

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Bab ini berisi pendahuluan yang menyajikan landasan utama serta gambaran umum dari seluruh penelitian. Bab ini dimulai dengan penyajian latar belakang untuk membangun gambaran umum penelitian, kemudian dilanjutkan dengan perumusan masalah yang menjadi fokus utama. Selanjutnya, akan dipaparkan tujuan penelitian yang ingin dicapai, manfaat yang diharapkan dari penelitian ini, serta Batasan-batasan yang ditetapkan untuk memperjelas ruang lingkup kajian.

### **1.1 Latar Belakang**

Dalam bidang kesehatan, teknologi pembelajaran mesin mulai diterapkan untuk membantu proses diagnosis dan pengambilan keputusan klinis. Salah satu isu penting yang menjadi perhatian adalah klasifikasi tumor payudara. Tumor payudara merupakan kelainan yang ditandai dengan pertumbuhan sel secara tidak normal di jaringan payudara, yang dapat bersifat jinak (*benign*) atau ganas (*malignant*). Tumor jinak umumnya tidak membahayakan penderita karena tidak menyebar ke jaringan tubuh lain. Sebaliknya, tumor ganas dapat menyebar ke organ lain, merusak jaringan di sekitarnya, dan berpotensi menyebabkan kematian. Membedakan antara tumor jinak dan ganas menjadi langkah awal yang sangat penting untuk menentukan tindak lanjut medis yang tepat.

Menurut data dari *Global Cancer Observatory* (Globocan) yang dipublikasikan oleh *International Agency for Research on Cancer* (IARC), jumlah kasus tumor dan kanker secara global mencapai 19,3 juta, dengan angka kematian sebanyak 10 juta jiwa, meningkat dari data 2018 yang mencatat 18,1 juta kasus dan 9,6 juta kematian [1]. Di Indonesia, terdapat lebih dari 66 ribu kasus baru yang melibatkan tumor pada jaringan payudara wanita, dengan sekitar 22 ribu kematian terkait [2], [3]. Meskipun sebagian besar data ini merujuk pada kanker payudara, hal ini menggambarkan besarnya urgensi dalam mendekripsi dan mengklasifikasikan tumor payudara secara akurat dan tepat waktu, baik yang bersifat jinak maupun ganas.

Tumor payudara, baik yang bersifat jinak maupun ganas, merupakan salah satu masalah kesehatan utama yang berdampak signifikan terhadap wanita di seluruh dunia. Dalam perkembangannya, tumor ganas pada payudara (yang dikenal sebagai kanker payudara) menjadi penyebab utama kematian akibat kanker pada wanita, dengan angka kejadian yang terus meningkat setiap tahunnya [1]. Fakta ini menunjukkan pentingnya deteksi dini dan klasifikasi yang tepat terhadap sifat tumor payudara, tidak hanya kanker, karena penanganan yang cepat dan tepat dapat membantu menentukan hasil klinis pasien. Oleh karena itu, dibutuhkan pengembangan teknologi pendukung yang mampu meningkatkan kecepatan dan akurasi dalam proses klasifikasi tumor payudara secara menyeluruh.

Salah satu teknik pencitraan medis yang umum digunakan dalam pemeriksaan tumor payudara adalah mammografi, yaitu prosedur radiografi yang menggunakan dosis rendah sinar-X untuk menghasilkan citra jaringan payudara. Mammografi direkomendasikan sebagai alat skrining rutin, khususnya bagi wanita berusia di atas 40 tahun, karena kemampuannya dalam mendeteksi kelainan jaringan sebelum gejala klinis muncul [4]. Keunggulan utama mammografi terletak pada sensitivitasnya dalam mengidentifikasi mikro-kalsifikasi dan massa kecil yang tidak teraba secara fisik, bahkan sebelum gejala klinis. Mammogram menunjukkan akurasi yang tinggi dalam membedakan jaringan normal, tumor jinak, dan tumor ganas ketika digunakan bersama dengan teknik interpretasi berbasis komputer.

Namun, interpretasi citra mammogram menghadapi beberapa tantangan, seperti, densitas jaringan payudara yang bervariasi, terutama pada wanita dengan payudara padat, dapat menutupi keberadaan tumor kecil dan menyebabkan hasil diagnosis bervariasi. Selain itu, interpretasi manual sangat bergantung pada keahlian dan pengalaman radiolog, yang dapat menghasilkan ketidakkonsistenan antar pembaca, bahkan dengan sistem pembacaan ganda [5]. Untuk mengatasi keterbatasan ini, pendekatan berbasis kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, menawarkan solusi yang menjanjikan dengan kemampuan analisis citra yang lebih konsisten dan akurat.

Teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah menjadi pendekatan yang menjanjikan dalam analisis citra medis karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis dan

efektif tanpa memerlukan teknik ekstraksi fitur manual yang kompleks [6]. Salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang paling efektif untuk klasifikasi citra medis adalah *ResNet50* (*Residual Network* dengan 50 lapisan), yang memperkenalkan konsep *residual learning* melalui *skip connections* atau *shortcut connections* [7]. Arsitektur ini memungkinkan informasi mengalir langsung dari lapisan awal ke lapisan yang lebih dalam, sehingga mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada jaringan neural yang sangat dalam [7][8].

Namun, kualitas citra mammogram yang optimal menjadi prasyarat penting untuk kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang maksimal. Citra mammogram sering kali memiliki kontras yang rendah dan distribusi intensitas yang tidak merata, terutama pada area dengan densitas jaringan yang tinggi [9]. Untuk mengatasi masalah ini, teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dapat diterapkan sebagai langkah untuk meningkatkan kualitas citra mammogram. CLAHE bekerja dengan membagi citra menjadi region kecil, melakukan *histogram equalization* secara adaptif, dan membatasi amplifikasi kontras untuk menghindari *noise* berlebihan. Penerapan CLAHE pada citra mammogram mampu meningkatkan visibilitas struktur jaringan yang halus, memperjelas batas tumor, dan meningkatkan kontras antara jaringan normal dan abnormal, sehingga mendukung ekstraksi fitur yang lebih baik oleh *ResNet50*.

Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan potensi besar *deep learning* dalam mendeteksi kelainan pada citra mammogram. Penelitian oleh Reynold Erwandi dan Suyanto [10] mengusulkan penggunaan arsitektur *Residual Neural Network* (ResNet) untuk klasifikasi kanker payudara berbasis citra histopatologi. Penelitian ini menggunakan dataset *BreakHis* dengan total 7.909 gambar dari dua kelas utama, yaitu benign dan malignant, serta delapan subkelas berdasarkan tipe tumor. *Metode transfer learning* diterapkan dengan memanfaatkan bobot awal dari model ResNet50 yang telah dilatih pada *ImageNet*. Untuk meningkatkan akurasi dan mencegah *overfitting*, dilakukan proses augmentasi data dan penggunaan *optimizer* SGDR. Penelitian ini mencatat akurasi rata-rata sebesar 99,3% pada klasifikasi dua kelas dan 94,6% untuk klasifikasi delapan kelas. Meskipun hasilnya sangat kompetitif dan mendekati performa *state-of-the-art*

seperti *DenseNet*, penelitian ini tetap menghadapi tantangan dalam hal kompleksitas model dan kebutuhan komputasi tinggi pada saat pelatihan

Penelitian oleh Faisal Bin Ashraf et al. [11] mengembangkan pendekatan klasifikasi kanker payudara berbasis citra histopatologi dengan menggabungkan *self-supervised contrastive learning* dan *transfer learning*. Mereka menggunakan dataset *BreakHis* dan fokus pada dua strategi utama: pertama, menerapkan *self-supervised contrastive learning* dengan hanya 16% data berlabel dan secara bertahap menambahkan data tidak berlabel melalui *pseudo-labeling*; kedua, merancang arsitektur ringan dengan menggabungkan ResNet50 yang dipangkas (*Shallow ResNet*) dengan modul *Inception* sederhana. Arsitektur yang diusulkan hanya memiliki sekitar 3,6 juta parameter, jauh lebih ringan dibandingkan arsitektur lain seperti *VGG16+Inception* dan *ResNeXt*. Hasil eksperimen menunjukkan akurasi tertinggi 98% untuk gambar pembesaran 40X dan 200X, serta 94% untuk 100X dan 400X. Meskipun akurasi pada magnifikasi 100X dan 400X sedikit lebih rendah, arsitektur ini tetap unggul dalam efisiensi komputasi dan kinerja dibandingkan beberapa model kompleks sebelumnya.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang model klasifikasi tumor payudara berbasis *transfer learning* menggunakan arsitektur *ResNet50* pada citra mammogram. Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan citra ke dalam tiga kelas: normal, tumor jinak (*benign*), dan tumor ganas (*malignant*). Dengan memanfaatkan pendekatan *transfer learning*, penelitian ini diharapkan menghasilkan model pembelajaran mesin berperforma tinggi berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Model ini bertujuan mendukung radiolog dalam pengambilan keputusan diagnosis yang lebih akurat, serta mengurangi kesalahan klasifikasi.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, permasalahan yang menjadi fokus penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

- 1) Bagaimana penerapan arsitektur *Resnet50* dan CLAHE dalam mengklasifikasikan tumor payudara berdasarkan citra mammogram?

- 2) Bagaimana cara mengoptimalkan model *Resnet50* agar memberikan hasil klasifikasi dengan performa yang baik dan akurat?

### **1.3 Tujuan Penelitian**

Mengacu pada rumusan masalah yang telah disusun, maka tujuan yang hendak dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Mengimplementasikan arsitektur *ResNet50* dengan pendekatan transfer learning untuk mengklasifikasikan tumor payudara pada wanita berdasarkan citra mammogram.
- 2) Mengetahui pengaruh kustomisasi *hyperparameter* terhadap kinerja model *ResNet50* dalam tugas klasifikasi tumor payudara berdasarkan citra mammogram.

### **1.4 Batasan Masalah**

Pembatasan ruang lingkup penelitian yang ditetapkan agar pembahasan tidak menyimpang dari tujuan utama penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Fokus penelitian ini yaitu pada pengembangan dan evaluasi model klasifikasi tumor payudara pada wanita berdasarkan citra mammogram menggunakan arsitektur *Resnet50* dengan pendekatan *transfer learning* ke dalam tiga kelas, yaitu: normal, tumor jinak (*benign*), dan tumor ganas (*malignant*).
- 2) Penelitian ini memanfaatkan dataset sekunder bernama mini-MIAS (*Mammographic Image Analysis Society*) yang berisi citra mammogram berukuran 1024x1024 piksel.
- 3) Keluaran dari penelitian ini adalah model klasifikasi dan evaluasi performa model berdasarkan metrik evaluasi seperti *recall*, presisi, dan *F1-score*, dan akurasi.

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Berdasarkan tujuan penelitian tersebut, gambaran manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini antara lain:

- 1) Mengetahui penerapan arsitektur *ResNet50* dan CLAHE dalam mengklasifikasikan tumor payudara pada wanita berdasarkan citra mammogram.
- 2) Menghasilkan model klasifikasi tumor payudara berbasis *deep learning* yang telah dievaluasi performanya untuk mendukung pengembangan metode klasifikasi citra mammogram yang lebih baik.
- 3) Menentukan kombinasi *hyperparameter* yang optimal untuk meningkatkan performa model *ResNet50* dalam klasifikasi tumor payudara berdasarkan citra mammogram.