

KLASIFIKASI CITRA MRI PENYAKIT *ALZHEIMER* MENGGUNAKAN METODE *DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B0* DAN *VGG-19*

Irwan Jani Tarigan¹⁾, Reza Alamsyah²⁾, Riandy Yap³⁾, Tomi Satria Alasi⁴⁾

Program Studi Sistem Informasi

STMIK Methodist Binjai

Jl. Jenderal Gatot Subroto, Bandar Senembah, Kec. Binjai Bar., Kota Binjai, Sumatera Utara 20716

email: irwanjani@stmikmethodistbinjai.ac.id¹⁾, 89rezaalamsyah@gmail.com²⁾,

rianz12junior@gmail.com³⁾, tomsatriaalasi@live.com⁴⁾

Abstrak

Penyakit *Alzheimer* merupakan bentuk paling umum dari demensia yang ditandai dengan penurunan progresif fungsi kognitif, daya ingat, dan perilaku. Deteksi dini *Alzheimer* menjadi krusial untuk mencegah dampak jangka panjang terhadap kualitas hidup penderita. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan stadium penyakit *Alzheimer* berdasarkan citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) menggunakan metode *deep learning* dengan arsitektur *EfficientNet-B0* dan *VGG-19*. Dataset yang digunakan terdiri dari 6.400 citra MRI yang terbagi ke dalam empat kelas: *mild demented* (demensia ringan), *moderate demented* (demensia sedang), *very mild demented* (demensia sangat ringan) dan *non demented* (demensia normal). Proses *preprocessing* meliputi *resize*, *sharpening* citra menggunakan kernel 3x3, aktivasi *ReLU*, serta *pooling* dengan *MaxPooling2D*. Data kemudian dibagi menjadi 80% untuk pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model *VGG-19* mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 95%, sementara *EfficientNet-B0* mencapai 94%. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing kelas. Berdasarkan hasil tersebut, kedua model menunjukkan performa yang tinggi dalam klasifikasi citra MRI penyakit *Alzheimer*. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* mampu memberikan hasil akurat dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam proses diagnosis dini penyakit *Alzheimer* secara otomatis.

Kata Kunci: *Alzheimer*, *EfficientNet-B0*, *VGG-19*, *Klasifikasi*, *Citra*.

1. Pendahuluan

Penyakit *Alzheimer* adalah penyakit otak yang menyebabkan perubahan perilaku, penurunan daya ingat, penurunan kemampuan berpikir dan berbicara. Penyakit *Alzheimer* dapat menyebabkan penderitanya tidak mampu melakukan tugas sehari-hari[6]. Pada penyakit *Alzheimer*, sel-sel saraf ini akhirnya mencakup bagian otak yang mengontrol fungsi dasar tubuh seperti berjalan dan menelan. Penderita dapat mengalami penurunan yang signifikan dalam fungsi motoriknya seiring berjalannya waktu, dan dalam beberapa tahun terakhir, kondisi ini dapat menyebabkan kematian[11].

Menurut *Alzheimer's Disease International*, jumlah orang yang terkena penyakit *Alzheimer* akan meningkat setiap 3 detik, diperkirakan pada tahun 2030 akan terdapat 75 juta orang yang terinfeksi dan 131,5 juta pada tahun 2050. Penyakit *Alzheimer* merupakan penyebab umum demensia yang menyerang orang-orang pada kelompok usia 65 tahun ke atas. Penyakit *Alzheimer* memiliki empat stadium, yakni demensia sangat ringan, demensia ringan, demensia sedang, dan demensia berat[7].

Magnetic Resonance Imaging (MRI) adalah suatu metode diagnostik yang digunakan untuk menguji dan mendeteksi tubuh manusia. Metode MRI menggunakan medan magnet yang kuat dan gelombang frekuensi radio tanpa menggunakan sinar-X atau bahan radioaktif[13]. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi dan mendiagnosis demensia. Ini membantu mengidentifikasi ukuran dan perubahan struktural yang terjadi pada otak. Hasil pemindaian MRI ini dapat digunakan untuk mendiagnosis demensia[9].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu model pembelajaran *deep learning* yang mampu melatih sistem dengan data yang cukup banyak serta menggabungkan proses ekstraksi ciri dan klasifikasi juga menjadi salah satu metode yang paling efisien dalam klasifikasi dalam bidang *Computer Vision*. Dengan kemampuannya untuk mengekstrak fitur-fitur komponen dan menggali informasi yang lebih mendalam dari citra, CNN dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam analisis citra[14].

EfficientNet-B0 arsitektur yang menggunakan operasi konvolusi 3x3 dengan menggunakan arsitektur *mobile inverted bottleneck* (MBConv) untuk mengekstrak fitur yang relevan dari gambar. Pada lapisan terakhir, model ini menggunakan operasi konvolusi 1x1 bersama dengan *GlobalAveragePool2D*[1]. Untuk meningkatkan akurasi pelatihan, *EfficientNet-B0* digabungkan dengan filter 3x3 dan fungsi aktivasi *ReLU*[15].

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi citra mri penyakit alzheimer menggunakan metode deep learning efficientnet-b0 dan vgg-19.

2. Landasan Teori Alzheimer

Penyakit Alzheimer merupakan penyakit neurodegeneratif atau suatu kondisi yang ditandai dengan degenerasi progresif dan kerusakan sistem saraf seiring berjalannya waktu. Hal ini menyebabkan penurunan fungsi kognitif yang meliputi penurunan daya ingat, kemampuan berpikir, fokus pada tugas, dan dapat berdampak pada aktivitas sehari-hari[16].

Penyakit Alzheimer dapat muncul setiap sepuluh tahun, hal ini menjadi penyebab utama demensia pada lansia. Hilangnya fungsi kognitif secara multidimensional dan terus-menerus yang disebabkan oleh kerusakan organik pada sistem saraf pusat dan tidak disertai dengan penurunan kesadaran akut seperti yang terjadi pada delirium dikenal sebagai demensia.[17].

Penyakit Alzheimer mempunyai empat stadium, yaitu demensia sangat ringan, demensia ringan, demensia sedang, dan demensia berat. Deteksi dini penyakit Alzheimer sangatlah penting. Mendeteksi penyakit Alzheimer mungkin bisa memberikan pengobatan yang lebih baik.

Citra Digital

Citra digital merupakan gambar dua dimensi yang dibuat melalui proses sampling gambar analog kontinu. Gambar analog kontinu dibagi menjadi baris dan kolom, yang kemudian membentuk citra digital, yang dapat diolah menggunakan komputer[18]

Berdasarkan pikselnya citra dibagi menjadi 3 jenis, yaitu:

1. Citra Biner
Citra digital biner juga dikenal sebagai citra monokrom atau B&W (Black and White). Satu bit mewakili setiap piksel gambar biner. Proses citra biner menghasilkan proses pengolahan seperti segmentasi, pengambangan, morfologi, dan dithering.
2. Citra Warna
Untuk mengidentifikasi, merepresentasikan, dan menampilkan gambar di komputer, televisi, dan perangkat elektronik lainnya, model warna RGB, juga dikenal sebagai warna gambar, adalah model warna tambahan. Terdapat tiga jenis citra warna yaitu 8 bit, 16 bit, dan 24 bit. Pada versi 8 bit memiliki 256 warna maksimal, pada versi 16 bit memiliki 65.536 warna, dan versi 24 bit memiliki lebih banyak warna, total 16.777.216.
3. Citra Grayscale
Citra digital *grayscale* setiap pikselnya memiliki satu nilai kanal. Nilai bagian merah = hijau = biru digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Mereka memiliki dua puluh warna hitam, keabuan, dan putih. Warna keabuan adalah warna abu yang berubah menjadi lebih putih sambil menurun dari hitam ke putih. Gambar grayscale memiliki kedalaman warna 8 bit. Dalam konteks prediksi kinerja akademik siswa, algoritma *machine learning* telah terbukti menjadi alat yang sangat bermanfaat. Dengan menganalisis data dan pola yang ada, dapat memprediksi kinerja akademik siswa berdasarkan faktor-faktor yang telah diidentifikasi.

Magnetic Resonance Imaging (MRI)

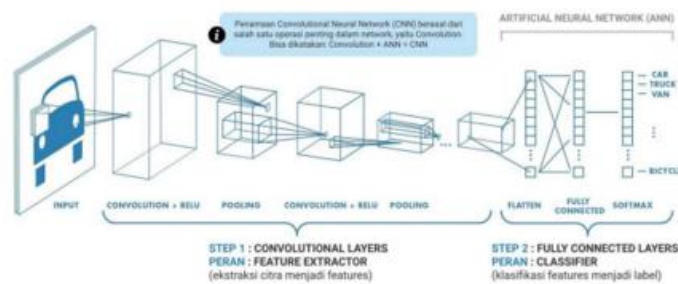
Metode pencitraan medis yang dikenal sebagai MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) menggunakan medan magnet dan radio frekuensi untuk memvisualisasikan dan menganalisis jaringan tubuh, aliran darah, dan proses metabolismenya. MRI menggunakan medan magnet dengan kekuatan antara 0,064 Tesla dan 1,5 Tesla saat digunakan. Beberapa keuntungan pemeriksaan magnetik resonansi (MRI) ialah MRI dapat menghasilkan gambar dengan resolusi spasial yang tinggi, yang memungkinkan pemetaan dan identifikasi yang lebih akurat karena kontras yang tinggi antara berbagai jenis jaringan tubuh[19]

Klasifikasi

Klasifikasi ialah suatu teknik untuk mengelompokkan objek menurut karakteristik yang dimiliki masing-masing objek. Klasifikasi dapat dilakukan secara manual oleh manusia atau dengan bantuan teknologi. Klasifikasi manual dilakukan oleh manusia dengan melihat ciri-ciri atau atribut setiap objek, kemudian mengelompokkannya berdasarkan kesamaan atau perbedaan, sehingga mendapatkan hasil karakter yang unik[20].

Convolutional Neural Network

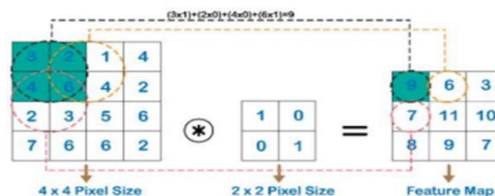
Salah satu algoritma *deep learning*, *Convolutional Neural Network*, dikembangkan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) dan dimaksudkan untuk memproses struktur dua dimensi.



Gambar 1. Arsitektur CNN

1. Convolution Layer

Pada data citra bertujuan untuk menggunakan filter untuk mengekstraksi fitur dari gambar input. Filter ini mengandung bobot yang dapat mendeteksi karakter objek, seperti tepi, kurva, atau warna.



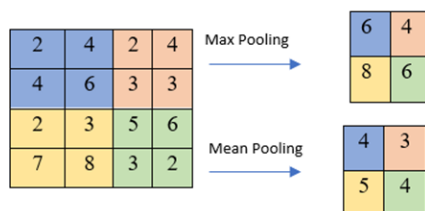
Gambar 2. Convolution Layer

2. ReLU Layer

Rectification Linear Unit (ReLU) adalah sebuah operasi yang bertujuan untuk mengenalkan nonlinearitas dan meningkatkan representasi dari model. Fungsi tersebut membatasi nilai 0 pada input value (x) dari citra. Aktivasi ini membuat seluruh value dari piksel yang kurang dari 0 menjadi 0 pada feature map

3. Pooling Layer

Pooling Layer biasa disebut sebagai pengurangan ukuran pada sebuah data citra atau dapat disebut dengan pengurangan ukuran matriks. Ada 2 macam pooling yang digunakan yaitu Average Pooling dan Max Pooling. Nilai yang diambil pada Average Pooling adalah nilai rata-rata sedangkan pada max pooling adalah nilai maksimum[12].



Gambar 3. Pooling Layer

4. Fully Connected Layer

Untuk menggunakan fitur map Fully Connected Layer sebagai input, kita harus melakukan <flatten= atau mengubah fitur map menjadi vektor karena fitur map yang dihasilkan dari fitur extraction layer masih berbentuk array multidimensional, yang berfungsi untuk mengubah dimensi data sehingga data dapat diklasifikasikan secara linier.

5. Softmax

Untuk melakukan tugas tertentu, fungsi aktivasi yang tepat diperlukan. Aktivasi softmax adalah metode regresi logistik yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi lebih dari dua kelas dan biasanya diikuti oleh fungsi aplikasi yang berkaitan dengan klasifikasi multiclass.

Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah proses mempertimbangkan beberapa hasil akurasi yang menunjukkan hasil kelas prediksi, dan baris menunjukkan hasil kelas sebenarnya. Precision, recall, F1-score adalah beberapa jenis confusion matrix. Persamaan (1), (2), (3), dan (4) dapat digunakan untuk membentuk akurasi dan kecacauan matrix.(Ridhovan & Suharso, 2022)

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TNP}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2.2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2.3)$$

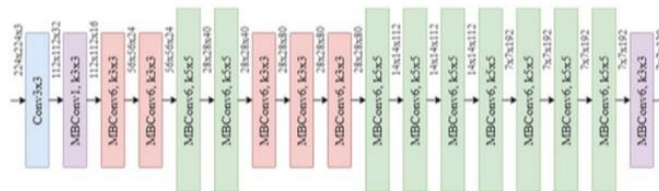
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (2.4)$$

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi	
		1	0
Kelas Sebenarnya	1	TP	FN
	0	FP	TN

EfficientNet – B0

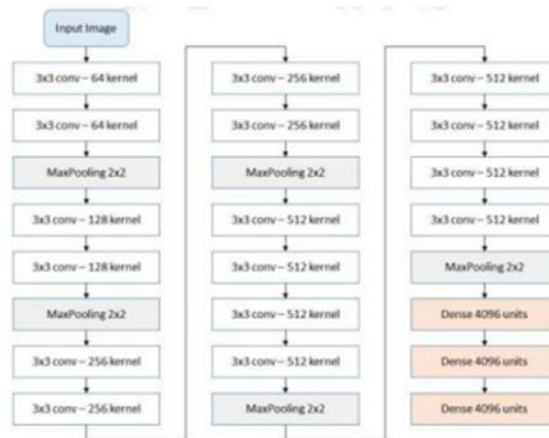
Model arsitektur dalam kerangka CNN yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 2019. Model ini memiliki sejumlah keunggulan, termasuk efisiensi energi, skalabilitas, dan akurasi yang bagus. Menggunakan operasi konvolusi 3x3 dengan menggunakan arsitektur *mobile inverted bottleneck* (MBConv) untuk mengekstrak fitur yang relevan dari gambar. Pada lapisan terakhir, model ini menggunakan operasi konvolusi 1x1 bersama dengan *GlobalAveragePool2D*, yang memungkinkan masuk ke lapisan yang terhubung sepenuhnya[1].



Gambar 4. Arsitektur *EfficientNet – B0*

VGG-19

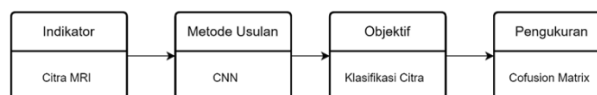
Visual Geometry Group atau biasa disebut dengan VGG. Universitas Oxford membuat arsitektur jaringan VGG19 pada tahun 2014. VGG19 merupakan variasi dari VGG16 dan terkenal karena memiliki performa yang baik dalam klasifikasi gambar dalam beberapa kasus. Model VGG19 memiliki 16 lapisan konvolusi dengan filter 3x3, kemudian 5 lapisan penggabungan menggunakan Max Pooling dengan ukuran pool 2x2, dan 3 lapisan yang benar-benar terhubung dengan nilai 4096, 4096, dan 1000. Setelah itu, gambar berukuran 224x224 piksel[3].



Gambar 5. Arsitektur *VGG-19*

3. Metode Penelitian

Kerangka Pemikiran



Gambar 6. Kerangka Pemikiran

- a. Indikator
Data Penelitian ini berupa citra MRI yang berasal dari *Kaggle*.
- b. Metode Usulan
Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B0* dan *VGG-19*, yang mengklasifikasikan gambar, digunakan untuk memproses nilai input dari dataset yang digunakan dalam penelitian ini
- c. Objektif
Merupakan hasil yang diinginkan berupa model yang telah diuji melalui tahapan klasifikasi citra MRI Penyakit *Alzheimer*.
- d. Pengukuran

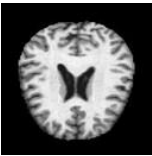
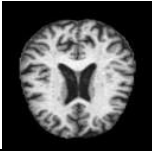
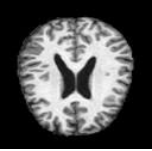
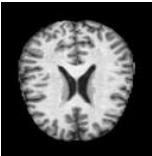
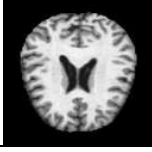
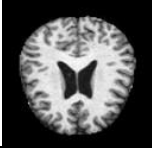
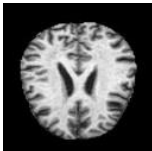
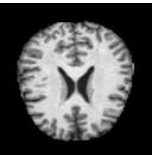
Tahap pengukuran dari hasil suatu penelitian dengan menggunakan metode uji Confusion Matrix sebagai ukuran keakuratan dari hasil penelitian.

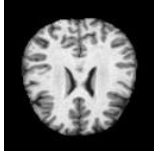
Dataset

Dataset yang digunakan adalah citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dari empat jenis penyakit Alzheimer di antaranya: *mild demented* (demensia ringan), *moderate demented* (demensia sedang), *very mild demented* (demensia sangat ringan) dan *non demented* (demensia normal). Sesuai dengan proses pengumpulan data. Data yang digunakan sebanyak 6400 data yang meliputi 5119 data train, 642 data test , dan 639 data valid, digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan.

Berikut 10 sampel gambar citra MRI dari penyakit *Alzheimer* sebagai berikut :

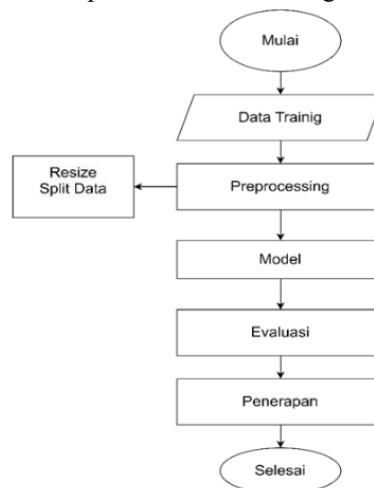
Tabel 2. Citra MRI Demensia Normal

No	Jenis Citra MRI	Data Citra Normal
1	Non_48	
2	Non_10	
3	Non_92	
4	Non_17	
5	Non_48	
6	Non_75	
7	Non_266	
8	Non_117	

9	Non_252	
10	Non_118	

Proses Klsifikasi

Menjelaskan langkah-langkah dari proses analisis hingga proses klasifikasi. Untuk memulai, proses pelatihan data akan dilakukan terlebih dahulu dengan menggunakan data citra MRI yang disiapkan. Tujuannya adalah untuk membuat sebuah model, model yang dibuat digunakan untuk data yang akan diuji untuk memastikan apakah variabel klasifikasi yang sesuai. Jenis klasifikasi penelitian adalah sebagai berikut :



Gambar 7. Proses Klasifikasi

4. Hasil Penelitian

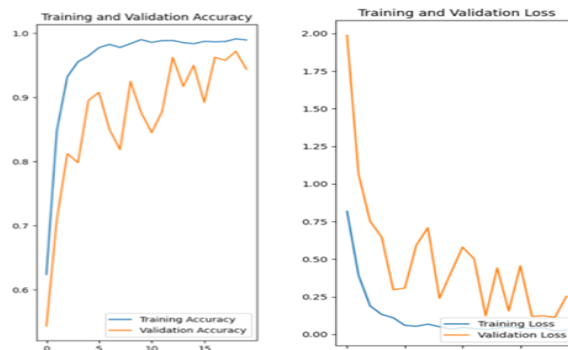
Proses Training

Proses training yang dilakukan pada rsitektur EfficientNet-B0, proses training dilakukan selama 20 epoch tanpa menggunakan teknik early stopping. Model dilatih menggunakan fungsi loss categorical crossentropy, dengan optimizer Adam dan learning rate sebesar 0.001. Nilai batch size yang digunakan adalah 32. Dari proses pelatihan didapatkan hasil akurasi 0.9895 % dan loss 0.2534%.

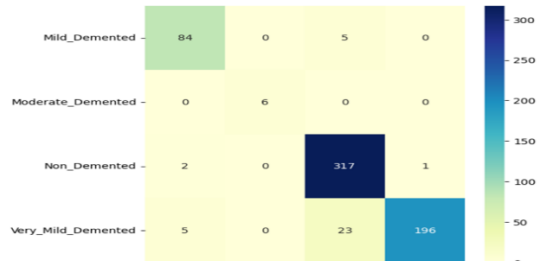
```

Epoch 5/20
80/80 [=====] - 44s 552ms/step - loss: 0.1106 - accuracy: 0.9646 - val_loss: 0.2968 - val_accuracy: 0.8951
Epoch 6/20
80/80 [=====] - 44s 553ms/step - loss: 0.0602 - accuracy: 0.9775 - val_loss: 0.3074 - val_accuracy: 0.9077
Epoch 7/20
80/80 [=====] - 45s 555ms/step - loss: 0.0538 - accuracy: 0.9826 - val_loss: 0.5936 - val_accuracy: 0.8498
Epoch 8/20
80/80 [=====] - 45s 555ms/step - loss: 0.0680 - accuracy: 0.9777 - val_loss: 0.7088 - val_accuracy: 0.8185
Epoch 9/20
80/80 [=====] - 45s 556ms/step - loss: 0.0510 - accuracy: 0.9838 - val_loss: 0.2400 - val_accuracy: 0.9249
Epoch 10/20
80/80 [=====] - 45s 554ms/step - loss: 0.0354 - accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.4111 - val_accuracy: 0.8764
Epoch 11/20
80/80 [=====] - 45s 554ms/step - loss: 0.0459 - accuracy: 0.9857 - val_loss: 0.5800 - val_accuracy: 0.8451
Epoch 12/20
80/80 [=====] - 44s 552ms/step - loss: 0.0394 - accuracy: 0.9885 - val_loss: 0.5016 - val_accuracy: 0.8779
Epoch 13/20
80/80 [=====] - 44s 553ms/step - loss: 0.0315 - accuracy: 0.9887 - val_loss: 0.1223 - val_accuracy: 0.9624
Epoch 14/20
80/80 [=====] - 45s 560ms/step - loss: 0.0417 - accuracy: 0.9853 - val_loss: 0.4419 - val_accuracy: 0.9171
Epoch 15/20
80/80 [=====] - 45s 557ms/step - loss: 0.0486 - accuracy: 0.9836 - val_loss: 0.1557 - val_accuracy: 0.9499
Epoch 16/20
80/80 [=====] - 44s 552ms/step - loss: 0.0410 - accuracy: 0.9873 - val_loss: 0.4558 - val_accuracy: 0.8920
Epoch 17/20
80/80 [=====] - 44s 553ms/step - loss: 0.0408 - accuracy: 0.9865 - val_loss: 0.1207 - val_accuracy: 0.9624
Epoch 18/20
80/80 [=====] - 45s 554ms/step - loss: 0.0427 - accuracy: 0.9871 - val_loss: 0.1232 - val_accuracy: 0.9577
Epoch 19/20
80/80 [=====] - 47s 583ms/step - loss: 0.0231 - accuracy: 0.9912 - val_loss: 0.1139 - val_accuracy: 0.9718
Epoch 20/20
80/80 [=====] - 45s 557ms/step - loss: 0.0300 - accuracy: 0.9895 - val_loss: 0.2534 - val_accuracy: 0.9437
  
```

Gambar 8. Proses Training *EfficientNet-B0*



Gambar 9. Model Akurasi dan Loss



Gambar 10. Confusion Matrix EfficientNet-B0

Hasil dari nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-score dengan menggunakan rumus diatas :

1. Mild Demented

$$\text{Prepesion} = \frac{84}{84+2+5+0} = \frac{84}{91} = 0,92$$

$$\text{Recall} = \frac{84}{84+0+5+0} = \frac{84}{89} = 0,94$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{0,92 \times 0,94}{0,92+0,94} = 0,93$$

2. Moderate Demented

$$\text{Precision} = \frac{6}{0+6+0+0} = \frac{6}{6} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{6}{0+6+0+0} = \frac{6}{6} = 1$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{1 \times 1}{1+1} = 1$$

3. Non Demented

$$\text{Precision} = \frac{317}{23+0+317+5} = \frac{317}{345} = 0,92$$

$$\text{Recall} = \frac{317}{2+0+317+1} = \frac{317}{320} = 0,99$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{0,92 \times 0,99}{0,92+0,99} = 0,95$$

4. Very Demented

$$\text{Precision} = \frac{196}{196+1+0+0} = \frac{196}{197} = 0,99$$

$$\text{Recall} = \frac{196}{196+23+0+5} = \frac{196}{224} = 0,88$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{0,99 \times 0,88}{0,99+0,88} = 0,93$$

Accuracy

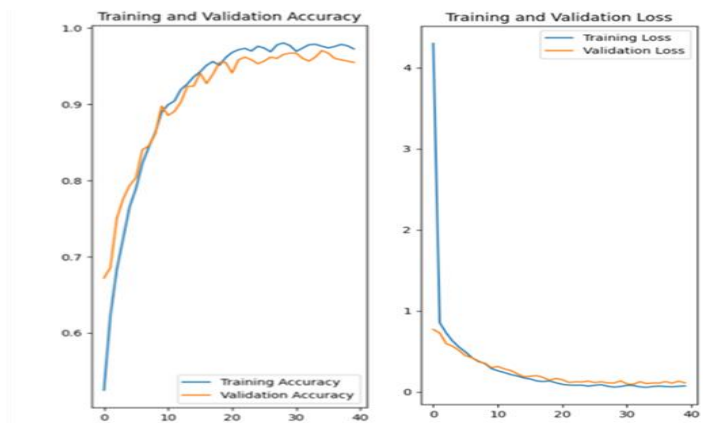
$$\frac{84 + 6 + 317 + 196}{84 + 6 + 317 + 196 + 23 + 5 + 1 + 2 + 5} \times 100\% = \frac{603}{639} = 0,94$$

Dari pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan sebanyak 639 data mendapatkan hasil akurasi 0,94%.

Proses training yang dilakukan pada arsitektur *VGG19* tetap sama dengan *EfficientNet-B0* tanpa *early stopping* menggunakan epoch 40 yang menghasilkan akurasi 0.9725 % dan loss 0.0736%.

```
Epoch 29/40
79/79 [=====] - 31s 389ms/step - loss: 0.0589 - accuracy: 0.9804 - val_loss: 0.1087 - val_accuracy: 0.9653
Epoch 30/40
79/79 [=====] - 32s 399ms/step - loss: 0.0663 - accuracy: 0.9771 - val_loss: 0.1350 - val_accuracy: 0.9670
Epoch 31/40
79/79 [=====] - 30s 375ms/step - loss: 0.0806 - accuracy: 0.9693 - val_loss: 0.0996 - val_accuracy: 0.9670
Epoch 32/40
79/79 [=====] - 30s 374ms/step - loss: 0.0782 - accuracy: 0.9737 - val_loss: 0.0933 - val_accuracy: 0.9601
Epoch 33/40
79/79 [=====] - 32s 398ms/step - loss: 0.0624 - accuracy: 0.9780 - val_loss: 0.1249 - val_accuracy: 0.9566
Epoch 34/40
79/79 [=====] - 32s 399ms/step - loss: 0.0559 - accuracy: 0.9786 - val_loss: 0.1026 - val_accuracy: 0.9618
Epoch 35/40
79/79 [=====] - 31s 383ms/step - loss: 0.0665 - accuracy: 0.9761 - val_loss: 0.1096 - val_accuracy: 0.9705
Epoch 36/40
79/79 [=====] - 31s 385ms/step - loss: 0.0714 - accuracy: 0.9739 - val_loss: 0.1083 - val_accuracy: 0.9670
Epoch 37/40
79/79 [=====] - 30s 380ms/step - loss: 0.0660 - accuracy: 0.9757 - val_loss: 0.1262 - val_accuracy: 0.9601
Epoch 38/40
79/79 [=====] - 30s 378ms/step - loss: 0.0633 - accuracy: 0.9784 - val_loss: 0.1068 - val_accuracy: 0.9583
Epoch 39/40
79/79 [=====] - 30s 379ms/step - loss: 0.0686 - accuracy: 0.9767 - val_loss: 0.1309 - val_accuracy: 0.9566
Epoch 40/40
79/79 [=====] - 30s 375ms/step - loss: 0.0736 - accuracy: 0.9725 - val_loss: 0.1114 - val_accuracy: 0.9549
```

Gambar 11. Proses *Training VGG-19*



Gambar 12. Model Akurasi dan Loss



Gambar 13. *Confusion Matrix VGG-19*

Pada arsitektur *EfficientNet-B0* dan *VGG-19*. Nilai dari sumbu X merupakan nilai akurasi selama proses pelatihan. Dengan tingkat akurasi yang didapatkan dari arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki tingkat akurasi 94% dan *VGG19* sebesar 95%, sementara sumbu Y merupakan proses percobaan yang dilakukan pada arsitektur *EfficientNet-B0* dengan 20 epoch dan *VGG19* dengan 40 epoch. Pada grafik loss, sumbu X menunjukkan iterasi pelatihan yang telah dilakukan, dan sumbu Y menunjukkan nilai loss model selama pelatihan.

Diperoleh hasil dari nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dengan menggunakan rumus diatas :

1. Demensia Ringan

$$\text{Precision} = \frac{77}{77+0+1+1} = \frac{77}{79} = 0,97$$

$$\text{Recall} = \frac{77}{77+0+8+4} = \frac{77}{89} = 0,87$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0,97 \times 0,87}{0,97+0,87} = 0,92$$

2. Demensia Sedang

$$\text{Precision} = \frac{6}{0+6+0+0} = \frac{6}{6} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{6}{0+6+0+0} = \frac{6}{6} = 1$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{1x1}{1+1} = 1$$

3. Demensia Normal

$$\text{Precision} = \frac{314}{8+0+314+11} = \frac{314}{333} = 0,94$$

$$\text{Recall} = \frac{314}{1+0+314+5} = \frac{314}{320} = 0,98$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{0,94 x 0,98}{0,94+0,98} = 0,96$$

4. Demensia Sangat Ringan

$$\text{Precision} = \frac{212}{212+4+0+5} = \frac{212}{221} = 0,96$$

$$\text{Recall} = \frac{212}{212+0+0+11} = \frac{212}{224} = 0,95$$

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{0,96 x 0,95}{0,96+0,95} = 0,95$$

Accuracy

$$\frac{72 + 6 + 314 + 212}{77 + 6 + 314 + 212 + 3 + 8 + 4 + 1 + 1 + 11} = \frac{609}{637} = 0,95$$

Dari pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan sebanyak 639 data mendapatkan hasil akurasi 0,95%.

5. Kesimpulan

Proses pengklasifikasian citra MRI untuk penyakit Alzheimer menggunakan metode deep learning terdiri dari beberapa langkah. Proses preprocessing, yang meliputi split data dan resize, diikuti oleh proses konvolusi menggunakan kernel sharpen (3x3) untuk meningkatkan ketajaman gambar. Setelah proses konvolusi, fungsi ReLU digunakan, dengan lapisan MaxPoolng2D ditambahkan untuk proses pooling .

Pada pengujian yang telah dilakukan, dataset yang digunakan terdiri dari 6400 data yang di bagi menjadi 4 kelas yaitu Demensia ringan, demensia sedang, demensia normal, demensia sangat ringan. Dari 6400 data tersebut di bagi menjadi data training 80%, data testing 10% dan data validasi 10%. Terdapat perbedaan konfigurasi bertujuan untuk mengoptimalkan performa masing-masing model. EfficientNet-B0 dengan jumlah epoch yang lebih sedikit, sedangkan VGG-19 memerlukan lebih banyak epoch namun menghasilkan performa yang sedikit lebih baik karena penggunaan early stopping dan tuning learning rate yang lebih rendah. Melalui proses training menggunakan 2 model arsitektur EfficientNet-B0 dengan tingkat akurasi 94% dan VGG-19 dengan tingkat akurasi 95%.

6. References

- [1] M. W. Ahdi, K. Khalid, A. Kunaefi B. A. Nugroho, and A. Yusuf. (2023). Convolutional Neural Network (CNN) EfficientNet-B0 Model Architecture for Paddy Diseases Classification. 2023 14th International Conference on Information and Communication Technology and System, ICTS 2023, 105–110.
- [2] A. P. Wibawa, M. G. A. Purnama, M. F. Akbar, F. A. D. (2018). Metode-metode Klasifikasi. Prosiding Seminar Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi, 3(1), 134.
- [3] I. N. Alam. (2022). Metode Transfer Learning Pada Deep Convolutional Neural Network (DCNN) untuk Pengenalan Ekspresi Wajah. ResearchGate, October, 13–14.
- [4] M. Arkan, R. Abdul, U. F. Natasya, A. M. Fikram, D. Azhari, H. F. Muhammad, H. F. Muhammad, D. F. Ilham, K. Bagus, R. Nurvelly, M. Popy, M. Rully, H. Hendra., and J. Jumail. (2024). Webinar & Workshop Peran Artificial Intelligence Dalam Analisis Big Data Untuk Mendukung Sektor Bisnis E-Commerce. Jurnal Pengabdian Kolaborasi Dan Inovasi IPTEKS, 2(1), 228–236.
- [5] L. W. Astuti. (2019). Ekstrasi Fitur Citra MRI Otak Menggunakan Data Wavelet Transform (DWT) untuk Klasifikasi Penyakit Tumor Otak. Jurnal Ilmiah Informatika Global, 10(2), 80–86.
- [6] D. F. Bongso, D. F., Elektro, F. T., Telkom, U., Patmasari, R., Elektro, F. T., Telkom, U., Saidah, S., Elektro, F. T., Telkom, U., Alzheimer, P., & Pendahuluan, I. (2023). Perancangan Sistem Klasifikasi Alzheimer Berbasis Pengolahan Citra MRI Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). 10(5), 4347–4352.

- [7] Y. N. Fu'adah, I. Wijayanto, N. K. C Pratiwi, F. F. Taliningsih, S. Rizal and M. A. Pramudito. (2021). Automated Classification of Alzheimer's Disease Based on MRI Image Processing using Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture. *Journal of Physics: Conference Series*, 1844(1), 0–8.
- [8] V. H. B. Hadi, A. B. Mutiara and R. Refianti. (2023b). Implementation of Convolutional Neural Network with EfficientNet-B0 Architecture for Brain Tumor Classification. *2023 8th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2023*, 1–6.
- [9] A. W. Jatmiko. (2021). Efek Pemakaian Kontras Untuk Optimalisasi Citra Pada Pemeriksaan Diagnostik Magnetic Resonance Imaging (MRI). *Jurnal Biosains Pascasarjana*, 23(1), 28.
- [10] A. Noviantoro, A. B. Silviana, R. R. Fitriani, and H. P. Permatasari. (2022). Rancangan Dan Implementasi Aplikasi Sewa Lapangan Badminton Wilayah Depok Berbasis Web. *Jurnal Teknik Dan Science*, 1(2), 88–103.
- [11] A. G. M. Sianturi, (2021). Stadium, Diagnosis, dan Tatalaksana Penyakit Alzheimer. *Majalah Kesehatan Indonesia*, 2(2), 39–44. <https://doi.org/10.47679/makein.202132>
- [12] S. Yuliany, Aradea, and R. N. Andi. (2022). Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Buana Informatika*, 13(1), 54–65.
- [13] M. N. Putri, I. Katili, A. Hariri, T. A. Budiarti and G. M. Wibowo. (2021). Perbandingan Pengukuran Volume Tumor Brain MRI Menggunakan Teknik Manual Dan Metode Active Contour. *Jurnal Imejing Diagnostik (JImeD)*, 7(2), 94–97.
- [14] Tarigan I. J., S. Indra, S. N. B. Pandi. 2022. KLASIFIKASI REKOGNISI WAJAH DENGAN METODE HAARCASCADE DAN JARINGAN SARAF KONVOLUSIONAL. *Jurnal Armada Informatika (JAI)*, 5(1), 355–365.
- [15] J. Ilmiah, T. Elektro, I. Jiteki, Efisiennet-b, A. M. Pramudhita, D. A., F. K. Azzahra, I. Arfat., R. Magdalena, and S. Saidah. (2023). *Machine Translated by Google* Klasifikasi Penyakit Tanaman Strawberry Menggunakan CNN Berdasarkan. September, 522–534.
- [16] Darussalam, and G. Arief. (2018). *Jurnal Resti*. Resti, 1(1), 19–25.
- [17] A. R. Suryatika, and W. H. Pramono. (2019). Penerapan Senam Otak Terhadap Fungsi Kognitif Pada Lansia Dengan Demensia. *Jurnal Manajemen Asuhan Keperawatan*, 3(1), 28–36.
- [18] N. Z. Munantri, H. Sofyan, and M. Y. Florestiyanto. (2020). Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Umur Pohon. *Telematika*, 16(2), 97.
- [19] S. Nizar, F. Fatimah, and I. Kartili. (2019). Pengaruh Variasi Time Repetition (Tr) Terhadap Kualitas Citradan Informasi Citra Pada Pemeriksaan Mri Lumbalsekuens T2 Fse Potongan Sagital. *Jurnal Imejing Diagnostik (JImeD)*, 5(2), 89.
- [20] W. P. Aji, P. A. G. Muhammad, A. F. Muhammad, F. A. D. (2018). Metode-metode Klasifikasi. *Prosiding Seminar Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 134.