

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Leukemia merupakan jenis kanker darah yang menyerang sistem pembentukan sel darah, terutama sumsum tulang dan limfosit. Menurut data dari *Global Cancer Observatory* (GCO) yang dikelola oleh *International Agency for Research on Cancer* (IARC) dibawah naungan WHO, pada tahun 2020 terdapat sekitar 474.519 kasus baru leukemia dan 311.594 kematian akibat penyakit ini di seluruh dunia. Kanker ini dapat menyerang berbagai kelompok usia, mulai dari anak-anak hingga dewasa[1].

Dari berbagai jenis leukemia, *Acute Lymphoblastic Leukemia* (ALL) merupakan tipe yang paling sering ditemukan, khususnya pada anak-anak. ALL ditandai oleh peningkatan produksi *limfoblas abnormal* dalam jumlah besar di sumsum tulang, yang mengganggu proses pembentukan sel darah normal. Kondisi ini dapat menimbulkan berbagai gejala, seperti mudah lelah, demam berkepanjangan, timbulnya memar tanpa sebab jelas, serta pembesaran kelenjar getah bening. Proses *diagnosis* secara *konvensional* umumnya melibatkan pemeriksaan laboratorium dan pengamatan sampel darah atau sumsum tulang melalui mikroskop. Meski efektif, metode ini memerlukan ketelitian tinggi, waktu yang cukup lama, dan keahlian khusus dari tenaga medis, sehingga berpotensi menimbulkan perbedaan hasil antar pemeriksa[1]. Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, metode *Deep learning* telah banyak dimanfaatkan dalam analisis citra medis. Pendekatan ini memungkinkan sistem komputer mengekstraksi fitur-fitur penting secara otomatis dari citra mikroskopis, sehingga dapat mendukung proses deteksi dan klasifikasi ALL secara lebih cepat, konsisten, dan akurat[1][2].

Pemilihan arsitektur *EfficientNet-B3* dalam penelitian ini didasarkan pada pertimbangan efisiensi dan performa yang lebih seimbang dibandingkan dengan metode *CNN* konvensional maupun varian *EfficientNet* lainnya. Beberapa arsitektur klasik seperti *LeNet*, *AlexNet*, *VGG*, dan *GoogLeNet* masih memiliki keterbatasan dalam hal kompleksitas jaringan, ukuran parameter yang besar, atau tingkat akurasi yang lebih rendah ketika diaplikasikan pada citra medis. Sementara itu, model seperti *ResNet*, *DenseNet*, *ResNeXt*, dan *Channel Boosted CNN* memang

menawarkan akurasi tinggi, namun seringkali membutuhkan sumber daya komputasi yang jauh lebih besar. Dibandingkan dengan varian *EfficientNet* lain (misal B0, B1, B2, B4, B5, B6, B7) *EfficientNet* – B3 dipilih karena memiliki keseimbangan yang optimal antara jumlah parameter, kedalaman jaringan, serta kemampuan generalisasi[2][3]. Skala jaringan pada *EfficientNet-B3* yang lebih kompleks dibanding B0–B2 membuatnya lebih mampu mengekstraksi fitur halus dari citra mikroskopis sel darah, namun tetap lebih ringan dan efisien dibandingkan arsitektur B4–B7. Hal ini menjadikan *EfficientNet-B3* pilihan yang tepat untuk penelitian deteksi leukemia berbasis citra, karena mampu memberikan kinerja tinggi dengan kebutuhan komputasi yang masih dapat dikelola secara efektif[2][3][4].

Penelitian terhadap *Deep Learning* ini pernah dilakukan oleh Batool dan Byun (2023)[5], Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi menggunakan *EfficientNet-B3* yang memanfaatkan *depthwise separable convolutions* untuk meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan sel-sel leukemia *Acute Lymphoblastic Leukemia ALL* dan sel darah putih normal. Model ini diujikan pada dua *dataset* publik, yaitu C_NMC_2019 dan *dataset* leukemia akut, dengan *preprocessing* dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang diusulkan mencapai akurasi 99.31% dalam klasifikasi biner[5].

Penelitian terhadap *Deep Learning* ini pernah dilakukan oleh Muduli *et al.* pada tahun 2025.[6], Penelitian ini melakukan deteksi dan klasifikasi leukemia ALL menggunakan model deep learning, *EfficientNetB0* dengan penerapan teknik *Transfer Learning*, memanfaatkan *dataset* yang terdiri dari 3.242 gambar smear darah perifer, penelitian ini menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan, Hasil penelitian menunjukkan bahwa *EfficientNet-B0* memperoleh akurasi klasifikasi sebesar 72%[6].

Namun, dalam penerapannya di bidang kesehatan, akurasi saja tidak cukup. Keputusan yang dihasilkan oleh model perlu dapat dijelaskan secara jelas kepada tenaga medis agar dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan yang dapat dipercaya. Pendekatan *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) hadir sebagai solusi untuk memberikan penjelasan visual terhadap prediksi yang dihasilkan

model. Teknik seperti *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM*, mampu menyoroti bagian citra yang dianggap penting oleh model, sehingga memudahkan interpretasi dan meningkatkan transparansi hasil analisis[6].

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Transfer Learning* menggunakan arsitektur *EfficientNetB3* untuk klasifikasi gambar pada *dataset Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL)*. Proses pelatihan model dilakukan dengan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) yang telah dilatih pada *ImageNet*, kemudian disesuaikan (*fine-tuning*) dengan karakteristik citra sel darah dalam *dataset ALL*. *Evaluasi performa* dilakukan menggunakan matrixs *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, untuk memperoleh gambaran kinerja model secara komprehensif[5][6].

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka perumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1.2.1 Permasalahan

Klasifikasi citra mikroskopis sel darah penderita (ALL) menghadapi sejumlah tantangan, seperti variasi bentuk dan ukuran sel, kemiripan visual antara sel sehat dan sel leukemik, serta jumlah data yang terbatas. Kondisi ini dapat mempengaruhi kinerja model dalam melakukan deteksi dan klasifikasi secara akurat. Selain itu, sebagian besar model *deep learning* cenderung berperan sebagai “*black box*” sehingga sulit untuk dijelaskan proses pengambilan keputusannya. Hal ini menjadi kendala penting pada bidang medis yang membutuhkan tingkat kepercayaan tinggi terhadap hasil prediksi.

1.2.2 Metode Usulan

Penelitian ini mengusulkan penerapan *Transfer Learning* dengan memanfaatkan arsitektur *EfficientNetB3*, yang dikombinasikan dengan metode (*XAI*), yaitu *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM*[6]. Model *EfficientNetB3* digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra *Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL)*[5], sementara metode *XAI* berperan dalam memberikan visualisasi dan penjelasan mengenai area citra yang paling berpengaruh terhadap keputusan model. Kinerja sistem dievaluasi menggunakan matrixs *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*. guna memastikan keandalan model secara menyeluruh.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

1. Sejauh mana tingkat akurasi model *EfficientNet-B3* dalam mengklasifikasi citra *ALL*, serta bagaimana waktu pelatihan dan kebutuhan sumberdaya komputasi yang diperlukan selama proses tersebut?
2. Bagaimana perbedaan hasil interpretasi model menggunakan metode *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM* berdasarkan kualitas visualisasi, waktu komputasi, dan penggunaan memori pada citra *ALL*?

1.3 Tujuan & Manfaat Penelitian

Tujuan dan manfaat yang dihasilkan dari tugas akhir ini sebagai berikut:

1.3.1 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan perumusan masalah yang telah diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis kinerja model *EfficientNet-B3* dalam mengklasifikasikan citra *ALL* berdasarkan tingkat akurasi, waktu pelatihan, serta kebutuhan sumberdaya komputasi.
2. Membandingkan hasil interpretasi model menggunakan metode *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM* pada citra *ALL* ditinjau dari kualitas visualisasi, waktu komputasi, dan penggunaan memori.

1.3.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah pengetahuan mengenai penerapan *Transfer Learning* yang dikombinasikan dengan metode *Explainable AI* untuk klasifikasi citra medis, khususnya pada kasus *ALL*.
2. Memfasilitasi tenaga medis dalam memahami area citra yang menjadi fokus prediksi model melalui visualisasi interpretasi, sehingga dapat menunjang pengambilan keputusan klinis yang lebih akurat.
3. Menghasilkan model klasifikasi yang tidak hanya memiliki kinerja akurasi yang tinggi, tetapi juga bersifat transparan dan dapat dijelaskan (interpretable).

1.4 Batasan Masalah

Untuk membatasi ruang lingkup penelitian, maka penelitian ini dibatasi pada hal-hal berikut:

1. Data yang digunakan berasal dari citra *Peripheral Blood Smear* (PBS) yang diambil di Laboratorium Sumsum Tulang Rumah Sakit Taleqani, Tehran, Iran, dengan jumlah total 3.256 citra dari 89 pasien yang di diagnosis menderita Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL), yang diperoleh dari <https://www.kaggle.com/datasets/mehradaria/leukemia>, diakses pada 30 Juli 2025.
2. Kategori data dibatasi pada dua kelas utama, yaitu: Benign: sel *hematogenous* (non-kanker) 504 citra. Malignant: sel lymphoblasts pada kasus ALL, yang terdiri dari tiga subtype - Early Pre-B 985 citra, Pre-B 963 citra, dan Pro-B ALL 804 citra.
3. Penelitian ini hanya membahas klasifikasi citra ALL menggunakan *Transfer Learning EfficientNetB3* serta *interpretasi visual* menggunakan metode *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM*,
4. Evaluasi kinerja model dibatasi pada matrixs *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *ROC (Receiver Operating Characteristic)*, dan juga evaluasi *deletion* dan *insertion* untuk *XAI*.

1.5 Sistematika Penulisan Penelitian

Adapun sistematika penulisan pada proposal skripsi ini dibagi menjadi 3 bagian utama, yaitu:

1. Bab 1 Pendahuluan

Pada bab ini dipaparkan gambaran awal mengenai penelitian yang dilakukan. Uraian mencakup latar belakang pemilihan topik *Integrasi Transfer Learning EfficientNetB3 dengan Metode Explainable AI untuk Klasifikasi Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL)*, alasan urgensi penelitian, serta permasalahan yang ingin diselesaikan. Selain itu, bab ini memuat tujuan penelitian, manfaat yang diharapkan baik dari sisi teoritis maupun praktis, ruang lingkup pembahasan, dan sistematika penulisan proposal.

2. Bab 2 Kajian Pustaka

Bab ini menguraikan dasar teori, konsep, dan metode yang menjadi acuan penelitian. Pembahasan meliputi penjelasan mengenai penyakit *Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL)*, teknik klasifikasi citra medis, konsep *Transfer Learning* dengan fokus pada arsitekturr *EfficientNetB3*, serta

prinsip *Explainable AI* (XAI) termasuk *Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM*. Selain itu, disajikan pula ringkasan penelitian terdahulu yang relevan untuk memperkuat landasan teori dan mendukung metode yang diusulkan.

3. Bab 3 Metode Usulan

Bab ini menjelaskan rancangan metode yang diterapkan dalam penelitian, mulai dari proses pengumpulan data citra ALL, tahap *Pra-pemrosesan* (*Preprocessing*), penerapan *Transfer Learning* *EfficientNetB3*, hingga integrasi metode *Explainable AI* untuk menafsirkan hasil klasifikasi. Selanjutnya dijelaskan pula teknik evaluasi kinerja model baik di *Explainable* nya maupun di *EfficientNet-B3* nya, menggunakan matrixs seperti akurasi, *presisi*, *recall*, *F1-score*, *Cohen's Kappa*, *Deletion* dan *Insertion*. serta skenario pengujian yang direncanakan guna menilai efektivitas metode usulan.

4. Bab 4 Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan pemaparan komprehensif mengenai hasil eksperimen dan analisis mendalam terhadap performa model yang telah dikembangkan. Uraian dimulai dengan visualisasi hasil pelatihan arsitektur *EfficientNet-B3*, termasuk evaluasi nilai *loss* dan akurasi pada data latih serta data validasi, selanjutnya, dilakukan analisis terhadap kemampuan klasifikasi mode melalui *confusion matrix* dan perhitungan matrix evaluasi seperti *presisi*, *recall*, *F1-score*. Bagian krusial dari bab ini adalah pembahasan interpretasi citra menggunakan metode *Explainable AI* (*Grad-CAM*, *Grad-CAM++*, dan *Score-CAM*), dimana efektivitas lokalisasi fitur dievaluai secara kuantitatif melalui matrixs *Deletion* dan *Insertion*.

5. Bab 5 kesimpulan

Bab ini berisi kesimpulan akhir dari seluruh rangkaian penelitian yang telah dilakukan. kesimpulan disusun berdasarkan hasil eksperimen dan pembahasan pada bab sebelumnya, khususnya terkait kinerja model *EfficientNetB3* dalam mengklasifikasikan citra *Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL)* serta kemampuan metode *Explainable AI* dalam memberikan interpretasi terhadap hasil klasifikasi. Selain itu, bab ini juga

memuat ringkasan temuan utama mengenai tingkat akurasi, efisiensi waktu komputasi, dan penggunaan sumber daya, serta perbandingan efektivitas metode Grad-CAM, Grad-CAM++, dan Score-CAM. Sebagai penutup, disampaikan pula saran pengembangan penelitian selanjutnya guna meningkatkan performa model maupun penerapannya pada skenario klinis yang lebih luas.