

KLASIFIKASI KERUSAKAN JALAN PADA CITRA JALAN RAYA PONTIANAK DAN SEKITARNYA DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

^[1]Agung Wira Mulia, ^[2]Ikhwan Ruslianto, ^[3]Dwi Marisa Midyanti

^[1]^[2]^[3]Jurusan Rekayasa Sistem Komputer, Fakultas MIPA Universitas Tanjungpura

Jalan Prof Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak Telp/Fax.: (0561) 577963

e-mail: ^[1]agungwram@student.untan.ac.id ^[2]ikhwanruslianto@siskom.untan.ac.id,

^[3]dwi.marisa@siskom.untan.ac.id

ABSTRAK

Seiring bertambahnya peningkatan pada penduduk membuat kerusakan jalan meningkat sehingga menimbulkan kecelakaan yang kerap terjadi yang menyebabkan rasa tidak aman pada saat berkendara. Untuk dapat mencegah kerusakan jalan menjadi lebih parah maka akan dilakukan penelitian klasifikasi kerusakan jalan pada citra jalan raya dengan menggunakan convolutional neural network yang dimana data yang dihasilkan dari penelitian pada data sebanyak 140 yang berupa data gambar menghasilkan 37% data berlubang, 32% data kerusakan retak, dan 30% yang tidak ada kerusakan, dari data didapat jalan yang rusak terdapat 69% dan jalan yang tidak ada kerusakan terdapat 30% diharapkan akan berguna bagi pihak yang bertanggung jawab dalam mengurangi dampak dari kerusakan jalan pada wilayah tertentu seperti pada kasus penelitian ini adalah wilayah kota Pontianak. Hasil tertinggi pada pengujian data uji adalah pada epoch ke 6 dengan akurasi sebesar 80%, sedangkan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif yang disebut precision yaitu 79% dan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif yang disebut recall yaitu 79%.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network, Klasifikasi, Kerusakan Jalan, LeNet-5:*

1. PENDAHULUAN

Jalan yang menghubungkan antara suatu wilayah dengan wilayah lainnya disebut jalan raya. Jalan raya juga berdampak pada peningkatan hidup masyarakat dan menjadi prasarana masyarakat dengan sektor transportasi. Kecelakaan lalu lintas adalah dimana sebuah kejadian dimana yang beberapa disebabkan oleh kerusakan jalan. Mencegah kerusakan jalan dapat untuk membantu menghindari kecelakaan lalu lintas.

Data yang didapat dari hasil penelitian adalah jalan yang rusak terdapat sebesar 69% dan jalan yang tidak ada kerusakan terdapat sebesar 30% dari 140 data yang ada dan diberikan kepada pihak yang bertanggung jawab dalam mencegah kerusakan jalan untuk menghindari kecelakaan lalu lintas.

Berdasarkan data di atas maka dibuatlah aplikasi pengenalan kerusakan jalan yang digunakan untuk mencegah kerusakan jalan dengan teknologi Saat ini digunakan. teknologi telah berkembang sangat cepat dan

dapat mengenali maupun membedakan sebuah objek yang digunakan untuk keamanan. Pengolahan citra digital bertujuan untuk mengenali maupun menganalisis citra dengan bantuan komputer. Dalam teknologi yang digunakan untuk menganalisis gambar dengan bantuan komputer merupakan tujuan dari pengolahan Gambar atau citra. Pengolahan gambar maupun citra dibagi menjadi dua kegiatan yaitu pengenalan objek yang dapat memperbaiki suatu kualitas gambar atau citra dan informasi yang dapat diolah pada suatu gambar atau citra. Salah satu metode yang digunakan pada pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*.

Convolutional Neural Network (CNN/ConvNet) merupakan salah satu algoritma dari *deep learning* yang merupakan hasil pengembangan dari *Multilayer Perceptron (MLP)* yang dirancang untuk melakukan olah data menjadi bentuk dua dimensi, misalnya yaitu: gambar atau suara [1].

Penelitian tentang pengenalan citra dengan algoritma *convolutional neural network*. objek pada penelitian tersebut adalah tanaman pada resolusi tinggi seperti tanaman cabai, kelapa, pisang, bawang merah, dan padi. dengan akurasi 93% terhadap data latih dan akurasi 82% terhadap data latih [2].

Tomat Digunakan dalam penelitian sebagai objek untuk pengenalan citra dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network sebagai penelitian yang menunjukkan akurasi sebesar 90% untuk mengidentifikasi kelayakan buah tomat [3]. Penelitian tentang pengenalan citra dengan menggunakan *backpropagation algorithm* dimana pada penelitian ini klasifikasi dilakukan dengan 4 kelas dari kerusakan jalan yaitu blok retak, retak buaya, retak tidak teratur, retak melintang dengan akurasi 84% [4].

Doodle digunakan dalam penelitian selanjutnya yang dimana berfungsi untuk mengenali objek atau doodle yang menggunakan arsitektur LeNet-5 dari metode convolutional neural network yang mempunyai tingkat akurasi sebesar 81% pada percobaan menggunakan *max pooling* dan 67% pada *average pooling* [5].

Dari penelitian-penelitian di atas terdapat bahwa penggunaan algoritma *convolutional neural network* untuk mengklasifikasi sebuah citra mencapai akurasi sebesar 93%. Oleh karena itu, untuk dapat mengenali kerusakan jalan yang dapat mencegah kerusakan jalan lebih parah, pada penelitian ini akan dilakukan pembuatan sistem klasifikasi kerusakan jalan menggunakan algoritma *convolutional neural network* yang dapat memberikan hasil kelas sesuai dengan kerusakan jalan yang sudah ditetapkan.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Jalan

Jalan merupakan prasarana transportasi darat termasuk bangunan dan perlengkapannya yang bertujuan untuk berjalan melalui lalu lintas yang berada di permukaan tanah, diatas maupun di bawah permukaan tanah kecuali jalan kabel dan jalan kereta api. jalan raya merupakan jalur jalur tanah di atas permukaan bumi yang dibuat dengan ukuran dan jenis yang berbeda sehingga konstruksinya dapat digunakan untuk menyalurkan lalu lintas orang maupun hewan

dan kendaraan yang diambil dari Peraturan Pemerintah Nomor 34 Tahun 2006.

2.2. Jenis Kerusakan Jalan

Kondisi Perkerasan merupakan tingkat pada kondisi permukaan perkerasan dan ukurannya. ditinjau dari fungsi daya guna yang mengacu pada pengerasan pada permukaan yang terjadi, diantaranya adalah deformasi atau bergelombang, kerusakan retak, kerusakan tekstur dan kerusakan lubang. [6].

2.3. Pengolahan Citra

Suatu citra diubah menjadi bentuk citra yang lain dengan menggunakan beberapa metode atau teknik algoritma tertentu merupakan kegiatan pengolahan citra. citra merupakan analog dua dimensi yang melalui proses sampling. salah satu alat untuk menghasilkan citra yaitu kamera. [7].

2.4. Machine Learning

Machine Learning merupakan teknik yang mempresentasikan data dengan pembelajaran algoritma yang biasa digunakan untuk prediksi atau klasifikasi dari data-data yang sangat besar. [8].

2.5. Deep Learning

Deep Learning Merupakan salah satu bidang machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk permasalahan yang sangat besar dengan menambahkan lebih banyak lapisan maka model pembelajaran tersebut bisa mewakili data citra berlabel dengan lebih baik. [8].

2.6. Convolutional Neural Network

Metode yang dapat mengolah data menjadi bentuk dua dimensi seperti suara atau juga gambar disebut metode *Convolutional Neural Network* yang merupakan salah satu hasil dari perkembangan dari *deep learning Multilayer Perceptron*.

LeNet-5 adalah suatu jaringan berlapis banyak berbasis CNN yang diperkenalkan oleh Yann LeCun. *LeNet-5* memiliki jumlah parameter bebas atau jumlah lapisan yang lebih banyak dari pendahulunya. Pertambahan jumlah parameter ini disebabkan oleh makin majunya kecepatan atau teknologi dari komputer sehingga mampu untuk melakukan perhitungan matematis secara lebih cepat [1].

Operasi konvolusi yang menggabungkan beberapa lapisan pemrosesan, menggunakan beberapa elemen yang

beroperasi secara paralel dan terinspirasi oleh sistem saraf biologis [9] .

2.6.1. Lapisan Konvolusi

Lapisan konvolusi menggunakan filter untuk mengekstraksi objek dari citra input. Filter ini berisi bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek seperti tepi, kurva, atau warna. Konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari citra input yang sesuai dengan informasi spasial pada data [10].

$$FM[i,j,k] = (\sum_m \sum_n N[j-m, k-n] F[m, n]) + B_f \quad (1)$$

Keterangan :

$FM[i]$: Matriks *Feature Map* ke - i
 N : Matriks Citra Masukan
 F : Matriks Filter Konvolusi
 B_f : Nilai bias pada Filter
 j,k : Posisi piksel pada matriks citra masukan
 m,n : Posisi piksel pada matriks filter konvolusi

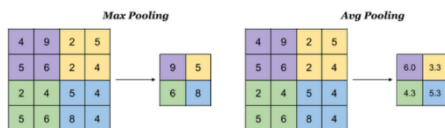
2.6.2. Tanh (Hyperbolic Tangent)

Deep learning memiliki fungsi aktivasi salah satunya adalah aktivasi *hyperbolic*. aktivasi *hyperbolic tangent* dikenal juga sebagai fungsi yang menghasilkan nilai -1 sampai dengan 1. multilayer neural network adalah salah satu yang pelatihan yang lebih baik jika menggunakan fungsi *tanh*. [11] .

$$\tanh(x) = \frac{\sin(x)}{\cos(x)} = \left(\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \right) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (2)$$

2.6.3. Pooling

Metode Pooling maupun subsampling merupakan metode yang digunakan untuk pengurangan ukuran matriks pada citra. average pooling dan max pooling adalah dua macam pooling yang sering digunakan. yang dapat dilihat pada Gambar 1 [12].



Gambar 1. Maxpooling dan Average pooling [12]

2.6.4. Fully Connected Layer

Input dari proses pada lapisan-lapisan yang telah melakukan proses konvolusi yang digunakan untuk menentukan fitur yang berkesinambungan dengan kelas tertentu disebut *Fully Connected Layer*. Dalam *Fully*

Connected Layer terdapat proses *feed forward propagation* dan *backward propagation*.

1. *feed forward propagation* merupakan proses memasukkan citra ke dalam *neuron* dengan persamaan 3 [13].

$$O_i = \sum_{j=1}^m x_j * W_{j,i} + b \quad (3)$$

Keterangan :

X : Data Input
 $W_{j,i}$: Bobot
 b : Bias

Dan untuk melakukan klasifikasi dengan persamaan 3 [13].

$$Y_i = \frac{e^{y_{ini}}}{\sum_{m=1}^m e^m} \quad (4)$$

Keterangan:

Y_i : Keluaran dari *softmax*
 y_{ini} : Masukan i dari hasil *feed forward*
 em : Semua masukan dari hasil *feed forward*

2. *Backward propagation* merupakan tahap untuk melatih data dengan mengetahui *error* dengan persamaan 4 [13].

$$E = -(\text{target} - \text{prediksi}) \quad (5)$$

Dan untuk rumus memperbaharui bobot dengan persamaan 4 dan untuk memperbaharui bias dengan persamaan 5 [13].

$$W_{\text{new}} = W_{\text{old}} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W} \quad (6)$$

Keterangan:

W_{new} : bobot baru
 W_{old} : bobot lama
 α : *learning rate*
 $\frac{\partial E}{\partial W}$: Turunan *error* terhadap bobot

$$B_{\text{new}} = B_{\text{old}} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b} \quad (7)$$

Keterangan:

B_{new} : bias baru
 B_{old} : bias lama
 α : *learning rate*
 $\frac{\partial E}{\partial b}$: Turunan *error* terhadap bias

2.7. Confusion Matrix

Perhitungan Akurasi untuk big data pada konsep data mining digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi prediksi dan hasil klasifikasi aktual yang telah didapat oleh

sistem klasifikasi yang disebut Confusion Matrix [14]. Sebuah data *matrix* digunakan untuk evaluasi performa dari sebuah sistem.. untuk menghitung akurasi dapat melakukan sesuai persamaan 7, untuk *precision* dapat dilihat pada persamaan 8, dan untuk *recall* dapat dilihat pada persamaan 7.

1. Akurasi merupakan Merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$\text{Akurasi} = (TP+TN)/(TN+FP+FN+TP) \quad (8)$$

2. *Precision* Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$\text{Precision} = TP/(FP+TP) \quad (9)$$

3. *Recall* Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{FN+TP} \quad (10)$$

Keterangan	:	
TN (<i>True Negative</i>)	:	Jumlah data yang teridentifikasi dengan benar sebagai kelas negative
FP (<i>False Negative</i>)	:	Jumlah data negatif yang teridentifikasi sebagai kelas positif
FN (<i>True Positive</i>)	:	Jumlah data positif yang teridentifikasi sebagai kelas negatif
TP (<i>True Positive</i>)	:	Jumlah data yang teridentifikasi dengan benar sebagai kelas positif

3. METODE PENELITIAN

Studi literatur adalah tahap awal untuk memulai metode penelitian dan akan dilakukan dengan mencari sumber referensi yang dapat mendukung. Hal yang harus dilakukan selanjutnya adalah mengumpulkan data penelitian dalam kasus ini terdapat data latih dan data uji. Selanjutnya yang dilakukan adalah menganalisis apa saja yang dibutuhkan oleh sistem.

3.1. Studi Literatur

Studi literatur merupakan tahap yang dikaji permasalahannya melalui sumber

tertulis seperti jurnal, artikel, majalah, buku-buku, maupun dokumen-dokumen.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data merupakan tahap pengumpulan data dari observasi gambar atau foto jenis jalan rusak di jalan raya Pontianak dan sekitarnya untuk dijadikan data *training* pada penelitian ini. Untuk data *testing* data akan diambil secara acak dari data latih yang sudah diperoleh.

3.3. Analisis Kebutuhan

Kebutuhan sistem dilakukan dengan cara mengungkapkan dan menentukan untuk menganalisis suatu kebutuhan. Kebutuhan perangkat keras dan kebutuhan perangkat lunak termasuk di dalam analisis kebutuhan untuk menyelesaikan tujuan yang ingin dicapai.

3.3.1. Kebutuhan Perangkat Keras

Perangkat utama yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah laptop acer dengan spesifikasi sebagai berikut :

1. Processor : intel core i5-7200U CPU @ 2.50 GHZ RAM : 8 GB (minimum 4GB).
2. Perangkat pendukung yang dibutuhkan untuk pengambilan citra pada penelitian ini adalah kamera *handphone*

3.3.2. Kebutuhan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah:

1. Sistem operasi windows 10
2. Visual Studio Code
3. Windows Terminal
4. Google Chrome sebagai browser

3.3.3. Perancangan Sistem

Tahap Perancangan sistem akan di bangun untuk mengklasifikasi jenis kerusakan jalan raya yang ada di Pontianak dan sekitarnya sehingga pada saat pembuatan sistem tidak terjadi kesalahan fatal dan diharapkan agar sistem berjalan secara lancar dan optimal.

3.3.4. Implementasi

Implementasi sistem merupakan tahap pembuatan sistem dari perancangan yang sudah dibuat sebelumnya. Metode yang digunakan yaitu Convolutional Neural Network yang akan diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web.

3.3.5. Pengujian

Pengujian pada sistem merupakan tahap sistem selesai dibangun dan akan dilakukan pengujian untuk memastikan apakah sistem yang dibuat berjalan dan berfungsi dengan baik sesuai yang telah direncanakan.

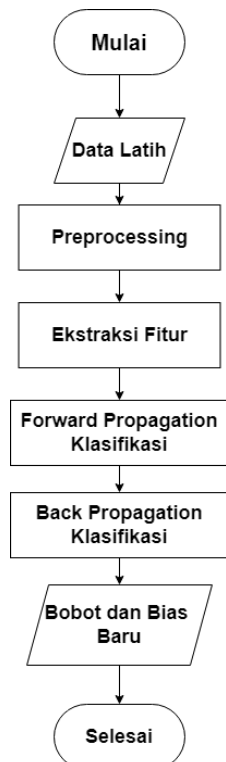
3.3.6. Kesimpulan dan Saran

Pada tahap kesimpulan dan saran merupakan tahap dimana pada saat sistem telah melakukan pengujian dan pembahasan yang dimana dapat disimpulkan hasil yang diperoleh oleh sistem dan dapat memberikan saran untuk penelitian selanjutnya.

4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk mengklasifikasikan kerusakan jalan. Data yang digunakan untuk sistem ini adalah data sebuah gambar dikarenakan metode *convolutional neural network* hanya menerima sebuah berbentuk dua dimensi seperti gambar atau suara. Pada sistem ini data yang dimasukan adalah berupa gambar.

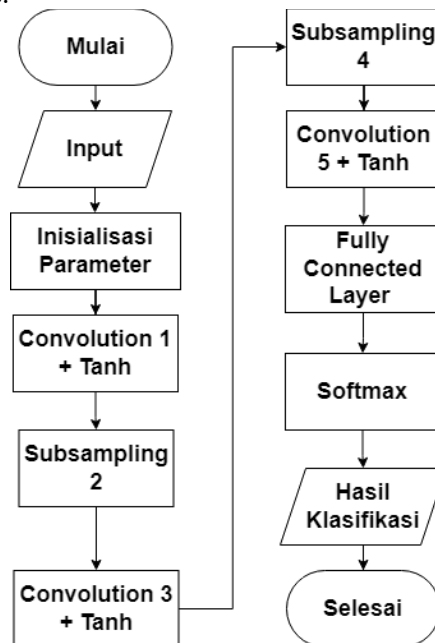
Arsitektur bermula dari menyiapkan data latih dengan cara, data latih yang sudah dikumpulkan diubah menjadi satu file dan menginisialisasi parameter seperti *learning rate*, dan jumlah *epoch*.



Gambar 2. Perancangan Arsitektur Sistem

Pada tahap preprocessing akan dilakukan pengubahan data menjadi gambar berukuran 32x32. Pada tahap preprocessing ini, selanjutnya merupakan tahap ekstraksi fitur yang menggambarkan karakteristik dari input data sesuai dengan arsitektur LeNet-5. Perancangan arsitektur sistem dapat dilihat pada Gambar 2.

Selanjutnya adalah tahap klasifikasi *forward* dimana data yang telah diproses sebelumnya akan dilakukan klasifikasi. Setelah diklasifikasi data tersebut akan dicari errornya untuk dilakukan proses *backpropagation* klasifikasi dengan memperbaharui bobot dan bias.



Gambar 3. Perancangan Arsitektur LeNet-5

Gambar 3 menunjukkan permulaan dimana proses pada perancangan arsitektur LeNet-5 dimulai dengan data input berupa gambar berukuran 32x32 beserta parameter seperti *kernel*, *bobot*, *bias*, *learning rate*, *epoch* dan *stride*. setelah itu masuk ke tahap *convolutional 1 + tanh* dimana proses tersebut gambar yang telah dimasukkan ke dalam sistem akan melalui proses konvolusi data dengan *kernel* dan *bias* menggunakan persamaan 1 yang menghasilkan *feature map*. setelah itu *feature map* tersebut akan melalui proses aktivasi tanh dengan menggunakan persamaan 2. selanjutnya *feature map* dengan aktivasi tanh akan dilakukan tahap subsampling 2 dimana pada proses tersebut akan dilakukan

max pooling dimana *feature map* tersebut akan menjadi semakin kecil sehingga akan mudah pada saat proses pada klasifikasi. selanjutnya akan dilakukan kembali *convolutional 3 + tanh* yang akan menghasilkan *feature map* yang baru yang dimana proses tersebut akan diulang beberapa kali yang selanjutnya dilakukan subsampling dan *convolutional 5 + tanh*.

Proses tersebut akan dilakukan dengan menggunakan data hasil dari subsampling 4 yang akan dikonvolusikan dengan *kernel* dan *bias* menggunakan persamaan 1 dan mendapatkan *feature map* dimana setiap *pixel* pada hasil *feature map* akan dilakukan aktivasi tanh dengan menggunakan persamaan 2.

Pada tahap *fully connected layer*. *Pixel* yang tadinya berupa data dua dimensi akan diubah menjadi satu dimensi menggunakan *flatten*. Setelah diubah menjadi data satu dimensi dilakukan tahap jaringan saraf tiruan dimana data input hasil *flatten* akan dilakukan *feed forward propagation* dengan *bias*, dan bobot yang telah diinisialisasikan sebelumnya. *Feed forward propagation* akan dilakukan dengan persamaan 3. Hasil dari *fully connected layer* akan diklasifikasi dengan fungsi aktivasi softmax menggunakan persamaan 4. Hasil dari klasifikasi tersebut yang nantinya akan jadi hasil pada penelitian ini.

4.1. Perancangan Parameter Ekstraksi Fitur

Parameter yang digunakan pada ekstraksi fitur *convolutional neural network* terdiri dari *stride*, *feature map*, *kernel*, *size* dan *learning rate* 0,001. Perancangan parameter ekstraksi fitur dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Perancangan Parameter Ekstraksi Fitur [5]

Nama	Stride	Feature Maps	Kernel	Size
Input	-	1	-	32x32
Convolution 1	1	6	5x5	28x28x6
Maxpooling 1	2	6	2x2	14x14x6
Convolution 2	1	16	5x5	10x10x16
Maxpooling 2	2	16	2x2	5x5x16
Convolution 3	1	120	5x5	1x1x120

Parameter-parameter diatas memiliki lima Langkah diantaranya adalah *convolution 1*, *maxpooling 1*, *convolution 2*, *maxpooling 2*, *convolution 3*. Pada tahap ini akan dilakukan

proses konvolusi dengan pergeseran konvolusi sebanyak *stride*. Filter sebanyak *feature map*. Dan ukuran matriks sebesar kernel. *Size* pada kolom terakhir berarti adalah output hasil dari *Convolution* dan *maxpooling*

4.2. Perancangan Pelatihan

Pada alur perancangan pelatihan akan ditunjukkan proses-proses pelatihan pada CNN akan dijalankan. Alur perancangan pelatihan memiliki dua tahap pelatihan yang pertama adalah tahap *forward* yang merupakan tahap untuk memprediksi data yang telah masuk. Sedangkan pada tahap *backward* merupakan tahap untuk menentukan error dan memperbaiki bobot.

1. Forward

Tahap *forward* dimulai tahap *convolutional forward*. sebelum memasuki tahap *convolutional forward* data terlebih dahulu akan di *preprocessing* selanjutnya setelah di *preprocessing* akan dilakukan *Convolutional layer* yang dimana data dari masukkan akan dikonvolusikan dengan parameter yang telah diinisialisasi sebelumnya. Selanjutnya adalah tahap *maxpooling layer* yang berfungsi untuk menurunkan jumlah *pixel* pada masukan. Selanjutnya akan dilakukan tahap *fully connected layer* dimana akan dilakukan klasifikasi pada data masukan.

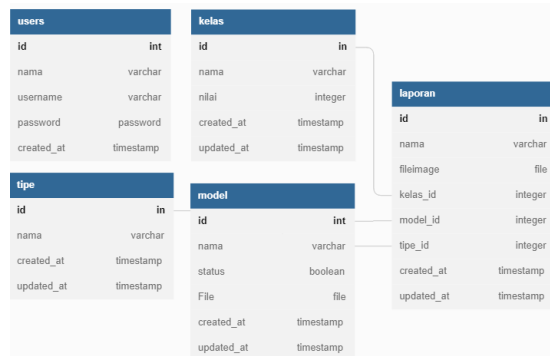
2. Backward

Tahap *Convolutional Backward* dimulai dengan data yang sudah masuk pada tahap *fully connected layer*. Pada tahap *backward* data yang digunakan untuk *input* adalah data *error* hasil dari perhitungan *error*. Setelah itu akan dilakukan pembaharuan *bias* dan bobot dari *error* yang telah didapatkan. setelah itu akan dilakukan tahap *maxpooling layer* dimana pada tahap *backward* ini *maxpooling layer* mengubah kembali citra menjadi dua dimensi yang dimana ukurannya akan diubah menjadi ukuran yang sama pada tahap *maxpooling layer forward*. Selanjutnya adalah tahap *convolutional layer backward* yang digunakan untuk memperbaiki *kernel* atau *filter* beserta *bias* yang sudah diinisialisasikan sebelumnya. Kemudian *kernel* atau *filter* dan *bias* yang nantinya akan digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah *input* yang berupa gambar.

4.3. Perancangan Relasi Database

Relasi *Database* digunakan untuk mengetahui arah data akan berjalan. data

dengan hubungan yang telah ditentukan sebelumnya. Tabel *users* tidak memiliki relasi dengan tabel lainnya. Pada tabel model, kelas, dan tipe berhubungan dengan tabel laporan sebagai *foreign key* yang dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Perancangan Relasi Database

4.4. Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan penerapan atau pembuatan aplikasi berdasarkan perancangan yang sudah dilakukan sebelumnya. Perancangan dimulai dengan halaman yang muncul pada awal membuka aplikasi tersebut merupakan halaman klasifikasi. Pada halaman klasifikasi pengguna dapat melakukan klasifikasi untuk sebuah kerusakan jalan tanpa harus login atau masuk ke sistem. namun pengguna tidak memiliki akses untuk menentukan parameter yang akan dilakukan pada proses klasifikasi karena yang memiliki akses untuk mengubah parameter pada klasifikasi adalah hak akses admin dengan melakukan login. login admin berisi username dan password yang nanti akan diisi oleh admin yang memiliki akses ke dalam sistem. jika benar admin dapat memasuki menu laporan yang bertujuan untuk melaporkan apa apa saja yang telah diinput oleh tamu dan admin juga dapat melakukan klasifikasi kerusakan jalan pada halaman laporan yang dapat dilihat pada Gambar 5.

No	Nama File	Gambar	Hasil Klasifikasi	#
1	latih1.jpg		Berlubang	
2	latih2.jpg		Retak	

Gambar 5. Implementasi Halaman Klasifikasi

Bedanya dengan pengguna admin dapat menamai data yang nantinya akan disimpan pada laporan. Pada menu model admin dapat melakukan pergantian parameter dengan mengubah *file* model dan memilih *file* model sebagai model yang akan digunakan

pada klasifikasi. Halaman model dapat dilihat pada Gambar 6. Model yang akan digunakan pada saat klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 6 di kolom status dengan bintang yang terisi warna hijau penuh.

No	Nama Model	Status	#
1	savedmodel.sav	★	
2	savedmodel2.sav	☆	

Gambar 6. Implementasi Menu Model

4.5. Pengujian Sistem

Pengujian sistem pada aplikasi berdasarkan aplikasi yang sudah diimplementasikan sebelumnya. data latih yang digunakan digunakan pada penelitian ini berjumlah 700 dimana data latih yang digunakan berjumlah 560 dan data uji yang digunakan sebesar 140. Pengujian pada data uji akan dilakukan sebesar 10 kali dengan *epoch* yang akan ditingkatkan pada setiap pengujian. Pengujian akan dilakukan dari *epoch* pertama hingga *epoch* ke sepuluh. Pengujian akan dilakukan dengan *confusion matrix*. *Confusion matrix* berisikan informasi mengenai hasil klasifikasi aktual dan telah di prediksi oleh sistem klasifikasi dan di evaluasi dalam sebuah *matrix*.

4.5.1. Pengujian epoch ke-1

Pada pengujian epoch ke-1 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{102}{140} = 0,7285 = 72,85\%$
- Rata-rata Precision : $(0,88 + 0,61 + 0,69 / 3) \times 100 \% = 72,6 \%$
- Rata-rata Recall : $(0,754 + 0,71 + 0,71 / 3) \times 100 \% = 72,63 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-1 yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pengujian Epoch Ke-1

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
Berlubang		40	7	6
Retak		4	30	8
Negative		1	12	32

4.5.2. Pengujian epoch ke-2

Pada pengujian epoch ke-2 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $102/140 = 0,7357 = 73,57\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,61 + 0,68 / 3) \times 100 \% = 74\%$
- Rata-rata Recall : $(0,75 + 0,76 + 0,68 / 3) \times 100 \% = 73\%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-2 yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian *Epoch* Ke - 2

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	40	7	6
	Retak	2	32	8
	Negative	1	13	31

4.5.3. Pengujian epoch ke-3

Pada pengujian epoch ke-3 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{105}{140} = 0,75 = 75\%$
- Rata-rata Precision : $(0,89 + 0,62 + 0,69 / 3) \times 100 \% = 73\%$
- Rata-rata Recall : $(0,81 + 0,76 + 0,67 / 3) \times 100 \% = 74,7 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-3 yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian *Epoch* Ke - 3

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	43	5	5
	Retak	2	32	8
	Negative	1	14	30

4.5.4. Pengujian epoch ke-4

Pada pengujian epoch ke-4 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,764 = 76,4\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,64 + 0,71 / 3) \times 100 \% = 76\%$
- Rata-rata Recall : $(0,82 + 0,78 + 0,67 / 3) \times 100 \% = 76 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-4 yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian *Epoch* Ke - 4

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	44	4	5
	Retak	2	33	7
	Negative	1	14	30

4.5.5. Pengujian epoch ke-5

Pada pengujian epoch ke-5 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,778 = 77,8\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,65 + 0,75 / 3) \times 100 \% = 77,6\%$
- Rata-rata Recall : $(0,83 + 0,80 + 0,69 / 3) \times 100 \% = 77,3 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-5 yang dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian *Epoch* Ke - 5

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	44	5	4
	Retak	2	34	6
	Negative	1	13	31

4.5.6. Pengujian epoch ke-6

Pada pengujian epoch ke-6 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,8 = 80\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,68 + 0,76 / 3) \times 100 \% = 79\%$
- Rata-rata Recall : $(0,83 + 0,80 + 0,74 / 3) \times 100 \% = 79 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-6 yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengujian *Epoch* Ke - 6

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	45	5	4
	Retak	2	34	6
	Negative	1	11	33

4.5.7. Pengujian epoch ke-7

Pada pengujian epoch ke-7 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,792 = 79,2\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,67 + 0,76 / 3) \times 100 \% = 78,6\%$
- Rata-rata Recall : $(0,84 + 0,78 + 0,74 / 3) \times 100 \% = 79 \%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian *epoch* ke-7 yang dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Pengujian *Epoch* Ke - 7

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	45	5	3
	Retak	2	33	7
	Negative	1	11	33

	Negative	1	11	33
--	----------	---	----	----

4.5.8. Pengujian epoch ke-8

Pada pengujian epoch ke-8 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,792 = 79,2\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,67 + 0,76 / 3) \times 100\% = 78,6\%$
- Rata-rata Recall : $(0,84 + 0,78 + 0,74 / 3) \times 100\% = 79\%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian epoch ke-8 yang dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian Epoch Ke - 8

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	45	6	2
	Retak	2	33	7
	Negative	1	11	33

4.5.9. Pengujian epoch ke-9

Pada pengujian epoch ke-9 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,792 = 79,2\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,67 + 0,76 / 3) \times 100\% = 78,6\%$
- Rata-rata Recall : $(0,84 + 0,78 + 0,74 / 3) \times 100\% = 79\%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian epoch ke-9 yang dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Pengujian Epoch Ke - 9

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	45	6	2
	Retak	2	33	7
	Negative	1	11	33

4.5.10. Pengujian epoch ke-10

Pada pengujian epoch ke-10 yang dilakukan pada data uji menghasilkan:

- Akurasi : $\frac{107}{140} = 0,792 = 79,2\%$
- Rata-rata Precision : $(0,93 + 0,67 + 0,76 / 3) \times 100\% = 78,6\%$
- Rata-rata Recall : $(0,84 + 0,78 + 0,74 / 3) \times 100\% = 79\%$

hasil pengujian di atas dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* pengujian epoch ke-10 yang dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Pengujian Epoch Ke - 10

Predict	Aktual			
	Kelas	Berlubang	Retak	Negative
	Berlubang	45	6	2
	Retak	2	33	7
	Negative	1	11	33

	Berlubang	45	6	2
	Retak	2	33	7
	Negative	1	11	33

4.5.11. Hasil Pengujian Seluruh Epoch

Pengujian seluruh epoch merupakan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya dengan parameter epoch.

Tabel 12 Tabel Pengujian Seluruh Epoch

Epoch ke	Akurasi	Precision	Recall
1	72,85%	72,6	72,63%
2	73,75%	74%	73%
3	75%	73%	74,7%
4	76,4%	76%	76%
5	77,8%	77,6%	77,3%
6	80%	79%	79%
7	79,2%	78,6%	79%
8	79,2%	79%	79%
9	79,2%	79%	79%
10	79,2 %	79%	79%

Berdasarkan hasil pengujian seluruh epoch pada Tabel 12 terdapat pengujian yang menghasilkan akurasi tertinggi adalah pengujian pada epoch ke 6 yang mendapatkan akurasi 80% yang dapat dilihat pada Tabel 7.

4.6. Pembahasan

Aplikasi yang telah dibangun mampu memberikan kelas dari kerusakan jalan dan mengklasifikasikan dengan baik. Dalam proses pengolahan citra sebelum dilakukan pelatihan adalah dengan mengubah ukuran citra menjadi citra 32x32 serta mengubah citra menjadi grayscale. Resize pada citra berfungsi untuk pelatihan dikarenakan metode *convolutional neural network* membutuhkan data input berbentuk persegi sama sisi. Citra yang nanti akan dilatih digabungkan menjadi satu file yang nanti akan di *running* sekali jalan pada file tersebut. file tersebut terdapat data citra dan file untuk data *labeling* atau data kelasnya.

Pengujian dilakukan dengan file yang telah disiapkan sebelumnya. File tersebut akan dilatih dengan menggunakan *Convolutional Neural Network*. Setelah pelatihan per epoch selesai akan dilakukan pengujian pada data uji yang berjumlah 140 data. Data uji tersebut akan menghasilkan akurasi pada setiap epoch nya.

Pada pengujian epoch ke 6 ,akurasi yang didapatkan adalah 80%. Parameter yang digunakan dalam. Berdasarkan pada arsitektur LeNet-5. Pada tahap pengujian data uji yang

didapat hasil 80% dari 140 gambar diantaranya 53 data kerusakan jalan berlubang, 45 data kerusakan retak, dan 42 data *negative* yang dilakukan pada pengujian dengan 6 *epoch* yang dapat dilihat pada Tabel 7.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan diambil berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diketahui bahwa:

1. Proses klasifikasi kerusakan jalan menggunakan *convolutional neural network* yang telah disusun berhasil mengenali pola kerusakan jalan.
2. Proses pelatihan dilakukan dengan beberapa nilai *epoch*. Diantara nilai *epoch* itu akurasi terbaik didapat saat pelatihan pada *epoch* ke – 6.

5.2. Saran

Adapun saran untuk dapat peneliti berikan untuk penelitian selanjutnya, yaitu adalah diharapkan penyelesaian kasus klasifikasi kerusakan jalan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur yang berbeda seperti *alexnet* yang merupakan arsitektur CNN milik Krizhevsky yang memiliki delapan *layer* esktraksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, & P. Haffner, Gradient-based learning applied to document recognition, Proceedings of the IEEE, 1998.
- [2] Erlyna Nour Arrofiqoh, Harintaka, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi,” *The Implementation of Convolutional Neural Network Method for Agricultural Plant*, p. 1, 2018.
- [3] T. Shafira, Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras, Yogyakarta, 2018.
- [4] Pradityo Utomo, Arief Budiman, Tomi Tristono, Rosyid Kholilur Rohman, Road Damage Classification using Back Propagation Algorithm, Madiun: International Journal of Advanced Research in Computer Science, 2017.
- [5] Muhammad Rafly Alwanda, Raden Putra Kurniawan Ramadhan, Derry Alamsyah, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle,” vol. 1, pp. 45 - 46, 2020.
- [6] Hardiyatmo, Hary Christady, Perencanaan Perkerasan Jalan & Penyelidikan Tanah, Yogyakarta: UGM Press, 2015.
- [7] Hermawati, Fajar Astuti, Konsep dan Teori Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Andi Offset, 2013.
- [8] Danukusumo, Kefin Pudi., “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk klasifikasi citra bandi berbasis GPU, 2017.
- [9] Emmanuel Maggiori, Yuliya Tarabalka, Guillaume Charpiat, Pierre Alliez, Convolutional Neural Networks for Large, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016.
- [10] Hibatullah, A. and Maliki, I., Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Pola Citra Sandi Rumput, 2019.
- [11] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E., ImageNet Classification with Deep, 2012.
- [12] T. Zhi, L. Y. duan, A. Mahmud, A Framework for Designing the Architectures of Deep, 2017.
- [13] A. Rian, “CONTOH PERHITUNGAN ALGORITMA BACKPROPAGATION,” STRUCTILMY, 31 July 2019. [Online]. Available: <https://structilmy.com/blog/2019/07/31/contoh-perhitungan-algoritma-backpropagation/>. [Diakses 22 May 2022].