

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penulis menemukan beberapa penelitian terdahulu terkait segmentasi dari penyakit Tumor otak dengan metode yang berbeda, seperti model yang berbeda, dataset yang berbeda, dan cara pengolahan data yang berbeda.

2.1.1 Brain Tumor Segmentation from 3D MRI Scans Using U-Net [14]

Penelitian dengan judul “Brain Tumor Segmentation from 3D MRI Scans Using U-Net” yang dilakukan oleh Sidratul Montaha, dkk. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi masing – masing performa dari 4 modality yang terbaik dalam segmentasi tumor otak dengan menggunakan U-Net dengan cara mengubah beberapa nilai parameternya untuk mencari hasil terbaik. Dataset yang dipakai pada penelitian ini didapat dari BraTS2020 yang berjumlah dari 473 pasien. Untuk setiap pasien, terdiri dari empat urutan MRI yaitu pemulihan inversi teredam cairan (FLAIR), T1-terkontrast-ditingkatkan (T1ce), T1-weighted (T1), T2-weighted (T2) serta ROI yang sesuai (seg) . Hasil modality terbaik diraih oleh T1 dengan DSC 93.86 % dan hasil terburuk didapatkan oleh T2 dengan DSC 79.32. Jika hasilnya dijumlahkan dan rata – ratanya berdasarkan T1, T2, FLAIR, dan T1ce dari penelitian ini adalah 87.52 % DSC.

Beberapa poin penting yang dapat diambil oleh penulis adalah :

- Ukuran gambar dalam dataset diubah dari 3D menjadi 2D untuk mengurangi komputasi yang kompleks. Setelah itu, menggabungkan lapisan – lapisan 2D untuk lebih baik dalam mengintegrasikan informasi.
- Melakukan normalisasi merupakan langkah yang penting dalam segmentasi tumor otak agar bisa menghasilkan peforma yang baik.

- Model yang dipakai yaitu U-Net yang telah dirancang untuk mengolah gambar 2D dan merupakan model yang relatif ringan dan memiliki performa yang baik pada penelitian ini, menjadi acuan bagi penulis
- Hyperparameter yang digunakan untuk mencapai hasil yang terbaik adalah learning rate 0.001, Optimizer Adam, Batch size 32, Loss categorical entropy.
- Ukuran gambar diubah menjadi 128 x 128 dari 240 x 240

2.1.2 UNet++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation [15]

Penelitian dengan judul “UNet++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation” dilakukan oleh Zongwei Zhou, dkk. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah model segmentasi berbasis CNN khusus untuk 6 citra medis yang berbeda yang salah satunya adalah tumor otak. Penelitian ini juga menggunakan gambar MRI yang diambil dari 30 pasien terdiri dari T1, T2, T1ce, FLAIR yang didapat dari dataset BraTS 2013. Hasil akurasi yang didapat untuk tumor otak adalah DSC (Dice Similarity coefficient) 95% berdasarkan *predicted segmentation/Ground Truth*.

Beberapa poin penting yang dapat diambil oleh penulis adalah:

- Model U-Net++ terbukti sangat berguna dalam segmentasi citra medis, karena peneliti sudah melakukan uji coba terhadap 6 citra medis yang berbeda yang berbeda dan hasil seluruhnya hampir diatas 90 % DSC .
- Model yang digunakan bisa mencapai performa DSC yang sangat baik dalam tumor otak yaitu 95% berdasarkan *ground truth*.

- *Skip Connection* yang di *redesign* menjadi lebih luas dan banyak menjadi salah satu keunggulan yang membuat U – Net ++ memiliki peforma yang lebih baik dibanding U – Net.

2.1.3 Brain Tumor Segmentation using Enhanced U-Net Model with Empirical Analysis[16]

Penelitian dengan judul “Brain Tumor Segmentation using Enhanced U-Net Model with Empirical Analysis” dilakukan oleh MD Abdullah Al Nasim, dkk. Penelitian ini menggunakan model U-Net yang sudah dimodifikasi pada dataset BraTS2017 sampai BraTS2020 yang memiliki jumlah gambar yang berbeda. Hasil terbaik didapatkan oleh dataset BraTS2019 dengan dice score 84.09 % berdasarkan *predicted segmentation/Ground Truth*. Untuk hasil dice score terbaik berdasarkan setiap label class Necrotic didapatkan oleh BraTS 2020 yaitu 88.46 %, *class edema* dan *class enhancing* didapatkan oleh BraTS 2017 yaitu 95.45 % dan 94.90 %.

Beberapa poin penting yang dapat diambil oleh penulis adalah:

- U-Net menghasilkan kinerja yang lebih baik dibanding model CNN yang lain dalam segmentasi.
- Input Shape yang digunakan adalah (128,128, 3)

2.2 Tinjauan Teori

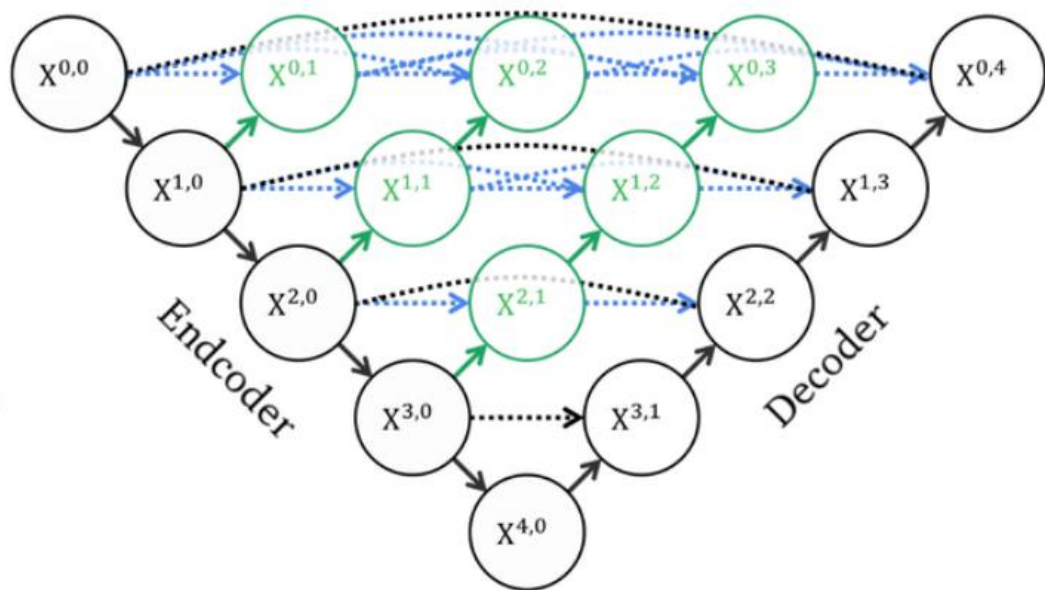
2.2.1 Deep Learning

Deep learning merupakan bagian dari machine learning, pada dasarnya merupakan jaringan saraf dengan tiga atau lebih lapisan [17]. Jaringan saraf ini mencoba meniru cara otak manusia berperilaku, terutama dalam hal pembelajaran, memungkinkannya untuk memproses jumlah data yang besar untuk meningkatkan akurasi.

Deep learning dapat dibagi menjadi tiga kategori utama: *unsupervised learning*, *semi-supervised learning*, dan *supervised learning*. *Unsupervised*

learning adalah sistem pembelajaran di mana data tidak diberi label sama sekali, contohnya seperti *autoencoders*. *Supervised learning* adalah sistem pembelajaran di mana semua data sudah diberi label, seperti yang terlihat pada *Convolutional Neural Networks* (CNN). Sementara itu, *semi-supervised learning* adalah sistem pembelajaran di mana sebagian data memiliki label, sementara sisanya tidak, dengan contoh seperti *Generative Adversarial Networks* (GAN).

2.2.2 U-Net ++



Gambar 2.1 Arsitektur dari U-Net ++ [18]

Struktur U-Net++ terdiri dari bagian utama U-Net yang mencakup encoder dan decoder [18]. Antara encoder dan decoder utama, terdapat layer concatenate yang menggabungkan hasil upsampling dari *layer convolutional* pada level $x+1$ dengan *layer convolutional* pada level x . Layer ini ditandai dengan warna hijau pada gambar. Layer hijau juga menerima concatenate dari layer-layer sebelumnya pada level yang sama. Sebagai contoh, layer $X_{0,3}$

dihasilkan dari upsampling layer X1,2 dan menerima concatenate dari X0,0, X0,1, dan X0,2. Setelah itu, hasil concatenate tersebut biasanya diteruskan ke *layer convolutional* untuk memberikan input ke layer-layer berikutnya yang berguna untuk memperkuat hasil ekstraksi fitur pada gambar agar output segmentasinya menjadi semakin akurat. Jumlah filter pada *layer convolutional* untuk setiap level tetap sama, begitu pula dengan spatial dimension outputnya, kecuali pada hasil concatenate dan upsampling.

2.2.3 Normalization

Menurut penelitian [14], normalisasi adalah proses mengubah nilai data menjadi rentang standar yang lebih konsisten dan mudah digunakan oleh model pembelajaran mesin. Hal ini penting karena nilai data dalam dataset dapat bervariasi secara signifikan tergantung pada berbagai faktor, seperti produsen perangkat keras, parameter pengambilan gambar, dan urutan pemindaian. Dengan menormalkan data, model pembelajaran mesin dapat lebih memahami hubungan antara fitur-fitur dalam data dan menghasilkan hasil yang lebih akurat.

Dalam konteks pemindaian MRI, normalisasi digunakan untuk mengubah intensitas gambar MRI menjadi rentang yang lebih seragam sebelum memasukkan gambar tersebut ke dalam model pembelajaran mesin untuk segmentasi tumor otak. Intensitas gambar MRI dapat bervariasi karena faktor-faktor seperti perbedaan produsen mesin MRI, pengaturan pemindaian, dan kondisi pencahayaan saat pemindaian dilakukan.

Salah satu teknik normalisasi yang umum digunakan adalah min-max normalization. Dalam teknik ini, nilai minimum dan maksimum dari setiap fitur dalam dataset diubah menjadi 0 dan 1, masing-masing. Nilai-nilai yang tersisa kemudian diubah secara proporsional sehingga berada di antara 0 dan 1.

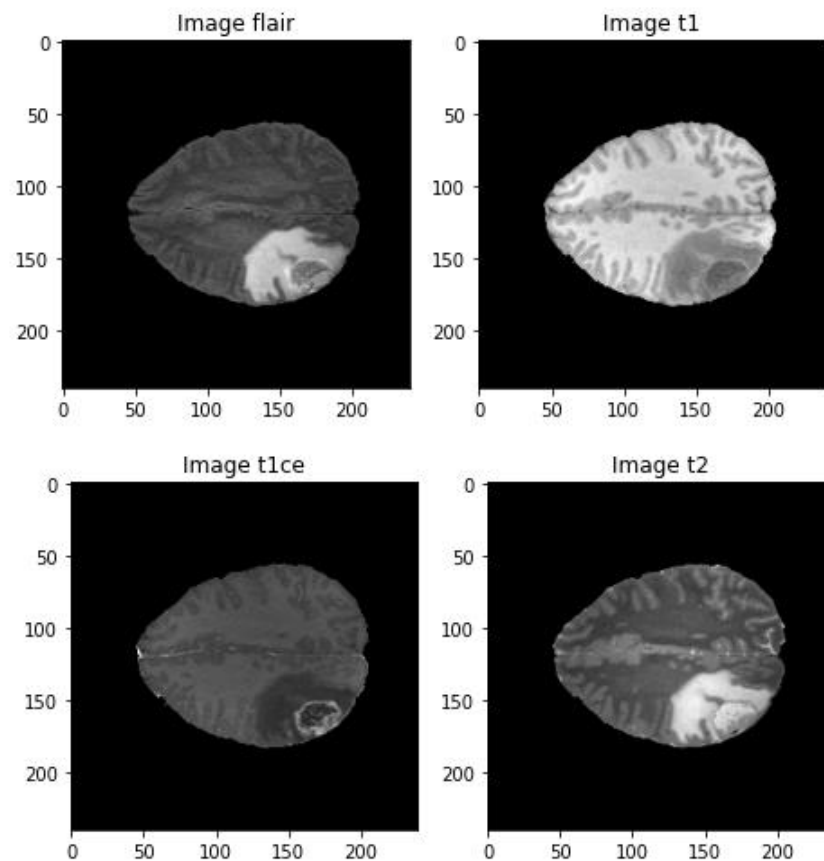
2.2.4 Rescalling Data

Rescalling adalah proses mengubah ukuran suatu objek. Rescalling dapat dilakukan untuk memperbesar atau memperkecil ukuran objek. Rescalling dapat dilakukan pada berbagai objek, seperti gambar, video, dan data. Dalam penelitian [14], rescalling digunakan untuk mengurangi komputasi yang berat dan dapat memudahkan mengintegrasikan informasi dalam gambar .

2.2.5 Multimodal Brain Tumor MRI dan Corresponding ROI

Menurut penelitian [19], dengan perkembangan teknologi MRI, gambar multi-modal MRI telah secara luas diterapkan dalam segmentasi tumor otak, yang dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang tumor dan jaringan otak sekitarnya. Secara khusus, MRI mengandung empat modalitas yaitu T1, T2, T1ce, dan FLAIR seperti yang ada di gambar 2.2, yang merupakan modalitas pencitraan yang saling melengkapi untuk diagnosis dan pemantauan tumor otak, di mana setiap modalitas MRI menyediakan informasi tambahan tentang penampilan dan properti tumor. Sebagai contoh, modalitas MRI T1-weighted sering digunakan untuk menyediakan gambar beresolusi tinggi otak, sedangkan modalitas MRI T2-weighted dapat memberikan informasi tentang kandungan cairan jaringan, yang sangat berguna untuk membedakan antara tumor dan jaringan otak normal. Selain itu, modalitas MRI T1-weighted yang ditingkatkan kontras (T1ce) dapat memberikan informasi tentang pembuluh darah dan pola peningkatan tumor, yang dapat digunakan untuk membantu mendiagnosis jenis tumor dan tingkat keganasannya. FLAIR (Fluid Attenuated Inversion Recovery) adalah salah satu modalitas MRI yang memiliki fungsi khusus dalam pencitraan otak. Modalitas ini menggunakan teknik inversi pemulihan sinyal dari cairan (fluid), seperti cairan serebrospinal, untuk meningkatkan kontras dan menekankan struktur tertentu dalam gambar. Kombinasi dari beberapa modalitas MRI dapat memberikan representasi tumor dan jaringan otak sekitarnya yang lebih lengkap dan akurat, yang sangat penting untuk segmentasi glioma yang efektif. Penggunaan data MRI multi-modal juga memungkinkan peneliti untuk mengevaluasi kinerja berbagai

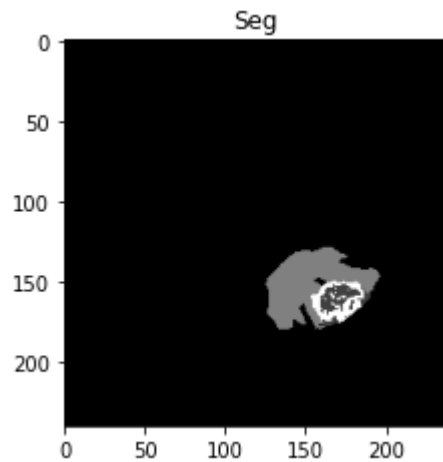
algoritma segmentasi dan membandingkan hasilnya, yang dapat digunakan untuk memajukan pengembangan teknik baru dan meningkatkan akurasi segmentasi tumor otak.



Gambar 2.2 Multimodal Brain Tumor

ROI adalah singkatan dari "Region of Interest" atau wilayah yang diminati. Dalam konteks medis, ini merujuk pada area tertentu di dalam citra medis yang menjadi fokus atau perhatian, seperti bagian-bagian tertentu dari organ atau struktur tertentu yang sedang diteliti. Berikut adalah ROI dari segmentasi tumor otak yang bisa dilihat pada gambar 2.3

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA



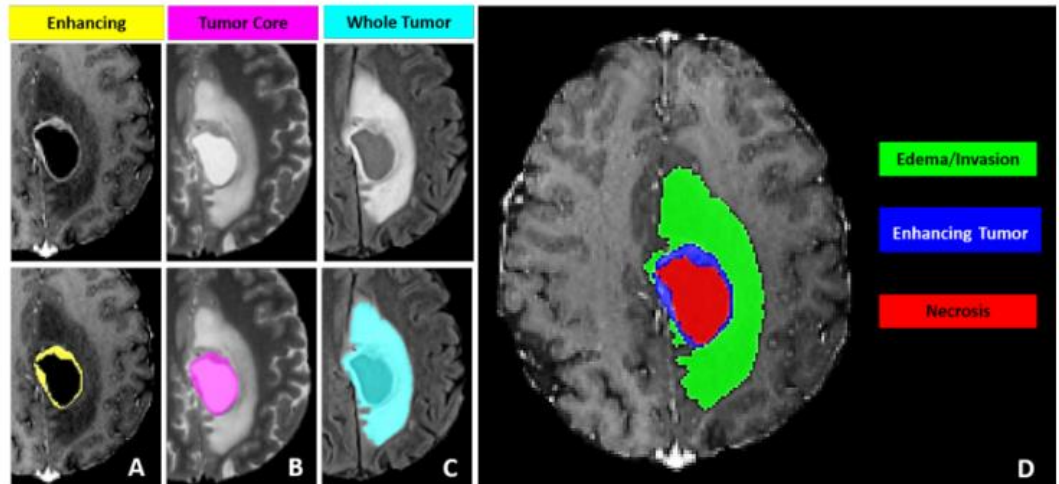
Gambar 2.3 Coresponding ROI/Ground Truth

Dataset yang paling terkenal yang digunakan untuk mengevaluasi segmentasi tumor otak adalah dataset Brain Tumor Segmentation (BraTS) challenge, yang berisi sejumlah besar modalitas MRI yang sesuai, termasuk T1, T2, T1ce, dan FLAIR dengan segmentasi tumor/ROI/Ground Truth yang diannotasi secara manual.

2.2.6 Sub-Region Tumor Otak

Bagian-bagian *sub-region* glioma yang dipertimbangkan dalam dataset *BraTS 2021* adalah sebagai berikut. Panel gambar dengan sub-region tumor yang diarsir pada berbagai pemindaian mpMRI. Panel gambar A-C menunjukkan wilayah yang dipertimbangkan untuk evaluasi kinerja algoritma yang berpartisipasi, dan secara khusus menyoroti (dari kiri ke kanan): Enhanced Tumor (ET - kuning) terlihat pada pemindaian T1Gd, mengelilingi komponen kistik/necrotic dari inti (panel A), inti tumor (TC – magenta), dan whole tumor (WT - cyan) terlihat pada pemindaian T2 yang sesuai (panel B) dan pemindaian T2-FLAIR (panel C). Panel D menggambarkan segmentasi gabungan yang menghasilkan label *sub-region* tumor akhir, sebagaimana disediakan kepada peserta BraTS 2021: enhancing (kuning), inti

nekrotik/kistik (merah), dan edema/invasi (hijau)., seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Sub-regions dari segmentasi tumor otak[[20]

UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA