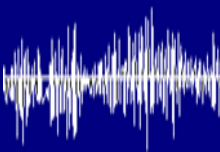
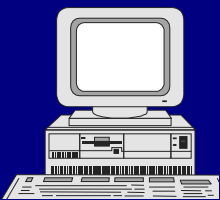
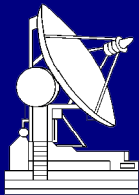
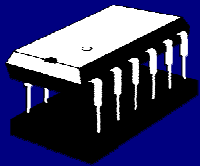


MAJALAH ILMIAH

TEKNOLOGI ELEKTRO

Vol. 19 No. 2 Juli- Desember 2020 P-ISSN:1693-2951 e-ISSN:2503-2372



Peningkatan Unjuk Kerja Pada Link Microwave Menggunakan Teknik Diversity Maximal Ratio Combining,
Debby Irfan Mudhoep, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana

Prototype Sistem Irigasi Subak berbasis Fuzzy Logic Menggunakan Wireless Sensor Network
I Wayan Kayun Wardana, I Made Oka Widyantara, NMAE Dewi Wirastuti

Audit Sistem Informasi Kesiman Kertalangu (SIKEKAL) Menggunakan COBIT 4.1
Made Dwi Mulyawan, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana

Rancang Bangun Aplikasi Peringatan Dan Mitigasi Gempa Bumi Berbasis Mobile Hybrid
Purwana Ida Bagus Gede, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana

Brain Tumor Segmentation Based on Magnetic Resonance Imaging Images Using the U-NET Method
Ida Bagus Leo Mahadya Suta, Made Sudarma, I Nyoman Satya Kumara

Penerapan Web Scraping Sebagai Media Pencarian dan Menyimpan Artikel Ilmiah Secara Otomatis Berdasarkan Keyword,
Veronica Ambassador Flores, Putri Agung Permatasari, Lie Jasa

Manajemen Jaringan Internet di Dinas Kesehatan Provinsi Bali Dengan Menggunakan Hierarchical Token Bucket,
I Gede Abi Yodita Utama, I Gusti Ngurah Agung Jaya Sasmita, Lie Jasa

Perancangan Sistem Penyedia File Sharing dengan Enkripsi URL menggunakan Algoritma Rijndael,
Adi Bhaskara1, Dewa Made Wiharta, Oka Saputra

Review Perkembangan PLTS di Provinsi Bali Menuju Target Kapasitas 108 MW Tahun 2025
A.A. Gede Ari Pawitra Putra, I.N.S. Kumara, W. G. Ariastina

The The Effect of Air gap to Performance Motor Brushless Direct Current 3 Phase Axial Fluks Double Stator
Bella Octavia Nurul Hidayah, Widyono Hadi, Widya Cahyadi

Analisis Motor Brushless Direct Current Aksial Fluks 3 Fasa Menggunakan Magenet Permanen Neodymium Sebagai Prime
Mover Generator *Mayang Karlia Sari, Widnyono Hadi, Widya Cahyadi*

Analisis Penerapan Metode Scrum Pada Sistem Informasi Manajemen Proyek Dalam Industri & Organisasi Digital
Hisyam Rahmawan Suharno, Nyoman Gunantara, Made Sudarma

LANCAR Rancang Bangun Alat Sebagai Layanan Notifikasi Air conditioner Yang Rusak Pada Bagian Kompresor,
I Gede Agus Darmawan, Lie Jasa, Pratolo Rahardjo

The Analysis of the Effect and Reduction of Carrier Frequency Offset in Orthogonal Frequency Division Multiplexing
(OFDM) Multiple Input Multiple Output, *Willy Sucipto, I Nyoman Pramaita, NMAE Dewi Wirastuti*

Potensi Pemanfaatan Atap Tribun Stadion Kapten I Wayan Dipta Gianyar sebagai PLTS Rooftop,
Gallant Pradika, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Setiawan

Perancangan Penstock (Pipa Pesat) Untuk Pembangkit Listrik Tenaga Mikrohidro (PLTMH) di Banjar Dinas Mekarsari, Desa
Panji, Kecamatan Sukasada, Kabupaten Buleleng, *I Nengah Widian, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Setiawan*

Redesain Turbin 175 KW Untuk Pembangkit Listrik Tenaga Mikrohidro (PLTMH) Desa Mekar Sari Buleleng Bali,
Dewa Putu Ari Laksana, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Satya Kumara

Skema Pelepasan Beban Menggunakan Relai Rate of Change of Frequency dengan Supervisi Under Frequency Relay,
Adrianti, Muhammad Nasir, Adiv Rama Salvayer

Rancang Bangun Sistem Minimarket Otomatis Berbasis IoT ,
Ida Ayu Sri Sinta Anjani, Lie Jasa, IGAP Raka Agung

Kajian Ekonomi Rencana PLTMH di Desa Panji,
Richard Antony Suatan, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Wayan Sukerayasa



Diterbitkan oleh :
PROGRAM STUDI MAGISTER
TEKNIK ELEKTRO
Universitas Udayana Bali

SUSUNAN DEWAN REDAKSI

MAJALAH ILMIAH TEKNOLOGI ELEKTRO

Penanggung Jawab

Prof. Ir. Ngakan Putu Gede Suardana, MT. PhD.

Advisory Board

Ir. Linawati, M.Eng, M.Eng.Sc, Ph.D.

Editor-in-Chief

Dr. Ir. Lie Jasa, MT.

Editorial Board

Prof. I. A. Giriantari, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID : 6507145301)| Dr. Ingrid Nurtanio (UNHAS) (Scopus ID: 55746722900)|Yoga Divayana, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID: 8979718500)|Dr. Made Ginarsa (UNRAM) (Scopus ID: 35795378400)|Dr. Iwan setiawan (UNDIP) (Scopus ID : 56711777600)|Linawati, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID: 52763653600)

Reviewer

Prof. Rukmi Sari Hartati, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID: 6508088351)| Prof. I Ketut Gede Darma Putra. (UNUD) (Scopus ID: 55847371700) | Setyawan Sakti Purnomo,Ph.D. (UB) (Scopus ID: 6507450797) | WG Ariastina, PhD. (UNUD) (Scopus ID: 6507932528) |Dr. Dian Sawitri (UDINUS) (Scopus ID: 35796192800) | Dr. Ratna Ika Putri (POLINEMA) (Scopus ID: 46461783800) | Dr. Kalvein Rantelobo (UNDANA) (Scopus ID: 35796140100) | I N Satya Kumara, Ph.D. (UNUD) (Scopus ID: 55913974900) | Dr. Moch. Arief Soeleman (UDINUS) (Scopus ID: 55598790600) | Dr. Radi (UGM) (Scopus ID: 56916103300) |Dr. Oka Widyantara (UNUD) (Scopus ID: 54897989200) |Dr. Lilik Anifah (UNESA) (Scopus ID: 55648855000) | Dr. Dewa Made Wiharta (UNUD) (Scopus ID: 57092646100) | Dr. Ruri Suko Basuki (UDINUS) (Scopus ID: 56622972000) | Dr. Nyoman Putra Sastra (UNUD) (Scopus ID: 24767212900) | Dr. Nyoman Sukajaya (GANESHA) (Scopus ID: 57200412316) | Dr. Made Sudarma (UNUD) (Scopus ID: 6506568234)|Dr. Ramadoni Syahputra (UMY) (Scopus ID: 55331465900) | N.M.A.E.D. Wirastuti, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID: 24722146300) | Dr. Purwoharjono (UNTAN) (Scopus ID: 55001864700) | Komang Oka Saputra.Ph.D. (UNUD) (Scopus ID: 57024177000) | Dr. Alit Swamardika (UNUD) (Scopus ID: 56021560800) | Nyoman Pramaita, Ph.D.(UNUD) (Scopus ID: 57193931092) | Sukerayasa (UNUD) (Scopus ID: 56123138400) | Cahyo Durujati (NAROTAMA) (Scopus ID: 56027926800) | Nyoman Setiawan (UNUD)(Scopus IID: 57193929655)

Alamat Redaksi
PROGRAM STUDI MAGISTER
TEKNIK ELEKTRO

Universitas Udayana Bali

email :

jteudayana@gmail.com | miteudayana@gmail.com | liejasa@unud.ac.id

Telp./Fax : 0361 239599

Di Index oleh :

Google Scholar | IPI | DOAJ | EBSCO | One Search | Base | OAJI
| ARI | SHERPA/RoMEO | JournalTOCs | Sinta

Anggota dari :

Turnitin | Crossref

Peringkat Akreditasi Sinta 3

berdasarkan Surat Keputusan Direktur Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan
Kemristekdikti No. 28 / E / KPT / 2019, tanggal 26 September 2019

MAJALAH ILMIAH
TEKNOLOGI ELEKTRO

Vol. 19 No. 2 Juli – Desember 2020

P-ISSN : 1693-2951, e-ISSN : 2503-2372

Peningkatan Unjuk Kerja Pada Link Microwave Menggunakan Teknik Diversity Maximal Ratio Combining <i>Debbi Irfan Mudhoep, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana</i>	127-132
Prototype Sistem Irigasi Subak berbasis Fuzzy Logic Menggunakan Wireless Sensor Network <i>I Wayan Kayun Wardana, I Made Oka Widyantara, NMAE Dewi Wirastuti</i>	133-138
Audit Sistem Informasi Kesiman Kertalangu (SIKEKAL) Menggunakan COBIT 4.1 <i>Made Dwi Mulyawan, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana</i>	139-144
Rancang Bangun Aplikasi Peringatan Dan Mitigasi Gempa Bumi Berbasis Mobile Hybrid <i>Purwania Ida Bagus Gede, Rukmi Sari Hartati, Yoga Divayana</i>	145-150
Brain Tumor Segmentation Based on Magnetic Resonance Imaging Images Using the U-NET Method <i>Ida Bagus Leo Mahadya Suta, Made Sudarma, I Nyoman Satya Kumara</i>	151-156
Penerapan Web Scraping Sebagai Media Pencarian dan Menyimpan Artikel Ilmiah Secara Otomatis Berdasarkan Keyword, <i>Veronica Ambassador Flores, Putri Agung Permatasari, Lie Jasa</i>	157-162
Manajemen Jaringan Internet di Dinas Kesehatan Provinsi Bali Dengan Menggunakan Hierarchical Token Bucket, <i>I Gede Abi Yodita Utama, I Gusti Ngurah Agung Jaya Sasmita, Lie Jasa</i>	163-170
Perancangan Sistem Penyedia File Sharing dengan Enkripsi URL menggunakan Algoritma Rijndael, <i>Adi Bhaskara1, Dewa Made Wiharta, Oka Saputra</i>	171-180
Review Perkembangan PLTS di Provinsi Bali Menuju Target Kapasitas 108 MW Tahun 2025 A.A. <i>Gede Ari Pawitra Putra, I.N.S. Kumara, W. G. Ariastina</i>	181-188

The The Effect of Air gap to Performance Motor Brushless Direct Current 3 Phase Axial Fluks Double Stator <i>Bella Octavia Nurul Hidayah, Widyono Hadi, Widya Cahyadi</i>	189-194
Analisis Motor Brushless Direct Current Aksial Fluks 3 Fasa Menggunakan Magenet Permanen Neodymium Sebagai Prime Mover Generator <i>Mayang Karlia Sari, Widnyono Hadi, Widya Cahyadi</i>	195-202
Analisis Penerapan Metode Scrum Pada Sistem Informasi Manajemen Proyek Dalam Industri & Organisasi Digital <i>Hisyam Rahmawan Suharno, Nyoman Gunantara, Made Sudarma</i>	203-210
LANCAR Rancang Bangun Alat Sebagai Layanan Notifikasi Air conditioner Yang Rusak Pada Bagian Kompresor, <i>I Gede Agus Darmawan, Lie Jasa, Pratolo Rahardjo</i>	211-218
The Analysis of the Effect and Reduction of Carrier Frequency Offset in Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) Multiple Input Multiple Output, <i>Willy Sucipto, I Nyoman Pramaita, NMAE Dewi Wirastuti</i>	219-224
Potensi Pemanfaatan Atap Tribun Stadion Kapten I Wayan Dipta Gianyar sebagai PLTS Rooftop, <i>Gallant Pradika, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Setiawan</i>	225-234
Perancangan Penstock (Pipa Pesat) Untuk Pembangkit Listrik Tenaga Mikrohidro (PLTMH) di Banjar Dinas Mekarsari, Desa Panji, Kecamatan Sukasada, Kabupaten Buleleng, <i>I Nengah Widianana, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Setiawan</i>	235-240
Redesain Turbin 175 KW Untuk Pembangkit Listrik Tenaga Mikrohidro (PLTMH) Desa Mekar Sari Buleleng Bali, <i>Dewa Putu Ari Laksana, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Nyoman Satya Kumara</i>	241-248
Skema Pelepasan Beban Menggunakan Relai Rate of Change of Frequency dengan Supervisi Under Frequency Relay, <i>Adrianti, Muhammad Nasir, Adiv Rama Salvayer</i>	249-254
Rancang Bangun Sistem Minimarket Otomatis Berbasis IoT , <i>Ida Ayu Sri Sinta Anjani, Lie Jasa, IGAP Raka Agung</i>	255-262

Kajian Ekonomi Rencana PLTMH di Desa Panji, <i>Richard Antony Suatan, Ida Ayu Dwi Giriantari, I Wayan Sukerayasa</i>	263-270
--	---------

oooOOOooo

Segmentasi Tumor Otak Berdasarkan Citra Magnetic Resonance Imaging Dengan Menggunakan Metode U-NET

Ida Bagus Leo Mahadya Suta¹, Made Sudarma², I Nyoman Satya Kumara³

[Submission: 11-02-2020, Accepted: 13-11-2020]

Abstract—Brain tumor is a deadly disease where 3.7% per 100,000 patients have malignant tumors. To analyze brain tumors can be done through magnetic resonance imaging (MRI) image segmentation. Automatic image analysis process is needed to save time and improve accuracy of doctor diagnoses. Automatic segmentation can be done with deep learning. U-NET is one of the methods used to segment medical images because it works at pixel level. By applying the ReLU and Adam Optimizer activation function, this method can solve the problem of segmenting brain tumors. Dataset for the training and validation process using BRATS 2017. Several hyperparameters are applied to this method: learning rate (lr) = 0.0001, batch size (bs) = 5, epoch = 80 and beta (b_1) = 0.9. From a series of processes carried out, accuracy of the U-NET method is calculated by Dice Coefficient formula and results in following accuracy values, during training of 90.22% (Full Tumor), 78.09% (Core Tumor) and 80.20% (Enhancing Tumor).

Intisari—Salah satu penyakit yang paling mematikan adalah tumor otak dengan tingkat kematian mencapai 3.7% per 100.000 pasien. Untuk menganalisa tumor otak dapat dilakukan melalui segmentasi citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Proses analisa citra secara otomatis dibutuhkan untuk menghemat waktu dan meningkatkan akurasi dari diagnosa yang dilakukan. Segmentasi secara otomatis dapat dilakukan dengan *deep learning*. Khusus pada citra medis metode yang digunakan harus mampu bekerja pada *pixel level* agar dapat mencapai akurasi yang baik, salah satu metode tersebut adalah metode U-NET. Dengan menerapkan fungsi aktivasi ReLU dan Adam Optimizer, metode ini dapat menyelesaikan permasalahan segmentasi tumor otak. Dataset untuk proses *training* dan *validation* menggunakan BRATS 2017. Beberapa *hyperparameter* diterapkan pada metode ini yaitu, *learning rate* (lr) = 0.0001, *batch size* (bs) = 5, *epoch* = 80 dan *beta* (b_1) = 0.9. Dari serangkaian proses yang dilakukan, akurasi metode U-NET dihitung dengan rumus Dice Coefficient dan menghasilkan nilai akurasi sebagai berikut: 90.22% (Full Tumor), 78.09% (Core Tumor) dan 80.20% (Enhancing Tumor).

Kata Kunci—Tumor Otak, MRI, citra medis, deep learning, U-Net, ReLU, Adam Optimizer, Training, Validation

I. PENDAHULUAN

¹Mahasiswa, Magister Teknik Elektro Universitas Udayana Gedung Pascasarjana Universitas Udayana, Jl. PB Sudirman Denpasar-Bali 80232 (telp: 0361-555225; fax: 0361-4321982; e-mail: gusleo.bali@gmail.com)

^{2,3}Dosen, Magister Teknik Elektro Universitas Udayana Gedung Pascasarjana Universitas Udayana, Jl. PB Sudirman Denpasar-Bali 80232 (telp: 0361-555225; fax: 0361-4321982; e-mail: msudarma@unud.ac.id, satya.kumara@unud.ac.id)

Pertumbuhan sel yang abnormal dan tidak terkendali pada otak merupakan penyebab dari tumor otak. Tumor otak diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu tumor otak ganas dan tumor otak jinak. Tumor jinak memiliki tingkat pertumbuhan sel yang abnormal lebih lambat jika dibandingkan dengan tumor ganas [1]. Insiden tahunan tumor ganas adalah 3.700 pada laki-laki dan 2.600 pada wanita [1].

Untuk deteksi dini penyakit tumor otak dapat dilakukan melalui pengambilan citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). MRI merupakan pilihan yang dianggap terbaik karena tingkat sensitifitasnya sangat tinggi sehingga mampu memberikan informasi yang akurat [2]. Dalam tumor otak mengandung *soft tissue* dan *hard tissue*, kedua bagian ini terlihat jelas pada citra MRI [3]. Dokter dapat melakukan diagnosa melalui citra MRI untuk menentukan tindakan medis yang harus dilakukan. Diagnosa tidak dapat dilakukan dalam waktu yang singkat karena dokter harus melakukan pemetaan/segmentasi wilayah tumor otak secara manual melalui citra MRI [4]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut dibutuhkan segmentasi citra secara otomatis dengan menggunakan bantuan komputer untuk mempersingkat waktu yang dibutuhkan dalam diagnosa penyakit tumor otak. Pengolahan citra digital dengan bantuan komputer memberikan imbas yang besar dalam bidang medis [5].

Kemampuan komputer untuk menyelesaikan permasalahan berdasarkan data yang dimiliki dikategorikan sebagai *machine learning* (ML). Pada penelitian sebelumnya mengenai segmentasi tumor otak dengan ML dikategorikan menjadi metode *un-supervised learning* [6]–[13] dan *supervised learning* [14]–[16]. Kedua metode tersebut dibuat untuk menyelesaikan permasalahan secara khusus, metode ini tidak didesain untuk pembelajaran otomatis dari informasi yang terkandung dalam data. Pembelajaran otomatis dapat diselesaikan dengan *Artificial Neural Network* (ANN). Terkait dengan penelitian ini metode yang sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan segmentasi dan analisa citra digital adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan pengembangan dari metode ANN itu sendiri.

Dalam penelitian sebelumnya [17]–[19] metode CNN berfokus pada jumlah dan ukuran kernel dalam lapisan konvolusi untuk menawarkan akurasi yang baik pada segmentasi gambar biomedis. Dalam penelitian [19], [20] menggunakan ukuran kernel kecil untuk membuat metode ini bekerja dengan baik pada *pixel level*, tetapi dampak negatifnya adalah waktu penyelesaian yang lebih lama.

Permasalahan yang dihadapi oleh metode CNN konvensional dalam *deep learning* citra biomedik adalah akurasi dari segmentasi citra yang dipengaruhi oleh ukuran *kernel*, semakin kecil ukuran kernel maka akurasi semakin

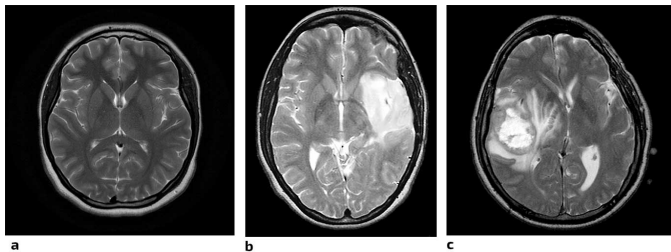


baik. Namun, hal tersebut berdampak pada waktu penyelesaian metode relatif lebih lama. Dalam penelitian ini [21] menawarkan metode U-NET CNN yang mampu bekerja pada *pixel level* dan memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU dan berhasil memberikan akurasi yang baik dan waktu penyelesaian yang lebih singkat pada gambar sel mikroskopis. Sehingga, pada penelitian ini akan menggunakan metode U-NET dalam segmentasi citra biomedis MRI tumor otak.

II. STUDI LITERATUR

A. Tumor Otak

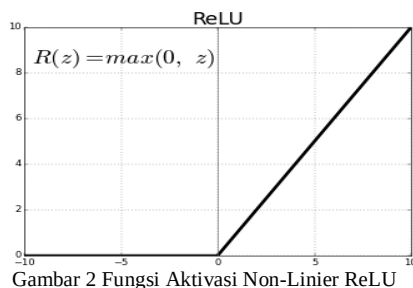
Pertumbuhan sel yang tidak normal dan tidak terkendali pada otak merupakan penyebab tumor otak. Jenis tumor otak yang paling umum ditemukan adalah Glioma yang memiliki tingkat kematian yang tinggi. Glioma dibagi menjadi dua jenis, yaitu *High Grade Glioma* (HGG) dan *Low Grade Glioma* (LGG). Umumnya, pasien yang menderita HGG memiliki harapan hidup yang lebih rendah dibandingkan dengan LGG. Biasanya, pasien yang menderita LGG memiliki harapan hidup antara 6 sampai 15 tahun, namun pasien yang menderita HGG hanya memiliki harapan hidup sekitar 15 bulan [22].



Gambar 1: (a) Otak Normal, (b) *Low Grade Glioma*, (c) *High Grade Glioma*

B. U-Net Convolutional Neural Network

CNN merupakan pengembangan dari ANN dan terdiri dari *neuron* yang memiliki bobot, *bias* dan fungsi aktivasi. CNN memiliki *convolution*, *pooling* dan *fully connected layer* [23]–[26]. Citra *input* akan menghasilkan *output* dari proses konvolusi, pada tahapan ini disebut dengan *Convolution Layer*. Proses konvolusi mengekstrak fitur dari citra input, proses konvolusi menggunakan fungsi aktivasi untuk menentukan jaringan yang aktif atau tidak. Pada penelitian ini fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi nonlinier ReLU. Aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) merupakan *layer* aktivasi yang mengaplikasikan fungsi $R(x) = \max(0, x)$ yang artinya fungsi ini melakukan filterisasi dengan nilai nol terhadap nilai bobot pada citra *input*. Gambar 2 menunjukkan aktivasi ReLU, dimana untuk setiap bobot dengan nilai minus akan dirubah menjadi nilai bobot nol.

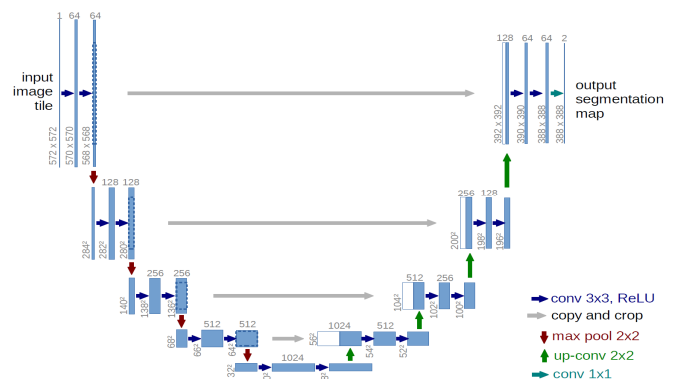


Gambar 2 Fungsi Aktivasi Non-Linier ReLU

Proses selanjutnya adalah *pooling layer*, *Pooling layer* memiliki tujuan untuk mengurangi ukuran sebuah citra. Selain itu *Pooling* juga dapat meningkatkan invariansi posisi dari fitur. *Max pooling* dan *average pooling* adalah metode yang biasa digunakan pada proses ini [23].

Agar dapat diklasifikasikan secara linier, transformasi data satu dimensi dilakukan pada tahapan *fully connected layer* dengan cara menjumlahkan *weight input* dan nilai *bias* kemudian mengaplikasikannya kedalam fungsi aktivasi ReLU. Untuk memperoleh nilai rentang probabilitas fungsi *softmax* akan diterapkan. Jumlah propabilitas yang dihasilkan sama dengan satu dengan rentang antara 0 sampai 1.

Arsitektur U-Net dibangun di atas *Fully Convolutional Network* (FCN) dan dimodifikasi sedemikian rupa sehingga menghasilkan segmentasi yang lebih baik dalam pencitraan medis. Dibandingkan dengan FCN, dua perbedaan utamanya adalah (1) U-NET simetris dan (2) koneksi lompatan (*skip connection*) antara jalur *downsampling* dan jalur *upsampling* yang menerapkan operator gabungan daripada penjumlahan. *Skip connection* ini bertujuan untuk memberikan informasi lokal ke informasi global selama *upsampling*. Karena simetris, jaringan memiliki sejumlah besar *feature map* di jalur *upsampling*, yang memungkinkan untuk mentransfer informasi. Sebagai perbandingan, arsitektur FCN dasar hanya memiliki sejumlah peta fitur kelas di jalur *upsampling*-nya.



Gambar 3. Arsitektur U-NET

Sumber: Diambil dari [21]

Gambar 3 menggambarkan arsitektur U-NET yang dibagi menjadi 3 bagian:

1. Jalur *contracting/downsaming*
2. *Bottleneck*
3. Jalur *expanding/upsampling*

Contracting atau *downsaming* terdiri dari 4 blok, dan setiap blok tersusun atas

- 3x3 *Convolution Layer* + fungsi aktivasi
- 3x3 *Convolution Layer* + fungsi aktivasi
- 2x2 *Max Pooling*

Perlu diperhatikan bahwa jumlah *feature map* akan berlipat ganda untuk setiap *pooling*, dimulai dengan 64 *feature map* pada blok pertama, 128 untuk blok kedua dan seterusnya. *Contracting* bertujuan untuk menangkap konteks gambar input agar dapat melakukan segmentasi. Informasi kontekstual kasar ini kemudian akan ditransfer ke jalur *upsampling* dengan cara *skip connection*.

Bottleneck adalah bagian yang terdapat di antara jalur *upsampling* dan *downsampling*. *Bottleneck* dibangun dari hanya 2 *convolutional layer* (dengan *batch normalization*).

Expanding atau *Upsampling* memiliki tujuan untuk memungkinkan lokalisasi yang tepat dikombinasikan dengan informasi kontekstual dari jalur *contracting*. Terdiri dari 4 blok dan setiap blok terdiri dari:

- *Deconvolution layer* dengan 2 *stride*
- Penggabungan dengan *feature map* yang dipotong dari jalur *contracting*
- 3x3 *Convolution Layer* + fungsi aktivasi (dengan normalisasi *batch*)
- 3x3 *Convolution Layer* + fungsi aktivasi (dengan normalisasi *batch*)

III. METODELOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data primer yang berasal dari Multi Brain Tumor Image Segmentation (BRATS) 2017. BRATS 2017 memiliki citra MRI dari 210 pasien yang menderita tumor otak HGG dan 75 pasien tumor otak LGG yang akan dibagi menjadi 20% data *validation* dan 80% data *training*. Data multimodal MRI tersedia dengan 4 urutan pemindaian untuk setiap pasien, yaitu T1-weighted (T1), citra T1-weighted dengan penambahan kontras gadolinium (T1c), T2-weighted (T2) dan *Fluid Attenuated Inversion Recovery* (FLAIR). Selain itu, segmentasi manual dengan empat kelas intra-tumoral tersedia untuk setiap pasien; (1) *necrosis*, (2) *edema*, (3) *non-enhancing*, (4) *enhancing tumor*. Segmentasi manual ini digunakan sebagai dasar kebenaran pengujian (*ground truth*) dalam segmentasi model pada saat *training* maupun pada saat *validation*.

B. Gambaran Umum Sistem

Diagram blok berikut adalah gambaran umum dari alur proses sistem diagnosa tumor otak berdasarkan citra MRI yang dapat dilihat pada gambar 4.

Gambar 4. Gambaran Umum Sistem

Pada alur diagram diatas, dapat dilihat sebuah citra MRI sebelum diproses oleh algoritma U-NET akan melalui beberapa tahapan terlebih dahulu. Diawali dengan proses *bias correction* N4ITK untuk menghilangkan *noise* yang ada pada citra MRI, tahapan ini sangat berguna untuk meminimalisir kesalahan pada proses klasifikasi. Kemudian dilakukan proses *data augmentation* untuk memperbanyak dataset, dalam penelitian ini proses *augmentation* yang dilakukan dengan *flip vertical* dan *flip horizontal*. Algoritma U-NET akan melakukan proses pembelajaran melalui fase *training* dan

validation, sehingga menghasilkan Data Model. Data model adalah kumpulan dataset citra MRI tumor otak yang telah diolah sebelumnya oleh algoritma U-NET, untuk menghasilkan kumpulan data *array* yang tersimpan sebagai data pembelajaran. Selanjutnya, algoritma U-NET akan mensegmentasi citra inputan dan menentukan wilayah tumor otak.

Selama pengujian berlangsung akurasi dan *loss* akan dihitung setiap perulangan (*epoch*) dengan menggunakan rumus *Dice Coefficient*. *Dice Coefficient* merupakan ukuran *overlap* antara dua sampel. Ukuran ini berkisar dari 0 sampai 1, dimana *Dice Coefficient* bernilai 1 adalah yang terbaik. Fungsi ini awalnya dikembangkan untuk data biner dan dapat dihitung berdasarkan rumus berikut:

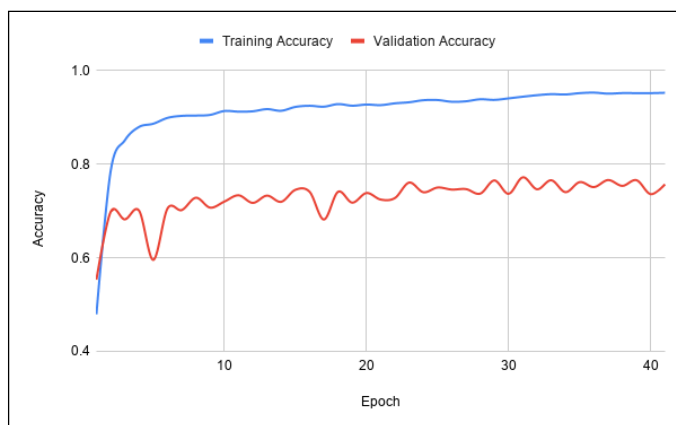
$$Dice = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (1)$$

Dimana $|A \cap B|$ mewakili elemen antara set A dan B, $|A|$ mewakili jumlah elemen dalam set A dan $|B|$ mewakili jumlah elemen dalam set B. Sedangkan untuk menghitung *loss* atau kesalahan yang dihasilkan oleh model ini, kami menggunakan fungsi *Soft Dice Coefficient* yang menggunakan perhitungan $1 - Dice$.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

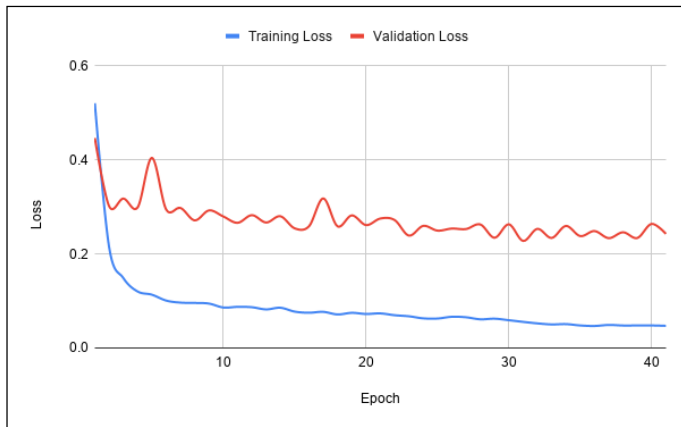
Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset BRATS 2017, yang dibagi menjadi dataset *training* dan *validation* dengan rasio 80:20. Pada algoritma U-Net yang akan diujikan, terdapat beberapa *hyperparameter* dan juga *parameter* pada fungsi optimasi *Adam Optimizer*. Adapun nilai pada *hyperparameter* adalah sebagai berikut, *learning rate* (lr) = 0.0001, *batch size* (bz) = 5, *epoch* = 80 dan *beta* (b_1) = 0.9.

Matrik evaluasi dibagi menjadi tiga wilayah tumor yang bernama a) *Complete/Full Tumor* (*necrosis*, *edema*, *enhancing* dan *non enhancing tumor*), wilayah kedua adalah *Core Tumor* (sama seperti *Complete Tumor* tanpa *edema*) dan yang terakhir adalah *Enhancing Tumor*.

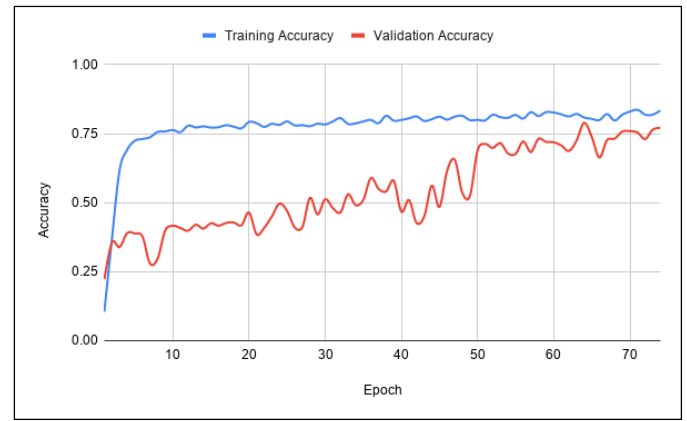


Gambar 5. Grafik Perbandingan Akurasi Fase *Training* dan *Validation* Pada Proses Segmentasi *Full Tumor*

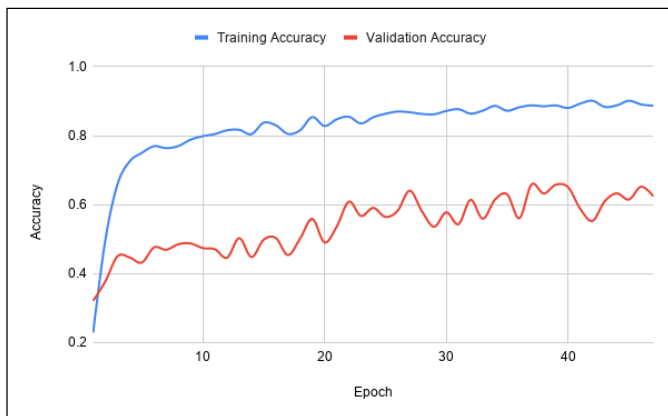




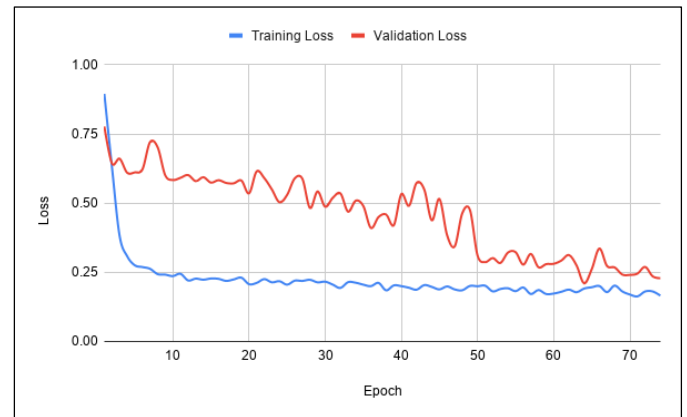
Gambar 6. Grafik Perbandingan Loss Fase *Training* dan *Validation* Pada Proses Segmentasi *Full Tumor*



Gambar 9. Grafik Perbandingan Akurasi Fase *Training* dan *Validation* Pada Proses Segmentasi *ET Tumor*



Gambar 7. Grafik Perbandingan Akurasi Fase *Training* dan *Validation* Pada Proses Segmentasi *Core Tumor*



Gambar 10. Grafik Perbandingan Loss Selama Fase *Validation* dan *Testing* Pada Proses Segmentasi *ET Tumor*



Gambar 8. Grafik Perbandingan Loss Fase *Training* dan *Validation* Pada Proses Segmentasi *Core Tumor*

Berdasarkan Gambar 5 - 10, menunjukkan bahwa grafik dari model U-Net tidak menunjukkan kondisi *overfitting* maupun *underfitting*, melainkan menuju pada grafik yang menuju konvergen. *Underfitting* merupakan kejadian dimana model yang telah terbentuk tidak mampu untuk melihat logika dibalik *dataset*, sehingga model tidak dapat melakukan prediksi dengan hasil yang akurat pada data *training* maupun data *validation*. Sedangkan *Overfitting* terjadi ketika model yang dibuat terlalu fokus pada *training dataset* tertentu, sehingga tidak bisa melakukan prediksi dengan benar apabila diberikan *dataset* lain yang serupa. Dalam penelitian ini jumlah *epoch* = 80, namun karena keterbatasan perangkat, peneliti menerapkan *early stop monitor*. *Early stop monitor* merupakan kondisi dimana fase *training* dihentikan sebelum keseluruhan *epoch* selesai. Kondisi yang diterapkan adalah, apabila dalam setiap 10 *epoch* terjadi penurunan akurasi maka fase *training* akan dihentikan.

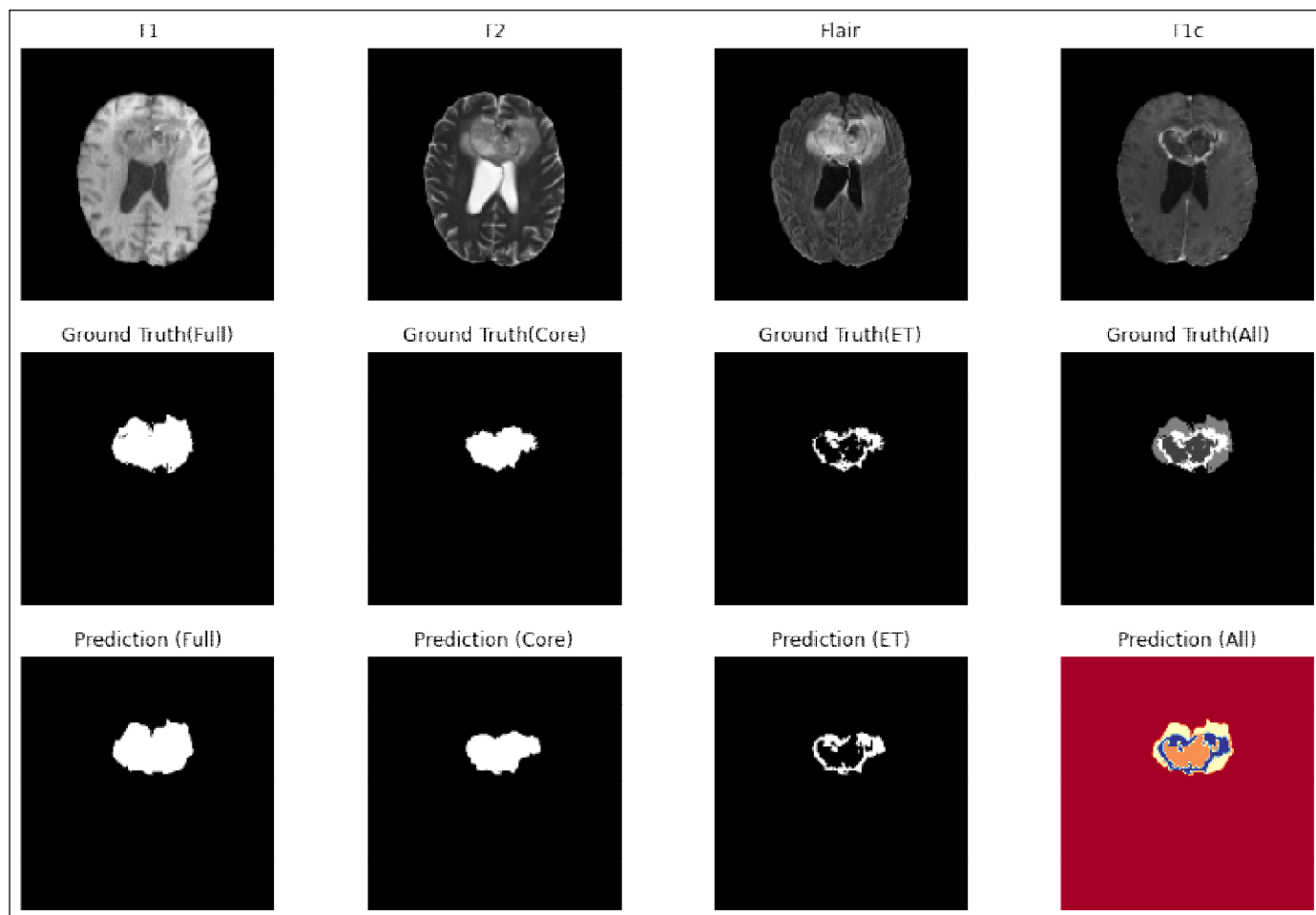
Ketika proses pembelajaran segmentasi *full tumor*, metode U-NET tidak mengalami peningkatan akurasi pada *epoch* ke-47, sehingga U-NET berhenti pada *epoch* tersebut. Kondisi yang sama ditunjukkan juga ketika melakukan proses pembelajaran pada wilayah *core tumor* yang tidak mengalami peningkatan akurasi pada *epoch* ke-47 yang menyebabkan proses pembelajaran terhenti pada *epoch* tersebut. Pada *enhancing tumor* terhenti pada *epoch* ke-73. Proses selanjutnya dengan melakukan evaluasi masing masing model yang

dihasilkan dengan menggunakan fungsi *model.evaluate()* sehingga mengetahui rata-rata akurasi dan *loss* yang dihasilkan.

TABEL I
UHASIL AKURASI DAN LOSS SELAMA PENELITIAN

Segmentasi	Epoch	Accuracy	Loss
Full Tumor	41	90.22%	0.1
Core Tumor	47	78.09%	0.22
Enhancing Tumor	74	80.20%	0.2

Berdasarkan Tabel I, proses segmentasi *Full Tumor* memperoleh hasil akurasi yang paling tinggi dibandingkan dengan yang lainnya dikarenakan area tumornya paling besar dan paling jelas dibandingkan dengan area tumor lainnya. Gambar 11 menunjukkan hasil prediksi segmentasi tumor otak yang dibandingkan dengan segmentasi manual dari dokter. Dapat dilihat bahwa hasil segmentasi otomatis memberikan kemiripan yang tinggi dengan segmentasi manual.



Gambar 11 Hasil Prediksi Dari Model U-NET Dengan Fungsi Aktivasi ReLU

V. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dan hasil yang ditunjukkan pada Tabel I, nilai akurasi pada saat validasi untuk *full tumor*, *core tumor* dan *enhancing tumor* berturut-turut adalah sebagai berikut: 90.22%, 78.09%, 80.20%.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar merubah fungsi optimasi seperti LReLU, PReLU atau ELU serta menambah variasi *data augmentation* (rotasi, *shift*, *blur* dan sebagainya) untuk memperkaya *dataset* dengan harapan dapat memperbaiki hasil akurasi untuk permasalahan segmentasi citra tumor otak.

REFERENSI

Ida Bagus Leo Mahadya Suta: Segmentasi Tumor Otak Berdasarkan...

- [1] D. Ph et al., "Brain Tumor Epidemiology: Consensus from the Brain Tumor Epidemiology Consortium (BTEC)," *NIH Public Access*, vol. 113, no. 1, pp. 1953–1968, 2010.
- [2] R. Riley, J. Murphy, and T. Higgins, "MRI imaging in pediatric appendicitis," *J. Pediatr. Surg. Case Reports*, vol. 31, no. January, pp. 88–89, 2018.
- [3] I. Bagus, L. Mahadya, R. S. Hartati, and Y. Divayana, "Diagnosis Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI (Magnetic Resonance Imaging)," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 18, no. 2, pp. 149–154, 2019.
- [4] Tech Wire Asia, "Medical diagnosis AI in Beijing beats real doctors," *Tech Wire Asia*, 2018. [Online]. Available: <https://techwireasia.com/2018/07/medical-diagnosis-ai-in-beijing-beats-real-doctors/>.
- [5] P. P. Winangun, I. M. O. Widyantara, and R. S. Hartati, "Learning Machine dengan Kernel Linear untuk Mengklasifikasi Kelainan Paru-Paru," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 19, no. 1, pp. 83–88, 2020.

p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372



9 772503 237146

- 2020.
- [6] A. Pinto, H. Correia, J. Oliveira, D. M. L. D. Rasteiro, and C. A. Silva, "Brain Tumour Segmentation based on Extremely Randomized Forest with High-Level Features," pp. 3037–3040, 2015.
- [7] N. Subbanna, D. Precup, and T. Arbel, "Iterative multilevel MRF leveraging context and voxel information for brain tumour segmentation in MRI," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 400–405, 2014.
- [8] M. Soltaninejad *et al.*, "Automated brain tumour detection and segmentation using superpixel-based extremely randomized trees in FLAIR MRI," *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 12, no. 2, pp. 183–203, 2017.
- [9] W. Wu, A. Y. C. Chen, L. Zhao, and J. J. Corso, "Brain tumor detection and segmentation in a CRF (conditional random fields) framework with pixel-pairwise affinity and superpixel-level features," *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 9, no. 2, pp. 241–253, 2014.
- [10] S. Shen, W. A. Sandham, M. H. Granat, M. F. Dempsey, and J. Patterson, "A New Approach to Brain Tumour Diagnosis Using Fuzzy Logic Based Genetic Programming," in *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2004, vol. 1, pp. 870–873.
- [11] A. Das and M. Bhattacharya, "A study on prognosis of brain tumors using fuzzy logic and genetic algorithm based techniques," in *Proceedings - 2009 International Joint Conference on Bioinformatics, Systems Biology and Intelligent Computing, IJCBS 2009*, 2009, no. 1, pp. 348–351.
- [12] L. Szilagyi, L. Lefkowitz, and B. Benyo, "Automatic Brain Tumor Segmentation in multispectral MRI volumes using a fuzzy c-means cascade algorithm," *2015 12th Int. Conf. Fuzzy Syst. Knowl. Discov. FSKD 2015*, pp. 285–291, 2016.
- [13] J. Belghese and S. Agustin, "Brain Tumor Segmentation using Pattern Neural Networks with MRI Images," *IJSTE -International J. Sci. Technol. Eng.*, vol. 3, no. 09, pp. 641–644, 2017.
- [14] S. Singh, "Classification of Human Brain Tumors from MRI Using K-NN Algorithm," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 34–37, 2015.
- [15] R. M. Azawi and I. T. Ibrahim, "A Hybrid Approach for Classification of MRI Brain Tumors Using Genetic Algorithm , K-Nearest Neighbor and Probabilistic Neural Network," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Secur.*, vol. 16, no. 5, pp. 74–85, 2018.
- [16] A. Arora, P. Roy, S. Venkatesan, and R. Babu, "k-NN Based Classification of Brain MRI Images using DWT and PCA to Detect Different Types of Brain Tumour," *Int. J. Med. Res. Heal. Sci.*, vol. 6, no. 9, pp. 15–20, 2017.
- [17] W. Mengqiao, Y. Jie, C. Yilei, and W. Hao, "The multimodal brain tumor image segmentation based on convolutional neural networks," *2017 2nd IEEE Int. Conf. Comput. Intell. Appl.*, pp. 336–339, 2017.
- [18] S. Hussain, S. M. Anwar, and M. Majid, "Brain Tumor Segmentation using Cascaded Deep Convolutional Neural Network," *39th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 1998–2001, 2017.
- [19] A. Pinto, V. Alves, and C. A. Silva, "Brain Tumor Segmentation using Convolutional Neural Networks in MRI Images," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1240–1251, 2016.
- [20] J. W. Ha *et al.*, "Predicting high-risk prognosis from diagnostic histories of adult disease patients via deep recurrent neural networks," *2017 IEEE Int. Conf. Big Data Smart Comput. BigComp 2017*, pp. 394–399, 2017.
- [21] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 9351, pp. 234–241, 2015.
- [22] L. Dirven, N. K. Aaronson, J. J. Heimans, and M. J. B. Taphoorn, "Health-related quality of life in high-grade glioma patients," *Chin. J. Cancer*, vol. 33, no. 1, pp. 40–45, 2014.
- [23] W. Rawat, "Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification : A Comprehensive Review," vol. 2449, pp. 2352–2449, 2017.
- [24] G. Ö. Yiğit and B. M. Özyildirim, "Comparison of convolutional neural network models for food image classification," vol. 1839, 2018.
- [25] N. Sharma, V. Jain, and A. Mishra, "An Analysis of Convolutional Neural Networks for Image Classification," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, no. Iccids, pp. 377–384, 2018.
- [26] N. M. Balasooriya and R. D. Nawarathna, "A sophisticated convolutional neural network model for brain tumor classification," *2017 IEEE Int. Conf. Ind. Inf. Syst.*, pp. 1–5, 2017.