

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Otak manusia merupakan pusat kendali sistem saraf yang berperan penting dalam mengatur berbagai fungsi tubuh, seperti pergerakan, persepsi sensorik, dan kognisi (Anantharajan dkk., 2024). Otak terdiri dari miliaran neuron yang saling terhubung, membentuk jaringan yang sangat dinamis dan responsif terhadap stimulus internal maupun eksternal. Struktur kompleks dan fungsionalitas yang tinggi membuat otak rentan terhadap berbagai gangguan. Kompleksitas ini juga menjadikannya lebih rentan terhadap mutasi seluler yang dapat berkembang menjadi tumor (Celik & Inik, 2024).

Tumor otak merupakan pertumbuhan sel abnormal di dalam atau di sekitar otak yang menyebabkan disfungsi neurologis, tergantung pada lokasi dan ukurannya. Tumor otak dapat bersifat jinak atau ganas, dengan perbedaan karakteristik yang memengaruhi tingkat keparahan dan penanganannya (Raghuwanshi dkk., 2024). Selain itu, beberapa jenis tumor dapat menyebar dengan cepat, meningkatkan risiko komplikasi serius (Rudiansyah Siregar & Husein, 2024).

Diagnosis tumor otak sering kali menjadi tantangan besar dalam dunia medis. Keakuratan diagnosis sangat penting untuk menentukan jenis perawatan yang tepat. Namun, metode konvensional sering kali menghadapi kesulitan dalam mengidentifikasi karakteristik tumor secara akurat, terutama melalui pencitraan medis seperti *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) (Anantharajan dkk., 2024). Variasi bentuk, ukuran, dan lokasi tumor menyebabkan tingkat akurasi diagnosis yang bervariasi, sehingga memerlukan pendekatan yang lebih canggih. Tantangan ini mendorong pengembangan metode berbasis pembelajaran mendalam yang mampu meningkatkan akurasi, klasifikasi dan segmentasi tumor pada citra MRI.

Seiring dengan kemajuan teknologi, *machine learning* (ML) menjadi metode yang menjanjikan dalam meningkatkan akurasi diagnosis tumor otak. ML merupakan cabang kecerdasan buatan yang dirancang untuk mengajarkan sistem komputer mengenali pola dan membuat prediksi berdasarkan data. Algoritma ML bekerja dengan melatih model menggunakan dataset besar untuk mengidentifikasi fitur penting secara otomatis. Kemampuannya dalam belajar dari data memungkinkan ML untuk melakukan klasifikasi dan segmentasi dengan presisi tinggi (Husen, 2024). ML mampu menganalisis data dalam jumlah besar dan mendeteksi pola yang sulit dikenali oleh metode konvensional. Dalam bidang pengolahan citra medis, ML memainkan peran penting, terutama dalam segmentasi citra (Raghuwanshi dkk., 2024). Salah satu tantangan utama dalam penerapan ML di bidang medis adalah klasifikasi tumor otak.

Kompleksitas dan keragaman bentuk serta ukuran tumor membuat diagnosis menjadi sulit dan sering kali membutuhkan metode yang lebih canggih dibandingkan teknik konvensional. Metode tradisional untuk mendiagnosis tumor otak seringkali memakan waktu, sumber daya yang banyak, dan memiliki tingkat akurasi yang bervariasi. Dengan kemajuan teknologi di bidang kecerdasan buatan, terutama jaringan saraf konvolusional (CNN), ada peluang untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi tumor otak. CNN merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam pemrosesan citra digital. CNN sering diterapkan dalam berbagai tugas, seperti deteksi objek, segmentasi citra, dan klasifikasi gambar (Hashemzahi dkk., 2020). Beberapa arsitektur model CNN yang sering digunakan dalam klasifikasi citra medis antara lain AlexNet, VGG, ResNet, Inception, DenseNet, EfficientNet, dan beberapa arsitektur lainnya, yang masing-masing memiliki karakteristik serta keunggulan tersendiri dalam menangani berbagai tantangan dalam pengolahan citra.

Di antara berbagai arsitektur tersebut, EfficientNet dikenal karena pendekatannya yang efisien dalam menyesuaikan ukuran model, sehingga dapat mencapai keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas komputasi. Salah satu varian yang banyak mendapat perhatian adalah EfficientNetB5, yang memiliki kinerja unggul dalam berbagai tugas klasifikasi gambar. EfficientNetB5 banyak

digunakan karena memiliki keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui teknik *compound scaling* yang menyesuaikan kedalaman, lebar, dan resolusi model secara optimal. Selain itu, EfficientNetB5 sering digunakan dalam sistem berbasis *federated learning* dan *ensemble prediction* yang memungkinkan integrasi beberapa model untuk meningkatkan kinerja secara keseluruhan (Muthulakshmi dkk., 2025). Berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa arsitektur ini mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model CNN lainnya, seperti ResNet dan Inception, dalam klasifikasi pencitraan medis, termasuk MRI. Namun, tidak banyak penelitian yang secara khusus mengevaluasi kinerja EfficientNetB5 dalam konteks medis ini. Oleh karena itu, penting untuk melakukan penelitian lebih lanjut mengenai penerapan arsitektur EfficientNetB5 dalam klasifikasi tumor otak.

Salah satu aspek penting dalam klasifikasi tumor otak adalah kemampuan model dalam mengidentifikasi kasus positif secara tepat, terutama pada tumor yang sulit dibedakan secara visual. Dalam konteks medis, kesalahan dalam mengabaikan keberadaan tumor (*false positive*) dapat berdampak fatal karena pasien tidak mendapatkan penanganan tepat waktu. Oleh karena itu, *recall* menjadi metrik evaluasi yang sangat penting, karena mengukur sejauh mana model memiliki kemampuan untuk mengenali semua kasus positif dari data yang tersedia (Matin Malakouti dkk., 2024). Namun demikian, performa model klasifikasi medis tidak hanya ditentukan oleh metrik seperti akurasi dan *recall* saja, melainkan stabilitas, efisiensi pelatihan, dan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai bentuk, ukuran, serta intensitas citra MRI. Untuk mencapai performa yang optimal, diperlukan strategi optimasi *hyperparameter* yang tepat. *Hyperparameter* seperti jumlah unit *dense*, tingkat *dropout*, nilai regularisasi (L2), *learning rate*, dan *batch size* memiliki pengaruh langsung terhadap kinerja model.

Hyperparameter yang tepat dapat meningkatkan sensitivitas model terhadap fitur-fitur yang membedakan jenis tumor satu dengan jenis tumor lainnya (Celik & Inik, 2024). Optimasi ini memungkinkan model untuk lebih adaptif terhadap berbagai bentuk, ukuran dan intensitas citra MRI, yang sering menjadi tantangan dalam proses klasifikasi. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya berfokus pada

penggunaan arsitektur EfficientNetB5, tetapi juga pada optimasi *hyperparameter* yang diarahkan khusus untuk memaksimalkan performa metrik secara menyeluruh, serta memastikan hasil klasifikasi tumor yang lebih akurat dan meminimalisir risiko kesalahan diagnosis.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan arsitektur EfficientNetB5 untuk klasifikasi tumor otak dengan membandingkan empat metode *hyperparameter tuning*, diantaranya *Grid Search*, *Random Search*, *Bayesian Optimization*, dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Fokus utama penelitian adalah menentukan metode *tuning* yang mampu menghasilkan konfigurasi *hyperparameter* paling optimal dari sisi akurasi dan efisiensi waktu eksekusi, serta mengevaluasi stabilitas performa model melalui analisis metrik klasifikasi.

1.3 Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode *hyperparameter tuning* pada arsitektur EfficientNet, khususnya dalam konteks klasifikasi citra medis. Hasil penelitian memperkaya literatur mengenai efektivitas metode *Grid Search*, *Random Search*, PSO, dan *Bayesian Optimization* dalam mengoptimalkan performa model *deep learning* pada dataset MRI tumor otak.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini menghasilkan rekomendasi konfigurasi *hyperparameter* terbaik untuk EfficientNetB5, serta memberikan informasi mengenai *trade-off* antara akurasi dan waktu eksekusi dari masing-masing metode *tuning*. Selain itu, penelitian ini memberikan wawasan mengenai stabilitas model dan pola kesalahan yang muncul, sehingga dapat dijadikan panduan dalam pengembangan sistem deteksi tumor otak yang lebih akurat dan tidak bias.