

Reversible Data Hiding Citra MRI T1-Weighted Menggunakan Spatial Fuzzy C-Means dan Selective Histogram Shifting

Aufa Fadholi Suharyoto, Elkaf Rahmawan Pramudya*

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Email: ¹111202214502 @mhs.dinus.ac.id, ^{2,*}elkaf.rahmawan@dsn.dinus.ac.id

Email Penulis Korespondensi: elkaf.rahmawan@dsn.dinus.ac.id

Submitted: 06/12/2025; Accepted: 05/03/2026; Published: 05/03/2026

Abstrak—Transmisi citra medis melalui jaringan *telemedicine* meningkatkan resiko kebocoran dan manipulasi data sensitif. Penelitian ini mengembangkan kerangka kerja *Reversible Data Hiding* dan mengintegrasikan Spatial Fuzzy C-Means, Selective Histogram Shifting, dan Mekanisme Kontrol Distorsi terukur untuk pengamanan cita MRI otak T1-weighted. Metode ini memprioritaskan preservasi karakteristik intensitas *Region of Interest* dan reversibilitas di atas kapasitas penyisipan. SFCM digunakan untuk membentuk pemetaan *Region of Interest* dan *Non-Region of Interest* berbasis distribusi intensitas, dengan penyesuaian adaptif parameter setiap slice. *Embedding* dilakukan secara selektif pada NROI menggunakan histogram shifting, sementara ROI tetap tidak termodifikasi. *Adaptive Feedback Control* memantau metrik jaringan SNR, CNR, GLCM dengan *threshold* konservatif ($\Delta\text{SNR} \leq 2,0\%$, $\Delta\text{CNR} \leq 1,0\%$) untuk memastikan stabilitas ROI. Evaluasi pada dataset OASIS-1 menunjukkan bahwa metode ini mencapai PSNR rata-rata 54,13 dB, SSIM 0,9996, dan NCC 0,9999, dengan kapasitas *embedding* 630 bits per irisan (BPP 0,007-0,013 terhadap NROI). Verifikasi reversibilitas mengonfirmasi pemulihan sempurna ($\text{max difference} = 0$) pada seluruh sampel. *Batch testing* pada lima irisan menunjukkan konsistensi metode terhadap variasi karakteristik intensitas, dengan ΔSNR dan ΔCNR konsisten pada 0,0%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu mempertahankan integritas teknis ROI dan reversibilitas *pixel-perfect*, meskipun dengan kapasitas terbatas yang sesuai untuk metadata ringan seperti hash integritas dan identitas pasien. Keterbatasan penelitian meliputi evaluasi yang bersifat teknis tanpa validasi klinis radiolog dan pengujian terbatas pada modalitas T1-weighted MRI.

Kata Kunci: Reversible Data Hiding; Histogram Shifting; Spatial Fuzzy C-Means; Citra Medis; ROI Protection

Abstract—The transmission of medical images over telemedicine networks increases the risk of data leakage and manipulation of sensitive information. This study develops a Reversible Data Hiding framework that integrates Spatial Fuzzy C-Means, Selective Histogram Shifting, and a measurable Distortion Control Mechanism for securing T1-weighted brain MRI images. The proposed method prioritizes the preservation of Region of Interest intensity characteristics and full reversibility over embedding capacity. SFCM is employed to generate Region of Interest and Non-Region of Interest mappings based on intensity distribution, with adaptive parameter adjustment for each slice. Data embedding is performed selectively on NROI using histogram shifting, while ROI areas remain unmodified. An Adaptive Feedback Control mechanism monitors image quality metrics SNR, CNR, GLCM with conservative thresholds ($\Delta\text{SNR} \leq 2.0\%$, $\Delta\text{CNR} \leq 1.0\%$) to ensure ROI stability. Experimental evaluation on the OASIS-1 dataset shows that the proposed method achieves an average PSNR of 54.13 dB, SSIM of 0.9996, and NCC of 0.9999, with an embedding capacity of 630 bits per slice (BPP 0.007-0.013 within NROI). Reversibility verification confirms perfect recovery (maximum difference = 0) for all samples. Batch testing on five slices demonstrates consistent performance across varying intensity characteristics, with ΔSNR and ΔCNR remaining at 0.0%. These results indicate that the method is capable of maintaining ROI technical integrity and pixel-perfect reversibility, although with a limited capacity suitable for lightweight metadata such as integrity hashes and patient identifiers. Limitations of the study include the technical-only evaluation without radiologist clinical validation and testing restricted to T1-weighted MRI modality.

Keywords: Reversible Data Hiding; Histogram Shifting; Spatial Fuzzy C-Means; Medical Images; ROI Protection

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital dalam bidang kesehatan telah menciptakan ekosistem *telemedicine* yang menghubungkan rumah sakit, klinik, dan pasien secara global. Perkembangan ini membawa manfaat yang signifikan, seperti diagnosis jarak jauh dan pemantauan berkelanjutan [1]. Namun, transmisi citra medis melalui jaringan publik juga meningkatkan resiko kebocoran, manipulasi data, dan akses tidak sah terhadap informasi sensitif [2], [3]. Kondisi ini menuntut mekanisme pengamanan yang tidak hanya menjaga kerahasiaan, tetapi juga memastikan bahwa citra asli dapat dipulihkan sepenuhnya setelah proses keamanan diterapkan.

Integritas citra medis memegang peranan penting dalam proses analisis klinis karena setiap perubahan kecil pada nilai piksel dapat memengaruhi interpretasi radiologis [4], [5]. Pada pencitraan MRI otak, distribusi intensitas piksel mencerminkan struktur anatomi dan karakteristik jaringan tertentu. Perubahan sekecil apa pun dapat menimbulkan kesalahan interpretasi atau bias analisis [6], [7]. Oleh karena itu, mekanisme keamanan untuk citra medis harus mempertahankan struktur intensitas secara utuh dan bersifat reversible.

Metode steganografi konvensional, seperti LSB, DCT, DWT, dan DSSS, telah banyak digunakan sebagai mekanisme penyisipan informasi. Namun, metode tersebut bersifat *irreversible*, yaitu tidak mampu mengembalikan citra host ke kondisi asli setelah data diekstraksi [8], [9]. Dalam citra medis, ketidakmampuan ini menjadi keterbatasan fundamental karena perubahan nilai piksel, meskipun kecil, tetap menghasilkan kehilangan informasi yang tidak dapat dipulihkan [6], [7].

Terobosan datang dengan *Reversible Data Hiding* (RDH), yang memungkinkan ekstraksi data rahasia sekaligus memulihkan citra asli dengan integritas penuh [10], [11]. Pendekatan RDH modern bahkan telah diperluas

menggunakan arsitektur berbasis transformer untuk meningkatkan kemampuan pemulihan [12]. RDH memungkinkan strategi selektif antara *Region of Interest* (ROI) dan *Non-Region of Interest* (NROI), di mana ROI dilindungi dari modifikasi sementara *embedding* diarahkan ke area dengan risiko rendah terhadap informasi diagnostik [1], [6]. Strategi ROI dan NROI ini menunjukkan relevansi klinis yang tinggi, di mana pelestarian ROI sangat penting untuk menjaga integritas visual dan diagnostik citra [4], [13].

Pada citra T1-weighted MRI, distribusi intensitas dapat dimanfaatkan untuk membedakan wilayah berintensitas tinggi yang dipetakan sebagai ROI dari wilayah berintensitas rendah yang berfungsi sebagai NROI [4], [5], [6]. Identifikasi ROI bertujuan memastikan bahwa struktur jaringan utama tetap terjaga sehingga analisis radiologis tidak terganggu. Meskipun segmentasi anatomis pada citra medis memiliki tantangan tersendiri, pemetaan intensitas yang stabil tetap penting untuk menentukan batas ROI dan NROI pada proses steganografi [1].

Spatial Fuzzy C-Means menjadi salah satu pendekatan yang mampu memberikan pemetaan intensitas yang lebih stabil dibandingkan dengan FCM standar. Selain itu, metode seperti Otsu thresholding atau K-Means clustering, yang umumnya hanya mengandalkan informasi intensitas global. Pada citra MRI, metode berbasis intensitas murni cenderung sensitif terhadap noise dan variasi lokal sehingga batas cluster dapat berubah akibat fluktuasi kecil pada nilai piksel. Dengan memasukkan informasi spasial dari tetangga piksel, SFCM meningkatkan robustnes terhadap noise dan ambiguitas batas jaringan yang sering muncul pada citra MRI [4]. Stabilitas pemetaan intensitas yang dihasilkan SFCM membantu memastikan bahwa wilayah yang ditetapkan sebagai NROI benar-benar konsisten dan aman sebagai area *embedding*, tanpa mengklaim segmentasi anatomis yang presisi.

Untuk penyisipan data, Histogram Shifting (HS) menawarkan distorsi minimal dengan kemampuan pemulihan sempurna [6], [14]. Metode ini bekerja pada domain spasial tanpa menimbulkan artefak transformasi, sehingga cocok untuk citra MRI yang memiliki sensitivitas tinggi terhadap perubahan intensitas. Meski begitu, Histogram Shifting memberikan kapasitas penyisipan yang relatif rendah, terutama pada citra MRI dengan histogram intensitas yang sempit [15]. Dibandingkan metode *transform-domain* yang dapat memperkenalkan *artifacts*, histogram shifting bekerja langsung pada spatial domain dengan kontrol granular terhadap setiap modifikasi [6], [16]. Pendekatan ini secara eksplisit mengutamakan *imperceptibility* dan *perfect reversibility*. Konsekuensinya, kapasitas penyisipan, *Bits Per Pixel* cenderung rendah, terutama pada citra MRI yang memiliki distribusi intensitas yang sempit. Namun, BPP yang rendah ini diterima sebagai *trade-off* yang disengaja karena data yang disisipkan misalnya, *hash* integritas, ID pasien adalah *payload* metadata yang ringan dan fokus utama adalah pelestarian ROI dan reversibilitas penuh.

Namun, RDH berbasis *Histogram Shifting* dan SFCM pada penelitian sebelumnya umumnya berhenti pada validasi reversibilitas dan *imperceptibility* global, sementara evaluasi perubahan mikro-intensitas dan tekstur ROI setelah *embedding* masih terbatas. Akibatnya, jaminan preservasi ROI sering bersifat implisit, bukan hasil dari mekanisme kontrol distorsi yang terukur. Penelitian ini secara eksplisit tidak mengintegrasikan enkripsi atau *chaotic maps* pada tahap *embedding*. Keputusan ini diambil untuk menjaga fokus pada reversibilitas *pixel-perfect* dan validasi teknis preservasi ROI melalui mekanisme kontrol distorsi. Integrasi enkripsi dapat dilakukan sebagai layer terpisah pada tahap transmisi tanpa memengaruhi properti reversibilitas yang menjadi kontribusi utama penelitian ini.

Penelitian ini mengintegrasikan SFCM, *Selective Histogram Shifting*, dan Mekanisme Kontrol Distorsi Terukur membentuk kerangka kerja steganografi yang saling melengkapi. Mekanisme Kontrol Distorsi Terukur berperan sebagai mekanisme validasi keamanan diagnostik dengan memantau konsistensi struktur jaringan selama proses *embedding*. Tujuan utama penelitian ini terletak pada pengembangan kerangka kerja Reversible Data Hiding berbasis Kontrol Distorsi Terukur yang mengutamakan preservasi karakteristik intensitas ROI di atas kapasitas penyisipan. Mekanisme Adaptive Feedback Control memastikan bahwa modifikasi histogram pada NROI tidak menyebabkan perubahan struktur intensitas ROI yang melampaui *threshold* teknis yang ditetapkan. Tujuan penelitian mencakup pengembangan algoritma RDH menggunakan SFCM dan SHS, verifikasi stabilitas ROI melalui Mekanisme Kontrol Distorsi Terukur, serta evaluasi kapasitas, *imperceptibility*, dan ketahanan terhadap gangguan.

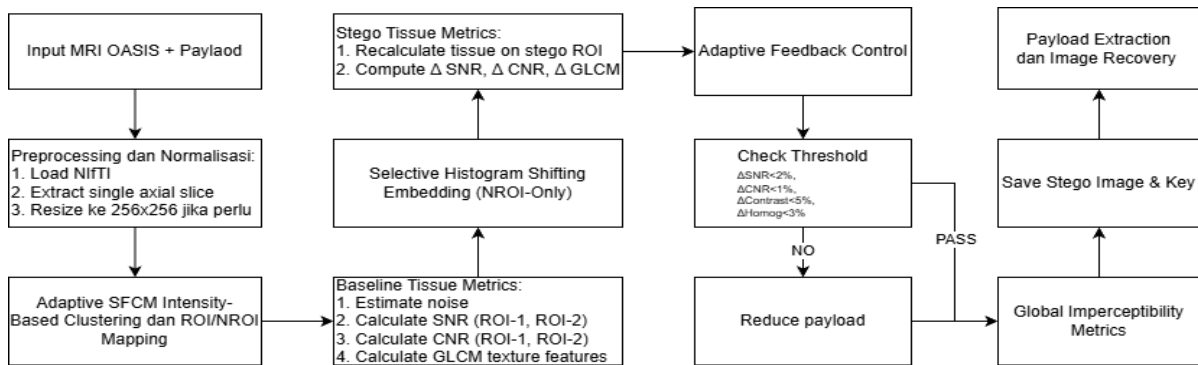
2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengikuti tiga prinsip desain utama. Pertama, reversibilitas sempurna, yaitu seluruh proses *embedding* harus memungkinkan pemulihan citra asli tanpa kehilangan informasi. Kedua, proteksi area ROI dengan memastikan area berintensitas tinggi tidak menerima modifikasi selama proses penyisipan. Ketiga, *embedding* selektif yang hanya diterapkan pada wilayah NROI berdasarkan hasil segmentasi berbasis intensitas. Ketiga prinsip tersebut dioperasionalkan melalui rangkaian tahap penelitian yang meliputi: pemilihan dataset, preprocessing, segmentasi menggunakan SFCM, pembentukan ROI dan NROI, penerapan *Selective Histogram Shifting*, dan validasi stabilitas intensitas melalui Mekanisme Kontrol Distorsi Terukur.

Pada tahap mekanisme kontrol, kualitas visual dievaluasi secara bertahap untuk memastikan bahwa distorsi tetap berada dalam batas toleransi yang didefinisikan secara teknis, tanpa mengklaim evaluasi klinis. Alur lengkap dijelaskan pada Gambar 1.

Pipeline dirancang untuk dijalankan otomatis tiap irisan dengan parameter SFCM yang disesuaikan melalui *adaptive tuning* dan *threshold* kontrol distorsi. Implementasi menggunakan Python, serta divalidasi melalui *batch testing* pada 5 irisan aksial berbeda.



Gambar 1. Flowchart Diagram

2.2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah OASIS-1 (Open Access Series of Imaging Studies), yaitu koleksi *neuroimaging* publik berisi 416 subjek dewasa sehat dengan citra T1-weighted struktural [17]. Dataset ini dipilih karena memiliki protokol akuisisi yang konsisten (scanner 1.5T, parameter seragam), sehingga variasi intensitas *non-biologis* dapat diminimalkan dan preprocessing dapat diterapkan secara konsisten pada seluruh sampel [18]. Dataset tersedia dalam format ANALYZE (.hdr/.img) dan telah dianonimkan sesuai standar OASIS-1. Selain citra struktural, dataset ini juga menyediakan hasil segmentasi otomatis menggunakan FSL FAST (fsl_seg), yang memetakan jaringan GM, WM, dan CSF.

Meskipun OASIS-1 menyediakan hasil segmentasi jaringan menggunakan FSL FAST (fsl_seg), segmentasi tersebut tidak digunakan karena metode ini memerlukan pemetaan ROI dan NROI berbasis distribusi intensitas untuk *Selective Histogram Shifting*. SFCM digunakan untuk menghasilkan pemetaan ROI dan NROI berbasis distribusi intensitas, yang sesuai dengan kebutuhan *Selective Histogram Shifting*. Metode ini dipilih karena memberikan struktur cluster intensitas yang stabil tanpa memerlukan segmentasi anatomis penuh seperti FSL FAST. Pemilihan OASIS-1 juga didasarkan pada statusnya sebagai benchmark yang telah digunakan secara luas dalam riset internasional, sehingga pemakaiannya selaras dengan praktik umum pada penelitian yang melibatkan analisis distribusi intensitas citra MRI [19]. Setelah dataset dipilih, seluruh volume MRI 3D diproses melalui tahap preprocessing untuk memastikan konsistensi format dan standarisasi intensitas.

2.3 Preprocessing

Tahap preprocessing dirancang untuk menyiapkan citra MRI dalam format yang konsisten, terstandarisasi, dan kompatibel dengan pipeline segmentasi serta *embedding*. Dataset OASIS-1 tersedia dalam format ANALYZE (.hdr dan .img), sehingga langkah pertama adalah melakukan konversi ke format NIfTI (.nii.gz) menggunakan pustaka Nibabel [18]. Hasil konversi disimpan sebagai berkas NIfTI 3D penuh untuk memastikan kompatibilitas dengan perangkat *neuroimaging* modern dan memudahkan pemetaan citra sebagai array multidimensi pada tahap berikutnya. Dataset OASIS memiliki struktur volume 3D berukuran $256 \times 256 \times 128$. Dari volume 3D tersebut dipilih satu irisan aksial, yaitu irisan tengah yang dihitung melalui operasi $\text{volume.shape}[2] // 2$ dari jumlah 128 slice. Operasi tersebut secara teknis mengakses dimensi ketiga dari array NumPy (jumlah total irisan aksial = 128 slice), kemudian membaginya dengan operator $//$ (floor division atau pembagian bulat kebawah) untuk menghasilkan indeks ke-64 dari rentang 0-127. Pemilihan irisan tengah ini memberikan distribusi intensitas piksel yang lebih proporsional untuk clustering berbasis intensitas, dengan representasi region intensitas rendah, menengah, dan tinggi yang lebih seimbang dibandingkan irisan di tepi volume yang cenderung didominasi background atau noise tinggi. Perlu diketahui, pemilihan irisan tengah bersifat operasional dan bertujuan memperoleh representasi intensitas jaringan yang stabil untuk uji segmentasi berbasis intensitas, bukan untuk segmentasi anatomis klinis. Citra irisan 2D kemudian dinormalisasi menggunakan skema Min-Max, diperlihatkan pada Persamaan (1):

$$I_{norm} = \frac{I_{raw} - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \times 255 \quad (1)$$

Normalisasi Min-Max dipilih karena mempertahankan bentuk histogram asli, yang sangat penting bagi metode RDH berbasis Histogram Shifting yang sensitif terhadap perubahan distribusi intensitas sesuai dengan Persamaan (1). Hasil normalisasi disimpan dalam format float64 untuk menjaga presisi komputasi pada tahap selanjutnya. Konversi ke uint8 dilakukan hanya pada tahap segmentasi SFCM yang memerlukan range intensitas 0-255, sementara proses *embedding* tetap menggunakan representasi float64 untuk menghindari kehilangan presisi. Tahap resize diterapkan hanya apabila dimensi citra tidak sesuai standar 256×256 , menggunakan interpolasi linear (cv2.INTER_LINEAR) untuk menjaga struktur global tanpa mengubah pola histogram secara signifikan. Proses resize dilakukan sebelum tahap penyisipan dan pemulihan data, sehingga seluruh proses embedding dan ekstraksi berlangsung pada citra dengan dimensi yang telah distandarasi. Dengan pengaturan ini, perubahan nilai piksel akibat interpolasi tidak memengaruhi sifat reversibilitas metode yang diusulkan.

2.4 Adaptive Spatial Fuzzy C-Mean

Tahap segmentasi digunakan untuk membagi citra MRI menjadi beberapa kelompok intensitas sebagai dasar pembentukan ROI dan NROI pada proses *embedding*. Pada penelitian ini digunakan metode Spatial Fuzzy C-Means (SFCM) karena bersifat unsupervised dan mampu memasukkan informasi spasial melalui kontribusi tetangga, sehingga lebih stabil terhadap noise dan variasi lokal dibandingkan FCM standar [20]. SFCM dipilih karena mampu mengakomodasi transisi intensitas yang halus pada MRI [20].

Dalam implementasinya, SFCM membagi citra menjadi empat cluster berbasis intensitas dominan. Setelah proses clustering, centroid masing-masing cluster diurutkan, dan dua cluster dengan intensitas tertinggi ditetapkan sebagai *Region of Interest* (ROI). Pemilihan ini didasarkan pada pertimbangan teknis bahwa area berintensitas tinggi cenderung menampilkan struktur visual yang lebih dominan sehingga lebih rentan terhadap gangguan visual apabila dimodifikasi. Dua cluster dengan intensitas lebih rendah ditetapkan sebagai *Non-Region of Interest* (NROI) karena wilayah berintensitas rendah secara visual memiliki risiko distorsi yang lebih kecil selama proses *embedding*. Penting untuk dicatat bahwa pemetaan ini bersifat heuristik berbasis intensitas dan tidak dimaksudkan sebagai segmentasi anatomi klinis seperti GM, WM, atau CSF.

Pola clustering SFCM pada T1-weighted MRI cenderung mengikuti distribusi intensitas khas (cluster tinggi = WM, medium = GM, rendah = CSF, background). Kontribusi spasial dalam SFCM dihitung menggunakan fungsi:

$$s_{ij} = \sum_{k \in N(i)} u_{kj}, \quad u_{ij} = \frac{(u_{ij}^p \cdot s_{ij}^q)}{\sum_{k=1}^c (u_{kj}^p \cdot s_{kj}^q)} \quad (2)$$

dengan u_{ij} sebagai membership awal dan s_{ij} sebagai pengaruh spasial dari piksel sekitar. Iterasi dilanjutkan hingga konvergensi atau batas maksimum tercapai dengan menggunakan Persamaan (2).

Pemilihan 4 cluster bersifat heuristik dan didasarkan pada literatur MRI clustering yang menunjukkan bahwa T1-weighted MRI umumnya memiliki komponen jaringan WM, GM, CSF dan background [21], [22]. Mekanisme Adaptive SFCM tuning yang diimplementasikan fokus pada optimasi parameter m , p , q , dan *neighbor window*. Dua cluster intensitas tinggi memberikan struktur ROI yang konsisten, sedangkan dua cluster intensitas rendah menyediakan area NROI yang stabil untuk proses *embedding*. Pemetaan ini bersifat heuristik berbasis intensitas dan tidak memerlukan segmentasi anatomi klinis. Dengan demikian, SFCM dalam penelitian ini tidak bertujuan melakukan segmentasi jaringan, tetapi membentuk struktur intensitas yang stabil untuk mendukung tahap *Selective Histogram Shifting* pada proses penyisipan data.

2.5 Selective Histogram Shifting

Setelah ROI dan NROI diperoleh dari segmentasi SFCM, payload disisipkan menggunakan *Selective Histogram Shifting* (SHS). Metode ini bekerja secara lokal pada histogram NROI sehingga modifikasi hanya terjadi pada area yang kurang sensitif terhadap distorsi, sementara struktur intensitas ROI tetap utuh untuk menjaga integritas visual citra. Dalam konteks pengamanan citra medis, reversible data hiding merupakan komponen penting karena memungkinkan pemulihan citra asli secara lossless setelah pesan diekstraksi kembali [23]. Pemilihan SHS dalam penelitian ini didasarkan pada kebutuhan kemampuan *selective embedding* pada NROI memungkinkan histogram dimanipulasi tanpa memengaruhi karakteristik visual ROI. Dengan memusatkan operasi hanya pada NROI, metode ini menjaga agar distribusi intensitas ROI tetap tidak tersentuh, sekaligus mempertahankan sensitivitas histogram NROI untuk proses penyisipan. Pendekatan selective treatment antara ROI dan NROI telah banyak digunakan dalam pengamanan citra medis, dimana ROI diberikan perlakuan yang lebih ketat untuk menjaga integritas diagnostik citra [24].

2.4.1 Mekanisme Selective Histogram Shifting

Sebelum proses *embedding* dimulai, payload berupa teks metadata medis dikonversi ke representasi biner melalui encoding UTF-8 standar, dimana setiap karakter dipetakan menjadi 8-bit sequence. Contoh: karakter 'I' = byte 73 = biner 01001001. Proses penyisipan dilakukan satu bit per piksel pada NROI bit '0' mempertahankan nilai piksel di peak bin p , sedangkan bit '1' menaikkan nilai piksel menjadi $p+1$. Dengan demikian, kapasitas *embedding* ditentukan oleh jumlah piksel yang memiliki intensitas peak bin pada histogram NROI. Proses SHS dimulai dengan membentuk histogram khusus pada wilayah NROI. Dari histogram tersebut ditentukan peak bin p , yaitu nilai intensitas dengan frekuensi tertinggi pada NROI setelah mengecualikan nilai 0, 254, dan 255 untuk menghindari risiko *underflow* dan *overflow* [25]. Peak bin dipilih karena perubahan pada intensitas dengan frekuensi tinggi memberikan distorsi visual paling kecil. Prinsip ini konsisten dengan metode histogram shifting standar, terlihat pada Persamaan (3) dibawah:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y) + 1, & \text{jika } I'(x, y) > p \text{ dan } (x, y) \in \text{NROI} \\ I(x, y), & \text{lainnya} \end{cases} \quad (3)$$

Setelah ruang *embedding* tercipta, bit payload disisipkan dengan memodifikasi piksel yang memiliki intensitas p , dalam persamaan (4):

$$I'(x, y) = \begin{cases} p, & \text{jika } b = 0 \text{ dan } (x, y) \in \text{NROI} \\ p + 1, & \text{jika } b = 1 \text{ dan } (x, y) \in \text{NROI} \end{cases} \quad (4)$$

Kapasitas *embedding* sebanding dengan jumlah kemunculan peak bin pada histogram NROI di Persamaan (5):

$$Capacity_{bits} = frequency(peak_{bin_{NROI}}) \quad (5)$$

Untuk memastikan reversibilitas, metode SHS menyimpan metadata berupa side information yang terdiri dari nilai peak bin (p) yang digunakan untuk *embedding*, daftar koordinat piksel yang dimodifikasi, dan panjang payload dalam bit. *Side information* ini berfungsi sebagai *key* yang diperlukan pada tahap ekstraksi dan pemulihan. Ukuran side information bergantung pada jumlah piksel yang disisipkan, namun dapat dikompresi menggunakan run-length encoding jika diperlukan untuk aplikasi praktis. Pada metode ini, side information tidak termasuk payload dan dikirim terpisah sebagai kunci ekstraksi dan pemulihan. Pendekatan ini dipilih untuk menjaga kapasitas *embedding* utama serta menghindari modifikasi tambahan pada citra medis yang berpotensi memengaruhi stabilitas ROI.

2.4.2 Ekstraksi dan Pemulihan

Proses ekstraksi dilakukan dengan membaca nilai intensitas pada koordinat yang telah dimodifikasi, piksel bernilai p menghasilkan bit '0', sedangkan piksel bernilai $p+1$ menghasilkan bit '1'. Bit hasil ekstraksi kemudian didekoding menggunakan UTF-8 untuk menghasilkan teks payload asli. Proses pemulihan dirancang untuk mengembalikan citra ke kondisi awal secara deterministik setelah seluruh payload diekstraksi [26]. Mekanisme ini terdiri dari dua tahap berurutan sesuai dengan operasi yang terjadi pada proses *embedding*.

Pertama, setiap koordinat (x, y) yang tercatat dalam *side information* sebagai lokasi *embedding* dipulihkan terlebih dahulu. Piksel pada posisi tersebut dapat bernilai p (bit 0) atau $p + 1$ (bit 1). Pada tahap ini, nilai intensitas dikembalikan ke nilai peak bin awal menggunakan Persamaan (6):

$$I(x, y) = p \quad (6)$$

Tahap ini memastikan bahwa seluruh piksel yang digunakan untuk penyisipan bit kembali ke nilai asal sebelum histogram shifting diterapkan. Selanjutnya, setelah lokasi *embedding* dipulihkan, langkah selanjutnya adalah membalik operasi pergeseran histogram pada NROI. Piksel yang sebelumnya digeser satu satuan intensitas (piksel dengan nilai lebih besar dari p) dikembalikan menggunakan aturan dalam Persamaan (7):

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y) - 1, & \text{jika } I(x, y) > p + 1 \text{ dan } (x, y) \in NROI \\ I(x, y), & \text{lainnya} \end{cases} \quad (7)$$

2.6 Mekanisme Kontrol Distorsi

Meskipun SHS hanya memodifikasi NROI, diperlukan mekanisme verifikasi untuk memastikan tidak terjadi perubahan kontras boundary ROI dan NROI. Hal ini penting karena pergeseran intensitas di NROI dapat mengubah kontras lokal pada boundary ROI dan NROI, yang berpotensi menimbulkan artefak visual [27], [28]. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan Mekanisme Kontrol Distorsi menggunakan *stable tissue monitoring* sebagai tahap validasi setelah *embedding*.

Evaluasi ini akan melakukan pemantauan stabilitas intensitas dan tekstur untuk memastikan bahwa modifikasi pada NROI tidak mengganggu struktur intensitas dan tekstur yang berada pada ROI. Seluruh metrik dihitung menggunakan estimasi σ_{noise} , yang diperoleh dari sampel piksel pada area *background* menggunakan metode *corner-based sampling*. Pendekatan ini dipilih karena corner region umumnya memiliki intensitas rendah dan homogen, sehingga dapat merepresentasikan *noise instrumen scanner* tanpa kontribusi sinyal jaringan.

- a. Signal-to-Noise Ratio (SNR), digunakan untuk menilai kejernihan struktur ROI terhadap noise. Dua cluster berintensitas tinggi yang dipetakan sebagai ROI (ROI-1 dan ROI-2) dipantau menggunakan Persamaan (8):

$$SNR_{ROI,k} = \frac{\mu_{ROI,k}}{\sigma_{noise}}, \quad k = 1,2 \quad (8)$$

Nilai SNR yang stabil menunjukkan bahwa intensitas rata-rata ROI tidak terganggu oleh proses *embedding*.

- b. Contrast-to-Noise (CNR), mengukur kemampuan membedakan kedua cluster ROI berintensitas tinggi dengan Persamaan (9):

$$CNR_{ROI-ROI} = \frac{|\mu_{ROI1} - \mu_{ROI2}|}{\sigma_{noise}} \quad (9)$$

di mana dari Persamaan (9), μ_{ROI1} dan μ_{ROI2} adalah intensitas rata-rata dari dua cluster ROI, dan σ_{noise} adalah standard deviation noise dari corner-based estimation.

- c. Texture Fitur GLCM, menganalisis tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan jarak 1 piksel, sudut 0 derajat, dan 256 level, serta simetri dan normalisasi diaktifkan untuk mendeteksi perubahan mikro-tekstur akibat *histogram shifting* secara konsisten antar *slice* Persamaan (10).

$$Contrast = \sum (i - j)^2 P(i, j), \quad Homogeneity = \sum \frac{P(i, j)}{(1 + |i - j|)} \quad (10)$$

Konsistensi nilai ini menunjukkan bahwa pola tekstur lokal ROI tetap terjaga setelah *embedding*.

2.7 Adaptive Feedback Control untuk Keamanan Diagnostik Setiap slice

Adaptive Feedback Control (AFC) merupakan mekanisme verifikasi iteratif yang memastikan bahwa setiap irisan citra tetap berada dalam batas toleransi perubahan intensitas yang dapat diterima. Tahap ini mengevaluasi setiap iterasi *embedding* melalui *tissue-level metrics* yang dihitung secara sistematis pada tahap Mekanisme Kontrol Distorsi. Δ SNR, Δ CNR, Δ Contrast, dan Δ Homogeneity dalam penelitian ini merupakan label teknis yang menyatakan perubahan relatif metrik jaringan sebelum dan sesudah *embedding*, dan tidak merujuk pada istilah anatomi atau struktur biologis tertentu. *Threshold* teknis untuk AFC berdasarkan karakteristik operasional metode histogram shifting dan margin keamanan konservatif.

Threshold yang digunakan dalam penelitian ini bersifat teknis dan operasional, bukan batas klinis, serta ditetapkan secara konservatif berdasarkan karakteristik metode histogram shifting dan sensitivitas metrik yang digunakan. Penetapan ini mempertimbangkan dua aspek. Aspek pertama,

Histogram shifting hanya mengubah intensitas ± 1 level setiap piksel pada NROI, sehingga perubahan rata-rata intensitas ROI secara teoritis $< 1\%$. *Threshold* Δ SNR $\leq 2.0\%$ dan Δ CNR $\leq 1.0\%$ memberikan margin keamanan untuk mengakomodasi variasi numerik. Aspek kedua, Contrast dan Homogeneity memiliki sensitivitas tinggi terhadap perubahan lokal *pixel neighborhood* ($d=1$). *Threshold* Δ Contrast $\leq 5.0\%$ dan Δ Homogeneity $\leq 3.0\%$ ditetapkan lebih tinggi karena fitur tekstur GLCM secara alami memiliki variabilitas lebih besar pada citra MRI, bahkan tanpa modifikasi *embedding*.

Proses AFC dimulai dengan perhitungan baseline metrics pada citra asli. Estimasi noise dihitung dari area background citra menggunakan metode corner-based sampling. Baseline ini menjadi acuan untuk menilai perubahan yang terjadi setelah payload disisipkan.

$$\Delta M = 100 \times \frac{|M_{stego} - M_{baseline}|}{M_{baseline}} \quad (11)$$

Dalam Persamaan (11), M adalah metrik yang diukur. AFC diterapkan setiap slice karena karakteristik intensitas MRI bervariasi antar posisi. Dengan pendekatan ini, kapasitas *embedding* tidak dipaksakan seragam, melainkan disesuaikan agar setiap *slice* memenuhi *threshold*. Untuk memastikan komparabilitas hasil antar-slice, seluruh pengujian batch menggunakan payload identik. Perbedaan kapasitas *embedding* yang terjadi disebabkan oleh karakteristik histogram NROI dan sensitivitas distribusi intensitas ROI, bukan variasi payload.

2.8 Metriks Evaluasi

Evaluasi hasil *embedding* dilakukan melalui tiga aspek utama: kapasitas penyisipan, kualitas visual global, dan stabilitas struktur ROI.

- a. PSNR, mengukur perbedaan intensitas piksel antara citra asli dan *stego-image*. Perhitungannya menggunakan Mean Squared Error (MSE) sebagai basis, dinyatakan dalam Persamaan (12):

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (12)$$

- b. SSIM, mengukur kesamaan struktur citra, bukan hanya perbedaan nilai piksel. Metrik ini mempertimbangkan luminance, contrast, dan struktur lokal, dihitung dengan Persamaan (13):

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (13)$$

Di mana μ adalah mean intensitas, σ adalah standard deviation, dan C adalah konstanta stabilitas. Nilai SSIM berkisar dari 0 hingga 1, dengan 1 menunjukkan kesamaan sempurna.

- c. NCC, mengukur tingkat korelasi linear antara dua citra dengan Persamaan (14):

$$\text{NCC} = \frac{\sum_{i,j} I_{ori}(i,j) \cdot I_{stego}(i,j)}{\sqrt{\sum_{i,j} I_{ori}^2(i,j) \cdot \sum_{i,j} I_{stego}^2(i,j)}} \quad (14)$$

Berbeda dengan PSNR dan SSIM yang fokus pada perbedaan lokal, NCC melihat korelasi keseluruhan. Nilai 1 menunjukkan korelasi sempurna, nilai 0 berarti tidak ada korelasi.

- d. Kapasitas Metriks (BPP), mengukur efisiensi kapasitas *embedding*, yaitu berapa bit rata-rata data yang dapat disimpan setiap piksel, dihitung dengan Persamaan (15):

$$\text{BPP} = \frac{\text{Total Bits Embedded}}{\text{Total Pixel dalam NROI}} \quad (15)$$

BPP dihitung terhadap total piksel NROI, bukan total piksel citra karena *embedding* hanya terjadi pada NROI. Metrik ini mencerminkan efisiensi *embedding* pada area aktif.

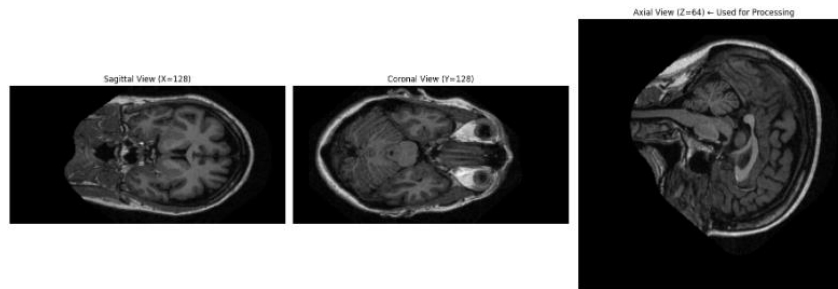
- e. Selain metrik global, perubahan relatif pada SNR, CNR, dan fitur GLCM juga dipantau. Melalui Δ -metrics ini, digunakan sebagai input decision gate pada AFC dengan *threshold* teknis Δ SNR $\leq 2.0\%$, Δ CNR $\leq 1.0\%$, Δ Contrast

$\leq 5.0\%$, $\Delta\text{Homogeneity} \leq 3.0\%$. Seluruh Δ -metric disajikan sebagai indikator sensitivitas untuk memastikan tidak terjadi degradasi berlebihan pada ROI.

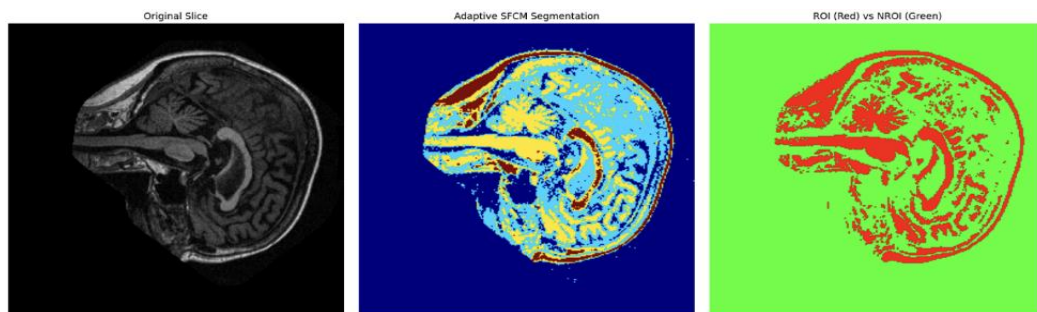
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Segmentasi Adaptive SFCM

Proses mapping intensitas menggunakan SFCM dilakukan untuk membagi citra MRI menjadi empat cluster berdasarkan intensitas piksel, dengan tujuan mengidentifikasi wilayah yang dapat dijadikan area *embedding* (NROI) tanpa mengganggu struktur visual yang dominan (ROI). Berbeda dengan pendekatan segmentasi anatomis konvensional, metode ini berfokus pada pemetaan distribusi intensitas untuk mendukung proses steganografi.



Gambar 2. Slice Citra



Gambar 3. Citra Pemetaan

Dapat dilihat pada Gambar 2 menampilkan hasil dari slice gambar yang sudah digunakan dari operasi `volume.shape[2] // 2`. Seperti yang dijelaskan pada bab sebelumnya, operasi `volume.shape[2] // 2` mengakses dimensi ketiga array (jumlah irisan = 128), kemudian membaginya dengan pembulatan kebawah (`//`) untuk mendapatkan indeks tengah (64). Irisan tengah dipilih karena memiliki distribusi intensitas yang lebih seimbang untuk clustering Spatial FCM, dibandingkan irisan di tepi yang didominasi background atau noise. Sementara hasil proses mapping intensitas ditunjukkan pada Gambar 3.

Tabel 1. Tabel Persentase Ukuran ROI dan NROI

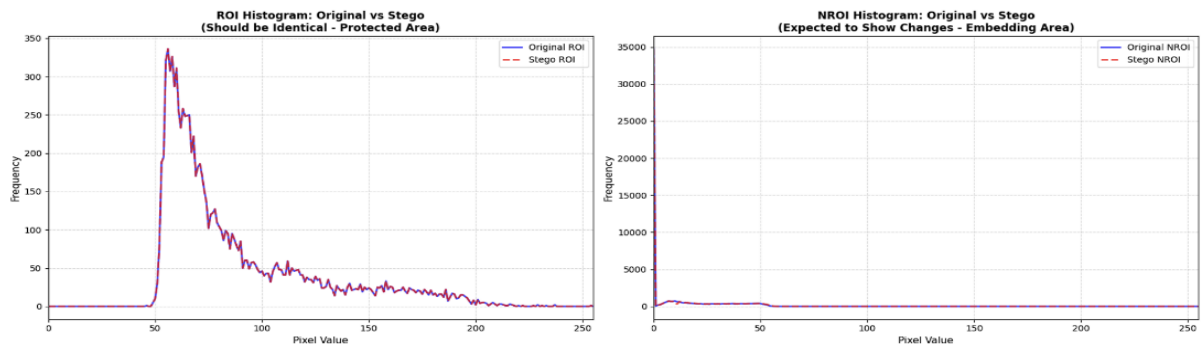
Data	Ukuran Citra	ROI	NROI	Verifikasi	Overlap Check	Parameter SFCM Teroptimisasi
OAS1_0001_MRI1	256x256	11.287 (17,22%)	54.249 (82,78%)	65.536 (100%)	0	Neighbor window size: 1 pixels, Achieved ROI ratio: 17,22%
OAS1_0002_MRI1	256x256	10.094 (15,40%)	55.442 (84,60%)	65.536 (100%)	0	Neighbor window size: 1 pixels, Achieved ROI ratio: 15,40%
OAS1_0003_MRI1	256x256	10.014 (15,28%)	55.522 (84,72%)	65.536 (100%)	0	Neighbor window size: 1 pixels, Achieved ROI ratio: 15,28%
OAS1_0004_MRI1	256x256	12.403 (18,93%)	53.133 (81,07%)	65.536 (100%)	0	Neighbor window size: 1 pixels, Achieved ROI ratio: 18,93%
OAS1_0005_MRI1	256x256	16.292 (24,86%)	49.244 (75,14%)	65.536 (100%)	0	Neighbor window size: 2 pixels, Achieved ROI ratio: 24,86%

Hasil menunjukkan bahwa SFCM berhasil menghasilkan pemisahan cluster dengan proporsi ROI yang bervariasi antara 15.28% hingga 24.86% dari total piksel citra dari Tabel 1. Variasi ini mencerminkan perbedaan karakteristik distribusi intensitas pada setiap irisan MRI. Sebagai contoh, OASIS-1 MRI 5 memiliki proporsi ROI tertinggi dengan penggunaan *neighbor window size* sebesar 2 piksel, yang mengindikasikan bahwa area berintensitas tinggi pada irisan tersebut lebih luas dibanding sampel lainnya. Proses *adaptive tuning* yang diterapkan pada penelitian ini menyesuaikan parameter SFCM secara otomatis untuk setiap irisan, dengan *neighbor window size* bervariasi antara 1 hingga 2 piksel. Penyesuaian ini bertujuan mengoptimalkan sensitivitas terhadap variasi spasial lokal setiap slice. Irisan dengan tingkat noise atau transisi intensitas yang lebih tinggi memerlukan *window size* yang lebih besar untuk menjaga stabilitas cluster, sementara irisan yang lebih homogen dapat menggunakan *window size* minimal.

Aspek penting lainnya adalah tidak adanya overlap antara ROI dan NROI, yang ditunjukkan oleh nilai “Overlap Check = 0” pada seluruh sampel dalam Tabel 1. Kondisi ini membuktikan bahwa batas antar cluster terdefinisi dengan jelas, sehingga proses *embedding* dapat diarahkan secara selektif ke NROI tanpa risiko modifikasi tidak disengaja pada area ROI. Pemisahan yang tegas ini menjadi fondasi untuk menjaga integritas visual citra selama tahap penyisipan data. Pola clustering yang dihasilkan menunjukkan korespondensi dengan distribusi intensitas khas pada citra T1-weighted MRI. Cluster berintensitas tinggi cenderung berkorespondensi dengan struktur dominan seperti *white matter* dan *gray matter*, sementara cluster berintensitas rendah mencakup background dan area transisi seperti CSF. Dengan demikian, pendekatan ini memberikan struktur intensitas yang stabil dan konsisten untuk keperluan *embedding* tanpa memerlukan validasi klinis mendalam.

3.2 Verifikasi Proteksi ROI Melalui Mekanisme Kontrol Distorsi

Salah satu prinsip utama penelitian ini adalah memastikan bahwa area ROI tidak mengalami perubahan apapun selama proses *embedding*. Verifikasi ini dilakukan melalui dua pendekatan: analisis histogram dan pemantauan metrik jaringan.



Gambar 4. Grafik Histogram

Visualisasi histogram pada Gambar 4 memberikan bukti salah satu data testing bahwa distribusi intensitas ROI tidak berubah sama sekali. Kurva biru (original) dan merah (stego) benar-benar identik, tanpa ada pergeseran atau perubahan frekuensi pada bin manapun. Kondisi ini memvalidasi klaim bahwa metode *selective histogram shifting* hanya memodifikasi piksel pada area NROI, sementara ROI tetap terlindungi sepenuhnya.

Sebaliknya, gambar lain menunjukkan perubahan pada histogram NROI, yang merupakan konsekuensi langsung dari proses *embedding*. Perubahan ini terlihat pada area berintensitas rendah hingga menengah, dimana frekuensi beberapa bin mengalami penurunan akibat shifting dan peak bin mengalami redistribusi akibat penyisipan bit 0 dan 1. Meskipun terdapat perubahan, modifikasi ini tidak menyebar ke seluruh histogram, tetapi terpusat di sekitar peak bin yang dipilih, sesuai dengan desain algoritma.

Tabel 2. Tabel Metrik SNR dan CNR

Data	SNR (Baseline)	SNR (Stego)	Delta SNR	CNR (Baseline)	CNR (Stego)	Delta CNR
OAS1_0001_MRI1	157,347	157,347	0,0%	170,716	170,716	0,0%
OAS1_0002_MRI1	200,668	200,668	0,0%	213,863	213,863	0,0%
OAS1_0003_MRI1	147,559	147,559	0,0%	159,727	159,727	0,0%
OAS1_0004_MRI1	126,503	126,503	0,0%	87,041	87,041	0,0%
OAS1_0005_MRI1	262,212	262,212	0,0%	195,617	195,617	0,0%

Tabel 2, Mekanisme Kontrol Distorsi menunjukkan bahwa metrik SNR dan CNR tetap berada dalam *threshold* yang ditetapkan ($\Delta\text{SNR} \leq 2.0\%$, $\Delta\text{CNR} \leq 1.0\%$). Pada kelima sampel, nilai SNR untuk dua cluster ROI berintensitas tinggi tidak mengalami perubahan yang terdeteksi. Nilai ini menjadi pembuktian bahwa tidak ada piksel ROI yang dimodifikasi selama proses *embedding*, dan pergeseran intensitas pada NROI tidak mengubah distribusi intensitas ROI. Analisis tekstur menggunakan GLCM menunjukkan stabilitas yang sangat baik, dimana terdapat sedikit

perubahan yang masih dalam batas toleransi. Nilai Δ Contrast berkisar antara 0.9% hingga 1.6%, jauh di bawah *threshold* teknis yang ditetapkan sebesar 5%. Perubahan kecil ini wajar terjadi karena Contrast GLCM memiliki sensitivitas tinggi terhadap perubahan neighborhood piksel dengan jarak $d=1$. Meskipun demikian, perubahan tersebut tidak mengindikasikan degradasi pola tekstur yang signifikan, melainkan hanya fluktuasi minor yang tidak memengaruhi struktur visual secara keseluruhan.

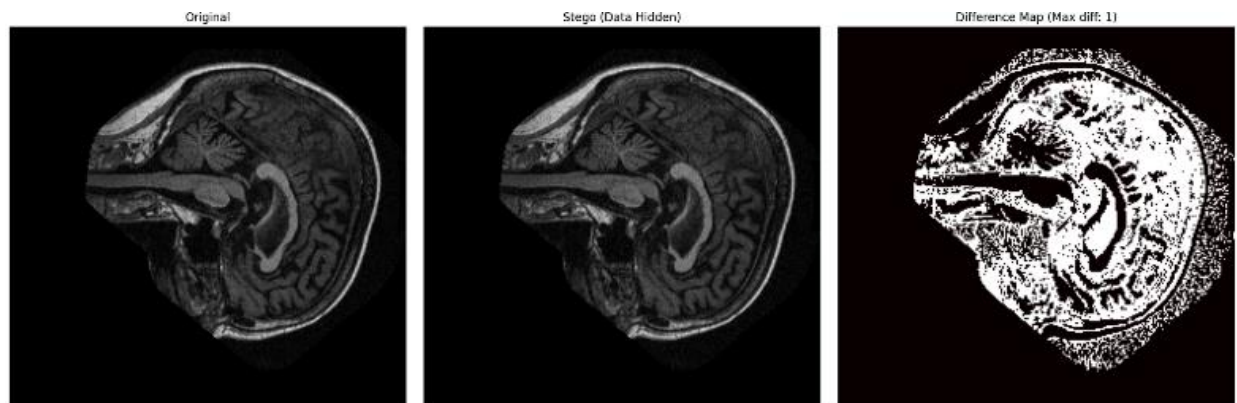
Tabel 3. Tabel Metrik Contrast dan Homogeneity

Data	Contrast (Baseline)	Contrast (Stego)	Delta Contrast	Homogeneity (Baseline)	Homogeneity (Stego)	Delta Homogeneity
OAS1_0001_MRI1	394,664	389,144	1,4%	0,287	0,286	0,3%
OAS1_0002_MRI1	399,557	394,817	1,2%	0,284	0,283	0,2%
OAS1_0003_MRI1	351,717	347,852	1,1%	0,294	0,293	0,3%
OAS1_0004_MRI1	250,671	246,593	1,6%	0,273	0,272	0,3%
OAS1_0005_MRI1	456,167	452,092	0,9%	0,254	0,253	0,2%

Di Tabel 3, nilai Δ Homogeneity menunjukkan konsistensi yang lebih tinggi lagi, dengan rentang 0.2% hingga 0.3%, jauh di bawah *threshold* 3%. Homogeneity mengukur keseragaman distribusi intensitas lokal, dan stabilitas nilai ini menunjukkan bahwa pola mikro-tekstur pada ROI tidak terganggu oleh operasi histogram shifting yang dilakukan pada NROI yang berjarak spasial. Stabilitas metrik delta merupakan hasil dari mekanisme AFC yang memonitor *real-time* dan mengurangi *payload* jika *threshold* dilanggar. Pada seluruh sampel, AFC berhasil pada iterasi 1-2, membuktikan metode ini robust tanpa reduksi *payload* signifikan. Konsistensi hasil pada kelima sampel mengkonfirmasi bahwa mekanisme kontrol distorsi bekerja efektif pada dataset heterogen. Perbedaan karakteristik intensitas antar-sampel tidak memengaruhi kemampuan metode untuk menjaga stabilitas ROI, yang merupakan indikasi penting untuk aplikasi klinis dimana citra MRI dari pasien yang berbeda memiliki variasi distribusi intensitas yang luas.

3.3 Evaluasi Imperceptibility dan Kapasitas *Embedding*

Imperceptibility mengacu pada kemampuan metode steganografi untuk menyembunyikan data tanpa menimbulkan perubahan visual yang dapat dideteksi oleh mata manusia. Evaluasi ini dilakukan menggunakan metrik standar yang umum digunakan dalam penelitian citra digital.



Gambar 5. Citra Original, Steganografi, Difference Map

Perbandingan visual antara citra original dan stego pada Gambar 5 menunjukkan bahwa kedua citra secara perceptual identik. Tidak ada perbedaan yang dapat dideteksi oleh pengamatan visual langsung, bahkan pada area yang seharusnya mengalami modifikasi (NROI). Hal ini mengkonfirmasi bahwa proses *embedding* tidak mengubah struktur visual makro citra. *Difference map* pada panel ketiga memberikan informasi lebih detail tentang lokasi dan magnitude perubahan. Area putih pada *difference map* merepresentasikan piksel yang mengalami modifikasi, dan seluruhnya terlokalisasi pada region NROI. Nilai *maximum difference* sebesar 1 mengkonfirmasi bahwa histogram shifting hanya mengubah intensitas piksel sebesar ± 1 level, sesuai dengan desain algoritma. Tidak ada piksel yang mengalami perubahan lebih dari 1 level, yang menunjukkan bahwa operasi shifting dan *embedding* berjalan sesuai spesifikasi.

Tabel 4. Metrik Evaluasi Global

Data	PSNR	SSIM	NCC	Bits Embedded	BPP	Delta SNR	Delta CNR	Delta Contrast	Delta Homogeneity
OAS1_0001_MRI1	54,13 dB	0,9995	0,9999	676	0,012	0,0%	0,0%	1,4%	0,3%
OAS1_0002_MRI1	54,20 dB	0,9997	0,9999	514	0,009	0,0%	0,0%	1,2%	0,2%
OAS1_0003_MRI1	54,14 dB	0,9996	0,9999	696	0,012	0,0%	0,0%	1,1%	0,3%
OAS1_0004_MRI1	53,45 dB	0,9994	0,9999	696	0,013	0,0%	0,0%	1,6%	0,3%

Data	PSNR	SSIM	NCC	Bits Embedded	BPP	Delta SNR	Delta CNR	Delta Contrast	Delta Homogeneity
OAS1_0005_MRI1	54,12 dB	0,9997	0,9999	568	0,011	0,0%	0,0%	0,9%	0,2%

Metriks Evaluasi pada Tabel 4, menunjukkan performa yang sangat baik pada seluruh sampel. Nilai PSNR rata-rata mencapai 54.13 dB dengan rentang antara 53.45 dB hingga 54.20 dB, nilai SSIM rata-rata 0.9996, dan NCC mencapai 0.9999 pada seluruh sampel, memperkuat bukti bahwa modifikasi yang dilakukan tidak mengubah karakteristik global citra secara signifikan. Dari sisi kapasitas, nilai BPP berkisar antara 0.009 hingga 0.013, dengan rata-rata *bits embedded* sekitar 630 bits. Nilai BPP yang rendah ini mencerminkan *trade-off* disengaja antara *imperceptibility* dan *capacity*.

Konsistensi metrik pada kelima sampel juga patut diperhatikan. Standar deviasi PSNR hanya 0.29 dB (*coefficient of variation* = 0.54%) dan SSIM 0.0001 (CV = 0.01). Nilai CV < 1% mengindikasikan bahwa metode ini stabil terhadap variasi karakteristik citra input, yang penting untuk aplikasi *batch processing* dalam sistem *telemedicine* dimana ratusan atau ribuan citra perlu diproses dengan hasil yang konsisten.

3.4 Analisis Variabilitas *Embedding* Per-slice

Karakteristik intensitas pada volume MRI tidak seragam sepanjang arah z-axis. Irisan pada posisi anterior, tengah, dan posterior memiliki kontribusi struktur anatomi yang berbeda, sehingga distribusi intensitas dan histogram NROI juga bervariasi. Untuk memahami bagaimana metode ini beradaptasi terhadap variabilitas spasial, dilakukan pengujian pada lima irisan berbeda dari satu volume MRI.

Tabel 5. Metrik Evaluasi Slice

Slice	PSNR	SSIM	BPP	Bits	Kapasitas	Payloads %	Δ SNR	Δ CNR	Δ Contrast	Δ Homogeneity
19	55,28 dB	0,9994	0,0116	696	825	85,9%	0,0%	0,0%	0,74%	0,89%
41	53,63 dB	0,9995	0,0120	684	684	74,0%	0,0%	0,0%	1,08%	0,42%
64	54,13 dB	0,9995	0,0124	676	676	73,9%	0,0%	0,0%	1,39%	0,30%
86	53,91 dB	0,9996	0,0111	632	632	66,5%	0,0%	0,0%	1,02%	0,38%
108	55,30 dB	0,9996	0,0009	557	557	52,7%	0,0%	0,0%	0,85%	0,56%

Hasil pengujian salah satu data MRI, yaitu folder “OAS1_0001_MRI1” dari file “OAS1_0001_MRI1_mpr1_anon” menunjukkan bahwa kapasitas *embedding* menurun secara gradual dari irisan anterior ke posterior, ditampilkan dari dari Tabel 5. Slice 19 mampu menampung 825 bits, sementara slice 108 hanya dapat menampung 557 bits.

Penurunan ini bukan disebabkan oleh kegagalan algoritma, melainkan merupakan konsekuensi natural dari perubahan distribusi intensitas pada NROI. Irisan anterior umumnya memiliki kontribusi intensitas tinggi yang lebih besar, sehingga area dengan intensitas rendah membentuk NROI relatif lebih heterogen dengan distribusi histogram yang lebih lebar. Kondisi ini menghasilkan peak bin dengan frekuensi yang lebih tinggi, sehingga kapasitas *embedding* menjadi lebih besar.

Meskipun terdapat variasi kapasitas yang cukup signifikan, metrik *imperceptibility* tetap stabil di seluruh irisan. PSNR berkisar antara 53,63 dB hingga 55,30 dB, dengan seluruh nilai tetap berada di atas *threshold* 50 dB. SSIM juga konsisten di rentang 0.9994 hingga 0.9996, menunjukkan bahwa penurunan kapasitas tidak berdampak negatif pada kualitas visual. Yang lebih penting adalah stabilitas delta metriks yang mengukur perubahan pada ROI. Seluruh slice mempertahankan Δ SNR dan Δ CNR pada nilai 0.0%, mengkonfirmasi bahwa perbedaan kapasitas *embedding* tidak memengaruhi stabilitas intensitas ROI. Δ Contrast dan Δ Homogeneity juga tetap dalam batas yang sangat rendah, jauh di bawah *threshold* AFC yang ditetapkan. Payload input identik untuk seluruh slice (ASCII text: “PtID: MRI_DEMO_001; Date: 21 Oct 25; Normal Scan. PtID: MRI_DEMO_001; Date: 21 Oct 25; Normal Scan.”).

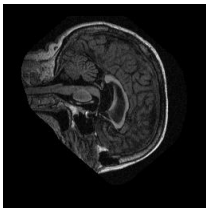
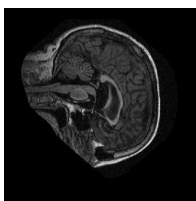

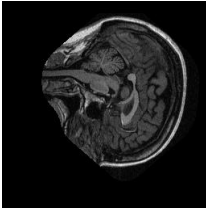
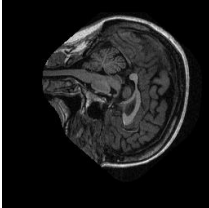
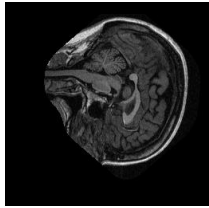
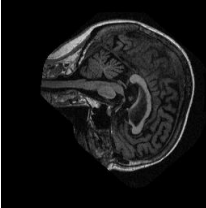
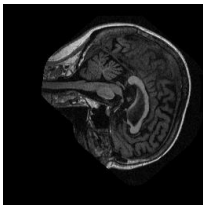
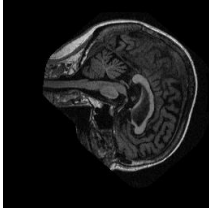
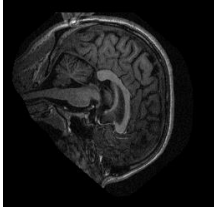
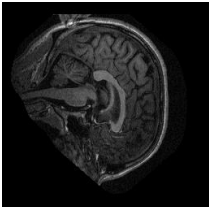
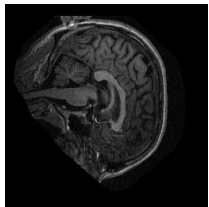
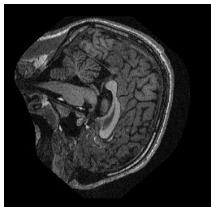
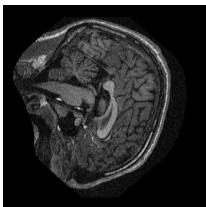
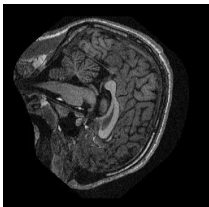
Payload % menunjukkan proporsi yang berhasil diembed terhadap kapasitas maksimal setiap *slice*. *Payload %* yang bervariasi (52,7%–85,9%) menunjukkan bahwa kapasitas *embedding* bergantung pada distribusi histogram intensitas NROI setiap *slice*, bukan karena perbedaan ukuran payload input. Slice 19 memiliki peak bin histogram dengan frekuensi lebih tinggi, sehingga dapat menampung lebih banyak *payload*, sementara slice 108 dengan peak bin lebih rendah memiliki kapasitas lebih terbatas. Meskipun kapasitas bervariasi, seluruh slice tetap memenuhi constraint AFC yang ditetapkan tanpa memerlukan iterasi reduksi *payload*, mengkonfirmasi bahwa histogram shifting aman untuk preservasi ROI diagnostik di seluruh volume MRI.

Hasil ini mengkonfirmasi bahwa penerapan AFC setiap *slice* diperlukan karena karakteristik intensitas MRI bervariasi sepanjang volume. Pendekatan memungkinkan kapasitas *embedding* dimaksimalkan pada setiap irisan tanpa menimbulkan distorsi berlebihan atau mengorbankan integritas ROI.

3.5 Verifikasi Reversible Sempurna

Tahap ini menyajikan hasil citra mulai dari citra asli, citra steganografi, dan citra setelah dipulihkan (*reversible*) dari 5 data yang dipilih dari OASIS-1. Verifikasi reversible sempurna dilakukan dengan memastikan bahwa citra hasil pemulihan identik secara piksel terhadap citra asli, sehingga tidak terdapat kehilangan informasi maupun perubahan nilai intensitas setelah proses ekstraksi data

Tabel 6. Data Hasil Gambar

Data	Citra Asli	Citra Steganografi	Citra Reversible
OAS1_0 001_M RI1			
OAS1_0 002_M RI1			
OAS1_0 003_M RI1			
OAS1_0 004_M RI1			
OAS1_0 005_M RI1			

Hasil *recovery* pada lima sampel representatif pada Tabel 6, menunjukkan bahwa seluruh slice yang diuji berhasil dikembalikan ke kondisi asli dengan reversibilitas yang baik. Verifikasi dilakukan dengan menghitung perbedaan maksimum antara citra asli dan hasil *recovery*, yang menunjukkan nilai $\text{max_difference} = 0$ pada seluruh sampel.

3.6. Diskusi Limitasi dan Implikasi Praktis

Meskipun metode yang diusulkan menunjukkan performa baik dalam aspek imperceptibility dan proteksi ROI, terdapat beberapa limitasi yang perlu dipertimbangkan dalam konteks aplikasi praktis. Limitasi pertama adalah kapasitas *embedding* yang relatif rendah, dengan nilai BPP rata-rata 0.01. Kapasitas ini jauh lebih rendah dibanding metode *transform-domain* seperti DCT atau DWT yang umumnya. Keterbatasan ini merupakan konsekuensi natural dari pendekatan histogram shifting yang hanya mengubah intensitas ± 1 level dan hanya beroperasi pada area NROI. Untuk kasus yang memerlukan *embedding* data berukuran besar misalnya, menyisipkan citra diagnostik sekunder atau file dokumen, metode ini kurang sesuai.

Jika dibandingkan dengan penelitian RDH sebelumnya, pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini memiliki fokus yang berbeda. Metode histogram shifting klasik seperti yang dilaporkan oleh Ren, umumnya menargetkan peningkatan kapasitas embedding dengan menjaga distorsi visual secara global, namun tidak secara eksplisit membedakan perlakuan antara ROI dan NROI, sehingga berpotensi memodifikasi area diagnostik pada citra medis [6]. Sementara itu, penelitian Ye telah mengusulkan strategi RDH berbasis ROI, tetapi evaluasinya masih berfokus pada metrik imperceptibility global tanpa pemantauan khusus terhadap stabilitas kontras dan tekstur ROI. Berbeda dari kedua pendekatan tersebut, penelitian ini memprioritaskan preservasi karakteristik intensitas dan tekstur ROI melalui mekanisme kontrol distorsi terukur, dengan menerima keterbatasan kapasitas embedding sebagai trade-off yang sesuai untuk aplikasi citra medis [14].

Limitasi kedua adalah bahwa metode ini diuji secara eksklusif pada dataset T1-weighted MRI yang memiliki karakteristik distribusi intensitas tertentu. Generalisasi ke modalitas lain seperti T2-weighted, FLAIR, atau CT scan memerlukan validasi lebih lanjut karena karakteristik histogram dan kontras jaringan berbeda.

Limitasi ketiga, adalah bahwa evaluasi dalam penelitian ini bersifat teknis dan belum melibatkan validasi klinis dari radiolog. Metrik SNR, CNR, dan GLCM yang digunakan untuk monitoring distorsi adalah indikator teknis yang mengukur stabilitas distribusi intensitas, bukan indikator langsung dari *diagnostic confidence radiolog*. Penelitian lanjutan perlu melibatkan *expert evaluation* dimana radiolog melakukan *blind reading* terhadap citra original dan stego untuk mengkonfirmasi bahwa proteksi ROI secara teknis juga berkorelasi dengan preservasi informasi diagnostik pada praktik klinis.

Dari sisi implikasi praktis, metode ini menunjukkan potensi aplikasi yang menjanjikan untuk sistem *telemedicine* dan *hospital information system*. Kemampuan untuk menyisipkan metadata keamanan secara *reversible* tanpa mengganggu struktur visual citra menjadikannya suitable untuk skenario dimana integritas citra harus dijaga ketat. Kemampuan reversibilitas tanpa distorsi ROI menjadikannya berpotensi diterapkan untuk sistem *telemedicine* yang memerlukan pengamanan metadata ringan dengan preservasi karakteristik intensitas ROI secara teknis.

Secara keseluruhan, penelitian ini telah mendemonstrasikan kerangka kerja *Reversible Data Hiding* berbasis Kontrol Distorsi Terukur yang memprioritaskan preservasi karakteristik intensitas ROI dan reversibilitas *pixel-perfect*. Meskipun terdapat limitasi dalam hal kapasitas rendah, generalisasi modalitas terbatas pada T1-weighted MRI, dan validasi klinis yang belum melibatkan radiolog, metode ini menunjukkan potensi implementasi untuk sistem *telemedicine* dengan pengamanan metadata ringan. Penelitian lanjutan dapat berfokus pada peningkatan kapasitas melalui *multi-layer embedding*, berkembang ke modalitas lain, dan validasi klinis dengan *expert evaluation*.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah mengembangkan kerangka kerja *Reversible Data Hiding* yang mengintegrasikan Spatial Fuzzy C-Means (SFCM), *Selective Histogram Shifting* (SHS), dan Mekanisme Kontrol Distorsi untuk pengamanan citra MRI otak T1weighted pada dataset OASIS-1. Metode *Adaptive SFCM* berhasil membentuk pemetaan ROI dan NROI berdasarkan distribusi intensitas dengan proporsi ROI antara 15,28% hingga 24,86%. Parameter *neighbor window size* yang bervariasi yaitu 1 sampai 2 piksel menunjukkan kemampuan adaptasi terhadap karakteristik intensitas lokal setiap irisan. Tidak adanya overlap antara ROI dan NROI pada seluruh sampel mengonfirmasi bahwa batas antar-cluster terdefinisi dengan jelas. SHS berhasil mempertahankan integritas ROI secara sempurna. Metrik jaringan menunjukkan konsistensi dengan Δ SNR dan Δ CNR sebesar 0,0% pada seluruh sampel, serta fitur tekstur GLCM dengan Δ Contrast 0,9%-1,6% dan Δ Homogeneity 0,2%-0,3%, jauh di bawah *threshold* toleransi. Analisis histogram membuktikan bahwa distribusi intensitas ROI pada citra stego identik dengan citra asli. Verifikasi reversibilitas menunjukkan bahwa kelima sampel berhasil dikembalikan ke kondisi asli. Evaluasi *imperceptibility* menunjukkan PSNR rata-rata 54,13 dB, SSIM 0,9996, dan NCC 0,9999. Nilai BPP terhadap NROI berkisar 0,007 sampai 0,01 dengan rata-rata 630 bits per irisan, yang memadai untuk *embedding* metadata ringan seperti hash integritas dan identitas pasien, namun tidak sesuai untuk data berukuran besar. Lalu, *batch testing* pada lima irisan berbeda dari satu volume MRI menunjukkan konsistensi metode terhadap variasi karakteristik intensitas antar slice. Meskipun kapasitas *embedding* menurun dari 696 bits (slice 19) ke 557 bits (slice 108), metrik *imperceptibility* tetap stabil dengan PSNR 53.91 sampai 55.30 dB, sementara Δ SNR dan Δ CNR konsisten di bawah *threshold* (0.0%). Novelty utama penelitian ini terletak pada prioritas perlindungan ROI dan reversibilitas sempurna melalui *Adaptive Feedback Control*, berbeda dari RDH konvensional yang lebih menekankan kapasitas.

REFERENCES

- [1] M. Magdy, K. M. Hosny, N. I. Ghali, and S. Ghoniemy, "Security of medical images for telemedicine: a systematic review," *Multimed Tools Appl*, vol. 81, no. 18, pp. 25101–25145, Jul. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-11956-7.
- [2] R. Verma, A. Kumari, A. Anand, and V. S. S. Yadavalli, "Revisiting Shift Cipher Technique for Amplified Data Security," *Journal of Computational and Cognitive Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 8–14, Feb. 2024, doi: 10.47852/bonviewJCCE2202261.
- [3] W. S. Admass, Y. Y. Munaye, and A. A. Diro, "Cyber security: State of the art, challenges and future directions," Jan. 01, 2024, *KeAi Communications Co*. doi: 10.1016/j.csa.2023.100031.



- [4] B. Jafrasteh, M. Lubián-Gutiérrez, S. P. Lubián-López, and I. Benavente-Fernández, “Enhanced Spatial Fuzzy C-Means Algorithm for Brain Tissue Segmentation in T1 Images,” *Neuroinformatics*, vol. 22, no. 4, pp. 407–420, Oct. 2024, doi: 10.1007/s12021-024-09661-x.
- [5] C. Singh, S. K. Ranade, D. Kaur, and A. Bala, “An Intuitionistic Fuzzy C-Means and Local Information-Based DCT Filtering for Fast Brain MRI Segmentation,” *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, vol. 37, no. 5, pp. 2287–2310, Oct. 2024, doi: 10.1007/s10278-023-00899-6.
- [6] F. Ren, Y. Liu, X. Zhang, and Q. Li, “Reversible information hiding scheme based on interpolation and histogram shift for medical images,” *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 18, pp. 28445–28471, Jul. 2023, doi: 10.1007/s11042-022-14300-1.
- [7] B. A. Shtayt, N. H. Zakaria, and N. H. Harun, “A comprehensive review on medical image steganography based on LSB technique and potential challenges,” *Baghdad Science Journal*, vol. 18, pp. 957–974, Jun. 2021, doi: 10.21123/bsj.2021.18.2(Suppl.).0957.
- [8] M. A. Hameed, M. Hassaballah, R. Abdelazim, and A. K. Sahu, “A novel medical steganography technique based on Adversarial Neural Cryptography and digital signature using least significant bit replacement,” *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, vol. 5, pp. 379–397, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.ijcce.2024.08.002.
- [9] C. Jatmoko *et al.*, “Optimized Visualization of Digital Image Steganography using Least Significant Bits and AES for Secret Key Encryption,” *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, Jul. 2025, doi: 10.22219/kinetik.v10i3.2252.
- [10] M. M. Eltoukhy, F. S. Alsubaei, M. M. Abdel-Aziz, and K. M. Hosny, “RDHNet: Reversible Data Hiding Method for Securing Colour Images Using AlexNet and Watershed Transform in a Fusion Domain,” *CAAI Trans Intell Technol*, Oct. 2025, doi: 10.1049/cit2.70038.
- [11] K. Chen *et al.*, “Restoration-Enhanced Reversible Information Steganography Network for CT Images in the Internet of Medical Things,” *IEEE Trans Instrum Meas*, vol. 74, p. 4011615, Feb. 2025, doi: 10.1109/TIM.2025.3542878i.
- [12] O. Veselska and R. Ziubina, “Reversible image steganography using transformer-based latent embedding,” *Advances in Science and Technology Research Journal*, vol. 19, no. 8, pp. 148–164, Jun. 2025, doi: 10.12913/22998624/204419.
- [13] A. N. Shilpa and C. S. Veena, “A Hybrid Compressive Sensing Network for ROI-based Medical Image Recovery,” *SSRG International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 8–19, Mar. 2023, doi: 10.14445/23488379/IJEEE-V10I3P102.
- [14] H. Ye, K. Su, X. Cheng, and S. Huang, “Research on reversible image steganography of encrypted image based on image interpolation and difference histogram shift,” *IET Image Process*, vol. 16, no. 7, pp. 1959–1972, May 2022, doi: 10.1049/ipr2.12461.
- [15] H. Ragab, H. Shaban, K. Ahmed, and A. E. Ali, “Digital Image Steganography and Reversible Data Hiding: Algorithms, Applications and Recommendations,” *Journal of Image and Graphics (United Kingdom)*, vol. 13, no. 1, pp. 90–114, Feb. 2025, doi: 10.18178/joig.13.1.90-114.
- [16] L. C. Huang, S. F. Chiou, and M. S. Hwang, “A Reversible Data Hiding Based on Histogram Shifting of Prediction Errors for Two-Tier Medical Images,” *Informatica (Netherlands)*, vol. 32, no. 1, pp. 69–84, Jun. 2020, doi: 10.15388/20-INFOR422.
- [17] D. S. Marcus, T. H. Wang, J. Parker, J. G. Csernansky, J. C. Morris, and R. L. Buckner, “Open Access Series of Imaging Studies (OASIS): Cross-sectional MRI data in young, middle aged, nondemented, and demented older adults,” *J Cogn Neurosci*, vol. 19, no. 9, pp. 1498–1507, Sep. 2007, doi: 10.1162/jocn.2007.19.9.1498.
- [18] A. S. Saracoglu, A. M. Acilar, and O. Cicek Erdas, “ADNet: A CNN MODEL FOR ALZHEIMER’S DISEASE DIAGNOSIS ON OASIS-1 DATASET,” *Kahramanmaraş Sutcu Imam University Journal of Engineering Sciences*, Dec. 2024, doi: 10.17780/ksujes.1534327.
- [19] K. T. Chui, B. B. Gupta, W. Alhalabi, and F. S. Alzahrani, “An MRI Scans-Based Alzheimer’s Disease Detection via Convolutional Neural Network and Transfer Learning,” *Diagnostics*, vol. 12, no. 7, Jul. 2022, doi: 10.3390/diagnostics12071531.
- [20] N. A. Ali, A. El Abbassi, and O. Bouattane, “Performance evaluation of spatial fuzzy C-means clustering algorithm on GPU for image segmentation,” *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 5, pp. 6787–6805, Feb. 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13635-z.
- [21] J. Simarro *et al.*, “A deep learning model for brain segmentation across pediatric and adult populations,” *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-61798-6.
- [22] M. Li, J. Zhou, D. Wang, P. Peng, and Y. Yu, “Application of Clustering-Based Analysis in MRI Brain Tissue Segmentation,” *Comput Math Methods Med*, vol. 2022, Aug. 2022, doi: 10.1155/2022/7401184.
- [23] R. Abbasi, J. Chen, Y. Al-Otaibi, A. Rehman, A. Abbas, and W. Cui, “RDH-based dynamic weighted histogram equalization using for secure transmission and cancer prediction,” *Multimed Syst*, vol. 27, no. 2, pp. 177–189, Apr. 2021, doi: 10.1007/s00530-020-00718-w.
- [24] C. F. Lin, Y. X. Lin, and S. H. Chang, “Medical Image Encryption Using Chaotic Mechanisms: A Study †,” Jul. 01, 2025, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/bioengineering12070734.
- [25] G. Peter, A. Sherine, Y. Teekaraman, R. Kuppusamy, and A. Radhakrishnan, “Histogram Shifting-Based Quick Response Steganography Method for Secure Communication,” *Wirel Commun Mob Comput*, vol. 2022, Mar. 2022, doi: 10.1155/2022/1505133.
- [26] B. A. Wahyudi, I. Palupi, and M. Fadhlán, “REVERSIBLE DATA HIDING PADA GAMBAR DIGITAL DENGAN SISTEM OTENTIKASI TERINTEGRASI,” vol. 12, no. 5, pp. 2355–7699, Oct. 2025, doi: https://doi.org/10.25126/jtiik.2025125.
- [27] H. T. Wu, X. Cao, R. Jia, and Y. M. Cheung, “Reversible Data Hiding With Brightness Preserving Contrast Enhancement by Two-Dimensional Histogram Modification,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 32, no. 11, pp. 7605–7617, Nov. 2022, doi: 10.1109/TCSVT.2022.3180007.
- [28] G. D. Su, C. C. Lin, and C. C. Chang, “Privacy-Preserving Reversible Data Hiding for Medical Images Employing Local Rotation,” *J Healthc Eng*, vol. 2021, Jul. 2021, doi: 10.1155/2021/5709513.