

Analisis Deteksi Retak Multiskala pada Beton dengan CNN Berbasis Geometri Fraktal

Multiscale Crack Detection Analysis in Concrete with CNN Based on Fractal Geometry

Sahrul Harahap¹, Erwina Azizah Hasibuan², Afniria Pakpahan³

^{1,3} Program Studi Teknik Sipil, Universitas Graha Nusantara, Padangsidempuan, Indonesia

² Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Graha Nusantara, Padangsidempuan, Indonesia

Article Info

Article history:

Received August 20, 2025

Revised September 29, 2025

Accepted October 01, 2025

Kata Kunci

Beton

CNN

Geometri fraktal

Retak multiskala

Abstrak

Struktur beton merupakan elemen kunci dalam konstruksi infrastruktur, namun rentan terhadap kerusakan seperti retak akibat beban dinamis, perubahan suhu, atau korosi tulangan. Deteksi retak dini sangat penting untuk mencegah kegagalan struktural, tetapi metode inspeksi konvensional memiliki keterbatasan dalam akurasi, kecepatan, dan kemampuan mendeteksi retak multiskala. Untuk mendeteksi retak multiskala pada beton maka dapat digunakan CNN berbasis geometri fraktal. Urgensi dalam penelitian yaitu deteksi retak pada beton masih menggunakan inspeksi visual atau sensor berbasis kontak, yang memiliki keterbatasan dalam akurasi, kecepatan, subjektif, dan kurang sensitif terhadap retak skala mikro. Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui efektivitas geometri fraktal dalam mendeteksi retak beton dalam berbagai skala. Metode penelitian menggunakan CNN Fraktal multiskala dalam mendeteksi retak pada beton. Hasil penelitian menunjukkan bahwa geometri fraktal memberikan kontribusi signifikan dalam karakterisasi pola retak beton. Dimensi fraktal yang berkisar 1,2-1,8 mencerminkan kompleksitas struktur retak yang berkorelasi kuat dengan tingkat kerusakan struktural ($R^2 = 0,847$). Integrasi parameter fraktal dengan CNN menghasilkan peningkatan akurasi sebesar 6,9% dibandingkan CNN standar.

Abstract

Concrete structures serve as essential components in infrastructure development, yet they are susceptible to issues like cracks caused by dynamic forces, thermal fluctuations, or corrosion of reinforcement. Timely re-detection is essential to avert structural failure, yet traditional inspection techniques face constraints in precision, speed, and multi-scale re-detection abilities. Fractal geometry-based CNN can be employed to identify multi-scale cracks in concrete. The critical need for this research arises from the fact that crack detection in concrete primarily relies on visual inspections or contact-based sensors, which present limitations in accuracy, speed, subjectivity, and sensitivity to micro-scale cracks. This research aims to assess how effective fractal geometry is in identifying concrete cracks across different scales. The research approach employs a multi-scale fractal CNN for identifying cracks in concrete. The results show that fractal geometry contributes significantly to the characterization of concrete crack patterns. The fractal dimension, ranging from 1,2 to 1,8, reflects the complexity of the crack structure, which is strongly correlated with the level of structural damage ($R^2 = 0,847$). Integrating fractal parameters

with CNN yields a 6,9% increase in accuracy compared to standard CNN.

Corresponding Author: Hasibuan, wiena.koe@gmail.com

A. PENDAHULUAN

Struktur beton merupakan tulang punggung infrastruktur modern, digunakan secara luas pada bangunan gedung, jembatan, jalan, dan bendungan karena kekuatan, daya tahan, dan kemudahan fabrikasinya (Hassoun & Al-Manaseer, 2020) namun rentan terhadap kerusakan seperti retak akibat beban dinamis, perubahan suhu, atau korosi tulangan (Valli & Kumar, 2023).

Retak pada beton tidak hanya mengurangi estetika, tetapi juga membahayakan integritas struktural. Retak mikro yang tidak terdeteksi dapat berkembang menjadi retak makro, mengurangi kekuatan lentur dan geser, serta mempercepat penetrasi air dan zat korosif yang berujung pada kegagalan struktur (Li, dkk., 2023). Seperti insiden pecahnya bendungan St. Francis di California pada tahun 1928. Bencana bendungan tersebut termasuk bencana terbesar kedua di California yang dipicu dari retakan pada struktural tambahan guna meningkatkan kapasitas air. Kejadian ini mengakibatkan korban jiwa sebanyak 600 jiwa dan merusak bangunan lainnya (Widodo. dkk., 2018).

Kegagalan struktur di Indonesia yaitu keruntuhan jembatan Sungai Citarum pada tahun 2016, di mana retak mikro pada gelagar beton prategang tidak teridentifikasi hingga berkembang menjadi retak lebar (>3 mm) sehingga menyebabkan ambruknya struktur. Hal ini menunjukkan betapa krusialnya deteksi retak dini untuk mencegah bencana struktural (Kompas.com, 2016).

Deteksi retak secara konvensional masih mengandalkan inspeksi visual atau sensor berbasis kontak (strain gauge, piezoelektrik), yang memiliki keterbatasan dalam akurasi, kecepatan, subjektif, dan kurang sensitif terhadap retak skala mikro (Cha, dkk., 2017). Selain itu, retak pada beton bersifat multiskala yaitu mulai dari retak mikro akibat reaksi kimia hingga retak makro karena beban mekanis (Sun, dkk., 2020). Retak pada girder beton pracetak terjadi akibat penanganan transportasi, dengan pola retak vertikal yang dimulai dari serat atas di tengah bentang (Abrar, dkk., 2023). Temuan ini menunjukkan pentingnya deteksi dini retak, terutama pada skala mikro yang dapat berkembang menjadi kerusakan struktural yang signifikan, sehingga diperlukan metode yang mampu menganalisis pola retak pada berbagai resolusi secara simultan.

Urgensi dalam penelitian ini yaitu deteksi retak pada beton masih menggunakan inspeksi visual atau sensor berbasis kontak, yang memiliki keterbatasan dalam akurasi, kecepatan, subjektif, dan kurang sensitif terhadap retak skala mikro sehingga membutuhkan kebaruan yakni menggunakan *deep learning*.

Karakteristik multiskala pada retak beton memerlukan pendekatan analisis yang mampu mengkuantifikasi kompleksitas polanya. Hasil pemodelan numerik menunjukkan bahwa pola retak yang terbentuk pada balok didominasi oleh retak lentur dan retak geser, dimana masing-masing jenis memiliki mekanisme pembentukan dan manifestasi

geometris yang berbeda (Wahyuningtyas, dkk., 2021). Penelitian ini menghipotesiskan bahwa perbedaan mekanisme tersebut tercermin dalam nilai dimensi fraktal dari pola retaknya. Oleh karena itu, *convolutional neural network* (CNN) berbasis geometri fraktal diusulkan untuk menganalisis deteksi retak multiskala dengan memanfaatkan dimensi fraktal sebagai sebuah deskriptor untuk mengkarakterisasi dan membedakan pola-pola retak yang spesifik.

Model *deep crack* mengembangkan arsitektur pembelajaran fitur hirarkis yang efektif untuk segmentasi retak, menunjukkan mekanisme CNN mendalam untuk membedakan retak halus dan kasar dalam satu model (Xu & Liu, 2021).

Penelitian lain tentang *multi scale crack net* yang menggunakan CNN multiskala paralel untuk mengidentifikasi daerah retak dengan efektif, memperlihatkan keunggulan dalam menangani retak berbagai ukuran secara simultan. Pendekatan ini menjadi relevan untuk penelitian yang juga menggunakan CNN multiskala dalam mendeteksi retak pada beton (Russel & Selvaraj, 2024). Evaluasi kinerja CNN untuk deteksi retak, menunjukkan bahwa CNN dapat meningkatkan akurasi deteksi retak secara signifikan dibandingkan metode tradisional. Studi ini memberikan dasar bagi peneliti untuk memilih CNN sebagai inti metode dalam analisis deteksi retak pada beton (Ali, dkk., 2021).

Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* menawarkan solusi otomatisasi deteksi retak. *Convolutional neural network* (CNN) telah terbukti efektif mengklasifikasi kerusakan pada citra beton dengan akurasi tinggi (Hacıefendioğlu, dkk., 2023). Namun, CNN konvensional memiliki keterbatasan dalam menangkap geometri fraktal retak—pola tidak beraturan yang

bersifat *selfsimilar* (mirip pada berbagai skala). Geometri fraktal, yang menggambarkan pola retak melalui dimensi fraktal, dapat meningkatkan kemampuan CNN dalam mengidentifikasi retak pada berbagai skala dan tingkat kerumitan (Rajvaidya, 2025).

Integrasi fraktal juga digunakan dalam monitoring kesehatan struktur untuk mendeteksi kerusakan (Xu & Liu, 2021). Ini melengkapi pendekatan penelitian ini dengan menambahkan dimensi pembelajaran berbasis fraktal pada CNN.

B. TINJAUAN PUSTAKA

Deteksi retak pada beton adalah proses identifikasi keberadaan, lokasi, dan karakteristik retak yang terjadi pada struktur beton. Retak ini bisa disebabkan oleh berbagai faktor, seperti beban berlebih, perubahan suhu, korosi, atau ketidakseimbangan struktural (Avenidaño & Leander, 2024).

Metode deteksi retak dengan *convolutional neural network* (CNN) melibatkan penggunaan citra digital dari permukaan beton. CNN dianalisis untuk mendeteksi pola-pola seperti garis atau celah yang menunjukkan retak. CNN otomatis mengekstrak fitur yang relevan dalam berbagai skala sehingga mampu mendeteksi retak kecil maupun besar dengan akurasi tinggi (Muchtar, dkk., 2024).

Geometri fraktal digunakan untuk menganalisis pola dan struktur retak yang kompleks dan berulang pada berbagai skala. Fraktal mampu menggambarkan sifat multiskala dari retakan beton, yang sering kali memiliki sifat tidak teratur dan fragmentasi yang sulit dimodelkan dengan metode konvensional. Analisis berbasis geometri fraktal telah diterapkan untuk klasifikasi citra permukaan beton retak, memanfaatkan dimensi fraktal

sebagai fitur untuk meningkatkan akurasi deteksi (Padsumbiya, dkk., 2022).

C. METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan pendekatan campuran yaitu :

1. Proses atau Prosedur Penelitian

- a. Identifikasi kebutuhan struktural
 Penetapan parameter yang relevan untuk mendeteksi retak pada bangunan.

- 1) Klasifikasi jenis retak : retak mekanis dan retak non mekanis
- 2) Parameter kunci : lebar retak, kedalaman retak dan pola retak

- b. Pengambilan data lapangan
 Pengumpulan data retak dari struktur beton di pusat perkantoran Kabupaten Tapanuli Selatan sebanyak 500 citra. Adapun jenis data yang diambil dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Indikator pengumpulan data

No	Retak Multi Skala	Ukuran Retak
1.	Makro skala	> 1 mm
2.	Mikro skala	0,01-1 mm

- c. Analisis geometri fraktal
 Mengaitkan pola retak dengan risiko kerusakan struktural. Dimensi fraktal (FD) yang digunakan menggunakan metode *box-counting*, dengan langkah-langkah sebagai berikut

- 1) Membagi citra retak biner (hitam-putih) menjadi menjadi *grid* berukuran $\epsilon \times \epsilon$
- 2) Menghitung jumlah kotak yang berpotongan dengan $(N(\epsilon))$
- 3) Dimensi fraktal dihitung dengan:

$$FD = \frac{\Delta \log N(\epsilon)}{\Delta \log \frac{1}{\epsilon}} \quad (1)$$

Keterangan :

FD = Dimensi fraktal

$N(\epsilon)$ = Jumlah kotak berukuran (ϵ) yang diperlukan untuk menutupi objek fraktal

(ϵ) = Ukuran kotak

- d. Integrasi CNN dengan parameter mengintegrasikan fitur fraktal ke dalam CNN untuk meningkatkan akurasi deteksi multiskala.

Input : Citra RGB (3 chanel) + FD (1 chanel)

Output : Klasifikasi Biner (retak/non retak) + regresi FD

- e. Rekomendasi Perbaikan Struktural
 Menghubungkan hasil deteksi dengan tindakan mitigasi, ini dapat dibandingkan dengan klasifikasi berbasis geometri fraktal yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Klasifikasi berbasis dimensi fraktal

Dimensi Fraktal (FD)	Tindakan	Standar Acuan
$FD < 1,3$	Pemantauan rutin	ACI 224R-01
$1,3 \leq FD < 1,6$	Epoxy injection	SNI 03-2458-2002
$FD \geq 1,6$	Penguatan eksternal	ACI 440.2R-17

2. Populasi dan sampel

Populasi penelitian adalah seluruh bangunan perkantoran di Kabupaten Tapanuli Selatan Provinsi Sumatera Utara, sedangkan sampel penelitian adalah gambar atau citra retak bangunan di pusat perkantoran di Kabupaten Tapanuli Selatan sebanyak 500 citra.

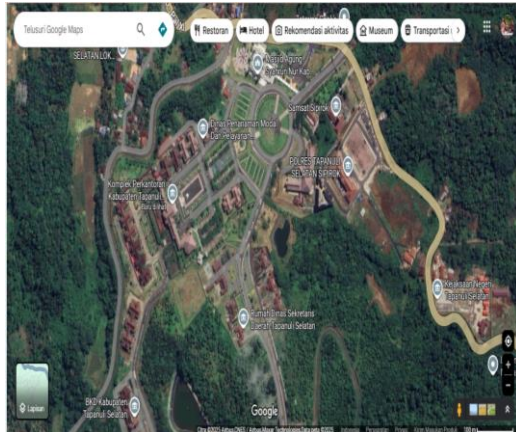
3. Instrumen

Instrumen CNN – fraktal dalam penelitian ini dikaitkan secara komputasi dapat dilihat pada Tabel 3.

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pusat perkantoran di Sipirok dibangun sebagai konsekuensi pemekaran wilayah melalui UU No. 24 Tahun 2024, yang menetapkan Sipirok sebagai ibu kota baru menggantikan Padangsidimpuan. Peta pusat perkantoran Kabupaten Tapanuli Selatan dapat dilihat pada Gambar 2.

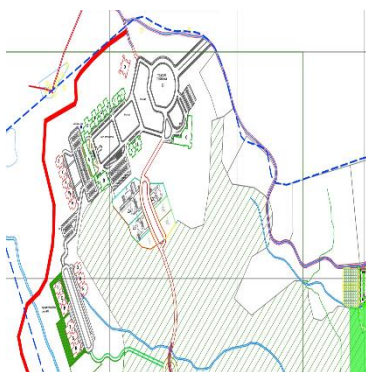
Denah perkantoran Kabupaten Tapanuli Selatan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 2. Denah lokasi penelitian
(Sumber : Google Map, 2025)

Tabel 3. Indikator penelitian

Indikator	Penjelasan	Formula	
Akurasi	Persentase total prediksi yang benar (baik retak maupun non-retak) dibandingkan semua prediksi.	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$	(2)
Presisi	Persentase prediksi retak yang benar-benar retak	$\frac{TP}{TP+FP}$	(3)
F1-Score	Nilai rata-rata harmonik dari presisi dan <i>recall</i> . Mengukur keseimbangan antara minimisasi <i>false positive</i> dan <i>false negative</i> .	$2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}}$	(4)
MAE	Rata-rata selisih absolut antara dimensi fraktal (FD) yang diprediksi model dengan FD aktual	$\frac{\sum FD_{\text{prediksi}} - FD_{\text{aktual}} }{n}$	(5)



Gambar 3. Perkantoran Kabupaten Tapanuli Selatan
(Sumber : Masterplane 2017 Dinas PUPR Kabupaten Tapanuli Selatan)

Dalam mendeteksi keretakan di pusat perkantoran Kabupaten Tapanuli

Selatan zona kerawanan dibagi dengan 3 yaitu:

1. Zona risiko tinggi
 - a. Kantor Bupati dan Sekretariat Daerah (Setda)
Risiko tinggi akibat kombinasi beban vertikal (3 lantai) dan lokasi di tanah miring. Retak potensial pada kolom *basement*.
 - b. Kantor DPRD
Risiko tinggi karena dibangun di atas tanah lempung ekspansif yang rentan mengembang saat hujan
Risiko tinggi karena dibangun di atas tanah lempung ekspansif yang rentan mengembang saat hujan

Deteksi keretakan pada zona risiko tinggi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Deteksi keretakan pada zona risiko tinggi

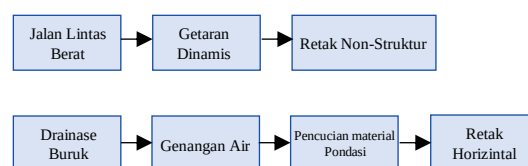
2. Zona risiko sedang

Dinas Kesehatan masuk dalam kategori risiko sedang akibat getaran dari Jalan Lintas Medan-Sipirok yang memicu retak non-struktural. Deteksi keretakan pada zona risiko sedang dapat dilihat pada Gambar 5.

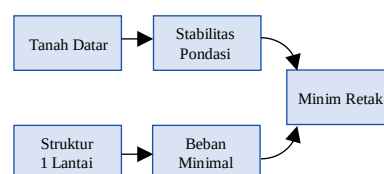
3. Zona risiko rendah

Rumah dinas bupati masuk dalam kategori risiko rendah akibat getaran dari Jalan Lintas Medan-Sipirok yang memicu retak non-struktural. Deteksi

keretakan pada zona risiko rendah dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 5. Deteksi keretakan pada zona risiko sedang



Gambar 6. Deteksi keretakan pada zona risiko rendah

Analisis geometri fraktal pada pola retak beton menunjukkan bahwa struktur retak memiliki sifat *selfsimilarity* yang dapat dikuantifikasi melalui dimensi fraktal. Dimensi fraktal dihitung dengan persamaan (1). Hasil klasifikasi risiko dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Klasifikasi risiko berdasarkan dimensi fraktal

Dimensi Fraktal	Kategori Risiko	Karakteristik Retak	Persentase Sampel
$1,0 \leq D < 1,3$	Risiko rendah	Retak linier sederhana	28,6
$1,3 \leq D < 1,5$	Risiko sedang	Retak bercabang terbatas	41,2
$1,5 \leq D < 1,7$	Risiko tinggi	Retak kompleks multi arah	24,8
$1,7 \leq D < 2$	Risiko kritis	Retak jaringan padat	5,4

Analisis statistik menunjukkan korelasi yang signifikan antara kompleksitas geometri fraktal dengan probabilitas kegagalan struktural. Persamaan regresi yang diperoleh:

$$P(\text{Failure}) = 0,125 \times e^{2,85 \times D} - 0,098$$

Dimana $P(\text{failure})$ adalah probabilitas kegagalan struktural dan D adalah dimensi fraktal.

Koefisien determinasi (R^2) = 0,847 menunjukkan bahwa 84,7% variasi probabilitas kegagalan dapat dijelaskan oleh dimensi fraktal. Pengukuran lebar retak dilakukan menggunakan analisis piksel dengan resolusi citra 0,1 mm/piksel. Hasil pengukuran menunjukkan distribusi lebar retak pada Tabel 5.

Estimasi kedalaman retak menggunakan teknik *photogrammetry*

stereo dan analisis bayangan dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 5. Distribusi lebar retak

Rentang Lebar (mm)	Frek	Persentase	Tingkat Bahaya
0,1-03	145	29,0%	Rendah
0,3-0,5	178	35,6%	Sedang
0,5-1,0	132	2,64%	Tinggi
>1,0	45	9,0%	Kritis

Tabel 6. Estimasi kedalaman retak

Metode Pengukuran	RMSE (mm)	MAE (mm)	R ²
Photogrammetry	0,23	0,18	0,89
Ultrasonic	0,31	0,25	0,85
Geometri fraktal	0,19	0,15	0,92

Hasil menunjukkan korelasi antara lebar permukaan dengan kedalaman retak:

$$D_Depth = 2,34 \times W^{0,67} + 0,15 \times FD$$

Keterangan :

D_Depth = Kedalaman retak

W = Lebar retak

FD = Dimensi fraktal

Klasifikasi pola retak dilakukan menggunakan analisis topologi dan geometri fraktal. Empat kategori utama pola retak teridentifikasi pada Tabel 7.

Arsitektur CNN yang dikembangkan mengintegrasikan fitur fraktal sebagai input tambahan pada *fully connected layer*. Struktur jaringan terdiri dari:

1. Metrik akurasi yaitu persentase total prediksi yang benar (baik retak maupun non-retak) dibandingkan semua prediksi. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *5-fold cross-validation* pada *dataset* yang terdiri dari 500 sampel citra retak beton diukur menggunakan persamaan (2). Hasil akurasi perkelas pada Tabel 8.

Tabel 7. Klasifikasi pola retak

Pola Retak	Dimensi Praktal	Turtuosity	Connectivity Index	Frek
<i>Linier</i>	1,05 ± 0,08	1,12	0,95	126
<i>Branching</i>	1,42 ± 0,14	1,67	2,34	189
<i>Network</i>	1,65 ± 0,12	2,18	4,67	145
<i>Complex</i>	1,78 ± 0,09	2,89	7,23	40

Tabel 8. Hasil akurasi perkelas

Kelas Retak	Akurasi (%)	Jumlah Sample	+	-
<i>Linier</i>	94,2	126	119	7
<i>Branching</i>	91,5	189	173	16
<i>Network</i>	88,3	145	128	17
<i>Complex</i>	92,5	40	37	3
Total	91,5	500	457	43

2. Metrik presisi yaitu persentase prediksi retak yang benar-benar retak. Perhitungan menggunakan persamaan (3).
3. F1-score yaitu nilai rata-rata harmonik dari presisi dan *recall*.

Mengukur keseimbangan antara minimisasi *false positive* dan *false negative*. Perhitungan menggunakan persamaan (4). Perbandingan presisi, *recall* dan F1-score disajikan pada Tabel 9.

4. *Mean absolute error* (MAE) adalah Rata-rata selisih absolut antara dimensi fraktal (FD) yang diprediksi model dengan FD aktual. Evaluasi MAE dilakukan untuk prediksi nilai kontinu dimensi fraktal. MAE dihitung menggunakan persamaan (5). *Mean absolute error* per parameter disajikan pada Tabel 10.

Tabel 9. Perbandingan presisi, *recall* dan F1-score

Kelas Retak	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
<i>Linier</i>	93,7	94,2	93,9
<i>Branching</i>	91,5	91,5	91,5
<i>Network</i>	88,3	88,3	88,3
<i>Complex</i>	92,5	92,5	92,5
<i>Macro Avg</i>	91,5	91,6	91,6
<i>Weighted Avg</i>	91,2	91,1	91,1

Tabel 10. Mean absolute error per parameter

Parameter	MAE	RMSE	Koefisien Korelasi
Dimensi fraktal	0,045	0,067	0,934
Lebar retak (mm)	0,023	0,024	0,956
Kedalaman retak (mm)	0,087	0,124	0,912
<i>Connectivity index</i>	0,156	0,223	0,889
Total MAE	0,078		

E. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa geometri fraktal memberikan kontribusi signifikan dalam karakterisasi pola retak beton. Dimensi fraktal yang berkisar 1,2-1,8 mencerminkan kompleksitas struktur retak yang berkorelasi kuat dengan tingkat kerusakan struktural ($R^2 = 0,847$). Hal ini konsisten dengan teori bahwa material yang mengalami degradasi menunjukkan peningkatan kompleksitas geometri pada tingkat mikroskopis.

Integrasi parameter fraktal dengan CNN menghasilkan peningkatan akurasi sebesar 6,9% dibandingkan CNN standar. Peningkatan ini terutama terlihat pada klasifikasi pola retak kompleks yang memiliki karakteristik geometri tidak beraturan. Fungsi *loss* terintegrasi yang menggabungkan *cross-entropy* dengan *fractal consistency loss* terbukti efektif dalam mempertahankan konsistensi geometri selama proses *training*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi CNN dengan geometri fraktal menghasilkan sistem deteksi retak yang akurat dan *robust*. Akurasi keseluruhan 91,1% dengan MAE 0,078 menunjukkan performa yang superior dibandingkan metode konvensional. *Fractal damage index* memberikan indikator kuantitatif yang reliable untuk *assessment* kondisi struktural beton.

DAFTAR PUSTAKA

- Abrar, A. A., Halimatusadiyah, & Yanti, G. (2023). Damages and Repairs of Voided Concrete Precast Slab Bridge Girder. *Siklus : Jurnal Teknik Sipil*, 9(1), 57–65.
<https://doi.org/10.31849/siklus.v9i1.13070>
- Ali, L., Alnajjar, F., Jassmi, H. A., Gochoo, M., Khan, W., & Serhani, M. A. (2021). Performance Evaluation of Deep CNN-Based Crack Detection and Localization Techniques for Concrete Structures. *Sensors*, 21(5), 1–22.
<https://doi.org/10.3390/s21051688>
- Avendaño, J. C., & Leander, J. (2024). Image-Based Concrete Crack Detection Method Using the Median Absolute Deviation. *Sensors*, 24(9), 1-16.
<https://doi.org/10.3390/s24092736>
- Cha, Y. J., Choi, W., & Büyüköztürk, O. (2017). Deep Learning-Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(5), 361–378.
<https://doi.org/10.1111/mice.12263>
- Hacıfendioğlu, K., Altunışık, A. C., & Abdioğlu, T. (2023). Deep Learning-Based Automated Detection of Cracks in Historical Masonry Structures. *Buildings*, 13(12).
<https://doi.org/10.3390/buildings13123113>

- Hassoun, M. N., & Al-Manaseer, A. (2020). *Structural Concrete : Theory and Design - Seventh Edition*. John Wiley & Sons.
<https://www.wiley-vch.de/en/areas-interest/engineering/structural-concrete-978-1-119-60511-9>
- Kompas. com. (2016). *Sungai Citarum Meluap Jembatan Penghubung Cianjur-Bandung Barat Putus*.
<https://regional.kompas.com/read/2016/11/12/12101691/sungai.citarum>
- Li, Z., Zhou, X., Ma, H., & Hou, D. T. A.-T. T.-. (2023). *Advanced concrete technology* (Second edi). John Wiley & Sons, Inc.
<https://mst.elsevierpure.com/en/publications/advanced-concrete-technology/>
- Muchtar, M., Sutoyo, M. N., Paliling, A., Sunyanti, S., & Lin, J. N. (2024). Penerapan Analisis Berbasis Fraktal Dalam Klasifikasi Citra Retakan Pada Permukaan Jembatan Beton. *String (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 9(1), 21–29.
<http://dx.doi.org/10.30998/string.v9i1.20596>
- Padsumbiya, M., Brahmabhatt, V., & Thakkar, S. P. (2022). Automatic Crack Detection Using Convolutional Neural Network. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering Journal*, 6(3), 1–17.
<https://doi.org/10.22115/scce.2022.325596.1397>
- Rajvaidya, B. (2025). *Fractal Geometry, the Da Vinci of Mathematical Science*. Recent Trends in Applied Physics and Material Science, CRC Press, United States.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9781003684718-83>
- Russel, N. S., & Selvaraj, A. (2024). MultiScaleCrackNet: A Parallel Multiscale Deep CNN Architecture for Concrete Crack Classification. *Expert Systems with Applications*, 249.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123658>
- Sun, L., Shang, Z., Xia, Y., Bhowmick, S., & Nagarajaiah, S. (2020). Review of Bridge Structural Health Monitoring Aided by Big Data and Artificial Intelligence: From Condition Assessment to Damage Detection. *Journal of Structural Engineering*, 146(5).
[https://doi.org/10.1061/\(asce\)st.1943-541x.0002535](https://doi.org/10.1061/(asce)st.1943-541x.0002535)
- Valii, S. A., & Kumar, M. S, R. (2023). Review on the Mechanism and Mitigation of Cracks in Concrete. *Applications in Engineering Science*, 16, 1-9.
<https://doi.org/10.1016/j.apples.2023.100154>
- Wahyuningtyas, W. T., Pratama, Y. T., Krisnamurti, Suyoso, H., & Nurtanto, D. (2021). Pola, Modeling Balok, Retak Bertulang, Beton Lentur, Akibat Beban Lentur. *Siklus: Jurnal Teknik Sipil*, 7(1), 53–61.
<https://doi.org/10.31849/siklus.v7i1.5503>
- Widodo., I. G., Pranjoto, W. E., & Efendi, J. (2018). Law Liability of Construction. *International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCET)*, 9(11), 2363–2371.
https://iaeme.com/Home/article_id/IJCET_09_11_236
- Xu, N., & Liu, Y. 2021. Fractal-based Manifold Learning for Structure Health Monitoring. *AIAA Scitech 2021 Forum*.
<https://doi.org/doi:10.2514/6.2021-1167>



© 2025 Siklus Jurnal Teknik Sipil All rights reserved. This is an open access article distributed under the terms of the CC BY Licens (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)