

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Dalam dunia kesehatan terdapat berbagai macam jenis penyakit yang menyerang pada tubuh manusia. Mulai dari penyakit yang ringan hingga penyakit yang dapat menyebabkan kematian pada manusia. Salah satu jenis penyakit yang menyebabkan kondisi fatal atau bahkan menyebabkan kematian adalah penyakit tumor otak [1]. Penyakit tumor otak adalah kondisi di mana sel-sel di dalam atau sekitar otak tumbuh secara abnormal dan tidak terkendali. Tumor otak merupakan salah satu jenis tumor paling berbahaya yang bisa terjadi pada manusia, menyumbang sekitar 1,35% dari semua tumor ganas dan menyebabkan 29,5% dari kematian akibat kanker [2]. Menurut penelitian dari Alther pada tahun 2020 pasien dengan tumor otak dapat mengalami berbagai gejala yang spesifik atau lebih umum [3]. Pada tahap awal, gejala biasanya muncul di area tertentu, tergantung pada lokasi tumor. Namun, seiring dengan bertambahnya ukuran tumor, gejala yang lebih umum dapat berkembang, yang menandakan adanya peningkatan tekanan di dalam tengkorak. Tumor otak dapat dikategorikan menjadi dua jenis, yaitu tumor otak primer dan sekunder. Tumor otak primer terjadi ketika sel-sel otak sendiri mengalami perubahan yang tidak normal dan tumbuh tanpa control. Sebaliknya, tumor otak sekunder merupakan hasil penyebaran kanker dari bagian tubuh lain ke otak [4].

Jumlah kasus tumor otak di seluruh dunia terus meningkat setiap tahun. Berdasarkan data dari *Global Cancer Observatory* (2020), jumlah kasus tumor otak di seluruh dunia mencapai 308.102 kasus, dengan distribusi di Asia sebanyak 166.925 kasus (54,2%), di Eropa 67.114 kasus (21,8%), di Amerika Utara 27.526 kasus (8,9%), di Amerika Latin dan Karibia 25.835 kasus (8,4%), di Afrika 18.264 kasus (5,9%), dan di Oseania 2.438 kasus (0,79%). Di Indonesia, jumlah kasus baru tumor otak mencapai 5.964 kasus (1,5%). Tingkat kematian akibat tumor otak secara global tercatat sebesar 5.298 kasus (2,3%) [5]. Selain itu angka kematian akibat kanker otak sangat tinggi. Menurut laporan *National Research Funding* pada Juli 2018, 1 dari 50 orang di bawah usia 60 tahun mengalami tumor otak, dengan tingkat kematian

mencapai 71%. Sayangnya, tingginya angka kematian ini tidak sebanding dengan jumlah penelitian yang dilakukan mengenai penyakit ini. Laporan tersebut juga mencatat bahwa hanya 1% dari total penelitian kanker yang diarahkan pada kanker otak, jika dibandingkan dengan jenis kanker lainnya.

Pendekatan metode anatomi citra medis merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan untuk mendeteksi keberadaan tumor di otak. Pemindaian *CT-Scan* umumnya lebih baik untuk visualisasi struktur tulang, namun kurang optimal dalam mendeteksi jaringan lunak seperti yang ada di otak [6]. Sebaliknya, MRI mampu menghasilkan citra dengan resolusi lebih tinggi, memungkinkan diferensiasi yang jelas antara jaringan lunak dan keras, terutama di otak. Data yang diperoleh dari MRI sangat berharga bagi dokter dalam menilai kondisi pasien dan menentukan diagnosis yang tepat. Meskipun demikian, Metode untuk pengambilan keputusan hasil pemeriksaan masih menggunakan pendekatan konvensional seperti biopsi dan pemeriksaan langsung oleh dokter. Dalam proses pemeriksaan masih memiliki keterbatasan, baik dari segi waktu yang dibutuhkan dan membutuhkan lebih dari 1 dokter spesialis ahli dalam mengambil keputusan diagnosis [7]. Hal ini mendorong kebutuhan akan alternatif yang lebih efisien dan reliabel dalam membantu dokter dalam pengambilan keputusan.

Kecerdasan buatan saat ini dapat mengatasi berbagai masalah dengan menggunakan pendekatan dan solusi inovatif [8]. Hal ini juga berlaku di bidang klasifikasi gambar, yang merupakan salah satu cabang dari visi komputer. Teknologi ini bertujuan meniru cara kerja sistem penglihatan manusia dan sistem kerja jaringan otak yang memungkinkan pengenalan gambar serta pengambilan keputusan berdasarkan gambar tersebut. Dalam konteks medis, penggunaan kecerdasan buatan pada klasifikasi citra, seperti pencitraan resonansi magnetik (MRI), telah memberikan hasil signifikan, terutama dalam diagnosis penyakit. Dalam kasus tumor otak, MRI adalah alat penting untuk mendeteksi, mengklasifikasikan, dan memantau perkembangan tumor. Algoritma pembelajaran mesin (ML) dan pembelajaran mendalam (DL) telah digunakan untuk menganalisis citra MRI guna mengidentifikasi lokasi, ukuran, dan jenis tumor otak dengan akurasi tinggi [9]. Salah satu algoritma

kecerdasan buatan yang populer dalam bidang visi komputer adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* [10].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu arsitektur dalam machine learning yang khusus digunakan untuk memproses dan menganalisis data visual, seperti citra. *CNN* pertama kali diperkenalkan oleh Yann LeCun pada tahun 1989 dengan nama *LeNet*. Pada awal pengembangannya, penelitian yang menggunakan *CNN* relatif sedikit karena keterbatasan *hardware*, terutama *Graphics Processing Unit (GPU)* yang diperlukan untuk pemrosesan data grafis. Namun, popularitas *CNN* meningkat tajam setelah keberhasilan *AlexNet* dalam kompetisi “*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*” pada tahun 2012, yang menunjukkan kemampuan luar biasa *CNN* dalam pengenalan visual skala besar [11]. Saat ini, *CNN* telah banyak diterapkan dalam bidang medis karena kemampuannya untuk mempelajari representasi yang kompleks melalui pendekatan berbasis data. *CNN* memungkinkan identifikasi pola-pola halus dalam data medis, seperti pencitraan resonansi magnetik (MRI) atau tomografi, yang sering kali sulit dideteksi oleh metode konvensional. Oleh karena itu, penerapan *CNN* dalam klasifikasi medis, seperti diagnosis tumor otak, telah menjadi metode yang umum dan efektif untuk meningkatkan akurasi diagnosis dan mempercepat proses klinis [12].

Penelitian terkait penggunaan model *CNN* dalam klasifikasi citra medis MRI terus mengalami perkembangan signifikan, terutama dalam klasifikasi tumor otak. Pada tahun 2024, sebuah penelitian menggunakan arsitektur *EfficientNet*, khususnya *EfficientNet-B0*, menunjukkan hasil yang cukup memuaskan dengan tingkat akurasi sebesar 88.64% [13]. *EfficientNet* adalah keluarga model jaringan saraf yang diperkenalkan oleh Google AI pada 2019. Model ini dirancang untuk mencapai efisiensi tinggi dalam hal akurasi dan kecepatan komputasi dengan cara mengatur skala jaringan secara seimbang di antara kedalaman, lebar, dan resolusi input. *EfficientNet* terdiri dari beberapa versi, mulai dari *EfficientNet-B0* sebagai versi dasar hingga *EfficientNet-B7* yang lebih besar dan kompleks. Setiap versi meningkatkan skala model secara bertahap, dengan performa yang lebih baik seiring peningkatan ukuran dan kebutuhan komputasi. Pada 2021, Google meluncurkan *EfficientNetV2*, versi yang lebih cepat dan efisien, yang dirancang untuk mempercepat pelatihan serta

inferensi sambil tetap menjaga akurasi tinggi. Penelitian tahun 2024 menunjukkan bahwa arsitektur *EfficientNetV2*, yang dikombinasikan dengan mekanisme perhatian global (GAM) dan kanal efisien (ECA), mampu meningkatkan akurasi klasifikasi tumor otak berbasis MRI hingga 99,76%. Kombinasi ini menegaskan keunggulan *EfficientNetV2* dalam diagnosis medis, khususnya untuk deteksi tumor otak, dengan visualisasi Grad-CAM yang membantu interpretasi klinis secara lebih jelas [14].

Tidak hanya pada arsitektur *EfficientNet*, penelitian lain pada tahun 2024 juga mengeksplorasi penggunaan model *CNN* dengan arsitektur *Xception*. Dalam studi yang dilakukan oleh Neeulum dkk, arsitektur *Xception* digunakan untuk klasifikasi tumor otak pada citra MRI, menghasilkan akurasi sebesar 91.43% dengan menggabungkan beberapa metode klasifikasi [15]. *Xception* adalah singkatan dari *Extreme Inception*, yang merupakan arsitektur *deep learning* berbasis konvolusi (*Convolutional Neural Network, CNN*) yang diusulkan oleh François Chollet pada tahun 2017. Model ini adalah pengembangan dari arsitektur *Inception* sebelumnya, namun dengan pendekatan yang lebih sederhana dan lebih efisien [16]. Model *Xception* sering kali dikombinasikan dengan model lain seperti penelitian yang dilakukan oleh Shreeharsha dkk pada tahun 2024, pada penelitian mereka membahas mengenai model *CNN* arsitektur *Xception* dan *MobileNet* untuk klasifikasi tumor otak pada beberapa kelas yaitu meningioma, glioma, dan pituitari. Hasil penelitian tersebut membahas mengenai perbandingan model *xception* dengan model lain serta penggabungan dua model *Xception* dan *MobileNet* akurasi tertinggi di dapatkan pada arsitektur *Xception + MobileNet* Dimana meperoleh nilai akurasi 99%. Hal ini menunjukkan bahwa model *Xception* dapat lebih baik tingkat akurasinya apabila dikombinasikan dengan model *CNN* arsitektur lain [17].

Algoritma lain yang sering digunakan dalam penelitian tumor otak adalah algoritma *ResNet50*. *ResNet* (*Residual Neural Network*) adalah arsitektur *deep learning* yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang sangat dalam melalui konsep *residual blocks*, di mana *skip connection* memungkinkan aliran informasi langsung dari *input* ke *output*[18]. *ResNet50*, dengan 50 lapisan, menawarkan keseimbangan optimal antara kedalaman jaringan dan efisiensi komputasi, sehingga mampu menangkap fitur kompleks dalam citra seperti

MRI. Dalam proyek klasifikasi tumor otak berbasis MRI, *ResNet50* adalah pilihan yang tepat karena kemampuannya dalam ekstraksi fitur, performa yang andal dalam pengenalan pola medis, serta fleksibilitas untuk *transfer learning*. Pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Vinston dan kawan-kawan pada tahun 2024 yang membahas mengenai penerapan *ResNet50* dengan *Convolutional Block Attention Modules* pada klasifikasi tumor otak mendapatkan hasil yang baik. Pendekatan baru ini meningkatkan representasi fitur dan menangkap konteks spasial, yang mengarah ke metrik kinerja yang unggul, termasuk area di bawah kurva (AUC) 99,53%, *recall* 99,11%, presisi 98,75%, dan akurasi 99,35% [19].

Kombinasi model sering kali digunakan dalam algoritma *machine learning* untuk mengklasifikasikan sebuah objek. Kombinasi yang dilakukan biasanya menggunakan Penggabungan model secara langsung maupun secara *ensemble*. *Ensemble learning* adalah teknik dalam pembelajaran mesin (*machine learning*) yang menggabungkan beberapa model (dikenal sebagai *base models*) untuk membuat prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan model individual. Dengan menggabungkan banyak model, *ensemble learning* dapat meningkatkan performa, stabilitas, dan ketahanan terhadap kesalahan, serta mengurangi kemungkinan *overfitting* atau *underfitting* [20]. Pada penelitian yang dilakukan Huang tahun 2022 membahas mengenai *ensemble learning* arsitektur *EfficientNetV2* dengan menggabungkan enam model *pretrained* dari seri *EfficientNetV2*, yaitu *EfficientNetV2-B0*, *EfficientNetV2-B1*, *EfficientNetV2-B2*, *EfficientNetV2-B3*, *EfficientNetV2-S*, dan *EfficientNetV2-M*. Hasil model *stacking-ensemble* juga menunjukkan hasil yang baik, dengan akurasi 98.71% pada dataset X-ray dan 98.84% pada *dataset* CT [15]. Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa penggunaan metode *ensemble*, khususnya dengan model *EfficientNetV2*, dapat secara efektif meningkatkan akurasi deteksi penyakit paru-paru, dan menunjukkan potensi besar dalam aplikasi klinis untuk diagnosis yang lebih akurat.

Berdasarkan permasalahan dan metode yang telah dijelaskan sebelumnya, penelitian ini akan membahas penggunaan metode *ensemble learning* yang menggabungkan arsitektur *EfficientNetV2* dan *Xception* dengan model lain dalam klasifikasi tumor otak pada citra MRI. Pendekatan *ensemble* ini diharapkan dapat

memaksimalkan kemampuan masing-masing model dalam mengenali pola-pola kompleks yang ada pada citra MRI, di mana *EfficientNetV2* dikenal dengan keunggulannya dalam menyeimbangkan efisiensi komputasi dan performa klasifikasi melalui penggunaan teknik *scaling*, sementara *Xception*, yang berbasis pada konvolusi *depthwise separable*, memiliki keunggulan dalam mendeteksi detail spasial pada citra dengan lebih baik. Penerapan visualisasi Grad-CAM juga diharapkan mampu membantu validasi pada prediksi model. Selain itu penggunaan citra MRI multi-penampang akan memungkinkan model untuk memperoleh lebih banyak informasi dari berbagai sudut pandang dan perspektif, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kemampuan model dalam memahami struktur internal tumor serta mengidentifikasi pola abnormalitas yang mungkin tidak terlihat dari satu penampang saja. Maka dari itu penelitian ini diharapkan dapat mengurangi tingkat kesalahan dalam diagnosis, terutama dalam kasus-kasus di mana tumor otak memiliki karakteristik yang tidak biasa atau sulit dikenali oleh model-model konvensional, sehingga dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan efektif dalam membantu proses diagnosis medis.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka dapat dirumuskan masalah yaitu :

1. Bagaimana meningkatkan akurasi klasifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI dengan menggunakan model *ensemble learning*?
2. Apakah penggunaan citra MRI multi-penampang dapat memberikan informasi tambahan yang signifikan dalam proses klasifikasi tumor otak, sehingga dapat membantu mengurangi tingkat kesalahan dalam diagnosis?
3. Bagaimana performa model *ensemble learning* terhadap diagnosis tumor otak dibandingkan dengan model individual?

1.3. Batasan Masalah

Berikut ini batasan masalah dari penelitian ini yang ada untuk menjaga fokus tujuan dari pada penelitian ini :

1. *Dataset* yang digunakan adalah data sekunder (data yang tidak diambil secara langsung) yang diambil dari website kaggle dengan nama *dataset Brain Tumor Classification* (MRI) dan data primer (data yang diambil secara langsung) dari RSUD dr.Soetomo Surabaya.
2. Seluruh identitas dan data pribadi pada *dataset* MRI pasien disamarkan karena terikat dalam perjanjian etik penelitian *Non Human*.
3. Objek penelitian ini adalah penyakit tumor otak berdasarkan Citra MRI yang terdiri dari 4 kelas Glioma, Meningioma, Pituitari Tumor, dan Non Tumor.
4. Citra MRI yang digunakan adalah dalam format *grayscale* dengan ukuran seragam, dan penelitian ini tidak mencakup segmentasi tumor atau klasifikasi subtype tumor yang lebih rinci.
5. *Output* dari penelitian ini hanya berupa model dan tidak diimplementasikan langsung pada alat maupun secara medis.

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah penelitian ini dirumuskan tujuan sebagai berikut :

1. Mengembangkan model *ensemble learning* yang menggabungkan arsitektur *EfficientNetV2*, *Xception*, dan *ResNet50* untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI.
2. Menganalisis dampak penggunaan citra MRI multi-penampang terhadap peningkatan akurasi dan keandalan dalam diagnosis tumor otak pada pola-pola kompleks dan detail pada citra MRI tumor otak.
3. Mengevaluasi performa model *ensemble* dalam hal efisiensi komputasi, stabilitas, dan ketepatan prediksi dibandingkan dengan model individual.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian yang dilakukan mempunyai manfaat untuk masyarakat, baik masyarakat akademik maupun non akademik. Adapun beberapa manfaat dari penelitian ini, hasil penelitian klasifikasi tumor otak adalah:

1. Model *ensemble learning* yang dikembangkan diharapkan dapat membantu dokter dan tenaga medis dalam membuat keputusan yang lebih cepat dan akurat dalam diagnosis tumor otak.
2. Penelitian ini dapat memperkaya literatur mengenai penggunaan metode *ensemble learning* dalam klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI, terutama dengan kombinasi arsitektur *EfficientNetV2* dan *Xception*
3. Pengembangan algoritma dengan kombinasi *EfficientNetV2* dan *Xception* dapat mempercepat pengadopsian teknologi kecerdasan buatan dalam proses diagnostik di rumah sakit
4. Penggunaan teknologi yang lebih efisien dalam diagnosis dapat mengurangi biaya yang diperlukan untuk tes dan evaluasi medis berulang