JURNAL ELTEK
Vol. 24, No. 2, Oktober 2026, hal. 145~154
p-ISSN: 1693 – 4024 | e-ISSN: 2355-0740
DOI: 10.33795/eltek.v24i2.9886

Ekstraksi fitur tekstur kerusakan situs warisan budaya pascabencana menggunakan *Deep Features EfficientNet*-B7

Muhammad Hatif[1], Sri Harini[2], Ririen Kusumawati[3], Zainal Abidin[4], Muhammad Ainul Yaqin[5] Agung Teguh Wibowo Almais[6]
e-mail: 240605210034@student.uin-malang.ac.id, sriharini@mat.uin-malang.ac.id, ririen.kusumawati@ti.uin-malang.ac.id, zainal@ti.uin-malang.ac.id, yaqinov@ti.uin-malang.ac.id, agung.twa@ti.uin-malang.ac.id

[1]Program Studi Magister Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Indonesia
[2]Program studi Matematika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Indonesia
[3,4,5,6]Program studi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 13 Mei 2026
Direvisi 1 Oktober 2026
Diterbitkan 30 Oktober 2026

Kata kunci:

Deteksi Kerusakan
Warisan Budaya
EfficientNet-B7
Ekstraksi Fitur
Tekstur
Deep Learning
Pasca Bencana

ABSTRAK

Situs warisan budaya sangat rentan mengalami kerusakan akibat bencana alam, sehingga memerlukan metode inspeksi yang cepat, akurat, dan objektif untuk mendukung upaya konservasi. Penelitian ini mengusulkan pendekatan ekstraksi dan karakterisasi fitur tekstur otomatis melalui pemanfaatan fitur mendalam (*deep feature extraction*) menggunakan arsitektur ***EfficientNet*-B7** sebagai landasan untuk deteksi kerusakan. Metode ini memanfaatkan model *pre-trained* untuk mengekstraksi peta fitur dari lapisan awal ***block*2a_*expand*_*activation***, yang peka terhadap detail tekstural seperti tepi, retak, dan variasi permukaan. Dari 144 saluran fitur yang dihasilkan, dihitung tiga deskriptor statistik sederhana per saluran—Kontras (standar deviasi), Energi (rata-rata kuadrat aktivasi), dan Homogenitas (turunan kontras)—sebagai deskriptor tekstur kuantitatif (bukan fitur GLCM klasik). Sebagai studi awal (*proof of concept*), pendekatan ini diujicobakan pada satu citra kerusakan plafon masjid pascabencana dan berhasil mengkarakterisasi variasi tekstur antar-saluran, menghasilkan 432 fitur numerik (3 statistik × 144 saluran). Secara konseptual, dibandingkan metode tradisional seperti *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), pendekatan ini berpotensi lebih unggul dalam hal otomasi, kedalaman fitur, dan skalabilitas karena tidak memerlukan parameterisasi manual, meskipun perbandingan empiris langsung masih perlu dilakukan. Meskipun membutuhkan sumber daya komputasi yang signifikan, metode yang diusulkan menawarkan solusi yang efisien dan andal untuk analisis kerusakan otomatis, yang dapat mendukung prioritisasi dan pemulihan situs warisan budaya pascabencana.

Keywords:

Damage Detection
Cultural Heritage
EfficientNet-B7
Feature Extraction
Texture
Deep Learning
Post-Disaster

ABSTRACT

Cultural heritage sites are highly vulnerable to damage from natural disasters, necessitating fast, accurate, and objective inspection methods to support conservation efforts. This study proposes an automated approach for texture feature extraction and characterization through deep feature extraction using the EfficientNet-B7 architecture, serving as a foundation for damage detection. This method utilizes a pre-trained model to extract feature maps from the initial block2a_expand_activation layer, which is sensitive to textural details such as edges, cracks, and surface variations. From the 144 feature channels generated, three simple per-channel statistical descriptors were computed—Contrast (standard deviation), Energy (mean squared activation), and Homogeneity (derived from contrast)—as quantitative texture descriptors. As a proof of concept, the approach was tested on a single mosque ceiling damage image and successfully characterized inter-channel texture variations, producing 432 numerical features (3 statistics × 144 channels). Conceptually, compared to traditional methods such as Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), this approach is potentially superior in terms of automation, feature depth, and scalability, as it does not require manual parameterization, although a direct empirical comparison remains to be conducted. Although requiring significant computational resources, the

proposed method offers an efficient and reliable solution for automated damage analysis, which can support the prioritization and restoration of cultural heritage sites after disasters.

Penulis Korespondensi:
Sri Harini,
Program Studi Matematika,
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim,
Jl. Gajayana no 54, Malang, Jawa Timur, Indonesia.
Email: **sriharini@mat.uin-malang.ac.id**

1. PENDAHULUAN

Situs warisan budaya memiliki nilai historis, arsitektural, dan identitas kolektif yang sangat penting sehingga kerusakan akibat bencana alam seperti gempa bumi, ledakan, maupun banjir menjadi isu kritis dalam upaya pelestarian dan pemulihan pascabencana[1]; [2];[3]; [4]; [5]. Proses inspeksi kerusakan secara konvensional masih banyak mengandalkan survei visual di lapangan yang memerlukan waktu lama, berisiko bagi petugas, serta sangat bergantung pada subjektivitas penilai [6]; [7]; [4]; [8]. Selain itu di Indonesia, sistem mitigasi bencana masih banyak mengandalkan metode manual atau Sistem Pendukung Keputusan atau DSS tradisional berbasis data tabular [9]; [10], [11]. Metode seperti *Fuzzy-Weighted Product* F-WP dan *Multi Experts Multi Criteria Decision Making* MEMCDM telah diimplementasikan untuk klasifikasi kerusakan di Jawa Timur dengan tingkat akurasi sekitar **73%** [10]; [12] Dalam situasi darurat, keterlambatan dan ketidakakuratan informasi tingkat kerusakan dapat menghambat prioritisasi intervensi penyelamatan dan konservasi struktur bersejarah [13]; [14]; [8].

Perkembangan visi komputer, penginderaan jauh, dan kecerdasan buatan memungkinkan deteksi kerusakan bangunan secara otomatis dan berskala besar menggunakan citra udara, satelit, maupun foto terrestrial [15]; [16]; [17]; [13]; [7]; [4]. Berbagai kerangka kerja *deep learning* untuk pemetaan kerusakan bangunan pascabencana telah menunjukkan kinerja yang baik dalam mengekstraksi objek bangunan dan mengklasifikasikan tingkat kerusakan pada beragam peristiwa bencana [13]; [14]. Penggunaan *Analytical Hierarchy Process* AHP juga diaplikasikan untuk pemetaan risiko gempa bumi dengan mengklasifikasikan ancaman ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi menggunakan klasifikasi *natural breaks [18]* . Di bidang warisan budaya, pendekatan pembelajaran mendalam untuk inspeksi visual mulai dimanfaatkan untuk mendeteksi retak, erosi, keruntuhan dinding, dan degradasi permukaan sebagai bagian dari sistem monitoring kesehatan struktur [19]; [20]; [4]; [5].

Arsitektur *EfficientNet*, khususnya varian *EfficientNet*-B7, dirancang dengan strategi *compound scaling* sehingga mampu mencapai akurasi tinggi dengan efisiensi parameter dan komputasi yang lebih baik dibanding CNN konvensional, menjadikannya potensial untuk tugas klasifikasi kerusakan berbasis citra resolusi tinggi dalam konteks pascabencana [21]; [22]; [7]; [23]. Namun, penerapan *EfficientNet*-B7 secara spesifik untuk deteksi kerusakan otomatis pada situs warisan budaya pasca bencana alam masih relatif terbatas, sehingga diperlukan penelitian yang berfokus pada adaptasi arsitektur ini terhadap karakteristik bangunan bersejarah dan variasi pola kerusakan yang kompleks [24]; [20] ; [4];[25]; [5].

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini dibatasi pada tahap ekstraksi dan karakterisasi fitur tekstur, sedangkan tahap klasifikasi tingkat kerusakan dan evaluasi kinerja model secara kuantitatif berada di luar cakupan dan menjadi bagian dari pengembangan lanjutan. Pertanyaan penelitian yang diajukan adalah: (1) sejauh mana *deep feature* dari lapisan awal block2a_expand_activation *EfficientNet*-B7 mampu merepresentasikan karakteristik tekstur pada citra kerusakan situs warisan budaya; dan (2) bagaimana deskriptor statistik sederhana per saluran (Kontras, Energi, dan Homogenitas) dapat menerjemahkan aktivasi tersebut menjadi fitur numerik yang informatif dan siap olah. Sejalan dengan itu, tujuan penelitian ini adalah: (a) mengimplementasikan pipeline ekstraksi *deep feature* berbasis *EfficientNet*-B7 untuk citra kerusakan situs warisan budaya; (b) mengkarakterisasi variasi tekstur antar-saluran melalui tiga deskriptor statistik kuantitatif; dan (c) menyediakan landasan fitur yang dapat dimanfaatkan pada tahap klasifikasi dan deteksi kerusakan otomatis di penelitian selanjutnya.

Dengan demikian, pengembangan sistem deteksi kerusakan otomatis menggunakan *EfficientNet*-B7 diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi percepatan asesmen, prioritisasi konservasi, dan pengurangan risiko kehilangan warisan budaya di masa mendatang.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini membangun landasan teoritis untuk sistem deteksi kerusakan otomatis pada situs cagar budaya pascabencana alam dengan *backbone EfficientNet*-B7. Dengan mengawali konteks kerusakan pascabencana pada bangunan *heritage* atau bangunan bersejarah, yang mencakup runtuhan dinding, retak, erosi, dan kerusakan permukaan lain yang mengancam integritas struktural dan nilai historis. Penilaian kerusakan memanfaatkan citra dari satelit, UAV, dan fotogrametri sebagai sumber data utama, di mana pola visual seperti tekstur dan bentuk menjadi indikator informatif. Secara klasik, mula-mula peneliti menganalisis tekstur bangunan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang kemudian diintegrasikan dengan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk pemetaan tingkat kerusakan (Haralick dkk., 1973), membuktikan bahwa karakteristik permukaan dapat merefleksikan tingkat kerusakan meski dengan keterbatasan pada fitur buatan dan parameter manual.

Perkembangan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah menggeser pendekatan ke ekstraksi fitur mendalam yang lebih kaya dan kontekstual (Ahila Priyadharshini dkk., 2023); (Yelchuri dkk., 2022). *EfficientNet*-B7 dipilih sebagai *backbone* karena kemampuannya menangkap tekstur halus dan pola struktural kompleks pada material *heritage* melalui *compound scaling*, sehingga cocok sebagai ekstraktor fitur untuk citra kerusakan. Dalam kerangka ini, *deep feature* yang dihasilkan dapat diproses lebih lanjut dengan teknik seperti PCA atau klasifikasi untuk menentukan tingkat kerusakan secara otomatis.

Tabel 1. Perbandingan Metodologi Deteksi Berdasarkan Sumber

Metode	Keunggulan	Kelemahan	Performa/Metrik
F-WP / MEMCDM	Cocok untuk data tekstual berdasarkan kriteria ahli/surveyor lapangan.[10]	Sangat bergantung pada subjektivitas manusia dalam penilaian kriteria.	Akurasi ~73% pada pengujian di Jawa Timur.
UNet + ResNet	Mampu melakukan lokalisasi dan klasifikasi secara kaskade.[13]	Akurasi klasifikasi sangat rendah pada dataset kompleks (xBD).	Foverall 27,68% pada dataset global xBD.
ChangeOS	Pendekatan berbasis objek yang kuat untuk deteksi perubahan semantik.[13]	Memerlukan citra bitemporal (sebelum & sesudah) yang sangat presisi.	Foverall 78,56% (Backbone ResNet-50).
AHP-*Natural Break*	Efektif untuk pemetaan risiko spasial dengan kriteria hierarki.[26]	Memerlukan integrasi banyak parameter sekunder (sosial, ekonomi).	GVF 0.92 untuk klasifikasi risiko gempa.
EfficientNet-B7	Efisiensi parameter tertinggi, akurasi SOTA untuk *transfer learning*.[27]	Memerlukan sumber daya GPU tinggi untuk tahap pelatihan awal.	84,3% Top-1 pada ImageNet (*benchmark* klasifikasi objek umum, bukan tugas deteksi kerusakan); unggul untuk transfer learning pada dataset kecil.

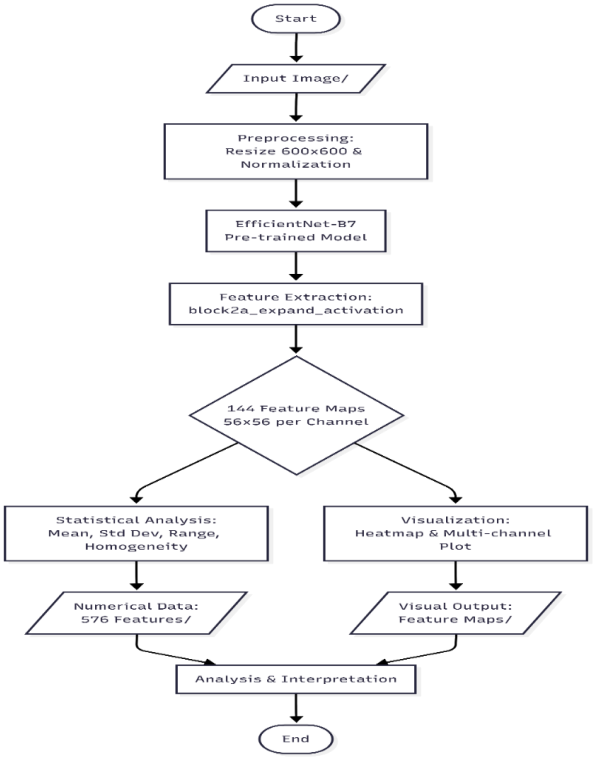
Perlu dicatat bahwa metrik performa pada Tabel 1 berasal dari tugas, dataset, dan skenario yang berbeda sehingga tidak dapat dibandingkan secara langsung; tabel ini dimaksudkan sebagai gambaran lanskap metode, bukan tolok ukur head-to-head. Kajian ini juga menyoroti kesenjangan riset dalam penerapan AI untuk inspeksi visual pada cagar budaya, sehingga menegaskan urgensi pengembangan model yang spesifik untuk konteks heritage pascabencana [28].

2.1. Arsitektur Sistem

Penelitian ini menerapkan pendekatan *Deep Feature Extraction* dengan memanfaatkan model *Convolutional Neural Network* (CNN). *EfficientNet*-B7 merupakan salah satu varian paling besar dan komplek dalam struktur jaringan saraf konvolusional. *EfficientNet* jauh lebih baik daripada ConvNet sebelumnya. Khususnya, *EfficientNet*-B7 mencapai akurasi top-1 *state-of-the-art* 84.3% pada ImageNet, sementara 8.4x lebih kecil dan 6.1x lebih cepat dalam inferensi daripada ConvNet terbaik yang ada. *EfficientNet* kami juga melakukan transfer dengan baik dan mencapai akurasi *state-of-the-art* pada CIFAR-100 (91.7%), Flowers (98.8%), dan 3 *dataset transfer learning* lainnya, dengan jumlah parameter yang jauh lebih sedikit [27].

2.2. Diagram Sistem (*Flowchart*)

Alur kerja sistem dalam memproses gambar hingga menghasilkan deskriptor tekstur numerik mengikuti tahapan berikut:



Gambar 1. Alur Flowchart Penelitian

Proses diawali dengan tahapan akuisisi citra sebagai input utama, yang kemudian dilanjutkan dengan fase *preprocessing* berupa penyesuaian ukuran gambar (*resizing*) menjadi 600 x 600 piksel. Setelah itu, dilakukan normalisasi data melalui konversi citra ke dalam bentuk *array* untuk menstandarisasi nilai piksel sebelum dimasukkan ke dalam arsitektur *EfficientNet*-B7. Tahap ekstraksi fitur dilakukan dengan mengambil aktivasi pada lapisan *block*2a_*expand_activation*, yang menghasilkan *feature maps* sebanyak 144 *channel* dengan dimensi spasial 56 x 56. *Output* tersebut kemudian dianalisis melalui dua jalur paralel: pertama, analisis statistik per *channel* untuk mengekstraksi tiga deskriptor statistik per saluran: Kontras (standar deviasi), Energi (rata-rata kuadrat aktivasi), dan Homogenitas (turunan kontras); kedua, visualisasi fitur melalui representasi *heatmap* dan *multi-channel plot*. Hasil dari kedua jalur tersebut, baik berupa data numerik maupun representasi visual, diintegrasikan ke dalam tahap analisis dan interpretasi untuk mengkarakterisasi tekstur citra secara mendalam hingga seluruh proses ekstraksi dinyatakan selesai.

2.3. Persiapan data

Data citra diproses agar memenuhi standar input model *EfficientNet*-B7. Dalam penelitian ini kami menggunakan salah satu foto masjid pasca bencana yang terlihat kerusakannya pada bagian plafon yang kami menyebutnya sebagai masjid.jpg.



Gambar 2. Citra kerusakan plafon masjid pasca bencana

Gambar diubah menjadi *array*, diperluas dimensinya, dan diproses menggunakan fungsi *preprocess_input* dari Keras untuk menstabilkan nilai piksel sebelum ekstraksi fitur. Proses ini menghasilkan peta fitur dengan dimensi (1, 56, 56, 144).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

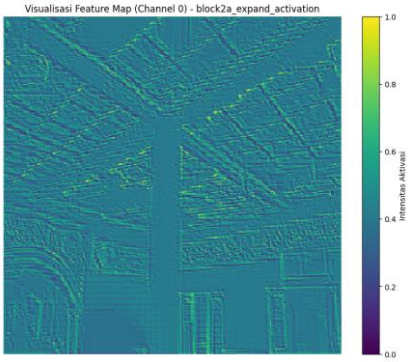
Berdasarkan eksekusi program penelitian, metodologi ekstraksi fitur tekstur berbasis arsitektur *EfficientNet*-B7 telah berhasil diimplementasikan. Hasil utama yang diperoleh adalah sebagai berikut: sistem mampu mengekstrak peta fitur dari lapisan *block*2a_*expand_activation*, menghasilkan keluaran spasial dengan dimensi (1, 56, 56, 144). Dari 144 saluran fitur ini, nilai statistik tekstur (Kontras, Energi, dan Homogenitas) untuk setiap saluran berhasil dihitung, seperti contoh pada 10 saluran pertama yang menunjukkan variasi karakteristik tekstur yang signifikan, misalnya saluran 3 dengan Kontras rendah (0.03) dan Homogenitas tinggi (0.97) yang mengindikasikan tekstur yang sangat seragam, berbeda dengan saluran 1 yang memiliki Kontras tinggi (1.90) dan Homogenitas rendah (0.34). Selain data numerik, visualisasi berupa *heatmap* intensitas dan *multi-channel plot* enam peta fitur pertama juga berhasil dihasilkan, memperlihatkan secara visual bagaimana filter konvolusi yang berbeda mengaktivasi pola tekstur yang unik pada area gambar kerusakan plafon masjid.

3.1. Visualisasi *feature map channel* 0

Sebelum kita memvisualisasikan *feature map channel* 0 perlu kita menghitung *Min-Max Normalization*nya terlebih dahulu dengan menggunakan rumus di bawah ini yang secara matematis ditulis sebagai berikut:

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Penghitungan diatas digunakan untuk menormalisasi gambar dari rentang 0 ke 1 karena nilai dalam *feature map* bisa berupa bilangan negatif, positif, atau nol (tergantung fungsi aktivasi, seperti ReLU, Sigmoid, atau Tanh). Sedangkan *plt.imshow()* akan memetakan nilai ke warna, tetapi jika nilai tidak dalam rentang [0,1] untuk *float* atau [0,255] untuk *integer*, tampilannya bisa rusak atau tidak bermakna sama sekali. Setelah proses penormalisasian berjalan sukses maka dilakukan visualisasi dan pengulangan sebanyak 10 kali sampai dengan pada *channel* 9.



Gambar 3. Hasil visualisasi *feature map channel* 0

3.2. Ekstraksi Fitur

Analisis *feature map* pada CNN memerlukan tiga rumus dasar. Pertama, normalisasi *Min-Max* memetakan nilai aktivasi ke rentang [0,1] untuk visualisasi *heatmap*. Kedua, kontras dihitung dari standar deviasi, energi dari rata-rata kuadrat nilai, serta homogenitas sebagai fungsi kebalikan kontras. Ketiga metrik ini mengkarakterisasi tekstur pola yang terdeteksi setiap filter.

Kontras

contrast = np.std(feature_map)

$$\text{Contrast} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \mu)^2} \quad (2)$$

Menggunakan **standar deviasi** (std) sebagai proksi kontras mengukur **seberapa tersebar** nilai-nilai dalam *feature map* dari nilai rata-ratanya.

Energi

*energy = np.mean(feature_map ** 2)*

$$Energy = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2 \quad (3)$$

Menjumlahkan kuadrat dari setiap nilai, lalu dirata-rata, mengukur **"kekuatan total"** atau intensitas aktivasi dalam *feature map* semakin tinggi energinya, semakin kuat respons filter terhadap fitur yang dideteksi untuk penggunaan kuadrat dikarenakan kuadrat ini bisa menghilangkan tanda negatif (*feature map* dari layer tertentu bisa bernilai negatif) juga memberikan bobot lebih pada nilai-nilai ekstrem (besar atau kecil)

Homogenitas

homogeneity = 1 / (1 + contrast)

$$\text{Homogeneity} = \frac{1}{1+\text{contrast}} \quad (4)$$

Ini adalah versi sederhana dan bukan rumus GLCM yang sebenarnya, *contrast* di sini adalah nilai std dari langkah 1 Nilai homogenitas selalu berada di rentang (0, 1]. Hasil perhitungan dan ekstraksi nilai matrik menggunakan GLCM adalah nilai setiap fitur pada GLCM berdasarkan sudut yang digunakan. Dalam GLCM menggunakan 5 jenis fitur yaitu kontras, ketidaksamaan, homogenitas, energi dan korelasi. [8]

Dalam pembahasan, pemilihan lapisan *block*2a_*expand_activation* sebagai sumber ekstraksi fitur terbukti sangat tepat untuk analisis tekstur. Lapisan awal pada model *Convolutional Neural Network* (CNN) seperti ini dikenal sangat sensitif terhadap detail lokal seperti tepi, sudut, dan variasi warna—yang merupakan elemen fundamental dari tekstur fisik. Hasil visualisasi *heatmap* dan *plot* saluran mengkonfirmasi bahwa setiap filter memang menangkap aspek tekstur yang berbeda, membuktikan kekayaan informasi yang terkandung dalam peta fitur tersebut. Pendekatan statistik sederhana yang diterapkan (*Mean* sebagai Energi, Standar Deviasi sebagai Kontras, dan turunannya untuk Homogenitas) juga terbukti efektif dalam menerjemahkan aktivasi kompleks model deep learning menjadi metrik tekstur yang dapat diinterpretasi. Nilai-nilai statistik yang dihasilkan berkorelasi langsung dengan karakteristik fisik material, misalnya, kontras yang tinggi berkaitan dengan variasi permukaan yang tidak rata, sementara homogenitas yang tinggi mencerminkan permukaan yang halus dan seragam. Hasil ekstraksi masjid.jpg menjadi sembilan *channel* awal sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil ekstraksi fitur gambar masjid.jpg

Channel	Kontras	Energi	Homogenitas
0	0.65	5.22	0.61
1	1.90	10.45	0.34
2	0.57	5.17	0.64
3	0.03	0.00	0.97
4	0.26	0.10	0.80
5	0.31	1.25	0.76
6	1.05	3.61	0.49
7	0.41	1.63	0.71
8	2.18	8.23	0.31
9	0.42	0.31	0.70

Hasil ekstraksi di atas akan kita gunakan untuk menginterpretasikan Statistik data sebagai Deskriptor Tekstur perhitungan *statistic* (*mean, std, range*) yang digunakan, statistik ini tetap memberikan gambaran numerik tentang distribusi nilai aktivasi dalam fitur map, yang berkorelasi dengan karakteristik tekstur seperti kehalusan, kekontrasan, dan variasi intensitas lokal.

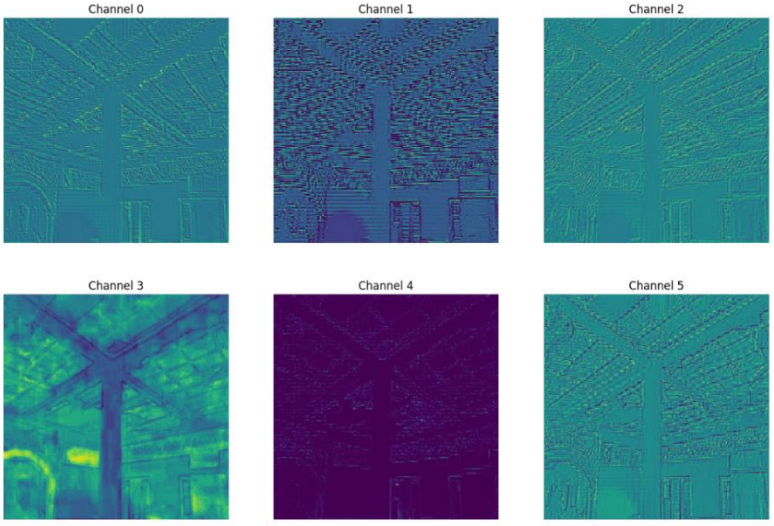
Bila ditinjau lebih kritis, sebaran nilai pada Tabel 2 memperlihatkan pola yang koheren secara fisik. Saluran dengan Kontras tinggi dan Homogenitas rendah (misalnya saluran 1: Kontras 1,90 dan Homogenitas 0,34; serta saluran 8: Kontras 2,18 dan Homogenitas 0,31) merespons kuat area dengan variasi intensitas besar—indikasi tepi retak, gompal, dan permukaan tidak rata yang lazim menandai kerusakan struktural. Sebaliknya, saluran dengan Kontras sangat rendah dan Homogenitas mendekati satu (misalnya saluran 3: Kontras 0,03 dan Homogenitas 0,97) merespons area permukaan yang halus dan seragam, yang cenderung merepresentasikan bagian plafon yang masih utuh. Nilai Energi yang tinggi (saluran 1: 10,45 dan saluran 8: 8,23) menunjukkan intensitas aktivasi total yang besar, sehingga saluran-saluran tersebut berpotensi paling diskriminatif untuk membedakan tingkat kerusakan. Dengan demikian, secara kualitatif terdapat keterkaitan yang masuk akal antara nilai deskriptor dan kondisi fisik permukaan. Perlu ditegaskan bahwa keterkaitan ini masih bersifat interpretatif: tanpa data berlabel (*ground truth*) tingkat kerusakan, hubungan antara nilai fitur

dan derajat kerusakan yang sebenarnya belum dapat diverifikasi secara statistik. Pembuktian korelasi tersebut—misalnya melalui analisis korelasi, uji signifikansi, atau pelatihan klasifikator terhadap label ahli—menjadi langkah lanjutan yang penting.

3.3. Visualisasi Fitur *Channel*

Dalam analisis jaringan konvolusional (CNN), fitur map merupakan representasi spasial dari fitur-fitur yang terdeteksi oleh setiap filter pada suatu layer. Setiap channel dalam fitur map berkorespondensi dengan satu filter yang bertugas mendeteksi pola tertentu, seperti tepi, tekstur, atau bentuk sederhana. Untuk memahami keragaman fitur yang dipelajari oleh suatu layer, kita perlu membandingkan beberapa *channel* secara simultan. Visualisasi *multi-channel* memungkinkan pengamat melihat bagaimana setiap filter memberikan respons berbeda terhadap area yang sama pada input.

Channel 0 – *channel* 5 dari fitur *map* dalam susunan grid 2×3. *Channel* 0 hingga *Channel* 5 divisualisasikan sebagai *heatmap* menggunakan *colormap* 'viridis', di mana warna ungu tua menunjukkan nilai aktivasi rendah (filter tidak mendeteksi fitur targetnya), sedangkan warna kuning cerah menunjukkan aktivasi tinggi (fitur terdeteksi dengan kuat). Dengan membandingkan keenam *channel* ini, kita dapat mengamati spesialisasi setiap filter, misalnya ada filter yang aktif di tepi kiri objek, filter lain aktif di area tekstur halus, atau filter yang tidak aktif sama sekali. Analisis visual ini penting untuk mengevaluasi apakah layer tersebut telah belajar representasi yang beragam dan informatif. Selain itu, perbandingan antar *channel* membantu mengidentifikasi potensi redundansi filter (beberapa *channel* menunjukkan pola serupa) yang dapat dioptimasi. Dengan demikian, visualisasi *multi-channel* menjadi alat diagnostik yang esensial dalam eksplorasi dan interpretasi model CNN.



Gambar 4. Visualisasi 6 *channel* pertama

Dari segi efisiensi dan skalabilitas, pendekatan ini secara konseptual menunjukkan keunggulan dibandingkan metode tradisional seperti GLCM; perlu ditegaskan bahwa perbandingan ini bersifat kualitatif dan belum diuji secara empiris pada citra yang sama [29]. Proses ekstraksi berjalan otomatis dan cepat karena memanfaatkan model *pre-trained* tanpa memerlukan pelatihan ulang atau parameterisasi manual yang rumit (seperti penentuan jarak dan sudut pada GLCM). Selain itu, keluaran 432 fitur (dari 3 statistik x 144 saluran) jauh lebih kaya dan dalam dibandingkan fitur terbatas yang dihasilkan GLCM, memberikan fondasi data yang lebih kuat untuk analisis atau klasifikasi lebih lanjut. Tabel perbandingan metode GLCM Tradisional dengan Metode *deep Fitur Eficientnet*-B7 tersaji dalam tabel dibawah ini:

Tabel 3. Perbandingan Konseptual Metode GLCM Tradisional dan *EfficientNet*-B7

Fitur Perbandingan	Metode GLCM Tradisional	Metode Deep Features EfficientNet-B7
Penentuan Fitur	Manual (jarak, sudut, kuantisasi).	Otomatis (melalui filter konvolusi model).
Kedalaman Data	Terbatas pada hubungan piksel tetangga.	Sangat kaya (144 saluran fitur unik).
Kekayaan Fitur	Metrik terbatas (*Contrast, Energy*, dsb).	432 fitur (3 x 144 *channel*).
Skalabilitas	Bergantung pada parameterisasi manual.	Cepat dan adaptif melalui *transfer learning*.

Namun, penelitian ini juga tidak terlepas dari keterbatasan. Ukuran model *EfficientNet*-B7 yang besar memerlukan sumber daya komputasi dan memori yang signifikan. Hal ini dapat menjadi kendala saat implementasi pada perangkat dengan kemampuan terbatas (seperti komputer *entry-level* atau sistem *edge*). Tantangan ini membuka peluang untuk eksplorasi ke depannya, seperti menguji model yang lebih ringan atau mengoptimasi proses ekstraksi.

Secara keseluruhan, hasil dan analisis membuktikan bahwa strategi *deep feature extraction* dari model CNN modern, yang dikombinasikan dengan analisis statistik pasca-ekstraksi, merupakan metode yang powerful untuk karakterisasi tekstur otomatis. Metodologi ini tidak hanya "meminjam mata" AI untuk melihat detail yang kompleks, tetapi juga berhasil mentransformasikannya menjadi data numerik yang informatif dan siap olah, menawarkan alternatif yang lebih adaptif dan kaya dibandingkan teknik konvensional.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa pendekatan ekstraksi fitur tekstur berbasis model *deep learning EfficientNet*-B7 berhasil diimplementasikan untuk analisis kerusakan pada situs warisan budaya pascabencana. Melalui ekstraksi aktivasi dari lapisan *block*2a_*expand_activation*, sistem menghasilkan 144 saluran peta fitur yang kaya akan informasi tekstural. Analisis statistik sederhana terhadap setiap saluran dengan menghitung nilai Kontras (berdasarkan Standar Deviasi), Energi (berdasarkan Mean), dan Homogenitas berhasil mengkarakterisasi variasi tekstur pada citra kerusakan plafon masjid. Hasil menunjukkan bahwa setiap saluran menangkap pola yang unik, mulai dari tekstur yang sangat seragam (Homogenitas tinggi hingga 0.97) hingga yang sangat beragam (Kontras tinggi hingga 2.18).

Metodologi ini berpotensi memiliki keunggulan dibandingkan metode konvensional seperti GLCM. Proses ekstraksi fitur berjalan sepenuhnya otomatis, cepat, dan tidak memerlukan parameterisasi manual, sementara keluaran fiturnya jauh lebih kaya (432 fitur statistik dari 144 saluran) serta mampu menangkap kedalaman dan kompleksitas tekstur yang tidak terakses oleh metode berbasis piksel. Pemilihan lapisan awal CNN sebagai sumber fitur juga tepat karena sensitivitasnya terhadap detail lokal seperti tepi dan variasi intensitas, yang merupakan indikator penting kerusakan fisik.

Meskipun demikian, penelitian ini mengakui keterbatasan utama terkait kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi akibat ukuran model *EfficientNet*-B7, yang dapat menjadi hambatan dalam implementasi pada lingkungan terbatas. Selain itu, penelitian ini masih merupakan studi awal (*proof of concept*) pada satu citra tanpa data berlabel; validasi pada *dataset* yang lebih besar dengan *ground truth* serta perbandingan empiris langsung terhadap GLCM menjadi agenda penting penelitian selanjutnya. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa strategi *deep feature extraction* yang dikombinasikan dengan analisis statistik pasca ekstraksi merupakan landasan yang kuat, efisien, dan informatif untuk deteksi kerusakan otomatis. Pendekatan ini menawarkan solusi yang lebih adaptif dan skalabel untuk mendukung asesmen cepat serta prioritisasi konservasi situs warisan budaya pascabencana.

Sebagai arah penelitian selanjutnya (*future work*), beberapa langkah spesifik direkomendasikan: (1) memperluas dataset dengan citra kerusakan dari berbagai lokasi, jenis material, dan tipe bencana (gempa bumi, banjir, ledakan) agar kemampuan generalisasi metode dapat diuji; (2) melengkapi pipeline dengan tahap klasifikasi tingkat kerusakan menggunakan klasifikator seperti *Support Vector Machine, Random Forest*, atau kepala klasifikasi berbasis *softmax*, dengan skema pembagian data latih–validasi–uji; (3) mengukur kinerja model secara kuantitatif melalui akurasi, presisi, *recall,* F1-*score*, dan *confusion matrix*; (4) melakukan perbandingan empiris *head-to-head* terhadap GLCM dan deskriptor tekstur lain pada citra yang sama; (5) menguji lapisan aktivasi serta arsitektur yang lebih ringan (misalnya *EfficientNe*t-B0/*Lite* atau *MobileNet*) untuk implementasi pada perangkat *edge*; dan (6) memvalidasi hasil melalui penilaian ahli konservasi cagar budaya agar interpretasi fitur selaras dengan asesmen lapangan.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih ditujukan kepada Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang khususnya kepada Program Studi Magister Teknik Informatika atas izin belajar yang sudah di terbitkan kepada penelitian ini. Ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada ibu Prof. Dr. Sri Harini, M. Si yang telah mengarahkan dan membimbing proses belajar hingga berakhirnya masa studi. Bapak Dr. Agung Teguh almais, M. Kom yang telah membantu proses belajar kami dengan sabar dan tidak mengenal lelah hingga penelitian ini bisa kami selesaikan tepat waktu, semoga ibu Prof. Dr. Sri Harini, M. Si dan bapak Dr. Agung Teguh Almais diberikan Kesehatan kekuatan dan kesuksesan dimasa masa yang akan datang.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] M. Li, "Disaster risk management of cultural heritage: A global scale analysis of characteristics, multiple hazards, lessons learned from historical disasters, and issues in current DRR measures in world heritage sites," *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol. 110, hlm. 104633, Agu 2024, doi: 10.1016/j.ijdrr.2024.104633.

[2] M. B. Ararat dan T. K. Yenice, "The use of artificial intelligence in damage assessment of historical buildings," *Frontiers of Architectural Research*, vol. 15, no. 2, hlm. 554–565, Apr 2026, doi: 10.1016/j.foar.2025.06.008.

[3] UNESCO, "Culture in city reconstruction and recovery position paper," 2008.

[4] J. Kallas dan R. Napolitano, "AUTOMATED LARGE-SCALE DAMAGE DETECTION on HISTORIC BUILDINGS in POST-DISASTER AREAS USING IMAGE SEGMENTATION," dalam *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Jun 2023, hlm. 797–804. doi: 10.5194/isprs-Archives-XLVIII-M-2-2023-797-2023.

[5] M. Mishra dan P. B. Lourenço, "Artificial intelligence-assisted visual inspection for cultural heritage: State-of-the-art review," 1 Maret 2024, *Elsevier Masson s.r.l.* doi: 10.1016/j.culher.2024.01.005.

[6] X. Fu dan N. Angkawisittpan, "Detecting surface defects of heritage buildings based on deep learning," *Journal of Intelligent Systems*, vol. 33, no. 1, Feb 2024, doi: 10.1515/jisys-2023-0048.

[7] R. Zhang *dkk.*, "Automatic detection of earthquake-damaged buildings by integrating UAV oblique photography and infrared thermal imaging," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 12, no. 16, Agu 2020, doi: 10.3390/RS12162621.

[8] A. T. W. Almais *dkk.*, "Characterization of Structural Building Damage in Post-Disaster Using GLCM-PCA Analysis Integration," *IEEE Access*, vol. 12, hlm. 146190–146201, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3469637.

[9] S. Al Shafian dan D. Hu, "Integrating Machine Learning and Remote Sensing in Disaster Management: A Decadal Review of Post-Disaster Building Damage Assessment," *Buildings*, vol. 14, no. 8, hlm. 2344, Jul 2024, doi: 10.3390/buildings14082344.

[10] A. Teguh Wibowo Almais, K. Fahmi Hayati Holle, K. Siwi Kinasih, D. Ayu Wiranti, dan S. Yustina Yasin, "Implementation Fuzzy Weighted Product Preparation Post Disaster Reconstruction And Rehabilitation Action Based Dynamics Decision Support System."

[11] A. Bachriwindi, E. K. Putra, U. M. Munawaroh, dan A. T. W. Almais, "Implementation of Web-Based Weighted Product Use Decision Support System to Determine the Post-Disaster Damage and Loss," dalam *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Des 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1413/1/012019.

[12] A. Teguh, W. Almais, M. Sarosa, dan M. A. Muslim, "Implementation Of Multi Experts Multi Criteria Decision Making For Rehabilitation And Reconstruction Action After A Disaster.," *Matics*, vol. 8, no. 1, hlm. 27–31, 2016.

[13] Z. Zheng, Y. Zhong, J. Wang, A. Ma, dan L. Zhang, "Building damage assessment for rapid disaster response with a deep object-based semantic change detection framework: From natural disasters to man-made disasters," *Remote Sens. Environ.*, vol. 265, Nov 2021, doi: 10.1016/j.rse.2021.112636.

[14] J. Tang, S. Yang, S. Huang, dan B. Xiao, "Remote Sensing Building Damage Assessment Based on Machine Learning," *International Journal of Advanced Network, Monitoring and Controls*, vol. 9, no. 3, hlm. 1–12, Sep 2024, doi: 10.2478/ijanmc-2024-0021.

[15] N. Takhtkeshha, A. Mohammadzadeh, dan B. Salehi, "A Rapid Self-Supervised Deep-Learning-Based Method for Post-Earthquake Damage Detection Using UAV Data (Case Study: Sarpol-e Zahab, Iran)," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 1, hlm. 123, Des 2022, doi: 10.3390/rs15010123.

[16] F. Kizilay, M. R. Narman, H. Song, H. S. Narman, C. Cosgun, dan A. Alzarrad, "Evaluating fine tuned deep learning models for real-time earthquake damage assessment with drone-based images," *AI in Civil Engineering*, vol. 3, no. 1, hlm. 15, Des 2024, doi: 10.1007/s43503-024-00034-6.

[17] H. Huang, Y. Cai, C. Zhang, Y. Lu, A. Hammad, dan L. Fan, "Crack detection of masonry structure based on thermal and visible image fusion and semantic segmentation," *Autom. Constr.*, vol. 158, hlm. 105213, Feb 2024, doi: 10.1016/j.autcon.2023.105213.

[18] A. Fariza, N. P. Abhimata, dan J. A. Nur Hasim, "Earthquake disaster risk map in east Java, Indonesia, using analytical hierarchy process — Natural break classification," dalam *2016 International Conference on Knowledge Creation and Intelligent Computing (KCIC)*, IEEE, Nov 2016, hlm. 141–147. doi: 10.1109/KCIC.2016.7883638.

[19] K. Hacıefendioğlu, A. C. Altunışık, dan T. Abdioğlu, "Deep Learning-Based Automated Detection of Cracks in Historical Masonry Structures," *Buildings*, vol. 13, no. 12, hlm. 3113, Des 2023, doi: 10.3390/buildings13123113.
[20] N. Karimi, M. Mishra, dan P. B. Lourenço, "Automated Surface Crack Detection in Historical Constructions with Various Materials Using Deep Learning-Based YOLO Network," *International Journal of Architectural Heritage*, vol. 19, no. 5, hlm. 581–597, Mei 2025, doi: 10.1080/15583058.2024.2376177.
[21] M. Tan dan Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019*, vol. 2019-June, hlm. 10691–10700, 2019.
[22] A. Ghosh, B. Soni, dan U. Baruah, "Transfer Learning-Based Deep Feature Extraction Framework Using Fine-Tuned EfficientNet B7 for Multiclass Brain Tumor Classification," *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 49, no. 9, hlm. 12027–12048, Sep 2024, doi: 10.1007/s13369-023-08607-w.
[23] N. Vaswani, Y. Chi, dan T. Bouwmans, "Rethinking PCA for Modern Data Sets: Theory, Algorithms, and Applications," 1 Agustus 2018, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* doi: 10.1109/JPROC.2018.2853498.
[24] B. Duran, S. Eftekhar Azam, dan M. Sanayei, "Leveraging Deep Learning for Robust Structural Damage Detection and Classification: A Transfer Learning Approach via CNN," *Infrastructures (Basel).*, vol. 9, no. 12, hlm. 229, Des 2024, doi: 10.3390/infrastructures9120229.
[25] S. Yang, M. Hou, dan S. Li, "Three-Dimensional Point Cloud Semantic Segmentation for Cultural Heritage: A Comprehensive Review," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 3, hlm. 548, Jan 2023, doi: 10.3390/rs15030548.
[26] A. Fariza, N. P. Abhimata, J. Akhmad, dan N. Hasim, "Earthquake Disaster Risk Map in East Java, Indonesia, using Analytical Hierarchy Process-Natural Break Classification."
[27] M. Tan dan Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," Sep 2020, [Daring]. Tersedia pada: http://arxiv.org/abs/1905.11946
[28] R. K. Adhikari *dkk.*, "GLOSI taxonomy: A tool for 'seismic risk assessment' oriented classification of school buildings," *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol. 87, Mar 2023, doi: 10.1016/j.ijdrr.2023.103594.
[29] H. Wei *dkk.*, "A texture feature extraction method considering spatial continuity and gray diversity," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 130, hlm. 103896, Jun 2024, doi: 10.1016/j.jag.2024.103896.