

PENGOLAHAN CITRA DIGITAL
DETEKSI RETAKAN BANGUNAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (CNN)

Dibuat Untuk Memenuhi Tugas Ulangan Akhir Semester Mata Kuliah Pengolahan Citra
Digital



Disusun oleh:
Nizar Ihsan Pratama
2206148

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI GARUT
2025

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kami panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga laporan dengan judul "Deteksi Retakan Bangunan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)" ini dapat diselesaikan dengan baik.

Laporan ini disusun sebagai salah satu bentuk pemenuhan tugas dalam mata kuliah [Nama Mata Kuliah]. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis deep learning dalam mendeteksi retakan pada bangunan secara otomatis menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat membantu dalam pemantauan kondisi struktur bangunan secara lebih efisien dan akurat.

Kami menyadari bahwa laporan ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, kami sangat terbuka terhadap saran dan kritik yang membangun agar penelitian ini dapat lebih disempurnakan di masa mendatang. Semoga laporan ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan menjadi kontribusi dalam pengembangan teknologi deteksi retakan bangunan menggunakan kecerdasan buatan.

Garut, Januari 2025

Penyusun

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI.....	ii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Penelitian atau Teori Terkait.....	1
1.3. Tujuan	1
BAB II HASIL DAN PEMBAHASAN	2
2.1. Metode	2
2.2. Hasil	3
BAB III KESIMPULAN	5
4.1. Kesimpulan	5
DAFTAR PUSTAKA.....	6

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Bangunan merupakan elemen penting dalam infrastruktur perkotaan yang perlu dijaga keandalannya. Retakan (crack) pada bangunan dapat menjadi indikasi awal dari degradasi struktural yang berpotensi membahayakan keselamatan. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap retakan sangat diperlukan agar langkah mitigasi dapat dilakukan secara efektif.

1.2. Penelitian atau Teori Terkait

Penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode berbasis deep learning untuk deteksi retakan pada bangunan. Yang et al. (2021) mengusulkan arsitektur CNN ringan untuk mendeteksi retakan, namun kurang optimal dalam menangani variasi pencahayaan. Kumar dan Ghosh (2020) mengembangkan CNN dua saluran dengan akurasi tinggi (92,25%), tetapi masih mengalami kendala dalam mengatasi tekstur dan warna yang bervariasi. Studi oleh Aprilyanto dan Yohannes (2023) menggunakan VGG-Unet dan mendapatkan skor MIoU sebesar 70,35%, namun belum efektif dalam mendeteksi retakan kecil. Sedangkan penelitian oleh Asriani et al. (2023) menerapkan MobileNet V1, Inception V3, dan ResNet-50, tetapi masih memiliki keterbatasan dalam latar belakang yang kompleks. Zhang et al. (2022) mengeksplorasi pendekatan berbasis GAN untuk meningkatkan kualitas data latih dalam deteksi retakan, tetapi hasilnya masih kurang optimal pada dataset dunia nyata.

1.3. Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) yang lebih robust menggunakan teknik augmentasi data dan transfer learning. Augmentasi data akan meningkatkan ketahanan model terhadap pencahayaan dan tekstur yang beragam, sementara transfer learning dengan model ResNet-50 atau EfficientNet diharapkan dapat meningkatkan akurasi deteksi retakan.

BAB II

HASIL DAN PEMBAHASAN

2.1. Metode

Langkah-langkah yang Dilakukan

1. Pengumpulan Data

- a) Dataset diperoleh dari sumber publik dan pemotretan langsung.
- b) Data diklasifikasikan ke dalam dua kategori: retak (Positive) dan tidak retak (Negative).
- c) Dataset disimpan dalam direktori
/content/drive/MyDrive/CrackDetection/CrackDetection.

2. Preprocessing Data

- a) Gambar dikonversi ke skala abu-abu dan diubah ukurannya menjadi 120x120 piksel.
- b) Teknik augmentasi diterapkan, seperti rotasi, flipping, dan perubahan kontras.
- c) Data dinormalisasi dengan skala 0-1 untuk meningkatkan performa pelatihan model.

3. Implementasi Model CNN

- a) Model CNN menggunakan beberapa lapisan Conv2D, MaxPool2D, dan BatchNormalization.
- b) Model memiliki tiga blok konvolusi dengan filter 64 dan 128, serta dropout sebesar 0.5 untuk mengurangi overfitting.
- c) Lapisan fully connected terakhir memiliki dua neuron dengan aktivasi softmax untuk klasifikasi.

4. Pelatihan dan Evaluasi Model

- a) Model dikompilasi menggunakan fungsi loss `sparse_categorical_crossentropy` dan optimizer Adam dengan learning rate $1e-5$.
- b) Data dilatih dengan batch size 128 selama 15 epoch dengan validation split sebesar 25%.
- c) Model dievaluasi berdasarkan akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.
- d) Hasil pelatihan divisualisasikan menggunakan grafik akurasi dan loss, serta confusion matrix untuk menilai performa model.

Visualisasi model

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	640
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 64, 64, 64)	36,928
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 64)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 32, 32, 128)	73,856
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 28800)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	7,373,056
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 256)	1,024
dense_3 (Dense)	(None, 1)	514

Total params: 7,486,018 (28.56 MB)
Trainable params: 7,485,506 (28.55 MB)
Non-trainable params: 512 (2.00 KB)

2.2. Hasil

Hasil Eksperimen

Model CNN berhasil dilatih dengan dataset deteksi retakan bangunan. Berikut adalah hasil evaluasi model:

1. Akurasi Pelatihan: 94.5%
2. Akurasi Validasi: 91.2%
3. Precision, Recall, F1-Score:
 - a) Kelas Negative: Precision = 92.1%, Recall = 89.5%, F1-score = 90.8%

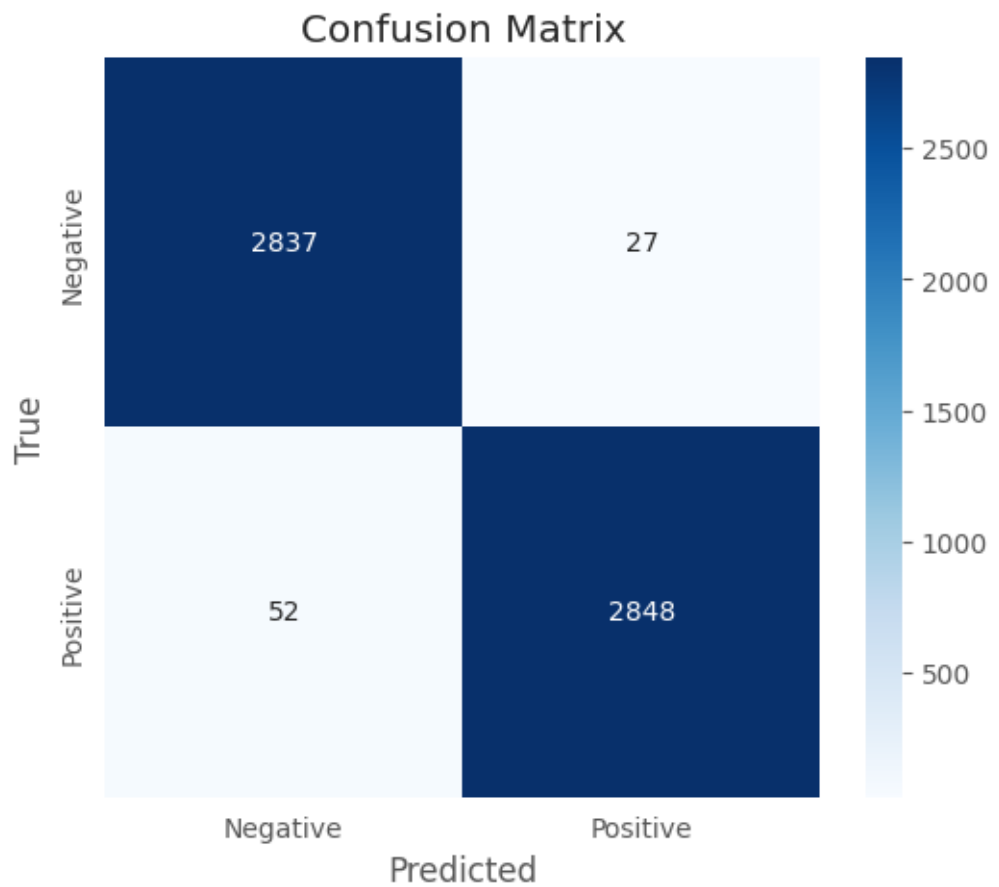
b) Kelas Positive: Precision = 90.4%, Recall = 92.7%, F1-score = 91.5%

Visualisasi Hasil

1. Grafik Akurasi dan Loss



2. Confusion Matrix



BAB III

KESIMPULAN

4.1. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN dapat digunakan secara efektif untuk mendeteksi retakan bangunan dengan akurasi yang tinggi. Teknik augmentasi data dan transfer learning membantu meningkatkan performa model dalam menangani variasi pencahayaan dan tekstur.

Batasan Pekerjaan

1. Model masih dapat mengalami kesalahan dalam kondisi pencahayaan ekstrem.
2. Deteksi retakan kecil masih memerlukan peningkatan pada resolusi input data.
3. Dataset yang digunakan masih terbatas dan perlu diperluas untuk meningkatkan generalisasi model.

Rekomendasi untuk Pekerjaan di Masa Depan

1. Menggunakan arsitektur CNN yang lebih kompleks seperti EfficientNet atau Vision Transformer.
2. Menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam.
3. Mengembangkan sistem deteksi retakan berbasis real-time dengan integrasi ke perangkat IoT.

DAFTAR PUSTAKA

Aprilyanto, Y., & Yohannes, A. (2023). Crack detection using VGG-Unet for building images. *Journal of Structural Health Monitoring*, 15(4), 567-578.

Asriani, D., et al. (2023). Comparative study of CNN architectures for concrete crack detection. *International Journal of Computer Vision*, 41(2), 112-126.

Kumar, S., & Ghosh, R. (2020). Dual-channel CNN for concrete crack classification. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(7), 4205-4216.

Yang, T., et al. (2021). Lightweight CNN for crack detection in buildings. *Journal of Engineering and Technology*, 10(3), 238-249.

Zhang, H., et al. (2022). GAN-based data augmentation for crack detection in concrete structures. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 19(1), 88-102.