



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.

PENERAPAN *DEEP LEARNING* MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN ARSITEKTUR *EFFICIENTNET* UNTUK KLASIFIKASI *ALZHEIMER*

TUGAS AKHIR

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

Oleh

ALFANDI FIRNANDO

NIM. 11750115251



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM
PEKANBARU**

2021



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 PERSETUJUAN

**PENERAPAN *DEEP LEARNING* MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN
ARSITEKTUR *EFFICIENTNET* UNTUK KLASIFIKASI
*ALZHEIMER***

TUGAS AKHIR

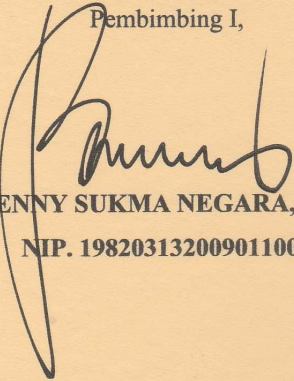
Oleh

ALFANDI FIRNANDO

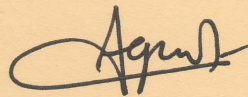
NIM. 11750115251

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 23 Desember 2021

Pembimbing I,


BENNY SUKMA NEGARA, M.T.
NIP. 198203132009011009

Pembimbing II,


SURYA AGUSTIAN, S.T., M.KOM.
NIP. 197608302011011003



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 PENGESAHAN

PENERAPAN *DEEP LEARNING* MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN ARSITEKTUR *EFFICIENTNET* UNTUK KLASIFIKASI *ALZHEIMER*

Oleh

ALFANDI FIRNANDO

NIM. 11750115251

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, 23 Desember 2021

Mengesahkan,

Ketua Jurusan,



DR. HARTONO, M.PD.

NIP. 196403011992031003

IWAN ISKANDAR, M.T.

NIP. 198212162015031003

DEWAN PENGUJI

Ketua	: Muhammad Affandes, M.T.
Pembimbing I	: Benny Sukma Negara, M.T.
Pembimbing II	: Surya Agustian, S.T., M.Kom.
Penguji I	: Dr. Alwis Nazir, M.Kom.
Penguji II	: Yusra, M.T.

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

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Alfandi Firmando
NIM : 11750115251
Tempat/Tgl. Lahir : Kuok/ 28 November 1998
Fakultas/Pascasarjana : Fakultas Sains dan Teknologi
Prodi : Program Studi Teknik Informatika
Judul ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya~~*:
PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET UNTUK KLASIFIKASI ALZHEIMER

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, 17 Januari 2022
at pernyataan

Alfandi Firmando
NIM : 11750115251

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis

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



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, 23 Desember 2021

Yang membuat pernyataan,

ALFANDI FIRNANDO

NIM. 11750115251

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.

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

Tabaraka wata'ala, telah saya selesaikan Tugas

Akhir ini...

Saya persembahkan Tugas Akhir Ini Untuk Kedua

Orang Tua, Kakak, Adik serta Keluarga, Kerabat

dan Teman-Teman terdekat.

Semoga kita selalu dalam lindungan Allah

Tabaraka wata'ala

ABSTRAK

Alzheimer merupakan kelainan yang ditandai dengan demensia dan menyebabkan penurunan daya ingat yang secara perlahan akan semakin parah akibat adanya gangguan di dalam otak. Dalam mendiagnosis penyakit Alzheimer dibutuhkan evaluasi medis yang sangat cermat. Perkembangan *artificial intelligence* khususnya bidang *deep learning* pada *computer vision* juga banyak diterapkan untuk mendeteksi penyakit salah satunya Alzheimer. Metode deep learning yang paling populer dan banyak digunakan pada proses pengenalan citra adalah metode *Convolutional Neural Networks* (CNN). Penelitian ini melakukan klasifikasi data *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) Alzheimer menggunakan metode CNN dengan arsitektur *EfficientNet-B0*. Dataset yang digunakan berjumlah 6400 citra MRI Alzheimer. Eksperimen dilakukan dengan beberapa skenario resolusi citra, jenis *optimizer* serta kombinasi dari jumlah *neuron* pada *dense layer*. Hasil dari evaluasi model dengan *confusion matrix* mendapatkan AUC validasi tertinggi pada eksperimen dengan skenario resolusi citra 224 x 224 *pixels* dengan *optimizer* RMSProp dan *neuron* pada *dense layer* berjumlah 512, 256 yang menghasilkan AUC mencapai 96.7%.

Kata Kunci – *Convolutional Neural Networks, Deep Learning, Hyperparameter Optimization, EfficientNet-B0, Alzheimer*

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.

ABSTRACT

Alzheimer's is a disorder which marked by dementia and causing reduced memorization capability periodically due to disturbance in brain. Diagnosing Alzheimer's requires a thorough medical evaluation. Development of Artificial Intelligence especially in the field of Deep Learning in Computer Vision is largely used to detect Alzheimer's. Deep learning method that is widely used is Convolutional Neural Network (CNN). This research classifies Magnetic Resonance Imaging (MRI) data of Alzheimer's patient using CNN method with EfficientNet-B0 Architecture. 6400 MRI scan of Alzheimer's patients are being used. Experiments are done in scenarios of image resolution, optimizer type, and also combination of neuron count on dense layer. Evaluation of the model confusion matrix obtained the highest AUC validation in experiment with image resolution scenario of 224x224 pixels with RMSProp as optimizer and neuron on dense layer are 512, 256 which yields AUC reaching 96,7%.

Keywords - Convolutional Neural Networks, Deep Learning, Hyperparameter Optimization, EfficientNet-B0, Alzheimer



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

Assalamu 'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh.

Alhamdulillah rabbil 'alamin, 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* Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur *EfficientNet* Untuk Klasifikasi *Alzheimer*”. Tidak lupa shalawat beserta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad *shalallahu 'alaihi wassalam* 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 Benny Sukma Negara, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik dan Dosen Pembimbing I Tugas Akhir yang telah memberikan nasehat selama perkuliahan, selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.



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.

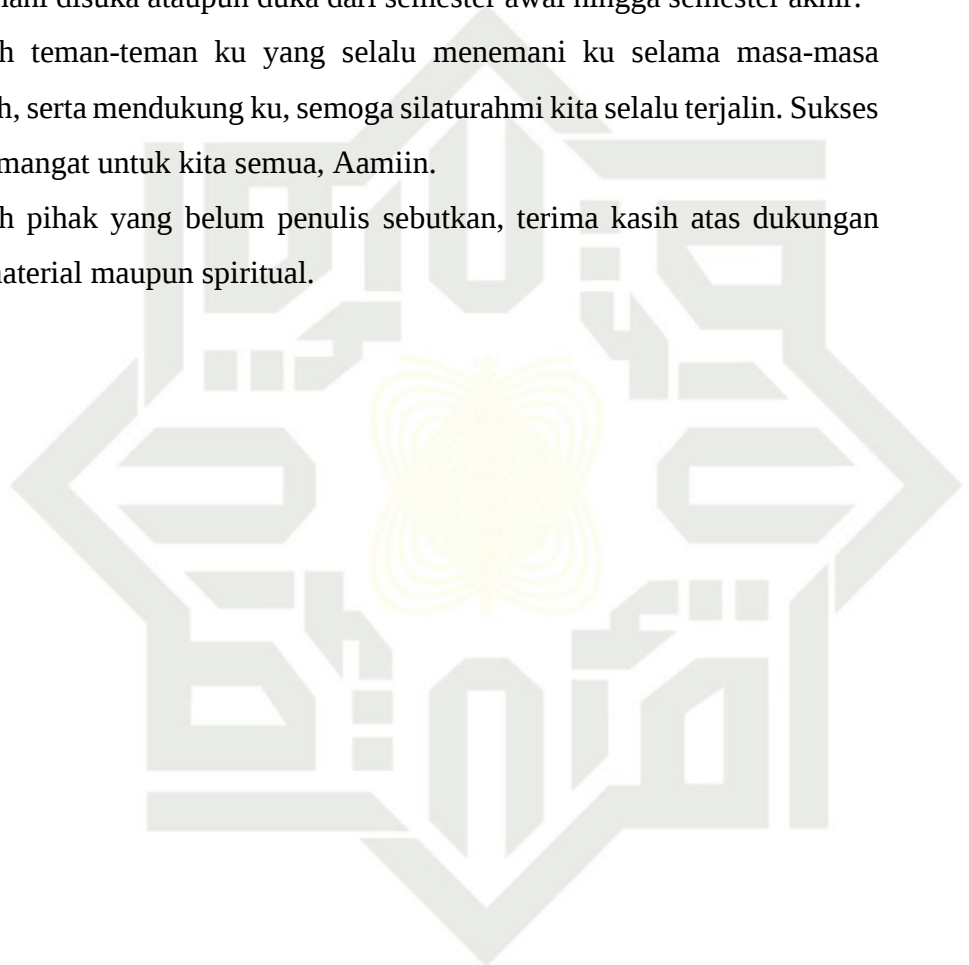
5. Bapak Surya Agustian, S.T, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing II Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.
6. Bapak Dr. Alwis Nazir, M.Kom. selaku Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
7. Ibu Yusra, M.T. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
8. 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.
9. Khususnya untuk kedua orang tua Saparudin, dan Ibunda Tety Fitria, 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.
10. Khususnya untuk kakak Suci Novarita, adik Muhammad Aqil Ramadhan dan Nayla Isra Putri 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.
11. Teman-teman TA Deep Learning, Redho Hidayatullah, Ihda Syurfi, Muhammad Khairunnas, Mahfuzon Akhiar, Muhammad Alwi Basyir, dan Kasuma Indra Suryawan yang telah menemani suka dan duka, belajar bersama, menghabiskan waktu, 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.
14. Teman - teman seperjuangan Mohammad Nazri Hura, Apri Wahyudi, Alvin Anzas Islami, Ahmad Riffandy, Novialdi, Abdussalam, Agusta Yusalendra, Muhammad Iqbal yang selalu meluangkan waktu untuk bertukar pikiran

**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.

baik dalam permasalahan kehidupan dunia, jodoh, dan finansial, semoga silaturahmi dan persahabatan kita selalu terjaga.

15. Seluruh teman-teman TIF AUTO A 2017 dan TIF angkatan 2017 yang selalu menemani, memberi semangat, dan membantu selama perkuliahan. Semoga kita semua sukses, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
16. Seluruh teman-teman dari grup Falshani, Gagoan Neon yang senantiasa menemani disuka ataupun duka dari semester awal hingga semester akhir.
17. 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.
18. Seluruh pihak yang belum penulis sebutkan, terima kasih atas dukungan baik material maupun spiritual.



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.

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	xviii
DAFTAR RUMUS	xix
BAB I PENDAHULUAN	I-1
1.1 Latar belakang	I-1
1.2 Rumusan masalah.....	I-3
1.3 Batasan masalah	I-4
1.4 Tujuan penelitian	I-4
1.5 Sistematika penulisan	I-4
BAB II LANDASAN TEORI	II-1
2.1 Alzheimer	II-1
2.2 Deep Learning	II-3
2.3 Artificial Neural Network.....	II-4
2.3.1 Layers.....	II-4
2.3.2 Nodes	II-7
2.3.3 Dense Connections.....	II-7
2.4 Convolutional Neural Network (CNN)	II-7
2.4.1 Convolution.....	II-9
2.4.2 Pooling Layer	II-10
2.4.3 Activation Functions	II-10
2.4.4 Optimization.....	II-13



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.

2.4.5	Batch Normalization	II-14
2.4.6	Dropout Regularization.....	II-15
2.4.7	Flatten.....	II-16
2.4.8	Arsitektur CNN	II-16
2.5	Fully Connected Layer	II-20
2.6	Confusion Matrix.....	II-21
2.7	Penelitian terkait	II-23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		III-1
3.1	Pengumpulan Data.....	III-1
3.2	Preprocessing.....	III-3
3.3	Deep Learning	III-4
3.4	Evaluasi dan Analisis	III-5
3.5	Kesimpulan.....	III-6
BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN.....		IV-1
4.1	Analisa	IV-1
4.1.1	Analisa Kebutuhan Data	IV-1
4.1.2	Analisa Persiapan Data	IV-2
4.1.3	Analisa Kebutuhan <i>Library Python</i>	IV-3
4.1.4	Analisa <i>Hyper-parameter</i>	IV-4
4.1.5	Analisa arsitektur <i>EfficientNet-B0</i>	IV-5
4.2	Perancangan.....	IV-12
4.2.1	<i>Pseudocode Input Data</i>	IV-12
4.2.2	<i>Pseudocode Resize</i>	IV-13
4.2.3	<i>Pseudocode Klasifikasi EfficientNet-B0</i>	IV-13
4.2.4	Skenario Eksperimen	IV-13
BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN		V-1
5.1	Implementasi	V-1
5.1.1	Batasan Implementasi	V-1
5.1.2	Lingkungan Implementasi.....	V-1
5.1.3	Implementasi model <i>EfficientNet-B0</i>	V-2
5.2	Pengujian	V-4
5.2.1	Eksperimen 1.....	V-4



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 milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

5.2.2	Eksperimen 2.....	V-7
5.2.3	Eksperimen 3.....	V-9
5.2.4	Eksperimen 4.....	V-10
5.2.5	Eksperimen 5.....	V-12
5.2.6	Eksperimen 6.....	V-13
5.2.7	Eksperimen 7.....	V-15
5.2.8	Eksperimen 8.....	V-16
5.2.9	Eksperimen 9.....	V-18
5.2.10	Eksperimen 10.....	V-19
5.2.11	Eksperimen 11.....	V-21
5.2.12	Eksperimen 12.....	V-22
BAB VI PENUTUP		VI-1
6.1	Kesimpulan.....	VI-1
6.2	Saran	VI-1
DAFTAR PUSTAKA		vii
LAMPIRAN A		ix
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....		xviii

UIN SUSKA RIAU



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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 GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 2. 1 MRI Alzheimer Mild Demented	II-2
Gambar 2. 2 MRI Alzheimer Moderate Demented	II-2
Gambar 2. 3 MRI Alzheimer Non Demented	II-2
Gambar 2. 4 MRI Alzheimer Very Mild Demented.....	II-3
Gambar 2. 5 Ilustrasi Ekstraksi Fitur Pada <i>Deep Learning</i>	II-3
Gambar 2. 6 Struktur <i>Artificial Neural Network</i>	II-4
Gambar 2. 7 Bagian Layer <i>Neural Network</i>	II-5
Gambar 2. 8 <i>Single Layer</i>	II-6
Gambar 2. 9 <i>Multi Layer</i>	II-6
Gambar 2. 10 <i>Competitive Layer</i>	II-7
Gambar 2. 11 Dimensi CNN	II-8
Gambar 2. 12 Proses <i>convolutional neural network</i>	II-8
Gambar 2. 13 Operasi <i>Convolution</i> pada sebuah gambar	II-9
Gambar 2. 14 <i>max pooling</i> dan <i>average pooling</i>	II-10
Gambar 2. 15 <i>Sigmoid Activation function</i>	II-11
Gambar 2. 16 <i>Tanh Activation function</i>	II-12
Gambar 2. 17 Rumus persamaan <i>softmax activation function</i>	II-12
Gambar 2. 18 <i>Relu Activation function</i>	II-13
Gambar 2. 19 Regularisasi	II-15
Gambar 2. 20 (A) <i>Neural network</i> (B) <i>Neural network</i> setelah <i>dropout</i>	II-16
Gambar 2. 21 Grafik Akurasi Arsitektur ImageNet (Tan & Le, 2019).....	II-17
Gambar 2. 22 Perbandingan Arsitektur ImageNet (Tan & Le, 2019).....	II-18
Gambar 2. 23 Arsitektur <i>EfficientNet-B0</i>	II-18
Gambar 2. 24 Koneksi antara <i>convolution layer</i> dan <i>fully connected layer</i>	II-21
Gambar 2. 25 <i>Confusion matrix</i>	II-22
Gambar 3. 1 Diagram Metodologi Penelitian	III-1
Gambar 3. 2 Halaman Beranda Dataset Alzheimer (Kaggle).....	III-2
Gambar 3. 3 Keterangan Direktori Dataset Alzheimer.....	III-2
Gambar 3. 4 MRI Alzheimer Mild Demented	III-3



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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 3. 5 MRI <i>Alzheimer Moderate Demented</i>	III-3
Gambar 3. 6 MRI <i>Alzheimer Non Demented</i>	III-3
Gambar 3. 7 MRI <i>Alzheimer Very Mild Demented</i>	III-3
Gambar 3. 8 Alur <i>Preprocessing</i>	III-4
Gambar 3. 9 Arsitektur <i>EfficientNet-B0</i> dan <i>Fully Connected Layer</i>	III-5
Gambar 4. 1 Contoh dataset <i>Alzheimer</i>	IV-2
Gambar 4. 2 <i>Resize Data</i>	IV-2
Gambar 4. 3 <i>Input data dalam bentuk matriks</i>	IV-6
Gambar 4. 4 <i>Feature map 112 x 112 x 32</i>	IV-7
Gambar 4. 5 <i>Feature map 112 x 112 x 16</i>	IV-7
Gambar 4. 6 <i>Feature map 112 x 112 x 24</i>	IV-8
Gambar 4. 7 <i>Feature map 56 x 56 x 40</i>	IV-8
Gambar 4. 8 <i>Feature map 28 x 28 x 80</i>	IV-9
Gambar 4. 9 <i>Feature map 14 x 14 x 112</i>	IV-9
Gambar 4. 10 <i>Feature map 14 x 14 x 192</i>	IV-10
Gambar 4. 11 <i>Feature map 7 x 7 x 320</i>	IV-10
Gambar 4. 12 <i>Feature map 7 x 7 x 1280</i>	IV-11
Gambar 4. 13 <i>Feature map 3 x 3 x 1280</i>	IV-11
Gambar 4. 14 <i>Flatten 1 x 11520</i>	IV-11
Gambar 5. 1 <i>Load Library Python</i>	V-2
Gambar 5. 2 <i>Path directory image</i>	V-3
Gambar 5. 3 <i>Hyperparameter</i>	V-3
Gambar 5. 4 Load model <i>EfficientNet-B0</i>	V-4
Gambar 5. 5 Grafik eksperimen 1	V-5
Gambar 5. 6 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 1.....	V-5
Gambar 5. 7 Grafik eksperimen 2	V-8
Gambar 5. 8 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 2.....	V-8
Gambar 5. 9 Grafik Eksperimen 3	V-9
Gambar 5. 10 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 3.....	V-10
Gambar 5. 11 Grafik Eksperimen 4	V-11
Gambar 5. 12 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 4.....	V-11
Gambar 5. 13 Grafik Eksperimen 5	V-12



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 5. 14 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 5.....	V-13
Gambar 5. 15 Grafik Eksperimen 6	V-14
Gambar 5. 16 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 6.....	V-14
Gambar 5. 17 Grafik Eksperimen 7	V-15
Gambar 5. 18 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 7.....	V-16
Gambar 5. 19 Grafik Eksperimen 8	V-17
Gambar 5. 20 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 8.....	V-17
Gambar 5. 21 Grafik Eksperimen 9	V-18
Gambar 5. 22 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 9.....	V-19
Gambar 5. 23 Grafik Eksperimen 10	V-20
Gambar 5. 24 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 10.....	V-20
Gambar 5. 25 Grafik Eksperimen 11	V-21
Gambar 5. 26 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 11.....	V-22
Gambar 5. 27 Grafik Eksperimen 12	V-23
Gambar 5. 28 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 12.....	V-23

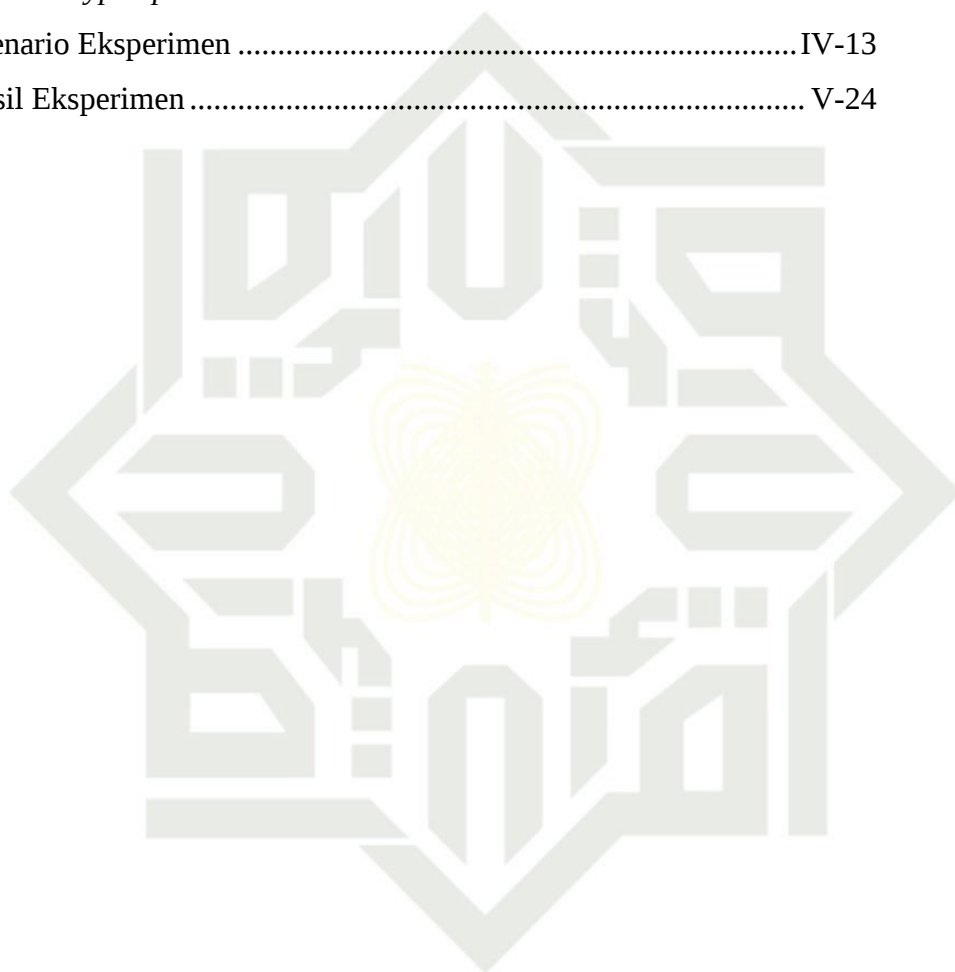


Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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. 2 Penelitian Terkait	II-23
Tabel 4. 1 Analisa Data	IV-1
Tabel 4. 3 Analisa Library	IV-3
Tabel 4. 4 Analisa <i>Hyper-parameter</i>	IV-4
Tabel 4. 5 Skenario Eksperimen	IV-13
Tabel 5. 1 Hasil Eksperimen	V-24



UIN SUSKA RIAU

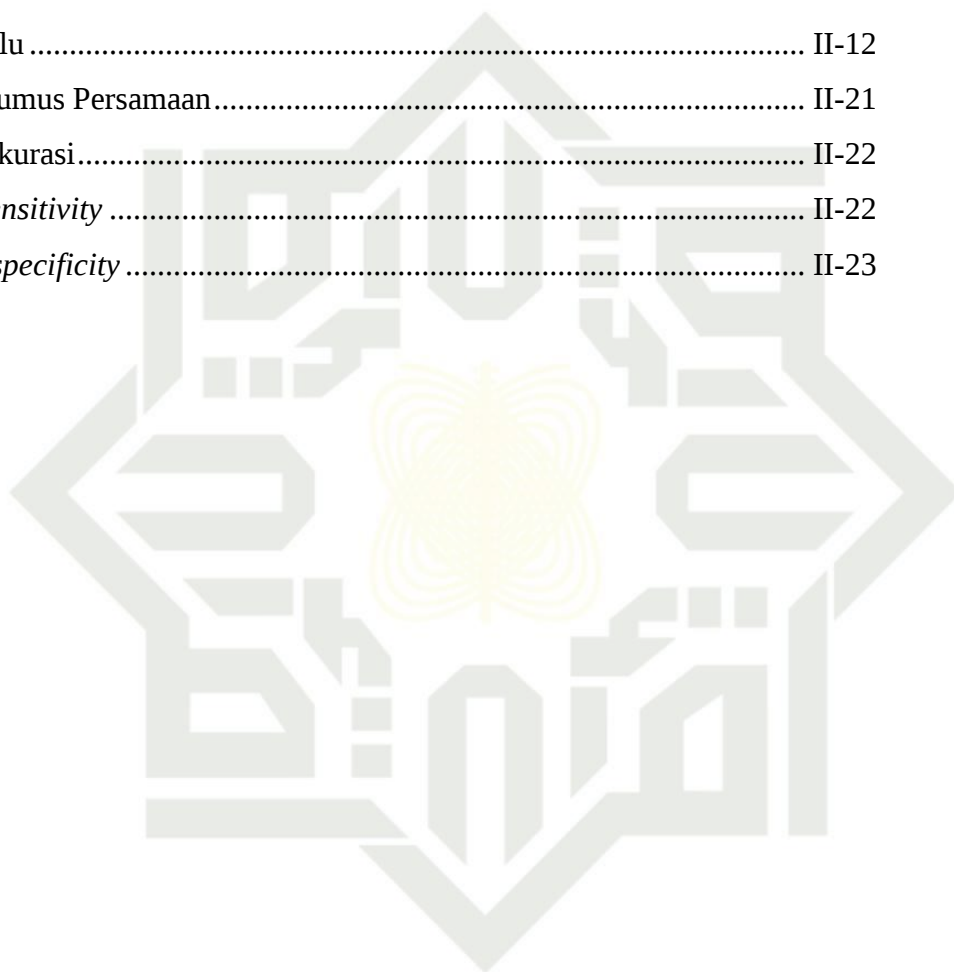


Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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.

DAFTAR RUMUS

Rumus	Halaman
Rumus 2. 1 Perhitungan Neural Network	II-5
Rumus 2. 2 <i>Convolutional Layer</i>	II-9
Rumus 2. 3 Sigmoid.....	II-11
Rumus 2. 4 Tanh	II-11
Rumus 2. 5 relu	II-12
Rumus 2. 6 Rumus Persamaan.....	II-21
Rumus 2. 8 Akurasi.....	II-22
Rumus 2. 9 <i>sensitivity</i>	II-22
Rumus 2. 10 <i>specificity</i>	II-23



UIN SUSKA RIAU

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Alzheimer merupakan kelainan yang ditandai dengan demensia pada otak. *Alzheimer* dapat menyebabkan penurunan daya ingat dan penurunan kemampuan mengenali sesuatu yang secara progresif atau perlahan akan semakin parah akibat adanya gangguan di dalam otak. Hal lain yang menandai *Alzheimer* yaitu daya pemahaman yang buruk, kebingungan, gangguan berbicara, agitasi dan halusinasi (Hidayatun & Sinuraya, 2016). Angka penyakit *Alzheimer* terus mengalami peningkatan setiap tahun. Menurut *World Health Organization* (WHO), pada tahun 2020 ada sekitar 50 juta orang yang menderita demensia dan mencatatkan hampir 10 juta kasus baru setiap tahun (WHO, 2020).

Penyakit *Alzheimer* biasanya didiagnosis berdasarkan riwayat kesehatan seseorang, pola hidup dan riwayat kesehatan kerabat. Dalam mendiagnosis penyakit *Alzheimer* dibutuhkan evaluasi medis yang sangat cermat. *Alzheimer* seringkali sulit untuk dideteksi terutama pada stadium awal. Selain itu keakuratan tentang diagnosis sangat bergantung pada pengalaman ahli radiologi dan diperlukan pendeteksian dini untuk mencegah agar demensia tidak semakin parah (Gunawardena et al., 2017). Untuk mendeteksi *Alzheimer* para dokter juga melakukan pemindaian pada otak seperti *Computed Tomography* (CT), *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), dan *Positron Emission Tomography* (PET). MRI dianggap sebagai pemeriksaan penting dalam kasus demensia. Meskipun tidak secepat CT, urutan volumetrik beresolusi tinggi yang khas dapat diperoleh dalam 5-10 menit dan urutan yang lebih mendasar dalam waktu yang jauh lebih singkat. MRI aman karena tidak melibatkan radiasi *ionizing*, individu dapat dicitrakan secara serial tanpa khawatir tentang karsinogenisitas (Johnson et al., 2012). Saat ini perkembangan *artificial intelligence* khususnya bidang *computer vision* juga banyak diterapkan untuk mendeteksi penyakit salah satunya *Alzheimer*.

Perkembangan ilmu komputer yang saat ini mendukung komputasi dengan cepat dan efisien juga diterapkan di bidang medis, salah satunya adalah bidang *computer vision* menggunakan *deep learning*. Metode *deep learning* yang paling



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.

populer digunakan pada proses pengenalan citra adalah metode *Convolutional Neural Networks* (CNN). Metode CNN ini mempunyai kemampuan untuk melakukan ekstraksi fitur, bisa bekerja pada data yang besar dengan dimensi tinggi serta mempunyai performa baik untuk klasifikasi dan deteksi objek pada citra (Nishani & Cico, 2017).

Penelitian terkait untuk klasifikasi *Alzheimer* dan non *Alzheimer* telah dilakukan oleh (Novitasari et al., 2018). Pada penelitian tersebut menggunakan data *Magnetic Resource Imaging* (MRI) *Alzheimer*. Proses segmentasi fitur data menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM). Proses ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Dan proses klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini memperoleh hasil terbaik dengan akurasi sebesar 93.33%.

Penelitian terkait yang menggunakan CNN untuk klasifikasi data MRI *Alzheimer* yang telah dilakukan sebelumnya, antara lain penelitian yang dilakukan oleh (Puranik et al., 2018). Pada penelitian tersebut arsitektur CNN yang digunakan adalah *Inception Resnet-V2*. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa model klasifikasi dengan menggunakan arsitektur *Inception ResNet-V2* menghasilkan akurasi 98.41%. Selanjutnya penelitian yang menggunakan arsitektur *DenseNet* telah dilakukan oleh (Jabason et al., 2019). Pada penelitian ini melakukan klasifikasi data MRI *Alzheimer*. Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian tersebut adalah *DenseNet121*, *DenseNet169* dan *DenseNet201*. Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa model terbaik dan mengungguli model klasifikasi lainnya adalah arsitektur *DenseNet201* dengan akurasi sebesar 95.23%.

Pada kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) yaitu kompetisi tahunan untuk mendeteksi objek dan klasifikasi gambar dengan skala besar. Pada kompetisi ini penelitian dilakukan oleh (Tan & Le, 2019) menggunakan metode CNN dengan arsitektur *EfficientNet* untuk pengujian terhadap dataset yang disediakan oleh *ImageNet*. Arsitektur ini secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya dengan arsitektur *EfficientNet-B7* mendapat *top-1 accuracy* 84.3% yang juga mengungguli arsitektur *Inception ResNet-V2* dengan *top-1 accuracy* 80.1% dan arsitektur *DenseNet201* dengan *top-1 accuracy* 77.42% sekaligus menjadikannya *the new state-of-the-art* pada kompetisi ILSVRC tahun



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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.

2019. Khusus untuk arsitektur *EfficientNet-B0* merupakan arsitektur *EfficientNet* dengan jumlah parameter paling sedikit sebanyak 5.3 juta parameter yang membuat arsitektur ini juga mempunyai waktu komputasi paling ringan diantara arsitektur *EfficientNet* lainnya. Arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki *top-1 accuracy* 77.1% yang jumlah parameternya 10.1 kali lebih kecil dari arsitektur *Inception ResNet-V2* dengan *top-1 accuracy* 80.1% (Szegedy et al., 2017), 4.9 kali lebih kecil dari arsitektur *ResNet-50* dengan *top-1 accuracy* 76.0% (He et al., 2015) dan 2.6 kali lebih kecil dari arsitektur *DenseNet-169* dengan *top-1 accuracy* 76.2% (Huang et al., 2018).

No Free Lunch (NFL) theorem menyatakan bahwa tidak ada algoritma *machine learning* yang secara universal lebih baik daripada yang lain (Goodfellow et al., 2016). Teori NFL ini menunjukkan bahwa biaya komputasi untuk setiap masalah optimasi adalah sama untuk semua masalah, serta tidak ada solusi yang menawarkan jalan pintas. Alternatif untuk masalah ini adalah pengetahuan dari para ahli yang secara efisien memilih parameter yang berpengaruh terhadap optimasi kinerja algoritma. *Hyperparameter optimization (HPO)* sangat berperan penting dalam mencari *hyperparameter* yang optimal untuk struktur *neural network* dan proses pelatihan model. *Hyperparameter* tersebut harus dikonfigurasi dengan hati-hati dan pengalaman untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi pelatihan *neural network* (Yu & Zhu, 2020).

Penelitian tugas akhir ini akan melakukan eksperimen penerapan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* serta menerapkan *hyperparameter optimization (HPO)* untuk melakukan klasifikasi data MRI *Alzheimer* dan mengukur tingkat akurasinya.

1.2 Rumusan masalah

Adapun rumusan masalah berdasarkan latar belakang diatas adalah bagaimana menerapkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *EfficientNet-B0* dan menerapkan *hyperparameter optimization (HPO)* untuk klasifikasi data MRI *Alzheimer*.



1.3 Batasan masalah

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

1. Dataset yang digunakan adalah *public dataset* sebanyak 6400 gambar yang terbagi dalam 4 kelas (Kaggle.com), tanpa melakukan teknik rekayasa data tambahan.

2. *Hyperparameter Optimization* (HPO) dilakukan pada jenis *optimizer* dan jumlah *neuron* pada *hidden layer*.

1.4 Tujuan penelitian

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

1. Menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* untuk klasifikasi data MRI Alzheimer.
2. Mengetahui tingkat akurasi dari setiap model arsitektur yang telah dilakukan *hyperparameter optimization* (HPO).

1.5 Sistematika penulisan

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

Bab I Pendahuluan

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

Bab II Landasan Teori

Pada bab ini berisi penjelasan teori yang mendukung terhadap penerapan metode yang digunakan. Teori tersebut antara lain adalah *Alzheimer*, *Artificial Neural Network*, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN), *CNN Architecture*, *Image Classification*, *Magnetic Resonance Imaging*, *Confusion Matrix*, dan juga penelitian terkait.

Bab III Metodologi Penelitian

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.

Pada bab ini berisi tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini. Langkah-langkah tersebut antara lain adalah pengumpulan data, preprocessing, deep learning, evaluasi dan analisis serta kesimpulan

Bab IV Analisa dan Perancangan

Pada bab ini membahas tentang analisa dan perancangan dari penerapan metode CNN yang akan digunakan sebagai dasar tahap implementasi yang akan dilaksanakan berikutnya.

Bab V Implementasi dan Pengujian

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

Bab VI Penutup

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



BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Alzheimer

Alzheimer adalah penyebab demensia yang paling umum terjadi. Gejala khusus demensia antara lain adalah kesulitan dalam mengingat, lupa bahasa, pemecahan masalah, dan keterampilan berpikir lainnya yang mempengaruhi kemampuan seseorang untuk melakukan kegiatan sehari-hari (*Alzheimer's Association*, 2020). Menurut *World Health Organization* (WHO), ada sekitar 50 juta orang yang menderita demensia pada tahun 2020 dan mencatatkan hampir 10 juta kasus baru di setiap tahunnya (WHO, 2020). Jumlah ini diperkirakan akan terus bertambah hingga melebihi 100 juta kejadian pada tahun 2050. Penyakit *Alzheimer* biasanya didiagnosis berdasarkan riwayat kesehatan seseorang, pola hidup dan riwayat kesehatan kerabat. Dalam mendiagnosis penyakit *Alzheimer* dibutuhkan evaluasi medis yang sangat cermat. Untuk mendeteksi *Alzheimer* para dokter juga melakukan pemindaian pada otak seperti *Computed Tomography* (CT), *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), *Positron Emission Tomography* (PET). *Alzheimer* seringkali sulit untuk dideteksi terutama pada stadium awal. Selain itu keakuratan tentang diagnosis sangat bergantung pada pengalaman ahli radiologi (Gunawardena et al., 2017).

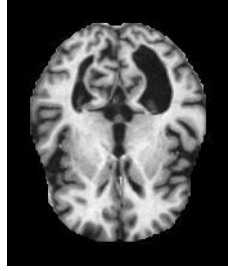
Data MRI *Alzheimer* diklasifikasikan ke dalam 4 kelas yaitu :

1. *Mild Demented*

Mild Demented adalah jenis demensia ringan, pada tahap ini masih memungkinkan individu untuk bekerja dan beraktivitas secara mandiri di berbagai area. Tetapi ada kemungkinan besar memerlukan bantuan dalam beberapa aktivitas mandiri agar tetap aman.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

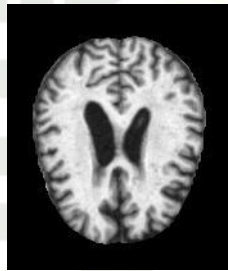
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan 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. 1 MRI Alzheimer Mild Demented

2 Moderate Demented

Moderate demented adalah jenis demensia sedang, tahap ini seringkali merupakan stadium terpanjang pada tahapan demensia. Individu mungkin mulai mengalami kesulitan berkomunikasi dan melakukan tugas ataupun kegiatan rutin, termasuk dalam aktivitas sehari-hari seperti mandi dan berpakaian. Pada tahap ini akan mulai mengalami perubahan kepribadian dan perilaku, termasuk agitasi.



Gambar 2. 2 MRI Alzheimer Moderate Demented

3 Non Demented

Non Dementia merupakan jenis otak normal yang tidak ada tanda-tanda demensia didalamnya.



Gambar 2. 3 MRI Alzheimer Non Demented

4 Very Mild Demented

Very Mild Dementia adalah jenis demensia yang paling ringan, pada tahapan ini masih memungkinkan seseorang bekerja dan beraktivitas secara mandiri,

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.

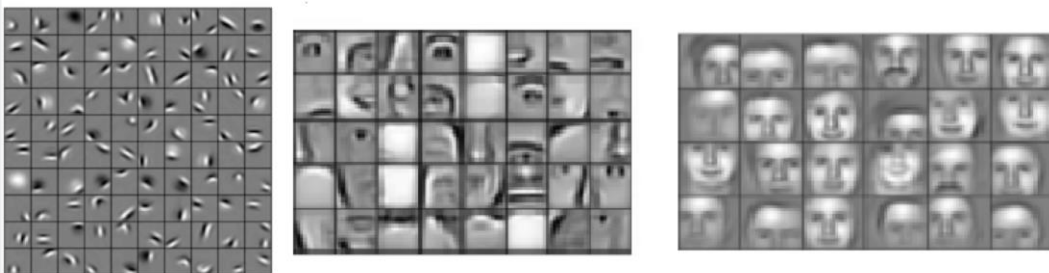
dan hanya kecil kemungkinan untuk memerlukan bantuan dalam beberapa aktivitas mandiri tersebut (*Alzheimer's Association*, 2020).



Gambar 2. 4 MRI Alzheimer Very Mild Demented

2.2 Deep Learning

Perkembangan komputasi seperti akselerasi *Graphics Processing Unit* (GPU) membuat peningkatan perhatian terhadap pemanfaatan teknologi GPU untuk algoritma pada *deep learning*. Teknologi ini memungkinkan melatih data dengan *neural networks* dalam jumlah besar secara efisien (Nishani & Cico, 2017). *Deep learning* terbukti bekerja lebih baik dalam melakukan ekstraksi fitur dalam suatu struktur data. Algoritma lain seperti pada *machine learning* melakukan penekanan lebih banyak tentang rekayasa fitur dan seleksi fitur yang akan digunakan. Hal ini secara signifikan sangat berbeda dengan *deep learning* dimana mesin secara otomatis akan melakukan ekstraksi fitur serta lebih menekankan pada proses komputasi yang paling efisien atau berguna untuk setiap arsitektur dan cara mengoptimalkan *hyperparameter* secara benar dan efisien untuk kemampuan generalisasi yang baik dari representasi yang dipelajari (Di et al., 2018).



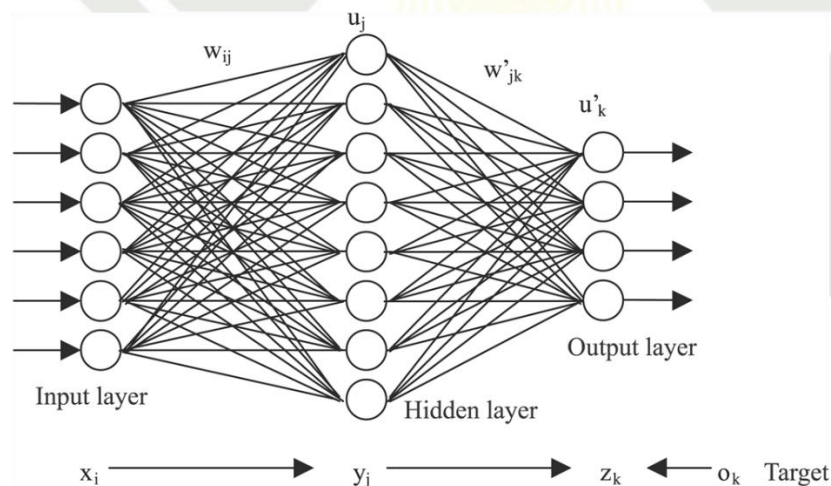
Gambar 2. 5 Ilustrasi Ekstraksi Fitur Pada *Deep Learning*

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.

2.3 Artificial Neural Network

Artificial neural network (ANN) merupakan representasi dari sistem saraf otak manusia, dimana setiap neuron dapat berkomunikasi antara satu dengan yang lain melalui akson sebagai koneksi yang menghubungkannya. *Neural network* dapat mempelajari data tidak terstruktur seperti data gambar, teks, dan data lainnya yang mampu mempelajari fitur pada data dan dapat melakukan prediksi (Xie et al., 2018). *Artificial Neural Network* memiliki model yang sulit dibaca dan dimengerti oleh manusia karena memiliki banyak layer. ANN memiliki konsep matematis yang cukup solid, kita akan kesulitan dan tidak bisa menganalisa proses kerja inferensi pada model ANN dikarenakan model *interpretability* nya yang rendah. Secara matematis, ANN diibaratkan sebuah graf yang memiliki neuron atau node(vertex), dan sinapsis (edge) yang operasi matematisnya mudah dijelaskan dalam notasi aljabar linear. Gambaran ANN dapat dilihat seperti Gambar 2.6. *Depth* atau kedalaman ANN dalam hal ini mengacu pada banyak jumlah layer. Sementara *width* atau lebar ANN mengacu terhadap jumlah unit di layer (Putra, 2020).



Gambar 2. 6 Struktur Artificial Neural Network

Arsitektur *artificial neural network* memiliki unit pemrosesan saling terhubung satu sama lain. Arsitektur nya terdiri dari :

2.3.1 Layers

Layers pada *neural network* terdiri atas beberapa lapisan. Jumlah lapisan ini tergantung dan sangat bervariasi. Secara umum ada tiga jenis lapisan *layers* Setiap lapisan terdiri dari node individu dan jumlah ini node bergantung pada persyaratan

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.

lapisan dan *neural network* secara keseluruhan. Layers yang ada di *neural network* terdiri sebagai berikut (Anwarul & Joshi, 2020):

a. Input layer

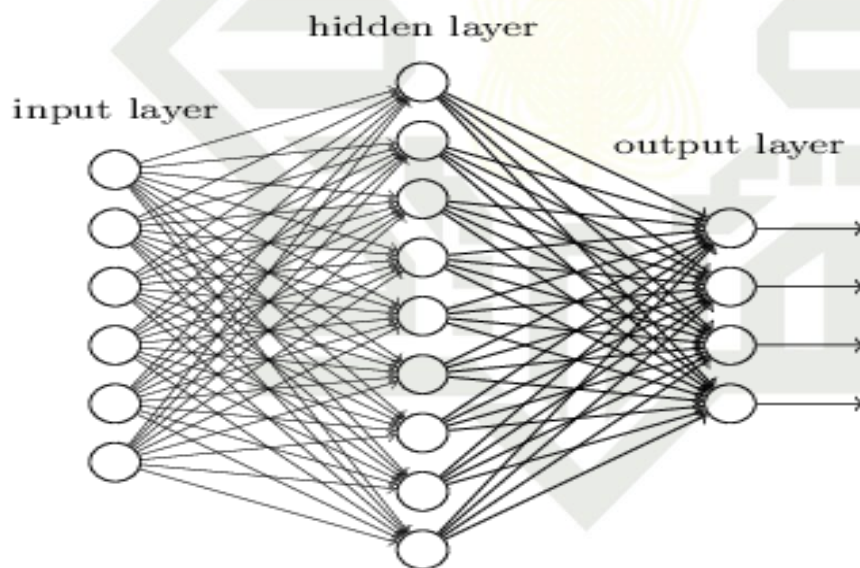
lapisan paling awal dari *neural network* adalah input layer. *Neural network* memerlukan data inputan untuk melakukan operasi dan pembelajaran dan akan diteruskan kepada layer berikutnya.

b. Hidden layer

Pada lapisan ini *neural network* melakukan penghitungan. Setiap *node* pada *hidden layer* memiliki *activation function*. Jumlah *hidden layer* sangat tergantung dengan jumlah tugas yang ada.

c. Output layer

Lapisan paling akhir dari *neural network* adalah output layer. Lapisan ini merupakan lapisan yang berisi tentang hasil akhir dari semua proses perhitungan dan komputasi.



Gambar 2. 7 Bagian Layer Neural Network.

Berdasarkan pada Gambar 2.6 dapat dibuat persamaan sebagai berikut.

$$y = f \left(\sum_k x_i w_{iy} + b \right)$$

Rumus 2. 1 Perhitungan Neural Network

Keterangan :

w_{iy} = Weight (Bobot)

Y = Output

F = fungsi aktivasi

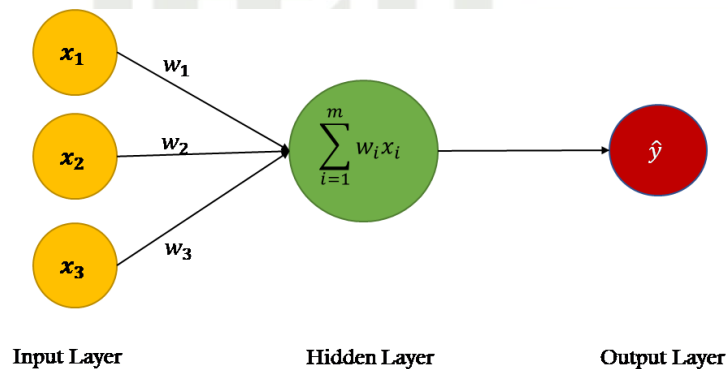
X = Input

b = bias

Berikut adalah bentuk arsitektur layer dari *Artificial Neural Network* (Aggarwal, 2018):

1. Single Layer Network

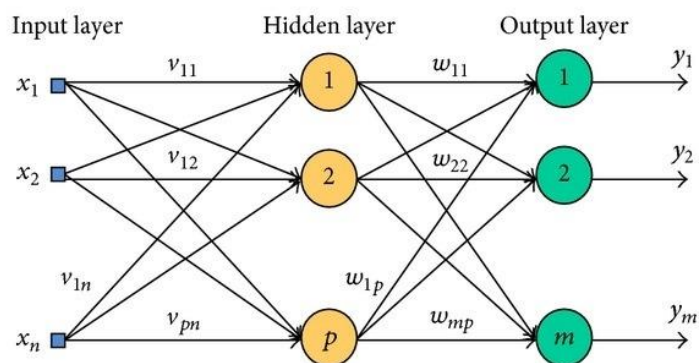
Single Layer Network memiliki satu layer yang terdiri dari beberapa *Neuron*. Jenis ini merupakan *neural network* yang paling sederhana dan disebut sebagai *perceptron*.



Gambar 2. 8 Single Layer

2. Multilayer Network

Multilayer network memiliki beberapa *layers*. Umumnya terdiri dari tiga *layers* yaitu: *input layers*, *hidden layers*, dan *output layers*.



Gambar 2. 9 Multi Layer

3. Competitive Layer Network

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

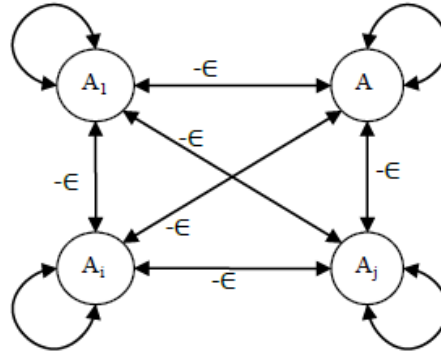
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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.

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.

Competitive Layer Network memiliki hubungan antar jaringan yang tidak terlihat. Jaringan ini saling terhubung dengan *weight* atau bobot yang bernilai $-\epsilon$.



Gambar 2. 10 *Competitive Layer*

2.3.2 Nodes

Unit pemrosesan individu di setiap layer disebut node dalam arsitektur *neural network*. Node pada dasarnya menerapkan "fungsi aktivasi" yang diberi masukan, dan memutuskan apakah node akan aktif atau tidak (Mukhopadhyay, 2018).

2.3.3 Dense Connections

Dalam *neural network* setiap dense memiliki koneksi hubungan untuk dapat berkomunikasi antara satu dengan yang lain. Pada setiap koneksi antar *nodes* memiliki bobot sebagai kekuatan koneksi antara dua *nodes*. Untuk kasus sederhana *neural network feed-forward*, informasi ditransfer secara berurutan dalam satu arah dari masukan ke lapisan output. Karena itu, setiap node dalam sebuah lapisan terhubung langsung ke semua node di lapisan sebelumnya (Morgan, 2019).

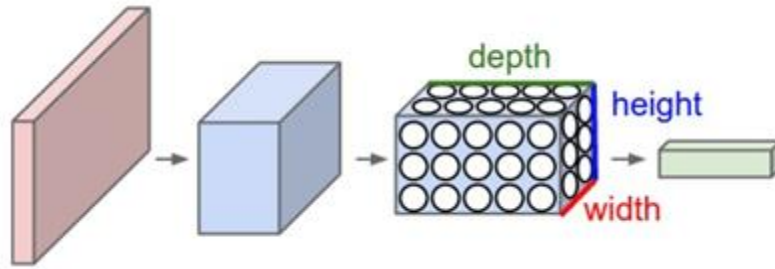
2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode pada *deep learning*, metode ini dirancang untuk mengatasi permasalahan yang ada pada metode *Artificial Neural Network* (ANN), pada metode ANN yang bersifat *fully connected* memerlukan ruang yang besar untuk data dan daya komputasi yang sangat tinggi. Selain itu terlalu banyaknya parameter pada ANN juga akan selalu menyebabkan *overfitting* yang berakibat tidak efisiennya metode ini. Sementara itu metode CNN bekerja dengan baik pada input data yang tidak terstruktur seperti data gambar, CNN mengatur data masukan seperti tensor tiga dimensi yang mewakili

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

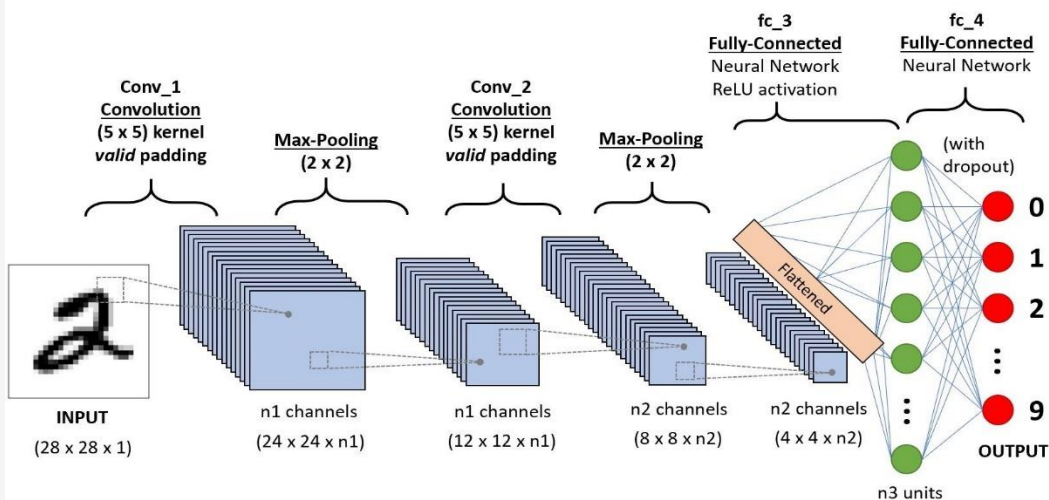
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

lebar, tinggi, dan kedalaman. Untuk mencegah terlalu banyaknya parameter, setiap volume yang masuk dalam suatu lapisan dihubungkan hanya ke wilayah yang relevan untuk volume lapisan berikutnya. Ini memastikan bahwa dengan bertambahnya jumlah lapisan, setiap *neuron* memiliki pengaruh lokal. Sehingga lapisan keluaran mampu mengurangi gambar input berdimensi tinggi menjadi satu vektor kelas *output* (Di et al., 2018).



Gambar 2. 11 Dimensi CNN

Convolutional Neural Networks memiliki keutamaan dalam mendapatkan aspek yang paling informatif dan bisa melakukan prediksi pada suatu objek misalnya gambar, suara, teks dan sebagainya. Kontribusi CNN secara umum terletak pada *convolution* dan *pooling layer*. *Convolution* berfungsi untuk mengumpulkan aspek paling informatif sehingga mengurangi besarnya ukuran dimensi pada data dan mengurangi kompleksnya perhitungan. Sedangkan *pooling layer* berfungsi untuk melakukan ekstraksi untuk mendapatkan informasi yang paling informatif setelah dilakukannya proses *convolution* (Putra, 2020).



Gambar 2. 12 Proses convolutional neural network

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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.

2.4.1 Convolution

Lapisan pertama dari CNN adalah *convolution*, salah satu blok CNN yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur-fitur penting dari sebuah gambar. Seperti yang kita ketahui bahwa setiap gambar diwakili oleh nilai piksel sebuah matriks. Pada operasi *convolution* menerapkan matriks filter untuk ekstraksi fitur. Pada dasarnya proses ini melakukan pergeseran ke seluruh matriks *input* dengan melakukan perkalian dan menjumlahkan hasilnya sehingga membuat sebuah matriks baru yang dinamakan *feature map*. Dalam melakukan (Ravichandiran, 2019).

$$\frac{(W - F + 2P)}{S} + 1$$

Rumus 2. 2 Convolutional Layer

Keterangan:

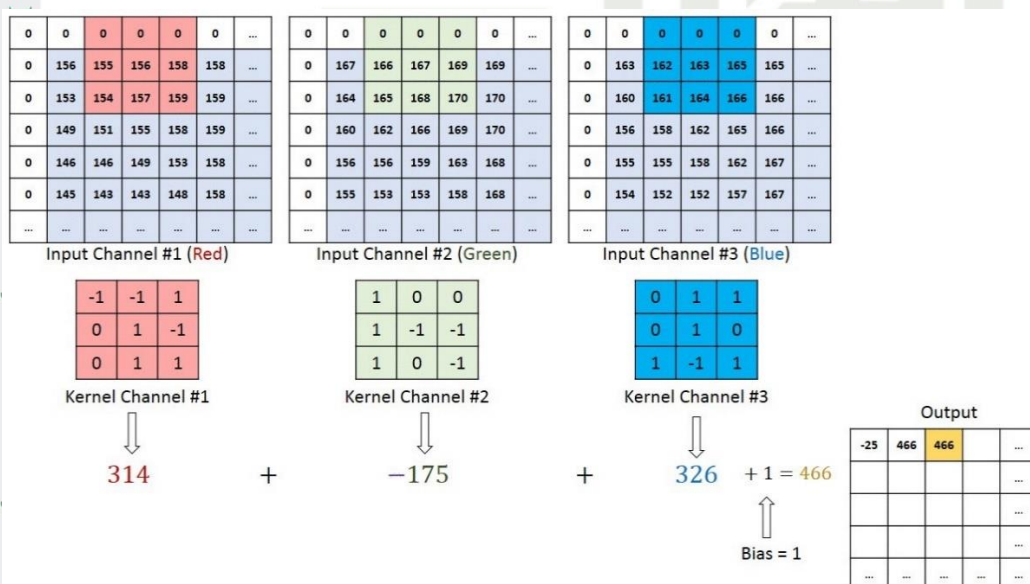
W = Volume gambar

F = Filter

P = Padding

S = Stride

Berikut adalah gambaran dari proses operasi konvolusi pada sebuah gambar:

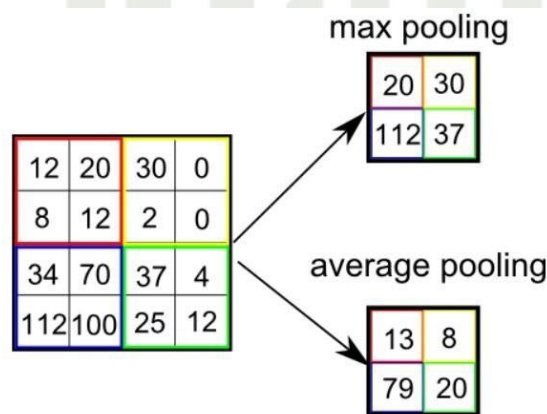


Gambar 2. 13 Operasi Convolution pada sebuah gambar

2.4.2 Pooling Layer

Pada operasi konvolusi, akan menghasilkan matriks baru yaitu *feature map*, akan tetapi dimensi yang dihasilkan masih terlalu besar, maka perlu dilakukan sebuah proses penggabungan atau *pooling operation*. Hal ini bertujuan untuk mengurangi dimensi dari *feature map* dan mampu menyimpan detail informasi penting. Operasi *pooling* ini disebut juga dengan operasi *subsampling* atau *downsampling*. Dengan demikian *pooling layer* ini sangat efektif untuk mengurangi jumlah dimensi dan mempertahankan fitur-fitur penting (Ravichandiran, 2019).

Ada berbagai jenis *pooling layer*, diantaranya adalah *max pooling* dan *average pooling*. Gambaran keduanya dapat direpresentasikan sebagai berikut:



Gambar 2. 14 *max pooling* dan *average pooling*

Pada *max pooling layer*, matriks diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum dari operasi pergeseran filter pada matriks *input*. Sedangkan pada *average pooling* matriks diperoleh dengan cara menjumlahkan semua nilai dari matriks input dan mengambil nilai rata-ratanya. Proses ini tentu akan sangat mengurangi perhitungan dimensi dan dapat mempertahankan detail informasi penting (Ravichandiran, 2019).

2.4.3 Activation Functions

Activation functions memiliki peran yang sangat penting pada *Neural Networks*. Fungsi aktivasi ini berfungsi untuk menentukan *neurons* (disebut juga sebagai *nodes*) aktif atau tidak pada *neural networks*. Fungsi aktivasi ini tidak ada pada *neurons input layer*, hanya terdapat pada *neurons hidden layer* dan *output layer*. *Activation function* digunakan untuk memperkenalkan *non-linear* ke dalam *neural network*, karena jika kita tidak menerapkan fungsi aktivasi maka neuron

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.

akan memiliki fungsi linear dan menyerupai regresi linear. Transformasi *non-linear* yang ada pada fungsi aktivasi diterapkan untuk mempelajari pola yang kompleks dalam data (Ravichandiran, 2019).

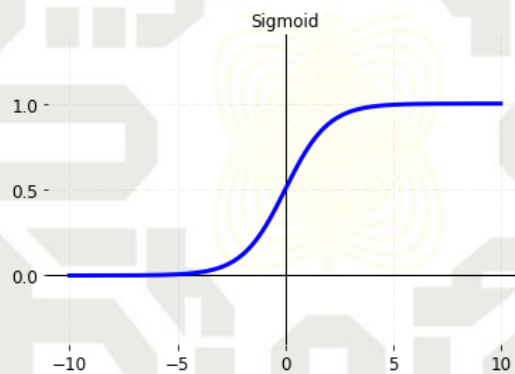
Ada beberapa fungsi aktivasi, meliputi *linear* dan *non-linear*. Berikut adalah beberapa fungsi aktivasi *non-linear* yang paling umum digunakan :

1. Sigmoid

Sigmoid merupakan salah satu fungsi aktivasi yang paling umum digunakan untuk klasifikasi 2 kelas. Fungsi ini melakukan skala dengan rentang nilai antara 0 dan 1, berikut adalah persamaan fungsi aktivasi *sigmoid* :

$$f_{\text{sigm}}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Rumus 2. 3 Sigmoid



Gambar 2. 15 Sigmoid Activation function

2. Tanh

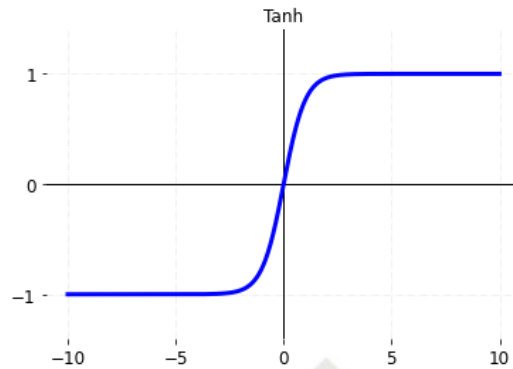
Fungsi aktivasi *Tanh* memiliki rentang nilai antara -1 hingga 1. Persamaan dari fungsi aktivasi *Tanh* adalah sebagai berikut:

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

Rumus 2. 4 Tanh

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. 16 Tanh Activation function

3. Softmax

Fungsi aktivasi *softmax* pada dasarnya adalah generalisasi dari fungsi aktivasi *sigmoid* yang biasa digunakan untuk *multiclass classification* di *neural networks*. Fungsi ini memberi peluang atau probabilitas untuk setiap kelas menjadi nilai output. Dengan demikian jumlah dari nilai fungsi *softmax* akan selalu sama dengan 1. Berikut persamaan fungsi aktivasi *softmax* :

$$f_j(z) = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$$

Gambar 2. 17 Rumus persamaan *softmax activation function*

Keterangan

j = indeks *neuron* keluaran (z) yang dihitung

k = indeks semua *neuron* dalam kelompok.

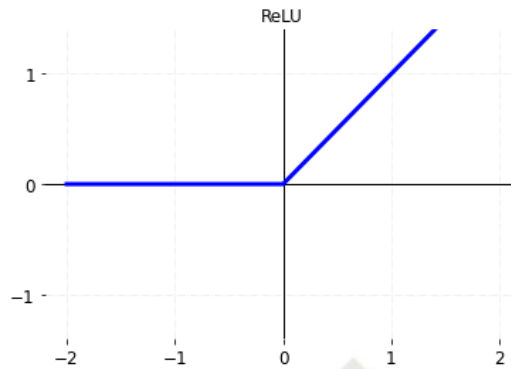
z = *neuron* output.

4. ReLU

ReLU atau *Rectified Linear Unit* merupakan fungsi aktivasi yang mempunyai nilai output dari 0 sampai tak hingga. Artinya fungsi aktivasi ini mengembalikan nilai 0 ketika nilai x kurang dari 0 dan mengembalikan nilai x ketika nilai x lebih besar atau sama dengan 0. Berikut adalah persamaan dari fungsi ReLU:

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

Rumus 2. 5 relu



Gambar 2. 18 Relu Activation function

2.4.4 Optimization

Optimization atau optimasi adalah kunci bagaimana *neural network* bisa belajar. Belajar maksudnya disini pada dasarnya adalah proses optimasi. Hal ini mengacu pada proses untuk meminimalkan *error*, *cost* dan juga menemukan lokasi *error* paling sedikit. Kemudian menyesuaikan koefisien *neural network* dengan *step by step*. Pendekatan optimasi yang sangat mendasar adalah *gradient descent*, namun juga ada beberapa variasi optimasi yang melakukan pekerjaan serupa tetapi dengan sedikit peningkatan yang ditambahkan. Sebagai contoh *Tensorflow* menyediakan beberapa opsi untuk pengoptimalan model antara lain ada *Gradient Descent Optimizer*, *Adam Optimizer*, *RMSProp Optimizer*, *Adagrad Optimizer*, *Ftrl Optimizer* dan *Momentum Optimizer* (Di et al., 2018).

2.4.4.1 Gradient Descent

Gradient descent adalah algoritma optimasi paling umum yang mampu menemukan solusi optimal untuk berbagai permasalahan. Gagasan umum *gradient descent* adalah mengubah parameter secara iteratif untuk meminimalkan *cost function*. *Gradient descent* mengukur *gradient* lokal dari *error function* sehubungan dengan parameter vector θ , dan bergerak ke arah *gradient* menurun. Setelah nilai *gradient* 0 maka anda telah mencapai titik minimum. Masalah utama dengan *gradient descent* adalah kenyataan bahwa ia menggunakan seluruh set pelatihan untuk menghitung gradien di setiap langkah, yang membuatnya sangat lambat ketika set pelatihan besar. Sebagai solusi *Stochastic Gradient Descent* (SGD) datang dengan hanya mengambil instance secara acak dalam set pelatihan di setiap langkah dan hanya menghitung gradien berdasarkan pada instance tunggal

itu. Hal ini jelas membuat algoritma lebih cepat karena memiliki sangat sedikit data untuk dimanipulasi pada setiap iterasi. Ini juga memungkinkan untuk melatih pada set pelatihan yang besar, karena hanya satu instance yang perlu ada di memori pada setiap iterasi (Geron, 2019).

2.4.4.2 RMSProp

Dalam melatih *deep neural network* yang sangat besar waktunya tentu bisa sangat lambat. Ada banyak cara untuk mempercepat proses *training neural network* ini antara lain adalah penggunaan optimizer yang lebih cepat dari optimizer *gradient descent* biasa. Salah satunya adalah RMSProp *optimizer*. Berbeda dengan *gradient descent* yang hanya mengambil langkah kecil teratur untuk menuruni bukit (meminimalkan *cost*) yang akan membutuhkan lebih banyak waktu untuk mencapai bagian bawah. RMSProp *optimizer* memanfaatkan ide momentum sehingga akan lebih cepat pergerakannya dibandingkan dengan *gradient descent*. RMSProp memperbaikinya dengan dengan hanya mengumpulkan gradien dari iterasi terbaru, dia melakukannya dengan menggunakan peluruhan eksponensial pada langkah pertama. Pada Faktanya RMSprop adalah algoritma pengoptimalan yang disukai banyak peneliti hingga pengoptimalan Adam muncul (Geron, 2019).

2.4.4.3 Adam

Adam merupakan singkatan dari *adaptive moment estimation*, yang menggabungkan ide-ide optimasi momentum dan RMSProp. Yaitu seperti halnya optimasi momentum, ia melacak rata-rata penurunan eksponensial dari gradien masa lalu, dan seperti RMSProp yang melacak rata-rata peluruhan eksponensial dari kuadrat masa lalu gradien (Geron, 2019).

2.4.5 Batch Normalization

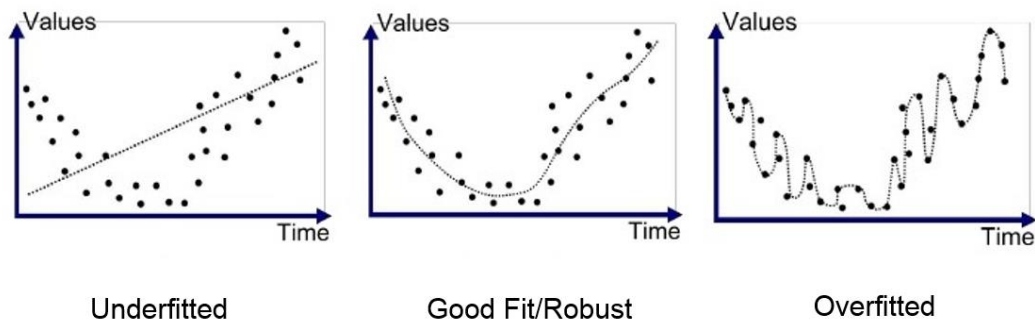
Melakukan pelatihan pada *deep neural network* dengan puluhan layer adalah hal yang menantang karena pelatihan dengan metode ini sangat sensitif terhadap inisialisasi bobot awal secara *random* dan konfigurasi algoritma pembelajarannya. Salah satu kesulitan yang dialami adalah distribusi input ke layer *deep neural network* dapat berubah setelah setiap *mini-batch* bobot diperbarui. Hal ini tentu menyebabkan algoritma pembelajaran akan selamanya mengejar target yang bergerak. Perubahan dalam distribusi input ke layer pada *deep neural network*

disebut juga dengan *internal covariate shift*. *Batch normalization* adalah metode terbaru untuk mengatasi yang *vanishing gradient* yang digunakan untuk melakukan normalisasi *input* pada setiap lapisan, yang bertujuan untuk mengatasi permasalahan *internal covariate shift* (Brownlee, 2016).

Batch normalization hanya menambahkan dua parameter ekstra per aktivasi, dan mempertahankan kemampuan representasi jaringan. Jaringan yang dihasilkan akan lebih toleran terhadap peningkatan kecepatan pelatihan, dan seringkali tidak memerlukan *dropout regularization*. Hanya menambahkan *Batch Normalization* ke model klasifikasi gambar akan menghasilkan percepatan yang substansial dalam pelatihan. Selain itu, dengan menggabungkan beberapa model yang dilatih dengan *Batch normalization* akan bekerja lebih baik (Ioffe & Szegedy, 2015).

2.4.6 Dropout Regularization

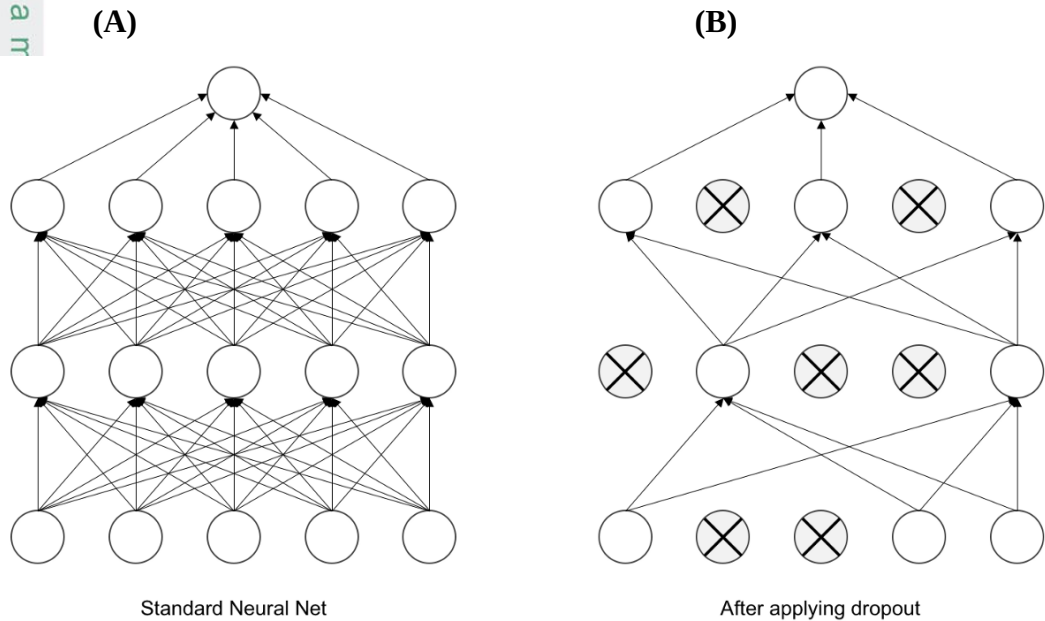
Masalah yang sering dihadapi oleh para peneliti di bidang *machine learning* salah satunya adalah *overfitting*. *Overfitting* dapat terjadi ketika model yang dibangun pada data pelatihan tidak dapat digeneralisasi ketika direpresentasikan dengan berbagai contoh lain pada saat proses *testing* data. Salah satu cara untuk mengatasi masalah *overfitting* adalah menggunakan regularisasi.



Gambar 2. 19 Regularisasi

Regulasi merupakan sebuah proses untuk melakukan pembatasan koefisien ke nol. Secara sederhana regularisasi dapat diartikan sebagai teknik untuk menghukum atau membatasi koefisien yang dipelajari sehingga nilai yang dihasilkan cenderung ke nol. Untuk mencapai tujuan ini perlu menerapkan teknik dropout. *Dropout* merupakan teknik regularisasi umum yang diterapkan secara acak "dropping" beberapa *neuron* selama gerakan *forward* and *backward*. Untuk

menerapkan *dropout*, kita menentukan probabilitas *neuron* yang didropped sebagai sebuah parameter. Dengan dropping neuron secara acak, dapat kita pastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi lebih baik dan menjadi sedikit lebih fleksibel (Xie et al., 2018).



Gambar 2. 20 (A) Neural network (B) Neural network setelah dropout

2.4.7 Flatten

Flatten adalah proses mengubah matriks hasil dari *pooling layer* $n \times n$ kedalam bentuk matriks $n \times 1$. Hasil dari *flatten* ini yang akan digunakan sebagai inputan atau masukan dalam proses selanjutnya yaitu klasifikasi (Ganegedara, 2018).

2.4.8 Arsitektur CNN

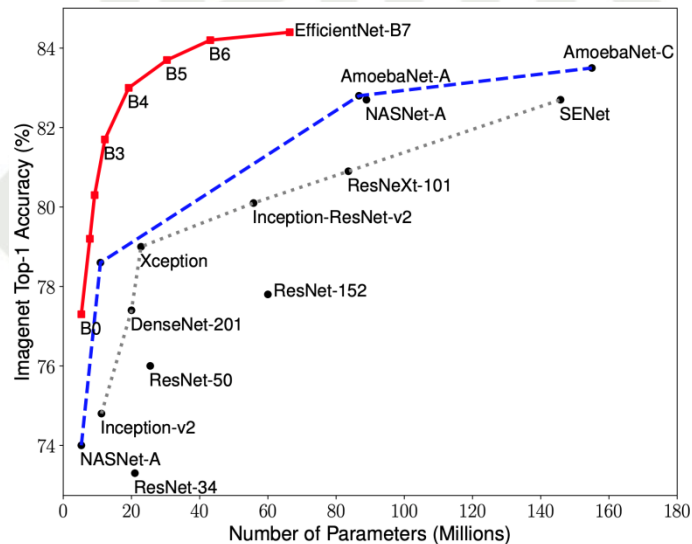
2.4.8.1 EfficientNet

EfficientNet merupakan arsitektur CNN yang diusulkan oleh (Tan & Le, 2019). Arsitektur ini mencoba menyelesaikan permasalahan dalam pelatihan data menggunakan metode CNN. Umumnya, pelatihan menggunakan metode CNN memakan cukup banyak waktu karena besarnya jumlah parameter pada arsitektur dan terbatas pada lapisan tertentu. Pada penelitian yang dilakukan oleh Tan & Le yang secara sistematis mempelajari penskalaan dan identifikasi model CNN menjelaskan bahwa pentingnya keseimbangan *depth*, *width*, dan *resolution* untuk menghasilkan kinerja model yang optimal. Dalam beberapa penelitian tentang

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.

arsitektur pada *ImageNet* sebelumnya, biasanya hanya melakukan penskalaan pada satu dari tiga dimensi *depth*, *width* dan *resolution*. Meskipun tetap memungkinkan untuk melakukan penskalaan dua atau tiga dimensi secara sembarangan, cara ini tentu membutuhkan penyetelan manual yang membosankan dan seringkali masih menghasilkan akurasi dan efisiensi yang kurang optimal. Oleh karena itu sangat penting memperhatikan keseimbangan semua dimensi *depth*, *width*, dan *resolution*. Keseimbangan tersebut dapat dicapai dengan hanya menskalakan masing-masing dimensi dengan rasio konstan. Tidak seperti praktik konvensional yang mengubah skala factor secara sembarangan, metode pada *EfficientNet* ini menskalakan *depth*, *width*, dan *resolution* dengan satu set koefisien penskalaan tetap. *EfficientNet* juga memiliki keunggulan dari segi kecilnya jumlah parameter serta akurasi yang tinggi.



Gambar 2. 21 Grafik Akurasi Arsitektur ImageNet (Tan & Le, 2019)

Arsitektur *EfficientNet* secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya dengan *EfficientNet-B7* yang mencapai top-1 accuracy 84.3% sekaligus menjadikannya the new state of the art untuk kompetisi ILSVRC di tahun 2019. Untuk arsitektur *EfficientNet-B0* merupakan arsitektur *EfficientNet* dengan jumlah parameter paling sedikit sebanyak 5.3 juta parameter yang membuat arsitektur ini juga mempunyai waktu komputasi paling ringan diantara arsitektur *EfficientNet* lainnya. Arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki top-1 accuracy 77.1% yang jumlah parameternya 4.9 kali lebih kecil dari arsitektur *ResNet-50* dengan top-1 accuracy

76.0% (He et al., 2015) dan 2.6 kali lebih kecil dari arsitektur DenseNet-169 dengan top-1 accuracy 76.2% (Huang et al., 2018)

Model	Top-1 Acc.	Top-5 Acc.	#Params	Ratio-to-EfficientNet	#FLOPS	Ratio-to-EfficientNet
EfficientNet-B0	77.3%	93.5%	5.3M	1x	0.39B	1x
ResNet-50 (He et al., 2016)	76.0%	93.0%	26M	4.9x	4.1B	11x
DenseNet-169 (Huang et al., 2017)	76.2%	93.2%	14M	2.6x	3.5B	8.9x
EfficientNet-B1	79.2%	94.5%	7.8M	1x	0.70B	1x
ResNet-152 (He et al., 2016)	77.8%	93.8%	60M	7.6x	11B	16x
DenseNet-264 (Huang et al., 2017)	77.9%	93.9%	34M	4.3x	6.0B	8.6x
Inception-v3 (Szegedy et al., 2016)	78.8%	94.4%	24M	3.0x	5.7B	8.1x
Xception (Chollet, 2017)	79.0%	94.5%	23M	3.0x	8.4B	12x
EfficientNet-B2	80.3%	95.0%	9.2M	1x	1.0B	1x
Inception-v4 (Szegedy et al., 2017)	80.0%	95.0%	48M	5.2x	13B	13x
Inception-resnet-v2 (Szegedy et al., 2017)	80.1%	95.1%	56M	6.1x	13B	13x
EfficientNet-B3	81.7%	95.6%	12M	1x	1.8B	1x
ResNeXt-101 (Xie et al., 2017)	80.9%	95.6%	84M	7.0x	32B	18x
PolyNet (Zhang et al., 2017)	81.3%	95.8%	92M	7.7x	35B	19x
EfficientNet-B4	83.0%	96.3%	19M	1x	4.2B	1x
SENet (Hu et al., 2018)	82.7%	96.2%	146M	7.7x	42B	10x
NASNet-A (Zoph et al., 2018)	82.7%	96.2%	89M	4.7x	24B	5.7x
AmoebaNet-A (Real et al., 2019)	82.8%	96.1%	87M	4.6x	23B	5.5x
PNASNet (Liu et al., 2018)	82.9%	96.2%	86M	4.5x	23B	6.0x
EfficientNet-B5	83.7%	96.7%	30M	1x	9.9B	1x
AmoebaNet-C (Cubuk et al., 2019)	83.5%	96.5%	155M	5.2x	41B	4.1x
EfficientNet-B6	84.2%	96.8%	43M	1x	19B	1x
EfficientNet-B7	84.4%	97.1%	66M	1x	37B	1x
GPipe (Huang et al., 2018)	84.3%	97.0%	557M	8.4x	-	-

Gambar 2. 22 Perbandingan Arsitektur ImageNet (Tan & Le, 2019)

Berikut adalah gambar dari arsitektur *Efficientnet-B0*



Gambar 2. 23 Arsitektur *EfficientNet-B0*

Tahapan-tahapan dari arsitektur *EfficientNet* adalah sebagai berikut :

1. Stage 1
 - a. Dilakukan operasi *convolutional* dengan kernel 3 x 3 menghasilkan *feature maps* dengan 32 channel.
 - b. Dilakukan operasi *batch normalization*.
 - c. Kemudian dilakukan proses *activation function* ReLU.
2. Stage 2
 - a. Pada tahap ini dilakukan operasi *Depth Wise Convolutional* dengan kernel 3 x 3 menghasilkan *feature maps* dengan 16 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 mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- c. Kemudian dilakukan proses *activation function* ReLU.
- d. Kemudian dilakukan *Global Average Pooling*.
- e. Kemudian dilakukan *reshape*.
- f. Kemudian dilakukan 2 kali *Convolutional* dengan filter 3 x 3 menghasilkan *feature maps* dengan 16 *channels*.
- g. Kemudian dilakukan *Multiply*.
- h. Dilakukan *Batch Normalization*.

3. Stage 3

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 menghasilkan *feature maps* dengan 24 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 3 x 3

4. Stage 4

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 5 x 5 menghasilkan *feature maps* dengan 40 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 5 x 5.
- e. Dilakukan proses dropout.

5. Stage 5

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 3 x 3 menghasilkan *feature maps* dengan 80 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 3 x 3.

6. Stage 6

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 5 x 5 menghasilkan *feature maps* dengan 112 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 5 x 5.

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.

- e. Dilakukan proses dropout.

7. Stage 7

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan *filter* 5×5 menghasilkan *feature maps* dengan 192 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 5×5 .
- e. Dilakukan proses dropout.

8. Stage 8

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan *filter* 3×3 menghasilkan *feature maps* dengan 320 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 3×3 .

9. Stage 9

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan *filter* 1×1 menghasilkan *feature maps* dengan 1280 *channels*.
- b. Dilakukan *Average Pooling*.
- c. Kemudian dilanjutkan ke tahapan klasifikasi di *fully connected layer*..

2.5 Fully Connected Layer

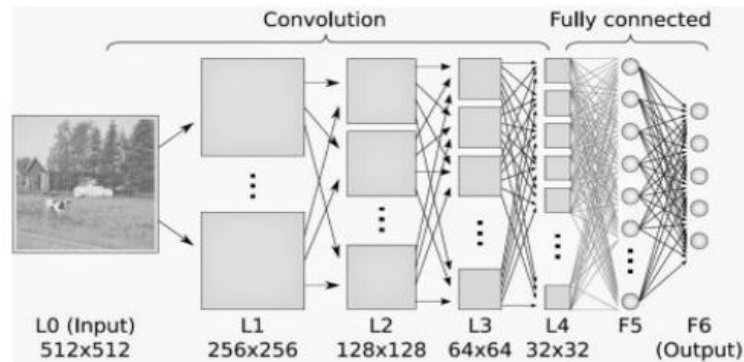
Pada metode CNN memiliki beberapa lapisan yaitu *convolution layer* dan *pooling layer*. Lapisan ini mengekstrak fitur dari gambar *input* dan menghasilkan *feature map*, artinya CNN ini hanyalah sebuah fitur ekstraktor. Maka diperlukan algoritma yang dapat mengklasifikasikan fitur yang telah diekstrak tadi. *Fully Connected Layer* adalah *Neural Network* biasa yang bisa dijadikan sebagai algoritma untuk melakukan klasifikasi (Ravichandiran, 2019).

Pada lapisan konvolusi, *neuron* terhubung hanya wilayah lokal di input, dan banyak *neuron* dalam parameter berbagi volume *convolution*. *Fully connected layer* sering digunakan dalam dua lapisan terakhir dengan fungsi softmax untuk menggantikan fungsi aktivasi lainnya untuk probabilitas keluaran. *Fully connected layer* bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear (Ganegedara, 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.

Fully-Connected (FC) layer



Gambar 2. 24 Koneksi antara convolution layer dan fully connected layer

$$y = f(X^T w + b)$$

Rumus 2. 6 Rumus Persamaan

Keterangan :

y = Output

f = nonlinear function

X = input

w = bobot

b = bias

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix dapat digunakan sebagai alat ukur performa suatu model klasifikasi. Baik atau tidaknya performa suatu model dapat dilihat dari parameter pengukuran performanya, yaitu tingkat akurasi, recall, dan presisi. Untuk menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matrik yang biasa disebut confusion matriks. *Confusion matrix* juga sering disebut *error matrix*. Pada dasarnya *confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion matrix* berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui (Adrian, 2017). Gambar dibawah ini merupakan *confusion matrix* dengan 4 kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda. Terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi

pada *confusion matrix*. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Perhatikan gambar dibawah ini:

	Predicted 0	Predicted 1
Actual 0	TN	FP
Actual 1	FN	TP

Gambar 2. 25 *Confusion matrix*

Keterangan:

TP = jumlah data positif yang diprediksi benar.

TN = jumlah data negatif yang diprediksi benar.

FN = jumlah data negatif yang diprediksi salah.

FP = jumlah data positif yang diprediksi salah.

Ada beberapa rumus persamaan yang menggunakan nilai diatas, sebagai berikut:

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

Rumus 2. 7 Akurasi

2. Recall / Sensitivity

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

Rumus 2. 8 sensitivity

3. Specificity

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

Rumus 2. 9 specificity



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.

4. ROC (*Receiver Operating Characteristic*) Curve dan AUC (*Area Under the Curve*)

ROC merupakan metric evaluasi untuk mengukur performa masalah klasifikasi dalam menentukan ambang batas atau *threshold* dari sebuah model. Jadi ROC berfungsi untuk menentukan *threshold* yang paling baik. Semua kemungkinan *threshold* dapat di *plot* dalam ROC *graph*. Untuk memplotkan kurva ROC maka terlebih dahulu harus menghitung *True Positive Rate* (TPR) terhadap *False Positive Rate* (FPR) untuk berbagai *threshold*. Sumbu X merepresentasikan FPR dan sumbu y merepresentasikan TPR, jadi semakin tinggi TPR dan semakin rendah FPR maka *threshold* nya semakin bagus. AUC merupakan luas area di bawah kurva ROC. AUC dapat mempermudah melakukan perbandingan antar model. Semakin tinggi nilai AUC berarti mengindikasikan semakin bagus performa suatu model.

$$TPR/Sensitivity/Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = 1 - Specificity$$

$$= \frac{FP}{TN + FP}$$

Rumus 2. 10 ROC Curve

2.7 Penelitian terkait

Berikut ini adalah tabel penelitian terkait yang berisi kumpulan jurnal tentang penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian pada tugas akhir kali ini.

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait

No	Tahun	Judul	Nama Peneliti	Metode	Hasil
1	2018	<i>Intelligent Alzheimer's Detector using</i>	Mukul Puranik, Himanshu	<i>Convolutional Neural Network</i>	Tingkat akurasi yang dihasilkan dari arsitektur



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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		<i>Deep Learning</i>	Shah, Keval Shah, Sudhir Bagul	(CNN) menggunakan arsitektur <i>Inception- ResNet-V2</i>	<i>Inception ResNet-V2</i> adalah 98.41 %
	2019	<i>Classification of Alzheimer's Disease from MRI Data Using an Ensemble of Hybrid Deep Convolutional Neural Networks</i>	Emimal Jabason, M. Omair Ahmad, M.N.S. Swamy	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur <i>DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201</i>	Hasil terbaik untuk 10 - fold cross validation akurasi untuk arsitektur <i>DenseNet121</i> 88.32%, <i>DenseNet169</i> 92.23%, <i>DenseNet201</i> 95.23%
	2019	<i>Alzheimer's Disease Classification Using Deep Convolutional Neural Network</i>	Blessy C Simon, Baskar D, Dr.Jayanthi V S	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur Alexnet, Resnet-18, Google Net	CNN model (kecuali Google Net), berhasil mendeteksi <i>Alzheimer's MRI</i> dengan sensitivitas di atas 90%.
4	2018	Klasifikasi <i>Alzheimer Dan Non Alzheimer</i> Menggunakan <i>Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-</i>	Dian C. R. Novitasari, Wahyu T. Puspitasari, Putri Wulandari,	<i>Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support</i>	Identifikasi penyakit <i>Alzheimer</i> menggunakan <i>Fuzzy C-Means</i> untuk segmentasi



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 milik UIN Suska Riau		<i>Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine</i>	A. Z. Foeady, M. Fahrur Rozi	<i>Vector Machine</i>	fitur, <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> untuk proses ekstraksi fitur sedangkan untuk klasifikasi menggunakan <i>Support Vector Machine</i> diperoleh hasil terbaik dengan nilai akurasi 93,33%.
	5	2020	Deteksi Penyakit <i>Alzheimer</i> Menggunakan Algoritma <i>Naïve Bayes</i> dan <i>Correlation Based Feature Selection</i>	Siti Khotimatul Wildah, Sarifah Agustiani, M. Rangga Ramadhan S, Windu Gata, Hendri Mahmud Nawawi	<i>Naïve Bayes</i> dan <i>Correlation Based Feature Selection</i> Algoritma <i>Naïve Bayes</i> dengan seleksi atribut menggunakan <i>Correlation Based Feature Selection</i> diperoleh nilai akurasi sebesar 94,64% dan nilai AUC sebesar 0,945%
	6	2020	<i>EfficientNet: Rethinking Model Scaling for</i>	Mingxing Tan & Quoc V. Le	<i>EfficientNet</i> <i>EfficientNet-B7</i> memperoleh <i>state-of-the-art</i> dengan 84.3%

<i>top-1 accuracy</i> pada data <i>ImageNet</i>			<i>Convolutional Neural Networks</i>	
© Hak cipta milik 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.

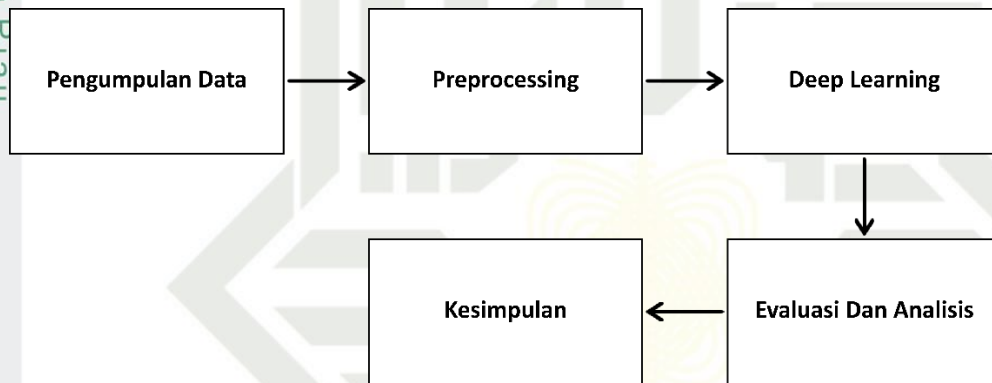


1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan 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 memerlukan alur dari proses-proses pada setiap tahapan. Metodologi penelitian adalah pedoman yang menjadi acuan dari setiap tahapan dalam melakukan penelitian. Alur setiap proses menjadi pedoman dari tahap awal penelitian hingga selesai. Metodologi penelitian bertujuan agar tahapan-tahapan yang dilakukan berjalan secara terstruktur. Berikut adalah tahapan dalam penelitian ini:



Gambar 3. 1 Diagram Metodologi Penelitian

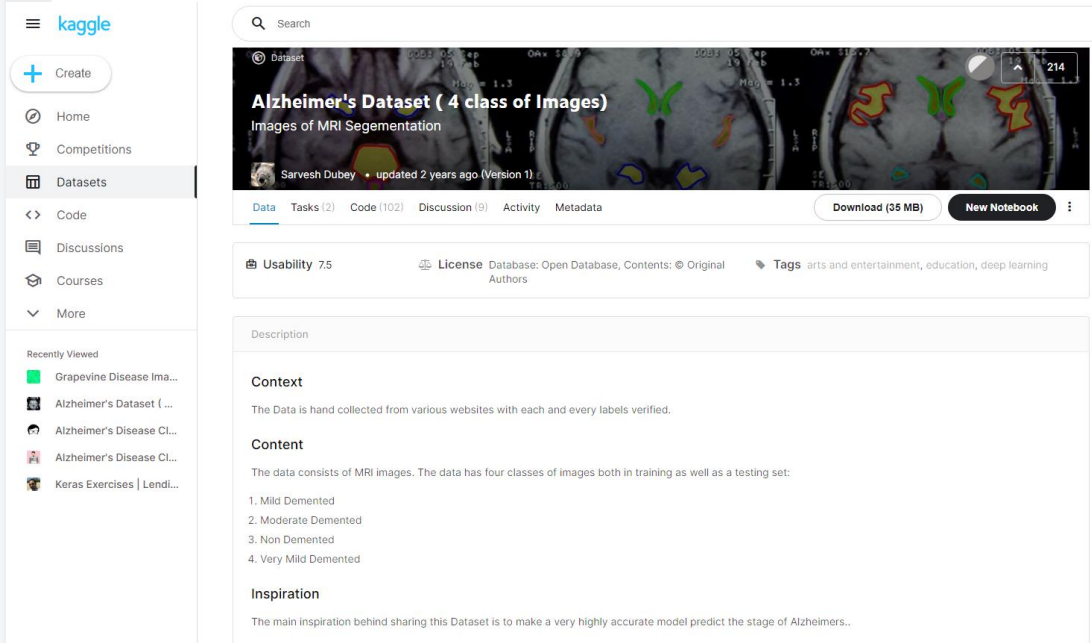
Berikut ini merupakan penjelasan dari tahapan metodologi penelitian yang terdapat pada gambar 3.1:

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap kali ini penulis melakukan pengumpulan data MRI *Alzheimer* sebagai data masukan. Pengumpulan data dilakukan dengan mencari data *public* atau data sekunder yang didapat dari Kaggle melalui URL <https://www.kaggle.com/tourist55/Alzheimers-dataset-4-class-of-images> diperoleh data sebanyak 6400 gambar yang terdiri dari 4 kelas, yaitu sebagai berikut: *Mild Demented* sebanyak 896 gambar, *Moderate Demented* sebanyak 64 gambar, *Non Demented* sebanyak 3200 gambar dan *Very Mild Demented* sebanyak 2240 gambar berukuran 176 x 208 pixel dengan ekstensi jpg bertipe *grayscale*. Berikut adalah cara memperoleh dataset *Alzheimer* dari website Kaggle :

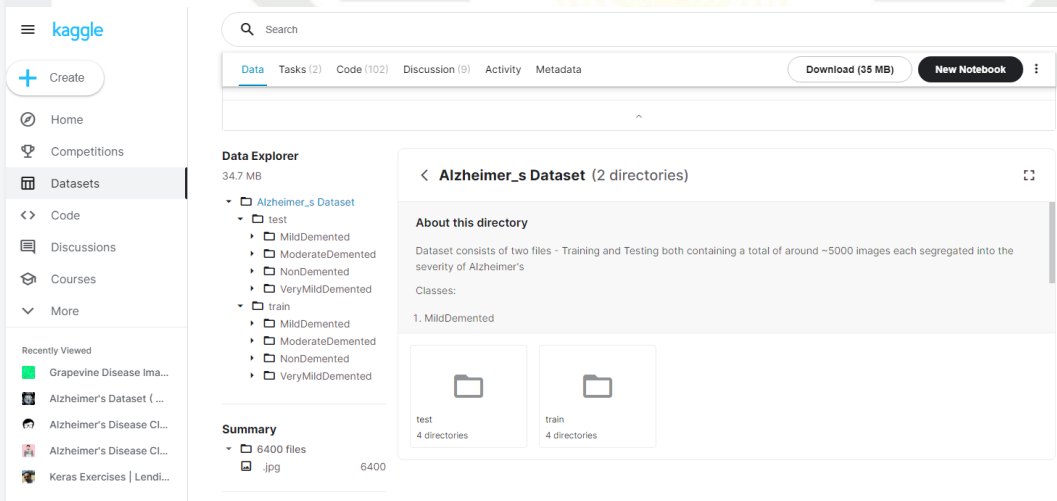
Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

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 3. 2 Halaman Beranda Dataset Alzheimer (Kaggle)

Setelah mengunjungi halaman *website* dataset yang dimaksud, untuk mengunduh file dataset bisa dilakukan dengan cara klik tombol download yang ada di bagian kanan atas halaman *website*.



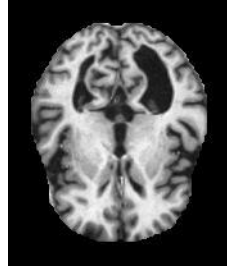
Gambar 3. 3 Keterangan Direktori Dataset Alzheimer

Di bagian bawah dari halaman *website* terdapat keterangan tentang dataset yang berisi 2 direktori yaitu *train* dan *test*. Masing-masing direktori berisi 4 kelas dari dataset *Alzheimer* dengan ekstensi jpg berukuran 34.7 mb. Data Berikut adalah citra MRI 4 kelas Demensia:

1. *Mild Demented*

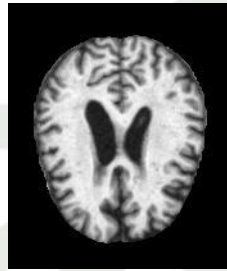
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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 3. 4 MRI Alzheimer Mild Demented

2. Moderate Demented



Gambar 3. 5 MRI Alzheimer Moderate Demented

3. Non Demented



Gambar 3. 6 MRI Alzheimer Non Demented

4. Very Mild Demented



Gambar 3. 7 MRI Alzheimer Very Mild Demented

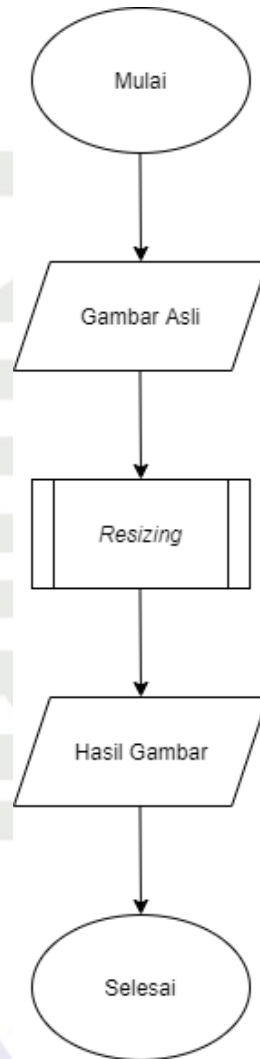
3.2 Preprocessing

Pada pengumpulan data MRI Alzheimer didapatkan gambar berukuran 196x208 pixel. Maka akan dilakukan *preprocessing* pada data dengan melakukan *resizing* menjadi 208x208 pixel dan 224x224 pixel. Hal ini dilakukan untuk

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.

memudahkan mendapatkan nilai ekstraksi ciri pada proses fitur ekstraksi. Selain itu resolusi ini dipilih karena pada klasifikasi *ImageNet* resolusi ini digunakan oleh berbagai macam arsitektur (Kamal et al., 2019). Penelitian yang dilakukan oleh (Tan & Le, 2019) menyebutkan bahwa dengan resolusi gambar input yang lebih tinggi maka proses konvolusi akan berpotensi untuk menangkap lebih banyak pola berbutir halus. Berikut ini merupakan alur preprocessing:



Gambar 3. 8 Alur *Preprocessing*

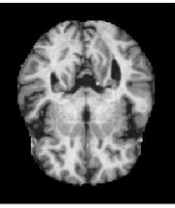
3.3 Deep Learning

Pada tahapan ini dilakukan pelatihan model CNN dengan arsitektur *EfficientNet-B0*. Secara umum dalam proses CNN memiliki 2 tahapan, yaitu tahap *feature extraction* dan *classification*. Berikut adalah gambaran arsitektur *EfficientNet-B0*:

Ha

1.

224x224



Input

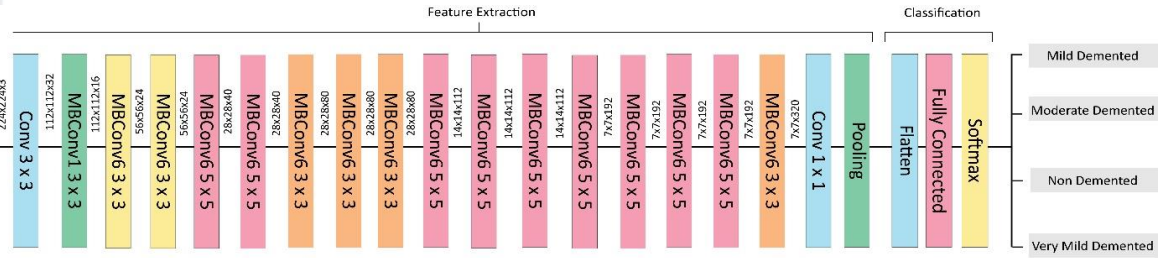
ing-Undang

agian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

ntuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

d. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

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



Gambar 3. 9 Arsitektur *EfficientNet-B0* dan *Fully Connected Layer*

Pada gambar dapat dilihat tahapan proses arsitektur *EfficientNet-B0*. Arsitektur inilah yang akan diterapkan pada data MRI *Alzheimer*. Berikut ini adalah tahapan-tahapan arsitektur *EfficientNet-B0* :

1. Data MRI *Alzheimer* yang telah di *resize* pada tahap *preprocessing* dengan ukuran 224 x 224 *pixel* dan 208 x 208 *pixel* sebagai data masukan.
2. Pada *Stage 1* dilakukan operasi Conv3x3
3. Pada *Stage 2* dilakukan operasi MBConv1
4. Pada *Stage 3* dilakukan operasi MBConv6
5. Pada *Stage 4* dilakukan operasi MBConv6
6. Pada *Stage 5* dilakukan operasi MBConv6
7. Pada *Stage 6* dilakukan operasi MBConv6
8. Pada *Stage 7* dilakukan operasi MBConv6
9. Pada *Stage 8* dilakukan operasi MBConv6
10. Pada *Stage 9* dilakukan operasi Conv1x1 & *Pooling* & *Fully Connected Layer*

3.4 Evaluasi dan Analisis

Tahapan ini berisi analisis hasil dari klasifikasi *Alzheimer* menggunakan metode *EfficientNet-B0* yang terbagi dalam 4 kelas yaitu *Mild Demented*, *Moderate Demented*, *Non Demented* dan *Very Mild Demented*. Evaluasi seberapa akurat sistem pada proses klasifikasi diukur menggunakan tingkat akurasi.

Confusion Matrix dapat mengevaluasi kinerja dari suatu model. Pada penelitian ini akan menggunakan metric AUC sebagai evaluasi kinerja dari model yang dihasilkan dari proses *training*.

3.5 Kesimpulan

Tahapan akhir dari penelitian ini adalah kesimpulan. Kesimpulan berisikan rangkuman dari seluruh hasil analisis dari semua eksperimen yang dilakukan pada penelitian ini. Hal ini bertujuan untuk apakah penerapan metode CNN menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* berhasil mengetahui *hyperparameter* yang bekerja paling optimal pada dan mengetahui tingkat akurasi.

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 VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan implementasi dan pengujian model *EfficientNet-B0* untuk klasifikasi MRI *Alzheimer* yang telah berhasil dilakukan, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Pelatihan model *EfficientNet-B0* pada MRI *Alzheimer* yang menghasilkan nilai *validation* akurasi tertinggi terdapat pada skenario resolusi gambar 224 x 224 *pixel* dengan *neuron* pada *dense* yang pertama berjumlah 512 dan *neuron* pada *dense* yang kedua berjumlah 256 menggunakan *optimizer* RMSProp dengan *validation* akurasi mencapai 96.7%.
2. Penerapan skenario resolusi gambar 208 x 208 *pixel* dengan *neuron* pada *dense* yang pertama berjumlah 512 dan *neuron* pada *dense* yang kedua berjumlah 256 menggunakan *optimizer* Adam menghasilkan nilai *testing* akurasi tertinggi mencapai 92.7%.
3. Pelatihan model *EfficientNet-B0* menggunakan *optimizer* RMSProp dan Adam terbukti mendapatkan hasil AUC yang optimal.
4. Penerapan *tuning hyperparameter* menggunakan *optimizer* SGD cenderung menghasilkan model yang *overfitting*, sehingga menjadikannya *optimizer* dengan nilai *validation* akurasi terendah dibandingkan dengan *optimizer* lainnya.
5. Jumlah neuron 512, 256 pada *dense* di *fully connected layer* dengan total parameter yang dua kali lebih besar dari *neuron* 64, 128 pada beberapa skenario ternyata tidak terlalu meningkatkan akurasi yang signifikan pada model.

6.2 Saran

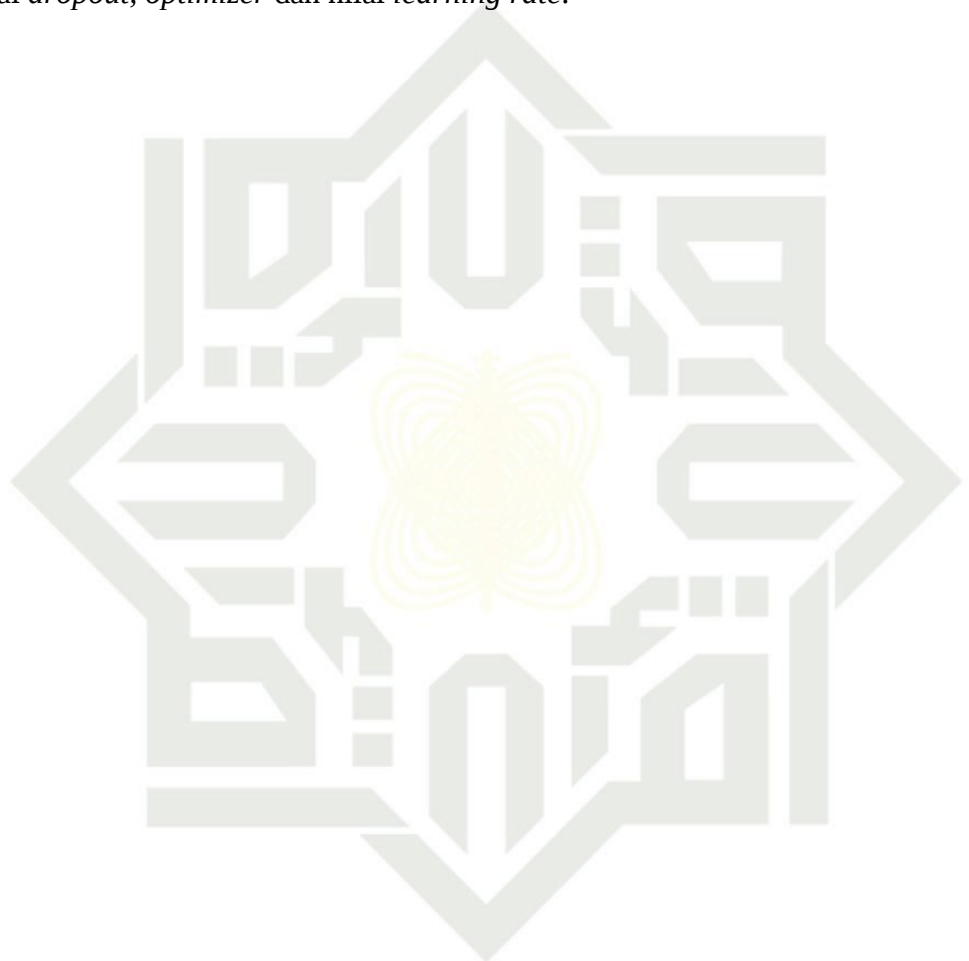
Penulis memberikan beberapa saran yang dapat dijadikan bahan untuk mengembangkan penelitian ini pada penelitian selanjutnya. Saran tersebut adalah sebagai berikut:



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.

1. Klasifikasi MRI *Alzheimer* dapat dilakukan dengan metode CNN menggunakan arsitektur berbeda.
2. Menerapkan *pre-processing* citra seperti *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (HE), *Adaptive Histogram Equalization* (AHE), dan lain-lain.
3. Melakukan *tuning hyperparameter* lainnya seperti *activation function*, nilai *dropout*, *optimizer* dan nilai *learning rate*.



UIN SUSKA RIAU



DAFTAR PUSTAKA

- Adrian, R. (2017). *Deep Learning for Computer Vision with Python - Starter Bundle*. 332.
- 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>
- Alzheimer's Association. (2020). 2020 Alzheimer's Disease Facts and Figures. *Alzheimer's & Dementia*, 16(3), 391–460. <https://doi.org/10.1002/alz.12068>
- Anwarul, S., & Joshi, D. (2020). *Deep Learning With TensorFlow*. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-3095-5.ch004>
- Brownlee, J. (2016). Deep Learning With Python. *Machine Learning Mastery*.
- Di, W., Bhardwaj, A., & Wei, J. (2018). Deep Learning Essentials. In *Packt Publishing*.
- Ganegedara, T. (2018). *Natural Language Processing with TensorFlow*.
- Geron, A. (2019). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & Tensorflow. In N. Tache (Ed.), *O'reilly Media, Inc.* <https://doi.org/10.1201/9780367816377>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. In *MIT Press* (Vol. 29, Issue 7553). <http://www.deeplearningbook.org>
- Gunawardena, N., Rajapakse, R., & Kodikara, N. D. (2017). Applying Convolutional Neural Networks for Pre-detection of Alzheimer ' s Disease from Structural MRI data. *IEEE*, November. <https://doi.org/10.1109/M2VIP.2017.8211486>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015-Decem*, 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hidayatun, N., & Sinuraya, R. K. (2016). BIOMARKER miRNA-146a SEBAGAI DETEKSI DINI YANG EFEKTIF UNTUK ALZHEIMER. *Farmaka*, 15, 159–177.
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2018). Densely connected convolutional networks. *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017, 2018-Janua*, 2261–2269. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015, 1*, 448–456.
- Jabason, E., Ahmad, M. O., & Swamy, M. N. S. (2019). Classification of



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 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.

Alzheimer's Disease from MRI Data Using an Ensemble of Hybrid Deep Convolutional Neural Networks. *Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 2019-Augus(Mci), 481–484. <https://doi.org/10.1109/MWSCAS.2019.8884939>

Johnson, K. A., Fox, N. C., Sperling, R. A., & Klunk, William E. (2012). Brain Imaging in Alzheimer Disease. *Cold Spring Harbor Perspectives in Medicine*, 36(8), 517–519. <https://doi.org/10.1001/archneur.1979.00500440087021>

Morgan. (2019). Artificial Neural Networks for Engineers and Scientists. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Mukhopadhyay, S. (2018). Artificial intelligence for humans Volume3 :Deep Learning and Neural Networks. In *Advanced Data Analytics Using Python*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3450-1_5

Nishani, E., & Cico, B. (2017). Computer Vision Approaches based on Deep Learning and Neural Networks : *IEEE, June*, 11–14.

Novitasari, D. C. R., Puspitasari, W. T., Wulandari, P., Foady, A. Z., & Rozi, F. (2018). Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Support Vector Machine. *Jurnal Matematika "MANTIK,"* 4(2), 83–89. <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.2.83-89>

Puranik, M., Shah, H., Shah, K., & Bagul, S. (2018). Intelligent Alzheimer's Detector using Deep Learning. *IEEE*, 29(7553), 318–323.

Putra, J. W. G. (2020). Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning. In *Tokyo Institute of Technology* (Vol. 4).

Ravichandiran, S. (2019). *Hands-On Deep Learning Algorithms with python*. Packt Publishing.

Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. A. (2017). Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning. *31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2017*, 4278–4284.

Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2020, 2020-Nov*, 10691–10700.

Xie, Y., Le, L., Zhou, Y., & Raghavan, V. V. (2018). Deep Learning for Natural Language Processing. In *Handbook of Statistics* (Vol. 38). <https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.05.001>

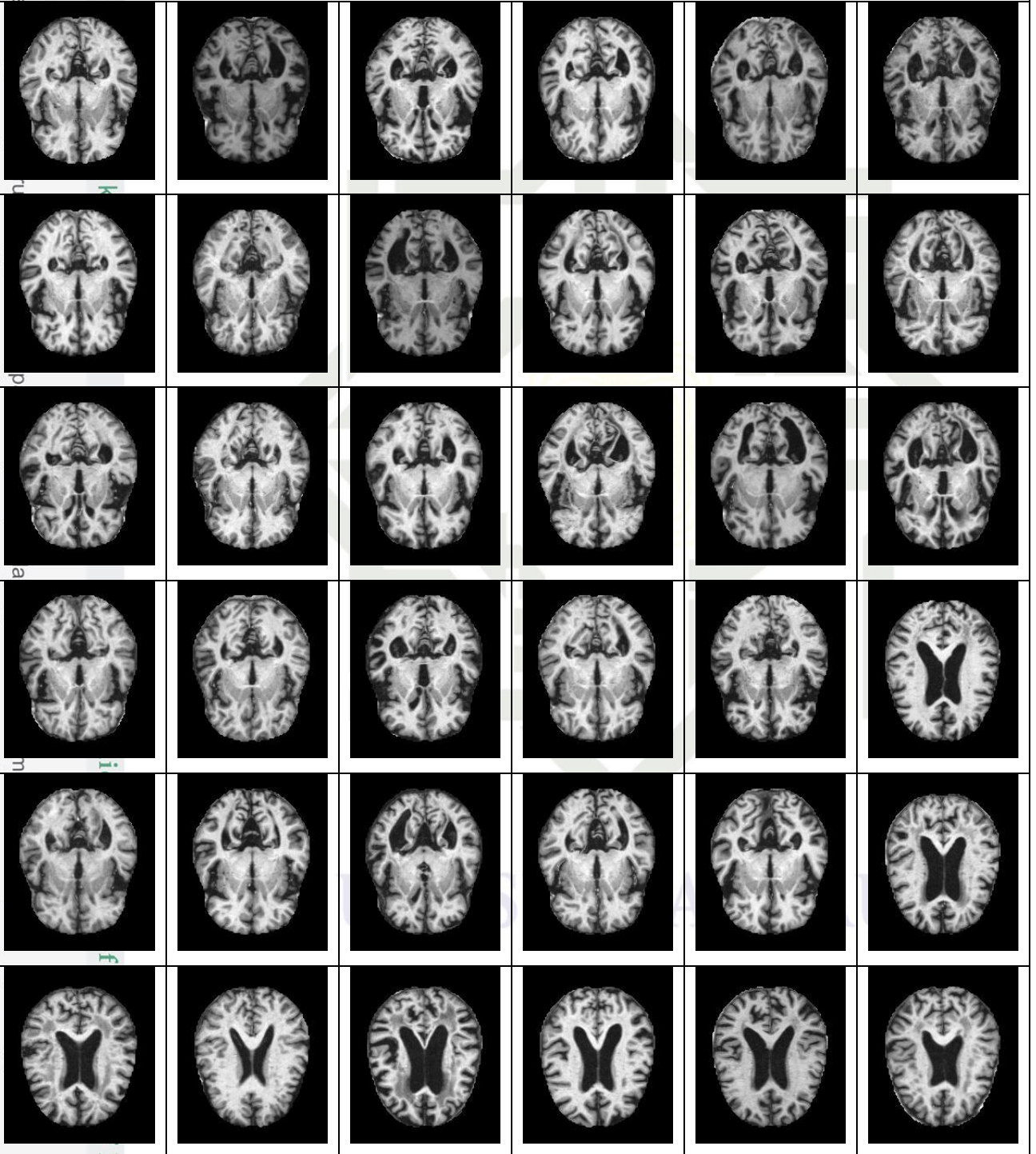
Yu, T., & Zhu, H. (2020). *Hyper-Parameter Optimization: A Review of Algorithms and Applications*. 1–56. <http://arxiv.org/abs/2003.05689>

LAMPIRAN A

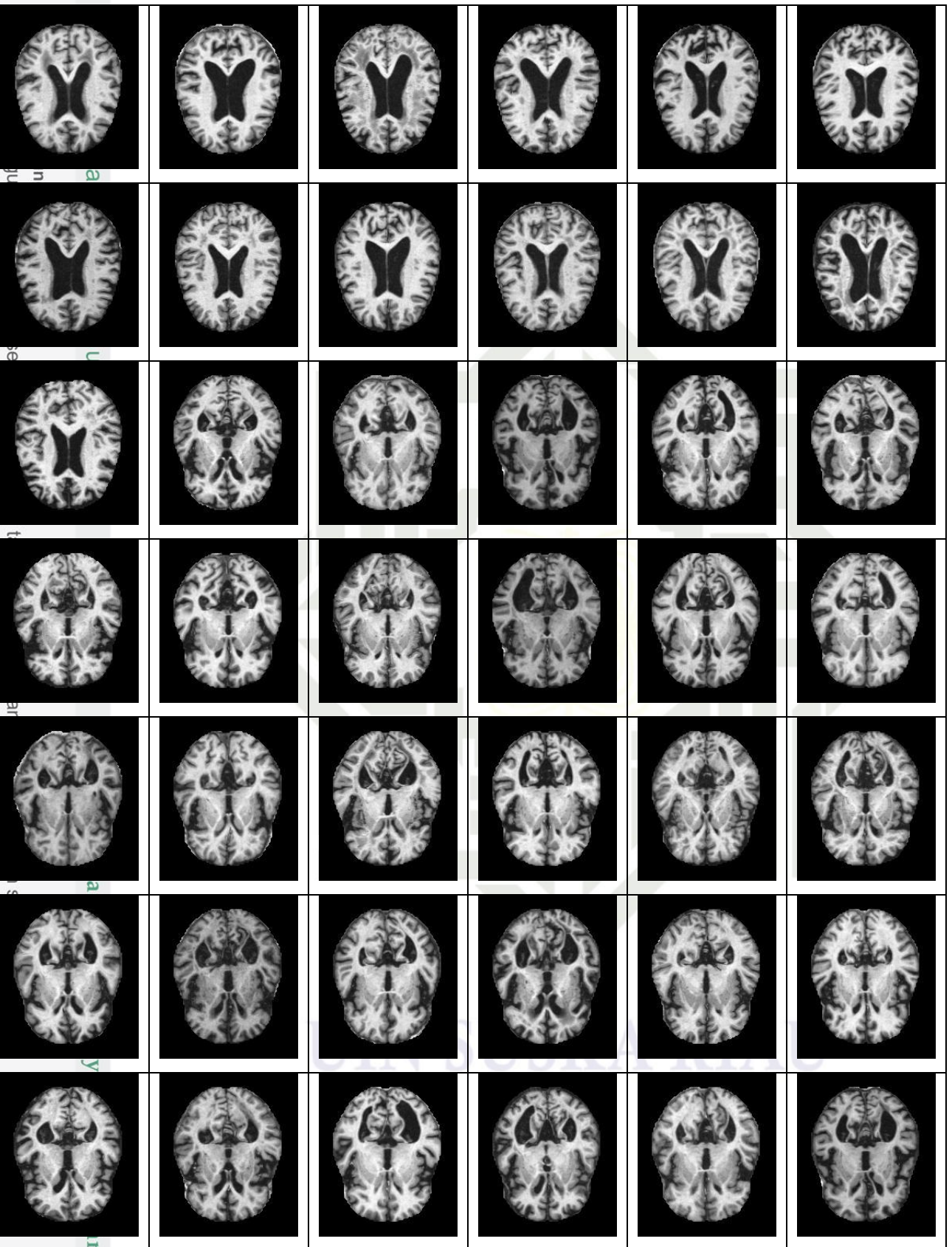
DATA MRI ALZHEIMER

Berikut ini adalah data MRI *Alzheimer* yang digunakan sebagai *dataset*.

MRI Alzheimer Mild Demented

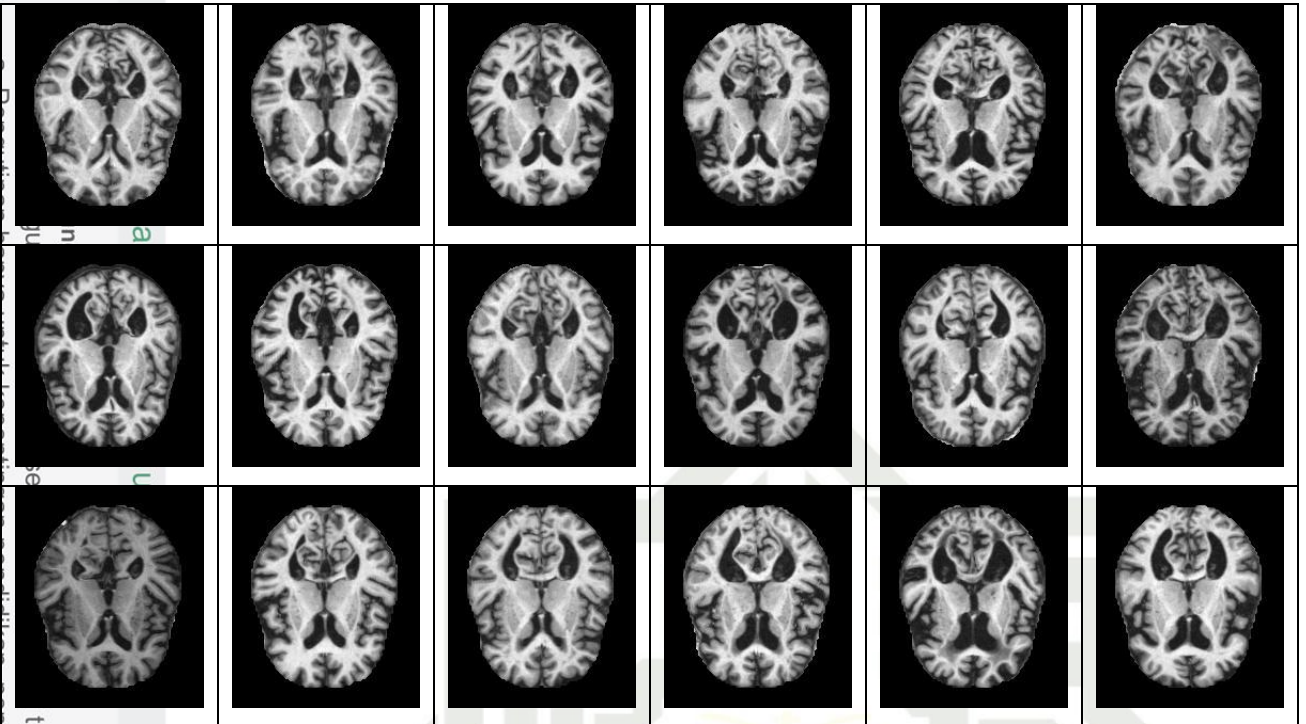


1. Dilarang mengutip
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

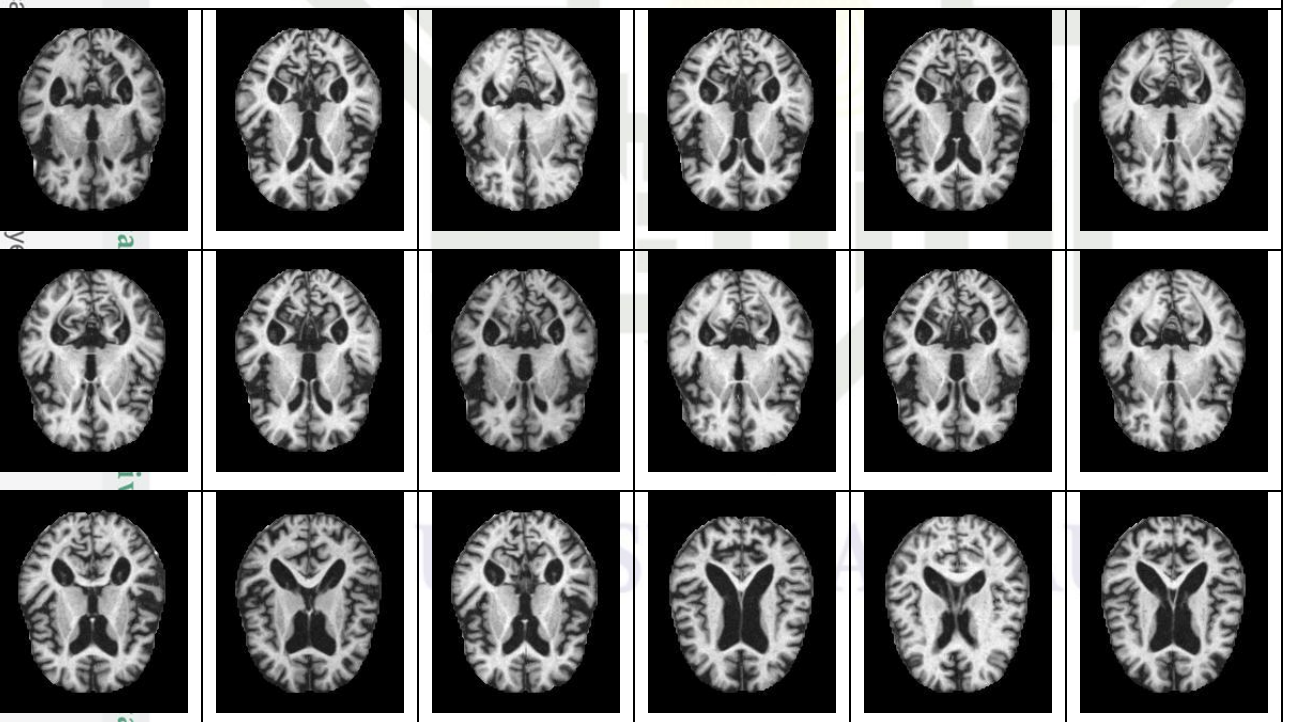


- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

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



MRI Alzheimer Moderate Demented

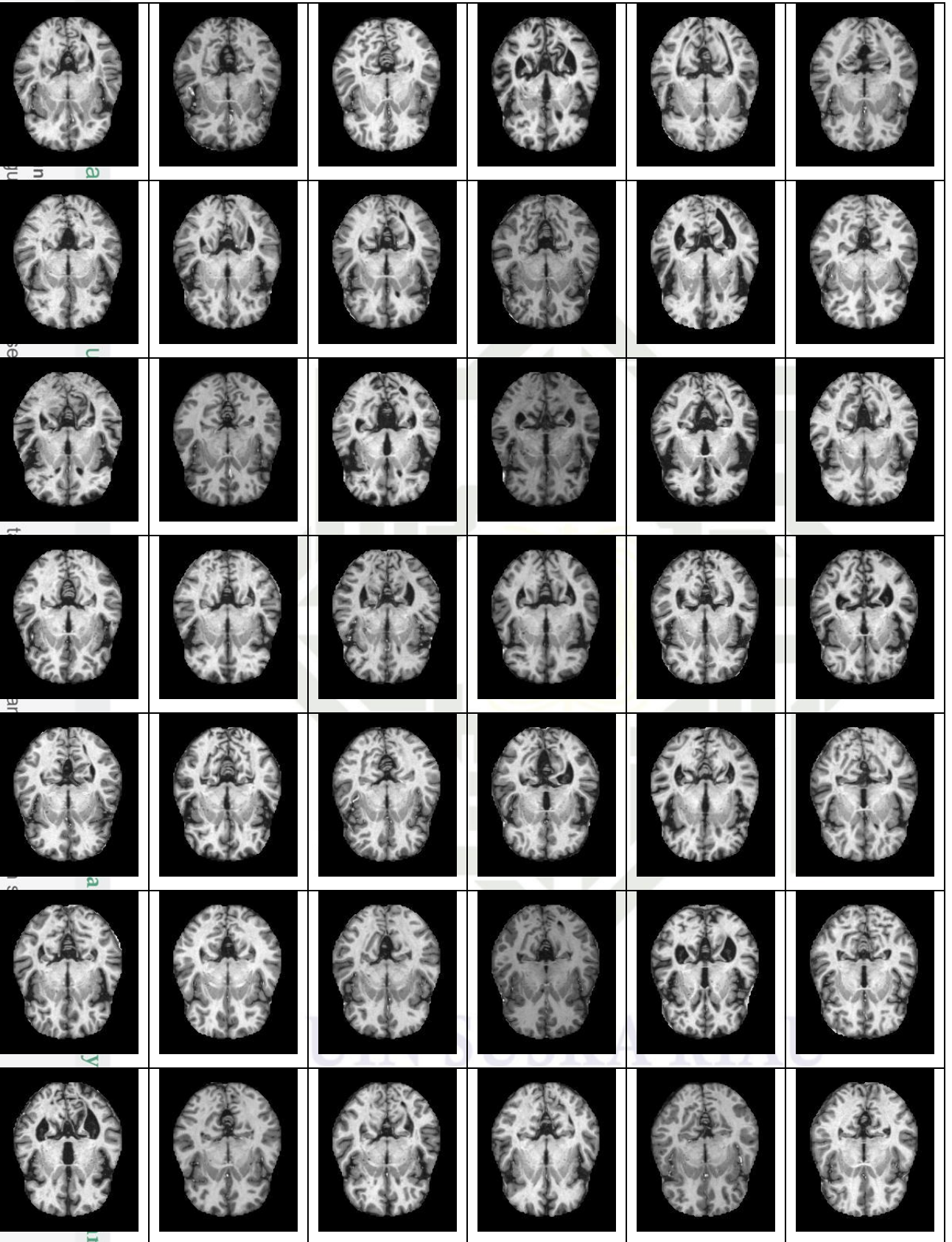


- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis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

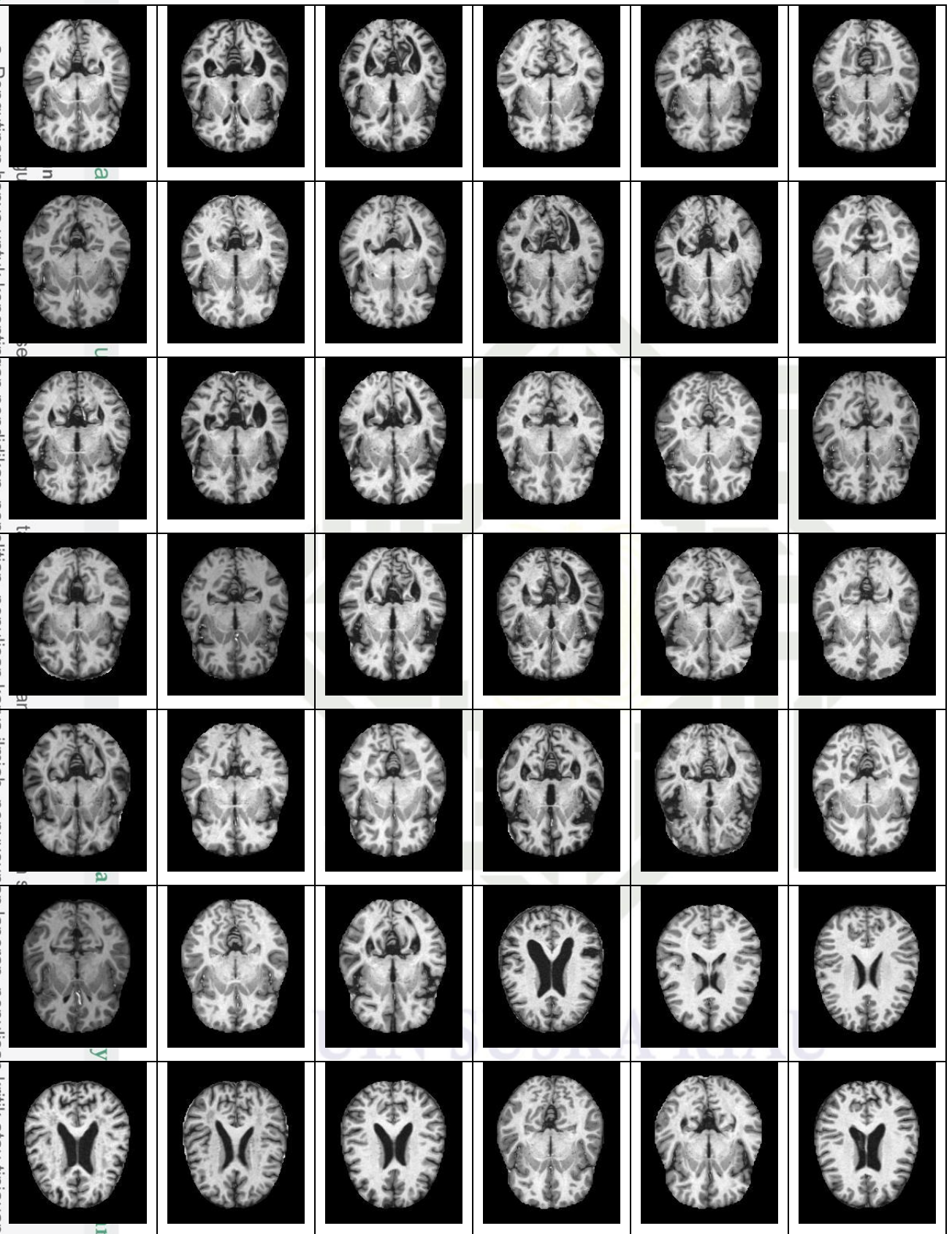


MRI Alzheimer Non Demented

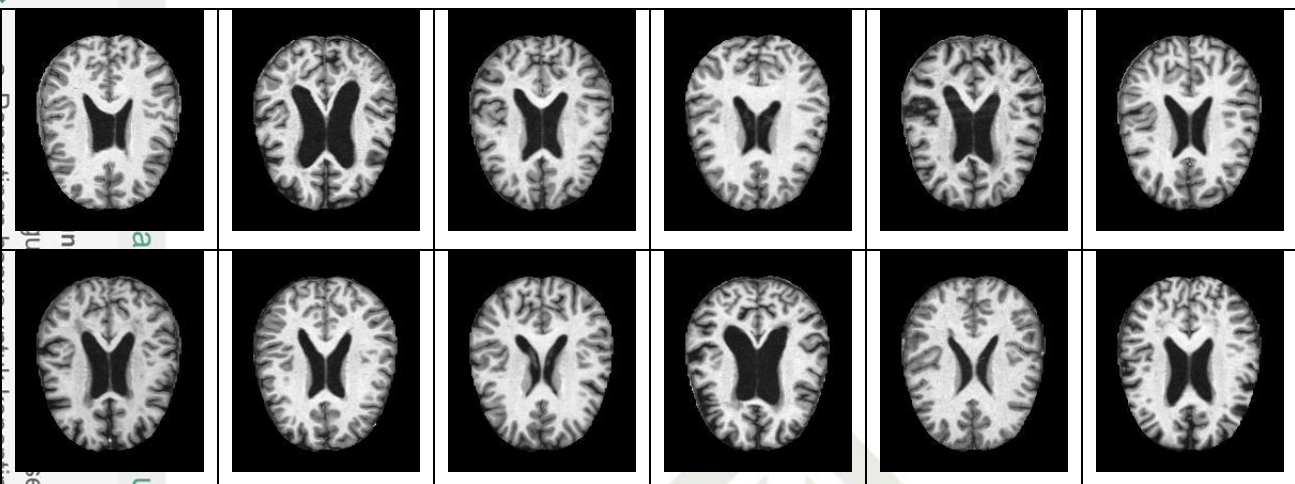
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis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



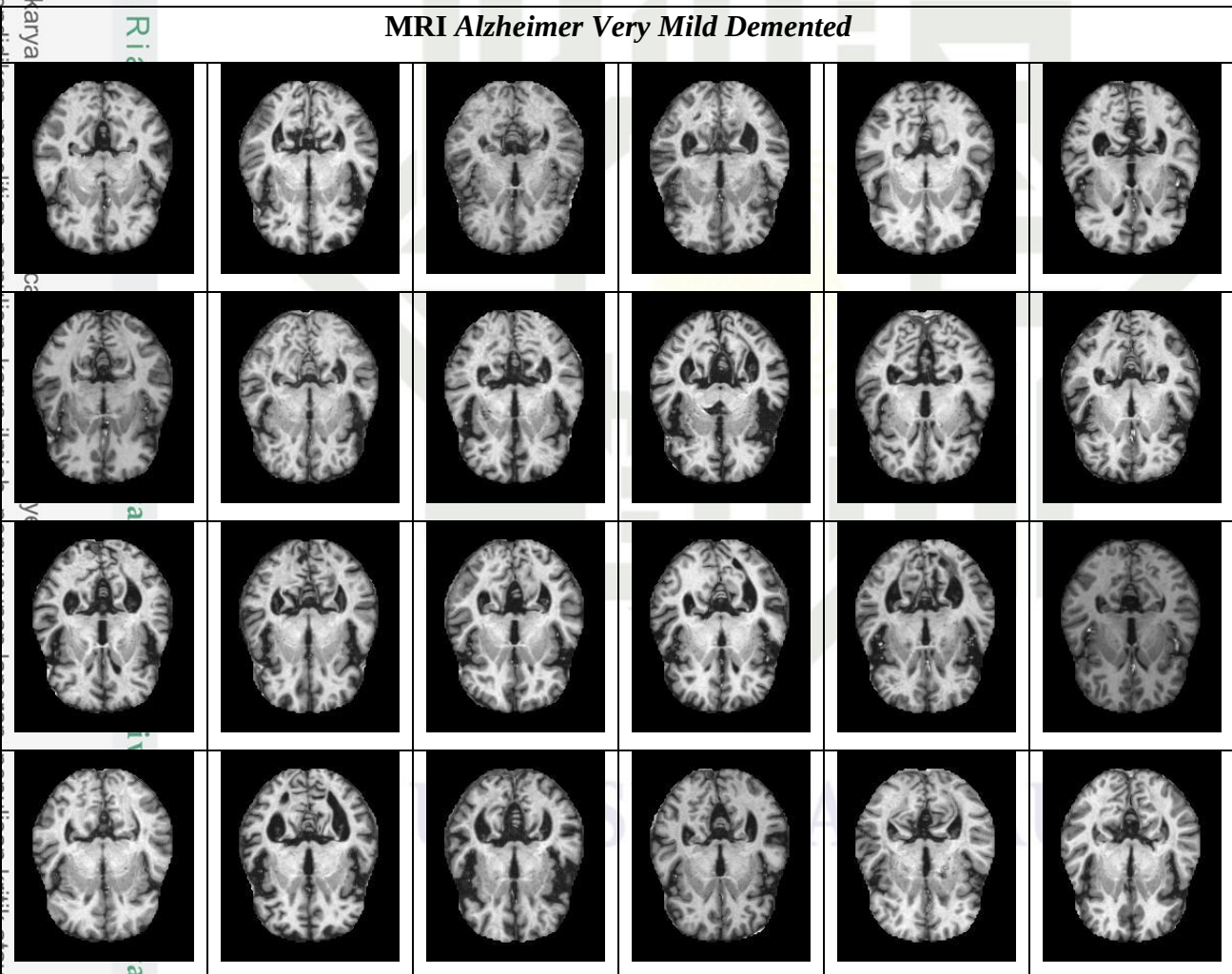
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis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



- 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 mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

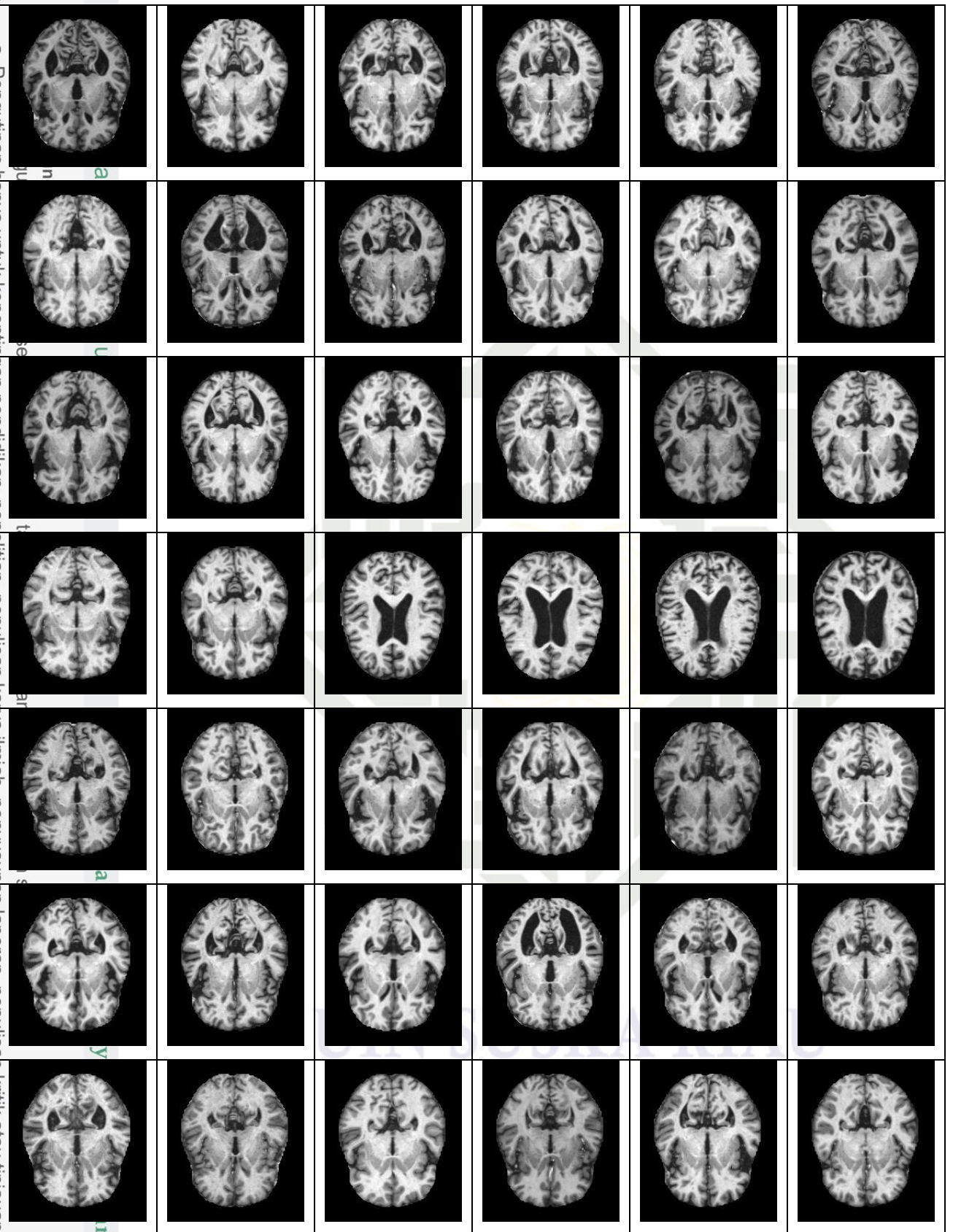


Normal brain MRI scans (axial view).



MRI Alzheimer Very Mild Demented

- 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 mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



- 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 mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

number:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

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

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

© Hak cipta milik 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.



ALFANDI FIRNANDO, lahir di Kabupaten Kampar tepatnya di Kuok pada tanggal 28 November 1998. Fandi merupakan anak kedua dari empat bersaudara. Fandi merupakan putra dari Bapak Saparudin dan Ibu Tety Fitria.

Fandi menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di SDN 017 MERANGIN pada tahun 2011. Kemudian berlanjut ke bangku MTsN Model Kuok lalu melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 2 Bangkinang Kota dan menyelesaikan pendidikannya pada tahun 2017.

Pada tahun 2017, Fandi melanjutkan pendidikan jenjang kuliah S1 di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, dengan mengambil prodi Teknik Informatika di Fakultas Sains dan Teknologi. Pada pertengahan kuliah, Fandi melaksanakan magang di PT. Riau Pos Intermedia. Pekerjaan yang dilakukannya yaitu merancang dan membangun sistem informasi pendataan aset yang ada di Kantor Riau Pos. Fandi juga aktif ikut kegiatan program kampus merdeka yaitu program Bangkit Academy 2021 yang ditaja oleh Google, Goto, dan Traveloka di jalur pembelajaran *machine learning*. Fandi melakukan aktivitas penelitian mengenai *deep learning for computer vision* di Lab Pusat Teknologi Informasi dan Pangkalan Data yang ada di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

UIN SUSKA RIAU