

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya dapat dilihat pada tabel 2. 1

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Judul	Penulis	Metode	Pembahasan
1	Convolutional Neural Network With Hyperparameter Tuning For Brain Tumor Classification	Agus Eko, et al. 2021	Convolutional Neural Network	Penelitian ini menggunakan jaringan saraf convolutional (CNN) serta optimasi hyperparameter untuk melakukan klasifikasi tumor otak. Model terbaik yang dihasilkan, yaitu model ketiga, mencapai akurasi 96% setelah dilakukan hyperparameter yang optimal. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.264 gambar yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu Tumor Glioma, Tumor Meningioma, Tumor Pituitari, dan NonTumor.
2	Brain Tumor Classification from MRI Using Image Enhancement and Convolutional Neural Network Techniques	Zahid Rasheed, et al. 2023	Convolutional Neural Network	Penelitian ini melakukan penerapan CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) dalam meningkatkan kualitas citra MRI pada tumor otak. Teknik ini berperan dalam menajamkan detail gambar sebelum diklasifikasikan menggunakan

				<p>CNN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu mencapai akurasi sebesar 97.84%, dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing mencapai 97.85%. Temuan ini membuktikan bahwa penggunaan CLAHE dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi tumor otak.</p>
3	<p>Klasifikasi Jenis Tumor Otak Menggunakan Arsitektur MobileNetV2</p>	<p>Monikka Nur, et al. 2022</p>	<p>Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV2</p>	<p>Penelitian ini menerapkan arsitektur MobileNetV2 dalam jaringan CNN untuk klasifikasi tumor otak. Model ini terbukti efektif dengan mencapai akurasi 88,64% dan nilai loss 0,3424. Berdasarkan Confusion Matrix, jumlah prediksi yang benar lebih banyak dibandingkan yang salah, dengan 28 dari 32 sampel diklasifikasikan secara akurat. MobileNetV2 memberikan akurasi tinggi, jumlah parameter pelatihan yang kecil, serta ukuran model yang ringan, namun tetap menunjukkan kinerja yang optimal.</p>

Berdasarkan rangkuman dari berbagai penelitian yang disajikan dalam tabel, berbagai metode telah dikembangkan untuk mendeteksi tumor otak menggunakan citra MRI dengan beragam algoritma. Salah satu studi yang dilakukan oleh Agus Eko dan rekan-rekannya [6], mengusulkan penerapan Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengidentifikasi tumor otak. Dalam penelitian ini, mereka mengombinasikan CNN dengan Hyperparameter Tuning guna mengoptimalkan performa klasifikasi. Dari tiga skenario model yang diuji, skenario ketiga memberikan hasil terbaik dengan akurasi mencapai 96% [6]. Studi lain oleh Zahid Rasheed dan rekan-rekannya [11], mengeksplorasi peran CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) dalam meningkatkan kualitas citra MRI sebelum diklasifikasikan menggunakan CNN. Teknik ini bertujuan untuk menonjolkan detail gambar, sehingga meningkatkan efektivitas klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 97,84%, dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 97,85%, yang menegaskan manfaat CLAHE dalam meningkatkan performa klasifikasi tumor otak [11]. Selain itu, penelitian oleh Monikka Nur Winnarto dan rekan-rekannya [12], meneliti penggunaan arsitektur MobileNetV2 dalam jaringan CNN untuk mengklasifikasikan jenis tumor otak. Dari hasil percobaan, model ini mencapai akurasi 88,64% dengan nilai loss sebesar 0,3424 [12]. Meskipun penelitian sebelumnya telah menunjukkan hasil yang baik dalam klasifikasi tumor otak, masih terdapat keterbatasan dalam augmentasi data dan efisiensi model, yang dapat menyebabkan overfitting. Selain itu, model seperti MobileNetV2 kurang optimal dalam menangani citra resolusi tinggi [13]. Sebagai solusi, penelitian ini menerapkan augmentasi data dan menggunakan EfficientNetV2B0 untuk meningkatkan efisiensi dalam klasifikasi. CLAHE diterapkan dalam pre-processing guna meningkatkan kontras dan mengurangi noise, sehingga diharapkan model dapat bekerja lebih stabil dalam berbagai kondisi pencitraan medis [14].

2.2 Tumor Otak

Tumor otak merupakan salah satu penyakit dengan risiko tinggi terhadap kesehatan manusia, yang ditandai dengan pertumbuhan sel abnormal di dalam atau sekitar otak. Penyakit ini termasuk salah satu yang paling agresif dan berbahaya setelah leukemia [3]. Secara umum, tumor otak terbagi menjadi dua kelompok utama, yaitu glioma, yaitu tumor ganas yang berasal dari sel glial sebagai pendukung otak, serta non-glioma, yang mencakup tumor jinak seperti meningioma dan tumor yang memproduksi hormon, seperti adenoma pituitari [4]. Deteksi dini dan pengobatan yang tepat sangat

penting untuk meningkatkan peluang kesembuhan dan mengurangi risiko komplikasi lebih lanjut.

2.3 Pre-Processing

Preprocessing data adalah tahap penting dalam meningkatkan kualitas gambar serta kinerja model yang digunakan. Langkah ini mencakup berbagai proses yang dilakukan sebelum data digunakan dalam analisis atau pemodelan [15]. Proses ini berfungsi seperti penyaringan data dari berbagai gangguan, seperti noise, pencahayaan berlebih (overexposure), dan outlier. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk membersihkan, mengolah, dan menyiapkan data agar siap digunakan dalam pemrosesan lebih lanjut. Dengan menerapkan preprocessing, data mentah diubah menjadi format yang lebih terstruktur dan mudah dikelola, sehingga mendukung efisiensi dalam tahapan berikutnya, termasuk dalam augmentasi data [16].

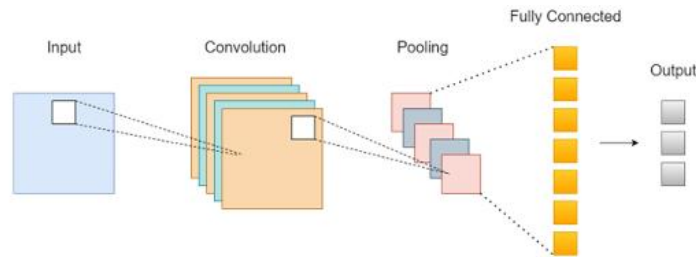
2.4 Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan dalam pembelajaran mesin dan pemrosesan citra untuk menambah serta memvariasikan data yang sudah ada. Tujuan utamanya adalah agar model dapat mengenali berbagai variasi mendasar pada citra objek. Beberapa transformasi yang sering digunakan dalam augmentasi data mencakup translasi dan refleksi gambar [17]. Proses augmentasi ini dapat meningkatkan akurasi model CNN yang sedang dilatih karena menambah jumlah data yang tersedia, sehingga memperkuat kemampuan generalisasi model. Selain itu, teknik ini juga berperan dalam mengurangi overfitting dengan memperbesar ukuran dataset tanpa memerlukan banyak upaya tambahan [18].

2.5 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) sering digunakan dalam pengolahan citra karena kemampuannya dalam mendeteksi dan mengenali objek. Meskipun memiliki konsep dasar yang serupa dengan jaringan saraf konvensional, CNN menggunakan neuron yang memiliki bobot, bias, serta fungsi aktivasi. Secara umum, arsitektur CNN terdiri dari beberapa lapisan, seperti lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur, lapisan pooling yang berfungsi mengurangi dimensi spasial, dan lapisan fully connected yang bertugas melakukan klasifikasi. CNN dirancang untuk menganalisis citra visual dengan mendeteksi serta mengenali objek dalam gambar, yang direpresentasikan dalam bentuk vektor berdimensi tinggi dan melibatkan banyak parameter dalam membangun jaringan [19]. Struktur CNN memungkinkan model

memahami hierarki fitur dalam gambar, mendeteksi pola lokal, serta memberikan ketahanan terhadap pergeseran dan distorsi [20]. Dengan menerapkan operasi konvolusi dan pooling, CNN dapat mengeksplorasi hubungan antar piksel dalam gambar input serta mengekstraksi fitur secara mendalam [21]. Arsitektur CNN dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network [22].

Convolutional Neural Network (CNN) tersusun atas beberapa komponen utama, yakni lapisan input, lapisan konvolusi, lapisan aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit), lapisan pooling, serta lapisan fully connected. Proses pada lapisan konvolusi dimulai dengan memecah citra masukan menjadi bagian-bagian kecil untuk dianalisis. Lapisan ReLU kemudian menerapkan fungsi aktivasi terhadap setiap unit dalam jaringan. Adapun lapisan pooling, meskipun bersifat opsional, umumnya digunakan untuk mereduksi dimensi data melalui proses downsampling. Pada tahap akhir, lapisan fully connected berfungsi mengeluarkan hasil klasifikasi berupa nilai probabilitas untuk masing-masing kelas, dengan rentang antara 0 hingga 1.[23].

2.6 EfficientNetV2B0

EfficientNetV2B0 adalah model deep learning yang digunakan dalam tugas klasifikasi gambar. Model ini merupakan salah satu varian dari arsitektur EfficientNet yang pertama kali diperkenalkan oleh Google pada tahun 2019. Kata "V2" menunjukkan bahwa model ini merupakan versi kedua dari arsitektur EfficientNet sebelumnya, sementara "B0" mengindikasikan bahwa model ini adalah versi dasar dari seri tersebut [24].

EfficientNetV2-B0 termasuk dalam keluarga arsitektur EfficientNetV2, yang merupakan pengembangan dari EfficientNet dengan peningkatan kinerja dalam pengenalan dan klasifikasi gambar. Model ini dirancang agar lebih efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi dibandingkan model deep learning tradisional. Dengan sekitar 7,1 juta parameter, EfficientNetV2-B0 memiliki ukuran yang lebih kecil

dibandingkan model seperti ResNet atau VGGNet, namun tetap mampu memberikan hasil yang optimal.

