

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan merupakan kunci utama dalam kehidupan manusia yang mencakup kondisi fisik, mental, dan sosial yang sehat, tidak hanya dalam kondisi sehat atau sakit. Pola hidup setiap individu juga ditentukan oleh kualitas tingkat kesadaran dan pengetahuan terhadap pentingnya menjaga kesehatan [1]. Keberhasilan penanganan berbagai penyakit, termasuk kondisi kronis seperti *Gastroesophageal Reflux Disease* yang merupakan kondisi naiknya asam lambung yang mengiritasi lapisan dalam saluran makanan sehingga terjadinya reflux atau aliran balik dari isi lambung menuju ke esofagus (kerongkongan) bersifat asam yang dapat merusak esofagus. Gejala yang terjadi pada penderita GERD seperti *heartburn*, *regurgitasi*, dan *disfagia* [2].

Endoskopi salah satu prosedur terbaik dalam pemeriksaan GERD untuk mengidentifikasi kondisi *mucosal break* pada esofagus sehingga diagnosis GERD dapat dilakukan dengan lebih efisien dan tepat [3]. Selain itu, *Gastroesophageal Reflux Disease* memiliki kemiripan dengan *Polyp* sehingga diperlukan pengolahan data yang lebih presisi untuk mengurangi risiko kesalahan dalam melakukan diagnosis. Oleh karena itu perlu adanya keterlibatan komputasi dalam mengklasifikasikan GERD [4].

Dalam dekade terakhir ini penerapan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dalam bidang medis telah memberikan dampak yang signifikan seperti EffecientNet, EfficientNetB6, VGG16, Densenet121, Densenet201, dan Resnet. EfficientNet lebih akurat di terapkan dari pada Transformer karena memiliki kemampuan dalam menangani ukuran dan bentuk lesi esophagiti [5]. EfficientNetB6 menggunakan *compound scalling* yang menyeimbangkan *depth*, *width*, dan *resolution* dengan kombinasi SE dalam meningkatkan representasi channel [6]. Berbeda dengan penelitian mengusulkan VGG16 sebagai ekstrasi fitur dan *Random Forest* untuk mengatasi masalah *overfitting* yang menghasilkan akurasi lebih baik di bandingkan CNN [7]. DenseNet121 dipilih dari arsitektur CNN untuk mengklasifikasikan GERD dengan menambahkan *oversampling* dan *attention map* dalam mengatasi ketidakseimbangan dataset, agar fokus pada area *erosive* esofagus [8]. DenseNet201 dapat meningkatkan *Gradient Flow* dan *Feature Propagation*, sehingga setiap layer mampu menerima input dari layer sebelumnya, dan DenseNet201 efektif mengatasi *vanishing* lebih baik [9].

EfficientNetV2 adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) generasi berikutnya dari EfficientNet, yang dirancang untuk menghasilkan performa tinggi dengan waktu training yang lebih cepat serta efisiensi komputasi yang lebih baik. EfficientNetV2s ini melanjutkan pengembangan model CNN modern dengan menyeimbangkan kinerja dan efisiensi, sehingga cocok digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi gambar, termasuk di bidang medis [10]. CNN dirancang untuk mempelajari representasi fitur hierarkis secara otomatis dari gambar masukan melalui operasi konvolusi, lapisan pooling, dan aktivasi nonlinier [11].

Dalam penelitian ini kami mengusulkan pengembangan model klasifikasi Gerd dan Polyp menggunakan EfficientNet yang dikombinasikan dengan attention mechanism *Squeeze and Excitation (SE)* untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali fitur tekstur halus pada gambar endoskopi. Dataset yang digunakan terdiri dari 4.006 citra endoskopi dengan menganalisis model seperti akurasi, presisi, *recall*, *F1-Score*, dan *confusion matrix*.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengklasifikasikan Gerd dan Polyp berdasarkan citra endoskopi menggunakan model EfficientNet dengan SE-Attention?
2. Bagaimana cara meningkatkan akurasi model EfficientNet berdasarkan citra endoskopi dengan kombinasi attention mechanism yaitu Squeeze and Excitation (SE)?

1.3 Tujuan dan Manfaat

1.3.1 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN dengan EfficientNet dan menggunakan attention mechanism yaitu Squeeze and Excitation (SE) sebagai kerangka utama untuk mengklasifikasi penyakit GERD dan Polyp untuk mencapai akurasi berdasarkan citra endoskopi.

1.3.2 Manfaat

Pada penelitian ini memiliki beberapa manfaat, ialah :

1. Dapat memperluas pengetahuan dalam mengintegrasikan model EfficientNet untuk mengatasi masalah klasifikasi penyakit GERD dan Polyp.
2. Dalam klasifikasi penyakit kesehatan lainnya dapat menerapkan EfficientNet, karena mampu menangani berbagai jenis data dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan efisien.
3. Menambah pemahaman peneliti mengenai pengembangan arsitektur EfficientNet dengan kombinasi fitur perhatian Squeeze and Excitation (SE).

1.4 Batasan Masalah

Untuk memperoleh pembahasan yang lebih baik dan terstruktur, batasan dari permasalahan yang dibahas pada penelitian ini sebagai berikut :

1. Fokus penerapan arsitektur EfficientNet untuk mengklasifikasikan penyakit GERD dan Polyp berdasarkan citra endoskopi.
2. Menggunakan dataset dengan 4.006 gambar dari sumber data publik di Mendeley Data ([GastroEndoNet: Comprehensive Endoscopy Image Dataset for GERD and Polyp Detection - Mendeley Data](#)) versi 2 dengan empat kelas, yakni Gerd, Gerd Normal, Polip, dan Polip Normal [12].

1.5 Keterbaruan

Terdapat beberapa penelitian terbaru yang telah dilakukan untuk meningkatkan kinerja arsitektur ResNet. Abdul Kadar Muhammad Masum *et al* [13], penelitian yang mengembangkan model Deep learning untuk memprediksi dan mengklasifikasikan penyakit GERD kedalam empat kelas yakni GERD, GERD Normal, Polyp, Polyp Normal menggunakan 4.006 citra endoskopi. Dengan memanfaatkan kombinasi *Vision Transformer (ViT)* dan *Swin Transformer* dari model *Ensemble Transformer*, sehingga diagnosis mampu memberikan prediksi yang akurat serta penjelasan Grad-CAM dapat dipahami oleh tenaga medis. Penelitian Amir Mahmud Husein *et al* [14], berfokus dalam mengintegrasikan arsitektur ResNet50 sebagai backbone untuk mengembangkan model hibrida dengan Vision Transformer (HR-ViT) untuk mengklasifikasikan enam jenis sampah yakni baterai, plastic, kertas, logam, organik, dan kaca. Penelitian lain oleh Tianlin Song *et*

al [15], berfokus dalam mengintegrasikan Pengkodean Gramian Angular Field-Markov Transition Field (GAFMTF) sebagai teknik untuk mengubah sinyal 1D menjadi gambar 2D, dengan struktur SEResNet 50 yang ditingkatkan secara efisien untuk mengatasi kekurangan dalam merangkum korelasi temporal sinyal dan fitur multi-dimensi dalam Mendiagnosis kerusakan pada bearing.

Penelitian ini memberikan keterbaruan melalui pengembangan model arsitektur ResNet-50 sebagai backbone CNN dengan kombinasi attention mechanism Squeeze and Excitation (SE). Dari paparan yang telah diuraikan tentang penelitian terdahulu, model ini dikembangkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset yang terdiri dari empat kelas (GERD, GERD Normal, Polyp, dan Polyp Normal), serta fokus penelitian ini juga pada evaluasi model dalam kondisi data sebelum diaugmentasi, dimana hal tersebut belum menjadi fokus penelitian sebelumnya.