

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Deep learning merupakan salah satu dari cabang *machine learning*[1]. *Deep learning* sangat efektif di terapkan pada berbagai jenis pembelajaran seperti *supervised learning*, *unsupervised learning*, *semi-supervised learning*, dan *reinforcement learning* dalam banyak aplikasi dari berbagai bidang ilmu disiplin[2]. *Deep learning* untuk analisis citra medis pertama kali mulai muncul di *workshop* dan konferensi, dan kemudian di jurnal. Jumlah makalah mulai meningkat pesat pada tahun 2015 dan 2016[3].

Salah satu metode *deep learning* yang paling banyak digunakan untuk klasifikasi citra medis, adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN memiliki kemampuan yang handal dalam mengekstraksi fitur spasial dari citra secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur manual, sehingga sangat efektif untuk mengenali pola-pola kompleks pada citra medis seperti citra MRI otak [4].

Arsitektur CNN mulai semakin berkembang dengan adanya kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* yaitu kompetisi ini adalah kompetisi tahunan dimulai tahun 2010. *Dataset* yang paling umum digunakan untuk ILSVRC (2012-2017) mencakup 1.000 kelas objek dengan sekitar 1,2 juta gambar pelatihan, 50.000 gambar validasi, dan 100.000 gambar pengujian. Pada kompetisi ini berbagai inovasi dan terobosan arsitektur CNN dikeluarkan seperti *AlexNet* pada tahun 2012, kemudian pada tahun 2014 dengan peserta yang terdiri dari 36 tim, pada tahun ini arsitektur CNN dengan performa akurasi terbaik yaitu VGG dengan tingkat eror 7.3[5]. VGG membawa inovasi dengan memberikan arsitektur CNN yang sederhana namun memiliki kedalaman jaringan yang lebih dalam serta menggunakan filter yang berukuran sangat kecil yaitu 3x3.

Beberapa penelitian terbaru telah menunjukkan efektivitas tinggi dari penerapan model CNN *pre-trained* melalui teknik *transfer learning* dan *fine-tuning*. Pendekatan ini memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari dari *dataset* citra berskala besar (seperti *ImageNet*), sehingga proses pelatihan menjadi lebih cepat dan mampu mencapai akurasi yang lebih tinggi

meskipun dengan *dataset* medis yang terbatas. Sebagai contoh, penelitian oleh Albahli dkk., (2023), menunjukkan bahwa *fine-tuning* pada arsitektur EfficientNet-B0 berhasil mencapai akurasi klasifikasi sebesar 99.52% untuk empat kelas AD. Penelitian ini menemukan bahwa teknik *fine-tuning*, di mana sebagian lapisan model *pre-trained* "dibekukan" dan sebagian lainnya dilatih ulang, memberikan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan melatih model dari awal[6].

Kemudian pada penelitian yang dilakukan Bagaskara dan Suryanegara (2021), Penggunaan VGG-16 dan VGG-19 pada klasifikasi penyakit Alzheimer menggunakan *transfer learning* berhasil mendapatkan akurasi 99.68% dan 99.64%[7]. Hal ini menunjukkan bahwa implementasi VGG-19 dapat mendapat hasil maksimal jika dikonfigurasi secara optimal. Di sisi lain, penelitian oleh Arshia dkk. (2024) yang juga menggunakan VGG19 dengan *transfer learning* pada klasifikasi Alzheimer, melaporkan pencapaian akurasi 95% [8]. Menariknya, metodologi *preprocessing* yang dilaporkan dalam penelitian tersebut sebatas mengubah ukuran gambar (*resizing*) menjadi 224 x 224 piksel. Penelitian yang dilakukan Marcella dkk (2022), yaitu klasifikasi pada penyakit mata menggunakan VGG-19 dengan *preprocessing* yang digunakan adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan *resizing*, menunjukkan hasil yang kurang optimal yaitu mendapatkan akurasi 65,29%[9]. Adanya disparitas hasil (95% vs 65%) ini mengindikasikan bahwa arsitektur VGG19 sangat sensitif terhadap metodologi adaptasi yang diterapkan.

Keberhasilan *transfer learning* bergantung pada konsistensi data masukan baru dengan data *pre-training*. Paper fundamental VGG, Simonyan dkk (2015) menetapkan standar *preprocessing* mereka secara jelas bahwa satu-satunya *preprocessing* yang dilakukan adalah mengurangi nilai RGB rata-rata, yang dihitung pada set pelatihan, dari setiap piksel[10]. Pernyataan ini mengonfirmasi 2 hal krusial yaitu *resizing* gambar (224x224) adalah prasyarat, namun bukan satu-satunya langkah *preprocessing* dan *mean subtraction* (pengurangan nilai rata) menjadi langkah wajib yang menjadi kunci pada proses *preprocessing* di arsitektur VGG-19 menggunakan *transfer learning*.

Mean subtraction atau *zero centering* adalah salah satu teknik *preprocessing* data yang fundamental dalam *computer vision*, terutama untuk pelatihan

Convolutional Neural Networks (CNN). Teknik ini bekerja dengan cara menghitung nilai piksel rata-rata dari keseluruhan *dataset* pelatihan, dan kemudian mengurangi nilai rata-rata tersebut dari setiap piksel pada setiap gambar (termasuk data latih, validasi, dan uji)[11]. Metodologi yang dilaporkan oleh [8], yang hanya melakukan *resizing* dan penelitian yang dilakukan oleh [9], menggunakan *preprocessing*, *resizing* dan CLAHE, Tampak jelas mengabaikan langkah fundamental *mean subtraction* atau *zero centering* ini. Hal ini berpotensi besar menyebabkan *domain shift* yang signifikan, sehingga distribusi data yang dimasukkan sangat berbeda dengan distribusi data *ImageNet* yang dipelajari oleh model VGG19. Mengabaikan langkah ini membuat fitur-fitur yang telah dipelajari model sebelumnya pada model *ImageNet* menjadi tidak relevan, sehingga model kesulitan mengadaptasi pengetahuannya ke data baru dan performanya tertahan.

Urgensi penerapan *preprocessing* yang tepat ini menjadi sangat krusial ketika diterapkan pada kasus klasifikasi dengan variasi fitur visual yang halus, seperti pada penyakit Alzheimer (*Alzheimer's disease*). Penyakit ini menduduki porsi terbesar kasus demensia dan diagnosis dininya sangat bergantung pada deteksi perubahan anatomi otak melalui citra MRI [12][13]. Citra MRI Alzheimer memiliki kompleksitas tekstur yang tinggi antar-kelas, sehingga sangat rentan terhadap kesalahan klasifikasi jika fitur spasial tidak diekstraksi dengan benar akibat *preprocessing* yang salah.

Berdasarkan permasalahan teknis tersebut, penelitian ini mengajukan judul “Klasifikasi Penyakit *Alzheimer* Menggunakan CNN Arsitektur VGG-19 dengan Teknik *Transfer Learning* dan *fine-tuning*” Penelitian ini berfokus pada perbaikan alur *preprocessing* melalui penerapan teknik *mean subtraction* dan penggunaan *transfer learning* dengan strategi *fine-tuning*. dengan mengembalikan standar normalisasi data sesuai spesifikasi asli VGG-19, diharapkan hambatan *domain shift* dapat diatasi, sehingga menghasilkan model klasifikasi Alzheimer yang memiliki performa lebih optimal dan konsisten dibandingkan pendekatan sebelumnya.

1.2 Perumusan Masalah

Berikut ini merupakan uraian dari perumusan masalah yang meliputi permasalahan, metode usulan dan pertanyaan penelitian :

1.2.1 Permasalahan

Deep learning dengan arsitektur VGG-19 menawarkan potensi besar dalam klasifikasi penyakit Alzheimer, namun performa model ini sangat sensitif terhadap teknik *preprocessing*. Permasalahan utama muncul karena penelitian sebelumnya kerap mengabaikan normalisasi standar *mean subtraction* atau tidak menyebut secara eksplisit normalisasi yang digunakan, yang berakibat pada ketidaksesuaian distribusi data citra MRI sehingga fitur-fitur halus indikator *Alzheimer* gagal diekstraksi secara optimal. Selain itu, penggunaan bobot *pre-trained* dari *dataset* umum (*ImageNet*) menciptakan kesenjangan domain (*domain gap*), di mana model belum mampu mengenali karakteristik tekstur spesifik pada citra otak penderita Alzheimer tanpa adanya proses adaptasi bobot (*fine-tuning*) yang memadai.

1.2.2 Metode Usulan

Penelitian ini, peneliti mengusulkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur VGG-19 menggunakan teknik *transfer learning* dan *fine-tuning* dengan proses *preprocessing* yang digunakan mencakup beberapa tahapan seperti *resizing*, *augmentation* termasuk *mean subtraction*. Untuk mendapatkan hasil klasifikasi penyakit Alzheimer melalui *dataset Alzheimer Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)*.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, pertanyaan penelitian dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana pengaruh penerapan teknik normalisasi *mean subtraction* pada model VGG-19 berbasis *transfer learning* terhadap kinerja klasifikasi penyakit Alzheimer berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score* ?.
2. Bagaimana pengaruh penerapan strategi *fine-tuning* terhadap kinerja klasifikasi penyakit Alzheimer dibandingkan dengan *transfer learning* saja?

1.3 Tujuan dan manfaat

1.3.1 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pertanyaan penelitian tersebut, berikut merupakan tujuan dari penelitian ini :

1. Mengetahui bagaimana pengaruh penerapan teknik normalisasi *mean subtraction* pada model VGG-19 berbasis *transfer learning* terhadap metrik evaluasi (*Accuracy, Precision, Recall, F1-score*) dalam klasifikasi penyakit Alzheimer.
2. Mengetahui bagaimana pengaruh penerapan teknik strategi *fine-tuning* pada model VGG-19 terhadap kinerja klasifikasi penyakit Alzheimer dibandingkan dengan penggunaan *transfer learning* saja.

1.3.2 Manfaat Penelitian

Berdasarkan pertanyaan penelitian tersebut, berikut merupakan manfaat dari penelitian ini :

1. Menambah khazanah ilmu pengetahuan di bidang *deep learning* untuk analisis citra medis, khususnya konsistensi *preprocessing (mean subtraction)* dalam penerapan *transfer learning* untuk diagnosis penyakit Alzheimer.
2. Menghasilkan prototipe sistem diagnosis dini yang dapat membantu tenaga medis atau ahli radiologi sebagai *second opinion* dalam mengklasifikasikan tahapan penyakit Alzheimer secara lebih cepat dan objektif.

1.4 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini , Terdapat beberapa Batasan–batasan untuk tetap fokus pada permasalahan yang diteliti. Batasan masalah tersebut sebagai berikut :

1. Arsitektur *deep learning* yang digunakan VGG-19 yang diimplementasikan dengan metode *preprocessing* tambahan yaitu *mean subtraction*.
2. Data yang digunakan merupakan data Citra 3D MRI berasal dari data publik *Alzheimer Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)* yang dikumpulkan oleh peneliti untuk menentukan perkembangan penyakit Alzheimer
3. *Dataset* yang digunakan terbatas pada 518 citra 3D MRI , yang terbagi ke dalam empat kelas: *Alzheimer's Disease (AD), Early Mild Cognitive Impairment*

(EMCI), *Late Mild Cognitive Impairment* (LMCI), dan *Cognitively Normal* (CN).

4. Proses pra-pemrosesan data terbatas pada penghilangan bagian non-otak (*skull stripping*) dan konversi format dari *DICOM* (*.dcm) menjadi *NIfTI-GZ* (*.nii.gz). Penelitian tidak mencakup teknik pra-pemrosesan lanjutan seperti registrasi citra atau segmentasi jaringan otak yang kompleks.
5. Setiap satu data 3D akan diekstrak menjadi 3 *plane* yaitu *Axial*, *Coronal* dan *Sagital*, masing – masing *plane* akan diambil 3 *slice* berdasarkan nilai *non-zero* tertinggi terbaik.
6. *Output* yang dihasilkan berupa hasil klasifikasi pada citra MRI otak pasien dengan kelas *Cognitively Normal* (CN), *Early Mild Cognitive Impairment* (EMCI), *Late Mild Cognitive Impairment* (LMCI), dan *Alzheimer's Disease* (AD).
7. Penggunaan *fine-tuning* yang digunakan hanya membuka blok 5 pada lapisan konvolusi

1.5 Sistematika Penulisan

Pada penelitian ini, terdapat sistematika penulisan yang disusun dengan sistematis, sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Membahas tentang latar belakang dari penelitian, rumusan masalah yang dibahas, tujuan dan manfaat, batasan masalah, serta sistematika penulisan proposal.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Menyajikan teori- teori pendukung mengenai topik penelitian secara detail, seperti penyakit paru, klasifikasi citra, citra digital *deep learning*, model klasifikasi evaluasi, serta penelitian terkait yang akan membahas jurnal – jurnal penelitian sebelumnya sebagai jurnal rujukan pembuatan penelitian ini.

BAB III METODE USULAN

Bab ini menjelaskan mengenai langkah-langkah dari penelitian, *dataset* yang di gunakan, arsitektur sistem yang digunakan, alur penelitian yang akan dilakukan, dan skenario uji coba yang akan diterapkan penelitian ini. Penjelasan ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai pendekatan dan metode yang akan diimplementasikan pada penelitian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini merupakan pembahasan dari proses atau tahapan dan mengimplementasikan ke dalam kode program sesuai dengan rancangan yang telah dibuat beserta hasil yang didapatkan selama percobaan yang telah dilakukan

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh selama melakukan penelitian dan saran – saran yang dapat menjadi masukan untuk penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

Daftar Pustaka merupakan bagian penting dalam melakukan penelitian yang berisikan sebuah sumber referensi yang digunakan untuk mendukung argumen ataupun informasi yang ada pada penelitian tersebut. Daftar Pustaka diperlukan untuk memperkuat kredibilitas dengan menunjukkan dasar referensi yang valid dan diakui.