

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Leukemia adalah salah satu tipe kanker darah yang menyerang jaringan pembentuk darah, khususnya sumsum tulang dan sistem limfatik. Penyakit ini dicirikan oleh bertambahnya populasi leukosit abnormal yang berlangsung secara tidak terkendali [1]. Sel-sel abnormal tersebut tidak dapat menjalankan fungsi sistem imun secara optimal serta mengganggu proses pembentukan komponen seluler darah yang sehat, mencakup eritrosit, trombosit, maupun leukosit yang telah matur. Akibatnya, mereka yang mengalami kanker tersebut berisiko mengalami anemia, peningkatan kerentanan terhadap infeksi, serta gangguan pembekuan darah yang dapat menyebabkan perdarahan [2].

Leukemia terjadi akibat akumulasi mutasi genetik pada sel punca hematopoietik yang memicu proliferasi klonal serta menghambat proses pematangan sel atau *maturarion arrest*. Kondisi ini menyebabkan sel-sel imatur terus berkembang tanpa mampu berdiferensiasi secara normal, sehingga mendominasi sumsum tulang dan mengganggu proses hematopoiesis [3]. Akibatnya, terjadi ketidakseimbangan komposisi sel darah, di mana sel abnormal menyebar ke dalam aliran darah dan mengurangi jumlah sel darah sehat yang dibutuhkan oleh tubuh [4].

Kondisi tersebut menunjukkan bahwa leukemia merupakan salah satu permasalahan kesehatan yang serius. Secara global, kanker masih menjadi kontributor terbesar angka mortalitas di berbagai belahan dunia, dengan jumlah kematian yang mencapai hampir menyentuh angka 10 juta jiwa pada tahun 2020 [5]. Salah satu tipe kanker yang mencatatkan insidensi dan mortalitas yang tergolong signifikan adalah leukemia. Berdasarkan data epidemiologi global, leukemia menyumbang sekitar 2,5% dari jumlah keseluruhan kasus kanker baru dan 3,1% dari seluruh kasus kematian yang disebabkan oleh kanker di tingkat global. Sepanjang tahun 2020, tercatat lebih dari 474.000 kasus baru leukemia dengan angka kematian mencapai lebih dari 311.000 jiwa secara global [6].

Di Indonesia, leukemia juga termasuk dalam jenis kanker dengan angka kejadian yang cukup tinggi. Berdasarkan data dari WHO pada tahun 2019, tercatat sekitar sebanyak 35.870 kasus terdokumentasi selama rentang lima tahun terakhir,

disertai angka kematian sebesar 11.314 jiwa [2]. Tingginya angka kejadian dan kematian tersebut menunjukkan bahwa leukemia masih menjadi tantangan serius di sektor kesehatan, terutama dalam aspek diagnosis yang cepat dan akurat.

Dalam upaya mendukung diagnosis leukemia yang cepat dan akurat, diperlukan metode pemeriksaan yang mampu mengidentifikasi sel abnormal secara efektif. Sel-sel abnormal yang berasal dari sumsum tulang dapat memasuki sirkulasi darah perifer, sehingga perubahan karakteristik struktural sel darah mampu diamati melalui analisis mikroskopis dari sampel darah tepi atau *peripheral blood smear* [7]. Namun, metode konvensional berbasis pengamatan mikroskopis secara manual memiliki keterbatasan karena bersifat *time-consuming*, bergantung pada keahlian tenaga medis, serta rentan terhadap subjektivitas [8].

Seiring perkembangan teknologi yang pesat, metode berbasis kecerdasan *artifisial*, khususnya *deep learning*, kini banyak dimanfaatkan untuk melakukan identifikasi sel darah secara otomatis berdasarkan citra mikroskopis [9]. Pendekatan ini memungkinkan sistem mengenali pola visual sel darah, seperti bentuk inti sel, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam mendeteksi sel darah abnormal [10].

Dalam penelitian ini, teknik *deep learning* diterapkan sebagai pendekatan utama untuk melakukan klasifikasi citra sel darah. Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa *deep learning* memiliki performa yang baik dalam mengidentifikasi morfologi sel darah yang berkaitan dengan *Acute Myeloid Leukemia* (AML). Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Shaheen *et al.* (2021) melalui studi berjudul "Acute Myeloid Leukemia Detection Using AlexNet Model". Penelitian tersebut mengembangkan model berbasis *Convolutional Neural Network* menggunakan arsitektur AlexNet untuk mengklasifikasikan citra *peripheral blood smear* pada kasus AML serta membandingkannya dengan LeNet-5. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model AlexNet mampu memperoleh akurasi rata-rata sebesar 98,58%, lebih tinggi dibandingkan LeNet-5 sebesar 96,32%, sehingga menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* mampu melakukan klasifikasi citra sel darah AML secara efektif [11].

Selain penggunaan arsitektur CNN berbasis AlexNet, penelitian mengenai klasifikasi sel darah pada AML juga terus berkembang. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Elhassan *et al.* (2023) melalui studi berjudul "Classification of Atypical White Blood Cells in Acute Myeloid Leukemia Using a Two-Stage Hybrid Model Based on Deep Convolutional Autoencoder and Deep Convolutional Neural Network". Penelitian tersebut mengusulkan model hybrid

yang menggabungkan *Deep Convolutional Autoencoder* (DCAE) sebagai tahap ekstraksi representasi fitur dengan *Deep Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai tahap klasifikasi sel darah atipikal pada kasus AML. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Two-stage DCAE-CNN mampu mencapai akurasi rata-rata sebesar 97%, dengan sensitivitas sebesar 97%, presisi sebesar 98%, serta AUC sebesar 99,7%, sehingga menunjukkan bahwa pengembangan arsitektur *deep learning* mampu membedakan karakteristik morfologi sel darah pada AML [12].

Meskipun kedua penelitian tersebut telah memperlihatkan hasil yang memuaskan dalam klasifikasi citra sel darah pada kasus AML, penggunaan arsitektur yang berbeda menunjukkan bahwa masih terdapat peluang untuk mengeksplorasi penerapan arsitektur *deep learning* lainnya yang memiliki kemampuan ekstraksi fitur lebih mendalam pada klasifikasi citra sel darah AML. Oleh karena itu, pada penelitian ini diterapkan arsitektur ResNet-50 berbasis *transfer learning* sebagai model utama dalam proses klasifikasi citra sel darah. ResNet-50 merupakan pengembangan dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yang menerapkan konsep *residual learning* melalui mekanisme *skip connection*, sehingga memungkinkan jaringan yang lebih dalam dilatih secara efektif serta membantu mengatasi permasalahan *vanishing gradient* dan penurunan kinerja pada jaringan yang dalam. Selain itu, ResNet-50 telah banyak dimanfaatkan pada berbagai penelitian pengolahan citra medis karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur yang kompleks serta menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif [13, 14].

Keunggulan tersebut juga didukung oleh berbagai penelitian yang telah memanfaatkan ResNet-50 pada beragam domain citra medis. Di antara studi-studi yang memiliki keterkaitan erat, terdapat penelitian yang dikerjakan oleh Cambay *et al.* (2024) melalui studi berjudul “Automated Detection of Gastrointestinal Diseases Using ResNet50-Based Explainable Deep Feature Engineering Model with Endoscopy Image”. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi citra endoskopi dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-50. Dalam eksperimennya, peneliti menerapkan dua skenario, yaitu penggunaan ResNet-50 sebagai model dasar atau *baseline* serta versi yang telah dimodifikasi. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model *baseline* mampu mencapai akurasi sekitar 94,3%, sementara model yang dimodifikasi hanya mengalami peningkatan yang tidak signifikan dengan akurasi mencapai 94,78% [15]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ResNet-50 pada dasarnya sudah memiliki kemampuan yang kuat dalam mengekstraksi fitur citra, sehingga penerapan modifikasi tambahan tidak selalu memberikan dampak

peningkatan performa yang substansial.

Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Grace dan Gunawan (2025) melalui studi berjudul “Perbandingan CNN, ResNet50, dan Vision Transformer untuk Klasifikasi Kanker Payudara Berbasis Web” juga memperlihatkan keunggulan arsitektur ResNet-50 pada domain citra medis lainnya. Penelitian ini menggunakan dataset CBIS-DDSM berbasis citra mammografi dan melakukan komparasi terhadap sejumlah model *deep learning*. Hasil uji memperlihatkan bahwa ResNet-50 berhasil meraih akurasi tertinggi sebesar 97%, melampaui performa CNN konvensional maupun Vision Transformer [14]. Hasil ini mengindikasikan bahwa ResNet-50 memiliki kemampuan generalisasi yang solid dalam menangani citra medis dengan tingkat kompleksitas yang tinggi.

Berdasarkan berbagai penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa pendekatan *deep learning* telah berhasil diterapkan pada klasifikasi citra sel darah AML menggunakan berbagai arsitektur CNN, seperti AlexNet maupun model hybrid DCAE-CNN. Selain itu, berbagai penelitian pada domain citra medis juga menunjukkan bahwa ResNet-50 memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang sangat baik serta performa yang kompetitif dibandingkan arsitektur lainnya. Oleh karena itu, penelitian ini mengeksplorasi penerapan ResNet-50 berbasis *transfer learning* untuk mengklasifikasikan lima jenis sel darah berdasarkan karakteristik morfologinya sebagai upaya mengevaluasi kinerja arsitektur tersebut pada klasifikasi citra sel darah AML.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra sel darah dengan memanfaatkan pendekatan *transfer learning* berbasis ResNet-50. Model yang dikembangkan berfokus pada pengenalan pola visual citra sel darah untuk menghasilkan klasifikasi berdasarkan karakteristik morfologinya. Sistem yang dikembangkan tersebut diharapkan dapat mempercepat proses identifikasi, serta menjadi informasi pendukung dalam analisis morfologi sel darah, khususnya terhadap keberadaan *myeloblast* yang berkaitan dengan indikasi *Acute Myeloid Leukemia* (AML).

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengembangkan model klasifikasi citra sel darah dengan pendekatan *deep learning* berbasis arsitektur ResNet-50?
2. Seberapa baik kinerja model ResNet-50 dalam mengklasifikasikan sel darah pada citra mikroskopis?

1.3 Batasan Permasalahan

1. Sumber data yang digunakan merupakan dataset yang tersedia secara publik, diperoleh dari Kaggle dengan judul *Blood Cell Images for Cancer Detection*.
2. Data yang digunakan berupa citra apusan darah atau *blood smear* yang telah tersedia, tanpa dilakukan proses akuisisi data secara langsung.
3. Penelitian difokuskan pada klasifikasi citra sel darah ke dalam beberapa kategori atau *multi-class* berdasarkan jenis sel yang terdapat dalam dataset.
4. Metode penelitian ini menerapkan pendekatan *deep learning* dengan model ResNet-50 berbasis *transfer learning*.
5. Penelitian ini tidak mencakup perbandingan dengan algoritma atau model lainnya, melainkan hanya berfokus pada eksplorasi kinerja model ResNet-50.
6. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan tolak ukur berupa *accuracy*, *recall*, serta *F1-score*.
7. Penelitian ini tidak mencakup proses segmentasi citra, melainkan langsung berfokus pada tahap klasifikasi.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan model klasifikasi citra sel darah dengan pendekatan *deep learning* berbasis arsitektur ResNet-50.
2. Mengevaluasi kinerja model ResNet-50 dalam mengklasifikasikan citra sel darah menggunakan metrik evaluasi berupa *accuracy*, *recall*, serta *F1-score*.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Memberikan kontribusi dalam pengembangan penerapan *deep learning* pada analisis citra sel darah, khususnya dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-50.
2. Menghasilkan model klasifikasi citra sel darah yang dapat dimanfaatkan sebagai sarana pendukung dalam proses analisis data citra mikroskopis.

3. Mendukung proses klasifikasi sel darah secara otomatis, sehingga dapat mengurangi subjektivitas dalam pengamatan manual.
4. Menjadi acuan untuk penelitian berikutnya dalam pengembangan model klasifikasi citra medis, khususnya pada kasus penyakit darah.

1.6 Sistematika Penulisan

Susunan penulisan laporan ini disusun dengan urutan sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN
Bab ini menyajikan ringkasan penelitian yang mencakup latar belakang permasalahan, perumusan masalah, pembatasan permasalahan, tujuan dari penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan laporan.
- Bab 2 LANDASAN TEORI
Bab ini menjelaskan teori yang berkaitan langsung dengan pendekatan yang digunakan dalam penelitian, termasuk konsep *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur ResNet-50, serta teknik evaluasi model yang diterapkan.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN
Bab ini memaparkan tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan, mencakup penjelasan mengenai dataset yang digunakan, proses *preprocessing* data, pembagian data menjadi data pelatihan, data validasi, data pengujian, perancangan model menggunakan arsitektur ResNet-50, proses pelatihan model, dan teknik evaluasi yang diterapkan.
- Bab 4 HASIL DAN DISKUSI
Bab ini menyajikan hasil penerapan model klasifikasi menggunakan arsitektur ResNet-50, serta pembahasan mengenai kinerja model berdasarkan evaluasi yang dilakukan dengan metrik *accuracy*, *recall*, serta *F1-score*.
- Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN
Bab ini memuat simpulan yang diperoleh dari pelaksanaan penelitian, disertai rekomendasi bagi pengembangan studi selanjutnya di masa yang akan datang.