

ANALISIS PERFORMA MODEL DEEP LEARNING VGG16 DAN RESNET DALAM KLASIFIKASI JENIS TUMOR OTAK

Yasir Galuh Adi Saputro¹, Muhammad Reno Afrido Arwinto², Anggi Susanti³,
Tinuk Agustin⁴

¹²³⁴STMIK Amikom Surakarta

¹²³⁴Sukoharjo, Indonesia

Email: ¹yasirgaluh@gmail.com, ²mreno6682@gmail.com, ³cnqqi5@gmail.com,
⁴agustin.amikom@gmail.com

Abstract

Brain tumor is a disease of abnormal cell growth in the brain. Brain tumors can affect various groups of people from adults to children. The use of deep learning, one of which is the Convolutional Neural Network (CNN), is able to help in the medical field to help classify the presence of brain tumors in humans. The deep learning system will capture data in the form of MRI images which will then be processed. In previous studies, the use of the MobileNetV2 model was able to obtain an accuracy of 88.64% with 30 epochs. The use of the MobileNetV2 model is able to run with light computing but the model cannot generalize well the heavier model for larger and more complex datasets. The use of the VGG16 and ResNet models is expected to provide higher accuracy and can be used to read more complex and larger datasets. The process of classifying brain tumors consists of four classes, namely glioma tumors, meningioma tumors, pituitary tumors, no tumors. The final results of the VGG16 model research were able to provide an accuracy of 96.07% and the Resnet model was able to provide an accuracy of 87.52%.

Keywords: Convolutional Neural Network, Tumor Otak, VGG16 Models, ResNet Models

Abstraksi

Tumor otak adalah penyakit tumbuhnya sel yang tidak normal di bagian otak. Tumor otak dapat menyerang berbagai kalangan manusia dari kalangan dewasa dan anak-anak. Penggunaan deep learning salah satunya adalah Convolutional Neural Network (CNN) mampu membantu di bidang medis untuk membantu mengklasifikasikan adanya penyakit tumor otak pada manusia. Sistem deep learning akan menangkap data berbentuk gambar MRI yang kemudian akan diproses. Pada penelitian sebelumnya, penggunaan model MobileNetV2 mampu mendapatkan hasil akurasi sebesar 88.64% dengan 30 epochs. Penggunaan model MobileNetV2 mampu berjalan dengan komputasi yang ringan tetapi model tersebut tidak dapat mengeneralisasi dengan baik model yang lebih berat untuk dataset yang lebih besar dan kompleks. Penggunaan model VGG16 dan Resnet diharapkan mampu memberikan akurasi yang lebih tinggi serta dapat digunakan untuk membaca dataset yang lebih kompleks dan lebih besar. Proses pengklasifikasian tumor otak terdiri dari empat kelas yaitu glioma tumor, meningioma tumor, pituitary tumor, no tumo. Hasil akhir penelitian model VGG16 mampu memberikan akurasi sebesar 96.07 % dan model Resnet mampu memberikan akurasi sebesar 87,52%.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Tumor Otak, Model VGG16, Model ResNet

1. PENDAHULUAN

Tumor otak merupakan masalah kesehatan yang berskala global dan dapat mempengaruhi semua usia, mulai dari anak-anak hingga orang dewasa. Gejala serta harapan hidup pasien sangat bergantung pada jenis, lokasi, dan ukuran tumor, serta faktor genetik dan lingkungan yang berperan dalam perkembangan penyakit ini. Pasien dengan tumor otak dapat mengalami berbagai gejala, seperti sakit kepala berkepanjangan, gangguan penglihatan, hilangnya koordinasi, perubahan perilaku, hingga pingsan [1]. Tumor adalah pertumbuhan sel yang tidak normal. Sel merupakan komponen dasar yang membentuk jaringan dan organ dalam tubuh.

Pada kasus tumor otak, sel-sel abnormal ini membentuk massa yang tumbuh di area sekitar otak, yang berpotensi mengganggu fungsi otak [2]. Tumor otak terbagi menjadi dua jenis: tumor otak primer dan sekunder. Tumor otak primer berasal dari sel-sel otak yang mengalami perubahan tidak normal dan tumbuh secara tidak terkendali. Sebaliknya, tumor otak sekunder merupakan tumor yang berasal dari kanker di bagian tubuh lain yang menyebar ke otak. Kasus tumor otak di dunia terus meningkat setiap tahun, dengan sekitar 300 kasus baru per tahun di Indonesia. Tumor otak tidak hanya menyerang orang dewasa tetapi juga anak-anak yang masih muda. Banyak orang cenderung mengabaikan gejala yang disebabkan oleh tumor otak.

Untuk mengklasifikasikan jenis tumor otak, dokter biasanya menggunakan metode biopsi atau pengamatan langsung. Namun, prosedur ini memerlukan waktu cukup lama, yaitu sekitar 10-15 hari untuk analisis laboratorium, dan memiliki risiko kesalahan. Karena itu, penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam deep learning bisa menjadi solusi tambahan yang membantu dokter mengklasifikasikan dan mendiagnosis jenis tumor otak dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah[3].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma deep learning yang sering digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan data gambar digital. CNN merupakan arsitektur DL yang terinspirasi oleh cara kerja persepsi visual alami makhluk hidup. Popularitas CNN berasal dari kemampuannya dalam merepresentasikan dan mempelajari objek pada gambar serta mempelajari berbagai representasi data. CNN telah terbukti bermanfaat dalam berbagai tugas Computer Vision, termasuk di bidang pencitraan medis. CNN adalah pilihan utama untuk tugas klasifikasi gambar karena tidak memerlukan pengumpulan fitur gambar secara manual—CNN dapat menghasilkan fitur secara otomatis.

CNN terdiri dari beberapa lapisan, seperti Image Input Layer, 2D Convolution Layer, ReLU Layer, Pooling Layer, Fully Connected Layer, Softmax Layer, dan Classification Layer. Efektivitas CNN bergantung pada susunan lapisan tersebut dan parameter di Convolutional Layer. CNN berpotensi menjadi solusi untuk mempercepat penanganan dini pada pasien dengan tumor otak dan membantu tenaga medis dalam mendiagnosis kondisi tumor pada pasien[4].

Residual Network-50 (ResNet-50) adalah salah satu struktur jaringan saraf tiruan yang sangat dalam dan telah membawa perubahan besar dalam pengenalan gambar.

Dalam aplikasinya, penggabungan kemampuan Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengekstraksi fitur relevan dengan keunggulan arsitektur mendalam ResNet-50 memungkinkan model untuk memahami fitur kompleks dan abstrak dalam gambar dengan lebih baik. Kombinasi ini membuat sistem mampu mengidentifikasi berbagai jenis tumor otak pada citra MRI secara lebih akurat, yang berpotensi meningkatkan diagnosis dini dan mendukung pengobatan yang lebih efektif untuk penyakit tersebut[5].

Sedangkan, VGG16 adalah model convolutional neural network yang merupakan pengembangan dari model AlexNet. Berbeda dengan AlexNet yang menggunakan ukuran kernel besar, VGG16 menggunakan kernel berukuran 3x3. Pada arsitektur ini, citra melewati sejumlah convolutional layer yang menggunakan filter kecil berukuran 3x3. VGG-16 memiliki total 16 layer, terdiri dari 13 convolutional layer dan 3 fully connected layer. Jaringan ini cukup besar, dengan sekitar 138 juta parameter. Struktur VGG-16 diawali oleh convolutional layer, diikuti oleh max pooling, kemudian fully connected layer, dan akhirnya menuju lapisan output.

Pada convolutional layer dan fully connected layer, model ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU [6]. CNN dipilih karena kemampuannya memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lain dalam mengelola objek dan mendeteksi pergerakan wajah. CNN dirancang khusus untuk menjalankan berbagai tugas, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi, menjadikannya unggul dalam pengenalan objek. Dengan menggunakan algoritma deep learning ini, sistem dapat menganalisis data medis secara efisien dan akurat, yang sangat membantu dalam deteksi dini kelainan. Hal ini penting karena dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas pengobatan[7].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Sejumlah penelitian terbaru telah menunjukkan perkembangan yang signifikan dalam klasifikasi tumor otak menggunakan CNN. Arsitektur seperti VGG-16 dan ResNet memberikan hasil akurasi yang tinggi, yang mana memperkuat minat dalam penerapan teknologi ini untuk diagnosis otomatis di bidang kesehatan. Pada penelitian [8] menggunakan model arsitektur *MobilenetV2* memberikan hasil akurasi 88.64%, nilai loss 0.3424. Selain itu, hasil nilai precision menghasilkan 90% dan nilai recall 89% dengan 30 epochs. Dengan nilai tersebut dapat terbukti untuk klasifikasi penyakit daun teh. Pada bagian grafik akurasi dan *training* menunjukkan bahwa sudah *good fit* tetapi untuk hasil akurasi masih bisa ditingkatkan. Penggunaan model lain memungkinkan dapat meningkatkan hasil akurasi. Hal ini dikarenakan setiap model memberikan keunggulan dan kekurangan masing-masing.

Pada penelitian [9] memberikan kesimpulan bahwa penggunaan model *MobilenetV2* menghasilkan akurasi yang rendah pada tugas klasifikasi yang lebih kompleks dibandingkan dengan model yang lebih besar seperti ResNet atau VGG-16. Penggunaan dataset pencitraan yang beresolusi tinggi akan menghasilkan akurasi yang rendah jika menggunakan model *MobilenetV2*. Tetapi jika menggunakan model ResNet dan VGG-16 maka hasil akurasi akan bernilai lebih tinggi. Selanjutnya penelitian [10]

menyebutkan bahwa penggunaan model MobilenetV2 efektif untuk melakukan tugas yang memerlukan komputasi yang ringan tetapi model tersebut tidak dapat menggeneralisasi dengan baik model yang lebih berat untuk dataset yang lebih besar dan kompleks. Untuk mengatasi hal tersebut maka penggunaan model ResNet atau VGG-16 dapat membaca dan menangkap pola yang rumit dengan lebih baik.

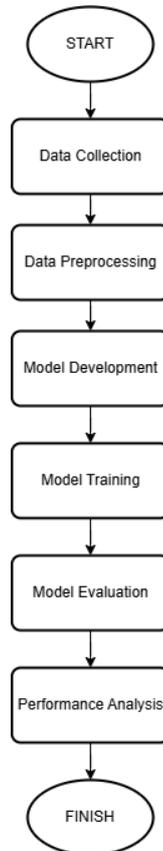
Pada penelitian [11] disebutkan bahwa model VGG16 memiliki struktur jaringan yang teratur dan menggunakan lapisan convolusi bertingkat, sehingga membuatnya dapat dengan mudah ditransfer ke berbagai aplikasi medis, termasuk deteksi tumor otak menggunakan MRI. Selain itu, penggunaan model VGG16 mampu memberikan akurasi yang tinggi dalam deteksi dan klasifikasi gambar medis karena mampu menangkap detail gambar dengan baik. Hal tersebut mampu digunakan untuk mendeteksi kasus adanya tumor otak. Keunggulan menggunakan model ResNet disebutkan dalam penelitian [12], [13] bahwa ResNet mampu mencapai kedalaman ratusan lapisan tanpa kehilangan performanya. Hal ini dikarenakan ResNet menggunakan *skip connection*, yang memungkinkan informasi dari lapisan sebelumnya tetap terpelihara. Selain itu ResNet menunjukkan performa terbaik dalam kompetisi seperti ImageNet dan COCO. ResNet mampu memberikan keseimbangan antara kedalaman dan efisiensi, sehingga mengatasi berbagai tugas dengan akurasi yang tinggi.

Diharapkan dengan melakukan klasifikasi tumor otak dengan model CGG16 dan ResNet mampu memberikan hasil akurasi yang tinggi karena dilihat dari keunggulannya yang dapat menangkap detail gambar dengan baik. Hal yang sama terhadap penggunaan model Resnet, yang mana mampu mencapai kedalaman ratusan lapisan tanpa kehilangan performanya dan menghasilkan akurasi yang tinggi. Penggunaan kedua model tersebut bertujuan untuk meningkatkan lagi akurasi dari penelitian sebelumnya yang memakai model MobileNetV2 menghasilkan akurasi 88.64%. Peningkatan akurasi bertujuan guna membantu mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit tumor otak di bidang medis.

3. METODE PENELITIAN

Tahap awal pada penelitian ini yaitu mengumpulkan dan menganalisis data yang diperlukan. Sehingga nantinya data tersebut dapat diolah dan proses melalui metode CNN. Kemudian data yang sudah didapat akan dilakukan proses *preprocessing*, yaitu proses untuk mengubah data yang mentah menjadi data yang mudah dipahami dan digunakan. Tahap selanjutnya yaitu model *development*, tahap ini peneliti menentukan arsitektur model yang ingin digunakan untuk memproses data yang telah dipilih. Kemudian dari arsitektur model yang telah dipilih, selanjutnya model tersebut akan mempelajari pola dari data untuk melakukan klasifikasi. Hasil akhir berupa persentase akurasi dan *loss* yang optimal. Kemudian ketika hasil akhir telah dicapai maka dapat dilakukan evaluasi model. Evaluasi ini bertujuan untuk membantu menilai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi. Tahap terakhir yaitu menganalisis performa, tahapan ini bertujuan untuk mengevaluasi seberapa baik model yang sudah dilatih dalam

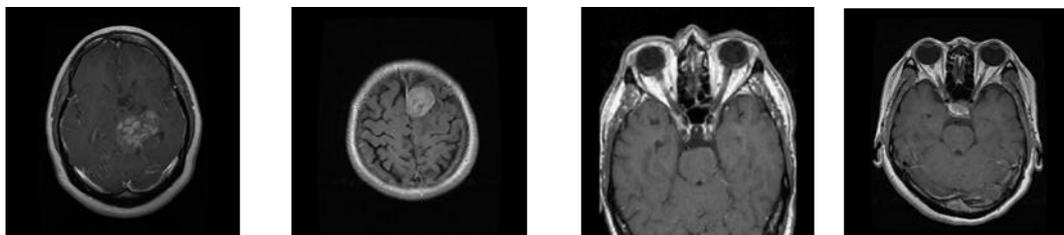
mengklasifikasikan data baru dan memahami kualitas hasil klasifikasi. Flowchart Alur Metode Penelitian ditampilkan pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Flowchart Alur Metode Penelitian

3.1. Dataset

Dataset berupa citra MRI yang terdiri dari empat kelas: glioma, meningioma, pituitary, dan non-tumor. Data akan dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji.



Gambar 2. Brain Tumor Dataset

Pada gambar 2, dari baris pertama paling kiri merupakan jenis tumor otak glioma tumor, kemudian gambar disampingnya merupakan tumor otak jenis meningioma tumor, disampingnya lagi ada gambar dengan jenis tumor otak pituitary tumor dan baris terakhir adalah otak dengan tidak adanya jenis tumor atau no tumor.

3.2. Preprocessing Data

Langkah ini meliputi normalisasi, *resizing*, dan augmentasi data (*horizontal flip*, *zooming*, dan penyesuaian *brightness*) untuk mengurangi risiko *overfitting* yang ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Augmentation Data

Augmentation Technique	Value
zoom range	0,2
horizontal flip	true
Brightness	

3.3 Model Arsitektur

VGG16 adalah sebuah model yang terdiri dari 13 *convolutional layers* dan 3 *fully connected layers* yang telah terbukti efektif untuk tugas klasifikasi gambar [14]. Selain itu arsitektur ResNet adalah model dengan arsitektur residual yang memungkinkan penggunaan jaringan lebih dalam tanpa mengalami masalah *gradient vanishing* [15].

3.4 Analisis Model

Evaluasi akan dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1 score. Performa model diuji melalui confusion matrix dan classification report untuk menilai kemampuan klasifikasi tiap kelas.

3.5 Analisis Data

Menggunakan grafik akurasi dan loss untuk data pelatihan dan validasi, serta analisis perbedaan performa antar kelas dengan teknik confusion matrix.

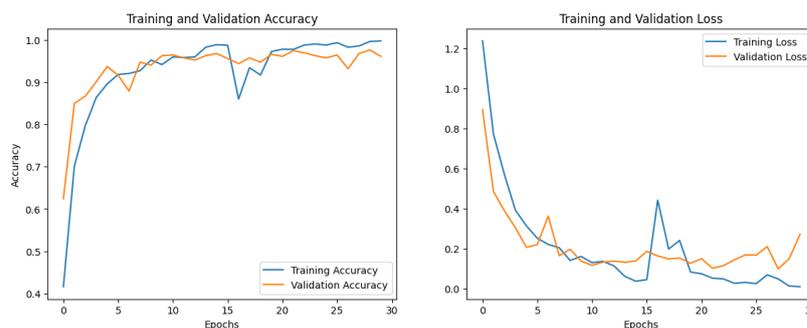
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, dilakukan dua jenis uji untuk memverifikasi hasil dari model yang digunakan. Pengujian pertama menggunakan model VGG16 dan pengujian kedua menggunakan model ResNet. Dari dua model yang diuji untuk penelitian, tingkat ketepatan yang berbeda didapatkan. Tingkat ketepatan dapat dilihat di tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan tingkat akurasi model

Model	Akurasi	Waktu
VGG16	96.07%	582 detik
ResNet	87.52%	598 detik

Juga terdapat perbedaan dalam grafik akurasi dan loss dari kedua model yang diuji. Grafik akurasi dan loss penting untuk mengetahui seberapa baik performa model dan pola pembelajaran. Grafik ini menjelaskan bagaimana model beradaptasi dengan data pelatihan dan seberapa baik model dapat menerapkan pengetahuan tersebut pada data baru yang tidak terlihat sebelumnya. Dengan melihat grafik akurasi dan loss, kita bisa menilai apakah model sudah mencapai keseimbangan antara pelatihan dan validasi, atau malah mengalami overfitting atau underfitting. Gambar 3 menunjukkan grafik penelitian model VGG16, sedangkan Gambar 4 menunjukkan grafik penelitian model Resnet.



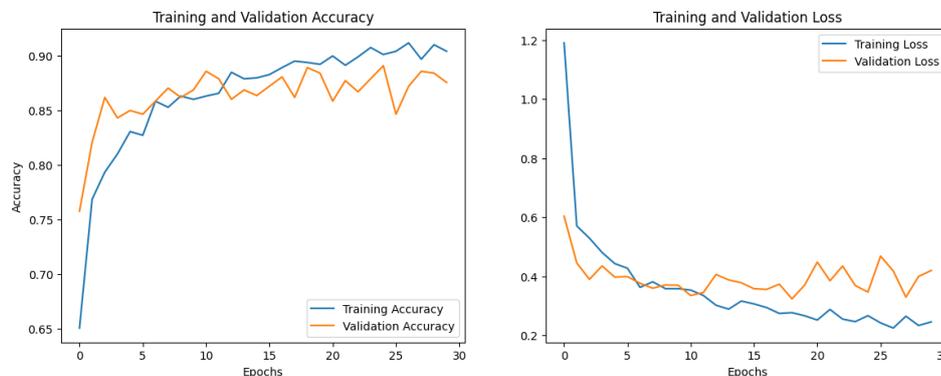
Gambar 3. Grafik akurasi dan loss VGG16

Pada gambar 3, grafik menunjukkan bagaimana model VGG16 berperforma selama 30 epoch dalam proses training dan validasi, diukur dengan akurasi dan loss. Grafik di sebelah kiri menunjukkan tingkat ketepatan model untuk data pelatihan dan validasi, sedangkan grafik di sebelah kanan menampilkan nilai kesalahan (loss) untuk keduanya. Pada grafik akurasi, akurasi data training naik tajam di awal pelatihan, hampir mencapai 100% dalam beberapa epoch. Sementara itu, nilai validasi juga naik secara signifikan, walaupun sedikit lebih rendah daripada nilai latihan. Perbedaan kecil antara kedua akurasi ini menandakan bahwa model dapat belajar dengan baik dari data training, tetapi ada sedikit tanda-tanda overfitting yang masih dalam batas wajar.

Pada model VGG16, beberapa lapisan kustom ditambahkan di atas struktur dasar VGG16 untuk meningkatkan kemampuan klasifikasinya. Model menggunakan Global Average Pooling 2D sebagai pengganti lapisan fully connected standar untuk menurunkan dimensi output dan membantu mengekstraksi fitur dengan lebih efektif. Lapisan fully connected ditambahkan dengan 1024 neuron dan fungsi aktivasi ReLU untuk memperkuat model dalam mempelajari pola yang lebih kompleks dari fitur yang diekstraksi oleh VGG16. Selain itu, penurunan dengan probabilitas 50% digunakan untuk mengurangi risiko overfitting dengan mematikan separuh neuron secara acak selama pelatihan. Sebuah lapisan kedua padat dengan 512 neuron digunakan untuk menghubungkan lapisan input dan lapisan output. Hal ini membantu model untuk lebih baik dalam menangkap pola-pola data. Lapisan output akan memiliki jumlah neuron yang sesuai dengan jumlah kelas. Mereka akan menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menentukan probabilitas setiap kelasnya. Untuk meningkatkan kemampuan model dalam belajar dari data baru, empat lapisan terakhir dari model dasar VGG16 dibuka agar dapat dilatih ulang (`trainable = True`). Membuka lapisan terakhir ini memungkinkan model untuk

menyesuaikan bobot dari lapisan tersebut. Ini memungkinkan model menjadi lebih baik dalam beradaptasi dengan dataset yang berbeda dari data yang digunakan untuk pre-trained VGG16.

Pada grafik loss, nilai loss untuk data training dan validasi menurun secara signifikan di awal epoch dan cenderung stabil pada nilai yang sangat rendah setelah sekitar epoch ke-10. Namun, ada fluktuasi pada loss validasi setelah epoch ke-10, menandakan ketidakstabilan dalam kemampuan model untuk menggeneralisasi data yang tidak terlatih. Nilai loss validasi yang sedikit lebih tinggi dan berfluktuasi dibandingkan loss training menunjukkan kemungkinan overfitting, meskipun pengaruhnya masih cukup kecil. Secara umum, model VGG16 menunjukkan hasil yang bagus dengan tingkat keakuratan yang tinggi pada data pelatihan dan validasi. Jika diperlukan, tanda-tanda overfitting kecil dapat diatasi dengan teknik regulasi tambahan seperti dropout atau early stopping, agar model dapat lebih baik menggeneralisasi pada data baru.



Gambar 4. Grafik akurasi dan loss model ResNet

Pada gambar 4, grafik menunjukkan hasil model ResNet yang ditraining selama 30 epoch. Grafik di sebelah kiri menunjukkan bagaimana akurasi berubah pada data training dan validasi. Sementara grafik di sebelah kanan menunjukkan nilai loss (kesalahan) untuk training dan validasi sepanjang jumlah epoch. Pada grafik akurasi, terlihat bahwa tingkat kebenaran data latihan terus meningkat sampai mencapai sekitar 90%. Akurasi validasi meningkat meskipun ada fluktuasi antar epoch, menunjukkan variasi. Meskipun tingkat keakuratan validasi hampir sama dengan tingkat keakuratan saat pelatihan, ada sedikit perbedaan yang menandakan kemungkinan adanya overfitting. Ini menunjukkan bahwa model baik dalam memahami data pelatihan, tetapi kurang optimal dalam menerapkannya ke data validasi.

Pada grafik loss, terlihat bahwa nilai loss untuk data training dan validasi menurun cepat di awal epoch dan tetap rendah seiring epoch bertambah. Ini menunjukkan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan dalam memprediksi data pelatihan dan data validasi. Namun, di era terbaru, nilai kehilangan validasi cenderung lebih tinggi dan lebih berubah-ubah daripada kehilangan pelatihan, yang menunjukkan bahwa model mungkin sudah mulai terlalu sesuai dengan data pelatihan. Secara keseluruhan, model ResNet bekerja dengan baik dengan tingkat akurasi training dan validasi yang tinggi. Namun, perlu diwaspadai risiko overfitting agar model dapat bekerja dengan baik saat menerima data

baru. Untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi, lapisan khusus juga ditambahkan di atas model dasar ResNet. Pertama, hasil dari model dasar diolah menggunakan Global Average Pooling 2D untuk mengurangi dimensi output dan mengekstraksi fitur secara efisien. Selanjutnya, kita menambahkan lapisan dense dengan 1024 neuron dan menggunakan fungsi aktivasi ReLU agar model dapat mempelajari fitur-fitur yang kompleks. Setelah itu, dropout dengan peluang 30% digunakan sebagai aturan untuk mengurangi kemungkinan overfitting. Pada akhirnya, lapisan tebal dengan neuron sesuai dengan jumlah kelas dan aktivasi softmax diperkenalkan sebagai lapisan terakhir untuk mengeluarkan probabilitas klasifikasi untuk setiap kelas.

Hasil dari pengujian kedua model ditampilkan melalui confusion matrix. Confusion matrix ini digunakan untuk menilai seberapa akurat klasifikasi tumor otak yang dilakukan. Penilaian model ini menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score pada data latih dan uji. Setiap metrik ini memberikan informasi yang berbeda tentang seberapa baik model dalam mengelompokkan data dan membantu menemukan bagian yang perlu diperbaiki untuk hasil yang lebih baik.

	precision	recall	f1-score	support
glioma_tumor	0.72	0.67	0.69	159
meningioma_tumor	0.68	0.47	0.56	169
no_tumor	0.55	0.60	0.58	81
pituitary_tumor	0.71	0.94	0.81	176
accuracy			0.68	585
macro avg	0.67	0.67	0.66	585
weighted avg	0.68	0.68	0.67	585

Gambar 5. Classification report VGG16

Gambar 5 menunjukkan laporan klasifikasi hasil dari model klasifikasi, yang menunjukkan matrix evaluasi untuk setiap kelas. Presisi untuk kelas tumor glioma adalah 0,72, yang berarti 72% prediksi kelas ini tepat. Namun, ingat untuk kelas yang lebih rendah (0,67), yang artinya model tidak bisa mengenali semua sampel dari kelas tumor glioma. Kelas tumor meningioma memiliki hasil yang buruk dengan akurasi 0.68 dan sensitivitas 0.47, menunjukkan bahwa model kesulitan dalam mengenali dan mengelompokkan kelas ini secara tepat. Untuk kelas tanpa tumor, meskipun tingkat ketepatan mencapai 0.55, tingkat ketepatan sebesar 0.60 menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengidentifikasi kasus-kasus dari kelas ini, walaupun masih ada ruang untuk peningkatan. Kelas tumor pituitary memiliki hasil yang baik dengan tingkat ketepatan sebesar 0.71 dan tingkat keberhasilan sebesar 0.94. Ini menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi kelas ini dengan baik, meskipun ada beberapa prediksi yang salah. Secara total, model memiliki akurasi 68%, artinya model ini cukup baik. Namun, performa model kurang optimal terutama untuk kelas meningioma tumor. Rata-rata nilai macro avg dan weighted avg menunjukkan bahwa model memiliki nilai precision, recall, dan f1-score yang seimbang di semua kelas, namun masih dapat ditingkatkan untuk beberapa kelas tertentu.

	precision	recall	f1-score	support
no_tumor	0.88	0.94	0.91	159
pituitary_tumor	0.92	0.68	0.78	169
glioma_tumor	0.89	0.94	0.92	81
meningioma_tumor	0.84	0.98	0.90	176
accuracy			0.88	585
macro avg	0.88	0.88	0.88	585
weighted avg	0.88	0.88	0.87	585

Gambar 6. Classification report ResNet

Gambar 6 di atas menunjukkan hasil laporan klasifikasi, yang mencerminkan kinerja model klasifikasi dengan menggunakan metrik seperti presisi, recall, f1-score, dan dukungan untuk setiap kelas. Presisi menghitung seberapa akurat model dalam mengelompokkan sampel ke dalam kelas tertentu. Nilai 0.88 untuk no_tumor menunjukkan bahwa 88% prediksi untuk kelas ini benar. Recall adalah cara untuk menilai seberapa baik model menemukan semua sampel dari suatu kelas. Untuk kelas pituitary_tumor, recall yang lebih rendah (0.68) menunjukkan bahwa model kurang efektif dalam mendeteksi tumor pituitari. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall, memberikan gambaran umum tentang keseimbangan keduanya, dengan nilai tertinggi 0.92 pada kelas glioma_tumor, menunjukkan performa yang baik di kelas tersebut. Support menampilkan jumlah sampel sebenarnya untuk setiap kelas, yang digunakan untuk menghitung metrik lainnya. Secara keseluruhan, model memiliki tingkat ketepatan 88%, tetapi ada ketidakseimbangan antara beberapa kelas, di mana kelas pituitary_tumor merupakan yang paling sulit diprediksi, karena memiliki tingkat recall yang lebih rendah. Nilai rata-rata dari macro avg dan weighted avg mencerminkan rata-rata precision, recall, dan f1-score untuk semua kelas, yang memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model.

5. KESIMPULAN

Dalam uji coba model klasifikasi dengan VGG16 dan ResNet, keduanya berhasil dengan baik karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada data pelatihan dan pengujian. Meskipun model VGG16 menunjukkan sedikit tanda overfitting, tetapi masih dapat diatasi dengan menggunakan teknik regulasi tambahan seperti dropout. Model ResNet memiliki tingkat keakuratan yang tinggi, namun ada fluktuasi pada loss validasi yang menunjukkan kemungkinan adanya overfitting pada data pelatihan. Perbandingan performa kedua model melalui confusion matrix dan classification report menunjukkan bahwa model VGG16 memiliki kinerja lebih baik dalam beberapa kelas, contohnya glioma tumor, sedangkan ResNet lebih efektif dalam mendeteksi pituitary tumor. Namun, ada beberapa kelas khusus, seperti tumor meningioma, yang tidak menunjukkan kinerja yang optimal.

Dengan nilai presisi, recall, dan F1-score yang berbeda antar kelas, penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun tingkat akurasi secara keseluruhan cukup tinggi (88%), masih terdapat ketidakseimbangan dalam kemampuan model untuk mengklasifikasikan beberapa jenis tumor. Fokus penelitian selanjutnya bisa ditingkatkan di kelas-kelas yang lebih sulit, contohnya meningioma dan tumor pituitary. Hal ini dapat dilakukan dengan mencoba berbagai metode tambahan untuk data, menyesuaikan model yang sudah ada, atau menggunakan struktur model yang lebih kompleks untuk meningkatkan kinerja pada data baru.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Castleman, Kenneth R., 2004, *Digital Image Processing*, Vol. 1, Ed.2, Prentice Hall, New Jersey.
- [2] Gonzales, R., P. 2004, *Digital Image Processing (Pemrosesan Citra Digital)*, Vol. 1, Ed.2, diterjemahkan oleh Handayani, S., Andi Offset, Yogyakarta.
- [3] Wyatt, J. C, dan Spiegelhalter, D., 1991, *Field Trials of Medical Decision-Aids: Potential Problems and Solutions*, Clayton, P. (ed.): *Proc. 15th Symposium on Computer Applications in Medical Care*, Vol 1, Ed. 2, McGraw Hill Inc, New York.
- [4] Yusoff, M, Rahman, S.,A., Mutalib, S., and Mohammed, A. , 2006, Diagnosing Application Development for Skin Disease Using Backpropagation Neural Network Technique, *Journal of Information Technology*, vol 18, hal 152-159.
- [5] Wyatt, J. C, Spiegelhalter, D, 2008, Field Trials of Medical Decision-Aids: Potential Problems and Solutions, *Proceeding of 15th Symposium on Computer Applications in Medical Care*, Washington, May 3.
- [6] Prasetya, E., 2006, Case Based Reasoning untuk mengidentifikasi kerusakan bangunan, *Tesis*, Program Pasca Sarjana IlmuKomputer, Univ. GadjahMada, Yogyakarta.
- [7] Ivan, A.H., 2005, *Desain target optimal, Laporan Penelitian Hibah Bersaing, Proyek Multitahun*, Dikti, Jakarta.
- [8] M. N. Winnarto, M. Mailasari, dan A. Purnamawati, "KLASIFIKASI JENIS TUMOR OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTURE MOBILENET V2," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 13, no. 2, 2022.
- [9] M. Rybczak dan K. Kozakiewicz, "Deep Machine Learning of MobileNet, Efficient, and Inception Models," *Algorithms*, vol. 17, no. 3, Mar 2024, doi: 10.3390/a17030096.
- [10] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, dan L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," Jan 2018, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1801.04381>
- [11] D. Santos, "Brain Tumor Detection using the VGG-16 Model: A Deep Learning Approach," 14 Agustus 2023. doi: 10.20944/preprints202308.0983.v1.
- [12] S. A. Hasanah, A. A. Pravitasari, A. S. Abdullah, I. N. Yulita, dan M. H. Asnawi, "A Deep Learning Review of ResNet Architecture for Lung Disease Identification in CXR Image," 1 Desember 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app132413111.

- [13] M. Shafiq dan Z. Gu, "Deep Residual Learning for Image Recognition: A Survey," 1 September 2022, *MDPI*. doi: 10.3390/app12188972.
- [14] D. Santos, "Brain Tumor Detection using the VGG-16 Model: A Deep Learning Approach," 14 Agustus 2023. doi: 10.20944/preprints202308.0983.v1.
- [15] S. A. Hasanah, A. A. Pravitasari, A. S. Abdullah, I. N. Yulita, dan M. H. Asnawi, "A Deep Learning Review of ResNet Architecture for Lung Disease Identification in CXR Image," 1 Desember 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app132413111.