

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan isu kesehatan global yang krusial, terutama karena jumlah kasusnya yang terus meningkat, angka kematian yang tinggi, beban ekonomi yang berat bagi individu, rendahnya tingkat kelangsungan hidup, serta dampak negatif terhadap kualitas hidup pasien (Susanto & Kariasa, 2024). Deteksi tumor otak umumnya dilakukan melalui teknik Magnetic Resonance Imaging (MRI) dan *Computerized Tomography* (CT) scan. Namun, teknik-teknik ini masih memiliki keterbatasan seperti proses yang memakan waktu (Asiri, Shaf, Ali, Shakeel, dkk., 2023a). Dengan demikian, otomatisasi klasifikasi tumor otak berbasis *deep learning* menjadi solusi potensial untuk deteksi dini dan efisiensi diagnosis (Khaliki & Başarslan, 2024).

Berbagai metode untuk klasifikasi citra telah diusulkan oleh sejumlah peneliti, di antaranya Vision Transformer (ViT) (Bhowmik dkk., 2024), Convolutional Neural Network (CNN) (Vidhya dkk., 2024), Support Vector Machine (SVM) (Nurrani dkk., 2023), dan k-Nearest Neighbor (KNN) (Hasan Putra dkk., 2022). KNN merupakan metode sederhana yang tidak memerlukan pelatihan model karena hanya membandingkan jarak antara gambar, namun KNN sangat lambat dan tidak akurat pada dataset yang besar dan gambar yang memiliki noise (Halder dkk., 2024). Sedangkan SVM bekerja dengan mendefinisikan batas antar kelas berdasarkan jarak maksimum dari data terdekat. Jarak maksimum ini diperoleh dengan menentukan garis pemisah terbaik dalam ruang input menggunakan margin.

Penggunaan kernel memungkinkan SVM memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi sehingga dapat melakukan pemisahan yang lebih kompleks. Meskipun SVM mampu menjaga kemampuan generalisasinya di ruang dimensi tinggi, tetapi SVM sangat sensitif terhadap pemilihan kernel yang digunakan (Peryanto dkk., 2022).

Selain itu, CNN telah digunakan secara luas karena kemampuannya mengatasi keterbatasan yang dimiliki oleh KNN dan SVM. Keterbatasan tersebut antara lain performa yang lambat dan kurang akurat pada dataset besar dan kompleks. CNN mampu mengatasi hal itu karena kemampuannya dalam mempelajari fitur-fitur dari gambar seperti tepi, bentuk, warna, dan objek (Islam dkk., 2021). Meskipun demikian, CNN memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks global pada gambar bernoise. Keterbatasan tersebut muncul karena CNN berfokus pada fitur lokal melalui operasi konvolusi. Kelemahan ini mendorong adopsi Vision Transformer (ViT). ViT menggunakan mekanisme self-attention untuk menganalisis hubungan spasial antar piksel secara menyeluruh, karena ViT lebih *robust* terhadap noise (Maurício dkk., 2023a). Namun, penggunaan ViT dalam pembuatan model memerlukan dataset yang besar dan biaya komputasi lebih mahal, karena model ini memproses seluruh gambar menggunakan mekanisme *self-attention* di berbagai blok. Meskipun struktur ini meningkatkan ketahanan terhadap noise, namun juga menyebabkan peningkatan waktu pemrosesan dan konsumsi memori (Liu dkk., 2023). Salah satu cara untuk mengatasi masalah ini adalah melalui *transfer learning*. *Transfer learning* memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang telah di pelajari dari dataset skala besar dan menerapkannya pada

dataset baru yang lebih kecil sehingga meningkatkan efisiensi pelatihan dan akurasi (Z. Zhao dkk., 2024). Meskipun demikian, pendekatan ini hanya menyelesaikan kebutuhan data tetapi tidak mengatasi kompleksitas komputasi pada arsitektur ViT. Untuk itu, menyederhanakan arsitektur ViT dengan mengurangi jumlah blok encoder dan penggunaan *image enhancement* dapat dijadikan sebagai solusi yang solusi.

Image enhancement merupakan teknik penting dalam pengolahan citra medis yang berfungsi untuk mengatasi permasalahan kualitas citra terutama akibat keberadaan noise. Melalui proses *enhancement*, kualitas gambar ditingkatkan sehingga setiap fitur dan struktur yang relevan dapat terdeteksi dengan lebih jelas. Sejumlah pendekatan *image enhancement* telah banyak dikembangkan, seperti *histogram equalization*, *contrast limited adaptive histogram equalization*, *image complement*, *gamma correction*, dan *balance contrast enhancement technique*. Di antara berbagai metode tersebut, *gamma correction* terbukti lebih unggul dalam meningkatkan kualitas gambar sebagaimana ditunjukkan oleh (Rahman dkk., 2021a) yang menempatkan sebagai teknik paling optimal. Efektivitas teknik ini juga diperkuat oleh studi yang dilakukan oleh (Naufal dkk., 2024a) yang menunjukkan bahwa penerapan *gamma correction* sebagai tahap pra-pemrosesan pada arsitektur CNN meningkatkan akurasi sebesar 1.97% dibandingkan tanpa pra-pemrosesan. Penggunaan *gamma correction* diharapkan dapat memperjelas fitur tumor sehingga mampu mengimbangi potensi kehilangan informasi akibat pengurangan blok encoder.

Berdasarkan seluruh pembahasan tersebut masih terdapat gap dalam penelitian. Salah satunya adalah belum adanya eksplorasi Optimasi Vision Transformer (ViT) melalui pengurangan blok encoder untuk klasifikasi tumor otak pada MRI. Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan *gamma correction* dengan arsitektur ViT untuk meningkatkan kontras daerah tumor juga masih terbatas. Dengan demikian, penelitian ini ditawarkan sebagai salah satu solusi untuk menangani kebutuhan komputasi yang tinggi serta meningkatkan efisiensi arsitektur ViT. Melalui eksperimen ini, diharapkan dapat dilihat dampak pengurangan blok encoder terhadap akurasi. Temuan tersebut diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan model ViT yang lebih efisien, sehingga lebih cocok untuk lingkungan dengan sumber daya terbatas.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan dalam latar belakang, dapat dirumuskan permasalahan yang akan diteliti dalam penelitian ini, yakni:

- a. Bagaimana pengurangan jumlah blok encoder pada arsitektur Vision Transformer dan penerapan gamma correction mempengaruhi efisiensi komputasi dan akurasi klasifikasi tumor otak pada gambar MRI?
- b. Seberapa signifikan peningkatan performa model ViT yang dimodifikasi dibandingkan dengan ViT standar dalam klasifikasi tumor otak?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian permasalahan yang telah dirumuskan, dapat ditetapkan tujuan penelitian sebagai berikut:

- a. Menganalisis dampak pengurangan jumlah blok encoder dalam arsitektur ViT terhadap akurasi, waktu pemrosesan, dan konsumsi memori.
- b. Membandingkan performa model ViT yang dimodifikasi dengan arsitektur ViT standar.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat yang diharapkan dapat diperoleh dari penelitian ini, antara lain:

- a. Memberikan bukti empiris mengenai pengaruh pengurangan jumlah blok encoder pada arsitektur Vision Transformer (ViT) terhadap akurasi klasifikasi tumor otak, yang dapat menjadi referensi pengembangan model ViT pada bidang pengolahan gambar medis.
- b. Menyediakan panduan implementasi *transfer learning* vit-b16 pada dataset medis terbatas, termasuk parameter optimal reduksi encoder dan gamma correction.
- c. Menyediakan solusi model ViT yang lebih ringan untuk diimplementasikan di fasilitas kesehatan dengan infrastruktur komputasi terbatas.
- d. Meningkatkan deteksi dini tumor otak melalui teknologi akurat dan terjangkau yang berpotensi menurunkan angka kematian dan meningkatkan kualitas hidup pasien.

1.5 Batasan Masalah

Berikut merupakan batasan-batasan masalah yang terdapat pada penelitian ini:

- a. Eksperimen dilakukan pada dataset publik MRI tumor otak dengan ukuran terbatas sehingga hasil mungkin belum mewakili variasi klinis yang lengkap.
- b. Penelitian ini memodifikasi jumlah blok encoder pada ViT dan tidak mengeksplorasi perubahan lain seperti ukuran *patch embedding* atau jumlah *attention head*.
- c. Pengurangan encoder diuji hanya pada model ViT-B16 *pre-trained*. Hasil mungkin berbeda jika diterapkan pada varian ViT lain.
- d. *Gamma correction* diaplikasikan sebagai *pre-processing* tunggal, kombinasi dengan teknik *image enhancement* lainnya tidak dieksplorasi.
- e. Model tidak diuji secara *real-time* di lingkungan rumah sakit.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dibuat agar laporan penelitian dapat disusun secara sistematis dan mengikuti tahapan yang sesuai dengan proses penelitian. Adapun sistematika penulisan dalam penelitian ini sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menguraikan latar belakang dari penelitian, rumusan masalah, tujuan yang dicapai, manfaat penelitian, metode yang digunakan, serta gambaran umum mengenai sistematika penulisan laporan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini membahas teori-teori yang relevan dengan topik penelitian, termasuk matriks penelitian, konsep-konsep penting, teknik yang digunakan, dan posisi topik penelitian dalam *roadmap* penelitian. Selain itu, bab ini juga mencakup kajian

terhadap penelitian terdahulu yang sejenis dan menjelaskan kontribusi kebaruan dari penelitian ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode yang diterapkan dalam penelitian, mencakup, objek penelitian, variabel penelitian, serta tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil yang diperoleh dari penelitian beserta pembahasan yang mengacu pada rancangan yang telah diuraikan sebelumnya. Pembahasan meliputi perancangan model serta eksperimen yang dilakukan untuk mengukur performa dan efektivitas pendekatan yang digunakan dengan membandingkannya.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat kesimpulan dari hasil eksperimen dan analisis yang telah dilakukan, serta memberikan saran untuk penelitian selanjutnya dengan mempertimbangkan temuan dan keterbatasan dari studi ini.