

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Kemajuan teknologi Internet of Things (IoT) telah melahirkan prospek baru di berbagai sektor, termasuk transportasi (Kumar & Godihal, 2024), pertanian (Baranitharan dkk., 2024), dan manufaktur (Subramanian, 2024). Salah satu aplikasi IoT yang berkembang pesat adalah kendaraan listrik otonom, yang mengandalkan data sensor, termasuk informasi visual, untuk navigasi, pengenalan objek, dan pengambilan keputusan. Data visual berperan krusial dalam meningkatkan keamanan dan efisiensi operasional kendaraan (Chan dkk., 2024). Namun, keterbatasan daya pada kendaraan listrik membuat pemrosesan dan transmisi informasi visual menjadi sebuah tantangan. Kendaraan listrik bergantung pada baterai yang memiliki kapasitas terbatas yang harus diisi ulang setelah energi habis, tidak seperti sistem yang terhubung langsung ke sumber listrik tetap. Selain itu, distribusi daya yang tersedia harus dilakukan untuk mendukung peralatan listrik, sistem penggerak, sensor, dan unit pemrosesan data. Oleh karenanya, efisiensi pemanfaatan daya sangat penting untuk kendaraan otonom.

Di antara teknologi komunikasi yang sering digunakan dalam aplikasi IoT adalah Long Range (LoRa). Namun, teknologi ini memiliki keterbatasan dalam hal kapasitas transmisi data, dengan bitrate maksimum sekitar 37,5 Kbps (Wang dkk., 2024), sehingga membatasi kapasitas sistem untuk secara efektif mengirimkan data gambar resolusi tinggi. Keterbatasan ini menggarisbawahi perlunya metodologi kompresi data gambar yang dapat meningkatkan efisiensi transmisi data tanpa mengorbankan kualitas rekonstruksi gambar.

Dalam beberapa tahun terakhir, CNN telah banyak digunakan untuk berbagai aplikasi pemrosesan gambar (Du, 2024), termasuk kompresi gambar. Pendekatan menonjol yang telah menarik perhatian adalah arsitektur *encoder-decoder* berbasis CNN, yang memungkinkan pengurangan data gambar menjadi representasi *latent space* dari dimensi yang berkurang. Representasi ini tidak hanya memfasilitasi transmisi data yang lebih mudah tetapi juga meningkatkan efisiensi dalam konteks saluran komunikasi yang memiliki bitrate terbatas (Moschella,

2024). Selanjutnya, metodologi ini dapat ditambah dengan teknik seperti Blok Squeeze-and-Excitation (SE), yang direkayasa untuk memperkuat representasi fitur yang menonjol, sehingga mengupayakan detail visual gambar dipertahankan bahkan ketika *latent space* diperkecil. Selain itu, penelitian ini menggabungkan algoritma kompresi tambahan Blosc dan Zlib untuk lebih meningkatkan efisiensi transmisi data. Pengintegrasian algoritma ini dengan *latent space* yang dihasilkan oleh model *encoder-decoder* berbasis CNN, mengusahakan efisiensi transmisi data dapat ditingkatkan secara signifikan.

Penelitian ini mengevaluasi penggabungan arsitektur CNN dengan algoritma kompresi tambahan pada jaringan komunikasi LoRa dalam menciptakan sistem yang efisien dengan meminimalkan dampak kompresi terhadap data visual. Kinerja model dievaluasi menggunakan Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) untuk kualitas rekonstruksi gambar serta estimasi waktu transmisi untuk efisiensi pengiriman data. Untuk itu, judul penelitian yang diambil adalah "*Optimalisasi Latent Space pada CNN Encoder-Decoder untuk Kompresi dan Efisiensi Transmisi Gambar pada Kendaraan Listrik Otonom.*" Penelitian ini bertujuan untuk merancang model yang dapat menghasilkan representasi *latent space* yang kecil dan efisien untuk ditransmisikan pada kanal komunikasi bandwidth rendah seperti LoRa, dengan meminimalis dampak dari kompresi. Diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan kontribusi dalam pengembangan solusi transmisi data visual yang tidak hanya efisien secara bandwidth tetapi juga relevan untuk mendukung aplikasi IoT, khususnya kendaraan listrik otonom di lingkungan dengan sumber daya komunikasi yang terbatas.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berikut ini adalah uraian masalah dari penelitian ini:

1. Bagaimana pengaruh variasi segmen pengembangan, dan variasi *loss function* pada model *encoder-decoder* berbasis CNN terhadap parameter PSNR, ukuran *latent space*, dan estimasi pengiriman pada kanal dengan bitrate 37,5Kbps?

2. Bagaimana perbandingan penerapan algoritma kompresi tambahan Blosc dan Zlib terhadap efisiensi ukuran latent space, kualitas hasil rekonstruksi, dan estimasi waktu pengiriman melalui pada kanal dengan bitrate 37,5Kbps?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berikut ini adalah tujuan dari penelitian ini:

1. Menganalisis pengaruh penggunaan segmen pengembangan dan variasi fungsi *loss* pada model *encoder-decoder* berbasis CNN terhadap performa rekonstruksi citra yang ditinjau dari nilai PSNR, ukuran *latent space*, dan estimasi waktu pengiriman data pada kanal komunikasi dengan bitrate 37,5 Kbps.
2. Mengevaluasi dampak penerapan algoritma kompresi tambahan, yaitu Blosc dan Zlib, terhadap efisiensi ukuran *latent space*, kualitas hasil rekonstruksi citra, serta estimasi waktu pengiriman data melalui kanal komunikasi dengan bitrate 37,5 Kbps.

### 1.4 Ruang Lingkup Penelitian

Untuk memastikan bahwa arah fokus penelitian tetap utuh, ada pembatasan di beberapa dimensi. Beberapa pembatasan masalah yang diajukan dalam penelitian ini meliputi:

1. Resolusi gambar input terbatas: Penelitian ini menggunakan gambar dengan resolusi tetap 80x80 piksel untuk memastikan kompatibilitas model CNN dan batasan kanal komunikasi.
2. Kanal komunikasi LoRa: Simulasi dilakukan dengan menggunakan kanal komunikasi LoRa dengan bitrate maksimum 37,5 Kbps, sehingga hasil penelitian hanya berlaku untuk aplikasi dengan bandwidth rendah.
3. Metode kompresi tambahan: Hanya dua algoritma kompresi tambahan yang digunakan, yaitu Blosc dan Zlib, untuk mengevaluasi efisiensi kompresi pada *latent space*.
4. Arsitektur CNN: Penelitian berfokus pada arsitektur *encoder-decoder* berbasis CNN dengan integrasi SE Blocks.

5. Evaluasi performa: Penilaian model terbatas pada tiga metrik, yaitu PSNR untuk kualitas rekonstruksi gambar dan ukuran *latent space* serta estimasi waktu transmisi.
6. Penelitian difokuskan untuk mendukung kendaraan listrik otonom di lingkungan berbasis bandwidth rendah, sehingga hasilnya tidak sepenuhnya relevan untuk aplikasi dengan kebutuhan bandwidth lebih tinggi atau resolusi gambar yang berbeda.

## 1.5 Manfaat Penelitian

### 1.5.1 Manfaat Teoritis

1. Berkontribusi secara signifikan pada kemajuan pengetahuan dalam disiplin pemrosesan gambar digital dan CNN, dengan fokus khusus pada penerapan teknik kompresi gambar pada lingkungan dengan sumber daya terbatas.
2. Menjadi referensi tambahan para peneliti yang terlibat dalam desain arsitektur *encoder-decoder*, terutama dalam kaitannya dengan aplikasi dalam sistem komunikasi bitrate rendah seperti LoRa.
3. Memperluas pemahaman tentang dampak algoritma kompresi tambahan (Blosc dan Zlib) pada efisiensi representasi *latent space* dan kualitas rekonstruksi gambar.

### 1.5.2 Manfaat Praktis

1. Mengembangkan model *encoder-decoder* berbasis CNN yang mampu meningkatkan efisiensi transmisi data visual melalui saluran LoRa, sehingga memfasilitasi aplikasi IoT seperti kendaraan listrik otonom yang beroperasi di lingkungan dengan sumber daya komunikasi terbatas.
2. Memberikan solusi praktis untuk mengurangi ukuran data yang ditransmisikan dengan mempertimbangkan ketahanan kualitas gambar, yang relevan untuk berbagai aplikasi IoT.
3. Memberikan referensi kepada pengembang teknologi IoT untuk memahami keterkaitan antara efisiensi kompresi, kualitas gambar, dan waktu transmisi, sehingga dapat diimplementasikan secara efektif dalam skenario dunia nyata.

### 1.5.3 Manfaat Aplikasi

1. Mendukung kemajuan teknologi kendaraan listrik otonom melalui pengelolaan sumber daya komunikasi yang efisien untuk transmisi data gambar.
2. Memberikan kontribusi bagi optimalisasi komunikasi data visual pada sistem berbasis LoRa, yang dapat diterapkan pada berbagai sektor industri.