

Classification of Damaged Road Images Using the Convolutional Neural Network Method

Klasifikasi Pada Citra Jalan Rusak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Arif Riyandi^{1*}, Tony Widodo², Shofwatul Uyun³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia

^{1*}20206051001@student.uin-suka.ac.id, ²20206051007@student.uin-suka.ac.id,

³shofwatul.uyun@student.uin-suka.ac.id,

*: *Penulis korespondensi (corresponding author)*

Article's Information / Informasi Artikel

Received: December 2021

Revised: March 2022

Accepted: April 2022

Published: June 2022

Abstract

Objective: Automatic identification is carried out with the help of a tool that can take an image of road conditions and automatically distinguish the types of road damage, the location of road damage in the image and calculate the level of road damage according to the type of road damage.

Design/method/approach: Identification of damaged roads usually uses manual RCI system which requires high cost. In this study, a comparison framework is proposed to determine the performance of the image pre-processing model on the image classification algorithm.

Results: Based on 733 image data classified using the CNN method from 4 models of pre-processing stages, it can be concluded that training from grayscale images produces the best level of accuracy with a training accuracy value of 88% and validation accuracy reaching 99%.

Authenticity/state of the art: Testing of 4 pre-processing models against the classification algorithm used as a comparison resulted in the best algorithm/method for managing road images.

Abstrak

Tujuan: Pengidentifikasi secara otomatis dilakukan dengan bantuan alat yang dapat mengambil citra kondisi jalan dan secara otomatis membedakan jenis kerusakan jalan, letak kerusakan jalan dalam citra serta menghitung tingkat kerusakan jalan sesuai dengan jenis kerusakan jalan.

Keywords: Comparison; CNN; Image; Greyscale; Accuracy; RCI; Pre-processing; Training; Validation;
Kata kunci: Perbandingan; CNN; Citra; Greyscale; Akurasi; RCI; Pre-processing; Training; Validation

Perancangan/metode/pendekatan: Identifikasi jalan rusak biasanya menggunakan sistem manual RCI yang membutuhkan biaya yang tinggi. Dalam penelitian ini kerangka perbandingan diusulkan untuk menentukan kinerja model pre-processing citra terhadap algoritma klasifikasi citra.

Hasil: Berdasarkan 733 data citra yang diklasifikasi menggunakan metode CNN dari 4 model tahapan pre-processing dapat disimpulkan bahwa training dari citra grayscale menghasilkan tingkat akurasi terbaik dengan nilai akurasi training 88% dan akurasi validation mencapai 99%.

Keaslian/ *state of the art*: Pengujian dari 4 model pre-processing terhadap algoritma klasifikasi yang digunakan sebagai perbandingan menghasilkan algoritma /metode yang terbaik untuk mengelola citra jalan.

1. Pendahuluan

Kerusakan jalan dapat menimbulkan ketidak-nyamanan dalam berkendara dan bahkan dapat mengakibatkan kecelakaan. Beberapa kerusakan pada jalan raya yaitu seperti retak halus, retak kulit buaya, lubang, pelepasan butir dan sebagainya.

Langkah awal dari pemeliharaan jalan adalah dengan mengidentifikasi kerusakan pada suatu jalan, sehingga dapat menentukan tindakan apa yang perlu dilakukan. Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi kondisi kerusakan jalan masih dilakukan secara manual dengan visual baik dengan metode SDI dan RCI. Metode manual dilakukan dengan menyusuri jalan, mengambil gambar kerusakan jalan dengan kamera, mengukur area kerusakan, menentukan tingkat kerusakan sesuai dengan jenis kerusakan jalan, lalu menghitung dan menuliskannya dalam bentuk laporan.

Seiring dengan perkembangan zaman, teknologi berkembang dengan pesat saat ini. Dengan perkembangan teknologi sekarang ini memudahkan semua orang mengakses apa saja. Salah satu teknologi yang telah ditemukan yaitu pengolahan citra menggunakan citra digital. Identifikasi yang dilakukan pada sebuah citra memang sudah cukup lama dikembangkan, salah satunya yaitu dengan cara membedakan tekstur pada citra tersebut. Pada tekstur citra dapat dibedakan oleh beberapa factor, diantaranya yaitu kerapatan, keseragaman, kekasaran dan keteraturan. komputer tidak dapat secara langsung membedakan suatu tekstur pada suatu objek seperti halnya yang dapat dilakukan oleh penglihatan manusia, oleh sebab itu digunakan suatu analisis tekstur guna mengetahui suatu pola dari sebuah citra digital. Analisis tekstur juga akan menghasilkan sebuah nilai dari suatu ciri atau karakteristik tekstur yang selanjutnya dapat kenali dan kemudian diolah oleh komputer untuk masuk kedalam proses klasifikasi. Secara umum klasifikasi bisa di artikan sebagai suatu proses pengelompokan, dalam arti lain klasifikasi

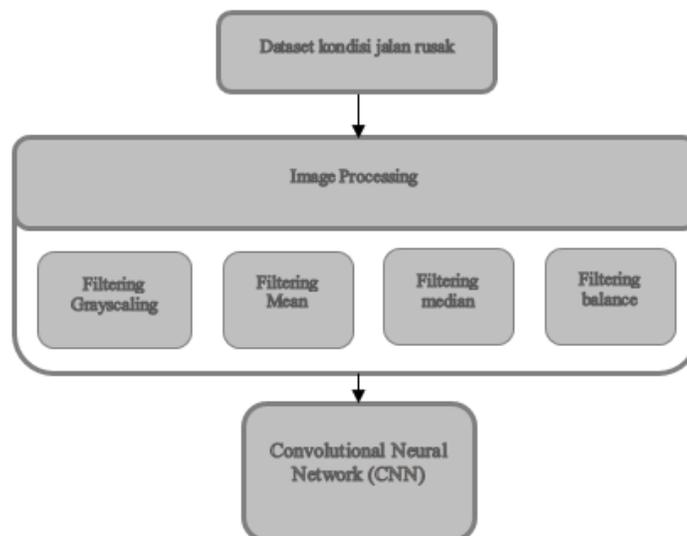
memisahkan suatu objek yang berbeda. Klasifikasi bekerja dengan cara menganalisis sifat numerik dari sebuah fitur serta mengatur data menjadi berbagai macam kategori [1].

Topik yang sedang hangat dalam dunia Machine Learning salah satunya adalah Deep Learning, penyebabnya adalah kapabilitas deep learning yang cukup signifikan dalam melakukan pemodelan pada berbagai data kompleks seperti citra dan suara. problem yang ditemui dalam computer vision yang telah lama di cari penyelesaiannya yaitu proses klasifikasi objek pada suatu citra secara umum. Pada saat ini Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode deep learning yang memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra [2].

Pengidentifikasi secara otomatis dilakukan dengan bantuan alat yang dapat mengambil citra kondisi jalan dan secara otomatis membedakan jenis kerusakan jalan, letak kerusakan jalan dalam citra serta menghitung tingkat kerusakan jalan sesuai dengan jenis kerusakan jalan. Identifikasi jalan rusak biasanya menggunakan sistem manual RCI yang membutuhkan biaya yang tinggi . resolusi citra satelit. Dalam penelitian ini kerangka perbandingan diusulkan untuk menentukan kinerja algoritma CNN dengan beberapa metode pre processing pada citra jalan rusak . Penelitian ini bertujuan untuk mencari metode terbaik pada pre-processing citra dengan menggunakan metode grayscale, filter mean, filter media dan filter balance kemudian di olah dengan algoritma CNN untuk klasifikasi jalan rusak.

2. Metode/Perancangan

Kerangka kerja perbandingan algoritma yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 1. Kerangka yang diusulkan terdiri dari kumpulan data jalan rusak, algoritma klasifikasi, validasi model, model evaluasi, dan perbandingan model. Kajian ini bertujuan untuk temukan pre processing citra terbaik untuk klasifikasi jalan rusak dengan menggunakan algoritma CNN untuk klasifikasi citranya . Langkah-langkah yang dilakukan dalam penyelesaian permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Kerangka yang diusulkan

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini antara lain citra jalan beraspal yang terdapat kerusakan jalan jenis lubang, jenis retak garis (longitudinal dan transversal), jalan berlubang (potholes), Jalan Amblas (depression) dan jalan tidak rusak (normal). serta citra jalan yang memuat kombinasi ketiganya. Data yang didapatkan yaitu merupakan dataset public dari kaggle “road damage dataset”.

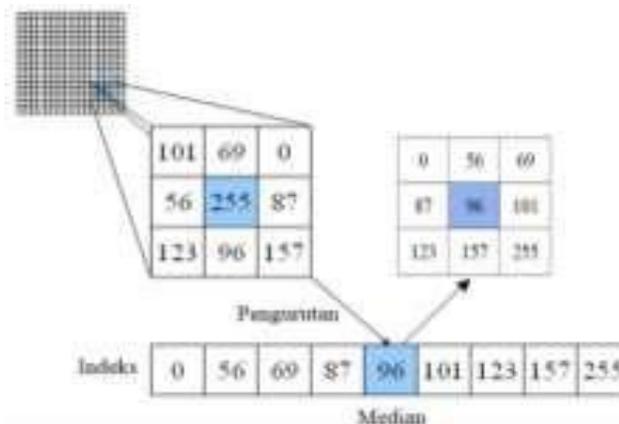
2.2. Pre-processing

Pada pengolahan warna gambar, ada bermacam-macam model warna. Model RGB (red green blue) merupakan model yang banyak digunakan, salah satunya adalah monitor. Pada model ini untuk merepresentasikan gambar menggunakan 3 buah komponen warna tersebut. Selain model RGB terdapat juga model HSV dimana model ini terdapat 3 komponen yaitu, hue, saturation, dan value. Hue adalah suatu ukuran panjang gelombang yang terdapat pada warna dominan yang diterima oleh penglihatan sedangkan Saturation adalah ukuran banyaknya cahaya putih yang bercampur pada hue [3].

Citra grayscale atau citra beraras keabuan adalah citra yang hanya menggunakan warna yang merupakan tingkatan warna abu-abu. Warna abu-abu adalah satu satunya warna pada ruang RGB dengan komponen merah, hijau, dan biru mempunyai intensitas yang sama [4]. Citra grayscale berguna untuk menyederhanakan informasi yang terdapat pada citra RGB. Informasi yang dimaksud adalah ketika citra RGB memiliki 3 komponen warna, citra grayscale hanya memiliki 1 komponen [5].

Filter Mean yang disebut Filter Mean meningkatkan nilai piksel dalam gambar dengan nilai rata-rata abu-abu skala di lingkungan. Ini adalah sederhana, intuitif dan teknik mudah diterapkan untuk peningkatan gambar dengan mengurangi variasi intensitas piksel dari gambar [6]. Filter Mean adalah filter linier yang bekerja dengan menggantikan intensitas nilai pixel dengan rata-rata dari nilai pixel tersebut dengan nilai pixel-pixel tetangganya [7].

Median filter adalah filter terbaik yang dikenal dalam jenis order statistic filter. Median filter menggantikan nilai sebuah piksel dengan nilai median dari level keabuan (gray level) pada piksel-piksel yang berdekatan [8]. Filter median adalah filter nonlinier tradisional yang mengutamakan efisien untuk menghilangkan impuls noise. Metode ini menggantikan piksel pada pusat median jendela dengan piksel dari jendela lainnya [9].



Gambar 2. Penerapan Median Filter

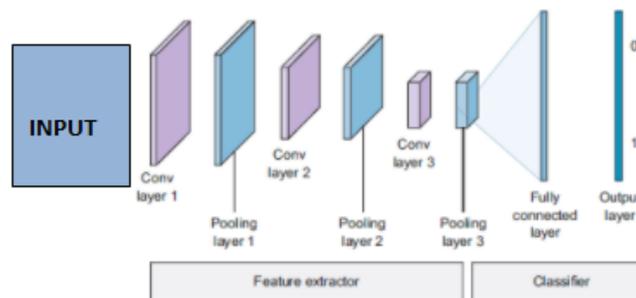
Filter balance pada penelitian ini yaitu gabungan antara filter mean dan filter median. Dengan tingkat balance tertentu.

2.3. Segmentasi Citra dan Klasifikasi

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu bagian dari Deep Neural Network yang diimplementasikan untuk image recognition. Metode ini merupakan pengembangan dari Multilayer Perception (MLP). Namun MLP menerima input data satu dimensi, sementara CNN data dua dimensi dan salah satunya adalah citra. CNN adalah salah satu jenis model deep learning untuk mengolah data itu memiliki pola grid, seperti gambar. CNN adalah matematika konstruksi yang terdiri dari tiga jenis layer, yaitu convolution layer, pooling layer dan fully connected layer. Untuk Convolution layer dan pooling layer berfungsi melakukan ekstraksi fitur. Sedangkan, fully connected layer memetakan fitur hasil ekstraksi menjadi keluaran akhir seperti klasifikasi. Convolution layer memainkan peran penting dalam CNN yang terdiri dari banyak operasi matematis. Salah satu kelebihan metode CNN adalah dengan metode ini tidak dibutuhkan metode ekstraksi ciri tertentu yang pada prosesnya memerlukan beberapa tahapan untuk menghasilkan ciri yang dibutuhkan pada proses klasifikasi. Namun demikian dengan metode CNN dibutuhkan jumlah data yang jauh lebih banyak untuk proses training sehingga secara komputasi membutuhkan Unit Pemrosesan Grafis yang mahal dari segi biaya untuk pelatihan model [10].

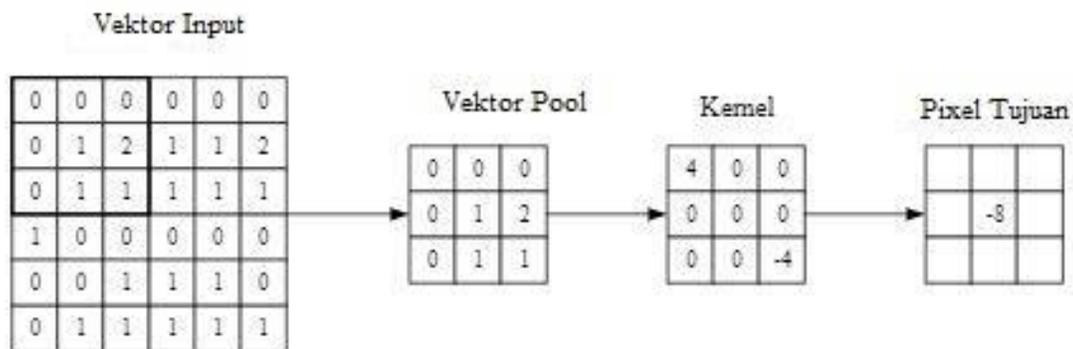
Jaringan saraf convolutional (CNNs) adalah bentuk canggih dari visi mesin yang berhasil mengklasifikasikan gambar atau objek dalam gambar. Mereka dilatih menggunakan kumpulan data dengan ribuan gambar berlabel target yang diinginkan. CNN secara cerdas mengidentifikasi fitur visual dan menemukan pola yang terkait dengan target menggunakan kesalahan propagasi balik dan algoritma optimasi iteratif berdasarkan penurunan gradien. Di luar persiapan kumpulan data, pelatihan ini membutuhkan masukan minimal dari pengguna, membuat CNN mudah beradaptasi untuk target baru. Gambar biasanya diproses pada resolusi dari 224×224 menjadi 608×608 , tetapi ini dapat ditingkatkan untuk meningkatkan kejelasan fitur visual [11].

Cara kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap neuron dipresentasikan ke dalam bentuk dua dimensi, tidak sama seperti MLP setiap neuron hanya berukuran satu dimensi. Operasi linear pada CNN menggunakan operasi konvolusi, sedangkan bobot tidak lagi satu dimensi saja, tetapi berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi seperti pada Gambar 3, Dimensi bobot pada CNN adalah : neuron input x neuron output x tinggi x lebar Karena sifat proses konvolusi, maka CNN hanya bisa dipakai pada data yang memiliki struktur dua dimensi seperti citra dan suara [1].



Gambar 3. Arsitektur Alexnet

Convolution Layer adalah proses utama yang mendasari metode CNN yaitu dengan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. Convolution Layer menggunakan filter berupa kernel untuk melakukan ekstraksi objek atau ciri dari sebuah citra input. Isi dari Kernel ini berupa bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek. Selanjutnya, operasi konvolusi dilakukan untuk menghasilkan transformasi linear dari citra input yang sesuai dengan informasi spasial pada data [2]. Convolution Layer bertujuan untuk mempelajari representasi fitur dari layer sebelumnya atau embedding layer[12]. Berikut adalah ilustrasi proses konvolusi pada citra yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Representasi visual layer konvolusi

ReLU atau rectified linear unit layer, diibaratkan thresholding atau aktivasi jaringan syaraf tiruan. ReLU Layer bertujuan menjaga hasil citra proses konvolusi berada pada domain definit positif [13]. Rectified Linear Unit merupakan sebuah activation function yang terdapat pada hidden layer. ReLU memungkinkan pelatihan data yang lebih cepat dan efisien dengan memetakan nilai negatif ke nol dan mempertahankan nilai positif [14].

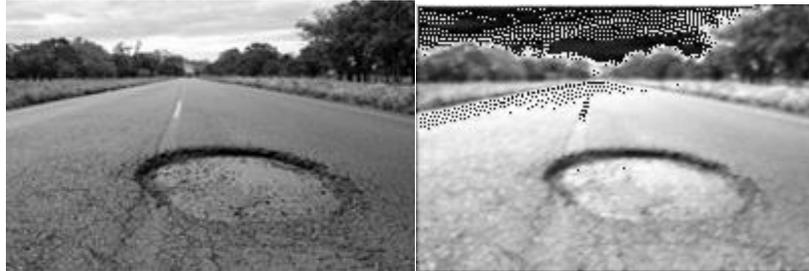
Stride merupakan sebuah parameter untuk menyatakan jumlah pergeseran pada sebuah filter. Apabila stride bernilai 1, maka pada proses konvolusi kernel bergeser sebanyak 1 pixel secara horizontal lalu vertikal. Jika stride bernilai 2, kernel akan bergeser sebanyak 2 pixel secara horizontal lalu vertikal. Jika nilai stride yang digunakan semakin kecil, informasi yang diperoleh dari sebuah citra input akan semakin detail walaupun waktu komputasi yang dibutuhkan semakin besar. Meskipun demikian, dengan nilai stride yang kecil dan informasi yang diperoleh semakin detail bukan berarti bahwa performansi yang dihasilkan oleh sistem akan semakin baik [15].

Padding merupakan parameter untuk menyatakan jumlah pixel berisi nilai nol untuk diberikan di setiap sisi citra input dengan tujuan merekayasa dimensi output dari convolution layer agar dimensi output sama dengan dimensi input ataupun tidak berkurang dengan signifikan. Padding digunakan untuk mengisi celah kernel dari ujung pertama hingga akhir [16].

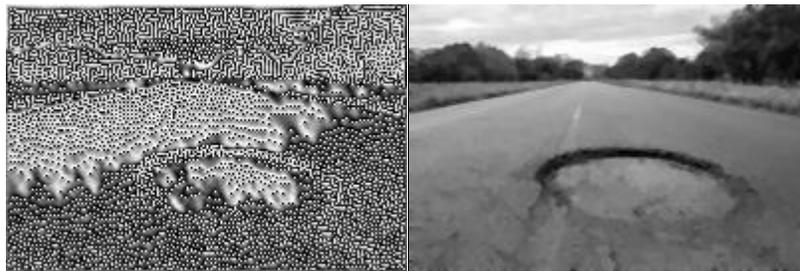
3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Praprocessing

Pada penelitian ini dilakukan tahapan awal sebelum gambar tersebut di olah kedalam metode CNN. Tahapan ini dilakukan praprocessing gambar berupa grayscale, filter mean, filter median dan filter balance. Keempat cara dalam preprocessing tersebut dapat dilihat ada gambar berikut ini :



Gambar 5. Citra Lubang Grayscale (Kiri) dan Filter Balance (Kanan)



Gambar 6 Citra Lubang Filter Mean (Kiri) dan Filter Median (Kanan)

Terlihat pada hasil pengolahan dari 4 metode preprocessing untuk filter mean dan balance terdapat kerusakan gambar, banyak terdapat kebocoran titik-titik hitam pada gambar dan dapat berpengaruh buruk untuk hasil klasifikasinya. Kemudian untuk hasil pengolahan dari filter mean dan grayscale, gambar terlihat jelas dan khusus untuk filter median gambar terlihat lebih halus dibandingkan grayscale.

3.2. Hasil Convolutional

Tahapan berikutnya setelah preprocessing gambar yaitu tahap convolutional. Dalam penelitian ini kita bagi menjadi 3 klasifikasi yaitu jalan tidak rusak, jalan retak dan jalan lubang. Kemudian dari 733 gambar kami olah kedalam metode convolutional seperti Gambar 7.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 32)	18464
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 9248)	0
dense (Dense)	(None, 200)	1849800
dropout (Dropout)	(None, 200)	0
dense_1 (Dense)	(None, 500)	100500
dropout_1 (Dropout)	(None, 500)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	1503

=====
Total params: 1,989,659
Trainable params: 1,989,659
Non-trainable params: 0
=====

Gambar 7. Pengolahan Data

Dari hasil pengolahan 735 gambar dihasil 1.989.659 parameter gambar dengan pola-pola max_poling, flatten, dense dan droupout.

3.3. Hasil Training dan Validation

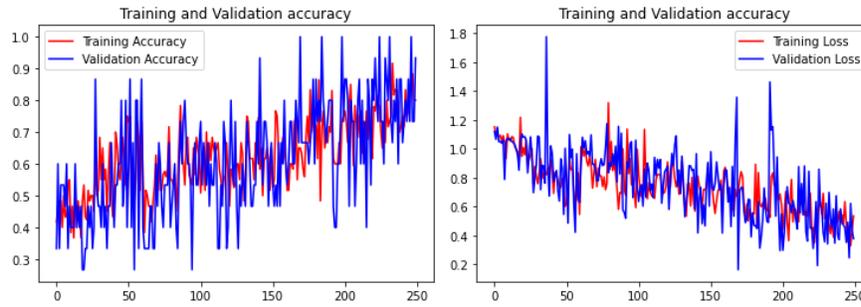
Pada penelitian ini digunakan total data citra tutupan lahan keseluruhan yaitu 733 data citra dengan jumlah data setiap kelasnya terdiri dari 333 citra jalan lubang, 201 citra jalan retak, 199 jalan tidak rusak. Dari total 733 data, sebanyak 20% data digunakan sebagai data uji dan 80% digunakan sebagai data latih.

Citra tutupan lahan akan dilatih terlebih dahulu menggunakan model CNN yang telah dibuat dengan beberapa parameter. Tabel 1 menunjukkan parameter-parameter yang menghasilkan performansi terbaik pada model CNN yang diusung.

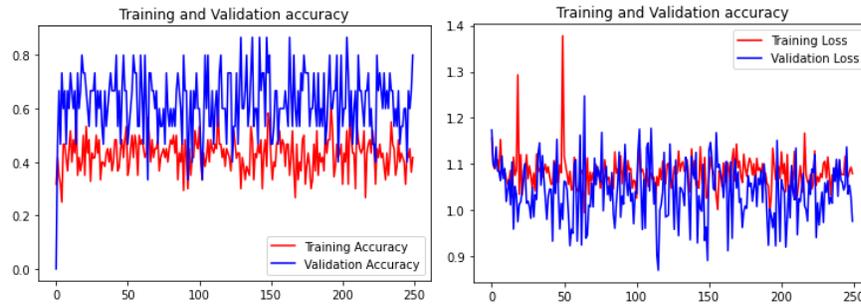
Tabel 1. PENGUJIAN MODEL CNN YANG DIUSUNG

Parameter	Hasil Terbaik
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning rate</i>	0.001
<i>Loss</i>	<i>Categorical Crossentropy</i>
<i>Epoch</i>	250

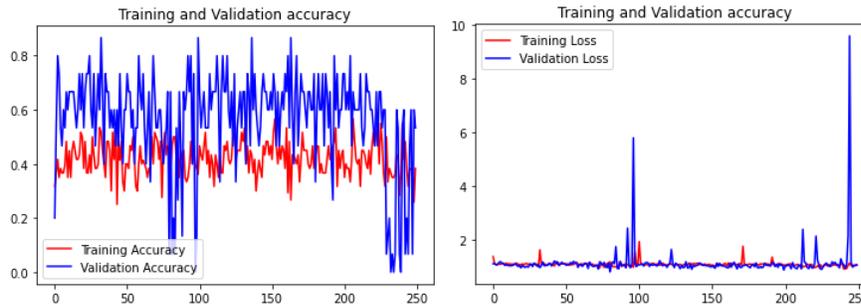
Tahapan pengujian dilakukan setelah proses training selesai dilakukan. Hasil dari pengujian akurasi dan loss dengan menggunakan model CNN yang diusulkan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 8 sampai Gambar 11.



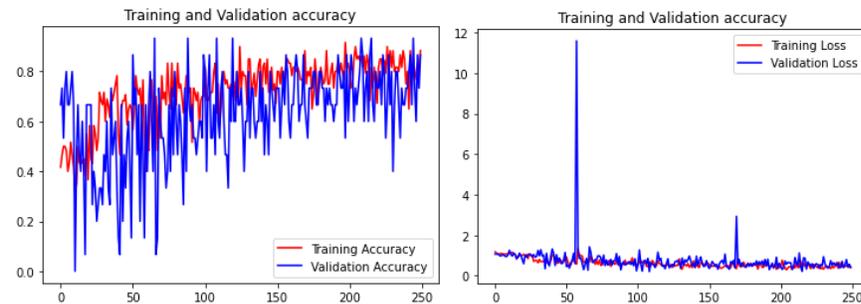
Gambar 8 Hasil pengujian akurasi dan loss dari citra grayscale



Gambar 9 Hasil pengujian akurasi dan loss dari citra filter balance



Gambar 10 Hasil pengujian akurasi dan loss dari citra filter mean



Gambar 11 Hasil pengujian akurasi dan loss dari citra filter median

Berdasarkan hasil pengujian diatas dengan 250 epoch maka training **citra grayscale** menghasilkan akurasi maksimal (akurasi training 83%, akurasi validation 99%). Untuk training citra filter balance, citra filter mean dan citra filter median memiliki akurasi tidak sebaik citra grayscale. Berikut hasil akurasi dari **citra filter balance** adalah akurasi training 53%, akurasi

validation 73%, untuk **citra filter mean** adalah akurasi training 51%, akurasi validation 66% dan untuk **citra filter median** adalah akurasi training 88%, akurasi validation 93%.

4. Kesimpulan dan Saran

Dari hasil penelitian pada klasifikasi gambar jalan menggunakan metode CNN dengan arsitektur model ReLu, dengan menggunakan 3 kelas jalan yaitu jalan tidak rusak, jalan retak dan jalan lubang dilanjutkan dengan 4 model tahapan pre-processing citra yaitu grayscale, filter balance, filter mean dan filter median. Langkah selanjutnya dari 4 model tahapan pre-processing tersebut kita lakukan training dari masing-masing model tahapan pre-processing. Berdasarkan training dari masing-masing model tahapan pre-processing dapat disimpulkan bahwa training dari citra grayscale menghasilkan tingkat akurasi terbaik dengan nilai akurasi training 88% dan akurasi validation mencapai 99%.

Beberapa hal yang dapat diberikan untuk pengembangan mencapai akurasi baik dapat disarankan menggunakan model pre-processing yang menghasilkan gambar tajam.

Daftar Pustaka

- [1] F. N. Cahya, N. Hardi, D. Riana, and S. Hadiyanti, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Sistemasi*, vol. 10, no. 3, p. 618, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1248.
- [2] I. W. Suartika E. P., "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>.
- [3] R. D. Kusumanto, A. N. Tompunu, and S. Pambudi, "Klasifikasi Warna Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV Abstrak," *J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 2, pp. 83–87, 2011.
- [4] B. S. Kurniawan, S. R. Sentinuwo, and O. A. Lantang, "Aplikasi Pengenal Citra Nomor Kendaraan Bermotor Menggunakan Metode Template Matching," *J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, 2016, doi: 10.35793/jti.8.1.2016.12199.
- [5] P. Citra, K. Inframerah, and T. Kit, "MENDETEKSI AREA INFLAMASI PADA TUBUH MANUSIA THE UTILIZATION OF THERMAL IMAGING INFRARED CAMERA TO DETECT INFLAMMA," no. December, 2021, doi: 10.22146/teknosains.39672.
- [6] C. M. Maheshan and H. Prasanna Kumar, "Performance of image pre-processing filters for noise removal in transformer oil images at different temperatures," *SN Appl. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2020, doi: 10.1007/s42452-019-1800-x.
- [7] P. H. Wijaya, R. Wulanningrum, and R. Halilintar, "Perbaikan Citra Dengan Menggunakan Metode Gaussian Dan Mean Filter," pp. 100–105, 2021.
- [8] A. Sembiring, "Perbandingan Algoritma Mean Filter, Median Filter dan Wiener Filter pada Aplikasi Restorasi Citra RGB Terdegradasi Impulse Noise Menggunakan The Peak Signal To Noise Ratio (PSNR)," 2017, doi: 10.31227/osf.io/rt6we.
- [9] L. Liang, S. Deng, L. Gueguen, M. Wei, X. Wu, and J. Qin, "Neurocomputing Convolutional neural network with median layers for denoising salt- and-pepper contaminations," *Neurocomputing*, vol. 442, pp. 26–35, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2021.02.010.
- [10] N. Cnn, R. Magdalena, S. Saidah, N. Kumalasari, C. Pratiwi, and A. T. Putra, "Klasifikasi Tutupan Lahan Melalui Citra Satelit SPOT-6 dengan Metode Convolutional Neural," vol. 7, no. 3, pp. 335–339, 2021.
- [11] P. J. Hennessy, T. J. Esau, A. W. Schumann, Q. U. Zaman, K. W. Corscadden, and A. A. Farooque, "Evaluation of cameras and image distance for CNN-based weed detection in wild blueberry," *Smart Agric. Technol.*, vol. 2, no. October 2021, p. 100030, 2022, doi: 10.1016/j.atech.2021.100030.
- [12] M. Ahmad, A. Farisi, and W. Astuti, "Klasifikasi Multi-label pada Hadis Sahih Bukhari Terjemahan Bahasa Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Networks," vol. 8, no. 5, pp. 10594–10604, 2021.
- [13] T. A. Kurnia, J. Endrasmono, R. Y. Adhitya, S. Identifikasi, A. Pelindung, and D. Apd,

- “(APD) MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) Abstrak,” pp. 24–31, 2018.
- [14] P. N. Zakiya, L. Novamizanti, S. Rizal, and U. Telkom, “KLASIFIKASI PATOLOGI MAKULA RETINA MELALUI CITRA OCT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN (CLASSIFICATION OF PATHOLOGY OF MACULA RETINA THROUGH OCT IMAGE USING,” vol. 8, no. 5, pp. 5072–5082, 2021.
- [15] H. N. Al Falah and K. K. Purnamasari, “Implementasi Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Tulisan Tangan,” no. 112, 2019.
- [16] I. A. Sabilla, “Arsitektur Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jenis Dan Kesegaran Buah Pada Neraca Buah,” *Tesis*, no. 201510370311144, pp. 1–119, 2020, [Online]. Available: https://repository.its.ac.id/73567/1/05111850010020-Master_Thesis.pdf.