

Diabetic Retinopathy Severity Level Classification Based on Fundus Image Using Convolutional Neural Network (CNN)

Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

MS Hendriyawan A¹, Wahyu Saputro RM²

^{1,2} Program Studi Teknik Elektro, Universitas Teknologi Yogyakarta, Indonesia

^{1*}hendriyawanachmad@uty.ac.id, ²saputruridho569@gmail.com

*: *Penulis korespondensi (corresponding author)*

Abstract

Keywords: Diabetic Retinopathy; Fundus Image; PDR; NPDR; CNN

Diabetic retinopathy is an eye disease and is a complication of diabetes mellitus. The longer a person suffers from diabetes mellitus, the more likely they are to experience diabetic retinopathy. Diabetic retinopathy is divided into two types, namely Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR) with 4 phases (normal, mild, moderate and severe) and Pre-proliferative Diabetic Retinopathy (PDR). To classify the severity of this disease requires an expert doctor and takes a long time. This study applies the Convolutional Neural Network (CNN) method to fundus image input to classify the severity of diabetic retinopathy, namely mild, moderate, severe, or regular. The fundus image dataset for training and testing was taken from the APTOS 2019 dataset. The pre-processing stage of the fundus image includes: resizing, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), and gaussian filtering. After that, classification is carried out using the CNN Model, consisting of a convolution layer, a pooling layer, a dropout layer, and a fully connected layer. The results of the CNN model implementation show a classification accuracy of 75% in the training process and 73% in the model validation process. Meanwhile, in the confusion matrix testing process, the accuracy is 68%, the precision is 69%, and the recall is 68%.

Kata kunci: Retinopati Diabetik; Citra Fundus; NPDR; PDR; CNN

Abstrak

Retinopati diabetik merupakan suatu penyakit mata dan merupakan komplikasi dari diabetes melitus. Semakin lama seseorang menderita penyakit diabetes melitus maka akan semakin berpotensi mengalami retinopati diabetik. Penyakit retinopati diabetik terbagi menjadi dua jenis yaitu *Non-Proliferative Diabetic Retinopathy* (NPDR) dengan 4 buah fase (*normal, mild, moderate* dan *severe*), dan *Pre-proliferative Diabetic Retinopathy* (PDR). Untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan dari penyakit ini membutuhkan seorang dokter yang ahli, dan memerlukan waktu yang cukup lama. Penelitian ini menerapkan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada masukan citra fundus untuk klasifikasi tingkat keparahan penyakit retinopati diabetik. Dataset citra fundus untuk training dan testing diambil dari dataset APTOS 2019. Tahap pre-processing pada citra fundus meliputi: *resize, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), dan *gaussian filtering*. Setelah itu dilakukan klasifikasi menggunakan Model CNN yang terdiri dari lapisan konvolusi, lapisan pooling, lapisan dropout, dan lapisan fully connected. Hasil implementasi model CNN menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 75% pada proses pelatihan, dan 73% pada proses validasi model. Sedangkan pada proses pengujian menggunakan matrix confusi diperoleh akurasi sebesar 68%, presisi sebesar 69%, dan recall sebesar 68%.

1. Pendahuluan

Diabetes melitus merupakan suatu penyakit metabolisme yang terdiri dari kumpulan gejala yang timbul dikarenakan adanya peningkatan glukosa darah di atas nilai normal [1][2]. Diabetes melitus dibagi menjadi 4 buah jenis antara lain adalah diabetes melitus tipe 1, diabetes melitus tipe 2, diabetes melitus tipe lain dan diabetes melitus gestasional [3]. Komplikasi dari penyakit diabetes melitus biasanya berkembang secara bertahap bila tidak ditangani dengan benar, semakin tinggi kadar gula darah yang tak terkontrol maka akan dapat menyebabkan kerusakan yang serius bagi tubuh. Terdapat banyak komplikasi penyakit yang dapat menyerang tubuh dikarenakan penyakit diabetes melitus, contohnya adalah penyakit retinopati diabetik .

Menurut Ilyas dalam [4] Retinopati diabetik adalah suatu kerusakan yang terjadi pada retina mata yang diakibatkan dari komplikasi penyakit diabetes melitus. Semakin lama seseorang mengalami diabetes melitus maka kemungkinan terjadinya penyakit retinopati diabetik juga akan semakin tinggi. Retinopati diabetik terbagi ke dalam dua jenis yaitu *Non-Proliferasi Retinopati diabetik* (NPDR) dan *Proliferasi Retinopati diabetik* (PDR) [5]. Menurut Santosa dalam [6] ada 3 klasifikasi dari NPDR yaitu NPDR *mild*, NPDR *moderate* , NPDR *severe*.

Tercatat bahwa Indonesia telah mengalami peningkatan pravelansi sebesar 1,5% yang didasarkan kepada wawancara yang terdiagnosa oleh dokter [7]. Namun terjadi juga peningkatan pravelansi sebesar 2% yang didasarkan diagnosa dokter pada penduduk berusia ≥ 15 tahun. Pravelansi terbesar dialami oleh DKI Jakarta dengan pravelansi sebesar 3,4% dan pravelnasi terendah sebesar 0,9% yang dialami oleh Nusa Tenggara Timur.

Dalam melakukan deteksi penyakit retinopati diabetik pada citra retina fundus dibutuhkan waktu yang cukup lama serta membutuhkan seorang dokter yang telah terlatih untuk memeriksa dan mengevaluasi citra tersebut. Namun dikarenakan tidak semua daerah memiliki dokter yang mumpuni untuk melakukan evaluasi tersebut, sehingga dengan bertambahnya penderita diabetes maka infrastruktur yang dibutuhkan untuk mencegah kebutaan akibat retinopati diabetik semakin tidak mencukupi.

Convolutional Neural Network merupakan sebuah pengembangan dari MLP yang bertujuan untuk mengolah data citra dua dimensi [8]. Penggunaan *Convolutional Neural Network* atau CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan secara dini tingkat penyakit retinopati diabetik yang dialami pasien. Sehingga penanganan dini pada pasien guna mencegah kebutaan dapat disesuaikan dengan tingkat penyakit yang dialami.

Beberapa hasil penelitian yang pernah dilakukan oleh peneliti sebelumnya yang memiliki bidang dan tema yang sama dengan penelitian yang dilakukan. Penelitian yang dilakukan dengan judul "Deteksi Dini Penyakit Retinopati Diabetik dengan Pengolahan Citra Berbasis Morfologi Matematika". Pada penelitian ini hanya berfokus pada terdapatnya *microanurysm*, sehingga apabila terdapat *microanurysm* maka akan dianggap mengidap retinopati diabetik begitu juga sebaliknya jika tidak terdapat *microanurysm* maka dianggap tidak mengidap retinopati diabetik. Hasil dari penelitian ini didapatkan dua buah hasil dari dua buah dataset. Pada dataset DIARETDB1 didapatkan hasil akurasi sebesar 86,51%, sensitivias sebesar 90% dan spesifisitas sebesar 55%, sedangkan untuk dataset E-optha didapatkan hasil akurasi sebesar 70.5%, sensitivias sebesar 80% dan spesifisitas sebesar 60% [9].

Penelitian dengan judul "Identifikasi Potensi Glaukoma Dan Diabetes Retinopati Melalui Citra Fundus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan". Penelitian tersebut menggunakan metode jaringan syaraf tiruan untuk melakukan identifikasi terhadap citra retina fundus dari *High Resolution Fundus (HRF) image database* dari Universitas Friedrich Alexander Erlangen-Nuremberg, Jerman. Hasil penelitian ini didapatkan rata-rata *recall* sebesar 86,6%, rata-rata *precision* sebesar 86,6%, dan rata-rata *accuracy* sebesar 91,06% [10].

Penelitian dengan judul "Klasifikasi Katarak Objek Optic Disc Citra Fundus Retina Menggunakan Support Vector Machine". Penelitian tersebut memiliki 4 buah kelas yaitu *normal*, *mild*, *medium* dan *severe*, dari penelitian tersebut didapatkan hasil rata-rata akurasi sebesar 81% dengan *akurasi medium cataract* dan *severe cataract* yaitu 57,14% dan 85,17, sementara *severe cataract* 100% [11].

Penelitian dengan judul "Sistem Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Menggunakan Support Vector Machine". Penelitian tersebut membahas mengenai klasifikasi tingkat penyakit Retinopati diabetik pada citra retina dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*. Data citra retina diambil dari *database MESSIDOR (Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology)*, penelitian tersebut menggunakan 4 buah kelas yaitu *normal*, *mild NPDR*, *moderate NPDR*, *severe NPDR*. Hasil

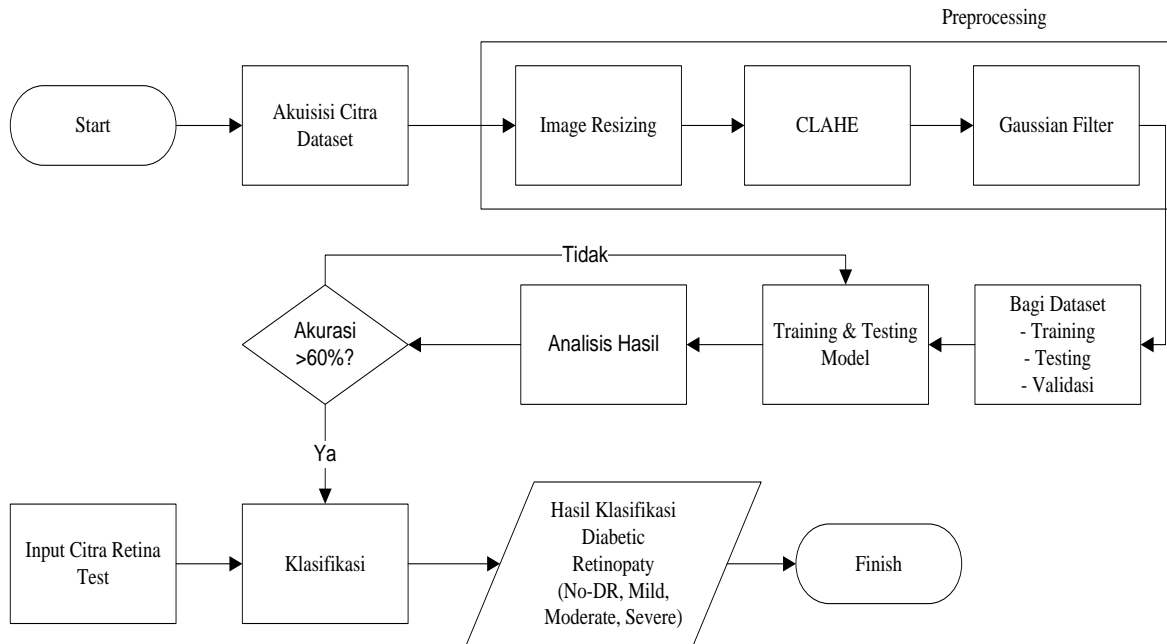
dari penelitian ini didapatkan rata-rata *accuracy* sebesar 95,93 %, nilai *specificity* sebesar 97,29% dan nilai *sensitivity* sebesar 91,07% [12].

Penelitian dengan judul “Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Deteksi Retinopati Diabetik”. Penelitian tersebut membahas mengenai deteksi penyakit Retinopati diabetik, pada penelitian tersebut menggunakan metode *Convolutional Neural Network* yang mana digunakan untuk mendeteksi apakah pada suatu citra tersebut terdapat penyakit Retinopati diabetik atau tidak. Data yang digunakan tersebut berasal dari *database* MESSIDOR (*Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology*), pada penelitian tersebut hanya berfokus pada dua kelas yaitu citra normal dan citra terindikasi Retinopati diabetik . Hasil dari penelitian tersebut didapatkan tingkat akurasi sebesar 58% dengan sensitivitas sebesar 44% dan spesifisitas sebesar 61% [13].

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat sistem untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit retinopati diabetik serta mengetahui performa akurasi, presisi dan recall dari sistem yang dibuat berdasarkan metode CNN yang dikombinasikan dengan tahap pre-processing pada citra fundus meliputi: *resize*, *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), dan *gaussian filtering*. Dan dataset yang digunakan adalah APTOS 2019.

2. Metode/Perancangan

Pada penelitian ini diusulkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan retinopati diabetik. Langkah dalam mengimplementasikan CNN pada sistem yang akan dibuat memerlukan beberapa tahap, langkah yang dilakukan dapat dilihat pada **Gambar 1**. Dataset yang digunakan berasal dari APTOS 2019 Blindness Detection yang berisikan citra fundus retina. Citra fundus akan diresize, kemudian citra dinaikan kontrasnya menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan kemudian akan dilakukan *smoothing* dengan menggunakan *gaussian filter*. Dan kemudian dataset akan dilakukan *training* model CNN untuk mendapatkan akurasi yang diinginkan. Alat yang digunakan pada penelitian ini adalah Pycharm 2021.1.1, Laptop, Tensorflow 2.4.1, Opencv dan PyQT5 1.9.0.



Gambar 1. Diagram alir kerja sistem yang diusulkan

2.1. Dataset Citra Fundus

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah merupakan dataset yang diambil dari *APTOS 2019 Blindness Detection* yang mana merupakan dataset perlombaan yang diadakan di situs Kaggle.com. Dataset ini berisikan foto retina fundus dengan jumlah 3662 gambar berekstensi “.png”. Dataset ini terdiri dari retina yang mengalami NPDR *mild*, NPDR *moderate*, NPDR *severe*, *normal* dan PDR. Pelabelan dari setiap retina yang ada dapat dilihat pada file “train.csv” yang mana pada file tersebut setiap citra diberikan label dari 0-4. Yang mana angka 0 mengindikasikan *normal*, 1 mengindikasikan NPDR *mild*, angka 2 mengindikasikan NPDR *moderate*, angka 3 mengindikasikan NPDR *severe* dan angka 4 mengindikasikan citra mengalami PDR. Pada penelitian ini hanya digunakan 4 buah kelas yaitu *normal*, NPDR *mild*, NPDR *moderate* dan NPDR *Severe*.

2.2. Dataset Pre-processing

Pada tahap ini merupakan tahap dimana citra akan diolah sehingga siap untuk lakukan *training*. Sebelum proses training dataset akan diolah terlebih dahulu, pada tahap ini dataset akan dikumpulkan kedalam folder sesuai dengan label atau kelasnya. Pengelompokan ini dilakukan mengikuti informasi pelabelan yang berada pada file “train.csv”. Dataset yang digunakan hanyalah 4 buah kelas dataset yaitu *no-DR*, *mild*, *moderate* dan *severe*, seperti ditunjukkan oleh **Gambar 2**. Kemudian dari setiap kelas akan diambil sejumlah 300 citra untuk tiap kelasnya. Namun pada kelas *severe* jumlah citra tidak memenuhi 300 sehingga dilakukan augmentasi pada kelas *severe* guna mendapatkan variasi citra yang lebih banyak dan dapat meningkatkan performa training [14]. Namun pada augmentasi pada tahap ini hanya bertujuan untuk menambah variasi dari dataset kelas *severe* guna untuk mencukupi kebutuhan data. Augmentasi pada tahap ini dilakukan dengan *shear image*, *zoom image* dan melakukan *rotation image*.



Gambar 2. Direktori folder dataset untuk pelatihan dan pengujian

Setelah jumlah citra tercukupi kemudian seluruh citra akan dilakukan *preprocessing* dengan melakukan *resize*. Melakukan *resize* pada dataset bertujuan untuk mengecilkan ukuran dari citra yang dipakai menjadi ukuran lebih kecil. Hal ini bertujuan untuk mempercepat ketika melakukan proses *training*. Pada penelitian ini ukuran citra diperkecil hingga menjadi ukuran 224x224 seperti ditunjukkan oleh **Gambar 3**.

Setelah seluruh citra diperkecil maka citra akan melewati proses peningkatan kontras dengan menggunakan CLAHE. Peningkatan kontras bertujuan untuk meratakan histogramnya guna meningkatkan kontras sehingga dapat membuat pembuluh darah serta wilayah lain tempat lebih jelas [11]. Kemudian citra akan dihilangkan *noise* yang mengganggu. Pada penelitian ini proses penghilangan *noise* menggunakan metode *gaussian filter*. *Filter* ini merupakan filter yang cukup baik guna untuk menghilangkan *noise* yang menggagu [15].



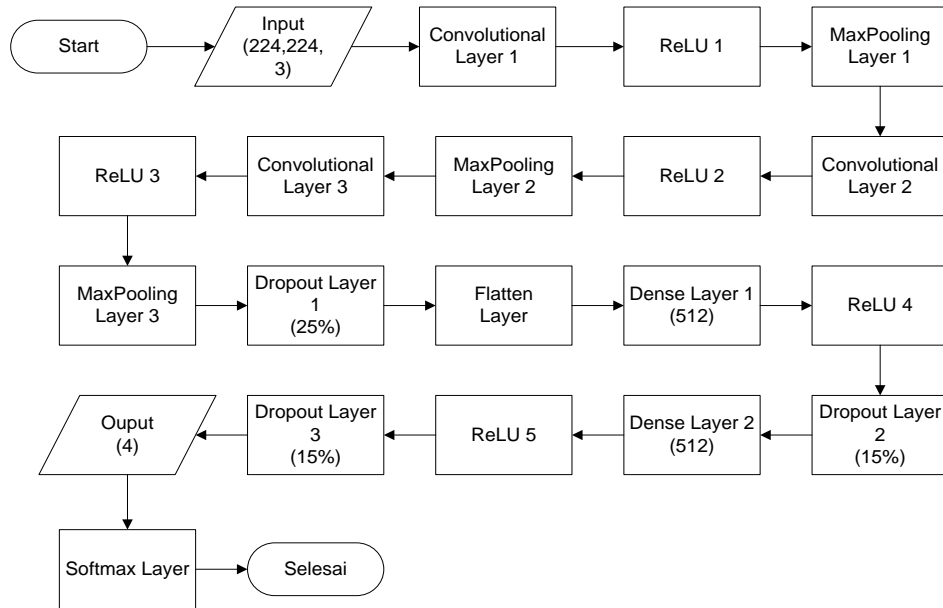
Gambar 3. *Resizing* citra fundus

2.3. Pembuatan Model CNN

Pada tahap ini dilakukan perancangan pembuatan model CNN yang akan digunakan untuk mengklasifikasi penyakit retinopati diabetik . Sebelum melakukan pembuatan model hal pertama adalah melakukan augmentasi data dan melakukan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji. Augmentasi bertujuan untuk meningkatkan akurasi model dengan cara mendapatkan data tambahan yang berguna [14]. Berbeda dengan proses augmentasi saat *preprocessing* yang hanya berfokus untuk menambah jumlah dataset kelas *severe*, pada tahap ini proses augmentasi juga bertujuan untuk meningkatkan performa akurasi dari model yang akan dibuat. Proses augmentasi pada tahap ini adalah dilakukan dengan *rescale image*, merotasi gambar sebesar 30°, melakukan *horizontal flip* dan *vertical flip* pada gambar. Kemudian membagi dataset menjadi data latih sebesar 85% dan data validasi sebesar 15% dan *batch_size* sebesar 32.

Setelah augmentasi dataset kemudian dibuatlah arsitektur model CNN dengan menggunakan keras. Arsitektur dari model yang dibuat dapat dilihat pada **Gambar 4**. Model CNN yang dibuat

dengan menggunakan lapisan konvolusi, lapisan Relu, lapisan *pooling*, lapisan *dropout* dan lapisan *fully connected*. Dan **Gambar 5** menyajikan detail dari arsitektur model CNN yang dipakai pada penelitian ini.



Gambar 4. Rancangan arsitektur model CNN

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 222, 222, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 109, 109, 16)	4624
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 16)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 52, 52, 16)	2320
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 16)	0
dropout (Dropout)	(None, 26, 26, 16)	0
flatten (Flatten)	(None, 10816)	0
dense (Dense)	(None, 512)	5538304
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	262656
dropout_2 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 4)	2052
Total params: 5,810,852		
Trainable params: 5,810,852		
Non-trainable params: 0		

Gambar 5. Parameter model arsitektur CNN

Kemudian selanjutnya adalah pembuatan *callback*, pada penelitian ini *callback* yang dipakai adalah *callback checkpoint* yang mana *callback* ini adalah fungsi yang akan menyimpan bobot saat proses *training* tergantung dengan mode yang digunakan. Pada penelitian ini mode yang dipakai adalah *min*, dan monitor/parameter yang diamati adalah *val_loss*. Sehingga *checkpoint* akan menyimpan bobot ketika *val_loss* mengalami penurunan.

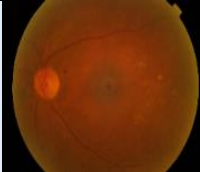
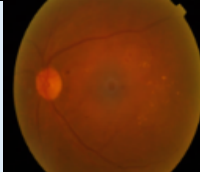


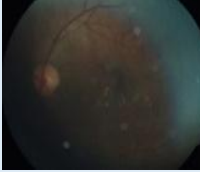
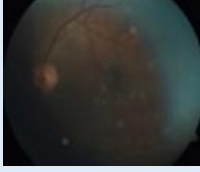
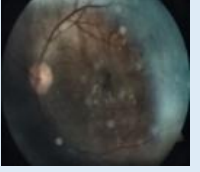
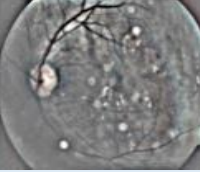



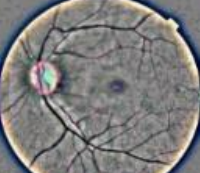
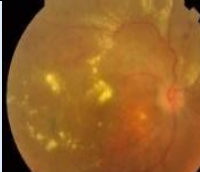
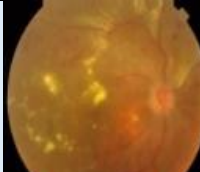
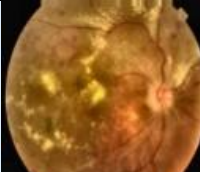

Selanjutnya dilakukan kompilasi pada model dengan *loss function* yang digunakan adalah *categorical_crossentropy*. Kemudian fungsi *optimizer* yang dipakai adalah ADAM yaitu algoritma optimasi untuk pelatihan model *deep learning* dengan *learning rate* sebesar 0,0001. Dan *metric* yang dipakai berdasarkan *accuracy*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Pre-processing Dataset

Hasil dari *pre-processing* dataset adalah berupa citra yang telah melewati beberapa proses, antara lain adalah: *resize*, peningkatan kontras dengan menggunakan metode CLAHE, lalu *smoothing* atau proses penghilangan *noise* dengan menggunakan *gaussian filter*. Dari hasil pengolahan dataset citra retina fundus dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Hasil *pre-processing* dataset citra fundus

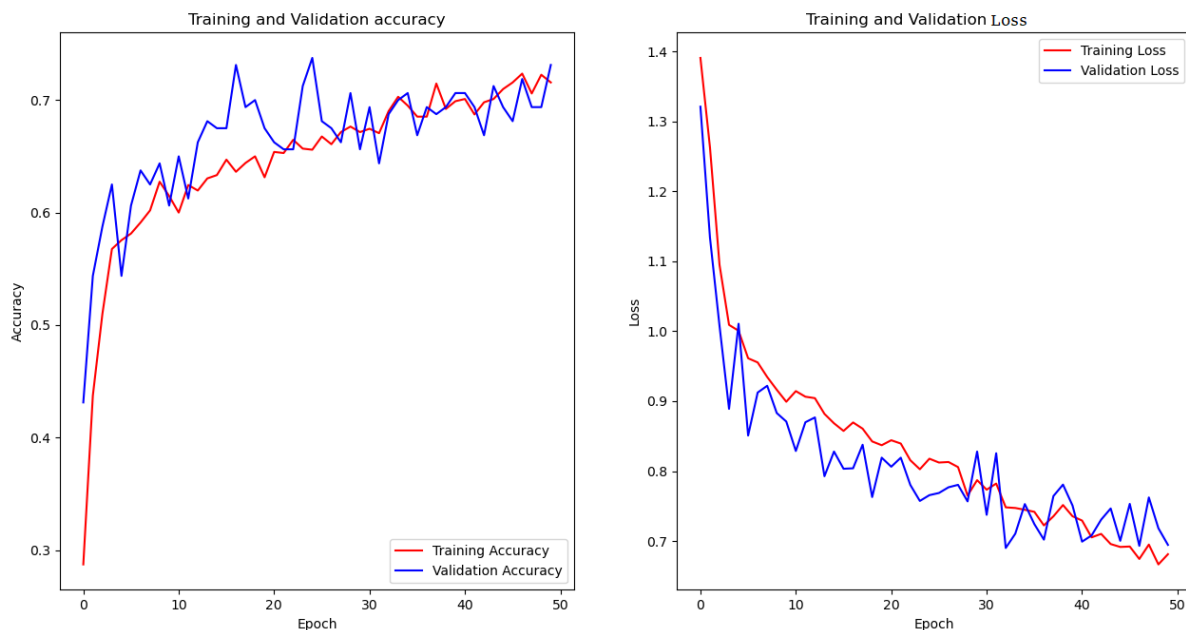
No	Original	Resize	CLAHE	Gaussian Filter
1	 (2416x1736)	 (224x224)		
2	 (2588x1958)	 (224x224)		
3	 (1050x1050)	 (224x224)		
4	 (2896x1944)	 (224x224)		

Pada **Tabel 1** baris ke-1 menunjukkan sebuah retina mengalami *Non-Proliferatif Diabetic Retinopathy* (NPDR) fase *mild* atau fase rendah, dimana terdapat *microaneurysm* yang masih sedikit dan hanya berada pada kuadran tertentu. Lalu pada baris ke-2 merupakan gambar yang menunjukkan kondisi retina mata ketika mengalami NPDR fase *moderate* atau menengah, dimana terdapat *microaneurysm* yang terdapat di beberapa kuadran dan juga terdapat exudat yang terlihat. Pada baris ke-3 merupakan citra yang menunjukkan kondisi retina yang sehat dan tidak terdapat anomaly dari pembuluh darah maupun tanda-tanda penyakit DR. Sedangkan pada baris ke-4 merupakan citra yang menunjukkan retina yang sedang terkena NPDR fase *severe* atau parah namun belum mengalami *Preproliferatif Diabetic Retinopathy* atau PDR.

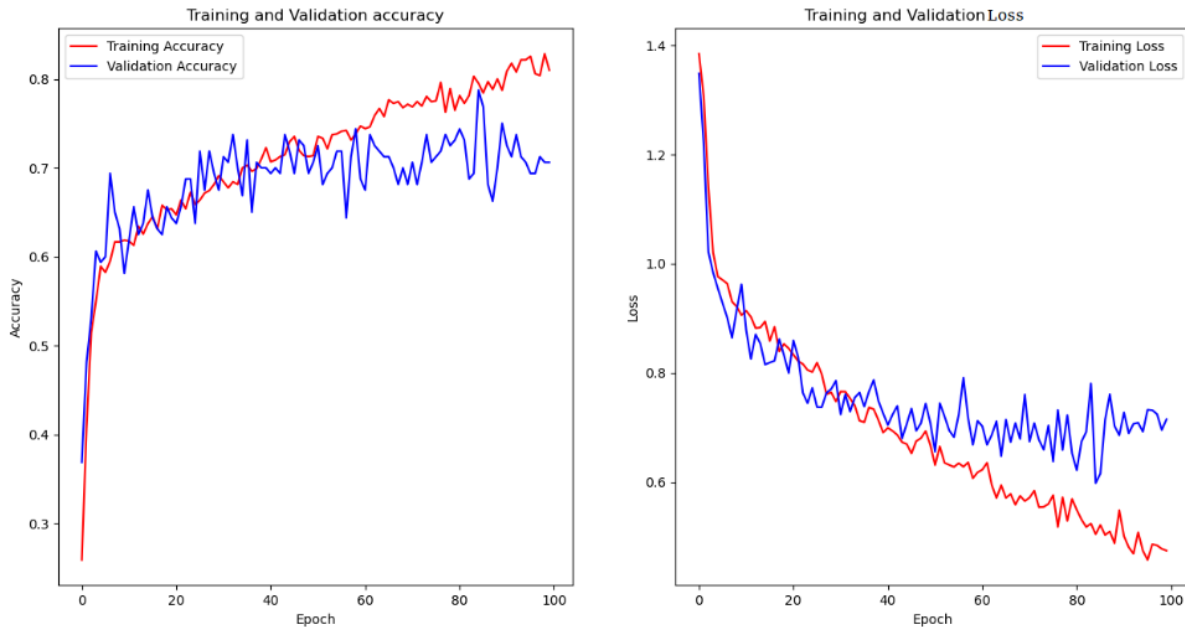
3.2. Hasil Uji Training Model CNN

Pengujian dilakukan dengan menggunakan data latih sebesar 85% atau sebanyak 1020 buah citra fundus. Sedangkan untuk data validasi digunakan data sebesar 15% atau sebanyak 180 buah citra fundus. Sehingga jumlah total dari keseluruhan data yang digunakan untuk pengujian adalah sebanyak 1200 citra fundus.

Pada pengujian ini jenis *loss function* yang digunakan adalah *categorical crossentropy* yang lazim digunakan untuk model klasifikasi lebih dari 2 buah kelas. Lalu *optimizers* yang digunakan adalah ADAM dengan *learning rate* sebesar 0,0001. Dengan *metrics* atau parameter untuk pengamatan model adalah *accuracy*. Lalu untuk *epoch* diatur sebanyak 50 dan 100 dengan *steps per epoch* sebesar 32. Kemudian digunakan juga parameter *callback* yang akan menyimpan bobot apabila saat proses training nilai dari *validation loss* semakin rendah.



Gambar 6. Grafik *loss* hasil pelatihan dataset dengan *epoch* = 50



Gambar 7. Grafik *loss* hasil pelatihan dataset dengan *epoch* = 100

Pada pengujian ini dilakukan 2 kali *training* dengan *epoch* sebanyak 50 dan 100. Grafik dari hasil uji *training* model dengan jumlah *epoch* sebanyak 50 *epoch* dapat dilihat pada **Gambar 6**. Pada pengujian dengan 50 *epoch* dapat dilihat bahwa akurasi pada *training* dan *validation* berjarak tidak terlalu lebar dan hasil dari *validation accuracy* tampak lebih besar dari *training accuracy* sehingga dapat diasumsikan bahwa model yang dihasilkan tidak mengalami *overfit* yang tinggi. Sedangkan hasil dari *training* model dengan *epoch* sebanyak 100 dapat dilihat pada **Gambar 7**. Pada uji *training* dengan *epoch* = 100 menunjukkan bahwa model mulai mengalami *overfit* saat iterasi di atas 50, dimana akurasi dari *validation* lebih rendah dari akurasi *training*.

Namun dengan menggunakan *callback checkpoint* maka bobot yang akan tersimpan hanyalah bobot terbaik saja sehingga bobot yang menghasilkan *val_loss* yang kurang baik tidak akan tersimpan. Pada penelitian ini didapatkan akurasi pada saat melakukan *training* sebesar 75% dan didapat *validation accuracy* sebesar 73% pada pengujian dengan 50 *epoch*.

3.3. Hasil Uji *Confusion Matrix*

Pada penelitian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan *confusion matriks*. Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan hasil akurasi, presisi dan recall dari sistem yang telah dibuat. Hasil dari pengujian sistem dengan menggunakan *confusion matriks* dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Hasil pengujian dengan *confusion matrix*

Aktual	Prediksi				Total
	<i>No-DR</i>	<i>Mild</i>	<i>Moderate</i>	<i>Severe</i>	
<i>No-DR</i>	20	0	0	0	20
<i>Mild</i>	4	15	1	0	20
<i>Moderate</i>	4	5	8	3	20
<i>Severe</i>	2	5	2	11	20

Tabel 3. Hasil analisis *confusion matrix*

	TP	FP	FN	TN
<i>No-DR</i>	20	10	0	50
<i>Mild</i>	15	10	5	50
<i>Moderate</i>	8	3	12	57
<i>Severe</i>	11	3	9	57

Berdasarkan hasil dari pengujian yang ditunjukkan oleh **Tabel 2** dan **Tabel 3** maka dapat dihitung nilai akurasi, presisi, dan recall untuk setiap kelasnya berdasarkan persamaan (1 – 3) yang ditunjukkan oleh **Tabel 4**.

$$Akurasi = TP / (TP + FP + FN + TN) \quad (1)$$

$$Presisi = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

Tabel 4. Hasil analisis performa model klasifikasi

	Akurasi	Presisi	Recall
<i>No-DR</i>	0.25	0.67	1
<i>Mild</i>	0.19	0.6	0.75
<i>Moderate</i>	0.1	0.73	0.4
<i>Severe</i>	0.14	0.78	0.55
Total	0.68		
Rerata		0.69	0.68

Dari hasil analisis uji yang ditunjukkan oleh **Tabel 4** di atas maka didapatkan hasil pengukuran dalam nilai persen yaitu: akurasi sebesar 68%, presisi sebesar 69% dan *recall* sebesar 68%.

4. Kesimpulan dan Saran

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada penelitian ini memperoleh hasil yang cukup baik pada proses *training* dan *validation*. Jumlah data latih adalah sebesar 1020 gambar retina dan jumlah data validasi sebesar 180 gambar. Pada penelitian ini dataset yang digunakan diproses terlebih dahulu dengan melakukan *resize* ukurannya menjadi 224x224, kemudian dinaikan kontrasnya agar bentuk pembuluh darah dan yang lainnya menjadi lebih jelas dengan menggunakan metode CLAHE, dan kemudian seluruh citra dilakukan *smoothing* atau penghilangan *noise* dengan menggunakan metode *gaussian filter*. Hasil yang didapat adalah sebesar 75% untuk *training* dan 73% untuk *validation*. Pada penelitian ini menggunakan 80 data uji dan didapatkan hasil performa model klasifikasi menggunakan *confusion matriks* yaitu antara lain nilai *accuracy* = 68%, *precision* = 69%, dan *recall* = 68%. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah data latih yang lebih besar untuk mendapatkan hasil performa yang lebih baik dan membandingkan hasilnya untuk beberapa metode lain, seperti R-CNN atau Faster R-CNN.

Daftar Pustaka

- [1] W. Wang and A. C. Y. Lo, "Diabetic retinopathy: Pathophysiology and treatments," *Int. J. Mol. Sci.*, vol. 19, no. 6, 2018, doi: 10.3390/ijms19061816.
- [2] M. Yusran, "Retinopati Diabetik: Tinjauan Kasus Diagnosis dan Tatalaksana," *JK Unila*, vol. 1, pp. 578–582, 2017.
- [3] S. Nugroho, "Pencegahan Dan Pengendalian Diabetes Melitus Melalui Olahraga," *Medikora*, vol. IX, no. 1, 2015, doi: 10.21831/medikora.v0i1.4640.
- [4] A. A. L. Harahap, "Karakteristik Penderita Retinopati Diabetik Yang Dirawat Inap Di Rsud Dr. Pirngadi Kota Medan Tahun 2013-2016," Universitas Sumatra Utara, Medan, 2017.
- [5] D. T. Susetianingtias, S. Madenda, Rodiah, and Fitriyaningsih, *Pengolahan Citra Fundus Diabetik Retinopati*, 1st ed. Jakarta: Penerbit Gunadarma, 2017.
- [6] S. AULIA, S. HADIYOSO, and D. N. RAMADAN, "Analisis Perbandingan KNN dengan SVM untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati berdasarkan Citra Eksudat dan Mikroaneurisma," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 3, no. 1, p. 75, 2015, doi: 10.26760/elkomika.v3i1.75.
- [7] V. C. Lima, G. C. Cavaliere, M. C. Lima, N. O. Nazario, and G. C. Lima, "Risk factors for diabetic retinopathy: A case-control study," *Int. J. Retin. Vit.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2016, doi: 10.1186/s40942-016-0047-6.
- [8] I. W. Suartika 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, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- [9] L. Heryawan, "Deteksi Dini Retinopati Diabetik dengan Pengolahan Citra Berbasis Morfologi Matematika," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 2, pp. 209–218, 2017, doi: 10.22146/ijccs.24761.
- [10] M. E. Al Rivan and T. Juangkara, "Identifikasi Potensi Glaukoma dan Diabetes Retinopati Melalui Citra Fundus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 43–48, 2019, doi: 10.35957/jatisi.v6i1.158.
- [11] R. Munarto and M. Ali Setyo Yudoyono, "Klasifikasi Katarak Objek Optic Disc Citra Fundus Retina Menggunakan Support Vector Machine," *J. Ilm. Setrum*, vol. 8, no. 1, pp. 84–95, 2019.
- [12] T. G. Adi Putranto and I. Candradewi, "Sistem Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Menggunakan Support Vector Machine," *Indones. J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 37–48, 2018, doi: 10.22146/ijeis.31206.
- [13] S. F. Handono, F. T. Anggraeny, and B. Rahmat, "Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Deteksi Retinopati Diabetik," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 669–678, 2020.
- [14] K. H. Mahmud, Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network," *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 2127–2136, 2019.

- [15] M. Santoso, T. Indriyani, and R. E. Putra, “Deteksi Microaneurysms Pada Citra Retina Mata Menggunakan Matched Filter,” *INTEGER J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 59–68, 2017.