

Akurasi 12 Layer Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Jenis Tumor Otak Dari Hasil Citra MRI Dengan Google Colab Dan Dataset Kaggle

Muhammad Arif Mukti¹, Arif Tri Kurniawan², Samsul Bahri³, Cut Nayla Husin⁴, Budi Yanto⁵, Faisal Asmen⁶

^{1,2,3,4,5}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pasir Pangaraian
⁶Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pasir Pangaraian

Email: ¹muhammadarifmukti@gmail.com, ²arifkurniawan140819@gmail.com, ³samsulbahri@gmail.com,
⁴naylacut94@gmail.com, ⁵budiyantost@gmail.com, ⁶faisalasmen@upp.ac.id

Abstract: Brain tumor is one of the deadliest diseases in the world. According to Global Cancer Observatory data, brain tumor cases in Indonesia in 2021 reached 5,964 cases and the death rate was in 12th position with 5,298 cases. Fast and early diagnosis will certainly be able to reduce the death rate of brain tumors. So this research proposes the use of a Convolutional Neural Network (CNN) with a 12 layer model to classify types of brain tumors based on MRI images. The dataset consists of four classes: Glioma, pituitary, Meningioma, and Notumor. The research method involves data collection, preprocessing, CNN architecture design, model training, and evaluation. The test results show that the model is able to classify brain tumor types with satisfactory accuracy. Implementing 12 layers improves performance by addressing the problem of vanishing gradients. Based on this research, brain tumor classification using CNN with a 12 layer architecture can support early detection of brain tumors to increase diagnostic accuracy. In this study, the best accuracy was obtained at 79% in the 5th epoch

Keywords: Brain tumor, Convolutional Neural Network (CNN), Classification, 12-layer, MRI Images

Abstrak: Tumor otak merupakan salah satu penyakit mematikan di dunia. Menurut data Global Cancer Observatory, kasus tumor otak di Indonesia pada tahun 2021 mencapai 5.964 kasus serta tingkat kematian berada pada posisi 12 dengan 5298 kasus. Diagnosa cepat dan lebih dini tentu akan mampu menekan tingkat kematian tumor otak. sehingga dilakukan Penelitian ini mengusulkan penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dengan model 12 layer untuk mengklasifikasikan jenis tumor otak berdasarkan gambar MRI. Dataset terdiri dari empat kelas: *Glioma, pituitary, Meningioma, dan Notumor*. Metode penelitian melibatkan pengumpulan data, preprocessing, desain arsitektur CNN, pelatihan model, dan evaluasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan jenis tumor otak dengan akurasi yang memuaskan. Penerapan 12 layer meningkatkan kinerja dengan mengatasi masalah hilangnya gradien. Berdasarkan penelitian tersebut, klasifikasi tumor otak menggunakan CNN dengan arsitektur 12 layer dapat mendukung deteksi dini tumor otak untuk meningkatkan akurasi diagnostik. Pada penelitian ini akurasi terbaik diperoleh sebesar 79% pada percobaan epoch ke-5.

Kata Kunci: Tumor Otak, Convolutional Neural Network (CNN), Klasifikasi, 12 layer, Citra Gambar MRI

1. PENDAHULUAN

Tumor otak menjadi salah satu penyakit mematikan di dunia. Data dari WHO total kasus baru tumor otak di Indonesia mencapai 5.323 kasus serta angka kematian berada di posisi 13 dengan 4.229 kasus. Tumor otak memiliki 3 jenis yaitu tumor glioma, tumor meningeoma, dan tumor pituitary [1][2]. Dokter dapat mengidentifikasi apakah pasien mengidap tumor otak atau tidak dengan menggunakan MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) Scan, namun untuk mendapatkan hasil apakah pasien tersebut mengidap tumor otak jenis apa membutuhkan waktu [3][4]. Oleh karena itu penulis ingin membuat sebuah sistem yang dapat membantu para dokter untuk lebih cepat mengidentifikasi jenis tumor dari pasien tersebut [5].

Tumor otak dibagi menjadi dua yaitu, tumor otak primer dan sekunder. Tumor otak primer merupakan perubahan sel yang tidak normal dan tidak terkontrol yang berasal dari sel otak itu sendiri. Sedangkan, tumor otak sekunder merupakan tumor yang menyebar ke otak dari kanker tubuh bagian lain. Kasus tumor otak di dunia semakin meningkat setiap tahunnya [6]. Di Indonesia, terhitung ada 300 pasien setiap tahunnya yang terdiagnosis tumor otak. Bukan hanya orang dewasa, tetapi tumor otak juga menyerang anak-anak dengan usia yang tergolong muda. Banyak orang mengabaikan gejala yang disebabkan oleh tumor otak.

Terdapat upaya yang biasa dokter gunakan untuk melakukan pengklasifikasian jenis tumor otak, yaitu dengan melakukan pengamatan langsung (biopsi) [6]. Namun proses untuk melakukan pengamatan langsung ini memerlukan waktu yang terbilang lama karena membutuhkan uji laboratorium selama 10-15 hari [7][8]. Selain itu pengamatan langsung oleh dokter dapat memberikan resiko terjadinya kesalahan. Oleh karena itu diperlukan solusi tambahan berupa penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) pada deep learning yang dapat membantu dokter untuk melakukan klasifikasi dan diagnosa terhadap jenis tumor otak yang dialami oleh pasien dengan hasil kesalahan yang minim [9][10].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode populer dari deep learning untuk pengenalan pola citra [11][12]. Dalam melakukan proses ekstraksi fitur yang kompleks pada klasifikasi citra pada skala besar dengan otomatis dan efisien, metode CNN sangat baik untuk digunakan, karena metode deep learning dapat membedakan dengan jelas suatu citra yang mempunyai karakteristik yang serupa dan sulit dikenali apabila menggunakan metode machine learning tradisional [13][14]. Selain itu, deep learning juga dapat secara objektif melakukan ekstraksi fitur dengan sendirinya dan bisa mengerjakan pemrosesan data gambar dalam dua dimensi secara langsung [15][16].

Penelitian lainnya yang mengklasifikasikan tumor otak [17][18]. Penelitian ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2, dan menggunakan 3658 citra MRI tumor otak yang terdiri dari 4 kelas yakni Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor, dan Pituitary Tumor [19][20]. Model dilatih menggunakan adam optimizer, dengan 5 epoch, dengan mengevaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall [21]. Pada penelitian ini didapatkan nilai akurasi sebesar 79%.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka dilakukan penelitian untuk klasifikasi jenis penyakit tumor otak menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur 12 layer untuk melakukan klasifikasi jenis tumor otak ke dalam 4 kelas yaitu Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor dan Pituitary Tumor [22]. Dengan tujuan membantu dan memudahkan dokter dalam melakukan diagnosa penyakit tumor otak pada pasien sehingga diharapkan dapat menekan jumlah kasus penyakit tumor otak yang meningkat [5].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah dataset citra MRI tumor otak yang diambil dari website kaggle, pada tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri/data> Dataset tersebut terdiri dari 4 kelas, yaitu glioma_tumor, meningioma_tumor, pituitary_tumor. Persebaran data citra pada masing-masing kelas, yaitu 5713 citra pada kelas glioma_tumor, 5712 citra pada kelas meningioma_tumor, 1457 citra pada pituitary_tumor, dan 1595 citra pada kelas notumor [23].

2.2 Alur Penelitian

Pengembangan penelitian ini dilakukan dengan program yang mengaplikasikan bahasa pemrograman python. Program tersebut dirancang dengan mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network. Metodologi pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, preprocessing, pembagian dataset, perancangan arsitektur CNN, pelatihan model, dan evaluasi model. Tahapan penelitian dapat dilihat pada diagram alir pada Gambar



Gambar 1. Alur Penelitian

2.3 Pengumpulan Data

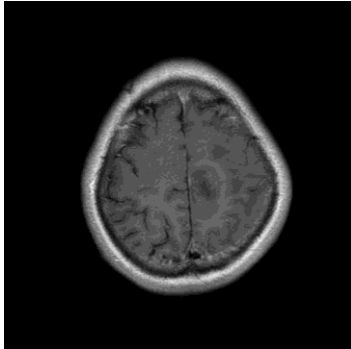
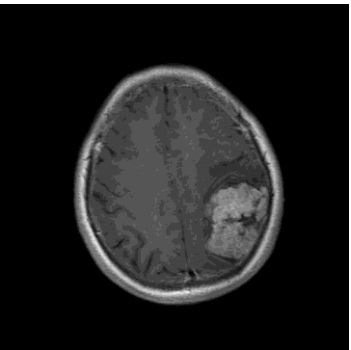
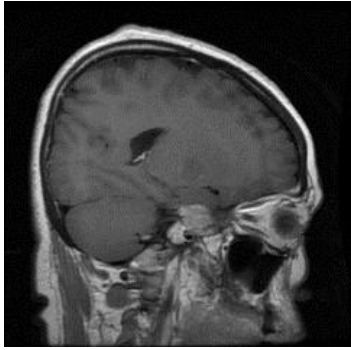
Tahap awal dari penelitian adalah melakukan pengumpulan data. Data yang digunakan adalah dataset citra MRI tumor otak yang diambil dari website kaggle, pada tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri/data>. Dataset tersebut terdiri dari 4 kelas, yaitu glioma_tumor, meningioma_tumor, pituitary_tumor, dan no tumor. Persebaran data citra pada masing-masing kelas, yaitu 5713 citra pada kelas glioma_tumor, 5712 citra pada kelas meningioma_tumor, 1457 citra pada pituitary_tumor, dan 1595 citra pada kelas notumor.

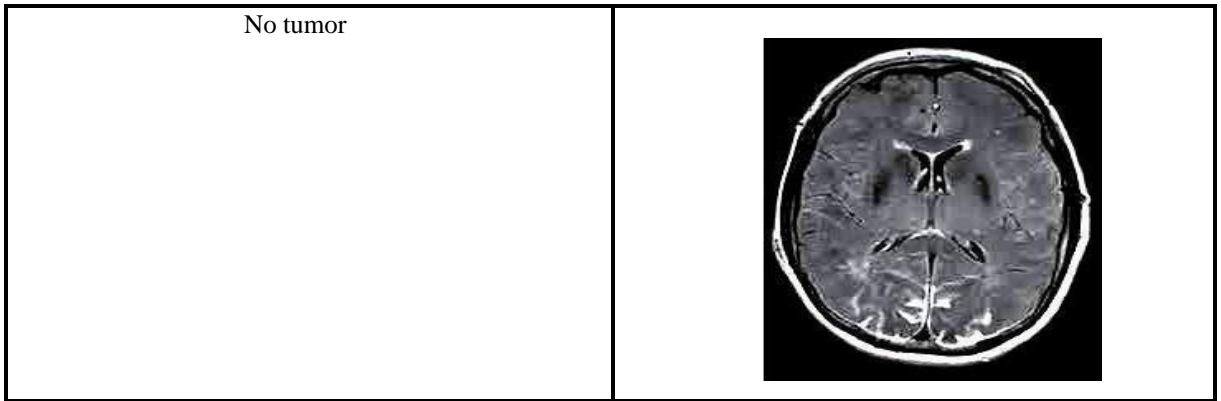
2.4 Tumor Otak

Tumor ialah hasil pertumbuhan tidak normal dari sel-sel yang merupakan komponen dasar pada pembentukan jaringan dan organ dalam tubuh. dalam kasus tumor otak, sel-sel yang tidak biasa berkembang serta menghasilkan benjolan pada sekitar otak, yg bisa merusak fungsi normal berasal otak itu sendiri.

Beberapa jenis tumor otak diantaranya Glioma, Pituitary dan Meningioma. tiga jenis tumor otak ini Bila dicermati dari citranya ketiganya hampir mirip. tetapi para pakar radiologi dan jua dokter seorang ahli bedah berhasil menemukan bahwa terdapat perbedaan antara gambaran Glioma, Pituitary serta Meningioma.

Glioma adalah jenis tumor otak orang dewasa yang paling umum , terhitung 78% dari tumor otak ganas. Tumor tadi timbul dari sel pendukung otak, yg diklaim glia. Sel-sel ini dibagi lagi menjadi astrosit, sel ependymal, dan sel oligodendroglial (atau oligo). Meningiomas artinya tumor intrakranial jinak yang paling umum , terdiri berasal 10 hingga 15% asal semua neoplasma otak, meskipun sebagian mungil ialah tumor ganas. Tumor ini berasal berasal meninges, yaitu struktur seperti membran yg mengelilingi otak dan sumsum tulang belakang.Pituitary merupakan tumor intrakranial yg paling awam setelah glioma, meningioma, dan schwannoma. Sebagian akbar pituitary adenoma merupakan tumor jinak serta tumbuh cukup lambat. Bahkan tumor ganas pituitary jarang menyebar ke bagian tubuh yang lain. Adenomasejauh ini artinya penyakit paling awam yang menyerang jaringan pituitary. Tumor tadi umumnya menyerang orang-orang berusia 30-an atau 40-an bahkan orang dewasa. Sebagianbesar tumor ini dapat diobati sampai hilang [24]

Kelas	Citra
Glioma	
Meningioma	
Pituitary	

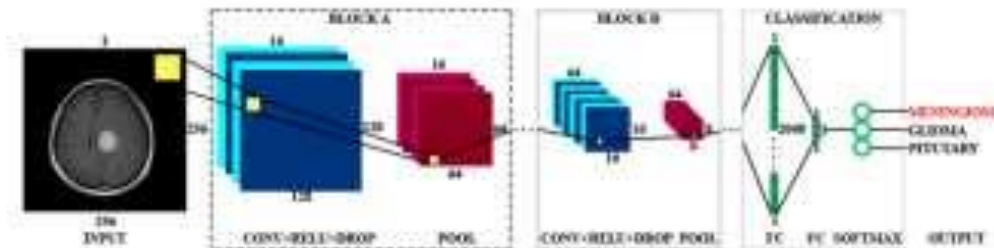


Tabel 1. Dataset Citra Tumor Otak dari kaggle

- *Preprocessing*
Tahap awal dari penelitian adalah melakukan pengumpulan data. Proses preprocessing sebelumnya sudah dilakukan dengan menghapus data redundan dan dilakukan target rize 150x150.
- *Pembagian Dataset*
Dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Sebanyak 80% data digunakan untuk melatih model, dan 20% persennya digunakan untuk pengujian.

2.5 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu tipe jaringan saraf yang sering dipakai dalam mengolah gambar. Fungsinya adalah mengenali serta mendeteksi objek dalam sebuah gambar. Meskipun pada dasarnya mirip dengan jaringan saraf biasa, Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari neuron yang memiliki bobot, nilai bias, dan fungsi aktivasi. Secara umum, Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected layer. Adapun arsitektur yang dimiliki oleh Convolutional Neural Network sebagai berikut [10][7].



Gambar 1. Arsitektur CNN

2.6 12 layer

12 layer merupakan salah satu arsitektur dari Convolutional Neural Network (CNN) yang memperkenalkan sebuah konsep baru, yaitu shortcut connections. Munculnya konsep shortcut connections pada arsitektur 12 layer memiliki keterkaitan dengan vanishing gradient problem yang terjadi ketika usaha memperdalam struktur suatu network dilakukan. Bagaimanapun, memperdalam suatu network dengan tujuan meningkatkan performanya tidak bisa dilakukan hanya dengan cara menumpuk layer. Semakin dalam suatu network, hal tersebut dapat memunculkan vanishing gradient problem yang bisa membuat gradient menjadi sangat kecil, berakibat pada menurunnya performa atau akurasi [25]

Karena itu layer memperkenalkan konsep shortcut connections dan dalam konsep ini fitur yang merupakan input dari layer sebelumnya juga dijadikan sebagai input terhadap output dari layer tersebut. Cara ini dilakukan sebagai solusi untuk meminimalisir hilangnya fitur-fitur penting pada saat proses konvolusi. Secara keseluruhan 12 layer terdiri dari 5 stage proses konvolusi yang kemudian dilanjutkan average pooling dan diakhiri dengan fully connected layer sebagai layer prediksi.

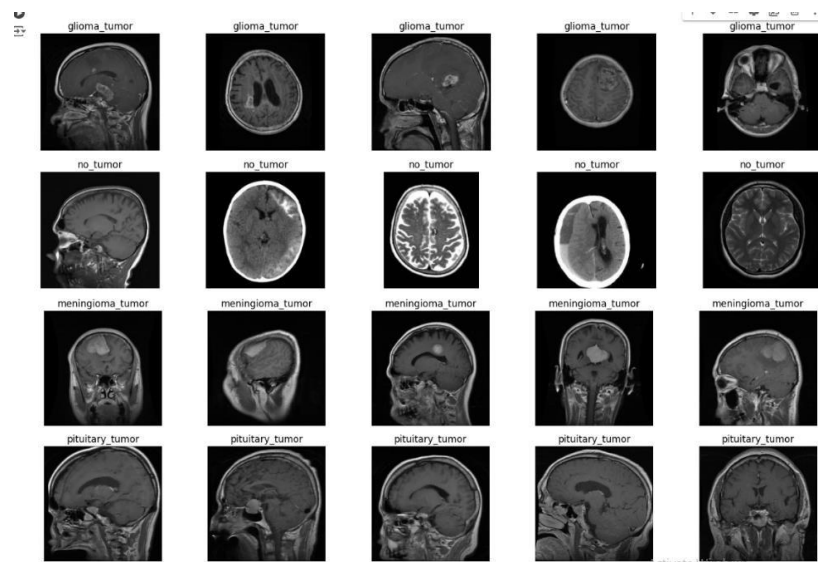
- Perancangan Arsitektur CNN

Penelitian ini mengadopsi model Arsitektur ResNet, di mana ResNet (Residual Network) merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang telah terbukti efektif dalam menangani permasalahan vanishing gradient dan memungkinkan pelatihan jaringan yang lebih dalam. ResNet menonjolkan konsep residual blocks yang memungkinkan aliran informasi yang lebih lancar selama proses pelatihan. Convolution layer pada ResNet juga memiliki karakteristik yang berbeda. ResNet menggunakan ketebalan filter yang sesuai dengan input image dan menerapkan residual connections untuk mempercepat pelatihan. Arsitektur ResNet memanfaatkan struktur blok residual untuk mencapai performa yang unggul dalam menghadapi kompleksitas tugas pengenalan gambar. Diagram Arsitektur ResNet dapat diilustrasikan dengan blok-blok residual yang saling terhubung, menciptakan jaringan yang mendalam namun tetap dapat dilatih secara efisien. Pendekatan ini memungkinkan ResNet untuk mengatasi tantangan pelatihan jaringan yang mendalam tanpa mengalami penurunan performa [26].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pemrosesan Datasets

Pemrosesan Datasets Pada tahap ini akan dilakukan pemrosesan datasets dengan menempatkan label data – data dari dataset pada model. Dataset didapat dari website kaggle dengan link <https://www.kaggle.com/datasets/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri/data>, datasets tersebut gambar yang terdiri dari 4 kelas yang berisi jenis dari tumor otak yaitu Glioma Tumor (5712 gambar) merupakan tumor ganas yang menyerang bagian otak dan sumsum tulang belakang, Meningioma Tumor (5712 gambar) merupakan tumor jinak yang menyerang pada selaput yang melindungi otak dan saraf tulang belakang, Pituitary Tumor (1457 gambar) merupakan timbulnya sel abnormal yang membentuk massa pada kelenjar pituitari, serta No Tumor atau Normal (1595 gambar). Gambar 2 menyajikan sample dataset yang digunakan.



Gambar 2. Dataset Tumor Otak Sumber Kaggle

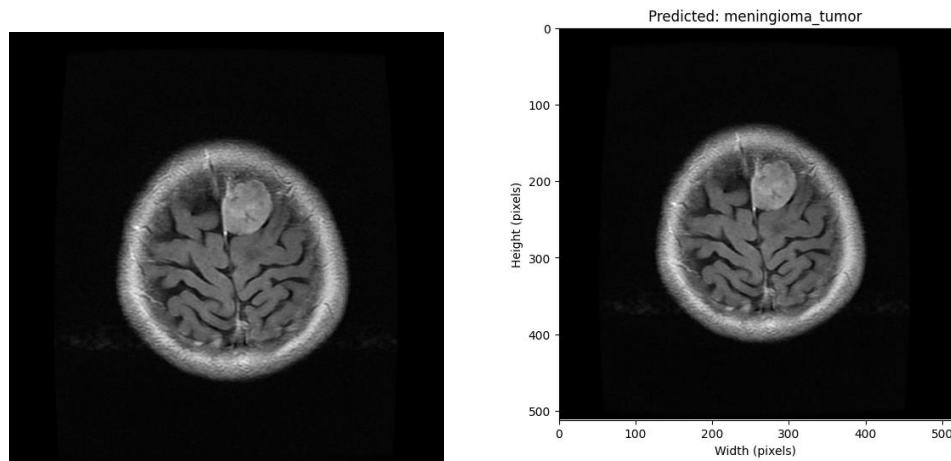
3.2. Pembuatan Fungsi

tahap pertama pada pemrosesan data yaitu memanggil datasets dari direktori penyimpanan, selanjutnya membuat sebuah fungsi untuk menempatkan label data-data tersebut menggunakan bantuan OneHotEncoding. OneHotEncoding merupakan salah satu metode encoding yg mempresentasikan data dengan tipe kategorikal sebagai vektor biner bernilai integer. selesainya menghasilkan fungsi tadi, membuat code untuk menyisipkan data – data gambar sinkron dengan pernyataan kondisi fungsi yang sudah dirancang. 4 kelas dari datasets tersebut akan dimasukkan ke pada pernyataan fungsi yang telah dirancang.

3.3. Resize Ukuran Citra

Pada tahap ini akan dilakukan pemrosesan datasets dengan cara mengatur ukuran citra gambar dari datasets yang telah dikumpulkan. Tahap ini bertujuan agar saat proses Input pengolahan citra dengan algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) menjadi sama atau seragam dan mengatasi loss accuracy atau kehilangan tingkat akurasi pada saat proses trainingmodel. Pada tahap ini, gambar akan di resize menjadi ukuran 150 x 150 pixel. Penulis memilih ukuran 150 x 150 pixel

karena ukuran tersebut cukup 10 Jurnal Eksplora Informatika Vol. 13, No. 2, Maret 2024. kecil untuk mengurangi daya komputasi yang diperlukan, namun cukup besar untuk mempertahankan detail penting dalam banyak jenis gambar. beberapa model Convolutional Neural Network (CNN) termasuk Xception dirancang untuk gambar berukuran 150x150. Ukuran ini juga sering dipilih karena kompatibilitas dengan operasi pooling dan convolution yang digunakan dalam arsitektur ini. Resize citra gambar tersebut berlaku untuk semua ukuran citra gambar pada datasets. Ukuran citra tidak selalu sama maka dari itu dilakukan resize agar menjadikan ukuran citra gambar yang sama atau seragam.



Gambar 3. Sebelum dan sesudah Proses Resize Ukuran Dataset

3.4 Pembuatan Model

Setelah tahap pemrosesan data, selanjutnya masuk pada tahap pembuatan model dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Pada tahap pembuatan model penulis akan menggunakan model custom atau membuat model seutuhnya. Penulis akan menggunakan beberapa layer keras yaitu layer conv2d, batchnormalization layer, maxpooling 2D, dropout, flatten, dan dense. Selain itu digunakan adam sebagai optimizer. Model CNN yang diusulkan memiliki total 12 layer yang disajikan.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 128)	73856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 15, 15, 128)	147584
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 6272)	0
dense (Dense)	(None, 512)	3211776
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	2052

=====
 Total params: 3454660 (13.18 MB)
 Trainable params: 3454660 (13.18 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

Gambar 4. CNN Model

3.5 Training Model

Proses pelatihan menggunakan GPU dari Google Colab dengan total waktu durasi training 777 detik sebanyak 5 epoch. Dalam pemilihan epoch, membutuhkan waktu eksperimen berulang kali untuk menentukan epoch yang sesuai dan dapat menghasilkan akurasi model yang diinginkan. Proses pelatihan model penelitian membutuhkan 5 epoch untuk mencapai akurasi 79%. Proses pelatihan dilakukan dengan melatih menggunakan data training dan menggunakan data testing untuk data validasi dengan tujuan untuk melihat performa model saat proses pelatihan di setiap iterasi. Per epoch membutuhkan waktu sekitar 157 detik untuk menyelesaikan 1 epoch. Perkembangan akurasi serta loss.



Gambar 5. Perkembangan Accuracy dan Loss

Grafik perbandingan loss, accuracy dari pelatihan dan validasi dari multiclass classification menggunakan CNN. Visualisasi grafik tersebut digunakan untuk mengetahui performa dari model machine learning selama pelatihan dilakukan. Grafik tersebut dapat menunjukkan bagaimana proses yang dilalui oleh model seiring berjalannya waktu dan dapat memberikan informasi indikasi apakah model yang dibuat mengalami masalah.

3.6 Evaluasi Model

Hasil dari pengujian yang dilakukan sebanyak 5 epoch, dengan mengaktifkan penghentian dini yang mana pelatihan akan dihentikan lebih awal apabila tidak ada peningkatan yang terjadi pada akurasi validasi setelah 5 epoch. Pada model yang dijalankan akan mengambil nilai akurasi terbaik dan didapatkan akurasi sebesar 79% pada epoch ke-5.

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b$$

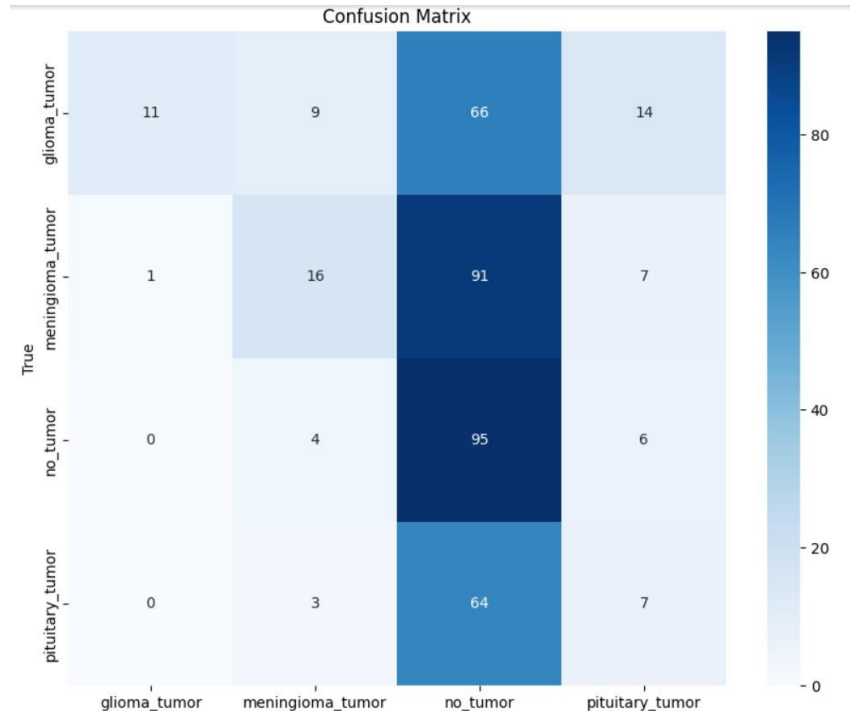
		Nilai Prediksi	
		Positif	Negatif
Nilai Sebenarnya	Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Menafsirkan istilah Confusion Matrix:

- True Positive (TP): Ketika model memprediksi "1" dan data aktual juga "1".
- True Negative (TN): Ketika model memprediksi "0" dan data aktual juga "0".
- False Positive (FP): Ketika model memprediksi "1" dan data aktualnya "0".

d. False Negative (FN): Ketika model memprediksi "0" dan data aktualnya "1".

Model yang sempurna adalah model yang memiliki 0 False Positive dan 0 False Negatives, tetapi pada kenyataannya tidak mungkin. Saat menilai hasil prediksi, tidak ada rencana tindakan standar untuk diikuti tentang apa yang harus diminimalkan.



Gambar 6. Confusion Matrix

Hasil confusion matrix di atas diinterpretasikan sebagai berikut, pada diagonal utama yang mencerminkan jumlah prediksi yang benar pada masing-masing kelas, kelas “glioma_tumor” diprediksi benar sebanyak 66 kali, kelas “meningioma_tumor” diprediksi benar sebanyak 91 kali, kelas “normal” diprediksi benar sebanyak 95, dan kelas “pituitary_tumor” diprediksi benar sebanyak 64 kali. Sehingga berdasarkan confusion matrix tersebut, apabila divisualisasikan menggunakan classification report maka hasil pelatihan diperoleh sebagai berikut:

1. Presisi

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

2. Recall

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negativ} = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. F1 Score

$$F1 - Score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 * PR * RC}{PR + RCL}$$

	Predicted			
	precision	recall	f1-score	support
glioma_tumor	0.92	0.11	0.20	100
meningioma_tumor	0.50	0.14	0.22	115
no_tumor	0.30	0.90	0.45	105
pituitary_tumor	0.21	0.09	0.13	74
accuracy			0.33	394
macro avg	0.48	0.31	0.25	394
weighted avg	0.50	0.33	0.26	394

Gambar 7. Classification Report

Berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan menunjukkan hasil bahwa model memiliki performa yang baik dengan presisi, recall, dan F1-score yang tinggi untuk setiap kelas. Accuracy yang diperoleh adalah sebesar 79%.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis tumor otak dari hasil citra MRI dengan memanfaatkan Google Colab dan dataset dari Kaggle. Dataset yang digunakan mencakup empat kelas, yaitu glioma tumor, pituitary tumor, meningioma, dan no tumor. Percobaan dilakukan dengan menggunakan beberapa epoch, dan hasil terbaik diperoleh pada epoch ke-5 dengan tingkat akurasi mencapai 79%. Ini menunjukkan bahwa model CNN yang dibangun mampu mengidentifikasi jenis tumor dengan cukup baik, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan lebih lanjut. Penggunaan Google Colab memberikan keuntungan dalam hal akses ke sumber daya komputasi yang diperlukan untuk melatih model CNN, sementara dataset dari Kaggle menyediakan data yang cukup untuk melatih dan menguji model. Keberhasilan ini menunjukkan potensi CNN dalam aplikasi medis khususnya untuk diagnosa tumor otak, meskipun perlu penelitian lanjutan untuk meningkatkan akurasi dan memperluas aplikasi klinis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Laksono, H. Harliana, and T. Prabowo, "Deteksi Tumor Otak Melalui Penerapan GLCM dan Naïve Bayes Classification," *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.46772/intech.v5i1.1286.
- [2] T. A. Mutiara and Q. N. Azizah, "Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Ekstraksi Fitur HOG dan Support Vector Machine," *J. Infortech*, vol. 4, no. 1, 2022.
- [3] K. E. Thomas, A. Fotaki, R. M. Botnar, and V. M. Ferreira, "Imaging Methods: Magnetic Resonance Imaging," *Circ. Cardiovasc. Imaging*, vol. 16, no. 1, 2023, doi: 10.1161/CIRCIMAGING.122.014068.
- [4] A. Chandra, G. Dervenoulas, and M. Politis, "Magnetic resonance imaging in Alzheimer's disease and mild cognitive impairment," *Journal of Neurology*, vol. 266, no. 6, 2019. doi: 10.1007/s00415-018-9016-3.
- [5] A. Chien, J. S. Weaver, E. Kinne, and I. Omar, "Magnetic resonance imaging of the knee," *Polish J. Radiol.*, vol. 85, no. 1, 2020, doi: 10.5114/pjr.2020.99415.
- [6] I. B. L. M. Suta, R. S. Hartati, and Y. Divayana, "Diagnosa Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI (Magnetic Resonance Imaging)," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 18, no. 2, 2019, doi: 10.24843/mite.2019.v18i02.p01.
- [7] R. Andre, B. Wahyu, and R. Purbaningtyas, "Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Efficientnet-B3," *J. IT*, vol. 11, no. 3, 2021.
- [8] R. S. Passa, S. Nurmaini, and D. P. Rini, "DETEKSI TUMOR OTAK PADA MAGNETIC RESONANCE IMAGING MENGGUNAKAN YOLOv7," *J. Ilm. Matrik*, vol. 25, no. 2, 2023, doi: 10.33557/jurnalmatrik.v25i2.2404.
- [9] M. L. Septipalan, M. S. Hibrizi, N. Latifah, R. Lina, and F. Bimantoro, "Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan CNN Dengan Arsitektur Resnet50," *Semin. Nas. Teknol. Sains*, vol. 3, no. 1, 2024, doi: 10.29407/stains.v3i1.4357.
- [10] F. A. A. Harahap, A. N. Nafisa, E. N. D. B. Purba, and N. A. Putri, "IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR MODEL MOBILENETV2 DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT TUMOR OTAK GLIOMA, PITUITARY DAN MENINGIOMA," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTIIKA)*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.29303/jtika.v5i1.234.
- [11] B. Yanto, J. Jufri, A. Lubis, B. H. Hayadi, and E. Armita, NST, "Klarifikasi Kematangan Buah Nanas Dengan Ruang Warna Hue Saturation Intensity (Hsi)," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 135, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i1.1882.
- [12] B. Yanto, B. -, J. -, and B. H. Hayadi, "Identifikasi Pola Aksara Arab Melayu Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Convolutional Neural Network (Cnn)," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 3, no. 3, pp. 106–114, 2020, doi: 10.36085/jsai.v3i3.1151.
- [13] B. Yanto, B. -, J. -, and B. H. Hayadi, "IDENTIFIKASI POLA AKSARA ARAB MELAYU DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 3, no. 3, 2020, doi: 10.36085/jsai.v3i3.1151.
- [14] B. Yanto, E. Rouza, L. Fimawahib, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, "Penerapan Algoritma Deep Learning Convolutional Neural Network Dalam Menentukan Kematangan Buah Jeruk Manis

- Berdasarkan Citra Red Green Blue (RGB),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231015695.
- [15] B. Yanto¹, Maria Angela Kartawidjaja, Ronald Sukwadi, and Marsellinus Bachtiar, “Implementation of Hue Saturation Intensity (Hsi) Color Space Transformation Algorithm With Red, Green, Blue (Rgb) Color Brightness in Assessing Tomato Fruit Maturity,” *RJOCS (Riau J. Comput. Sci.*, vol. 9, no. 2, pp. 167–178, 2023, doi: 10.30606/rjocs.v9i2.2428.
- [16] B. Yanto, L. Fimawahib, A. Supriyanto, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, “Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 2, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i2.2104.
- [17] A. Digdoyo, T. Surawan, A. S. B. Karno, D. R. Irawati, and Y. Effendi, “Deteksi Tumor Otak Dengan CNN Resnet-152,” *J. Teknol.*, vol. 9, no. 2, 2022, doi: 10.31479/jtek.v9i2.128.
- [18] K. Amalia, R. Magdalena, and S. Saidah, “Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Pada Citra Mri Menggunakan Metode CNN,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 6, 2022.
- [19] K. Amalia, R. Magdalena, and S. Saidah, “Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Pada Citra Mri Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur Alexnet,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, 2022.
- [20] W. Hastomo, Sugiyanto, and Sudjiran, “Convolution Neural Network Arsitektur Mobilenet-V2 Untuk Mendeteksi Tumor Otak,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 5, no. 1, 2021.
- [21] M. N. M. Hakim, A. B. Nugroho, and A. E. Minarno, “Prediksi Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 17, no. 1, 2023, doi: 10.30872/jim.v17i1.5246.
- [22] F. Citra R, F. Indriyani, and I. R. Rahadjeng, “Klasifikasi Tumor Otak Berbasis Magnetic Resonance Imaging Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Digit. Transform. Technol.*, vol. 3, no. 2, 2024, doi: 10.47709/digitech.v3i2.3469.
- [23] R. Asad, S. ur Rehman, A. Imran, J. Li, A. Almuhaimeed, and A. Alzahrani, “Computer-Aided Early Melanoma Brain-Tumor Detection Using Deep-Learning Approach,” *Biomedicines*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.3390/biomedicines11010184.
- [24] A. Putri, B. S. Negara, and S. Sanjaya, “Penerapan Deep Learning Menggunakan VGG-16 untuk Klasifikasi Citra Glioma,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 4, 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4122.
- [25] S. B. Imanulloh, A. R. Muslikh, and D. R. I. M. Setiadi, “Plant Diseases Classification based Leaves Image using Convolutional Neural Network,” *J. Comput. Theor. Appl.*, vol. 1, no. 1, 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i1.8877.
- [26] A. Ridhovan and A. Suharso, “PENERAPAN METODE RESIDUAL NETWORK (RESNET) DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN GANDUM,” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2410.