

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker anak telah menjadi momok kesehatan masyarakat global dengan kejadian yang meningkat setiap tahunnya [1]. Meskipun ditemukannya kasus kanker pada orang dewasa, persentasenya relatif lebih rendah. Penyakit ini tetap menjadi penyebab utama kematian terkait penyakit pada anak-anak. Kanker anak yang paling sering terjadi dengan total kejadian per tahunnya 3,5 dari 100.000 anak di Amerika Serikat adalah *Acute Lymphoblastic Leukemia* (ALL) [2]. Demikian dengan Indonesia, ALL masih memegang peringkat teratas dengan jumlah kasus kanker tertinggi pada anak-anak [3]. Total kejadian penyakit ini di Indonesia telah mencapai 2,5-4,0 kasus per 100.000 anak dengan perkiraan 2.000-3.200 setiap tahunnya [3]. Produksi sel limfoblast secara terus-menerus pada tubuh menjadi penyebab utama terjadinya ALL. Penyakit ini terjadi jika sumsum tulang belakang berlebihan dalam memproduksi sel darah putih limfosit muda atau disebut dengan limfoblast [4].

Pemeriksaan pada penderita ALL dilakukan dengan melalui pemeriksaan fisik dan penunjang. Identifikasi gejala-gejala yang dikeluhkan pasien merupakan salah satu upaya pemeriksaan fisik dan melakukan tes hitung darah lengkap untuk pemeriksaan penunjang [5]. Sebagai indikator keberhasilan pengobatan ALL masa kanak-kanak, tingkat kelangsungan hidup 5 tahun menunjukkan angka yang kontras antara *high-income countries* (HIC) dan *lower-middle-income countries* (LMIC) [3]. Beberapa penelitian mengungkapkan faktor-faktor yang mempengaruhi hasil terburuk dari ALL masa kanak-kanak di LMIC termasuk diagnosis yang tidak memadai dan tertunda, akses kesehatan yang terbatas, pengabaian pengobatan, dan perawatan suportif yang kurang optimal [6]. Karena ahli onkologi pediatrik di HIC menjadi lebih efektif dalam mengobati ALL masa kanak-kanak yaitu dengan melakukan diagnosis secara dini [3].

Tes darah oleh hematologi merupakan prosedur yang dilakukan untuk menghitung jumlah bagian-bagian sel dalam darah [5]. Selain itu juga dilakukan

pengamatan secara mendetail berdasarkan morfologi pada bentuk sel darah. Jika jumlah eritrosit terhitung sedikit dan terdapat bentuk sel leukosit yang tidak normal dapat diindikasikan adanya penyakit leukemia [5]. Pengamatan bentuk sel dalam pemeriksaan darah untuk mendiagnosis ALL dilakukan oleh hematolog dengan menggunakan mikroskop. Proses identifikasi yang dilakukan memakan waktu yang cukup lama, serta tergantung pada subjektif pengetahuan dari ahli hematologi, konsentrasi, dan ketelitian [5]. Identifikasi sel leukemia dalam darah putih secara otomatis dipercaya dapat membantu para ahli hematologi dalam melakukan tugasnya. Hal ini dilakukan menggunakan penampakan visual dari citra mikroskopis apusan sel darah [5].

Penelitian untuk mengidentifikasi ALL dengan penerapan *machine learning* dalam pengembangan sistem secara otomatis telah banyak dilakukan diantaranya penelitian untuk klasifikasi sel *blast* dari gambar mikroskopis apusan darah tepi yang dilakukan dengan memperkenalkan kombinasi baru dari metodologi *image processing* dan mengusulkan *preprocessing* yang ekstensif dalam mencapai akurasi klasifikasi yang tinggi [7]. Model jaringan syaraf yang digunakan sebagai metode pengklasifikasian dapat memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode klasifikasi *Machine Learning* lain yaitu *Support Vector Machine*. Pada penelitian lain yaitu mendeteksi ALL menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) [8]. Proses segmentasi dilakukan dengan menggunakan arsitektur U-Net. Model CNN yang digunakan terdiri dari arsitektur AlexNet, GoogleNet, dan SqueezeNet. Ditemukan bahwa 50% dari *fused deep features* mendapatkan hasil yang cukup baik sehingga hasil penelitian dapat digunakan untuk mendukung keputusan klinis.

Penerapan dari metode *deep learning* telah banyak digunakan dalam melakukan tugas klasifikasi citra [8]. Salah satu penelitian yang melakukan komparasi hasil dari arsitektur ResNet-50, FineNet, CoarseNet, dan Unified FingerNet tanpa pra-proses telah dilakukan menggunakan *dataset* NIST SD27 dan FVC2004 berupa data gambar *fingerprints* [9]. Hasil akurasi maksimal yang didapat pada arsitektur ResNet-50 yaitu 90%, hasil tersebut dapat mengungguli arsitektur model CoarseNet dan FineNet yang mendapatkan akurasi sebesar 73,45%, serta Unified FingerNet sebesar 89% [9]. Sebanding dengan penelitian

yang menggunakan arsitektur ResNet-50 dalam melakukan klasifikasi citra pada *dataset* sidik jari manusia dan mendapatkan akurasi 91,3% [10]. Pada penelitian [9], [10], ResNet-50 mampu menghasilkan hasil akurasi dari model yang dilatih dengan cukup baik dalam percobaannya.

Dalam penerapan metode *deep learning*, konfigurasi *hyperparameter* perlu untuk diberi perlakuan khusus seperti pada *hyperparameter learning rate* dan *epoch*. *Learning rate* dapat menentukan seberapa laju pembelajaran saat melakukan perhitungan nilai *weight* untuk dapat dengan cepat menuju ke minimum *loss* [11]. *Epoch* merupakan kondisi setelah semua data diproses satu kali secara individual *forward* dan *backward* ke jaringan, sehingga dapat didefinisikan sebagai satu *epoch* [12]. Penelitian yang dilakukan untuk menguji konfigurasi *hyperparameter* telah dilakukan pada arsitektur ResNet-50 dalam sistem klasifikasi citra daging sapi dan daging babi [13]. Pada penelitian tersebut, dihasilkan model dengan akurasi maksimal yaitu 100% dengan menerapkan nilai *batch-size* 32, *learning rate* 0,001, dan *epoch* 100 pada uji coba menggunakan proporsi 90:10 untuk set *training* dan set *testing*.

Berdasarkan hasil penelitian-penelitian tersebut, pada penelitian ini dilakukan proses eksplorasi dari penerapan nilai *hyperparameter learning rate* dan *epoch* pada model arsitektur ResNet-50 yang dibuat dalam mengklasifikasikan ALL. *Dataset* yang digunakan merupakan citra sel darah putih dengan 2 kelas yaitu sel normal dan sel ALL.

1.2 Rumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Pemilihan terhadap parameter yang tepat pada model perlu dilakukan untuk meningkatkan hasil dari klasifikasi. Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan terdahulu pada latar belakang, kombinasi dari konfigurasi *hyperparameter* dibutuhkan untuk menentukan nilai parameter terbaik pada model sehingga dapat dicapai akurasi yang optimal.

1.2.2 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk merancang sistem klasifikasi citra ALL berdasarkan citra sel darah putih. Metode klasifikasi citra yang digunakan adalah arsitektur ResNet-50 dengan menerapkan konfigurasi *hyperparameter learning rate* dan *epoch* pada model arsitektur ResNet-50 yang dibuat dalam mengklasifikasikan ALL. *Dataset* yang digunakan merupakan data citra sel darah putih dengan 2 kelas yaitu sel normal dan sel ALL.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Berapa nilai akurasi yang dapat dihasilkan dari hasil penerapan konfigurasi *hyperparameter* pada *learning rate* dan *epoch* dalam sistem klasifikasi citra ALL menggunakan arsitektur ResNet-50?

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.3.1 Tujuan Penelitian

Tujuan yang hendak dicapai dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh dari penerapan konfigurasi nilai *learning rate* dan *epoch* pada nilai akurasi yang dihasilkan arsitektur ResNet-50 dalam sistem klasifikasi citra ALL.

1.3.1 Manfaat Penelitian

1. Dapat memberikan wawasan dari penerapan teknik *deep learning* arsitektur ResNet-50.
2. Mampu menghasilkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi ALL secara otomatis.
3. Dapat mendukung solusi baru untuk bidang *image processing* dan komunitas *pattern matching* serta dapat digunakan sebagai bahan rujukan untuk penelitian berikutnya.

1.4 Batasan Masalah

Ada batasan-batasan yang diterapkan pada penelitian yang dilakukan, diantaranya yaitu:

1. *Dataset* yang digunakan adalah C-NMC *dataset* yang berisi data citra mikroskopis darah putih sebanyak 12.528 data dan 2 kelas yaitu sel kanker (ALL) dan sel normal.
2. Konfigurasi *hyperparameter learning rate* yang digunakan dengan mengacu pada penelitian terkait yaitu *learning rate* 10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-5} [14]. Sedangkan nilai pada konfigurasi *epoch* yang digunakan adalah 5, 10, dan 15.

1.5 Sistematika Penulisan

Pada penelitian ini, digunakan sistematika penulisan Tugas Akhir sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama pada penelitian ini tentang pengenalan yang menggambarkan secara ringkas sesuai dengan judul penelitian. Disusun ringkasan dari setiap materi yang dibagi menjadi lima sub-bab, yaitu latar belakang hingga sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini memuat kajian penelitian terdahulu yang melandasi penulisan penelitian ini, dan kajian pustaka yang memuat landasan teori sebagai rujukan dalam dilakukannya penelitian ini seperti ALL, CNN, ResNet-50, *confusion matrix*, dan penelitian terkait.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab tiga merupakan metode penelitian yang memuat jenis dan sumber data. Pada bab ini juga akan diuraikan teknik pengolahan data, analisis data, hingga langkah atau metode penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjabarkan tentang hasil implementasi dari sistem dengan menggunakan metode arsitektur ResNet-50. Hasil dari implementasi terdiri dari yaitu: lingkungan uji coba, skenario uji coba, tahapan dalam pembuatan program, hasil uji coba, dan analisis hasil uji coba dari sistem.

BAB V PENUTUP

Bab ini membahas tentang kesimpulan yang didapat dari penelitian dengan menyesuaikan pada pertanyaan penelitian dan saran terkait pengembangan aplikasi selanjutnya.

REFERENSI

Pada bagian ini merupakan bagian penting dalam penelitian ini, yaitu berupa daftar artikel jurnal, tesis, disertasi atau buku yang mencantumkan sumber-sumber yang digunakan dalam penulisan untuk mendukung pernyataan, argument, atau temuan yang disajikan dalam penelitian.