

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan ancaman serius terhadap kehidupan manusia. Saat ini, terdapat lebih dari 100 jenis tumor otak yang mempengaruhi manusia [1]. Sekitar 700.000 orang di seluruh dunia mengalami tumor otak, dengan 86.000 kasus baru diidentifikasi pada tahun 2019. Hampir 16.380 orang meninggal pada tahun 2019 akibat tumor otak [2]. Glioma merupakan jenis tumor ganas yang paling umum [3], menyumbang sekitar 80% penyakit dari seluruh tumor ganas di otak yang menyebabkan tubuh kita bisa terkena penyakit yang menyeluruh. Pertumbuhan sel yang tidak terkendali dan abnormal di otak merupakan penyebab utama dari tumor otak. Tumor otak dapat dibagi menjadi dua jenis, yakni tumor otak ganas dan tumor otak jinak. Tumor jinak cenderung memiliki tingkat pertumbuhan sel yang lebih lambat dibandingkan dengan tumor ganas [4]. Menurut penelitian [5], *Glioblastoma* (GBM) adalah kategori tumor otak utama, dan dari sudut pandang klinis, tumor ini menunjukkan tingkat agresivitas yang kompleks, dan tidak sesuai dengan batasan antar ahli. Ketidakpastian. Gambar Resonansi Magnetik (MRI) adalah alat yang dominan untuk menganalisis gambar medis otak dan memberikan diagnostik pencitraan yang akurat dengan modalitas yang berbeda dengan protokol dan konfigurasi yang berbeda. MRI konvensional melibatkan menggunakan empat sekuens bernama T1-weighted (T1w), T1-weighted dengan kontras gadolinium (T1w-gd), T2-weighted (T2w), dan urutan penekanan fluida yang disebut fluid attenuated recovery inversi (FLAIR). Glioblastoma biasanya menampilkan pusat nekrotik, area abnormal dengan peningkatan kontras, dan wilayah peritumoral dengan sinyal FLAIR yang tinggi, yang dapat mengindikasikan edema, infiltrasi tumor, atau kombinasi keduanya.

Untuk mendeteksi penyakit tumor otak secara dini, dapat dilakukan dengan mengambil citra menggunakan Magnetic Resonance Imaging (MRI). Pemilihan MRI dianggap sebagai opsi terbaik karena memiliki tingkat sensitivitas yang sangat

tinggi, memberikan informasi yang akurat [6]. Pada citra MRI, komponen tumor otak yang melibatkan jaringan lunak dan keras agar terlihat dengan jelas [7]. Dokter dapat mendiagnosis penyakit melalui citra MRI untuk menentukan langkah-langkah pengobatan yang diperlukan. Namun, Proses diagnosis memerlukan waktu yang cukup lama karena dokter harus secara manual melakukan pemetaan dan segmentasi wilayah tumor otak berdasarkan citra MRI [8]. Selain itu, segmentasi manual rentan terhadap kesalahan manusia dan variabilitas dalam evaluasi visual di kalangan ahli *radiologist* yang dapat menyebabkan hasil yang tidak konsisten atau tidak akurat jika dilakukan oleh ahli radiologi yang berbeda [5]. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan segmentasi citra secara otomatis dengan bantuan komputer untuk mempercepat proses diagnosa penyakit tumor otak, yaitu *deep learning*. Penerapan pengolahan citra digital dengan bantuan komputer telah memberikan dampak positif yang signifikan dalam bidang medis [9][10][11].

Penelitian yang menggunakan *deep learning* untuk segmentasi citra MRI tumor otak telah banyak dilakukan sebelumnya. Pada penelitian terdahulu seperti yang Penelitian yang dilakukan oleh Syed Talha Bukhari,dkk. yang membuat model U-Net dengan memodifikasi jumlah encoder dan decoder agar lebih *simple* dan menringankan komputasi dan hasil yang didapat sangat bagus yaitu 91.8%, 86.7%, 86.5% berdasarkan Necrotic, Edema, Enhancing[12]. Selain itu, Pada penelitian yang dilakukan oleh Sanchit Vijay,dkk. juga menggunakan model U-Net yang dikombinasi dengan *attention* dan *SPP* untuk mendapatkan hasil *dice score* yang bagus. Hasil yang didapat sudah sangat bagus yaitu 88.7%, 87.9%, 84.2% (Edema, Necrotic, Enhancing)[13]. Akan tetapi, penelitian tersebut masih bisa ditingkatkan lagi peformanya agar lebih bisa meminimalisir terjadinya kesalahan dalam segmentasi dan agar hasilnya menjadi lebih sempurna. Penulis akan menggunakan model U-Net sebagai dasarnya, karena berdasarkan 2 penelitian sebelumnya terbukti bahwa model U-Net sudah memberikan kontribusi yang sangat baik dalam segmentasi tumor otak. Selain itu, U-Net merupakan model *deep learning* yang memang dikhususkan untuk mengatasi *Biomedical Image segmentation* serta adanya fitur seperti *encoder*, *skip connection* dan *decoder* yang

membuat U-Net bisa menghasilkan segmentasi gambar yang memuaskan (Ronneberger, Fischer dan Brox, 2015).

Untuk mengatasi hal tersebut, penulis akan menggunakan model U-Net++ dikarenakan merupakan model dari U-Net yang paling baru dan telah dimodifikasi dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja dalam segmentasi gambar dengan menambahkan beberapa perubahan pada struktur asli dengan harapan mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model U-Net dengan dataset yang digunakan oleh penulis. Salah satu kelebihan yang dimiliki U-Net++ yang tidak dimiliki oleh U-Net adalah U-Net++ memiliki desain *skip connection* yang lebih luas dengan menambahkan beberapa node konvolusi yang saling menyambung satu sama lain antara *encoder-decoder* sehingga dengan jumlah node konvolusi yang banyak dan *encoder-decoder* yang saling berkaitan itu dapat mengekstraksi fitur yang ada di dalam gambar dengan lebih akurat dibandingkan dengan U-Net yang tidak memiliki desain *skip connection* yang lebih luas dan jumlah node konvolusi yang lebih sedikit. Menurut Penelitian [7], U-NET adalah salah satu teknik yang digunakan dalam segmentasi citra medis karena dapat bekerja pada tingkat piksel. Dengan menerapkan fungsi aktivasi ReLU dan *Adam Optimizer*, pendekatan ini dapat berhasil mengatasi masalah segmentasi tumor otak. Selain itu, penulis akan melakukan beberapa metode *pre-processing* yang bisa meningkatkan performa dan memiliki komputasi yang cukup ringan dengan model U-Net++ agar hasilnya bisa lebih baik.

Untuk datasetnya, penulis akan menggunakan dataset publik yang bisa didapat dari Kaggle dengan isi datasetnya bernama *RSNA-ASNR-MICCAI Brain Tumor Segmentation (BraTS) Challenge 2021* atau bisa disingkat BraTS2021. Dataset ini berisi 6255 gambar MRI tumor otak dengan jenis Glioma yang diambil dari 1251 pasien yang memiliki format NFTI atau 3D dengan ukuran 240 x 240 x 155 yang sudah disetujui oleh ahli *radiologists*. Pada setiap pasiennya terdiri dari 4 gambar multimodal MRI yaitu T1, T2, T1ce, FLAIR dan 1 gambar segmentasi/*Corresponding ROI/Ground truth*. Dataset ini dipilih dikarenakan dataset ini dipakai dalam banyak penelitian sebelumnya, dengan contoh 2 penelitian yang

sudah penulis sebutkan sebelumnya, dan dataset ini sudah dilakukan *preprocessing* dimana anotasi ground truth setiap gambar dari sub-wilayah tumor dibuat dan telah disetujui oleh ahli neuroradiologi untuk setiap subjek . Tidak hanya itu, jumlahnya yang banyak juga diharapkan dapat membuat model tersebut bisa mensegmentasi arena yang terkena tumor dan yang tidak terkena tumor dengan akurat Pada penelitian ini, hasil segmentasi akan dievaluasi dengan menggunakan metrik DSC(*Dice Similarity Coefficient*) atau bisa disebut juga *dice score*.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah dipaparkan, identifikasi masalah terdiri dari beberapa poin berikut :

- 1.2.1 Apakah penggunaan model U-Net dengan versi lebih baru yaitu U-Net ++ dapat meningkatkan performa *dice score* pada segmentasi citra MRI Tumor otak Glioma ?

1.3 Batasan Penelitian

Batasan dari penelitian ini sebagai berikut :

- 1.3.1 Dataset yang digunakan adalah dataset publik yang tidak memerlukan akses khusus untuk mendapatkannya
- 1.3.2 Model yang digunakan adalah model yang disediakan oleh Tensorflow dan Keras
- 1.3.3 Penelitian ini tidak membuat *user interface*

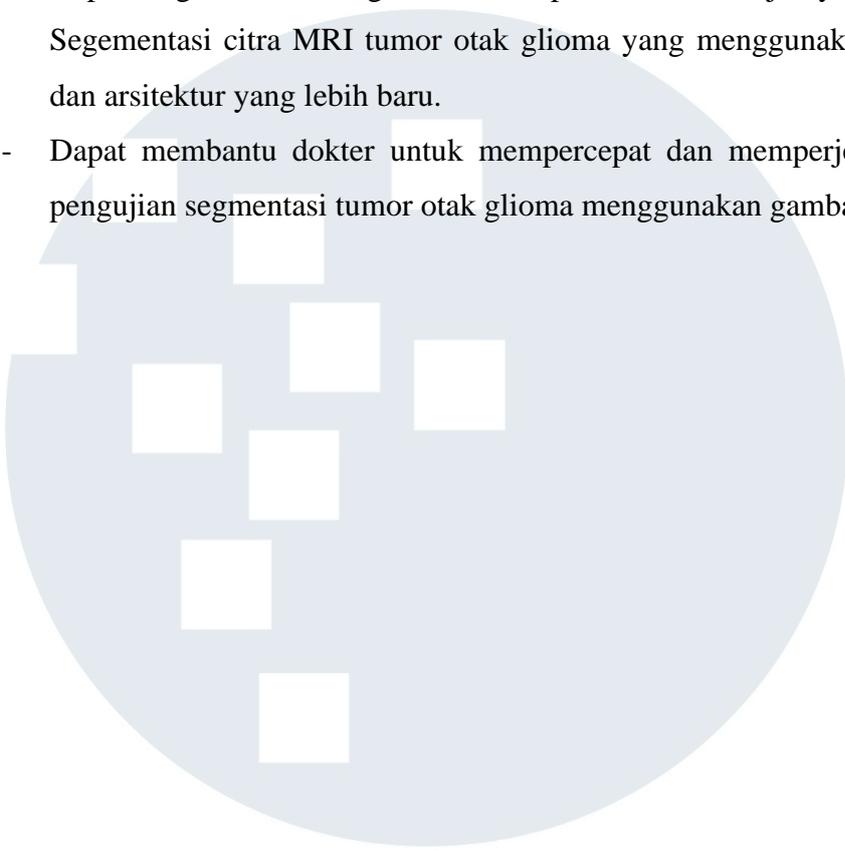
1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menganalisis performa U-Net++ yaitu versi yang lebih baru dari U-Net.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah :

- Dapat digunakan sebagai sumber penelitian selanjutnya tentang Segmentasi citra MRI tumor otak glioma yang menggunakan model dan arsitektur yang lebih baru.
- Dapat membantu dokter untuk mempercepat dan memperjelas hasil pengujian segmentasi tumor otak glioma menggunakan gambar MRI.



UMN

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA