

**OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN METODE MSRCR
DALAM KLASIFIKASI GLAUKOMA**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
HAIGAR ZAIDAN ZAIN
H02219009

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

2023

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : HAIGAR Z Aidan Zain

NIM : H02219009

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN METODE MSRCR DALAM KLASIFIKASI GLAUKOMA". 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, 03 Juli 2023

Yang menyatakan,



HAIGAR Z Aidan Zain

NIM. H02219009

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : HAIGAR ZAIDAN ZAIN
NIM : H02219009
Judul skripsi : OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN
METODE MSRCR DALAM KLASIFIKASI
GLAUKOMA

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



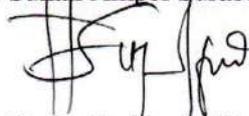
Ahmad Hanif Asyhar, M. Si
NIP. 198601232014031001

Pembimbing II



Putroe Keumala Intan, M.Si
NIP. 198805282018012001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

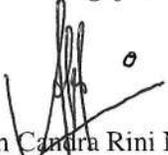
Skripsi oleh

Nama : HAIGAR ZAIDAN ZAIN
NIM : H02219009
Judul Skripsi : OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN
METODE MSRCR DALAM KLASIFIKASI
GLAUKOMA

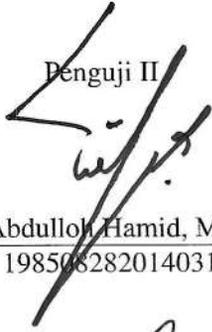
Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 6 Januari 2023

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I


Dr. Dian Candira Rini Novitasari, M. Kom
NIP. 198511242014032001

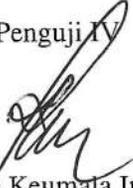
Penguji II


Dr. Abdulloh Hamid, M. Pd
NIP. 198508282014031003

Penguji III


Ahmad Hanif Asyhar, M. Si
NIP. 198601232014031001

Penguji IV


Putrouc Keumala Intan, M.Si
NIP. 198805282018012001

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Hamdani, M.Pd
NIP. 196507312000031002



UIN SUNAN AMPEL
SURABAYA

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpustakaan@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 : HAIGAR ZAIDAN ZAIN
NIM : H02219009
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / MATEMATIKA
E-mail address : haigarzain@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi Tesis Disertasi Lain-lain (.....)

yang berjudul :

OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN METODE MSRCR
DALAM KLASIFIKASI GLAUKOMA

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif 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,

Penulis

(HAIGAR Z Z.)

ABSTRAK

OPTIMASI MODEL RESNET MENGGUNAKAN METODE MSRCR DALAM KLASIFIKASI GLAUKOMA

Glaukoma merupakan penyakit penyebab kebutaan kedua setelah katarak. Glaukoma adalah penyakit yang menyebabkan kebutaan permanen dan tidak dapat diobati, namun mendiagnosa penyakit ini sedini mungkin dapat memperlambat fase kebutaan melalui terapi pengobatan yang tepat. Dalam mendiagnosanya pasien memerlukan untuk datang ke ahli mata, yang memakan biaya dan waktu. Pada penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem klasifikasi untuk mempermudah proses diagnosa pada penyakit glaukoma menggunakan metode *Residual Network* (ResNet) dengan optimasi *Multi Scale Retinex Color Restoration* (MSRCR). Data yang digunakan adalah data citra fundus retina yang didapat dari website *Kaggle*. Pada penelitian ini proses klasifikasi dilakukan dengan membandingkan arsitektur ResNet50 dan arsitektur Resnet50 yang menggunakan optimasi MSRCR. Hasil yang didapatkan memberikan jawaban bahwa metode ResNet dengan MSRCR lebih baik dalam mengklasifikasikan glaukoma pada penelitian ini dengan rata-rata akurasi sebesar 94%, rata-rata spesifitas 90% dan rata-rata sensitifitas sebesar 97%.

Kata kunci: Glaukoma, MSRCR, Residual Network (ResNet)

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

ABSTRACT

RESNET MODEL OPTIMIZATION USING MSRCR METHOD IN GLAUCOMA CLASSIFICATION

Glaucoma is the second leading cause of blindness after cataract. Glaucoma is a disease that causes permanent blindness and cannot be treated, but diagnosing the disease early can slow down the phase of blindness through appropriate treatment therapy. In diagnosing it, patients need to come to an ophthalmologist, which is costly and time-consuming. This study aims to create a classification system to facilitate the diagnosis process in glaucoma disease using the *Residual Network* (ResNet) method with *Multi Scale Retinex Color Restoration* (MSRCR) optimization. The data used is retinal fundus image data obtained from the *Kaggle* website. In this study, the classification process was carried out by comparing the ResNet50 architecture and the Resnet50 architecture using MSRCR optimization. The results obtained provide answers that the ResNet method with MSRCR is better at classifying glaucoma in this study with an average accuracy of 94%, an average specificity of 90% and an average sensitivity of 97%.

Keywords: Glaucoma, MSRCR, Residual Network (ResNet)

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN	iv
MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	8
1.3. Tujuan Penelitian	8
1.4. Manfaat Penelitian	8
1.5. Batasan Masalah	9
1.6. Sistematika Penulisan	9
II TINJAUAN PUSTAKA	11
2.1. Glaukoma	11
2.1.1. Patofisiologi Glaukoma	12
2.2. Citra	14
2.2.1. Reprerentasi Citra Digital	15
2.2.2. Citra RGB	16
2.2.3. Citra Keabuan	17
2.2.4. Citra Biner	18

2.3. Convolutional Neural Network	18
2.3.1. Convolution Layer	20
2.3.2. Batch Normalization	22
2.3.3. Rectified Linear Unit (ReLU)	23
2.3.4. Pooling Layer	24
2.3.5. Fully Connected Layers	25
2.3.6. Softmax	25
2.4. Cross Entropy	26
2.5. Residual Network	27
2.6. Multi Scale Retinex Color Restoration	28
2.7. Confusion Matrix	32
2.8. Pandangan Islam Terhadap Klasifikasi Penyakit Mata Glaukoma	33
III METODE PENELITIAN	37
3.1. Jenis Penelitian	37
3.2. Sumber Data	37
3.3. Kerangka Penelitian	38
3.3.1. Pengumpulan Data	39
3.3.2. Training data	39
3.3.3. Klasifikasi dan Evaluasi Model	39
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	40
4.1. Pembagian Data dan Penentuan Parameter	40
4.2. Klasifikasi Glaukoma Menggunakan Metode CNN Model ResNet	40
4.2.1. Convolution Layer	40
4.2.2. Batch Normalization	45
4.2.3. ReLU	47
4.2.4. Pooling Layer	48
4.2.5. Addition Layer	50
4.2.6. Fully Connected Layer	50
4.2.7. Softmax	51
4.2.8. Cross Entropy	51

4.3. Multi Scale Retinex Color Restoration	52
4.3.1. Gaussian Filter	52
4.3.2. Single Scale Retinex	53
4.3.3. Multi Scale Retinex	54
4.3.4. Color Restoration	55
4.3.5. Multi Scale Retinex Color Restoration	56
4.4. Analisis Hasil Klasifikasi Glaukoma	58
4.5. Aplikasi Klasifikasi Glaukoma	64
4.6. Integrasi Keilmuan	67
V PENUTUP	70
5.1. Kesimpulan	70
5.2. Saran	71
DAFTAR PUSTAKA	71

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR TABEL

4.1 Tabel Hasil Evaluasi ResNet	58
4.2 Tabel Hasil Evaluasi Resnet dengan MSRCR	61



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR GAMBAR

2.1 Patofisiologi Glaukoma primer	13
2.2 Glaukoma tekanan normal	14
2.3 Sistem Koordinat Citra	15
2.4 Contoh Citra RGB	17
2.5 Contoh Citra Keabuan	18
2.6 Contoh Citra Biner dan Nilai Pikselya	18
2.7 Ilustrasi Arsitektur CNN	20
2.8 Ilustrasi Convolution Layer	21
2.9 Ilustrasi Pooling Layer	24
2.10 Ilustrasi Residual Block	28
2.11 Contoh Confusion Matrix	33
3.1 Citra Glaukoma	38
3.2 Diagram Alur Penelitian	38
4.1 Matriks Citra yang Ditambahkan Padding = 3	41
4.2 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2	42
4.3 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2	42
4.4 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2	43
4.5 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2	48
4.6 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2	49
4.7 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2	49
4.8 Kanal Warna Red Green Blue	56
4.9 Citra Mata Normal dan Glaukoma Hasil MSRCR	58
4.10 Tampilan Awal	65
4.11 Tampilan Klasifikasi Resnet	66
4.12 Tampilan Klasifikasi ResNet MSRCR	67

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Mata merupakan salah satu panca indra yang ada pada manusia. Mata menjadi anugerah yang diberikan Allah SWT untuk manusia, hal ini disebutkan dalam Al-Quran surah An-Nahl ayat 78.

وَاللَّهُ أَخْرَجَكُمْ مِنْ بُطُونِ أُمَّهَاتِكُمْ لَا تَعْلَمُونَ شَيْئًا وَجَعَلَ لَكُمُ السَّمْعَ
وَالْإِبْصَارَ وَالْأَفْئِدَةَ لَعَلَّكُمْ تَشْكُرُونَ

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."*

Pada ayat ini dijelaskan bahwa Allah SWT menciptakan kita dan melahirkan kita di dunia dalam keadaan tidak mengetahui apapun, dan juga memberikan kita anugerah seperti pendengaran dan juga penglihatan agar kita tetap bersyukur kepada Allah SWT.

Banyak manusia yang tidak mendapatkan anugerah tersebut dan sangat kesulitan dalam menjalani kehidupan sehari-hari. Tidak adanya kemampuan penglihatan memberikan efek yang berbeda daripada tidak adanya panca indra yang lain. Tidak adanya penglihatan ini bisa jadi karena banyak kemungkinan, ada yang tidak mendapatkannya sejak lahir dan ada pula yang mendapat musibah seperti penyakit yang menyebabkan mata mereka kehilangan kemampuan dalam

melihat. Namun Allah SWT memberikan ganjaran yang setimpal bagi mereka yang sabar dalam menghadapi ujian yang diberikan Allah SWT khususnya untuk hilangnya kemampuan penglihatan, seperti yang dikatakan pada hadis Bukhari nomor 5221.

حَدَّثَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ يُوسُفَ، حَدَّثَنَا اللَّيْثُ، قَالَ حَدَّثَنِي ابْنُ الْهَادِ، عَنْ
عَمْرِ، مَوْلَى الْمُطَّلِبِ عَنْ أَنَسِ بْنِ مَالِكٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ قَالَ سَمِعْتُ النَّبِيَّ
صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ يَقُولُ آ إِنَّ اللَّهَ قَالَ إِذَا ابْتَلَيْتُ عَبْدِي بِحَبِيبَتَيْهِ
فَصَبَرَ عَوَّضْتُهُ مِنْهُمَا الْجَنَّةَ آ. يُرِيدُ عَيْنَيْهِ. تَابَعَهُ أَشْعَثُ بْنُ جَابِرٍ وَأَبُو
ظَلَّالِ عَنْ أَنَسِ عَنِ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ.

Artinya : *Telah menceritakan kepada kami Abdullah bin Yusuf, telah menceritakan kepada kami Al Laits dia berkata, telah menceritakan kepadaku Ibnu Al Hadi dari 'Amru bekas budak Al Mutthalib, dari Anas bin Malik radhiallahu'anhu dia berkata, saya mendengar Nabi Muhammad bersabda, "Allah berfirman, "Apabila Aku menguji hamba-Ku dengan penyakit pada kedua matanya, kemudian ia mampu bersabar, maka Aku akan menggantinya dengan surga." maksud (habibataihi) adalah kedua matanya. Hadits ini juga diperkuat oleh riwayat Asy'ats bin Jabir dan Abu Dzilal bin Hilal dari Anas dari Nabi Muhammad.*

Hadis diatas menjelaskan bahwa Allah menjanjikan balasan bagi mereka yang tetap sabar dan tabah setelah terkena ujian berupa hilangnya kemampuan penglihatan atau kebutaan, Allah akan memberikan balasannya di surga. Karena meskipun kita diberikan ujian, kita harus tetap yakin dan tabah bahwa Allah maha segalanya. Kita harus tetap beribadah kepada-Nya dan tetap baik sangka atas apapun ujian yang diberikan, hal ini didukung dengan kaidah ke-25 yang berbunyi.

مَا لَا يُدْرِكُ كُلَّهُ لَا يُتْرَكُ كُلُّهُ

Artinya: "Sesuatu yang tidak didapatkan seluruhnya tidak boleh ditinggalkan seluruhnya".

Kaidah ini menjelaskan bahwa disaat kita mengalami ujian berupa hilangnya satu kemampuan yang seharusnya dimiliki manusia pada umumnya kita tetap tidak boleh meninggalkan kegiatan yang seharusnya juga dilakukan oleh manusia, kita tetap harus sabar dan tetap beribadah dan menyembah pada Allah SWT. Meskipun kita tidak mampu melihat, tetapi hati kita dan raga kita masih bisa beribadah kepada-Nya.

Penyakit mata dengan resiko kebutaan menjadi salah satu fokus *World Health Organization* (WHO), yang memiliki jumlah pasien cukup banyak di dunia. Di Indonesia penyakit mata dengan resiko kebutaan terdapat 5 jenis yaitu katarak, glaukoma, gangguan refraksi, gangguan retina dan abnormalitas kornea. Berdasarkan *Rapid Assessment of Avoidable Blindness* (RAAB), terdapat 0,78% kebutaan akibat katarak, 0.2% akibat glaukoma, gangguan refraksi sebesar 0,14%, gangguan retina sebesar 0.13% dan abnormal kornea sebesar 0.1% (PERDAMI, 2020). Hal ini menjadi suatu alasan bahwa glaukoma menjadi penyebab kebutaan terbanyak kedua setelah katarak yang terjadi di Indonesia. Glaukoma merupakan salah satu penyakit mata dengan tingkat resiko kebutaan yang tinggi (Liu and Prokosch, 2021; Tham et al., 2014). Pada tahun 2020 jumlah kasus glaukoma mencapai kisaran angka 76 juta di dunia dan diperkirakan akan mencapai kisaran angka 112 juta pada tahun 2040 (Coan et al., 2023). Dengan semakin bertambahnya populasi maka akan terjadi peningkatan kasus setiap tahunnya (Zhang et al., 2021b). Penyakit ini menjadi beban secara global, dikarenakan penurunan daya penglihatan atau adanya kebutaan akibat glaukoma yang

mempengaruhi daya hidup seseorang (Liu et al., 2023) (Stein et al., 2021).

Glaukoma sendiri tergolong penyakit *multifactorial progressive neurodegenerative* yang menyebabkan kebutaan secara permanen atau tidak dapat disembuhkan (Baudouin et al., 2021). Glaukoma terjadi karena adanya peningkatan tekanan intraokular yang tinggi sehingga cairan bola mata terhambat, cairan ini akan berkumpul di pintu keluar saraf optik (sklera), sklera ini berfungsi untuk membawa informasi penglihatan ke otak (Ananda, 2017). Glaukoma juga dapat terjadi pada pasien yang memiliki tekanan intraokular normal, hal ini bisa terjadi apabila terdapat tekanan yang meningkat akibat adanya cairan serebrospinal pada ruang subarachnoid (Agarwal et al., 2009). Meskipun tidak dapat disembuhkan, melakukan diagnosa sedini mungkin akan memberikan harapan untuk memperlambat atau mencegah bertumbuhnya glaukoma dengan cara pengobatan yang tepat (Neto et al., 2022). Di Indonesia jumlah kunjungan pada penderita glaukoma menurut riset kesehatan dasar pada tahun 2015 sebanyak 65.774 pasien lalu pada tahun 2016 terdapat 259.297 pasien dan pada tahun 2017 sebanyak 427.091 pasien terdata di Indonesia (Kemenkes RI, 2019). Jumlah ini akan terus meningkat setiap tahunnya di lain sisi kurangnya edukasi dan informasi menyebabkan sebagian masyarakat tidak menyadari gejala-gejala yang muncul. Menurut Dr. Tatang Talka Gani, SpM(K), saat ini 90% penderita glaukoma tidak merasakan sakit atau tidak muncul gejala, dan 10% sisanya merasakan sakit. Akibatnya kebanyakan penderita tidak menyadari jika mereka memiliki glaukoma dan terlambat menerima penanganan dokter (Wiwin, 2019).

Penggunaan *artificial intelligence, machine learning, neural network* dan lain-lain menjadi solusi efektif untuk mendapatkan diagnosa awal. Di era digital ini perkembangan teknologi pembelajaran dan *Internet of Medicalings*

Things(IoMT) memberikan hasil yang baik dalam berbagai penerapan klinis, hal ini menjadi salah satu aspek kemajuan pada bidang kesehatan (Wu et al., 2022). Kemajuan yang diberikan memberikan keuntungan dalam efektifitas waktu, biaya maupun tenaga. Penerapan *machine learning* berjalan dengan baik untuk diagnosa penyakit, prediksi penyakit, ataupun melakukan pemantauan kondisi pasien. Penerapannya dapat mengurangi resiko kesalahan praktisi atau tenaga medis. Dalam prosesnya diagnosa pada glaukoma dilakukan dengan membaca hasil foto scan pada mata, dan jika diperlukan maka dilakukan tes *Optical Coherence Tomography* (OCT) untuk memperkuat hasil diagnosa, pemahaman tersebut memerlukan waktu kurang lebih satu jam jika dilakukan secara manual. Penggunaan *machine learning* diharapkan dapat membantu mempermudah membaca hasil foto scan yang dilakukan sebelumnya

Machine learning merupakan metode pembelajaran yang diturunkan dari *artificial intelligence*. Secara definisi *machine learning* adalah program komputer yang kinerjanya sejalan dengan pembelajaran atau pengalaman yang diterima program tersebut (Shahid et al., 2019). Penerapan *machine learning* pada bidang medis sudah sangat banyak, seringkali digunakan untuk menganalisa data atau rekam medis pasien. Pada kasus glaukoma, *machine learning* (ML) diterapkan pada sistem diagnosa berbasis komputer (CAD) untuk mempelajari pola pada data, lalu dengan sedikit bantuan manusia untuk mengambil keputusan (Bohlmann et al., 2021; Munawarah et al., 2016). *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu metode yang paling sering digunakan untuk memproses data gambar di dunia medis. Kelebihan CNN adalah mampu mengenali pola-pola penting pada hasil foto mata pasien dengan akurasi yang bagus. Model CNN berkembang pesat sejak adanya kompetisi ILSVRC yang diselenggarakan setiap tahunnya yang

akhirnya melahirkan beberapa arsitektur, salah satunya adalah arsitektur *residual network* atau biasa disebut ResNet (Chauhan et al., 2018; Wightman et al., 2021).

Residual Network atau ResNet dibuat untuk menyelesaikan masalah pada saat melakukan pelatihan, secara umum yang dibutuhkan untuk melakukan pelatihan pada model *deep learning* adalah waktu dan jumlah lapisan yang banyak. Identitas yang membedakan ResNet dengan model arsitektur lain adalah ResNet mampu menyelesaikan masalah tersebut dengan membuat jalan baru atau jalan pintas sehingga dia melompati proses panjang tanpa menghilangkan hal-hal penting untuk dianalisa (Sarwinda et al., 2021; Zhang et al., 2021a). Jalan pintas ini digunakan untuk mengurangi peluang adanya *vanishing gradient*, pada jalan pintas ini Resnet menyediakan dua jalur yang disebut *identity shortcut* yang akan digunakan apabila dimensi dari input dan output sama dan *projection shortcut* yang digunakan apabila dimensinya berbeda (Xiaohan, 2020). Kelebihan tersebut membuat perhitungan lebih mudah dan waktu yang lebih efisien, namun tetap memiliki akurasi yang baik. Arsitektur ResNet pun diakui lebih baik daripada arsitektur lain dalam hal mengklasifikasi gambar, karena ResNet melakukan lompatan pada lapisan sehingga tidak menyebabkan *overfitting* (Zhang et al., 2019). Namun terkadang gambar yang didapat bisa jadi memiliki derau (*noise*), buram, ataupun masalah kecerahan pada gambar, sehingga objek yang ingin diproses tidak dapat dikenali dengan jelas. Gambar yang kurang baik tersebut dapat diperbaiki dengan perbaikan kualitas citra agar objek dapat dikenali dengan lebih jelas. Perbaikan kualitas citra seperti *histogram equalization*, *contrast stretching* dan masih banyak lagi (Aribowo et al., 2009). Sedangkan bagian sisa menggambarkan faktor lain seperti bayangan ataupun sumber cahaya lain yang mempengaruhi.

Metode *multi scale retinex color restoration*(MSRCR) merupakan salah satu cara yang dapat digunakan untuk memperbaiki masalah pada pencahayaan ataupun kontras yang buruk (Parthasarathy and Sankaran, 2012). MSRCR merupakan metode peningkatan dari *retinex* yang dibuat untuk memodelkan sistem penglihatan manusia, *retinex* dibuat karena Land dan McCann mengetahui bahwa manusia tidak dapat melihat tipe pencahayaan yang absolut dan hanya dapat melihat pencahayaan yang relative. Pencahayaan(*lightness*) diartikan sebagai kecerahan area yang sangat bertransmisi atau tampak putih, maka dari itu pencahayaan adalah kecerahan relatif atau bisa dibilang relatif kepada putih (Lubis, 2021). Pada dasarnya *retinex* mempunyai mekanisme untuk mengembalikan warna yang hilang dan meningkatkan kontras yang lebih tinggi (Siddesha and M, 2020). Kelebihan dari MSRCR ini daripada optimasi metode *retinex* yang lain adalah karena metode ini memiliki fungsi *color restoration function* (CRF). Cara kerja MSRCR diawali dengan algoritma *retinex* yang memecah gambar menjadi beberapa skala lalu outputnya setiap skala akan digabungkan kembali sehingga mendapatkan gambar yang memiliki kontras yang lebih tinggi (Supriyanto, 2018). Namun output *retinex* bisa jadi menjadi terlalu pucat sehingga digunakanlah fungsi CRF yang memperhitungkan rasio intensitas cahaya pada setiap kanal warna yang menghasilkan warna asli dari gambar tersebut akan kembali (M and Shiny, 2014). Dari pembahasan di atas mengenai penyakit glaukoma dan penjelasan mengenai metode CNN dengan model ResNet. Maka dalam penelitian ini akan dilakukan pengklasifikasian penyakit glaukoma di Asia menggunakan metode CNN model ResNet dan akan dilakukan pengukuran akurasi hasil uji, sehingga dapat menjadi bahan evaluasi untuk penelitian kedepannya.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan yang sudah dipaparkan pada latar belakang diatas, maka rumusan masalah yang akan dibahas yaitu:

1. Bagaimana perbandingan hasil klasifikasi Glaukoma menggunakan ResNet dengan Resnet yang menggunakan optimasi MSRCR ?
2. Bagaimana pengaplikasian sistem klasifikasi Glaukoma menggunakan metode ResNet dengan optimasi MSRCR?

1.3. Tujuan Penelitian

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

1. Dapat mengetahui perbandingan hasil metode ResNet yang lebih baik antara penggunaan ResNet saja dengan ResNet yang ditambahkan metode optimasi MSRCR dalam klasifikasi penyakit glaukoma.
2. Dapat membuat suatu aplikasi klasifikasi glaukoma menggunakan metode ResNet dan juga metode ResNet yang ditambahkan dengan metode optimasi MSRCR.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan pengetahuan mengenai kemampuan metode ResNet dan metode optimasi MSRCR dalam mengklasifikasikan glaukoma. Adanya penelitian ini, diharapkan memberikan informasi mengenai klasifikasi khususnya di dunia kesehatan. Dan juga dapat menjadi acuan dalam berbagai penelitian terkait glaukoma sehingga dapat

memberikan pengetahuan bagi para pembaca terkait penyakit dan pengobatan untuk mengatasi glaukoma di kemudian hari.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan untuk penelitian ini yaitu data citra glaukoma yang didapat dari website *Kaggle* dengan jumlah 1953 data
2. Data akan diklasifikasikan menjadi 2 kelas (normal atau glaukoma)
3. Metode ResNet yang akan digunakan adalah ResNet50 dan metode optimasi MSRCR

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini yaitu terdapat tiga bagian, dimana bagian-bagian tersebut adalah diawali dengan pendahuluan, tinjauan pustaka, dan metode penelitian. Bagian-bagian tersebut akan dijabarkan sebagaimana berikut ini:

1. BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini berisikan tentang latar belakang masalah tentang penyakit glaukoma dan tanda-tanda munculnya glaukoma menggunakan metode jaringan saraf yang dikuatkan dengan adanya penelitian terdahulu, rumusan dan batasan masalah yang digunakan, serta tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan penelitian.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bagian dari bab ini berisikan tentang literatur yang membahas tentang

glaukoma, penjelasan mengenai patofisiologi, epidemiologi, pembahasan tentang metode CNN, ResNet, MSRCR, serta *confusion matrix* untuk menguji akurasi.

3. BAB III METODE PENELITIAN

Bagian dari bab ini berisikan sumber data yang digunakan serta jenis dan alur penelitian dari mulai pengumpulan data gambar penderita glaukoma, tahapan penelitian mulai dari input data hingga hasil, serta analisis hasil model terbaik dan evaluasi hasil dengan *confusion matrix*.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN Bagian dari bab ini berisikan mengenai hasil yang didapatkan dari proses hasil uji coba klasifikasi glaukoma menggunakan metode CNN model ResNet dengan optimasi MSRCR beserta pembahasannya terkait perhitungan model ResNet dan juga MSRCR pada rumusan masalah yang sudah disebutkan, uraian tahapan pada penelitian serta analisis model terbaik dengan mengamati hasil akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang dihasilkan. Pembahasan integrasi keislaman mengenai penyakit glaukoma dan kesimpulan akhir penelitian.

5. BAB V PENUTUP Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan dan saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Glaukoma

Glaukoma merupakan salah satu penyebab kebutaan terbanyak setelah katarak, dengan pasien sekitar 70 juta penduduk di dunia dan 10% diantaranya mengalami buta bilateral atau turunnya kemampuan mata dikarenakan tidak adanya persepsi mata terhadap cahaya, sehingga penyakit ini dinyatakan sebagai penyebab utama kebutaan ireversibel di dunia (Ciputra, 2022). Dahulu glaukoma didefinisikan oleh para ahli terhadap pasien yang memiliki kelainan khususnya pada cakram mata dan pada lapang pandang. Tetapi definisi tersebut terlalu subjektif, sehingga sulit melakukan penelitian, jika kita tidak tahu apakah yang kita teliti memiliki penyakit yang sama (Quigley, 2019).

Pada penelitian lain dijelaskan bahwa glaukoma diakibatkan oleh tekanan yang tinggi pada bola mata sehingga menyebabkan keluarnya cairan bola mata terhambat (Al Rivan and Juangkara, 2019). Cairan yang terhambat akan berkumpul di sklera tempat keluarnya saraf optik, pada dasarnya saraf ini berfungsi untuk membawa informasi penglihatan ke otak dan apabila kondisinya tertekan, rusak atau bahkan mati mengakibatkan hilangnya fungsi penglihatan secara permanen (Ananda, 2017).

Di Indonesia jumlah kunjungan pada penderita glaukoma menurut riset kesehatan dasar pada tahun 2015 sebanyak 65.774 pasien lalu pada tahun 2016 terdapat 259.297 pasien dan pada tahun 2017 sebanyak 427.091 pasien terdata di

Indonesia(Kemenkes RI, 2019). Jumlah ini akan terus meningkat setiap tahunnya, kurangnya edukasi dan informasi menyebabkan sebagian masyarakat tidak menyadari gejala-gejala yang muncul. Menurut Dr. Tatang Talka Gani, SpM(K), saat ini 90% penderita glaukoma tidak merasakan sakit atau atau tidak muncul gejala, dan 10% sisanya merasakan sakit. Akibatnya kebanyakan penderita tidak menyadari jika mereka memiliki glaukoma dan terlambat menerima penanganan dokter (Wiwin, 2019).

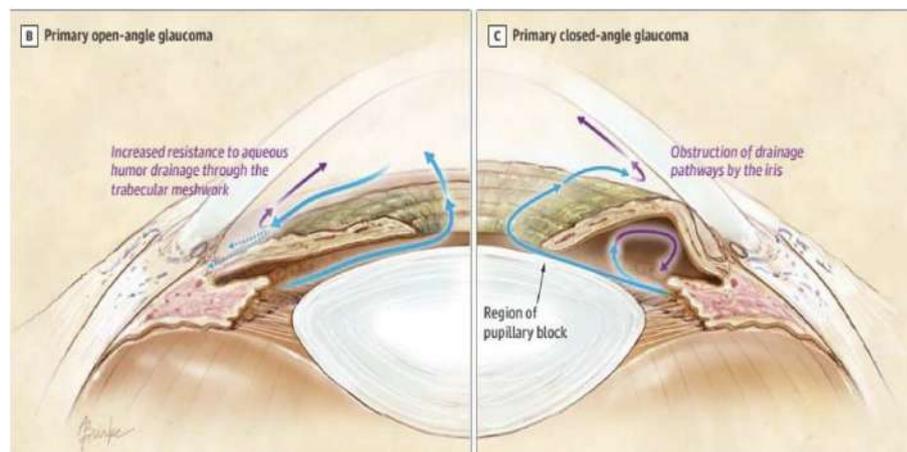
Glaukoma sendiri sudah menjadi salah satu deretan penyakit yang menjadi fokus utama bagi dunia kesehatan di dunia. Jumlah pasiennya sudah mencapai sekitar 60 juta orang di dunia, dan hampir setengah penderitanya tinggal di Asia dengan rata-rata prevalensinya sekitar 1.96%. Jumlah tersebut diperkirakan mayoritas pasien adalah perempuan dengan rasio lebih dari 55% karena rentang hidup yang lebih tinggi daripada laki-laki (Agrawal et al., 2018).

2.1.1. Patofisiologi Glaukoma

Patofisiologi glaukoma belum cukup dipahami dengan baik, karena peneliti kebingungan apakah kerusakan berada pada sel ganglion atau pada aksonnya. Patofisiologi glaukoma disebut memiliki banyak faktor, seperti meningkatnya tekanan intraokular (TIO) sampai dengan disregulasi vaskular yang merupakan faktor paling besar pada gejala primer atrofi glaukomatosa, gejala ini muncul karena adanya penyumbatan aliran aksoplasma di dalam akson sel ganglion di daerah lamina cribrosa dan juga karena adanya perubahan mikrosirkulasi saraf optik pada tingkat lamina, laminar glial dan jaringan ikat.

Peningkatan TIO dipengaruhi oleh keseimbangan antara proses sekresi *humor aqueous* dan drainase yang melalui *trabecular* dan *uveoskleral* (Sit and Liu,

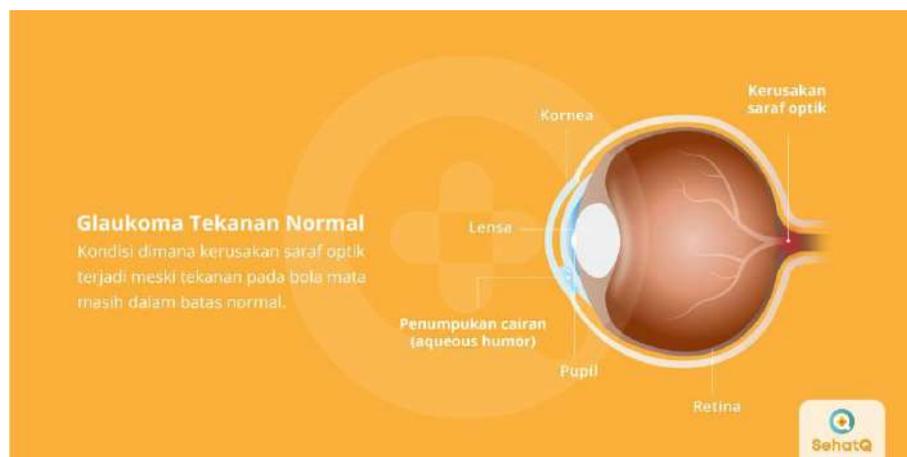
2009). Penderita glaukoma primer sudut terbuka akan mengalami penebalan pada jalur keluar yang melalui *trabecular meshwork*, sedangkan pada pasien sudut tertutup jalurnya akan terhalang oleh iris. Seperti pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Patofisiologi Glaukoma primer
(Fitriasari, Belinda Salva Dyah, Maharani and Prihatningtias, 2019)

Pada faktor gejala sekunder disebabkan adanya glutamat dan glisin yang dilepaskan dari neuron yang terluka dan juga adanya kerusakan oksidatif karena adanya produksi berlebih dari nitric oksida nitrat dan zat oksigen reaktif lainnya. Namun lokasi awal muncul gejala dan mekanisme apapun yang digunakan tidak mempengaruhi tahap akhir yaitu sel ganglion dan aksonnya tidak berfungsi, sehingga menyebabkan hilangnya kemampuan penglihatan (Dwi Ananda Thayeb, J. S.M. Saerang, 2011).

Pasien glaukoma memiliki ciri perubahan struktur pada serabut saraf karena adanya disfungsi mitokondria pada sel ganglion dan atrosit. Namun glaukoma dapat muncul pada pasien dengan tekanan intraokular normal, namun terdapat cairan serebrospinal yang tidak normal pada ruang subarachnoid yang menyebabkan tekanan besar pada daerah lamina (Agarwal et al., 2009). Seperti pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Glaukoma tekanan normal
(Rafiqua, 2020)

Gejala yang muncul dapat mengakibatkan mikro sirkulasi, perubahan imunitas, eksitotosisitas dan stress oksidatif. Terlebih proses patologis saraf primer dapat menyebabkan neurodegenerasi saraf sekunder pada neuron retina, sedangkan sel sel di jalur pusat akan berusaha beradaptasi untuk meningkatkan kerentanan terhadap kerusakan (Weinreb et al., 2014).

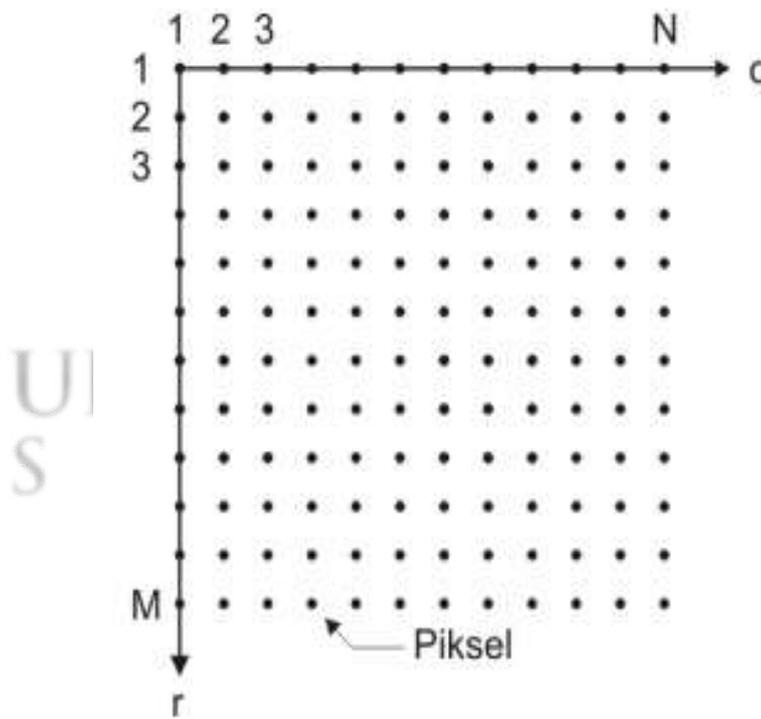
2.2. Citra

Citra merupakan imitasi dari suatu objek sebagai hasil dari suatu sistem perekaman data. Hasil yang didapatkan akan bergantung pada sifatnya, seperti optik yang akan menghasilkan foto, bersifat analog seperti pada televisi. Dari hasil yang didapat harus dirubah menjadi citra digital jika ingin diolah menggunakan komputer (Andono et al., 2017). Dalam pengolahan citra terdapat beberapa jenis pengolahan, yaitu peningkatan kualitas citra, restorasi, segmentasi, kompresi, dan rekonstruksi. Karena yang diperhatikan pada citra adalah informasi yang ada di dalamnya yang disebut piksel maka dari itu perlu dilakukan perbaikan (Nafi'iyah, 2015). Berbagai perbaikan diperlukan untuk meningkatkan kualitas citra yang memiliki *noise*, atau mungkin terlalu terang atau gelap, *blur*, dan sebagainya

(Sinaga, 2017).

2.2.1. Reprerentasi Citra Digital

Citra digital adalah sebuah fungsi dua dimensi yang dinotasikan dengan $f(c, r)$ atau sama saja dengan titik koordinat seperti $f(x, y)$ Fungsi tersebut merupakan fungsi dari intensitas cahaya, dimana m dan n melambangkan koordinat spasial dari titik-titik yang memiliki nilai keabuan citra (Al Amin and Juniati, 2017). Pada citra digital perpotongan antara baris dan kolom disebut sebagai piksel. Piksel sendiri memiliki identitas yang menjadi pembeda di setiap pikselnya, yaitu koordinat dan intensitas warna. Seperti dicontohkan pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Sistem Koordinat Citra
(Nafi'iyah, 2015)

Sehingga dari koordinat diatas, matriks citra digital dapat ditulis seperti

berikut.

$$f(x, y) = \begin{pmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,M) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,M) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ f(N,0) & f(N,1) & \cdots & f(N,M) \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Dimana:

$$0 \leq x \leq N$$

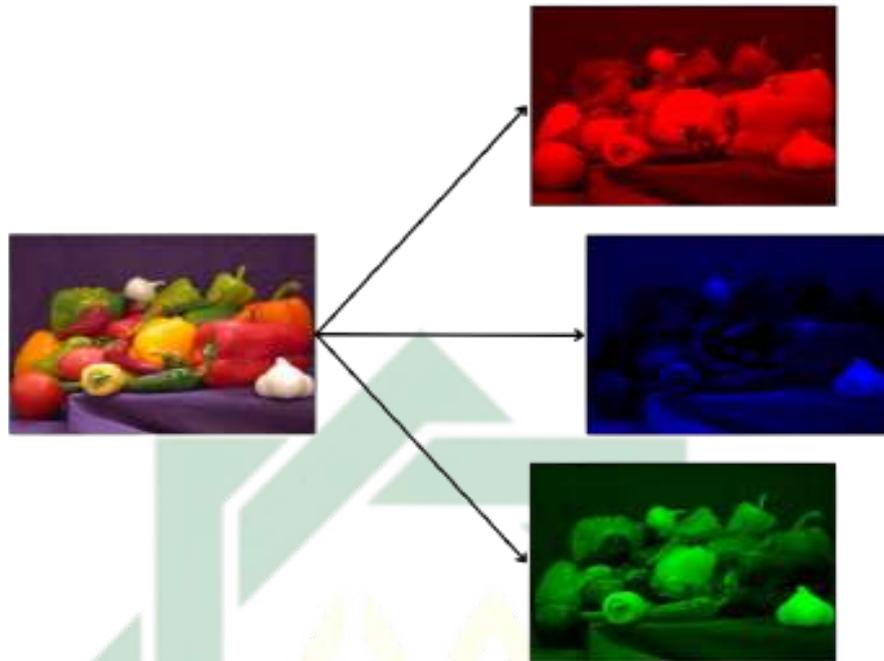
$$0 \leq y \leq M$$

$$0 \leq f(x, y) \leq G - 1$$

Matriks 2.1 menggambarkan hasil pengambilan citra, dimana tiap elemennya disebut dengan piksel. Dari persamaan di atas M dan N melambangkan posisi diskret dan G menunjukkan nilai keabuan.

2.2.2. Citra RGB

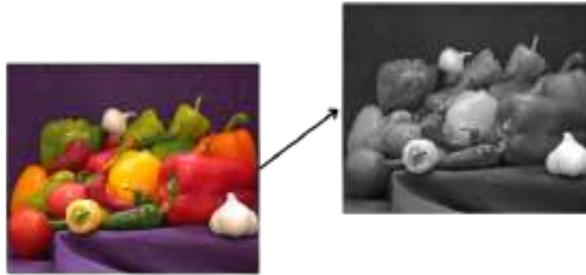
Citra digital memiliki tipe citra berwarna atau biasa disebut citra RGB (*red, green blue*). Ruang warna dapat digambarkan sebagai sebuah kubus, yang titik sumbunya melambangkan setiap warnanya (Lubis et al., 2017). Pada citra RGB setiap pikselnya memiliki warna tertentu dengan range nilai 0-255, sehingga ada kemungkinan variasi warna sebanyak 255^3 . Variasi warna tersebut cukup untuk memberikan warna untuk gambar apapun, dan jumlah bit yang ada di setiap piksel (Kusumanto and Tomponu, 2011). Contoh citra RGB dan nilai-nilai pikselnya ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Contoh Citra RGB
(Pamungkas, 2017)

2.2.3. Citra Keabuan

Citra keabuan adalah citra digital yang setiap pikselnya hanya memiliki satu nilai kanal, dan nilai tersebut adalah nilai yang digunakan untuk menyatakan tingkat intensitas keabuannya (Tarigan et al., 2016). Citra keabuan muncul setelah proses digitalisasi yang mengubah lapisan matriks RGB menjadi 1 lapisan matriks keabuan, sehingga yang ada bukanlah lagi warna tetapi derajat keabuan dengan nilai 0 sampai 1 (Tri Utami, 2017). Contoh citra keabuan dan nilai-nilai pikselnya ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Contoh Citra Keabuan
(Pamungkas, 2017)

2.2.4. Citra Biner

Citra biner merupakan salah satu jenis citra digital yang nilai pada setiap pikselnya hanya memiliki dua kemungkinan nilai yaitu 0 atau 1. Sehingga menyebabkan gambar menjadi hitam putih. Citra biner juga disebut sebagai citra hitam putih. Perbedaan citra biner dengan citra keabuan adalah citra biner hanya memiliki 2 nilai yaitu 0 atau 1, sedangkan pada citra keabuan memiliki banyak kemungkinan yaitu 0 atau 1 (Nafi'iyah, 2015; Tarigan et al., 2016). Contoh citra biner dan nilai-nilai pikselnya ditunjukkan pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Contoh Citra Biner dan Nilai Pikselnya
(Pamungkas, 2017)

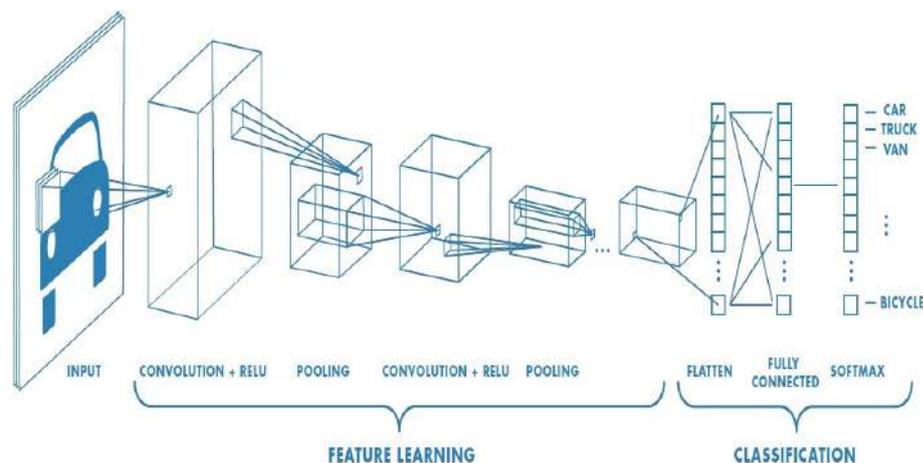
2.3. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode arsitektur pembelajaran yang terinspirasi oleh mekanisme kehidupan makhluk hidup. Pada

tahun 1959, ide awal ditemukan oleh Hubel dan Wiesel dengan mengamati sel yang ada pada hewan, lalu pada tahun 1980 diusulkan pembuatan *neocognitron* oleh Kunihiko Fukushima yang dianggap menjadi awal mula pembuatan arsitektur dari CNN. Pada tahun 1990, Le Cun menerbitkan makalah yang membahas kerangka arsitektur dari CNN, dan dikembangkan untuk membuat arsitektur CNN modern (Gu et al., 2018).

CNN merupakan analog tradisional dari ANN karena dasarnya adalah kumpulan neuron dan melakukan optimasi melalui pembelajaran. Setiap neuron akan menerima input dan bekerja seperti produk skalar dengan fungsi non-linear yang berdasar dari ANN yang tidak terhitung jumlahnya. Dari proses awal input vektor sampai dengan output yang keluar, seluruh jaringan akan mengekspresikan fungsi bobot. Lapisan terakhir merupakan fungsi yang berisi fungsi yang tidak bekerja dengan baik dan juga kelas-kelas yang ada, semua proses dan trik yang dilakukan masih berdasar dari ANN.

Perbedaan CNN dan ANN adalah bahwa CNN digunakan terutama dalam bidang pengenalan objek dalam gambar. Hal tersebut memberikan kemudahan bagi peneliti untuk menandai fitur-fitur khusus pada gambar sehingga dapat dikenali dalam arsitektur, sehingga jaringan yang dibuat akan lebih cocok untuk melakukan pembelajaran pada gambar, sementara pada tahap lain mampu mengurangi parameter yang tidak diperlukan untuk membuat model (O'Shea and Nash, 2015; Wu, 2017; Koushik, 2016).



Gambar 2.7 Ilustrasi Arsitektur CNN
(Sena, 2017)

2.3.1. Convolution Layer

Convolution Layer adalah lapisan yang penting pada arsitektur CNN, pada lapisan ini dilakukan ekstraksi fitur yang biasanya dilakukan pada saat proses pelatihan dataset. Pada lapisan ini umumnya berisi kombinasi dari operasi linear, non linear, operasi konvolusi dan fungsi aktivasi yang digunakan (Patil and Rane, 2021). Parameter yang mempengaruhi adalah *filter*, *stride*, dan *padding*. Kernel yang ada pada arsitektur CNN akan selalu bergeser menyesuaikan dengan nilai *stride* yang diberikan (Abhirawa et al., 2017). Ukuran keluaran dari *Convolution Layer* (v_H) didapat dari persamaan 2.2.

$$v_H = \frac{(N - F + 2P)}{S} + 1 \quad (2.2)$$

dimana

N = ukuran matriks input

F = ukuran filter

S , = Stride atau Jarak pergeseran filter

P = Padding atau penambahan angka (umumnya adalah 0)

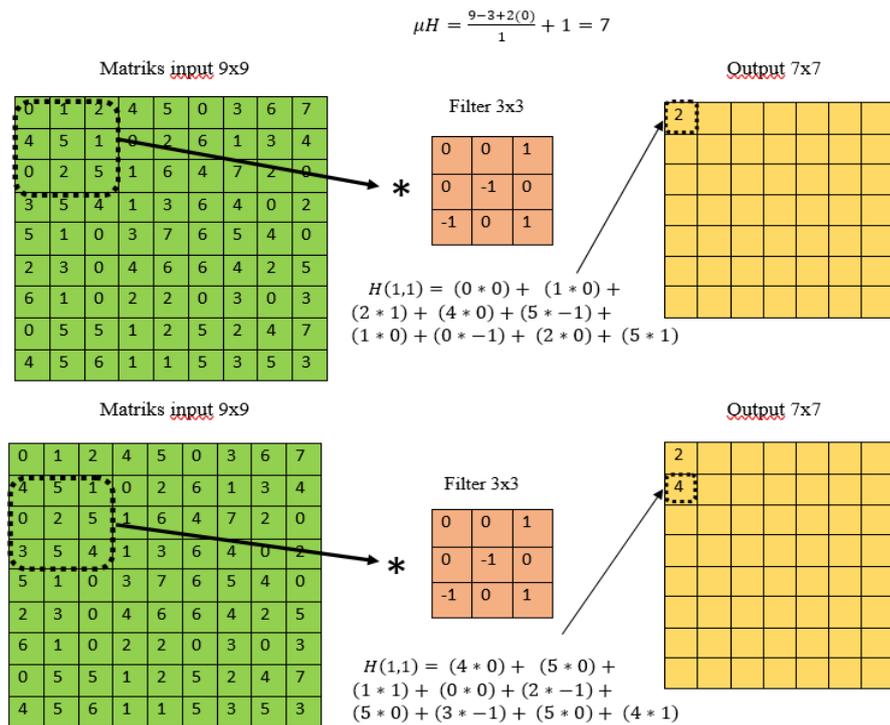
v_H = ukuran dari matriks H

Lalu nilai matriks H didapat dengan persamaan 2.3 seperti berikut:

$$H_{i,j} = c_{(i,j)} \times f_{(i,j)} \tag{2.3}$$

Dengan N adalah matriks input, dan F melambangkan convolution filter.

$$H_{i,j} = \sum_m \sum_n N_{(m,n)} \times F_{(i+m,j+n)} \tag{2.4}$$



Gambar 2.8 Ilustrasi Convolution Layer

Operasi *convolution layer* menerapkan perkalian matriks citra dengan filter, perkalian ini bergeser secara bertahap sesuai *stride* dan hasilnya dijumlahkan untuk menghasilkan satu nilai matriks output.

2.3.2. Batch Normalization

Secara garis besar, *Batch Normalization*(BN) bekerja dengan tujuan untuk menstabilkan distribusi nilai dari input pada saat pelatihan. Proses ini bekerja dengan menambahkan lapisan tambahan yang menghitung nilai varian dan rata-rata yang pada akhirnya nilai tersebut akan dinormalisasikan. Proses BN juga diperlukan untuk menghindari adanya *overfitting* (Sari et al., 2019). *Overfitting* sendiri adalah disaat data-data yang terbaik telah digunakan pada proses pelatihan, sehingga dapat mempengaruhi proses evaluasi model pada proses pengujian (Srivastava et al., 2014). Perhitungan pada layer ini dilakukan secara bertahap dari perhitungan rata rata dari tiap mini batch, lalu perhitungan variansi mini batch, normalisasi dan pembaruan parameter. Persamaan *batch normalization* adalah seperti berikut:

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m x_i \quad (2.5)$$

Persamaan 2.5 untuk perhitungan rata rata mini batch, dengan m adalah ukuran dari mini batch.

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 \quad (2.6)$$

Persamaan 2.6 untuk perhitungan variansi tiap mini batch, dengan x adalah nilai dari matriks input.

$$BN = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma^2 + \epsilon} + \beta \quad (2.7)$$

γ, β = parameter

x = matriks input

μ = rata-rata

σ = standar deviasi

ϵ = nilai konstan untuk stabilitas numerik

Pada persamaan 2.7 merupakan tahapan terakhir untuk pembaruan parameter yang digabungkan dengan normalisasi.

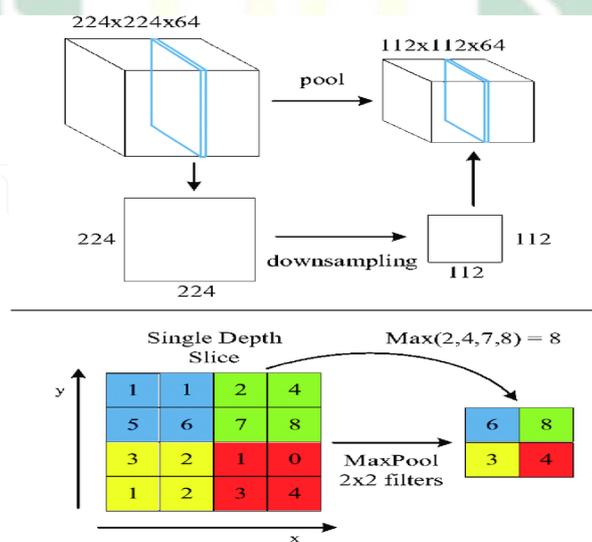
2.3.3. Rectified Linear Unit (ReLU)

Rectified Linear Unit atau ReLU merupakan salah satu fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam arsitektur CNN. Fungsi aktivasi ini diperkenalkan pada tahun 2011, yang digunakan untuk optimasi pelatihan pada *Deep Neural Network* (Agarap, 2018). Pada dasarnya ReLU adalah fungsi aktivasi yang bertugas untuk menormalisasikan nilai yang didapat dari *Convolution Layer* agar tidak ada nilai yang di bawah 0 dengan syarat nilai di bawah 0 akan menjadi 0 dan nilai di atas 0 akan tetap menjadi nilai itu sendiri (Achmad et al., 2019). Persamaanya seperti pada persamaan 2.8.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.8)$$

2.3.4. Pooling Layer

Pooling layer adalah lapisan yang berisi operasi *downsampling* pada dimensi spasial atau lebar dan tingginya citra input dari lapisan sebelumnya (Boyd and Keromytis, 2004). Proses ini merupakan dasar dalam pengurangan waktu pembelajaran dengan meningkatkan ketahanan model. Operasi ini bertugas mengumpulkan informasi dari fitur input lalu menurunkan hasil samplingnya (Sun et al., 2017). *Pooling layer* juga mampu mengurangi resiko overfitting, pooling layer memiliki 2 metode yaitu *max pooling* dan *average pooling*, umumnya digunakan hanya salah satu sesuai dengan karakteristik data (Gholamalinejad and Khosravi, 2021).



Gambar 2.9 Ilustrasi Pooling Layer

(Goh, Siting and Chua, Yueda and Lee, Justina and Yeong, Joe and Cai, 2021)

Secara umum persamaan pada pooling layer untuk mencari ukuran output pooling layer adalah seperti pada persamaan 2.9.

$$\left(\frac{N_h - F}{S} + 1\right) \times \left(\frac{N_w - F}{S} + 1\right) \times N_c \quad (2.9)$$

N_h, N_w = tinggi dan lebar dari citra input

F = filter

S = stride

N_c = jumlah *channel* (lapisan kedalaman)

2.3.5. Fully Connected Layers

Lapisan ini memiliki salah satu fungsi untuk melakukan transformasi dimensi data menjadi 1 dimensi agar data dapat diklasifikasikan secara linear (Ma and Lu, 2017). Namun pada beberapa kasus, proses *flattening* atau reduksi dimensi sudah dilakukan di layer sebelumnya. Sehingga tujuan dan fungsi utama *fully connected layer* adalah mengambil fitur atau nilai yang telah diproses dari layer konvolusi sebelumnya lalu menghubungkan ke output sesuai dengan jumlah kelas yang diprediksi (Lubis, 2021). Pada lapisan ini melibatkan penambahan bias yang dilambangkan dengan b , yang membantu jaringan saraf untuk mempelajari dengan lebih fleksibel antara input dan output (Liu et al., 2018). Seperti pada persamaan 2.10 berikut:

$$F_c = \left(\sum_i W_{i,j} \times X_i + b \right) \quad (2.10)$$

W = bobot

$j = 1, 2, 3, \dots$ (jumlah kelas)

X = vektor input

2.3.6. Softmax

Lapisan *softmax* berfungsi untuk menghitung nilai input dan mengubahnya menjadi nilai antara 0 dan 1. Fungsi *softmax* dapat dibidang menyederhanakan nilai

sehingga nilai yang memiliki probabilitas besar atau kecil akan tetap berada diantara nilai 0 dan 1 (Hu et al., 2019). Namun untuk penelitian yang menggunakan binary class atau hanya 2 kelas, softmax akan digantikan dengan fungsi sigmoid yang juga memiliki tujuan untuk menampilkan probabilitasnya. Persamaan *softmax* adalah seperti berikut:

$$\frac{e^{F_c}}{\sum_{j=1}^K e^{F_{c_j}}} \quad (2.11)$$

lalu untuk fungsi sigmoid adalah seperti berikut.

$$sigmoid = \frac{1}{1 + e^{-F_c}} \quad (2.12)$$

e = nilai eksponensial

F_c = fully connected

K = Jumlah kelas

2.4. Cross Entropy

Cross entropy merupakan suatu metode yang sering digunakan untuk menghitung solusi secara berurutan dan memusat menuju hasil yang optimal (Ho and Wookey, 2020). *Cross entropy* memiliki tujuan untuk penyesuaian bobot selama pelatihan berlangsung, agar nilai kerugian(loss) dapat diminimalisir (K, 2020). Pada *cross entropy binary class* dihitung dengan persamaan seperti berikut:

$$CE = -(t \times \log(y)) + (1 - t) \times \log(1 - y) \quad (2.13)$$

t = batas tertinggi probabilitas(untuk binary adalah 1)

y = nilai tertinggi probabilitas dari hasil layer sebelumnya

2.5. Residual Network

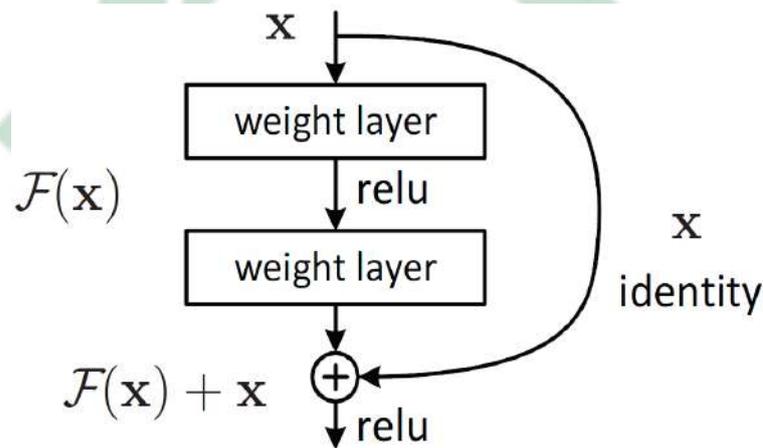
Residual Network (ResNet) pertama kali dibuat pada tahun 2015. ResNet dibuat dengan tujuan untuk membuat jalur pintasan setiap dua lapisan jaringan dengan model VGG. Jaringan baru yang dibuat menjadi lebih mudah untuk melakukan pembelajaran dan mendapatkan kesalahan yang lebih rendah pada hasil uji (Lin and Jegelka, 2018; Wu et al., 2019). ResNet bekerja sangat baik dalam mengklasifikasikan gambar, dan juga bagus dalam melakukan optimasi model sejak saat dibuat dan terus digunakan sebagai arsitektur acuan ataupun referensi dalam berbagai analisis. Pada dasarnya memang model ResNet berfokus pada akurasi dan juga menggunakan lapisan yang banyak. Tetapi kelebihan ResNet adalah mampu mengatasi konsep dasarnya yaitu jumlah layer yang banyak, sehingga tidak perlu mengkhawatirkan adanya gradien yang berkurang sehingga menyebabkan performa model menurun akibat dari banyaknya lapisan (Wightman et al., 2021; Targ et al., 2016).

Resnet bekerja dengan membuat jalur pintasan atau jalur baru dengan melompati lapisan-lapisan yang memiliki terlalu banyak fungsi aktivasi, sehingga mampu melakukan proses pembelajaran lebih cepat, namun tetap memperhatikan pola pada gambar sehingga menghasilkan akurasi yang bagus (Huda and Munir, 2015). Jalur pintasan ini terdapat pada addition layer atau bisa disebut dengan blok residual, adanya blok residual juga menjadi pembeda antara Resnet dengan metode yang lainnya. Blok residual bekerja dengan menggabungkan input dari blok residual atau output yang didapat dari layer sebelumnya, dengan hasil dari blok

residual itu sendiri. Persamaan blok residual ResNet adalah seperti berikut:

$$y = F(x) + x \quad (2.14)$$

Pada persamaan 2.14, $f(x)$ melambangkan hasil output dari layer sebelumnya yang menjadi input dari blok residual yang diteruskan tanpa diproses melalui skip connection, dan x melambangkan input yang sama namun diproses melalui skip connection. Hasil keduanya ditambahkan sehingga mendapatkan hasil dari blok residual atau addition layer. Ilustrasi resnet seperti berikut:



Gambar 2.10 Ilustrasi Residual Block
(HERLAMBANG, 2019)

Seperti penjelasan sebelumnya, $f(x)$ merupakan input yang diteruskan, x identity adalah input yang diproses dengan skip connection, dan weight layer merujuk pada lapisan proses konvolusi yang merubah x menjadi $f(x)$

2.6. Multi Scale Retinex Color Restoration

Multi Scale Retinex Color Restoration(MSRCR) adalah salah satu metode pengembangan dari *retinex*. *Retinex* adalah metode yang ditemukan melalui eksperimen oleh Edwin Land pada 1971, eksperimen ini dilakukan berdasarkan

bagaimana penglihatan manusia yang mampu secara praktis mengetahui berbagai warna secara luas yang disebut dengan *Color Constancy Phenomenon* (Harahap, 2018). Retinex bekerja dengan membagi tiga bagian, yaitu bagian reflektansi, iluminasi, dan bagian sisa. Reflektansi adalah salah satu bagian dari ilmu optik yang menjelaskan sejauh mana benda atau permukaan dapat memantulkan cahaya yang jatuh. Reflektansi sendiri dibagi dua, yaitu difus(acak) dan spekular(teratur) (Cook and Torrance, 1981). Iluminasi adalah faktor-faktor yang mempengaruhi seberapa banyak jumlah cahaya pada suatu permukaan atau ruangan, seperti sumber cahaya, intensitas cahaya, kontras, dan lainnya (Zhu et al., 2020). Ketiga bagian tersebut menjadikan retinex sebagai metode yang bagus dalam hal pengolahan citra, peningkatan kontras dan warna.

Retinex sendiri memiliki beberapa pengembangan yang bertahap dimulai dari *Single Scale Retinex(SSR)*, *Multi Scale Retinex(MSR)*, *Multi Scale Retinex Color Restoration(MSRCR)* dan *Multi Scale Retinex Color Preservation(MSRCP)*. MSRCR adalah metode pengolahan citra yang berfokus pada peningkatan kualitas visual dari cahaya dan juga restorasi warna (Jobson, 2004). MSRCR merupakan pengembangan dari retinex dengan bagian iluminasi dan reflektansinya, MSRCR bekerja dengan memisahkan kedua bagian ini dan memprosesnya masing-masing untuk memperbaiki kualitas gambar (Hussein et al., 2019). MSRCR juga memiliki pendekatan multi skala yang memproses citra pada tingkatan resolusi yang berbeda, hal ini bertujuan untuk membantu menangani variasi dari intensitas cahaya dengan harapan MSRCR dapat menyesuaikan pencahayaan pada citra dengan lebih baik (Lozano-Vázquez et al., 2022).

Misalnya kita memiliki citra dengan resolusi 2000x1500, dengan pendekatan multi skala gambar tersebut akan dipecah menjadi tingkat resolusi

yang lebih rendah seperti 1000x750, 500x375, dan 250x188. Prosesnya akan dimulai dari tingkat resolusi terendah, lalu dilakukan observasi dari intensitas cahaya dan informasi warnanya, setelah itu diterapkan metode MSRCR untuk memperbaikinya. Setelah didapatkan hasilnya, informasi dari hasil tersebut akan dibawa ke resolusi berikutnya dan terus menerus sampai akhir sehingga mendapatkan citra baru dengan intensitas cahaya (Jiang et al., 2015). Tahapan selanjutnya adalah restorasi warna, tahapan ini menggunakan informasi warna yang ada pada gambar asli dan mengembalikan warna yang tepat pada gambar yang diproses. MSRCR akan mengidentifikasi dan mengesktrak warna yang ada pada citra, terkait warna apa saja yang ada dan bagaimana warna-warna tersebut saling berhubungan (Santha, 2022). Tahapan restorasi warna ini bekerja bersamaan dengan tahapan multi skala. Proses MSRCR dilakukan secara bertahap dimulai dengan *Gaussian filter*.

$$F(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.15)$$

Penggunaan sigma(σ) bisa diatur sesuai dengan kebutuhan citra. Sigma pada gaussian filter berguna untuk memberikan perataan atau penghalusan terhadap nilai citra grayscalenya, besar atau kecil nilai sigma itu berpengaruh pada ukuran penghalusannya atau ukuran filternya. Setelah didapat nilai Gaussian filter dilanjutkan dengan perhitungan Single Scale Retinex, fungsi (x, y) menunjukkan letak titik koordinat atau titik pikselnya berada seperti berikut.

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log[F(x, y) \times I_i(x, y)] \quad (2.16)$$

Pada rumus 2.16, I merepresentasikan nilai citra, lalu dilanjutkan dengan perhitungan

dari MSR

$$R_{MSR_i}(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n R_i \quad (2.17)$$

Pada perhitungan MSR tujuannya adalah menggabungkan nilai SSR dari tiap skala dan juga dari tiap kanal warna. N merupakan banyaknya skala yang digunakan dan i merepresentasikan kanal warna (R, G, B). Pada penelitian ini nilai W atau bobot yang digunakan adalah setara untuk tiap skala. Setelah itu hasil dari MSR dinormalisasi seperti berikut.

$$R_{MSR_n}(x, y) = 255 \frac{(x, y) - \min}{\max - \min} \quad (2.18)$$

Untuk (x, y) pada tahap normalisasi merupakan (x, y) yang ada pada hasil $R_{MSR_i}(x, y)$, setelah itu untuk mendapatkan nilai MSRCR dibutuhkan nilai dari color restoration terlebih dahulu, perhitungan *color restoration* seperti pada rumus 2.19.

$$C_i(x, y) = \beta(\log[\alpha I_i(x, y)] - \log[\sum_{i=1}^S I_i(x, y)]) \quad (2.19)$$

β = Konstanta gain

α = Konstanta kontrol

S = Jumlah kanal warna (RGB)

Konstanta gain atau β berfungsi untuk meningkatkan komponen warna yang rendah, sementara α berfungsi untuk meratakan distribusi warna agar seimbang dan

yang terakhir adalah MSRCR dengan perhitungan seperti berikut

$$MSRCR = G[C_i(x, y)R_{MSR_{ns}}(x, y) + b] \quad (2.20)$$

Pada rumus diatas, G merupakan parameter yang bertujuan untuk meningkatkan kontras secara keseluruhan. Nilai G diberikan di awal sesuai dengan kemauan peneliti, nilai G yang semakin besar maka kontras juga semakin meningkat dan berlaku sebaliknya. Sedangkan nilai b membantu meratakan distribusi warna, maka dari itu dapat dilihat pada rumus msrcr nilai b ditambahkan setelah perkalian antara hasil msr dan color restoration. dikarenakan nilai b diberikan sejak awal, nilai b bisa jadi memberikan peningkatan distribusi warna agar lebih terang atau juga sebaliknya.

2.7. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah konsep dari *machine learning*, yang berisikan informasi dari perbandingan data aktual dan hasil prediksi dari proses klasifikasi (Luque et al., 2019). Dalam algoritma pembelajaran, *confusion matrix* merupakan suatu alat yang paling umum untuk digunakan untuk mengevaluasi nilai akurasi klasifikasi. Pada *confusion matrix* terdapat matriks dengan dimensi $n \times n$, dimana nilai n adalah jumlah kelas yang ditentukan (Deng et al., 2016). Isi dari *confusion matrix* adalah hasil kelas dari prediksi dari klasifikasi yang dilakukan dan ditempatkan sesuai dengan hasil yang didapat positif, negatif, atau tidak positif dan tidak negatif (Xu et al., 2020). Berikut adalah contoh bentuk *confusion matrix*.

$$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.21)$$

		Actual Values	
		Yes	No
Predicted Values	Yes	True Positive	False Positive
	No	False Negative	True Negative

Gambar 2.11 Contoh Confusion Matrix
(Schuh et al., 2012)

$$ketepatan = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.22)$$

$$sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.23)$$

2.8. Pandangan Islam Terhadap Klasifikasi Penyakit Mata Glaukoma

Glaukoma menjadi salah satu penyakit mata yang menyebabkan kebutaan. Kebutuhan sendiri menjadi penyakit yang sudah ada dari zaman dahulu kala, hal ini dibuktikan di dalam Al-Quran dalam surah Yusuf ayat 96.

فَلَمَّا أَنْ جَاءَ الْبَشِيرُ أَلْقَاهُ عَلَىٰ وَجْهِهِ فَارْتَدَّ بَصِيرًا قَالَ أَلَمْ أَقُلْ لَكُمْ إِنِّي
أَعْلَمُ مِنَ اللَّهِ مَا لَا تَعْلَمُونَ

Artinya: *Tatkala telah tiba pembawa kabar gembira itu, maka diletakkannya baju gamis itu ke wajah Ya'qub, lalu kembalilah dia dapat melihat. Berkata Ya'qub: "Tidakkah aku katakan kepadamu, bahwa aku mengetahui dari Allah apa yang kamu tidak mengetahuinya."*

Dalam surah ini dijelaskan bahwa pada zaman Nabi Ya'qub sudah muncul

kebutaan yang terjadi pada Nabi Ya'qub. Meskipun kebutaan yang terjadi bukanlah dikarenakan suatu penyakit spesifik, ayat ini membuktikan bahwa kebutaan adalah penyakit serius yang tidak dapat disembuhkan. Tetapi ayat ini juga menjelaskan bahwa kita sebagai manusia disaat mengalami ujian berupa sakit atau apapun, kita juga harus berusaha untuk memperbaikinya. Hal ini didukung dengan adanya kaidah yang berbunyi.

مَا لَا يَتِمُّ الْوَاجِبُ إِلَّا بِهِ فَهُوَ وَاجِبٌ

Artinya: *"Sesuatu (media) yang wajib tidak akan sempurna tanpanya, maka sesuatu (media) itu adalah wajib."*

Kaidah ini menjelaskan bahwa sesuatu tidak dikatakan wajib jika tanpa ada penyebabnya, sama seperti usaha mengobati penyakit termasuk penyakit yang menyebabkan kebutaan. Kita tetap harus berusaha mengobati penyakit tersebut meskipun kemungkinan sembuhnya kecil, karena mengobati atau memperbaiki penyakit kebutaan bisa jadi menjadi wajib karena mata juga salah satu dari indra penting yang dibutuhkan manusia untuk menjalankan kehidupan sehari-hari.

Klasifikasi glaukoma merupakan usaha pendeteksian kepada pasien sehingga mampu membantu tenaga medis untuk secepat mungkin memberikan informasi atau membedakan apakah pasien tersebut memiliki glaukoma atau tidak. Dalam Al-Quran klasifikasi dijelaskan seperti pada QS Fatir ayat 32.

ثُمَّ أَوْرَثْنَا الْكِتَابَ الَّذِينَ اصْطَفَيْنَا مِنْ عِبَادِنَا فَمِنْهُمْ ظَالِمٌ لِّنَفْسِهِ وَمِنْهُمْ مُّقْتَصِدٌ وَمِنْهُمْ سَابِقٌ بِالْخَيْرَاتِ إِذْنِ اللَّهِ ذَلِكَ هُوَ الْفَضْلُ الْكَبِيرُ

Artinya: *"Kemudian, Kitab Suci itu Kami wariskan kepada orang-orang yang Kami pilih di antara hamba-hamba Kami. Lalu, di antara mereka ada yang*

menzalimi diri sendiri, ada yang pertengahan, dan ada (pula) yang lebih dahulu berbuat kebaikan dengan izin Allah. Itulah (dianugerahkannya kitab suci adalah) karunia yang besar.”

Ayat Al-Quran ini menjelaskan bahwa Allah mengklasifikasikan manusia berdasarkan perbuatan mereka, dalam menyikapi adanya kitab suci Al-Quran. Terdapat manusia yang menyikapinya dengan buruk, ada juga yang berada di pertengahan, dan ada yang menyikapinya dengan baik. Manusia dilahirkan di bumi beserta dengan segala kenikmatannya, semua kenikmatan tersebut diberikan oleh Allah SWT dengan syarat agar manusia beriman kepada-Nya. Allah SWT akan menguji keimanan manusia dengan ujian berupa kelaparan, kemiskinan, kekurangan harta dan juga penyakit. Hal ini tertulis di Al-Qur'an surat Al-Baqarah ayat 155 yang berbunyi:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْأَمْوَالِ وَالْأَنْفُسِ
وَالثَّمَرَاتِ وَبَشِّرِ الصَّابِرِينَ

Artinya: *Dan sungguh akan Kami berikan cobaan kepadamu, dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa dan buah-buahan. Dan berikanlah berita gembira kepada orang-orang yang sabar*

Ayat ini menerangkan bahwa Allah Ta'ala bersumpah akan menguji hamba-hambanya dengan sedikit ketakutan, yang berasal dari musuh Allah dan musuh-musuh mereka sendiri. Yaitu orang-orang kafir ketika menyatakan peperangan kepada orang mukmin. Ujian yang lain adalah sedikit kelaparan karena kepungan dari musuh dan sebab-sebab yang lain. Begitu juga ujian dengan berkurangnya harta disebabkan matinya hewan ternak. Allah menguji juga dengan hilangnya jiwa, seperti kematian seseorang, juga dengan rusaknya buah-buahan

karena hama. Semua itu demi mengetahui siapakah yang mampu bersabar di atas keimanan dan ketaatannya kepada Allah, dengan menjalankan perintahNya dan menjauhi larangannya. Bagi orang yang tidak mampu bersabar tidak akan mendapatkan kasih sayang dan pahala dariNya. Lantas Allah memerintahkan rasulNya agar memberikan kabar gembira kepada hamba-hambaNya yang bersabar. Ayat ini didukung dengan hadits Ahmad nomor 8070:

حَدَّثَنَا أَبُو عَامِرٍ حَدَّثَنَا زُهَيْرٌ عَنْ مُحَمَّدِ بْنِ عَمْرٍو بْنِ حَلْحَلَةَ عَنْ عَطَاءِ بْنِ
يَسَارٍ عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ وَأَبِي سَعِيدٍ الْخُدْرِيِّ أَنَّ النَّبِيَّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ
قَالَ مَا يُصِيبُ الْمَرْءَ الْمُسْلِمَ مِنْ نَصَبٍ وَلَا وَصَبٍ وَلَا هَمٍّ وَلَا حُزْنٍ وَلَا
غَمٍّ وَلَا أَذَى حَتَّى الشُّوْكَةِ يُشَاكُمَهَا إِلَّا كَفَّرَ اللَّهُ عَنْهُ بِهَا مِنْ خَطَايَاهُ

Artinya : *Telah menceritakan kepada kami [Abu 'Amir] telah menceritakan kepada kami [Zuhair] dari [Muhammad bin 'Amru bin Halhalah] dari [Atha' bin Yasar] dari [Abu Hurairah] dan [Abu Sa'id Al Khudri] bahwa Nabi shallallahu 'alaihi wasallam Bersabda: "Tidaklah seorang muslim tertimpa suatu penyakit dan keletihan, kegundahan dan kesedihan, dan tidak juga gangguan dan kesusahan bahkan duri yang melukainya melainkan dengannya Allah akan menghapus dosa-dosanya."*

BAB III

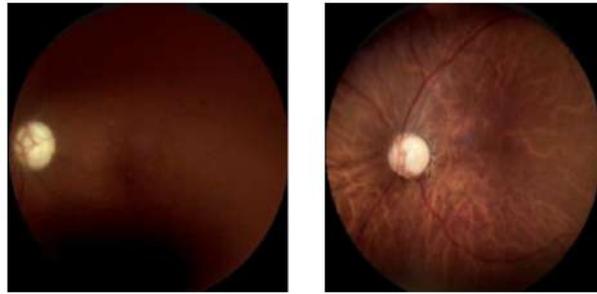
METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini tergolong jenis penelitian kuantitatif berdasarkan data yang digunakan. Penelitian ini menggunakan tipe data citra yang memuat nilai piksel. Hasil dari penelitian ini adalah sistem klasifikasi glaukoma yang menggunakan algoritma CNN model ResNet dengan optimasi menggunakan MSRCR yang diharapkan membantu mengklasifikasikan glaukoma secara lebih tepat.

3.2. Sumber Data

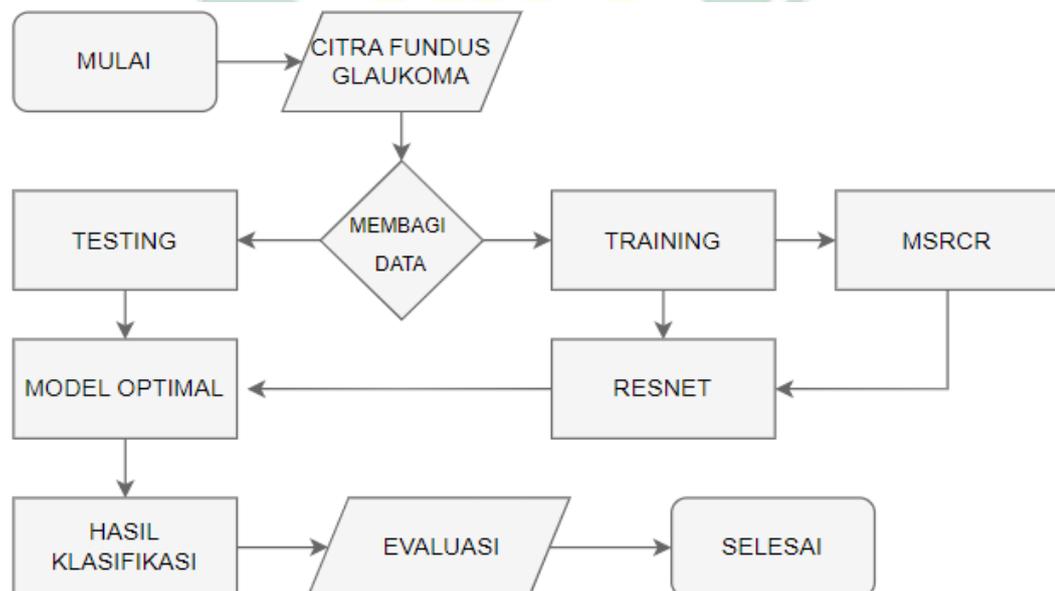
Penelitian ini menggunakan input data citra glaukoma. Data tersebut didapat dari website *Kaggle* milik Guna Venkat Todi yang berjudul *Eye Disease Classification* dengan jumlah data sebanyak 1953 data yang nantinya akan terbagi menjadi dua kelas yaitu normal (negatif glaukoma) dan glaukoma (positif glaukoma). Data tersebut kemudian akan diklasifikasikan untuk mendeteksi ada atau tidaknya glaukoma secara otomatis. Sampel data citra normal dan positif glaukoma ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 3.1 Citra Glaukoma

3.3. Kerangka Penelitian

Untuk menyelesaikan penelitian ini dibuat langkah-langkah seperti pada diagram alur di bawah. Penjelasan mengenai alur klasifikasi penyakit glaukoma dengan menggunakan metode CNN model ResNet dengan optimasi MSRCR seperti berikut:



Gambar 3.2 Diagram Alur Penelitian

3.3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data citra fundus retina yang didapat dari website *Kaggle* milik Guna Venkat Todi yang berjudul *Eye Disease Classification*, dataset ini merupakan kumpulan dari beberapa dataset lain seperti IDRiD, Oculur Recognition, HRF dan lain lain.

3.3.2. Training data

Dalam tahapan ini untuk dapat mengetahui hasil model terbaik maka pada proses *training* akan digunakan arsitektur CNN ResNet50 menggunakan data normal dan juga ResNet50 yang menggunakan data yang sudah di optimasi menggunakan MSRCR sebagai perbandingan. Parameter yang digunakan untuk resnet adalah *batch size* = 16 dan 32, dan juga *epoch* = [5,10,15,20], *kfold* = 5 dan 10 dan juga *learning rate* = [0.1, 0.01, 0.001]

3.3.3. Klasifikasi dan Evaluasi Model

Setelah didapatkan model optimalnya, akan dilakukan proses klasifikasi. Pada penelitian ini klasifikasi dibedakan menjadi 2 kelas yaitu normal dan glaukoma. Kemudian hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai akurasi, sensitifitas dan spesifitasnya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pembagian Data dan Penentuan Parameter

Pada penelitian ini, 2000 data citra retina glaukoma yang didapat dari kaggle akan dibagi untuk training dan testing dengan pembagian *kfold* sebanyak 5 dan 10. Data glaukoma tersebut terdiri dari 2 kelas yaitu kelas glaukoma sebanyak 943 dan kelas normal sebanyak 1010. Citra retina yang digunakan merupakan citra true color yang terdiri dari 3 channel yaitu red green blue. dengan rentang nilai piksel derajat keabuan 0 sampai 255.

4.2. Klasifikasi Glaukoma Menggunakan Metode CNN Model ResNet

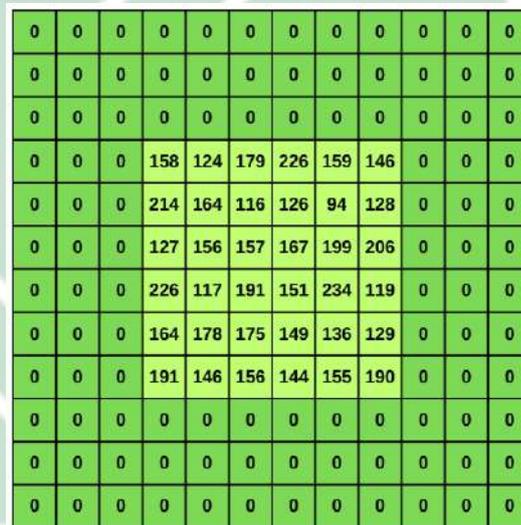
Pada penelitian ini hanya model ResNet50 diterapkan untuk memberikan model terbaik menggunakan uji coba beberapa parameter seperti *batch size* = 16 dan 32, dan juga *epoch* = [5, 10, 15, 20] dan juga *learning rate* = [0.1, 0.01, 0.001]. Terdapat beberapa layer pada arsitektur resnet dan cara perhitungannya akan dijelaskan seperti berikut:

4.2.1. Convolution Layer

Ukuran matriks hasil keluaran convolution layer dipengaruhi oleh nilai stride yang ditentukan menggunakan persamaan 2.2. Matriks citra input I berukuran $224 \times 224 \times 3$ dengan padding = 3 dan stride = 2, untuk matriks filter K berukuran 7×7 sebanyak 64. Matriks filter ini merupakan default dari arsitektur ResNet, di mana bobot pada matriks filter yang optimal dalam edge detection pada

suatu citra. Representasi matriks I dengan penambahan padding = e dapat dilihat pada gambar di bawah. Ukuran matriks H dihitung sebagai berikut:

$$\begin{aligned} v_H &= \frac{224 - 7 + 2(3)}{2} + 1 \\ &= \frac{223}{2} + 1 = 112 \end{aligned}$$



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	158	124	179	226	159	146	0	0	0	0	0
0	0	0	214	164	116	126	94	128	0	0	0	0	0
0	0	0	127	156	157	167	199	206	0	0	0	0	0
0	0	0	226	117	191	151	234	119	0	0	0	0	0
0	0	0	164	178	175	149	136	129	0	0	0	0	0
0	0	0	191	146	156	144	155	190	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
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.1 Matriks Citra yang Ditambahkan Padding = 3

Matriks citra H diambil sampel matriks pada channel R, kemudian operasi *convolution* dilakukan dengan cara mengalikan matriks I dengan matriks filter F menggunakan persamaan 2.4 seperti berikut:

182	188	174	181	192	168	164	182	191	156	182	166
176	158	177	161	178	185	188	171	157	173	175	199
187	157	164	155	144	159	157	195	182	180	199	172
191	168	157	207	140	165	156	175	162	178	180	195
172	162	154	178	120	196	185	168	168	192	186	163
183	173	188	190	168	179	180	184	176	156	183	173
188	191	196	161	159	194	177	192	197	182	171	154
188	178	163	185	159	192	177	180	166	168	194	176
164	162	159	167	155	159	190	176	159	198	154	162
196	177	154	175	170	183	195	160	186	184	182	184
189	191	167	158	185	166	190	181	198	162	180	170
200	195	157	187	155	190	170	191	188	181	192	167

0.0418	0.0462	0.0254	0.0126	-0.0717	0.0406	-0.0003
0.0942	-0.0164	-0.0832	0.0246	0.0909	-0.0359	0.0203
-0.0142	-0.0694	-0.0871	0.033	0.0853	0.0859	-0.0669
-0.034	-0.0099	-0.072	-0.0502	-0.0983	0.0102	0.0824
0.0414	0.0768	-0.0646	0.0171	-0.0339	0.0557	0.0852
0.0224	0.0433	0.0478	-0.0691	-0.0603	-0.0447	0.0593
0.0934	-0.0035	0.0641	0.0616	0.0177	0.0451	0.0702

Gambar 4.2 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2

$$\begin{aligned}
 H_1 &= \sum_m \sum_n I_{(i+m,j+n)} \times F_{(m,n)} \\
 &= ((182 \times 0.0418) + (188 \times 0.0462) + \dots + (164 \times -0.0003) \\
 &+ (176 \times 0.0942) + (158 \times -0.0164) + \dots + (188 \times 0.0203) \\
 &+ (187 \times -0.0142) + (157 \times -0.0964) + \dots + (172 \times -0.0669) \\
 &+ (191 \times -0.034) + (168 \times -0.0099) + \dots + (195 \times 0.0824) \\
 &+ (172 \times 0.0414) + (162 \times 0.0768) + \dots + (163 \times 0.0852) \\
 &+ (183 \times 0.0224) + (173 \times 0.0433) + \dots + (173 \times 0.0593) \\
 &+ (188 \times 0.0934) + (191 \times -0.0035) + \dots + (167 \times 0.0702)) = 94.8359
 \end{aligned}$$

182	188	174	181	192	168	164	182	191	156	182	166
176	158	177	161	178	185	188	171	157	173	175	199
187	157	164	155	144	159	157	195	182	180	199	172
191	168	157	207	140	165	156	175	162	178	180	195
172	162	154	178	120	196	185	168	168	192	186	163
183	173	188	190	168	179	180	184	176	156	183	173
188	191	196	161	159	194	177	192	197	182	171	154
188	178	163	185	159	192	177	180	166	168	194	176
164	162	159	167	155	159	190	176	159	198	154	162
196	177	154	175	170	183	195	160	186	184	182	184
189	191	167	158	185	166	190	181	198	162	180	170
200	195	157	187	155	190	170	191	188	181	192	167

0.0418	0.0462	0.0254	0.0126	-0.0717	0.0406	-0.0003
0.0942	-0.0164	-0.0832	0.0246	0.0909	-0.0359	0.0203
-0.0142	-0.0694	-0.0871	0.033	0.0853	0.0859	-0.0669
-0.034	-0.0099	-0.072	-0.0502	-0.0983	0.0102	0.0824
0.0414	0.0768	-0.0646	0.0171	-0.0339	0.0557	0.0852
0.0224	0.0433	0.0478	-0.0691	-0.0603	-0.0447	0.0593
0.0934	-0.0035	0.0641	0.0616	0.0177	0.0451	0.0702

Gambar 4.3 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2

$$\begin{aligned}
H_2 = & ((174 \times 0.0418) + (181 \times 0.0462) + \dots + (191 \times -0.0003)) \\
& + (177 \times 0.0942) + (161 \times -0.0164) + \dots + (157 \times 0.0203) \\
& + (164 \times -0.0142) + (155 \times -0.0964) + \dots + (182 \times -0.0669) \\
& + (157 \times -0.034) + (207 \times -0.0099) + \dots + (162 \times 0.0824) \\
& + (154 \times 0.0414) + (178 \times 0.0768) + \dots + (168 \times 0.0852) \\
& + (188 \times 0.0224) + (190 \times 0.0433) + \dots + (176 \times 0.0593) \\
& + (196 \times 0.0934) + (161 \times -0.0035) + \dots + (197 \times 0.0702) = 105.758
\end{aligned}$$

182	188	174	181	192	168	164	182	191	156	182	166
176	158	177	161	178	185	188	171	157	173	175	199
187	157	164	155	144	159	157	195	182	180	199	172
191	168	157	207	140	165	156	175	162	178	180	195
172	162	154	178	120	196	185	168	168	192	186	163
183	173	188	190	168	179	180	184	176	156	183	173
188	191	196	161	159	194	177	192	197	182	171	154
188	178	163	185	159	192	177	180	166	168	194	176
164	162	159	167	155	159	190	176	159	198	154	162
196	177	154	175	170	183	195	160	186	184	182	184
189	191	167	158	185	166	190	181	198	162	180	170
200	195	157	187	155	190	170	191	188	181	192	167

0.0418	0.0462	0.0254	0.0126	-0.0717	0.0406	-0.0003
0.0942	-0.0164	-0.0832	0.0246	0.0909	-0.0359	0.0203
-0.0142	-0.0694	-0.0871	0.033	0.0853	0.0859	-0.0669
-0.034	-0.0099	-0.072	-0.0502	-0.0983	0.0102	0.0824
0.0414	0.0768	-0.0646	0.0171	-0.0339	0.0557	0.0852
0.0224	0.0433	0.0478	-0.0891	-0.0603	-0.0447	0.0593
0.0934	-0.0035	0.0641	0.0616	0.0177	0.0451	0.0702

Gambar 4.4 Perhitungan Convolution Layer dengan Stride = 2

$$\begin{aligned}
H_3 = & ((187 \times 0.0418) + (157 \times 0.0462) + \dots + (157 \times -0.0003)) \\
& + (191 \times 0.0942) + (168 \times -0.0164) + \dots + (157 \times 0.0203) \\
& + (172 \times -0.0142) + (162 \times -0.0964) + \dots + (185 \times -0.0669) \\
& + (183 \times -0.034) + (173 \times -0.0099) + \dots + (180 \times 0.0824) \\
& + (188 \times 0.0414) + (191 \times 0.0768) + \dots + (177 \times 0.0852) \\
& + (188 \times 0.0224) + (178 \times 0.0433) + \dots + (177 \times 0.0593) \\
& + (164 \times 0.0934) + (162 \times -0.0035) + \dots + (190 \times 0.0702) = 87.8884
\end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix}
94.836 & 105.758 & 93.9111 & 54.546 & 44.783 & \dots & 68.457 \\
87.8884 & 89.635 & 82.736 & 76.894 & 24.89 & \dots & 36.24 \\
92.0797 & 88.9012 & 94.57 & 56.248 & 44.213 & \dots & 12.764 \\
58.764 & 99.72 & 89.45 & 104.126 & 89.75 & \dots & 26.58 \\
54.896 & 92.45 & 35.891 & 82.43 & 61.92 & \dots & 72.49 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
78.23 & 68.94 & 56.128 & 95.74 & 86.428 & \dots & 48.44
\end{bmatrix}$$

Hasil dari matriks H di atas merupakan matriks hasil dari proses konvolusi

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

4.2.2. Batch Normalization

Pada lapisan batch normalization matriks citra dihitung secara bertahap dimulai dengan penghitungan rata-rata mini batch seperti berikut.

$$\begin{aligned}
 \mu_1 &= \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m x_i \\
 &= \frac{1}{3}(94.8359 + 87.8884 + 92.0797) \\
 &= \frac{1}{3}(274.808) = 91.60133 \\
 \mu_2 &= \frac{1}{3}(105.7579 + 89.6532 + 88.9012) \\
 &= \frac{1}{3}(284.28943) = 94.7677 \\
 \mu_3 &= \frac{1}{3}(93.9111 + 82.7364 + 94.57) \\
 &= \frac{1}{3}(271.2715) = 90.40583
 \end{aligned}$$

Lalu dilanjutkan dengan perhitungan variansi tiap mini batch

$$\begin{aligned}
 \sigma_1^2 &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 \\
 &= \frac{1}{3} [(94.8359 - 91.60133)^2 + (87.8884 - 91.60133)^2 + (92.0797 - 91.60133)^2] \\
 &= \frac{1}{3} (10.46244 + 13.78585 + 0.228838) = 8.159043 \\
 \sigma_2^2 &= \frac{1}{3} [(105.7579 - 94.76477)^2 + (89.6952 - 94.76477)^2 + (88.9012 - 94.76477)^2] \\
 &= \frac{1}{3} (120.8489 + 26.31249 + 34.38145) \\
 &= 60.51428 \\
 \sigma_3^2 &= \frac{1}{3} [(93.9111 - 90.40583)^2 + (82.7364 - 90.40583)^2 + (94.57 - 90.40583)^2] \\
 &= \frac{1}{3} (12.28692 + 58.82016 + 17.34031) \\
 &= 29.48246
 \end{aligned}$$

Dilanjutkan dengan perhitungan normalisasi yang digabung dengan pembaruan parameter, untuk perhitungan ini menggunakan nilai default dari gamma yaitu 1 dan beta adalah 0.

$$\begin{aligned}\hat{X}_{1,1} &= 1 \frac{94.8359 - 91.60133}{\sqrt{8.159043 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= 1.132391699 \\ \hat{X}_{1,2} &= 1 \frac{105.7579 - 94.76477}{\sqrt{60.51428 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= 1.413163438 \\ \hat{X}_{1,3} &= 1 \frac{93.9111 - 90.40583}{\sqrt{29.48246 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= 0.6455643559\end{aligned}$$

Dilanjutkan seterusnya sampai (1,112), setelah itu bergeser ke baris (2,1) sampai dengan (2,112).

$$\begin{aligned}\hat{X}_{2,1} &= 1 \frac{87.8884 - 91.60133}{\sqrt{8.159043 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= -1.299860912 \\ \hat{X}_{2,2} &= 1 \frac{89.6532 - 94.76477}{\sqrt{60.51428 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= -0.6570907317 \\ \hat{X}_{2,3} &= 1 \frac{82.7364 - 90.40583}{\sqrt{29.48246 + 10^{-5}}} + 0 \\ &= -1.412476254\end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} 1.13 & 1.41 & 0.64 & 2.19 & 1.42 & 2.5 & 2.55 \\ -1.3 & -0.65 & -1.41 & 0.68 & 0.96 & 0.76 & -2.24 \\ 0.17 & -0.75 & -0.77 & 0.69 & 0.23 & 1.88 & 1.8 \\ 1.82 & 0.76 & 2.71 & 0.19 & 0.37 & 0.23 & 0.85 \\ 2.58 & 1.53 & 0.79 & 1.46 & 2.53 & 0.05 & 2.79 \\ 1.11 & 0.84 & 1.16 & 2.69 & 0.16 & 0.55 & 0.49 \\ 1.16 & 0.52 & 0.81 & 0.17 & 1.36 & 1.18 & 1.25 \end{bmatrix}$$

Pada hasil di atas didapatkan nilai setelah normalisasi yang rentangnya tidak terlalu jauh antar pikselnya.

4.2.3. ReLU

ReLU merupakan layer yang berfungsi sebagai penerapan fungsi aktivasi sehingga nilai pada feature map akan bernilai positif, dengan mengganti nilai yang negatif menjadi sama dengan 0 dan untuk nilai positif akan tetap menjadi angka itu sendiri.

$$\begin{bmatrix} 1.13 & 1.41 & 0.64 & 2.19 & 1.42 & 2.5 & 2.55 \\ 0 & 0 & 0 & 0.68 & 0.96 & 0.76 & 0 \\ 0.17 & 0 & 0 & 0.69 & 0.23 & 1.88 & 1.8 \\ 1.82 & 0.76 & 2.71 & 0.19 & 0.37 & 0.23 & 0.85 \\ 2.58 & 1.53 & 0.79 & 1.46 & 2.53 & 0.05 & 2.79 \\ 1.11 & 0.84 & 1.16 & 2.69 & 0.16 & 0.55 & 0.49 \\ 1.16 & 0.52 & 0.81 & 0.17 & 1.36 & 1.18 & 1.25 \end{bmatrix}$$

Hasil feature map di atas merupakan hasil penerapan fungsi aktivasi ReLU.

4.2.4. Pooling Layer

Layer ini memiliki fungsi utama untuk mengurangi ukuran feature map dengan cara mereduksi secara spasial. Pada lapisan ini memiliki 2 cara yaitu *max pooling* dan *average pooling*, perhitungan akan berjalan dengan stride = 2. Ukuran matriks hasil dari pooling layer dapat ditentukan dengan persamaan 2.9.

$$\left(\frac{112 - 3}{2} + 1\right) \times \left(\frac{112 - 3}{2} + 1\right) \times 3 = 55 \times 55 \times 3$$

1.13	1.41	0.64	2.19	1.42	2.50	2.55
0.00	0.00	0.00	1.68	1.96	0.76	0.00
0.17	0.00	0.00	0.69	0.23	1.88	1.80
1.82	0.76	2.71	0.19	0.37	0.23	0.85
2.58	1.53	0.79	1.46	2.53	0.05	2.79
1.11	0.84	1.16	2.69	0.16	0.55	0.49
1.16	0.52	0.81	0.17	1.36	1.48	1.25

Gambar 4.5 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2

$$P_{max} = \text{MAX}(1.13, 1.41, 0.64, 0, 0, 0, 0.17, 0, 0) = 1.41$$

1.13	1.41	0.64	2.19	1.42	2.50	2.55
0.00	0.00	0.00	1.68	1.96	0.76	0.00
0.17	0.00	0.00	0.69	0.23	1.88	1.80
1.82	0.76	2.71	0.19	0.37	0.23	0.85
2.58	1.53	0.79	1.46	2.53	0.05	2.79
1.11	0.84	1.16	2.69	0.16	0.55	0.49
1.16	0.52	0.81	0.17	1.36	1.48	1.25

Gambar 4.6 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2

$$P_{max} = \text{MAX}(0.64, 2.19, 1.42, 0, 1.68, 1.96, 0, 0.69, 0.23) = 2.19$$

1.13	1.41	0.64	2.19	1.42	2.50	2.55
0.00	0.00	0.00	1.68	1.96	0.76	0.00
0.17	0.00	0.00	0.69	0.23	1.88	1.80
1.82	0.76	2.71	0.19	0.37	0.23	0.85
2.58	1.53	0.79	1.46	2.53	0.05	2.79
1.11	0.84	1.16	2.69	0.16	0.55	0.49
1.16	0.52	0.81	0.17	1.36	1.48	1.25

Gambar 4.7 Perhitungan Pooling Layer dengan Stride = 2

$$P_{max} = \text{MAX}(0.17, 0, 0, 1.82, 0.76, 2.71, 2.58, 1.53, 0.79) = 2.71$$

4.2.5. Addition Layer

ResNet memiliki tambahan lapisan yang disebut *addition layer*. Lapisan inilah yang membedakan antara ResNet dengan model arsitektur yang lain. Addition layer atau bisa juga disebut dengan blok residual. Pada penelitian ini menggunakan ResNet50, yang menggunakan 3 convolution layer, 3 batch normalization dan 2 kali ReLU pada blok residualnya. Hasil perhitungan blok residual adalah seperti berikut.

$$\begin{bmatrix} -0.78 & -0.95 & -0.91 & 0.19 & 0.04 & -0.66 & 0.94 \\ -0.78 & -0.95 & -0.88 & -0.28 & -0.56 & -0.31 & 0.85 \\ -0.78 & -0.94 & -0.89 & -1.00 & -0.35 & -0.93 & -0.7 \\ -0.69 & 0.46 & 1.31 & 1.2 & 0.7 & 0.44 & 1.51 \\ -0.67 & 1.31 & 0.5 & 1.26 & -0.67 & -0.54 & 0.36 \\ 0.08 & 1.06 & -0.17 & 1.33 & 1.48 & -0.55 & 0.7 \\ 0.29 & 1.12 & 0.19 & -0.71 & 1.06 & -0.03 & 1.44 \end{bmatrix}$$

4.2.6. Fully Connected Layer

Pada arsitektur model ResNet, *fully connected layer* menerima input 1 dimensi atau array, karena sebelum layer ini terdapat layer lain yang disebut *global average pooling*. Pada layer inilah proses flattening terjadi sehingga menyebabkan penurunan dimensi berupa array, selanjutnya dalam layer ini akan dilakukam proses klasifikasi dengan mengalikan matriks input dengan bobot W dan dijumlah dengan bias b seperti persamaan 2.10.

$$X = \begin{bmatrix} 0.14 & 0.25 & 0.29 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} 0.16 & 0.234 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} 0.489 & 0.201 & 0.328 \\ -0.145 & 0.324 & 0.318 \end{bmatrix}$$

$$fc_1 = ((0.489 \times 0.14) + (0.301 \times 0.25) + (0.328 \times 0.29)) + 0.16 = 0.3608$$

$$fc_2 = ((-0.145 \times 0.14) + (0.324 \times 0.25) + (0.318 \times 0.29)) + 0.234 = 0.42752$$

4.2.7. Softmax

Pada lapisan ini berfokus pada pencarian nilai probabilitas kelas klasifikasi hasil yang didapatkan dari *fully connected layer*. Namun karena pada penelitian ini menggunakan binary class, maka nilai probabilitas dihitung menggunakan fungsi sigmoid. Nilai probabilitas dihitung dengan persamaan 2.12.

$$sigmoid_1 = \frac{1}{1 + e^{-0.36038}} = 0.58913$$

$$sigmoid_2 = \frac{1}{1 + e^{-0.42752}} = 0.60528$$

4.2.8. Cross Entropy

Pada *cross entropy* nilai error dari sistem model klasifikasi akan dihitung. Hasil yang didapat dari *softmax* adalah nilai probabilitas, tetapi untuk kelas binary nilai y yang akan digunakan hanyalah nilai yang paling mendekati t sebagai batas tertinggi probabilitas, karena *binary class* maka $t=1$. Perhitungan *cross entropy* adalah seperti berikut.

$$CE = -(1 \times \log(0.60528) + (1 - 1) \times \log(1 - 0.60528)) = 0.21804$$

4.3. Multi Scale Retinex Color Restoration

Dalam penelitian ini digunakan metode MSRCR sebagai metode optimasi peningkatan kontras dan warna, dalam mengklasifikasi glaukoma menggunakan model ResNet. MSRCR diproses secara bertahap. Terdapat parameter spesifik pada perhitungan MSRCR yaitu, σ yang digunakan untuk penghalusan nilai piksel abu adalah 15,80 dan 250, lalu β yang merepresentasikan konstanta gain adalah 46, nilai α sebagai konstanta kontrol yang bertujuan untuk meratakan distribusi warna adalah 125, untuk nilai G dan b yang digunakan pada tahap terakhir MSRCR adalah 192 dan -30 . Tahapan proses MSRCR akan dijelaskan seperti berikut.

4.3.1. Gaussian Filter

Pada layer ini menggenerasi nilai filter yang berfungsi untuk penghalusan, reduksi noise dan ekstraksi fitur. Perhitungan *Gaussian Filter* dengan persamaan 2.15, pada penelitian ini $\sigma = [15, 80, 250]$. Perhitungan *Gaussian Filter* adalah seperti berikut.

$$\left\{ \begin{array}{ccc} \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(-1^2 + 1^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(0^2 + 1^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(1^2 + 1^2)}{2(15^2)}} \\ \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(-1^2 + 0^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(0^2 + 0^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(1^2 + 0^2)}{2(15^2)}} \\ \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(-1^2 + (-1)^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(0^2 + (-1)^2)}{2(15^2)}} & \frac{1}{2\pi(15)^2} e^{-\frac{(1^2 + (-1)^2)}{2(15^2)}} \end{array} \right\}$$

$$\begin{bmatrix} 0.00071 & 0.00071 & 0.0007 \\ 0.00071 & 0.00071 & 0.00071 \\ 0.00071 & 0.00071 & 0.00071 \end{bmatrix}$$

Dalam *gaussian filter* ada ketentuan untuk total keseluruhan matriks

haruslah 1, maka akan dilakukan normalisasi dengan rumus normalisasi di bawah.

$$a_{(x,y)} = \frac{a}{\text{sum}(a)}$$

$$a_{x,y} = \begin{bmatrix} 0.11108 & 0.11084 & 0.11059 \\ 0.11133 & 0.11108 & 0.11108 \\ 0.11133 & 0.11133 & 0.11108 \end{bmatrix}$$

didapat filter gaussian pertama menggunakan nilai $\sigma_1 = 15$.

4.3.2. Single Scale Retinex

Single Scale Retinex (SSR) merupakan metode yang memiliki tujuan utama untuk memperbaiki citra yang terlalu gelap ataupun terlalu terang. Perhitungan SSR menggunakan persamaan 2.16 adalah seperti berikut:

$$I_i(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 158 & 177 & 161 & 178 & 0 \\ 0 & 157 & 164 & 155 & 144 & 0 \\ 0 & 168 & 157 & 207 & 140 & 0 \\ 0 & 162 & 154 & 178 & 120 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks input I diberi tambahan padding sebesar 1 lalu dikalikan dengan matriks filter yang didapat dari perhitungan gaussian, didapat hasil seperti berikut.

$$\begin{bmatrix} 72.91 & 108.09 & 108.87 & 70.98 \\ 108.89 & 167.06 & 164.74 & 109.5 \\ 106.78 & 166.85 & 157.64 & 104.95 \\ 71.08 & 113.87 & 106.11 & 71.69 \end{bmatrix}$$

Hasil di atas merupakan hasil perhitungan $[F(x, y) \times I_i(x, y)]$, lalu matriks input dikurangi dengan hasil tersebut.

$$R_i(x, y) = \begin{bmatrix} (158 - 72.91) & (177 - 108.09) & (161 - 108.87) & (178 - 70.98) \\ (157 - 108.89) & (164 - 167.06) & (155 - 164.74) & (144 - 109.5) \\ (168 - 106.78) & (157 - 166.85) & (207 - 157.64) & (140 - 104.95) \\ (162 - 71.08) & (154 - 113.87) & (178 - 106.11) & (120 - 71.69) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 85.09 & 68.90 & 52.13 & 107.02 \\ 48.11 & -3.06 & -9.74 & 34.50 \\ 61.22 & -9.85 & 49.36 & 35.05 \\ 90.91 & 40.13 & 71.89 & 48.34 \end{bmatrix}$$

4.3.3. Multi Scale Retinex

Pada tahapan ini *Multi Scale Retinex* (MSR) memiliki tujuan utama untuk meningkatkan kontras dan pencahayaan menggunakan informasi dari berbagai skala. Prosesnya bekerja dengan menambahkan tiap SSR yang dikalikan dengan bobot yang ada. Perhitungan MSR adalah seperti berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0.35 & 0.33 & 0.31 \end{bmatrix}$$

$$MSR_1 = \begin{bmatrix} (85.09 \times 0.35) & (68.90 \times 0.35) & (52.13 \times 0.35) & (107.02 \times 0.35) \\ (48.11 \times 0.35) & (-3.06 \times 0.35) & (-9.74 \times 0.35) & (34.50 \times 0.35) \\ (61.22 \times 0.35) & (-9.85 \times 0.35) & (49.36 \times 0.35) & (35.05 \times 0.35) \\ (90.91 \times 0.35) & (40.13 \times 0.35) & (71.89 \times 0.35) & (48.34 \times 0.35) \end{bmatrix}$$

didapat perkalian bobot pertama dengan SSR pertama, lalu dilanjutkan dengan perkalian bobot dan SSR untuk yang kedua dan ketiga. Setelah itu hasil ketiganya dijumlahkan dan didapat hasilnya seperti berikut.

$$R_{MSR} = \begin{bmatrix} 84.25 & 68.27 & 55.22 & 109.56 \\ 47.56 & -3.06 & -9.67 & 34.19 \\ 60.54 & -9.78 & 48.85 & 34.74 \\ 89.92 & 39.65 & 71.1 & 47.85 \end{bmatrix}$$

Setelah didapatkan nilai R_{MSR} , nilai tersebut akan dinormalisasi untuk memperbaiki distribusi intensitas piksel pada matriks citra, normalisasi menggunakan persamaan seperti berikut.

$$\begin{aligned} &= 255 \frac{(x, y) - \min}{\max - \min} \\ &= 255 \frac{84.25 - (-9.78)}{109.56 - (-9.78)} = 228.625 \\ &= 255 \frac{47.56 - (-9.78)}{109.56 - (-9.78)} = 143.22 \\ &= 255 \frac{60.54 - (-9.78)}{109.56 - (-9.78)} = 173.43 \end{aligned}$$

4.3.4. Color Restoration

Color Restoration merupakan tahapan penting untuk MSRCR yang bertujuan untuk mengumpulkan informasi warna dari ketiga lapisan warna. Pada tahapan MSR memang meningkatkan kontras atau cahaya, tapi tidak mengoptimasi warna gambar. Tahapan ini bekerja dengan menambahkan hasil MSR dari ketiga citra RGB dan melibatkan nilai alpha dan beta, pada penelitian ini alpha dan beta yang digunakan adalah $\alpha = 125$ dan $\beta = 46$. Perhitungan dimulai dari kanal warna merah seperti berikut.

158	177	161	178	114	123	87	99	121	124	141	112
157	164	155	144	84	94	117	74	84	117	96	107
168	157	207	140	76	102	84	92	115	99	130	126
162	154	178	120	125	108	97	130	111	108	94	128

Gambar 4.8 Kanal Warna Red Green Blue

$$C_i(1, 1) = 46(\log(158) - \log(158 + 114 + 121)) = 78.254$$

$$C_i(2, 1) = 46(\log(177) - \log(177 + 123 + 124)) = 80.52$$

$$C_i(1, 2) = 46(\log(157) - \log(157 + 84 + 84)) = 78.127$$

$$\begin{pmatrix} 78.25 & 80.52 & 78.63 & 80.63 \\ 78.12 & 79 & 77.81 & 76.4 \\ 79.48 & 78.13 & 83.65 & 75.84 \\ 78.75 & 77.74 & 80.63 & 72.75 \end{pmatrix}$$

4.3.5. Multi Scale Retinex Color Restoration

Tahapan ini adalah tahapan terakhir untuk proses MSRCR, yang bekerja dengan mengalikan hasil MSR dengan hasil *color restoration* yang ditambahkan dengan bias, yang kemudian hasilnya akan dikali dengan G yang digunakan untuk memodifikasi hasil dari perkalian tersebut untuk tetap menjaga keaslian warna dari citra. Perhitungan MSRCR adalah seperti berikut.

$$G = 192$$

$$b = -30$$

$$MSRCR_{1,1} = 192(78.25 \times 228.625 + (-30)) = 3429277.741$$

$$MSRCR_{2,1} = 192(78.12 \times 143.226 + (-30)) = 2142685.233$$

$$MSRCR_{1,2} = 192(80.52 \times 191.441 + (-30)) = 2953977.414$$

$$\begin{bmatrix} 3429277.741 & 2953977.414 & 2425704.591 & 4445765.43 \\ 2142685.233 & 379481.4796 & 144219.0514 & 1638703.259 \\ 2640828.897 & 140888.3145 & 2342746.061 & 1645106.479 \\ 3650636.946 & 1857159.334 & 3059832.411 & 2004536.772 \end{bmatrix}$$

Lalu hasil tersebut dinormalisasi menggunakan persamaan yang sama dengan normalisasi MSR.

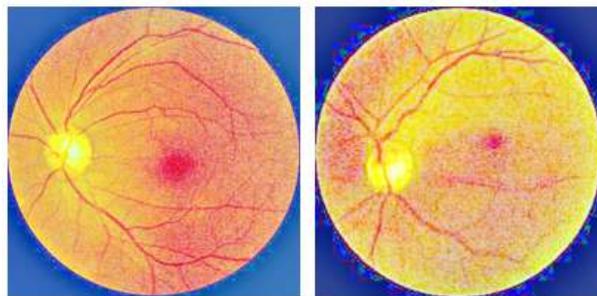
$$= 255 \frac{(x, y) - \min}{\max - \min}$$

$$= 255 \frac{3429277.741 - 140888.3145}{4445765.43 - 140888.3145} = 194.79$$

$$= 255 \frac{2953977.414 - 140888.3145}{4445765.43 - 140888.3145} = 166.63$$

$$= 255 \frac{2142685.233 - 140888.3145}{4445765.43 - 140888.3145} = 118.576$$

$$MSRCR = \begin{bmatrix} 194.19 & 166.63 & 135.34 & 255 \\ 118.57 & 14.13 & 0.19 & 88.72 \\ 148.08 & 0 & 130.43 & 89.1 \\ 207.9 & 101.66 & 172.9 & 110.39 \end{bmatrix}$$



Gambar 4.9 Citra Mata Normal dan Glaukoma Hasil MSRCR

4.4. Analisis Hasil Klasifikasi Glaukoma

Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan glaukoma adalah metode CNN model ResNet dengan tambahan metode optimasi MSRCR. Maka terdapat 2 model yang dihasilkan yaitu model ResNet saja dan model ResNet yang menggunakan optimasi MSRCR. Proses training dilakukan menggunakan beberapa uji coba parameter seperti *batch size* = 16 dan 32, dan juga *epoch* = [5, 10, 15, 20], *kfold* = 5 dan 10 dan juga *learning rate* = [0.1, 0.01, 0.001]. Hasil yang ditampilkan berupa akurasi, spesifitas dan sensitifitas dari setiap parameter dengan keterangan LR adalah *learning rate*, ACC adalah akurasi, SPE adalah spesifitas dan SEN adalah sensitifitas.

Tabel 4.1 Tabel Hasil Evaluasi ResNet

EPOCH	BATCH	FOLD	LR	ACC	SPE	SEN
5	16	5	0.1	84%	84%	85%
			0.01	87%	82%	91%
			0.001	86%	83%	90%
		10	0.1	84%	84%	84%
			0.01	87%	85%	89%
			0.001	87%	87%	87%

	32	5	0.1	86%	85%	87%
			0.01	87%	83%	92%
			0.001	88%	82%	93%
		10	0.1	87%	80%	93%
			0.01	86%	86%	85%
			0.001	87%	82%	91%
15	16	5	0.1	84%	76%	91%
			0.01	87%	86%	88%
			0.001	88%	85%	90%
		10	0.1	86%	79%	94%
			0.01	87%	86%	88%
			0.001	87%	86%	88%
	32	5	0.1	86%	74%	97%
			0.01	87%	79%	94%
			0.001	87%	87%	87%
		10	0.1	86%	78%	94%
			0.01	87%	83%	91%
			0.001	88%	85%	90%
10	16	5	0.1	85%	83%	85%
			0.01	87%	86%	88%
			0.001	88%	84%	91%
		10	0.1	86%	80%	92%
			0.01	88%	85%	90%
			0.001	88%	88%	88%
	32	5	0.1	85%	82%	88%

			0.01	87%	81%	94%
			0.001	87%	87%	87%
		10	0.1	86%	82%	90%
			0.01	87%	84%	90%
			0.001	87%	84%	92%
20	16	5	0.1	83%	82%	83%
			0.01	87%	83%	92%
			0.001	88%	86%	90%
		10	0.1	83%	79%	86%
			0.01	88%	83%	91%
			0.001	88%	84%	92%
	32	5	0.1	85%	75%	94%
			0.01	88%	86%	90%
			0.001	86%	85%	88%
		10	0.1	85%	74%	96%
			0.01	87%	82%	92%
			0.001	88%	86%	90%

Tabel di atas merupakan tabel hasil uji coba pada proses training menggunakan ResNet tanpa menggunakan metode optimasi MSRCR, angka akurasi, spesifitas dan sensitifitas yang terdapat pada tabel bukanlah yang terbaik dari salah satu fold saja melainkan rata-rata dari fold yang digunakan pada tiap kali uji coba. Hasil terbaik didapatkan pada *epoch=20*, *batch size=32*, *kfold=10*, *learning rate=0.001* yang mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 88%, rata-rata spesifitas 86% dan rata-rata sensitifitas sebesar 90%. *Epoch* berfungsi untuk

mempelajari dataset pelatihan secara bertahap dan mengoptimalkan bias dan bobotnya secara bertahap, hal ini berguna untuk meningkatkan akurasi seiring berjalannya waktu pelatihan. *Epoch* memang bertujuan untuk mempelajari data sehingga mendapatkan akurasi yang baik, namun dalam proses pelatihan tidak selalu akurasi *epoch* akan mengalami peningkatan, bisa jadi mengalami penurunan. Hal ini mungkin disebabkan karena pembelajaran pola dataset yang digunakan pada *epoch* tersebut terlalu rumit sehingga sulit untuk dipahami atau alasan lainnya.

Tabel 4.2 Tabel Hasil Evaluasi Resnet dengan MSRCR

EPOCH	BATCH	FOLD	LR	ACC	SPE	SEN
5	16	5	0.1	83%	78%	85%
			0.01	86%	82%	90%
			0.001	80%	81%	88%
		10	0.1	84%	82%	85%
			0.01	87%	88%	89%
			0.001	86%	88%	88%
	32	5	0.1	88%	86%	89%
			0.01	88%	84%	94%
			0.001	90%	86%	94%
		10	0.1	84%	82%	93%
			0.01	84%	86%	87%
			0.001	86%	85%	82%
15	16	5	0.1	89%	78%	90%
			0.01	88%	81%	84%
			0.001	89%	86%	92%

		10	0.1	84%	77%	93%
			0.01	94%	90%	97%
			0.001	88%	84%	86%
	32	5	0.1	85%	78%	97%
			0.01	79%	75%	85%
			0.001	88%	82%	87%
		10	0.1	86%	79%	89%
			0.01	88%	79%	87%
			0.001	89%	87%	88%
10	16	5	0.1	87%	83%	88%
			0.01	84%	86%	86%
			0.001	88%	84%	81%
		10	0.1	87%	82%	93%
			0.01	90%	86%	91%
			0.001	90%	89%	88%
	32	5	0.1	88%	93%	82%
			0.01	87%	82%	94%
			0.001	94%	89%	95%
		10	0.1	88%	90%	89%
			0.01	88%	84%	93%
			0.001	92%	83%	95%
20	16	5	0.1	88%	85%	87%
			0.01	90%	86%	91%
			0.001	82%	85%	77%
		10	0.1	83%	78%	91%

			0.01	88%	79%	90%
			0.001	89%	89%	91%
	32	5	0.1	85%	84%	94%
			0.01	89%	91%	86%
			0.001	86%	89%	86%
		10	0.1	84%	77%	91%
			0.01	90%	86%	88%
			0.001	94%	88%	90%

Tabel 4.2 merupakan tabel evaluasi dari proses training yang dilakukan ResNet dengan bantuan metode optimasi MSRCR. Hasil ini bukanlah hasil akurasi, spesifitas dan sensitifitas terbaik tetapi rata rata dari akurasi, spesifitas dan sensitifitas dari setiap kali proses training dilakukan. Hasil terbaik didapatkan pada *epoch=15*, *batch size=16*, *kfold=10*, *learning rate=0.01* yang mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 94%, rata-rata spesifitas 90% dan rata-rata sensitifitas sebesar 97%. Dari kedua tabel dapat dilihat bahwa prses evaluasi tidak hanya menggunakan nilai akurasi, tetapi juga spesifitas dan sensitifitas. Nilai spesifitas bertujuan untuk mengukur sejauh mana kemampuan model untuk mengetahui pasien yang memiliki penyakit yang akan diklasifikasikan sebagai pasien yang memiliki penyakit dan nilai sensitifitas yang akan mengklasifikasikan pasien tanpa penyakit ke kelas pasien tanpa penyakit.

Dari kedua tabel tersebut dapat disimpulkan pula bahwa dalam klasifikasi glaukoma pada penelitian ini, model ResNet dengan bantuan metode optimasi MSRCR mampu mengklasifikasikan lebih baik dengan rata-rata akurasi sebesar 94%, rata-rata spesifitas 90% dan rata-rata sensitifitas sebesar 97%. Hasil ini

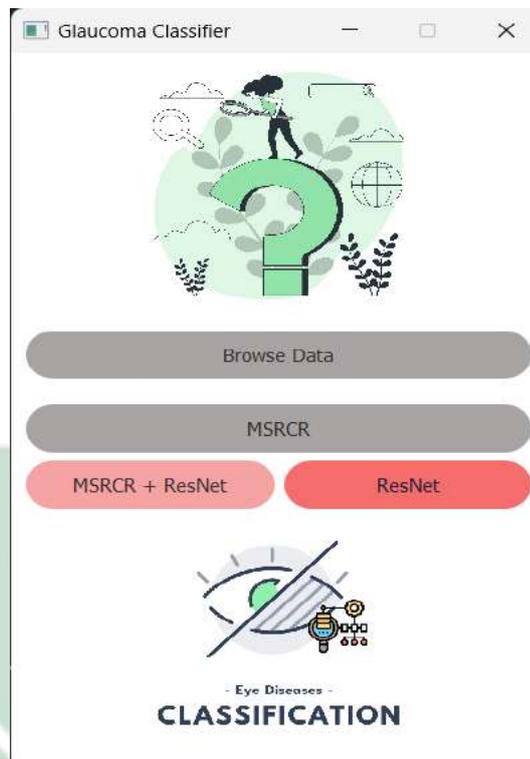
memberikan informasi bahwa MSRCR dapat digunakan sebagai alat bantu tambahan untuk mengklasifikasikan penyakit khususnya glaukoma menggunakan metode Resnet.



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

4.5. Aplikasi Klasifikasi Glaukoma

Model diekstrak dari akurasi terbaik dari tiap fold yang didapatkan untuk membuat sistem klasifikasi penyakit glaukoma. Aplikasi ini akan sangat membantu para tenaga medis dalam menginputkan suatu citra fundus retina dan menghasilkan suatu hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi pada aplikasi ini menunjukkan apakah citra yang di inputkan memiliki glaukoma atau tidak. Halaman utama pada aplikasi ini dapat dilihat pada gambar 4.10.

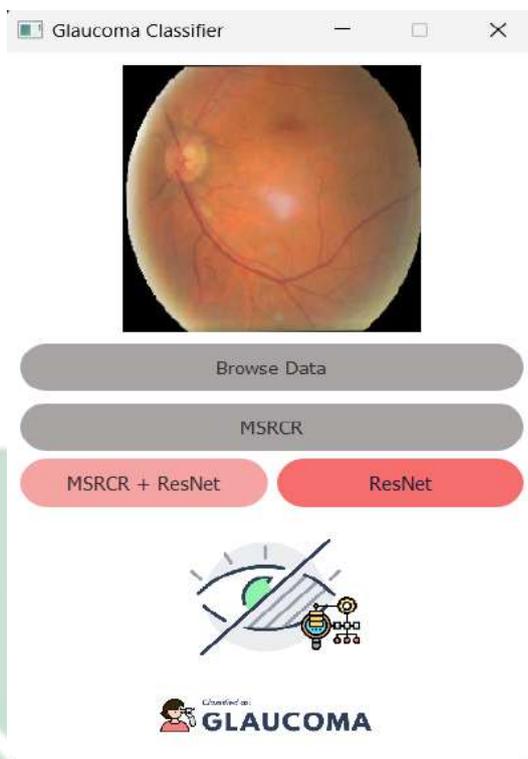


Gambar 4.10 Tampilan Awal

Pada halaman awal tekan "Browse Data" untuk memasukkan data citra fundus retina yang akan diklasifikasikan. Setelah itu akan dimunculkan gambar atau citra yang telah di inputkan.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Setelah itu pada gambar 4.11 ditunjukkan hasil klasifikasi dari gambar yang di inputkan, dengan menekan tombol "ResNet" dan mendapatkan hasil yaitu "Glaucoma". Untuk penggunaan metode optimasi MSRCR, tekan tombol "MSRCR" untuk memproses citra dengan optimasi MSRCR dan didapatkan hasil seperti gambar 4.12 . Setelah itu untuk mengklasifikasikan hasil citra yang telah diproses dengan MSRCR dengan menekan tombol "MSRCR+RESNET" dan

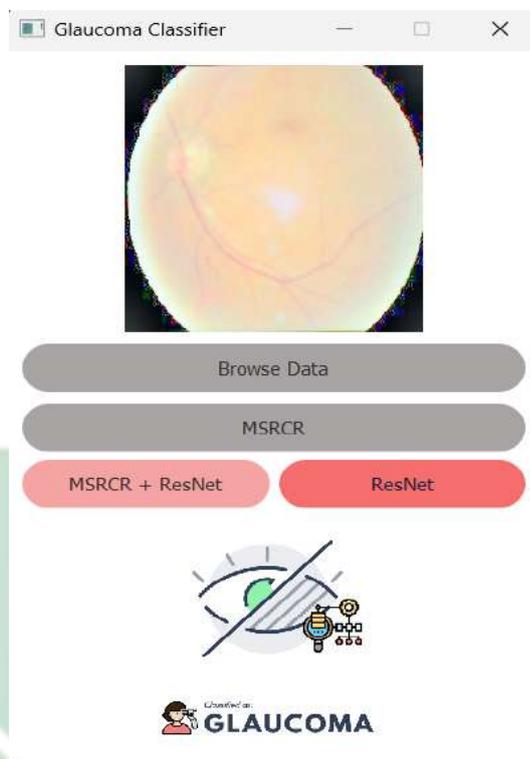


Gambar 4.11 Tampilan Klasifikasi Resnet

didapat hasil "GLAUCOMA".

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Tombol klasifikasi sengaja dibedakan untuk mengimplementasikan kedua model yang telah di training, karena kedua model memiliki perbedaan yang signifikan dari akurasi ataupun yang lainnya.



Gambar 4.12 Tampilan Klasifikasi ResNet MSRCR

4.6. Integrasi Keilmuan

Pada penelitian ini hasil yang didapatkan dalam mengklasifikasikan penyakit glaukoma cukup memuaskan, untuk model ResNet tanpa optimasi mendapatkan akurasi 93%. Dapat diartikan bahwa penelitian ini memiliki hasil keluaran yang cukup baik untuk mengklasifikasikan glaukoma, hal ini sesuai dengan tujuan yaitu untuk membantu sektor medis dalam pengambilan keputusan diagnosa penyakit glaukoma. Tujuan dari penelitian ini adalah membantu sesama manusia dan bermanfaat untuk orang lain, sesuai dengan perintah Allah SWT pada QS At-Taubah ayat 105.

وَقُلِ اعْمَلُوا فَسَيَرَى اللَّهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ وَمُؤْمِنُونَ وَسَتُرَدُّونَ إِلَىٰ عِلْمِ
الْغَيْبِ وَشَهِدَةٍ فَيُنَبِّئُكُمْ بِمَا كُنْتُمْ تَعْمَلُونَ

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."

Ayat di atas menunjukkan bahwa Allah SWT menghargai dan memuliakan suatu kegiatan atau pekerjaan yang bermanfaat bagi orang banyak. Hal ini bertujuan untuk membantu tenaga medis agar segera memberi penanganan kepada pasien. Meskipun kebanyakan pasien glaukoma terlambat mengetahui penyakitnya, namun tidak ada kata terlambat dalam usaha penanganan yang dipertegas pada hadits Bukhari nomor 5993.

حَدَّثَنَا الْمُكِّيُّ بْنُ إِبْرَاهِيمَ أَخْبَرَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ سَعِيدٍ هُوَ ابْنُ أَبِي هِنْدٍ عَنْ أَبِيهِ عَنْ ابْنِ عَبَّاسٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُمَا قَالَ قَالَ النَّبِيُّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ نِعْمَتَانِ مَغْبُورٌ فِيهِمَا كَثِيرٌ مِنَ النَّاسِ الصَّحَّةُ وَالْفَرَاغُ قَالَ عَبَّاسُ الْعَنْبَرِيُّ حَدَّثَنَا صَفْوَانُ بْنُ عَيْسَى عَنْ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ سَعِيدٍ بْنِ أَبِي هِنْدٍ عَنْ أَبِيهِ سَمِعْتُ ابْنَ عَبَّاسٍ عَنِ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ مِثْلَهُ

Artinya: Telah menceritakan kepada kami [Al Makki bin Ibrahim] telah mengabarkan kepada kami [Abdullah bin Sa'id] yaitu Ibnu Abu Hind dari [Ayahnya] dari [Ibnu Abbas] radliallahu 'anhuma dia berkata; Nabi shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "Dua kenikmatan yang sering dilupakan oleh kebanyakan manusia adalah kesehatan dan waktu luang." [Abbas Al 'Anbari] mengatakan; telah menceritakan kepada kami [Shufwan bin Isa] dari [Abdullah bin Sa'id bin Abu Hind] dari [Ayahnya] saya mendengar [Ibnu Abbas] dari Nabi shallallahu 'alaihi wasallam seperti hadits di atas

Dari hadits di atas dijelaskan bahwa manusia sering sekali lalai atas kenikmatan yang diberikan terhadap mereka terutama kesehatan dan waktu luang. Hal ini berkesinambungan dengan penyakit glaukoma yang tidak memberikan efek negatif atas penderitanya di tahap awal, kebanyakan dari pasien glaukoma tidak mengetahui mereka memiliki penyakit glaukoma dan merasa mata mereka sehat. Karena pada dasarnya kita sebagai manusia lebih baik mencegah dan menghindari sesuatu yang buruk daripada mengobatinya, seperti pada kaidah yang berbunyi.

دَرْءُ الْمَفَاسِدِ أَوْلَىٰ مِنْ جَلْبِ الْمَصَالِحِ

Artinya: *Menolak kerusakan harus didahulukan dari pada mendatangkan kemashlahatan*

Dari kaidah diatas dijelaskan bahwa kita lebih baik menolak atau mencegah kerusakan itu terjadi daripada kita harus mengundang hal tersebut terjadi, bahkan saat sudah hal terlambat kita jadi harus mengobati. Sama seperti penyakit, kita lebih baik mencegah dan menjaga diri dari hal-hal yang menimbulkan penyakit datang daripada kita harus mengobati penyakit tersebut.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari implementasi metode ResNet dan juga metode optimasi MSRCR dalam mengklasifikasikan glaukoma, kesimpulan yang dapat diambil adalah:

1. Metode ResNet termasuk metode yang baik dan praktis digunakan dalam klasifikasi penyakit glaukoma, karena 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. Metode optimasi MSRCR merupakan metode yang bagus untuk meningkatkan kualitas citra untuk masalah kontras maupun peningkatan warna pada gambar atau citra yang memiliki kontras lebih di satu sisi.
2. Dari kedua model yang digunakan untuk mengklasifikasikan glaukoma dengan metode ResNet dengan optimasi MSRCR mendapatkan hasil yang lebih baik dengan rata-rata akurasi sebesar 94%, rata-rata spesifitas 90% dan rata-rata sensitifitas sebesar 97%. Hasil ini merupakan hasil yang cukup baik dengan akurasi, spesifitas dan sensitifitas yang berada pada angka diatas 90% yang berarti mengurangi peluang terjadinya error, terlebih penerapan pada dunia medis yang menghindari adanya kesalahan diagnosa.

5.2. Saran

Pada penelitian mengenai klasifikasi glaukoma menggunakan citra fundus retina menggunakan metode ResNet dengan optimasi MSRCR ini masih memiliki banyak kekurangan, sehingga perbaikan dan improvisasi diperlukan untuk menjadikan sistem klasifikasi ini menjadi lebih baik. Beberapa hal yang disarankan penelitian mendatang yaitu:

1. Data citra fundus retina merupakan data yang cukup sulit untuk diidentifikasi ciri-ciri dari penyakit glaukoma. Hal ini dikarenakan sulit membedakan antara mata glaukoma dengan mata normal. Penggunaan metode pengolahan citra seperti MSRCR sudah cukup baik untuk membantu mengklasifikasikan glaukoma, tetapi hal yang perlu diperhatikan adalah penggunaan parameternya. Dalam penggunaan MSRCR jika parameternya tidak diperhatikan, besar kemungkinan kontras citra akan meningkat tidak beraturan atau terlalu tinggi dan distribusi warna yang juga tidak beraturan.
2. Hasil yang didapatkan belum bisa dikatakan optimal karena pada penelitian ini digunakan epoch yang masih terbatas sehingga proses pembelajaran belum tentu mencapai titik optimal ataupun mungkin masih terjadi *overfitting*. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan parameter lain seperti *early stopping* agar mampu memberikan hasil yang lebih baik dengan mencapai titik optimal dari proses pembelajaran dan meminimalisir angka error sampai yang terkecil

DAFTAR PUSTAKA

- Abhirawa, H., Jondri, M. S., and Arifianto, A. (2017). Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Face Recognition Using Convolutional Neural Network. *e-Proceeding of Engineering*, 4(3):4907–4916.
- Achmad, Y., Wihandika, R. C., and Dewi, C. (2019). Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(11):10595–10604.
- Agarap, A. F. (2018). Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU). (1):2–8.
- Agarwal, R., Gupta, S. K., Agarwal, P., Saxena, R., and Agrawal, S. (2009). Current concepts in the pathophysiology of glaucoma. *Indian Journal of Ophthalmology*, 57(4):257–266.
- Agrawal, A., Singh, A., and Mittal, S. K. (2018). Glaucoma in Asia- An epidemiological perspective. *Nepalese Journal of Ophthalmology*, 9(2):208–211.
- Al Amin, M. and Juniati, D. (2017). Klasifikasi Kelompok Umur Manusia Berdasarkan Analisis Dimensi. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 2(6):1–10.
- Al Rivani, M. E. and Juangkara, T. (2019). Identifikasi Potensi Glaukoma dan Diabetes Retinopati Melalui Citra Fundus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 6(1):43–48.
- Ananda, E. P. (2017). The Relationship between Knowledge, Sickness Period, and Intraocular Pressure to the Quality of Life of Glaucoma Patient. *Jurnal Berkala Epidemiologi*, 4(2):288.

- Andono, P. N., Sutojo, T., and Muljono (2017). *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Aribowo, E., Yustina, E., Studi, P., Informatika, T., Teknologi, F., Universitas, I., and Dahlan, A. (2009). Implementasi Metode Retinex Untuk Pencerahan Citra. *Jurnal Informatika*, 3(2):323–330.
- Baudouin, C., Kolko, M., Melik-Parsadaniantz, S., and Messmer, E. M. (2021). Inflammation in Glaucoma: From the back to the front of the eye, and beyond. *Progress in Retinal and Eye Research*, 83.
- Bohlmann, A., Mostafa, J., and Kumar, M. (2021). Machine Learning and Medication Adherence: Scoping Review. *JMIRx Med*, 2(4):e26993.
- Boyd, S. W. and Keromytis, A. D. (2004). *Applied Cryptography and Network Security*, volume 3089. Springer Nature Switzerland AG, Kamakura, Japan.
- Chauhan, R., Ghanshala, K. K., and Joshi, R. C. (2018). Convolutional Neural Network (CNN) for Image Detection and Recognition. *ICSCCC 2018 - 1st International Conference on Secure Cyber Computing and Communications*, pages 278–282.
- Ciputra, F. (2022). Glaukoma Fakomorfik. *Jurnal Kedokteran Unram*, 11(2):887–896.
- Coan, L. J., Williams, B. M., Krishna Adithya, V., Upadhyaya, S., Alkafri, A., Czanner, S., Venkatesh, R., Willoughby, C. E., Kavitha, S., and Czanner, G. (2023). Automatic detection of glaucoma via fundus imaging and artificial intelligence: A review. *Survey of Ophthalmology*, 68(1):17–41.

- Cook, R. L. and Torrance, K. E. (1981). Reflectance Model for Computer Graphics. *Comput Graphics (ACM)*, 15(3):307–316.
- Deng, X., Liu, Q., Deng, Y., and Mahadevan, S. (2016). An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem. *Information Sciences*, 340-341:250–261.
- Dwi Ananda Thayeb, J. S.M. Saerang, L. M. R. (2011). Profil Glaukoma Sekunder Akibat Katarak Senilis Pre- Operasi di RSUP. Prof. DR. R. D. Kandou Manado Periode Januari 2011 – Desember 2011.
- Fitriasari, Belinda Salva Dyah, Maharani and Prihatningtias, R. (2019). *Perbedaan Hasil Pemeriksaan Tekanan Intraokuler Dengan Tonopen dan Applanasi Goldmann pada Pasien Glaukoma*. PhD thesis.
- Gholamalnejad, H. and Khosravi, H. (2021). Vehicle classification using a real-time convolutional structure based on DWT pooling layer and SE blocks. *Expert Systems with Applications*, 183(April):115420.
- Goh, Siting and Chua, Yueda and Lee, Justina and Yeong, Joe and Cai, Y. (2021). Approaches for Handling Immunopathological and Clinical Data Using Deep Learning Methodology: Multiplex IHC/IF Data as a Paradigm.
- Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., Liu, T., Wang, X., Wang, G., Cai, J., and Chen, T. (2018). Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern Recognition*, 77:354–377.
- Harahap, B. (2018). Implementasi Metode Retinex Untuk Meningkatkan Kualitas Citra Underwater. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, 2(1):193–200.

- HERLAMBAANG, M. (2019). Deep Learning: Recurrent Neural Networks.
- Ho, Y. and Wookey, S. (2020). The Real-World-Weight Cross-Entropy Loss Function: Modeling the Costs of Mislabeling. *IEEE Access*, 8:4806–4813.
- Hu, R., Tian, B., Yin, S., and Wei, S. (2019). Efficient Hardware Architecture of Softmax Layer in Deep Neural Network. *International Conference on Digital Signal Processing, DSP*, 2018-Novem:1–5.
- Huda, A. F. and Munir, R. (2015). Pengembangan Sistem Pencarian Gambar Produk E-Commerce dengan Convolutional Neural Network.
- Hussein, R. R., Hamodi, Y. I., and Sabri, R. A. (2019). Retinex theory for color image enhancement: A systematic review. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 9(6):5560–5569.
- Jiang, B., Woodell, G. A., and Jobson, D. J. (2015). Novel multi-scale retinex with color restoration on graphics processing unit. *Journal of Real-Time Image Processing*, 10(2):239–253.
- Jobson, D. J. (2004). Retinex processing for automatic image enhancement. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1):100.
- K, K. E. (2020). Loss Function Cross-Entropy.
- Kemenkes RI (2019). INFODATIN Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI Situasi Glaukoma di Indonesia.
- Koushik, J. (2016). Understanding Convolutional Neural Networks. (3):1–6.
- Kusumanto, R. D. and Tomponu, A. N. (2011). Pengolahan Citra Digital Untuk

- Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi Terapan*, 1.
- Lin, H. and Jegelka, S. (2018). (2018,Lin,NIPS)ResNet with one-neuron hidden layer is a universal approximator. (NeurIPS).
- Liu, H. and Prokosch, V. (2021). Energy metabolism in the inner retina in health and glaucoma. *International Journal of Molecular Sciences*, 22(7).
- Liu, K., Kang, G., Zhang, N., and Hou, B. (2018). Breast Cancer Classification Based on Fully-Connected Layer First Convolutional Neural Networks. *IEEE Access*, 6:23722–23732.
- Liu, W., Guo, R., Huang, D., Ji, J., Gansevoort, R. T., Snieder, H., and Jansonius, N. M. (2023). Co-occurrence of chronic kidney disease and glaucoma: Epidemiology and etiological mechanisms. *Survey of Ophthalmology*, 68(1):1–16.
- Lozano-Vázquez, L. V., Miura, J., Rosales-Silva, A. J., Luviano-Juárez, A., and Mújica-Vargas, D. (2022). Analysis of Different Image Enhancement and Feature Extraction Methods. *Mathematics*, 10(14):1–16.
- Lubis, D. D. (2021). *Perbandingan Metode Contrast Stretching Dan Metode Retinex Untuk Peningkatan Kecerahan Kecerahan Citra Digital*. Medan.
- Lubis, U. R. S., Mesran, and Zebua, T. (2017). Implementasi Algoritma Chua Chaotic Noise Pada Enkripsi Citra RGB. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, I(1):220–224.
- Luque, A., Carrasco, A., Martín, A., and de las Heras, A. (2019). The impact

- of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. *Pattern Recognition*, 91:216–231.
- M, N. L. J. and Shiny, C. (2014). Color Image Enhancement Using Retinex Algorithm. 14:30–35.
- Ma, W. and Lu, J. (2017). An Equivalence of Fully Connected Layer and Convolutional Layer. (3):1–9.
- Munawarah, R., Soesanto, O., and Faisal, M. R. (2016). Penerapan Metode Support Vector Machine. *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 04(01):103–113.
- Nafi'iyah, N. (2015). Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 9(2):49–55.
- Neto, A., Camara, J., and Cunha, A. (2022). Evaluations of Deep Learning Approaches for Glaucoma Screening Using Retinal Images from Mobile Device. *Sensors*, 22(4).
- O'Shea, K. and Nash, R. (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks. pages 1–11.
- Pamungkas, A. (2017). Pengolahan Citra.
- Parthasarathy, S. and Sankaran, P. (2012). An automated multi scale Retinex with color restoration for image enhancement. *2012 National Conference on Communications, NCC 2012*.
- Patil, A. and Rane, M. (2021). Convolutional Neural Networks: An Overview and Its Applications in Pattern Recognition. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 195:21–30.

PERDAMI (2020). Vision 2020 di Indonesia – PERDAMI.

Quigley, H. A. (2019). 21st Century Glaucoma Care. *Eye (Basingstoke)*, 33(2):254–260.

Rafiqua, N. (2020). Glaukoma Tekanan Normal.

Santha, N. L. (2022). Image Enhancement using Retinex Algorithms.

Sari, E., Belbahri, M., and Nia, V. P. (2019). How Does Batch Normalization Help Binary Training? (NeurIPS).

Sarwinda, D., Paradisa, R. H., Bustamam, A., and Anggia, P. (2021). Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer. *Procedia Computer Science*, 179(2019):423–431.

Schuh, M., Banda, J., Bernasconi, P., Angryk, R., and Martens, P. (2012). A Comparative Evaluation of Automated Solar Filament Detection. In *Solar Physics*, volume 289, page 201.05.

Sena, S. (2017). Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN).

Shahid, N., Rappon, T., and Berta, W. (2019). Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. *PLoS ONE*, 14(2):1–22.

Siddesha, K. and M, K. N. B. (2020). Frequency Domain Based MSRCR Method for Color Image Enhancement Frequency Domain Based MSRCR Method for Color Image Enhancement. (August).

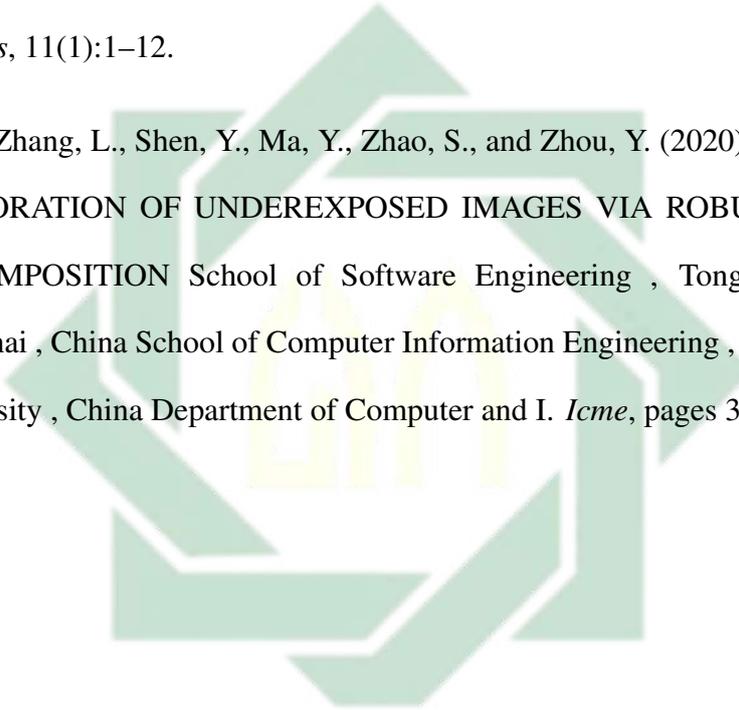
- Sinaga, A. S. R. M. (2017). Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital. *Jurnal Mantik Penusa*, 1(2):48–51.
- Sit, A. J. and Liu, J. H. K. (2009). Pathophysiology of glaucoma and continuous measurements of intraocular pressure. *MCB Molecular and Cellular Biomechanics*, 6(1):57–69.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15:1929–1958.
- Stein, J. D., Khawaja, A. P., and Weizer, J. S. (2021). Glaucoma in Adults - Screening, Diagnosis, and Management: A Review. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 325(2):164–174.
- Sun, M., Song, Z., Jiang, X., Pan, J., and Pang, Y. (2017). Learning Pooling for Convolutional Neural Network. *Neurocomputing*, 224:96–104.
- Supriyanto, A. (2018). Image Enhancement Dengan Metode Median Filter Dan Multiscale Retinex With Color Restoration Pada Dataset Video.
- Targ, S., Almeida, D., and Lyman, K. (2016). Resnet in Resnet: Generalizing Residual Architectures. pages 1–7.
- Tarigan, A. K., Nasution, S. D., and Karim, A. (2016). Aplikasi Pembelajaran Citra Dengan Menggunakan Metode Computer Assisted Instruction (Cai). 3(4):1–4.
- Tham, Y. C., Li, X., Wong, T. Y., Quigley, H. A., Aung, T., and Cheng, C. Y. (2014). Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040: A systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*, 121(11):2081–2090.

- Tri Utami, A. (2017). Implementasi Metode Otsu Thresholding untuk Segmentasi Citra Daun. *Fakultas Komunikasi dan Informatika Universitas Muhammadiyah Surakarta*.
- Weinreb, R. N., Aung, T., and Medeiros, F. A. (2014). The pathophysiology and treatment of glaucoma: A review. *Jama*, 311(18):1901–1911.
- Wightman, R., Touvron, H., and Jégou, H. (2021). ResNet strikes back: An improved training procedure in timm. pages 1–22.
- Wiwin (2019). Peringati Pekan Glaukoma Sedunia, Giatkan Deteksi Dini – FK-KMK UGM.
- Wu, J. (2017). Introduction to Convolutional Neural Networks. *Introduction to Convolutional Neural Networks*, pages 1–31.
- Wu, J., Sun, L., Peng, D., and Siuly, S. (2022). A Micro Neural Network for Healthcare Sensor Data Stream Classification in Sustainable and Smart Cities. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022:4270295.
- Wu, Z., Shen, C., and van den Hengel, A. (2019). Wider or Deeper: Revisiting the ResNet Model for Visual Recognition. *Pattern Recognition*, 90:119–133.
- Xiaohan (2020). Resnet.
- Xu, J., Zhang, Y., and Miao, D. (2020). Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view. *Information Sciences*, 507:772–794.
- Zhang, C., Benz, P., Argaw, D. M., Lee, S., Kim, J., Rameau, F., Bazin, J. C., and Kweon, I. S. (2021a). ResNet or DenseNet? Introducing dense shortcuts to ResNet. *Proceedings - 2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2021*, pages 3549–3558.

Zhang, J., Han, B., Wynter, L., Low, B. K. H., and Kankanhalli, M. (2019). Towards robust resNet: A small step but a giant leap. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2019-Augus*(Section 3):4285–4291.

Zhang, N., Wang, J., Li, Y., and Jiang, B. (2021b). Prevalence of primary open angle glaucoma in the last 20 years: a meta-analysis and systematic review. *Scientific Reports*, 11(1):1–12.

Zhu, A., Zhang, L., Shen, Y., Ma, Y., Zhao, S., and Zhou, Y. (2020). ZERO-SHOT RESTORATION OF UNDEREXPOSED IMAGES VIA ROBUST RETINEX DECOMPOSITION School of Software Engineering , Tongji University , Shanghai , China School of Computer Information Engineering , Jiangxi Normal University , China Department of Computer and I. *Icme*, pages 3–8.



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A