Klasifikasi Tingkat Retakan pada Bangunan Berbasis Citra Menggunakan Metode *Convolution Neural Network*

(*Building Crack Image Classification Using Convolution Neural Network Method*)

Aditya Perwira Joan Dwitama, I Gede Pasek Suta Wijaya, Ida Bagus Ketut Widiartha

Dept Informatics Engineering, Faculty of engineering, University of Mataram

Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

*Email:* aditjd@gmail.com,[gpsutawijaya, widi]@unram.ac.id

*The earthquake that shakes Lombok Island in 2018 has left the impact of building damage. The damage can be classified into 3 categories, namely light, medium, and heavy. Indicators of the damage can be analyzed based on its cracks. However, to classifying building cracks conventionally, we need the involvement of experts. So to get them we must spend money and time. The world development of machine learning has found a new method to classify an image, namely Convolution Neural Network (CNN). CNN works with 2 main layers, convolution layer, and neural network layer. In this research, a pattern recognition model will be sought to classifying building cracks after the Lombok earthquake using CNN. And then, the model that founded can be classifying building’s cracks after Lombok earthquake to light’s crack, medium’s cracks, and heavy’s cracks with 100% of training accuracy and 88,030% of testing accuracy.*

*Key words*: *building crack, convolution, CNN, image.*

# Introduction

Secara geografis, Indonesia merupakan negara yang diapit oleh 3 lempeng tektonik bumi yaitu lempeng Indo-australia, Eurasia, dan Pasifik. Hal ini membuat wilayah Indonesia sangat rentang terhadap terjadinya bencana alam gempa bumi [1].

Salah satu fenomena gempa bumi dahsyat sampai menembus 7 Skala Richter telah mengguncang masyarakat Lombok pada tanggal 5 Agustus 2018. Kepala BMKG Dwikorita Karnawati ketika berada di Lombok menyampaikan bahwa gempa yang mengguncang daerah Lombok hingga tanggal 9 Agustus 2018 pagi berjumlah 344 kali dimana 17 diantaranya berkekuatan di atas 3 Skala Richter dirasakan oleh manusia. Rentetan gempa tersebut berdampak pada kerusakan bangunan di wilayah Lombok terutama di wilayah Lombok Utara [2]. Pemerintah dalam menanggulangi masalah ini telah mencanangkan untuk memberikan bantuan kepada masyarakat terdampak gempa bumi dalam bentuk materil. Ada 3 kategori bantuan pembangunan yang diberikan oleh pemerintah kepada masyarakat yaitu kategori untuk kerusakan ringan, sedang, dan berat.

Penentuan kategori ini tentunya membutuhkan pendataan terlebih dahulu oleh pihak-pihak terkait. Pendataan bangunan yang rusak dilakukan secara manual dengan terjun langsung ke wilayah terdampak gempa untuk melihat kondisi bangunannya. Cara ini tentunya membutuhkan tenaga ahli yang banyak mengingat wilayah terdampak gempa tidaklah kecil. Selain itu, butuh pengalaman dan pelatihan terlebih dahulu untuk para relawan atau petugas yang melakukan pendataan bangunan sehingga memakan waktu untuk prosesnya.

Seiring perjalanan waktu, perkembangan teknologi kian semakin berkembang terutama dalam bidang *machine learning* untuk melakukan klasifikasi. *Machine learning* bertransformasi menjadi *deep learning* dengan melakukan pembelajaran lebih mendalam lagi terhadap data. *Deep learning* memanfaatkan *Graphical processor unit* (GPU) untuk mempercepat proses pembelajaran. Hal ini dikarenakan proses *deep learning* membutuhkan waktu lama karena kedalaman layer yang diterapkan. *Deep learning* dapat diimplementasikan untuk melakukan pengenalan terhadap objek citra, suara, dan teks. *Deep learning* memiliki satu metode yang dapat digunakan untuk kasus pengenalan citra atau image classification yaitu metode *convolution neural network*.

Metode *convolution neural network* (CNN) merupakan metode klasifikasi dengan memberikan label pada saat melakukan pembelajaran atau tergolong ke dalam *supervised learning*. Secara umum, CNN memilki dua buah layer dalam model pengenalan polanya yaitu layer ekstraksi fitur dan layer klasifikasi. Layer ekstraksi fitur terdiri dari layer konvolusi dan layer klasifikasi terdiri dari layer *multilayer* *perceptron*. Pada tahun 2012, Alex Krizhevsky dengan penerapan CNN miliknya berhasil menjuarai kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2012. Prestasi tersebut menjadi momen pembuktian bahwa metode *Deep Learning*, khususnya CNN. Metode CNN terbukti berhasil mengungguli metode *Machine Learning* lainnya seperti SVM pada kasus klasifikasi objek pada citra [3].

Untuk itu, penulis mengajukan sebuah penelitian untuk merancang sebuah model pembelajaran mesin (*machine learning*) untuk mengklasifikasikan retakan pada bangunan menggunakan metode *convolution neural network*. Keluaran dari penelitian diharapkan dapat menemukan model *machine learning* yang pas untuk mengklasifikasikan retakan bangunan menjadi retakan ringan, sedang, dan berat.

# Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai pengklasifikasian suatu citra menggunakan metode *convolution neural network* sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti dalam kurun waktu 2 tahun belakangan ini. Penelitian-penelitian sebelumnya akan dijadikan sebagai rujukan ketika pelaksanaan penelitian ini.

Pada tahun 2017, dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan retakan pada menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Fitur dari tiap citra yang menjadi masukan akan di ekstraksi atau ditemukan dengan menggunakan model *minimum rectangular cover*. Penelitian ini berhasil mendapatkan akurasi sebesar 88,07% [4].

Penelitian tentang klasifikasi menggunakan metode *deep learning* sudah pernah dilakukan beberapa kali pada interval tahun 2016-2018. Penelitian-penelitian tersebut antara lain tentang klasifikasi alat tulis [5], pengenalan huruf dan angka tulisan tangan [6], klasifikasi tomat mentah dan busuk [7], klasifikasi citra wayang golek [8], klasifikasi motif batik keraton dan pesisir [9].

Dari referensi yang diperoleh tersebut, semua penelitian berhasil melakukan pengenalan atau klasifikasi dengan baik. Akurasi dari tiap penelitian dapat sajikan dalam

TABEL 1. Akurasi model deep learning menggunakan convolution neural network

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| NO | Penulis | Judul | Keterangan | Akurasi |
| 1 | Jimmy Pujoseno | Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolution Neural Network* untuk Klasifikasi Alat Tulis | * Ada 3 kelas * Dataset berjumlah 300 citra * Skenario training dan testing sebesar 80% dan 20% | 95% |
| 2 | Sam’ani dan M. Haris Qamaruzzaman | Pengenalan Huruf Dan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Metode *Convolution Neural Network* ( CNN ) | * kelas sebanyak total huruf A-Z, a-z, dan angka 0-9 * Dataset training sebanyak 186 yang terdiri dari huruf dan angka. | 83% |
| 3 | Tiara Shafira | Implementasi *Convolution Neural Network* untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras | * Ada 2 kelas * Dataset berjumlah 100 citra * Skenario training dan testing sebesar 80% dan 20% | 90% |
| 4 | Triono Nurhikmat | Implementasi *Deep Learning* untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Wayang Golek | * Ada 3 kelas * Dataset berjumlah 300 citra * Skenario training dan testing sebesar 80% dan 20% | 90% |
| 5 | Mega Cahaya Dewi Ratnasari | *Deep Learning* *Convolution Neural Network* untuk Klasifikasi Pengenalan Objek Menggunakan MXNET | * Ada 4 kelas * Dataset berjumlah 400 citra * Skenario training dan testing sebesar 80% dan 20% | 53,50% |
| 6 | Shaofan Wang, Shi Qiu, Wenjuan Wang, Danny Xiao, dan Kelvin C. P. Wang | Cracking Classification Using Minimum Rectangular Cover – Based Support Vector Machine | * Ada 5 kelas * Dataset berjumlah 1..063 citra | 88,07% |

Berdasarkan penelitian-penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, dapat dilihat bahwa *convolution neural network* dapat bekerja dengan baik untuk pengklasifikasian citra. Oleh karena itu, penulis bermaksud untuk menggunakan metode ini untuk mengklasifikasi citra retakan pada bangunan pasca gempa Lombok tahun 2018.

# Metode Penelitian

## Diagram Alir Penelitian

Ada beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Pertama akan dilakukan studi literatur untuk menambah wawasan penulis mengenai apa yang akan dilakukan. Studi literatur ini dilakukan melalui referensi-referensi yang berasal dari jurnal, buku, dan penelitian-penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya. Selanjutnya, dilakukan pengumpulan dataset yang akan digunakan sebagai data latih dan data uji. Setelah dataset berhasil dikumpulkan maka penelitian akan diteruskan dengan membangun model *deep learning* menggunakan *convolution neural network* untuk klasifikasi retakan pada bangunan pasca gempa Lombok tahun 2018 menjadi retakan ringan, sedang, dan berat. Hasil dari model ini akan menjadi bahan analisa untuk mengetahui performa dari model yang dibangun. Jika model masih memiliki akurasi yang kurang memuaskan (dibawah 50%) maka penelitian akan diulang kembali dari tahap studi literatur. Dan jika sudah mendapat hasil sesuai dengan yang diinginkan maka akan diambil kesimpulan mengenai performa dari model. Terakhir, dilakukan penyelesaian dokumentasi penelitian dalam bentuk laporan akhir. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

|  |
| --- |
|  |

Gambar 1*.* Diagram alir penelitian

## Persiapan Dataset

Pada penelitian ini, pembuatan model *machine learning* menggunakan dataset METU yang digunakan dalam penelitian dengan judul Concrete Crack Images for Clasification [12] dan dataset gempa Lombok tahun 2018. Dataset METU berjumlah 40000 citra dan terdiri dari 2 kelas yaitu kelas bangunan retak berjumlah 20000 citra dan kelas non-retak berjumlah 2000 citra. Kemudian, dataset gempa Lombok tahun 2018 merupakan dataset yang di ambil tanpa melihat standar jarak pengambilan gambar dan diambil dengan kamera handphone yang berbeda. Dataset ini berjumlah 334 citra dan sudah di anotasi oleh Faturrahman, S.T., M.T selaku Dosen Jurusan Teknik Sipil Universitas Mataram. Dari hasil anotasinya didapatkan dataset yang terdiri dari 3 kelas yakni kelas ringan dengan 81 citra, kelas sedang dengan 173 citra, dan kelas berat dengan 80 citra.

|  |  |
| --- | --- |
| D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset\negatif\data2-00000 (1).jpg  Negative | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset\positif\data1-00000 (13).jpg  Positif |

Gambar 2. Dataset METU

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\berat\data1-001.jpg  Berat | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\ringan\data3-004.jpg  Ringan | D:\KULIAH\skripsi\aditya\dataset3class\sedang\data2-001.jpg  Sedang |

Gambar 3. Dataset gempa Lombok

## Pembuatan Model

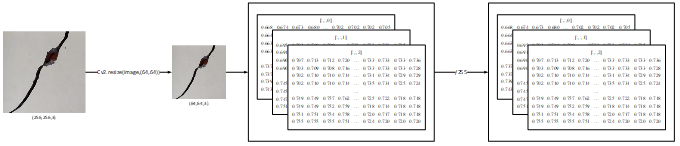
Secara umum, ada dua tahap yang dilakukan dalam penelitian ini. Pertama adalah tahap pelatihan dan yang kedua adalah tahap pengujian. Tahap pelatihan merupakan tahap dimana akan dilakukan pengolahan citra dari data latih untuk dibuatkan model klasifikasi dengan menggunakan metode *convolution neural network.* Sedangkan untuk tahap pengujian merupakan tahapan untuk menguji model *deep learning* yang dibangun pada tahap pelatihan dengan masukan citra dari data uji. Lebih jelasnya, alur klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.

Gambar 4. Alur klasifikasi CNN

## C.1. Pre-processing

Tahap paling awal dari proses pengujian model *machine learning* adalah melakukan *load* dataset. Pengambilan dataset pada penelitian ini menggunakan *method* “imread” dari *library* “opencv”. Selanjutnya, citra masuk ke proses *resize* untuk mendapatkan ukuran citra yang diinginkan. Adapun variasi ukuran citra yang digunakan dalam pengujian yaitu 32x32, 64x64, dan 96x96 pixel dengan dimensi *channel* 3 (RGB) serta 1 *channel* (*grayscale*).

Citra hasil *resize* selanjutnya di *scale* dengan cara membagi tiap index matriks citra dengan 255. Penerapan *scaling* tidak akan merubah bentuk dari citra karena hanya merubah skala nilainya saja. Tujuannya adalah untuk mengurangi beban komputasi ketika melakukan *training* dan *testing*.



Gambar 5. Proses *­pre-processing*

## C.2. Layer Konvolusi

Citra hasil *pre-processing* menjadi masukan untuk layer konvolusi. Pada penelitian ini digunakan 2 layer konvolusi dengan masing-masing filter sebesar 32 filter. Sedangkan untuk ukuran kernel digunakan 2 variasi ukuran yaitu kernel 3x3 dan kernel 5x5. Penerapan teknik konvolusi pada citra mengakibatkan pengurangan ukuran citra sebanyak 2 pixel untuk kernel 3x3 dan 4 pixel untuk kernel 5x5. Oleh karena itu, diterapkan *zero padding* pada citra ketika masuk ke layer konvolusi agar ukuran citra tetap.

## 

Gambar 6. Representasi citra ke dalam matriks

Selanjutnya, dilakukan normalisasi fitur menggunakan 2 metode yaitu kuantisasi *min-max* dan fungi aktivasi ReLU. Normalisasi ini diterapkan dengan maksud untuk mengubah index citra yang bernilai kurang dari 0 menjadi 0 sehingga tidak ada nilai index citra yang bernilai minus (-).



Gambar 7. Proses ReLU

Ekstraksi fitur citra kemudian dilanjutkan dengan pengurangan ukuran fitur menggunakan teknik *pooling*. Pada tahap ini, fitur diseleksi dengan cara mengambil nilai index terbesar (*max pooling*) dari tiap 4 petak matrix fitur (*strides* 2) (lihat subjudul 2.2.6). Penerapan teknik ini menyebabkan ukuran fitur dibagi 2 atau berkurang setengahnya.



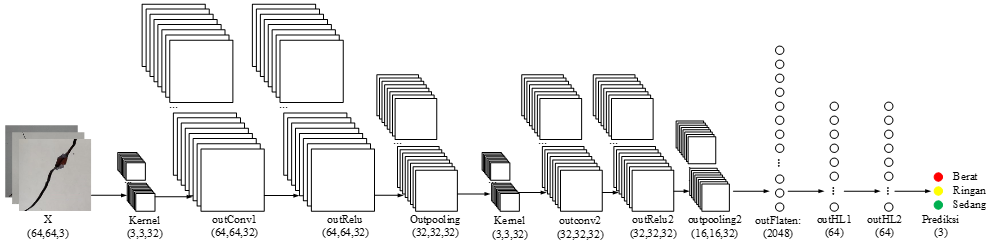
Gambar 8. Proses *max pooling*

Setelah melalui proses pada layer konvolusi, fitur ditransformasi menjadi vektor (*flatten*). Ukuran dari vektor dapat dihitung dengan mengalikan ukuran akhir dari fitur beserta *channel*-nya. Ukuran akhir dari fitur dapat diperoleh dengan cara pembulatan ke atas ukuran citra dibagi 4. Hal ini dikarenakan layer konvolusi yang diterapkan sebanyak 2 layer yang memiliki makna bahwa terdapat 2 kali proses *pooling* di dalamnya. Sedangkan untuk jumlah *channel* fitur dapat dilihat dari jumlah filter pada layer konvolusi 2 sebagai layer konvolusi terakhir sebelum fitur di-*flatten.*

TABEL . Variasi ukuran fitur untuk tiap citra

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Ukuran citra** | **Fitur layer konvolusi 1** | **Fitur layer konvolusi 2** | **Fitur *flatten*** |
| 32x32 | 16, 16, 32 | 8, 8, 32 | 2.048 |
| 64x64 | 32, 32, 32 | 16, 16, 32 | 8.192 |
| 96x96 | 48, 48, 32 | 24, 24, 32 | 18.432 |

Fitur *flatten* selanjutnya memasuki layer *neural network* yang terdiri dari 3 variasi *hidden layer* yaitu 1HL, 2HL, dan 3HL dengan variasi ukuran *neuron* untuk tiap HL sebesar 32, 64, dan 96. Akan tetapi, tidak semua *neuron* digunakan sebagai proses untuk model yang dibangun karena diterapkannya *dropout* (lihat subjudul 2.2.8). Penerapan *dropout* sebesar 20% yang berarti bahwa hanya 80% *neuron* saja yang digunakan pada *hidden layer* karena 20% *neuron* di non-aktifkan oleh mekanisme dari *dropout*. Dropout diterapkan pada model yang dibangun sebagai usaha untuk mengurangi terjadinya *overfiting* pada *testing* data (akurasi *testing* lebih rendah dari *training*).



Gambar . Arsitektur awal CNN

# Hasil dan Pembahasan

## Pengujian Model

Pengujian pada penelitian ini terdiri menggunakan 2 dataset yaitu dataset METU dan dataset gempa Lombok. Pengujian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui performa dari model untuk mengklasifikasikan citra retakan bangunan menjadi retakan ringan, sedang, dan berat. Performa model dari tiap pengujian dapat diukur dengan melihat nilai akurasi, presisi, *recall*, serta waktu komputasinya.

* + - 1. Confusion matriks

*Confusion matriks* merupakan metode yang digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap model yang dihasilkan pada tahap *training*. Model *confusion matriks* yang digunakan pada penelitian ini adalah *confusion matriks* 3x3 yang terdiri dari *actual class* dan *predict class* [10]*.*

TABEL . Confusion matriks 3 class [11]

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Predict class*** | | |
|  |  | **A** | **B** | **C** |
| ***Actual***  ***class*** | **A** | AA | AB | AC |
| **B** | BA | BB | BC |
| **C** | CA | CB | CC |

TABEL 2 akan menjadi acuan untuk melakukan perhitungan terhadap akurasi dari model yang dihasilkan. *Class* A, B, dan C secara berturut-turut merepresentasikan *class* untuk retakan ringan, sedang, dan berat. Perhitungan akurasi model dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (1).



* + - 1. Waktu komputasi

Waktu komputasi merupakan metode yang dipilih untuk mengukur waktu yang dibutuhkan oleh model untuk melakukan proses pengenalan. Waktu komputasi ini meliputi waktu yang dibutuhkan oleh program untuk melakukan pelatihan dan juga melakukan pengujian. Waktu komputasi dihitung sejak proses pelatihan atau pengujian dimulai hingga proses terhenti. Dengan demikian dapat dihitung berapa waktu komputasi dari program yang dibangun.

## Performa Model yang Terbaik

Dataset yang digunakan adalah dataset METU. Dataset ini dipilih karena berisi citra-citra yang standar. Akan tetapi, jumlah citra yang besar yaitu 40.000 citra menyebabkan pengujian hanya menggunakan 1200 citra yang dipilih secara acak dari dataset METU dengan masing-masing kelas memilki 600 citra. Pengurangan jumlah dataset yang digunakan adalah untuk lebih mengefisiensikan waktu penelitian karena pengujian dilakukan sebanak variasi dari variabel yang digunakan.

Skenario pengujian untuk mendapatkan model terbaik adalah dengan perbandingan 70:30. Citra-citra yang akan digunakan sebagai citra *training* dan citra *testing* akan dipisahkan terlebih dahulu. Pemisahan ini dilakukan agar citra *testing* dan *training* untuk pengujian tiap variasi adalah sama. Variabel-variabel yang dimaksud adalah ukuran kernel, jumlah *hidden layer,* jumlah *neuron*, ukuran citra masukan, metode normalisasi, dan jumlah *channel* citra masukan.

Pertama, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh ukuran kernel konvolusi terhadap performa model. Variasi ukuran kernel yang akan diuji adalah kernel 3x3 dan kernel 5x5

TABEL 4. Performa model dengan variasi ukuran kernel

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Ukuran Kernel** | **Akurasi *Training*** | **Akurasi *Testing*** | **Waktu Komputasi** |
| **3x3** | **100%** | **97,778%** | **136 s** |
| **5x5** | 100% | 97,778% | 166 s |

TABEL 3 menunjukkan bahwa model dengan variasi ukuran kernel memberikan akurasi yang sama untuk *training* dan *testing*. Namun dari sisi waktu komputasi, model dengan kernel konvolusi 3x3 membutuhka waktu yang lebih cepat yaitu 136 s dibandingkan dengan kernel 5x5 yaitu 166 s.

Kedua, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh jumlah *hidden layer* terhadap performa model. Variasi jumlah *hidden layer* yang akan diuji adalah 1HL, 2HL, dan 3HL.

TABEL 5. Performa model dengan variasi jumlah *hidden layer*

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Jumlah HL** | | **Akurasi *Training*** | | **Akurasi *Testing*** | | **Waktu Komputasi** | |
| **1HL** | | 100% | | 97,222% | | 136 s | |
| **2HL** | | 100% | | 98,333% | | 135 s | |
| **3HL** | | 100% | | 97,222% | | 136 s | |

TABEL 4 menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan pada model dengan jumlah *hidden layer* sebanyak 2. Model ini mampu mengklasifikasi citra retakan untuk *testing* sebesar 98,333%.

Ketiga, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh ukuran kernel konvolusi terhadap performa model. Variasi ukuran kernel yang akan diuji adalah kernel 3x3 dan kernel 5x5

TABEL 6. Performa model dengan variasi jumlah *hidden layer*

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Jumlah Neuron** | | **Akurasi *Training*** | | | **Akurasi *Testing*** | | **Waktu Komputasi** |
| **32** | | 100% | | | 96,944% | | 132 s |
| **64** | | 100% | | | 97,778% | | 135 s |
| **96** | | 100% | | | 98,333% | | 174 s |

TABEL 5 menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan pada model dengan *neuron* sebanyak 96. Model ini mampu mengklasifikasi citra retakan untuk *testing* sebesar 98,333%.

Keempat, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh ukuran citra masukan terhadap performa model. Variasi ukuran citra masukan yang akan diuji adalah citra 32x32, 64x64, dan 96x96.

TABEL 7. Performa model dengan variasi ukuran citra masukan

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Ukuran Citra** | | **Akurasi *Training*** | | | **Akurasi *Testing*** | | **Waktu Komputasi** |
| **32x32** | | 100% | | | 98,611 % | | 48 s |
| **64x64** | | 100% | | | 98,056% | | 139 s |
| **96x96** | | 100% | | | 98,056% | | 298 s |

TABEL 6 menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan pada model dengan citra berukuran 64x64. Model ini mampu mengklasifikasi citra retakan untuk *testing* sebesar 98,056%.

Kelima, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh metode normalisasi terhadap performa model. Variasi metode normalisasi yang akan diuji adalah fungsi aktivasi ReLU dan *min-max.*

TABEL 8. Performa model dengan variasi metode normalisasi

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Metode Normalisasi** | **Akurasi *Training*** | **Akurasi *Testing*** | **Waktu Komputasi** |
| **ReLU** | 100% | 98,333% | 49 s |
| ***max-min*** | 45% | 50,278% | 89 s |

TABEL 7 menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan pada model dengan citra dengan metode normalisasi manggunakan fungsi aktivasi ReLU. Model ini mampu mengklasifikasi citra retakan untuk *testing* sebesar 98,333%.

Terakhir, dilakukan pengujian untuk melihat pengaruh jumlah *channel* citra masukan terhadap performa model. Variasi ukuran citra masukan yang akan diuji adalah 1 *channel* (*grayscale*)dan 3 *channel* (RGB)..

TABEL 9. Performa model dengan variasi ukuran citra masukan

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Dimensi Citra** | **Akurasi *Training*** | **Akurasi *Testing*** | **Waktu Komputasi** |
| ***Grayscale*** | 100% | 97,222% | 45 s |
| **RGB** | 100% | 98,611% | 46 s |

TABEL 8 menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan pada model dengan citra masukan RGB. Model ini mampu mengklasifikasi citra retakan untuk *testing* sebesar 98,056%.

Berdasarkan pegujian terhadap 6 variabel di atas, model CNN yang didapatkan adalah masukan berupa citra RGB berukuran 32x32 pixel, kemudian pada layer konvolusi menggunakan 2 layer dengan ukuran kernel 3x3, filter sebanyak 32 dan metode normalisasi dengan fungsi aktivasi ReLU. Pada layer neural network model menggunakan hidden sebanyak 2 dengan masing-masing hidden layer memiliki neuron sebanyak 96.

## Performa Model dengan dataset METU dengan jumlah 40.000

Pengujian model dengan dataset METU bertujuan untuk melihat performa model untuk klasifikasi citra retakan bangunan. Perbandingan skenario *training* dan *testing* yang digunakan adalah 70:30. Artinya, dari 40.000 citra, sejumlah 28.000 citra digunakan untuk *training*. Sedangkan 12.000 citra lainnya digunakan untuk melakukan *testing* model. Masing-masing citra untuk *training* dan *testing* dipilih secara acak dengan jumlah masing-masing dapat dilihat pada TABEL 9.

TABEL 10. Sebaran data citra untuk *training* dan *testing* dataset pertama

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | **Jumlah** |
| **Non-retak** | **Retak** |
| ***Training*** | 14.022 | 13.978 | 28.000 |
| ***Testing*** | 5978 | 6022 | 12.000 |
| **Total** | | | **40.000** |

Pertama-tama, dilakukan *training* dengan citra *training* yang sudah dikumpulkan sebelumnya. *Training* data dilakukan untuk melatih model mengenali citra sesuai dengan kelasnya sebelumnya dilakukan *testing*. Hasil akurasi *training* yang didapat dengan dataset 40.000 adalah sebesar 100%. Keseluruhan citra berhasil dikenali dengan sempurna ketika berada pada tahap *testing*. Selanjutnya, digunakan data yang belum pernah digunakan untuk *training* dan sudah dikelompokkan ke dalam citra *testing*.

TABEL 11. *Confusion matriks* pengujian dengan dataset 40.000

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Non-retak** | **Retak** | **Jumlah** |
| **Non-retak** | 5943 | 35 | 5978 |
| **Retak** | 58 | 5964 | 6022 |
| **Jumlah** | 6001 | 5999 | 12000 |

Hasil dari proses *testing* ditunjukkan oleh *confusion matriks* pada TABEL 10. Prediksi yang dilakukan oleh model terhadap citra *testing* menunjukkan hasil yang baik. Citra *testing* dipilih 12000 citra secara acak dari 40000 citra dengan rincian 5943 citra non-retak dan 6022 citra retak. Dari 5978 citra non-retak, sebanyak 5943 citra dapat diprediksi dengan benar dan 35 citra lainnya salah. Kemudian dari 6022 citra retak, 58 diantaranya gagal diprediksi dengan benar dan 5964 diprediksi benar. Sehingga dapat dihitung akurasi dari proses *testing* model sebesar 99,225% dengan waktu komputasi yang dibutuhkan untuk *training* dan *testing* yaitu 482 s.

TABEL 12. Hasil pengujian dataset METU

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 100% | 99,225% | 428 s |

Selanjutnya, dihitung nilai presisi dan *recall* dari model dengan hasil disajikan pada TABEL 12.

TABEL 13. Presisi dan recall model pada dataset pertama

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Non-retak** | 99,414% | 99,033% |
| **Retak** | 99,037% | 99,416% |
| **Rata-rata** | 99,226% | 99,225% |

## Pengujian dengan dataset gempa Lombok 334 citra

Citra gempa Lombok hasil anotasi sebanyak 334 citra digunakan untuk pengujian dengan skenario perbandingan sebesar 90:10. Dari 334 citra, 300 citra dipilih secara acak untuk menjadi citra *training* dan 34 citra lainnya akan menjadi citra *testing.* Pengujian ini bertujuan untuk melihat performa model untuk mengklasifikasikan citra gempa Lombok hasil anotasi yang belum distandarisasi.

TABEL 14. Sebaran citra training dan testing tiap jenis data pada dataset gempa Lombok 334 citra

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | | **Jumlah** |
| **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| ***Training*** | 73 | 154 | 73 | 300 |
| ***Testing*** | 8 | 19 | 7 | 34 |
| **Total** | | | | **334** |

Selanjutnya, citra-citra tersebut digunakan untuk *training* dan *testing* model secara berurutan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada TABEL 14.

TABEL 15. Hasil pengujian dataset gempa Lombok 334 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 90% | 61,765% | 27 s |

Dengan menghabiskan waktu komputasi selama 27 s, akurasi *training* menggunakan citra 334 menunjukkan hasil yang baik dengan persentase keakuratan sebesar 90%. Akan tetapi, ketika model diuji dengan citra *testing* akurasinya menurun menjadi 61,765%. Dari 34 citra yang diuji, model mampu mengklasifikasikan dengan benar 4 citra retakan berat, 14 citra retakan ringan, dan 3 citra retakan sedang. Dari hasil pada TABEL 15, kemudian dihitung nilai presisi dan *recall* dari tiap kelas.

TABEL 16. Confusion matriks pengujian dengan dataset gempa Lombok 334 citra untuk citra testing

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| **Berat** | 4 | 1 | 3 |
| **Ringan** | 1 | 14 | 4 |
| **Sedang** | 2 | 2 | 3 |

TABEL 17. Nilai presisi dan recall dataset gempa Lombok 334 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 50% | 57,143% |
| **Ringan** | 73,684% | 82,352% |
| **Sedang** | 42,857% | 30% |
| **Rata-rata** | 55,514% | 56,498% |

## Pengujian dataset gampa Lombok 4.008 citra augmentasi 334 citra dengan skenario 90:10

Citra sebanyak 334 diperbanyak dengan menerapkan teknik augmentasi. penerapan augmentasi berhasil menambah citra pada dataset menjadi 984 citra dengan rincian 972 citra retakan berat, 2067 citra retakan ringan, dan 960 citra retakan sedang.

Dataset 4.008 citra tersebut kemudian digunakan untuk melakukan *training* dan *testing* dengan skenario perbandingan sebesar 90:10. Sebanyak 3.607 citra dipilih secara acak untuk menjadi citra *training*. Sedangkan 401 citra sisanya digunakan sebagai citra *testing*. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk melihat bagaimana performa model untuk mengklasifikasikan citra gempa Lombok belum standar yang sudah diaugmentasi dengan citra *training* sebesar 90%.

TABEL 18. Sebaran citra training dan testing tiap jenis data pada dataset gampa Lombok 4.008 citra augmentasi 334 citra dengan skenario 90:10

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | | **Jumlah** |
| **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| ***Training*** | 885 | 1863 | 859 | 3.607 |
| ***Testing*** | 87 | 213 | 101 | 401 |
| **Total** | | | | **4.008** |

Selanjutnya, citra-citra tersebut digunakan untuk *training* dan *testing* model secara berurutan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada TABEL 18.

TABEL 19. Hasil pengujian dataset gampa Lombok 4.008 citra augmentasi 334 citra dengan skenario 90:10

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 100% | 88,030% | 48 s |

Model memerikan hasil yang baik ketika melakukan *training* dan *testing* menggunakan dataset 4.008 augmentasi dataset 334. model berhasil mendapatkan akurasi *training* sebesar 100% dan *testing* sebesar 88,030%. ketika melakukan *testing*. Nilai akurasi *testing* didapatkan dengan perhitungan berdasarkan *confusion matriks* pada TABEL 19. Model memprediksi 74 citra retakan berat dari 87 citra, 205 citra retakan rignan dari 213 citra, dan 74 citra retakan sedang dari 101 citra. Pada pengujian ini dapat dilihat bahwa penerapan teknik augmentasi dapat menjadi solusi untuk menambah peforma klasifikasi dari model. Tidak hanya dari segi akurasinya, nilai presisi dan *recall* juga bertambah dengan bertambahnya jumlah citra yang digunakan sebagai dataset.

TABEL 20. Confusion matriks pengujian dataset gampa Lombok 4.008 citra augmentasi 334 citra dengan skenario 90:10

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| **Berat** | 74 | 0 | 13 |
| **Ringan** | 1 | 205 | 7 |
| **Sedang** | 8 | 19 | 74 |

TABEL 21. Nilai presisi dan recall dataset gampa Lombok 4.008 citra augmentasi 334 citra dengan skenario 90:10

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 85,057% | 89,157% |
| **Ringan** | 96,244% | 91,518% |
| **Sedang** | 73,267% | 78,723% |
| **Rata-rata** | 84,856% | 86,466% |

## Pengujian dataset gempa Lombok citra 4008 augmentasi citra 334 dengan skenario 70:30

Jumlah citra pada dataset gempa Lombok sebanyak 4.008 citra diuji dengan untuk pengujian dengan skenario yang berbeda yaitu 70:30. penggunaan skenario yang berbeda digunakan karena melihat jumlah data yang sangat besar. Dari 4.008 citra tersebut, sebanyak 2.805 citra dipilih secara acak untuk menjadi citra *training*. Sedangkan 1.203 citra sisanya digunakan sebagai citra *testing*. Pengujian ini bertujuan untuk melihat performa model untuk mengklasifikasi citra gempa Lombok belum standar yang sudah diaugmentasi dengan citra *training* sebesar 70%.

TABEL 22. Sebaran citra training dan testing tiap jenis data pada dataset gempa Lombok citra 4008 augmentasi citra 334 dengan skenario 70:30

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | | **Jumlah** |
| **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| ***Training*** | 686 | 1444 | 675 | 2805 |
| ***Testing*** | 286 | 632 | 285 | 1.203 |
| **Total** | | | | **4.008** |

Selanjutnya, citra-citra tersebut digunakan untuk *training* dan *testing* model secara berurutan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada TABEL 22.

TABEL 23. Hasil pengujian dataset gempa Lombok citra 4008 augmentasi citra 334 dengan skenario 70:30

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 95% | 82,626% | 48 s |

Model memerikan hasil yang baik ketika melakukan *training* dan *testing* menggunakan dataset 4.008 augmentasi dataset 334. model berhasil mendapatkan akurasi *training* sebesar 100% dan *testing* sebesar 88,030%. ketika melakukan *testing*. Nilai akurasi *testing* didapatkan dengan perhitungan berdasarkan *confusion matriks* pada TABEL 23. Model memprediksi 74 citra retakan berat dari 87 citra, 205 citra retakan ringan dari 213 citra, dan 74 citra retakan sedang dari 101 citra. Pada pengujian ini dapat dilihat bahwa penerapan teknik augmentasi dapat menjadi solusi untuk menambah performa klasifikasi dari model. Tidak hanya dari segi akurasinya, nilai presisi dan *recall* juga bertambah dengan bertambahnya jumlah citra yang digunakan sebagai dataset.

TABEL 24. Confusion matriks pengujian dengan dataset gempa Lombok citra 4008 augmentasi citra 334 dengan skenario 70:30

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| **Berat** | 233 | 3 | 50 |
| **Ringan** | 8 | 577 | 47 |
| **Sedang** | 31 | 70 | 184 |

TABEL 25. Nilai presisi dan recall dataset gempa Lombok citra 4008 augmentasi citra 334 dengan skenario 70:30

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 81,469% | 85,662% |
| **Ringan** | 91,297% | 88,769% |
| **Sedang** | 64,561% | 65,480% |
| **Rata-rata** | 79,109% | 79,970% |

## Pengujian dataset gempa Lombok citra 82 citra

Citra hasil anotasi sebanyak 334 citra terdiri dari citra dengan gambar yang masih beragam. Ada beberapa citra yang tidak spesifik menampilkan retakan melainkan lebih banyak *background* sebagain besarnya bukan tembok dan retakan. Oleh karena itu, dilakukan filter data dengan membuang citra yang tidak standar sehingga hanya tersisa 82 citra. Perbandingan *training* dan *testing* pada pengujian ini menggunakan skenario yang perbandingan sebesar 90:10. Dari 82 citra, 73 citra dipilih secara acak untuk menjadi citra *training* dan 9 citra lainnya akan menjadi citra *testing.* Pengujian ini bertujuan untuk melihat performa model untuk mengklasifikasi citra gempa Lombok yang sudah distandarisasi.

TABEL 26. Sebaran citra training dan testing tiap jenis data pada dataset gempa Lombok citra 82 citra

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | | **Jumlah** |
| **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| ***Training*** | 27 | 21 | 25 | 73 |
| ***Testing*** | 3 | 5 | 1 | 9 |
| **Total** | | | | **82** |

Selanjutnya, citra-citra tersebut digunakan untuk *training* dan *testing* model secara berurutan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada TABEL 26.

TABEL 27. Hasil pengujian dataset gempa Lombok citra 82 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 70% | 55,556% | 5 s |

Pada saat melakukan *training,* model berhasil memberikan akurasi prediksi citra sebesar 70%. Kemudian ketika model hasil *training* diuji dengan citra *testing*, akurasi yang didapatkan sebesar 55,556% dengan waktu komputasi keduanya 5 s. Nilai akurasi ini didapatkan dari perhitungan *confusion matriks* TABEL 27. Model berhasil memprediksi dengan tepat 2 citra retakan berat dari 3 citra, 2 citra retakan ringan dari 5 citra, dan 1 citra retakan sedang dari 1 citra.

Penurunan jumlah citra pada dataset membuat waktu komputasi model ketika *training* dan *testing* menjadi lebih cepat. Tetapi, penurunan jumlah citra dari 334 menjadi 82 citra juga membuat performa model untuk mengklasifikasi citra menjadi menurun.

TABEL 28. Confusion matriks pengujian dengan dataset gempa Lombok citra 82 citra

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| **Berat** | 2 | 0 | 1 |
| **Ringan** | 0 | 2 | 3 |
| **Sedang** | 0 | 0 | 1 |

TABEL 29. Nilai presisi dan recall dataset gempa Lombok citra 82 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 66,667% | 100% |
| **Ringan** | 40% | 100% |
| **Sedang** | 100% | 20% |
| **Rata-rata** | 68,889% | 73% |

## Pengujian dengan dataset gempa Lombok 984 citra hasil augmentasi 82 citra

Citra sebanyak 82 diperbanyak dengan menerapkan teknik augmentasi. penerapan augmentasi berhasil menambah citra pada dataset menjadi 984 citra dengan rincian 360 citra retakan berat, 312 citra retakan ringan, dan 312 citra retakan sedang.

Dataset 984 citra tersebut kemudian digunakan untuk melakukan *training* dan *testing* dengan skenario perbandingan sebesar 90:10. Sebanyak 885 citra dipilih secara acak untuk menjadi citra *training*. Sedangkan 99 citra sisanya digunakan sebagai citra *testing*. Pengujian ini bertujuan untuk melihat performa model untuk mengklasifikasi citra gempa yang standar dan diaugmentasi.

TABEL 30. Sebaran citra training dan testing tiap jenis data pada dataset gempa Lombok 984 citra hasil augmentasi 82 citra

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Proses** | **Kelas** | | | **Jumlah** |
| **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| ***Training*** | 329 | 283 | 273 | 885 |
| ***Testing*** | 31 | 29 | 39 | 99 |
| **Total** | | | | **984** |

Selanjutnya, citra-citra tersebut digunakan untuk *training* dan *testing* model secara berurutan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada TABEL 30.

TABEL 31. Hasil pengujian dataset gempa Lombok 984 citra hasil augmentasi 82 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Akurasi *training*** | **Akurasi *testing*** | **Waktu komputasi** |
| 95% | 86,869% | 47 s |

Model memerikan hasil yang baik ketika melakukan *training* dan *testing* menggunakan dataset augmentasi dataset 82. Model berhasil mendapatkan akurasi *training* sebesar 95% dan *testing* sebesar 86,869%. Ketika melakukan *testing*, model memprediksi keseluruhan citra retakan berat dan ringan yang diuji. Sedangkan untuk citra retakan sedang, model berhasil memprediksi dengan tepat 26 citra dari 39 citra retakan sedang yang diuji.

Pada pengujian ini dapat dilihat bahwa penerapan teknik augmentasi dapat menjadi solusi untuk menambah peforma klasifikasi dari model. Tidak hanya dari segi akurasinya, nilai presisi dan *recall* juga bertambah dengan bertambahnya jumlah citra yang digunakan sebagai dataset.

TABEL 32.Confusion matriks pengujian dengan dataset gempa Lombok 984 citra hasil augmentasi 82 citra

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Berat** | **Ringan** | **Sedang** |
| **Berat** | 31 | 0 | 0 |
| **Ringan** | 0 | 29 | 0 |
| **Sedang** | 6 | 7 | 26 |

TABEL 33. Nilai presisi dan recall dataset gempa Lombok 984 citra hasil augmentasi 82 citra

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kelas** | **Presisi** | ***Recall*** |
| **Berat** | 100% | 83,784% |
| **Ringan** | 100% | 80,556% |
| **Sedang** | 66,667% | 100% |
| **Rata-rata** | 88,889% | 88,113% |

Berdasarkan pengujian model dengan 6 dataset, dapat dirangkum nilai akurasi, presisi, dan *recall* dalam bentuk diagram batang.

Diagram di atas menunjukkan bahwa akurasi, presisi, dan *recall* terbesar didapatkan ketika melakukan pengujian dengan dataset METU yang berjumlah 40.000 citra. Sedangkan, ketika menggunakan dataset gempa Lombok, nilai akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan dataset hasil augmentasi berjumlah 4.008 dengan jumlah data *training* sebesar 90%. Namun, untuk nilai presisi dan *recall* tertinggi didapatkan ketika menggunakan dataset augmentasi yang sudah distandarisasi dan berjumlah 984 citra. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa dataset sangat berpengaruh pada performa model dalam memprediksi citra. Elemen dataset yang dimaksud adalah kesamaan citra dan jumlahnya. Semakin banyak jumlah data yang digunakan untuk *training*, maka semakin baik model di dalam melakukan klasifikasi. begitu juga halnya dengan kesamaan data, semakin baik atau semakin standar data yang digunakan maka performa klasifikasi model akan semakin baik.

# Kesimpulan dan Saran

## Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan, terdapat beberapa hal yang bisa penulis simpulkan antara lain sebagai berikut.

1. Model yang dihasilkan pada penelitian ini menggunakan input citra RGB dengan ukuran 32x32 pixel, hidden layer berjumlah 2 dengan neuron masing-masing sebanyak 96, kernel konvolusi 3x3, dan normalisasi dengan fungsi aktivasi ReLU.
2. Jumlah epoch dan batch yang digunakan adalah 100 dan 20
3. Pengujian dengan 40.00 citra terstandarisasi untuk training dan testing membutuhkan waktu sebanyak 482 s dengan nilai akurasi sebesar 100% untuk training dan 99,225% untuk testing.
4. Augmentasi dapat menjadi solusi untuk meningkatkan peforma klasifikasi model dengan jumlah data yang sedikit
5. Penerapan augmentasi pada dataset 334 maningkatkan akurasi training dari 90% menjadi 100% dan akurasi testing dari 61,765% menjadi 88,030%
6. Penerapan augmentasi pada dataset 82 hasil filter dataset 334 meningkatkan akurasi training dari 70% menjadi 100% dan akurasi testing dari 55,556% menjadi 86,869%
7. Semakin banyak dan semakin seragam data tiap kelasnya maka peforma klasifikasi dari model akan semakin baik dan stabil

## Saran

Ada beberapa saran yang dapat penulis berikan apabila penelitian ini kan dikembangkan kembali antara lain sebagai berikut.

1. Persiapan sebelum penelitian seperti pengambilan data harus diperhatikan untuk mendapatkan data penelitian yang bagus.
2. Perbanyak metode augmentasi untuk menambah jumlah data yang didapat
3. Lakukan standarisasi untuk menyeragamkan data agar peforma model menjadi stabil

# References

[1] F. Mulianingsih, “Pendalaman Materi Letak ( Astronomis dan Geografis) serta Dampaknya Bagi Kehidupan Sosial; Ekonomi; Iklim dan Musim,” 2018.

[2] T. Sutrisno, “Gempa Lombok - Catatan BMKG Terjadi Gempa di Lombok Dengan Jumlah Mengejutkan,” *tribunManado.co.id*, 2018.

[3] I. W. S. E. P, A. Y. Wijaya, and R. Soelaiman, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network ( Cnn ) pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, pp. A65–A69, 2016.

[4] S. Wang *et al.*, “Cracking Classification Using Minimum Rectangular Cover – Based Support Vector Machine,” *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 31, no. 5, pp. 1–9, 2017.

[5] Jimmy Pujoseno, *Impelemntasi Deep Learning Menggunakan Convolution Neural Network untuk Klasifikasi Alat Tulis*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.

[6] Sam’ani and M. H. Qamaruzzaman, “Pengenalan Huruf Dan Angka Tulisan Tangan Mengunakan Metode *Convolution Neural Network* ( CNN ),” *J. Speed – Sentra Penelit. Eng. dan Edukasi*, vol. 9, no. 2, pp. 55–64, 2017.

[7] T. Shafira, *Implementasi Convolution Neural Network untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.

[8] T. Nurhikmat, *Implementasi Deep Learning untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Wayang Golek*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.

[9] Mega Cahaya Dewi Ratnasari, *Deep Learning Convolution Neural Network untuk Klasifikasi Pengenalan Objek Menggunakan MXNET*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.

[10] H. Hartono, “Analisis Kerusakan Struktur Bangunan Gedung Bappeda Wonogiri,” *Din. Tek. Sipil*, vol. 7, no. 1, pp. 63–71, 2007.

[11] S. Y. Iriyanto and T. M. Zaini, *Pengolahan citra digital*. Lampung: Anuggrah Utama Raharja (AURA), 2014.

[12] C. F. Ozgenel, “No Title,” *Mendley Data*, 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1736/5y9wdsg2zt.1. [Accessed: 03-Dec-2018].