

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang Masalah**

Kanker lambung merupakan salah satu penyakit keganasan yang masih memberikan beban besar terhadap kesehatan global. Estimasi kanker dunia menunjukkan bahwa kanker lambung tetap termasuk kelompok kanker dengan jumlah kasus dan kematian yang tinggi, meskipun distribusinya berbeda antarkawasan dan dipengaruhi oleh faktor demografis, infeksi, pola hidup, serta akses terhadap deteksi dini [1, 2]. Kondisi tersebut menempatkan diagnosis yang akurat sebagai bagian penting dalam menentukan tata laksana dan prognosis pasien.

Pemeriksaan histopatologi jaringan yang telah diwarnai hematoxylin dan eosin (H&E) merupakan dasar penting untuk mengidentifikasi perubahan morfologi jaringan lambung. Pada citra histopatologi, perbedaan antara jaringan normal dan abnormal dapat tercermin melalui susunan kelenjar, kepadatan dan bentuk inti sel, pola stroma, serta hilangnya keteraturan arsitektur jaringan. Walaupun pemeriksaan oleh patolog tetap menjadi rujukan, proses interpretasi dapat menghadapi tantangan berupa volume preparat yang besar, heterogenitas tumor, variasi kualitas pewarnaan, dan perbedaan penilaian antar-pengamat. Perkembangan patologi digital membuka peluang penggunaan kecerdasan artifisial sebagai alat bantu untuk melakukan penyaringan, kuantifikasi, dan klasifikasi secara lebih konsisten [3, 4].

Deep learning, khususnya convolutional neural network (CNN), mampu mempelajari representasi visual berjenjang langsung dari citra. Lapisan awal umumnya menangkap tepi, warna, dan tekstur, sedangkan lapisan yang lebih dalam membentuk representasi pola jaringan yang lebih kompleks. Penerapan CNN pada histopatologi lambung telah mencakup diagnosis displasia dan prediksi microsatellite instability dari citra jaringan [5, 6]. Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa morfologi H&E menyimpan informasi yang dapat dipelajari secara komputasional.

Namun, pelatihan model dari awal membutuhkan data berlabel dan sumber daya komputasi yang besar. Transfer learning menawarkan pendekatan yang lebih sesuai ketika jumlah data penelitian terbatas. Model yang telah mempelajari fitur umum dari ImageNet dapat digunakan sebagai feature extractor, kemudian classifier disesuaikan dengan kelas penelitian. Tahap lanjutan berupa fine-tuning

membuka sebagian lapisan akhir agar fitur lebih adaptif terhadap karakteristik jaringan histopatologi. Berbagai penelitian menunjukkan manfaat transfer learning dan EfficientNet untuk klasifikasi histopatologi, terutama ketika data terbatas dan terdapat perbedaan domain antara sumber dan target [7, 8].

EfficientNet dipilih karena menggunakan compound scaling untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan. EfficientNet-B0 merupakan konfigurasi dasar yang relatif ringan, sedangkan EfficientNet-B1 meningkatkan kapasitas jaringan dengan kompleksitas yang lebih besar. Perbandingan kedua varian tersebut relevan karena model yang lebih besar tidak selalu memberikan peningkatan yang sebanding dengan biaya komputasinya. Kajian histopatologi modern juga menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur harus mempertimbangkan performa, robustness, dan strategi klasifikasi, bukan hanya akurasi tertinggi [9].

Penelitian ini menggunakan GasHisSDB, yaitu basis data citra histopatologi lambung yang menyediakan patch normal dan abnormal pada beberapa ukuran. Publikasi awal GasHisSDB memperlihatkan rentang performa yang lebar antara metode machine learning, CNN, dan Transformer sehingga dataset tersebut berguna untuk membedakan kemampuan classifier [10]. Penelitian lanjutan juga mengembangkan pendekatan hibrida deep learning dan CatBoost untuk klasifikasi citra histopatologi lambung [11].

Celah penelitian muncul pada empat sisi. Pertama, studi pada GasHisSDB lebih sering membandingkan banyak model, membentuk ensemble, atau mengusulkan arsitektur hibrida, sedangkan perbandingan terkendali dua varian EfficientNet yang berdekatan, yaitu B0 dan B1, belum menjadi fokus utama. Kedua, hasil akhir sering dilaporkan tanpa mengisolasi kontribusi tahap transfer learning dan fine-tuning. Ketiga, pemilihan model praktis memerlukan trade-off akurasi, jumlah parameter, parameter yang dilatih, waktu pelatihan, dan kualitas data, bukan akurasi saja. Keempat, prediksi masih bersifat black box jika tidak disertai inspeksi area citra yang berkontribusi. Kajian mutakhir juga menunjukkan bahwa generalisasi, validasi eksternal, interpretabilitas, dan reproduisibilitas masih menjadi kendala translasi deep learning pada patologi kanker lambung [12]. Heatmap dapat membantu audit, tetapi tidak otomatis menjadi bukti kausal atau kesesuaian klinis [13, 14].

Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini membandingkan EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada subset terkontrol berjumlah 5.000 citra GasHisSDB ukuran 160 x 160 piksel. Eksperimen mencakup validasi kualitas data dan

penyaringan duplikat, transfer learning, fine-tuning dua blok fitur terakhir, evaluasi akurasi, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, jumlah parameter, waktu pelatihan, serta analisis Explainable AI menggunakan Grad-CAM dan Grad-CAM++. Dengan desain tersebut, penelitian tidak hanya menjawab model mana yang lebih akurat, tetapi juga menilai biaya peningkatan performa dan pola perhatian visual model.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana perbandingan kinerja EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada tahap transfer learning dan fine-tuning berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan ROC-AUC?
2. Bagaimana perbandingan efisiensi komputasi EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 berdasarkan jumlah parameter, jumlah parameter yang dapat dilatih, jumlah epoch efektif, dan waktu pelatihan?
3. Bagaimana Grad-CAM dan Grad-CAM++ memvisualisasikan area perhatian EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada citra histopatologi kelas Normal dan Abnormal?

## **1.3 Batasan Permasalahan**

Agar penelitian lebih terarah, batasan permasalahan yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Data penelitian dibatasi pada 5.000 citra patch berukuran  $160 \times 160$  piksel dari GasHisSDB yang telah terbagi menjadi train set, validation set, dan test set. Citra yang teridentifikasi rusak atau duplikat dikeluarkan dari data eksperimen tanpa menghapus berkas asli.
2. Klasifikasi dilakukan secara biner, yaitu kelas Abnormal dan Normal. Penelitian tidak mencakup klasifikasi subtype histologis, grading, staging, segmentasi lesi, maupun prediksi biomarker.
3. Model yang dibandingkan dibatasi pada EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 dengan bobot pralatih ImageNet dan ukuran masukan  $224 \times 224$  piksel.

Kedua model menggunakan data, preprocessing, augmentasi, dan konfigurasi pelatihan yang sama pada setiap tahap.

4. Analisis Grad-CAM dan Grad-CAM++ dilakukan melalui pengamatan dan perbandingan visual terhadap area perhatian model pada citra. Hasil visualisasi belum divalidasi menggunakan anotasi area lesi atau penilaian patolog.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membandingkan kinerja EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada tahap transfer learning dan fine-tuning berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan ROC-AUC.
2. Membandingkan efisiensi komputasi EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 berdasarkan jumlah parameter, jumlah parameter yang dapat dilatih, jumlah epoch efektif, dan waktu pelatihan.
3. Menganalisis dan membandingkan area perhatian EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada citra kelas Normal dan Abnormal menggunakan Grad-CAM dan Grad-CAM++.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi dunia medis, penelitian ini dapat memberikan referensi awal mengenai potensi penggunaan EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 sebagai alat bantu dalam klasifikasi citra histopatologi jaringan lambung. Hasil klasifikasi dan visualisasi Grad-CAM serta Grad-CAM++ dapat mendukung pengembangan sistem analisis citra yang membantu patolog dalam mengidentifikasi area jaringan yang menjadi perhatian. Model dalam penelitian ini tetap diposisikan sebagai alat bantu dan bukan sebagai pengganti diagnosis tenaga medis.

2. Bagi masyarakat, khususnya penderita kanker lambung, penelitian ini diharapkan dapat mendukung pengembangan teknologi diagnosis berbantuan komputer yang lebih konsisten dan efisien. Dalam pengembangan lebih lanjut, teknologi tersebut berpotensi membantu proses pemeriksaan jaringan sehingga penanganan pasien dapat dilakukan secara lebih cepat dan tepat. Namun, penerapannya dalam layanan kesehatan masih memerlukan validasi klinis lebih lanjut.
3. Bagi dunia akademik, penelitian ini memberikan bukti empiris mengenai perbandingan kinerja dan efisiensi EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1 pada klasifikasi citra histopatologi lambung, baik pada tahap *transfer learning* maupun *fine-tuning*. Penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan klasifikasi citra medis, evaluasi efisiensi model, serta penerapan *Explainable Artificial Intelligence* menggunakan Grad-CAM dan Grad-CAM++.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian ini disusun dalam lima bab yang saling berkaitan sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN  
Berisi latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan permasalahan, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini memberikan gambaran umum mengenai permasalahan yang diteliti, alasan pemilihan topik penelitian, dan arah penelitian yang akan dilakukan.
- Bab 2 LANDASAN TEORI  
Memaparkan teori-teori yang mendukung penelitian, meliputi kanker lambung, histopatologi digital, dataset GasHisSDB, deep learning, Convolutional Neural Network (CNN), transfer learning, fine-tuning, arsitektur EfficientNet, preprocessing dan augmentasi citra, metode evaluasi klasifikasi, Explainable Artificial Intelligence (XAI), Grad-CAM, Grad-CAM++, penelitian terdahulu, serta analisis celah penelitian yang menjadi dasar pelaksanaan penelitian.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN  
Menjelaskan tahapan penelitian yang dilakukan, mulai dari pengumpulan

dan validasi data, pembersihan data, preprocessing, pembentukan model, konfigurasi pelatihan, proses transfer learning dan fine-tuning, metode evaluasi kinerja model, hingga prosedur analisis Explainable Artificial Intelligence (XAI) yang digunakan dalam penelitian.

- **Bab 4 HASIL DAN DISKUSI**

Menyajikan hasil eksperimen yang diperoleh dari proses pelatihan dan pengujian model EfficientNet-B0 dan EfficientNet-B1. Bab ini juga membahas analisis kinerja model berdasarkan berbagai metrik evaluasi, perbandingan efisiensi model, analisis confusion matrix, ROC-AUC, visualisasi Grad-CAM dan Grad-CAM++, serta pembahasan hasil penelitian dengan mengacu pada teori dan penelitian terdahulu.

- **Bab 5 SIMPULAN DAN SARAN**

berisi simpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian serta saran yang dapat digunakan sebagai acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

