

Peningkatan Keamanan Steganografi Citra Berbasis Least Significant Bit dengan Integrasi Algoritma Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN)

Muhammad Khozin*¹⁾, Dian Novitaningrum²⁾, Tresia Aprilia³⁾, M. Achsin Samas⁴⁾

1. Teknik Informatika, Fakultas Komputer dan Desain, Universitas Selamat Sri, Indonesia
2. Teknik Informatika, Fakultas Komputer dan Desain, Universitas Selamat Sri, Indonesia
3. Teknik Informatika, Fakultas Komputer dan Desain, Universitas Selamat Sri, Indonesia
4. Teknik Informatika, Fakultas Komputer dan Desain, Universitas Selamat Sri, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Steganografi; Least Significant Bit (LSB); CNN; *Deep Learning*; Keamanan Data

Keywords: *Steganography*; *Least Significant Bit (LSB)*; *CNN*; *Deep Learning*; *Data Security*

Article history:

Received 21 Mei 2025

Revised 22 Mei 2025

Accepted 22 Mei 2025

Available online 23 Mei 2025

DOI :

[10.48144/suryainformatika.v15i1.2080](https://doi.org/10.48144/suryainformatika.v15i1.2080)

* Corresponding author.

Muhammad Khozin

E-mail address:

khozin.dsn@gmail.com

ABSTRAK

Steganografi citra merupakan teknik penyembunyian informasi rahasia di dalam gambar digital yang berperan penting dalam komunikasi rahasia. Metode Least Significant Bit (LSB) dikenal luas karena kesederhanaan dan kemudahan implementasinya, namun memiliki kelemahan signifikan dalam hal keamanan, khususnya rentan terhadap deteksi melalui analisis statistik. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan keamanan steganografi LSB melalui integrasi dengan algoritma *deep learning* Convolutional Neural Network (CNN). Dataset CIFAR-10 digunakan sebagai media eksperimen dengan proses penyisipan data pada bit paling tidak signifikan dari kanal warna citra digital. Evaluasi dilakukan melalui metrik imperseptibilitas seperti Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity Index (SSIM), serta akurasi deteksi oleh model steganalisis. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa integrasi LSB dengan CNN menghasilkan peningkatan nilai PSNR dan SSIM, serta menurunkan tingkat keberhasilan deteksi pesan tersembunyi oleh pihak ketiga. Pendekatan ini berhasil membuat proses penyisipan data lebih adaptif dan sulit dikenali secara visual maupun statistik, sehingga meningkatkan tingkat keamanan dan kerahasiaan dalam komunikasi digital berbasis steganografi.

ABSTRACT

The Image Steganography is a method used to conceal sensitive data within digital images, playing a vital role in secret communication. The Least Significant Bit (LSB) method is widely known for its simplicity and ease of implementation; however, it has significant weaknesses in terms of security, particularly its vulnerability to detection through statistical analysis. This study aims to enhance the security of LSB steganography by integrating it with a deep learning algorithm, specifically a Convolutional Neural Network (CNN). The CIFAR-10 dataset is used as the experimental medium, with data embedding carried out in the least significant bits of the image's color channels. Evaluation is performed using imperceptibility metrics such as Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity Index (SSIM), and detection accuracy by steganalysis models. The experimental results show that integrating LSB with CNN improves PSNR and SSIM values while reducing the success rate of hidden message detection by third parties. This approach successfully makes the data embedding process more adaptive and harder to detect both visually and statistically, thereby enhancing the security and confidentiality of digital communication based on steganography.

1. PENDAHULUAN

Penyembunyian informasi gambar adalah suatu teknik untuk menyematkan informasi rahasia ke dalam suatu gambar, memainkan peran penting dalam komunikasi rahasia [1]. Metode least significant bit (LSB) sebuah metode yang bekerja dengan cara penyisipan kode unik pada citra yang akan dilindungi. Least significant bit bekerja dengan cara menyisipkan data rahasia pada bentuk bit dibilangan bit terkecil atau bit paling kanan didata piksel saat menyusun dokumen citra asli, dan nantinya proses tersebut tidak akan merubah citra secara kasat mata [2] steganografi dikenal karena kesederhanaan dan implementasi sederhana. Teknologi ini memiliki kelemahan keamanan yang besar. Salah satu masalah klasik yang dihadapi LSB adalah sensitivitas terhadap deteksi melalui analisis statistik. Metode ini menggunakan perubahan statistik yang terjadi pada gambar setelah data dimasukkan menggunakan teknologi LSB, memungkinkan adanya pesan tersembunyi [3]. LSB adalah bit terendah dalam rangkaian angka dalam bentuk biner mis. dalam bilangan biner: (10110001), adalah least significant bit paling kanan 1. LSB digunakan untuk menyematkan data rahasia ke dalam bit paling tidak bit signifikan dari nilai piksel dalam gambar sampul [4][5]. Penggunaan CNN dalam konteks keamanan data dan steganografi memberikan keunggulan dalam kemampuan menyamarakan pesan, meningkatkan kerahasiaan, dan membuat deteksi menjadi lebih sulit. CNN membawa pendekatan yang lebih cerdas dan adaptif dalam menyembunyikan informasi digital dibandingkan metode konvensional [6].

Penelitian Xintao Duan memperkenalkan model CNN untuk steganografi gambar yang mampu menyembunyikan dan mengekstrak citra rahasia dengan kapasitas tinggi dan tingkat distorsi rendah. Model ini menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik pada berbagai *dataset* [7]. Evaluasi efektivitas CNN Yedroudj-Net dalam mendeteksi file steganografi yang dihasilkan oleh berbagai alat, seperti *Hide In Picture (HIP)*, *OpenStego*, *SilentEye*, *Steg*, dan *S-Tools*. Hasilnya menunjukkan bahwa Yedroudj-Net mampu mendeteksi keberadaan file steganografi, meskipun tingkat deteksinya bervariasi tergantung pada alat yang digunakan [8].

Dengan menggabungkan CNN dan LSB meningkatkan keamanan, efektivitas, dan penyamaran dalam steganografi gambar. Oleh karena itu, lebih sulit untuk mengkonfirmasi bahwa penyisipan pesan lebih adaptif dari jenis gambar adaptif dan resisten terhadap serangan analitik digital. Penelitian ini penting karena bertujuan meningkatkan keamanan metode steganografi LSB yang selama ini rentan terhadap deteksi dan serangan. Di tengah kebutuhan perlindungan data rahasia yang kian mendesak, pendekatan ini menawarkan solusi dengan mengintegrasikan teknologi AI, khususnya algoritma CNN, untuk menyempurnakan penyisipan dan mendeteksi ekstraksi data secara cerdas. Relevansinya

sangat tinggi dalam konteks keamanan siber modern, serta memiliki potensi aplikasi luas di bidang militer, diplomasi, kesehatan, dan keuangan. Selain nilai praktisnya, penelitian ini juga memberi kontribusi ilmiah dalam pengembangan steganografi dan kecerdasan buatan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif eksperimental dalam merancang dan menguji sistem steganografi gambar yang menggabungkan metode Least Significant Bit (LSB) dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) adapun untuk tujuan penelitian ini yaitu meningkatkan keamanan dan imperseptibilitas dalam penyisipan data rahasia pada citra digital.

2.1 Preprocessing Citra

Dalam penelitian ini, digunakan dataset CIFAR-10 yang diunduh dari platform kaggle sebagai basis data utama. *Dataset* ini dipilih karena terdiri dari citra berwarna dengan resolusi 32x32 piksel yang mewakili 5 kelas objek berbeda, seperti pesawat, mobil, burung, rusa, dan kucing. Keberagaman kelas dan ukuran data yang relatif kecil membuat CIFAR-10 sangat cocok untuk keperluan pelatihan awal model berbasis Convolutional Neural Network (CNN). Dari dataset yang tersedia, dilakukan proses pemisahan data menjadi dua bagian, yaitu:

Tabel 1. Data Uji

No	Data Citra	Training Data	Test Data
1	Pesawat	5000	1000
2	Mobil	5000	1000
3	Burung	5000	1000
4	Rusa	5000	1000
5	Kucing	5000	1000

Untuk memastikan kualitas data dan meningkatkan performa model dalam proses pelatihan, dilakukan beberapa langkah pra-pemrosesan sebagai berikut:

1. Normalisasi Ukuran dan Nilai Piksel: Seluruh citra memiliki ukuran tetap 32x32 piksel, sehingga tidak diperlukan *resize* ulang. Namun, nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0 hingga 1 untuk mempercepat konvergensi selama proses training.
2. Konversi Format: Format citra dikonversi ke tensor dan disesuaikan dengan input yang dibutuhkan oleh model CNN. Hal ini mencakup penyesuaian dimensi dan struktur *array* agar kompatibel dengan *framework deep learning* seperti TensorFlow atau PyTorch.
3. Augmentasi Data: Untuk memperkaya variasi data latih dan mencegah overfitting, dilakukan augmentasi data seperti rotasi acak, *flipping* horizontal, dan perubahan kontras atau *brightness* secara moderat, augmentasi ini dilakukan hanya pada data latih.

2.2 Steganografi LSB

Metode steganografi LSB memungkinkan penyisipan pesan rahasia ke dalam gambar digital, dengan menggunakan dataset sebagai bahan eksperimen adalah CIFAR-10 yang diperoleh dari Kaggle, terdiri dari 60.000 gambar berwarna berukuran 32x32 piksel dengan 10 kelas objek. Namun, untuk keperluan efisiensi eksperimen, hanya digunakan 5.000 citra sebagai data training dan 1.000 citra sebagai data *testing*.

- a. Penyisipan Data merupakan metode penyisipan dilakukan dengan menggantikan bit paling tidak signifikan (LSB) dari setiap piksel dalam citra penutup (*cover image*) dengan bit dari pesan rahasia. Setiap gambar dari dataset dijadikan sebagai media untuk menyisipkan sejumlah bit dari teks rahasia. Proses ini dilakukan pada setiap kanal warna (RGB) agar kapasitas penyisipan meningkat. Langkah penyisipan meliputi:
 1. Konversi pesan rahasia menjadi representasi biner.
 2. Iterasi setiap piksel gambar dan menyisipkan bit pesan ke dalam LSB setiap komponen warna (R, G, B).
 3. Hasil penyisipan menghasilkan gambar baru yang disebut citra stego (*stego image*).

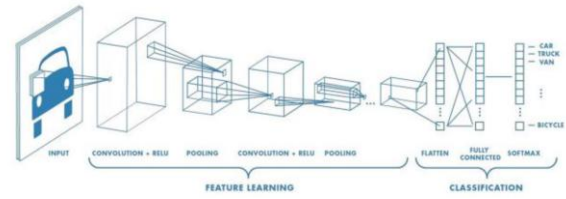
- b. Pengujian Imperseptibilitas digunakan untuk memastikan bahwa perubahan akibat penyisipan pesan tidak terlihat oleh mata manusia, dilakukan pengujian imperseptibilitas menggunakan dua metrik utama:
 - *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) merupakan metrik yang umum digunakan untuk menilai sejauh mana perbedaan antara citra stego dan citra asli secara numerik. Semakin tinggi nilai PSNR, maka semakin baik kualitas citra stego, dengan nilai ideal berada di atas 40 dB.
 - *Structural Similarity Index* (SSIM) merupakan metode untuk menilai tingkat kemiripan struktur visual antara gambar asli dengan gambar stego. Skor SSIM berada dalam rentang 0 sampai 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa kedua gambar tersebut sama persis secara visual.

Hasil uji menunjukkan bahwa metode LSB memiliki nilai PSNR rata-rata di atas 45 dB dan SSIM rata-rata di atas 0.98 pada dataset CIFAR-10 yang diuji. Ini menandakan bahwa pesan berhasil disisipkan tanpa menurunkan kualitas visual citra secara signifikan.

2.3 Convolution Neural Networks

Belakangan ini terjadi lonjakan penggunaan Convolutional Neural Networks (CNN). Di CNN, di sana adalah *output layer*, *input layer*, dan variasi *further hidden layers*. Lapisan konvolusional, sepenuhnya lapisan terhubung, lapisan normalisasi, dan lapisan pengumpulan adalah jenis lapisan tersembunyi yang paling umum dalam CNN (ReLU) [9][10], untuk model yang semakin canggih, lapisan tambahan mungkin digunakan. Ada

banyak contoh CNN standar yang dijelaskan dalam [11] dan gambar 1



Gambar 1. *Typical CNN Architecture* [12]

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode pada *deep learning* yang berguna untuk mengenali pola gambar. CNN beroperasi dengan mengekstraksi fitur-fitur spasial dari gambar, sehingga dapat mengidentifikasi perbedaan antara gambar asli dan gambar yang telah mengalami manipulasi [13], adapun metrik evaluasinya:

- a. Akurasi (*Accuracy*)

Menentukan tingkat keakuratan prediksi berdasarkan perbandingan antara prediksi yang benar dan total prediksi [14].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

- TP (*True Positive*): Prediksi positif yang benar.
- TN (*True Negative*): Prediksi negatif yang benar.
- FP (*False Positive*): Prediksi positif yang salah.
- FN (*False Negative*): Prediksi negatif yang salah

- b. Presisi (*Precision*)

Menghitung akurasi dari prediksi positif terhadap seluruh hasil yang diperkirakan positif [14].

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

- c. *Recall* (Sensitivitas)

Mengukur proporsi data positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model [14].

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

- d. F1-Score

F1-Score merupakan ukuran yang menggabungkan presisi dan *recall* secara seimbang, dan sangat berguna ketika data memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang [14].

$$\text{F1-Score} = 2x \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

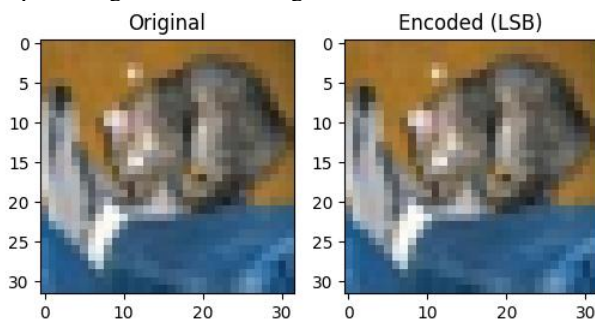
3.1 Dataset Citra

Penelitian ini menggunakan dataset CIFAR-10 yang terdiri dari 5.000 citra berukuran 32x32 piksel dan terbagi ke dalam 5 kelas (pesawat, mobil, burung, rusa, kucing) sebagai basis eksperimen. *Dataset* ini dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu gambar asli (*clean*) yang tidak mengandung pesan tersembunyi, serta gambar stego yang telah disisipkan pesan menggunakan metode steganografi klasik Least Significant Bit (LSB). Integrasi model *Deep Learning* berbasis

Convolutional Neural Network (CNN) diterapkan untuk membedakan antara gambar clean dan stego, dengan tujuan utama meningkatkan keamanan dan akurasi deteksi pesan tersembunyi pada media digital. Pendekatan ini diharapkan mampu mengidentifikasi pola-pola halus yang dihasilkan oleh proses penyisipan, sehingga mendukung sistem deteksi steganalisis yang lebih canggih dan andal.

3.2 Hasil Metode LSB dan CNN

Penelitian ini membahas peningkatan keamanan teknik steganografi citra dengan pendekatan Least Significant Bit (LSB) melalui integrasi algoritma deep learning yaitu Convolutional Neural Network (CNN). Dua metode dibandingkan dalam studi ini, yaitu metode LSB biasa dan metode LSB yang dikombinasikan dengan CNN. Pada metode LSB biasa, data *payload* disisipkan langsung ke dalam bit paling tidak signifikan dari citra tanpa proses optimisasi tambahan, sehingga lebih rentan terhadap deteksi steganalisis. Sebaliknya, pada metode LSB+CNN, data *payload* terlebih dahulu diolah menggunakan arsitektur CNN untuk memetakan area citra yang lebih aman dan tidak mudah terdeteksi. Dengan pendekatan ini, diharapkan keamanan dan ketahanan steganografi terhadap analisis pihak ketiga dapat ditingkatkan secara signifikan.



Gambar 2. Data Citra Asli dan *Encoded* (LSB)

3.3 Hasil Evaluasi

a. PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*)

Tabel 2. Hasil PSNR

Metode	Rata-rata PSNR (dB)
LSB	48.31
LSB+CNN	51.14

Metode LSB + CNN menghasilkan PSNR lebih tinggi, menunjukkan kualitas citra stego lebih mendekati citra asli.

b. SSIM (*Structural Similarity Index*)

Tabel 3. Hasil SSIM

Metode	Rata-rata SSIM
LSB	0.951
LSB+CNN	0.999

Metode LSB + CNN mempertahankan struktur citra dengan lebih baik, sehingga lebih sulit dibedakan secara visual.

c. *Classification Report*

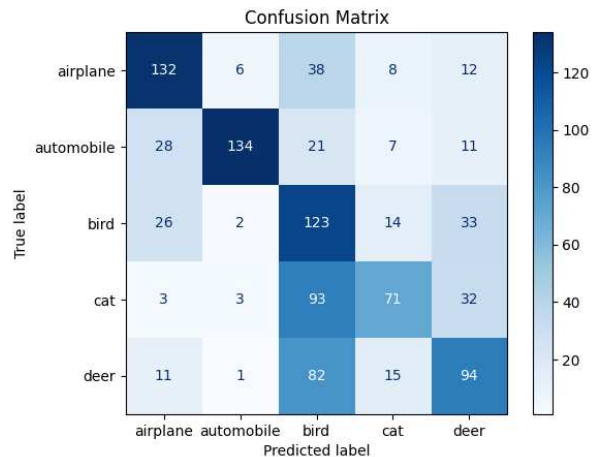
Tabel 4. *Classification Report*

Data Citra	Precision	Recall	F1-Score
Pesawat	0.74	0.71	0.72
Mobil	0.90	0.84	0.87

Burung	0.61	0.31	0.41
Rusa	0.51	0.78	0.62
Kucing	0.58	0.61	0.59

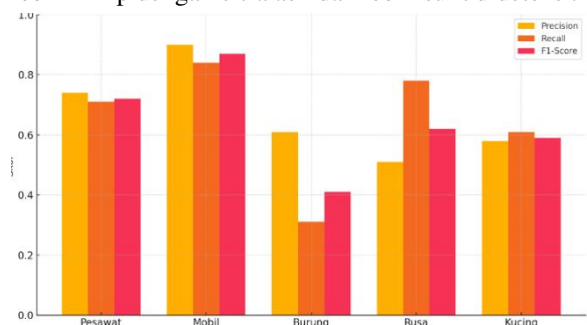
Model dengan integrasi CNN lebih berhasil mengelabui alat deteksi steganalisis, ditunjukkan dengan turunnya akurasi deteksi.

3.4 Visualisasi Hasil



Gambar 3. *Confusion Matrix*

Gambar 3 *confusion matrix* menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan 5 kelas: pesawat, mobil, burung, kucing, dan rusa. Model menunjukkan akurasi tinggi untuk kelas pesawat (132 benar dari total), mobil (134), dan burung (123), dengan jumlah kesalahan relatif kecil. Namun, terjadi kebingungan signifikan antara kelas burung, kucing, dan rusa. Misalnya, rusa sering diklasifikasikan sebagai burung (82 kali), dan kucing diklasifikasikan sebagai burung (93 kali). Hal ini menunjukkan bahwa fitur dari ketiga kelas tersebut mungkin saling tumpang tindih, sehingga perlu evaluasi ulang pada fitur representatif atau strategi pelatihan model agar prediksi antar kelas lebih akurat. PSNR: Metode LSB+CNN menunjukkan nilai yang lebih tinggi (51.14 dB) dibandingkan LSB biasa (48.31 dB), menandakan kualitas citra stego yang lebih baik. SSIM: LSB+CNN juga memiliki nilai SSIM lebih tinggi (0.999), artinya struktur visual citra lebih mirip dengan citra asli dan lebih sulit dideteksi.



Gambar 4. Visualisasi Hasil *Classification Report*

Berdasarkan gambar 4 performa model dalam mengklasifikasikan citra ke lima kelas berbeda menunjukkan hasil yang beragam. Kelas Mobil memiliki performa terbaik dengan *precision* 0.90, *recall* 0.84, dan

F1-score 0.87, menandakan model sangat akurat mengenali mobil. Kemungkinan karena ciri visual mobil yang mudah dikenali. Kelas Pesawat juga cukup baik (F1-score 0.72), meski masih di bawah mobil. Sementara itu, Burung menunjukkan performa terendah, terutama pada *recall* (0.31), yang menunjukkan banyak gambar burung tidak dikenali dengan baik mungkin karena kemiripan bentuk dengan kelas lain atau data pelatihan yang kurang. Rusa memiliki *recall* tinggi (0.78), namun *precision* rendah (0.51), artinya model sering menangkap gambar rusa tapi juga sering salah mengira objek lain sebagai rusa. Untuk Kucing, hasilnya sedang (F1-score 0.59), menunjukkan deteksi masih belum konsisten. Secara umum, model bekerja lebih baik pada objek dengan ciri khas yang jelas. Perlu peningkatan pada kelas dengan karakteristik visual yang lebih rumit, serta evaluasi data pelatihan untuk meningkatkan akurasi keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian ini membuktikan bahwa integrasi metode Least Significant Bit (LSB) dengan model Convolutional Neural Network (CNN) secara signifikan meningkatkan kualitas dan keamanan teknik steganografi citra digital. Dengan menggunakan dataset CIFAR-10 yang mencakup lima kelas citra (pesawat, mobil, burung, rusa, dan kucing), pengujian terhadap performa model dalam membedakan citra asli dan citra stego menjadi lebih representatif. Hasil evaluasi menunjukkan peningkatan kualitas visual citra stego, dengan PSNR naik dari 48.31 dB (LSB konvensional) menjadi 51.14 dB (LSB + CNN), serta SSIM dari 0.951 menjadi 0.999, yang menunjukkan struktur citra lebih terjaga. Selain itu, model CNN juga menurunkan efektivitas alat steganalisis dalam mendeteksi citra stego, menunjukkan kemampuan penyamaran yang lebih baik. Pendekatan ini dinilai lebih unggul dibandingkan metode LSB tradisional, baik dari segi kualitas maupun ketahanan terhadap deteksi, serta berpotensi untuk pengembangan sistem steganografi yang lebih aman di masa depan. Adapun beberapa saran untuk penelitian selanjutnya dapat dikembangkan pada pemanfaatan metode steganografi yang lebih canggih, seperti adaptive LSB, teknik domain transformasi seperti DCT atau DWT, serta *generative steganography* yang berbasis GAN untuk meningkatkan daya tahan terhadap upaya steganalisis. Penggunaan dataset yang besar dan beragam, seperti *ImageNet*, juga disarankan guna mendukung hasil yang lebih representatif. Selain itu, integrasi arsitektur CNN modern seperti *ResNet* atau *EfficientNet* dapat meningkatkan akurasi dalam proses deteksi. Penerapan konsep *Explainable AI* (XAI) bisa membantu dalam menciptakan sistem yang lebih transparan. Evaluasi terhadap jenis serangan steganalisis terbaru, seperti SPAM dan SRM, penting dilakukan untuk menguji ketangguhan model. Disarankan pula penggabungan

teknik enkripsi seperti AES atau RSA guna memberikan lapisan keamanan tambahan. Pengembangan sistem yang mampu berjalan secara real-time akan menjadi kontribusi signifikan dalam meningkatkan keamanan data visual.

REFERENSI

- [1] W. Wei, A. Chengfeng, L. Wang, and H. Ma, *A texture synthesis steganography scheme based on super-pixel structure and SVM*, vol. 538. Springer International Publishing, 2018. doi: 10.1007/978-3-030-00828-4_38.
- [2] M. Khozin and M. A. Soeleman, "Improvement Of Watermarking Quality Using The Least Significant Bit Method With Reed Solomon Code," vol. 26, no. 1, pp. 50–61, 2024, doi: 10.9790/0661-2601035061.
- [3] B. R. Ghosh, S. Banerjee, and J. K. Mandal, "A Survey on LSB Replacement-Based Statistical Image Steganalysis Techniques BT - Advances in Data Science and Computing Technologies," 2023, pp. 313–320.
- [4] R. Roy, A. Sarkar, and S. Changder, "Chaos based Edge Adaptive Image Steganography," *Procedia Technol.*, vol. 10, pp. 138–146, 2013, doi: 10.1016/j.protcy.2013.12.346.
- [5] M. Alia and K. Suwais, "Improved steganography scheme based on fractal set," *Int. Arab J. Inf. Technol.*, vol. 17, no. 1, pp. 128–136, 2020, doi: 10.34028/iajit/17/1/15.
- [6] T. Indriyani, S. Nurmuslimah, A. Taufiqurrahman, R. K. Hapsari, C. N. Prabiantissa, and A. Rachmad, "Steganography on Color Images Using Least Significant Bit (LSB) Method BT - Proceedings of the 1st International Conference on Neural Networks and Machine Learning 2022 (ICONNSMAL 2022)," 2023, pp. 39–48. doi: 10.2991/978-94-6463-174-6_5.
- [7] X. Duan, N. Liu, M. Gou, W. Wang, and C. Qin, "SteganoCNN: Image steganography with generalization ability based on convolutional neural network," *Entropy*, vol. 22, no. 10, pp. 1–15, 2020, doi: 10.3390/e22101140.
- [8] N. Hidayasari, I. Riadi, and Y. Prayudi, "Steganalisis Blind dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Yedroudj- Net terhadap Tools Steganografi," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 4, pp. 787–796, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020703326.
- [9] X. Pan, W. Lin, L. Yang, and Y. Mo, "CNN-based state prediction for a varying number of storage in economic dispatch," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 168, no. January, p. 110590, 2025, doi: 10.1016/j.ijepes.2025.110590.
- [10] G. Kaur et al., "Face mask recognition system using CNN model," *Neurosci. Informatics*, vol. 2, no. 3, p. 100035, 2022, doi: 10.1016/j.neuri.2021.100035.
- [11] Arun, "A CNN based hybrid approach towards automatic image registration," *Geod. Cartogr.*, vol. 39, Sep. 2013, doi: 10.3846/20296991.2013.840409.
- [12] Matlab, "Matlab." <https://www.mathworks.com/discovery/convolutionalneural-network-matlab.html>. (accessed Jan. 29, 2022).
- [13] C. Neuroscience, "Retracted: Comparative Analysis of Deepfake Image Detection Method Using Convolutional Neural Network," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2023, p. 1, Nov. 2023, doi: 10.1155/2023/9767530.
- [14] I. Fathurrahman, Mahpuz, M. Djamaluddin, L. Wijaya, and I. Wahidah, "Pengembangan Model Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Berbasis Citra Digital," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 8, pp. 298–308, Jan. 2025, doi: 10.29408/jit.v8i1.28655.