

Penerapan Deep Learning Menggunakan VGG-16 untuk Klasifikasi Citra Glioma

Annisa Putri*, Benny Sukma Negara, Suwanto Sanjaya

Program Studi Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, UIN SUSKA Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹*11651203497@students.uin-suska.ac.id, ²bsnegara@uin-suska.ac.id, ³suwantosanjaya@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11651203497@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 13/05/2022; Accepted: 31/05/2022; Published: 30/06/2022

Abstrak—Salah satu dari jenis tumor otak pada manusia yaitu glioma. Glioma dianggap sebagai jenis tumor otak primer yang paling umum pada orang dewasa. Untuk menentukan Tindakan lanjutan yang akan dilakukan oleh dokter, grade dari glioma perlu diketahui terlebih dahulu. Glioma terbagi menjadi 3 grade. Untuk bisa membedakan grade dari glioma bisa dilakukan proses pengklasifikasian menggunakan deep learning dengan arsitektur CNN. Klasifikasi grade glioma menerapkan preprocessing Histogram Equalization (HE). Model pelatihan menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16. Pembagian data menggunakan split data dengan perbandingan 70% training 30% testing, 80 % traning 20% testing, dan 90% training 10 % testing. Hasil dari penelitian ini penggunaan data original memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan data yang menggunakan preprocessing HE pada pengujian batch size 16 dan split data 90% training 10% testing.

Kata Kunci: Glioma; Deep Learning; CNN; HE; VGG-16

Abstract—One of the types of brain tumors in humans is glioma. Glioma is considered to be the most common type of primary brain tumor in adults. To determine the follow-up action that will be carried out by the doctor, the level of glioma needs to be known first. Glioma is divided into 3 grades. To be able to distinguish grades from gliomas, a classification process can be carried out using deep learning with CNN architecture. Glioma grade classification applies Histogram Equalization (HE) preprocessing. The training model uses CNN with the VGG-16 architecture. data using split data with a comparison of 70% training 30% testing, 80% training 20% testing, and 90% training 10% testing. The results of this study using original data have better results compared to data using HE preprocessing on batch size 16 testing and split data 90% training 10% testing.

Keywords: Glioma; Deep Learning; CNN; HE; VGG-16

1. PENDAHULUAN

Salah satu dari jenis tumor otak pada manusia yaitu glioma. Glioma dianggap sebagai jenis tumor otak primer yang paling umum pada orang dewasa [1]. Menurut sistem penilaian World Health Organization (WHO), glioma didiagnosis dalam tingkat keparahan dari I hingga IV [2]. Glioma grade I bersifat jinak dan memiliki tekstur yang sangat mirip dengan sel normal, Grade II teksturnya sedikit berbeda, glioma grade III memiliki gambaran jaringan abnormal dan termasuk ganas sedangkan grade IV adalah kelainan jaringan yang paling parah atau bisa dikatakan stadium akhir dari glioma [1].

Dalam beberapa kasus yang rumit, tahap biopsi atau penetapan kelas dan jenis tumor menjadi pekerjaan yang membingungkan dan membosankan bagi dokter atau ahli radiologi [3]. Kasus-kasus tersebut memerlukan ahli untuk menganalisa tekstur tumor, melokalisasi tumor, menerapkan filter pada gambar jika diperlukan agar MRI menjadi lebih jelas dan akhirnya menyimpulkan tingkat dari tumor otak tersebut. Tahapan ini relatif menghabiskan waktu, oleh karena itu membutuhkan sistem Computer Aided Diagnosis (CAD) untuk mendeteksi dini tumor otak dalam waktu yang jauh lebih singkat tanpa campur tangan manusia [4]. Salah satu tahapan dalam mendiagnosa tingkat keparahan tumor otak glioma adalah klasifikasi grade glioma [5].

Sistem klasifikasi grade tumor glioma muncul sebagai alat yang efektif untuk mendukung para dokter agar dapat melakukan diagnosa dengan lebih cepat karena akan memainkan peran utama dalam pengobatan dan pemulihan pasien [6]. Sistem tersebut menggunakan gambar yang ditangkap oleh perangkat pencitraan Magnetic resonance imaging (MRI), yang banyak digunakan oleh ahli radiologi diagnostik otak [7]. Dalam beberapa tahun terakhir, beberapa penelitian telah diusulkan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tumor otak menggunakan MRI. MRI umumnya digunakan karena kualitas gambarnya yang unggul [7].

Saat ini metode yang paling populer dalam bidang computer vision termasuk klasifikasi citra adalah deep learning [4]. Dalam beberapa tahun terakhir, Deep Learning telah mencapai hasil yang luar biasa dalam berbagai Machine Learning Task [8]. Untuk klasifikasi gambar, Convolutional Neural Networks (CNN) telah terbukti sangat kuat, yang berhasil diterapkan di berbagai bidang seperti prediksi morfologi galaksi [9], pengembangan self driving pada mobil [10], deteksi wajah [11] dan juga sudah ada banyak sistem CAD yang menerapkan CNN untuk mendiagnosis penyakit [12].

Penelitian terkait yang menjadi landasan penerapan deep learning dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) modified untuk klasifikasi tumor otak yaitu seperti penelitian yang dilakukan oleh [4] mengklasifikasikan jenis tumor otak menjadi tiga yaitu meningioma, glioma, dan pituitary dan juga mengklasifikasi grade dari tumor glioma menjadi tiga kelas yaitu grade II, grade III, dan grade IV dengan akurasi masing-masing 96,13% dan 98,7%. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [13], dengan mengklasifikasi MRI tumor otak dengan menggunakan 4 arsitektur VGG, yaitu VGG-11, VGG-13, VGG-16 dan VGG-19. Pada penelitian ini

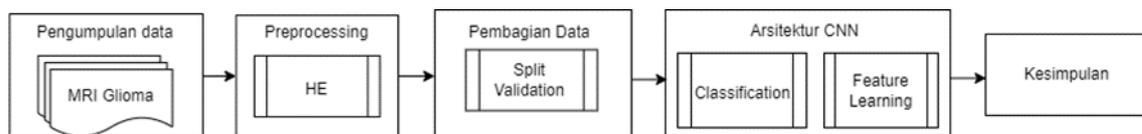
membuktikan bahwa transfer learning pada arsitektur VGG memiliki potensi yang baik untuk klasifikasi MRI kanker otak. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VGG-16 memiliki performa terbaik, dengan akurasi 96% untuk klasifikasi kanker otak.

Penelitian terkait selanjutnya yaitu oleh [14]. Penelitian ini mengklasifikasikan 3 jenis tumor otak menggunakan arsitektur VGG16 dan juga menggunakan feature extraction GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) dan mendapatkan akurasi 96.5%. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [15] menggunakan arsitektur CNN yang dimodifikasi dan memiliki 6 weight layer yang terdiri dari 4 lapisan konvolusi dan 2 fully-connected layers. Penelitian menggunakan preprocessing Histogram Equalization (HE) dan membandingkan akurasi antara citra menggunakan Histogram Equalization (HE) dan tidak menggunakan Histogram Equalization (HE). Hasil dari penelitian tersebut menyimpulkan bahwa menggunakan Histogram Equalization (HE) pada citra menghasilkan kinerja yang lebih baik dari 98,83% menjadi 99,8%.

Berdasarkan penelitian terkait diatas maka penelitian ini akan melakukan eksperimen future wrok yang dilakukan oleh [14] dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan asritektur VGG16 pada citra MRI tumor otak . pada penelitian tersebut mengatakan bahwa tumor otak bisa diklasifikasikan berdasarkan grade atau tingkat keparahan tumor tersebut. Penentuan grade dari tumor otak sangat penting karena berperan dalam menganalisa perkembangan tumor tersebut, menentukan tahap pengobatan dan pemulihan pasien tumor otak. Pada peneilitian ini, tumor otak yang akan diklasifikasikan berdasarkan grade yaitu tumor otak glioma yang berukuran 224 x 224. MRI Glioma diklasifikasi menjadi 3 kelas yaitu Grade II, Grade III dan Grade IV dan pada penelitian ini menambahkan Histogram Equalization (HE) pada preprocessingnya karena pada penelitian yang dilakukan oleh [16], menggunakan sebuah metode preprocessing untuk citra seperti Histogram Equalization (HE) dapat meningkatkan akurasi pada model CNN karena model dapat mengenali citra dengan lebih baik lagi dan mengurangi kesalahan pengenalan citra yang disebabkan oleh perubahan kondisi pencahayaan. Langkah pertama dilakukan preprocessing menggunakan Histogram Equalization (HE), kemudian hasil dari preprocessing dimasukkan kedalam arsitektur VGG16 dengan langkah awal fiture space dibentuk menggunakan beberapa filter konvolusi 3×3 dan kemudian dikurangi dengan pooling layer dalam satu blok. Operasi ini diulangi dengan jumlah filter konvolusi yang berbeda di blok berikutnya. Setelah sejumlah blok telah ditentukan, fully connected layer digunakan dengan fungsi aktivasi untuk mengklasifikasikan input yang diberikan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

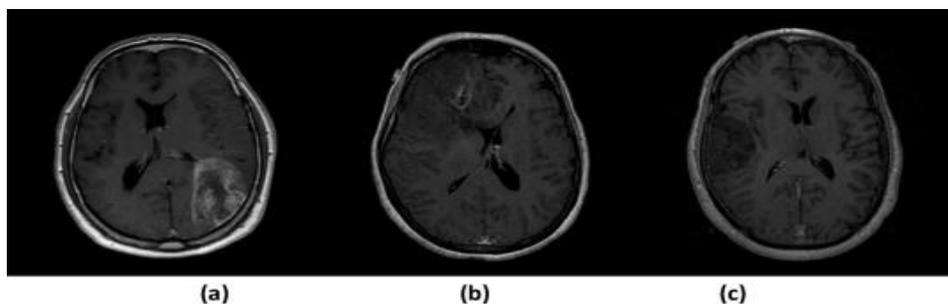
Tahapan yang dilakukan untuk melakukan klasifikasi citra MRI Grade Glioma terdiri dari 5 tahapan utama yaitu pengumpulan data, preprocessing data, pembagian data, arsitektur CNN dan kesimpulan seperti ditunjukkan dalam Gambar 1:



Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

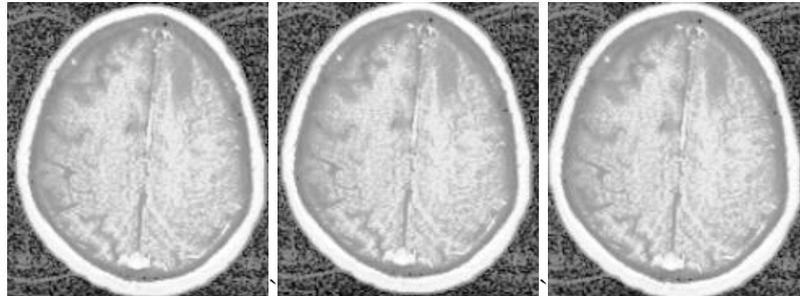
Tahapan pengumpulan data pada penelitian ini yaitu mencari data MRI tumor glioma yang didapatkan dari TCIA (The Cancer Image Archive) public access repository, Repository of Molecular Brain Neoplasia Data (REMBRANDT) [13]. Data yang didapat berupa data dalam format dcim kemudian dilakukan convert data sehingga format menjadi jpg. Data berisi 110.020 image dari 130 pasien, selanjutnya data dipilah berdasarkan grade yaitu grade II, grade III dan grade IV [14]. Image grade dari tumor otak yang terdapat didalam data tersebut berukuran 224 x 224 piksel. Data yang dipakai merupakan image pada bagian axial otak dan menghasilkan total keseluruhan data yang akan digunakan yaitu 3206 image dari 73 pasien dengan jumlah 1258 gambar untuk grade II, 1022 gambar untuk grade III, dan 926 gambar untuk grade IV.



Gambar 2. (a) Dataset Glioma Grade IV, (b) Grade III, dan (c) Grade II

2.2 Pre-Processing

Metode yang digunakan untuk tahap pre-processing adalah metode Histogram Equalization (HE). HE digunakan untuk meningkatkan kualitas sebuah citra yang memiliki kontras yang rendah. Metode HE (Histogram Equalization) bertujuan untuk menghindari terjadinya peningkatan kontras secara berlebihan [17]. Gambar 2. menampilkan contoh gambar hasil proses pre-processing HE pada citra MRI Glioma grade II, III dan IV.



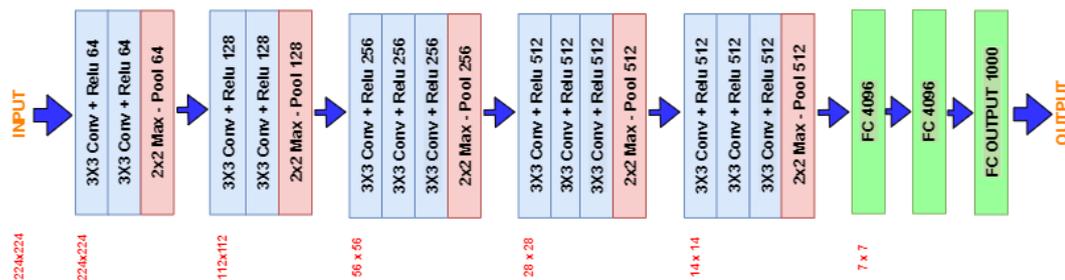
Gambar 3. Citra MRI Glioma menggunakan HE

2.3 Pembagian Data

Pembagian data pada penelitian ini menggunakan teknik Split Validations. Teknik Split validations ini membagi data menjadi dua bagian berdasarkan perbandingan data yang diinginkan. Dua bagian data yang terdiri dari data training dan data testing dipilih secara random. Pada penelitian ini pembagian data yang diujikan yaitu 70% training 30% testing, 80 % traning 20% testing dan 90% training 10% testing.

2.4 Arsitektur CNN

Pada tahapan ini akan menggunakan arsitektur dari CNN yang akan dipakai untuk proses training klasifikasi citra MRI Glioma. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini adalah VGG-16. VGG umumnya memiliki dua macam layer seperti VGG-16 dan VGG-19. Penelitian ini akan menggunakan VGG-16. VGG-16 memiliki kedalam layer sebanyak 16 layer dan di setiap layer-nya terdiri dari zero padding, convolutional layer, max pooling layer, activation layer dan diakhiri dengan fully connected layer. Berikut Gambar 3 menunjukkan diagram arsitektur VGG-16.



Gambar 4. Arsitektur VGG-16

2.5 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menentukan baik atau tidaknya performa suatu model klasifikasi. Berdasarkan confusion matrix dapat dilihat performa suatu model dengan menghitung tingkat akurasi, precision, recall dan F1-score. Terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi pada confusion matrix. Keempat istilah tersebut adalah True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) dan False Negative (FN). Berikut rumus Rumus Confusion Matrix.

Tabel 1. Confusion Matrix

| Confusion Matrix | Predicted Class | |
|------------------|--------------------|--------------------|
| | Positif | Negatif |
| Actual class | TP (True Positif) | FP (False Positif) |
| | FN (False Negatif) | TN (True Negatif) |

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{3}$$

$$\text{F1 - score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \times 100\% \tag{4}$$

Keterangan :

TP = Jumlah data positif yang terklasifikasi benar

TN = Jumlah data negative yang terklasifikasi benar

FP = Jumlah data positif yang terklasifikasi salah

FN = Jumlah data negative yang terklasifikasi salah

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari proses uji model menggunakan data training dan testing dievaluasi menggunakan confusion matrix. Model tersebut menghasilkan nilai akurasi, precision, recall dan F1-score pada masing-masing skenario. Penelitian ini mengklasifikasikan tumor otak glioma menjadi 3 grade dengan data berjumlah 3206 terdiri dari 73 pasien dengan jumlah 1258 gambar untuk grade II, 1022 gambar untuk grade III, dan 926 gambar untuk grade IV berukuran 224 x 224 piksel. Untuk pembagian dataset digunakan split validation dengan perbandingan 70% training 30% testing, 80% training 20% testing dan 90 training 10% testing. Data terbagi menjadi dua pengujian yaitu menggunakan data original dan data yang menggunakan preprocessing histogram equalization (HE). Parameter yang diujikan yaitu batch size terdiri dari 16 dan 32 dengan epoch 50. Selanjutnya masuk pada tahap penerapan CNN menggunakan arsitektur VGG-16 dan berikut hasil dari pengujian seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian

| NO | Dataset | Pembagian Dataset | | Batch Size | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
|----|----------|-------------------|----------|------------|----------|-----------|--------|----------|
| | | Testing | Training | | | | | |
| 1 | Original | 70% | 30% | 16 | 58% | 100% | 58% | 73% |
| | HE | | | 16 | 51% | 100% | 51% | 67% |
| 2 | Original | 80% | 20% | 16 | 85% | 100% | 85% | 92% |
| | HE | | | 16 | 86% | 100% | 86% | 92% |
| 3 | Original | 90% | 10% | 16 | 97% | 100% | 97% | 98% |
| | He | | | 16 | 92% | 100% | 92% | 96% |
| 4 | Original | 70% | 30% | 32 | 59% | 100% | 59% | 74% |
| | HE | | | 32 | 49% | 100% | 49% | 66% |
| 5 | Original | 80% | 20% | 32 | 90% | 100% | 90% | 94% |
| | HE | | | 32 | 86% | 100% | 86% | 92% |
| 6 | Original | 90% | 10% | 32 | 96% | 100% | 96% | 98% |
| | HE | | | 32 | 88% | 100% | 88% | 94% |

Berdasarkan tabel diatas pada penelitian dengan split data 90% training 10% testing dan batch size 16 memiliki akurasi, presisi, recall dan f1-score tertinggi. Hasil akurasi, presisi, recall dan f1-score ditampilkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian split data 90% training 10% testing

| Performance matrix | Data Original | Data HE |
|--------------------|---------------|---------|
| accuracy | 97% | 92% |
| Precision | 100% | 100% |
| Recall | 97% | 92% |
| F1-score | 98% | 96% |

Berdasarkan tabel 3 data original memiliki akurasi 97% dimana akurasi menghitung rasio prediksi grade II, III, dan IV secara benar dari keseluruhan data. Nilai presisi 100% yaitu berapa persen grade glioma yang benar grade II, III atau IV dari keseluruhan data yang diprediksi grade tersebut. Nilai recall 97% artinya berapa persen glioma yang diprediksi grade II, III atau IV dibandingkan keseluruhan grade glioma yang sebenarnya grade tersebut. Dan terakhir adalah nilai f1 score 98% dimana f1 score menyatakan keseimbangan antara nilai presisi dan recall. Data original memiliki akurasi, presisi, recall dan f1-score yang lebih tinggi dari pada data yang menggunakan preprocessing HE untuk mengklasifikasikan grade dari tumor otak glioma. Data menggunakan HE memiliki nilai akurasi, presisi, recall dan f1 score yang lebih rendah dikarenakan data masih memiliki banyak prediksi yang salah dibandingkan dengan data original. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini penggunaan data original memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan data yang menggunakan preprocessing HE.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan klasifikasi citra tumor otak glioma menggunakan VGG-16 dengan data yang menggunakan preprocessing HE. Model diuji untuk mendapatkan perbandingan akurasi, presisi, recall dan f1-score dari dua data pengujian yaitu data original dan data HE. Berdasarkan hasil pengujian model, dapat kita ketahui pada tabel 3 bahwa data original menghasilkan nilai akurasi, presisi, recall dan f1-score tertinggi, dengan nilai 97% accuracy, 100% precision, 97% recall dan 98% f1 score. Sementara data yang menggunakan preprocessing HE memiliki nilai akurasi 92%, precision 100%, recall 92% dan f1 score 96% dimana masih terdapat banyak data yang tidak diprediksi benar dari data yang sebenarnya. Untuk lebih menyempurnakan penelitian ini, disarankan untuk menanggulangi beberapa limitasi agar penelitian selanjutnya lebih baik. Yang pertama disarankan untuk menambahkan jumlah dataset. Hal ini sangat membantu sistem untuk mempelajari citra dalam jumlah besar. Selanjutnya disarankan untuk mencoba menggunakan metode preprocessing lainnya agar sistem lebih mengenali citra lebih baik lagi seperti AHE atau CLAHE dan yang terakhir menambahkan proses segmentasi agar pola dari tumor glioma lebih terbentuk secara detail sehingga model dapat mengklasifikasi grade dari glioma dengan lebih tepat.

REFERENCES

- [1] P. Sun, D. Wang, V. C. Mok, and L. Shi, "Comparison of Feature Selection Methods and Machine Learning Classifiers for Radiomics Analysis in Glioma Grading," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 102010–102020, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2928975.
- [2] P. Wesseling and D. Capper, "WHO 2016 Classification of gliomas," *Neuropathol. Appl. Neurobiol.*, vol. 44, no. 2, pp. 139–150, 2018, doi: 10.1111/nan.12432.
- [3] S. Kumar, A. Negi, J. N. Singh, and A. Gaurav, "Brain Tumor Segmentation and Classification Using MRI Images via Fully Convolution Neural Networks," *Proc. - IEEE 2018 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Control Networking, ICACCCN 2018*, pp. 1178–1181, 2018, doi: 10.1109/ICACCCN.2018.8748614.
- [4] H. H. Sultan, N. M. Salem, and W. Al-Atabany, "Multi-Classification of Brain Tumor Images Using Deep Neural Network," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 69215–69225, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2919122.
- [5] Z. Lu *et al.*, "The classification of gliomas based on a Pyramid dilated convolution resnet model," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 133, pp. 173–179, 2020, doi: 10.1016/j.patrec.2020.03.007.
- [6] S. Lahmiri, "Glioma detection based on multi-fractal features of segmented brain MRI by particle swarm optimization techniques," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 31, pp. 148–155, 2017, doi: 10.1016/j.bspc.2016.07.008.
- [7] A. Kabir Anaraki, M. Ayati, and F. Kazemi, "Magnetic resonance imaging-based brain tumor grades classification and grading via convolutional neural networks and genetic algorithms," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 39, no. 1, pp. 63–74, 2019, doi: 10.1016/j.bbe.2018.10.004.
- [8] W. Souma, I. Vodenska, and H. Aoyama, "Enhanced news sentiment analysis using deep learning methods," *J. Comput. Soc. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 33–46, 2019, doi: 10.1007/s42001-019-00035-x.
- [9] S. Banerjee, B. R. Ghosh, A. Gangapadhyay, and H. S. Chatterjee, "Galaxy morphological image classification using resnet," *Iraqi J. Sci.*, vol. 62, no. 10, pp. 3690–3696, 2021, doi: 10.24996/ijs.2021.62.10.27.
- [10] J. Hu, X. Zhang, and S. Maybank, "Abnormal Driving Detection with Normalized Driving Behavior Data: A Deep Learning Approach," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 7, pp. 6943–6951, 2020, doi: 10.1109/TVT.2020.2993247.
- [11] W. Yang, L. Zhou, T. Li, and H. Wang, "A Face Detection Method Based on Cascade Convolutional Neural Network," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 17, pp. 24373–24390, 2019, doi: 10.1007/s11042-018-6995-0.
- [12] M. Havaei *et al.*, "Brain tumor segmentation with Deep Neural Networks," *Med. Image Anal.*, vol. 35, pp. 18–31, 2017, doi: 10.1016/j.media.2016.05.004.
- [13] N. Veni and J. Manjula, "High-performance visual geometric group deep learning architectures for MRI brain tumor classification," *J. Supercomput.*, Mar. 2022, doi: 10.1007/S11227-022-04384-9.
- [14] O. N. Belaid and M. Loudini, "Classification of Brain Tumor by Combination of Pre-Trained," 2020, doi: 10.22059/jitm.2020.75788.
- [15] H. U. Jang, H. Y. Choi, D. Kim, J. Son, and H. K. Lee, "Fingerprint spoof detection using contrast enhancement and convolutional neural networks," *Lect. Notes Electr. Eng.*, vol. 424, pp. 331–338, 2017, doi: 10.1007/978-981-10-4154-9_39.
- [16] Y.-Q. Li, D.-T. Lin, and Z.-W. Yeh, "Improving Deep Learning for Face Verification Using Color Histogram Equalization Data Augmentation," *Proc. 5th World Congr. Electr. Eng. Comput. Syst. Sci.*, no. Mvml, pp. 1–7, 2019, doi: 10.11159/mvml19.103.
- [17] S. S. Pasha, P. S. Babu, and Z. Vakil, "Enhancement of MRI Brain Images with Histogram Equalization Techniques," *2019 Int. Conf. Emerg. Trends Sci. Eng. ICESE 2019*, 2019, doi: 10.1109/ICESE46178.2019.9194629.