

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam beberapa dekade terakhir, teknologi kesehatan telah mengalami kemajuan yang sangat pesat. Penggunaan teknologi pencitraan medis atau *medical imaging* merupakan perkembangan yang paling signifikan. pencitraan medis digunakan untuk menunjukkan struktur internal di bawah kulit dan tulang, serta untuk mendiagnosis kelainan dan mengobati penyakit [1]. Terdapat banyak teknik pencitraan medis yang digunakan seperti sinar X-ray, computed tomography (CT), *positron emission tomography* (PET), magnetic resonance imaging (MRI), *single-photon emission computed tomography* (SPECT), digital mammography, dan diagnostic sonography [1]. Masing-masing teknologi tersebut memiliki keunggulan tertentu yang akan membantu proses diagnosis penyakit. MRI sangat efektif dalam pencitraan jaringan lunak dan sering digunakan untuk mendeteksi tumor, cedera, dan kelainan lainnya di otak, tulang belakang, dan bagian tubuh lainnya [2].

Salah satu penyakit yang memerlukan deteksi dini dan akurat adalah tumor otak. Tumor otak adalah kumpulan, atau massa, sel abnormal di dalam otak [3]. Bergantung pada karakteristik sel yang tumbuh, tumor otak dapat di kategorikan sebagai tumor jinak maupun ganas sesuai dengan tingkatannya dari I hingga IV [3]. Menurut *National Brain Tumor Society* sebanyak 1 juta warga Amerika hidup dengan tumor otak. Tumor otak dan tumor sistem saraf pusat lainnya adalah kanker yang paling umum terjadi pada anak-anak usia 0-19 tahun di Amerika Serikat. Tumor otak dan tumor sistem saraf pusat lainnya merupakan penyebab kematian terkait kanker terbesar pada anak-anak usia 0-14 tahun di Amerika Serikat[4].

Metode Magnetic Resonance Imaging (MRI) merupakan salah satu modalitas pencitraan yang sangat penting dalam diagnosis tumor otak karena mampu menampilkan struktur jaringan lunak otak secara detail menggunakan medan magnet [5]. Seiring dengan perkembangan teknologi, MRI telah menjadi

alat utama dalam diagnosis, perencanaan terapi, dan pemantauan perkembangan berbagai kondisi neurologis [6]. Namun, proses interpretasi citra MRI, khususnya dalam mengidentifikasi dan mensegmentasi area tumor, masih memerlukan pengalaman dan keahlian khusus karena karakteristik tumor yang beragam serta batas tumor yang sering kali sulit dibedakan dari jaringan otak normal.

Proses segmentasi tumor otak bukanlah tugas yang mudah. Tumor dapat sangat bervariasi, baik dari segi bentuk, ukuran, lokasi, maupun batas tumor yang sering kali tidak berkesinambungan atau kabur dikarenakan daerah tumor biasanya ditempati oleh jaringan sehat di sekitarnya[5]. Selain itu, variasi intensitas citra MRI[6], keberadaan edema[7], serta perbedaan protokol akuisisi MRI antar institusi semakin meningkatkan kompleksitas proses segmentasi[8]. Kondisi tersebut menyebabkan identifikasi area tumor menjadi lebih menantang, baik bagi tenaga medis maupun sistem otomatis.

Segmentasi yang dilakukan secara manual oleh tenaga medis membutuhkan waktu yang cukup lama, karena setiap irisan citra MRI harus diamati secara teliti[9]. Proses ini juga bergantung antar pakar maupun pada pakar yang sama, sehingga dapat memengaruhi konsistensi hasil segmentasi[10]. Metode segmentasi otomatis semakin diperlukan untuk membantu mempercepat proses analisis sekaligus menghasilkan hasil yang lebih konsisten.

Pengolahan dan analisis citra telah banyak menggunakan deep learning yang merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang berkembang pesat. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah jenis jaringan saraf yang ampuh dan banyak digunakan dalam tugas pengenalan gambar. CNN terdiri dari serangkaian lapisan konvolusi dan pooling yang mengekstrak fitur-fitur relevan dari gambar yang dimasukkan. Untuk menggunakan CNN dalam pengenalan gambar, CNN harus terlebih dahulu dilatih pada kumpulan data besar gambar berlabel yang berisi objek yang diminati[11].

Kemajuan terbaru dalam *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), telah menunjukkan potensi besar dalam tugas klasifikasi gambar, termasuk pencitraan medis[12]. Model CNN dapat membedakan gambar MRI yang mengandung tumor atau tidak. CNN mengambil pola-pola

penting dari data pelatihan yang dapat menghasilkan model yang akurat dengan data yang cukup. Namun, informasi mengenai lokasi dan batas tumor lebih dibutuhkan dalam praktik klinis daripada hanya menghasilkan klasifikasi.

Pendekatan segmentasi citra medis menjadi lebih relevan karena dapat mengidentifikasi area tumor setiap piksel. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan dalam segmentasi citra medis adalah U-Net. Arsitektur ini paling banyak digunakan karena fleksibilitasnya, desain modular yang dioptimalkan, dan keberhasilannya di semua modalitas gambar medis[13]. U-Net menggunakan struktur encoder-decoder yang dipadukan dengan skip connection sehingga mampu mempertahankan informasi spasial sekaligus menghasilkan segmentasi yang lebih akurat[14].

Fleksibilitas arsitektur U-Net memungkinkan integrasi berbagai backbone sebagai encoder, sehingga arsitektur ini banyak dikembangkan melalui penggunaan encoder yang berbeda untuk menyesuaikan kebutuhan segmentasi citra medis[15]. U-Net dipilih pada penelitian ini sebagai arsitektur utama untuk membandingkan kinerja backbone ResNet-50 dan MobileNetV2 dalam segmentasi tumor otak[15].

Meskipun arsitektur U-Net digunakan dalam segmentasi citra medis, kinerja arsitektur ini tetap dipengaruhi oleh pemilihan backbone yang digunakan pada bagian encoder. Backbone berperan dalam proses ekstraksi fitur, sehingga perbedaan arsitektur dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola, bentuk, dan batas area tumor pada citra MRI. Selain itu, beberapa penelitian sebelumnya masih memiliki keterbatasan pada jumlah dan variasi dataset yang digunakan.

Beberapa penelitian juga telah membandingkan berbagai arsitektur atau backbone dalam tugas segmentasi citra medis, namun analisis yang secara khusus menitikberatkan pada perbandingan ResNet50 dan MobileNetV2 sebagai backbone encoder pada arsitektur U-Net untuk segmentasi tumor otak berbasis citra MRI masih perlu dikaji lebih lanjut. Oleh karena itu, diperlukan penelitian lebih lanjut untuk menganalisis kinerja U-Net dengan backbone ResNet50 dan MobileNetV2 berdasarkan metrik evaluasi *Dice Coefficient*, *Intersection over Union (IoU)*.

Berdasarkan permasalahan dan gap penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan dataset brisc25 dan variasi datanya ada 3 kelas yaitu glioma, meningioma, dan pituitary, serta menganalisis penggunaan arsitektur U-Net dengan menerapkan backbone ResNet50 dan MobileNetV2 pada bagian encoder. Penelitian ini memberikan analisis komparatif terhadap backbone ResNet50 dan MobileNetV2 pada arsitektur U-Net berdasarkan aspek akurasi segmentasi dan efisiensi komputasi.

Hasil penelitian diharapkan menjadi referensi dalam pemilihan yang sesuai untuk segmentasi tumor otak berbasis citra MRI. Backbone yang telah dilatih sebelumnya melalui pendekatan transfer learning diharapkan dapat membantu model dalam mempelajari karakteristik tumor dengan lebih baik. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai backbone yang lebih optimal dalam menghasilkan segmentasi tumor otak berdasarkan metrik evaluasi *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU), serta mengimplementasikan model terbaik ke dalam website berbasis streamlit sebagai bentuk deployment.

ResNet50 dipilih karena memiliki fitur utama yaitu struktur residual[16], sedangkan MobileNetV2 dipilih karena memiliki arsitektur yang ringan dan memiliki dua jenis lapisan, yaitu lapisan konvolusi dan lapisan klasifikasi[17]. Penelitian ini menggunakan dataset citra MRI otak yang diperoleh dari Kaggle dan dilengkapi dengan mask segmentasi sebagai ground truth. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan perbandingan kinerja kedua backbone serta mendukung pengembangan teknik segmentasi citra medis berbasis deep learning yang lebih efektif dan efisien

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana perancangan model segmentasi tumor otak berbasis U-Net dengan backbone ResNet-50 dan MobileNetV2 pada citra MRI?
2. Bagaimana perbandingan akurasi model segmentasi tumor otak antara backbone ResNet-50 dengan MobileNetV2?
3. Bagaimana performa hasil segmentasi model berdasarkan metrik evaluasi *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU)?

1.3 Batasan Masalah

1. Penelitian ini menggunakan dataset publik *Bris25 Dataset*[18] yang didapatkan dari kaggle.
2. Menggunakan citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) otak dua dimensi untuk proses segmentasi tumor otak.
3. Penelitian ini Menggunakan arsitektur U-Net dengan backbone Resnet50 dan MobileNetV2.
4. Menggunakan metrik *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* sebagai evaluasi model

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

1. Menghasilkan model segmentasi tumor otak pada citra MRI menggunakan arsitektur U-Net dengan backbone ResNet50 dan MobileNetV2.
2. Menganalisis perbandingan performa model backbone Resnet50 dan MobileNetV2 dalam proses segmentasi tumor otak.
3. Mengevaluasi performa model segmentasi tumor otak berdasarkan metrik *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU).

1.4.2 Manfaat Penelitian

1. Manfaat Akademik

1. Penelitian ini diharapkan dapat menambah referensi ilmiah di bidang teknologi informasi, khususnya mengenai penerapan *Convolutional Neural Network* dalam analisis citra medis MRI untuk segmentasi tumor otak.
2. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar atau acuan bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji pengembangan metode *deep learning* dalam bidang kesehatan.

2. Manfaat Klinis

1. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran potensi penggunaan model *deep learning* sebagai sistem pendukung analisis citra medis dalam segmentasi tumor otak secara lebih cepat dan konsisten.
2. Model yang dikembangkan diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam proses citra medis MRI melalui segmentasi tumor otak, sehingga mendukung pengambilan keputusan klinis.

3. Manfaat Bagi Peneliti

1. Penelitian ini dapat meningkatkan pemahaman dan keterampilan peneliti dalam menerapkan metode *deep learning* pada bidang pencitraan medis, khususnya segmentasi citra MRI otak.
2. Penelitian ini memberikan pengalaman dalam pengeolahan data citra medis, pelatihan model, serta mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik evaluasi yang relevan.

1.5 Sistematika Penulisan

1. BAB 1
Membahas latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.
2. BAB II
Membahas teori-teori yang berkaitan dengan penelitian seperti tumor otak, citra MRI, *deep learning*, CNN, metode segmentasi, serta penelitian terdahulu yang relevan.
3. BAB III
Membahas metode penelitian, alur penelitian, teknik pengumpulan data, dan Teknik analisis data yang digunakan
4. BAB IV
Membahas hasil eksperimen model seperti hasil pelatihan, hasil metrix evaluasi.
5. BAB V
Membahas Kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya