

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, pertukaran pikiran, 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.

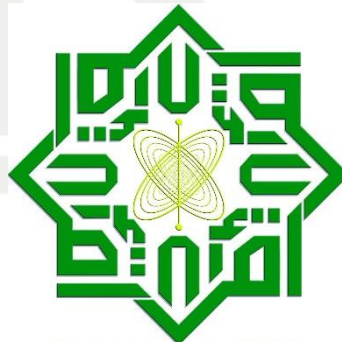
**KLASIFIKASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN
ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B0**

TUGAS AKHIR

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

Oleh

REDHO HIDAYATULLAH
11750115253



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.

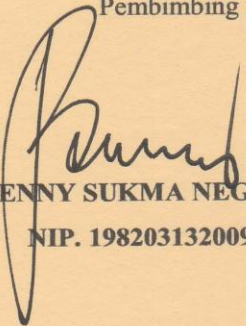
LEMBAR PERSETUJUAN**KLASIFIKASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN
ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B0****TUGAS AKHIR**

Oleh

REDHO HIDAYATULLAH**NIM. 11750115253**


Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 27 Desember 2021

Pembimbing I,



BENNY SUKMA NEGARA, M.T.
NIP. 198203132009011009

Pembimbing II,



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



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

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN *ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B0*

Oleh

REDHO HIDAYATULLAH
NIM. 11750115253

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, 27 Desember 2021

Mengesahkan,
Ketua Jurusan,

IWAN ISKANDAR, M.T.
NIP. 198212162015031003

Dekan,



DR. HARTONO, M.PD.
NIP. 196403011992031003

DEWAN PENGUJI

Ketua : Yelfi Vitriani, S.Kom., MMSI.
Pembimbing I : Benny Sukma Negara, M.T.
Pembimbing II : Surya Agustian, S.T., M.Kom.
Penguji I : Yusra, M.T.
Penguji II : Dr. Rahmad Kurniawan, S.T., M.I.T.

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

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

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Redho Hidayatullah
NIM : 11750115253
Tempat/Tgl. Lahir : Bangkinang/ 05 Agustus 1999
Fakultas/Pascasarjana : Fakultas Sains dan Teknologi
Prodi : Program Studi Teknik Informatika
Judul ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya~~*:
KLASIFIKASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B0

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, 19 Januari 2022
buat pernyataan

Redho Hidayatullah
NIM : 11750115253

* pilih salah satu sesuai jenis karya tulis

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

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

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

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

LEMBAR PERNYATAAN

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

Pekanbaru, 27 Desember 2021

Yang membuat pernyataan,

REDHO HIDAYATULLAH

NIM. 11750115253

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

Alhamdulillah rabbi 'alamin Dengan mengucapkan syukur pada Allah subhanallah wa ta'ala, telah kuselesaikan Tugas Akhir ini...

Bismillahirrahmanirrahim..

~Kupersembahkan Tugas Akhir Ku Ini Untuk~ Kedua Orang Tua Ku Tercinta... Kakak Ku Tercinta... Adik Ku tercinta Serta, Keluarga, Kerabat dan Teman-Teman terdekat ku...

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.

ABSTRAK

Tumor otak merupakan penyakit yang ditandai dengan pertumbuhan sel yang tidak normal pada jaringan otak. Salah satu cara yang dapat dilakukan dokter dalam pengenalan tumor otak yaitu pengamatan langsung dengan diagnosis secara manual yang memiliki resiko terjadinya kesalahan. Perkembangan kecerdasan buatan terhadap *computer vision* saat ini sudah diterapkan dalam klasifikasi citra pada bidang kesehatan. Penelitian ini melakukan klasifikasi citra tumor otak menggunakan *deep learning*, khususnya metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *EfficientNet-B0* serta melakukan *hyper-parameter optimization* untuk membangun model terbaik yang diterapkan dalam bentuk sistem. *Dataset* yang digunakan berjumlah 2875 gambar dengan kelas *glioma* dan *meningioma* yang diperoleh dari RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau. Pengujian dilakukan dengan beberapa skenario dari *learning rate* serta kombinasi dari jumlah *neuron* pada *dense layer*. Hasil dari pengujian model dengan *confusion matrix*, mendapatkan akurasi tertinggi pada eksperimen dengan skenario *learning rate* 0.01 dan *neuron* pada *dense layer* berjumlah 256 yang menghasilkan akurasi mencapai 99.8% dan mendapatkan nilai *F1-Score* tertinggi mencapai 99.7%. Penerapan model terbaik yang dirancang dalam bentuk sistem berhasil melakukan prediksi terhadap jenis tumor *glioma* dan *meningioma*.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network, Deep Learning, EfficientNet-B0, Hyper-parameter Optimization, Tumor Otak.*

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

A brain tumor is characterized by abnormal cell growth in brain tissue. Doctors can identify brain tumors with direct observation with manual diagnosis, which has a risk of error. Artificial intelligence in computer vision is currently being applied to image classification in the health sector. This research classifies brain tumor images using deep learning, specifically the Convolutional Neural Network (CNN) method with EfficientNet-B0 architecture. It performs Hyper-parameter Optimization to build the best model applied in the system. The dataset used consisted of 2875 glioma and meningioma classes obtained from Arifin Achmad Hospital, Riau. The test was carried out with several scenarios of learning rate and combination of the number of neurons in the dense layer. The results of testing the model with confusion matrix show that it gets the highest accuracy in experiments with a learning rate scenario of 0.01 and neurons in a dense layer is 256, which results in an accuracy of 99.8% and gets the highest F1-Score of 99.7%. The application of the best model built and designed in the system successfully predicts glioma and meningioma tumors.

Keywords: *Brain tumor, Computer Vision, Convolutional Neural Network, Deep Learning, EfficientNet-B0, Hyper-parameter Optimization.*


Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

KATA PENGANTAR

Assalammu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh.

Alhamdulillah rabbil'alamin, Puji syukur kehadiran Allah *subhanallah wa ta'ala* yang dengan rahmat dan hidayah-Nya penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan judul “Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur *EfficientNet-B0*”. Tidak lupa *shalawat* beserta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad *shalallahu 'alaihi wasalam* yang telah memberikan ilmu, kenikmatan iman, keselamatan bagi umatnya, dan memiliki rasa cinta kepada orang-orang mukmin.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar kesarjanaan pada jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Banyak pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan laporan ini, baik berupa bantuan materi bahkan 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 Nazruddin Safaat Harahap, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan nasehat selama perkuliahan.
5. Bapak Benny Sukma Negara, MT. selaku Dosen Pembimbing I Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.



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

6. Bapak Surya Agustian, ST, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing II Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.
7. Ibu Yusra, M.T. selaku Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
8. Bapak Dr. Rahmad Kurniawan, S.T., M.I.T. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
9. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang banyak memberikan ilmu, dan arahan selama perkuliahan. Semoga ilmu yang bapak dan ibu berikan bermanfaat bagi penulis dan seluruh mahasiswa, Aamiin.
10. Khususnya untuk kedua orang tua Ayahanda Nurlis S.Sos, dan Ibunda Evi Indriani, yang telah memberikan doa yang tulus, dukungan, semangat, kasih sayang, mendidik, dan seluruh kebaikan yang selalu diberikan sehingga telah sampai pada tahap ini. Semoga selalu sehat, dan semoga Allah SWT melimpahkan semua kebaikan Ayahanda, dan Ibunda kelak didunia maupun di akhirat kelak, Aamiin.
11. Khususnya untuk kakak Irvan Fikri, serta Ikhwanul Ghifari yang selalu memberikan semangat, dan dukungan agar penulis bisa menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan cepat, semoga setiap impian yang diinginkan lekas tercapai, dan menjadi pilihan terbaik, Aamiin.
12. Teman-teman TA Deep Learning, Alfandi Firnando, Ihda Syurfi, Muhammad Khairunnas, Mahfuzon Akhiar, Muhammad Alwi Basyir, dan Kasuma Indra Suryawan yang telah menemani suka dan duka, menghiburku, mengisi waktuku, bertukar pikiran, mendukung, dan membantu selama masa kuliah hingga tugas akhir ini selesai. semoga kita semua bisa mencapai impian terbesar kita, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.

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.

14. Seluruh teman-teman TIF E 2017 dan angkatan TIF 2017 yang selalu menemani, memberi semangat, dan membantuku selama perkuliahan. Semoga kita semua sukses, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
15. Seluruh teman-teman dari grup Anti Judi Judi Club yang senantiasa menemani disuka ataupun duka dari semester awal hingga semester akhir.
16. 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.
17. Seluruh pihak yang belum penulis cantumkan, terima kasih atas dukungan baik material maupun spiritual.

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

Wassalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh

Pekanbaru, 26 Oktober 2021

Penulis

UIN SUSKA RIAU

2.6.4 <i>Batch normalization</i>	II-12
2.6.5 <i>Dropout Regularization</i>	II-13
2.6.6 <i>Flatten</i>	II-14
2.6.7 <i>Fully Conected Layer</i>	II-14
2.6.8 Arsitektur CNN	II-15
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	II-17
2.8 Penelitian terkait.....	II-19
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	III-1
3.1 Pengumpulan data	III-1
3.2 <i>Preprocessing</i>	III-2
3.3 <i>Deep Learning</i>	III-2
3.4 Evaluasi dan Analisis.....	III-6
3.5 <i>Deployment</i>	III-6
3.6 Kesimpulan	III-6
BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN	IV-1
4.1 Analisa	IV-1
4.1.1 Analisa Kebutuhan Gambar	IV-1
4.1.2 Pra-pemrosesan Gambar	IV-1
4.1.3 Analisa Persiapan Gambar	IV-3
4.1.4 Analisa Kebutuhan <i>Library Python</i>	IV-4
4.1.5 Analisa <i>Hyper-parameter</i>	IV-5
4.1.6 Analisa Klasifikasi <i>EfficientNet-B0</i>	IV-6
4.2 Perancangan	IV-13
4.2.1 <i>Pseudocode Input Data</i>	IV-13
4.2.2 <i>Pseudocode Resize</i>	IV-13
4.2.3 <i>Pseudocode Klasifikasi EfficientNet-B0</i>	IV-14
4.2.4 Skenario Eksperimen.....	IV-14
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

5.3	<i>Deployment</i>	V-10
5.3.1	<i>Flowchart Deployment</i>	V-10
5.3.2	<i>Batasan Deployment</i>	V-11
5.3.3	<i>Lingkungan Deployment</i>	V-12
5.3.4	<i>Pengujian Sistem</i>	V-12
BAB VI PENUTUP		VI-1
6.1	<i>Kesimpulan</i>	VI-1
6.2	<i>Saran</i>	VI-1
DAFTAR PUSTAKA		xix
LAMPIRAN A		xxii
DAFTAR RIWAYAT HIDUP		xxviii

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.

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 2 Jenis Tumor otak	II-2
Gambar 2. 3 Skema pada AI	II-2
Gambar 2. 4 Jaringan syaraf manusia	II-3
Gambar 2. 5 <i>Single layer</i>	II-4
Gambar 2. 6 <i>Multi layer</i>	II-4
Gambar 2. 7 <i>Competitive layer</i>	II-5
Gambar 2. 8 <i>Deep Learning</i>	II-8
Gambar 2. 9 Skema CNN.....	II-9
Gambar 2. 10 <i>Convolution layer</i>	II-10
Gambar 2. 11 <i>Max pooling</i>	II-12
Gambar 2. 12 <i>Batch normalization</i>	II-13
Gambar 2. 13 <i>Dropout</i>	II-14
Gambar 2. 14 <i>Flatten</i>	II-14
Gambar 2. 15 <i>Fully connected layer</i>	II-15
Gambar 2. 16 Grafik akurasi arsitektur <i>ImageNet</i>	II-16
Gambar 2. 17 Arsitektur <i>ImageNet</i>	II-17
Gambar 2. 18 <i>Confusion Matrix</i>	II-19
Gambar 3. 1 Metodologi penelitian	III-1
Gambar 3. 2 Kelas tumor otak.....	III-2
Gambar 3. 3 Tahap <i>preprocessing</i>	III-2
Gambar 3. 4 Arsitektur <i>EfficientNet-B0</i>	III-3
Gambar 4. 1 <i>Dataset</i> MRI Tumor otak RSUD Arifin	IV-2
Gambar 4. 2 <i>Cropping dataset</i>	IV-3
Gambar 4. 3 <i>Resize dataset</i>	IV-3
Gambar 4. 4 <i>Input data</i> dalam bentuk matriks	IV-7
Gambar 4. 5 <i>Feature map</i> 112 x 112 x 32	IV-8
Gambar 4. 6 <i>Feature map</i> 112 x 112 x 16	IV-8
Gambar 4. 7 <i>Feature map</i> 112 x 112 x 24	IV-9
Gambar 4. 8 <i>Feature map</i> 56 x 56 x 40	IV-9

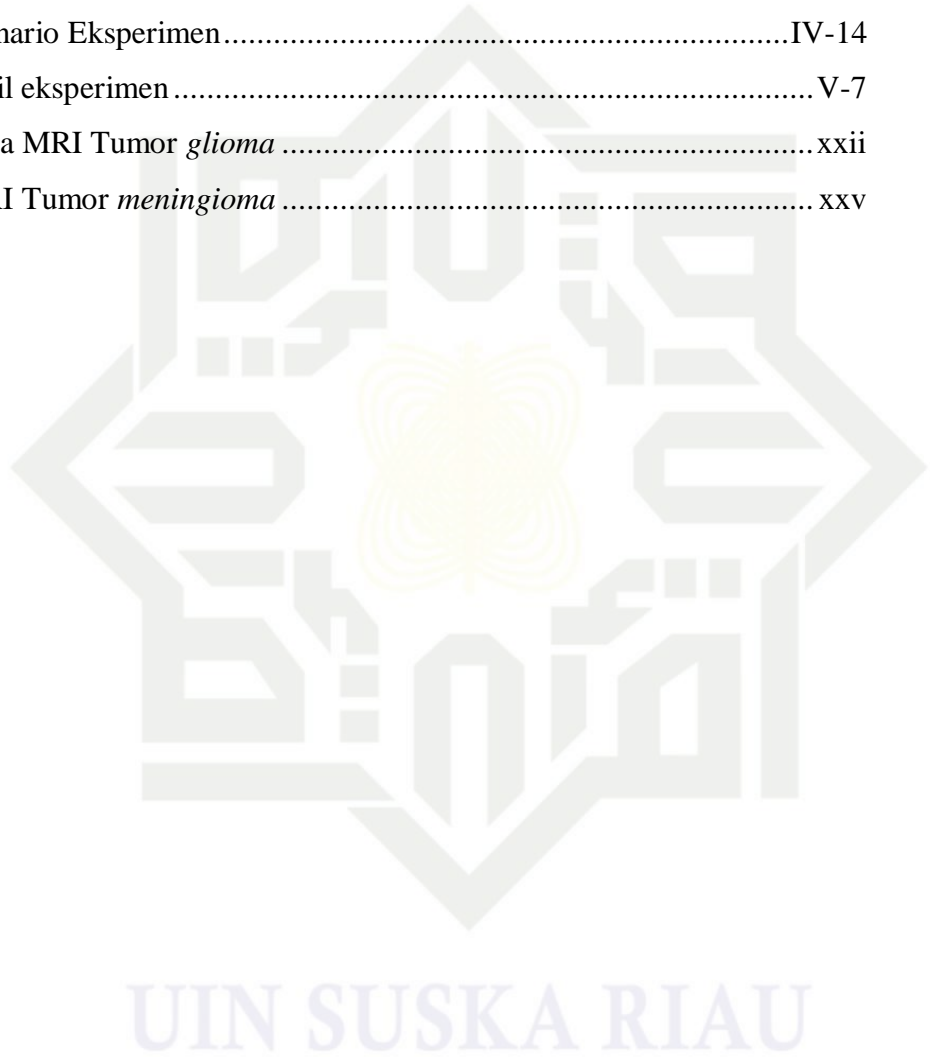


- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan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

Gambar 4. 9 <i>Feature map</i> 28 x 28 x 80	IV-10
Gambar 4. 10 <i>Feature map</i> 14 x 14 x 112	IV-10
Gambar 4. 11 <i>Feature map</i> 14 x 14 x 192	IV-11
Gambar 4. 12 <i>Feature map</i> 7 x 7 x 320	IV-11
Gambar 4. 13 <i>Feature map</i> 7 x 7 x 1280	IV-12
Gambar 4. 14 <i>Feature map</i> 3 x 3 x 1280	IV-12
Gambar 4. 15 <i>Flatten</i>	IV-12
Gambar 5. 1 <i>Load Library Python</i>	V-2
Gambar 5. 2 <i>Input data</i>	V-3
Gambar 5. 3 <i>Hyperparameter</i>	V-3
Gambar 5. 4 <i>Load model EfficientNet-B0</i>	V-4
Gambar 5. 5 (a) Grafik Akurasi. (b) Grafik <i>Loss</i> pada eksperimen 1.....	V-5
Gambar 5. 6 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 1	V-5
Gambar 5. 7 (a) Grafik Akurasi. (b) Grafik <i>Loss</i> pada eksperimen 5.....	V-8
Gambar 5. 8 <i>Confusion matrix</i> eksperimen 5	V-8
Gambar 5. 9 <i>Flowchart</i> sistem	V-11
Gambar 5. 10 Halaman awal sistem	V-13
Gambar 5. 11 Halaman unggah gambar.....	V-13
Gambar 5. 12 Halaman prediksi gambar <i>glioma</i>	V-14
Gambar 5. 13 Halaman prediksi gambar <i>meningioma</i>	V-15

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian terkait.....	II-19
Tabel 4. 1 Analisa jumlah gambar.....	IV-1
Tabel 4. 2 Analisa Library.....	IV-4
Tabel 4. 3 Analisa <i>Hyper-parameter</i>	IV-6
Tabel 4. 4 Skenario Eksperimen.....	IV-14
Tabel 5. 1 Hasil eksperimen.....	V-7
Tabel A. 1 Data MRI Tumor <i>glioma</i>	xxii
Tabel A. 2 MRI Tumor <i>meningioma</i>	xxv



- 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 2. 1 <i>Convolution layer</i>	II-9
Rumus 2. 2 ReLU	II-11
Rumus 2. 3 <i>Softmax</i>	II-11
Rumus 2. 4 <i>Accuracy</i>	II-18
Rumus 2. 5 <i>Precision</i>	II-18
Rumus 2. 6 <i>Recall</i>	II-18
Rumus 2. 7 <i>F1-Score</i>	II-18

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Tumor adalah perubahan sel yang pada dasarnya tidak normal. Sel merupakan bangunan dasar yang menyusun jaringan dan organ pada tubuh. Pada tumor otak, sel menjadi tidak normal dan membentuk benjolan yang berkembang di daerah sekitar otak sehingga dapat mengganggu fungsi otak (*Understanding Brain Tumours*, 2020). Di Indonesia, jumlah kasus mengenai tumor otak mencapai sekitar 300 pasien yang terdiagnosis setiap tahunnya. Tidak hanya orang dewasa, penyakit ini juga menyerang anak-anak di usia yang relatif muda. Banyak orang mengabaikan gejala yang disebabkan oleh tumor otak (Febrianti dkk, 2020). Terdapat dua jenis tumor otak yang paling umum ditemukan yaitu *glioma* dan *meningioma*. *Glioma* merupakan tumor ganas yang paling agresif dan dapat mematikan. Sedangkan *meningioma* merupakan tumor jinak tetapi sering berpotensi kambuh setelah dilakukannya operasi pengangkatan. Sehingga pendeteksian dini perlu dilakukan untuk mencegah berkembangnya tumor pada otak yang dapat menyebabkan kematian (Li dkk, 2011).

Pendekatan anatomi citra kesehatan menjadi salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui keberadaan tumor pada otak. Misalnya seperti *CT-Scan* dan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. *CT-Scan* lebih sesuai untuk melihat struktur tulang dan tidak efektif dalam mendeteksi jaringan lunak yang terdapat pada otak. Sedangkan MRI lebih baik dalam memberikan informasi citra yang lebih dalam, sehingga MRI bisa memberikan gambaran informasi yang jelas antara jaringan lunak dan jaringan keras yang terdapat pada otak. Hasil dari MRI dapat memberikan informasi penting bagi dokter untuk melakukan evaluasi dan diagnosis. Metode yang biasa digunakan oleh dokter dalam pengambilan keputusan terhadap tumor otak adalah biopsi dan pengamatan langsung dengan diagnosis secara manual. Biopsi memerlukan waktu yang tidak cepat sekitar 10 sampai 15 hari untuk pengujian laboratorium, sedangkan diagnosis secara manual memiliki resiko terjadinya kesalahan. Sehingga diperlukannya metode alternatif

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.

yang cepat dan memiliki tingkat kesalahan yang rendah untuk dapat membantu dokter dalam mengambil keputusan (Wahid dkk, 2020).

Perkembangan kecerdasan buatan terhadap *computer vision* saat ini sudah sering diterapkan pada bidang kesehatan dalam pengenalan pola citra. Pendekatan tradisional *machine learning* dan *deep learning* merupakan teknik yang cukup populer dalam pengenalan pola pada citra (Lai, 2019). Salah satu penelitian terkait untuk klasifikasi tumor otak menggunakan metode *machine learning* pernah dilakukan oleh (Febrianti dkk, 2020). Penelitian tersebut menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* sebagai klasifikasi dengan ekstraksi fitur khusus. Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian tersebut adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* yang memperoleh hasil akurasi sebesar 76%. Berdasarkan penelitian Baranwal dkk (2020), *convolutional neural network (CNN)* memiliki kinerja yang jauh lebih baik dari pada SVM. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa CNN adalah pilihan terbaik untuk klasifikasi yang paling tepat dan handal karena kinerjanya yang jauh lebih baik dari segi metrik yang berbeda seperti AUC, *precision*, *recall*, dan akurasi. Selain itu, SVM tidak efektif digunakan dengan data dalam skala yang besar (Wijaya & Muslim, 2016).

Convolutional neural network (CNN) merupakan metode *deep learning* yang populer terhadap pengenalan pola pada citra. CNN sangat baik dalam mengekstraksi fitur yang kompleks secara otomatis dan efisien untuk klasifikasi citra dengan skala yang besar (Baranwal dkk, 2020). Metode *deep learning* dapat dengan jelas dalam membedakan citra dengan karakteristik serupa yang sulit dikenali oleh metode tradisional *machine learning*. Bahkan *deep learning* dapat mengekstraksi fitur secara objektif dengan sendirinya dan dapat langsung memproses data gambar dalam dua dimensi, sedangkan pada metode tradisional *machine learning* memerlukan ekstraksi fitur khusus dalam proses *feature learning* (Lai, 2019).

Penelitian terkait menggunakan CNN untuk klasifikasi MRI pada tumor otak sebelumnya pernah dilakukan oleh beberapa peneliti, seperti yang telah dilakukan oleh (Das dkk, 2019). Penelitian tersebut menggunakan metode CNN. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa CNN yang diusulkan memiliki tingkat akurasi 94.39%, *average precision* 93.33% dan *average recall* 93%.

Penelitian lain pernah dilakukan oleh (Çinar & Yildirim, 2020). Penelitian tersebut menggunakan CNN dengan arsitektur *ResNet-50* yang di *hybrid* dengan 5 layer terakhir pada arsitektur *ResNet-50* dihapus dan diganti dengan 10 layer yang baru. Hasil model *hybrid* yang dikembangkan mencapai akurasi 97.01%.

Penelitian yang dilakukan oleh Tan & Le (2019), penelitian tersebut melakukan pengujian menggunakan dataset yang telah disediakan oleh *ImageNet* terhadap model arsitektur CNN. Pada penelitian tersebut, arsitektur *EfficientNet* secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya dengan *EfficientNet-B7* yang mencapai *top-1 accuracy* 84.3%. Terkhusus untuk arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki jumlah parameter yang paling sedikit dari arsitektur *EfficientNet* yang lainnya yaitu 5.3 juta parameter, menjadikannya arsitektur *EfficientNet* dengan waktu komputasi yang paling cepat dibandingkan dengan arsitektur *EfficientNet* yang lainnya. Bahkan *EfficientNet-B0* lima kali lebih kecil jumlah parameternya dibandingkan *ResNet50* dengan 26 juta parameter (Tan & Le, 2019).

Menurut *No free lunch theorem*, menunjukkan bahwa setiap algoritma untuk masalah pengoptimalan memiliki kinerja dengan rata-rata yang sama dalam setiap masalah tertentu. Sehingga tidak ada algoritma yang terbaik untuk setiap permasalahan tertentu (Patterson & Gibson, 2017). Salah satu cara yang dapat digunakan dalam mengoptimalkan suatu algoritma yaitu dengan melakukan *Hyper-parameter Optimization (HPO)*. HPO merupakan proses dalam menentukan gabungan *hyper-parameter* untuk mencapai akurasi maksimum dan minimum *loss*. Menentukan *hyper-parameter* dapat dipengaruhi dari *learning rate* dan struktur *neural network* seperti *hidden layer* (Yu & Zhu, 2020).

Berdasarkan uraian tersebut, maka penelitian tugas akhir ini akan melakukan eksperimen yaitu membangun dan menerapkan model terbaik dari arsitektur *EfficientNet-B0* untuk klasifikasi MRI tumor otak.

1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan penjelasan dari latar belakang, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu bagaimana membangun dan menerapkan model terbaik dari *Hyper-parameter Optimization (HPO)* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* untuk mengurangi resiko terjadinya kesalahan dalam klasifikasi MRI tumor otak?

1.3 Batasan masalah

Dalam penelitian ini, penulis menetapkan beberapa batasan masalah agar lingkup dari penelitian tidak bertambah ataupun melenceng dari rencana. Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* MRI tumor otak dari RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau yang berjumlah 2875 gambar terbagi menjadi dua kelas yaitu *Meningioma* dan *Glioma*.

1.4 Tujuan penelitian

Berikut beberapa tujuan yang ingin diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membangun dan menerapkan model terbaik dari *Hyper-parameter Optimization (HPO)* menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* untuk mengurangi resiko terjadinya kesalahan dalam klasifikasi MRI tumor otak.
2. Mengukur akurasi dari setiap model yang dilakukan *Hyper-parameter Optimization* pada klasifikasi MRI tumor otak dari RSUD Arifin Achmad.

1.5 Manfaat Penelitian

Berikut beberapa manfaat yang ingin diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membantu mengklasifikasi jenis tumor otak *glioma* dan *meningioma* secara otomatis berbasis *website*.
2. Menambah pengetahuan mengenai *Image Processing* dan arsitektur *Convolutional Neural Network* dari *Deep Learning*.



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

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Tumor Otak

Tumor merupakan perkembangan dari sel yang tidak biasa. Sel merupakan bangunan dasar yang menyusun jaringan dan organ pada tubuh. Pada tumor otak, sel yang tidak normal membentuk benjolan yang tumbuh di daerah sekitar otak yang dapat mengganggu fungsi otak (*Understanding Brain Tumours*, 2020). Di Amerika dan Eropa, jumlah kasus mengenai tumor otak mencapai sekitar 18.500 kasus dengan angka kematian sebesar 3 persen setiap tahunnya (Kementrian kesehatan Republik Indonesia, 2019).

Tumor otak umumnya terdiri dari tumor otak primer dan sekunder. Tumor otak dengan kelompok primer yaitu penyakit tumor yang pertama kali tumbuh dan berkembang pada otak. Tumor ini dapat menyebar ke bagian lain dari sistem saraf, tetapi jarang tumbuh pada bagian tubuh yang lain. Sedangkan tumor otak dengan kelompok sekunder yaitu penyakit dari tumor yang bermula tumbuh pada bagian dari tubuh selain otak, kemudian meluas melalui aliran darah menuju otak. Tumor ini biasanya dikenal dengan kanker sekunder atau metastasis. Kanker yang kemungkinan menyebar ke otak yaitu melanoma, paru-paru, payudara, ginjal, dan usus (*Understanding Brain Tumours*, 2020).

2.1.1 Jenis Tumor Otak

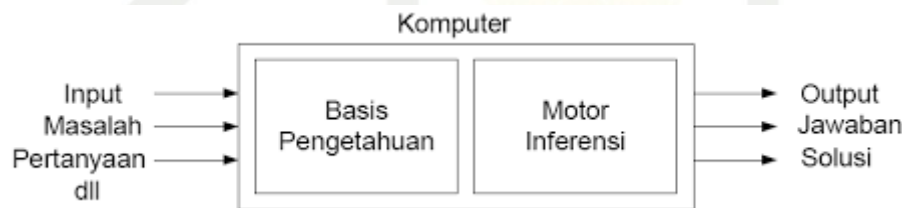
Tumor otak dapat tumbuh di jaringan sel yang terdapat pada otak. Oleh karena itu, beberapa jenis tumor otak diberi nama sesuai dengan sel dimana tumor tersebut tumbuh. Jenis tumor yang paling sering ditemukan ialah tumor glioma dan meningioma. Glioma merupakan jenis tumor ganas yang tumbuh di sel glial yang terletak di sumsum tulang belakang. Meningioma yaitu jenis penyakit tumor jinak yang berkembang di selaput yang terletak pada otak dan mengelilingi sistem saraf pusat. (Ucuzaal dkk, 2019).



Gambar 2. 1 Jenis Tumor otak

2.2 Artificial Intelligence

Artificial Intelligence (AI) merupakan bidang komputer serta dirancang untuk membuat sistem sehingga dapat melakukan beberapa hal yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia. Secara umum AI dapat diartikan sebagai penggabungan antara kecerdasan manusia dan mesin. Dalam AI, algoritma yang sudah ditetapkan akan menyelesaikan tugas-tugas yang diberikan terhadap mesin (Jakhar & Kaur, 2019).



Gambar 2. 2 Skema pada AI

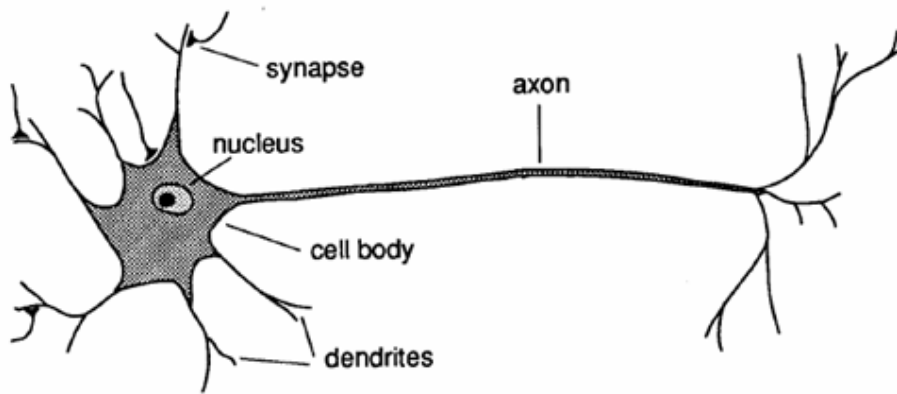
(Sumber: https://www.ayu_ws.staff.gunadarma.ac.id)

Berdasarkan gambar 2.2 mesin bisa bekerja seperti halnya manusia dengan diberi pengetahuan sehingga memiliki pikiran seperti manusia. Terdapat dua bagian penting yang sangat dibutuhkan dalam menerapkan kecerdasan buatan yaitu (Dahria, 2014):

1. Basis Pengetahuan (*Knowledge Base*). Pada langkah ini memaparkan tentang fakta dan teori serta hubungan antara satu sama lain.
2. Inference Engine (Motor Inferensi). Pada langkah ini memaparkan tentang kelebihan dalam mendapatkan sebuah hasil melalui pengalaman dan pengetahuan yang dipelajari oleh mesin.

2.3 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network terinspirasi oleh jaringan saraf biologis yang ada pada otak manusia. Jaringan ini terbuat dari sekumpulan node yang memungkinkan jaringan untuk dapat belajar dari gambar, teks, objek kehidupan nyata untuk dapat mengerjakan tugas dan memprediksi keakuratan dalam berbagai hal (Bokka dkk, 2019).



Gambar 2. 3 Jaringan syaraf manusia
(Sumber: <https://www.medium.com>)

Sistem dari saraf manusia mengandung sel yang disebut dengan *neuron*. memanfaatkan akson dan dendrit, *neuron* akan saling terhubung dan penghubungnya disebut sebagai sinapsis. Pada mekanisme biologis ini, *neuron* berisi unit komputasi. Unit komputasi ini saling terhubung melalui bobot. Setiap *input* pada *neuron* diskalakan dengan bobot yang mempengaruhi nilai fungsi. Jaringan syaraf tiruan menghitung fungsi *input* dengan menyalurkan nilai yang telah dihitung dari *neuron input* melalui *neuron output* dan memanfaatkan bobot sebagai parameter (Aggarwal, 2018).

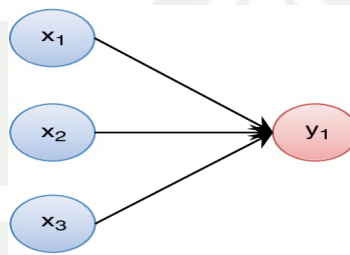
Artificial neural network hanya memiliki tiga atau empat *layer*, sedangkan yang memiliki *layer* yang sangat banyak disebut dengan *deep neural network*. Pada *deep learning* memiliki beberapa lapisan jaringan saraf, hal tersebut merupakan salah satu alasan model pada *deep learning* sangat cocok untuk pekerjaan yang lebih kompleks seperti *image recognition*, *translating text*, dan lain-lain (Bokka dkk, 2019).

2.3.1 Arsitektur Artificial Neural Network

Jaringan syaraf tiruan mempunyai arsitektur berbeda-beda yang biasa diterapkan dalam bermacam hal. Berikut arsitektur dari jaringan syaraf tiruan, antara lain (Agus, Samuel Haryanto dkk, 2015):

1. Single Layer Network (Jaringan lapisan tunggal)

Single Layer Network hanya memiliki satu *layer input* dan *output*. *Neuron* yang ada pada setiap *layer input* akan saling terhubung satu sama lain ke *neuron* yang ada pada *layer output*.

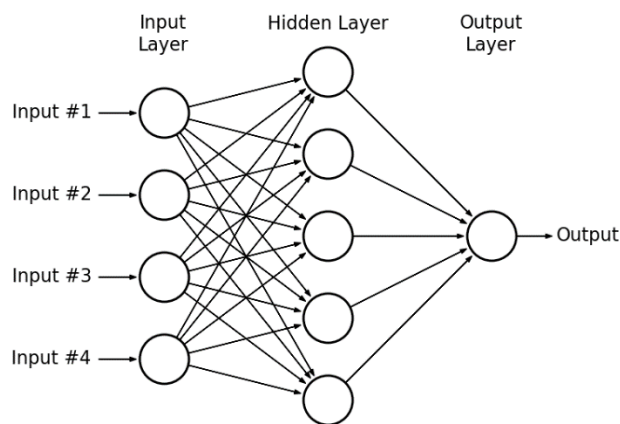


Gambar 2. 4 Single layer

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

2. Multilayer Network (Jaringan lapisan banyak)

Multilayer Network memiliki tiga jenis *layer*, yaitu *layer input*, *hidden layer*, dan *layer output*. *Neuron* yang ada pada lapisan atau *layer* saling terhubung. Algoritma yang digunakan pada *network* ini biasanya adalah *madaline*, *neocognitron*, *backpropagation*.

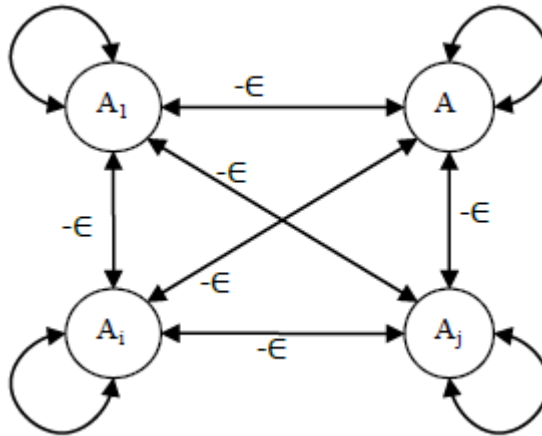


Gambar 2. 5 Multi layer

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

3. Competitive Layer Network

Pada *Competitive Layer Network* ini seluruh *neuron* yang ada akan beradu untuk memperoleh nilai. Algoritma yang digunakan pada *network* ini biasanya adalah LVQ.



Gambar 2. 6 Competitive layer

(Sumber: <https://www.kajianpustaka.com>)

2.4 Machine Learning

Machine Learning (ML) adalah seni pemrograman dari komputer yang dimana ia dapat belajar dari data. Menurut Arthur Samuel (1959), *Machine Learning* adalah pembelajaran yang memberi komputer perintah untuk belajar dari data tanpa dilakukan sesuatu hal terperinci untuk harus mengikuti instruksi yang diprogram (Geron, 2019).

Tujuan dari *Machine Learning* adalah untuk melatih mesin berdasarkan data dan algoritma yang diberikan. Menggunakan data dan informasi yang diproses, mesin belajar bagaimana membuat keputusan. ML bersifat dinamis, yang artinya memiliki kemampuan untuk mengubah dirinya sendiri saat diterapkan ke data yang lebih banyak. Aspek pembelajaran dari ML berarti bahwa algoritma ML berusaha meminimalkan kesalahan dan memaksimalkan kemungkinan prediksi menjadi benar (Jakhar & Kaur, 2019).

Machine Learning bekerja secara efisien ketika memiliki data yang terurut ketika sedang dilatih dan mendapatkan hasil yang diinginkan sesuai dengan masalah. Cara kerja ML tidak bergantung pada jenis dari sistem atau perangkat keras yang digunakan, ia bekerja secara efisien di setiap sistem. ML



membutuhkan sedikit waktu untuk melatih data dan menganalisis hasil. Hal tersebut bekerja dengan mengubah kompleksitas data ke tingkat yang lebih rendah sehingga hasil analisis mendapatkan lebih banyak efisiensi dan menghasilkan hasil yang akurat. Hal tersebut dimulai dengan mencocokkan pola dengan memecahkan masalah menjadi sub bagian karena mudah untuk mendapatkan *output* dari masalah yang kecil dan mengevaluasi hasil untuk mendapatkan hasil akhir. Hal tersebut dapat dikatakan juga merupakan teknik *divide and conquer* untuk menganalisis data dan mendapatkan hasil dari hal tersebut (Khanna, 2019).

Sistem dari ML dapat diklasifikasikan menurut jumlah dan jenis pengawasan yang di dapatkan selama pelatihan. Ada tiga kategori umum pada ML yaitu *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning*, dan *Reinforcement Learning* (Geron, 2019).

1. *Supervised Learning*

Supervised Learning, data yang dilatih dimasukkan ke algoritma menyertakan solusi yang diinginkan atau sering disebut dengan label. Tugas yang biasa dilakukan oleh *Supervised Learning* ini adalah klasifikasi. Contohnya filter spam, ia dilatih dengan banyak contoh *email* bersama dengan kelasnya (spam atau ham) dan harus mempelajari jika di beri *email* baru. Contoh lainnya yaitu memprediksi target numerik seperti harga dari sebuah mobil dengan serangkaian *feature* yang ada pada data.

2. *Unsupervised Learning*

Unsupervised Learning, data yang dilatih tidak memiliki label. Sistem mencoba belajar tanpa adanya guru. Tugas yang biasanya dilakukan oleh *Unsupervised Learning* adalah *clustering*. Contohnya, terdapat banyak data tentang pengunjung pada situs blog. Kita ingin menjalankan algoritma *clustering* untuk mencoba mendeteksi grup pengunjung serupa pada blog tersebut dengan mengelompokkannya. Maka dengan *clustering* terlihat bahwa 30% pengunjung adalah pria yang menyukai buku komik dan membacanya pada malam hari. Sementara 20% pengunjung adalah pecinta fiksi ilmiah yang berkunjung pada akhir pekan dan seterusnya.

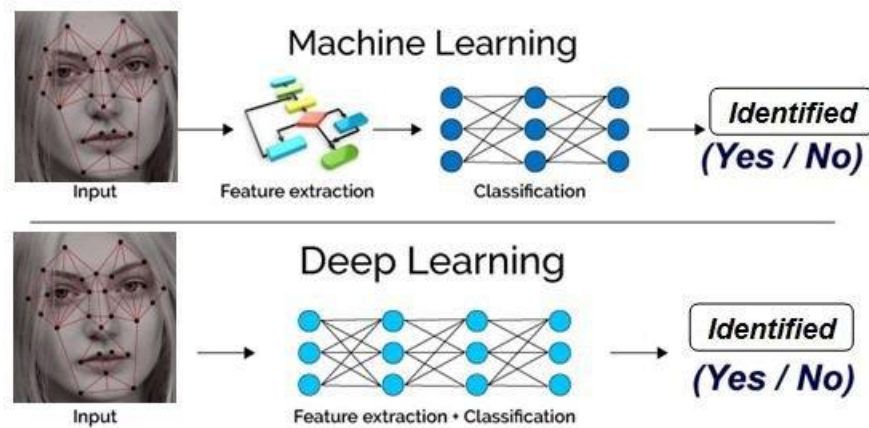
3. *Reinforcement Learning*

Reinforcement Learning merupakan sistem pembelajaran yang dapat mengamati lingkungan, memilih dan melakukan tindakan dengan mendapatkan *reward* sebagai balasannya atau *punishment* berupa negatif. Ia kemudian belajar dengan sendirinya apa strategi terbaik dengan mendapatkan imbalan dari waktu ke waktu. Misalnya, banyak robot yang menerapkan algoritma dari *Reinforcement Learning* untuk mempelajari cara berjalan. Program dari *DeepMind's AlphaGo* juga merupakan contoh dari *Reinforcement Learning*. Program tersebut menjadi berita utama pada Mei 2017 saat mengalahkan juara dunia Ke Jie di permainan Go. Program tersebut mempelajari kebijakan kemenangannya dengan menganalisis jutaan permainan, kemudian memainkan banyak game melawan dirinya sendiri.

2.5 Deep Learning

Deep Learning merupakan bagian dari metodologi *machine learning* dengan memodifikasi model dari kompleksitas terhadap sebuah algoritma yang berkaitan dengan *neural network* terhadap jaringan syaraf tiruan. Setiap menerima informasi baru, otak akan membandingkannya dengan informasi yang telah diketahui sebelumnya dan informasi baru tersebut akan segera dipahami (Jakhar & Kaur, 2019).

Disebut *deep* karena memiliki lapisan yang banyak untuk memetakan hubungan antara *input* dan *output*. Secara keseluruhan, pembelajaran dari algoritma pada *deep learning* juga dapat menghasilkan fitur dari pembelajaran tersebut. *Deep learning* telah terbukti sangat efektif dalam bidang pengenalan gambar seperti klasifikasi gambar atau objek, *speech recognition*, dan *natural language* (Hodnett dkk, 2019).



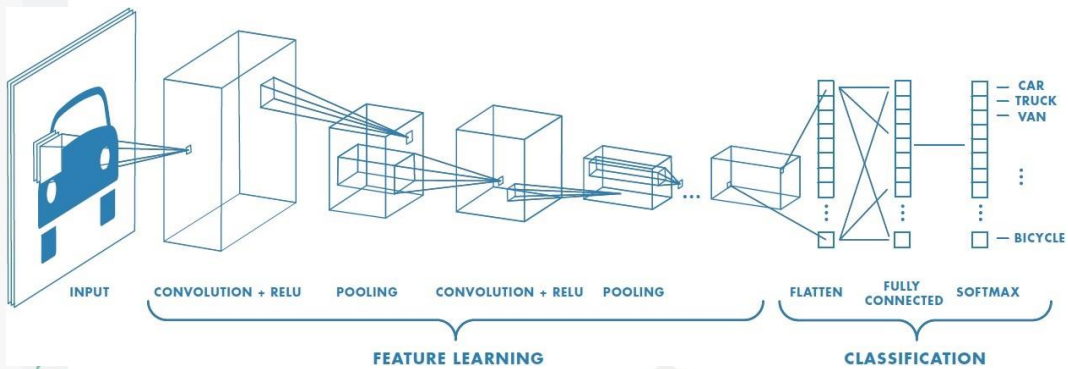
Gambar 2.7 Deep Learning

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

Algoritma pada *deep learning* dapat mempelajari suatu kumpulan fitur yang tepat. Hal tersebut dikerjakan dengan cara yang jauh lebih baik dari pada membuat fitur-fitur melalui kode manual. Membangun sebuah algoritma yang seharusnya menggunakan fitur dari data yang mentah, *deep learning* dapat melakukan pembelajaran dari fitur-fitur tersebut secara otomatis selama proses pelatihan (Wani dkk, 2020).

2.6 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah bagian dari arsitektur jaringan saraf (*neural network*) yang sering dikaitkan dengan pemrosesan citra. CNN terdiri dari beberapa tingkat operasi non linear, seperti *neural network* yang memiliki *hidden layer* yang banyak. Pengenalan pola ataupun fitur pada gambar memerlukan *feature extraction* yang baik sehingga memperoleh fitur-fitur yang dapat mencerminkan sebuah pola pada gambar yang dapat dikenali. CNN mendalami hubungan antara pixel yang terdapat pada gambar *input* dengan mengekstrak fitur yang mendalam melalui metode *pooling* dan *convolution*.



Gambar 2. 8 Skema CNN

(Sumber: <https://www.medium.com>)

Gambar dipandang oleh komputer sebagai angka-angka berupa *pixel* berdasarkan pada resolusi gambar. Komputer akan menerjemahkan gambar dengan dimensi panjang x lebar. Proses kerja pada CNN yaitu setiap gambar *input* akan di filter oleh *convolusi layer*, dan dilanjutkan ke operasi *pooling*, selanjutnya diteruskan ke tahap *fully connected layer*. Setelah itu menggunakan fungsi *softmax* untuk klasifikasi sebuah objek dengan kemungkinan nilai antara nol sampai satu (Choudhury dkk, 2020).

2.6.1 Convolution Layer

Convolution merupakan operasi yang membedakan CNN dengan *neural network* lainnya. *Convolution* pertama kali akan mendefinisikan nilai *input* terhadap *pixel* berupa angka-angka yang ada pada gambar. Selanjutnya menghitung nilai-nilai *pixel* pada gambar dengan sebuah filter atau kernel. Nilai output dihasilkan dari perkalian matriks yang ada pada filter. Pada tahap tersebut, filter digeser ke posisi berikutnya pada gambar sesuai dengan panjangnya *stride*. Perhitungan dilakukan terus menerus sampai seluruh gambar yang telah selesai di filter dan menghasilkan *feature map* (Ker dkk, 2017).

Arsitektur *EfficientNet-B0* menerapkan proses *convolution* dari *stage 1* hingga klasifikasi. Berikut rumus perhitungan *convolution*.

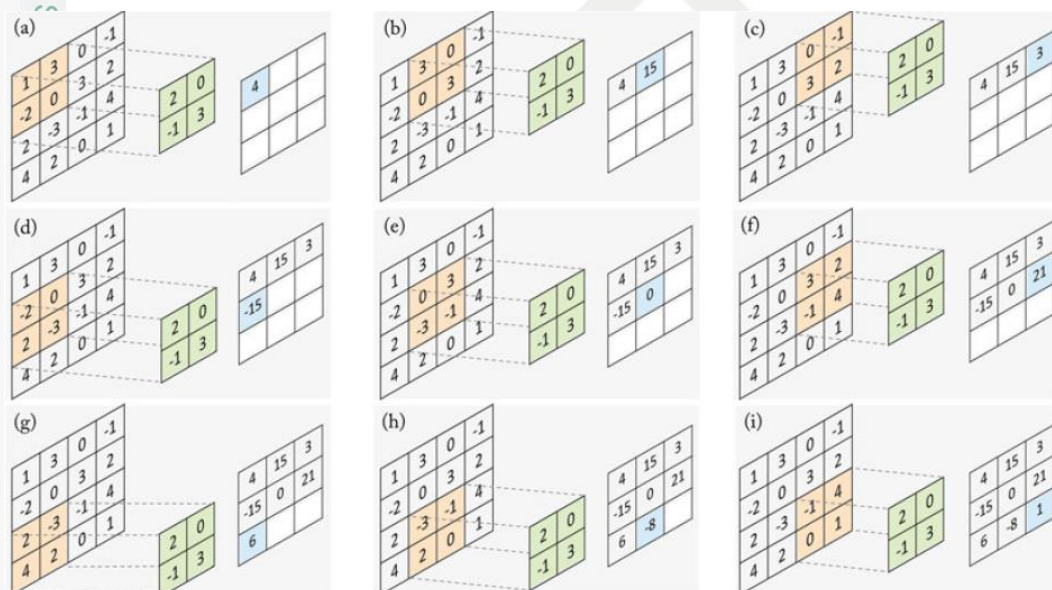
$$\left(\frac{(W - F + 2P)}{S} \right) + 1$$

Rumus 2. 1 Convolution layer

Keterangan:

- W = Ukuran volume gambar
- F = Ukuran Filter
- P = Nilai *Padding* yang digunakan
- S = Ukuran Pergeseran (*Stride*)

Operasi konvolusi berdasarkan rumus diatas adalah perkalian matriks antara input citra dengan kernel dan hasil outputnya dihitung dengan dot product.



Gambar 2. 9 Convolution layer

Terdapat dua parameter yang mengatur ukuran dari bagian output, yaitu sebagai berikut:

1. *Depth* memiliki tujuan untuk menentukan jumlah total neuron pada jaringan. Kemampuan pada model akan berkurang dalam mengenali pola jika nilai dan neuronnya kecil.
2. *Stride* adalah pergeseran pada *kernel*.

2.6.2 Activation Function

Activation function merupakan fungsi yang terdapat pada *hidden layer* pada jaringan saraf dan menjadi bagian dari node aktivasi. Fungsi tersebut menciptakan *non-linear* terhadap jaringan syaraf, karena tanpa fungsi aktivasi

tersebut jaringan syaraf hanya sebatas fungsi *linear*. Fungsi *non-linear* bisa digunakan untuk memecahkan masalah yang kompleks karena fungsi tersebut secara bersamaan dapat menyusun rancangan yang berbeda-beda, sehingga lebih dibutuhkan untuk penggunaan kasus yang lebih kompleks (Bokka dkk, 2019).

Terdapat *activation function* di beberapa *stage* pada arsitektur *EfficientNet-B0*.

Berikut *activation function* yang digunakan dalam proses *EfficientNet-B0*.

1. *Rectified linear unit* (ReLU)

Rectified linear unit (ReLU) tidak memungkinkan nilai negatif karena fungsi ini hanya menerima *input* bernilai *real* dan memberi *thresholds* dengan nilai 0 yang menggantikan nilai negatif tersebut. Berikut persamaan pada fungsi ReLU.

$$R(z) = \max(0, z)$$

Rumus 2. 2 ReLU

2. *Softmax*

Fungsi aktivasi *softmax* biasanya terlihat pada *output layer* pada jaringan syaraf. Fungsi dari *softmax* adalah klasifikasi, kumpulan *neuron* yang mempunyai nilai yang tinggi akan menyatakan *input* sebagai bagian kelasnya. Fungsi aktivasi *softmax* membatasi *output* dari jaringan syaraf untuk menampilkan kemungkinan bahwa *input* masuk ke dalam setiap kelas. Tanpa fungsi ini, *output* hanya bernilai numerik dengan nilai yang tertinggi menunjukkan kelasnya. Berikut adalah persamaan fungsi *softmax* (Heaton, 2015):

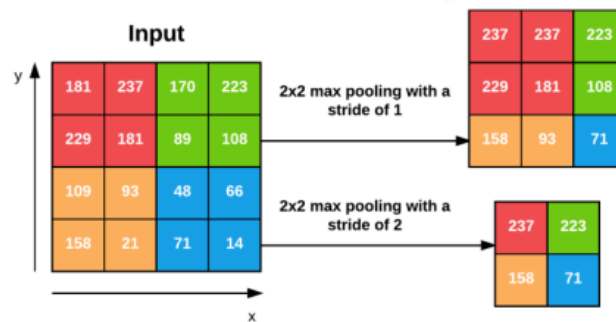
$$f_j(z) = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$$

Rumus 2. 3 *Softmax*

2.6.3 *Pooling Layer*

Pooling layer bekerja dengan mengikuti urutan dari *convolution layers*. Hal tersebut bertujuan untuk menggabungkan fitur-fitur yang dipelajari dan didefinisikan sebagai *feature map* pada *layer* sebelumnya. Penggabungan tersebut dapat dianggap sebagai teknik untuk memadatkan dan menyamaratakan kinerja

pada gambaran fitur. Hal tersebut mengurangi jumlah ukuran *output* dari *feature map* yang telah di *pooling* dan dapat mengurangi jumlah parameter sehingga biasanya dapat mengurangi *overfitting* terhadap data latih pada model. Cara kerja pada *pooling layer* biasanya dengan mengambil nilai rata-rata pada *feature map* yang disebut dengan *average pooling*, dan selanjutnya dengan mengambil nilai tertinggi yang disebut dengan *max pooling* (Brownlee, 2016).



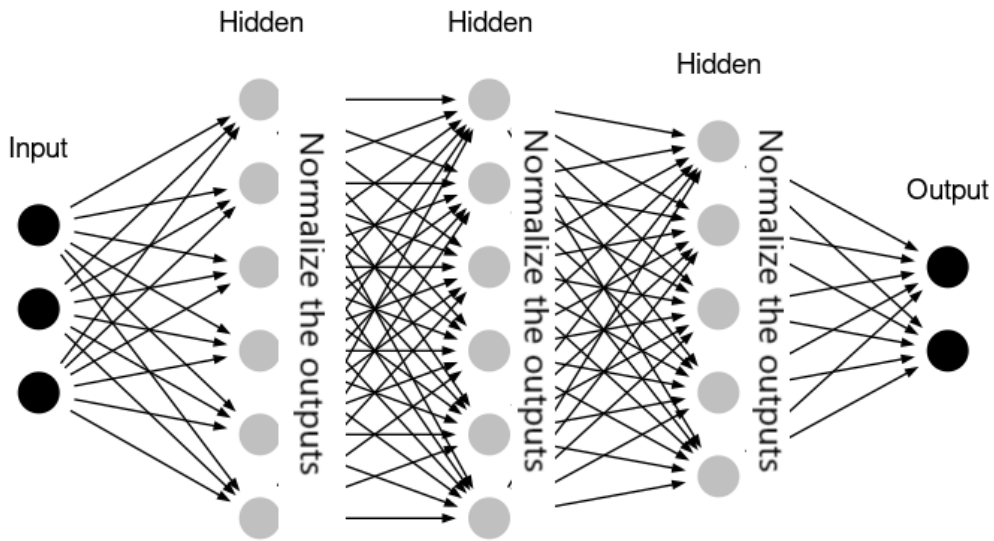
Gambar 2. 10 Max pooling

(Sumber: <https://www.pyimagesearch.com>)

Pada gambar diatas merupakan operasi *pooling* dengan cara mengambil nilai tertinggi atau *max pooling*. *Output* dari setelah dilakukannya proses *pooling* berupa matriks dengan *pixel* yang lebih kecil dibandingkan dengan *pixel* sebelum di masuk ke proses *pooling*. Gambar diatas memiliki input yang berukuran 4x4 dengan *kernel* atau filter yang berukuran 2x2. Filter pada *pooling* akan bergeser sesuai dengan jumlah *stride* dan menghitung nilai maksimal ataupun tertinggi di setiap matriks dengan menghasilkan matriks yang baru dengan ukuran yang lebih kecil.

2.6.4 Batch normalization

Batch normalization merupakan salah satu metode populer untuk mencegah model menjadi *overfitting*. Metode ini menormalkan *layer* dan memungkinkan model melatih bobot normalisasi. Selama model melatih data, pembagian input setiap *layer* berubah seiring dengan perubahan parameter *layer* sebelumnya. Hal ini, dapat memperlambat pelatihan data dengan mengecilkan *learning rate* dan inialisasi parameter secara cermat dan hati-hati. Metode ini juga digunakan untuk mempersingkat waktu komputasi (Di dkk, 2018).



Gambar 2. 11 *Batch normalization*

(Sumber: <https://www.medium.com>)

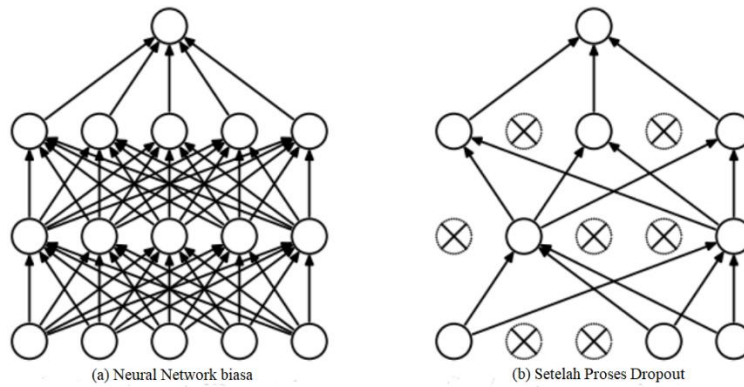
2.6.5 *Dropout Regularization*

Dropout merupakan bentuk regularisasi yang memiliki tujuan untuk menghindari sebuah model menjadi *overfitting*. Model yang *overfitting* dapat terjadi karena model terlalu bagus dan akurat dalam mempelajari data latih, tetapi tidak seakurat data uji yang tidak terlihat. Dalam pembuatan model, *overfitting* menjadi masalah dan dapat diperiksa dengan melihat jarak antara data latih dan akurasi data uji. Jika modelnya memiliki kinerja yang jauh lebih baik pada data latih, maka model tersebut bisa dikatakan *overfitting*.

Dropout merujuk ke penghapusan setiap node secara acak selama data dilatih. Biasanya penghapusan hanya dilakukan pada *hidden layer*, tidak dilakukan pada *input layer* (Hodnett & Willey, 2018). Regularisasi *dropout* ini dapat diimplementasikan dengan menetapkan sebuah probabilitas terhadap *neuron* yang dihilangkan sebagai parameter. Dengan menghilangkan *neuron* secara acak, sebuah model dipastikan dapat menggeneralisasi dengan lebih baik dan hal tersebut menjadikan model dapat sedikit lebih fleksibel (Bokka dkk, 2019).

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.

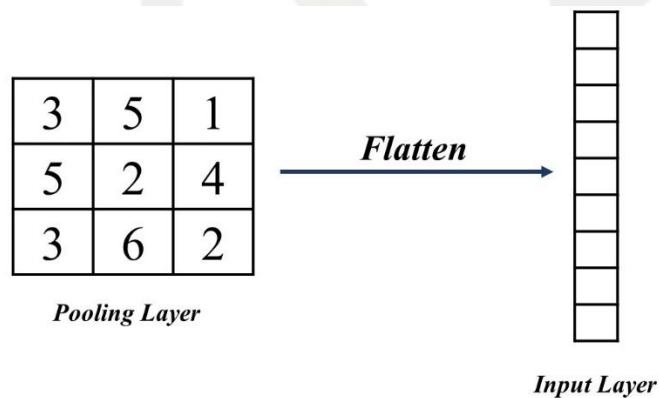


Gambar 2. 12 Dropout

(Sumber: <https://www.medium.com>)

2.6.6 Flatten

Flatten merupakan proses mengubah suatu array atau matriks 2 dimensi yang dihasilkan dari *convolution* dan *pooling layer* menjadi suatu vektor yang panjang. Hasil dari matriks yang sudah di *flatten* menjadi vektor akan dilanjutkan ke tahap proses *fully connected layer* seperti jaringan saraf tiruan (Sumahasan dkk, 2020).



Gambar 2. 13 Flatten

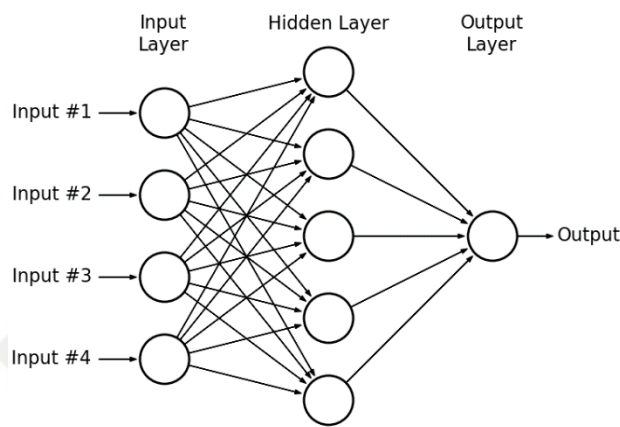
(Sumber: <https://www.megabagus.id>)

2.6.7 Fully Conected Layer

Fully connected layer merupakan lapisan terakhir yang terdapat pada CNN. Setiap neuron yang ada pada *layer* sebelumnya saling terhubung pada setiap neuron dalam *fully connected layer*. Pada arsitektur CNN, terdapat satu

bahkan lebih *fully connected layer*. Layer ini memiliki *activation function* yang *non linear* atau biasanya *softmax* untuk menghasilkan kemungkinan yang terjadi terhadap prediksi kelas.

Fully Connected layer yang digunakan pada lapisan terakhir ini, biasanya melewati *feature extraction* yang dilakukan oleh *convolution layer* dan *pooling layer*. Hal tersebut digunakan untuk merancang kombinasi akhir dari fitur *non linear* dan untuk membuat prediksi yang dilakukan oleh jaringan tersebut (Brownlee, 2016).



Gambar 2. 14 *Fully connected layer*
(Sumber: <https://www.researchgate.net>)

2.6.8 Arsitektur CNN

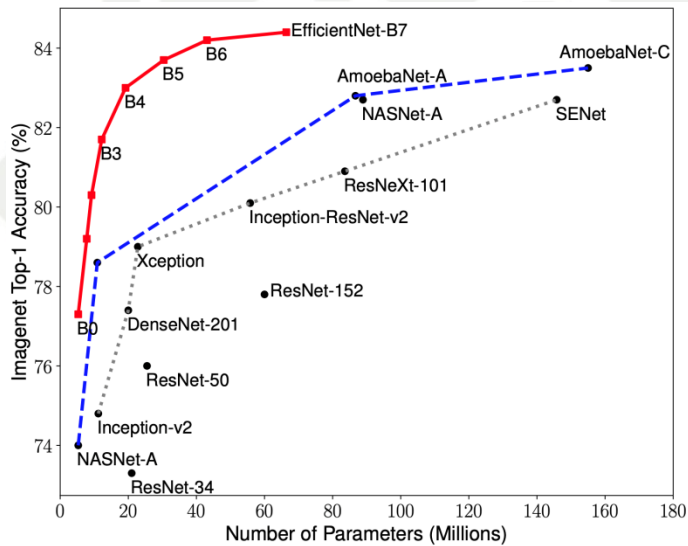
ImageNet setiap tahunnya mengadakan kompetisi untuk para peneliti di bidang *image processing*. Kompetisi tersebut yaitu *ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC)*. ILSVRC merupakan kompetisi *image processing* untuk menganalisis algoritma terhadap klasifikasi dan deteksi gambar dalam jumlah yang besar. Pada kompetisi tersebut para peneliti menguji arsitektur yang telah dirancang dengan *dataset* yang telah disediakan oleh *ImageNet*, sehingga arsitektur yang mencapai akurasi tertinggi akan dijadikan sebagai pemenang. Salah satu arsitektur yang mengikuti kompetisi ini adalah *EfficientNet*.

2.6.8.1 *EfficientNet*

EfficientNet merupakan kumpulan model yang terdiri dari *EfficientNet-B0* hingga *EfficientNet-B7* yang awalnya merupakan turunan dari *EfficientNet-B0*

kemudian dilakukan evaluasi hingga muncul model-modelnya yang lain. *EfficientNet* memiliki keunggulan yang dapat mencapai akurasi yang tinggi dan juga dapat mengurangi parameter dari FLOPS (*Floating Point Operations Per Second*) yang memperbaiki kemampuan suatu model.

EfficientNet menarik perhatian dalam melakukan prediksi dengan memanfaatkan metode penskalaan yang menggabungkan semua dimensi jaringan terhadap lebar (*width*), kedalaman (*depth*), dan resolusi (*resolution*). Dimensi lebar didasari oleh jumlah *channels* seluruh *layer*, pada dimensi kedalaman didasari oleh jumlah *layer* pada CNN, dan pada resolusi didasari oleh ukuran suatu gambar (Chowdhury dkk, 2020).



Gambar 2.15 Grafik akurasi arsitektur *ImageNet*

(Sumber: Tan & Le, 2019)

Arsitektur *EfficientNet* secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya dengan *EfficientNet-B7* yang mencapai *top-1 accuracy* 84.3%. Terkhusus untuk arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki jumlah parameter yang paling sedikit dari arsitektur *EfficientNet* yang lainnya yaitu 5,3 juta parameter, menjadikannya arsitektur *EfficientNet* dengan waktu komputasi yang paling cepat dibandingkan dengan arsitektur *EfficientNet* yang lainnya. Bahkan *EfficientNet-B0* memiliki jumlah parameter yang lebih ringan dibandingkan dengan arsitektur *ResNet50*



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

dengan 26 juta parameter, lima kali lebih besar dari *EfficientNet-B0* (Tan & Le, 2019).

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. 16 Arsitektur *ImageNet*

(Sumber: Tan & Le, 2019)

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix berfungsi untuk mengevaluasi suatu kinerja dari algoritma khususnya dalam *Supervised Learning*. *Confusion Matrix* memaparkan prediksi dan kondisi sebenarnya (*actual*) dari data yang dihasilkan oleh algoritma. Pada *confusion matrix* terdapat beberapa nilai yang menjadi patokan yaitu *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*. Nilai *True Positive* dan *True Negative* memberikan informasi ketika sebuah *classifier* dalam melakukan klasifikasi bernilai benar, sedangkan *False Positive*, dan *False Negative* memberikan informasi Ketika *classifier* salah dalam melakukan klasifikasi data (Fibrianda & Bhawiyuga, 2018).

Tahap evaluasi terhadap akurasi dilakukan menggunakan matriks klasifikasi yaitu *confusion matrix*, dengan melakukan evaluasi dari segi *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dengan rumus berikut.

1. Accuracy

Akurasi merupakan perbandingan dari prediksi benar dengan keseluruhan data. Akurasi menggambarkan seberapa akurat suatu model dapat mengklasifikasikan data dengan benar.

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

Rumus 2. 4 Accuracy

2. Precision

Precision adalah perbandingan prediksi yang benar dari label positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. *Precision* dapat digambarkan dengan berapa banyak data yang benar-benar positif dari keseluruhan data yang diprediksi positif. Nilai *precision* dapat diperoleh dengan rumus sebagai berikut.

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

Rumus 2. 5 Precision

3. Recall

Recall merupakan perbandingan prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang positif. *Recall* dapat digambarkan dengan berapa banyak data yang diprediksi positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Nilai *recall* dapat diperoleh dengan rumus sebagai berikut.

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

Rumus 2. 6 Recall

4. F1-Score

F1-Score merupakan perbandingan dari rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan. Berikut rumus untuk memperoleh nilai dari *F1-Score*.

$$F1 - Score = \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Rumus 2. 7 F1-Score

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2. 17 Confusion Matrix

(Sumber: <https://www.medium.com>)

2.8 Penelitian terkait

Berikut tabel yang memparkan beberapa penelitian terdahulu yang terkait dengan tugas akhir ini.

Tabel 2. 1 Penelitian terkait

No	Tahun	Judul	Nama Peneliti	Metode	Hasil
1	2019	<i>EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks</i>	Mingxing Tan, Quoc V.Le	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur <i>EfficientNet</i>	Dengan menyeimbangkan <i>width</i> , <i>depth</i> , dan <i>resolution</i> , model <i>EfficientNet</i> dapat ditingkat dengan sangat efektif dengan akurasi yang tinggi dan parameter FLOPS yang lebih sedikit.
2	2019	<i>Brain Tumor Classification Using ResNet-101 Based Squeeze and Excitation Deep Neural Network</i>	Palash Ghosal, Lokesh Nandanwar, Swati Kanchan	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan <i>Squeeze and Excitation (SE)</i> yang di	Eksperimen menunjukkan bahwa CNN yang di usulkan memiliki tingkat akurasi 89,93%

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	3	2020	<i>Detection of Tumors on Brain MRI Images using the Hybrid Convolutional Neural Network Architecture</i>	Ahmed Cinar, Muhammed Yildirim	kombinasikan dengan arsitektur ResNet-101 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur ResNet-50 yang di <i>hybrid</i>	Tingkat akurasi model <i>hybrid</i> yang dikembangkan adalah 97,01%
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau	4	2019	<i>Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network</i>	Sunanda Das, Riaz Rahman Aranya, Nishat Nayla Labiba	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Eksperimen ini memberikan hasil <i>testing accuracy</i> mencapai 94,39%, <i>average precision</i> 93,33% dan <i>average recall</i> 93%
	5	2020	<i>Classification of Brain Tumors from MRI Images Using a Convolutional Neural Network</i>	Milica M. Badza, Marko C. Barjaktarovic	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Hasil terbaik untuk <i>10-fold cross validation</i> akurasi adalah 96,56%
	6	2020	<i>Brain Tumor Detection and Classification Using Convolutional Neural Network and Deep Neural Network</i>	Chirodip Lodh Choudhury, Chandrakanta Mahanty, Raghvendra Kumar	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dengan <i>3 Layered CNN architecture</i> yang di hubungkan ke <i>Fully Connected Neural Network</i>	Model mencapai akurasi 96,08% dengan <i>f-score</i> 97,3%
	7	2019	<i>Multi-</i>	Hossam H.	<i>Convolutional</i>	Arsitektur

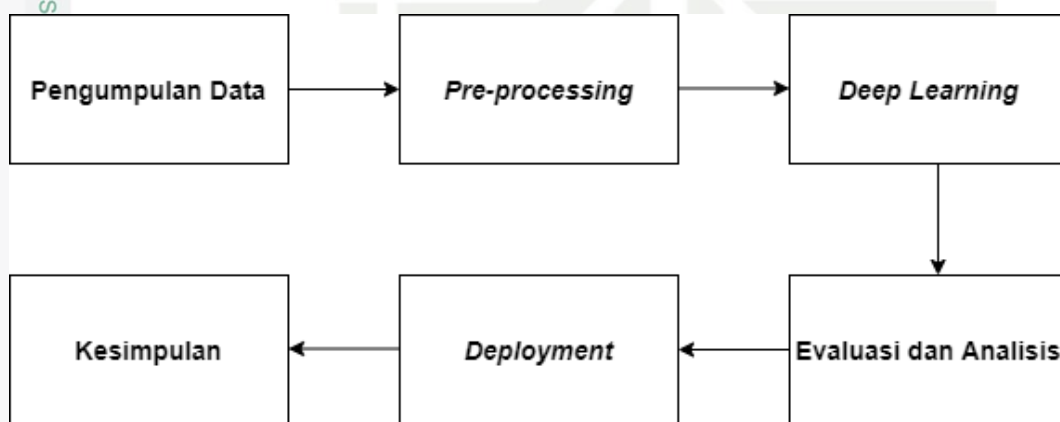


- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan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

© Hak cipta milik UIN Suska Riau		<i>Classification of Brain Tumor Images Using Deep Neural Network</i>	Sultan, Nancy M. Salem, Walid Al-Atabany	<i>Neural Network (CNN)</i>	CNN yang diusulkan mencapai akurasi 96,13% dan 98,7% terkait dua dataset yang digunakan	
	8	2020	<i>Performance analysis of Brain Tumour Image Classification using CNN and SVM</i>	Shubham Kumar Baranwal, Krishnkant Jaiswal, Kumar Vaibhav	<i>Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM)</i>	Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa CNN memiliki nilai akurasi sebesar 94%. Jauh lebih besar dari model SVM.
	9	2020	<i>Convolutional Neural Network Based on Complex Network for Brain Tumor Image Classification with a Modified Activation Function</i>	Zhiguan Huang, Xiaohao Du, Liangming Chen, Yuhe Li, Mei Liu, Yao Chou, Long Jin	<i>Convolutional Neural Network Based on Complex Network (CNNBCN)</i>	Akurasi model CNNBCN yang dimodifikasi untuk klasifikasi tumor otak mencapai 95,49%
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau	10	2020	Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Image (MRI) dengan menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)	Ainani Shabrina Febrianti, Tri Arief Sardjono, Atar Fuady Babgei	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Didapatkan tingkat akurasi sebesar 76% dengan menggunakan kernel Linear dan RBF pada tipe C-SVM

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilaksanakan membutuhkan proses pada setiap langkahnya dalam melakukan penelitian. Bagian ini merupakan langkah dalam melaksanakan penelitian. Proses dari setiap proses menjadi panduan dari tahap penelitian awal hingga selesai. Proses ini dimaksudkan untuk memastikan bahwa langkah-langkah yang diambil berlangsung secara berurutan. Berikut langkah-langkah dari penelitian ini.



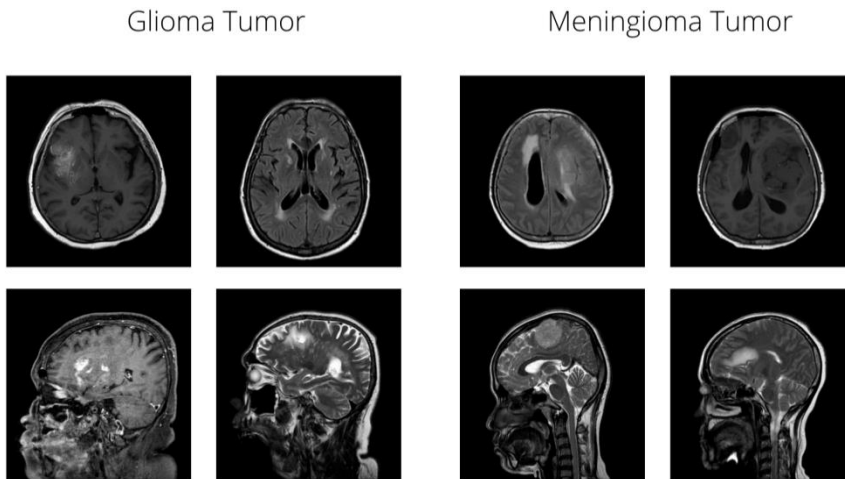
Gambar 3. 1 Metodologi penelitian

3.1 Pengumpulan data

Penelitian ini akan menggunakan data MRI tumor otak yang akan dijadikan sebagai data masukan. Pengumpulan data pada penelitian ini dilaksanakan dengan mengambil data yang didapat dari RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau. Pengumpulan data dilakukan pada gedung *Radiologi Radiodiagnostik* di ruangan Kamar 9 MRI. Data yang dikumpulkan merupakan data MRI tumor otak dua dimensi dengan format JPG yang berjumlah 2875 gambar *greyscale* dengan resolusi 1256×568 . Data yang dikumpulkan terbagi menjadi 2 kelas. Setiap kelasnya terdiri dari *Glioma Tumor* sebanyak 840 gambar dan *Meningioma Tumor* sebanyak 2035 gambar. Berikut gambar *dataset* tumor otak beserta kelasnya:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

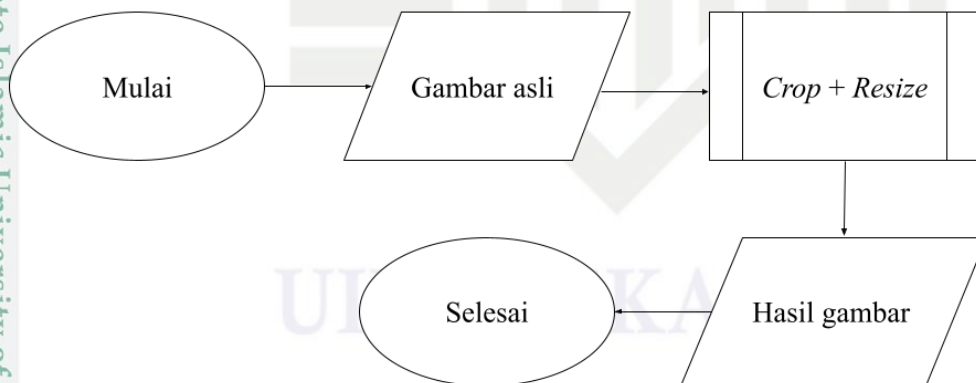
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan 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. 2 Kelas tumor otak

3.2 Preprocessing

Setelah melalui tahapan pengumpulan data, selanjutnya melakukan *preprocessing* untuk memudahkan dalam memperoleh nilai *feature extraction*. Dalam penelitian ini, *preprocessing* yang akan dilakukan adalah *crop* dan *resize*. Proses *crop* bertujuan untuk menghapus *noise* pada sudut gambar yang tidak mencerminkan pola dari label gambar. Penggunaan *resize* ini bertujuan untuk mengubah ukuran dari citra dengan memperkecil ukuran horizontal ataupun vertikal pada citra. Berikut merupakan alur dari *preprocessing*:



Gambar 3. 3 Tahap *preprocessing*

3.3 Deep Learning

Model *deep learning* untuk klasifikasi yang akan diterapkan pada penelitian ini adalah *EfficientNet-B0*. Pada penelitian Tan & Le (2019), model

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

EfficientNet-B0 memiliki waktu komputasi yang paling cepat dibandingkan arsitektur *EfficientNet* lainnya. Berikut rancangan dari arsitektur *EfficientNet-B0* pada penelitian ini.



Gambar 3. 4 Arsitektur *EfficientNet-B0*

Berikut ini adalah tahapan-tahapan dari gambar 3.4 dalam melakukan klasifikasi gambar :

1. Data MRI tumor otak yang telah di *crop* dan *resize* pada tahap *preprocessing* dengan ukuran 224 x 224 *pixel* sebagai data masukan.

2. Stage 1

- a. Menjalankan proses *convolutional* dengan filter 3 x 3 menghasilkan 32 *channel*.
- b. Menjalankan fungsi *batch normalization*.
- c. Menjalankan fungsi aktivasi yaitu ReLU.

3. Stage 2

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *Depth Wise Convolutional* dengan filter 3 x 3 menghasilkan 16 *channels*.
- b. Dilakukan *Batch Normalization*.
- c. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- d. Kemudian dilakukan *Global Average Pooling*.
- e. Kemudian dilakukan *reshape*.
- f. Kemudian dilakukan 2 kali *Convolutional* dengan filter 3 x 3 dengan 16 *channels*.
- g. Kemudian dilakukan *Multiply*.
- h. Dilakukan *Batch Normalization*.

4. Stage 3

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 menghasilkan 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.

5. Stage 4

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 5 x 5 menghasilkan 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. Kemudian dilakukan *dropout*.

6. Stage 5

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 3 x 3 menghasilkan 80 *channels*.

- a. Dilakukan *Batch Normalization*.
- b. Kemudian dilakukan *activation function* menggunakan ReLU.
- c. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan filter 3 x 3.

Stage 6

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 5 x 5 menghasilkan 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.
- e. Kemudian dilakukan *dropout*.

8. Stage 7

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional* dengan filter 5 x 5 menghasilkan 192 *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. Kemudian dilakukan *dropout*.

9. Stage 8

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

10. Stage 9

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

11. Output dari stage sebelumnya dilanjutkan dengan melakukan proses *pooling* setelah itu di *flatten* yang mendapatkan *output* berupa *array* satu dimensi.

12. Setelah proses *flatten* tahap berikutnya dimasukkan ke *neural network*.



13. Setelah tahap *neural network* selesai dan mendapatkan nilai bobot dan diklasifikasi dengan aktivasi *softmax*.

3.4 Evaluasi dan Analisis

Tahapan ini akan melakukan evaluasi pada seluruh eksperimen yang telah ditetapkan berupa evaluasi akurasi. Analisa dilakukan dari nilai akurasi untuk beberapa eksperimen yang telah ditetapkan. Analisa akhir berupa akurasi dari *hyper-parameter* yang telah ditetapkan serta menjadi salah satu kesimpulan akhir dari penelitian. Tahap evaluasi terhadap akurasi dilakukan menggunakan matriks klasifikasi yaitu *confusion matrix*, dengan melakukan evaluasi dari segi *precision*, *recall*, dan *F1-Score*.

3.5 Deployment

Tahapan ini merupakan tahapan penerapan model terbaik dari *hyper-parameter optimization* yang dirancang dalam bentuk sistem sebagai bukti bahwa model yang telah dibangun dapat berjalan dengan baik.

3.6 Kesimpulan

Tahapan ini merupakan bagian terakhir dari penelitian ini. Tahapan ini memaparkan hal-hal yang telah di analisis dari beberapa skenario eksperimen yang telah ditetapkan. Hal tersebut untuk mengetahui model terbaik dari beberapa *hyper-parameter* yang telah di *tuning* dengan arsitektur *EfficientNet-B0*.

BAB VI PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan keberhasilan penerapan serta pengujian dari model *EfficientNet-B0* untuk klasifikasi MRI tumor, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan model terbaik yang dibangun dan dirancang dalam bentuk sistem berhasil melakukan prediksi terhadap jenis tumor *glioma* dan *meningioma*.
2. Pelatihan model *EfficientNet-B0* pada MRI tumor otak yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi terdapat pada eksperimen 5 dengan skenario *learning rate* 0.01 dan *neuron* pada *dense* yang berjumlah 256 menghasilkan nilai akurasi mencapai 99.8% dan mendapatkan nilai *F1-Score* tertinggi dari seluruh skenario eksperimen dengan nilai *F1-Score* mencapai 99.7%.
3. Penerapan *learning rate* pada model *EfficientNet-B0* untuk klasifikasi MRI tumor otak menunjukkan bahwa semakin besarnya *learning rate* maka semakin tinggi akurasi yang didapatkan.
4. Pelatihan model *EfficientNet-B0* pada MRI tumor otak dengan penambahan *dense* layer menunjukkan bahwa semakin besar nilai *neuron* pada *dense* layer yang hal tersebut dapat meningkatkan komputasi dari model, tidak menjamin mendapatkan nilai akurasi yang tinggi.

6.2 Saran

Berikut beberapa saran yang dapat dijadikan bahan untuk pengembangan yang lebih lanjut untuk penelitian selanjutnya.

1. Klasifikasi MRI tumor otak dapat dilakukan dengan kelas yang lebih banyak seperti *pituitary*, *neuroma akustik* dan lain-lain.
2. Pelatihan model CNN dengan melakukan eksperimen terhadap waktu komputasi dari model.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2018). Neural Networks and Deep Learning. In *Neural Networks and Deep Learning*. Springer International Publishing AG. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-94463-0>
- Agus, Samuel Haryanto, F., Puspitaningrum, D., & Ernawati. (2015). IMPLEMENTASI JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK MEMPREDIKSI CUACA (STUDI KASUS: KOTA BENGKULU). *Rekursif*, 3(2), 82–94.
- Baranwal, S. K., Jaiswal, K., Vaibhav, K., Kumar, A., & Srikantaswamy, R. (2020). Performance analysis of Brain Tumour Image Classification using CNN and SVM. *Proceedings of the 2nd International Conference on Inventive Research in Computing Applications, ICIRCA 2020*, 537–542. <https://doi.org/10.1109/ICIRCA48905.2020.9183023>
- Bengio, Y. (2012). Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 7700 LECTU, 437–478. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_26
- Bokka, K. R., Hora, S., Jain, T., & Wambugu, M. (2019). Deep Learning for Natural Language Processing. In S. Warang (Ed.), *Handbook of Statistics* (Vol. 38). Packt Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.05.001>
- Brownlee, J. (2016). Deep Learning With Python: Develop Deep Learning Models on Theano and TensorFlow Using Keras. In *e-conversion - Proposal for a Cluster of Excellence*.
- Choudhury, C. L., Mahanty, C., & Kumar, R. (2020). Brain tumor detection and classification using convolution neural network. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(1), 34–40. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3507904>
- Chowdhury, N. K., Kabir, M. A., Rahman, M. M., & Rezoana, N. (2020). *ECOVNet: An Ensemble of Deep Convolutional Neural Networks Based on EfficientNet to Detect COVID-19 From Chest X-rays*. <http://arxiv.org/abs/2009.11850>
- Çinar, A., & Yildirim, M. (2020). Detection of tumors on brain MRI images using the hybrid convolutional neural network architecture. *Medical Hypotheses*, 139(March), 109684. <https://doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109684>
- Dahria, M. (2014). Kecerdasan buatan (Artificial Intelligence). *Artificial Intelligence*, 1(2), 1–10.
- Das, S., Aranya, R. R., & Labiba, N. N. (2019). Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network. *1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology 2019 (ICASERT 2019)*.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-46643-5_33

- Di, W., Bhardwaj, A., & Wei, J. (2018). Deep Learning Essentials. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9). Packt Publishing Ltd.
- Febrianti, A. S., Sardjono, T. A., & Biomedik, D. T. (2020). *Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Image dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine*. 9(1).
- Fibrianda, M. F., & Bhawiyuga, A. (2018). Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 3112–3123.
- Geron, A. (2019). Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. In *Hands-On Machine Learning with R*. <https://doi.org/10.1201/9780367816377>
- Heaton, J. (2015). Artificial Intelligence For Human Volume 3: Deep Learning and Neural Networks. In T. Heaton (Ed.), *Advanced Data Analytics Using Python*. Heaton Research Inc. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3450-1_5
- Hodnett, M., & Willey, J. F. (2018). *R Deep Learning Essentials* (Secon Edii, Vol. 53, Issue 9). Packt Publishing Ltd.
- Hodnett, M., Willey, J. F., Liu, Y., & Maldonado, P. (2019). Deep learning with R. In *Deep Learning with R*. Packt Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-5850-0>
- Jakhar, D., & Kaur, I. (2019). Artificial intelligence, machine learning and deep learning: definitions and differences. *Clinical and Experimental Dermatology*, 45(1), 1–2. <https://doi.org/10.1111/ced.14029>
- Jepkoech, J., Mugo, D. M., Kenduiywo, B. K., & Too, E. C. (2021). The Effect of Adaptive Learning Rate on the Accuracy of Neural Networks. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(8), 736–751. <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0120885>
- Kementrian kesehatan Republik Indonesia, K. P. K. N. (2019). *Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran TUMOR OTAK* (Vol. 1, Issue).
- Ker, J., Wang, L., Rao, J., & Lim, T. (2017). Deep Learning Applications in Medical Image Analysis. *IEEE Access*, 6, 9375–9379. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2788044>
- Khanna, S. K. (2019). Machine Learning v / s Deep Learning. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 455–458.
- Lai, Y. (2019). A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning in Image Recognition. *Journal of Physics: Conference Series*, 1314(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1314/1/012148>
- Li, J. T., Bian, K., Zhang, A. L., Kim, D. H., Ashley, W. W., Nath, R., &



Mccutcheon, I. (2011). *Targeting different types of human meningioma and glioma cells using a novel adenoviral vector expressing GFP-TRAIL fusion protein from hTERT promoter*. 1–14.

Patterson, J., & Gibson, A. (2017). Deep learning A Practitioner's Approach. In *Nature* (Vol. 29, Issue 7553). O'Reilly Media, Inc.,.

Sumahasan, S., Addanki, U. K., Irlapati, N., & Jonnala, A. (2020). Object Detection using Deep Learning Algorithm CNN. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 8(7), 1578–1584. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2020.30594>

Tan, M., & Le, Q. V. (2019). *EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks*.

Ucuzal, H., Yasar, S., & Colak, C. (2019). Classification of brain tumor types by deep learning with convolutional neural network on magnetic resonance images using a developed web-based interface. *3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies, ISMSIT 2019 - Proceedings*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISMSIT.2019.8932761>

Understanding Brain Tumours (Cancer Cou). (2020). Cancer Council Australia.

Wahid, R. R., Anggraeni, F. T., & Nugroho, B. (2020). *Implementasi Metode Extreme Learning Machine untuk Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Imaging*. 1, 16–20.

Wani, M. A., Bhat, F. A., Afzal, S., & Khan, A. I. (2020). *Advances in Deep Learning* (Studies in, Vol. 57). Springer Nature Singapore Pte Ltd. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-6794-6>

Wijaya, K. P., & Muslim, M. A. (2016). *Peningkatan Akurasi pada Algoritma Support Vector Machine dengan Penerapan Information Gain untuk Mendiagnosa Chronic Kidney Disease*. *Snik*, 22–27.

Wu, Y., Liu, L., Bae, J., Chow, K. H., Iyengar, A., Pu, C., Wei, W., Yu, L., & Zhang, Q. (2019). Demystifying Learning Rate Policies for High Accuracy Training of Deep Neural Networks. *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019*, 1971–1980. <https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9006104>

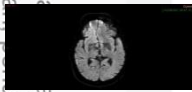
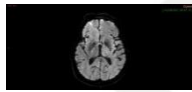
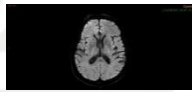
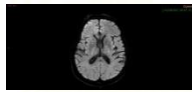
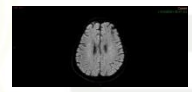
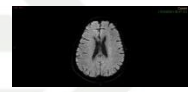






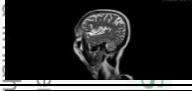
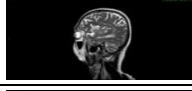
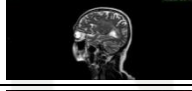
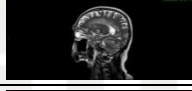
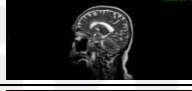
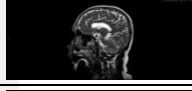
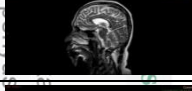
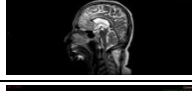
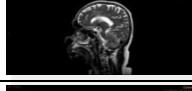
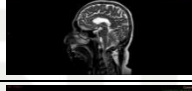
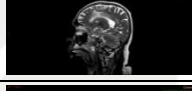
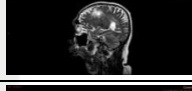
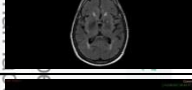
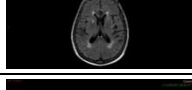

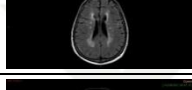
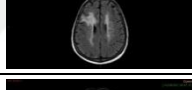
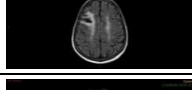
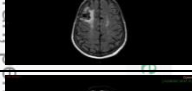
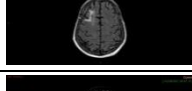
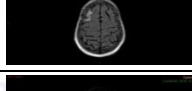
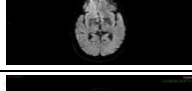
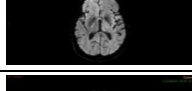
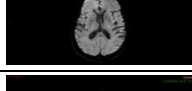
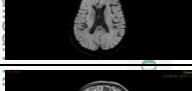
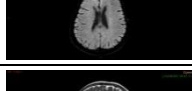
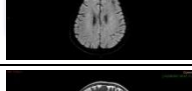
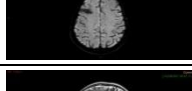
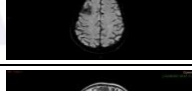
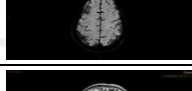

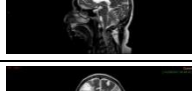
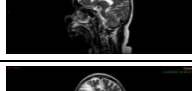
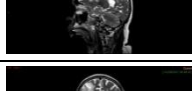
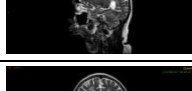
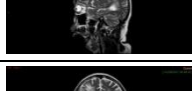
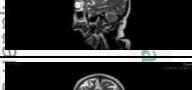
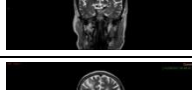
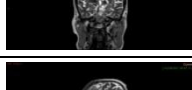
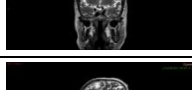
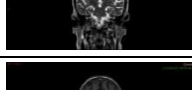
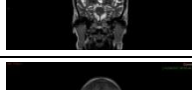





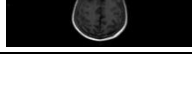
Yu T., & Zhu, H. (2020). *Hyper-Parameter Optimization: A Review of Algorithms and Applications*. 1–56. <http://arxiv.org/abs/2003.05689>

LAMPIRAN A

DATA MRI TUMOR OTAK *ORIGINAL*

Berikut data MRI Tumor otak *original* yang digunakan sebagai *dataset* pada penelitian ini. Data MRI Tumor otak yang digunakan diperoleh dari RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau. Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan mengambil data yang didapat dari RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau. Pengumpulan data dilakukan pada gedung *Radiologi Radiodiagnostik* di ruangan Kamar 9 MRI. Data yang dikumpulkan merupakan data MRI tumor otak dua dimensi dengan format JPG yang berjumlah 2875 gambar *greyscale* dengan resolusi 1256×568 *pixels* seperti uraian pada tabel berikut.

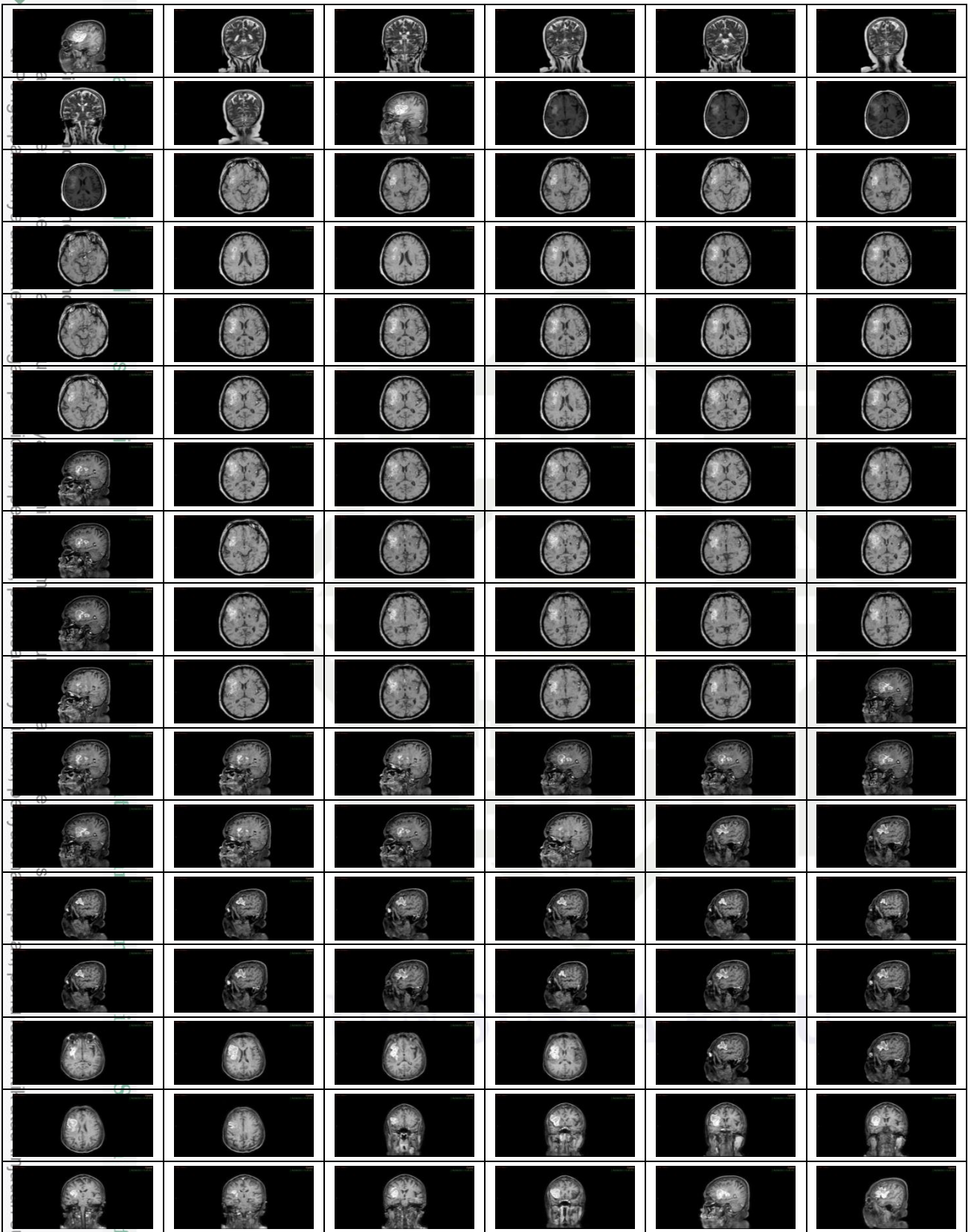
Tabel A. 1 Data MRI Tumor *glioma*

MRI Tumor glioma					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					

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.



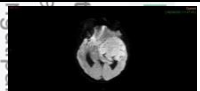
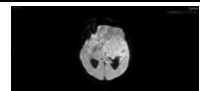
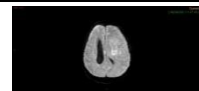
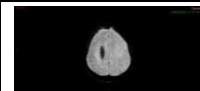
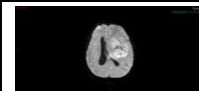
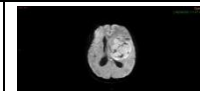
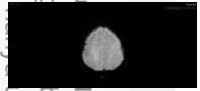
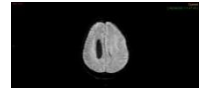
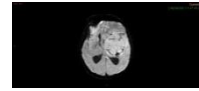
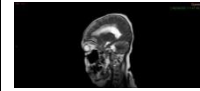
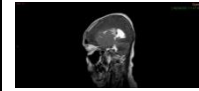
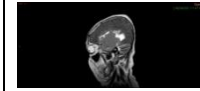

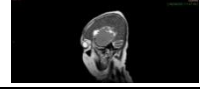
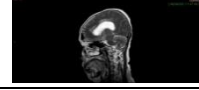
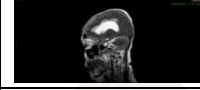
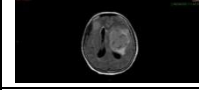
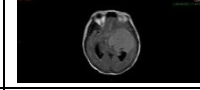
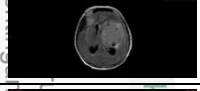
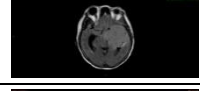
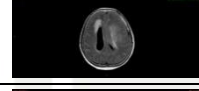
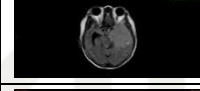
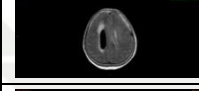
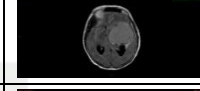
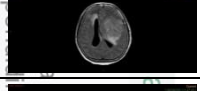
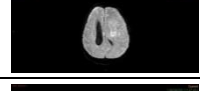
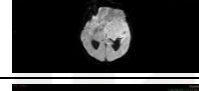
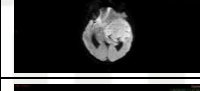
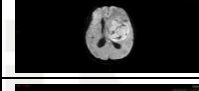
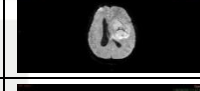
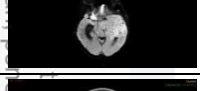
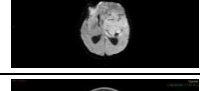
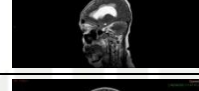
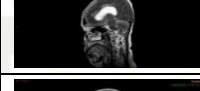


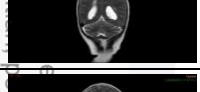
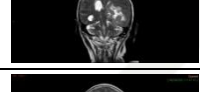
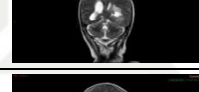
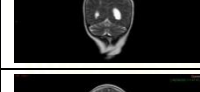
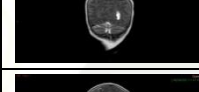
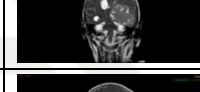
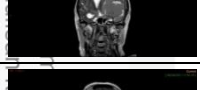
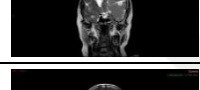

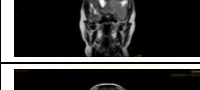
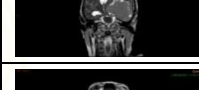
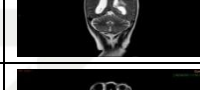
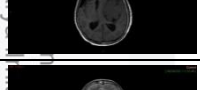
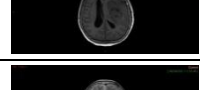
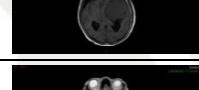
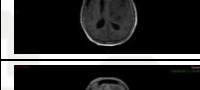
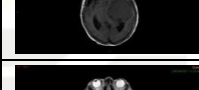
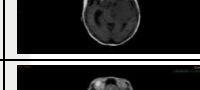
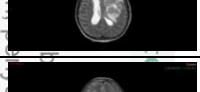
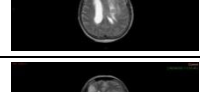
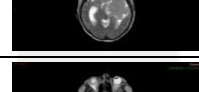
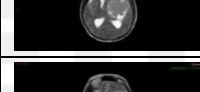
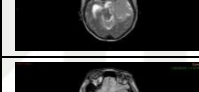
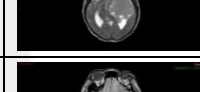
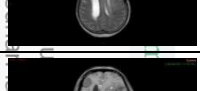
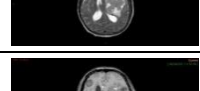
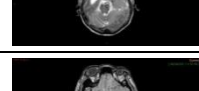
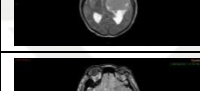
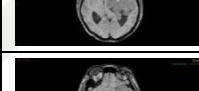
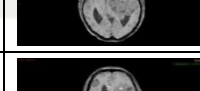
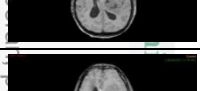
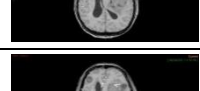
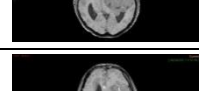
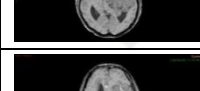
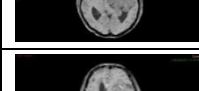
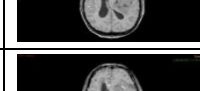
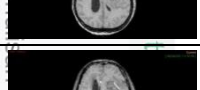
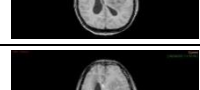
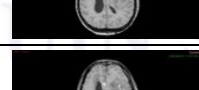
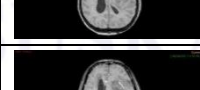
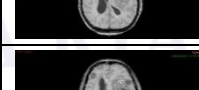
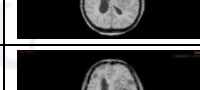
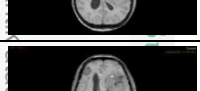
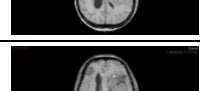
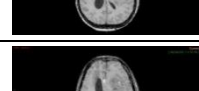
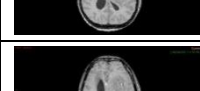
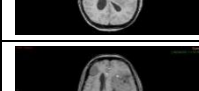
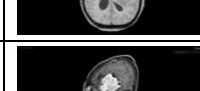
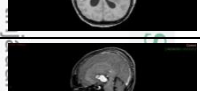
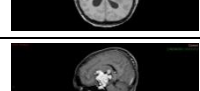
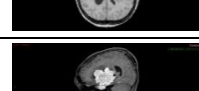
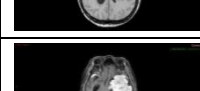
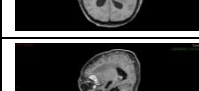
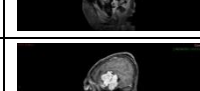
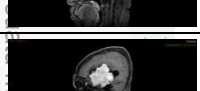
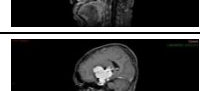
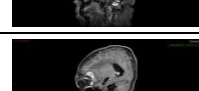
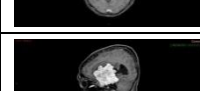
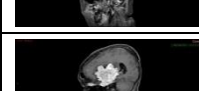
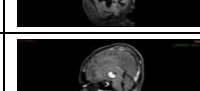






b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumpukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



atau masalah.

Kasim Riau

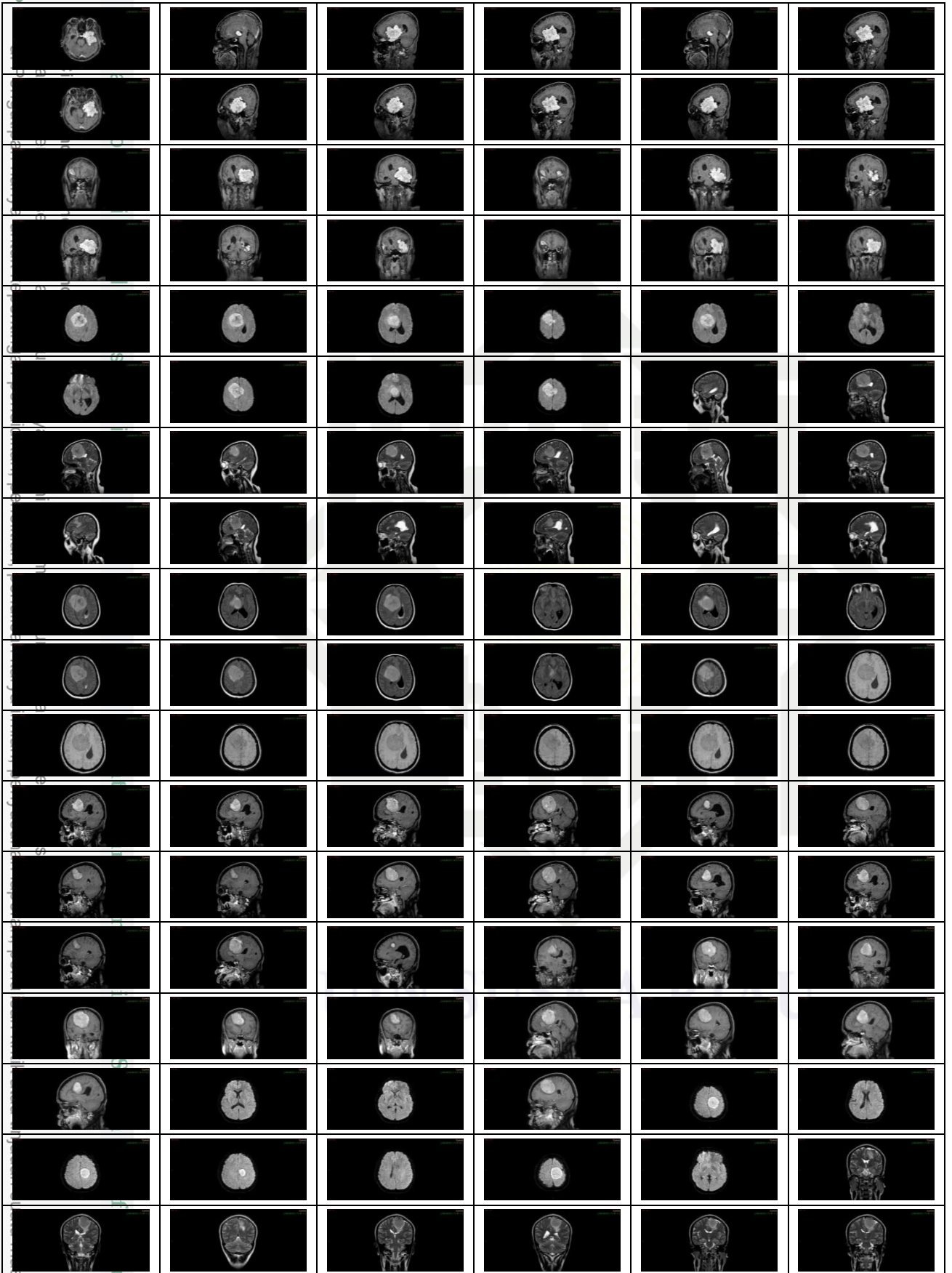
Tabel A. 2 MRI Tumor *meningioma*

MRI Tumor Meningioma					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					
					

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

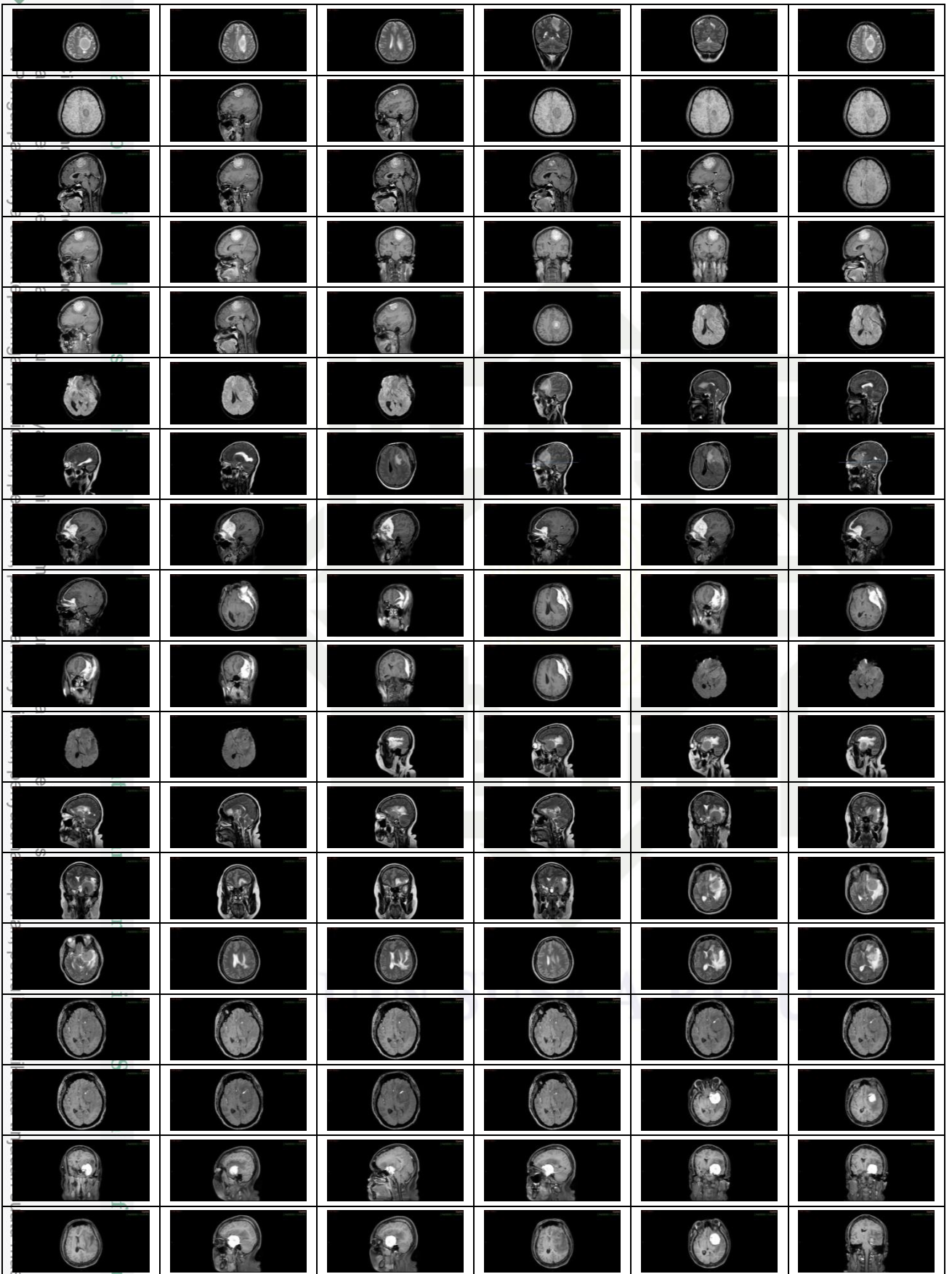
2. Dilarang mengutipan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

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.



UIN Suska Riau
 adalah.

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.



UIN Suska Riau
 alah.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



REDHO HIDAYATULLAH, lahir di Kabupaten Kampar tepatnya di Bangkinang pada 05 Agustus 1999. Redho merupakan anak kedua dari tiga bersaudara. Redho merupakan putra dari Bapak Nurlis S.Sos dan Ibu Evi Indriani.

Redho menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di SD Islam Terpadu Bangkinang Kota pada tahun 2011. Kemudian pada tahun 2011 berlanjut ke bangku SMP Negeri 1 Bangkinang Kota dan menyelesaikan pendidikannya pada tahun 2014. Setelah itu, Redho melanjutkan pendidikannya di SMA Negeri 2 Bangkinang Kota dan lulus pada tahun 2017.

Pada tahun 2017, Redho 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, Redho melaksanakan magang di salah satu Startup yang ada di Pekanbaru yaitu Garuda Cyber Indonesia (GCI) yang berlangsung selama dua bulan. Pekerjaan yang dilakukannya di GCI yaitu sebagai Copywriter serta merancang dan membangun sistem informasi produk magang yang ada di GCI. Setelah selesai magang, Redho melakukan aktivitas penelitian mengenai *Data Science* di Lab Pusat Teknologi Informasi dan Pangkalan Data yang ada di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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