

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta Sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen penelitian yang berjudul Analisis Pengaruh SMOTE dan Augmentasi Data terhadap Performansi Model EfficientNetB0 untuk Klasifikasi Alzheimer.

1.1 Latar Belakang

Penyakit Alzheimer adalah gangguan *neurodegeneratif* progresif yang berdampak pada berbagai fungsi kognitif, terutama memori, berbicara, *pengolahan visuospasial*, dan fungsi eksekutif lainnya. Sebagai penyebab utama gangguan kognitif pada usia lanjut, Alzheimer sering kali diperburuk oleh faktor *vaskular* seperti hipertensi atau diabetes, yang meningkatkan kebutuhan perawatan jangka panjang (Khachaturian, 1985). Menurut *World Health Organization* (WHO), lebih dari 55 juta orang di dunia hidup dengan demensia, dengan alzheimer sebagai penyebab utama. Jumlah ini diperkirakan meningkat menjadi 78 juta pada 2030 dan 139 juta pada 2050 seiring bertambahnya populasi lanjut usia, menjadikannya tantangan besar dalam sistem kesehatan global.

Diagnosis dini Alzheimer sangat penting untuk mendukung pengelolaan dan perawatan yang efektif (Ozdemir & Dogan, 2024). Deteksi lebih awal memungkinkan intervensi cepat guna memperlambat perkembangan penyakit dan mempertahankan fungsi kognitif lebih lama. Meskipun Alzheimer dapat dideteksi melalui gambaran *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) secara manual, metode ini memiliki keterbatasan dalam mengenali perubahan halus pada tahap awal. Penelitian (Schouten dkk., 2016) menunjukkan bahwa interpretasi manual sering kali tidak konsisten dalam mendeteksi perubahan *subtel* pada jaringan otak. Selain itu, Klöppel dkk. (2008) menyoroti bahwa kesalahan segmentasi manual dapat mengurangi akurasi diagnosis, terutama dalam membedakan Alzheimer dari penyakit *neurodegeneratif* lain seperti *Frontotemporal Lobar Degeneration* (FTLD).

Sebagai upaya untuk mengatasi keterbatasan ini, penerapan teknologi *Machine Learning* (ML) dalam analisis citra medis kini semakin dikembangkan. Teknik *deep learning*, khususnya melalui *Convolutional Neural Networks* (CNN), memungkinkan sistem

untuk secara otomatis mempelajari dan mengenali fitur-fitur penting dari citra medis. Hal ini mengurangi ketergantungan pada interpretasi manual dan memungkinkan deteksi yang lebih presisi. Penggunaan CNN dalam analisis MRI dan *CT scan* dapat membantu mengidentifikasi perubahan signifikan pada jaringan otak dengan lebih cepat dan akurat, bahkan pada dataset yang besar dan kompleks, sehingga mempercepat proses diagnosis dan membantu intervensi lebih dini (Anwar dkk., 2018).

Sejalan dengan perkembangan ini, sejumlah penelitian telah mengimplementasikan CNN dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dengan akurasi tinggi. Sebagai contoh konkret penerapan CNN dalam diagnosis Alzheimer, Shukla dkk. (2023) melakukan studi menggunakan dataset *Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative* (ADNI), yang terdiri dari citra MRI pasien dengan berbagai tahapan penyakit Alzheimer. Dataset ADNI ini merupakan sumber data yang luas dan sering digunakan dalam penelitian Alzheimer karena menyediakan variasi data yang mencakup pasien dari tahap normal hingga Alzheimer lanjut. Dalam penelitian ini, dua arsitektur CNN yang diusulkan, yaitu Alz-MobileConvNet dan Alz-VGGConvNet, diuji pada dataset ini. Model Alz-MobileConvNet berhasil mencapai akurasi sebesar 94% dalam klasifikasi multikelas, sementara model Alz-VGGConvNet menunjukkan kinerja yang sangat baik pada klasifikasi biner dengan akurasi tertinggi sebesar 99%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* pada CNN mampu mendeteksi Alzheimer dengan efisien dan akurat, memberikan kontribusi yang signifikan dalam upaya diagnosis dini penyakit Alzheimer.

Penelitian lain dilakukan oleh Lu dkk. (2020) mengembangkan metode klasifikasi citra MRI otak menggunakan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur, kemudian mengklasifikasikan fitur-fitur ini dengan jaringan saraf acak seperti *Extreme Learning Machine* (ELM), *Schmidt Neural Network* (SNN), dan *Random Vector Functional-Link Network* (RVFL). MobileNetV2, yang sebelumnya dilatih pada dataset ImageNet, menghasilkan representasi fitur yang kemudian dioptimalkan menggunakan *Chaotic Bat Algorithm* (CBA) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup citra MRI otak yang diambil dari pasien dengan kondisi normal dan abnormal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode MobileNet-RVFL-CBA memberikan akurasi tertinggi, yaitu 96% dalam validasi tahan-uji lima kali, serta menunjukkan ketahanan terhadap variasi data, sehingga unggul dalam mendeteksi

abnormalitas pada citra MRI otak dibandingkan metode lain seperti MobileNet-SNN-CBA yang juga diuji dalam penelitian ini.

Meskipun berbagai arsitektur *deep learning* telah berhasil diterapkan dalam klasifikasi citra medis, salah satu tantangan utama adalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, yang dapat menurunkan performa model secara signifikan. Ketidakseimbangan kelas ini sangat umum pada dataset medis, di mana jumlah gambar dari kelas minoritas jauh lebih sedikit daripada kelas mayoritas, seperti dalam diagnosis Alzheimer yang mencakup tahapan penyakit yang bervariasi. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, teknik *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) banyak digunakan karena mampu menambah representasi kelas minoritas dengan membuat sampel sintetis berdasarkan data yang ada. Studi (Chamseddine dkk., 2022) menunjukkan bahwa penerapan SMOTE secara efektif meningkatkan akurasi dan sensitivitas model pada klasifikasi citra X-ray, yang juga relevan untuk diterapkan pada klasifikasi Alzheimer menggunakan MRI.

Selain teknik SMOTE, augmentasi data juga merupakan pendekatan yang efektif untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam klasifikasi citra medis, termasuk dalam kasus klasifikasi Alzheimer menggunakan MRI. Berdasarkan penelitian (Guerrero dkk., 2024), augmentasi data terbukti efektif dalam mengurangi ketidakseimbangan kelas pada dataset dengan menerapkan transformasi seperti rotasi, pemotongan, translasi, dan penyesuaian kontras atau kecerahan. Transformasi ini menciptakan variasi tambahan dari gambar yang ada, memungkinkan model belajar dari data yang lebih beragam dan meningkatkan performa pada kelas minoritas tanpa mengorbankan akurasi kelas mayoritas. Strategi ini juga mengurangi risiko *overfitting* serta meningkatkan ketahanan model terhadap variasi dalam dataset.

Di sisi lain, pemilihan arsitektur model yang efisien dan akurat menjadi faktor penting dalam klasifikasi yang akurat dan cepat. Dalam konteks ini, arsitektur EfficientNetB0 telah terbukti sebagai pilihan yang menjanjikan karena efisiensi penggunaan parameter dan kemampuan generalisasi yang kuat. EfficientNetB0 menggunakan teknik *compound scaling* untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi dalam arsitektur model, sehingga memungkinkan kinerja yang optimal dengan konsumsi sumber daya komputasi yang lebih rendah. Espejo-Garcia dkk. (2022) menunjukkan keberhasilan EfficientNet dalam klasifikasi citra medis dengan akurasi tinggi, bahkan pada dataset besar dan beragam.

Dalam penelitian ini, model EfficientNetB0 diterapkan untuk klasifikasi penyakit Alzheimer menggunakan data citra MRI dari dataset *Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative* (ADNI). Dataset ini berisi gambar MRI otak pasien dengan berbagai tahapan Alzheimer, mulai dari non-demensia hingga demensia sedang dan berat, yang memungkinkan penelitian ini melakukan klasifikasi pada penyakit Alzheimer. Agar model dapat mengenali kelas yang kurang terwakili dengan lebih baik, diterapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data. SMOTE menghasilkan sampel sintetis pada kelas minoritas, sehingga meningkatkan representasi data dari setiap tahap penyakit. Selain SMOTE, metode augmentasi juga diterapkan untuk meningkatkan variabilitas data. Teknik augmentasi data yang diterapkan meliputi *sharpening*, *motion blur*, *median blur*, *blur*, *optical distortion*, *grid distortion*, *CLAHE*, *random gamma*, serta perubahan hue, saturasi, dan nilai warna. Teknik-teknik ini bertujuan untuk memperkaya dataset dengan variasi citra tanpa memerlukan pengambilan data tambahan.

Analisis selanjutnya akan membandingkan efektivitas SMOTE dan augmentasi untuk menentukan metode yang lebih optimal dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi Alzheimer. Dengan perbandingan ini, penelitian bertujuan memberikan wawasan lebih dalam mengenai strategi terbaik dalam menangani ketidakseimbangan kelas pada dataset medis. Kombinasi EfficientNetB0 dengan SMOTE atau augmentasi diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan sensitivitas model dalam mendeteksi tahap Alzheimer secara lebih efisien dan presisi. Pendekatan ini tidak hanya mendukung diagnosis dini tetapi juga berpotensi meningkatkan pengelolaan dan pengobatan pasien. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada penerapan *deep learning* dalam diagnosis medis untuk mempercepat dan meningkatkan akurasi deteksi Alzheimer pada tahap awal.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, maka permasalahan yang dapat dirumuskan adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pengaruh penerapan teknik SMOTE terhadap performansi model EfficientNetB0 dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas pada klasifikasi Alzheimer?

2. Bagaimana pengaruh penerapan teknik augmentasi terhadap performansi model EfficientNetB0 dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas pada klasifikasi Alzheimer?
3. Bagaimana perbandingan performansi antara model yang dilatih dengan data asli, data hasil SMOTE, dan data yang telah diaugmentasi menggunakan model EfficientNetB0?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan model EfficientNetB0 untuk klasifikasi penyakit Alzheimer berdasarkan citra MRI otak serta menganalisis pengaruh teknik SMOTE dan augmentasi data terhadap performansi model dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas pada dataset. Dengan demikian performansi model pada tiga skenario data, yaitu data asli, data hasil SMOTE, dan data augmentasi, dapat dibandingkan untuk memperoleh model yang lebih optimal dalam klasifikasi penyakit Alzheimer.

Manfaat penelitian ini adalah berkontribusi dalam pengembangan metode *deep learning* untuk meningkatkan akurasi diagnosis dini Alzheimer dengan menerapkan SMOTE dan augmentasi data guna mengatasi ketidakseimbangan kelas serta menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat dan andal. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi referensi bagi studi lanjutan terkait klasifikasi Alzheimer dan penyakit *neurodegeneratif* lainnya. Implementasi kecerdasan buatan dalam penelitian ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi diagnosis medis dengan hasil yang lebih akurat dan aplikatif.

1.4 Ruang Lingkup

Dalam Penelitian ini diperlukan adanya ruang lingkup agar penelitian yang dilakukan lebih terarah dan mencapai sasaran yang diharapkan. Terdapat batas ruang lingkup penelitian yang mencakup beberapa aspek, yaitu:

1. Penelitian menggunakan dataset *Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative* (ADNI) yang terdiri dari citra MRI otak pasien dengan berbagai tahapan penyakit Alzheimer.
2. Penelitian membandingkan performansi model berdasarkan tiga skenario data, yaitu data asli, data dengan SMOTE, dan data dengan augmentasi.

3. Teknik augmentasi data yang diterapkan meliputi *sharpening*, *motion blur*, *median blur*, *blur*, *optical distortion*, *grid distortion*, CLAHE, *random gamma*, dan perubahan *hue*, saturasi, serta nilai warna.
4. Model dilatih dengan kombinasi 2 hyperparameter, yaitu *learning rate* dan *dropout*.
5. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan Grad-CAM untuk analisis fokus model.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan digunakan untuk memberi gambaran dan alur yang runtut terkait penyusunan laporan skripsi yang berjudul Analisis Pengaruh SMOTE dan Augmentasi Data terhadap Performansi Model EfficientNetB0 untuk Klasifikasi Alzheimer. Sistematika penulisan laporan ini dijelaskan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pendahuluan membahas latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta Sistematika penulisan laporan skripsi mengenai analisis pengaruh SMOTE dan augmentasi data terhadap performansi model EfficientNetB0 untuk klasifikasi Alzheimer.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab landasan teori memuat tinjauan pustaka dan teori-teori yang digunakan dalam penelitian ini. Bab ini mengulas konsep-konsep utama seperti penyakit Alzheimer, citra MRI otak, *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur EfficientNetB0, teknik SMOTE, augmentasi data, serta metrik evaluasi model seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan Grad-CAM.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan alur dan langkah-langkah yang digunakan sebagai acuan pelaksanaan penelitian. Penjelasan mencakup pengumpulan data, pembagian dataset menjadi data latih dan data uji, implementasi teknik SMOTE dan augmentasi data, pemilihan *hyperparameter*, proses pelatihan model EfficientNetB0, serta evaluasi performansi model berdasarkan skenario data asli, SMOTE, dan augmentasi.

BAB IV IMPLEMENTASI

Bab ini membahas hasil penelitian dan menganalisis performa model EfficientNetB0 berdasarkan metrik evaluasi. Pembahasan mencakup perbandingan hasil pada data asli, data dengan SMOTE, dan data augmentasi, serta visualisasi Grad-CAM untuk memahami fokus model dalam mendeteksi pola-pola Alzheimer.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab penutup berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan, serta saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut mengenai analisis pengaruh SMOTE dan augmentasi data terhadap performansi model EfficientNetB0 untuk klasifikasi Alzheimer di masa depan.