

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan yang digunakan dalam Integrasi *Squeeze-And-Excitation* pada DenseNet-121 untuk Klasifikasi Gambar Asli dan *AI-Generated*.

1.1 Latar Belakang

Citra digital telah menjadi bagian yang tidak terpisahkan dari komunikasi dan penyebaran informasi di era *modern*. Gambar digunakan untuk menyampaikan berita, dokumentasi, hingga ekspresi, karena otak manusia memproses informasi visual dengan sangat cepat dan efektif (Rijitha, 2021). Seiring dengan maraknya penggunaan media sosial seperti Instagram dan Facebook, gambar telah menjadi bentuk komunikasi utama dalam kehidupan sehari-hari dan bahkan membawa nilai sosial tersendiri (Ma & Fan, 2022). Dalam kondisi tersebut, idealnya setiap informasi visual yang kita terima memiliki keaslian yang dapat diverifikasi, agar pemahaman yang kita bangun tetap berdasarkan fakta yang akurat. Kredibilitas konten digital memainkan peran penting dalam membentuk opini publik dan proses pengambilan keputusan, terutama di tengah meningkatnya risiko disinformasi akibat manipulasi citra digital (Duszejko dkk., 2025).

Namun, kondisi faktual saat ini dihadapkan pada kemajuan pesat teknologi kecerdasan buatan (AI) generatif. Model-model canggih seperti *Generative Adversarial Networks* (GANs) dan *Latent Diffusion Models* (LDMs) kini memiliki kemampuan untuk menciptakan gambar sintesis dengan tingkat realisme yang sangat tinggi (Rombach dkk., 2021; Zhang dkk., 2017). Kemudahan akses terhadap alat-alat generatif telah mempercepat produksi dan penyebaran konten artifisial ini secara masif, sehingga mengaburkan batas antara apa yang nyata dan apa yang direkayasa secara digital.

Fenomena ini membawa implikasi yang signifikan dan beragam. Kemampuan untuk menghasilkan gambar sintesis yang sulit dideteksi membuka pintu bagi berbagai potensi penyalahgunaan, termasuk penyebaran disinformasi dan berita palsu yang dapat memanipulasi opini publik, pembuatan bukti palsu untuk tujuan penipuan, hingga pencemaran nama baik dan pelanggaran privasi (Chinta dkk., 2024; Lamichhane, 2024;

Monkam dkk., 2023). Dampak dari penyalahgunaan ini tidak hanya mengancam integritas media visual tetapi juga berpotensi mengikis kepercayaan masyarakat terhadap informasi digital secara keseluruhan. Oleh sebab itu, penting untuk merancang model yang dapat dipercaya dalam memverifikasi keaslian gambar di tengah maraknya gambar buatan AI.

Kemampuan untuk mengenali perbedaan antara gambar nyata dan gambar buatan AI memerlukan data pelatihan yang representatif. Dalam konteks ini, *dataset* terstandarisasi memainkan peran penting dalam mendukung pelatihan model yang andal dan konsisten. Berbagai dataset telah dikembangkan untuk menunjang proses tersebut. Salah satu yang secara khusus dirancang untuk tujuan ini adalah CIFAKE, yang diperkenalkan oleh Bird & Lotfi (2024). *Dataset* CIFAKE terdiri dari 60,000 gambar asli dari CIFAR-10 dan 60,000 gambar buatan AI yang dihasilkan oleh *Stable Diffusion* v1.4 dengan resolusi gambar berukuran 32x32 piksel.

Berbagai pendekatan berbasis *deep learning*, khususnya menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNNs), telah menunjukkan hasil yang menjanjikan pada *dataset* ini. Bird & Lotfi. (2024) dan Hossain dkk. (2023) menggunakan CNN kustom hingga *transfer learning* dengan arsitektur *pretrained* seperti ResNet, VGGNet, DenseNet, EfficientNetV2B0, MobileNetV3Small (Gupta dkk., 2024; Nayim dkk., 2024; Wang dkk., 2024). Serta model berbasis *attention* seperti *Vision Transformer*, *Multi Graph Attention* (MGA) dan *Swin Transformer* (L. Chen & Fei, 2017; Hossain dkk., 2023; Mehta dkk., 2025). DenseNet menunjukkan performa tinggi secara konsisten, sedangkan model berbasis *attention* menunjukkan hasil yang bervariasi. *Swin Transformer* atau MGA mampu meningkatkan performa berkat mekanisme atensi yang efektif. Namun MGA membutuhkan komputasi yang besar dan beberapa model lain kurang optimal akibat resolusi citra rendah atau sensitivitas terhadap representasi warna. Kontradiksi ini menekankan bahwa efektivitas atensi sangat tergantung pada implementasi dan kondisi data, sehingga strategi optimasi dan desain arsitektur perlu disesuaikan secara cermat untuk setiap pendekatan.

Penelitian dilakukan untuk meningkatkan arsitektur CNN yang telah mapan dalam mendeteksi gambar sintetis. DenseNet telah menunjukkan performa tinggi pada *dataset* CIFAKE dengan akurasi di atas 97% (Nayim dkk., 2024; Wang dkk., 2024). Sebagai upaya untuk memperkuat kemampuan model, penelitian ini mengintegrasikan mekanisme atensi *Squeeze-and-Excitation* (SE) ke dalam arsitektur DenseNet. DenseNet dipilih karena mampu mempelajari fitur yang lebih dalam, sedangkan *SE block* menyorot fitur penting. Kombinasi keduanya diharapkan meningkatkan akurasi dan fokus model pada gambar sintetis. Integrasi

SE block dalam arsitektur DenseNet belum dijumpai pada *dataset* CIFAKE, namun sejumlah studi di domain lain telah membuktikan efektivitas kombinasi SE-DenseNet dalam meningkatkan performa klasifikasi. Mahamood Shazuli & Saravanan (2022) menggunakannya pada klasifikasi retinopati diabetik. Zhou dkk. (2019) melakukan eksperimen penempatan *SE block* pada berbagai posisi dalam arsitektur DenseNet, dalam penelitiannya menunjukkan peningkatan akurasi hingga 11%. Peningkatan akurasi oleh integrasi SE dalam arsitektur DenseNet juga ditemukan pada klasifikasi kanker payudara oleh Cai dkk. (2018) dan Ye dkk. (2019). Selain aspek akurasi, penelitian ini juga memanfaatkan *Explainable AI* (XAI) untuk memahami keputusan model, khususnya dengan mengeksplorasi metode SHAP dengan memahami cara kerja model dilihat dari kontribusi positif dan kontribusi negatif.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka permasalahan utama dalam penelitian ini dapat dirumuskan ke dalam beberapa pertanyaan berikut:

1. Sejauh mana arsitektur DenseNet-121 yang dioptimalkan untuk *input* 32x32 piksel dapat mencapai performa kompetitif dibandingkan dengan penelitian sebelumnya untuk model serupa pada *dataset* CIFAKE.
2. Bagaimana performa arsitektur DenseNet-121 yang telah dimodifikasi untuk *dataset* CIFAKE beresolusi 32x32 piksel, dan apakah integrasi mekanisme *Squeeze-and-Excitation* (SE) *Networks* pada posisi yang berbeda yakni awal, tengah, akhir memberikan perubahan signifikan terhadap metrik performa.
3. Bagaimana *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) dapat digunakan sebagai alat tambahan untuk memahami kontribusi fitur dan fokus model pada DenseNet-121 *Plain* dan varian SE.

1.3 Tujuan dan Manfaat

Sejalan dengan rumusan masalah yang telah dijabarkan, penelitian ini memiliki tujuan dan manfaat sebagai berikut:

1. Menerapkan dan mengevaluasi performa DenseNet-121 yang telah dioptimalkan untuk *input* 32x32 piksel pada *dataset* CIFAKE.
2. Menerapkan dan mengevaluasi performa DenseNet-121 yang dimodifikasi dengan integrasi modul *Squeeze-and-Excitation* (SE) pada tiga posisi strategis yang berbeda terhadap metrik performa.

3. Menggunakan SHAP sebagai analisis tambahan untuk memahami fitur-fitur yang menjadi fokus model, dan bagaimana mekanisme SE memodifikasi fokus tersebut.

1.4 Ruang Lingkup

Untuk menjaga fokus dan kejelasan dalam pembahasan, penelitian ini dibatasi oleh ruang lingkup sebagai berikut:

1. Penelitian dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dan menggunakan platform Kaggle.
2. *Dataset* yang digunakan adalah CIFAKE Bird & Lotfi (2024) yang tersedia dari Kaggle. *Dataset* CIFAKE, yang berisi gambar-gambar dengan resolusi 32x32 piksel. Penelitian ini tidak melakukan *resize* terhadap ukuran gambar, juga tidak menambah atau mengurangi jumlah data.
3. Fokus utama adalah pada arsitektur DenseNet-121 yang digabungkan dengan SE. Perbandingan lengkap dengan semua jenis arsitektur *deep learning* atau semua jenis mekanisme atensi lainnya tidak dilakukan di penelitian.
4. *Hyperparameter* yang dilakukan adalah *dropout*, *batch size* dan *learning rate*.
5. Penelitian ini menggunakan gambar statis, bukan video *deepfake* atau manipulasi media jenis lainnya.
6. Untuk *Explainable AI* (XAI) penelitian ini fokus pada penggunaan metode SHAP.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada laporan ini disusun sedemikian rupa agar pembahasan dapat tersaji secara runtut, jelas, dan memudahkan pembaca dalam memahami isi penelitian. Secara garis besar, laporan ini dibagi menjadi beberapa bab dengan uraian sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah serta sistematika penulisan laporan skripsi Optimasi dan Integrasi *Squeeze-And-Excitation* pada DenseNet-121 untuk Klasifikasi Gambar Asli dan *AI-Generated*.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai penelitian-penelitian penting yang sudah pernah dilakukan sebelumnya, dasar-dasar teori tentang *AI-Generated*

Image, Klasifikasi Gambar, *Convolutional Neural Network* (CNN), Arsitektur DenseNet, Mekanisme Atensi, *Transfer Learning*, *Hyperparameter*, *Confussion Matrix*, *Explainable AI* (XAI).

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menguraikan secara rinci tahapan penelitian yang dilakukan, mulai dari persiapan dan pembagian *dataset*, pengolahan gambar, perancangan arsitektur DenseNet beserta integrasi modul *Squeeze-and-Excitation* (SE), hingga proses pelatihan model. Selain itu, bab ini juga membahas metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai performa model, serta pendekatan *Explainable AI* (XAI) yang diterapkan dalam penelitian ini.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan implementasi dan analisis hasil penelitian, menyajikan hasil percobaan yang sudah dilakukan, termasuk seberapa bagus performa model berdasarkan metrik yang sudah ditentukan, perbandingan antar model yang dicoba, hasil visualisasi dari teknik XAI, dan pembahasan yang lebih dalam tentang penelitian yang dilakukan.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dari penjelasan yang sudah dipaparkan pada bab-bab sebelumnya dan saran untuk pengembangan penelitian klasifikasi gambar asli dan gambar *AI-Generated* pada *dataset* CIFAKE.