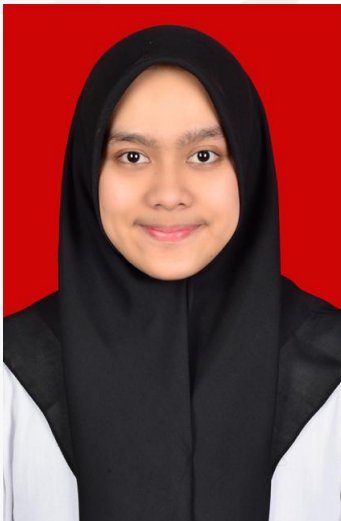


Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada Jurusan Teknik Informatika

Oleh

IHDA SYURFI

11751201920



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM

PEKANBARU

2021



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN *DEEP LEARNING* DENGAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK KLASIFIKASI CITRA *DIABETIC* DENGAN ARSITEKTUR *EFFICIENTNET-B7*

TUGAS AKHIR

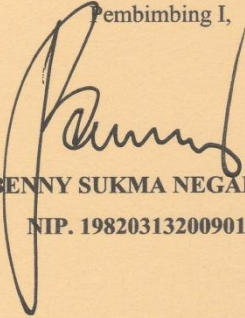
Oleh

IHDA SYURFI

NIM.11751201920

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 17 Desember 2021

Pembimbing I,



BENNY SUKMA NEGARA, MT.
NIP. 198203132009011009

Pembimbing II,



SURYA AGUSTIAN, ST, M.KOM.
NIP. 197608302011011003



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN *DEEP LEARNING* DENGAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK KLASIFIKASI CITRA *DIABETIC* DENGAN ARSITEKTUR *EFFICIENTNET-B7*

Oleh

IHDA SYURFI
NIM. 11751201920

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Pekanbaru, 17 Desember 2021

Mengesahkan,
Ketua Jurusan,

IWAN ISKANDAR, M.T.
NIP. 1982122162015031003

Dekan,



DR. HARTONO, M.Pd.
NIP. 196403011992031003

DEWAN PENGUJI

Ketua	: Febi Yanto, M.Kom.
Pembimbing I	: Benny Sukma Negara, M.I.
Pembimbing II	: Surya Agustian, ST, M.Kom.
Penguji I	: Jasril, S.Si, M.Sc.
Penguji II	: Fitri Insani, ST, M.Kom.

Lampiran Surat :
Nomor : Nomor 25/2021
Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Ihda Syurfi
NIM : 11751201920
Tempat/Tgl. Lahir : Bangkinang/11 November 1999
Fakultas/Pascasarjana : Fakultas Sains dan Teknologi
Prodi : Program Studi Teknik Informatika
Judul ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*~~:
PENERAPAN DEEP LEARNING DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
UNTUK KLASIFIKASI CITRA DIABETIC DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B7

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*~~ dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*~~ saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)*~~ saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 14 Januari 2022
buat pernyataan


Ihda Syurfi
NIM : 11751201920

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum dengan ketentuan bahwa hak cipta pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan yang meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan didalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 17 Desember 2021

Yang membuat pernyataan,

IHDA SYURFI

NIM. 11751201920

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil 'alamin Dengan
mengucapkan syukur pada Allah subhanallah
wa ta'ala, akhirnya telah terselesaikan Tugas
Akhir ini...

Bismillahirrahmanirrahim..

Kupersembahkan Tugas Akhir Ku Ini Untuk
Kedua Orang Tua Ku Tercinta... Abang Ku
Tercinta... Adik Ku tercinta Serta, Keluarga,
Kerabat ,Teman-Teman terdekat ku, serta
mereka yang bertanya kapan wisuda...

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ABSTRAK

Diabetic Rethinopathy (DR) merupakan komplikasi mikrovaskular dari penyakit Diabetes Melitus yang disebabkan oleh rusaknya pembuluh darah di retina mata yang dapat menimbulkan kebutaan permanen. Angka kejadian DR memiliki risiko saat usia penderita mencapai usia pubertas. Melakukan pendeteksian dini terhadap DR merupakan salah satu langkah yang dapat dilakukan untuk mencegah DR ketahap lanjut yang dapat menyebabkan kebutaan permanen. Dalam mendeteksi DR, dokter akan mengamati hasil *oftalmoskop*. Pada sebuah penelitian yang telah dilakukan menyatakan bahwa dokter hanya mampu mendeteksi DR pada tahap lanjut. Penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap citra DR dengan menerapkan Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yaitu EfficientNet-B7 dengan menerapkan Hyperparameter Optimization (HPO) untuk mendapatkan hasil yang optimal. Pengujian dilakukan dengan menerapkan beberapa skenario yaitu pembagian data training dan data testing, beberapa kombinasi dense pada hidden layer, serta kombinasi dari nilai lerning rate. Pengujian model terbaik untuk proses training terdapat pada eksperimen dengan scenario pembagian data 90% : 10%, *dense* berjumlah 256, dan *Learning rate* 0.01 dengan akurasi 95.48%. Dan model terbaik untuk proses *testing* adalah pada eksperimen dengan skenario pembagian data 90% : 10% dan *dense* berjumlah 32, dan *Learning rate* 0.001 dengan akurasi 95.81%.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Diabetic Retinopathy, EfficientNet-B7*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ABSTRACT

Diabetic Rethinopathy (DR) is a microvascular complication of Diabetes Mellitus caused by damage of blood vessels in the retina of the eye which can be permanent blindness. The incidence of DR has a risk when the patient reaches puberty. Early detection for DR is the one of steps that can be taken to prevent DR to a stage that can be permanent blindness. In detecting DR, the doctor will observe the results of the ophthalmoscope. In a study that has been done stated that doctors are only able to detect DR at an advanced stage. This study classified the DR image by applying the Convolutional Neural Network (CNN) Architecture, namely EfficientNet-B7 by applying Hyperparameter Optimization (HPO) to obtain optimal results. The test is using several scenarios, the distribution of training data and testing data, several combinations of dense hidden layers, and a combination of lerning rate values. The best model for the training process in this experiment is a scenario of ,90%: 10% data sharing, 256 dense, and 0.01 learning rate with 95.48% accuracy. And the best model for the testing process in this experiment is scenarios of, 90%: 10% data sharing, and 32 dense, and learning rate of 0.001 with 95.81% accuracy.

Keyword : Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Diabetic Retinopathy, EfficientNet-B7

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



KATA PENGANTAR

Assalammu 'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh.

Alhamdulillah rabbil'alam, Puji syukur kehadiran Allah *subhanallah wa ta'ala* yang dengan rahmat dan hidayah-Nya penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan judul “Penerapan *Deep Learning* Dengan *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Citra *Diabetic* Dengan Arsitektur *Efficientnet-B7*”. Tidak lupa shalawat beserta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad *shalallahu 'alaihi wasalam* yang telah memberikan ilmu, kenikmatan iman, keselamatan bagi umatnya, dan memiliki rasa cinta kepada orang-orang mukmin.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar kesarjanaan pada jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Banyak pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan laporan ini, baik berupa bantuan materi ataupun berupa motivasi dan dukungan kepada penulis. Penulis menilai rasa terima kasih terlihat masih kurang jika dibandingkan dengan bantuan yang penulis terima, namun pada kesempatan ini penulis hanya dapat mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Khairunnas, M.Ag selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Bapak Dr. Hartono, M.Pd. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
3. Bapak Iwan Iskandar, M.T. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
4. Bapak Muhammad Irsyad, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan nasehat selama perkuliahan.
5. Bapak Benny Sukma Negara, MT. selaku Dosen Pembimbing I Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.
6. Bapak Surya Agustian, ST, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing II Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.

7. Bapak Jasril, S.Si, M.Sc. selaku Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
8. Ibu Fitri Insani, ST, M.Kom. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
9. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang banyak memberikan ilmu, dan arahan selama perkuliahan. Semoga ilmu yang bapak dan ibu berikan bermanfaat bagi penulis dan seluruh mahasiswa, Aamiin.
10. Khususnya untuk kedua orang tua Ayahanda Drs. Jamal Abdu M.Si, dan Ibunda Karsinah, S.Ag, M.Pd , yang telah memberikan doa yang tulus, dukungan, semangat, kasih sayang, mendidik, dan seluruh kebaikan yang selalu diberikan sehingga telah sampai pada tahap ini. Semoga selalu sehat, dan semoga Allah SWT melimpahkan semua kebaikan Ayahanda, dan Ibunda kelak didunia maupun di akhirat kelak, Aamiin.
11. Khususnya untuk Abang Islahus Syadad, S.M. dan Fuad Ikmal, Kakak Agustin Riana, serta Adik Surya Selva Praga yang selalu memberikan semangat, dan dukungan agar penulis bisa menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan cepat, semoga setiap impian yang diinginkan lekas tercapai, dan menjadi pilihan terbaik, Aamiin.
12. Keluarga Rimbo Squdy, Rehan Aulia Furqani dan Maylin Yohana, S.Pd. yang menemani hari-hari penulis selama penulis berkuliah dan menjadi tempat penulis mencurahkan
13. Teman-teman dekat, Rizqi Pratama, Sukma Rahmadani, Nailatul Fadhilah, Muhammad Alvin, Muhammad Haiqal Dani, Putri Mardatillah, Hayatul Husnah Yaswir, dan Rahayu Anggraini yang senantiasa menemani disuka ataupun duka dari semester awal hingga semester akhir
14. Teman-teman TA Deep Learning, Redho Hidayatullah, Alfandi Firnando, Muhammad Khairunnas, Mahfuzon Akhilar, Muhammad Alwi Basyir, dan Kasuma Indra Suryawan yang telah menemani suka dan duka, menghiburku, mengisi waktuku, bertukar pikiran, mendukung, dan



membantu selama masa kuliah hingga tugas akhir ini selesai. semoga kita semua bisa mencapai impian terbesar kita, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.

15. Teman dekat penulis sejak masa sekolah, Putri Amalia Farhana, Risa Anggraini dan Niya Islami Syafitri yang senantiasa menghibur dan memberi semangat dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
14. Seluruh teman-teman TIF E 2017 dan angkatan TIF 2017 yang selalu menemani, memberi semangat, dan membantuku selama perkuliahan. Semoga kita semua sukses, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
15. Seluruh teman-teman ku yang selalu menemani ku selama masa-masa sekolah, serta mendukung ku, semoga silaturahmi kita selalu terjalin. Sukses dan semangat untuk kita semua, Aamiin.
16. Seluruh pihak yang belum penulis cantumkan, terima kasih atas dukungan baik material maupun spiritual.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan laporan ini masih terdapat banyak kesalahan dan kekurangan, oleh karena itu kritik, dan saran yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan untuk kesempurnaan laporan ini. Akhir kata penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan sesuatu yang bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya. Amin.

Wassalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh

Pekanbaru, 17 Desember 2021

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR RUMUS	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Rumusan masalah.....	3
1.3 Batasan masalah	4
1.4 Tujuan penelitian.....	4
1.5 Sistematika penulisan	4
BAB II LANDASAN TEORI.....	6
2.1 <i>Diabetic retinopathy</i>	6
2.2 <i>Deep Learning</i>	9
2.3 <i>Artificial Neural Network</i>	11
2.3.1 <i>Arsitektur Artificial Neural Network</i>	11
2.4 <i>Convolutional neural network (CNN)</i>	14
2.4.1 <i>Feature Learning</i>	15
2.4.2 <i>Classification</i>	21
2.5 <i>Hyper Parameter Optimization</i>	24
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	24
2.6.1 <i>Accuracy</i>	25
2.6.2 <i>Precision</i>	25

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

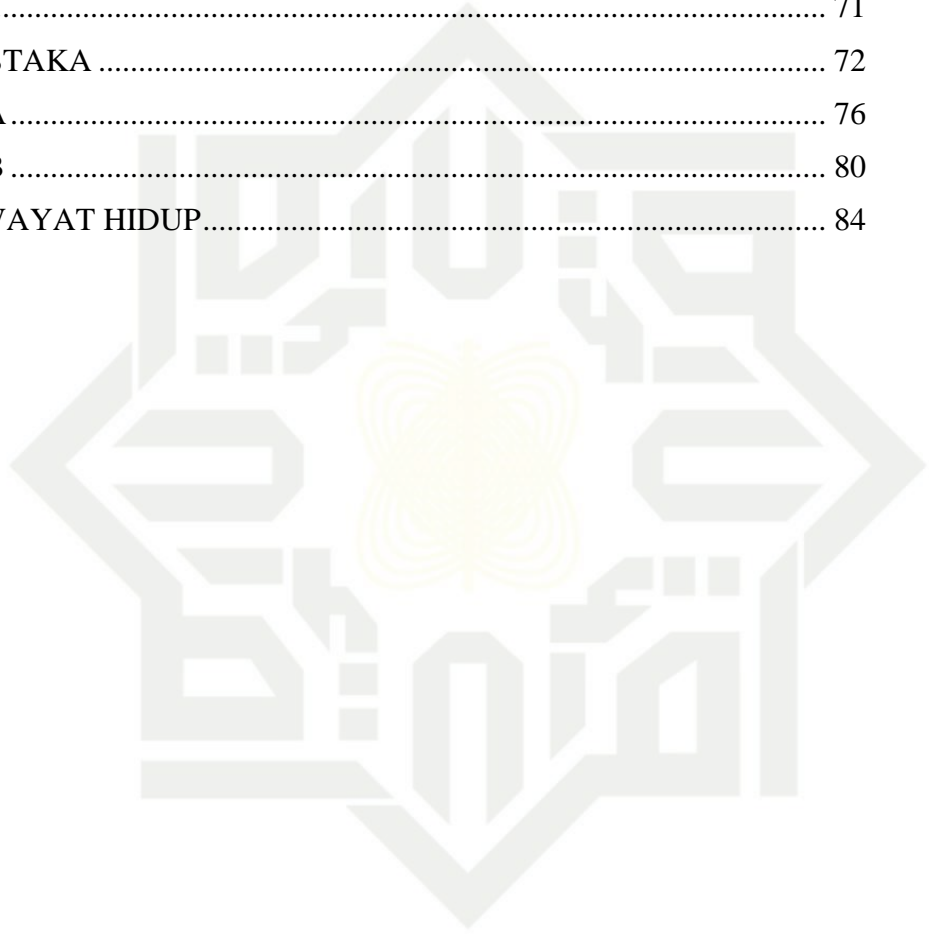


- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.6.3	<i>Recall</i>	25
2.6.4	<i>F1 Score</i>	25
2.6.5	<i>AUC (Area Under Curve)</i>	26
2.6.6	<i>CNN Architecture</i>	26
2.6.7	<i>Splitting Data</i>	34
2.7	Penelitian terkait.....	35
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		39
3.1	Pengumpulan Data	40
3.2	<i>Splitting Data</i>	40
3.3	<i>Deep Learning</i>	40
3.4	Evaluasi dan Analisis	44
3.5	Kesimpulan.....	45
BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN		46
4.1	Analisa.....	46
4.1.1	Analisa Kebutuhan Data	46
4.1.2	Analisa Persiapan Data	48
4.1.3	Analisa Kebutuhan <i>Library Python</i>	48
4.1.4	Analisa <i>Hyper-parameter</i>	49
4.1.5	Analisa Klasifikasi <i>EfficientNet-B7</i>	50
4.2	Perancangan	58
4.2.1	<i>Pseudocode Input Data</i>	58
4.2.2	<i>Pseudocode Hyperparameter</i>	58
4.2.3	<i>Pseudocode Klasifikasi EfficientNet-B7</i>	58
4.2.4	Skenario Eksperimen	59
BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN		61
5.1	Implementasi	61
5.1.1	Batasan Implementasi	61
5.1.2	Lingkungan Implementasi	61
5.1.3	Implementasi model <i>EfficientNet-B7</i>	62

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

5.2 Pengujian.....	63
5.2.1 Eksperimen dengan Akurasi <i>Training</i> Terbaik.....	64
5.2.2 Eksperimen dengan Akurasi <i>Testing</i> Terbaik.....	65
5.2.3 Tabel Hasil Eksperimen.....	66
BAB VI PENUTUP	70
6.1 Kesimpulan.....	70
6.2 Saran.....	71
DAFTAR PUSTAKA	72
LAMPIRAN A	76
LAMPIRAN B	80
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	84



DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 2. 1 Perbedaan Retina Mata Normal dan <i>Diabetic retinopathy</i>	7
Gambar 2. 2 Citra Mata Normal	7
Gambar 2. 3 Citra Mata <i>Mild-NPDR</i>	8
Gambar 2. 4 Citra Mata <i>Moderate-NPDR</i>	8
Gambar 2. 5 Citra Mata <i>Severe-NPDR</i>	9
Gambar 2. 6 Citra Mata <i>Proliferative Diabetic retinopathy (PDR)</i>	9
Gambar 2. 7 Proses Umum <i>Deep Learning</i>	10
Gambar 2. 8 Jaringan Syaraf Biologi dan Jaringan Syaraf Tiruan	11
Gambar 2. 9 <i>Single Layer Network</i>	13
Gambar 2. 10 <i>Multi Layer Network</i>	13
Gambar 2. 11 <i>Competitive Layer Network</i>	14
Gambar 2. 12 Proses <i>Convolutional Neural Network</i>	15
Gambar 2. 13 Operasi <i>Convolution</i> Pada Sebuah Gambar	17
Gambar 2. 14 <i>Max-Pooling</i>	18
Gambar 2. 15 <i>Sigmoid Activation Function</i>	19
Gambar 2. 16 <i>Tanh Activation Function</i>	19
Gambar 2. 17 <i>ReLU Activation Function</i>	20
Gambar 2. 18 <i>Batch Normalization</i>	21
Gambar 2. 19 <i>Flatten</i>	22
Gambar 2. 20 <i>Fully Connected Layer</i>	22
Gambar 2. 21 Regularisasi	23
Gambar 2. 22 (A) <i>Neural Network</i> (B) <i>Neural Network</i> Setelah Dropout	23
Gambar 2. 23 <i>Confusion matrix</i>	24
Gambar 2. 24 Kurva AUC-ROC.....	26
Gambar 2. 25 Arsitektur <i>EfficientNet</i>	27
Gambar 2. 26 Tingkat Akurasi Arsitektur Imagenet Top-1	34
Gambar 3. 1 Diagram Metodologi Penelitian	39
Gambar 3. 2 Kelas <i>Diabetic retinopathy</i>	40
Gambar 3. 3 Arsitektur <i>EfficientNet-B7</i>	41
Gambar 4. 1 Contoh dataset citra <i>Diabetic retinopathy</i>	47

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Gambar 4. 2 Tahapan Proses <i>EfficientNet-B7</i>	52
Gambar 5. 1 <i>Load Library Python</i>	62
Gambar 5. 2 <i>Path directory image</i>	63
Gambar 5. 3 Load model <i>EfficientNet-B7</i>	63
Gambar 5. 4 Grafik Akurasi Eksperimen 1.....	64
Gambar 5. 5 Grafik Akurasi Training Terbaik.....	65
Gambar 5. 6 Grafik Akurasi Testing Terbaik	66



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 2. 1 Arsitektur <i>EfficientNet-B0</i>	29
Tabel 2. 2 Arsitektur <i>EfficientNet-B1</i>	30
Tabel 2. 3 Arsitektur <i>EfficientNet-B2</i>	30
Tabel 2. 4 Arsitektur <i>EfficientNet-B3</i>	31
Tabel 2. 5 Arsitektur <i>EfficientNet-B4</i>	31
Tabel 2. 6 Arsitektur <i>EfficientNet-B5</i>	32
Tabel 2. 7 Arsitektur <i>EfficientNet-B6</i>	32
Tabel 2. 8 Arsitektur <i>EfficientNet-B7</i>	33
Tabel 2. 9 Penelitian Terkait	35
Tabel 3. 1 Interpretasi nilai AUC	44
Tabel 4. 1 Analisa Data	46
Tabel 4. 2 Analisa Library	48
Tabel 4. 3 Analisa <i>Hyper-parameter</i>	50
Tabel 4. 4 Skenario Eksperimen	59
Tabel 5. 1 Hasil Eksperimen	66

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR RUMUS

Rumus	Halaman
Rumus 2. 1 <i>Convolutional Layer</i>	16
Rumus 2. 2 Sigmoid.....	18
Rumus 2. 3 Tanh	19
Rumus 2. 4 ReLU.....	19
Rumus 2. 5 Rumus <i>Accuracy</i>	25
Rumus 2. 6 Rumus <i>Precision</i>	25
Rumus 2. 7 Rumus <i>Recall</i>	25
Rumus 2. 8 Rumus F1 Score.....	26

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Diabetic retinopathy (DR) merupakan komplikasi mikrovaskular dari Diabetes Melitus yang penyebabnya adalah rusaknya pembuluh darah di retina sehingga dapat menimbulkan kebutaan yang permanen (Sahreni et al., 2020). DR merupakan salah satu penyebab hilangnya penglihatan pada orang dewasa di seluruh dunia (Aiello et al., 2001). DR dikategorikan kedalam 2 kelas yaitu non-proliferative DR (NPDR), dan proliferative DR (PDR). NPDR merupakan tahap awal pada DR yang membentuk microaneurysms. Sedangkan PDR adalah level terakhir dari DR yang menandakan bahwa kerusakan pada mata sudah parah sehingga dapat menyebabkan pecahnya pembuluh darah pada mata mata (Flaxel et al., 2019). Menurut para ahli Ophthalmologist tingkatan DR diklasifikasikan kedalam 5 level kondisi yaitu 1) Normal 2) *Mild-NPDR*, 3) *Moderate-NPDR* 4) *Severe-NPDR*, dan 5) *Proliferative-DR*.

Angka kejadian DR pada penderita diabetes akan meningkat seiring dengan durasi penyakit dan usia pasien. DR jarang terjadi pada anak usia 10 tahun namun risikonya akan meningkat setelah usianya mencapai usia pubertas (Erlvira & Suryawijaya, 2019). Risiko seseorang kehilangan penglihatan yang parah dari PDR adalah sekitar 40% setelah 6 tahun jika tidak diobati dengan laser panretinal fotokoagulasi (Aiello et al., 2001). Melakukan pendeteksian dini terhadap DR merupakan salah satu langkah yang dapat dilakukan untuk mencegah berkembangnya DR ketahap yang dapat menyebabkan kebutaan pada penderita Diabetes Melitus.

Dokter menggunakan gambar untuk mendiagnosa DR dari hasil *oftalmoskop* atau disebut dengan *funduskopi*. Dokter akan mengamati pembuluh darah yang tidak normal, pembengkakan dan tumpukan darah atau lemak pada retina, pertumbuhan pembuluh darah baru dan jaringan parut, pendarahan dibagian tengah bola mata (*vitreus*), terlepasnya retina (*ablasi retina*), dan kelainan di syaraf mata. Sebuah penelitian yang dilakukan pada tahun 2008 menyatakan bahwa mayoritas dokter klinik hanya dapat mendeteksi DR pada



tahap lanjut, yaitu pada saat timbulnya eksudat lemak atau terjadinya pendarahan pada retina. Hasil *funduskopi* yang dikonfirmasi oleh dokter klinik menunjukkan bahwa seharusnya ada 35 pasien yang dirujuk, namun dokter klinik tidak berhasil mendeteksi adanya kelainan dan tidak merujuknya sehingga terjadi *missed referral rate* sebanyak 10,2% (Farley et al., 2008).

Artificial Intelligence (AI) khususnya *Deep Learning* dengan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat menawarkan solusi untuk mendeteksi DR, khususnya penderita DR tahap awal, sehingga dokter dapat melakukan identifikasi lebih awal sehingga dapat melakukan pencegahan terhadap komplikasi penyakit pada pasien penderita diabetes (Arcadu et al., 2019). Penelitian terkait yang pernah dilakukan untuk mengklasifikasikan 5 level kondisi dari DR menggunakan data gambar retina mata penderita diabetes menggunakan CNN pernah dilakukan oleh (Nikhil & Angel Rose, 2019). Penelitian tersebut menggunakan CNN dengan menggabungkan menggabungkan arsitektur VGG16, *AlexNet*, dan *InceptionNet V3*. Hasil penelitian tersebut mendapatkan akurasi sebesar 80,1%. Selanjutnya penelitian lain yang pernah dilakukan oleh (Rizal et al., 2020). Penelitian tersebut menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* sebagai model untuk melatih dataset yang sebelumnya dilakukan pre-processing menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) sebagai metode untuk menaikkan kontras citra pada gambar dataset. Penelitian ini mendapatkan tingkat akurasi sebesar 79,8% dalam mengklasifikasikan 5 level penyakit DR.

Penelitian tentang arsitektur *EfficientNet* telah dilakukan oleh (Tan & Le, 2019). Penelitian tersebut melakukan pengujian menggunakan dataset yang telah disediakan oleh *ImageNet* terhadap model arsitektur. Arsitektur *EfficientNet* secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya. Khususnya, *EfficientNet-B7* mencapai *top-1 accuracy* 84.3% yang berarti mengungguli berbagai arsitektur CNN lainnya. Arsitektur *EfficientNet* terdiri dari *EfficientNet-B0* sampai dengan *EfficientNet-B7*. Jika dibandingkan dengan arsitektur *Gpipe* yang merupakan arsitektur terbaik pada tahun 2018, *EfficientNet-B7* mampu mencapai akurasi yang lebih tinggi daripada *Gpipe*. sehingga menjadikan *EfficientNet-B7* sebagai *The*



New State Of The Art untuk kompetensi ILSVRC (*Imagenet Large Scale Visual Recognition Challenge*) ditahun 2019.

Dalam mengevaluasi kinerja dari suatu model dapat diukur dengan tingkat akurasi. Tingkatan akurasi dapat dikelompokkan kedalam beberapa tingkatan yaitu *failure* dengan tingkat akurasi dibawah 60%, *poor classification* dengan tingkat akurasi 60% sampai 70%, *fair classification* dengan tingkat akurasi 70% sampai 80%, *good classification* dengan tingkat akurasi 80% sampai 90%, dan *excellent classification* 90% sampai 100%.

Theorema *no free lunch* menunjukkan bahwa semua algoritma untuk setiap masalah pengoptimalan adalah sama yaitu tidak ada algoritma terbaik untuk setiap permasalahan dan tidak ada solusi yang menawarkan jalan pintas (Yu & Zhu, 2020). Salah satu langkah yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan algoritma adalah pengetahuan dari para ahli yang efisien dalam memilih parameter yang tepat untuk digunakan dalam mengoptimalkan algoritma. Salah satu langkah yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan kinerja algoritma adalah dengan menggunakan *Hyper Parameter Optimization* (HPO). (Wu et al., 2019).

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah diuraikan diatas, maka pada penelitian ini akan melakukan eksperimen yaitu penerapan deep learning dengan *Hyperparameter Optimization (HPO)* pada *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra DR.

1.2 Rumusan masalah

Adapun rumusan masalah yang didapat berdasarkan latar belakang diatas adalah bagaimana menerapkan deep learning dengan *Hyperparameter Optimization (HPO)* pada *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra DR dan mengukur akurasi.



1.3 Batasan masalah

Pada penelitian ini ditentukan batasan masalah agar cakupan tidak meluas atau menyimpang dari yang telah direncanakan. Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Dataset yang digunakan adalah public dataset yang diambil dari situs <https://www.kaggle.com/sovitrath/diabetic-retinopathy-224x224-2019-data> data berjumlah 3662 citra *Diabetic retinopathy*
2. Dataset yang digunakan tidak dilakukan teknik rekayasa tambahan
3. Eksperimen yang akan dilakukan tidak memvalidasi akurasi dari arsitektur lainnya, dibatasi pada eksperimen menggunakan arsitektur *EfficientNet-B7*

1.4 Tujuan penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan deep learning dengan *Hyperparameter Optimization (HPO)* pada *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk klasifikasi citra DR menggunakan arsitektur *EfficientNet-B7*
2. Mengukur akurasi pada klasifikasi citra *Diabetic retinopathy* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B7*

1.5 Sistematika penulisan

Penulisan laporan tugas akhir ini tersaji dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Bagian ini berisi tentang deskripsi umum tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian dan sistematika penulisan.

Bab II Landasan Teori

Bab ini menjelaskan tentang studi pustaka yang berisi teori-teori yang berhubungan dengan penelitian ini.

Bab III Metodologi Penelitian

Berisi pembahasan mengenai langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini. Langkah-langkah tersebut antara lain adalah pengumpulan data, *deep learning*, evaluasi dan analisis, kesimpulan

Bab IV Analisa dan Perancangan

Bab ini Berisi tentang analisa dan perancangan penerapan metode CNN yang akan digunakan sebagai dasar tahap implementasi yang akan dilaksanakan berikutnya.

Bab V Implementasi dan Pengujian

Bab ini membahas mengenai penerapan metode CNN terhadap data. Bab ini juga meliputi pengujian dari hasil implementasi yang telah dibangun.

Bab VI Penutup

Bab ini berisi tentang kesimpulan dan saran dari hasil penelitian Tugas Akhir yang telah dilakukan.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

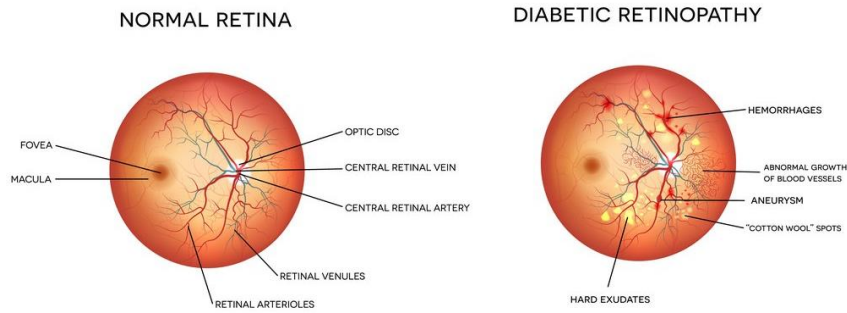
BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 *Diabetic retinopathy*

Diabetic retinopathy merupakan penyakit pada retina mata yang disebabkan oleh diabetes mellitus yang bermanifestasi pada retina mata. *Diabetic retinopathy* (DR) merupakan salah satu penyebab kebutaan mata total yang paling sering terjadi di negara-negara maju (Bhatia et al., 2016). *Diabetic retinopathy* muncul sebagai risiko yang terjadi dalam jangka panjang akibat dari kondisi tidak mampunya pancreas dalam mengontrol kadar gula dalam darah. Penyakit ini disebabkan oleh banyaknya kadar gula dalam darah, sehingga menyebabkan kerusakan pada seluruh tubuh dan salah satunya adalah mata. *Diabetic retinopathy* terjadi ketika pembuluh darah kecil pada retina mata mengeluarkan darah dan cairan lain. Sehingga pembuluh darah yang rusak tersebut menyebabkan jaringan retinal pada mata mengalami pembengkakan dan mengakibatkan kaburnya penglihatan (*American Optometric Associations*, 2018).

Manifestasi klinis awal yang paling umum terjadi pada *Diabetic retinopathy* adalah terbentuknya mikroaneurisma dan pendarahan intra retinal. Kerusakan mikrovaskular menyebabkan terjadinya nonperfusi kapiler retina, bintik kapas, peningkatan jumlah pendarahan, kelainan vena, dan kelainan *mikrovaskuler interaretinal* (IRMA). Selama tahap ini, peningkatan *vasopermeabilitas* menyebabkan terjadinya penebalan retinal (endema) dan eksudat yang dapat menyebabkan hilangnya ketajaman visual sentral. Tahap proliferasi terjadi akibat tertutupnya arteriol dan venula dengan proliferasi sekunder pembuluh darah baru pada diskus, retina, iris, dan sudut filtrasi. Dimana pembuluh darah baru ini menyebabkan ablasi retina traksi dan *glaucoma neovaskular*. Pada tahap ini penglihatan bisa sangat terganggu sebagai akibat dari nonperfusi kapiler atau edema di makula, perdarahan vitreous, dan distorsi atau traksi retinal detasemen (Flaxel et al., 2019). visulisasi komplikasi pada strktur mata yang mengakibatkan hilangnya penglihatan ditunjukkan pada gambar 2.1



Gambar 2. 1 Perbedaan Retina Mata Normal dan *Diabetic retinopathy*
(<https://lokadata.id>)

Identifikasi kemunculan *microaneurysms* menjadi tanda awal dari *Diabetic Retinopathy*. Deteksi dini tingkat keparahan *Diabetic retinopathy* dilakukan terhadap adanya objek *microaneurysms*, *hemorrhages* dan *hard exudates* yang dapat mengganggu supply oksigen pada syaraf-syaraf mata. Secara global, penderita *Diabetic retinopathy* diklasifikasikan kedalam dua tipe yaitu *Non-Proliferative Diabetic retinopathy (NPDR)*, *Poliferative Diabetic retinopathy (PDR)*. Sedangkan menurut *American Academy of Ophthalmology* tingkatan *Diabetic Retinopathy* terbagi atas 5 kelas (Flaxel et al., 2019), berikut penjelasannya:

- 1) Normal, kondisi mata tidak mengalami gangguan dan berfungsi secara semestinya sehingga pada mata normal struktur mata tidak mengandung unsur *microaneurysms*, *hemorrhages* maupun *hard exudates*.



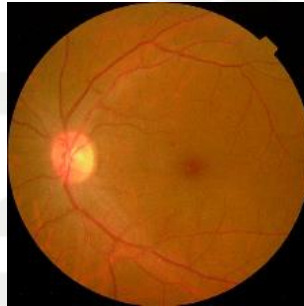
Gambar 2. 2 Citra Mata Normal

- 2) *Mild-NPDR*, pada tahap ini akan terdapat pembekakan kecil pada microvaskular retina yang disebut *microaneurysms* seperti pada

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

gambar Struktur mata yang ditandai oleh kondisi awal kemunculan dari *microaneurysms* ini dapat ditunjukkan untuk mendeteksi atau diagnosa awal terhadap kondisi penglihatan penderita *diabetic retinopathy*. Keakuratan dalam mendeteksi kemunculan *microaneurysms* ini merupakan langkah kritis yang menentukan dalam mendeteksi penyakit *diabetic retinopathy* karena kondisi abnormal pertama kali yang dialami pada struktur mata adalah kemunculan *microaneurysms*.



Gambar 2. 3 Citra Mata *Mild-NPDR*

- 3) *Moderate-NPDR*, kondisi abnormal mulai berkembang akibat microvaskular retina yang berfungsi untuk memberi nutrisi terhambat karena *microaneurysms* pada beberapa pembuluh darah kecil semakin berkembang.



Gambar 2. 4 Citra Mata *Moderate-NPDR*

- 4) *Severe-NPDR*, banyak *microaneurysms* yang berbentuk menyebabkan area pada retina mata tidak mendapatkan suplai darah dan menyebabkan tanda iskemia atau kekurangan oksigen seperti pendarahan pada pembuluh darah dan kondisi abnormal atau kelainan pada *mucrovascular intraretinal*. Kondisi ini ditandai dengan adanya

hemorrhages sebagai ciri dari pendarahan pada pembuluh darah di sekitar area retina.



Gambar 2. 5 Citra Mata *Severe-NPDR*

- 5) *Proliferative Diabetic retinopathy (PDR)*, tahapan ini berada pada stadium lanjut yang ditandai dengan *vasoproliferatif* yang dihasilkan oleh retina hingga menyebabkan pertumbuhan pembuluh darah baru yang abnormal dan rapuh.



Gambar 2. 6 Citra Mata *Proliferative Diabetic retinopathy (PDR)*

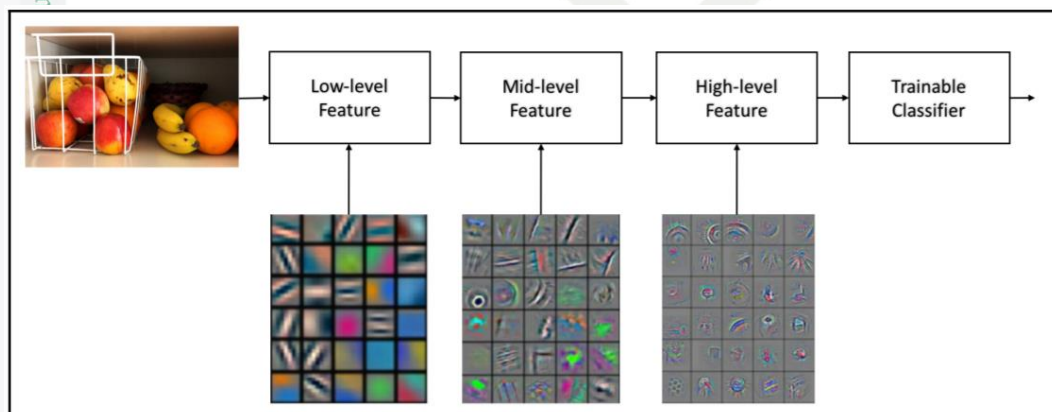
2.2 *Deep Learning*

Deep Learning merupakan bagian dari *Machine Learning*, dimana *Machine Learning* merupakan bagian dari *Artificial Intelegent*. *Artificial Intelegent* merupakan seni dimana mesin dapat menjalankan fungsi yang dilakukan oleh manusia, yang mana mesin tersebut belajar dari pengalaman dan input-input yang diberikan manusia. *Machine Learning* merupakan algoritma yang dapat belajar tanpa harus diprogram secara eksplisit. *Deep Learning* merupakan bagian dari *Machine Learning* yang menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) dimana ANN ini meniru cara kerja otak manusia (Hodnett et al., 2019).

Deep Learning menggunakan banyak lapisan untuk memetakan hubungan antara *input* dan *output*. Lapisannya merupakan kumpulan *neuron* yang

melakukan operasi matematika pada *input*-annya. *Deep Learning* ini memiliki arsitektur yang dalam, ini berarti modelnya cukup besar untuk menangani banyak variabel dan cukup fleksibel untuk memperkirakan pola yang ada dalam data. *Deep Learning* dapat menghasilkan fitur dari algoritma yang dipelajarinya. *Deep Learning* telah terbukti sangat efektif pada bidang *image-recognition* (termasuk tulisan tangan serta klasifikasi foto atau objek), *speech recognition*, dan *natural language*. *Deep Learning* ini telah mengubah bagaimana cara dalam menggunakan data gambar, teks dan ucapan untuk melakukan prediksi dalam beberapa tahun terakhir, dan menggantikan metode sebelumnya yang menggunakan data yang sama (Hodnett et al., 2019).

Deep Learning menggunakan data sebagai *input* dan memprosesnya dengan menggunakan sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Proses pada *deep learning* melakukan transformasi nilai dari data input untuk menghitung nilai output dengan transformasi non linier . Pada lapisan pertama di tahapan *deep learning* mampu mengenali fitur sederhana seperti warna dan tepi gambar. Kemudian lapisan kedua mengenali fitur yang sedikit komplit, seperti sudut. Dan lapisan ketiga mengenali fitur yang komplit seperti tambalan atau tekstur kecil. Lapisan terakhir pada proses *deep learning* adalah memasukkan ke dalam lapisan supervised untuk dipelajari apakah data akan diproses menjadi klasifikasi atau regresi. Lapisan pada *deep learning* ini menggunakan mode *unsupervised* dalam mengenali inputan dan mempelajari fitur umum dari inputan (Di et al., 2018). Berikut gambaran tahapan dari proses umum *deep learning* :

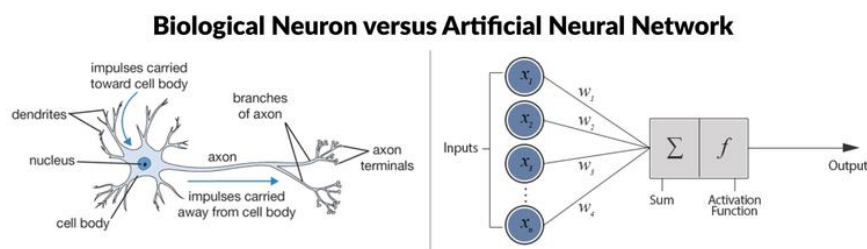


Gambar 2. 7 Proses Umum *Deep Learning*

(Di et al., 2018)

2.3 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) adalah model pengelolaan informasi yang mirip dengan fungsi saraf biologis pada otak manusia (Abiodun et al., 2019). Sistem saraf manusia mengandung sel yang disebut neuron. Untuk saling terhubung antara satu dengan yang lain neuron membutuhkan akson dan dendrit, dan daerah penghubung antara akson dan dendrit disebut sebagai sinapsis (Aggarwal, 2018). Otak manusia seperti mesin pengelola informasi yang memiliki operasi komputasi yang kompleks. Otak manusia di desain untuk mampu memproses berbagai macam informasi. Mekanisme biologis inilah yang disimulasikan kedalam ANN (Abiodun et al., 2019). Setiap input ke neuron diskalakan dengan bobot, yang dapat memengaruhi fungsi yang dihitung pada unit tersebut. ANN menghitung fungsi input dengan menyebarkan nilai yang dihitung dari neuron input ke neuron output dan menggunakan bobot sebagai parameter perantara. berikut ini gambar ilustrasi arsitektur ANN:



Gambar 2. 8 Jaringan Syaraf Biologi dan Jaringan Syaraf Tiruan

(<https://www.datacamp.com>)

2.3.1 Arsitektur Artificial Neural Network

Arsitektur Artificial Neural Network (ANN) adalah Teknik untuk membangun program cerdas menggunakan model yang mensimulasikan kerja neuron di otak manusia. ANN memproses informasi dengan cara yang sama seperti otak manusia. Jaringan ini terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan (neuron) yang saling berhubungan yang bekerja secara paralel untuk memecahkan masalah tertentu. Komputasi saraf adalah model matematika yang terinspirasi oleh model biologi (Aggarwal, 2018). Sistem komputasi ini terdiri dari sejumlah neurons buatan dan sebagian besar terkoneksi di antara neurons.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Neural network terdiri dari beberapa lapisan. Jumlah lapisan pada neural network bervariasi untuk setiap model tergantung pada tujuan yang ingin dicapai, pada umumnya jumlah lapisan yang digunakan ada tiga jenis lapisan. Neuron disetiap lapisan menggunakan fungsi aktivasi yang sama (pada sebagian besar kasus). Untuk input layer data yang dimasukkan adalah data mentah yang kemudian dilanjutkan ke hidden layer, yang kemudian dilanjutkan ke output layer, berikut penjelasan dari fungsi layer-layer pada neural network (Patterson & Gibson, 2017).

a. Input layer

Lapisan ini merupakan lapisan yang menerima inputan data pada *neural network*. Jumlah neuron pada *input layer* biasanya sama dengan jumlah fitur masukan pada jaringan. *Input layer* ini terhubung ke satu atau lebih *hidden layer* (Patterson & Gibson, 2017).

b. Hidden layer

Ini adalah lapisan tempat penghitungan dilakukan. Nilai bobot penghubung antar layer diperoleh dari proses encode yang dilakukan oleh neural network. Informasi yang di pelajari, merupakan ekstrak yang dihasilkan dari data latih. *Hidden layer* merupakan kunci dimana neural network memodelkan fungsi non-linier (Patterson & Gibson, 2017).

c. Output layer

Lapisan ini merupakan lapisan yang terletak diproses akhir dari *neural network* pada lapisan ini terdapat node yang akan memberikan hasil dari semua proses komputasi pada akhir proses. Outputnya dapat berupa nilai regresi ataupun klasifikasi. Ini tergantung pada fungsi aktivasi yang digunakan. Output layer biasanya menggunakan fungsi aktivasi *softmax* atau *sigmoid* (Patterson & Gibson, 2017).

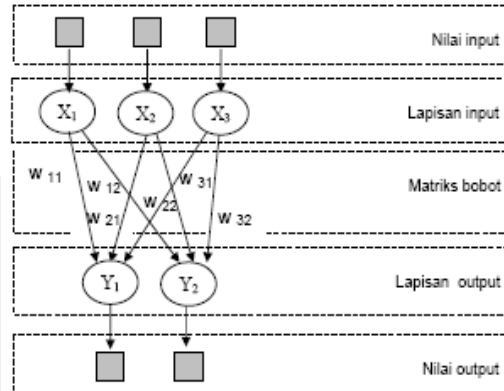
Jaringan syaraf tiruan memiliki beberapa model arsitektur yang sering digunakan dalam memproses data. Berikut arsitektur jaringan syaraf tiruan, antara lain:

1) Jaringan Layer Tunggal (*single layer network*)

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Jaringan layer tunggal memiliki 1 layer input dan 1 layer output. Setiap neuron/unit yang terdapat pada lapisan/layer input selalu terhubung dengan setiap neural pada layer output (Agus Febru Haryanto et al., 2015). Berikut ilustrasi arsitektur jaringan layer tunggal pada gambar 2.9 berikut ini:

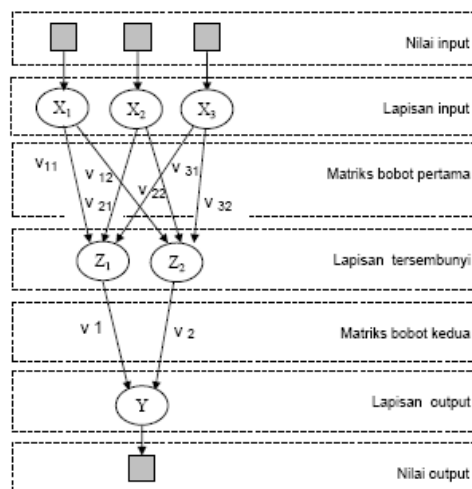


Gambar 2. 9 Single Layer Network

(<https://slidetodoc.com>)

2) Jaringan dengan Lapisan Jamak (*multi layer network*)

Jaringan *multilayer* memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis layer, yakni layer input, layer output, layer tersembunyi (hidden layer) (Agus Febru Haryanto et al., 2015). Berikut ilustrasi jaringan *multilayer*, pada gambar 2.10 berikut ini:

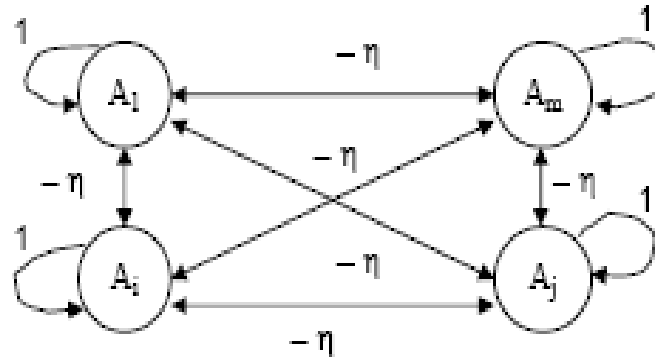


Gambar 2. 10 Multi Layer Network

(<https://slidetodoc.com>)

3) Jaringan dengan lapisan kompetitif (*competitive layer network*)

Jaringan ini merupakan kumpulan neuron yang berkompetisi untuk diaktifkan. (Agus Febru Haryanto et al., 2015). Berikut ilustrasi arsitektur jaringan kompetitif pada gambar 2.11 di bawah ini:



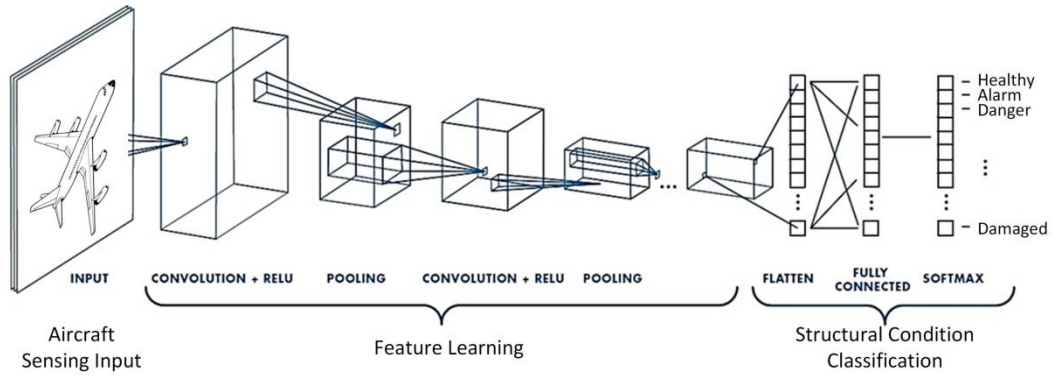
Gambar 2. 11 *Competitive Layer Network*

(<https://slidetodoc.com>)

2.4 Convolutional neural network (CNN)

Convolutional Neural Networks merupakan multilayer perceptron yang terinspirasi secara alami dan terbukti mampu melakukan pengenalan dan kalsifikasi untuk gambar di berbagai bidang. *Convolutional Neural Networks* (CNN) sudah banyak diterapkan pada permasalahan umum yang terjadi dimasyarakat. Penerapannya telah dilakukan pada mengidentifikasi wajah manusia, pengenalan objek-objek baik itu benda ataupun makhluk hidup, kemudian pada rambu-rambu lalu lintas serta memperkuat pendeteksian robot dan mobil yang dapat melakukan *self-driving*. CNN memanfaatkan hubungan antara spasial-lokal dengan memanfaatkan pola neuron pada lapisan yang berdekatan dengan konektivitas lokal (Di et al., 2018).

Convolutional Neural Networks terdapat lapisan yang disebut dengan lapisan konvolusi yang berfungsi untuk memberi filter pada masukannya agar dapat menemukan fitur yang berguna pada masukan tersebut, operasi pemfilteran tersebut disebut sebagai konvolusi (Zafar et al., 2018).



Gambar 2. 12 Proses Convolutional Neural Network

(<https://medium.com>)

Berdasarkan gambar diatas, dapat dilihat bahwa pada proses pada CNN terbagi menjadi dua tahapan yaitu tahapan *Feature Learning* untuk mengenali pola data dari model dan tahapan *Classification* untuk menentukan kelas dari model. Berikut penjelasan lebih lanjut dari proses dari CNN:

2.4.1 Feature Learning

Lapisan-lapisan yang terdapat dalam *Feature Learning* melakukan tahapan operasi untuk mempelajari dan memahami pola dari data secara spesifik. Pada tahap *feature learning*, secara umum ada tiga tahapan pada proses ekstraksi fitur. Lapisan-lapisan ini sering disebut dengan *convolution layer*, *activation* dan *pooling layer*. Urutan dari ketiga layer tersebut tidak harus sama, urutan layer dapat dimodifikasi sesuai dengan kebutuhan. Namun pada umumnya proses *feature learning* diawali dengan melakukan layer *convolusi* diantara matriks input pada kernel dengan ukuran tertentu. Proses ini dilakukan berulang kali sampai didapatkan *feature map* yang sesuai dengan ciri dari data input yang berupa angka-angka dalam vector (Putra, 2019).

2.4.1.1 Convolution Layer

Convolution layer inti dari CNN yang melakukan operasi konvolusi, yang berarti menerapkan beberapa filter ke gambar untuk mengekstrak fitur. Filter ini disebut kernel. Filter ini diterapkan pada setiap sub-bagian gambar, yang selanjutnya ditentukan oleh lapisan parameter konektivitas lokal. Setiap aplikasi filter menghasilkan nilai skalar untuk lokasi piksel tertentu, yang bila digabungkan di semua lokasi piksel, sering disebut sebagai peta fitur. Peta fitur



akan dihitung sesuai dengan filter konvolusi tertentu. *Convolutional layers* menerapkan pilihan patch (atau konvolusi) dibandingkan output lapisan sebelumnya (Di et al., 2018). Berikut rumus perhitungan convolutional layer:

$$\left(\frac{(W - F + 2P)}{S} \right) + 1 \quad \text{Rumus 2. 1 Convolutional Layer}$$

Keterangan:

W = Ukuran volume gambar

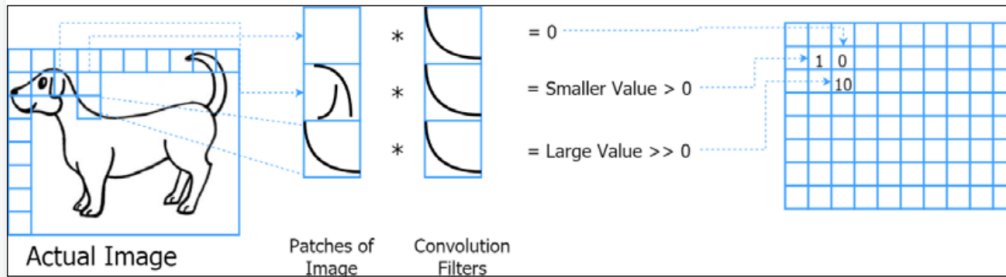
F = Ukuran Filter

P = Nilai *Padding* yang digunakan

S = Ukuran Pergeseran (*Stride*)

Operasi konvolusi berdasarkan rumus diatas adalah perkalian matriks antara input citra dengan kernel dan hasil outputnya dihitung dengan dot product. Penentuan hasil operasi konvolusi output dapat ditentukan dari lapisan *hyperparameters* yang terdapat pada operasi konvolusi. *Hyperparameter* utama yang mengontrol perilaku lapisan konvolusi adlaah sebagai berikut:

1. Ukuran kernel (K): Seberapa besar jendela geser Anda dalam piksel. Kecil umumnya lebih baik dan biasanya nilai ganjil seperti 1,3,5 atau kadang-kadang jarang digunakan 7.
2. Langkah (S): Berapa banyak piksel yang akan digeser jendela kernel pada setiap langkah konvolusi. Ini biasanya disetel ke 1, jadi tidak ada lokasi yang terlewat dalam gambar tetapi bisa lebih tinggi jika kita ingin memperkecil ukuran input pada saat yang bersamaan.
3. *Zero padding* (P): Jumlah nol yang harus diletakkan di tepi gambar. Menggunakan padding memungkinkan kernel untuk sepenuhnya memfilter setiap lokasi gambar input, termasuk tepinya.
4. Jumlah filter (F): Berapa banyak filter yang akan dimiliki lapisan konvolusi kita. Ini mengontrol jumlah pola atau fitur yang akan dicari oleh lapisan konvolusi.



Gambar 2. 13 Operasi Convolution Pada Sebuah Gambar

(Ganegedara, 2018)

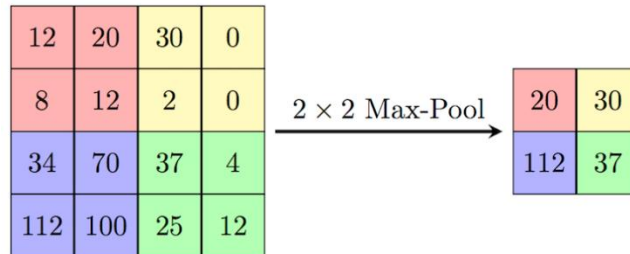
Proses operasi convolutional diawali dengan input yang terhubung ke beberapa *convolutional layers*. Dalam mengolah nilai output CNN melakukan operasi konvolusi dengan menggeser set-set kecil yang memiliki bobot ke gambar. pada Gambar 2.13 dapat dilihat proses dan dahapan dari operasi konvolusi. Jika filter konvolusi berebentuk tambalan gambar, maka pada operasi konvolusinya menghasilkan nilai yang cukup tinggi karena fiturnya komplit, jika tidak maka akan menghasilkan nilai rendah. Pada proses ini juga menggabungkan gambar secara utuh dan mendapatkan matriks untuk dipelakari sebagai keluaran dari proses konvolusi. (Ganegedara, 2018).

2.4.1.1 Pooling Layer

Pooling layer digunakan untuk mengurangi dimensi spasial activation tensor, dengan tidak mengurangi kedalaman volume pada CNN. Pooling layer ini melakukannya dengan cara non parametric, yang berarti bahwa pooling layer ini tidak memiliki bobot didalamnya (Zafar et al., 2018). Pooling layer pada CNN digunakan untuk mengurangi jumlah parameter dalam model dan dapat mengurangi overfitting. Pooling layer dapat digunakan untuk mengurangi dimensi, mirip dengan convolution layer, pooling layer bergerak diatas layer sebelumnya tetapi nilai operasi dan pengembaliannya berbeda. Pada pooling layer ini ia mengembalikan satu nilai dan pada operasinya biasanya menggunakan nilai maksimum pada sel tambalan tersebut, dan arena itu disebut dengan *max-polling*. Ada juga menggunakan nilai rata-rata tetapi ini jarang dilakukan (Di et al., 2018)

Pooling layer berfungsi untuk memperkecil jumlah parameter yang digunakan pada proses perhitungan yang terdapat didalam *feature map* dengan tetap mempertahankan informasi penting dari data, walaupun jumlah

parameternya diperkecil (Di et al., 2018). *Pooling layer* ini memiliki banyak macam, namun yang biasa digunakan adalah *max-pooling*. Gambaran *max-pooling* direpresentasikan sebagai berikut:



Gambar 2. 14 Max-Pooling
 (<https://www.quora.com>)

2.4.1.2 Activation Function

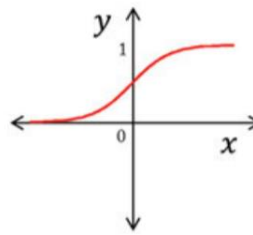
Activation function atau fungsi aktivasi disetiap neuron digunakan untuk menentukan apakah neuron diaktifkan atau tidak. Tujuan utama dari fungsi aktivasi adalah untuk memperkenalkan nonlinear ke dalam output neuron. Fungsi pengaktifan digunakan untuk melakukan pengoptimalan propagasi mundur sambil menghitung gradien kesalahan (kerugian) dengan membandingkan bobot dan kemudian mengoptimalkan bobot yang sesuai, menggunakan penurunan gradien atau teknik pengoptimalan lainnya (Di et al., 2018).

Setiap fungsi aktivasi memiliki nilai tersendiri dalam melakukan operasi matematika (Menshawy, 2018). Berikut beberapa macam dari fungsi aktivasi yang umum digunakan yaitu:

1. Sigmoid

Activation function sigmoid merupakan fungsi yang menerima input dengan nilai riil dimana nilai tersebut berada pada rentang nilai 0 dan 1, fungsi ini menghasilkan persamaan berikut:

$$f_{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \text{Rumus 2. 2 Sigmoid}$$



Gambar 2. 15 Sigmoid Activation Function

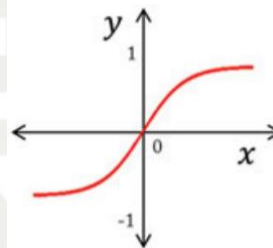
(<https://www.researchgate.net>)

2. Tanh

Tanh adalah fungsi aktivasi yang dapat digunakan untuk nilai negatif. Tanh menerima input dengan nilai riil kemudian nilainya dalam rentang -1 dan 1. fungsi ini menghasilkan persamaan berikut:

$$f_{\tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Rumus 2. 3 Tanh



Gambar 2. 16 Tanh Activation Function

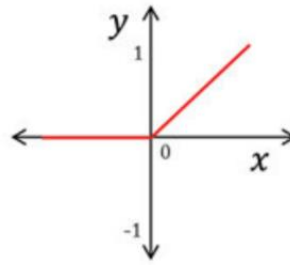
(<https://www.researchgate.net>)

3. ReLU

Rectified Linear Unit (ReLU) merupakan fungsi aktivasi yang tidak menerima nilai negatif dan hanya menerima nilai riil pada input. Fungsi ReLU memetakan nilai negative menjadi 0 dan tetap mempertahankan nilainya jika bernilai positif. berikut persamaannya:

$$f_{relu}(x) = \max(0, x)$$

Rumus 2. 4 ReLU



Gambar 2. 17 ReLU Activation Function

(<https://www.researchgate.net>)

4. Softmax

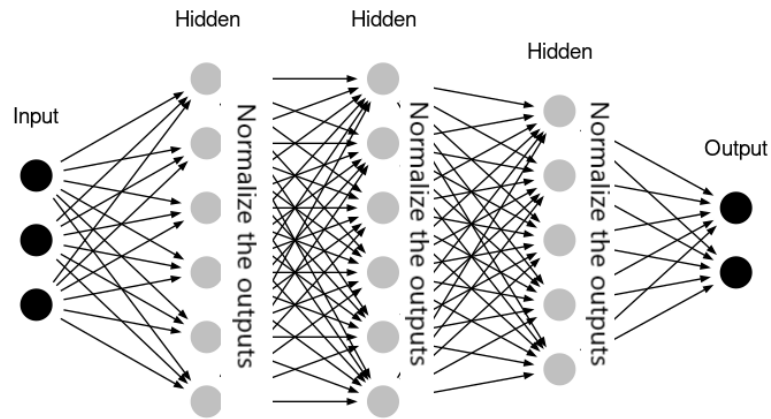
Softmax adalah generalisasi dari regresi logistic karena dapat diterapkan pada data kontiniu (daripada mengklasifikasikan biner) dan dapat berisi beberapa batasan keputusan. *Softmax* ini menangani system pelabelan yang multinominal. *Softmax* adalah fungsi yang dapat ditemukan pada lapisan output dari klasifikasi. Fungsi aktivasi *softmax* mengembalikan distribusi probabilitas kelas yang saling terpisah agar dapat menentukan kelas target dari inputan (Patterson & Gibson, 2017).

2.4.1.3 Batch Normalization

Batch normalization merupakan metode yang dapat digunakan untuk menormalisasikan nilai inputan pada setiap lapisan, yang bertujuan untuk mengatasi masalah pergeseran pada kovariat internal (*internal covariate shift*) serta dapat mempercepat pelatihan pada deep learning (Venkatesan & Li, 2018). *Batch normalization* merupakan salah satu teknik untuk mencegah overfitting. *Batch normalization* dapat diterapkan dilapisan manapun dalam jaringan dan sering kali dianggap sangat efektif. *Batch Normalization* memiliki pengaruh pada aliran gradien dengan mengurangi ketergantungan gradien pada skala parameter. Sehingga memungkinkan untuk menggunakan Learning rate yang tinggi tanpa terjadinya risiko divergensi. (Di et al., 2018).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2. 18 *Batch Normalization*

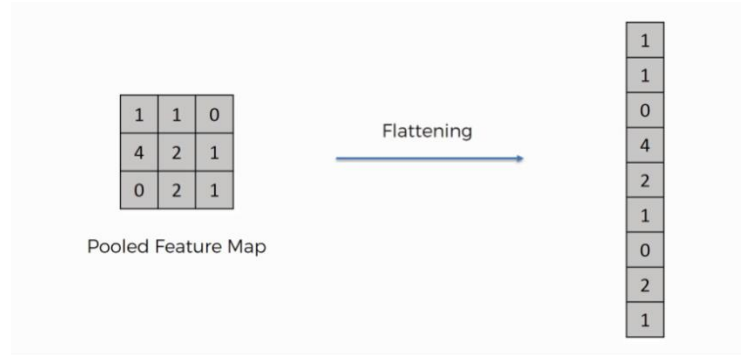
(<https://medium.com>)

2.4.2 Classification

Klasifikasi adalah permodelan yang didasarkan pada penggambaran kelas-kelas keluaran berdasarkan fitur masukan. Pada CNN terdapat lapisan classification. Lapisan ini berfungsi untuk mengklasifikasikan tiap neuron yang telah diekstraksi fitur pada sebelumnya dan lapisan ini merupakan lapisan yang *fully connected* yang terhubung dengan *output* dan jumlahnya sama dengan jumlah kelas yang dikategorikan. Pada lapisan output ini menggunakan fungsi *softmax* untuk memberikan *output* yang diklasifikasikan (Jude Hemanth & Vieira Estrela, 2017).

2.4.2.1 Flatten

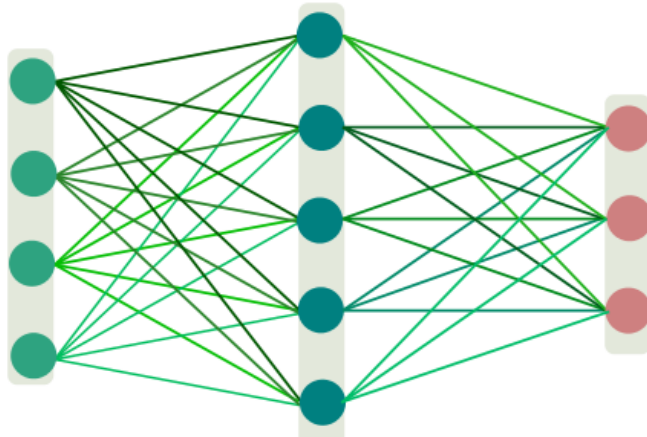
Flatten merupakan proses untuk merubah data yang berdimensi (matriks) menjadi vector. Pada CNN terdapat *layer flatten* yang berfungsi untuk membentuk data. Struktur yang dihasilkan oleh *layer flatten* digunakan pada lapisan *fully connected* (Hodnett et al., 2019).



Gambar 2. 19 Flatten
(<https://medium.com>)

2.4.2.1 Fully Connected Layer

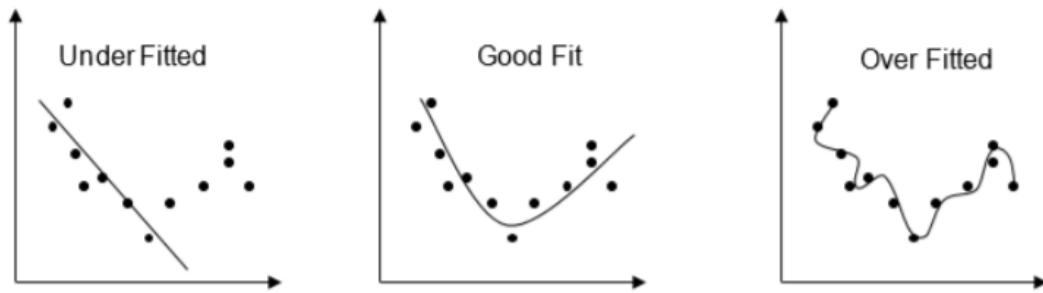
Fully connected layer merupakan *layer* yang dapat kita temukan pada proses di *Neural Network*. Perbedaan *layer* ini dengan *convolutional layer* adalah tidak adanya tahapan *convolution* pada prosesnya untuk mendapatkan nilai *output* namun pada *fully connected layer* ini menggunakan perkalian matriks. Neuron pada *fully connected layer* saling terhubung dan terkoneksi secara penuh ke proses aktivasi yang ada pada *layer* sebelumnya. *Fully connected layer* biasanya digunakan pada dua lapisan akhir dengan menggunakan softmax sebagai fungsi aktivasi untuk menentukan kemungkinan dari data yang diinputkan pada hasil output (Di et al., 2018).



Gambar 2. 20 Fully Connected Layer
(<https://www.gabormelli.com>)

2.4.2.2 Dropout Regularization

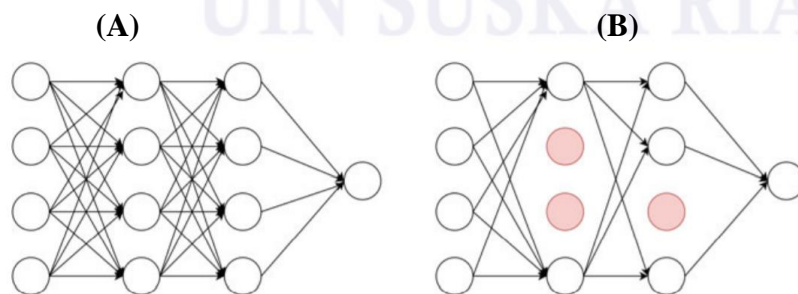
Algoritma pada *machine learning* mengalami masalah yaitu terjadinya *overfitting*. *Overfitting* terjadi akibat tidak mampunya model proses pelatihan dalam menggeneralisasikan data saat merepresentasikannya pada berbagai contoh pada proses testing. Ada beberapa cara yang dapat dilakukan untuk menghindari *overfitting*, yaitu menggunakan regularisasi.



Gambar 2. 21 Regularisasi

(<https://medium.com>)

Regulasi merupakan proses dengan membatasi koefisien ke nol. Regularisasi digunakan untuk menghilangkan nilai dari koefisien yang dipelajari sehingga menjadikan nilainya cenderung bernilai nol. Oleh kita dapat menerapkan teknik dropout pada hidden layer, input layer, dan output layer pada prosesnya di *neural network*. dropout adalah teknik regularisasi umum dan biasanya diterapkan secara acak dengan menghilangkan beberapa *neuron* selama proses *forward* dan *backward*. Dalam menggunakan *dropout*, kita dapat menentukan jumlah probabilitas *neuron* yang dihilangkan. Dengan menghilangkan neuron secara acak, kita akan mendapatkan model yang mampu melakukan generalisasi lebih baik dan menjadi sedikit lebih fleksibel (Reddy Bokka et al., 2019).



Gambar 2. 22 (A) *Neural Network* (B) *Neural Network Setelah Dropout*

(<https://arxiv.org>)

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



2.5 Hyper Parameter Optimization

Hyper Parameter Optimization (HPO) merupakan penyetelan atau pengoptimalan *hyperparameter* yang digunakan pada pada proses pelatihan yang berperan penting dalam akurasi prediksi dari algoritma yang digunakan (Wu et al., 2019). Hyper-parameter mengacu pada parameter yang tidak dapat diperbarui selama pelatihan pembelajaran mesin. Mereka dapat dilibatkan dalam membangun struktur model, seperti jumlah *hidden layer* dan fungsi aktivasi, atau dalam menentukan efisiensi dan akurasi pelatihan model, seperti *Learning rate* (LR) dari penurunan gradien stokastik (SGD), *batch size*, dan *Optimizer* (Yu & Zhu, 2020).

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix atau *error matrix* digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari algoritma biasanya digunakan pada *supervised learning*. *Confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang telah dilakukan oleh sistem atau model dengan hasil sebenarnya. *Confusion matrix* berbentuk tabel matrik yang menampilkan hasil dari kinerja model dalam mengklasifikasikan data uji (Nugroho, 2019). Gambar berikut ini merupakan contoh *confusion matrix* dengan empat kelas prediksi dan nilai aktual yang berbeda.

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	<p>TP (True Positive)</p>	<p>FP (False Positive) <small>Type I Error</small></p>
	0 (Negative)	<p>FN (False Negative) <small>Type II Error</small></p>	<p>TN (True Negative)</p>

Gambar 2. 23 Confusion matrix

(<https://medium.com>)

Pada gambar 2.23 hasil dari proses klasifikasi pada *confusion matrix*. Terdapat empat pada tabel confusion matrik yaitu *True Positive* (TP), *True*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Negative (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Berikut beberapa rumus yang diterapkan dalam mengevaluasi performa dari model:

2.6.1 Accuracy

Accuracy merupakan rasio antara prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Dengan kata lain, *accuracy* merupakan tingkat ketepatan nilai prediksi dengan nilai aktual (sebenarnya).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{P + N}$$

Rumus 2. 5 Rumus Accuracy

2.6.2 Precision

Precision merupakan rasio prediksi benar positif dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Dari semua kelas positif yang telah di prediksi dengan benar, berapa banyak data yang benar-benar positif. Nilai *precision* dapat diperoleh dengan persamaan.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Rumus 2. 6 Rumus Precision

2.6.3 Recall

Recall merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Nilai *recall* dapat diperoleh dengan persamaan.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Rumus 2. 7 Rumus Recall

2.6.4 F1 Score

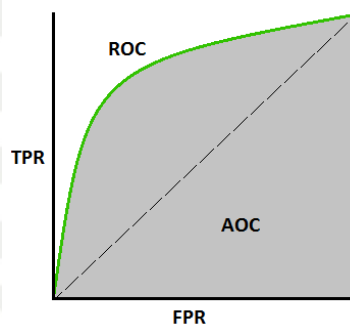
F-1 Score menggambarkan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan. Accuracy tepat kita gunakan sebagai acuan performansi algoritma jika dataset kita memiliki jumlah data False Negatif dan False Positif yang sangat mendekati (*symmetric*). Namun jika jumlahnya tidak mendekati, maka sebaiknya kita menggunakan F1 Score sebagai acuan.

$$F1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

Rumus 2. 8 Rumus F1 Score

2.6.5 AUC (Area Under Curve)

Kurva AUC - ROC adalah pengukuran kinerja untuk klasifikasi pada berbagai pengaturan ambang batas. ROC merupakan kurva probabilitas, dan AUC mewakili derajat atau ukuran keterpisahan. AUC Ini memberi informasi apakah model mampu membedakan kelas dari data. Semakin tinggi nilai AUC, maka semakin baik model dalam memprediksi kelas 0 sebagai 0 dan kelas 1 sebagai 1. Maka semakin tinggi AUC, maka semakin baik model dalam mengenali kelas data..



Gambar 2. 24 Kurva AUC-ROC
(<https://medium.com>)

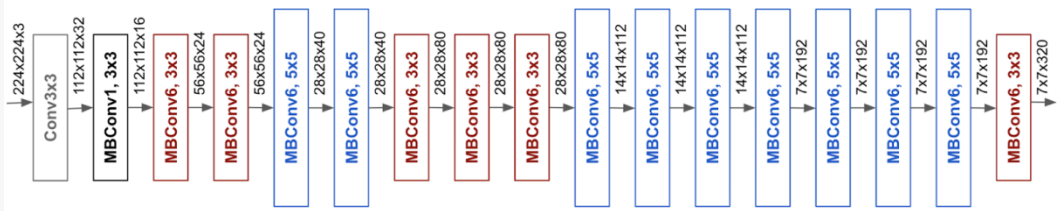
2.6.6 CNN Architecture

Mendesain arsitektur CNN yang sempurna melibatkan banyak eksperimen dan daya komputasi. Oleh karena itu, seringkali bukan hal yang sepele untuk mencapai desain arsitektur CNN yang optimal. Untungnya, sejumlah arsitektur CNN yang ada saat ini bertindak sebagai titik awal yang baik bagi banyak pengembang dan peneliti saat mereka basah kuyup dalam merancang jaringan CNN dari awal. Pada bagian ini, kita akan membahas beberapa arsitektur CNN populer yang dikenal saat ini (Di et al., 2018).

2.4.5.1 EfficientNet

EfficientNet adalah arsitektur dari *Convolutional neural network* (CNN) yang didasarkan pada metode penskalaan yang sederhana dan sangat efektif. *EfficientNet* mampu menskalakan semua dimensi, seperti *depth* (kedalaman) yang

merupakan jumlah lapisan CNN , *width* (lebar) yang merupakan jumlah channel, dan *resolution* (resolusi) yang merupakan resolusi gambar, dengan menggunakan koefisien gabungan. tidak seperti model yang lain yang melakukan penskalaan deep,width, dan resolution secara acak. Metode penskalaan pada *EfficientNet* melakukan penskalaan dengan koefisien penskalaan yang tetap. Secara umum, model *EfficientNet* mampu mencapai akurasi yang lebih tinggi dan memiliki efisiensi yang lebih baik daripada arsitektur CNN yang lain seperti AlexNet, ImageNet, GoogleNet, dan MobileNetV. *EfficientNet* mampu memperbaiki efektifitas model dengan melakukan pengurangan parameter dan FLOPS (Floating Point Operations Per Second) (Tan & Le, 2019). Berikut ini adalah arsitektur dari *EfficientNet* :



Gambar 2. 25 Arsitektur *EfficientNet*
 (Tan & Le, 2019)

Gambar diatas merupakan arsitektur dari *EfficientNet-B0* yang memiliki tahapan dan bentuk yang sama dengan arsitektur *EfficientNet* lainnya atau disebut sebagai *baseline*. Faktor yang membedakan setiap arsitektur *EfficientNet* dapat dibedakan pada jumlah layer yang digunakan dari setiap tahapan. Berikut tahapan dari arsitektur *EfficientNet-B0* dalam mengklasifikasi gambar :

1. Stage 1 :
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 3 x 3 dengan 32 *channel*.
 - b. Dilakukan proses *Batch Normalization*.
 - c. Kemudian dilakukan proses *activation function* menggunakan ReLU.
2. Stage 2:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *Depth Wise Convolutional* dengan filter 3 x 3 dengan 16 *channel*.
 - b. Dilakukan proses *batch normalization*
 - c. Kemudian dilakukan proses *activation function* menggunakan ReLU.
 - d. Kemudian dilakukan *Global Average*
 - e. Kemudian dilakukan *reshape*
 - f. Kemudian dilakukan 2 kali *convolutional* dengan filter 3 x 3 dengan *channel* 16 *channel*.
 - g. Kemudian dilakukan *multiply*.
 - h. Kemudian dilakukan *batch normalization*.
3. Stage 3:
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan menggunakan *convolutional* filter 3 x 3 dengan 24 *channel*.
 - b. Dilakukan proses *batch normalization*.
 - c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
 - d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv1 dengan *filter* 3x3.
 4. Stage 4:
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 5 x 5 dengan 40 *channel*.
 - b. Dilakukan proses *batch normalization*.
 - c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
 - d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv1 dengan *filter* 5 x 5.
 5. Stage 5:
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 3 x 3 dengan 80 *channel*.
 - b. Dilakukan proses *batch normalization*.
 - c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
 - d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv1 dengan *filter* 3 x 3.
 6. Stage 6:
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 5 x 5 dengan 112 *channel*.

- b. Dilakukan proses *batch normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan *ReLU*.
- d. Kemudian dilakuakn *activation convolutional* filter 5 x 5.

7. Stage 7:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 5 x 5 dengan 192 *channel*.
- b. Dilakukan proses *batch normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan *ReLU*.
- d. Kemudian dilakuakn *activation convolutional* filter 5 x 5.

8. Stage 8:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 3 x 3 dengan 320 *channel*.
- b. Dilakukan proses *batch normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan *ReLU*.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv1 dengan *filter* 3 x 3

9. Stage 9

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 1 x 1 menghasilkan 1280 *channels*.
- b. Selanjutnya dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan *ReLU*.

10. *Output* dari proses sebelumnya akan dilakukan dengan menambahkan *pooling* setelah itu di *flatten* yang menghasilkan *output* berupa *array* satu dimensi.

Berikut Perbedaan jumlah layer antara *EfficientNet-B0* sampai *EfficientNet-B7*:

1. *EfficientNet-B0*

Tabel 2. 1 Arsitektur *EfficientNet-B0*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	32	1
2	MBConv1, k3x3	112 x 112	16	1



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3	MBConv6, k3x3	112 x 112	24	2
4	MBConv6, k5x5	56 x 56	40	2
5	MBConv6, k3x3	28 x 28	80	3
6	MBConv6, k5x5	14 x 14	112	3
7	MBConv6, k5x5	14 x 14	192	4
8	MBConv6, k3x3	7 x 7	320	1
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	1280	1

2. *EfficientNet-B1*

Tabel 2. 2 Arsitektur *EfficientNet-B1*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
i	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	32	1
2	MBConv1, k3x3	112 x 112	16	2
3	MBConv6, k3x3	112 x 112	24	3
4	MBConv6, k5x5	56 x 56	40	3
5	MBConv6, k3x3	28 x 28	80	4
6	MBConv6, k5x5	14 x 14	112	4
7	MBConv6, k5x5	14 x 14	192	5
8	MBConv6, k3x3	7 x 7	320	2
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	1280	1

3. *EfficientNet-B2*

Tabel 2. 3 Arsitektur *EfficientNet-B2*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
i	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	32	1



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	16	2
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	24	3
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	48	3
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	88	4
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	120	4
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	208	5
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	352	2
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	1408	1

4. *EfficientNet-B3*

Tabel 2. 4 Arsitektur *EfficientNet-B3*

Stage i	Operator F_i	Resolusi $H_i \times W_i$	Channels C_i	Layers L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	40	1
2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	24	2
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	32	3
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	48	3
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	96	5
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	136	5
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	232	6
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	384	2
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	1536	1

5. *EfficientNet-B4*

Tabel 2. 5 Arsitektur *EfficientNet-B4*

Stage i	Operator F_i	Resolusi $H_i \times W_i$	Channels C_i	Layers L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	48	1



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	24	2
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	32	4
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	56	4
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	112	6
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	160	6
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	272	8
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	448	2
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	1792	1

6. *EfficientNet-B5*

Tabel 2. 6 Arsitektur *EfficientNet-B5*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
i	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	48	1
2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	24	3
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	40	5
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	64	5
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	128	7
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	176	7
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	304	9
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	512	3
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	2048	1

7. *EfficientNet-B6*

Tabel 2. 7 Arsitektur *EfficientNet-B6*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
i	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	56	1



- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

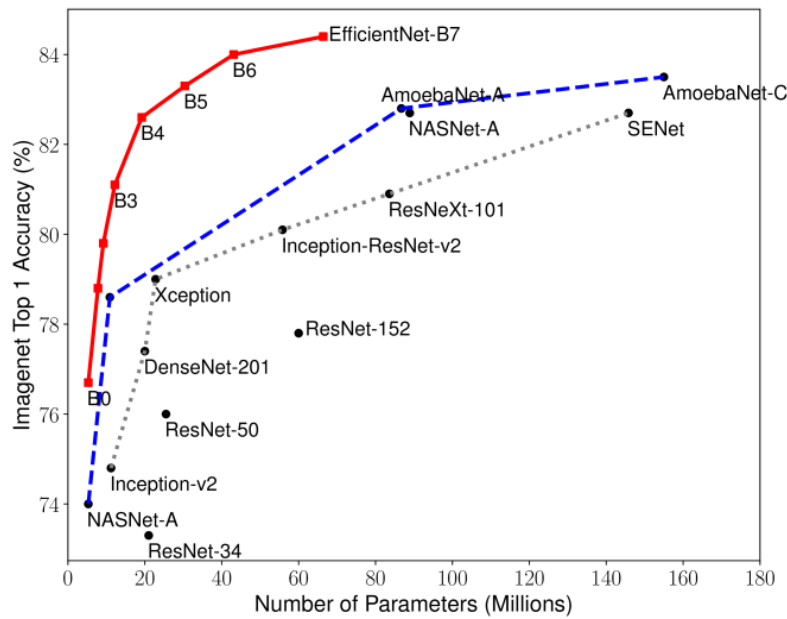
2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	32	3
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	40	6
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	72	6
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	144	8
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	200	8
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	344	11
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	576	3
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	2304	1

8. *EfficientNet-B7*

Tabel 2. 8 Arsitektur *EfficientNet-B7*

Stage	Operator	Resolusi	Channels	Layers
i	F_i	$H_i \times W_i$	C_i	L_i
1	Conv 3x3	224 x 224	64	1
2	MBCConv1, k3x3	112 x 112	32	4
3	MBCConv6, k3x3	112 x 112	48	7
4	MBCConv6, k5x5	56 x 56	80	7
5	MBCConv6, k3x3	28 x 28	160	10
6	MBCConv6, k5x5	14 x 14	224	10
7	MBCConv6, k5x5	14 x 14	384	13
8	MBCConv6, k3x3	7 x 7	640	4
9	Conv 1x1 & Pooling & FC	7 x 7	2560	1

EfficientNet mengungguli hampir seluruh arsitektur CNN pada priode sebelumnya salah satu contoh yaitu *EfficientNet-B7* mencapai tingkat top-1 accuracy dengan nilai akurasi 84,3% yang berarti mengungguli berbagai arsitektur CNN lainnya. Jika dibandingkan dengan arsitektur yang merupakan arsitektur terbaik pada tahun 2018 yaitu GPipe, *EfficientNet* memiliki parameter 8,4 kali lebih kecil dari GPipe, dan 6,1 kali lebih cepat dari GPipe. Berikut diagram akurasi *EfficientNet* terhadap beberapa arsitektur lainnya.



Gambar 2. 26 Tingkat Akurasi Arsitektur Imagenet Top-1
(Tan & Le, 2019)

2.6.7 Splitting Data

Dalam membangun model pada *machine learning* terdapat tahapan penting yaitu tahapan *training* dan *testing*. Training adalah tahapan untuk membangun dan melatih model sedangkan testing adalah tahapan untuk menguji kinerja dari model. Tahapan ini digunakan pada dataset yang merupakan kumpulan dari data. Pada umumnya dataset ini dibagi kedalam tiga jenis data yaitu:

1. *Training set*, himpunan data yang digunakan untuk membangun dan melatih model.
2. *Validation set*, himpunan data yang digunakan untuk mengoptimasi kinerja model pada saat melatih model. Kinerja model yang dilatih pada *training set* akan diuji dengan *validation set*.
3. *Testing set*, himpunan data yang digunakan untuk pengujian model saat proses latihan dan validasi telah selesai.

Dalam melatih model biasanya data akan dibagi menjadi beberapa rasio pembagian dataset. Yaitu *training*, *validation*, dan *testing*. *Validation set* pada umumnya tidak digunakan jika ukuran datanya kecil. Jika ukuran datanya kecil hanya dibagi menjadi *training* dan *testing* saja. Dalam beberapa kasus

pembagian data umumnya dibagi menjadi beberapa rasio adalah 90% : 10%, 80% : 10%, 70% : 30%, dan 50% : 50% (Putra, 2019).

2.7 Penelitian terkait

Berikut ini merupakan tabel yang berisikan kumpulan beberapa jurnal terdahulu yang berkaitan dengan penelitian pada tugas akhir ini.

Tabel 2. 9 Penelitian Terkait

No	Tahun	Judul	Nama Peneliti	Metode	Hasil
1	2020	Deep Learning untuk Klasifikasi <i>Diabetic retinopathy</i> menggunakan Model EfficientNet	Syamsul Rizal, Nur Ibrahim, Nor Kumalasari Caesar Pratiwi, Sofia Saidah, Raden Yunendah Nur Fu'adah	<i>Convolutional neural network</i> dengan Arsitektur EfficientNet-B0	Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi 79,8%
2	2020	DR-Net: CNN Model to Automate <i>Diabetic retinopathy</i> Stage Diagnosis	Farheen Zehra, Mohd Faran, Areesha Anjum, Saiful Islam	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dengan Model DR-Net	Hasil dari eksperimen ini mendapatkan akurasi 47,61% untuk training model dan 44,22% untuk <i>testing</i> model.
3	2019	<i>Diabetic retinopathy</i> Classification using	Nishi Doshi, Urvi Oza, Pankaj Kumar	Downscaling Algorithms dan Deep Learning with Multi	Hasil dari Multi Channel Inception V3 with Bilinear

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau		Downscaling Algorithms and Deep Learning		Channel Inception V3 architecture	downscaling adalah 83.15% accuracy, 81.2% sensitivity dan 84.6% specificity. Dan hasil dari LID downscaling adalah 85.2% accuracy, 83.4% sensitivity dan 87.6% specificity.
4	2019	<i>Diabetic retinopathy Stage Classification using CNN</i>	Nikhil M N, Angel Rose A	<i>Convolutional neural network</i> dengan menggabungkan arsitektur VGG16, AlexNet, dan InceptionNet V3	Akurasi yang diperoleh sebesar 80,1%
5	2018	<i>Diabetic retinopathy Stage Classification using Convolutional neural networks</i>	Xiaoliang Wang , Yongjin Lu , Yujuan Wang , Wei-Bang Chen ⁴	<i>Convolutional neural network</i> dengan menggunakan arsitektur AlexNet, VGG16, dan InceptionNet V3	Dari eksperimen masing-masing mendapatkan akurasi AlexNet (37,43%), VGG-16

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau					(50,03%), InceptionNet V3 (63,23%)
6	2018	<i>Diabetic retinopathy</i> Detection by Retinal segmentation with Region merging using CNN	Sairaj Burewar, Anil Balaji Gonde, Santosh Kumar Vipparthi	<i>U-Net</i> dan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi hingga 93,33%
7	2017	<i>Diabetic retinopathy</i> Classification with a Light Convolutional Neural Network	Md. Sanaullah Chowdhury, Faozia Rashid Taimy, Niloy Sikder, Abdullah-Al Nahid	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi hingga 89.07%
8	2016	Convolutional Neural Networks for <i>Diabetic retinopathy</i>	Harry Pratta, Frans Coenen, Deborah M Broadbent, Simon P Harding, Yalin Zheng	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 75%
9	2016	<i>Diabetic retinopathy</i> Grade and	Jia He, Linlin Shen, Xingfang Ai,	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Akurasi klasifikasi dari tingkatan DR

© Hak cipta milik UIN Suska Riau	Macular Edema Risk Classification Using Convolutional Neural Networks	Xuechen L		dan risiko Edma Makula masing-masing adalah 65% dan 72%
----------------------------------	---	-----------	--	---



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



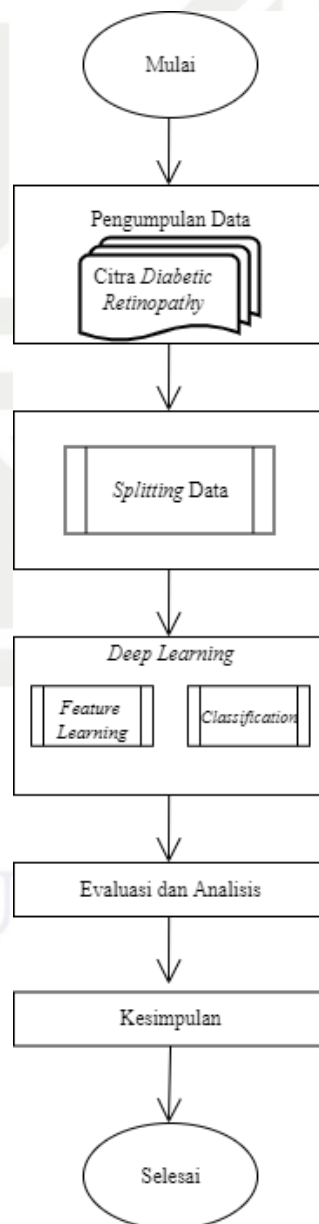
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan membutuhkan alur serta tahapan yang jelas pada setiap prosesnya. Metodologi penelitian digunakan sebagai pedoman untuk melaksanakan penelitian. Alur dari setiap proses dirancang dan dijadikan pedoman dalam melakukan penelitian, mulai dari tahap awal hingga penelitian selesai. Metodologi penelitian ini bertujuan agar penelitian berjalan sesuai dengan alur yang telah dirancang. Berikut tahapan-tahapan dalam penelitian.



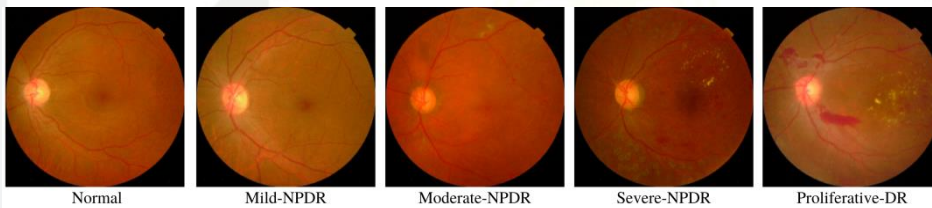
Gambar 3. 1 Diagram Metodologi Penelitian



gambar 3.1 merupakan rancangan dari metodologi penelitian, berikut penjelasan dari tahapan-tahapannya:

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan mencari data public yang didapat dari Kaggle(<https://www.kaggle.com/sovit Rath/diabetic-retinopathy-224x224-2019-data>). Data yang dikumpulkan merupakan gambar *Diabetic retinopathy* sebanyak 3662 citra yang terbagi menjadi 5 kelas, setiap kelas terdiri dari sebagai berikut: Normal 1805 gambar, *Mild Non-Poliferative Diabetic retinopathy (Mild-NPDR)* 370 gambar, *Moderate Non-Poliferative Diabetic retinopathy (Moderate-NPDR)* 999 gambar, *Severe Non-Poliferative Diabetic retinopathy (Severe-NPDR)* 193 gambar dan *Poliferative Diabetic retinopathy* 295 gambar. Berikut adalah gambar 5 kelas *Diabetic retinopathy*:



Gambar 3. 2 Kelas *Diabetic retinopathy*

3.2 Splitting Data

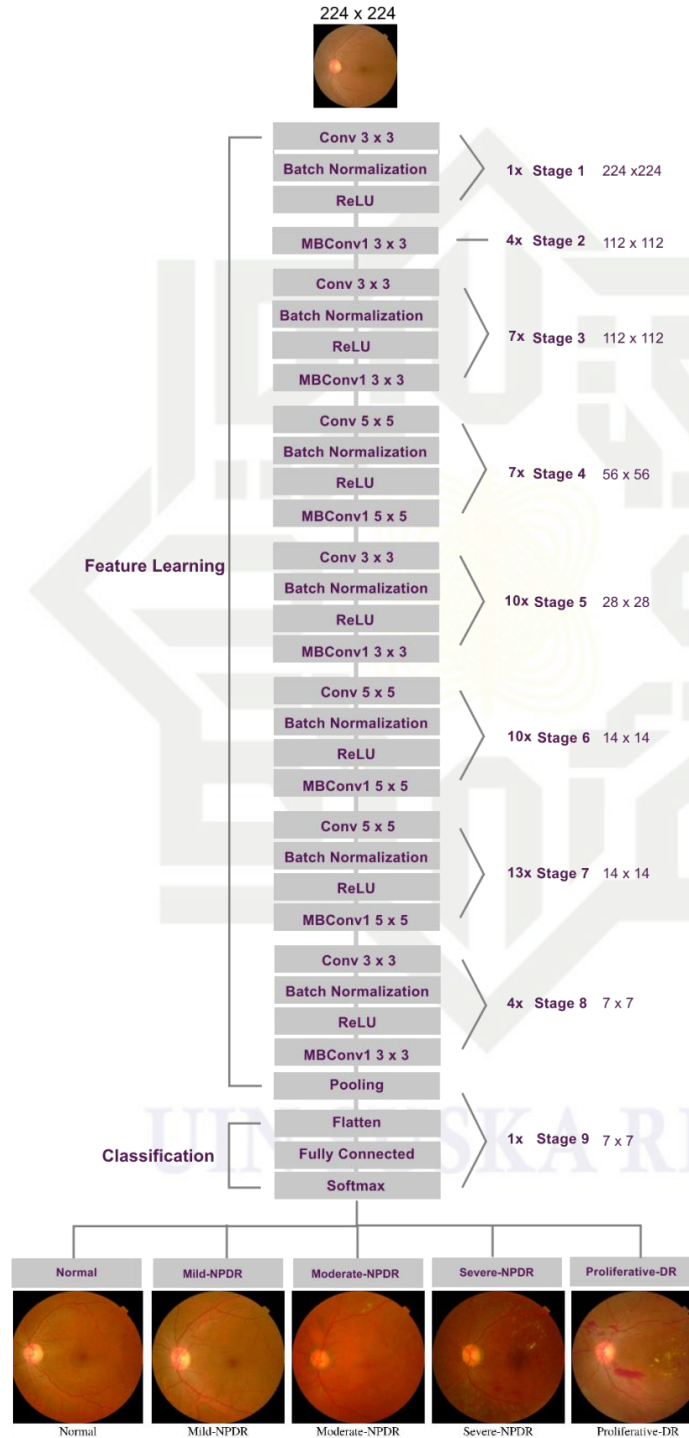
Penelitian ini menerapkan *splitting* data pada dataset. *splitting* data ini diterapkan pada proses *training*, *validation*, dan *testing*. Pada proses *training* dan *validation* digunakan 90% dari jumlah keseluruhan data dan data *testing* digunakan 10% data yang dibagi secara manual. Data *training* dan *validation* akan dibagi pada tahapan deep learning dengan rasio 10% : 90%, 20% : 80%, dan 70% dan 90%.

3.3 Deep Learning

Penelitian ini menerapkan *deep learning* dengan metode CNN. Metode CNN dipilih karena mampu mengenali pola dengan dengan baik dan melakukan proses pembelajaran yang mendalam. Metode CNN memiliki banyak arsitektur, arsitektur tersebut merupakan hasil dari eksperimen yang telah dilakukan oleh

peneliti sebelumnya. Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B7* yang merupakan turunan dari arsitektur *EfficientNet*. Berikut adalah rancangan arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 3.3 Arsitektur *EfficientNet-B7*

Gambar 3.3 merupakan tahapan dari arsitektur *EfficientNet-B7* yang akan digunakan pada penelitian ini untuk mengklasifikasi gambar *Diabetic retinopathy*.

Berikut tahapan dari arsitektur *EfficientNet-B7*:

1. Data citra *Diabetic retinopathy* berukuran 224×224 pixel sebagai data masukan.

2. Stage 1

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 3×3 dengan 64 channels
- b. Dilakukan proses *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU

3. Stage 2

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *Deep Wise Convolutional* dengan filter 3×3 dengan 32 channels
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan *Global Average pooling*
- e. Kemudian dilakukan *reshape*
- f. Kemudian dilakukan 2 kali *Convolutional* dengan filter 3×3 dengan 32 channels
- g. Kemudian dilakukan *Multiply*
- h. Dilakukan *Batch Normalization*

4. Stage 3

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 3×3 dengan 48 channels
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada *MBConv 1* dengan filter 3×3
- e. Kemudian dilakukan proses *pooling*

5. Stage 4

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional* filter 5×5 dengan 80 channels
- b. Dilakukan *Batch Normalization*



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBCConv 1 dengan filter 5 x 5

Stage 5

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 3 x 3 dengan 160 *channels*
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBCConv 1 dengan filter 3 x 3

Stage 6

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 5 x 5 dengan 224 *channels*
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBCConv 1 dengan filter 5 x 5

8. Stage 7

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 5 x 5 dengan 384 *channels*
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBCConv 1 dengan filter 5 x 5

9. Stage 8

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 3 x 3 dengan 640 *channels*
- b. Dilakukan *Batch Normalization*
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBCConv 1 dengan filter 3 x 3

11. Stage 9

- d. Pada tahap ini dilakukan operasi pemfilteran dengan melakukan *convolutional filter* 1 x 1 menghasilkan 2560 *channels*.
- e. Selanjutnya dilakukan *Batch Normalization*.
- f. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.



12. Pada hasil *output* akan dilakukan proses *pooling* setelah itu *flatten* yang kemudian menghasilkan *output* berupa *array* satu dimensi.
13. Setelah di *flatten* tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi dengan *neural network* yang *fully connected layer* menggunakan algoritma *backpropagation*.
14. Setelah tahapan pada *neural network* selesai dan mendapatkan bobot, kemudian diproses untuk tahapan pengklasifikasi dengan fungsi aktivasi *softmax*.
15. Hasil akhir dari tahapan ini adalah kelas dari data.

HPO merupakan proses dalam menentukan gabungan *hyper-parameter* untuk mencapai akurasi maksimum. Menentukan *hyper-parameter* dapat dipengaruhi oleh beberapa struktur, seperti jumlah *hidden layer* dan fungsi aktivasi, atau dalam menentukan efisiensi dan akurasi pelatihan model, seperti *Learning rate* (LR) dari penurunan *gradien descent*, *batch size*, dan *Optimizer*. Dalam penelitian ini akan melakukan pengujian terhadap jumlah dense dalam hidden layer dan *Learning rate*.

3.4 Evaluasi dan Analisis

Tahap evaluasi merupakan tahap pemeriksaan akurasi hasil eksperimen yang di desain menjadi beberapa skenario pengujian. Dalam penelitian ini akan menggunakan arsitektur *Efficientnet-B7* dan menggunakan beberapa skenario pengujian terhadap jumlah dense dalam hidden layer yang terdapat pada *fully connected* serta nilai *learning rate* difitur klasifikasi yang menjadi *hyperparameter* yang diujikan, Hasil eksperimen tersebut kemudian dilanalis menggunakan metric AUC (*Area Under Curve*) untuk mengukur performa dari akurasi untuk kemudian di ambil kesimpulan. Berikut tabel interpretasi dari nilai AUC :

Tabel 3. 1 Interpretasi nilai AUC

Nilai AUC	Interpretasi
0.90 – 0.100	<i>Excellent Classification</i>
0.80 – 0.90	<i>Good Classification</i>
0.70 – 0.80	<i>Fair Classification</i>
0.60 – 0.70	<i>Poor Classification</i>

< 0.60	Failure
--------	---------

3.5 Kesimpulan

Tahap kesimpulan merupakan tahap untuk menentukan bahwa hasil pegujian yang telah dievaluasi dan dianalisis sesuai dengan kriteria yang diinginkan.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB VI PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan implementasi dan pengujian terhadap model *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra *Diabetic retinopathy* didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan model *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra *diabetic retinopathy* berhasil dilakukan dengan prediket *Excellent Classification*.
2. Pelatihan model *EfficientNet-B7* menggunakan data citra *diabetic retinopathy* mendapatkan akurasi tertinggi pada proses *training* adalah pada eksperimen ke-7 dengan *splitting* data 90% : 10%, *dense* berjumlah 256, dan *Learning rate* 0.01 dengan akurasi 95.48%. Dan akurasi tertinggi pada proses *testing* adalah pada eksperimen ke-2 dengan *splitting* data 90% : 10% dan *dense* berjumlah 32, dan *Learning rate* 0.001 dengan akurasi 95.81%.
3. Penerapan *splitting* data pada data *training* dan *validasi* mendapatkan akurasi yang tinggi pada rasio 90% : 10%
4. Jumlah neuron yang bervariasi pada *dense layer* dengan penambahan total parameter dua kali lebih besar dari neuron pada jumlah neuron sebelumnya pada beberapa skenario tidak terlalu meningkatkan akurasi secara signifikan pada model.
5. Penerapan *learning rate* yang berbeda pada model *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra *diabetic retinopathy* tidak memberikan perbedaan yang signifikan pada akurasi.
6. Berdasarkan grafik dari proses *training* dan *testing* yang dilakukan pada pengujian terbaik mendapatkan grafik yang robas.

6.2 Saran

Saran yang dapat penulis berikan beberapa agar dapat dijadikan bahan untuk mengembangkan penelitian ini pada penelitian selanjutnya. Saran tersebut adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan jumlah dense yang tidak terlalu besar agar parameter yang digunakan tidak terlalu banyak, sehingga tidak memperlama waktu komputasi.
2. Menambah *dataset* untuk memperbanyak jumlah dataset citra *diabetic retinopathy* sehingga akan memperkaya data.
3. Menggunakan kombinasi parameter yang lebih banyak, seperti *Learning rate*, Optimizer, Fungsi Aktivasi, dan lain-lain.
4. Melanjutkan hingga tahap deployment.
5. Menerapkan *pre-processing* terhadap citra untuk memperkuat struktur dari pola gambar seperti *Adaptive Histogram Equalization (AHE)*, *Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*, dan lain-lain

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR PUSTAKA

- Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Umar, A. M., Linus, O. U., Arshad, H., Kazaure, A. A., Gana, U., & Kiru, M. U. (2019). Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition. *IEEE Access*, 7(February 2017), 158820–158846. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2945545>
- Adil, M., Ullah, R., Noor, S., & Gohar, N. (2020). Effect of number of neurons and layers in an artificial neural network for generalized concrete mix design. *Neural Computing and Applications*, 8, 1–9. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05305-8>
- Aggarwal, C. C. (2018). Neural Networks and Deep Learning. In *Neural Networks and Deep Learning*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-94463-0>
- Agus Febru Haryanto, S., Puspitaningrum, D., & Ernawati. (2015). Untuk Memprediksi Cuaca (Studi Kasus : Kota Bengkulu). *Rekursif*, 3(2), 82–94.
- Aiello, L. P., Cahill, M. T., & Wong, J. S. (2001). Systemic considerations in the management of diabetic retinopathy. *American Journal of Ophthalmology*, 132(5), 760–776. [https://doi.org/10.1016/S0002-9394\(01\)01124-2](https://doi.org/10.1016/S0002-9394(01)01124-2)
- American Optometric Associations*. (2018). Edelman Intelligence. <https://doi.org/10.1097/00006324-197308000-00020>
- Arcadu, F., Benmansour, F., Maunz, A., Willis, J., Haskova, Z., & Prunotto, M. (2019). Deep learning algorithm predicts diabetic retinopathy progression in individual patients. *Npj Digital Medicine*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-019-0172-3>
- Bhatia, K., Arora, S., & Tomar, R. (2016). Diagnosis of diabetic retinopathy using machine learning classification algorithm. *Proceedings on 2016 2nd International Conference on Next Generation Computing Technologies, NGCT 2016, October*, 347–351. <https://doi.org/10.1109/NGCT.2016.7877439>



- Di, W., Bhardwaj, A., & Wei, J. (2018). *Deep Learning Essentials* (A. Singh (Ed.)). Packt Publishing.
- Erlvira, & Suryawijaya, E. E. (2019). Retinopati Diabetes. *Cermin Dunia Kedokteran*, *46*(3), 220–224.
- Farley, T. F., Mandava, N., Prall, F. R., & Carsky, C. (2008). Accuracy of primary care clinicians in screening for diabetic retinopathy using single-image retinal photography. *Annals of Family Medicine*, *6*(5), 428–434. <https://doi.org/10.1370/afm.857>
- Flaxel, C. J., Adelman, R. A., Bailey, S. T., Fawzi, A., Lim, J. I., Vemulakonda, G. A., & Ying, G. shuang. (2019). Diabetic Retinopathy Preferred Practice Pattern. In *Ophthalmology* (Vol. 127, Issue 1). <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2019.09.025>
- Ganegedara, T. (2018). *Natural Language Processing with TensorFlow* (R. Atikar (Ed.); 1st ed.). Packt Publishing Ltd.
- Hodnett, M., F. Wiley, J., Liu, Y., & Maldonado, P. (2019). Deep learning with R. In *Deep Learning with R*. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-5850-0>
- Jude Hemanth, D., & Vieira Estrela, V. (Eds.). (2017). *Deep Learning for Image Processing Applications*.
- Marques, G., Agarwal, D., & de la Torre Díez, I. (2020). Automated medical diagnosis of COVID-19 through EfficientNet convolutional neural network. *Applied Soft Computing Journal*, *96*, 106691. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106691>
- Menshawy, A. (2018). *Deep Learning By Example: A hands-on guide to implementing advanced machine learning algorithms and neural networks*.
- Nikhil, M. N., & Angel Rose, A. (2019). Diabetic Retinopathy Stage Classification using CNN. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, *06*(05 May 2019), 5969–5974.
- Nugroho, K. S. (2019). *Confusion Matrix untuk Evaluasi Model pada Supervised Learning*. Meduim.

- Patterson, J., & Gibson, A. (2017). *Deep Learning a Practitioner'S Approach*. Nature.
- Putra, J. W. G. (2019). Pengenalan konsep pembelajaran mesin dan deep learning. *Computational Linguistics and Natural Language Processing Laboratory*, 4, 1–235. <https://www.researchgate.net/publication/323700644>
- Reddy Bokka, K., Hora, S., Jain, T., & Wambugu, M. (2019). Deep Learning for Natural Language Processing. In *Handbook of Statistics* (Vol. 38). <https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.05.001>
- Rizal, S., Ibrahim, N., Pratiwi, N. K. C., Saidah, S., & Fu'adah, R. Y. N. (2020). Deep Learning untuk Klasifikasi Diabetic Retinopathy menggunakan Model EfficientNet. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 8(3), 693–705. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v8i3.693>
- Sahreni, S., Isramilda, & Ipaljri Saputra, A. (2020). *Hubungan Durasi Terdiagnosis Diabetes Melitus Tipe 2 dan Kadar Gula Darah*. 3(1), 2614–8064.
- Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019, 2019-June*, 10691–10700.
- Venkatesan, R., & Li, B. (2018). *Convolutional Neural Networks in Visual Computing*.
- Wu, J., Chen, X. Y., Zhang, H., Xiong, L. D., Lei, H., & Deng, S. H. (2019). Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian optimization. *Journal of Electronic Science and Technology*, 17(1), 26–40. <https://doi.org/10.11989/JEST.1674-862X.80904120>
- Yaqub, M., Jinchao, F., Zia, M. S., Arshid, K., Jia, K., Rehman, Z. U., & Mehmood, A. (2020). State-of-the-art CNN optimizer for brain tumor segmentation in magnetic resonance images. *Brain Sciences*, 10(7), 1–19. <https://doi.org/10.3390/brainsci10070427>
- Yu, T., & Zhu, H. (2020). Hyper-Parameter Optimization: A Review of

Algorithms and Applications. *ArXiv*, 1–56.

Zafar, I., Tzanidou, G., Burton, R., Patel, N., & Araujo, L. (2018). Hands-On Convolutional Neural Networks with TensorFlow. In *Hands-On Convolutional Neural Networks with TensorFlow*.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



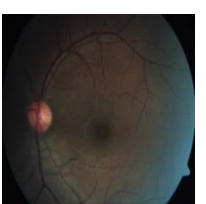
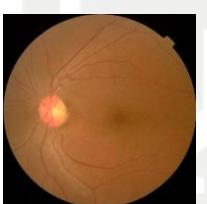

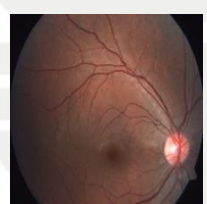
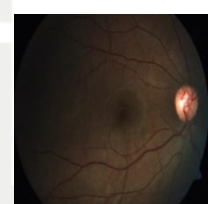




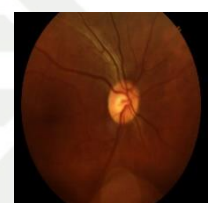







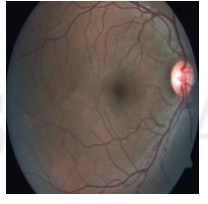







Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

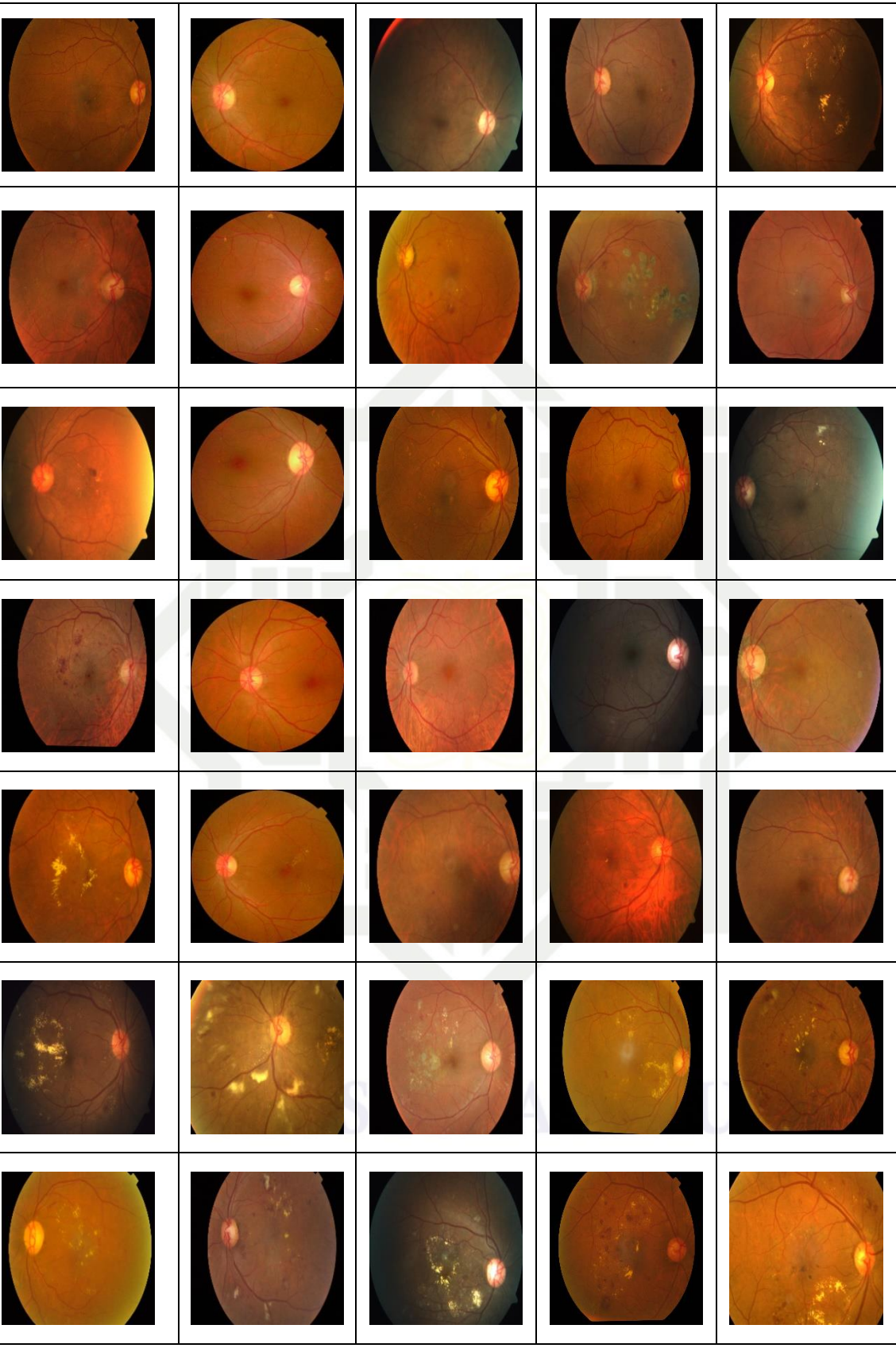
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN A

DATA TRAINING CITRA DIABETIC RETINOPATHY

Berikut data training citra diabetic retinopathy yang digunakan pada penelitian ini berupa data gambar RGB dari citra *Diabetic retinopathy* yang diambil dari situs <https://www.kaggle.com/sovirath/diabetic-retinopathy-224x224-2019-data> sebanyak 3114 gambar dengan 5 kelas yaitu citra mata normal, *Mild-NPDR*, *Moderate-NPDR*, *Severe-NPDR* dan *Prolifera-DR*.

Kelas	Citra				
					
					
No DR					
					
					



© Hak cipta milik UIN Suska Riau

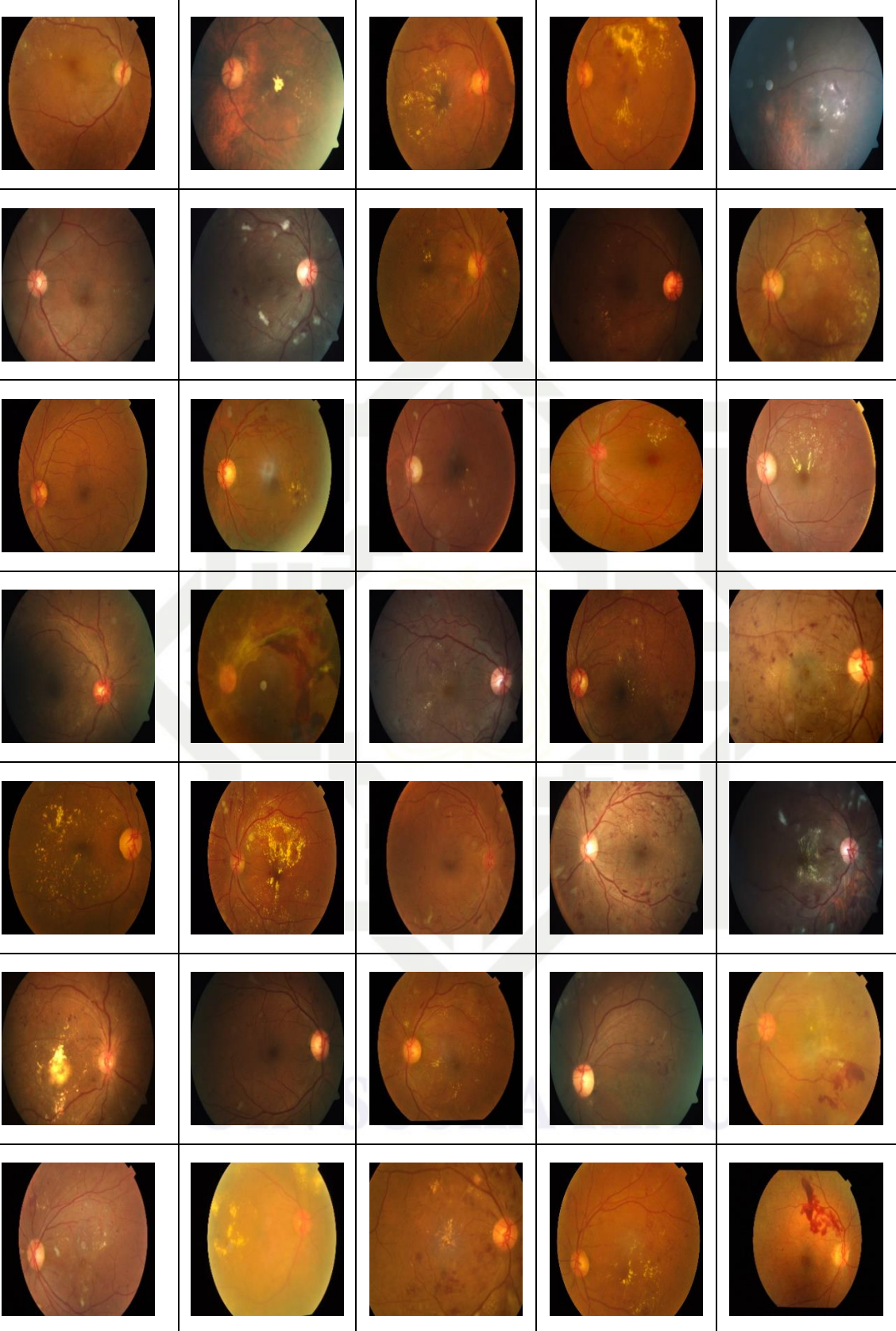
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Mild NPDR

Moderate NPDR

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



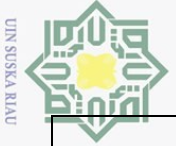
© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

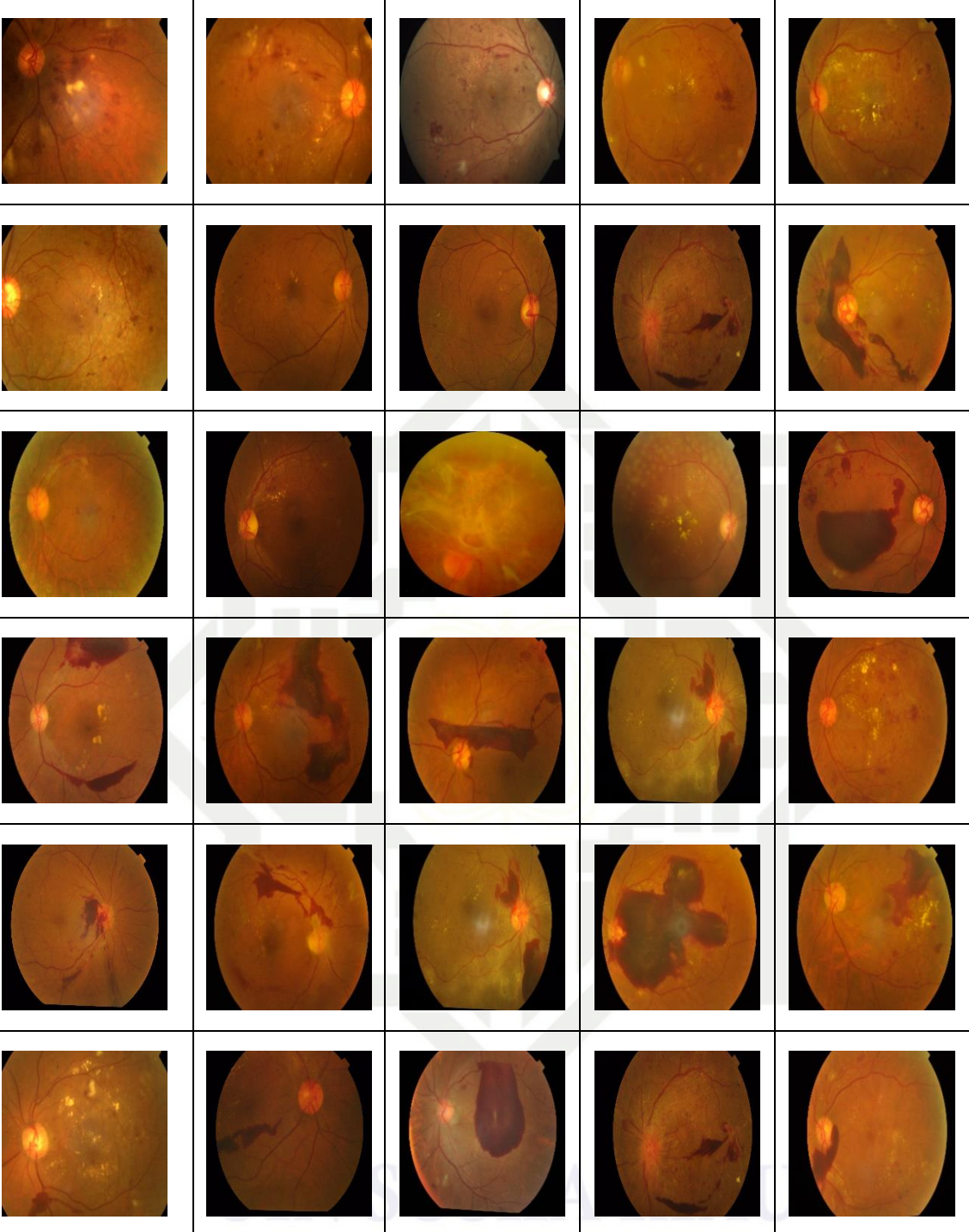
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Severe NPDR



UIN SUSKA RIAU



© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mengizinkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Proliferasi DR






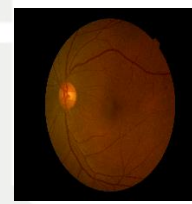





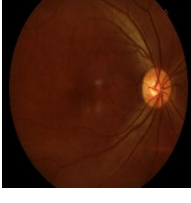




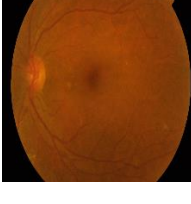









UIN SUSKA RIAU

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN B

DATA TESTING CITRA DIABETIC RETINOPATHY

Berikut data testing citra diabetic retinopathy yang digunakan pada penelitian ini berupa data gambar RGB dari citra *Diabetic retinopathy* yang diambil dari situs <https://www.kaggle.com/sovirath/diabetic-retinopathy-224x224-2019-data> sebanyak 548 gambar dengan 5 kelas yaitu citra mata normal, *Mild-NPDR*, *Moderate-NPDR*, *Severe-NPDR* dan *Proliferaate-DR*.

Kelas	Citra				
No DR					
					
					
					
					

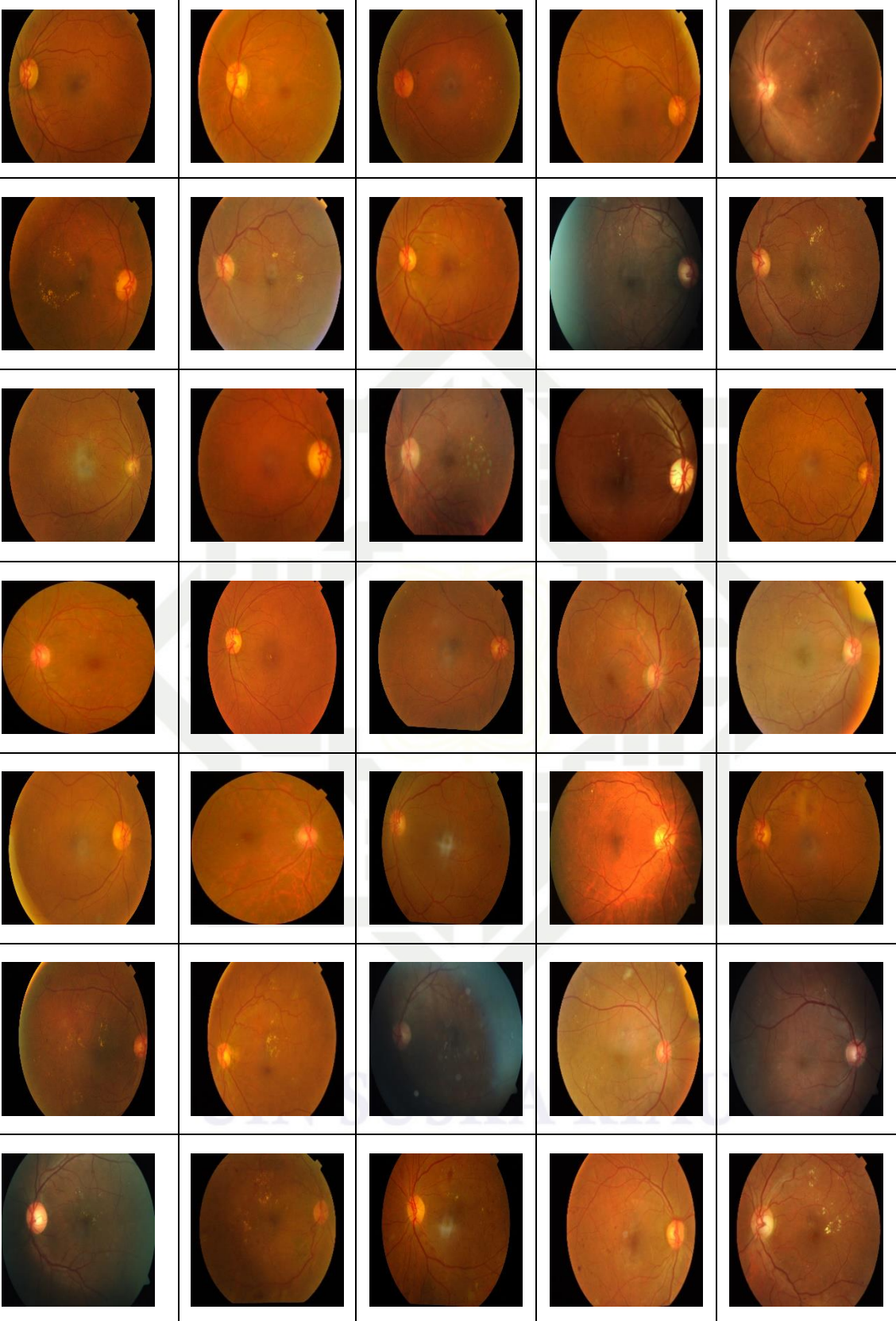
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

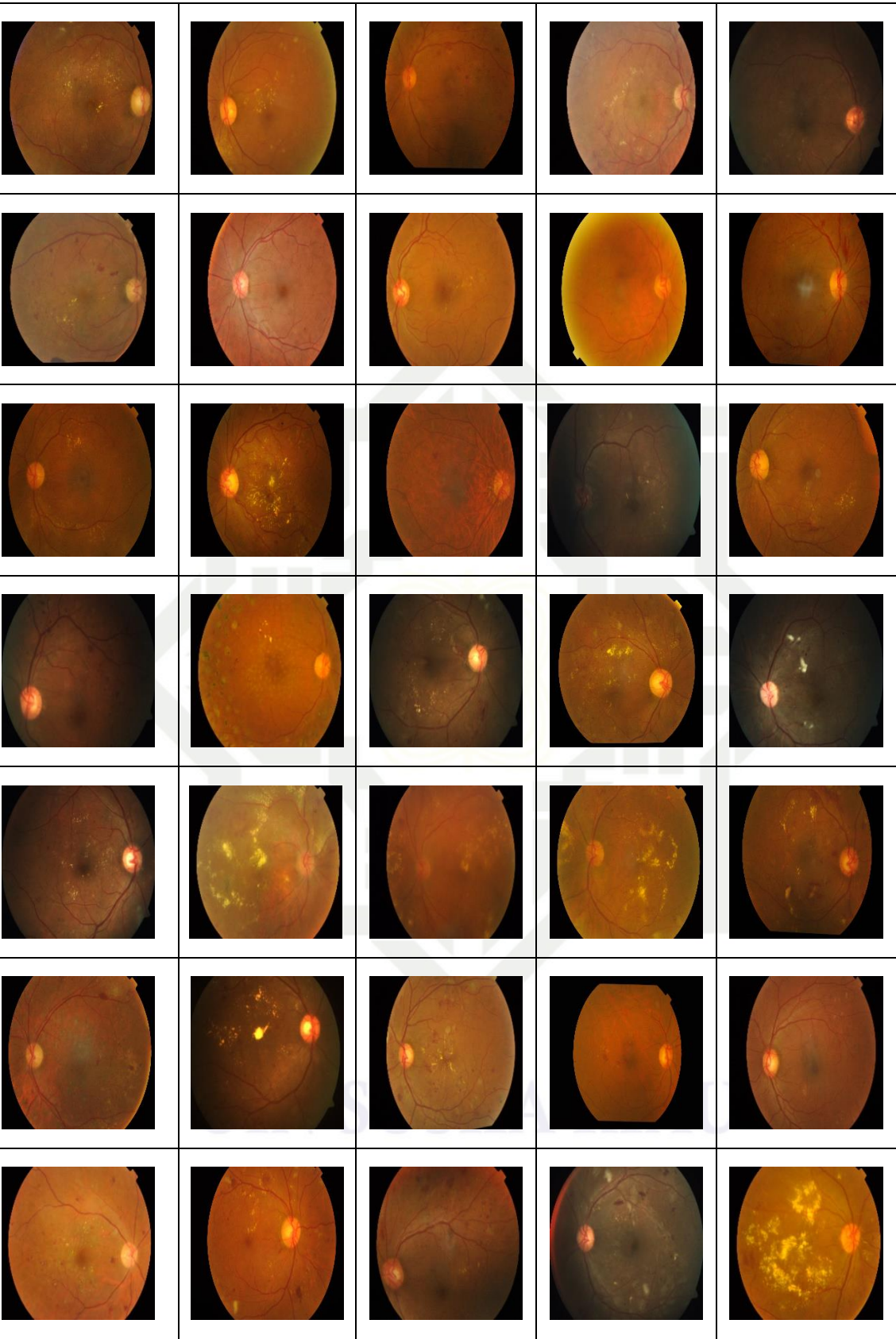
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Mild NPDR

Moderate NPDR

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.





© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

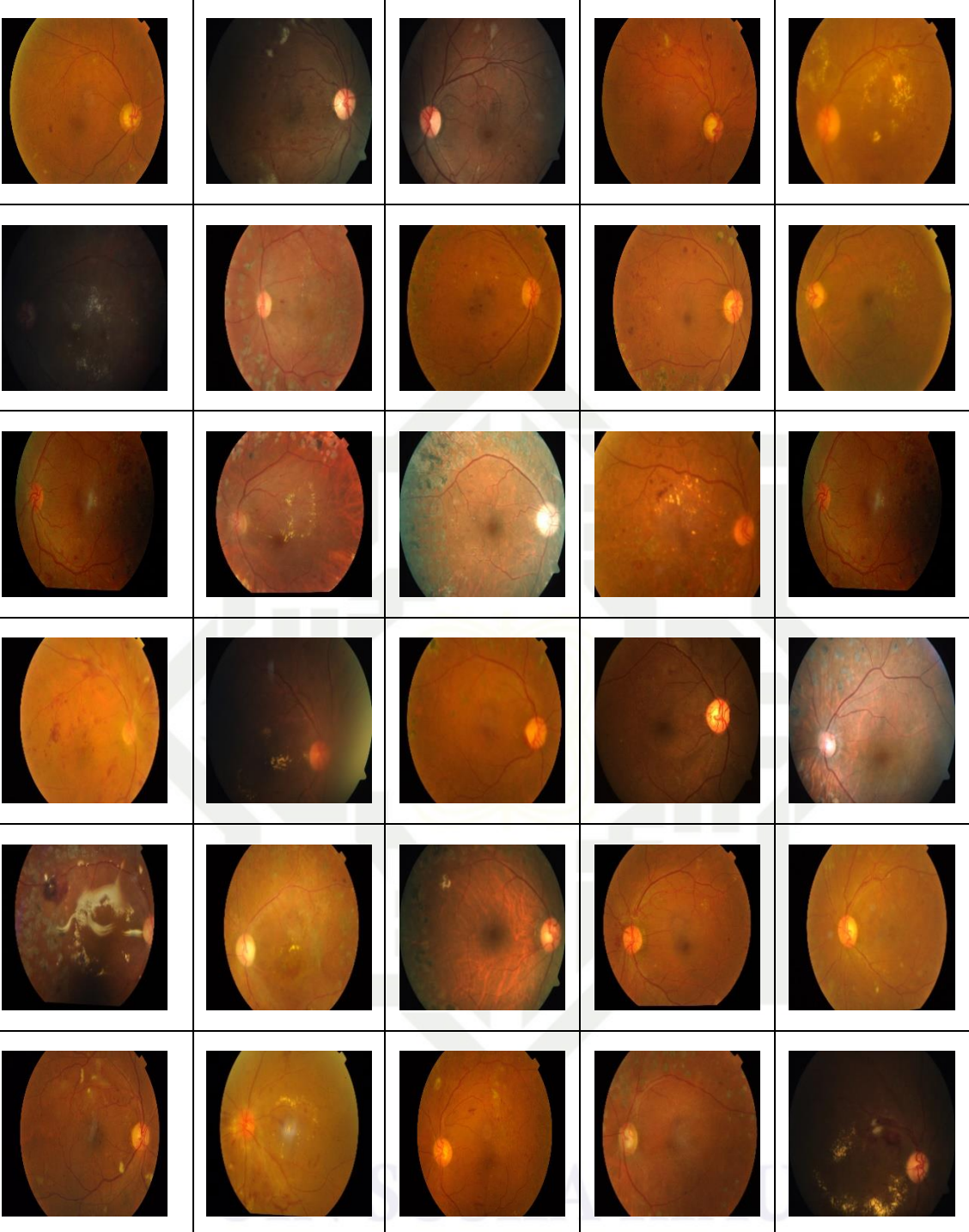
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Severe NPDR



UIN SUSKA RIAU



© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mengidentifikasikan sumber dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Proliferasi DR



UIN SUSKA RIAU

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



IHDA SYURFI, lahir di Kabupaten Kampar Tepatnya di Bangkinang pada 11 November 1999. Ihda merupakan anak ketiga dari empat bersaudara. Ihda merupakan putri dari bapak Drs. Jamal Abdu, M.Si dan ibu Karsinah, M.Pd. Ihda menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di SD Muhammadiyah Bangkinang pada tahun 2011. Kemudian pada tahun 2011 berlanjut ke bangku MTS dan MA di Pondok Pesantren Daarun Nahdhah Thawalib Bangkinang dan menyelesaikan pendidikannya pada tahun 2017.

Pada tahun 2017 Ihda melanjutkan pendidikan jenjang kuliah S1 di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, dengan mengambil prodi Teknik Informatika di Fakultas Sains dan Teknologi. Dalam perjalanannya menyelesaikan pendidikan di Teknik Informatika, Ihda melakukan kerja praktik di PTHPD (Pusat Teknologi Informasi dan Pangkalan Data) UIN SUSKA Riau. Kemudian pada untuk mendapatkan gelar sarjana Ihda mengajukan Tugas Akhir dengan Judul “PENERAPAN DEEP LEARNING DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI CITRA DIABETIC DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B7”.