
KLASIFIKASI JENIS TUMOR OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTURE MOBILENET V2

Monikka Nur Winnarto

Fakultas Teknik dan Informatika, Program Studi Sistem Informasi Kampus Kota Pontianak

Universitas Bina Sarana Informatika

Email: monikka.mnt@bsi.ac.id

Mely Mailasari

Fakultas Teknik dan Informatika, Program Studi Sistem Informasi

Universitas Bina Sarana Informatika

Email: mely.myl@bsi.ac.id

Annida Purnamawati

Fakultas Teknik dan Informatika, Program Studi Sistem Informasi Kampus Kota Yogyakarta

Universitas Bina Sarana Informatika

Email: annida.npr@bsi.ac.id

ABSTRAK

Tumor Otak merupakan penyakit mematikan yang menempati urutan ke-10 sebagai penyebab kematian baik pada pria maupun wanita. Angka mortalitas (jumlah kematian) akibat tumor otak adalah 4,25 per 100.000 penduduk per tahun. Tumor pada otak dapat dideteksi melalui pemeriksaan Magnetic Resonance Imaging (MRI). Dengan mengolah citra yang dihasilkan oleh alat MRI dapat dikembangkan metode pendeteksian tumor otak yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tumor otak. Klasifikasi jenis tumor otak sangat penting bagi pasien dalam peningkatan perawatan. Dengan perawatan yang tepat, perencanaan, dan diagnosa yang akurat akan dapat meningkatkan harapan hidup pasien Tumor Otak. Klasifikasi menggunakan pemrosesan gambar tradisional telah secara bertahap digantikan oleh *Deep Learning* salah satunya adalah *Convolutional Neural Network*. *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur CNN *MobileNetV2*. *MobileNetV2* memiliki score akurasi cukup tinggi, jumlah *training parameters* dan *model size* yang kecil namun memiliki performa yang baik. Tahapan penelitian berupa pengumpulan data, data *preprocessing*, klasifikasi, evaluasi dan implementasi. Arsitektur *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi jenis tumor otak dengan baik yang dibuktikan dengan hasil akurasi sebesar 88.64%, nilai loss 0.3424, pada Confusion Matrik yang menunjukkan hasil klasifikasi yang benar lebih banyak daripada hasil klasifikasi yang salah dan dari 32 citra sample yang terlihat sejumlah 28 citra terdeteksi sesuai (benar).

Kata kunci: Klasifikasi, Tumor Otak, CNN, MobileNet V2

ABSTRACT

Brain tumor is a deadly disease that ranks 10th as a cause of death in both men and women. The mortality rate (number of deaths) due to brain tumors is 4.25 per 100,000 population per year. Tumors in the brain can be detected through magnetic resonance imaging (MRI). By processing the image generated by the MRI tool, a brain tumor detection method can be developed that is able to detect and classify brain tumors. Classification of brain tumor types is very important for patients in improving care. With the right treatment, planning, and accurate diagnosis will be able to increase the life expectancy of Brain Tumor patients. Classification using traditional image processing has been gradually replaced by Deep Learning, one of which is Convolutional Neural Network. Convolutional Neural Network (CNN) uses the CNN MobileNetV2

architecture. MobilenetV2 has a fairly high accuracy score, a number of training parameters and a small model size but has good performance. The stages of the research are data collection, data preprocessing, classification, evaluation and implementation. The MobileNetV2 architecture is able to classify brain tumor types well as evidenced by the results of an accuracy of 88.64%, a loss value of 0.3424, on the Confusion Matrix which shows more correct classification results than incorrect classification results and from 32 sample images that show a total of 28 detected images appropriate (correct).

Keywords: Classification, Brain Tumor, CNN, MobileNet V2

1. PENDAHULUAN

Tumor Otak merupakan penyakit mematikan yang menempati urutan ke-10 sebagai penyebab kematian baik pada pria maupun Wanita [1]. Angka mortalitas (jumlah kematian) akibat tumor otak adalah 4,25 per 100.000 penduduk per tahun. Deteksi dini tumor otak dan klasifikasi jenis tumor otak akan sangat membantu bagi pasien dalam peningkatan perawatan, karena sifat tumor dapat menyebar dan menyerang ke jaringan lain dapat diantisipasi dengan cepat. Dengan perawatan yang tepat, perencanaan, dan diagnosa yang akurat akan dapat meningkatkan harapan hidup pasien Tumor Otak.

Tumor pada otak dapat dideteksi melalui pemeriksaan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Setelah pasien menjalani proses pemeriksaan, dokter spesialis radiologi akan menganalisis dan mengambil kesimpulan dari citra yang dihasilkan oleh alat medis tersebut. Salah satu kelebihan dari menggunakan MRI ini adalah dapat mengamati diferensiasi pada jaringan lunak seperti jaringan “white matter” dan “gray matter” yang dapat dibedakan oleh citra MRI secara jelas. Dengan mengolah citra yang dihasilkan oleh alat MRI dapat dikembangkan metode pendeteksian tumor otak yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tumor otak. Klasifikasi jenis tumor otak sangat penting bagi pasien dalam peningkatan perawatan. Dengan perawatan yang tepat, perencanaan, dan diagnosa yang akurat akan dapat meningkatkan harapan hidup pasien Tumor Otak. Dalam beberapa tahun terakhir, klasifikasi menggunakan pemrosesan gambar tradisional telah secara bertahap digantikan oleh *Deep Learning* salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* [2]. *Convolutional Neural Network* (CNN) telah banyak digunakan dalam masalah klasifikasi citra [3].

Pada tahun 2020, Ainani dkk menggunakan 421 citra dengan pembagian 208 citra untuk mengklasifikasikan berdasarkan tipe tumor otak dan 413 untuk mengklasifikasikan tumor otak berdasarkan ukuran tumor menggunakan ekstraksi fitur texture GLCM dan klasifikasi SVM menghasilkan akurasi sebesar 76% [4].

Fajar, dkk (2019) melakukan ekstraksi fitur, yang bertujuan untuk proses klasifikasi citra tumor otak, antara citra otak normal dengan abnormal dengan menggunakan metode naive bayes. Didapatkan 41 citra yang kemudian menjadi 39 dataset hasil ekstraksi fitur dengan 2 class, normal sebanyak 20 data dan abnormal 19 data. Hasil penghitungan didapatkan nilai class normal sebesar 0.513 dan class abnormal sebesar 0.487 nilai akurasi penghitungan sebesar 84.17% [5].

Arti Gujar, Prof. C. M. Meshram (2018) melakukan klasifikasi citra untuk deteksi kelainan tahap awal dengan menggunakan pengklasifikasi jaringan saraf dan bercak tumor dilakukan dengan segmentasi citra. Pola pengenalan dilakukan dengan menggunakan saraf probabilistik jaringan dengan fungsi dan pola basis radial nantinya ditandai dengan bantuan curvelet diskrit cepat transformasi dan analisis fitur haralick. Dari sebuah percobaan, sistem membuktikan bahwa itu memberikan yang lebih baik akurasi klasifikasi dengan berbagai tahapan pengujian sampel dan memakan lebih sedikit waktu untuk proses [6].

Yousaf, dkk (2020) melakukan klasifikasi jenis tumor otak Glioma Tumor ke dalam derajat tinggi (HGG) dan derajat rendah (LGG) menggunakan menggunakan ekstraksi ROI dan Fitur Radiomic Tekstur, Statistik dan Bentuk dengan metode KNN, SVM, DT dan RF dengan akurasi tertinggi adalah 76% yang diperoleh dari metode Random Forest (RF) [7].

Saraswathi Vishlavath dan Deep Gupta (2019) mengklasifikasikan jenis tumor otak menggunakan Dataset tumor otak sejumlah 3064 Gambar T1 dengan kontras yang ditingkatkan dari 233 pasien dengan tiga jenis tumor otak dimana Meningioma (708), Glioma (1426) dan Hipofisis (930) menggunakan RF-PCA memperoleh akurasi validasi sebesar 88.72% dan 85.56% [8].

Zhang, dkk (2018) mengklasifikasikan berbagai jenis glioma bermutu tinggi menggunakan T1-weighted MR menggunakan random forest untuk membedakan WHO Grade III dan Grade IV gliomas, dengan mengekstrak fitur diskriminatif berdasarkan tambalan 3D menggunakan 96 gambar MRI dari pasien yang didiagnosis dengan glioma tingkat tinggi intra-operasi dan memperoleh sensitivitas (SEN), spesifisitas (SPE) dan akurasi (ACC), yaitu 75,86%, 34,21% dan 59,38% [9].

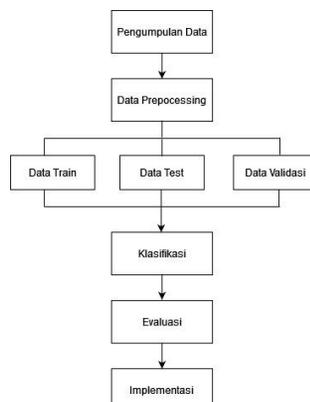
Penelitian [10] melakukan klasifikasi penyakit daun teh dengan menggabungkan tiga Arsitektur CNN yaitu *GoogleNet*, *Xception* dan *Inception-Resnet-V2* dimana semua arsitektur menggunakan data test dan data validasi yang sama dengan fungsi aktivasi ReLu dan *Batch Size* sejumlah 10. 4272 citra digunakan dengan perbandingan data *training*, *testing* dan *validation* sebesar 80% 10% dan 10% dan menghasilkan akurasi sebesar 89,64%.

Penelitian [11] melakukan klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV2. MobileNetV2 disesuaikan untuk mendeteksi tiga jenis penyakit buah tomat. Algoritma MobileNetV2 diuji pada 4.671 citra yang diperoleh dari kumpulan data PlantVillage. Performa klasifikasi terbaik diperoleh saat MobileNetV2 dilatih menggunakan Adagrad dengan ukuran batch 16 dengan learning rate 0,001 dan pembagian data rasio 4:1 antara pelatihan dan pengujian memberikan kinerja klasifikasi yang paling akurat. Hasil menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mendeteksi penyakit dengan hasil akurasi 95,94%.

Dari beberapa penelitian yang telah dilakukan MobileNetV2 dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang baik dan berdasarkan beberapa permasalahan yang terjadi, pada penelitian ini *Covolutional Neural Network* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* diusulkan untuk melakukan klasifikasi jenis tumor otak ke dalam 4 kelas yaitu Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor dan Pituitary Tumor.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan terdiri dari pengumpulan dataset, data *preprocessing*, pembagian dataset, perancangan model klasifikasi dan hasil klasifikasi [12]. Penelitian ini melibatkan penyelidikan perlakuan pada parameter atau variabel dan menggunakan tes yang dikendalikan oleh peneliti itu sendiri, dengan metode penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Tahap pertama yaitu pengumpulan data citra yang akan digunakan. Dataset yang digunakan merupakan dataset citra MRI *brain tumor* atau tumor otak. Dataset diperoleh dari Kaggle (<https://www.kaggle.com/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri>). Dataset tumor otak berisi data MRI yang terdiri dari 3167 citra tumor otak yang terdiri dari 4 kelas citra jenis tumor otak diantaranya Glioma Tumor, Meningioma Tumor, Tanpa Tumor dan Pituitary. Dengan mengolah citra tumor otak menggunakan metode CNN *MobileNetV2* dapat membantu tenaga medis dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak dari keempat kelas tersebut tanpa harus dilakukan secara manual sehingga akan menghemat waktu dan biaya.

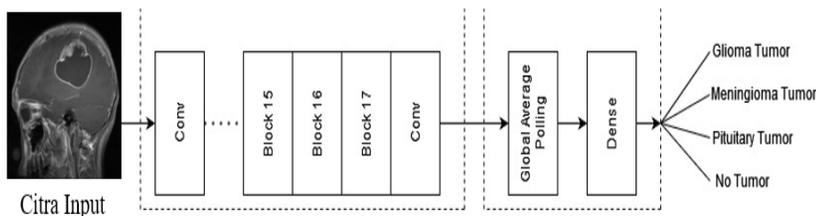
2.2. Data Preprocessing

Tahap persiapan atau data *preprocessing* adalah mengolah data asli agar data siap digunakan pada model klasifikasi. Data *preprocessing* pada penelitian ini adalah merubah ukuran citra menjadi ukuran 224x224 piksel sesuai dengan ukuran standar citra inputan pada Arsitektur *MobileNetV2* sehingga semua citra memiliki ukuran yang sama. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian untuk dimasukkan kedalam model klasifikasi dengan perincian pembagian data adalah 80% data *train* yaitu data yang digunakan untuk melatih model klasifikasi, 10% data validasi yaitu data yang digunakan untuk memvalidasi model klasifikasi untuk menghindari terjadinya *overfitting* dan 10% data *test* yaitu data yang digunakan untuk menguji ketepatan model klasifikasi.

2.3. Klasifikasi

Setelah proses data *preprocessing* selanjutnya adalah proses klasifikasi citra menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan teknik *transfer learning*. Menurut [13] teknik transfer learning dapat memecahkan masalah keterbatasan data dengan menggunakan *Pre-trained* untuk melatih model pada dataset yang sedikit. Pada tahap ini terdapat dua langkah, langkah pertama adalah ekstraksi fitur dan langkah kedua adalah klasifikasi citra. Pada Proses ekstraksi fitur menggunakan *MobileNetV2* yang telah dilatih sebelumnya oleh *ImageNet* sebagai ekstraktor fitur. Selanjutnya untuk proses klasifikasi menggunakan lapisan konvolusi 1x1 *Global Average Polling* dan lapisan Dense dengan aktivasi *Softmax*. Menurut [14] parameter di *fully connecter layer* memperlambat kecepatan pelatihan jaringan untuk training dan membuat mudah *overviting*. Oleh sebab itu digunakan *Global Average Polling* untuk menghasilkan satu peta fitur pada setiap kategori klasifikasi yang langsung memasukkan ke lapisan softmax [15]. Aktivasi Softmax digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap 4 kelas jenis tumor otak yaitu kelas Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor dan Pituitary Tumor.

Berikut adalah Arsitektur *MobileNetV2* yang diusulkan



Gambar 2. Model *MobileNetV2* yang diusulkan

Berikut adalah *model summary MobileNetV2*.

Tabel 1. Tabel Model Summary MobileNetV2

Input	Operator	t	c	n	s
224x224x3	conv2d	-	32	1	2
112x112x32	bottleneck	1	16	1	1
112x112x16	bottleneck	6	24	2	2
56x56x24	bottleneck	6	32	3	2
28x28x32	bottleneck	6	64	4	2
14x14x64	bottleneck	6	96	3	1
14x14x96	bottleneck	6	160	3	2
7x7x160	bottleneck	6	320	1	1
7x7x320	conv2d 1x1	-	1280	1	1
7x7x1280	globalavgpoll	-	1280	1	-
1x1x1280	dense	-	6	-	-

- 1) Memasukkan citra input dengan resolusi 224x224 pada arsitektur *MobileNetV2*. Resolusi ini merupakan resolusi standar dari arsitektur *MobileNetV2*. Setiap baris menjelaskan 1 urutan atau lebih lapisan identik yang diulang sebanyak (n) kali. Lapisan pertama dari setiap urutan memiliki langkah (s).
- 2) Pada *Linear Residual Block (Bottleneck)* terdiri dari 3 lapisan Konvolusi yaitu *Expansion Layer*, *Depthwise Convolution* dan *Projection Layer*. *Ekspansi layer* merupakan konvolusi 1x1 yang bertujuan untuk memperluas jumlah saluran data sebelum masuk ke *depthwise convolution* sehingga *ekspansi layer* memiliki lebih banyak saluran keluaran (c) daripada saluran masukan, seberapa banyak data yang diperluas diberikan oleh *factor ekspansi* (t) dan *factor ekspansi* (t) memiliki default 6. *Depthwise convolution* melakukan penyaringan apapun yang penting pada tahap jaringan ini. Lapisan *Projection* mengembalikan data menjadi semula atau lebih kecil.
- 3) Resolusi *Output* dari jaringan dasar berupa citra 7x7x1280. Ukuran citra ini akan masuk ke dalam Pengklasifikasian pertama menggunakan *Global Average Polling* untuk mengurangi ukuran dari 7x7 menjadi 1x1.
- 4) Pada lapisan dense dengan *activation softmax* akan melakukan klasifikasi empat kelas jenis tumor otak yaitu Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor dan Pituitary Tumor.

Selanjutnya dilakukan pelatihan dan pengujian. Pada proses pelatihan, nilai parameter yang diinisialisasi adalah menggunakan *categorical crossentropy* dikarenakan melakukan klasifikasi multiclass dengan *optimizer adam*, *batch size* dengan nilai 32 dan jumlah *epoch* adalah 30. Nilai *batch size* dan jumlah *epoch* yang memberikan akurasi optimum ditentukan melalui eksperimen. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan pelatihan menggunakan beberapa nilai *batch size* dan jumlah *epoch* sehingga diperoleh hasil akurasi tertinggi. Setelah proses pelatihan selesai dilakukan, selanjutnya adalah menguji apakah model mampu melakukan klasifikasi citra sesuai dengan kelasnya.

2.4. Evaluasi

Penentuan baik atau tidaknya performa suatu model klasifikasi dapat dilihat dari parameter pengukuran performanya, yaitu tingkat akurasi, sensitivitas, dan presisi. Untuk menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matriks yang biasa disebut *confusion matrix*. *Confusion matrix* mengandung nilai: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya positif (P) dan seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya negative (N).

2.5. Implementasi

Hasil penelitian diimplementasikan dalam bentuk *website*. Pembuatan *website* menggunakan *framework flask* yang merupakan *web framework* dari Bahasa pemrograman *python*. Model yang telah didapatkan dari proses pelatihan akan dimasukkan ke dalam fungsi dari *framework flask* dimana model ini akan digunakan dalam proses klasifikasi pada *website*. Proses klasifikasi dilakukan dengan memasukkan satu atau lebih citra jenis tumor otak dan sistem akan menghasilkan klasifikasi sesuai dengan kelasnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

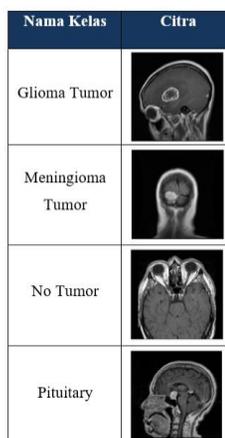
3.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan merupakan dataset citra MRI *brain tumor* atau tumor otak. Dataset diperoleh dari Kaggle (<https://www.kaggle.com/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri>). Dataset tumor otak berisi data MRI yang terdiri dari 3167 citra tumor otak yang terdiri dari 4 kelas citra jenis tumor otak diantaranya Glioma Tumor, Meningioma Tumor, No Tumor dan Pituitary Tumor.

Tabel 2. Jumlah Citra pada Setiap Kelas

No	Nama Kelas	Jumlah
1	Glioma Tumor	926 Citra
2	Meningioma Tumor	937 Citra
3	No Tumor	396 Citra
4	Pituitary Tumor	901 Citra

Berikut sample dataset citra jenis tumor otak



Gambar 3. Dataset Tumor Otak

3.2. Data Preprocessing

Data *preprocessing* pada penelitian ini adalah merubah semua ukuran citra menjadi ukuran 224x224 piksel. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian untuk dimasukkan kedalam model klasifikasi dengan perincian pembagian data adalah 80% data *train*, 10% data validasi dan 10% data *test*.

Spesifikasi pembagian data adalah sebagai berikut:

Tabel 3. Pembagian Data

No	Jenis Data	Presentase	Jumlah
1	<i>Train</i>	80%	2565
2	Validasi	10%	285
3	<i>Test</i>	10%	317
Jumlah			3167

3.3. Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* sebagai klasifikasi jenis tumor otak. Pada tahap awal penelitian melakukan uji coba terhadap Optimizer. Uji coba yang dilakukan berupa pengujian metode menggunakan Optimizer Adam dan RMSProp.

Tabel 4. Pengujian Terhadap Optimizer

Data	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Time
	Train	Validasi	Test						
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	64	10	83.60%	0.4217	881ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	RMSProp	64	10	83.60%	0.44.22	920ms/step

Berdasarkan hasil uji coba pada penentuan Optimizer dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan, nilai loss terendah dan waktu tercepat yaitu dengan menggunakan optimizer adam. Kemudian nilai tersebut akan digunakan untuk percobaan selanjutnya yaitu menentukan *batch size*. Nilai *batch size* ditentukan dengan melakukan uji coba dengan memasukkan nilai *batch size* 32, 64 dan 128.

Berikut adalah hasil percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai batch size.

Tabel 5. Pengujian Terhadap Batch Size

Data	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Time
	Train	Validasi	Test						
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	32	10	83.91%	0.4078	802ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	64	10	83.60%	0.4217	881ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	128	10	82%	0.4854	748ms/step

Berdasarkan uji coba pada nilai batch size dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan yaitu dengan nilai *batch size* 32. Kemudian nilai tersebut akan digunakan untuk percobaan selanjutnya yaitu untuk menentukan jumlah *epoch* optimum. Dengan nilai *batch size* berdasarkan percobaan sebelumnya.

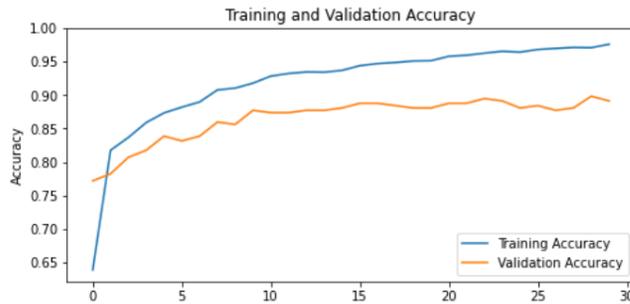
Berikut adalah hasil percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan jumlah epoch.

Tabel 6. Pengujian Terhadap Epoch

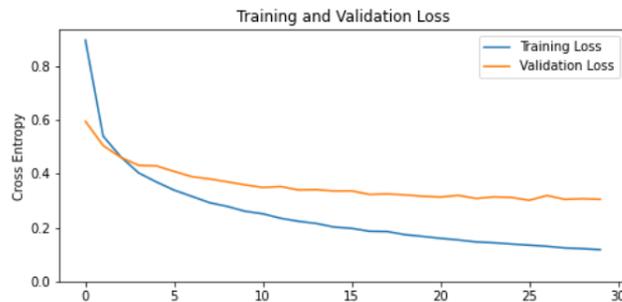
Data	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Time
	Train	Validasi	Test						
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	32	10	83.91%	0.4078	802ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	32	30	88.64%	0.3424	793ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	32	50	88.01%	0.5322	811ms/step
Tumor Otak	80%	10%	10%	Adam	32	100	88.31%	0.3719	803ms/step

Berdasarkan uji coba pada jumlah *epoch* dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan yaitu dengan jumlah epoch 30. Berdasarkan percobaan, hasil terbaik dari penelitian ini adalah menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan pembagian data meliputi 80% *train*, 10% validasi dan 10% *test*, menggunakan *optimizer* “adam” dengan nilai *batch size* adalah 32 dan jumlah *epoch* adalah 30 yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 88.64%.

Berikut adalah grafik akurasi dan *loss* train dan validasi:



Gambar 4. Akurasi Train dan Validasi

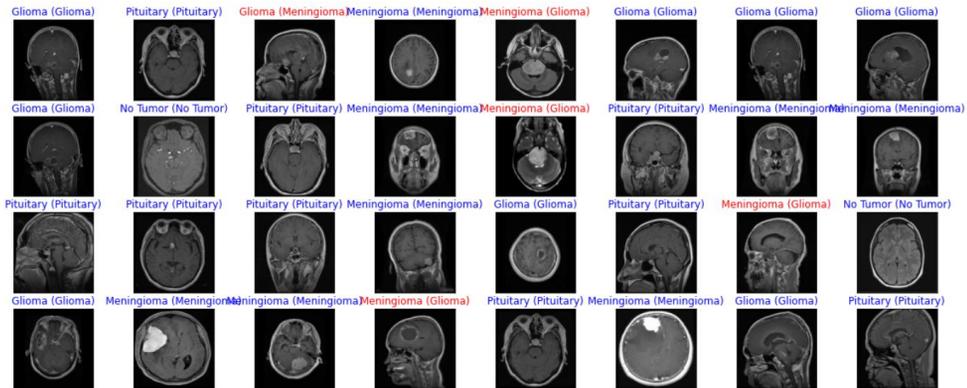


Gambar 5. Akurasi Loss

Pada gambar diatas akurasi training ditunjukkan dengan garis warna biru dan akurasi validasi ditunjukkan dengan garis warna kuning pada gambar Training dan Validasi Accuracy. Training loss ditunjukkan dengan garis warna biru dan validasi loss ditunjukkan dengan garis warna kuning pada tabel Training dan Validasi Loss. Hasil akurasi (warna biru dan kuning) gambar Training dan Validasi Accuracy menunjukkan bahwa model yang digunakan bagus apabila mendekati angka 1 dengan kata lain semakin tinggi angkanya maka hasilnya semakin baik. Sebaliknya untuk nilai loss (warna biru dan kuning) gambar Training dan Validasi Loss, semakin kecil angkanya mendekati nol maka hasil semakinnya bagus.

Pada gambar 4 grafik akurasi training dan validasi semakin naik dan mendekati angka 1 sedangkan pada gambar 5 untuk grafik *loss* training dan validasi semakin menurun mendekati

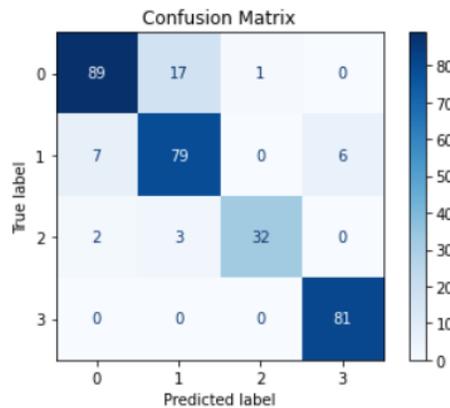
angka 0 yang menunjukkan bahwa model yang digunakan adalah *good fit* dan tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting* sehingga model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis tumor otak. Selanjutnya hasil klasifikasi dapat diketahui melalui pengujian menggunakan data *test*. Gambar 9 menunjukkan hasil klasifikasi jenis tumor otak menggunakan *MobileNetV2*.



Gambar 6. Hasil pengujian

3.4. Evaluasi

Proses evaluasi dengan menggunakan Confusion Matriks dan *Classification Report*. Beberapa nilai di dalam *confusion matrix* yaitu: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya positif (P) dan seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya *negative* (N). *Classification Report* dapat menunjukkan akurasi, *recall* dan *precision*.



Gambar 7. Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.83	0.87	107
1	0.80	0.86	0.83	92
2	0.97	0.86	0.91	37
3	0.93	1.00	0.96	81
accuracy			0.89	317
macro avg	0.90	0.89	0.89	317
weighted avg	0.89	0.89	0.89	317

Gambar 8. Classification Report

3.5. Implementasi

Pada proses implementasi dihasilkan sebuah *website* menggunakan *framework flask* yang merupakan framework Bahasa pemrograman *python*, *website* ini digunakan untuk klasifikasi jenis tumor otak. Klasifikasi jenis tumor otak menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNetV2 menghasilkan sebuah model dengan format hdf5. Model yang dihasilkan akan digunakan dalam proses klasifikasi jenis tumor otak pada *website* yang dibangun.



Gambar 9. Halaman Index

Hasil penelitian diimplementasikan dalam bentuk *website*. Pembuatan *website* menggunakan *framework flask* yang merupakan *web framework* dari Bahasa pemrograman *python*. Model yang telah didapatkan dari proses pelatihan akan dimasukkan ke dalam fungsi dari *framework flask* dimana model ini akan digunakan dalam proses klasifikasi pada *website*.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Implementasi arsitektur *MobileNetV2* menggunakan teknik *transfer learning*. Pada Proses ekstraksi fitur menggunakan *MobileNetV2* yang telah dilatih sebelumnya oleh *ImageNet* sebagai fitur *ekstraktor*. Pada proses klasifikasi menggunakan lapisan konvolusi 1x1 *Global Average Pooling* dan lapisan Dense dengan aktivasi *Softmax* untuk klasifikasi jenis tumor otak.
- 2) Klasifikasi jenis tumor otak menghasilkan nilai akurasi sebesar 88.64%, nilai precision 90% dan nilai recall 89%. Nilai yang dihasilkan membuktikan bahwa arsitektur ini terbukti mampu digunakan untuk klasifikasi penyakit daun teh.
- 3) Metode *MobileNetV2* yang digunakan dapat secara otomatis melakukan ekstraksi citra dibandingkan dengan metode klasifikasi citra yang digunakan sebelumnya dimana harus melakukan ekstraksi citra secara tersendiri selain itu metode juga lebih efisien terutama untuk memori dan kompleksitas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. N. Deeksha, M. Deeksha, A. V. Girish, A. S. Bhat, and H. Lakshmi, "Classification of Brain Tumor and its types using Convolutional Neural Network," *2020 IEEE Int. Conf. Innov. Technol. INOCON 2020*, pp. 1–6, 2020, doi: 10.1109/INOCON50539.2020.9298306.
- [2] S. Lee, C. Wu, and S. Chen, "Development of Image Recognition and Classification Network Written for presentation at the 2018 ASABE Annual International Meeting Sponsored by ASABE," pp. 2–9, 2018.

- [3] S. H. Lee, C. S. Chan, S. J. Mayo, and P. Remagnino, “How deep learning extracts and learns leaf features for plant classification,” *Pattern Recognit.*, vol. 71, pp. 1–13, 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2017.05.015.
- [4] A. S. Febrianti, T. A. Sardjono, and A. F. Babgei, “Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Image dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *J. Tek. ITS*, vol. 9, no. 1, 2020, doi: 10.12962/j23373539.v9i1.51587.
- [5] F. Akbar, A. N. Rais, I. A. Sobari, R. A. Zuama, and B. Rudiarto, “Analisis Performa Algoritma Naive Bayes Pada Deteksi Otomatis Citra Mri,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 37–42, 2019, doi: 10.33480/jitk.v5i1.586.
- [6] A. Gujar and P. C. M. Meshram, “Brain Tumor Extraction using Genetic Algorithm,” pp. 33–39.
- [7] S. Yousaf, S. M. Anwar, H. RaviPrakash, and U. Bagci, “Brain Tumor Survival Prediction using Radiomics Features,” pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2009.02903>.
- [8] V. Saraswathi and D. Gupta, “Classification of Brain Tumor using PCA-RF in MR Neurological Images,” *2019 11th Int. Conf. Commun. Syst. Networks, COMSNETS 2019*, vol. 2061, pp. 440–443, 2019, doi: 10.1109/COMSNETS.2019.8711010.
- [9] L. Zhang, H. Zhang, I. Rekik, Y. Gao, Q. Wang, and D. Shen, *Malignant brain tumor classification using the random forest method*, vol. 11004 LNCS. Springer International Publishing, 2018.
- [10] M. R. R. Allaam and A. T. Wibowo, “KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) Program Studi Sarjana Informatika Fakultas Informatika Universitas Telkom Bandung,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 1153–1189, 2021.
- [11] Luqman Hakim, Z. Sari, and H. Handhajani, “Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 379–385, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3001.
- [12] D. Krisnandi *et al.*, “Diseases Classification for Tea Plant Using Concatenated Convolution Neural Network,” *CommIT (Communication Inf. Technol. J.)*, vol. 13, no. 2, pp. 67–77, 2019, doi: 10.21512/commit.v13i2.5886.
- [13] A. Beikmohammadi and K. Faez, “Leaf Classification for Plant Recognition with Deep Transfer Learning,” *Proc. - 2018 4th Iran. Conf. Signal Process. Intell. Syst. ICSPIS 2018*, pp. 21–26, 2018, doi: 10.1109/ICSPIS.2018.8700547.
- [14] J. Hang, D. Zhang, P. Chen, J. Zhang, and B. Wang, “Classification of plant leaf diseases based on improved convolutional neural network,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 19, pp. 1–14, 2019, doi: 10.3390/s19194161.
- [15] G. Kang, K. Liu, B. Hou, and N. Zhang, “3D multi-view convolutional neural networks for lung nodule classification,” *PLoS One*, vol. 12, no. 11, pp. 1–21, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0188290.

