

PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK DIAGNOSA TUMOR OTAK

Azhar, Bambang Siswoyo, Denni Pratama, Khaerul Anam, Heliyanti Susana

Teknik Informatika, STMIK IKMI CIREBON
Jl.Perjuangan No.10B Majasem Kec.Kesambi Kota Cirebon
azharseit8@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi tumor otak dari citra medis, membedakan empat kelas utama: Glioma, Meningioma, Pituitary, dan NonTumor. Masalah utama yang diatasi adalah kebutuhan akan diagnosis yang cepat dan akurat dalam penanganan kanker otak, yang seringkali terhambat oleh keterbatasan metode tradisional. Dengan mengumpulkan dataset yang komprehensif, dilakukan pemrosesan dan augmentasi data sebelum melatih model CNN, penelitian ini berhasil mencapai akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan tumor otak. Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan ini memiliki potensi untuk meningkatkan diagnosis dan penanganan kanker otak dengan lebih efisien dan akurat, berkontribusi pada kemajuan dalam bidang medis dan teknologi.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network (CNN), Diagnosa Tumor, Otak, Penerapan, Algoritma*

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia medis, khususnya pada diagnosis penyakit otak, seperti Glioma, Pituitary, dan Meningioma, interpretasi citra medis oleh manusia sering kali terbatas oleh subjektivitas dan ketidakpastian. Tantangan utama muncul dari kemiripan visual antara jenis tumor otak tersebut. Oleh karena itu, diperlukan solusi yang lebih objektif dan konsisten dalam pengenalan dan klasifikasi penyakit otak melalui citra medis[6].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tumor otak menggunakan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*. Tujuan utamanya adalah menciptakan model *deep learning* yang dapat membedakan jenis-jenis tumor otak, termasuk non-tumor, dari citra medis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat memberikan alat bantu yang berharga bagi profesional medis dalam meningkatkan efisiensi dan keakuratan diagnosis penyakit otak serta berpotensi memberikan dampak positif pada pengobatan dan perawatan pasien.

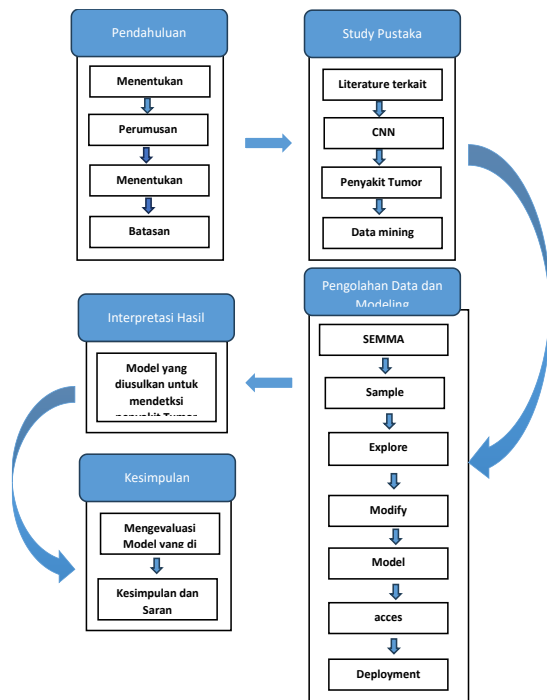
2. TINJAUAN PUSTAKA

Literatur yang telah disusun memberikan wawasan yang luas tentang berbagai aplikasi dan manfaat penerapan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam diagnosis tumor otak. Penelitian tentang klasifikasi glaukoma dan klasifikasi citra kemas kardus defect serta no defect menunjukkan kemampuan CNN [3]. dalam memahami pola dan fitur yang kompleks, bukan hanya dalam domain medis tetapi juga dalam aplikasi praktis lainnya. Lebih lanjut, implementasi CNN dalam klasifikasi demensia Alzheimer dan identifikasi tumor otak melalui citra MRI [4]. memberikan bukti akan kemampuannya dalam diagnosis penyakit neurologis yang kompleks. Workshop yang membahas klasifikasi

tumor otak menggunakan CNN dan Support Vector Machine (SVM)[10]. menunjukkan perlunya penelitian lebih lanjut dalam membandingkan dan mengintegrasikan berbagai teknik untuk meningkatkan akurasi diagnosis. Selain itu, studi perbandingan antara CNN dengan ResNet dalam klasifikasi retinopathy menyoroti [8]. pentingnya pemilihan arsitektur CNN yang sesuai dengan aplikasi spesifik. Terakhir, penelitian mengenai usability dalam deteksi tumor otak menggunakan metode Deep Neural Network (DNN) pada format DICOM [9]. memberikan pemahaman tentang tantangan integrasi teknologi ke dalam praktik medis yang ada. Dengan demikian, literatur ini menegaskan bahwa penerapan CNN dalam diagnosis tumor otak memiliki potensi besar untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam penanganan penyakit ini, sambil menyoroti kompleksitas dan beragamnya pertimbangan yang terlibat dalam implementasinya.

3. METODE PENELITIAN

Metode kuantitatif yang digunakan dalam penelitian ini bersifat deskriptif dan observasional. Data otak yang diperoleh dari <https://www.kaggle.com/datasets/masoudnickparvar/brain-tumor-mri-dataset> akan dianalisis menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) tanpa adanya intervensi atau manipulasi eksperimental langsung. Proses analisis dilakukan secara statistik untuk mengukur kinerja model CNN dalam mendiagnosa kondisi otak. Hasil evaluasi model akan dikuantifikasi dengan menggunakan metrik kinerja, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Analisis data tersebut bertujuan untuk menyajikan gambaran tentang efektivitas dan kehandalan Algoritma CNN dalam mendiagnosa berbagai kondisi otak berdasarkan dataset yang digunakan.



Gambar 1. Metode penelitian

Dalam penelitian ini, teknik analisis data akan mengikuti pendekatan SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, dan Assess*) untuk menyelidiki dan mengevaluasi penerapan *Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)* dalam proses diagnosa otak.

1. Sample (Pemilihan Sampel)

Pada tahap ini, data otak yang digunakan dalam penelitian dipilih dengan memperhatikan kriteria yang relevan, seperti sumber data medis dan keragaman kondisi otak yang diinginkan.

2. Explore (Eksplorasi Data)

Eksplorasi data dilakukan untuk memahami karakteristik dasar dari dataset otak, termasuk distribusi variabel, nilai-nilai ekstrem, dan hubungan antar variabel.

3. Modify (Modifikasi Data)

Modifikasi data melibatkan tahap pra-pemrosesan, seperti normalisasi data dan segmentasi citra otak. Tujuan dari modifikasi data ini adalah untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan algoritma *CNN*.

4. Model (Pembentukan Model *CNN*)

Pada tahap ini, model *Convolutional Neural Network (CNN)* akan dibangun dengan merinci arsitektur model, konfigurasi lapisan, dan parameter. Proses pelatihan model akan dilakukan menggunakan data yang telah dimodifikasi untuk meningkatkan keakuratan dan kinerja model.

5. Assess (Penilaian Model)

Model *CNN* yang telah dilatih akan dinilai menggunakan metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Analisis statistik akan digunakan untuk mengevaluasi performa

model dalam mendiagnosa kondisi otak berdasarkan data yang diuji.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Sample (Pemilihan Sampel)

Untuk data pelatihan, masing-masing kategori memiliki distribusi sebagai berikut:

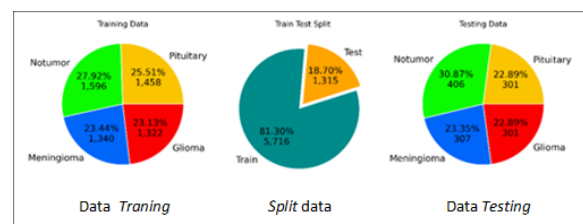
1. Glioma: 1321 sampel
2. Meningioma: 1339 sampel
3. NonTumor: 1595 sampel
4. Pituitary: 1457 sampel

Sedangkan untuk data pengujian, jumlah sampel pada setiap kategori adalah sebagai berikut:

1. Glioma: 300 sampel
2. Meningioma: 306 sampel
3. NonTumor: 405 sampel
4. Pituitary: 300 sampel

Pembagian dataset menjadi data pelatihan dan pengujian bertujuan untuk mengoptimalkan pelatihan model dan menguji kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dataset yang cukup representatif pada setiap kategori diharapkan dapat memberikan hasil yang dapat diandalkan dalam mengembangkan model untuk diagnosis tumor otak menggunakan *algoritma Convolutional Neural Network (CNN)*. Explore (Eksplorasi Data).

4.2. Explore



Gambar 2. Explore

Data set tumor otak terdiri dari empat kategori utama: Glioma, Meningioma, Pituitary, dan NonTumor. Data ini telah dibagi menjadi dua, yakni data pelatihan (training) dan data pengujian (testing). histogram dan scatter plot dapat digunakan untuk memberikan gambaran awal.

4.3. Modify (Modifikasi Data)

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk menciptakan variasi dalam dataset pelatihan dengan melakukan transformasi acak pada gambar-gambar yang ada. Tujuan dari augmentasi data adalah meningkatkan keberagaman dataset, sehingga model dapat belajar dari variasi yang lebih banyak. Dalam konteks pengolahan gambar, augmentasi data sering kali mencakup operasi seperti rotasi, pergeseran, pemotongan, zoom, dan flipping. augmentasi yang umum digunakan:

1. Rotasi: Merotasi gambar dalam rentang tertentu, seperti rotasi sebesar 10 derajat.

2. Pergeseran: Memindahkan gambar horizontal atau vertikal, menciptakan variasi dalam posisi objek.
3. Pemotongan (Shearing): Menciptakan efek pemotongan atau perataan pada gambar.
4. Zoom: Memperbesar atau memperkecil gambar untuk membuat variasi skala.
5. Flipping: Memutar gambar secara horizontal atau vertikal.
6. Perubahan Kecerahan: Menyesuaikan tingkat kecerahan gambar.
7. Distorsi Elastis: Menambahkan distorsi elastis ke gambar untuk meningkatkan ketahanan terhadap variasi deformasi.

Augmentasi data sangat bermanfaat untuk mengatasi masalah overfitting dan meningkatkan kemampuan model untuk menggeneralisasi pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4.4. Model (Pembentukan Model CNN)

4.4.1. Training Setup Value

```
Image shape: (150, 150, 3)
Epochs: 40
Batch size: 32
Steps Per Epoch: 178
Validation steps: 40
```

Gambar 3. Training Setup Value

Pada Gambar 3 dimensi Gambar (image_shape) ditentukan untuk memastikan model CNN dapat menerima input gambar dengan tinggi, lebar, dan saluran warna yang sesuai. Selanjutnya, jumlah epoch ditetapkan sebagai 40, yang mencerminkan jumlah iterasi melalui seluruh dataset pelatihan. Ini memberikan informasi kepada model seberapa lama harus mempelajari pola pada data pelatihan. steps per epoch dan validation steps, memberikan gambaran tentang bagaimana proses pelatihan dan evaluasi akan dilakukan. Steps per_poch mengukur berapa banyak batch akan diproses pada setiap epoch, memastikan bahwa model melibatkan seluruh dataset pelatihan. Di sisi lain, validation_steps menunjukkan berapa banyak batch akan diambil dari dataset pengujian selama evaluasi.

4.4.2. Mengembangkan Arsitektur

Mengembangkan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mendeteksi tumor otak dengan mengusulkan dan membandingkan Tiga arsitektur yang berbeda. Ketiga arsitektur ini secara sistematis dibangun dan dianalisis untuk mengevaluasi kinerja mereka dalam melakukan tugas diagnostik. Proses pengembangan mencakup perbandingan desain, konfigurasi, dan hasil kinerja masing-masing model, dengan tujuan untuk mengidentifikasi arsitektur yang paling efektif dan akurat dalam klasifikasi jenis tumor otak. Keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pemahaman lebih

lanjut tentang optimalisasi arsitektur CNN dalam konteks deteksi tumor otak.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 148, 149, 64)	1216
max_pooling2d_6 (MaxPoolin g2D)	(None, 74, 49, 64)	0
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 72, 48, 128)	49280
max_pooling2d_7 (MaxPoolin g2D)	(None, 36, 16, 128)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 34, 15, 256)	196864
max_pooling2d_8 (MaxPoolin g2D)	(None, 17, 5, 256)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 21760)	0
dense_4 (Dense)	(None, 512)	11141632
dropout_2 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_5 (Dense)	(None, 4)	2052
Total params: 11391044 (43.45 MB)		
Trainable params: 11391044 (43.45 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)		

Gambar 4. Model (a)

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_22 (Conv2D)	(None, 147, 147, 32)	1568
max_pooling2d_21 (MaxPooli ng2D)	(None, 49, 49, 32)	0
conv2d_23 (Conv2D)	(None, 46, 46, 64)	32832
max_pooling2d_22 (MaxPooli ng2D)	(None, 15, 15, 64)	0
conv2d_24 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	131200
max_pooling2d_23 (MaxPooli ng2D)	(None, 4, 4, 128)	0
conv2d_25 (Conv2D)	(None, 1, 1, 128)	262272
flatten_6 (Flatten)	(None, 128)	0
dense_12 (Dense)	(None, 512)	66048
dropout_6 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_13 (Dense)	(None, 4)	2052
Total params: 495972 (1.89 MB)		
Trainable params: 495972 (1.89 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)		

Gambar 5. Model (b)

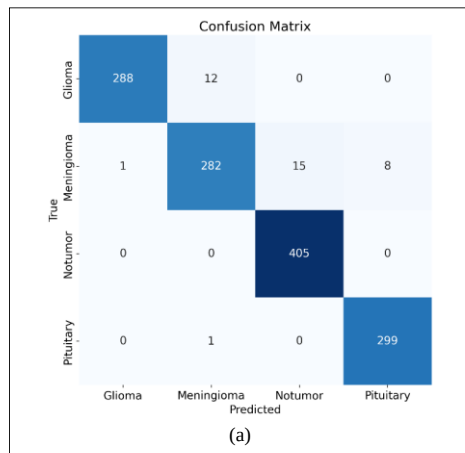
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	128
max_pooling2d_9 (MaxPoolin g2D)	(None, 75, 75, 32)	0
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 75, 75, 64)	2112
max_pooling2d_10 (MaxPooli ng2D)	(None, 37, 37, 64)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 37, 37, 128)	8320
max_pooling2d_11 (MaxPooli ng2D)	(None, 18, 18, 128)	0
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 18, 18, 256)	33024
max_pooling2d_12 (MaxPooli ng2D)	(None, 9, 9, 256)	0
flatten_3 (Flatten)	(None, 20736)	0
dense_6 (Dense)	(None, 512)	10617344
dropout_3 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_7 (Dense)	(None, 4)	2052
Total params: 10662980 (40.68 MB)		
Trainable params: 10662980 (40.68 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)		

Gambar 6. Model (c)

4.5. Assess (Penilaian Model)

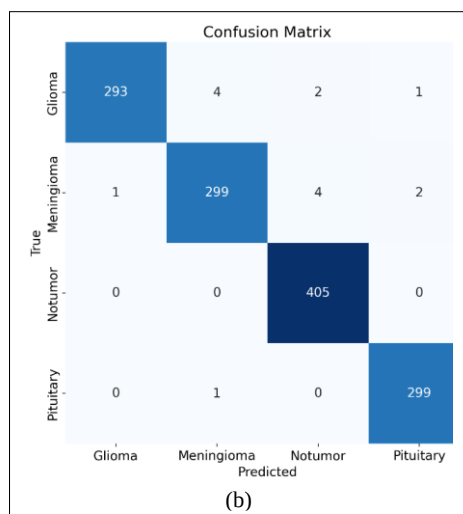
4.5.1. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix diperoleh hasil sebagai berikut



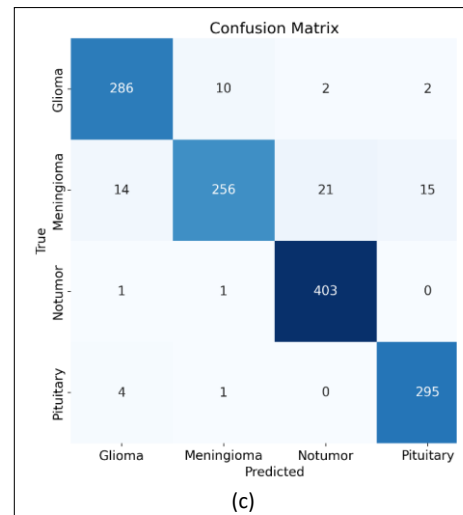
Gambar 7. Confusion Matrix (a)

Pada Gambar 7 model (a) hasil dari model CNN yang telah dibuat untuk memprediksi Gilioma sebanyak 288 data dapat di prediksi serta kesalahan 12 data, Meningioma sebanyak 282 data dapat di prediksi dengan kesahan 24, Notumor dapat memprediksi 405 data tanpa kesalahan dan pituitary sebanyak 299 dengan kesalahan 1.



Gambar 8. Confusion Matrix (b)

Pada Gambar 8 model (b) hasil dari model CNN yang telah dibuat untuk memprediksi Gilioma sebanyak 293 data dapat di prediksi serta 7 data kesalahan, Meningioma sebanyak 299 data dapat di prediksi dengan 7 data kesahan ,No tumor dapat memprediksi 405 data tanpa kesalahan dan pituitary sebanyak 299 dengan kesalahan 1 data.



Gambar 9. Confusion Matrix (c)

Pada Gambar 9 model (c) hasil dari model CNN yang telah dibuat untuk memprediksi Gilioma sebanyak 286 data dapat di prediksi serta 14 data kesalahan, Meningioma sebanyak 256 data dapat di prediksi dengan 50 data kesahan ,No tumor dapat memprediksi 405 data serta 2 data kesalahan dan pituitary sebanyak 295 dengan kesalahan 5 data.

Tabel evaluasi performa model berdasarkan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan akurasi untuk tiga model yang berbeda.

Tabel 1. Evaluasi Matrix

Model	Precision	Recall	F1-Score	accuracy
Model a	97.19%	97.18%	97.18%	97.18%
Model b	98.86%	98.86%	98.85%	98.86%
Model c	94.61%	94.58%	94.48%	94.58%

Dari Tabel 1 ketiga model tersebut memberikan hasil yang baik, dengan Model b menonjol sebagai model dengan performa tertinggi, diikuti oleh Model a dan Model c. Pemilihan model tergantung pada kebutuhan spesifik tugas klasifikasi dan tingkat akurasi yang diinginkan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian beberapa kesimpulan yang dapat disampaikan yaitu sebagai berikut : Dengan menggunakan CNN dan arsitektur model (b), penelitian berhasil mengembangkan model machine learning yang efektif untuk pendeteksian tumor otak. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa arsitektur model (b) mencapai performa tertinggi dalam tugas diagnostik ini.

Adanya untuk penelitian selanjutnya ada beberapa saran yang dapat disampaikan yaitu Mencoba menggunakan penerapan algoritma lainya untuk mendeteksi tumor otak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. N. Fuadah, I. D. Ubaidullah, N. Ibrahim, F. F. Taliningsing, N. K. Sy, dan M. A. Pramuditho, "Optimasi *Convolutional Neural Network* dan *K-Fold Cross Validation* pada Sistem Klasifikasi Glaukoma," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 10, no. 3, hlm. 728, Jul 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i3.728.
- [2] A. Peryanto, A. Yudhana, dan R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *K Fold Cross Validation*," 2020. [Daring]. Tersedia pada: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [3] A. Antoni, T. Rohana, dan A. R. Pratama, "Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Citra Kemasan Kardus Defect dan No Defect," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 4, Mar 2023, doi: 10.47065/bits.v4i4.3270.
- [4] M. F. Nazili, A. B. Firmansyah, dan R. Purbaningtyas, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Classification of Alzheimer's dementia severity using *Convolutional Neural Network* method on MRI image of brain Klasifikasi Keparahan Demensia Alzheimer Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* pada Citra MRI Otak," vol. 3, hlm. 1–7, 2023.
- [5] F. A. A. Harahap, R. M. Sinaga, K. Arifin, dan K. S, "Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Untuk Mendeteksi Penyakit Ginjal Implementation Of *Convolutional Neural Network* For Detecting Kidney Disease," *Teknologi Informasi, Komputer dan Aplikasinya (JTika)*, vol. 4, hlm. 212–219, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTika/>
- [6] R. Wardhani dan N. Nafi'iyah, "Identifikasi Tumor Otak Citra MRI dengan *Convolutional Neural Network*," : *Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, Vol.8, No.3, September 2023, vol. 8, no. 3, hlm. 213–219, 2023.
- [7] A. E. Minarno, D. R. Akbi, dan Y. Munarko, "Workshop Machine Learning Klasifikasi Tumor Otak Pada Citra Mri Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dan Support Vector Machine," 2022. [Daring]. Tersedia pada: <http://peduli.wisnuwardhana.ac.id/index.php/peduli/index>
- [8] L. Mutawalli, M. T. A. Zaen, dan Yuliadi, "Komparasi CNN dengan ResNet Untuk Klasifikasi Paling Akurat Tingkat Keganasan Diabetes Berdasarkan Citra Retinopathy," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 3, hlm. 522–529, Mei 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i3.3248.
- [9] N. Puspitasari, K. Nugroho, dan K. Hadiono, "Usability Deteksi Tumor Otak Menggunakan Metode DNN (*Deep Neural Network*) Berbasis Citra Medis Pada DICOM Usability of Brain Tumor Detection Using the DNN (*Deep Neural Network*) Method Based on Medical Image on DICOM," 2023. [Daring]. Tersedia pada: www.jurnal.unimed.ac.id
- [10] Mulyawan, G. Dwilestari, A. Bahtiar, F. M. Basysyar, dan N. Suarna, "Classification of human development index using particle swarm optimization based on support vector machine algorithm," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1088, no. 1, hlm. 012033, Feb 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1088/1/012033.
- [11] O. Nurdian, A. Faqih, A. Irma Purnamasari, F. Noor Musid, dan F. Azzahra Sulaeman, "Pelatihan Dan Pendampingan Tata Kelola Website Smk Cendikia Kota Cirebon," 2021. [Daring]. Tersedia pada: <http://pijarpemikiran.com/>