

## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental untuk mengevaluasi kinerja model *Adaptive Convolution Attention Enhanced Super Resolution Generative Adversarial Network* (ACA-ESRGAN) dalam meningkatkan resolusi gambar yang dikirimkan melalui jaringan *Long Range* (LoRa) untuk aplikasi kendaraan listrik otonom. Eksperimen meliputi eksplorasi variasi attention mulai dari *Channel Attention*, *Spatial Attention* dan *Squeeze-and-Excitation* pada generator. Selanjutnya dilakukan eksplorasi arsitektur, seperti *Fine Tuning* serta analisis pengaruh variasi *loss function* perceptual yang memanfaatkan model pretrained seperti VGG19 & EfficientNet, terhadap kualitas gambar yang dihasilkan. Model ACA-ESRGAN beserta variasi modifikasinya diuji menggunakan metrik *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) dan *Structural Similarity Index Measure* (SSIM) untuk mengevaluasi kemampuan menghasilkan gambar beresolusi tinggi dalam keterbatasan data rate jaringan LoRa.

#### 3.2 Lingkungan Komputasi

Untuk melaksanakan eksperimen ini, diperlukan lingkungan komputasi yang memadai, yang terdiri dari:

1. GPU NVIDIA RTX 3050 Ti, 12GB VRAM
2. CPU Intel® Core™ i7-10700F
3. RAM 32GB

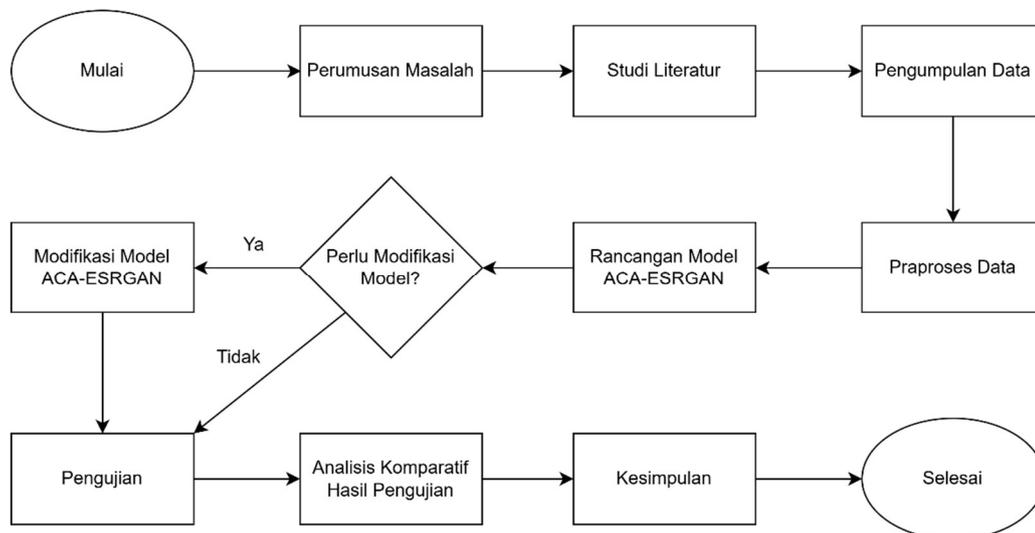
Adapun perangkat lunak yang digunakan yaitu:

1. Microsoft Windows 11
2. Visual Studio Code

Bahasa pemrograman yang akan digunakan pada penelitian ini adalah bahasa pemrograman Python versi 3.10.

#### 3.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui sejumlah tahapan terstruktur untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Gambar 3.1 menyajikan diagram alur tahapan penelitian yang dilakukan.



**Gambar 3.1 Alur Penelitian**

### 3.3.1 Konfigurasi Penginputan Data

Penelitian ini diawali dari permasalahan pengiriman gambar beresolusi tinggi melalui jaringan dengan *data rate* yang terbatas. Tantangan utama yang dihadapi adalah bagaimana meningkatkan kualitas gambar di sisi penerima tanpa menghambat proses transmisi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode peningkatan resolusi gambar yang efisien guna mengatasi kendala tersebut.

### 3.3.2 Studi Literatur

Studi literatur dalam penelitian ini berfokus pada teori, konsep, dan penelitian sebelumnya yang relevan dengan transmisi gambar melalui LoRa, terutama dalam menghadapi keterbatasan *data rate*. Kajian ini mencakup eksplorasi teknologi LoRa dan tantangan dalam mentransmisikan gambar beresolusi tinggi.

Untuk mengatasi kendala tersebut, penelitian ini mendalami konsep super-resolusi berbasis SRGAN sebagai pendekatan inovatif yang memanfaatkan pembelajaran *adversarial* antara *generator* dan *discriminator*. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan *Adaptive Convolution Attention Enhanced Mechanism* dalam

SRGAN untuk meningkatkan pemahaman model terhadap hubungan spasial dalam gambar.

Studi ini juga membandingkan arsitektur serta mengevaluasi penerapan *perceptual loss function* yang memanfaatkan model *pretrained* seperti VGG19 & EfficientNet. Penelitian sebelumnya yang mendukung pengembangan SRGAN digunakan sebagai referensi untuk menilai efektivitas teknik ini dalam aplikasi praktis, seperti kendaraan listrik otonom.

Literatur yang digunakan mencakup buku, jurnal ilmiah, dan artikel konferensi internasional yang relevan, sehingga memberikan landasan teoritis yang kuat bagi penelitian ini.

### 3.3.3 Konfigurasi Filter Frekuensi

Dataset beresolusi 800x800 *pixel* digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara mandiri oleh penulis. Dataset yang dikumpulkan tidak bersifat publik karena mengandung informasi yang berkaitan dengan privasi individu. Proses pengumpulan data dilakukan dengan memilih gambar-gambar yang relevan dan memastikan bahwa setiap gambar memenuhi standar kualitas serta konsistensi resolusi yang diperlukan. Dataset ini terdiri dari 1296 gambar yang dirancang untuk mendukung pengembangan model ACA-ESRGAN dan diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan terhadap penelitian dalam meningkatkan kualitas gambar tanpa mengorbankan aspek privasi data.

### 3.3.4 Praproses Data

Pada tahapan ini dimulai dengan memuat dataset utama. Dataset terdiri dari 1296 gambar yang diubah ukurannya menjadi dimensi target sebesar 800x800 *pixel* dengan tiga saluran warna (RGB). Jumlah maksimum gambar yang digunakan adalah 1296 gambar, sesuai dengan parameter yang telah ditentukan. Langkah ini bertujuan untuk menjaga efisiensi proses training tanpa mengurangi kualitas data yang dibutuhkan oleh model.

Gambar uji juga dimuat sebagai bagian dari praproses data. Gambar uji berukuran 40x40 *pixel* sebanyak 25 gambar dengan tiga saluran warna (RGB). Gambar uji bertujuan untuk menguji performa model dalam melakukan peningkatan resolusi gambar. Langkah ini mensimulasikan kondisi nyata di mana

gambar input memiliki resolusi rendah, sebagaimana yang terjadi dalam transmisi data berbasis LoRa pada kendaraan listrik otonom.

Setiap gambar yang dimuat, baik dari dataset utama maupun gambar uji, akan diproses lebih lanjut untuk memastikan kesesuaiannya dengan kebutuhan model. Langkah-langkah ini dirancang untuk mendukung stabilitas *training*, sehingga model dapat bekerja secara optimal dalam menghasilkan output gambar beresolusi tinggi dari input gambar beresolusi rendah.

### 3.3.5 Base Model ESRGAN

ESRGAN telah menunjukkan kapabilitas superior dalam rekonstruksi *super-resolution* gambar, namun terdapat limitasi inheren ketika dihadapkan pada faktor perbesaran yang ekstrem, khususnya pada tingkat 20x atau lebih tinggi. Pada skenario resolusi ultra-tinggi ini, ESRGAN cenderung mengalami degradasi performa dalam menjaga konsistensi spasial dan merekonstruksi detail yang akurat. Fenomena ini dapat bermanifestasi dalam bentuk artefak visual, tekstur yang kurang realistis, atau ketidakmampuan untuk memulihkan informasi yang esensial dari data resolusi rendah. Tantangan ini menjadi semakin krusial dalam konteks transmisi gambar yang efisien, terutama melalui kanal LoRa pada sistem kendaraan otonom, di mana efisiensi *bandwidth* merupakan kendala dominan dan kualitas *output* yang tinggi namun ukuran data yang minimal sangatlah imperatif. Pada tabel ditunjukkan model yang akan dimodifikasi.

**Tabel 3. 1 Arsitektur Base Model**

Model	Type	Layer
Base Model (BM)	Generator	Conv2d RRDB Trunk Trunk Conv 2x upscaling 2x upscaling 5x Upscaling HRConv2d Conv2d

	<b>Discriminator</b>	Conv2d LeakyReLU Conv2d LeakyReLU BatchNorm2d Conv2d LeakyReLU BatchNorm2d Conv2d LeakyReLU BatchNorm2d Conv2d
	<b>Loss Function</b>	Perceptual <i>Loss</i> (VGG19) Relativistic GAN <i>Loss</i> L1 <i>Loss</i>

### 3.3.6 Metode Pengujian

Pengujian model ACA-ESRGAN dirancang untuk mengevaluasi performanya dalam meningkatkan resolusi gambar yang dikirim melalui jaringan LoRa. Proses pengujian ini dimulai dari tahap input hingga menghasilkan output beresolusi tinggi dengan kualitas optimal, melalui beberapa tahapan utama sebagai berikut:

1. Praproses Data

Dataset uji awalnya memiliki resolusi 800x800 *pixel*. Sebelum digunakan sebagai input model, gambar-gambar ini diubah ukurannya menjadi 40x40 *pixel* untuk menyesuaikan dengan resolusi input yang digunakan oleh model ACA-ESRGAN. Selain itu, dilakukan normalisasi agar nilai *pixel* berada dalam rentang yang sesuai untuk pemrosesan model.

2. Input

Proses dimulai dengan memasukkan gambar beresolusi rendah, yaitu gambar

dengan ukuran  $40 \times 40$  *pixel*, sebagai input. Gambar ini mensimulasikan kondisi gambar dengan kualitas rendah yang diterima melalui jaringan LoRa.

### 3. Fase Training

Pada fase ini, model dilatih menggunakan dataset gambar beresolusi tinggi yang telah melalui praproses. Generator bertugas untuk meningkatkan resolusi gambar dari  $40 \times 40$  *pixel* menjadi  $800 \times 800$  *pixel*, sementara diskriminator bertugas membedakan antara gambar asli dan gambar hasil rekonstruksi. Selain itu, mekanisme *Adaptive Convolution Attention* (ACA) diterapkan untuk meningkatkan perhatian pada fitur-fitur gambar yang relevan, seperti saluran dan fitur spasial, guna memperbaiki kualitas rekonstruksi gambar.

### 4. Fase Testing

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji beresolusi  $40 \times 40$  *pixel*. Gambar ini diproses oleh generator yang telah dilatih untuk meningkatkan resolusinya menjadi  $800 \times 800$  *pixel*. Pada tahap ini, output gambar yang berukuran  $800 \times 800$  *pixel* akan dievaluasi menggunakan dua metrik utama, yaitu *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) dan *Structural Similarity Index* (SSIM) untuk menilai ketajaman dan kesamaan struktur gambar dibandingkan dengan gambar asli.

### 5. Output

Hasil akhir berupa gambar beresolusi tinggi, yaitu  $800 \times 800$  *pixel*, yang telah direkonstruksi oleh model ACA-ESRGAN. Gambar ini diharapkan memiliki kualitas yang lebih baik dalam hal ketajaman dan detail visual dibandingkan dengan gambar input yang beresolusi rendah.

#### 3.3.7 Analisis Komparatif Hasil Pengujian

Setelah implementasi model ACA-ESRGAN untuk peningkatan resolusi gambar, tahap berikutnya adalah analisis komparatif untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan PSNR dan SSIM. Kedua metrik ini dipilih karena memastikan bahwa gambar hasil rekonstruksi tidak hanya memiliki resolusi tinggi tetapi juga mempertahankan kualitas visual yang baik.

PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) mengukur seberapa baik model meminimalkan noise dan distorsi pada gambar hasil rekonstruksi. Nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan kualitas gambar yang lebih baik, yang berarti bahwa model dapat menghasilkan gambar dengan lebih sedikit perbedaan dengan gambar asli. Meskipun PSNR efektif untuk mengukur perbedaan *pixel*, metrik ini tidak selalu mencerminkan persepsi visual manusia, karena PSNR hanya mempertimbangkan kesalahan *pixel* secara matematis tanpa memperhatikan persepsi manusia terhadap detail gambar.

SSIM (*Structural Similarity Index*), di sisi lain, menilai kesamaan struktur, tekstur, luminansi, dan kontras antara gambar asli dan hasil rekonstruksi. SSIM lebih sesuai dengan cara manusia menilai kualitas gambar, karena mempertimbangkan aspek-aspek yang lebih luas dari gambar, seperti kelurusan garis, kecerahan, dan tingkat kontras. SSIM memberikan gambaran yang lebih menyeluruh tentang kualitas gambar, terutama dalam konteks ketajaman dan detail visual yang penting.

Dengan menggabungkan PSNR dan SSIM, analisis ini memberikan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap kinerja model ACA-ESRGAN. Evaluasi ini membantu mengidentifikasi konfigurasi model terbaik dalam menghasilkan gambar beresolusi tinggi yang tidak hanya tajam dan jelas, tetapi juga mempertahankan struktur dan kualitas visual yang optimal sesuai dengan persepsi manusia.