JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)
Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi
ISSN: 2540-8984
Vol. 10, No. 2, Juni 2025, Pp. 938-948

ANALISIS PERFORMA ARSITEKTUR CNN INCEPTIONV3 DAN VGG16 DALAM KLASIFIKASI DETEKSI KANKER OTAK

Aryo Bimo Wicaksono[*1)], Bambang Pilu Hartato[2)]
1. Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Indonesia
2. Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Indonesia

Article Info
Kata Kunci: Convolutional Neural Network; InceptionV3; Klasifikasi; Kanker Otak; VGG16

Keywords: *Brain Cancer; Convolutional Neural Network; Classification; InceptionV3; VGG16*

Article history:
Received 12 Oktober 2024
Revised 24 November 2024
Accepted 29 Desember 2024
Available online 15 March 2025

DOI :
https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6090

* Corresponding author.
Aryo Bimo Wicaksono
E-mail address:
aryobimo@students.amikom.ac.id

ABSTRAK
Kanker otak merupakan salah satu jenis kanker paling mematikan dengan tingkat kematian yang tinggi. Keterlambatan dalam diagnosis dan rendahnya kesadaran masyarakat menjadi faktor utama tingginya angka kematian tersebut, sehingga diperlukan metode deteksi yang efektif untuk diagnosis dini. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu InceptionV3 dan VGG16, dalam klasifikasi deteksi kanker otak menggunakan dataset MRI berlabel dari Kaggle. Langkah-langkah penelitian meliputi pengumpulan dataset, Analisis Data Eksplorasi (EDA), preprocessing, pembuatan model, dan evaluasi kinerja model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model InceptionV3 mencapai akurasi sebesar 91,67% dengan test loss 0,3329, sementara VGG16 mencapai akurasi sebesar 82,14% dengan test loss 0,5027. Model VGG16 mengalami fluktuasi signifikan dibandingkan dengan InceptionV3, yang mengindikasikan adanya overfitting. Selain itu, InceptionV3 menunjukkan hasil precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi dibandingkan dengan VGG16. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa InceptionV3 memiliki performa yang lebih baik dalam memprediksi kanker otak dengan jumlah kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan dengan VGG16. Hasil ini menunjukkan bahwa InceptionV3 lebih andal dan akurat dalam mendeteksi kanker otak dibandingkan dengan VGG16.

ABSTRACT
Brain cancer is one of the deadliest types of cancer with a high mortality rate. The delay in diagnosis and low public awareness are the main factors contributing to this high mortality rate, necessitating effective detection methods for early diagnosis. This research aims to evaluate the performance of two Convolutional Neural Network (CNN) architectures, namely InceptionV3 and VGG16, in brain cancer detection classification using a labeled MRI dataset from Kaggle. The research steps include data collection, Exploratory Data Analysis (EDA), preprocessing, model development, and model performance evaluation. The results show that the InceptionV3 model achieved an accuracy of 91.67% with a test loss of 0.3329, while VGG16 achieved an accuracy of 82.14% with a test loss of 0.5027. The VGG16 model experienced significant fluctuations compared to InceptionV3, indicating overfitting. Additionally, InceptionV3 demonstrated higher precision, recall, and F1-score compared to VGG16. Evaluation using the confusion matrix showed that InceptionV3 had better performance in predicting brain cancer with a lower number of prediction errors compared to VGG16. These results indicate that InceptionV3 is more reliable and accurate in detecting brain cancer than VGG16.

.

I. PENDAHULUAN

KANKER otak merupakan salah satu jenis kanker yang sangat berbahaya dan memiliki tingkat kematian yang tinggi di antara berbagai jenis kanker yang ada. Berdasarkan data yang diambil dari *Global Cancer Observatory* pada tahun 2022, jumlah kasus baru kanker otak tercatat mencapai 321.731 kasus di seluruh dunia. Distribusi geografis kanker otak di seluruh dunia menunjukkan variasi yang signifikan, dengan tingkat insiden dan mortalitas tertinggi di Eropa bagian selatan dengan *crude rate* sebesar 10.4 per 100.000 penduduk.

Wilayah lain yang juga menunjukkan tingkat insiden dan mortalitas tinggi termasuk Amerika Utara dan Australia/Selandia Baru. Di sisi lain, tingkat insiden dan mortalitas terendah diamati di Afrika dan Asia Selatan, menunjukkan perbedaan yang mencolok dalam distribusi kanker otak di berbagai wilayah dunia. Mengacu pada data yang sama, angka kematian akibat kanker otak mencapai 248.500 jiwa. Angka ini menempatkan kanker otak sebagai salah satu jenis kanker yang paling mematikan, dengan menduduki peringkat ke-12 dalam kematian global akibat kanker[1].

Kanker otak terjadi ketika terdapat pertumbuhan sel yang tidak normal dan tidak terkendali di dalam otak. Pertumbuhan sel abnormal ini dapat mengganggu fungsi otak yang sangat vital, sehingga menyebabkan berbagai gejala serius. Gejala yang dapat timbul akibat kanker otak ini antara lain adalah sakit kepala yang sangat parah dan tidak tertahankan, perubahan perilaku yang signifikan, serta gangguan pada fungsi motorik dan sensorik tubuh[2]. Kesadaran masyarakat yang masih rendah terhadap gejala dan bahaya kanker otak menjadi salah satu faktor utama yang menyebabkan tingginya jumlah kasus dan angka kematian. Banyak kasus kanker otak yang baru terdiagnosis ketika sudah berada pada tahap lanjut, yang disebabkan oleh minimnya pemahaman dan kesadaran masyarakat mengenai gejala awal dari penyakit ini[3].

Diagnosa kanker otak dapat diperoleh melalui berbagai teknologi pencitraan medis yang canggih seperti *CT-Scan, MRI,* dan *PET-Scan*. Teknologi-teknologi ini memungkinkan deteksi dini terhadap keberadaan tumor di dalam otak, memungkinkan dokter untuk melakukan diagnosa yang akurat dan cepat[4]. Kanker otak sendiri merupakan jenis kanker yang memerlukan penanganan medis yang sangat spesifik dan beragam. Dalam konteks pengembangan sistem diagnosis komputer, penting untuk melakukan identifikasi dan segmentasi massa tumor sebelum langkah klasifikasi jenis kanker dapat dilakukan[5]. Meskipun telah banyak penelitian yang dilakukan dalam bidang identifikasi dan segmentasi kanker otak, masih terdapat tantangan besar terkait akurasi deteksi dan klasifikasi. Penelitian-penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun teknologi terus berkembang, masih diperlukan upaya lebih lanjut untuk meningkatkan ketepatan hasil diagnosis[6].

Perkembangan teknologi telah mempermudah proses klasifikasi kanker otak. Saat ini, metode yang sering digunakan dalam mengidentifikasi kanker otak adalah *Neural Network*[7], *Deep Learning* [8] *dan Convolutional Neural Network*[5][6][7]. Metode klasifikasi kanker otak dengan menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNN) memiliki keunggulan yang signifikan dibandingkan metode diagnostik tradisional. CNN mampu mengotomatisasi proses deteksi dan klasifikasi tumor dengan akurasi yang tinggi, mengurangi beban kerja radiologis, dan meningkatkan konsistensi diagnosis. Berbeda dengan metode tradisional yang mengandalkan interpretasi visual dari ahli, CNN menggunakan data dari gambar MRI untuk melatih modelnya, sehingga dapat mendeteksi pola yang mungkin terlewat oleh manusia. Selain itu, metode CNN memiliki tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi, melebihi 90%. Hal ini karena kemampuannya melakukan ekstraksi fitur otomatis, memungkinkan identifikasi yang tepat pada citra medis dengan efisiensi yang lebih baik[5].

Pada pengembangan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk identifikasi kanker otak, telah dikembangkan beberapa arsitektur model yang terkenal seperti InceptionV3 dan VGG16. Kedua model ini telah diuji coba dalam berbagai penelitian terkait [6][9][10-12][14][15], dengan hasil keakuratan CNN dalam meningkatkan akurasi deteksi dan klasifikasi melebihi 80%. Penelitian terdahulu telah menunjukkan pentingnya penggunaan CNN dalam klasifikasi tumor otak. Penelitian oleh [6] mengusulkan lima arsitektur CNN untuk identifikasi berbagai jenis tumor otak menggunakan dataset dari Kaggle, yang terdiri dari 5712 data pelatihan dan 1311 data pengujian. Akurasi tertinggi yang dicapai adalah sebesar 82.2% pada arsitektur dengan jumlah parameter 29,605,060. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan arsitektur yang diusulkan dengan model transfer learning seperti Inception, ResNet-50, dan VGG16, dimana arsitektur transfer learning memberikan hasil akurasi yang lebih tinggi, menunjukkan keunggulan metode transfer learning dalam meningkatkan akurasi deteksi.

Penelitian oleh [9] menunjukkan pendekatan menggunakan model VGG-16 dengan teknik transfer learning pada dataset MRI yang diproses dengan teknik pemangkasan otak dan augmentasi data, mencapai akurasi 80%. Penelitian ini menggunakan dataset berisi gambar MRI otak yang telah diolah, menegaskan potensi besar dari penggunaan CNN dalam mendukung deteksi tumor otak. Hasil penelitian ini memberikan bukti tambahan mengenai keefektifan metode transfer learning dalam mengoptimalkan performa model deteksi. Penelitian lain oleh [10] menggunakan arsitektur Inception V3 untuk mendeteksi kanker kulit melanoma, menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi setelah tahap preprocessing menggunakan teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*

(CLAHE) dan augmentasi data. Penelitian ini menggunakan dataset *HAM10K* dari Kaggle dan menunjukkan akurasi terbaik sebesar 90.69%. Studi ini menekankan pentingnya *preprocessing* dalam meningkatkan akurasi model serta menunjukkan bahwa teknik augmentasi data dapat secara signifikan membantu dalam meningkatkan performa deteksi model.

Dalam studi oleh [11], model EfficientNet digunakan untuk klasifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI, dengan hasil akurasi bervariasi dari 91% hingga 98% tergantung pada skenario pengujian. EfficientNet merupakan salah satu model dari Convolutional Neural Network (CNN) yang telah terbukti efisien dalam memproses citra medis seperti MRI untuk mendeteksi jenis-jenis tumor otak tertentu. Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle yang terdiri dari 3264 gambar, mencakup jenis tumor glioma, meningioma, pituitary, dan gambar tanpa tumor. Penggunaan hyperparameter tuning dan augmentasi data dalam penelitian ini telah terbukti signifikan dalam meningkatkan performa model. Penelitian oleh [15] menggunakan metode transfer learning pada Inception-V3 untuk klasifikasi kanker payudara, menunjukkan bahwa model ini memberikan hasil yang sangat baik dalam hal akurasi 93%, presisi 94%, dan recall 91%. Penelitian ini menggunakan data gambar kanker payudara dengan berbagai tingkat zoom dari The Laboratory University of Parana, menunjukkan bahwa Inception-V3 memiliki potensi besar dalam klasifikasi gambar medis. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa Inception-V3 dapat memberikan akurasi tinggi dalam deteksi kanker payudara, menjadikannya alat yang berguna dalam diagnosis dini dan pengobatan.

Berdasarkan penelitian terdahulu, kanker otak diketahui memiliki kompleksitas klinis yang tinggi, termasuk tantangan dalam diagnosis dan pengobatan. Diagnosis yang akurat memerlukan analisis mendalam dari gambar MRI, yang sering kali memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan manusia. Pengobatan kanker otak juga rumit karena lokasi tumor yang sensitif dan risiko tinggi yang terkait dengan prosedur bedah. Secara keseluruhan, penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi besar dalam klasifikasi berbagai jenis kanker, menunjukkan hasil akurasi yang sangat baik. Teknologi baru seperti CNN dapat membantu mengatasi tantangan ini dengan menyediakan alat diagnostik yang lebih cepat dan lebih akurat. Dengan menggunakan CNN, dapat diperoleh hasil diagnosis yang lebih konsisten dan dapat mengidentifikasi tumor pada tahap awal, yang sangat penting untuk keberhasilan pengobatan[5]. Meskipun demikian, beberapa penelitian menunjukkan bahwa masih ada ruang untuk peningkatan, terutama dalam hal optimalisasi hyperparameter dan augmentasi data. Selain itu, perbandingan langsung antara arsitektur CNN yang berbeda dalam konteks yang sama masih jarang dilakukan, yang menunjukkan perlunya penelitian lebih lanjut untuk menentukan model yang paling efektif dan efisien dalam klasifikasi kanker otak.

Penelitian ini akan melakukan percobaan klasifikasi untuk menganalisis performa antara model InceptionV3 dan VGG16 pada Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses deteksi kanker otak dengan tujuan menentukan model yang memiliki performa terbaik. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi diagnosis kanker otak menggunakan dua arsitektur CNN InceptionV3 dan VGG16. Dengan mengevaluasi dan membandingkan kinerja kedua model ini, diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih baik mengenai efektivitas dan efisiensi masing-masing model dalam mendeteksi kanker otak. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam pemilihan arsitektur CNN yang optimal untuk aplikasi medis, khususnya dalam meningkatkan akurasi dan kecepatan diagnosis kanker otak. Pada penelitian ini, kualitas data adalah faktor penting yang menjadi kendala dan tantangan yang mempengaruhi kinerja model CNN. Variasi dalam gambar MRI, seperti resolusi dan kualitas gambar, dapat mempengaruhi hasil deteksi. Selain itu, implementasi CNN memerlukan sumber daya komputasi yang tinggi dan data pelatihan yang besar untuk mencapai kinerja optimal. Tantangan teknis lainnya termasuk penanganan overfitting dan memastikan generalisasi model pada data yang berbeda. Meskipun demikian, dengan perencanaan yang tepat dan penggunaan teknik pemrosesan data yang sesuai, kendala ini dapat diminimalkan untuk menghasilkan model yang andal dan akurat dalam mendeteksi kanker otak.

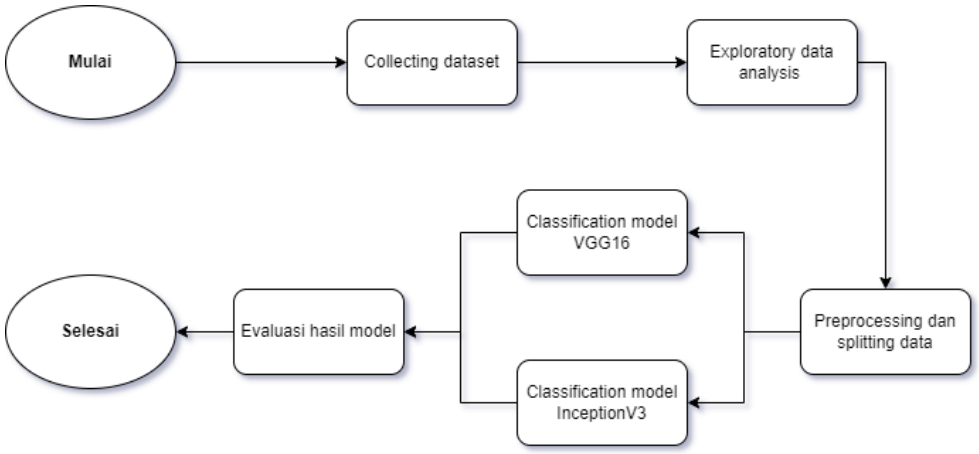
II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan menerapkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) InceptionV3 dan VGG16 pada klasifikasi deteksi kanker otak. Penelitian dilakukan dengan memanfaatkan perangkat keras AMD Radeon Graphics yang dilengkapi dengan memori 16 *gigabyte*, serta menggunakan *runtime Python* 3 dengan akselerator T4 GPU. *Framework deep learning* yang dipilih adalah *TensorFlow* versi 2.4.1, dengan pustaka *Keras* untuk

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)
Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi
ISSN: 2540-8984
Vol. 10, No. 2, Juni 2025, Pp. 938-948

implementasi model CNN. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan berbagai pustaka tambahan seperti *OpenCV* untuk pemrosesan gambar, serta *NumPy* dan pandas untuk manipulasi dan analisis data. Visualisasi data dilakukan menggunakan *matplotlib* dan *seaborn*, sementara proses pengujian dan validasi model menggunakan *sklearn.preprocessing* dan *sklearn.model_selection* untuk pembagian data dan preprocessing

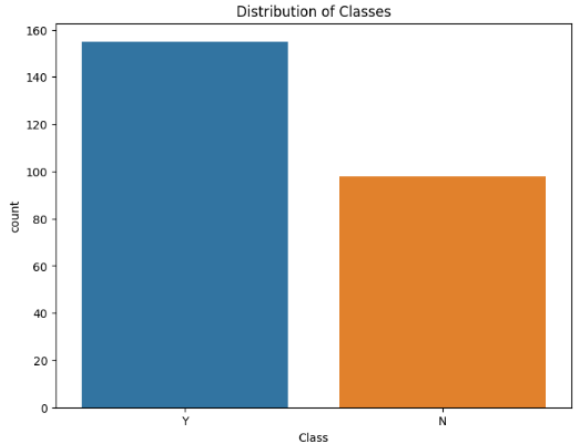
Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset dari sumber Kaggle, diikuti dengan tahapan exploratory data analysis (EDA) untuk memahami karakteristik dan distribusi data. Setelah itu, dilakukan preprocessing data seperti normalisasi dan augmentasi gambar, serta pembagian dataset menjadi data latih dan data uji. Model klasifikasi CNN InceptionV3 dan VGG16 kemudian dibangun dan dilatih dengan menggunakan data latih, dengan evaluasi kinerja yang dilakukan menggunakan metrik yang relevan seperti akurasi dan loss. Analisis hasil dilakukan untuk mengevaluasi keefektifan masing-masing arsitektur dalam klasifikasi deteksi kanker otak. Tahapan penelitian secara garis besar dapat dilihat dari diagram alir pada gambar 1



Gambar. 1. Alur Penelitian

A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari data publik yang tersedia di kaggle.com (https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection). Dataset ini berisi 253 gambar MRI otak, dengan 155 gambar dikategorikan sebagai "Y" yang menunjukkan adanya kanker otak, dan 98 gambar dikategorikan sebagai "N" yang menunjukkan tidak adanya kanker otak, sesuai distribusi kelas yang ditunjukkan pada gambar 2.

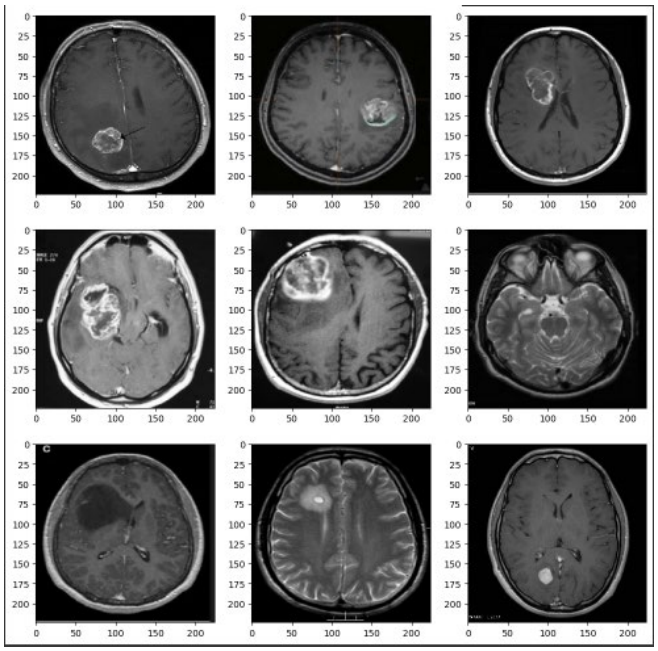


Gambar. 2. Distribusi Kelas Dataset

B. *Exploratory Data Analysis* (EDA)

Dalam tahap Exploratory Data Analysis (EDA), dilakukan eksplorasi data melalui visualisasi untuk memahami distribusi kelas dan menampilkan sampel gambar dari dataset. Gambar yang dikumpulkan dari database ini memiliki berbagai dimensi. Untuk memastikan konsistensi dalam analisis dan pemrosesan data, semua gambar diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel. Citra dataset dapat dilihat pada visualisasi gambar 3.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)
Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi
ISSN: 2540-8984
Vol. 10, No. 2, Juni 2025, Pp. 938-948

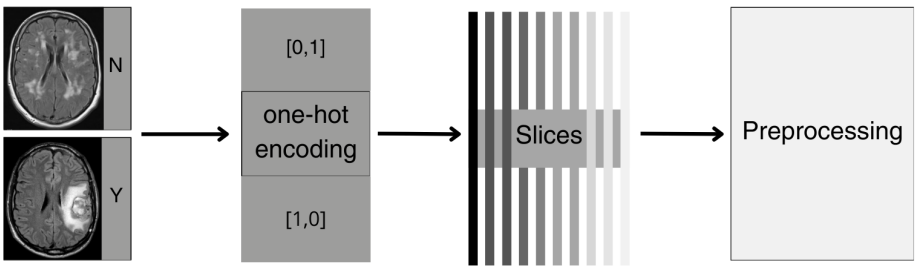


Gambar. 3. Visualisasi Sampel Gambar

C. *Preprocessing* dan *Splitting Data*

Tahapan preprocessing dan splitting data dalam penelitian ini bertujuan untuk mempersiapkan dataset sebelum dilibatkan dalam pelatihan model klasifikasi deteksi kanker otak menggunakan arsitektur CNN InceptionV3 dan VGG16. Seperti yang diilustrasikan pada Gambar 4, preprocessing meliputi normalisasi piksel ke rentang [0, 1] untuk mengurangi kompleksitas komputasi, serta penggunaan one-hot encoding pada label kelas untuk mengubahnya menjadi representasi biner yang lebih sesuai dengan kebutuhan pelatihan model. Setelah preprocessing, gambar dibagi menjadi potongan-potongan (*slices*) untuk mempermudah analisis lebih lanjut. Selanjutnya, data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian untuk memastikan evaluasi model yang lebih rasional, di mana set pelatihan digunakan untuk melatih model dan set pengujian untuk menguji performanya.

Teknik validasi silang (*cross-validation*) dilakukan setelah proses *splitting data* yaitu pada saat *pretraining data*. Teknik ini digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih baik mengenai kinerja model dan memastikan hasil yang lebih konsisten serta umum. Dalam penelitian ini, dataset dibagi menjadi *training set* dan *validation set* menggunakan metode *train_test_split* dari *scikit-learn* dengan rasio pembagian 80:20. Sebanyak 80% data digunakan untuk melatih model (*training set*) dan 20% untuk menguji model (*validation set*). Pembagian ini dilakukan secara acak untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas dan mencegah bias dalam model. Validasi dengan subset data yang tidak terlihat selama pelatihan membantu memantau kinerja model dan menghindari overfitting.



Gambar. 4. Mekanisme *Preprocessing*

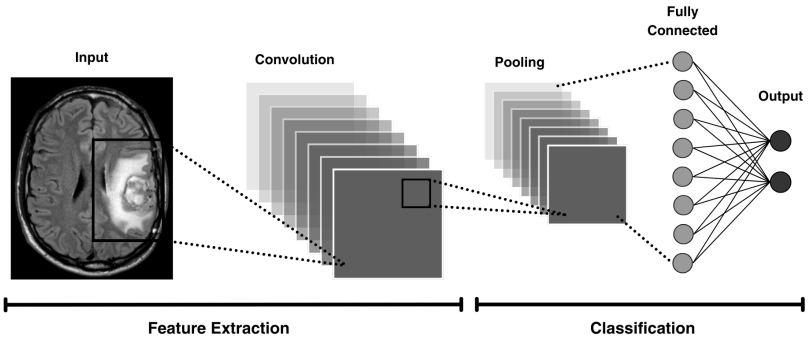
D. Pembuatan Model

1) Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis jaringan saraf yang kerap dipakai untuk analisis data visual, dengan tujuan memantau dan mengenali objek[16]. CNN memiliki neuron-neuron yang memiliki bobot dan bias, serta menggunakan fungsi aktivasi yang serupa dengan jaringan saraf lainnya. Dalam operasinya, CNN

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)
Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi
ISSN: 2540-8984
Vol. 10, No. 2, Juni 2025, Pp. 938-948

mengadopsi pendekatan konvolusi dengan memindahkan filter berisi neuron. Struktur filter ini diatur sedemikian rupa agar dapat membentuk filter dengan dimensi panjang dan lebar (piksel). Proses filterisasi ini dijalankan di berbagai lapisan CNN selama tahap pembelajaran seperti pada gambar 5.



Gambar. 5. Arsitektur *Convolutional Neural Network*

2) *Convolutional Layer*

Convolutional Layer dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) berfungsi untuk mengekstraksi nilai piksel pada gambar dengan menggunakan filter yang sesuai dengan fitur yang ingin diekstraksi. Proses ini menghasilkan feature map atau peta fitur, dan dilakukan secara berulang hingga mencapai ukuran yang diinginkan, dengan melakukan operasi dot product antara citra input dan filter[17]. Citra input diproses pada tahap ekstraksi fitur dengan membaginya menjadi bagian-bagian sesuai parameter tertentu, yang kemudian menghasilkan gambar dengan ukuran yang lebih kecil atau sama namun dengan tingkat kedalaman yang berbeda. Perhitungan proses tersebut dapat direpresentasikan melalui persamaan (1).

$$h(x,y) = (f * g)(x,y) = \sum_i \sum_j f(i,j)g(x-i, y-j) \quad (1)$$

3) *Rectified Linear Unit* (ReLu)

Rectified Linear Unit (ReLU) merupakan fungsi aktivasi nonlinier yang mengubah input menjadi output. Fungsi ReLU memungkinkan model menyelesaikan masalah nonlinier dengan mengubah nilai negatif menjadi 0 dan mempertahankan nilai positif. Dengan aturan jika nilai kurang dari 0, maka nilai tersebut menjadi 0, dan jika lebih dari 0, nilainya tetap. Ini membatasi nilai pada 0 dan mengubah nilai input dari neuron menjadi output yang dicari[18]. Persamaan ReLU dapat direpresentasikan dalam bentuk persamaan (2).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

4) *Pooling*

Pooling Layer merupakan lapisan yang terdiri dari filter berukuran tertentu yang dipindahkan ke seluruh area peta fitur. Lapisan ini mengambil nilai dari hasil konvolusi dan mengurangi dimensi spasialnya untuk menghemat sumber daya komputasi. Proses ini dilakukan pada berbagai peta fitur untuk mengurangi ukurannya[19]. Terdapat beberapa metode pooling umum yang dapat dihitung melalui persamaan seperti *max pooling* (3), *average pooling* (4), dan *global average pooling* (5).

$$(M)_{i,j} = \max_{p,q} (M_{p,q}) \quad (2)$$

$$(M)_{i,j} = \frac{1}{f * f} \sum_{p,q} (M_{p,q}) \quad (4)$$

$$(M)_{i,j} = \frac{1}{n * n} \sum_{p,q} (M_{p,q}) \quad (5)$$

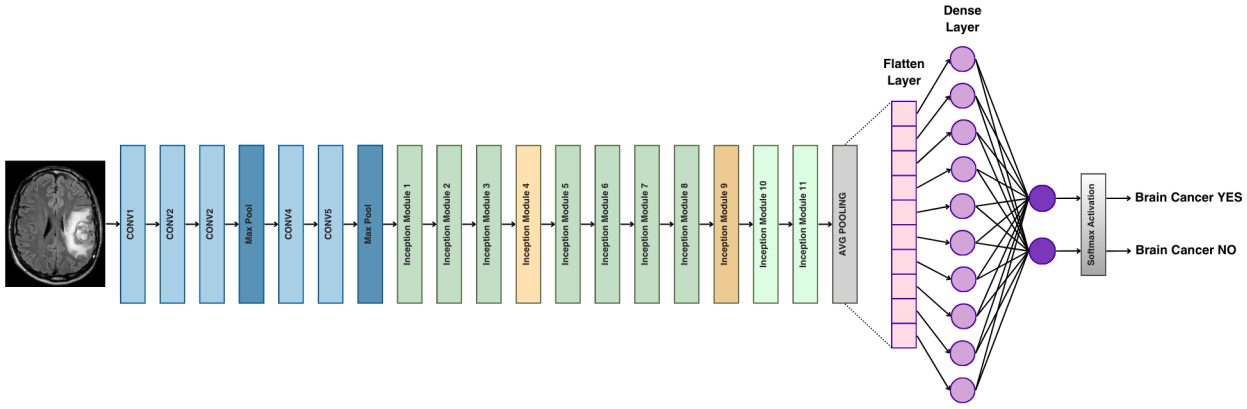
5) *Pretrained Weights*

Model InceptionV3 dan VGG16 menggunakan *pretrained weights* dari *ImageNet*. Penggunaan *pretrained weights* ini memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah diperoleh dari *dataset-ImageNet*, sehingga dapat mempercepat proses konvergensi dan meningkatkan kinerja model pada tugas klasifikasi tumor otak. Pretrained weights ini diimpor menggunakan parameter *weights='imagenet'* saat mendefinisikan model. Penggunaan *pretrained weights* dari *ImageNet* pada model InceptionV3 dan VGG16 memberikan keuntungan signifikan dalam dalam hal mempercepat pelatihan dan mengurangi risiko overfitting awal pada

klasifikasi tumor otak. *Pretrained weights* membantu model memulai training dengan bobot yang sudah terlatih pada dataset *ImageNet*. Hal ini memungkinkan model untuk lebih cepat belajar fitur-fitur yang relevan dari dataset tumor otak dan meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penggunaan pre-trained weights dapat meningkatkan performa model dibandingkan dengan model yang dilatih dari awal.

6) *InceptionV3*

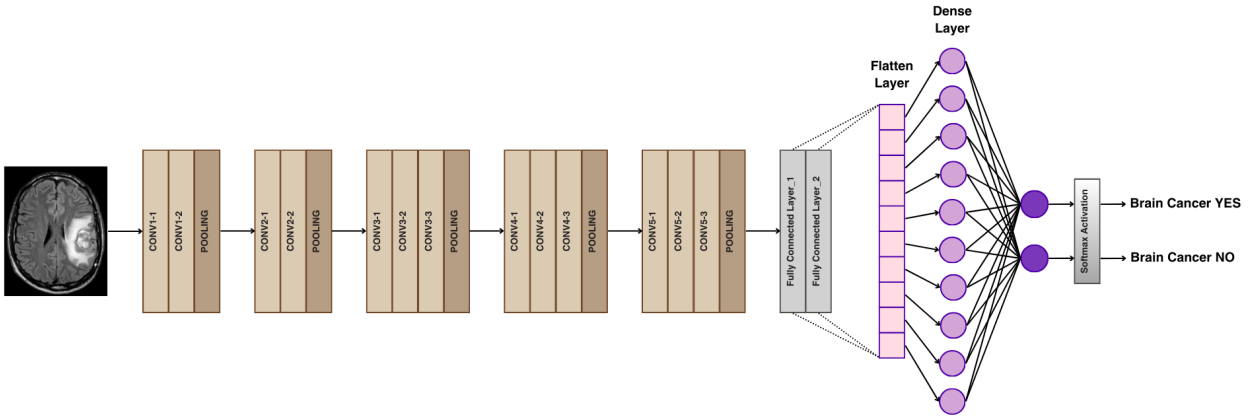
InceptionV3 terdiri dari 48 lapisan dan 11 modul inception. Pada penelitian ini, *InceptionV3* menerima input gambar dengan ukuran 224 × 224 piksel. Setiap model inception mencakup berbagai jenis lapisan seperti konvolusi, pooling, dan aktivasi ReLU. *InceptionV3* dirancang untuk mengurangi jumlah parameter dengan menggunakan teknik faktor konvolusi, yang mempertahankan efisiensi jaringan tanpa mengurangi kinerja. Gambar 6 menunjukkan arsitektur InceptionV3 yang telah disetel untuk klasifikasi deteksi kanker otak.



Gambar. 6. Arsitektur *InceptionV3*

7) *VGG16*

VGG16 terdiri dari 16 lapisan yang mencakup 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan yang terhubung penuh, dengan ukuran input gambar tetap 224 × 224 RGB. Lapisan konvolusi *VGG16* menggunakan filter berukuran kecil 3 × 3 dengan fungsi aktivasi ReLU, serta *max-pooling* untuk mengurangi ukuran volume. Pada penelitian ini, lapisan yang terhubung penuh dan softmax terakhir digantikan dengan pengklasifikasi khusus yang terdiri dari lapisan *Flatten*, Dense 1024 neuron dengan aktivasi ReLU, Dense 512 neuron dengan aktivasi ReLU, dan lapisan output dengan 2 neuron menggunakan aktivasi softmax untuk klasifikasi deteksi kanker otak seperti pada gambar 7.



Gambar. 7. Arsitektur *VGG16*

8) *Hyperparameter Tuning*

Dalam penelitian ini, proses *hyperparameter tuning* dilakukan untuk mengoptimalkan kinerja model InceptionV3 dan VGG16 dalam klasifikasi deteksi kanker otak. Beberapa hyperparameter penting yang disesuaikan meliputi *learning rate, batch size, optimizer*, dan jumlah *epoch. Learning rate* yang digunakan diatur pada 0.001 untuk menjaga stabilitas proses pelatihan dan mencegah *overfitting*. *Batch size* diatur pada 32 untuk memberikan keseimbangan antara efisiensi komputasi dan stabilitas *gradient descent*. Optimizer yang digunakan adalah Adam, yang dikenal mampu mempercepat konvergensi dan memberikan hasil yang baik dalam banyak

kasus deep learning. Agar proses fine tuning dapat berjalan dengan cepat, ukuran jaringan dibuat kecil dengan jumlah epoch sebanyak 20.

E. Evaluasi

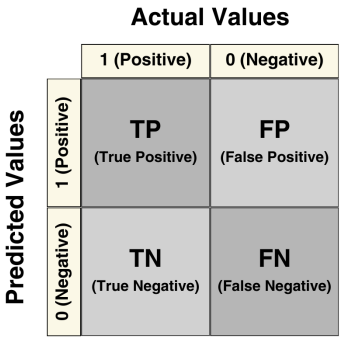
Dalam penelitian ini, evaluasi model CNN dilakukan menggunakan beberapa alat evaluasi, termasuk classification report dan confusion matrix. Classification report memberikan analisis kinerja model klasifikasi berdasarkan nilai dari confusion matrix, yang menyediakan gambaran rinci tentang seberapa baik model mengklasifikasikan setiap kelas. Hasil dari classification report meliputi *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*. Hasil tersebut dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (6), (7), (8).

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \tag{6}$$

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{7}$$

$$f1 - score = 2 * \frac{recall * precision}{(recall + precision)} \tag{8}$$

Confusion matrix merupakan ukuran kinerja untuk masalah klasifikasi dalam pembelajaran mesin, yang dapat menghasilkan dua kelas atau lebih. Matriks ini berisi empat kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai sebenarnya, yaitu *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative*, yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi model [20].



Gambar. 8. *Confusion Matrix*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model InceptionV3 mencapai akurasi sebesar 91,67%, sementara VGG16 mencapai 82,14%. Dalam literatur, kinerja kedua model ini juga telah diuji dalam berbagai konteks yang relevan dengan deteksi tumor otak. Penelitian oleh [6] menguji lima arsitektur CNN, termasuk InceptionV3 dan VGG16, untuk klasifikasi tumor otak dan melaporkan akurasi tertinggi 82.2% pada arsitektur tertentu. Hasil ini menunjukkan bahwa InceptionV3 sering menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan arsitektur lainnya. Selain itu, penelitian lain oleh [9] menggunakan VGG16 dengan transfer learning untuk mendeteksi tumor otak dan melaporkan akurasi sebesar 80%. Ini menegaskan bahwa meskipun VGG16 memiliki kinerja yang baik, InceptionV3 sering kali unggul dalam tugas klasifikasi yang kompleks. Hasil yang diperoleh dalam penelitian ini sejalan dengan temuan sebelumnya, mengindikasikan bahwa InceptionV3 memiliki potensi yang lebih besar dalam mendeteksi kanker otak dibandingkan VGG16.

Percobaan klasifikasi dilakukan menggunakan model CNN InceptionV3 dan VGG16 untuk menganalisis performa deteksi kanker otak dengan dataset dari Kaggle. Dataset ini terdiri dari 253 gambar MRI otak, dengan 155 gambar yang dikategorikan sebagai "Y" (kanker) dan 98 gambar dikategorikan sebagai "N" (tanpa kanker). Seluruh dataset diproses melalui tahap *Exploratory Data Analysis*, *preprocessing*, dan pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian. Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan dataset sebelum digunakan dalam pelatihan model klasifikasi kanker otak dengan arsitektur InceptionV3 dan VGG16. Proses ini meliputi normalisasi dan perubahan ukuran gambar. Gambar MRI diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel untuk memastikan konsistensi dalam analisis dan pemrosesan data. Selain itu, normalisasi dilakukan dengan mengonversi nilai piksel ke rentang [0, 1] untuk mengurangi kompleksitas komputasi dan memfasilitasi konvergensi model selama pelatihan. Normalisasi membantu mengurangi variabilitas antar gambar sehingga model dapat lebih fokus pada fitur penting daripada dipengaruhi oleh variasi intensitas yang tidak relevan.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)
Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi
ISSN: 2540-8984
Vol. 10, No. 2, Juni 2025, Pp. 938-948

Pada model InceptionV3, terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara signifikan dari 55.62% pada epoch pertama menjadi 100% pada epoch ke-13. Sementara itu, model VGG16 juga menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan dari 57.78% pada epoch pertama hingga mencapai 100% setelah 16 epoch. Model VGG16 menunjukkan fluktuasi yang signifikan sehingga dapat mempengaruhi konvergensi model dan kualitas prediksinya. Gambar 9 mencerminkan grafik pembelajaran model yang semakin optimal seiring berjalannya epoch.

InceptionV3 VGG16

Gambar. 9. *Grafik Performa Model CNN*

Hasil *loss* dan *accuracy* dari evaluasi model InceptionV3 dan VGG16 pada gambar 10 menunjukkan kinerja yang berbeda. Model InceptionV3 menghasilkan nilai *test loss* sebesar 0.3329 dan *test accuracy* sebesar 91.67%, sedangkan VGG16 memiliki *test loss* 0.5027 dan *test accuracy* 82.14%. Meskipun VGG16 memiliki akurasi yang masih cukup baik, perbedaan tersebut menunjukkan bahwa model InceptionV3 lebih unggul dalam mendeteksi kanker otak pada dataset yang digunakan.

```
Test Loss: 0.3329041302204132
Test Accuracy: 0.9166666865348816
```

```
Test Loss: 0.502721905708313
Test Accuracy: 0.8214285969734192
```

InceptionV3 VGG16

Gambar. 10. *Hasil* Loss-Accuracy Model

Berdasarkan hasil evaluasi dari gambar 11 menggunakan classification report, model InceptionV3 menghasilkan precision sebesar 0.86 untuk kelas “N” dan 0.96 untuk kelas “Y”, dengan recall masing-masing sebesar 0.94 dan 0.90. F1-score yang dihasilkan adalah 0.90 untuk kelas “N” dan 0.93 untuk kelas “Y”. Sementara itu, untuk VGG16, precision untuk kelas “N” adalah 0.74 dan untuk kelas “Y” adalah 0.89, dengan recall masing-masing sebesar 0.85 dan 0.80. F1-score yang dihasilkan adalah 0.79 untuk kelas “N” dan 0.85 untuk kelas “Y”. Hasil ini menunjukkan bahwa model InceptionV3 memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengklasifikasikan kedua kelas dengan sedikit kesalahan.

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.86	0.94	0.90	33
1	0.96	0.90	0.93	51
accuracy			0.92	84
macro avg	0.91	0.92	0.91	84
weighted avg	0.92	0.92	0.92	84

Classification Report:

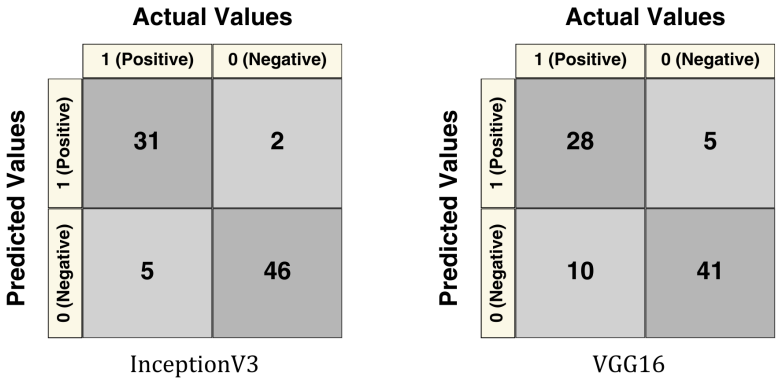
	precision	recall	f1-score	support
0	0.74	0.85	0.79	33
1	0.89	0.80	0.85	51
accuracy			0.82	84
macro avg	0.81	0.83	0.82	84
weighted avg	0.83	0.82	0.82	84

InceptionV3 VGG16

Gambar. 11. *Classification Report Models*

Confusion matrix untuk model InceptionV3 pada gambar 12, menunjukkan terdapat 33 sampel dalam kelas “N” (tanpa kanker) dan 51 sampel dalam kelas “Y” (kanker). Dari 51 sampel kelas “Y”, model dengan tepat memprediksi 31 sampel sebagai kelas “Y” (true positive), namun 5 sampel salah diprediksi sebagai kelas “N” (false negative). Sementara itu, dari 33 sampel kelas “N”, model dengan tepat memprediksi 46 sampel sebagai kelas “N” (true negative), namun 2 sampel salah diprediksi sebagai kelas “Y” (false positive). Sebagai perbandingan, confusion matrix untuk model VGG16 pada gambar 12, menunjukkan hasil yang sedikit berbeda. Dari 51 sampel kelas “Y”, model dengan tepat memprediksi 28 sampel sebagai kelas “Y” (true positive), namun 10 sampel salah diprediksi sebagai kelas “N” (false negative). Sementara itu, dari 33 sampel kelas “N”, model dengan tepat

memprediksi 41 sampel sebagai kelas "N" (true negative), namun 5 sampel salah diprediksi sebagai kelas "Y" (false positive). Dalam kasus model InceptionV3, terdapat 5 kesalahan prediksi sebagai negatif palsu (false negative) dan 2 kesalahan positif palsu (false positive). Pola dalam kesalahan prediksi ini mungkin menunjukkan bahwa model InceptionV3 lebih cenderung mengabaikan fitur-fitur tertentu yang ada pada gambar MRI yang mengindikasikan kanker, tetapi tidak cukup signifikan untuk memicu deteksi positif. Sebaliknya, model VGG16 menunjukkan 10 kesalahan negatif palsu dan 5 kesalahan positif palsu, yang dapat mengindikasikan sensitivitas yang lebih rendah dalam mendeteksi keberadaan kanker, serta potensi overfitting terhadap fitur-fitur yang menyebabkan prediksi positif yang salah.



Gambar. 12. Perbandingan *Confusion Matrix Model InceptionV3* dan *VGG16*

Proses *fine-tuning* pada model InceptionV3 dan VGG16 dilakukan dengan menyesuaikan lapisan-lapisan akhir dari model yang sudah dilatih sebelumnya dan mengoptimalkan beberapa *hyperparameter*, seperti *learning rate*, *batch size*, *optimizer*, dan jumlah *epoch*. *Fine-tuning* ini secara signifikan meningkatkan kinerja model, terutama pada InceptionV3 yang mencapai akurasi deteksi tumor sebesar 91.67%. Eksperimen optimalisasi *hyperparameter* juga meningkatkan performa model secara keseluruhan, memperbaiki nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Langkah-langkah ini memungkinkan model untuk beradaptasi lebih baik dengan data spesifik yang digunakan, sehingga meningkatkan kinerja deteksi tumor otak. Selain itu, teknik augmentasi data seperti rotasi, translasi, *flipping*, dan *zooming* gambar dapat meningkatkan jumlah dan variasi data pelatihan, yang membantu model lebih generalisasi dan mengurangi *overfitting*. Teknik lain yang dapat dipertimbangkan adalah equalization histogram, yang dapat meningkatkan kontras gambar MRI sehingga fitur penting lebih mudah diidentifikasi oleh model. Eksplorasi teknik *preprocessing* tambahan ini berpotensi meningkatkan kinerja model di masa depan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, kinerja model InceptionV3 dalam deteksi kanker otak menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan VGG16. InceptionV3 mencapai akurasi sebesar 91.67% dengan nilai loss 0.3329, sedangkan VGG16 mencapai akurasi 82.14% dengan nilai loss 0.5027. Evaluasi menggunakan classification report menunjukkan bahwa InceptionV3 menghasilkan precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi dibandingkan VGG16, khususnya dalam mengklasifikasikan kelas "Y" (kanker). Confusion matrix juga memperlihatkan bahwa InceptionV3 memiliki jumlah kesalahan prediksi yang lebih sedikit dibandingkan VGG16. Penelitian ini menyimpulkan bahwa InceptionV3 lebih cocok digunakan untuk deteksi dini kanker otak dibandingkan dengan VGG16, meskipun masih diperlukan optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan kestabilan dan akurasinya. Pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini dapat mencakup peningkatan dataset, penggunaan teknik augmentasi data, serta eksplorasi model-model lain untuk meningkatkan performa dan efisiensi deteksi. Implementasi hasil penelitian ini diharapkan dapat mendukung tenaga medis dalam membuat keputusan yang lebih tepat dan cepat dalam penanganan pasien dengan kanker otak.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Global Cancer Observatory. (2024). Fact Sheets Populations. Diakses pada Mei 2024, Tersedia; https://gco.iarc.fr/today/en/fact-sheets-populations#global.
[2] Cancer Research United Kingdom. (2024). About Cancer. Diakses pada Mei 2024, Tersedia: https://www.cancerresearchuk.org.
[3] N. D. Puspasari dan Y. Isti. (Juli 2024). Sistem Pakar untuk Mendiagnosa Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Metode Naive Bayes. [Online]. 4(2), hal. 104-116. Tersedia: https://jisai.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/jisai/article/view/134.
[4] R. U. Ginting, P. Sihombing, S. Efendi, A. Amila, dan B. Damanik. (Desember 2021). Penerapan Ridge Polynomial Neural Network untuk Mencegah Penyakit Kanker Otak. 13(3A), hal. 253-262.

[5] N. Abiwinanda, M. Hanif, S. T. Hesaputra, A. Handayani, and T. R. Mengko. (Mei 2018). Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network. [Online]. 68(1), hal. 293-298.Tersedia: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-10-9035-6_33.
[6] R. Wardhani dan N. Nafi"iyah. (September 2023). Identifikasi Tumor Otak Citra MRI dengan Convolutional Neural Network. [Online]. 8(3),hal. 213-219. Tersedia: https://ejournal.poltekharber.ac.id/index.php/informatika/article/view/4985/2637.
[7] A. M. Taha, Y. V. Reddy, dan P. Sathish. (November 2020). Brain Tumor Detection by Using Convolution Neural Network. [Online]. 16(13), hal. 58-69. Tersedia: https://online-journals.org/index.php/i-joe/article/view/18545/8193.
[8] M. Aamir , Z. Rahman, Z. A. Dayo, W.A. Abro, M.I. Uddin, I. Khan, A. S. Imran, Z. Ali, M. Ishfaq, Y. Guan, dan Z. Hu. (Juli 2022). A Deep Learning Approach for Brain Tumor Classification Using MRI Images. [Online]. 101(5), hal. 108105. Tersedia: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045790622003603.
[9] T. Hidayat dan R. A. Saputra. (September 2023). Deteksi Tumor Otak Menggunakan CNN. [Online]. 9(2), hal. 94-98. Tersedia: https://fikom-unasman.ac.id/ejournal/index.php/jikom/article/view/276/157.
[10] I. Mustikasari, I. I. Tritoasmoro, dan R. Purnamasari. (Oktober 2023). Identifikasi Kanker Kulit Melanoma Berbasis Inception V3 Menggunakan Pra-Pemrosesan dan Augmentasi Data pada Dataset Citra Kulit. [Online]. 10(5), hal. 4170-4176. Tersedia: https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/21150/20440.
[11] M. A. P. Wibowo, M. B. A. Fayyadl, Y. Azhar, dan Z. Sari. (Juli 2022). Classification of Brain Tumors on MRI Images Using Convolutional Neural Network Model EfficientNet. [Online]. 6(4), hal. 538-547. Tersedia: https://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/4119/610.
[12] W. Hastomo, S. Sugiyanto, dan S. Sudjiran. (Agustus 2021). Convolution Neural Network Arsitektur MobileNet-V2 Untuk Mendeteksi Tumor Otak. [Online]. 5(1), hal. 17-21. Tersedia: https://ejournal.jak-stik.ac.id/files/journals/2/articles/sentik2021/3355/3355.pdf.
[13] W. S. Ardiantito, S. J. Surianto, S. Ramadhani, dan W. P. Ananta. (Desember 2023). Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Local Binary Pattern dan SVM Classifier. [Online]. 1(6), hal. 182-190. Tersedia: https://journal-stiayappimakassar.ac.id/index.php/srj/article/view/823/841.
[14] A. R. Sujiwanto, R. R. B. P. Prawirodirjo, dan P. Palupingsih. (Juni 2023). Analisis Perbandingan Performa Model Klasifikasi Kesehatan Daun Tomat menggunakan Arsitektur VGG, MobileNet, dan Inception V3. [Online].10(1), hal. 98–110. Tersedia: https://journal.ipb.ac.id/index.php/jika/article/view/46892/25863.
[15] A. Supriyanto, W. A. Kusuma, dan H. Rahmawan. (September 2022). Klasifikasi Kanker Tumor Payudara Menggunakan Arsitektur Inception-V3 Dan Algoritma Machine Learning. [Online]. 7(3), hal. 187-193. Tersedia: https://jurnal.uai.ac.id/index.php/SST/article/view/1284/0.
[16] F. Ramadhani, A. Satria, dan Salamah. (Desember 2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak. [Online]. 2(4), hal. 167-175. Tersedia : https://jurnal.ilmubersama.com/index.php/sudo/article/view/408/258.
[17] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, dan K. Togashi. (Juni 2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. [Online]. 9(4),hal. 611-629. Tersedia: https://insightsimaging.springeropen.com/articles/10.1007/s13244-018-0639-9.
[18] M. W. Ilahi1, C. N. Apriyani, A. Desiani, N. Gofar, Y. Andriani, dan M. R. Halim. (April 2022). Classification of Geometric Batik Motif Typical of Indonesian Using Convolutional Neural Network. [Online]. 15(1), hal. 91–100. Tersedia: https://journal.uinjkt.ac.id/index.php/ti/article/view/24968/pdf.
[19] S. G. Ramdhani dan E. I. Sela. (Desember 2023). Implementasi Face Recognition Untuk Sistem Presensi Universitas Menggunakan Convolutional Neural Network. [Online]. 12(6), hal. 4098-4108. Tersedia: http://ijcs.stmikindonesia.ac.id/ijcs/index.php/ijcs/article/view/3498/358.
[20] F. Citra R, F. Indriyani, dan I. R. Rahadjeng. (September 2023). Klasifikasi Tumor Otak Berbasis Magnetic Resonance Imaging Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. [Online]. 3(2), hal. 918-924. Tersedia: https://jurnal.itscience.org/index.php/digitech/article/view/3469/2727.