

Perbandingan Kinerja Arsitektur Resnet-50 Dan Googlenet Pada Klasifikasi Penyakit Alzheimer Dan Parkinson Berbasis Data MRI

Shawn Hafizh Adefrid Pietersz

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Email: shawnhafizh@gmail.com

Basuki Rahmat

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Email: basukirahmat.if@upnjatim.ac.id

Eva Yulia Puspaningrum

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Email: evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id

Alamat: Jl. Rungkut Madya No.1, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

Korespondensi penulis: shawnhafizh@gmail.com

Abstract. *Alzheimer's and Parkinson's diseases are neurodegenerative conditions that affect the brain, with Alzheimer's causing cognitive and behavioral decline, while Parkinson's leads to motor and non-motor impairments. Both diseases have significant impacts on the health and quality of life of patients, with prevalence increasing in recent years. Although the exact causes of these diseases are still unknown, MRI (Magnetic Resonance Imaging) is widely used to detect brain activity and serves as one of the diagnostic methods. With technological advancements, intelligent systems in image processing for image classification have been extensively used and have become a popular field due to their ability to replicate human visual capabilities. Image classification is performed using various supervised learning machine learning algorithms based on the shape, texture, and color of the images. This study employs two Convolutional Neural Network (CNN) architectures, ResNet50 and GoogLeNet, to compare the performance of these models in classifying MRI scans of patients with Alzheimer's and Parkinson's diseases. The results show that the ResNet50 model outperforms the GoogLeNet model, with parameters set to 100 epochs, a batch size of 128, a learning rate of 0.0001, and the Adam optimizer, achieving an accuracy rate of 90%.*

Keywords: Alzheimer, Parkinson, CNN, ResNet-50, GoogLeNet.

Abstrak. Penyakit Alzheimer dan Parkinson merupakan penyakit neurodegeneratif yang mempengaruhi otak, dimana Alzheimer menyebabkan penurunan fungsi kognitif dan perilaku, sedangkan Parkinson menyebabkan gangguan motorik dan non-motorik. Kedua penyakit ini memiliki dampak signifikan pada kesehatan dan kualitas hidup pasien dengan prevalensi yang semakin meningkat dalam beberapa tahun terakhir. Meskipun penyebab pasti kedua penyakit ini belum diketahui, MRI (Magnetic Resonance Imaging) telah digunakan secara luas untuk mendeteksi aktivitas otak manusia sebagai salah satu metode diagnosis. Dalam perkembangan teknologi, sistem cerdas dalam pemrosesan citra untuk klasifikasi citra telah banyak digunakan dan menjadi bidang yang diminati karena kemampuannya menggantikan kemampuan visual manusia. Klasifikasi citra dilakukan dengan menerapkan berbagai algoritma machine learning jenis supervised learning berdasarkan bentuk, tekstur, dan warna dari citra. Penelitian ini menerapkan dua model arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yaitu ResNet50 dan GoogLeNet, untuk membandingkan tingkat performa kedua model dalam klasifikasi citra MRI pasien dengan penyakit Alzheimer dan Parkinson. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet50 memiliki performa yang lebih baik dibandingkan GoogLeNet, dengan parameter epoch 100, batch size 128, learning rate 0.0001, dan optimizer Adam, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%.

Kata kunci: Alzheimer, Parkinson, CNN, ResNet50, GoogLeNet.

LATAR BELAKANG

Alzheimer adalah penyakit neurodegeneratif yang menyebabkan penurunan fungsi memori, kemampuan berpikir, dan dapat mempengaruhi kemampuan berbicara serta mengubah perilaku seseorang. Pada penderita Alzheimer, gejala biasanya muncul secara bertahap. Pada awalnya, gejala mungkin terbatas pada kelupaan terhadap percakapan baru atau kesulitan mengingat nama dan lokasi tertentu. Namun, seiring waktu, gejala ini dapat berkembang menjadi disorientasi dan perubahan perilaku. Perubahan ini dapat mencakup perilaku agresif, permintaan yang berlebihan, serta kecenderungan untuk mencurigai orang lain. Pada tahap yang lebih parah, penderita Alzheimer mungkin mengalami halusinasi, kesulitan berbicara dan menggunakan bahasa, serta kehilangan kemampuan untuk melakukan aktivitas sehari-hari tanpa bantuan (Ratnawati, 2021).

Penyakit Parkinson adalah gangguan degeneratif pada otak yang ditandai dengan berbagai gejala, termasuk gangguan motorik seperti gerakan lambat, tremor, kekakuan, dan hilangnya keseimbangan. Selain itu, penyakit ini juga melibatkan gangguan non-motorik seperti penurunan fungsi kognitif, gangguan emosional, gangguan tidur, dan nyeri. Gangguan motorik seperti diskinesia (gerakan tak terkendali) dan distonia (kontraksi otot tak terkendali yang menyakitkan) dapat menyebabkan gangguan bicara dan kemampuan motorik, sering kali membatasi kemandirian pasien. Dalam banyak kasus, perkembangan gejala tersebut dapat menyebabkan cacat dan ketergantungan pada perawatan medis. Selain itu, banyak penderita Parkinson juga mengalami demensia.

Meskipun penyebab pasti penyakit Alzheimer belum diketahui, para ahli berpendapat bahwa penumpukan protein *beta-amyloid* di otak menyebabkan kerusakan sel saraf, dengan risiko meningkat pada usia lanjut, cedera kepala, riwayat keluarga, dan gaya hidup tertentu. Alzheimer lebih umum pada orang di atas 65 tahun, dengan prevalensi sekitar 16% pada mereka yang berusia di atas 80 tahun, tetapi juga dapat terjadi pada individu berusia 40 hingga 65 tahun. Penyakit Parkinson, yang disebabkan oleh interaksi faktor genetik dan lingkungan seperti paparan pestisida dan polusi udara, telah menunjukkan peningkatan prevalensi dan tingkat cacat secara global. Pada tahun 2019, terdapat lebih dari 8,5 juta penderita Parkinson, dengan peningkatan signifikan dalam disabilitas dan kematian sejak tahun 2000 (World Health Organization, 2023). Pengobatan dan terapi dapat mengelola gejala Parkinson, dan telemedis dapat membantu akses perawatan.

Terdapat beberapa cara yang dapat dilakukan dalam mendeteksi kedua penyakit tersebut, salah satunya yaitu dengan menggunakan MRI (Magnetic Resonance Imaging) adalah teknik pencitraan yang digunakan untuk melakukan pemindaian otak (Attallah et al., 2019).

Pendekatan klasifikasi gambar tersebut dapat dilakukan dengan teknologi machine learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk proses pengelompokan gambar berdasarkan ciri-ciri tertentu.

KAJIAN TEORITIS

Machine Learning

Pembelajaran Mesin (*Machine Learning*) adalah bidang studi yang berfokus pada desain dan analisis algoritma yang memungkinkan komputer belajar tanpa perlu penulisan kode spesifik. Algoritma generik dalam ML dapat menghasilkan output menarik atau berguna dari sejumlah data. Sebagai salah satu subdisiplin dalam Kecerdasan Buatan, ML telah berkembang pesat dan mampu mengatasi masalah seperti klasifikasi, regresi, klustering, dan deteksi anomali dengan lebih efisien di berbagai bidang. Contohnya, dalam bidang kesehatan, identifikasi sel abnormal melalui citra CT scan telah membantu dokter dalam diagnosis pasien. Di bidang lain, seperti keamanan wilayah, periklanan, penanganan bencana alam, dan transportasi cerdas, teknologi ini digunakan secara luas untuk mengenali jenis dan lokasi objek dengan akurasi tinggi berdasarkan data dari video digital atau citra satelit (Heryadi & Wahyono, 2020).

Konsep utama ML adalah kemampuan komputer untuk belajar dari pengalaman tanpa diprogram secara eksplisit. Menurut definisi oleh Samuel, ML memungkinkan pembentukan aturan atau model dari data yang diberikan. Mitchel menambahkan bahwa aplikasi ML melibatkan tugas (*Task T*), pengukuran kinerja (*Performance Measure P*), dan pengalaman (*Experience E*). Oleh karena itu, identifikasi komponen T, P, dan E menjadi kunci dalam membangun aplikasi ML (Daqiqil, 2021).

Convolutional Neural Network (CNN)

CNN atau *Convolutional Neural Network* telah menjadi metode yang sangat populer untuk menangani masalah klasifikasi gambar dalam beberapa tahun terakhir. Menurut studi yang dilakukan oleh Ferentinos et al. (2018, dikutip dalam Sardogan, 2018), model-model CNN pada dataset daun yang besar menunjukkan efektivitas CNN dalam mengidentifikasi penyakit tanaman secara otomatis. CNN adalah algoritma dalam deep learning yang merupakan pengembangan dari MLP (*Multilayer Perceptron*). CNN secara khusus dirancang untuk memproses data yang memiliki struktur dua dimensi, seperti gambar atau suara.

Arsitektur CNN

Arsitektur CNN atau *Convolutional Neural Network* merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk memproses data dalam bentuk *grid* atau matriks, seperti gambar atau video. Struktur arsitektur CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan

input, lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, dan lapisan *fully connected*. Lapisan konvolusi berperan dalam melakukan operasi konvolusi pada data input menggunakan filter atau kernel untuk mengekstrak fitur-fitur dari data tersebut. Sebaliknya, lapisan *pooling* berfungsi untuk mereduksi ukuran data dan mengurangi kompleksitasnya. Lapisan *fully connected* bertugas mengubah data yang telah dihasilkan menjadi *output* yang dapat diinterpretasikan. Penggunaan arsitektur CNN telah meluas di berbagai bidang, termasuk pengenalan citra, pengenalan suara, dan pemrosesan bahasa alami.

ResNet

ResNet (Residual Network) adalah jenis jaringan residual dengan kedalaman yang signifikan, mencapai hingga 152 lapisan dalam versi terdalamnya. Ini membuat *ResNet* delapan kali lebih dalam dari jaringan VGG, namun dengan kompleksitas yang lebih rendah dibandingkan VGG. Pada tahun 2015, *ResNet* meraih peringkat pertama dalam kompetisi ILSVRC (*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*) dan COCO, mencakup kategori klasifikasi, deteksi, dan segmentasi gambar pada dataset COCO dan *ImageNet* (Niswati et al., 2021).

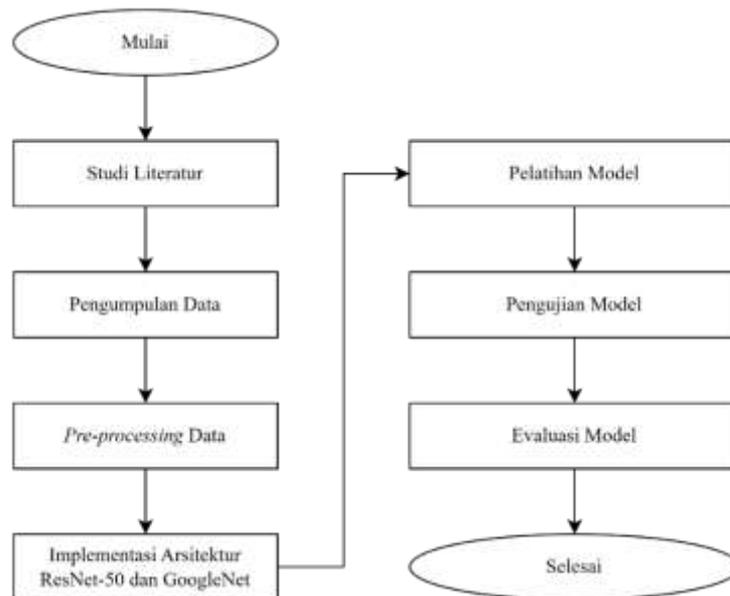
GoogLeNet

GoogLeNet, sebagai variasi arsitektur CNN, menonjol dalam kompetisi *ILSVRC14* dengan lapisan berkisar antara lima hingga 22, mencapai akurasi tinggi. Arsitektur ini memanfaatkan *activation values* dalam jaringan dalam, di mana nilai nol yang dihasilkan dari korelasi sebelumnya tidak selalu penting. Oleh karena itu, *GoogLeNet* memperkenalkan *inception module*, yang terinspirasi dari *visual cortex* manusia, untuk mengoptimalkan struktur *sparse* guna mendukung komputasi.

Pada *inception module*, konvolusi dengan matriks 1×1 dilakukan sebelum konvolusi dengan matriks 3×3 dan 5×5 . Ini bertujuan untuk mengurangi dimensi modul, meningkatkan kedalaman analisis, dan memperluas jaringan tanpa mengorbankan kinerja. Secara keseluruhan, *GoogLeNet* menggunakan lapisan konvolusi dan *pooling* untuk ekstraksi data, *inception module* untuk mengurangi beban komputasi dan meningkatkan kedalaman data, serta lapisan *fully connected* di bagian akhir untuk menampung hasil dari proses lapisan *pooling*. Selain itu, hasil dari *GoogLeNet* disederhanakan menggunakan *simple global average pooling* untuk mengurangi ukuran total parameter tanpa mengurangi akurasi model.

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, pendekatan yang digunakan dengan menyesuaikan perencanaan berdasarkan studi literatur dari sejumlah publikasi ilmiah dengan topik yang sama. Pendekatan ini bertujuan untuk memastikan agar pelaksanaan penelitian ini tidak dimulai dari nol, melainkan melanjutkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dengan menambahkan kontribusi baru. Berikut adalah langkah-langkah penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan Penelitian

1. Studi Literatur

Hal ini dilakukan agar penulis dapat memperoleh dasar teori yang mendukung berjalannya proses penelitian mulai dari pengumpulan data, membaca, mencatat, diskusi, dan mengolah data yang akan digunakan. Pada tahap ini, penulis melakukan pencarian dan pengumpulan data terkait penyakit Alzheimer dan penyakit Parkinson, citra digital, dan *deep learning* yang akan digunakan seperti arsitektur *ResNet-50* dan *GoogLeNet* dari penelitian-penelitian terdahulu.

2. Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan didapatkan melalui salah satu dataset open source pada website Kaggle dengan pemilik data bernama Farjana Kabir yang berisi data citra MRI otak dari pasien dengan penyakit Alzheimer dan Parkinson. Dataset ini terbagi menjadi 3 kelas, yaitu AD (*Alzheimer Disease*) sebanyak 894 data, CONTROL sebanyak 898 data, dan PD (*Parkinson Disease*) sebanyak 894 data dengan total keseluruhan yaitu 2.686 data.

3. *Pre-processing Data*

Tahap *pre-processing* yang dilakukan pada seluruh data citra MRI. Pertama, data citra dimasukkan ke dalam sistem terlebih dahulu. Selanjutnya, seluruh data citra akan diubah ukurannya menjadi 224 x 224 pixel untuk kedua arsitekturnya. Lalu, data citra yang telah diubah ukurannya akan diacak urutan datanya dengan tujuan meningkatkan hasil yang diperoleh menjadi lebih bagus atau baik pada saat proses pelatihan.

Setelah itu, seluruh data akan melewati proses augmentasi seperti *rescaling*, *rotation range*, *horizontal flip*, dan lain sebagainya. Tujuan dilakukannya augmentasi ini adalah untuk mengurangi *overfitting* karena akan memiliki lebih banyak variasi yang memungkinkan muncul dalam data uji

4. Perancangan Arsitektur

Perancangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dimulai dengan pemilihan arsitektur yang akan digunakan dalam pemrosesan dataset. Ada dua arsitektur yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu arsitektur *ResNet-50* dan arsitektur *GoogLeNet*.

5. Pelatihan Model

Setelah merancang struktur model dan mengatur *hyperparameter* seperti *epoch*, *batch size*, *learning rate*, dan *learning rate* pada model *ResNet-50* dan *GoogLeNet*, langkah selanjutnya adalah menjalankan proses pelatihan pada dataset. Pelatihan dilaksanakan menggunakan *Google Colaboratory*, memanfaatkan GPU *accelerator* yang disediakan oleh platform tersebut untuk mempercepat waktu pelatihan dataset.

6. Pengujian Model

Model diujikan menggunakan 5% gambar data uji baru (*data testing*) yang diambil dari 20% data *validation* yang telah melalui *pre-processing*. Setelah fase pengujian, nilai prediksi akan dibandingkan dengan nilai label asli pada data uji untuk menghitung jumlah prediksi yang akurat. Selanjutnya, *confusion matrix* dapat digunakan untuk mengevaluasi performa model.

7. Evaluasi Model

Setelah melewati tahapan-tahapan pemrosesan data, hal terakhir yang akan dilakukan yaitu evaluasi model. Tahap ini ditujukan untuk mengevaluasi performa dari model yang telah dikembangkan dan juga memberikan pemahaman mendalam mengenai sejauh mana model yang telah dibuat bekerja secara efektif dan akurat. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan cara menggunakan model yang telah di *training* pada data *testing* dengan memanfaatkan metode *confusion matrix*.

Confusion matrix digunakan untuk mengukur kinerja model secara lebih rinci dan menghitung berbagai matriks evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

Accuracy mencerminkan sejauh mana keakuratan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji. *Precision* memberikan gambaran tentang seberapa besar proporsi kelas positif yang tepat diklasifikasikan oleh model. *Recall*, juga dikenal sebagai *sensitivity*, mengukur kemampuan model untuk menemukan kembali semua contoh positif. *F1-score* merupakan nilai rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*.

8. Skenario Pengujian

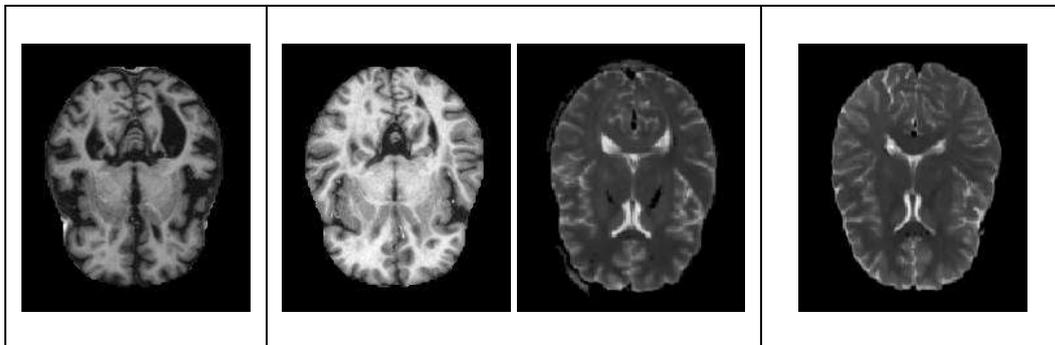
Terdapat beberapa skenario yang akan dilakukan dalam penelitian ini dengan tujuan mendapatkan hasil yang diinginkan. Berikut adalah tabel yang menunjukkan skenario yang akan dilakukan :

Tabel 1. Skenario Pengujian

Arsitektur	Optimizer	Skenario	Hyperparameter	
			Epoch	Batch Size
ResNet-50	Adam	1	64	100
		2	100	128
	SGD	3	64	100
		4	100	128
GoogLeNet	Adam	5	64	100
		6	100	128
	SGD	7	64	100
		8	100	128

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penyiapan Dataset



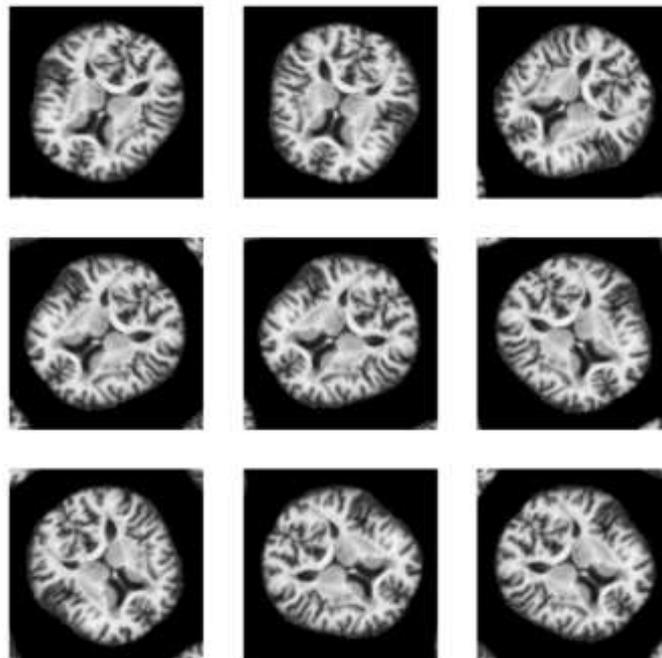
Gambar 2. Sampel Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu sebuah dataset MRI *open source* yang berasal dari *website* Kaggle. Dataset ini terdiri dari tiga kelas, yaitu AD (*Alzheimer Disease*) sebanyak 894 data, CONTROL sebanyak 898 data, dan PD (*Parkinson Disease*) sebanyak 894 data dengan total keseluruhan yaitu 2.686 data. Seluruh data ini akan digunakan dalam pengujian pada penelitian ini.

Pre-processing

Pada tahapan ini, dilakukan sebuah augmentasi menggunakan *augmentor*. Oleh karena itu, data yang di augmentasi juga melewati proses penyeimbangan data agar tercapainya keseimbangan data yang akan diproses nantinya. Sebelum dilakukan penyeimbangan data menggunakan *augmentor*, dilakukan penampilan dataset sebelum proses augmentasi yang bertujuan untuk mengetahui bentuk data sebelum dilakukannya proses augmentasi.

Proses augmentasi dengan dilakukan dengan rotasi gambar menggunakan metode *rotate* dengan beberapa parameter pendukung. Parameter ‘probability=0.7’ menunjukkan tingkat probabilitas augmentasi rotasi yang akan terjadi sebesar 70%, dan parameter ‘max_right_rotation=10’ menentukan batas rotasi maksimum, baik ke kiri maupun ke kanan. Setelah proses augmentasi, dilakukan metode *sample* (sampling) sebanyak 3000 kali. Hal ini akan menghasilkan 3000 gambar yang telah di augmentasi untuk setiap kelas, yaitu AD (*Alzheimer Disease*), CONTROL, dan PD (*Parkinson Disease*).



Gambar 3. Hasil Augmentasi Data

Implementasi Model

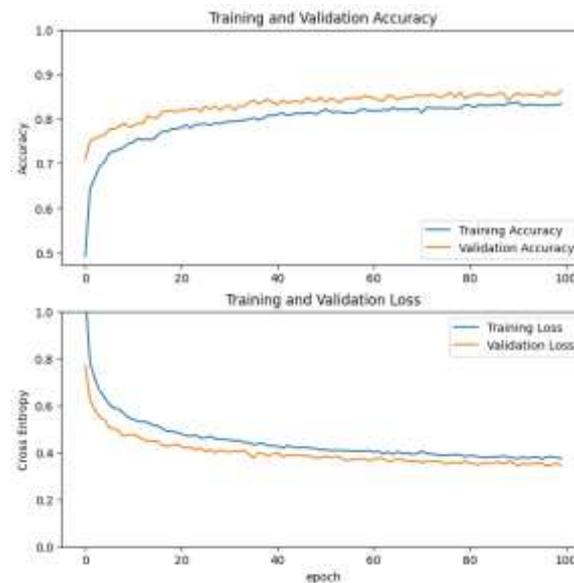
Pada penelitian ini, terdapat dua arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang akan digunakan, yaitu arsitektur *Resnet50* dan *GoogLeNet*. Proses pembelajaran model akan dilakukan melalui tahap pelatihan dan pengujian dengan menggunakan data augmentasi sebanyak 9000. Dalam penerapan model ini, dilakukan perbandingan terhadap hasil terbaik dari masing-masing model yang ditujukan untuk mengetahui arsitektur mana yang memiliki

akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan tiga kelas, yakni kondisi otak pasien yang terindikasi penyakit *Alzheimer*, otak pasien yang sedang kontrol penyakit (sehat), dan otak pasien yang terindikasi penyakit *Parkinson*.

Evaluasi Model

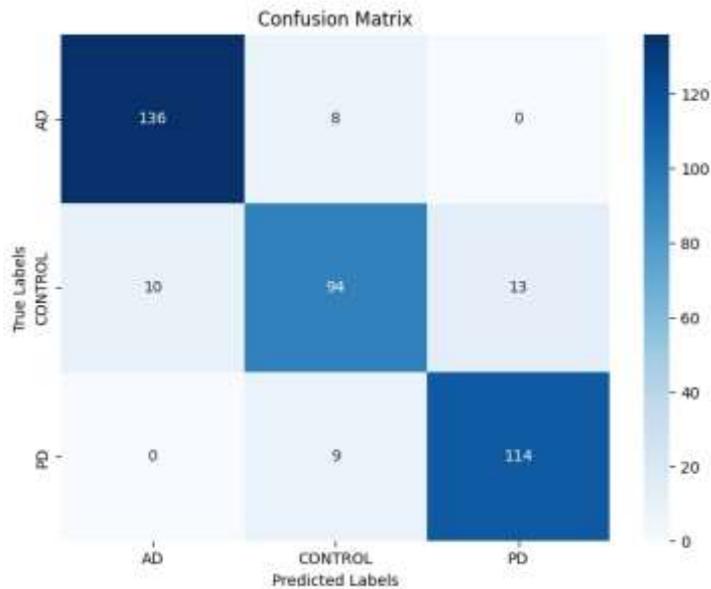
Setelah melalui serangkaian tahapan penyiapan data, *preprocessing* data, dan implementasi model, pada tahap evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dari proses pengklasifikasian yang telah dilakukan. Proses evaluasi model dalam penelitian ini ditampilkan menggunakan grafik *training* dan *validation accuracy* dan *loss* untuk mengetahui apakah terjadi *overfitting* dalam proses, *confusion matrix* untuk mengetahui hasil pengklasifikasian citra, dan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

1. Evaluasi Model Terbaik



Gambar 4. Grafik Accuracy dan Loss Skenario 2

Pada gambar di atas, terlihat hasil skenario 2 yaitu penggunaan model *ResNet50* menggunakan *optimizer* Adam, *epoch* 100, *batch size* 128 dan *learning rate* 0.0001. Grafik pelatihan model tersebut menunjukkan peningkatan akurasi seiring bertambahnya *epoch*. Perbedaan antara kurva akurasi pelatihan dan validasi cukup kecil yang menandakan bahwa model ini tidak terlalu mengalami *overfitting* pada data pelatihan.



Gambar 5. *Confusion Matrix* Skenario 2

Tabel *confusion matrix* yang ditunjukkan pada gambar di atas menggambarkan model arsitektur *ResNet50* yang mampu mengklasifikasi 344 gambar dari total 384 gambar yang diuji, dimana 40 gambar gagal untuk diklasifikasi dengan benar. Tabel ini bertujuan untuk menggambarkan sudah sejauh mana model yang dibuat mampu untuk mengidentifikasi kelas-kelas objek dengan benar dan juga bagaimana distribusi hasil prediksinya terhadap data pengujian.

```

Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

   AD           0.93     0.94     0.94         144
  CONTROL       0.85     0.80     0.82         117
   PD           0.90     0.93     0.91         123

 accuracy              0.90         384
  macro avg           0.89     0.89     0.89         384
 weighted avg           0.89     0.90     0.90         384
    
```

Gambar 6. *Classification Report* Skenario 2

Classification report yang ditunjukkan pada gambar di atas menggambarkan kinerja suatu model pada tiga kelas yang berbeda, yaitu AD (*Alzheimer Disease*), CONTROL, dan PD (*Parkinson Disease*). Dalam laporan yang diberikan, terdapat metrik-metrik seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*.

Untuk kelas AD (*Alzheimer Disease*) menunjukkan nilai *precision* sebesar 0.93 yang mengindikasikan bahwa prediksi yang dinyatakan benar sebagai kelas AD adalah sebesar 93%. *Recall* sebesar 0.94 yang mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi 94% dari seluruh instansi kelas AD yang ada. *F1-score* sebesar 0.94 yang mengindikasikan bahwa

terdapat keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* sebesar 94%. Kelas AD memiliki *support* sebanyak 144 instansi.

Untuk kelas CONTROL menunjukkan nilai *precision* sebesar 0.85 yang mengindikasikan bahwa prediksi yang dinyatakan benar sebagai kelas CONTROL adalah sebesar 85%. *Recall* sebesar 0.80 yang mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi 80% dari seluruh instansi kelas AD yang ada. *F1-score* sebesar 0.82 yang mengindikasikan bahwa terdapat keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* sebesar 82%. Kelas AD memiliki *support* sebanyak 117 instansi.

Untuk kelas PD (*Parkinson Disease*) menunjukkan nilai *precision* sebesar 0.90 yang mengindikasikan bahwa prediksi yang dinyatakan benar sebagai kelas PD adalah sebesar 90%. *Recall* sebesar 0.93 yang mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi 93% dari seluruh instansi kelas AD yang ada. *F1-score* sebesar 0.91 yang mengindikasikan bahwa terdapat keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* sebesar 91%. Kelas AD memiliki *support* sebanyak 103 instansi.

Kemudian, pada bagian *accuracy* model secara keseluruhan menunjukkan 0.90 yang mengindikasikan bahwa instansi yang telah diklasifikasikan dengan benar oleh model adalah sebesar 90% dari total instansi yang ada.

Pada bagian *macro avg* menunjukkan nilai rata-rata makro untuk *precision*, *recall* dan *f1-score* sebesar 0.89 atau 89%. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat konsisten dalam klasifikasi pada seluruh kelasnya dengan bobot yang sama.

Selanjutnya, bagian *weighted avg* menunjukkan nilai rata-rata bobot untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dengan mempertimbangkan jumlah instansi dalam setiap kelas. Dalam konteks ini, karena jumlah instansi dalam setiap kelas cukup beragam dalam setiap kelasnya, nilai rata-rata berbobot dan makro adalah sama, yaitu sebesar 0.90 atau 90%. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang seimbang dalam seluruh kelas tanpa adanya pengaruh terhadap keseimbangan kelas.

2. Hasil Evaluasi Model

Tabel 2. Hasil Evaluasi

Arsitektur	Optimizer	Skenario	Epoch	Batch Size	Accuracy
ResNet-50	Adam	1	64	100	0.86
		2	100	128	0.90
	SGD	3	64	100	0.79
		4	100	128	0.78
GoogLeNet	Adam	5	64	100	0.82
		6	100	128	0.82
	SGD	7	64	100	0.75
		8	100	128	0.76

Peningkatan jumlah *epoch* dan *batch size* menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda. Hal yang terjadi dari perbedaan banyaknya *epoch* dan *batch size* yang semakin besar setiap skenarionya mempengaruhi waktu yang dibutuhkan dalam melatih model.

Dalam tabel di atas menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur *ResNet50* dan *GoogLeNet* menggunakan *optimizer* Adam cenderung menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan penggunaan *optimizer* SGD. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur *ResNet50* dan *GoogLeNet* dengan *optimizer* Adam memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah optimisasi yang lebih baik dalam penelitian ini.

Dalam penelitian ini, arsitektur *ResNet50* menggunakan *optimizer* Adam, *epoch* 100 dan *batch size* 128 memberikan hasil terbaik dengan akurasi yang tinggi hingga penyentuh persentase sebesar 90%.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan model *ResNet50* dan *GoogLeNet* dalam melakukan klasifikasi citra MRI penyakit *Alzheimer* dan *Parkinson* dengan beberapa *input* gambar. Penelitian ini mengidentifikasi skenario terbaik dalam klasifikasi citra MRI penyakit *Alzheimer* dan *Parkinson* menggunakan model *ResNet50* dan *GoogLeNet*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa skenario terbaik terdapat pada skenario 2, yaitu penggunaan model *ResNet50* dengan parameter *epoch* 100, *batch size* 128, *learning rate* 0.0001, dan *optimizer* Adam yang menghasilkan keseimbangan terbaik antara akurasi dan juga pengendalian *overfitting* dengan persentase sebesar 90%. Model yang telah dibuat mampu membedakan *scan* MRI pasien dengan penyakit *Alzheimer*, pasien kontrol penyakit *Alzheimer* dan *Parkinson*, dan pasien dengan penyakit *Parkinson*. Selain itu, hasil analisis penelitian ini dalam penggunaan model *ResNet50* dan *GoogLeNet* menunjukkan bahwa model *ResNet50* mencapai tingkat akurasi terbaik dalam mengklasifikasi citra penyakit *Alzheimer* dan *Parkinson* dibandingkan dengan arsitektur *GoogLeNet*.

DAFTAR REFERENSI

- Attallah, O., Sharkas, M. A., & Gadelkarim, H. (2019). Fetal Brain Abnormality Classification from MRI Images of Different Gestational Age. *Brain Sciences*, 9(9). <https://doi.org/10.3390/brainsci9090231>
- Daqiqil, I. (2021). MACHINE LEARNING: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Phyton. UR PRESS.

- Heryadi, Y., & Wahyono, T. (2020). *Machine Learning: Konsep dan Implementasi*. Gava Media. <https://www.researchgate.net/publication/344419764>
- Niswati, Z., Hardatin, R., Muslimah, M. N., & Hasanah, S. N. (2021). Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear. *Faktor Exacta*, 14(3), 160. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i3.10010>
- Ratnawati. (2021). DEMENSIA SEBAGAI GANGGUAN BERPIKIR PADA GANGGUAN BERBAHASA. *JALADRI*, 7(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.33222/jaladri.v7i1.720>
- World Health Organization. (2023, August 9). *Parkinson Disease*. <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/parkinson-disease>