

BAB II

LANDASAN TEORI

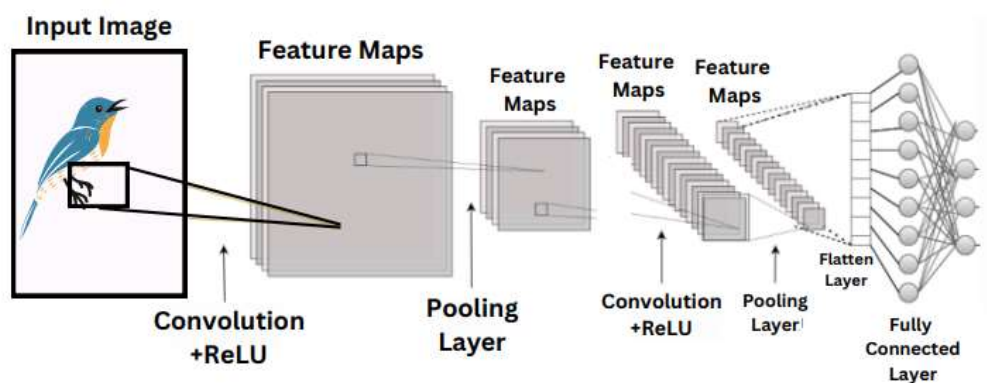
2.1 Penyakit Tumor Otak

Pada tubuh manusia terjadi pertumbuhan sel yang sangat cepat salah satunya di area otak. Penyakit tumor otak terjadi apabila terdapat pertumbuhan sel abnormal di area otak sehingga dapat mempengaruhi fungsi normal pada otak (Maqsood et al., 2021). Sel-sel abnormal ini dapat merusak sel yang normal dan akan terus berkembang mempengaruhi aktivitas tubuh manusia yang normal (Sejuti & Islam, 2021). Tumor otak menjadi peringkat ke-10 sebagai penyebab kematian yang paling umum pada orang dewasa dan anak-anak (Mahmud et al., 2023). Menurut *International Agency for Research on Cancer* (IARC) pada tahun 2018 jumlah kematian akibat penyakit tumor otak diperkirakan mencapai jutaan (Nawaz et al., 2022). Terjadi peningkatan secara signifikan di seluruh dunia antara tahun 2004 dan 2020, peningkatan dari 10% hingga 15% (Mahmud et al., 2023).

Salah satu pelacakan penyakit tumor otak yaitu menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) (Younis et al., 2022). Teknik pencitraan pada MRI dapat memberikan gambar detail dari struktur internal tubuh, terutama dalam memvisualisasikan jaringan lunak seperti otak. Detail citra yang dihasilkan MRI dapat mengidentifikasi kelainan seperti tumor pada otak (N. Ullah et al., 2022). Identifikasi penyakit tumor otak menggunakan MRI penting untuk perawatan pasien penyakit tumor otak (Liu & Wang, 2024).

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN merupakan salah satu dari arsitektur *deep learning* untuk analisis gambar secara efektif seperti klasifikasi, deteksi objek dan segmentasi (Shanjida et al., 2022). Arsitektur pada CNN memiliki beberapa komponen, seperti yang terdapat pada gambar 2.1.

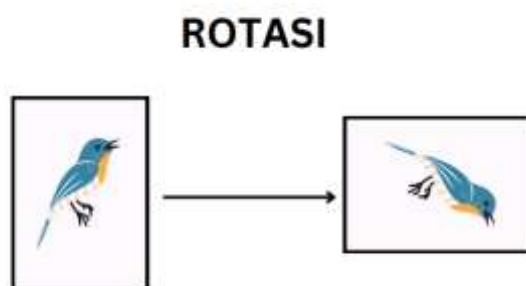


Gambar 2. 1 Arsitektur CNN (Mahmud et al., 2023).

Pada gambar 2.1 merupakan arsitektur dari CNN. Pada arsitektur CNN membutuhkan *input* gambar untuk dianalisis. Kemudian, melalui lapisan konvolusi untuk memfilter dari *input* gambar, sehingga menjadi *feature maps* (Younis et al., 2022). Fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) untuk menghindari masalah *vanishing gradient* karena nilai gradiennya konstan 1 untuk input positif. *Pooling layer* berfungsi untuk mereduksi dimensi *feature maps* (Sejuti & Islam, 2021). *Flatten Layer* untuk merubah bentuk fitur 2D dari gambar menjadi 1D untuk diproses pada *fully connected layer* mengklasifikasi gambar berdasarkan kelas (Sejuti & Islam, 2021).

2.3 *Augmentasi*

Augmentasi merupakan salah satu teknik pengolahan data gambar sebelum melakukan pemodelan. Data gambar ditingkatkan variasi datanya supaya pemodelan yang dilakukan lebih optimal (Agustina et al., 2024). *Augmentasi* melakukan variasi pada gambar seperti, rotasi, *cropping*, perubahan skala, flip, dan perubahan kecerahan kontras (Mustikasari, 2020). Berikut gambar 2.2 merupakan salah satu contoh dari *augmentasi*, yaitu rotasi.



Gambar 2. 2 Rotasi.

Pada gambar 2.2 merupakan rotasi pada gambar burung. *Augmentasi* berperan untuk menambah variasi pada data, seperti pada gambar 2.2 dilakukan rotasi 90^0 sehingga menambah variasi data (Agustina et al., 2024). Teknik *augmentasi* tersebut membuat model dapat mempelajari tidak hanya dari pola gambar burung yang sedang berdiri tetapi dari burung yang diputar 90^0 . Oleh karena itu, model dapat lebih optimal belajar dari data yang bervariasi.

2.4 Penelitian Terkait

Beberapa penelitian signifikan telah menggunakan berbagai pendekatan untuk memodelkan prediksi penyakit tumor otak. Penelitian terkait tersebut memiliki potensi untuk menjadi landasan penting dalam pengembangan metode prediksi yang lebih optimal. Tabel 2.1 memuat penelitian-penelitian terkait yang menjadi dasar penelitian ini.

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
1	(Asad et al., 2023)	<i>ResNet-50</i>	SGD	Pendekatan dengan model ResNet-50 dalam memprediksi kualitas otak menggunakan optimasi <i>Stochastic Gradient Descent</i> (SGD) untuk memperkecil resiko <i>vanishing gradient</i> dari pemodelan <i>ResNet-50</i> .
2	(Zahoor et al., 2024)	Res-BRNet	Blok Residual dan spasial	Pada model ini menggabungkan blok spasial untuk menangkap fitur homogenitas, heterogenitas dan batas tumor serta blok residual untuk menangkap variasi lokal.

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
3	(Hossain, Islam, Rahman, et al., 2023)	BrainImageNet (BINet)	MicrowaveSegNet (MSegNet)	Pengembangan dua model baru untuk segmentasi dan klasifikasi tumor otak otomatis menggunakan citra otak <i>microwave</i> (RMW). Model MSegNet digunakan untuk segmentasi tumor, sedangkan BINet berfungsi untuk klasifikasi citra, dengan kinerja yang optimal dibandingkan model lain.
4	(Hossain, Islam, Abdul Rahim, et al., 2023)	Microwave brain image network (MBINet)	<i>Augmentasi</i>	Mengklasifikasikan citra otak berbasis gelombang mikro yang direkonstruksi menjadi enam kelas. <i>Dataset</i> terdiri dari 1.320 gambar, yang diperluas melalui <i>augmentasi</i> menjadi 13.200 gambar untuk validasi silang 5-lipat. Model ini mengungguli beberapa model lainnya, termasuk CNN dan

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
				ResNet, menunjukkan potensinya dalam klasifikasi tumor otak
5	(Saeedi et al., 2023)	2D CNN	-	Mengklasifikasikan tiga jenis tumor otak (glioma, meningioma, tumor kelenjar pituitari) dan otak sehat menggunakan citra MRI. Dataset yang digunakan terdiri dari 3264 gambar MRI. 2D CNN menunjukkan kinerja terbaik secara keseluruhan, dengan akurasi tinggi dan waktu eksekusi yang lebih cepat.
6	(Aggarwal et al., 2023)	ResNet	Segmentasi	Segmentasi tumor otak yang efisien dengan menggunakan jaringan Residual Network (ResNet) yang telah ditingkatkan. Peningkatan pada ResNet dilakukan dengan mempertahankan detail dari semua koneksi yang

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
				ada dan memperbaiki proyeksi shortcut. Informasi ini diberikan pada fase-fase selanjutnya, yang memungkinkan ResNet yang ditingkatkan mencapai presisi lebih tinggi dan mempercepat proses pembelajaran
7	(Rasheed et al., 2023)	CNN	-	CNN yang baru dalam mengklasifikasikan jenis tumor glioma, meningioma, dan pituitari dari gambar MRI. Algoritma ini mengungguli beberapa model pre-trained yang ada yaitu VGG16, VGG19, ResNet50, MobileNetV2, dan InceptionV3.
8	(Abdusalomov et al., 2023)	YOLOv7	-	YOLOv7 melalui transfer learning secara signifikan meningkatkan kemampuannya dalam mendeteksi glioma, meningioma, dan tumor

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
				pituitari menghasilkan akurasi 99,5%
9	(Zahid et al., 2022)	ResNet101	PSO	ResNet101 membutuhkan komputasi yang besar dalam mengklasifikasikan tumor otak. Terdapat masalah adanya fitur-fitur berlebihan sehingga menambahkan beban komputasi. Mengatasi masalah tersebut dengan memanfaatkan algoritma diferensial evaluasi dan optimasi partikel swarm.
10	(M. S. Ullah et al., 2024)	EfficientNet	Autoencoder dan Bayesian optimization	Klasifikasi penyakit tumor dari citra MRI menggunakan EfficientNet ditambahkan autoencoder untuk menghasilkan gambar baru sehingga dataset seimbang. Kemudian, menggunakan optimasi hyperparameter

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
				menggunakan bayesian optimization.
11	(Ali et al., 2022)	VGG19	Attention	Penggunaan model VGG19 dengan menggabungkannya dengan teknik attention untuk menambah pemahaman model dalam mengenali pola dari data citra penyakit tumor otak.
12	(Gaur et al., 2022)	CNN	Shapley additive explatantions (SHAP)	CNN dikombinasikan dengan SHAP untuk memprediksi tiga subtype tumor otak meningioma, glioma, dan pituitary dari gambar MRI. Model ini menggunakan pendekatan CNN dengan dua input untuk mengatasi tantangan klasifikasi yang disebabkan oleh kualitas gambar yang buruk, dengan menambahkan noise Gaussian untuk menangani gangguan noise.

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
13	(Husen ., 2024)	CNN	Augmentasi	Pemodelan klasifikasi penyakit tumor otak dilakukan dengan menggunakan CNN yang dikombinasikan dengan teknik augmentasi data pada tahap pemrosesan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa teknik augmentasi flip memberikan salah satu akurasi tertinggi dibandingkan teknik augmentasi lainnya. Model mencapai kinerja paling optimal pada epoch pelatihan ke-10, yang mengindikasikan bahwa augmentasi flip efektif dalam meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola citra tumor otak.
14	(Usulan Penelitian Shamie et al., 2024)	CNN	Augmentasi <i>on the fly</i>	Model dibuat dengan menggunakan model CNN untuk memprediksi tumor dan

No	Penulis	Algoritma	Penambahan	Fokus Pembahasan
				non tumor dari citra MRI. Model dikombinasikan layer <i>augmentasi</i> dengan teknik <i>on the fly</i> supaya dataset lebih bervariasi sehingga menambah pengenalan ketika model belajar.

Pada Tabel 2.1 berbagai penelitian telah dilakukan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi dan segmentasi tumor otak menggunakan pendekatan deep learning. (Asad et al., 2023) memanfaatkan ResNet-50 dengan optimasi *Stochastic Gradient Descent* (SGD) untuk mengurangi risiko *vanishing gradient*, sementara (Zahoor et al., 2024) mengembangkan Res-BRNet yang menggabungkan blok spasial dan residual untuk menangkap fitur heterogen dan batas tumor secara lebih efektif. Dalam pendekatan lain, (Hossain, Islam, Abdul Rahim, et al., 2023) memperkenalkan model baru BINet dan MSegNet khusus untuk citra otak berbasis gelombang mikro, yang menunjukkan hasil lebih unggul dalam segmentasi dan klasifikasi.

Penelitian terkait menggunakan model CNN konvensional, seperti yang dilakukan oleh (Saeedi et al., 2023), untuk mengklasifikasikan empat kelas termasuk otak sehat, dengan waktu eksekusi yang efisien. (Aggarwal et al., 2023) meningkatkan kemampuan segmentasi ResNet dengan perbaikan pada koneksi *shortcut* dan proyeksi fitur, sedangkan (Rasheed et al., 2023) memperkenalkan

CNN yang mengungguli model-model pre-trained seperti VGG16, ResNet50, dan InceptionV3. (Abdusalomov et al., 2023) menunjukkan bahwa YOLOv7 dengan *transfer learning* mampu mencapai akurasi deteksi tumor hingga 99,5%. Dalam mengurangi kompleksitas komputasi, (Husen ., 2024) klasifikasi penyakit tumor otak dilakukan dengan menggunakan CNN yang dikombinasikan dengan teknik augmentasi data pada tahap pemrosesan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa teknik augmentasi flip memberikan salah satu akurasi tertinggi dibandingkan teknik augmentasi lainnya.

Meskipun berbagai pendekatan tersebut telah menunjukkan kemajuan yang signifikan dalam klasifikasi dan segmentasi tumor otak, sebagian besar masih menghadapi tantangan dalam generalisasi model pada data citra yang terbatas atau bervariasi. Penelitian ini hadir sebagai upaya untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan model *Convolutional Neural Network* yang dikombinasikan dengan teknik augmentasi *on-the-fly* untuk meningkatkan keberagaman data pelatihan pada saat *training* model. Pendekatan ini tidak hanya memperkaya variasi fitur spasial yang dapat dipelajari model, tetapi juga menawarkan solusi yang efisien dalam meningkatkan ketahanan model terhadap *overfitting*. Dengan cara ini, penelitian ini diharapkan dapat menyempurnakan teknik klasifikasi tumor otak berbasis CNN yang ada saat ini serta memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem deteksi tumor yang lebih optimal.

Perbandingan setiap penelitian dapat dilihat melalui matriks penelitian pada tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Matrik Penelitian

Penulis	Algoritma	Penambahan						
		<i>Augmentasi</i>	Segmentasi	Blok residual	Autoencoder	Attention	SHAP	PSO
(Zahoor et al., 2024)	Res-BRNet	-	-	√	-	-	-	-
(Hossain, Islam, Rahman, et al., 2023)	BrainImageNet (BINet)	-	√	-	-	-	-	-
(Hossain, Islam, Abdul Rahim, et al., 2023)	Microwave brain image network (MBINet)	√	-	-	-	-	-	-
(Aggarwal et al., 2023)	ResNet	-	√	-	-	-	-	-
(Zahid et al., 2022)	ResNet101	-	-	-	-	-	-	√
(M. S. Ullah et al., 2024)	EfficientNet	-	-	-	√	-	-	-
(Husen ., 2024)	CNN	√	-	-	-	-	-	-
(Usulan Penelitian	CNN	√	-	-	-	-	-	-

Penulis	Algoritma	Penambahan						
		<i>Augmentasi</i>	Segmentasi	Blok residual	Autoencoder	Attention	SHAP	PSO
Shamie et al., 2024)								

Pada tabel 2.2, matrik penelitian menunjukkan perbedaan diantara penelitian terkait lainnya. Pada penelitian ini, fokus pada *augmentasi* untuk menambah variasi data yang secara efektif membantu model dalam mengenai pola dari dataset yang lebih beragam. Model belajar dengan *augmentasi* diharapkan bisa menghasilkan model yang lebih optimal dan mengurangi terjadi *overfitting* pada saat *learning*.