KLASIFIKASI PENYAKIT *DIABETIC RETINOPATHY* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) MODEL *DEEP RESIDUAL NETWORK* (RESNET)

SKRIPSI



Disusun Oleh
ANISA NUR AZIZAH
H72217016

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : ANISA NUR AZIZAH

NIM : H72217016

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETIC RETINOPATHY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL DEEP RESIDUAL NETWORK (RESNET)". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 25 Januari 2021

Yang menyatakan,

NIM. H72217016

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : ANISA NUR AZIZAH

NIM : H72217016

Judul Skripsi : KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETIC RETINOPATHY

MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL

NEURAL NETWORK (CNN) MODEL DEEP RESIDUAL

NETWORK (RESNET)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

10.

Pembimbing I

Dian C. Rini Novitasari, M. Kom

NIP. 198511242014032001

Pembimbing II

Lutfi Hakim, M.Ag

NIP. 197312252006041001

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

UIN Sunan Ampel Surabaya

Aris Fanani, M.Kom

NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama

: ANISA NUR AZIZAH

MIM

H72217016

Judul Skripsi

: KLASIFIKASI PENYAKIT *DIABETIC RETINOPATHY*MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) MODEL *DEEP RESIDUAL NETWORK*

(RESNET)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji pada tanggal 28 Januari 2021

> Mengesahkan, Tim Penguji

Penguji I

Aris Fanani, M.Kom NIP. 198701272014031002 Penguji II

Putroe Keumala Intan, M.Si

NIP. 198805282018012001

711

Dian C. Rim Novitasari, M. Kom

NIP. 198511242014032001

Lutfi Hakim, M.Ag

NIP. 197312252006041001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Wunan Ampel Surabaya

mat/r Rusydiyah, M.Ag

97312272005012003



KEMENTERIAN AGAMA UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA **PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300 E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:
Nama : ANISA NUR AZIZAH
NIM : H72217016
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : anisaazizaho69 @ gmail.com
Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah: Sekripsi Tesis Desertasi Lain-lain () yang berjudul: KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETIC RETINOPATHY MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL DEEP RESIDUAL
NETWORK (RESNET)
beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara fulltext untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan. Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.
Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.
Surabaya, 22 Februari 2021
Penulis

ABSTRAK

KLASIFIKASI PENYAKIT *DIABETIC RETINOPATHY* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) MODEL *DEEP***RESIDUAL NETWORK* (RESNET)

Penderita diabetes sering mengalami komplikasi seperti pada bagian mata yang disebut Diabetic Retinopathy (DR). DR juga penyebab paling sering terjadi pada kasus kebutaan. Hal tersebut dapat dicegah dengan pemeriksaan perkembangan secara rutin dan mendapatkan penanganan tepat sesuai dengan tingkat keparahannya. Dalam menentukan tingkat keparahan DR, seseorang memerlukan dokter ahli, biaya, dan waktu yang lama. Pada penelitian ini, dibuat suatu sistem klasifikasi untuk memudahkan dalam mengetahui tingkat keparahan penyakit DR menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) Deep Residual Network (ResNet). Data yang digunakan diambil dari citra fundus retina dari MESSIDOR dataset. Setiap data akan dilakukan proses *cropping*, resize, dan augmentasi, kemudian data dilatih menggunakan CNN model ResNet. Pada penelitian ini, dilakukan beberapa percobaan untuk mendapatkan hasil yang optimal yaitu perbandingan model arsitektur ResNet18, ResNet50, ResNet101. Hasil terbaik didapatkan oleh model arsitektur ResNet101 dengan rata-rata akurasi sebesar 90.18%, sensitifitas sebesar 87.69%, dan spesitifitas sebesar 96.37%.

Kata kunci: Citra Fundus, *Diabetic Retinopathy*, *Deep Learning*, CNN, Residual Network (ResNet)

ABSTRACT

DISEASE CLASSIFICATION DIABETIC RETINOPATHY USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL DEEP RESIDUAL NETWORK (RESNET)

Diabetics often experience complications such as in the eye called textit Diabetic Retinopathy (DR). DR is also the most common cause of blindness. This can be prevented by routine development checks and getting appropriate treatment according to its severity. In determining the severity of DR, a person needs a specialist doctor, cost, and a long time. In this study, a classification system was made to make it easier to determine the severity of DR using the Convolutional Neural Network (CNN) Deep Residual Network (ResNet) model. The data used were taken from retinal fundus images from the MESSIDOR dataset. Each data will be processed into textit cropping, textit resize, and augmentation, then the data will be trained using CNN model ResNet. In this study, several experiments were carried out to obtain optimal results, namely the comparison of the ResNet18, ResNet50, ResNet101 architectural models. The best results were obtained by the ResNet101 architectural model with an average accuracy of 90.18%, a sensitivity of 87.69%, and a specificity of 96.37%

Keywords: Fundus Image, *Diabetic Retinopathy*, *Deep Learning*, CNN, Residual Network (ResNet)

DAFTAR ISI

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN	j
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI	iii
LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI	iv
ABSTRAK	V
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	X
I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	7
1.3. Tujuan Penelitian	8
1.4. Manfaat Penelitian	8
1.5. Batasan Masalah	9
1.6. Sistematika Penulisan	
II TINJAUAN PUSTAKA	11
2.1. Diabetic Retinopathy	11
2.2. Citra Digital	14
2.3. Citra Fundus Retina	15
2.4. Augmentasi	17
2.5. Convolutional Neural Network (CNN)	19
2.6. Deep Residual Network (ResNet)	26
2.7. Confusion Matrix	29
2.8. Pandangan Islam Tentang Klasifikasi Penyakit Diabetic	
Retinopathy (DR)	32
III METODE PENELITIAN	37

			viii
			,
	3.1.	Jenis Penelitian	37
	3.2.	Jenis dan Sumber Data	37
	3.3.	Kerangka Penelitian	37
IV	HAS	IL DAN PEMBAHASAN	43
	4.1.	Preprocessing	43
	4.2.	Augmentasi Data	44
	4.3.	Klasifikasi DR Menggunakan Metode CNN Model ResNet	50
	4.4.	Analisis Hasil Klasifikasi DR	65
	4.5.	Aplikasi Identifikasi Tingkat Keparahan Penyakit DR	69
	4.6.	Integrasi Keilmuan Sains dan Teknologi Pada Al Qur'an dan Hadits	72
V	PEN	UTUP	75
	5.1.	Kesimpulan	75
	5.2.	Saran	76
DA	FTA]	R PUSTAKA <mark></mark> <mark></mark>	76

DAFTAR TABEL

2.1	Tahap Penyakit Diabetic Retinopathy	13
2.2	Perbandingan Arsitektur Pada Model ResNet	29
2.3	Confusion matrix dengan Binary Class	31
2.4	Confusion matrix dengan Multi Class	32
3.1	Tingkat penyakit diabetic retinopathy	39
4 1	Hasil Evaluasi Model Ontimal dalam Klasifikasi Penyakit DR	68

DAFTAR GAMBAR

2.1	(a) Mata Normal, (b) Non Proliferative Diabetic Retinopathy	
	(NPDR), (c) Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR)	12
2.2	Kamera Fundus Retina	16
2.3	(a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Diputar Sebesar 45°	18
2.4	(a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Refleksi Terhadap Sumbu y	19
2.5	Ilustrasi Convolutional Neural Network	20
2.6	Ilustrasi Perhitungan Convolutional Layer	22
2.7	Perhitungan Menggunakan Fungsi Aktivasi ReLU	23
2.8	Ilustrasi Perhitungan Pooling Layer	24
2.9	Proses Pada Tahap Klasifikasi	25
2.10	Pemenang ILSVRC Periode 2010 sampai 2015	27
2.11	Residual Block	28
3.1	Diagram Alur Penelitian	38
3.2	(a) Retina Normal (b) Mild DR (c) Moderate DR (d) Severe DR	39
3.3	Arsitektur ResNet18	41
3.4	Arsitektur ResNet50	42
3.5	Arsitektur ResNet101	42
4.1	Hasil Cropping Citra Fundus Retina	43
4.2	Hasil <i>Resize</i> Citra Fundus Retina	44
4.3	(a) Citra Asli, (b) Citra Rotasi 30° , (c) Citra Rotasi 45° , (d) Citra Rotasi 60° , (e) Citra Rotasi 90° , (f) Citra Refleksi sumbu x , (g)	
	Citra Refleksi sumbu y	49
4.4	Lapisan <i>Channel</i> Warna Pada Citra Fundus Retina	50
4.5	Matriks Nilai Piksel Pada Citra Yang Ditambah Dengan <i>Padding</i> = 3	51
4.6	Perhitungan Convolution Layer dengan $stride = 2 \dots \dots$	52
4.7	Perhitungan Convolution Layer dengan $stide = 2 \dots \dots$	

4.8	Perhitungan Convolution Layer dengan $stride = 2 \dots \dots$	53
4.9	Visualisasi Keluaran Convolution Layer	55
4.10	visualisasi Keluaran Batch Normalization	57
4.11	Visualisasi Keluaran ReLU	59
4.12	Perhitungan <i>Pooling Layer</i> dengan $Stride = 2 \dots \dots$	60
4.13	Perhitungan <i>Pooling Layer</i> dengan $Stride = 2 \dots \dots$	60
4.14	Perhitungan <i>Pooling Layer</i> dengan $Stride = 2 \dots \dots$	61
4.15	(a) Visualisasi Keluaran Max Pooling (b) Visualisasi Keluaran	
	Average Pooling	62
4.16	Perhitungan Pada Addition Layer	62
4.17	Grafik Training Pada ResNet101	66
4.18	Hasil Confusion Matrix Pada ResNet101	67
4.19	Tampilan Pada Halaman Utama Aplikasi Pendeteksi DR	69
4.20	Tampilan Pada Apl <mark>ikasi Pendeteksi DR </mark>	70
4.21	Tampilan Pada Ap <mark>lik</mark> asi Pendeteksi DR	70
4.22	Tampilan Pada Ap <mark>lik</mark> asi Pendeteksi DR	71
4.23	Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR	71
4.24	Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR	72

BABI

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Penyakit diabetes adalah penyakit yang diakibatkan dari rusaknya metabolisme manusia, di mana hormon insulin yang dihasilkan untuk proses pengubahan gula menjadi tenaga tidak cukup bagi tubuh serta fungsi hormon insulin yang tidak tepat sehingga kadar gula dalam darah meningkat. Penyakit ini sering dikaitkan dengan faktor genetik maupun pola hidup yang tidak sehat (Andany et al., 2019). Menurut *International Diabetes Federation* (IDF) kadar glukosa dalam darah tinggi (*hiperglikemia*) terjadi ketika pankreas yang berfungsi untuk memproduksi insulin berkerja tidak optimal ataupun ketika insulin yang dihasilkan tidak digunakan secara efektif oleh tubuh. Keadaan ini, jika terjadi terus-menerus dalam waktu yang lama maka akan menyebabkan kegagalan jaringan dan kerusakan organ tubuh yang lainnya (Yuen et al., 2019).

Kerusakan pada beberapa organ dan jaringan pada tubuh atau komplikasi yang disebabkan oleh diabetes antara lain seperti diabetic neuropathy atau gangguan saraf, diabetic nephropathy atau gangguan pada ginjal, diabetic retinopathy atau gangguan pada retina mata, gangguan kulit dan kaki, hingga penyakit kardiovaskular atau gangguan jantung dan pembuluh darah (Suardana et al., 2019). Berbagai penyakit komplikasi tersebut, Diabetic Retinopathy (DR) merupakan penyakit yang sulit untuk disembuhkan. Hal tersebut dikarenakan peningkatan tingkat keparahan DR tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan

sehingga sulit diketahui (Arifin and Herliana, 2018).

DR adalah penyakit yang menyerang indra pengelihatan manusia akibat kerusakan pada pembuluh darah pada retina mata (Wang and Lo, 2018). Gejala pada DR diantaranya adalah pengelihatan yang mulai kabur dan berbayang, terlihat bercak hitam saat melihat, sulit membedakan warna hingga sering terasa nyeri pada mata. Tahap awal pada penderita DR adalah munculnya microaneurysms atau bulatan-bulatan kecil disekitar pembuluh darah retina, kemudian meningkat dengan pertumbuhan pembuluh darah baru yang abnormal hingga terjadi pendarahan pada retina (Salamat et al., 2019). Peningkatan tahap-tahap tersebut dapat dipercepat karena beberapa faktor seperti pubertas dan kehamilan (Solomon et al., 2017).

Menurut data World Health Organization (WHO) tahun 2016, kebutaan yang disebabkan oleh penyakit DR menduduki urutan ke-4 yang paling berbahaya setelah katarak, glaukoma, dan degenerasi makula (Roglic, 2016). Beberapa negara maju memberitahukan bahwa DR merupakan penyebab terbesar pada kasus kebutaan dengan rentang usia dari 20 tahun hingga 74 tahun (Solomon et al., 2017). Hal tersebut menunjukkan bahwa dampak penyakit DR dapat berpengaruh besar bagi kehidupan manusia, seperti firman Allah SWT pada QS Al Baqarah ayat 155 tentang berbagai macam cobaan yang diberikan Allah agar manusia senantiasa bersabar.

Artinya: Dan sungguh Kami akan menguji kalian dengan sedikit rasa takut, lapar dan kekurangan harta, jiwa dan buah-buahan, dan sampaikan berita gembira pada

mereka yang sabar. (QS. Al Baqarah: 155)

Berdasarkan ayat diatas menunjukkan bahwa Allah SWT akan menguji tiap hamba-Nya dengan berbagai macam cobaan, dapat berupa kesedihan, kelaparan, ketakutan, sehat, sakit, kaya ataupun miskin. Cobaan-cobaan tersebut diberikan Allah SWT untuk membuktikan dan mengetahui hamba-Nya yang sabar dan tetap berada dijalan Allah SWT, seperti firman Allah pada QS. Muhammad ayat 31.

Artinya: Dan sesungguhnya Kami benar-benar akan menguji kamu agar Kami mengetahui orang-orang yang berjihad dan bersabar diantara kamu, dan agar Kami menyatakan (baik buruknya) hal ihwalmu. (QS. Muhammad: 31).

Berdasarkan ayat diatas, sesungguhnya ujian dan cobaan yang diberikan oleh Allah SWT kepada setiap hamba-Nya adalah bentuk dari rasa cinta kasih agar hamba-Nya senantiasa sabar dan selalu berusaha meningkatkan iman dan taqwa (Darmawan, 2018). Sebagai wujud dari usaha untuk melewati ujian akibat sakit adalah dengan mengobati atau memeriksakan penyakit tersebut.

Kebutaan yang disebabkan penyakit DR dapat dicegah dengan pemeriksaan secara rutin sehingga mendapatkan pengobatan dan penanganan sesuai dengan tingkat keparahan pasien (Pandey and Sharma, 2018). Anjuran bagi seseorang yang sakit agar segera berobat dan mendapatkan penanganan yang tepat terdapat pada hadits Rasulullah SAW.

عن اسا مة: كُنْتُ عِنْدَ النَّبِيِ صَلَّى اللهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ, وَجَاءَ تِ الْأَعْرَابُ فَقَالَ: يَا رَسُولَ اللهِ , أَنَتَدَاوَاى, فَقَالَ: نَعَمْ يَا عِبَادَ اللهِ, تَدَاوَوْا, فَإِنَّ اللهَ عَزَوَجَلَّ لَمْ يَضَعْ دَاءً إِلاَّ وَضَعَ لَهُ شِفَاءً غَيْرَ دَاءٍ وَاحِدٍ. قَالُوا: مَا هُوَ, قَالَ: الْهَرَمُ

Artinya: Aku pernah berada di samping Rasulullah SAW lalu datanglah serombongan orang Arab. Mereka bertanya, Wahai Rasulullah, bolehkah kami berobat? Beliau menjawab: Iya, wahai para hamba Allah, berobatlah. Sebab Allah SWT tidaklah meletakkan sebuah penyakit melainkan meletakkan pula obatnya, kecuali satu penyakit. Mereka bertanya: Penyakit apa itu? Beliau menjawab: Penyakit tua. (HR. Ahmad, Al-Bukhari dalam Al-Adabul Mufrad, Abu Dawud, Ibnu Majah, dan At-Tirmidzi).

Berdasarkan hadist diatas Rasulullah menganjurkan bagi setiap orang yang sakit untuk berobat atau memeriksakaan penyakitnya karena setiap penyakit pasti bisa disembuhkan kecuali pikun pada orang yg sudah tua (Aisyah, 2019). Seseorang yang sakit akan mengalami beberapa gejala sehingga dapat diketahui jenis penyakit dan cara mengobati penyakit tersebut. Hal ini sama dengan pasien yang menderita DR, semakin dini seseorang pasien mengetahui tingkat keparahannya maka semakin mudah untuk disembuhkan sehingga mencegah terjadinya kebutaan secara permanen.

Kasus kebutaan pada penderita DR diakibatkan dari pembengkakan pembuluh darah di belakang retina yang berfungsi untuk memfokuskan pengelihatan yang biasa disebut dengan makula (Hwang et al., 2019). Biasanya seorang dokter mata akan mengetahui tingkat keparahan melalui foto *scan* bola mata pasien di mana membutuhkan tenaga ahli yang profesional, waktu yang lama,

biaya yang cukup mahal, dan rawan terjadi kesalahan (Azzopardi et al., 2015). Langkah yang diambil untuk menyelesaikan permasalahan tersebut diperlukan suatu sistem deteksi cepat dan tepat sesuai dengan tingkat keparahan DR.

Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk mendapatkan sistem deteksi DR dari citra fundus retina dengan melihat pembuluh darah pada retina (Ahmed and Amin, 2015). Dari penelitian Salamat, dkk ciri-ciri penderita DR dilihat melalui citra retina dengan mempertimbangkan dapat adanya microaneurysms, tingkat pendarahan, eksudat, dan pembuluh darah (Salamat et al., 2019). Beberapa faktor tersebut sangat sulit diidentifikasi sehingga memerlukan suatu metode ekstraksi fitur untuk mengenali tanda-tanda DR. Ektraksi fitur tersebut akan mengambil nilai-nilai karakteristik dari suatu citra sesuai dengan keadaan yang ada. Pada penelitian Erwin, dkk digunakan metode ektraksi fitur Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan green channel dalam mendeteksi microaneurysms dan menghapus optic disk untuk mendekeksi eksudat (Erwin et al., 2019). Selanjutnya Shailesh Kumar, dkk mengusulkan operasi morfologi matematika dan metode watershed transform untuk mendeteksi adanya pembuluh darah dan segmentasi pembuluh darah pada retina (Kumar et al., 2020)), dimana morfologi matematika tersebut merupakan kumpulan operasi non linear yang digunakan untuk pengolahan citra berdasarkan bentuk segmennya seperti dilasi, erosi, opening, closing, top-hat transformation, dan lainnya (Priandini et al., 2018). Beberapa penelitian tersebut menandakan bahwa untuk mendapatkan ciri fitur dari suatu citra fundus retina memerlukan suatu metode ektraksi fitur yang baik, sehingga didapatkan informasi yang akurat.

Sebuah sistem untuk mengklasifikasikan penyakit DR yang baik, selain dilihat dari pemilihan metode ekstraksi fitur yang bagus juga memerlukan metode

pengklasifikasian yang bagus pula. Para peneliti banyak mengusulkan metode-metode seperti, metode backpropagation neural network oleh Suwanto Sanjaya, dkk dengan melakukan klasifikasi tingkat keparahan DR yaitu normal, Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR), Proliferative Retinopathy (PDR), dan Makular Edema (ME) menghasilkan akurasi tertinggi 56,25% (Sanjaya et al., 2018). Selanjutnya Suci Aulia, dkk membandingkan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM) dengan hasil akurasi sebesar 65% dan 62% pada 4 kelas klasifikasi DR yaitu normal, mild, moderate, dan severe (Aulia et al., 2015). Cara untuk meningkatkan akurasi pengenalan tingkat keparahan DR, Toni Arifin dan Asti Herliana menggunakan metode SVM dan neive bayes di mana kedua metode tersebut ditambah dengan optimasi pemilihan fitur menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan nilai akurasi tertinggi adalah 76,11% dan AUC 0.827 (Arifin and Herliana, 2018). Pada beberapa penelitian tersebut hasil dari masing-masing klasifikasi masih dirasa kurang memuaskan dengan rata-rata akurasi masih dibawah 80% sehingga diperlukan suatu metode yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit DR.

Dalam menentukan metode terbaik untuk mengektraksi fitur suatu citra sekaligus sistem klasifikasi yang cukup bagus, *Conlovutional Neural Network* (CNN) merupakan solusi yang baik (Gayathri et al., 2020; Varshni et al., 2019). Pada tahun 2020, Gayathri, dkk mengusulkan metode CNN untuk mengklasifikasikan penyakit DR (Gayathri et al., 2020). Pada tahun 2018, Burewar, dkk mengusulkan metode CNN dalam pengklasifikasian tingkat keparahan DR melalui citra fundus menjadi 5 tingkat keparahan dengan hasil akurasi 93.33% (Burewar et al., 2018). Metode CNN memanfaatkan operasi *convolution* yang diproses dengan filter-filter tertentu, sehingga menghasilkan

suatu ciri citra atau *feature map* masing-masing citra. Pada metode CNN memiliki berbagai jenis model yang hingga saat ini masih banyak dikembangkan oleh beberapa ilmuan. Jenis-jenis model pada CNN dibedakan berdasarkan kedalaman dan arsitekturnya. Diantara beberapa model tersebut adalah AlexNet, VGG, GoogleNet, ResNet, dan lainnya. Pada penelitian Ali Abbasian Ardakani, dkk menguji 10 model CNN menguji 10 model CNN yaitu Alexnet, VGG-16, VGG-19, SqueezeNet, GoogleNet, MobileNet-V2, Xception, ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101 dalam mendeteksi penyakit COVID-19 melalui citra CT *scan* paru-paru. Hasil terbaik didapatkan dengan metode ResNet-101 dengan nilai AUC 0.994, *accuracy* 99.51%, *sensitivity* 100%, dan *specificity* 99.02% (Ardakani et al., 2020)

Berdasarkan permasalahan diatas dan paparan penelitian-penelitian sebelumnya, peneliti menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) model *Deep Residual Network* (ResNet) dengan percobaan arsitektur ResNet18, ResNet50, dan ResNet101 dalam mengklasifikasi tingkat penyakit *Diabetic Retinopathy* (DR) melalui citra fundus retina dengan harapan dapat membantu tenaga ahli kedokteran mata dalam mendiagnosis tingkat keparahan DR sehingga dapat mengurangi resiko kebutaan dengan baik.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas terdapat beberapa rumusan masalah, sebagai berikut:

Bagaimana cara mengklasifikasikan penderita Diabetic Retinopathy (DR)
melalui fundus image menggunakan metode Convolutional Neural Network
(CNN) model Deep Residual Network (ResNet)?

- 2. Bagaimana hasil perbandingan arsitektur ResNet paling optimal dalam klasifikasi tingkat keparahan *Diabetic Retinopathy* (DR) menggunakan ResNet18, ResNet50, dan ResNet101?
- 3. Bagaimana pengaplikasian sistem deteksi penyakit Diabetic Retinopathy
 (DR) menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) model
 Deep Residual Network (ResNet)?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Dapat mengetahui proses dan cara mengklasifikasikan Diabetic Retinopathy
 (DR) berdasarkan kelas melalui fundus image menggunakan metode
 Convolutional Neural Network (CNN) model Deep Residual Network
 (ResNet).
- 2. Dapat mengetahui perbandingan hasil arsitektur ResNet paling optimal antara ResNet18, ResNet50, dan ResNet101 dalam klasifikasi tingkat keparahan *Diabetic Retinopathy* (DR).
- 3. Dapat membuat suatu aplikasi deteksi penyakit *Diabetic Retinopathy* (DR) menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) model *Deep Residual Network* (ResNet).

1.4. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Secara teoritis, bagi bidang ilmu sains dan teknologi maupun bidang kedokteran, penelitian ini bisa dijadikan sebagai acuan dalam mengklasifikasikan penyakit *diabetic retinopathy* (DR).

2. Manfaat Praktis

(a) Bagi Peneliti

Penelitian ini, dapat dijadikan suatu pengetahuan dan wawasan dalam mengklasifikasi penyakit *diabetic retinopathy* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) model *Deep Residual Network* (ResNet).

(b) Bagi Pembaca

Dapat dijadikan suatu sistem dalam pengetahui tingkat keparahan penyakit diabetic retinopathy menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) model Deep Residual Network (ResNet).

1.5. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data fundus image dari MESSIDOR dataset dengan tahun pengambilan pada 2004 sampai 2014
- 2. Metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan DR adalah metode CNN dengan model ResNet18, ResNet50, dan ResNet101

1.6. Sistematika Penulisan

Bagian ini berisi tentang paparan garis-garis besar isi tiap bab.

- 1. BAB I PENDAHULUAN Berisi tentang latar belakang masalah mengenai penyakit *Diabetic Retinopathy* (DR) dan cara mendeteksi penyakit tersebut, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dari penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.
- 2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA Berisi landasan teori mengenai *Diabetic Retinopathy* (DR), citra fundus retina, proses augmentasi data, penjelasan mengenai metode *Convolutional Neural Network* (CNN), penjelasan mengenai metode *Deep Residual Network* (ResNet), serta metode evaluasi *confusion matrix*.
- 3. BAB III METODE PENELITIAN Berisi tentang jenis penelitian, sumber data yang digunakan, dan alur penelitian yang dimulai dengan pengumpulan data, tahap pengolahan, analisis pengoptimalan model, dan kesimpulan.
- 4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN Berisi tentang hasil dan pembahasan dari rumusan masalah yang dibuat, penjabaran proses yang dilakukan oleh peneliti, analisis dan penarikan kesimpulan dari penelitian.
- 5. BAB V PENUTUP Berisi tentang kesimpulan penelitian serta saran dari peneliti kepada peneliti-peneliti selanjutnya.

BABII

TINJAUAN PUSTAKA

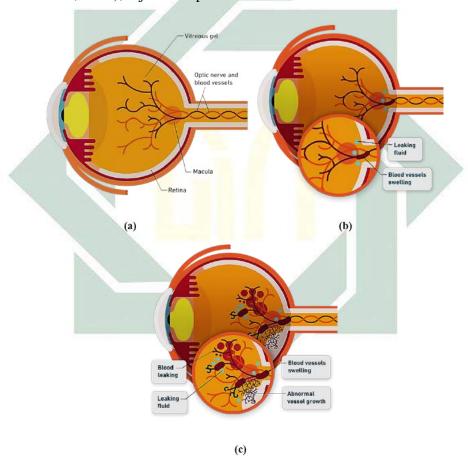
2.1. Diabetic Retinopathy

Diabetic retinopathy (DR) merupakan penyakit yang menyerang indra pengelihatan manusia di mana penyakit tersebut terjadi akibat dari komplikasi penyakit diabetes (Wang and Lo, 2018). Menurut Nadeem Salamat, dkk ciri-ciri penderita DR adalah sebagai berikut (Salamat et al., 2019):

- 1. *Microaneurysms* adalah bulatan-bulatan kecil pada sekitar pembuluh darah retina akibat dari *hyperglycemia* (kelebihan kadar gula dalam darah).
- 2. Pendarahan yang terjadi akibat pecahnya pembuluh darah pada retina.
- 3. Pertumbuhan pembuluh darah baru yang abnormal pada retina.
- 4. Eksudat yaitu cairan yangg keluar akibat dari sel-sel rusak pada pembuluh darah. Eksudat dibagi menjadi dua yaitu eksudat keras dan eksudat lunak. Eksudat keras biasanya berwarna kuning cerah atau putih pada retina, sedangkan eksudat lunak berwarna putih halus.

Menurut Elia J. Duh, dkk, penyakit DR digolongkan menjadi 2 yaitu Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR) dan Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR) di mana pada NPDR diawali dengan munculnya microaneurysms, terjadi kelainan pembuluh vena, munculnya eksudat dari pembuluh yang rusak, dan pembentukan intraretinal microvascular abnormalities

(IRMA). Sedangkan pada tahap PDR sudah mulai muncul pembuluh-pembuluh darah baru yang menyimpang, serta terjadinya pendarahan pada retina yang mengakibatkan kebutaan permanen (Duh et al., 2017). Perbedaan antara mata normal, NPDR, dan PDR dapat dilihat pada Gambar 2.1. Menurut Sharon D. Solomon, dkk penyakit DR diklasifikasi menjadi empat tahap, yaitu NPDR ringan, NPDR sedang, NPDR parah, dan PDR yang memiliki gejala-gejala berbeda (Solomon et al., 2017), dijelaskan pada Tabel 2.1.



Gambar 2.1 (a) Mata Normal, (b) Non Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR), (c)
Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR)

Sumber: (Lucentis, 2020)

Tabel 2.1 Tahap Penyakit Diabetic Retinopathy

Tahap	Deskripsi
NPDR Ringan	Tumbuhnya gelembung-gelembung pada pembuluh darah
	kecil retina yang biasa disebut <i>microaneurysms</i> dan gelembung
	ini mengeluarkan cairan ke dalam retina
NPDR Sedang	Retina akan membengkak dan berubah bentuk serta kerja
	pembuluh darah pada retina akan menurun. Kondisi ini kerap
	terjadi Diabetic Macular Edema (DME)
NPDR Parah	Penyumbatan pembuluh darah pada retina semakin parah
	sehingga mengurangi aliran darah sampai ke mata. Kondisi
	ini mengakibatkan tumbuhnya pembuluh darah baru
PDR	Banyak tumbuh pembuluh-pembuluh darah baru di permukaan
	bagian dalam retina dan vitreous gel (cairan yang mengisi
	mata). Pembuluh darah baru itu cenderung rapuh sehingga
	mengakibatkan kebocoran dan pendarahan. Hal ini dapat
	memicu terjadinya ablasi retina yaitu lepasnya selaput bening
	pada bagian belakang mata akibat kekurangan oksigen yang
	masuk ke mata. Kondisi ini yang menyebabkan hilangnya
	penglihatan secara permanen

Sumber: (NIH, 2019)

Peningkatan tahap-tahap diatas dapat dipercepat karena beberapa faktor seperti pubertas dan kehamilan (Solomon et al., 2017). Gejala yang ditimbulkan oleh komplikasi DR biasanya berhubungan dengan pembuluh darah, seperti sebagai berikut:

1. Bertahan kualitas penglihatan menurun

- 2. Saat melihat terlihat bintik-bintik atau bercak hitam
- Penglihatan sering melayang, seperti ada bayangan-bayangan dan bisa pula kabur
- 4. Sulit membedakan warna
- 5. Sering merasa nyeri pada daerah mata

2.2. Citra Digital

Sebuah citra dapat direpresentasikan sebagai suatu fungsi $continue\ 2$ dimensi f(x,y) di mana x dan y adalah koordinat bidang dan amplitudo dari fungsi f adalah titik (x,y) dikatakan sebagai tingkat keabuan (Umbaugh, 2017). Koordinat sistem (x,y) di representasikan sebagai berikut.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,B-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,B-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(A-1,0) & f(A-1,1) & \cdots & f(A-1,B-1) \end{bmatrix}$$

Secara matematis persamaan citra diatas ditulis sebagai berikut:

$$0 \le x \le A - 1$$
$$0 \le y \le B - 1$$
$$0 \le f(x, y) \le H - 1$$

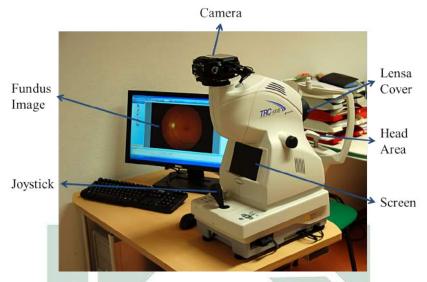
Matriks diatas mempresentasikan pengambilan suatu citra di mana pada tiap elemen citra disebut dengan piksel ($picture\ element$). Fungsi diatas, A dan B

menunjukkan posisi diskret serta H adalah skala keabuan. Proses diskritisasi terjadi akibat pengaruh alat pengambilan suatu citra seperti kamera atau sebagainya. Besar nilai H biasanya adalah bilangan bulat pangkat dua seperti 2,4,8,16,32, dan seterusnya (Dougherty, 2020).

Pada representasi citra dibagi menjadi 3 yaitu citra biner, citra *gray scale*, dan citra RGB. Di mana citra biner merupakan citra yang terdiri dari dua nilai yaitu 0 (warna hitam) dan 1 (warna putih). Sedangkan citra *gray scale* adalah citra yang memiliki nilai dengan rentang antara 0 sampai 255. Selanjutnya citra RGB merupakan citra yang memiliki tiga komponen warna keabuan yaitu merah, hijau, dan biru dengan masing-masing komponen memiliki nilai dengan rentang antara 0 sampai 255 (Bilen, 2017).

2.3. Citra Fundus Retina

Citra fundus merupakan hasil dari pemotretan bagian belakang mata menggunakan alat *opthamoloscope* atau *fundus photography* yang dapat dilihat pada Gambar 2.2. alat tersebut pertama kali dikenalkan oleh Hermann Von Helmholtz pada tahun 1851 dan terus dikembangkan sampai sekarang (Kaur et al., 2020). *Fundus photography* akan mengambil citra retina mata yang digunakan untuk mendiagnosis suatu penyakit.



Gambar 2.2 Kamera Fundus Retina

Sumber: (Orlando, 2017)

Pada kamera fundus terdapat beberapa bagian yaitu kamera, lensa, penyangga dagu, dan *joystick*. Pertama-tama pasien akan meletakkan dagunya ke alat yang sudah tersedia dan lensa akan menampilkan retina mata pasien. Kemudian kamera akan diarahkan tepat pada iris dan pupil pasien menggunakan *joystick*. Setelah itu kamera akan diperbesar dan memfokuskan gambar supaya gambar fundus yang dihasilkan terlihat jelas (Orlando, 2017).

Citra fundus retina akan memberikan informasi mengenai keadaan dan karakteristik retina seperti edema makula, *microaneurysms*, pembuluh darah, dan pendarahan pada retina (Khojasteh et al., 2018). Citra fundus juga sering dijadikan acuan dalam mendiagnosa dan pengambilan keputusan medis dalam berbagai penyakit, seperti katarak, hipertensi, DR, glakoma, hingga penyakit kardiovaskular (Mapayi et al., 2015)

2.4. Augmentasi

Augmentasi data merupakan suatu teknik untuk menyelesaikan permasalahan keterbatasan data yang dimiliki pada saat penelitian (Shorten and Khoshgoftaar, 2019). Hasil penelitian yang dilakukan Hussain,dkk pada tahun 2017 didapatkan kesimpulan bahwa proses augmentasi data dapat mempengaruhi kinerja sistem dalam klasifikasi citra medis (Hussain et al., 2017). Selain itu augmentasi data juga mencegah terjadinya overfitting, yaitu variasi data yang digunakan terlalu kompleks sehingga menyebabkan tingginya akurasi pada proses pelatihan namun pada proses pengujian nilai akurasinya rendah (Lever et al., 2016). Pada proses augmentasi terdapat beberapa metode untuk memperbanyak dan meningkatkan variasi citra. Proses augmentasi secara umum dibagi menjadi dua teknik yaitu memodifikasi warna citra dan melalukan transformasi geometrik. Teknik augmentasi data dengan modifikasi warna, seperti pengaturan kontras, histogram equalization, pertajaman citra, dan white balance. Sedangkan contoh dari transformasi geometrik adalah rotasi, refleksi, shear, dan dilatasi (Miko ajczyk and Grochowski, 2018). Dari berbagai macam metode augmentasi yang banyak digunakan adalah rotasi dan refleksi.

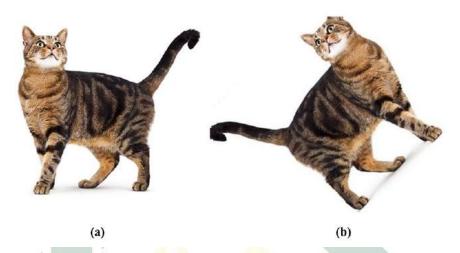
1. Rotasi

Rotasi adalah proses perpindahan nilai piksel suatu citra sebesar θ° yang dihitung dari pusat rotasi menggunakan Persamaan 2.1 sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta^{\circ} & -\sin\theta^{\circ} \\ \sin\theta^{\circ} & \cos\theta^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$
 (2.1)

Di mana suatu gambar pada titik koordinat (x_1,y_1) diputar sebesar θ° dengan

pusat (0,0) menghasilkan gambar dengan titik koordinat (x_2,y_2) . Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 (a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Diputar Sebesar 45°

Sumber: (Wicaksana and Iswari, 2019)

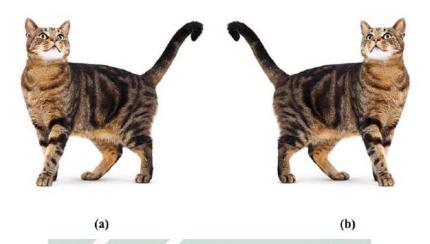
2. Refleksi

Refleksi adalah proses perubahan posisi nilai piksel suatu citra berdasarkan sumbu x atau sumbu y dihitung menggunakan Persamaan 2.2 dan Persamaan 2.3 sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$
 (2.2)

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$
 (2.3)

Di mana suatu gambar pada titik koordinat (x_1, y_1) direfleksi tehadap sumbu x atau sumbu y menghasilkan gambar dengan titik koordinat (x_2, y_2) . Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 2.4.

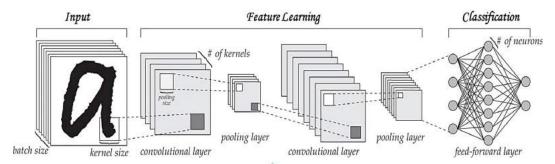


Gambar 2.4 (a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Refleksi Terhadap Sumbu y

Sumber: (Wicaksana and Iswari, 2019)

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode hasil kembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang digunakan untuk mengolah data berbentuk citra di mana cara kerjanya terinspirasi oleh kerja sistem syaraf pada manusia (Putra, 2016). CNN merupakan algoritma yang mempelajari suatu citra input-an dengan memperhitungkan nilai bobot dan bias sehingga dapat dikelompokkan. Secara umum, tahapan pada proses CNN terbagi menjadi dua yaitu tahap feature learning (pembelajaran fitur) dan tahap klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Ilustrasi Convolutional Neural Network

Sumber: (Baldominos et al., 2018)

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa suatu jaringan CNN terdiri dari 3 bagian penting yaitu *input*, *feature learning*, dan *classification*. Data akan dibagi berdasarkan banyak *batch size* (jumlah sebaran data yang digunakan pada neural network). Data pada tiap *mini-batch size* akan diproses pada tahap *feature learning* yaitu pada *convolution layer*, *pooling layer*, fungsi aktivasi ReLU, dan *batch normalization* untuk meningkatkan pembelajaran. Hasil dari *feature learning* yaitu berupa vektor fitur di mana akan dijadikan sebagai data input pada tahap klasifikasi. Tahap klasifikasi pada CNN menggunakan metode *neural network* yaitu *fully connected layer* dan fungsi aktivasi *softmax* untuk mencari nilai probabilitas pada tiap kelas klasifikasi.

1. Tahap Feature Learning

Tahap pembelajaran fitur tersusun atas beberapa jenis layer (Arrofiqoh and Harintaka, 2018) yaitu sebagai berikut:

(a) Convolution layer

Pada *convolutional layer*, citra *input* akan ditranslasikan menjadi fitur-fitur berdasarkan ciri citra. Pada *layer* ini, dihitung hasil keluaran matriks **H** yaitu perkalian antara matriks *input* besera *padding*-nya

dengan matriks filter. Matriks filter pada proses *convol* berfungsi sebagai cara untuk mendapatkan ciri fitur pada tiap citra masukan. Matriks filter merupakan suatu matriks yang berisi bobot bernilai kecil dengan rentang nilai antara -1 sampai dengan 1 (Quinn et al., 2019). Ukuran matriks filter tidak selalu sama pada tiap *convol*, perbedaaan tersebut bertujuan untuk mendapatkan pola yang bervariasi. Misalkan pada ukuran 7 × 7, kemudian selanjutnya yaitu berukuran 3 × 3, hal ini menjukkan bahwa proses *convol* dapat mengenali pola secara lebih detail dan terperinci. Ukuran matriks **H** ditentukan juga dari nilai *stride* yang ditentukan (Hakim and Rainarli, 2019). Di mana *padding* dan *stride* merupakan parameter yang digunakan untuk menentukan tambahan nilai 0 dan pergeseran filter pada citra *input*.Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 2.6. Menentukan ukuran matriks **H**, menggunakan Persamaan 2.4 sebagai berikut:

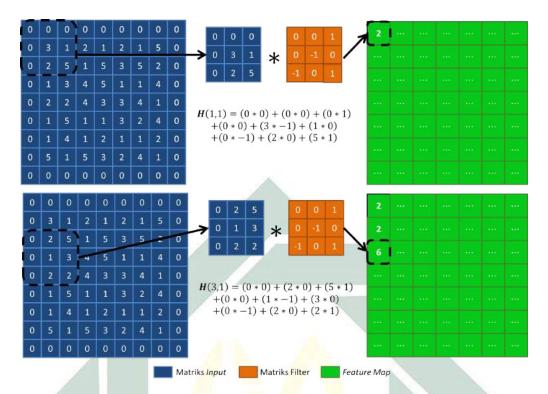
$$u_H = \frac{w - f + 2p}{s} + 1 \tag{2.4}$$

Di mana u adalah ukuran matriks \mathbf{H} , w adalah ukuran matriks input, f adalah ukuran matriks filter, p adalah padding, s adalah stride. Hasil matriks \mathbf{H} (Hakim and Rainarli, 2019) menggunakan Persamaan 2.6 sebagai berikut:

$$H_{i,j} = c_{(i,j)} * f_{(i,j)}$$
 (2.5)

Di mana C adalah matriks *input*, $f_{(i,j)}$ adalah *convol* filter.

$$H_{i,j} = \sum_{m} \sum_{n} c_{(m,n)} * f_{(i+m,j+n)}$$
 (2.6)



Gambar 2.6 Ilustrasi Perhitungan Convolutional Layer

Sumber: (Shahdoosti and Mirzapour, 2017)

Pada Gambar diatas, perhitungan *feature map* dilakukan dengan perkalian *dot product* antara matriks input dan matriks filter berukuran 3×3 menghasilkan suatu nilai *feature map*,kemudian dilanjutkan dengan pergeseran sebesar *stride* pada matriks input dan dikalikan juga dengan matriks filter hingga memenuhi seluruh *feature map*.

(b) Batch normalization

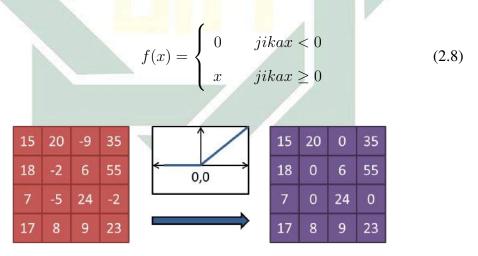
Pada *layer batch normalization* ini, dilakukan normalisasi untuk mengurangi *overfitting* pada tiap *mini-batch. Overfitting* adalah keadaan di mana data-data terbaik sudah digunakan pada saat *training* sehingga dapat mengurai hasil evaluasi pada proses *testing. Batch normalization* juga berfungsi untuk meningkatkan pembelajaran *neural*

network. Normalisasi ini menggunakan nilai rata-rata (μ) dan nilai varian (σ^2) pada matriks input I, serta menentukan nilai γ, β yang merupakan parameter pembelajaran dan ϵ yang merupakan nilai konstan untuk stabilitas numerik (Ioffe and Szegedy, 2015) sehingga Persamaan 2.7 sebagai berikut:

$$BN = \left(\gamma \frac{\mathbf{I} - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}}\right) + \beta \tag{2.7}$$

(c) ReLU

Pada layer ReLU merupakan *layer* yang berfungsi sebagai fungsi aktivasi sehingga nilai pada *feature map* bernilai positif ditunjukkan pada Gambar 2.7 menggunakan Persamaan 2.8 sebagai berikut (Ide and Kurita, 2017):



Gambar 2.7 Perhitungan Menggunakan Fungsi Aktivasi ReLU

Sumber: (Prabhu, 2018)

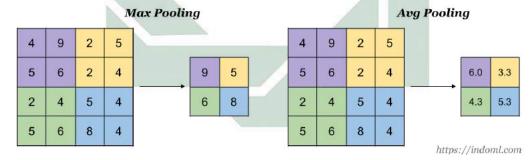
Gambar diatas menunjukkan perubahan *feature map* yang bernilai negatif dan diganti dengan nilai 0 sesuai pada Persamaan 2.8.

(d) Pooling layer

Layer ini digunakan untuk mengurangi ukuran matriks *input* dengan cara reduksi secara spasial. Metode operasi dalam *pooling layer* ada 2 yaitu *max pooling* dan *average pooling*. Hasil matriks keluaran pada layer ini dihitung dengan melihat ukuran filter dan *stride* yang ditentukan (Dumoulin and Visin, 2016), sehingga didapatkan Persamaan 2.9 sebagai berikut:

$$u_K = \frac{w - f}{s} + 1 (2.9)$$

Pada metode *max pooling*, perhitungan dilakukan dengan cara menghitung nilai maksimum pada baris dan kolom yang ditentukan sesuai dengan ukuran filter dan *stride*. Sedangkan pada *average pooling* yaitu menghitung nilai rata-ratanya, ilustrasi perhitungan dapat dilihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Ilustrasi Perhitungan Pooling Layer

Sumber: (Prijono, 2018)

2. Tahap Klasifikasi

Tahap ini tersusun dari *fully connected* yang kemudian mentransformasikan hasil dari *layer* sebelumnya ke bentuk vektor dan mengklasifikasikan citra menggunakan suatu fungsi aktivasi *softmax* (Zhang et al., 2018). Hasil

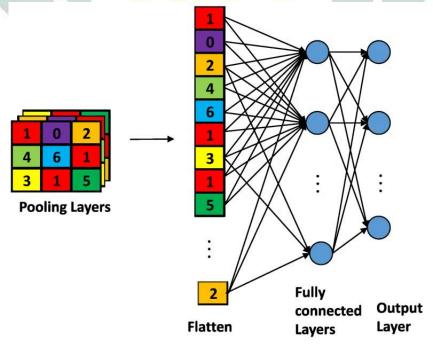
output dari tahap klasifikasi berupa nilai kelas dari citra *input* (Arrofiqoh and Harintaka, 2018).

(a) Fully connected layer

Pada *fully connected layer* terdapat proses *flattened* atau proses di mana *output* dari *layer* sebelumnya akan diubah menjadi 1 dimensi atau vektor (Guillemot et al., 2020) seperti pada Gambar 2.9. Vektor tersebut akan terhubung dengan jaringan syaraf tiruan dengan Persamaan 2.10 sebagai berikut:

$$f_{c_j} = b_j + \sum_i x_i W_{i,j}, j = 1, 2, 3, ..., t$$
 (2.10)

Di mana \mathbf{b} merupakan nilai vektor bias, \mathbf{W} adalah bobot, t merupakan jumlah kelas. dan \mathbf{x} adalah vektor input.



Gambar 2.9 Proses Pada Tahap Klasifikasi

Sumber: (Ng et al., 2019)

(b) Softmax

Softmax merupakan suatu fungsi aktivasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan secara linear dengan memperhitungkan nilai probailitas terhadap suatu kelas. Hasil nilai keluaran tiap kelas memiliki rentang nilai 0 sampai 1 dan jumlah keluaran semua kelas sama dengan 1 (Nwankpa et al., 2018). Nilai probabilitas softmax dihitung menggunakan Persamaan 2.11 sebagai berikut:

$$softmax_{j} = \frac{e^{f_{c_{j}}}}{\sum_{t} e^{f_{c_{j}}}} j = 1, 2, 3, ..., t$$
 (2.11)

Di mana fc adalah nilai dari fully connected layer.

(c) Cross entropy

Cross entropy adalah suatu metode yang sering digunakan pada neural network untuk menghitung urutan solusi memusat pada arah yang optimal. Oleh karena itu, cross entropy digunakan sebagai loss function untuk memaksimalkan kinerja pembelajaran di mana akan dihitung nilai error dari hasil model tersebut (Zhou et al., 2019). Cross entropy dihitung menggunakan Persamaan 2.12 sebagai berikut:

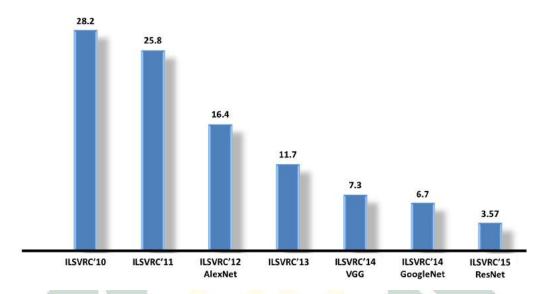
$$CE_{t,s} = -\sum_{j=1}^{n} t_j \log(s_j)$$
 (2.12)

Di mana **s** adalah nilai keluaran dari *softmax* dan **t** adalah target.

2.6. Deep Residual Network (ResNet)

Pada tahun 2015 Kaiming He dan beberapa peneliti lain mengusulkan arsitektur baru kembangan dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu model arsitektur *Deep Residual Network* (ResNet) (He et al., 2016a). Pada acara

ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) periode 2010 sampai 2015 model arsitektur ResNet memiliki tingkat *error* yang paling rendah yaitu 3.57% (Ding et al., 2018) dapat dilihat pada Gambar 2.10.



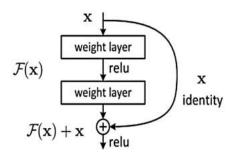
Gambar 2.10 Pemenang ILSVRC Periode 2010 sampai 2015

Sumber: (Nguyen et al., 2017)

Arsitektur ini memiliki kinerja yang baik dan dapat penyelesaikan masalah model CNN yaitu *vanishing gradient problem*, di mana gradien yang terdapat pada *layer* akhir mulai menghilang, sehingga *layer* selanjutnya tidak terdapat perubahan. Permasalahan itu menjadikan suatu sistem lebih lambat untuk dilatih dan rentan terhadap kesalahan. Melihat masalah tersebut model ResNet membuat *residual block*, dapat dilihat pada Gambar 2.11, di mana tiap lapisan arsitektur CNN ResNet terdapat *block* sebagai fungsi identitas (He et al., 2016b). Persamaan 2.13 pada *residual block* adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{v} = \mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{W}_i) + \mathbf{x} \tag{2.13}$$

Di mana x dan y merupakan vektor *input* dan *output layer*, \mathbf{F} adalah fungsi sisa atau (residual) yang dipelajari, dan \mathbf{W}_i adalah weight layer.



Gambar 2.11 Residual Block

Sumber: (He et al., 2016a)

ResNet memiliki berbagai macam arsitektur dengan berbagai jenis kedalaman jaringan diantaranya adalah arsitektur ResNet 18, ResNet 50, dan ResNet 101 yang dijelaskan pada Tabel 2.2. Setiap jenis ResNet memiliki jenis *layer* yang sama dengan perbedaan hanya pada jumlah *convolution layer*, jumlah matriks filternya, dan *Floating Point Operations Per Second* (FLOPs) yaitu lama waktu kinerja komputasi per detik.

Tabel 2.2 Perbandingan Arsitektur Pada Model ResNet

Layer Name	ResNet-18	ResNet-50	ResNet-101	Output Size
Conv1		7 × 7,64, stride	112 × 112	
		$3 \times 3 \max pool, strice$	de 2	
Conv2_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	56 × 56
Conv3_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	28 × 28
Conv4_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	14 × 14
Conv5_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,512 \\ 3 \times 3,512 \\ 1 \times 1,2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,512 \\ 3 \times 3,512 \\ 1 \times 1,2048 \end{bmatrix} \times 3$	7 × 7
	Average poo	ol, 1000-d fc, softmax		1 × 1
FLOPs	1,8 × 109	3,8 × 10 ⁹	7,6 × 10 ⁹	

Sumber: (He et al., 2016a)

Cara membaca tabel adalah seperti pada ResNet 50 convolution layer pertama tiap citra dilakukan dengan operasi $convol\ 7\times 7$ sebanyak 64 kali jumlah filter dan stride=2 menghasilkan $feature\ map$ dengan ukuran 112×112 . Kemudian dilanjutkan dengan operasi $max\ pooling\ 3\times 3$ dengan stride=2. Dilanjutkan dengan operasi $convol\ 1\times 1$ sebanyak 64, 3×3 sebanyak 64, dan 1×1 sebanyak 256 serta diulang sebanyak 3 kali, dan seterusnya. Kemudian masuk ke operasi $average\ pooling\ fully\ connected\ layer\ dan\ menggunakan fungsi aktivasi <math>softmax$ untuk menentukan kelas hasil prediksi.

2.7. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan suatu metode perhitungan akurasi yang memberikan informasi perbandingan hasil dari klasifikasi (Sumitro et al., 2016).

Terdapat empat istilah yang digunakan untuk merepresentasikan hasil klasifikasi yaitu sebagai berikut:

- 1. *True Positive* (TP) adalah jumlah hasil klasifikasi benar dari kelas aktual positif.
- 2. *True Negative* (TN) adalah jumlah hasil klasifikasi benar dari kelas aktual negatif.
- 3. False Positive (FP) adalah jumlah hasil klasifikasi salah dari kelas aktual positif.
- 4. False Negative (FN) adalah jumlah hasil klasifikasi salah dari kelas aktual negatif.

Pada perhitungan *confusion matrix* dihasilkan nilai *sensitivity*, nilai *specificity*, dan nilai *accuracy*. Di mana nilai *sensitivity* adalah nilai hasil klasifikasi penderita yang terdiagnosa berpenyakit. Nilai *specificity* adalah nilai hasil klasifikasi seseorang yang sehat yang terdiagnosa tidak berpenyakit. Sedangkan nilai *accuracy* adalah nilai dari keberhasilan suatu sistem dalam melakukan klasifikasi (Indrayuni and Wahyudi, 2015). Metode evaluasi *confusion matrix* terbagi menjadi dua:

1. Binary class, perhitungan biner pada confusion matrix hanya memiliki dua kelas yaitu kelas positif dan kelas negatif ditunjukkan pada Tabel 2.3 yang kemudian dihitung nilai-nilai evaluasi menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
 (2.14)

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \tag{2.15}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$
 (2.16)

Tabel 2.3 Confusion matrix dengan Binary Class

A -41	Pred	licted
Actual	Positive Class	Negative Class
Positive Class	True Positif(TP)	False Negatif(FN)
Negative Class	False Positif(FP)	True Negatif(TN)

 Muti class, perhitungan evaluasi pada confusion matrix dengan banyak kelas ditunjukkan pada Tabel 2.4 yang kemudian dihitung nilai-nilai evaluasi menggunakan persamaan sebagai berikut (Manliguez, 2016):

$$TP_{all} = \sum_{j=1}^{n} x_{jj} \tag{2.17}$$

$$TN_i = \sum_{j=1 \& j \neq i}^{n} \sum_{k=1 \& k \neq i}^{n} x_{jk}$$
 (2.18)

$$FP_i = \sum_{j=1 \& j \neq i}^n x_{ji} \tag{2.19}$$

$$FN_i = \sum_{j=1 \& j \neq i}^n x_{ij} \tag{2.20}$$

$$Sensitivity = \frac{\sum \frac{TP}{TP + FN}}{n} \times 100\%$$
 (2.21)

$$Specificity = \frac{\sum \frac{TN}{TN + FP}}{n} \times 100\%$$
 (2.22)

$$Accuracy = \frac{TP_{all}}{n_(all)} \times 100\%$$
 (2.23)

Predicted Number Actual Number Class 1 Class 2 Class n Class 1 x_{11} x_{12} x_{1n} Class 2 x_{21} x_{22} x_{2n} . . . Class n x_{n1} x_{n2} x_{nn}

Tabel 2.4 Confusion matrix dengan Multi Class

2.8. Pandangan Islam Tentang Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy (DR)

Peyakit *Diabetic Retinopathy* (DR) merupakan penyakit yang sulit untuk disembuhkan disebabkan gejala yang ditimbulkan tidak dapat diketahui dengan mudah. Tanda-tanda peningkatan keparahan DR juga diketahui setelah melakukan pemeriksaan *fundus photography* di mana dilakukan foto *scan* bola mata sehingga mengetahui keadaan pembuluh darah retina. Meskipun begitu sulit untuk diketahui gelaja-gejala penyakit DR, namun Allah SWT tidak akan memberikan umat-Nya kesulitan kecuali sesuatu itu bisa diselesaikan seperti pada firman Allah SWT QS. Al Baqarah ayat 286.

Artinya: Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupanya. Ia mendapat pahala (dari kebaikan) yang diusahakannya dan ia mendapat siksa (dari kejahatan) yang dikerjakannya. (QS. Al Baqarah: 286).

وَعَنْ أَنَسٍ رَضِى اللّهُ عَنْهُ أَنَّهُ قَالَ لِثَا بِتٍ رَحِمَهُ اللّهُ, أَلاَ أَرْقِيْكَ بِرُقْيَةِ رَسُولِ اللّهِ صَلَّى اللهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ, قَالَ: بَلَى, قَالَ: اللّهُمَّ رَبَّ النَّاسِ مُذْهِبُ البَأْسِ اشِفِ أَنْتَ الشَّا فَيْلاَ شَافَ أَنْتَ, شِفَاءً لاَيُغَادِرُسَقَمًا.

Dari Anas r.a., sesungguhnya dia berkata kepada Tsabit: Maukah engkau aku suwuk dengan suwuk Rasulullah SAW? Tsabit menjawab: Ya Anas berkata: Ya Allah Tuhan manusia, Tuhan yang menghilangkan penyakit sembukan (penyakit orang ini). Engkau yang dapat menyembuhkannya. Tiada yang mampu menyembuhkan kecuali Engkau, dengan penyembuhan yang tidak meninggalkan penyakit.

Klasifikasi penyakit DR merupakan upaya untuk pendeteksian secara dini sehingga dapat membantu tenaga medis dalam membuat keputusan serta dapat menentukan tindakan pengobatan sesuai dengan tingkat keparahan pasien. Tidak mudah untuk mengetahui tingkat keparahan DR sehingga diperlukan suatu ilmu pengetahuan yang dapat membantu dalam menangani masalah tersebut. Seperti pada QS. Thaha ayat 114 di mana Allah SWT menganjurkan untuk mencari ilmu pengetahuan.

Artinya: Maka Maha Tinggi Allah Raja Yang sebenar-benarnya, dan janganlah kamu tergesa-gesa membaca Al quran sebelum disempurnakan mewahyukannya kepadamu, dan katakanlah: Ya Tuhanku, tambahkanlah kepadaku ilmu pengetahuan. (QS. Thaha: 114).

Firman diatas menunjukkan bahwa setiap manusia dikarunia-i akal untuk berfikir dan mencari pengetahuan, karena dengan ilmu manusia akan mendapat kebahagiaan dunia dan akhirat, seperti pada ucapan Imam Syafii.

Artinya: Barangsiapa menginginkan dunia maka capailah dengan ilmu, Barangsiapa menginginkan akhirat maka capailah dengan ilmu dan Barangsiapa menginginkan keduanya maka capailah dengan ilmu (H.R. Thabrani).

Allah SWT memerintah manusia untuk berfikir seperti pada firman Allah pada QS Az Zumar ayat 21:

Artinya: Adakah kamu tidak memperhatikan, bahwa sesungguhnya Allah menurunkan air dari langit, maka diaturnya menjadi sumber-sumber air di bumi kemudian ditumbuhkan-Nya dengan air itu tanaman-tanaman yang bermacam-macam warnanya, lalu menjadi kering, lalu kamu melihatnya kekuning-kuningan, kemudian dijadikan hancur berderai-derai. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat pelajaran bagi orang yang mempunyai akal (QS. Az Zumar: 21).

Sebagai hamba Allah SWT wajib hukumnya untuk dapat mengambil pelajaran pada setiap kejadian (Sapada and Arsyam, 2020). Seperti halnya dengan

meningkatnya kasus kebutaan akibat dari penyakit DR. Banyak sekali pelajaran yang dapai diambil, contohnya selalu menjaga pola makan, hindari makan makanan yang banyak mengandung zat gula berlebih, senantiasa bersyukur kepada Allah atas nikmat yang diberikan caranya dengan menjaga kesehatan, segera memeriksakan bila seseorang terkena penyakit dan segera mengobatinya. Sebagai manusia yang bermanfaat maka perlu untuk membuat suatu inovasi dibidang ilmu pengetahuan supaya dapat membantu menangani masalah sulitnya deteksi dini penyakit DR.

قَالَ رَسُولُ اللهِ صلى الله عليه وسلم, مَنْ سَنَ فِي الْاِسْلاَمِ سُنَةً حَسَنَةً فَلَهُ أَجُرُهَا وَأَجُرُ مَنْ عَمِلَ بِهَا بَعْدَهُ مِنْ غَيْرِ أَنْ يَنْقُصَ مِنْ أَجُوْ رِهِمْ شَيْئًا, وَمَنْ سَنَ فِي الْاِسْلَامِ سُنَةً سَيِّئَةً كَانَ عَلَيْهِ وِزْرُهَا وَوِزْرُمَنْ عَمِلَ بِهَا بَعْدَهُ مِنْ غَيْرِ أَنْ يَنْقُصَّ مِنْ أَوْزَارِهُمْ شَيْئًا.

Artinya: Rasulullah s.a.w. bersabda, barang siapa menciptakan kebaikan, maka baginya pahalanya dan pahala orang yang mengikuti setelahnya tanpa dikurangi sedikitpun dari pahala tersebut. Dan barang siapa berbuat kejelekan, maka baginya dosanya dan dosa orang yang mengikuti setelahnya tanpa dikurangi sedikitpun.

Hadis diatas menunjukkan bahwa meniru atau senantiasa mempelajari suatu kebaikan, pahalanya sama dengan orang yang menciptakan kebaikan tersebut. Sehingga dianjurkan untuk belajar dan memahami berbagai literatur atau penelitian sebelumnya untuk mendapatkan hasil yang baik. Dibidang sains banyak berkembang suatu inovasi dan kreatifitas dalam menciptakan teknologi yang dapat memudahkan pekerjaan dan menyelesaikan masala-masalah yang ada, tentunya dengan tidak menyalahi ajaran-ajaran agama Islam Nairozle et al. (2018).

Metode-metode yang digunakan dalam mengklasifikasi adalah metode yang secara matematis bekerja menyerupai sistem syaraf manusia. Di mana pada sistem tersebut dapat belajar, memahami, menyimpan, dan dapat digunakan untuk prediksi maupun klasifikasi Pangestu (2016). Dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan DR sangat sulit dibedakan jika hanya dilihat dengan mata telanjang saja. Diperlukan suatu metode yang dapat mengektrasi citra fundus retina sehingga mendapatkan informasi mengenai gejala-gejala yang timbul pada pasien. Maka dari itu digunakan metode CNN model ResNet untuk memperlajari sekaligus dapat mengklasifikasikan tingkat keparahan pasien DR.

Artinya: Dan Allah mengeluarkan kamu dari perut ibumu dalam keadaan tidak mengetahui sesuatu pun, dan Dia memberimu pendengaran, penglihatan, dan hati nurani, agar kamu bersyukur. (QS. An Nahl: 78).

Dari firman Allah diatas, menyuruh agar senantiasa bersyukur dengan memanfaatkan pendengaran, pengelihatan, hati, dan pikiran untuk membantu dan saling memberi manfaat antar sesama manusia.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Pada penelitian ini termasuk kedalam jenis penelitian kuantitatif. Data yang digunakan berupa data *fundus image* di mana data citra tersebut memberikan informasi berupa nilai-nilai citra dalam bentuk matriks. Penelitian ini bertujuan untuk dapat mengklasifikasikan penyakit DR sesuai dengan tingkat keparahannya. Sehingga diharapkan penelitian ini dapat dijadikan sebagai acuan dalam menentukan pengobatan dan perawatan sesuai dengan tingkat keparahan pasien.

3.2. Jenis dan Sumber Data

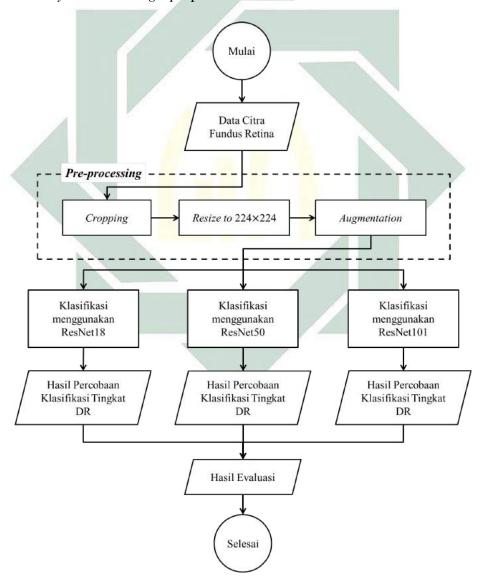
Sumber data adalah subjek di mana data itu diperoleh. Sumber data pada penelitian ini menggunakan data sekunder. Data sekunder adalah data yang diperoleh melalui media perantara atau diperoleh dari pihak lain, di mana hal tersebut mendukung keperluan data seperti buku-buku, literatur, dan website yang tersedia. Data citra penyakit DR berasal dari MESSIDOR dataset (Messidor, 2020)

3.3. Kerangka Penelitian

Dalam penyelesaikan masalah dari penelitian ini dibuat langkah-langkah seperti pada Gambar 3.1. Penjelasan mengenai proses mengklasifikasikan penyakit DR menggunakan metode CNN Model ResNet adalah sebagai berikut:

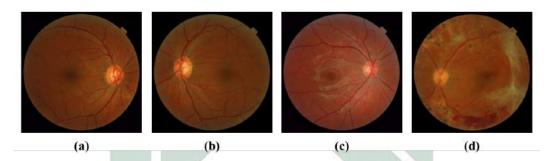
1. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan adalah data citra fundus retina dari Messidor (Methods to Evaluate Segmentation and Indexing Techniques in the field of Retinal Ophthalmology) yaitu program penelitian TECHNO-VISION sejak tahun 2004 sampai tahun 2014 yang didanai oleh Kementerian Riset dan Pertahanan Prancis. Pengambilan gambar MESSIDOR dilakukan menggunakan kamera 3CCD yang dipasang pada Topcon TRC NW6 non-mydriatic retinograph pada sudut 45°.



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

Citra fundus retina MESSIDOR memiliki 4 tingkat keparahan DR dengan total data sebanyak 1200 citra. Contoh citra fundus retina MESSIDOR seperti pada Gambar 3.2. Tingkat keparahan DR MESSIDOR memiliki kriteria tertentu yang dijelaskan pada Tabel 3.1.



Gambar 3.2 (a) Retina Normal (b) Mild DR (c) Moderate DR (d) Severe DR

Sumber: (Messidor, 2020)

Tabel 3.1 Tingkat penyakit diabetic retinopathy

Tingkat	$\mu \alpha$	h	nv
Normal	0	0	Tidak
Mild DR	$> 0 \text{ dan} \le 5$	0	Tidak
Moderate DR	> 5 dan < 15	$> 0 \mathrm{dan} < 5$	Tidak
Severe DR	≥ 15	≥ 5	Ada

Sumber: (Messidor, 2020)

Di mana $\mu\alpha$ adalah jumlah microaneurysms, h adalah jumlah hemorrhages, dan nv adalah neovascularization.

2. Tahap *pre-processing*

Data citra yang sudah dikumpulkan kemudian dilakukan cropping citra serta disamakan ukuran pikselnya menjadi ukuran 224×224 sesuai dengan ukuran input citra pada model ResNet. Selanjutnya akan dilakukan proses

augmentasi yaitu dengan merotasi sebesar 30° , 45° , 60° , dan 90° , serta dilakukan refleksi terhadap sumbu x dan sumbu y. Data citra kemudian dibagi secara acak sehingga 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing.

3. Pelatihan menggunakan Model CNN ResNet

Dalam tahap pelatihan digunakan model CNN ResNet dengan berbagai arsitektur, diantaranya ResNet18, ResNet50, dan ResNet101. Berikut ini adalah keterangan tiap arsitektur yang digunakan:

- (a) ResNet18: terdiri dari 72 layers yaitu 1 layer data, 1 preprocessing layer, 1 maxpooling layer, 20 convolution layer, 20 batch normalization layer, 17 activation layer ReLU, 8 addition layer, 1 average pooling layer, 1 fully connected layer, 1 softmax layer, 1 classification layer. Arsitektur ini dapat dilihat pada Gambar 3.3 serta penjelasan antar layer dapat dilihat pada Tabel 2.2.
- (b) ResNet50: terdiri dari 177 layers yaitu 1 layer data, 1 maxpooling layer, 53 convolution layer, 53 batch normalization layer, 49 activation layer ReLU, 16 addition layer, 1 average pooling layer, 1 fully connected layer, 1 softmax layer, 1 classification layer. Arsitektur ini dapat dilihat pada Gambar 3.4 serta penjelasan antar layer dapat dilihat pada Tabel 2.2.
- (c) ResNet101: terdiri dari 347 layers yaitu 1 layer data, 1 maxpooling layer, 104 convolution layer, 104 batch normalization layer, 100 activation layer ReLU, 33 addition layer, 1 average pooling layer, 1 fully connected layer, 1 softmax layer, 1 classification layer. Arsitektur

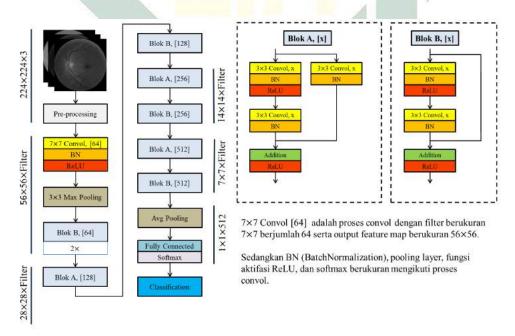
ini dapat dilihat pada Gambar 3.5 serta penjelasan antar *layer* dapat dilihat pada Tabel 2.2.

(d) Analisis Pengoptimalan Model

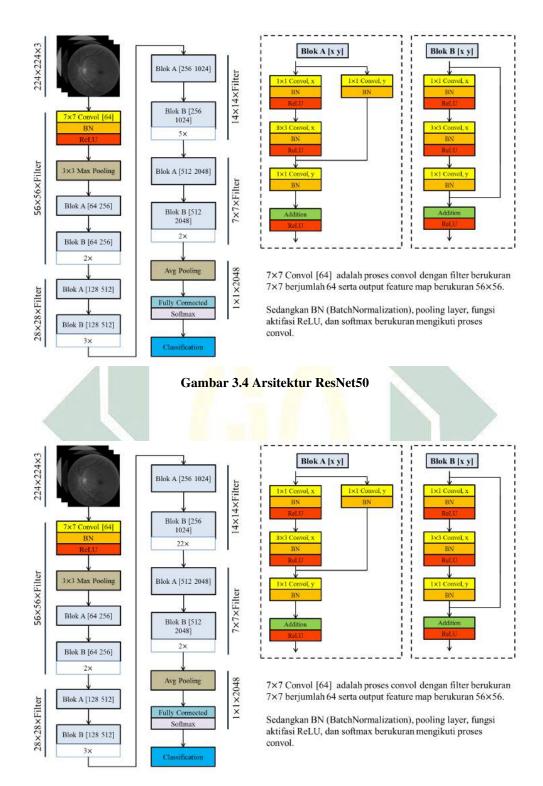
Pada penelitian ini dilakukan uji coba untuk mengoptimalkan model jaringan yang akan digunakan dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan DR. Percobaan yang dilakukan adalah arsitektur ResNet yaitu ResNet18, ResNet50, dan ResNet101. Serta percobaan jumlah batchsize yaitu 32, 64, 128, dan 256. Tiap hasil klasifikasi akan dievaluasi menggunakan perhitungan confusion matrix sehingga mendapatkan nilai akurasi, sensitifitas, dan spesifitasnya.

(e) Hasil dan Kesimpulan

Setelah mendapatkan model arsitektur jaringan yang optimal, maka dapat ditarik suatu kesimpulan dari hasil yang sudah didapatkan.



Gambar 3.3 Arsitektur ResNet18



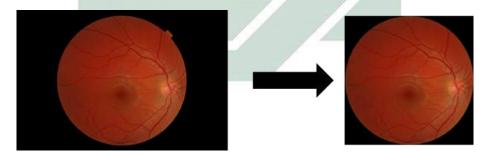
Gambar 3.5 Arsitektur ResNet101

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Preprocessing

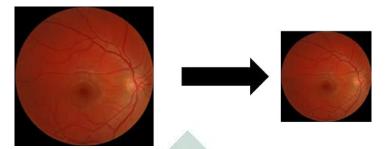
Pada penelitian ini, 1200 citra fundus retina berasal dari MESSIDOR dataset akan dilakukan tahap *preprocessing* dengan tujuan agar data yang digunakan dapat optimal dalam proses pengklasifikasian. Dalam pengklasifikasian penyakit DR data yang diperlukan hanya berfokus pada bola mata retina saja, sehingga data harus dilakukan *cropping* agar dapat mempersingkat waktu pembelajaran. Selain itu, dilakukan *cropping* agar dapat menghilangkan benjolan pada setiap citra fundus retina, di mana nantinya akan mempengaruhi hasil pembelajaran saat dilakukan augmentasi data. Hasil *cropping* citra fundus dapat dilihat pada Gambar 4.1



Gambar 4.1 Hasil Cropping Citra Fundus Retina

MESSIDOR dataset memiliki 3 jenis ukuran data yang berbeda yaitu citra fundus dengan ukuran 1440×960 , 2240×1488 , dan 2304×1536 . Oleh sebab itu setelah dilakukan proses cropping maka akan dilakukan resize sesuai dengan ukuran input-an data citra pada metode CNN model ResNet yaitu 224×224 . Hasil

resize dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Hasil Resize Citra Fundus Retina

4.2. Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan untuk memperbanyak varian data. Selain itu juga dapat mempengaruhi kinerja sistem klasifikasi dan mengurangi terjadinya *overfitting* pada sistem. Pada penelitian ini menggunakan dua metode augmentasi yaitu rotasi dan refleksi. Rotasi dilakukan dengan memutar fundus retina ke sudut-sudut yang ditentukan yaitu 30° , 45° , 60° , dan 90° menggunakan rumus pada Persamaan 2.1. Refleksi dilakukan dengan mencerminkan fundus retina ke dalam sumbu x dan sumbu y menggunakan rumus pada Persamaan 2.2.

1. Perhitungan rotasi citra dengan sudut 30° seperti dibawah ini.

$$(1,1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 30^{\circ} & -\sin 30^{\circ} \\ \sin 30^{\circ} & \cos 30^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.866 & -0.5 \\ 0.5 & 0.866 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.366 \\ 1.366 \end{bmatrix}$$

$$(1,2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.866 & -0.5 \\ 0.5 & 0.866 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -0.134 \\ 2.232 \end{bmatrix}$$

$$\vdots$$

$$(1,224) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.866 & -0.5 \\ 0.5 & 0.866 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 224 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -111.13 \\ 194.48 \end{bmatrix}$$

2. Perhitungan rotasi citra dengan sudut 45° seperti dibawah ini.

$$(1,1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 45^{\circ} & -\sin 45^{\circ} \\ \sin 45^{\circ} & \cos 45^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.71 & -0.71 \\ 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 1.42 \end{bmatrix}$$

$$(1,2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.71 & -0.71 \\ 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -0.71 \\ 2.13 \end{bmatrix}$$

$$\vdots$$

$$(1,224) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.71 & -0.71 \\ 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 224 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -158.33 \\ 159.75 \end{bmatrix}$$

3. Perhitungan rotasi citra dengan sudut 60° seperti dibawah ini.

$$(1,1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 60^{\circ} & -\sin 60^{\circ} \\ \sin 60^{\circ} & \cos 60^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.5 & -0.866 \\ 0.866 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -0.366 \\ 1.366 \end{bmatrix}$$

$$(1,2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.866 \\ 0.866 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -1.232 \\ 1.866 \end{bmatrix}$$

$$\vdots$$

$$(1,224) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.866 \\ 0.866 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 224 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -193.484 \\ 112.866 \end{bmatrix}$$

4. Perhitungan rotasi citra dengan sudut 90° seperti dibawah ini.

$$(1,1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 90^{\circ} & -\sin 90^{\circ} \\ \sin 90^{\circ} & \cos 90^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1,2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

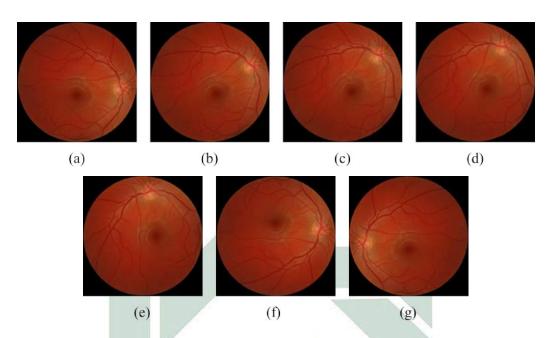
$$= \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\vdots$$

$$(1,224) \Rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 224 \end{bmatrix}$$

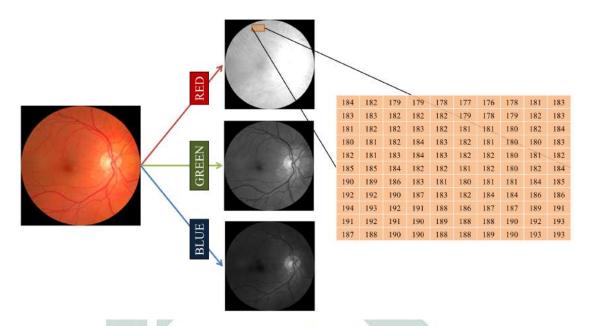
$$= \begin{bmatrix} -224 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Hasil augmetasi data dapat dilihat pada Gambar 4.3 sehingga data yang diperoleh menjadi 8.400 citra fundus retina. Data tersebut terdiri dari 4 kelas klasifikasi yaitu kelas normal sebanyak 3.822 data citra, berpenyakit DR pada tingkat *mild* sebanyak 1.071 data, *moderate* sebanyak 1.729 data, dan tingkat *severe* sebanyak 1.778 data citra.



Gambar 4.3 (a) Citra Asli, (b) Citra Rotasi 30° , (c) Citra Rotasi 45° , (d) Citra Rotasi 60° , (e) Citra Rotasi 90° , (f) Citra Refleksi sumbu x, (g) Citra Refleksi sumbu y

Citra fundus retina yang digunakan merupakan citra *true color*, di mana terdiri dari 3 *channel* yaitu *Red* (R), *Green* (G), *Blue* (B). Rentang nilai piksel pada tiap *channel* memiliki derajat keabuan dengan rentang 0 sampai 255. Pada Gambar 4.4 menunjukkan lapisan *channel* yang terdapat pada citra fundus retina.



Gambar 4.4 Lapisan Channel Warna Pada Citra Fundus Retina

4.3. Klasifikasi DR Menggunakan Metode CNN Model ResNet

Pada penelitian ini melakukan beberapa percobaan jenis arsitektur pada CNN model ResNet yaitu ResNet18, ResNet50, dan ResNet101. Ketiga jenis arsitektur tersebut memiliki kedalaman arsitektur yang berbeda-beda seperti yang sudah dijelaskan pada Gambar 3.3, Gambar 3.4, dan Gambar 3.5. Terdapat beberapa jenis *layer* pada ketiga arsitekur tersebut dan cara perhitungannya akan dijelaskan sebagai berikut:

Convolution Layer Ukuran matriks H ditentukan juga dari nilai stride yang ditentukan menggunakan Persamaan 2.4. Pada perhitungan kali ini menggunakan arsitektur ResNet50. Matriks citra input I berukuran 224 × 224 × 3 dengan padding = 3 dan stride = 2, matriks filter K berukuran 7 × 7 sebanyak 64. Matriks filter ini merupakan default dari arsitektur ResNet, di mana bobot pada matriks kernel merupakan filter yang

optimal dalam *edge detection* pada suatu citra. Representasi matriks I dengan penambahan padding=3 dapat dilihat pada Gambar 4.5. Ukuran matriks I dihitung seperti sebagai berikut:

$$u_H = \frac{224 - 7 + 2(3)}{2} + 1$$
$$= \frac{223}{2} + 1$$
$$= 112$$

					37											
0	0	0	0	0	0		0	0	0		0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0		0	0	0	***	0	0	0	0	0	C
0	0	0	0	0	0	400	0	0	0		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	***	57	55	60		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0		108	108	110		0	0	0	0	0	(
į	1	1	:	;	ŧ		1	1			:		1	1	1	;
0	0	0	10	100	121		151	152	151		119	120	37	0	0	(
0	0	0	16	109	124	***	153	156	156		120	120	40	0	0	(
0	0	0	21	114	123		153	155	155		120	122	43	0	0	(
1	1	1		1		11 11	Έ.	:	1	92 G	1	1	1	1	1	;
0	0	0	0	0	0		118	117	115		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	***	83	80	78		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0		0	0	0		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	***	0	0	0		0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	****	0	0	0		0	0	0	0	0	(

Gambar 4.5 Matriks Nilai Piksel Pada Citra Yang Ditambah Dengan Padding = 3

Pada perhitungan nilai matriks **H** diambil sampel matriks pada *channel R* citra fundus. Kemudian operasi *convolution* dilakukan dengan cara mengalikan matriks input **I** dengan filter **K** menggunakan Persamaan 2.6.

			Ma	triks Sa	mpel C	itra												
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183									
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183 Matriks Filter									
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184		-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114	
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183		0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004	
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182	*	0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169	
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184		0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709	
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185		-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698	
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186		-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139	
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191		-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039	
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193									
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193									

Gambar 4.6 Perhitungan Convolution Layer dengan stride = 2

$$H_{1} = \sum_{m} \sum_{n} I_{(i+m,j+n)} * K_{(m,n)}$$

$$= ((184 \times -0.0107) + (182 \times 0.0038) + \dots + (176 \times 0.01140))$$

$$+ ((183 \times 0.0102) + (183 \times -0.0202)) + \dots + (178 \times 0.0004))$$

$$+ ((181 \times 0.0135) + (182 \times 0.0003) + \dots + (181 \times 0.0169))$$

$$+ ((180 \times 0.0381) + (181 \times 0.052) + \dots + (181 \times 0.0709))$$

$$+ ((182 \times -0.0068) + (181 \times -0.0371) + \dots + (182 \times -0.0698))$$

$$+ ((185 \times -0.0458) + (185 \times -0.0342) + \dots + (182 \times -0.0139))$$

$$+ ((190 \times -0.0033) + (189 \times 0.0191) + \dots + (181 \times 0.0039))$$

$$= 19.8134$$

			Ma	triks Sa	mpel C	itra											
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183								
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183		er						
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184		-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183		0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182	*	0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184		0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185		-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186		-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191		-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193								
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193								

Gambar 4.7 Perhitungan Convolution Layer dengan stide = 2

$$\begin{split} H_2 &= ((179 \times -0.0107) + (179 \times 0.0038) + \dots + (181 \times 0.01140)) \\ &+ ((182 \times 0.0102) + (182 \times -0.0202) + \dots + (181 \times 0.0004)) \\ &+ ((182 \times 0.0135) + (183 \times 0.0003) + \dots + (182 \times 0.0169)) \\ &+ ((182 \times 0.0381) + (184 \times 0.052) + \dots + (180 \times 0.0709)) \\ &+ ((183 \times -0.0068) + (184 \times -0.0371) + \dots + (181 \times -0.0698)) \\ &+ ((184 \times -0.0458) + (182 \times -0.0342) + \dots + (182 \times -0.0139)) \\ &+ ((186 \times -0.0033) + (183 \times 0.0191)) + \dots + (184 \times 0.0039)) \\ &= 20.3136 \end{split}$$

			Ma	triks Sa	mpel C	itra											
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183								
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183				N	latriks Filt	er		
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184		-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183		0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182	*	0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184		0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185		-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186		-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191		-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193								
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193								

Gambar 4.8 Perhitungan Convolution Layer dengan stride = 2

$$H_{3} = ((181 \times -0.0107) + (182 \times 0.0038) + \dots + (181 \times 0.01140))$$

$$+ ((180 \times 0.0102) + (181 \times -0.0202) + \dots + (181 \times 0.0004))$$

$$+ ((182 \times 0.0135) + (181 \times 0.0003) + \dots + (182 \times 0.0169))$$

$$+ ((185 \times 0.0381) + (185 \times 0.052) + \dots + (182 \times 0.0709))$$

$$+ ((190 \times -0.0068) + (189 \times -0.0371) + \dots + (181 \times -0.0698))$$

$$+ ((192 \times -0.0458) + (192 \times -0.0342) + \dots + (184 \times -0.0139))$$

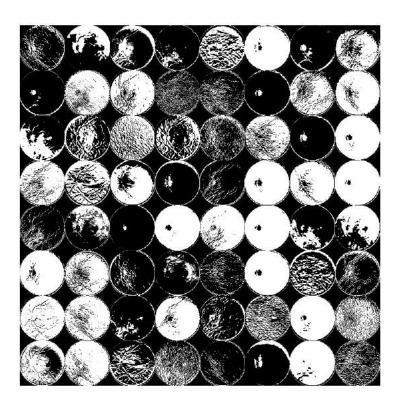
$$+ ((194 \times -0.0033) + (193 \times 0.0191) + \dots + (187 \times 0.0039))$$

$$= 20.7783$$

$$H_{(112,112,1)} = \begin{bmatrix} 19.813 & 20.314 & 2.713 & -0.941 & 4.880 & \cdots & -2.963 \\ 20.778 & 6.197 & 7.316 & 6.609 & 0.826 & \cdots & 2.600 \\ -0.013 & 3.293 & -3.138 & -0.630 & -5.956 & \cdots & 4.214 \\ -1.927 & 4.179 & 0.911 & -0.638 & -3.334 & \cdots & 0.122 \\ -0.447 & 1.701 & -0.732 & -1.931 & -4.704 & \cdots & 1.651 \\ -3.156 & -3.919 & -1.989 & -3.230 & -1.821 & \cdots & -3.355 \\ -0.327 & -1.249 & -3.287 & -1.609 & -2.880 & \cdots & -6.579 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -0.929 & 0.763 & -5.797 & -5.148 & -3.005 & \cdots & -6.027 \end{bmatrix}$$

Hasil matriks H diatas merupakan hasil *feature map*. Bentuk visualisasi dari *feature map* citra DR pada *convolution layer* dapat dilihat pada Gambar 4.9. Banyaknya pias merepresentasikan banyaknya filter, di mana pada

convolution layer yang pertama ini menggunakan filter sebanyak 64 kali.



Gambar 4.9 Visualisasi Keluaran Convolution Layer

2. Batch Normalization

Pada hasil feature map I dari convolution layer dihitung nilai normalisasinya menggunakan Persamaan 2.7 dengan nilai (μ) = -0.00000129 (σ^2) = 558.9334 serta nilai parameter γ = 1.0911, β = 1.4537, dan $\epsilon = 0.001$.

$$BN = (1.0911 \frac{\mathbf{I} - 0.00000129}{\sqrt{558.9334 + 0.001}}) + 1.4537$$

$$BN_1 = (1.0911 \frac{19.813 - 0.00000129}{\sqrt{558.9334 + 0.001}}) + 1.4537$$

$$= 2.37$$

$$BN_2 = (1.0911 \frac{20.314 - 0.00000129}{\sqrt{558.9334 + 0.001}}) + 1.4537$$

$$= 2.39$$

$$BN_3 = (1.0911 \frac{2.713 - 0.00000129}{\sqrt{558.9334 + 0.001}}) + 1.4537$$

$$= 1.58$$

$$\vdots$$

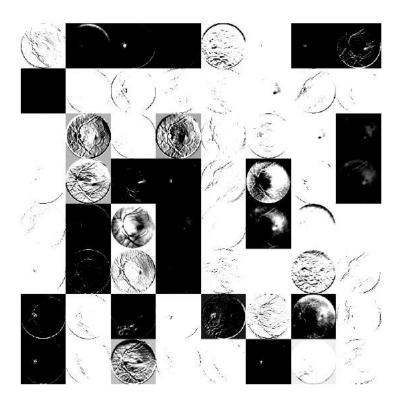
$$BN_n = (1.0911 \frac{9.095 - 0.00000129}{\sqrt{558.9334 + 0.001}}) + 1.4537$$

$$= 1.87$$

$$BN_{(112,112,1)} = \begin{bmatrix} 2.37 & 2.39 & 1.58 & 1.41 & 1.68 & 1.83 & \cdots & 0.72 \\ 2.41 & 1.74 & 1.79 & 1.76 & 1.49 & 1.79 & \cdots & -0.37 \\ 1.45 & 1.61 & 1.31 & 1.42 & 1.18 & 1.57 & \cdots & 2.51 \\ 1.36 & 1.65 & 1.50 & 1.42 & 1.30 & 1.17 & \cdots & 2.76 \\ 1.43 & 1.53 & 1.42 & 1.36 & 1.24 & 1.14 & \cdots & 1.03 \\ 1.31 & 1.27 & 1.36 & 1.30 & 1.37 & -0.37 & \cdots & 2.18 \\ 1.44 & 1.40 & 1.30 & 1.38 & 1.32 & 1.24 & \cdots & 2.02 \\ \vdots & \vdots \\ 1.41 & 1.49 & 1.19 & 1.22 & 1.31 & 0.96 & \cdots & 1.87 \end{bmatrix}$$

Pada hasil feature map didapatkan nilai setelah normalisasi di mana rentang

nilai antar pikselnya tidak terlalu jauh seperti pada *layer* sebelumnya. Hasil visualisasi dari *batch normalization layer* ini dapat dilihat pada Gambar 4.10 dengan jumlah sebanyak 64 kali hasil *feature map*.



Gambar 4.10 visualisasi Keluaran Batch Normalization

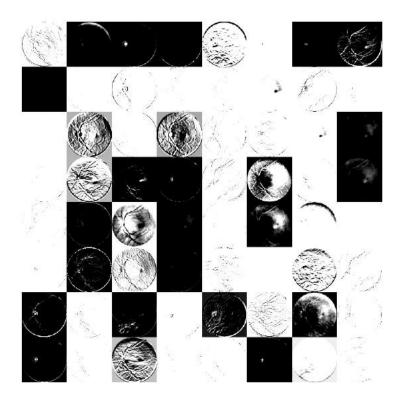
3. ReLU

Pada layer ReLU merupakan layer yang berfungsi sebagai fungsi aktivasi sehingga nilai pada feature map bernilai positif sesuai rumus pada Persamaan2.8. pada layer ini mengganti nilai *feature map* yang negatif menjadi sama dengan 0 dan tetap jika nilai *feature map* lebih dari 0.

visualisasi hasil ReLU dapat dilihat pada Gambar 4.11

$$ReLU_{(112,112,1)} = \begin{bmatrix} 2.37 & 2.39 & 1.58 & 1.41 & 1.68 & 1.83 & \cdots & 0.72 \\ 2.41 & 1.74 & 1.79 & 1.76 & 1.49 & 1.79 & \cdots & 0.00 \\ 1.45 & 1.61 & 1.31 & 1.42 & 1.18 & 1.57 & \cdots & 2.51 \\ 1.36 & 1.65 & 1.50 & 1.42 & 1.30 & 1.17 & \cdots & 2.76 \\ 1.43 & 1.53 & 1.42 & 1.36 & 1.24 & 1.14 & \cdots & 1.03 \\ 1.31 & 1.27 & 1.36 & 1.30 & 1.37 & 0.00 & \cdots & 2.18 \\ 1.44 & 1.40 & 1.30 & 1.38 & 1.32 & 1.24 & \cdots & 2.02 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1.41 & 1.49 & 1.19 & 1.22 & 1.31 & 0.96 & \cdots & 1.87 \end{bmatrix}$$

Hasil *feature map* setelah aktivasi ReLU divisualisasikan seperti pada Gambar 4.11 dengan jumlah sebanyak 64 kali hasil *feature map*. Proses pada *convolution layer*, *batchnormalization*, dan menerapkan fungsi aktivasi ReLU dilakukan berkali-kali sesuai dengan arsitektur ResNet18 pada Gambar 3.3, ResNet50 pada Gambar 3.4, dan ResNet101 pada Gambar 3.5.



Gambar 4.11 Visualisasi Keluaran ReLU

4. Pooling Layer

Layer ini digunakan untuk mengurangi ukuran *feature map* dengan cara reduksi secara spasial. Metode operasi dalam *pooling layer* ada 2 yaitu *max pooling* dan *average pooling*, di mana operasi dijalankan dengan *stride* = 2. Matriks keluaran *pooling layer* dapat ditentukan menggunakan Persamaan 2.9.

$$u_K = \frac{112 - 3}{2} + 1$$
$$= 55$$

Perhitungan hasil matriks pada pooling layer dengan stride = 2

menggunakan Persamaan2.10.

2,37	2,39	1,58	1,41	1,68	1,83	1,32	0,72
2,41	1,74	1,79	1,76	1,49	1,79	1,57	0,00
1,45	1,61	1,31	1,42	1,18	1,57	1,65	2,51
1,36	1,65	1,50	1,42	1,30	1,17	1,46	2,76
1,43	1,53	1,42	1,36	1,24	1,14	1,53	1,03
1,31	1,27	1,36	1,30	1,37	1,09	1,30	2,18
1,44	1,40	1,30	1,38	1,32	1,24	1,15	2,02
1,14	1,19	1,17	1,41	1,24	1,25	1,31	1,82
1,41	1,49	1,19	1,22	1,31	0,96	1,18	1,87

Gambar 4.12 Perhitungan *Pooling Layer* dengan Stride = 2

$$P_{max} = MAX(2.37, 2.39, 1.58, 2.41, 1.74, 1.79, 1.45, 1.61, 1.31)$$

$$= 2.41$$

$$P_{average} = \frac{(2.37 + 2.39 + 1.58 + 2.41 + 1.74 + 1.79 + 1.45 + 1.61 + 1.31)}{9}$$

$$= 1.85$$

				- 27			
2,37	2,39	1,58	1,41	1,68	1,83	1,32	0,72
2,41	1,74	1,79	1,76	1,49	1,79	1,57	0,00
1,45	1,61	1,31	1,42	1,18	1,57	1,65	2,51
1,36	1,65	1,50	1,42	1,30	1,17	1,46	2,76
1,43	1,53	1,42	1,36	1,24	1,14	1,53	1,03
1,31	1,27	1,36	1,30	1,37	1,09	1,30	2,18
1,44	1,40	1,30	1,38	1,32	1,24	1,15	2,02
1,14	1,19	1,17	1,41	1,24	1,25	1,31	1,82
1,41	1,49	1,19	1,22	1,31	0,96	1,18	1,87

Gambar 4.13 Perhitungan *Pooling Layer* dengan Stride = 2

$$P_{max} = MAX(1.58, 1.41, 1.68, 1.79, 1.76, 1.49, 1.31, 1.42, 1.18)$$

$$= 1.79$$

$$P_{average} = \frac{(1.58 + 1.41 + 1.68 + 1.79 + 1.76 + 1.49 + 1.31 + 1.42 + 1.18)}{9}$$

$$= 1.51$$

			9 1				
2,37	2,39	1,58	1,41	1,68	1,83	1,32	0,72
2,41	1,74	1,79	1,76	1,49	1,79	1,57	0,00
1,45	1,61	1,31	1,42	1,18	1,57	1,65	2,51
1,36	1,65	1,50	1,42	1,30	1,17	1,46	2,76
1,43	1,53	1,42	1,36	1,24	1,14	1,53	1,03
1,31	1,27	1,36	1,30	1,37	1,09	1,30	2,18
1,44	1,40	1,30	1,38	1,32	1,24	1,15	2,02
1,14	1,19	1,17	1,41	1,24	1,25	1,31	1,82
1,41	1,49	1,19	1,22	1,31	0,96	1,18	1,87

Gambar 4.14 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2

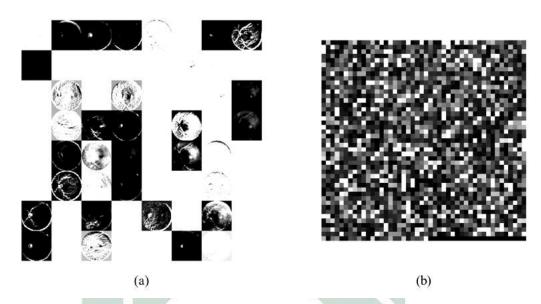
$$P_{max} = MAX(1.45, 1.61, 1.31, 1.36, 1.65, 1.5, 1.43, 1.53, 1.42)$$

$$= 1.65$$

$$P_{average} = \frac{(1.45 + 1.61 + 1.31 + 1.36 + 1.65 + 1.5 + 1.43 + 1.53 + 1.42)}{9}$$

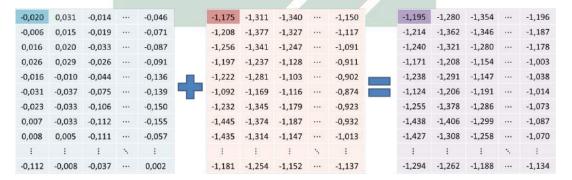
$$= 1.47$$

Pada *max pooling* digunakan pada tiap proses *convolution* sedangkan penggunaan *average pooling* hanya sekali yaitu pada akhir *feature learning* sebelum masuk pada *fully connected layer*. Visualisasi hasil *max pooling* dan *average pooling* dapat dilihat pada Gambar 4.15



Gambar 4.15 (a) Visualisasi Keluaran Max Pooling (b) Visualisasi Keluaran Average Pooling

5. Addition Layer Layer yang membedakan antara model ResNet dengan model arsitektur lain pada CNN adalah pada adddition layer. Pada layer ini dilakukan operasi penjumlahan pada hasil feature map terolah F_{in1} dengan hasil feature map sebelumnya F_{in2} . Ilustrasi perhitungan seperti pada Gambar 4.21



Gambar 4.16 Perhitungan Pada Addition Layer

6. Fully Connected Layer Pada arsitektur CNN model ResNet, fully connected layer tidak melakukan proses flatten atau pengubahan matriks ke bentuk array. Hal ini dikarenakan pada layer sebelumnya sudah dilakukan average

pooling di mana hasil feature map sudah berupa array. Selanutnya adalah proses pengklasifikasian, hasil dari feature map \mathbf{x} akan dikalikan dengan bobot \mathbf{W} dan dijumlah dengan bias \mathbf{b} menggunakan Persamaan 2.10.

$$\begin{split} \mathbf{x} &= \begin{bmatrix} 0.045 & 0.741 & 0.016 & 0.049 & 0.027 & 0 & 0.523 & \cdots & 1.149 \end{bmatrix} \\ \mathbf{b} &= \begin{bmatrix} 0.00144 & -0.00137 & -0.00042 & -0.00151 \end{bmatrix} \\ W &= \begin{bmatrix} 0.0512 & 0.0101 & -0.0106 & -0.0295 & -0.0173 & \cdots & -0.0368 \\ -0.0236 & -0.0375 & 0.0397 & 0.0168 & 0.0073 & \cdots & -0.0423 \\ 0.0123 & 0.0449 & 0.0573 & -0.0215 & 0.0209 & \cdots & 0.0105 \\ 0.0242 & 0.0636 & 0.0549 & 0.0675 & -0.0194 & \cdots & 0.06 \end{bmatrix} \\ f_{c_1} &= 0.00144 + \sum_{i=1}^{2048} x_i W_{i,1} \\ &= 0.00144 + ((0.045 \times 0.0512) + (0.741 \times 0.0101) + (0.016 \times -0.0106) \\ &+ (0.049 \times -0.029) + (0.027 \times -0.0173) + \cdots + (1.1486 \times -0.037)) \\ &= -3.6725 \\ f_{c_2} &= -0.00137 + ((0.045 \times -0.0236) + (0.741 \times -0.0375) + (0.016 \times 0.0397) \\ &+ (0.049 \times 0.0168) + (0.027 \times 0.0074) + \cdots + (1.1486 \times -0.0423)) \\ &= 5.1424 \\ f_{c_3} &= -0.00042 + ((0.045 \times 0.0123) + (0.741 \times 0.0449) + (0.016 \times 0.0573) \\ &+ (0.049 \times -0.0215) + (0.027 \times 0.021) + \cdots + (1.1486 \times 0.0106)) \\ &= -4.1343 \\ f_{c_4} &= -0.00151 + ((0.045 \times 0.0242) + (0.741 \times 0.0636) + (0.016 \times 0.0549) \\ &+ (0.049 \times 0.0675) + (0.027 \times -0.0194) + \cdots + (1.1486 \times 0.06)) \\ &= -2.6692 \end{aligned}$$

 Softmax Pada softmax layer ini, digunakan untuk mencari nilai probabilitas kelas klasifikasi dari hasil jaringan pada fully connected layer. Nilai probabilitas dihitung menggunakan Persamaan 2.11.

$$softmax_{1} = \frac{e^{f_{c_{1}}}}{e^{f_{1}} + e^{f_{2}}_{c_{2}} + e^{f_{3}}_{c_{3}} + e^{f_{4}}_{c_{4}}}$$

$$= \frac{e^{-3.6725}}{e^{-3.6725} + e^{5.1424} + e^{-4.1343} + e^{-2.6692}}$$

$$= \frac{0.0254}{0.0254 + 171.126 + 0.016 + 0.06931}$$

$$= 0.0001$$

$$softmax_{2} = \frac{e^{5.1424}}{e^{-3.6725} + e^{5.1424} + e^{-4.1343} + e^{-2.6692}}$$

$$= \frac{171.126}{0.0254 + 171.126 + 0.016 + 0.06931}$$

$$= 0.9994$$

$$softmax_{3} = \frac{e^{-4.1343}}{e^{-3.6725} + e^{5.1424} + e^{-4.1343} + e^{-2.6692}}$$

$$= \frac{0.016}{0.0254 + 171.126 + 0.016 + 0.06931}$$

$$= 0.00009$$

$$softmax_{4} = \frac{e^{-2.6692}}{e^{-3.6725} + e^{5.1424} + e^{-4.1343} + e^{-2.6692}}$$

$$= \frac{0.06931}{0.0254 + 171.126 + 0.016 + 0.06931}$$

$$= 0.0004$$

8. *Cross Entropy* Pada *cross entropy* dihitung nilai *error* dari suatu sistem model klasifikasi. Hasil keluaran *softmax* yang merupakan nilai dari probabilitas pada setiap kelas dihitung bersama dengan data aktual

menggunakan Persamaan 2.12.

$$CE_{t,s} = -\sum_{j=1}^{4} t_j \log(s_j)$$

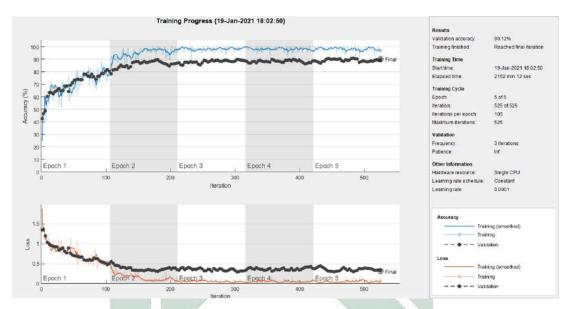
$$= -((0.0001 \times \log(0)) + (0.9994 \times \log(1)) + (0.00009 \times \log(0))$$

$$+ (0.0004 \times \log(0)))$$

$$= 0.00028$$

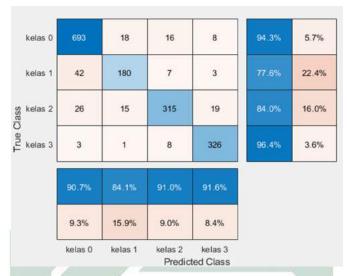
4.4. Analisis Hasil Klasifikasi DR

Pada Penelitian ini metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit DR adalah metode CNN model ResNet. Di mana pada model ResNet terdapat beberapa arsitektur yang berbeda yaitu ResNet18, ResNet50, dan ResNet101 sebagaimana telah dijelaskan pada Gambar 3.3, Gambar 3.4, dan Gambar 3.5. Proses *training* dilakukan pembagian data secara acak dengan *training* sebesar 80% dan 20% sebagai data *testing*. Terlihat pada Gambar 4.17 merupakan grafik proses *training* klasifikasi penyakit DR menggunakan metode CNN model ResNet101.



Gambar 4.17 Grafik Training Pada ResNet101

Grafik diatas menunjukkan bahwa proses *training* berjalan dengan baik. Didapatkan hasil akurasi sebesar 90.12% dengan 525 iterasi dalam kurun waktu 2162 menit 12 detik atau bisa dikatakan proses *training* berlangsung selama 1 hari 12 jam 2 menit 12 detik. Setelah melakukan *training*, jaringan akan digunakan pada proses *testing*. Hasil yang didapatkan nilai *confusion matrix* 4 kelas seperti pada Gambar 4.18. Kemudian dihitung nilai akurasi menggunakan Persamaan 2.23, nilai sensitifitas menggunakan Persamaan 2.21, dan nilai spesitifitas menggunakan Persamaan 2.22.



Gambar 4.18 Hasil Confusion Matrix Pada ResNet101

$$Sensitivity = \frac{\sum \frac{TP}{TP+FN}}{n} \times 100\%$$

$$= \frac{\frac{693}{693+71} + \frac{180}{180+34} + \frac{315}{315+31} + \frac{326}{326+30}}{4} \times 100\%$$

$$= \frac{0.907 + 0.841 + 0.9104 + 0.916}{4} \times 100\%$$

$$= 89.36\%$$

$$Specificity = \frac{\sum \frac{TN}{TN+FP}}{100\%} \times 100\%$$

$$= \frac{\frac{874}{874+42} + \frac{1414}{1414+52} + \frac{1271}{1271+60} + \frac{1312}{1312+12}}{4} \times 100\%$$

$$= \frac{0.9542 + 0.9645 + 0.955 + 0.991}{4} \times 100\%$$

$$= 96.62\%$$

$$Accuracy = \frac{TP_{all}}{n_{(all)}} \times 100\%$$

$$= \frac{639 + 180 + 315 + 326}{1680} \times 100\%$$

$$= 90.12\%$$

Dalam meningkatkan kerja model digunakan juga percobaan jumlah batchsize pada proses training yaitu batchsize 32,64,128, dan 256. Hasil pada model ResNet18, ResNet50, dan ResNet101 dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Evaluasi Model Optimal dalam Klasifikasi Penyakit DR

Arsitektur	Batchsize	Akurasi (%)	Sensitifitas (%)	Sensitifitas (%)	
ResNet18	32	80.77	75.86	92.87	
	64	82.56	78.99	93.77	
	128	85.12	78.56	94.18	
	256	82.80	77.52	93.53	
Rata-	Rata	82.29	77.77	93.51	
ResNet50	32	<mark>86.43</mark>	82.65	94.98	
	64	87.38	83. <mark>85</mark>	95.35	
	128	90.24	86. <mark>20</mark>	96.22	
	256	90.77	87.17	96.45	
Rata-Rata		88.31	84.14	95.59	
ResNet101	32	88.93	85.70	95.92	
	64	90.12	89.36	96.62	
	128	91.49	89.05	96.72	
	256	90.18	86.63	96.21	
Rata-Rata		90.18	87.69	96.37	

Pada penelitian ini mengevalusai hasil model arsitektur ResNet terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit DR. Hasil terbaik adalah pada metode CNN model ResNet101 di mana menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 90.18%, sensitifitas tertinggi dengan 87.69%, dan spesitifitas sebesar 96.37%. Hal ini disebabkan oleh kedalaman arsitektur yang lebih besar dibandingkan dengan

ResNet18 dan ResNet50, sehingga tingkat kepercayaan semakin besar.

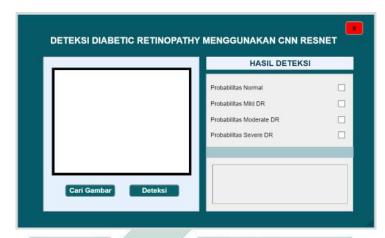
4.5. Aplikasi Identifikasi Tingkat Keparahan Penyakit DR

Model arsitektur terbaik dari beberapa percobaan akan digunakan sebagai sistem klasifikasi penyakit DR berdasarkan tingkat keparahannya. Aplikasi ini akan sangat mudah membantu para tenaga medis dalam menginputkan suatu citra fundus retina dan akan menghasilkan suatu hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi pada aplikasi ini diantara adalah citra fundus yang terdeteksi Normal atau tidak berpenyakit, kelas *mild* DR, *moderate* DR, dan *severe* DR. Halaman utama pada aplikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.19.



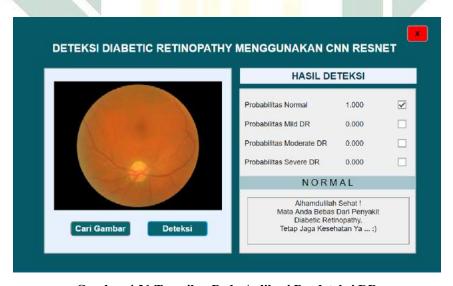
Gambar 4.19 Tampilan Pada Halaman Utama Aplikasi Pendeteksi DR

Pada halaman awal kemudian diklik untuk memulai proses pendeteksi penyakit DR. Pada halaman selanjutnya yaitu muncul seperti pada Gambar 4.20. Klik cari gambar untuk menginputkan citra fundus retina yang akan dideteksi tingkat keparahannya. Pada aplikasi ini citra fundus retina sudah dilakukan crop dan resize sebesar 224×224 . Setelah citra muncul pada kolom kambar, klik deteksi untuk memulai proses pendeteksian.



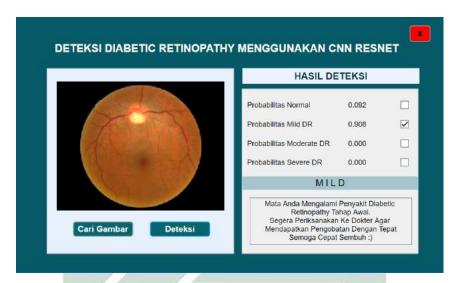
Gambar 4.20 Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR

Proses deteksi penyakit DR memerlukan waktu 2 sampai 3 menit, kemudian akan muncul informasi seperti pada Gambar4.23. Informasi yang dihasilkan adalah mengenai probabilitas pada tiap tingkatan, di mana probabilitas tertinggi merupakan hasil dari pendeteksian citra fundus retina tersebut.



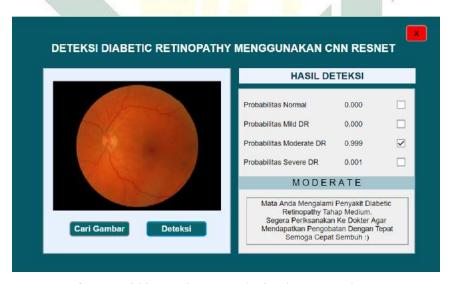
Gambar 4.21 Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR

Gambar diatas merupakan hasil deteksi dari citra fundus retina yang sehat, sehingga nilai probabilitas kelas normal tertinggi yaitu 1.



Gambar 4.22 Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR

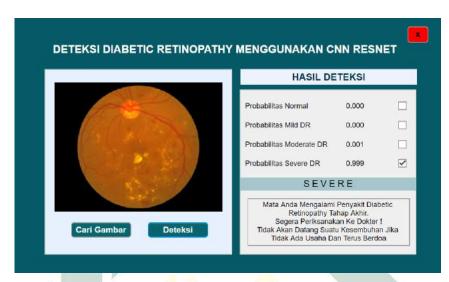
Gambar diatas merupakan hasil deteksi dari citra fundus retina yang terkena penyakit DR tingkat pertama, sehingga nilai probabilitas kelas *mild* tertinggi yaitu 0.908. Pesan yang disampaikan kepada pasien adalah segera memeriksakan ke dokter agar dapat segera ditangani sebelum makin parah.



Gambar 4.23 Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR

Gambar diatas merupakan hasil deteksi dari citra fundus retina yang terkena penyakit DR tingkat kedua, sehingga nilai probabilitas kelas *moderate* tertinggi yaitu 0.999. Pesan yang disampaikan kepada pasien adalah segera

memeriksakan ke dokter agar dapat penanganan secara rutin dan bertahap sehingga dapat segera disembuhkan.



Gambar 4.24 Tampilan Pada Aplikasi Pendeteksi DR

Gambar diatas merupakan hasil deteksi dari citra fundus retina yang terkena penyakit DR tingkat parah, sehingga nilai probabilitas kelas *severe* tertinggi yaitu 0.999. Pesan yang disampaikan kepada pasien adalah segera memeriksakan ke dokter agar mendapatkan tindakan medis sehingga dapat disembuhkan dan tidak menimbulkan kebutaan.

4.6. Integrasi Keilmuan Sains dan Teknologi Pada Al Qur'an dan Hadits

Pada penelitian ini, hasil yang didapatkan dalam mengklasifikasikan penyakit DR cukup memuaskan dengan hasil paling baik yaitu menggunakan metode CNN model ResNet dengan arsitektur ResNet101 adalah rata-rata nilai sensitifitas tertinggi 87.69%. Artinya dalam usaha yang dilakukan menghasilkan keluaran yang cukup baik dan dapat dijadikan pendeteksi dini penyakit DR. Hal ini menandakan apa yang diusahakan dalam penelitian ini membuahkan hasil yang baik sesuai dengan tujuan yaitu untuk membantu pada tenaga medis dalam

pengambilan keputusan diagnosa penyakit DR. Tujuan dalam penelitian ini sangatlah mulia sebagaimana dijelaskan dalam firman Allah SWT pada QS. At Taubah ayat 105.

Artinya: Dan Katakanlah: Bekerjalah kamu, maka Allah dan Rasul-Nya serta orang-orang mukmin akan melihat pekerjaanmu itu, dan kamu akan dikembalikan kepada (Allah) Yang Mengetahui akan yang ghaib dan yang nyata, lalu diberitakan-Nya kepada kamu apa yang telah kamu kerjakan (QS. At Taubah: 105).

Ayat diatas menunjukkan bahwasanya sebagai sesama manusia haruslah melakukan suatu kegiatan atau pekerjaan yang baik dan dapat bermanfaat bagi orang banyak atau kemaslahatan umum. Seperti yang telah islam ajarkan kepada seluruh umat manusia untuk selalu berbuat baik dan menggunakan akal pikiran untuk memberikan manfaat kepada sesama umat manusia sebagaimana dijelaskan dalam firman Allah SWT pada QS. Al Anbiya ayat 107.

Artinya: Dan tiadalah Kami mengutus kamu (Muhammad), melainkan untuk (menjadi) rahmad bagi semesta alam (QS. Al Anbiya: 107).

Ayat diatas menjelaskan bahwa ajaran yang dibawa oleh Nabi Muhammad SAW agama islam merupakan ajaran yang sempurna dan hal-hal didalamnya juga mengajarkan sesuatu yang baik dan menjadikan manfaat bagi seluruh umat manusia. Sehingga pada penelitian ini diharapkan dapat membantu tenaga medis

dalam mengklasifikasikan DR dengan baik dan tepat. Hal tersebut bertujuan agar pasien dapat segera mendapatkan penanganan yang tepat sesuai dengan tingkat keparahannya. Tidak ada kata terlambat dalam setiap usaha, dipertegas dalam Hadits Rasulullah dibawah ini.

Artinya: Banyak manusia merugi karena dua nikmat yaitu kesehatan dan waktu luang (HR. Bukhari dari Ibnu Abbas).

Hadits diatas mengingatkan bahwasannya kesehatan dan waktu adalah hal yang terpenting bagi manusia. Janganlah menunda-nunda pengobatan dan segera memeriksakan diri jika terkena penyakit DR. Seseorang yang sehat adalah orang yang kuat, kuat dan lemahnya seseorang akan mempengaruhi ibadah kepada Allah SWT. Oleh sebab itu Allah menyukai sesorang yang kuat dan sehat seperti yang dijelaskan pada hadits dibawah ini.

Artinya: Seorang mukmin yang kuat lebih baik dan lebih disayangi Allah dari pada mukmin yang lemah (HR. Muslim).

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari implementasi metode *convolutional* neural network (CNN) model Deep Residual Network (ResNet) dalam klasifikasi penyakit diabetic retinopathy, kesimpulan yang dapat diambil dari beberapa percobaan yang telah dilakukan adalah:

- 1. Metode CNN model ResNet termasuk metode yang baik dan praktis digunakan dalam klasifikasi penyakit DR. Hal tersebut dikarenakan dalam metode CNN model ResNet dapat melakukan dua proses sekaligus yaitu feature learning dan juga tahap klasifikasi. Sehingga tidak perlu lagi mencari metode lain yang cocok digunakan dalam tahap feature learning maupun klasifikasi.
- 2. Hasil paling baik dalam mengklasifikasikan penyakit DR didapat oleh ResNet101 dengan jumlah *batchsize*= 64. Nilai akurasi yang didapatkan yaitu sebesar 90.12%, sensitifitas sebesar 89.36%, dan spesitifitas sebesar 96.62%. Hasil ini dikatakan terbaik karena memiliki nilai sensitifitas paling tinggi, di mana pada data medis nilai sensitifitas merupakan hasil yang sangat diperhatikan.
- 3. Dari ketiga arsitektur ResNet (ResNet18, ResNet50, dan ResNet101) didapatkan model arsitektur paling optimal yaitu pada arsitektur

ResNet101. Hal tersebut dipengaruhi oleh seberapa dalam jaringan yang dipakai sehingga sistem tersebut semakin detail dalam memahami pola citra fundus retina. Rata-rata hasil dari seluruh percobaan *batchsize* pada ResNet101 didapatkan nilai akurasi sebesar 90.18%, sensitifitas sebesar 87.69%, dan spesitifitas adalah 96.37. Di mana hasil tersebut merupakan nilai yang cukup baik untuk digunakan sebagai suatu sistem pembantu keputusan para tenaga medis dalam mendiagnosa tingkat keparahan DR.

5.2. Saran

Pada penelitian mengenai klasifikasi tingkat keparahan penyakit *diabetic* retinopathy melalui citra fundus retina menggunakan metode CNN model ResNet ini masih banyak terdapat kekurangan, sehingga perbaikan dan inovasi sangat diperlukan untuk menjadikan sistem klasifikasi ini menjadi semakin baik. Beberapa hal yang disarankan penelitian mendatang yaitu:

- 1. Data citra fundus adalah data yang cukup sulit untuk diidentifikasi ciri-ciri DR. Perlu dilakukan tahap pengolahan citra seperti CLAHE, atau lain sebagainya. Sehingga data yang digunakan memiliki kualitas citra yang bagus dan mempermudah tahap *feature learning*.
- 2. Melakukan beberapa modifikasi terhadap metode klasifikasi di arsitektur CNN, karena metode ResNet termasuk metode yang cukup baik dalam hal feature learning namun memerlukan waktu komputasi yang lama. Sehingga diharapkan mampu menggabungkan atau memodifikasi arsitektur CNN pada feature learning ResNet dengan metode klasifikasi lain yang cukup bagus seperti SVM atau sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, M. I. and Amin, M. A. (2015). High speed detection of optical disc in retinal fundus image. *Signal, Image Video Process.*, 9(1):77–85.
- Aisyah, S. (2019). Pendidikan Kesehatan Dalam Al Qur'an. Al Jami, 15(29):43-60.
- Andany, M. M. A., Calderon, R. F., Fernendez, C. F., Quintela, E. C., and Freire,
 N. C. (2019). Metabolic effects of glucagon in humans. *J. Clin. Transl. Endocrinol.*, 15:45–53.
- Ardakani, A. A., Kanafi, A. R., Acharya, U. R., Khadem, N., and Mohammadi, A. (2020). Application of deep learning technique to manage COVID-19 in routine clinical practice using CT images: Results of 10 convolutional neural networks. *Comput. Biol. Med.*, page 103795.
- Arifin, T. and Herliana, A. (2018). Optimasi metode klasifikasi dengan menggunakan particle swarm optimization untuk identifikasi penyakit diabetes retinopathy. *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, 4(2):77–81.
- Arrofiqoh, E. N. and Harintaka, H. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *GEOMATIKA*, 24(2):61–68.
- Aulia, S., Hadiyoso, S., and Ramadan, D. N. (2015). Analisis Perbandingan KNN dengan SVM untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati berdasarkan Citra Eksudat dan Mikroaneurisma. *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, 3(1):75.

- Azzopardi, G., Strisciuglio, N., Vento, M., and Petkov, N. (2015). Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images. *Med. Image Anal.*, 19(1):46–57.
- Baldominos, A., Saez, Y., and Isasi, P. (2018). Evolutionary convolutional neural networks: An application to handwriting recognition. *Neurocomputing*, 283:38–52.
- Bilen, H. (2017). Image Processing.
- Burewar, S., Gonde, A. B., and Vipparthi, S. K. (2018). Diabetic Retinopathy Detection by Retinal segmentation with Region merging using CNN. In 2018 *IEEE 13th Int. Conf. Ind. Inf. Syst.*, pages 136–142. IEEE.
- Darmawan, C. (2018). Musibah Di Era Modern Dalam Perspektif Pemikiran Quraish Shihab. *Yonet. J. Manaj. Dakwah*, 1(1):77–102.
- Ding, X., Lin, Z., He, F., Wang, Y., and Huang, Y. (2018). A deeply-recursive convolutional network for crowd counting. In 2018 IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process., pages 1942–1946. IEEE.
- Dougherty, E. R. (2020). Digital image processing methods. CRC Press.
- Duh, E. J., Sun, J. K., and Stitt, A. W. (2017). Diabetic retinopathy: current understanding, mechanisms, and treatment strategies. *JCI insight*, 2(14).
- Dumoulin, V. and Visin, F. (2016). A guide to convolution arithmetic for deep learning. *arXiv Prepr. arXiv1603.07285*.
- Erwin, Nurjanah, L. A., Yurika, Y., and Noviyanti, D. S. (2019). Klasifikasi Penyakit Diabetik Retinopathy dengan Metode Naive Bayes pada Citra Retina. In *Annu. Res. Semin.*, volume 4, pages 126–131.

- Gayathri, S., Gopi, V. P., and Palanisamy, P. (2020). A lightweight CNN for Diabetic Retinopathy classification from fundus images. *Biomed. Signal Process. Control*, 62:102115.
- Guillemot, M., Heusele, C., Korichi, R., Schnebert, S., and Chen, L. (2020). Breaking Batch Normalization for better explainability of Deep Neural Networks through Layer-wise Relevance Propagation. *arXiv Prepr. arXiv2002.11018*.
- Hakim, D. M. and Rainarli, E. (2019). Convolutional Neural Network untuk Pengenalan Citra Notasi Musik. *Techno. Com*, 18(3):214–226.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016a). Deep residual learning for image recognition. In *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. pattern Recognit.*, pages 770–778.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016b). Identity mappings in deep residual networks. In *Eur. Conf. Comput. Vis.*, pages 630–645. Springer.
- Hussain, Z., Gimenez, F., Yi, D., and Rubin, D. (2017). Differential data augmentation techniques for medical imaging classification tasks. In AMIA Annu. Symp. Proc., volume 2017, page 979. American Medical Informatics Association.
- Hwang, H. B., Jee, D., and Kwon, J.-w. (2019). Characteristics of diabetic macular edema patients with serous retinal detachment. *Medicine (Baltimore)*., 98(51):e18333.
- Ide, H. and Kurita, T. (2017). Improvement of learning for CNN with ReLU activation by sparse regularization. In 2017 Int. Jt. Conf. Neural Networks, pages 2684–2691. IEEE.

- Indrayuni, E. and Wahyudi, M. (2015). Penerapan character N-gram untuk sentiment analysis review hotel menggunakan algoritma naive bayes. *Konf. Nas. Ilmu Pengetah. dan Teknol.*, 1(1):83–88.
- Ioffe, S. and Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *arXiv Prepr. arXiv1502.03167*.
- Kaur, R., Singh, H., Samria, S., Kumar, N., Parachuri, N., Sharma, R., Francesco,
 B., Loewenstein, A., Bilong, Y., and Faridi, M. H. (2020). MII RetCam assisted
 smartphone-based fundus imaging (MSFI) A boon for paediatric retinal imaging.
 Eye, pages 1–3.
- Khojasteh, P., Aliahmad, B., and Kumar, D. K. (2018). Fundus images analysis using deep features for detection of exudates, hemorrhages and microaneurysms. *BMC Ophthalmol.*, 18(1):1–13.
- Kumar, S., Adarsh, A., Kumar, B., and Singh, A. K. (2020). An automated early diabetic retinopathy detection through improved blood vessel and optic disc segmentation. *Opt. Laser Technol.*, 121:105815.
- Lever, J., Krzywinski, M., and Altman, N. (2016). Points of significance: model selection and overfitting.
- Lucentis (2020). What are diabetic retinopathy (DR) and diabetic macular edema (DME)?
- Manliguez, C. (2016). Generalized confusion matrix for multiple classes.
- Mapayi, T., Viriri, S., and Tapamo, J.-R. (2015). Adaptive thresholding technique for retinal vessel segmentation based on GLCM-energy information. *Comput. Math. Methods Med.*, 2015.

- Messidor (2020). Messidor dataset.
- Miko ajczyk, A. and Grochowski, M. (2018). Data augmentation for improving deep learning in image classification problem. In 2018 Int. Interdiscip. PhD Work., pages 117–122. IEEE.
- Nairozle, M. I., Ibrahim, M. N. A., and Jasmi, K. A. (2018). Sains-Teknologi dan Ilmu Agama Menurut Bahasa al-Quran dan Hadis. Kertas kerja Dibentangkan di Seminar Tamadun Islam.
- Ng, W., Minasny, B., Montazerolghaem, M., Padarian, J., Ferguson, R., Bailey, S., and McBratney, A. B. (2019). Convolutional neural network for simultaneous prediction of several soil properties using visible/near-infrared, mid-infrared, and their combined spectra. *Geoderma*, 352:251–267.
- Nguyen, K., Fookes, C., Ross, A., and Sridharan, S. (2017). Iris recognition with off-the-shelf CNN features: A deep learning perspective. *IEEE Access*, 6:18848–18855.
- NIH (2019). Diabetic Retinopathy.
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., and Marshall, S. (2018). Activation functions: Comparison of trends in practice and research for deep learning. *arXiv Prepr. arXiv1811.03378*.
- Orlando, J. I. (2017). Machine learning for ophthalmic screening and diagnostics from fundus images.
- Pandey, S. K. and Sharma, V. (2018). World diabetes day 2018: battling the emerging epidemic of diabetic retinopathy. *Indian J. Ophthalmol.*, 66(11):1652.

- Pangestu, G. (2016). Deteksi kelainan pada jantung menggunakan citra ekg (elektrokardiogram) dengan metode learning vector quantization.
- Prabhu (2018). Understanding of Convolutional Neural Network (CNN)-Deep Learning.
- Priandini, D. A., Nangi, J., Muchtar, M., and Sari, J. Y. (2018). Deteksi area plat mobil menggunakan operasi morfologi citra. In *Semin. Nas. Teknol. Terap. Berbas. Kearifan Lokal*, volume 1.
- Prijono, B. (2018). Student Notes: Convolutional Neural Networks (CNN)
 Introduction.
- Putra, I. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101.
- Quinn, J., McEachen, J., Fullan, M., Gardner, M., and Drummy, M. (2019). *Dive into deep learning: Tools for engagement*. Corwin Press.
- Roglic, G. (2016). WHO Global report on diabetes: A summary. *Int. J. Noncommunicable Dis.*, 1(1):3.
- Salamat, N., Missen, M. M. S., and Rashid, A. (2019). Diabetic retinopathy techniques in retinal images: A review. *Artif. Intell. Med.*, 97:168–188.
- Sanjaya, S., Priyatno, A. M., Yanto, F., and Afrianty, I. (2018). Klasifikasi Diabetik Retinopati Menggunakan Wavelet Haar dan Backpropagation Neural Network. In *Semin. Nas. Teknol. Inf. Komun. dan Ind.*, pages 77–84.
- Sapada, A. O. and Arsyam, M. (2020). Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Menurut Pandangan Islam.

- Shahdoosti, H. R. and Mirzapour, F. (2017). Spectral-spatial feature extraction using orthogonal linear discriminant analysis for classification of hyperspectral data. *Eur. J. Remote Sens.*, 50(1):111–124.
- Shorten, C. and Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *J. Big Data*, 6(1):60.
- Solomon, S. D., Chew, E., Duh, E. J., Sobrin, L., Sun, J. K., VanderBeek, B. L., Wykoff, C. C., and Gardner, T. W. (2017). Diabetic retinopathy: a position statement by the American Diabetes Association. *Diabetes Care*, 40(3):412–418.
- Suardana, I. W., Mustika, I. W., and Utami, D. A. S. (2019). Hubungan Perilaku Pencegahan dengan Kejadian Komplikasi Akut pada Pasien Diabetes Melitus. *J. Persat. Perawat Nas. Indones.*, 4(1):50–58.
- Sumitro, I. L., Ningrum, I. P., and Ramadhan, R. (2016). Aplikasi Diagnosis Penyakit Diabetes Melitus Menggunakan Metode Fuzzy Multi Criteria Desicion Making. *semanTIK*, 2(1).
- Umbaugh, S. E. (2017). *Digital Image Processing and Analysis: Applications with MATLAB and CVIPtools*. CRC Press.
- Varshni, D., Thakral, K., Agarwal, L., Nijhawan, R., and Mittal, A. (2019).
 Pneumonia detection using CNN based feature extraction. In 2019 IEEE Int.
 Conf. Electr. Comput. Commun. Technol., pages 1–7. IEEE.
- Wang, W. and Lo, A. C. Y. (2018). Diabetic retinopathy: pathophysiology and treatments. *Int. J. Mol. Sci.*, 19(6):1816.
- Wicaksana, A. and Iswari, N. M. S. (2019). Decision Support System for Choosing

- an Elective Course Using Naive Bayes Classifier. In *Int. Conf. Softw. Eng. Artif. Intell. Netw. Parallel/Distributed Comput.*, pages 97–110. Springer.
- Yuen, L., Saeedi, P., Riaz, M., Karuranga, S., Divakar, H., Levitt, N., Yang, X., and Simmons, D. (2019). IDF Diabetes Atlas: Projections of the prevalence of hyperglycaemia in pregnancy in 2019 and beyond: results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas. *Diabetes Res. Clin. Pract.*, page 107841.
- Zhang, X., Zhou, X., Lin, M., and Sun, J. (2018). Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices. In *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. pattern Recognit.*, pages 6848–6856.
- Zhou, Y., Wang, X., Zhang, M., Zhu, J., Zheng, R., and Wu, Q. (2019). MPCE: a maximum probability based cross entropy loss function for neural network classification. *IEEE Access*, 7:146331–146341.