PC3 dapat dipertimbangkan guna mencapai cakupan varians yang lebih komprehensif. Hasil keseluruhan mengkonfirmasi bahwa teknik PCA berhasil diaplikasikan dengan efektif pada dataset yang dianalisis.



Gambar 4.2 Penentuan Rasio Varians dan Nilai Eigen

4.7 Membuat Grafik 2D dan 3D Nilai Normalisasi

Berdasarkan gambar di bawah ini grafik sebar PC1 vs PC2 yang diberikan, visualisasi data dalam ruang dua dimensi ini memungkinkan kita untuk mengamati struktur data, pola sebaran, serta mengidentifikasi adanya kelompok-kelompok (cluster) yang terbentuk setelah proses reduksi dimensi menggunakan analisis komponen utama. Hasil visual tersebut memudahkan interpretasi hasil analisis secara lebih intuitif dan visual.



Gambar 4.3 Grafik Nilai Normalisasi Data

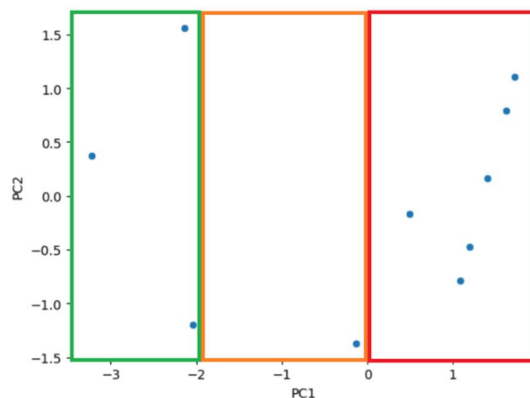
4.8 Membuat Label Berdasarkan Hasil Grafis

Hasil visualisasi sebaran data PC pada gambar 4.3 dapat mengetahui informasi apakah berarti menggunakan nilai standar tingkat kerusakan bangunan pascabencana alam yang sudah ada dalam penelitian mereka. Almais dkk. menjelaskan bahwa terdapat 3 tingkat kerusakan bangunan pascabencana alam, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat (Almais *et al.*, 2024b). Masing-masing tingkat tersebut memiliki rentang nilai (n) seperti pada tabel.

Tabel 4.4 Tabel Nilai rentang (n)

Rentan Nilai	Tingkat Kerusakan
$\eta < 0$	Rusak Ringan
$0 \leq \eta < 2$	Rusak Sedang
$\eta > 2$	Rusak Berat

Visualisasi sebaran data PC pada gambar 4.3 dapat diketahui dengan mengelompokkan titik-titik koordinat menggunakan nilai standar tingkat kerusakan bangunan pascabencana alam pada tabel 4.1. Hasilnya adalah terdapat tiga kluster dalam visualisasi sebaran data PC pada setiap jarak GLCM. Detail lebih lanjut dapat dilihat pada gambar 4.3 yang terdapat 3 kluster berdasarkan warna, yaitu merah, oranye, dan hijau. Merah berarti rusak parah, oranye rusak sedang, dan hijau rusak ringan. Setiap warna memiliki rentang nilai (n) sesuai dengan tabel 4.1.



Gambar 4.4 Hasil Labeling Nilai Grafik

BAB V

UJI COBA DAN HASIL

5.1 Pengujian Menggunakan *Silhouette Score*

Pengujian pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode *Silhouette Score* untuk mengevaluasi kualitas cluster yang dihasilkan dari proses PCA-*Clustering* berdasarkan hasil ekstraksi fitur VGG19. *Silhouette Score* digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan suatu data terhadap cluster tempat data tersebut berada dibandingkan dengan cluster lainnya. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik struktur cluster yang terbentuk pada data kerusakan bangunan pasca bencana.

Nilai *Silhouette Score* berada pada rentang -1 hingga 1. Semakin mendekati nilai 1 maka kualitas cluster semakin baik karena setiap data memiliki kemiripan tinggi dengan cluster-nya sendiri dan memiliki perbedaan yang cukup jauh dengan cluster lain. Sebaliknya, apabila nilai mendekati 0 maka batas antar cluster cenderung saling tumpang tindih, sedangkan nilai negatif menunjukkan kemungkinan terjadinya kesalahan pengelompokan data.

5.2 Data Pengujian

Data yang digunakan dalam pengujian merupakan hasil reduksi dimensi PCA yang terdiri dari tiga komponen utama, yaitu PC1, PC2, dan PC3. Ketiga komponen tersebut merupakan representasi fitur utama hasil ekstraksi VGG19 yang telah melalui proses normalisasi dan reduksi dimensi. Spesifikasi data pengujian ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 5.1 Spesifikasi Data

Parameter	Nilai
Jumlah Sampel	10
Dimensi Data	3 Komponen Utama
Komponen PCA	PC1, PC2, PC3
Metode Evaluasi	Silhouette Score
Matrik Jarak	Euclidean Distance

Pengujian dilakukan menggunakan hasil visualisasi cluster pada Gambar 4.4 yang membagi data menjadi tiga kategori tingkat kerusakan bangunan, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat.

5.3 Label Cluster Berdasarkan Visualisasi PCA

Penentuan label cluster dilakukan berdasarkan hasil visualisasi scatter plot PCA pada Gambar 4.4. Pembagian cluster dilakukan berdasarkan posisi titik terhadap sumbu PC1 yang membentuk tiga area cluster berbeda.

Tabel 5.2 Pembagian Cluster

Warna Cluster	Rentan PC1	Tingkat Kerusakan
Hijau	$PC1 < -2$	Rusak Ringan
Oranye	$-2 \leq PC1 < 0$	Rusak Sedang
Merah	$PC1 \geq 0$	Rusak Berat

Berdasarkan aturan tersebut, data hasil PCA dikelompokkan seperti pada tabel berikut.

Tabel 5.3 Data Hasil PCA

Sampel	PC1	PC2	PC3	Cluster	Tingkat Kerusakan
1	-2.04076	-1.19436	0.47726	Hijau	Rusak Ringan
2	-0.12740	-1.37099	0.21808	Oranye	Rusak Sedang
3	-3.21979	0.37130	-0.77211	Hijau	Rusak Ringan
4	1.08862	-0.78633	-0.48565	Merah	Rusak Berat
5	1.19484	-0.47064	-0.38432	Merah	Rusak Berat
6	0.48897	-0.17046	0.61658	Merah	Rusak Berat
7	1.40728	0.16074	-0.18165	Merah	Rusak Berat
8	-2.13741	1.56081	0.36842	Hijau	Rusak Ringan
9	1.61972	0.79212	0.02102	Merah	Rusak Berat
10	1.72594	1.10782	0.12236	Merah	Rusak Berat

Distribusi cluster yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

- Rusak Ringan: 3 sampel
- Rusak Sedang: 1 sampel
- Rusak Berat: 6 sampel

Berdasarkan distribusi tersebut dapat diketahui bahwa mayoritas data berada pada kategori rusak berat.

5.4 Perhitungan Silhouette Score

Perhitungan *Silhouette Score* dilakukan menggunakan jarak *Euclidean* pada ruang tiga dimensi hasil PCA. Nilai *Silhouette Score*. Hasil perhitungan *Silhouette Score* masing-masing sampel ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 5.4 Hasil Perhitungan Silhoutte Score

Sampel	Cluster	Silhouette Score
1	Rusak Ringan	-0.237
2	Rusak Sedang	0
3	Rusak Ringan	0.417
4	Rusak Berat	0.13
5	Rusak Berat	0.364
6	Rusak Berat	-0.045
7	Rusak Berat	0.57
8	Rusak Ringan	0.335
9	Rusak Berat	0.585
10	Rusak Berat	0.543

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, sebagian besar data memiliki nilai *Silhouette Score* positif, yang menunjukkan bahwa data telah berada pada cluster yang sesuai. Namun terdapat beberapa nilai yang mendekati nol bahkan negatif, seperti pada sampel 1 dan sampel 6. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat beberapa data yang memiliki kedekatan dengan cluster lain sehingga batas antar cluster belum sepenuhnya terpisah secara optimal.

5.5 Silhouette Score Global

Nilai *Silhouette Score* global diperoleh dari rata-rata seluruh nilai *Silhouette Score*. Hasil perhitungan rata-rata *Silhouette Score* adalah sebagai berikut: $S=0.266$. Interpretasi nilai *Silhouette Score* dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 5.5 Nilai Silhouette Score

Rentang Nilai	Interpretasi
0.71 – 1.00	Struktur cluster sangat baik
0.51 – 0.70	Struktur cluster baik
0.26 – 0.50	Struktur cluster cukup / lemah
≤ 0.25	Struktur cluster tidak baik

Berdasarkan hasil pengujian evaluasi cluster yang telah dilakukan, diperoleh nilai *Silhouette Score* global sebesar 0,266. Jika nilai ini dikonformasikan dengan standar interpretasi pada Tabel 5.5, angka tersebut berada dalam rentang nilai 0,26 – 0,50, yang berarti struktur *cluster* yang terbentuk masuk ke dalam kategori cukup atau lemah. Meskipun kekuatan pengelompokannya tergolong lemah secara struktural, hasil ini menunjukkan bahwa model pengelompokan yang diterapkan masih memiliki kemampuan fungsional untuk memisahkan dan membedakan objek data secara mandiri berdasarkan karakteristik tingkat kerusakan bangunan yang dialami.

5.6 Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metode *Silhouette Score* dengan label cluster yang mengacu pada hasil visualisasi PCA pada Gambar 4.4, diperoleh nilai *Silhouette Score* global sebesar 0.266. Nilai tersebut menunjukkan bahwa struktur cluster yang terbentuk berada pada kategori cukup atau lemah, namun masih mampu memisahkan data ke dalam kelompok kerusakan bangunan yang berbeda.

Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur menggunakan VGG19 dan reduksi dimensi PCA tetap mampu mengidentifikasi pola visual kerusakan bangunan pasca bencana, meskipun jarak antar cluster belum sepenuhnya terpisah secara optimal. Kondisi ini disebabkan oleh adanya beberapa titik data yang memiliki posisi berdekatan antar cluster, khususnya pada area batas pemisahan antara kategori kerusakan.

Selain itu, jumlah sampel pada cluster rusak sedang relatif sedikit dibandingkan cluster lainnya sehingga mempengaruhi kualitas separasi cluster secara keseluruhan. Walaupun demikian, visualisasi PCA tetap menunjukkan pola pengelompokan yang cukup jelas antara kategori rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat.

Berdasarkan hasil visualisasi clustering, mayoritas data berada pada cluster merah yang merepresentasikan kategori rusak berat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar bangunan pada dataset penelitian memiliki tingkat kerusakan struktural yang dominan pada kategori rusak berat.

5.7 Kesimpulan Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode Silhouette Score, dapat disimpulkan bahwa metode PCA-Clustering yang diterapkan pada fitur hasil ekstraksi VGG19 mampu menghasilkan pengelompokan tingkat kerusakan bangunan pasca bencana ke dalam tiga kategori utama, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat.

Nilai *Silhouette Score* global sebesar 0.266 menunjukkan bahwa kualitas cluster yang dihasilkan berada pada kategori cukup atau lemah, namun masih dapat digunakan untuk membedakan pola kerusakan bangunan berdasarkan karakteristik

visual *Citra*. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa mayoritas data berada pada kategori rusak berat, sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat kerusakan bangunan pada dataset penelitian didominasi oleh kerusakan berat.

5.8 Validasi eksternal

a. Abstraksi dan Generalisasi Temuan

Fungsi fundamental dari validasi eksternal dalam sebuah penelitian adalah untuk menjamin bahwa kesimpulan yang dihasilkan memiliki daya keberlakuan yang luas, bukan sekadar valid pada subjek atau kondisi spesifik saat eksperimen berlangsung. Secara esensial, instrumen validasi ini bertugas menguji ketahanan dan relevansi temuan ketika diimplementasikan pada dinamika populasi yang baru, lingkungan geografis yang berbeda, maupun lintas lini waktu yang dinamis.

Tanpa adanya pengujian validasi eksternal, sebuah penelitian rentan terjebak pada bias sampel awal atau hasil yang bersifat kebetulan (*spurious correlation*), yang membuatnya gagal untuk digeneralisasikan ke skala yang lebih besar.

b. Dampak terhadap Kredibilitas dan Aplikasi Praktis

Di sisi lain, validasi eksternal berperan krusial dalam mendongkrak reputasi dan kredibilitas ilmiah suatu studi. Ketika peneliti independen mampu mereplikasi hasil yang konsisten di bawah variabel situasi yang berbeda, maka tingkat kepercayaan (*trustworthiness*) terhadap teori atau model tersebut akan meningkat secara signifikan.

Dalam ranah aplikatif, kepastian ini menjadi fondasi penting bagi para praktisi, akademisi, dan pembuat kebijakan (*policy makers*) untuk mengadopsi intervensi, teori, atau alat ukur tersebut secara percaya diri. Dengan begitu, validasi eksternal berfungsi sebagai jembatan krusial yang mengonversi teori-teori teoretis di laboratorium menjadi solusi yang solutif, efektif, dan aplikatif bagi realitas kehidupan masyarakat luas.

Tabel 5.6 Hasil Validasi Eksternal

Gambar	Param. 1	Param. 2	Param. 3	Param. 4	Param. 5	Keterangan
	3	3	3	3	3	3 (Berat)

Berdasarkan data hasil validasi eksternal yang Anda tampilkan, dapat dijelaskan bahwa: Hasil validasi eksternal menunjukkan bahwa objek yang dinilai berada dalam kondisi "Rusak Berat", penjelasannya sebagai berikut:

1. Interpretasi Hasil Parameter

Dari tabel yang disajikan, terlihat bahwa seluruh 5 (lima) parameter yang digunakan untuk menilai tingkat kerusakan masing-masing mendapatkan nilai maksimal, yaitu 3. Berdasarkan sistem penilaian yang mengacu pada standar yang tercantum dalam paper dengan DOI [10.1088/1742-6596/1413/1/012019], nilai 3 (tiga) merepresentasikan tingkat keparahan atau kerusakan tertinggi.

Semakin tinggi nilai yang diberikan pada setiap parameter, maka semakin parah tingkat kerusakan suatu objek. Dengan tercapainya nilai 3 pada seluruh parameter, maka secara kumulatif kondisi objek tersebut tergolong sangat parah atau rusak berat.

2. Kesesuaian dengan Penelitian Ini

Hasil validasi eksternal ini terbukti sama persis dengan kesimpulan yang diperoleh dalam penelitian yang Anda lakukan. Artinya:

- **Tidak ada perbedaan hasil**

Baik proses validasi oleh pihak eksternal maupun proses analisis dalam penelitian Anda sama-sama menyimpulkan bahwa objek berada dalam kondisi rusak berat.

- **Memperkuat Temuan**

Kesamaan hasil ini menunjukkan bahwa temuan penelitian Anda konsisten dan tidak bias. Hasil penelitian Anda terbukti dapat direproduksi (reproducible) oleh pihak lain dengan menggunakan metode dan parameter yang sama.

- **Meningkatkan Kredibilitas**

Validasi eksternal berfungsi untuk menguji generalisasi dan keandalan hasil penelitian. Dengan adanya konfirmasi dari hasil validasi eksternal yang menunjukkan hasil yang identik, maka tingkat kepercayaan (kredibilitas) terhadap kesimpulan penelitian Anda menjadi semakin tinggi.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dirumuskan, dapat disimpulkan bahwa metode VGG19 sebagai ekstraksi fitur dan PCA-Clustering sebagai reduksi dimensi serta pengelompokan data mampu digunakan untuk mengklaster jenis kerusakan bangunan pasca bencana berdasarkan pola visual *Citra*. Proses ekstraksi fitur menggunakan VGG19 berhasil memperoleh karakteristik visual penting dari *Citra* bangunan, sedangkan PCA mampu mereduksi dimensi data sehingga proses clustering menjadi lebih efektif dan mudah divisualisasikan. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa data berhasil terbagi ke dalam tiga kategori tingkat kerusakan, yaitu rusak ringan, rusak sedang, dan rusak berat. Berdasarkan hasil visualisasi PCA dan evaluasi menggunakan Silhouette Score sebesar 0.266, metode yang digunakan mampu membentuk struktur cluster yang cukup baik dalam membedakan tingkat kerusakan bangunan. Selain itu, hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas data bangunan pada dataset termasuk dalam kategori rusak berat. Dengan demikian, pendekatan VGG19 dan PCA-Clustering dapat digunakan sebagai alternatif metode dalam membantu proses identifikasi dan pengelompokan kerusakan bangunan pasca bencana secara otomatis berbasis pengolahan *Citra* digital dan *machine learning*.

6.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar memperoleh hasil clustering yang lebih optimal dan akurat, yaitu sebagai berikut Penelitian

selanjutnya disarankan menggunakan jumlah dataset yang lebih banyak dan lebih beragam agar proses pelatihan dan pengelompokan data dapat menghasilkan pola cluster yang lebih stabil serta representatif terhadap kondisi kerusakan bangunan pasca bencana.

1. Pengembangan penelitian dapat dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur lain selain VGG19, seperti ResNet, EfficientNet, atau Vision Transformer (ViT), untuk membandingkan performa dalam mengenali karakteristik visual kerusakan bangunan.
2. Pada proses clustering, penelitian berikutnya disarankan menggunakan metode clustering lain seperti K-Means, DBSCAN, atau Agglomerative Clustering untuk mengetahui metode yang paling optimal dalam memisahkan tingkat kerusakan bangunan.
3. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah komponen PCA yang lebih optimal atau menerapkan metode reduksi dimensi lain seperti t-SNE maupun UMAP agar pemisahan cluster menjadi lebih jelas dan meningkatkan nilai Silhouette Score.
4. Nilai Silhouette Score yang diperoleh pada penelitian ini masih berada pada kategori cukup atau lemah, sehingga diperlukan optimasi parameter dan peningkatan kualitas preprocessing *Citra* untuk memperoleh struktur cluster yang lebih baik.
5. Sistem yang dikembangkan pada penelitian ini diharapkan dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi aplikasi otomatis berbasis web atau mobile sehingga dapat membantu proses identifikasi kerusakan bangunan pasca bencana secara lebih cepat dan efisien di lapangan.

6. Penelitian selanjutnya juga disarankan menambahkan proses validasi menggunakan data ahli atau ground truth kerusakan bangunan agar hasil clustering yang diperoleh memiliki tingkat akurasi dan keandalan yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Afida, B. A., Kamal, M., & Hadmoko, D. S. (2020). Identifikasi Kerusakan Bangunan Pasca Gempa Bumi Menggunakan Citra Satelit Worldview-2. *Jurnal Pengembangan Kota*, 8(1), 67–77. <https://doi.org/10.14710/jpk.8.1.67-77>
- Ahsan, M., Mashuri, M., Khusna, H., & Wibawati. (2022). Kernel principal component analysis (PCA) control chart for monitoring mixed non-linear variable and attribute quality characteristics. *Heliyon*, 8(6), e09590. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09590>
- Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Crysdian, C., Basid, P. M. N. S. A., Hariyadi, M. A., Tazi, I., Arif, Y. M., & Wicaksono, H. (2023). SASSD: A Smart Assessment System For Sector Damage Post-Natural Disaster Using Artificial Neural Networks. *2023 2nd International Conference on Computer System, Information Technology, and Electrical Engineering (COSITE)*, 96–101. <https://doi.org/10.1109/COSITE60233.2023.10249540>
- Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Crysdian, C., Tazi, I., Hariyadi, M. A., Muslim, M. A., Basid, P. M. N. S. A., Arif, Y. M., Purwanto, M. S., Parwatiningsy, D., Supriyono, & Wicaksono, H. (2023a). Principal Component Analysis-Based Data Clustering for Labeling of Level Damage Sector in Post-Natural Disasters. *IEEE Access*, 11(May), 74590–74601. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3275852>
- Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Crysdian, C., Tazi, I., Hariyadi, M. A., Muslim, M. A., Basid, P. M. N. S. A., Arif, Y. M., Purwanto, M. S., Parwatiningsy, D., Supriyono, & Wicaksono, H. (2023b). Principal Component Analysis-Based Data Clustering for Labeling of Level Damage Sector in Post-Natural Disasters. *IEEE Access*, 11, 74590–74601. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3275852>
- Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Juwono, A. M., Crysdian, C., Muslim, M. A., & Wicaksono, H. (2024a). Characterization of Structural Building Damage in Post-Disaster Using GLCM-PCA Analysis Integration. *IEEE Access*, 12, 146190–146201. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3469637>
- Almais, A. T. W., Susilo, A., Naba, A., Sarosa, M., Juwono, A. M., Crysdian, C., Muslim, M. A., & Wicaksono, H. (2024b). Characterization of Structural Building Damage in Post-Disaster using GLCM-PCA Analysis Integration. *IEEE Access*, 12(September), 146190–146201. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3469637>
- Alviola, N. A., Almais, A. T. W., Syauqi, A., Chamidy, T., A Basid, P. M. N. S., Anisa, A., & Wardana, M. D. (2025). Spatial Decision Support System to Determine the Feasibility of Evacuation Posts in Natural Disasters. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 10(3), 307–318. <https://doi.org/10.14421/jiska.2025.10.3.307-318>

- Anidhea, N. O., & Sulyanah. (2021). Identifikasi Karakteristik Struktur Tanah Dan Mitigasi Bencana Likuifaksi di Sulawesi Tengah. *Seminar Nasional Fisika (SNF) 2021*, 144–150.
- Borman, R. I., & Priyopradono, B. (2018). Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA). *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 3(1), 103–108. <https://doi.org/10.30591/jpit.v3i1.631>
- Brennan, D. (2016). Simple export of journal citation data to Excel using any reference manager. *Journal of the Medical Library Association*, 104(1), 72–75. <https://doi.org/10.3163/1536-5050.104.1.012>
- Dyah Hediati, I. M. S. (2021). Penerapan Principal Component Analysis (PCA) Untuk Reduksi Dimensi Pada Proses Clustering Data Produksi. *Journal Information Engineering and Educational Technology*, 05, 49–54.
- Evansyah, E., & Aditya, C. (2025). *Comparison of Vgg16 and Vgg19 Models in the Classification of Down Syndrome in the European Region With Transfer Learning*. 10(2), 922–933.
- Fendiawati, A., & Al Rivan, M. E. (2023). Klasifikasi American Sign Language Dengan Metode VGG-19. *MDP Student Conference*, 2(1), 192–197. <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4466>
- Firmansyah, H. A., Muchamad, K., Prabiantissa, C. N., & Muharom, S. (2024). Klasifikasi Jenis Tanaman Rempah Rhizoma Zingiberaceae dengan Metode CNN dan VGG 19. *Jurnal Tika*, 9(1), 62–68. <https://doi.org/10.51179/tika.v9i1.2557>
- Fu'adah, A. F., Almais, A. T. W., & Syauqi, A. (2023). Klasifikasi Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode MULTIMOORA Berbasis Web. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 8(3), 222–230. <https://doi.org/10.14421/jiska.2023.8.3.222-230>
- Handayani, F., Baidarus, B., Sunanto, S., Putra, B. A., Anggraini, C., & Taufiq, R. M. (2025). Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur VGG-19. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 6(3), 405–413. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i3.10699>
- Jaya, A. K., & Anisa, A. (2018). Perturbasi Nilai Eigen dalam Mengatasi Multikolinearitas. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 10(1), 6–13.
- Jolliffe, I. T. (1998). Principal components. *Data Handling in Science and Technology*, 20(PART A), 519–556. [https://doi.org/10.1016/S0922-3487\(97\)80047-0](https://doi.org/10.1016/S0922-3487(97)80047-0)
- Kai, Z., Daojing, L., Anjing, C., Dong, H., He, T., Haifeng, Y., Jianbo, D., Lei, L., Yu, Z., & Running, Z. (2021). Sparse flight spotlight mode 3-D imaging of spaceborne SAR based on sparse spectrum and principal component analysis. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 32(5), 1143–1151. <https://doi.org/10.23919/JSEE.2021.000098>

- Khan, M. I., & Maity, R. (2020). Hybrid Deep Learning Approach for Multi-Step-Ahead Daily Rainfall Prediction Using GCM Simulations. *IEEE Access*, 8(MI), 52774–52784. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2980977>
- Kurniawan, H., & Itje Sela, E. (2023). VGG-19 and histogram equalization for human face shape classification on mobile platforms. *Jurnal Teknik Informatika C.I.T Medicom*, 15(4), 177–187.
- Marcella, D., Yohannes, Y., & Devella, S. (2022). Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur VGG-19. *Jurnal Algoritme*, 3(1), 60–70. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v3i1.3331>
- Murdika, Muhammad Alif, Yessi Mulyani, U. (2021). Identifikasi Kualitas Buah Tomat dengan Metode PCA (Principal Component Analysis) dan Backpropagation. *Electrician*, 15(3), 175–180. <https://doi.org/10.23960/elc.v15n3.2240>
- Naufal Putra Sutrisna, Lailil Muflikhah, B. D. S. (2025). *Klasifikasi Penyakit Alzheimer Pada Citra MRI Menggunakan Pretrained*. 9(4), 1–10.
- Network, N. (2024). *Deteksi Wajah Dengan Model Arsitektur VGG 19 Pada Metode Convolutional Neural Network*. 13, 1998–2007.
- Penanggulangan, B., Daerah, B., & Yogyakarta, K. (2024). *Panduan perhitungan penilaian kerusakan rumah akibat bencana*. 1–10.
- Punhani, A., Faujdar, N., Mishra, K. K., & Subramanian, M. (2022). Binning-Based Silhouette Approach to Find the Optimal Cluster Using K-Means. *IEEE Access*, 10(September), 115025–115032. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3215568>
- Rachman Mulyandi, M., Data, P., Kerusakan, J., Berdasarkan, R., Di, K., Fauziah, J. B., & Musid, N. (2023). Implementasi Algoritma K-Means Clustering Dalam. *Journal of Student Research (JSR)*, 1(3), 101–114.
- Ritharson, P. I., Raimond, K., Mary, X. A., Robert, J. E., & J, A. (2024). DeepRice: A deep learning and deep feature based classification of Rice leaf disease subtypes. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 11, 34–49. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2023.11.001>
- Sahirah, R. A., Muflikhah, L., & Setiawan, B. D. (2025). *Deteksi Mutasi Kanker Paru Pada Citra CT-Scan Menggunakan*. 9(4), 1–9.
- Sanjaya, C. A., Waluyo, M., & Industri, T. (2025). *ANALISIS PERBANDINGAN METODE TRANSFER LEARNING DENSENET201 DAN VGG-19 TERHADAP*. 13(1).
- Sanjaya, U. P., Alawi, Z., Zayn, A. R., & Dirgantoro, G. P. (2023). Optimasi Convolutional Neural Network dengan Standard Deviasi untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru. *Generation Journal*, 7(3), 40–47. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i3.20183>
- Saputro, T. R., & Santoso, B. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network Pada Penyakit Pneumonia (Studi Kasus : Dinas Kesehatan Kota Tangerang Selatan). *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*, 2(3), 1007–1013.

- Sari, A. Y., Faozi, N., & Cholil, S. R. (2024). Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Prioritas Rehabilitasi dan Rekonstruksi Pasca Bencana Alam Menggunakan Metode PROMETHEE II. *Jurnal Tekno Kompak*, 18(2), 355. <https://doi.org/10.33365/jtk.v18i1.3883>
- Sartika, D., & Saluza, I. (2022a). Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) Pada Klasifikasi Status Kredit Nasabah Bank Sumsel Babel Cabang KM 12 Palembang Menggunakan Metode Decision Tree. *Generic*, 14(2), 45–49. <https://doi.org/10.18495/generic.v14i2.130>
- Sartika, D., & Saluza, I. (2022b). Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) Pada Klasifikasi Status Kredit Nasabah Bank Sumsel Babel Cabang KM 12 Palembang Menggunakan Metode Decision Tree. *Generic*, 14(2), 45–49. <https://doi.org/10.18495/generic.v14i2.130>
- Septiani, M. (2022). PENGENALAN POLA BATIK LAMPUNG MENGGUNAKAN METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(4), 552–558. <https://doi.org/10.33365/jatika.v2i4.1612>
- Supendi, P., Nugraha, A. D., Widiyantoro, S., Pesicek, J. D., Thurber, C. H., Abdullah, C. I., Daryono, D., Wiyono, S. H., Shiddiqi, H. A., & Rosalia, S. (2020). Relocated aftershocks and background seismicity in eastern Indonesia shed light on the 2018 Lombok and Palu earthquake sequences. *Geophysical Journal International*, 221(3), 1845–1855. <https://doi.org/10.1093/gji/ggaa118>
- Susanto, L. A., Nilogiri, A., & Handayani, L. (2023). Klasifikasi Citra Lesi Kulit Serupa Virus Monkeypox Menggunakan VGG-19 Convolutional Neural Network. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 8(1), 1–9. <https://doi.org/10.32528/justindo.v8i1.168>
- Tampubolon, S. P., Sarasantika, I. P. E., & Suarjana, I. W. G. (2022). Analisis Kerusakan Struktur Bangunan dan Manajemen Bencana Akibat Gempa Bumi, Tsunami, dan Likuifaksi di Palu. *Bentang: Jurnal Teoritis Dan Terapan Bidang Rekayasa Sipil*, 10(2), 169–186. <https://doi.org/10.33558/bentang.v10i2.3263>
- Thamrin, N., & Wijayanto, A. W. (2021). Comparison of Soft and Hard Clustering: A Case Study on Welfare Level in Cities on Java Island. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 5(1), 141–160. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v5i1p141-160>
- Weny Indah Kusumawati, & Adisaputra Zidha Noorizki. (2023). Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 4(2). <https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.387>
- Widyan, I. I. A. (2024). Implementasi Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Visual Geometry Group -19 (Vgg-19) Untuk. 19.
- Yohannes, R., & Al Rivan, M. E. (2022). Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM. *Jurnal Algoritme*, 2(2), 133–144. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i2.2363>

- Yudistira, T., Metaxian, J. P., Putriastuti, M., Widiyantoro, S., Rawlinson, N., Beauducel, F., Zulfakriza, Z., Nugraha, A. D., Laurin, A., Fahmi, A. A., & Budi-Santoso, A. (2021). Imaging of a magma system beneath the Merapi Volcano complex, Indonesia, using ambient seismic noise tomography. *Geophysical Journal International*, 226(1), 511–523. <https://doi.org/10.1093/gji/ggab104>
- Zarkasyi, M. I., Mawengkang, H., & Sitompul, O. S. (2022). Optimasi Cluster Pada K-Means Clustering Dengan Teknik Reduksi Dimensi Dataset Menggunakan Gini Index. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3). <https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2458>