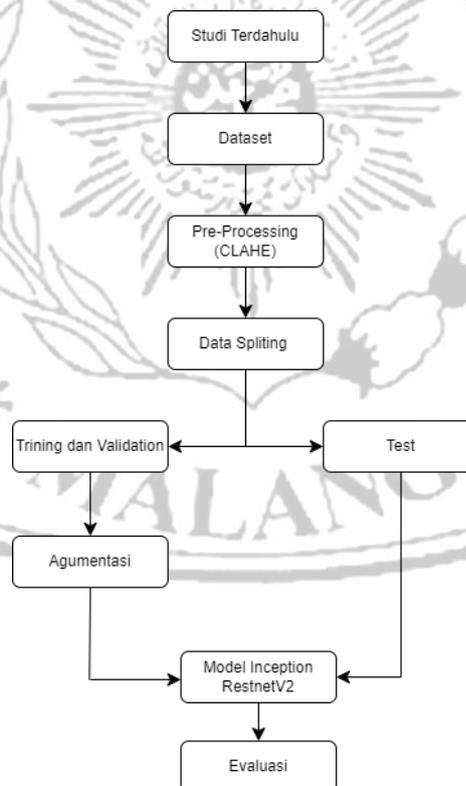


BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

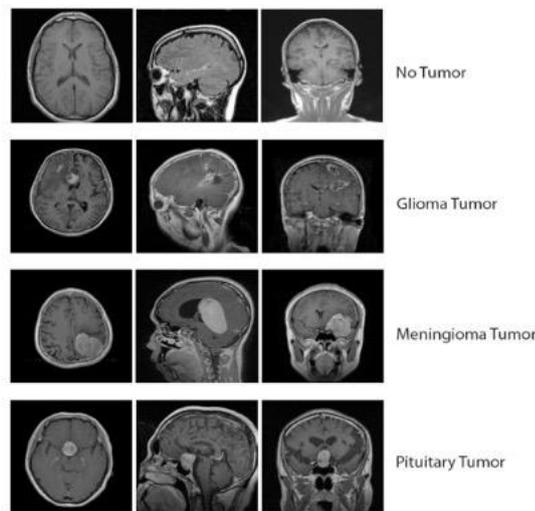
Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dimulai dari studi terdahulu, pengumpulan dataset, preprocessing data, splitting data pada tahap ini dataset akan dibagi menjadi data latih dengan validasi, dan data test. Kemudian mengimplementasikan augmentasi pada data pelatihan untuk menghasilkan variasi data dengan versi yang sedikit berbeda dari data asli. Setelah augmentasi data dilakukan, langkah berikutnya adalah membuat dan melatih model dengan arsitektur InceptionResNet-V2 menggunakan data pelatihan dan data validasi. Langkah terakhir adalah mengevaluasi model menggunakan data uji, di mana model akan membandingkan setiap sampel dalam data uji dengan label kelas sebenarnya dan memprediksi hasil klasifikasinya. Rangkaian tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3. 1 di bawah ini.



Gambar 3. Tahapan Penelitian

3.2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah "Brain Tumor Classification (MRI)" yang diperoleh dari situs web Kaggle. Dataset ini terdiri dari 4 kelas yaitu terdiri dari no tumor (500 gambar), glioma tumor (926 gambar), meningioma tumor (937 gambar), dan pituitary tumor (901 gambar) dengan total jumlah data sebanyak 3264 gambar. Seperti yang telah dijelaskan, tumor otak dikategorikan ke dalam empat kelas, dengan kelas 1 dan 2 disebut sebagai tumor jinak dan kelas 3 dan 4 disebut sebagai tumor ganas. Di antaranya, glioma, meningioma, dan tumor hipofisis adalah jenis tumor otak primer yang paling umum. Contoh gambar dataset dapat dilihat pada Gambar 2.

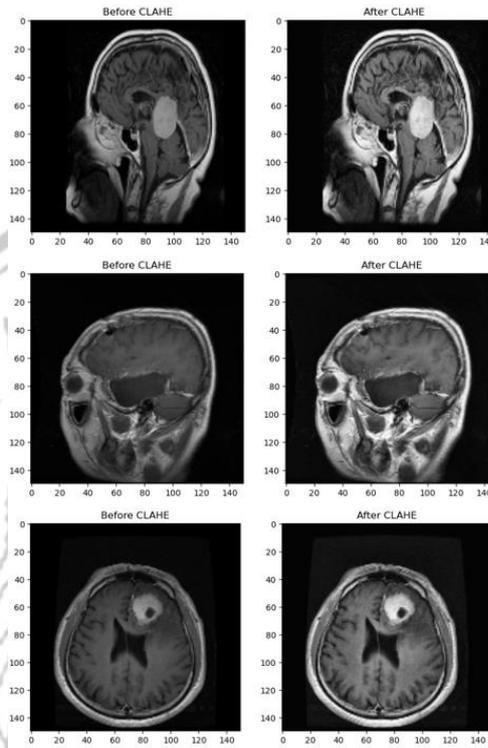


Gambar 4. Sampel citra asli

3.3 Pre-Processing

Pada tahap pra-pemrosesan data, gambar diubah ukurannya untuk mengurangi dimensi data tanpa kehilangan fitur-fitur penting. Tujuannya adalah meningkatkan efisiensi komputasi selama pelatihan dengan mengubah ukuran gambar dari 512 x 512 piksel menjadi 150 x 150 piksel. Gambar yang lebih kecil mempercepat pelatihan, serta membantu jaringan menggeneralisasi lebih baik karena ada lebih sedikit data yang disesuaikan [20]. Selain itu, digunakan metode CLAHE, teknik pengolahan citra yang meningkatkan kontras gambar dengan bekerja pada area kecil yang disebut tile, bukan pada keseluruhan gambar. Teknik ini mengatasi masalah peningkatan kontras berlebihan dengan menggunakan clip

limit yang mengatur tinggi maksimum histogram[21]. CLAHE digunakan untuk mengevaluasi pengaruhnya pada hasil model selama training, validation, dan testing, dengan konfigurasi ClipLimit 2,0 dan TileGrid ukuran 8. Hasil sebelum dan setelah dilakukan teknik CLAHE dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Perbedaan Sebelum dan Sudah Penerapan CLAHE

3.4 Data Splitting

Dalam penelitian ini, pengelompokan data dilakukan untuk membagi dataset menjadi tiga bagian: data training, data validation, dan data testing. Dataset awal yang terdiri dari 3264 data dibagi menjadi proporsi yang sesuai, yaitu 80% untuk data training, 10% untuk data validation, dan 10% untuk data testing. Data validation digunakan untuk menguji dan memvalidasi model yang telah dilatih dengan dataset training.

3.5 Augmentasi Data

Tujuan dari proses augmentasi data adalah untuk memperluas dataset dengan mengubah gambar asli menjadi variasi yang berbeda. Augmentasi memperkenalkan variasi data yang beragam, sehingga meningkatkan performa hasil klasifikasi[13]. Dalam penelitian ini, teknik augmentasi yang diterapkan melibatkan $rotation = 25$, $width_shift_range = 0.01$, $height_shift_range = 0.01$, $zoom_range = 0.1$, dan $horizontal_flip = true$.

3.6 Arsitektur Model InceptionResNet-V2

Dalam penelitian ini, dilakukan pembangunan model Convolutional Neural Network arsitektur InceptionResNet-V2 untuk mengklasifikasikan tumor otak dalam gambar MRI. Model dalam penelitian ini mencakup komponen-komponen berikut: lapisan input yang diatur pada 150 x 150, GlobalAveragePooling2D, Dropout (0.5), dan lapisan Dense (1024). Lapisan GlobalAveragePooling2D berfungsi untuk mengurangi overfitting dengan mengurangi jumlah parameter model [22]. GlobalAveragePooling2D membantu mengurangi kompleksitas model dan mempertahankan informasi penting yang dibutuhkan untuk tugas klasifikasi. Penerapan BatchNormalization yaitu untuk menstabilkan dan mempercepat pelatihan model dengan menormalisasi output dari lapisan sebelumnya, sehingga membantu untuk menangani risiko overfitting. Sementara lapisan Dense berperan dalam proses pembelajaran yang lebih dalam dan kompleks, mendukung ekstraksi fitur yang lebih baik dari data gambar pra-pemrosesan yang telah melalui GlobalAveragePooling2D. Untuk mengurangi risiko overfitting, lapisan Dropout digunakan sebagai teknik regularisasi. Spesifikasi desain arsitektur model ini dapat ditemukan dalam Tabel 2.

Table 2. Arsitektur Model

Layer	Filter	Activation
Input (150, 150)	-	-
GlobalAveragePooling2D	-	-
Dropout	0.5	-
BatchNormalization	-	-
Dense	1024	relu
Dropout	0.5	-
Dense	128	relu
Dense	4	softmax

3.7 Evaluasi Model

Dalam pengembangan model pada penelitian ini, model InceptionResNet-V2 digunakan karena kemampuannya dalam menggabungkan fitur-fitur dari arsitektur Inception dan ResNet, memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih baik dan kompleks dari gambar. Dengan menggunakan fitur-fitur tersebut, diharapkan model dapat memahami representasi fitur dari gambar dengan lebih baik, berpotensi meningkatkan akurasi dibandingkan dengan model pada penelitian sebelumnya. Selain itu, evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti Akurasi, Presisi, Recall, dan Skor F1 pada dataset klasifikasi tumor otak. Berikut merupakan algoritma perhitungan Presisi, Recall, dan Skor F1 digunakan untuk memberikan gambaran yang komprehensif tentang kualitas model dan membantu dalam mengevaluasi kinerjanya secara keseluruhan.

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative}$$

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$