



JURNAL RESTI

(Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)

Vol. 5 No. x (2021) x - x

ISSN Media Elektronik: 2580-0760

Klasifikasi Citra Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Data Augmentasi

Dhimas Yuannugra Pratama¹, Anisa Dewi Anggraeni², Yufis Azhar³

¹Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang

²Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang

³Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang

¹email, ²email*, [Times New Roman 9] *for corresponding author

Abstract

Tumor otak merupakan salah satu penyakit yang paling mematikan di dunia. Penyakit tumor otak dapat menyerang pada orang dewasa maupun anak-anak, kelangsungan hidupnya bergantung pada jenis tumor yang diderita dengan berdasarkan letak tumor, tekstur, dan bentuknya. Dari hal tersebut apabila dilakukan pengklasifikasian tumor otak yang kurang tepat akan menimbulkan akibat yang fatal, dimana pengidentifikasian jenis dan tingkatan tumor yang benar pada tahap awal merupakan hal yang sangat esensial karena perlu adanya perencanaan perawatan yang tepat untuk meningkatkan kualitas hidup pasien penderita tumor otak. Banyaknya data dengan berbagai jenis tumor otak, menggunakan teknik secara manual membutuhkan rentan waktu yang lama dan kemungkinan besar menyebabkan *human error*. Maka dari itu dibutuhkan suatu sistem diagnosis yang canggih. Dalam penelitian ini di terapkan metode CNN untuk menyelesaikan permasalahan mengenai klasifikasi tumor otak, dengan mengimplementasikan model yang berisi beberapa lapisan, sehingga model tersebut akan dilakukan evaluasi terhadap tiga jenis kumpulan data, serta menambahkan Data Augmentasi untuk pengolahan data gambar yang digunakan untuk memodifikasi gambar sehingga komputer akan mendeteksi gambar yang telah diubah tersebut adalah gambar yang berbeda, dan data augmentasi dapat meningkatkan akurasi dari model CNN yang sudah dilatih. Hasil yang diperoleh akan dapat memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

Keywords: *Brain Tumor, Classification, Convolutional Neural Network, Deep Learning*

1. Introduction

Penyakit tumor otak adalah pertumbuhan milyaran sel-sel otak yang tidak dapat terkendali dan tidak wajar (abnormal) yang berada di dalam ataupun di sekitaran bagian otak [1]. Jenis tumor yang mayoritas dijumpai yaitu Glioma dan memiliki tingkat kematian yang paling tinggi dibandingkan dengan jenis tumor yang lainnya, penderita Glioma sebanyak 6 kasus 100.000 pasien per tahunnya [2].

Pada rutinitas sehari-hari ahli radiologi umumnya masih mengidentifikasi dengan bermacam-macam cara untuk pendeteksian secara dini pada tumor otak, salah satunya dengan anatomi citra kesehatan yaitu *X-Ray*, *Computer Tomography* (CT), dll. *X-Ray* masih memiliki mutu yang rendah yang menyebabkan sedikitnya informasi yang didapatkan, sedangkan *Computer Tomography* (CT) lebih tepatnya digunakan

untuk mengamati perubahan pada struktur sebuah tulang.

Pemetaan citra penyakit tumor otak merupakan informasi yang sangat dibutuhkan untuk dokter sebagai perencanaan perawatan, tetapi dengan dilakukannya pemetaan secara manual harus membutuhkan waktu yang lama, maka pemetaan secara otomatis diperlukan dalam penyelesaian permasalahan waktu dan informasi yang didapatkan. Namun tidak hanya memerlukan pemetaan tetapi diperlukan sebuah model yang dapat memberikan hasil klasifikasi gambar dan analisa suatu data tersebut.

Deep Learning (DL) merupakan sub bagian dari *Machine Learning multilayer neural networks* yang belajar dari sejumlah data. Dan *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu jenis dari neural network yang dapat diimplementasikan ke dalam data image, serta dapat mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah

image. Dengan dilakukannya klasifikasi pendeteksi tumor dokter dapat mengambil keputusan dengan cepat sesuai dengan jenis tumor otak yang diderita oleh pasien. Agar tidak menimbulkan suatu masalah dan proses yang cepat maka, menggunakan *deep learning* dengan suatu metode yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN).

Data augmentasi (DA) adalah skema untuk lebih meningkatkan kinerja CNN dan mencegah over-fitting. Penggunaan DA sangat cocok ketika data pelatihan terbatas atau sulit untuk dikumpulkan. DA yang kompleks, meskipun merupakan skema augmentasi yang kuat, secara komputasi mahal dan memakan waktu untuk diterapkan. Pilihan yang layak adalah menerapkan DA generik karena secara komputasi tidak mahal dan mudah diimplementasikan[6].

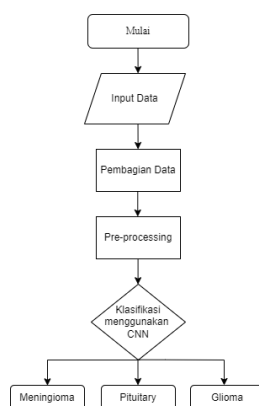
Penelitian tentang klasifikasi penyakit tumor otak telah banyak dilakukan sebelumnya. Pada penelitian yang berjudul “*Classification of Brain Tumors from MRI Images Using a Convolutional Neural Network*”. Pada penelitian tersebut, peneliti membuat arsitektur model baru dan melakukan *10-fold cross-validation method* dimana mendapatkan nilai akurasi sebesar 96,56% [4].

Pada penelitian yang berjudul “*Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images*”. Peneliti mengusulkan metode *Enhanced Convolutional Neural Networks* (ECNN) dengan menggunakan Algoritma BAT untuk metode segmentasinya. Metode yang diusulkan mendapatkan nilai akurasi 92% [5].

Pada penelitian ini, akan membahas tentang pengembangan yang akan dilakukan untuk meningkatkan sebuah kinerja secara efektif yang dilihat dari sisi akurasi ataupun waktu dalam pengerjaan dari metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam melakukan pengklasifikasian penyakit tumor otak.

2. Research Method

Metodologi yang akan diproyeksikan untuk pengklasifikasian tumor otak dalam tomografi otak adalah berikut:



Gambar (1). Flowchart pekerjaan yang diusulkan

Memproyeksikan skema baru memiliki tujuan untuk menghasilkan suatu sistem pengklasifikasian secara

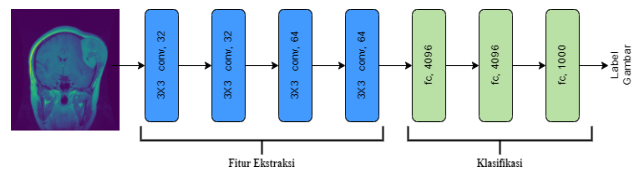
akurat. Pendekatan telah diilustrasikan pada Gambar.1. Dengan teknik yang terdiri dari beberapa langkah. Gambar yang digunakan didapatkan dari dataset yang digunakan pada penelitian ini. Serta diterapkan data augmentasi yang dimana merupakan suatu teknik manipulasi untuk menghasilkan performa citra yang optimal.

2.1 Algoritma Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur sangat berperan dalam klasifikasi citra, kinerja klasifikasi sendiri tergantung dengan fitur dari gambar, dalam penelitian ini menggunakan fitur mendalam dan fitur buatan yang akan diekstraksi untuk pengklasifikasian citra. Fitur-fitur mendalam diekstraksi dari jaringan saraf mendalam yang sudah dilatih sebelumnya (yaitu, VGG19). Model untuk mengekstrak fitur-fitur dari sebuah gambar.

2.1.1 VGG19

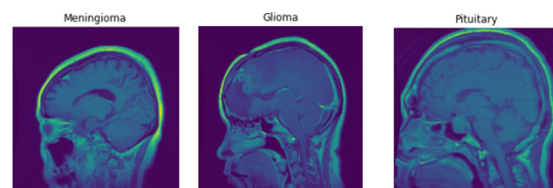
Pada penelitian ini jaringan saraf convolutional yang terdiri dari 4 lapisan konvolusi dan VGG 19 dilatih berdasarkan data ImageNet. Dengan menggunakan metode ini sangat populer untuk klasifikasi gambar karena, dalam penggunaan terdapat filter 3 x 3 di setiap lapisan konvolusi. Arsitektur VGG 19 ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar (2). Arsitektur VGG 19

2.2 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah “Brain Tumor Image Dataset” yang diperoleh dari website Kaggle.com (<https://www.kaggle.com/de-nizkavil/brain-tumor>). Yang dimana dataset tersebut terdapat 3064 data citra *Magnetic resonance imaging* (MRI) tumor otak. Data citra terbagi menjadi 3 kelas yaitu, *Meningioma* (708 gambar), *Glioma* (1426 gambar), dan *Pituitary* (930 gambar). Pada penelitian ini, data akan dibagi menjadi 3 bagian yaitu 70% data *train*, 15% data uji, dan 15% data validasi. Berikut contoh gambar dari dataset yang digunakan.



Gambar (3). BrainTumor Datasets

3. Data Augmentasi

Proses augmentasi data dimana dalam proses tersebut dilakukan beberapa perubahan dan peningkatan jumlah data, dilakukannya proses augmentasi bertujuan supaya mendapatkan performa yang lebih optimal tanpa kehilangan inti dari data yang digunakan dengan melakukan rotate, flip, crop, dll. Dengan menerapkan parameter rescale yang dapat membagi nilai RGB dari 0-255 dengan 255, maka mendapatkan nilai RGB rentang 0-1, dan menerapkan metode `flow_from_directory` dari `ImageDataGenerator` agar bisa merubah data berupa raw image supaya dapat digunakan saat training dan testing data.

4. Performance Metrics

Sebuah efisiensi klasifikasi gambar menjadi tiga kelas dilihat berdasarkan Akurasi, Spesifikasi, Recall, Presisi, dan Skor-F1. Rumus untuk menghitung kinerja tersebut ditulis seperti berikut dalam persamaan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + TP + FP + FN)} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (5)$$

5. Results

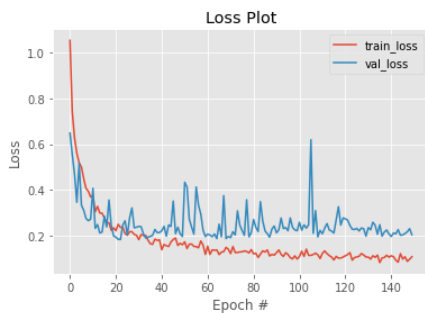
Dari penelitian yang dilakukan, terdapat hasil dari evaluasi performa setiap model (model 1. VGG19, model 2. CNN), serta terdapat plotting yang berupa grafik dari *loss* dan *accuracy* yang didapatkan dalam melakukan training data pada penelitian ini. Dan evaluasi gambar 1 dan model 2.

5.1 Evaluasi Model

Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
95%	95%	95%	95%

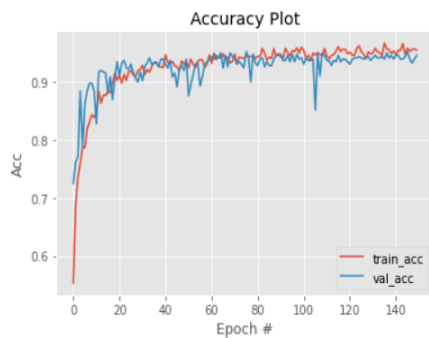
Tabel (1). Hasil Evaluasi Model 1 VGG19

Pada gambar diatas menunjukkan bahwa nilai dari evaluasi performa, model VGG19 mendapatkan nilai akurasi, presisi, penarikan (recall), dan F1-Score yang tinggi.



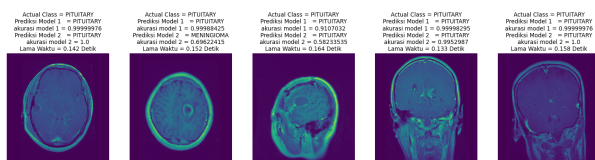
Gambar (4). Grafik Loss

Pada gambar tersebut memperlihatkan bahwa nilai *loss* dari proses pelatihan data menunjukkan grafik yang menurun sehingga dapat dikatakan pada proses pelatihan data cukup baik karena nilai *loss* dari proses pelatihan mendapatkan grafik menurun pada setiap rata-rata *epoch* nya.



Gambar (5). Grafik Akurasi

Pada gambar tersebut dapat dilihat bahwa, grafik dari akurasi pada saat proses melatih data. Pada grafik tersebut digambarkan bahwa akurasi yang didapatkan cukup stabil dalam proses melatih data. Akurasi yang didapatkan setelah proses pelatihan data adalah sebesar 95%.



Gambar (6). Evaluasi gambar

Pada gambar diatas merupakan salah satu hasil dari evaluasi gambar yang dilakukan dengan menggunakan 2 uji coba dengan masing-masing model yang digunakan dalam penelitian ini, dapat dilihat bahwa hasil dari setiap prediksi model 1 (VGG19) mendapatkan akurasi yang tinggi sehingga model tersebut akurat dibandingkan dengan model 2 yang memiliki akurasi yang rendah.

5.1 Skenario Perbandingan

Berikut merupakan tabel skenario yang dilakukan pada penelitian dengan membandingkan data yang di preprocessing menggunakan data augmentasi dan tidak menggunakan data augmentasi .

	Skenario 1	Skenario 2
H/W	CPU 16vCPU, 64 GB RAM, SSD hard drive 1 GPU	CPU 16vCPU, 64 GB RAM, SSD hard drive 1 GPU
Preprocessing	Menggunakan Data Augmentasi	Tidak menggunakan Data Augmentasi
Epoch #	150 epoch	150 epoch
Hasil	95%	46%

Tabel (2). Skenario pelaksanaan pelatihan

Dari tabel 2, menunjukkan bahwa skenario 1 yang menggunakan data augmentasi dalam preprocessing mendapatkan hasil 95% sedangkan yang tidak menggunakan data augmentasi hanya mendapatkan hasil sebanyak 46%. Dengan begitu augmentasi dapat meningkatkan akurasi dari model CNN yang sudah dilatih.

References

- [1] W. Mengqiao, Y. Jie, C. Yilei, and W. Hao, "The multimodal brain tumor image segmentation based on convolutional neural networks," *2017 2nd IEEE Int. Conf. Comput. Intell. Appl.*, pp. 336–339, 2017.
- [2] R. Riley, J. Murphy, and T. Higgins, "MRI imaging in pediatric appendicitis," *J. Pediatr. Surg. Case Reports*, vol. 31, no. January, pp. 88–89, 2018.
- [3] Dwi Kartini, Friska Abadi, and Triando Hamonangan Saragih, "Prediksi Tinggi Permukaan Air Waduk Menggunakan Artificial Neural Network Berbasis Sliding Window," *RESTI*, vol. 5, no. 1, pp. 39 - 44, Feb. 2021.
- [4] M. M. Badža and M. C. Barjaktarović, "Classification of brain tumors from mri images using a convolutional neural network," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 6, 2020, doi: 10.3390/app10061999.
- [5] M. M. Thaha, K. P. M. Kumar, B. S. Murugan, S. Dhanasekaran, P. Vijay Karthik, and A. S. Selvi, "Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images," *J. Med. Syst.*, vol. 43, no. 9, 2019, doi: 10.1007/s10916-019-1416-0.