

PENGINDERAAN VIDEO KOMPRESIF UNTUK REKONSTRUKSI SINYAL MRI DINAMIS DENGAN METODE *ITERATIVELY REWEIGHTED LEAST SQUARES*

VIDEO COMPRESSIVE SENSING FOR DYNAMIC MRI SIGNAL RECONSTRUCTION WITH ITERATIVELY REWEIGHTED LEAST SQUARES METHOD

Kiky Astri Haryand¹, Dr. Ida Wahidah, S.T., M.T.², Ledy Novamizanti, S.Si., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom, Bandung

¹astriharyand@student.telkomuniversity.ac.id, ²wahidah@telkomuniversity.ac.id,
³ledyaldn@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Magnetic Resonance Imaging (MRI) adalah salah satu cara dokter dalam memeriksa dan mengambil gambar organ, jaringan dan sistem rangka dengan solusi tinggi. Hasil dari MRI akan tersimpan pada memori computer rumah sakit dalam waktu yang lama sebagai arsip pemeriksaan pasien. Dengan ukuran data yang besar serta jumlah yang bertambah mengharuskan computer di rumah sakit memiliki memori yang besar. Motivasi utama dalam pengembangan *Compressive Sensing (CS)* di MRI adalah keinginan untuk mengurangi jumlah data yang diperlukan dalam membuat gambar.

Pada Tugas Akhir ini telah dilakukan perancangan sistem untuk rekonstruksi menggunakan data video MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, data MRI video otak normal, data video MRI tulang punggung dan data video MRI *infract*. Metode dalam tugas akhir adalah CS dengan menggunakan metode *Iteratively Reweighted Least Squares (IRLS)*. Pada sistem ini menggunakan transformasi *sparsity* dengan teknik *Discrete Cosine Transform (DCT)* dan untuk transformasi proyeksi digunakan teknik *Gaussian*.

Hasil yang diperoleh dari pengujian MRI video yaitu nilai *Structural Similarity Index Measure (SSIM)* tertinggi saat parameter *Measurement Rate (MR)* 90% yaitu satu untuk semua resolusi data MRI otak normal. Nilai *Mean Square Error (MSE)* terendah saat parameter MR 90% yaitu nol untuk semua resolusi data MRI otak normal. *Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)* tertinggi saat parameter MR 90% yaitu tak hingga untuk semua resolusi data MRI otak normal.

Kata kunci : *Magnetic Resonance Imaging, Compressed Sensing, Iteratively Reweighted Least Squares, Discrete Cosine Transform*

Abstract

Magnetic resonance imaging (MRI) is one of the ways doctors examine and take pictures of organs, tissues and skeletal systems with high solutions. The results of the MRI will be stored in the hospital's computer memory for a long time as a patient examination file. With a large data size and increasing amount requires that computers in hospitals have a large memory. The main motivation in developing *Compressive Sensing (CS)* in MRI is the desire to reduce the amount of data needed to create images.

In this Final Project a system for re-construction has been done using brain MRI video data with *Alzheimer's disease*, normal brain video MRI data, backbone MRI video data and MRI *infract* video data. The method in the final project is CS using the *Iteratively Reweighted Least Squares (IRLS)* method. This system uses *sparsity* transformation with *Discrete Cosine Transform (DCT)* technique and *Gaussian* technique is used for projection transformation.

The results obtained from video MRI testing are the highest *Structural Similarity Index Measure (SSIM)* values when the *Measurement Rate (MR)* parameter is 90%, which is one for all normal brain MRI data resolution. The lowest *Mean Square Error (MSE)* value when the MR parameter is 90% is zero for all normal brain MRI data resolutions. The highest *Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)* when the MR parameter is 90% is infinite for all normal brain MRI data resolutions.

Keywords: *Magnetic Resonance Imaging, Compressed Sensing, Iteratively Reweighted Least Squares, Discrete Cosine Transform*

2.1 Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

MRI adalah suatu teknik penggambaran penampang tubuh berdasarkan prinsip resonansi magnetik inti atom hidrogen^[1]. MRI memiliki keunggulan untuk mendiagnosis penyakit yang diderita pasien lebih jelas dan rinci dibandingkan dengan CT-scan. Keunggulan lain MRI adalah kemampuan untuk mengubah kontras dari gambar. Perubahan kecil pada gelombang radio dan bidang magnetik bisa seluruhnya mengubah kontras gambar. Pengaturan kontras yang berbeda akan menandai tipe jaringan yang berbeda. MRI memiliki kemampuan mengubah bidang penggambaran tanpa menggerakkan pasien. MRI memiliki dua model yaitu 1,5 *Tesla* dan 3 *Tesla*. Model 3 *Tesla* menawarkan kualitas gambar yang lebih tinggi dan waktu scanning yang lebih singkat. Karena hal ini hasil dari MRI *scan* dapat memiliki kapasitas penyimpanan yang besar. Untuk itu, saat ini perlu suatu metode agar dapat melakukan kompresi terhadap file MRI dan dengan hasil yang diharapkan adalah ukuran file yang kecil dengan kualitas gambar yang cukup bagus.

CS merupakan salah satu teknik untuk mereduksi jumlah sinyal yang telah didapat dengan perbandingan yang lebih tinggi dengan menghilangkan sebagian data yang tidak terlalu penting agar memperkecil ukuran sinyal^[2]. Pada dasarnya tujuan dari compressive sensing itu sendiri adalah menghemat penyimpanan data (*data storing*) di dalam media penyimpanan (*storage*) dan dalam bidang pengiriman data (*data transmission*) pada saluran komunikasi multimedia adalah untuk mengefisiensi transmisi (*bandwidth* dan waktu proses pengiriman)^[3].

Pada Tugas Akhir ini telah dilakukan perancangan sistem untuk rekonstruksi menggunakan data video MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, data MRI video otak normal, data video MRI tulang punggung dan data video MRI *infract*. Metode dalam tugas akhir adalah CS dengan menggunakan metode *Iteratively Reweighted Least Squares*(IRLS). Pada sistem ini menggunakan transformasi *sparsity* dengan teknik *Discrete Cosine Transform*(DCT) dan untuk transformasi proyeksi digunakan teknik *Gaussian* dengan memperhatikan nilai SSIM, MSE, PSNR dan *processing time*.

2. Dasar Teori

2.1 Magnetic Resonance Imaging

MRI adalah suatu ala kedokteran di bidang pemeriksaan radiologi yang menghasilkan rekaman gambar potongan penampang tubuh/organ manusia dengan menggunakan medan magnet berkekuatan antara 0,064 – 1,5 tesla (1 tesla = 1000 Gauss) dan resonansi getaran terhadap inti atom hidrogen^[4]. Terdapat beberapa kelebihan yang dimiliki MRI, terutama adalah kemampuan membuat potongan koronal, aksial dan oblik tanpa banyak memanipulasi posisi tubuh pasien sehingga sangat sesuai untuk diagnostik jaringan lunak. Teknik penggambaran MRI relatif kompleks karena gambaran yang dihasilkan tergantung pada banyak parameter. Bila pemilihan parameter tersebut tepat, kualitas gambar MRI dapat memberikan gambaran detail tubuh manusia dengan perbedaan yang kontras, sehingga anatomi dan patologi jaringan tubuh dapat dievaluasi secara teliti.

2.2 Compressive Sensing

CS adalah paradigma baru yang memungkinkan pemulihan sinyal yang setiap pengukuran dari $M \ll N$ di mana N adalah jumlah sampel yang diperlukan untuk *sampling Nyquist*. Karena pengukuran M ini dibuat dengan mengambil kombinasi linier M dari N piksel, CS dapat menawarkan alternatif untuk pembuat encode tradisional dengan mengaktifkan sistem pencitraan yang merasakan dan memampatkan data secara bersamaan pada kompleksitas komputasional yang sangat rendah untuk pembuat encode^[3]. CS telah banyak menarik minat dalam pencitraan karena berpotensi untuk memperoleh gambar berkualitas tinggi dari pengambilan sampel data. Faktanya bahwa CS dapat berlaku untuk setiap bidang ilmu gambar yang memiliki banyak literatur dan banyak ide yang didaur ulang dalam beberapa tahun terakhir.

CS menggabungkan *sampling* dan kompresi menjadi satu langkah dengan mengukur sampel minimum yang mengandung informasi maksimum tentang sinyal. Ini menghilangkan kebutuhan untuk memperoleh sumber radiasi berada di bawah kendali pengguna. Sehingga, dapat dimodifikasi untuk menciptakan sistem yang lebih mudah untuk rekonstruksi CS. Selain itu, data asli pencitraan medis bersifat tidak langsung. MRI memiliki model fisik yang kompleks dan akuisisi data yang secara alami digambarkan sebagai operator proyeksi, hal ini mirip dengan teori yang ada di dalam CS^[5].

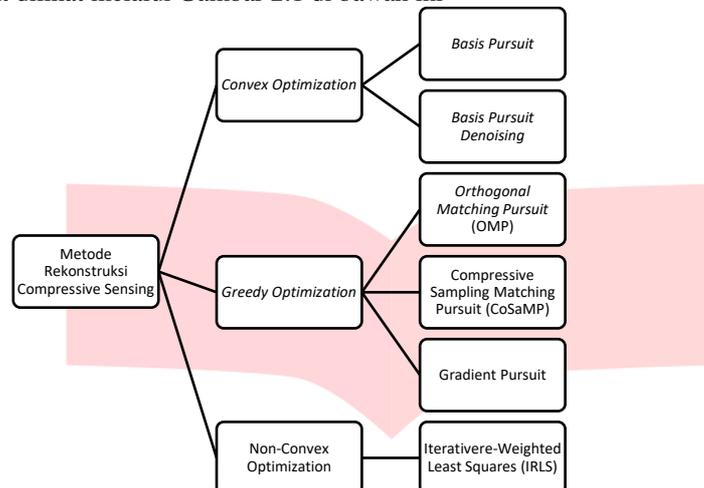
2.3 Compressive Video Sensing

CVS adalah non-trivial karena memiliki dimensi tinggi dan sifat video yang alami. Untuk mencapai pemulihan menggunakan pengambilan sampel secara sedikit mungkin yang diperlukan untuk mengeksploitasi redundansi di ruang sekitar dan untuk melampaui rekonstruksi frame by-frame^[6]. Filosofi umum yaitu untuk mengidentifikasi model di mana sinyal dapat diwakili secara parsimoniously dan dalam mengidentifikasi untuk menyebarkan sinyal di bawah model sinyal. Beberapa model sinyal telah digunakan untuk melakukan CVS. Salah satu pendekatan awal dianggap representasi di domain spasial dan temporal dengan menggunakan video sebagai matriks tiga dimensi dan

menggunakan transformasi wavelet 3D untuk menyebarkan video. Metode lebih lanjut untuk merekonstruksi frame berdasarkan sparsity wavelet dalam domain spasial, sementara pemodelan dependensi temporal antar frame menggunakan *motion compensation methods*.

2.4 Rekonstruksi Sinyal

Algoritma CS dapat dibagi menjadi dua besar kelompok, yang pertama didasarkan pada analisis koefisien transformasi (*greedy algorithms*) dan kedua didasarkan pada algoritma relaksasi cembung (*convex relaxation algorithms*). Kunci perbedaan antara kedua kelompok teknik tersebut adalah cara properti sparsity sinyal dan pengukuran yang digunakan. Teknik umum untuk sinyal rekonstruksi dari kelompok kedua algoritma [8]. Rekonstruksi CS dapat dilihat melalui Gambar 2.1 di bawah ini



Gambar 2 Rekonstruksi CS

2.4.1 Convex Optimization

Convex Optimization merupakan compressed sensing asli algoritma rekonstruksi^[2]. Metode ini menyebabkan rekonstruksi Compressive Sensing sebagai masalah dalam convex optimization yang dapat diselesaikan dengan memanfaatkan pemecahan dari pemrograman linier. Salah satu convex formulation yang diusulkan untuk memperoleh representasi sparse pada sinyal yaitu dengan Basis Pursuit dan Basis Pursuit Denoising. Basis Pursuit merupakan masalah convex optimization yang mencari solusi dengan minimum L_1 -Norm^[3]. L_1 - Norm convex optimization adalah pendekatan standar saat ini terutama untuk masalah Basis Pursuit karena telah terbukti stabiitasnya.

2.4.2 Greedy Optimization

Dalam *Convex Optimization* menyajikan metode optimasi secara umum, berbeda dengan *Greedy Optimization*. *Greedy Optimization* merupakan metode berulang *step-by-step*. Dalam setiap perulangan, penyelesaiannya diperbarui hanya dengan memilih kolom-kolomnya dari matriks rekonstruksi. Kolom-kolom yang dipilih disebut dengan atom. Atom tersebut hanya dipilih satu kali, tidak termasuk dalam algoritma perulangan berikutnya. Kelebihan dari metode ini adalah operasi yang sederhana, kompleksitas komputasi rendah dan eksekusi lebih cepat. Kelemahannya yaitu membutuhkan pengetahuan tentang sparsity yang mendasari sinyal^[7]. Pada *Orthogonal Matching Pursuit (OMP)* hanya satu kolom ditambahkan ke vektor dukungan per perulangan. CoSaMP merupakan algoritma paralel dalam *Greedy Optimization* yang lebih kuat dibandingkan OMP pada *Serial Greedy Optimization*.

2.4.3 Non-Convex Optimization

Teknik non-convex optimization untuk memulihkan sinyal CS dari pengukuran yang jauh lebih sedikit dengan mengganti L_1 - Norm dengan L_p - Norm di mana $p \leq 1$ Non-convex optimization sebagian besar digunakan dalam tomografi gambar medis, referensi keadaan jaringan dan streaming pengurangan data. Ada banyak algoritma yang diusulkan dalam literature yang menggunakan teknik ini seperti *Focal Underdetermined System Solution (FOCUSS)*, *Iteratively Weighted Least Squares (IRLS)*, *Sparse Bayesian Learning Algorithms* dan algoritma berbasis Monte-Carlo^{[6][8]}.

2.5 Iteratively Weighted Least Square (IRLS)

IRLS adalah algoritma yang kuat dan fleksibel untuk banyak masalah teknik dan terapan^[8]. Algoritma IRLS

dapat digenerelasi untuk pembaruan dalam iterasi selain pada bobot. IRLS dapat melakukan tugas minimalisasi dengan menyelesaikan sistem linear yang bergantung pada iterasi secara rekursif^[9]. Proses IRLS bisa lambat karena sistem linear yang terkait sering tidak dikondisikan dengan baik untuk masalah yang ada. Algoritma IRLS melakukan tugas minimalisasi dengan pemecahan berulang untuk banyak sistem linear.

Sebagai ganti dari solusi L^2 -norm yang diperoleh dengan LS konvensional, solusi minimization L^P -norm dengan $1 \leq P \leq 2$ sering dilakukan dalam penelitian. IRLS telah dikembangkan untuk memecahkan masalah antara nilai paling absolut dan masalah kuadrat terkecil klasik. Keuntungan utama IRLS yaitu menyediakan cara mudah dalam menghitung perkiraan solusi L^1 -norm. L^1 -norm dikenal lebih kuat dari pada solusi L^2 karena kurang sensitive terhadap amplitude tinggi. . IRLS meminimumkan fungsi objektif :

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i^*) = \sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i/\sigma) = \sum_{i=1}^n \rho((Y_i - X_i' \mathbf{b})/\sigma) \quad (1)$$

σ merupakan estimator skala sisaan yang sifatnya *robust* (tegar). Nilai σ di peroleh melalui iterasi :

$$\sigma^l = \text{med } |\varepsilon_i - \text{med} \varepsilon_i| / 0.6745 \quad (2)$$

Dengan l ($l=1,2,\dots$) adalah iterasi. Bila n besar dan sisaan berdistribusi normal maka dengan konstanta 0.6745 menyebabkan σ bersifat tak bias. Dengan $\psi = \rho'$ adalah turunan pertama dari ρ yang merupakan *influence function*, maka untuk meminimumkan persamaan (2.1) :

$$\sum_{i=1}^n \psi((Y_i - X_i' \mathbf{b})/\sigma) X_i = 0 \quad (3)$$

$\psi(\cdot)$ merupakan *influence function* yang digunakan dalam memperoleh bobot (weight). Dengan fungsi pembobot $W_i = \frac{\psi(\varepsilon_i^*)}{\varepsilon_i^*}$ maka persamaan (2.3) menjadi:

$$\sum_{i=1}^n W_i ((Y_i - X_i' \mathbf{b})/\sigma) X_i = 0 \quad (4)$$

Sehingga hasil untuk estimasi parameter menjadi :

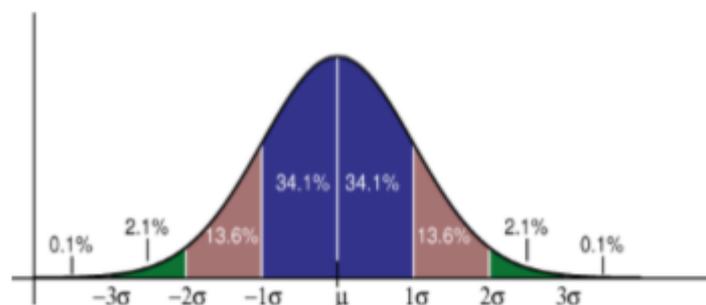
$$\mathbf{b} = (X^T W X)^{-1} X^T W y \quad (5)$$

2.6 Discrete Cosine Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform (DCT) adalah metode yang banyak digunakan untuk kompresi gambar dan karena itu juga dapat digunakan untuk pengurangan dimensi. DCT adalah sebuah transformasi yang mengubah sebuah kawasan spasial menjadi kawasan frekuensi dan sebaliknya kawasan frekuensi dapat dikembalikan ke kawasan spasial dengan menggunakan invers DCT. DCT merupakan teknik yang digunakan untuk mengganti koefisien DCT pada citra asli menjadi koefisien baru^[11]. Cara mendapatkan nilai koefisien DCT adalah dengan menghitung fungsi basis cosinus.

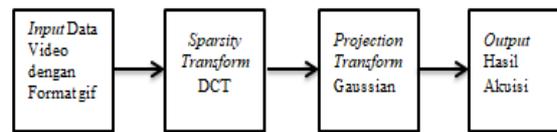
2.7 Projection Gaussian

Distribusi *gaussian* disebut dengan distribusi normal dan sering digambarkan sebagai kurva berbentuk lonceng. Dari proyeksi *gaussian* diperoleh matrik yang berukuran $M \times N$. Matrik tersebut didapatkan dengan membangkitkan bilangan acak berdasarkan distribusi *Gaussian*. Gambar 2.2 merupakan gambar kurva distribusi *Gaussian*^[12]

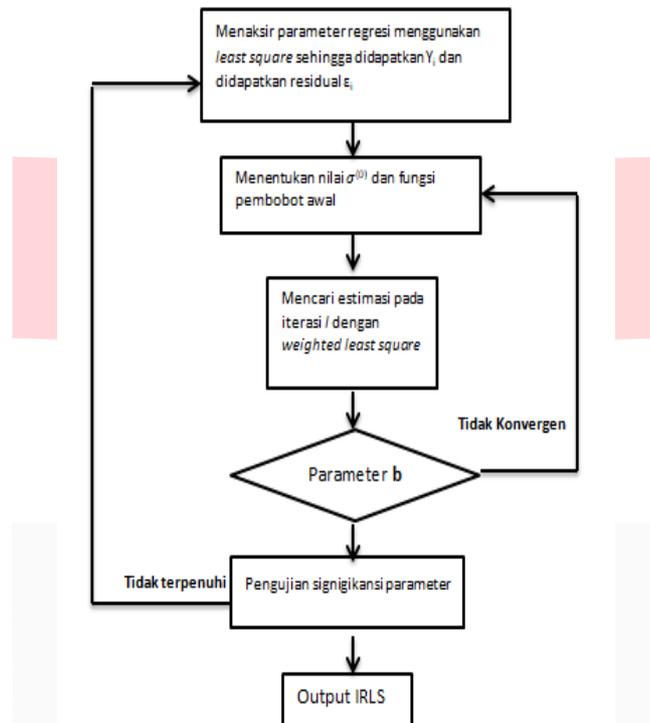


Gambar 3 Kurva distribusi Gaussian

3. Perancangan Sistem



(a)



(b)

Gambar 4 (a) Proses akuisi sinyal. (b) Proseses rekonstruksi

3.1 Proses Akuisi Sinyal

Dalam proses akuisisi sinyal merupakan pemrosesan awal yang dilakukan yaitu dengan menginputkan data sinyal asli ke dalam program. Pada saat CS di akuisisi, secara general mempunyai dua proses utama yaitu *Sparsity Transform* dan *Projection Transform*. Untuk sinyal satu dimensi pada transformasi sparsity menggunakan transformasi DCT. Proses utama yang kedua yaitu *Projection Transform* untuk mengurangi dimensi sinyal, menggunakan distribusi acak yaitu transformasi Gaussian.

3.2 Proses Rekonstruksi

Setelah proses akuisisi, selanjutnya proses rekonstruksi yaitu dengan *input* sinyal hasil akuisisi kemudian melalui proses berdasarkan algoritma IRLS pada sistem untuk proses simulasi rekonstruksi. Setelah melalui proses rekonstruksi pada pemrograman IRLS kemudian sinyal hasil rekonstruksi tersebut disimpan.

3.3 Sampel Video

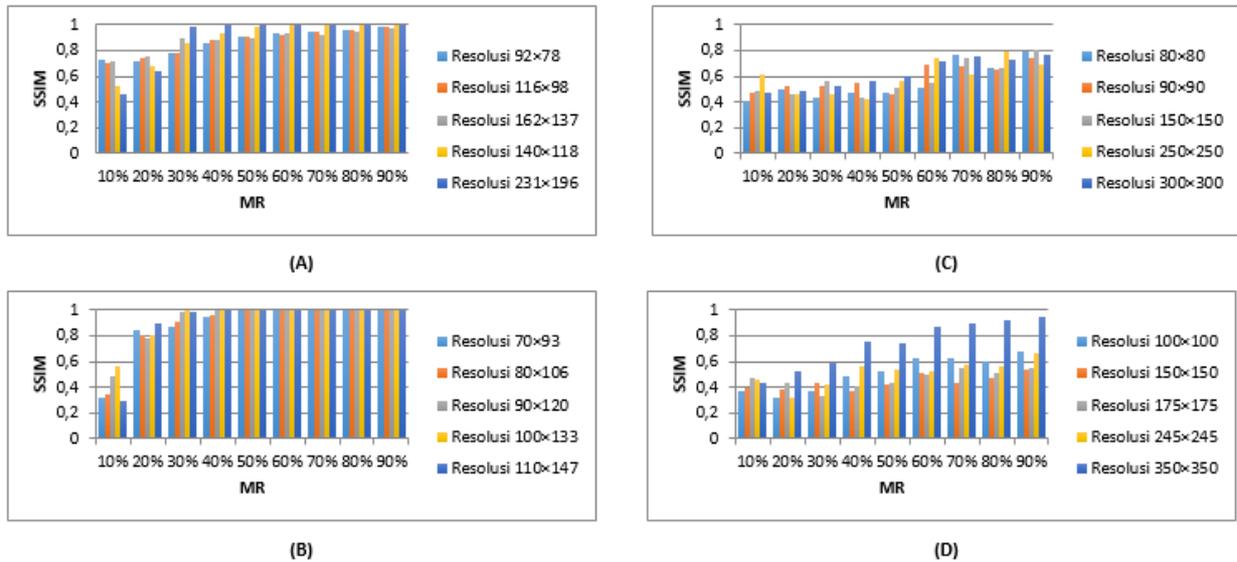
Data yang digunakan berupa MRI dengan format gif terdiri 4 tipe data MRI. Data pertama yaitu data MRI video otak penyakit dengan *Alzeimer* memiliki resolusi 231×196 piksel. Data kedua yaitu data MRI video otak dengan resolusi 640×480 piksel. Data ketiga yaitu data MRI video tulang punggung dengan resolusi 880×880 piksel. Data keempat yaitu data MRI video infract dengan resolusi 350×350 piksel. Untuk pengujian sistem semua data MRI kemudian diresize menjadi masing-masing 5 resolusi. Data MRI otak penyakit *Alzeimer*, data MRI otak, dan data MRI tulang punggung didapat dari *website kaggle.com*. Data MRI infract didapat dari *website mr-tip.com*.

3.4 Perancangan Eksperimen

Pada perancangan penelitian Tugas Akhir ini eksperimen pada rekonstruksi MRI dengan metode dan algoritma IRLS memperhatikan tiga parameter input yaitu measurement rate (MR) , resolusi dan jumlah *frame*. Simulasi rekonstruksi memiliki empat parameter output yaitu SSIM, MSE, PSNR dan *processing time*.

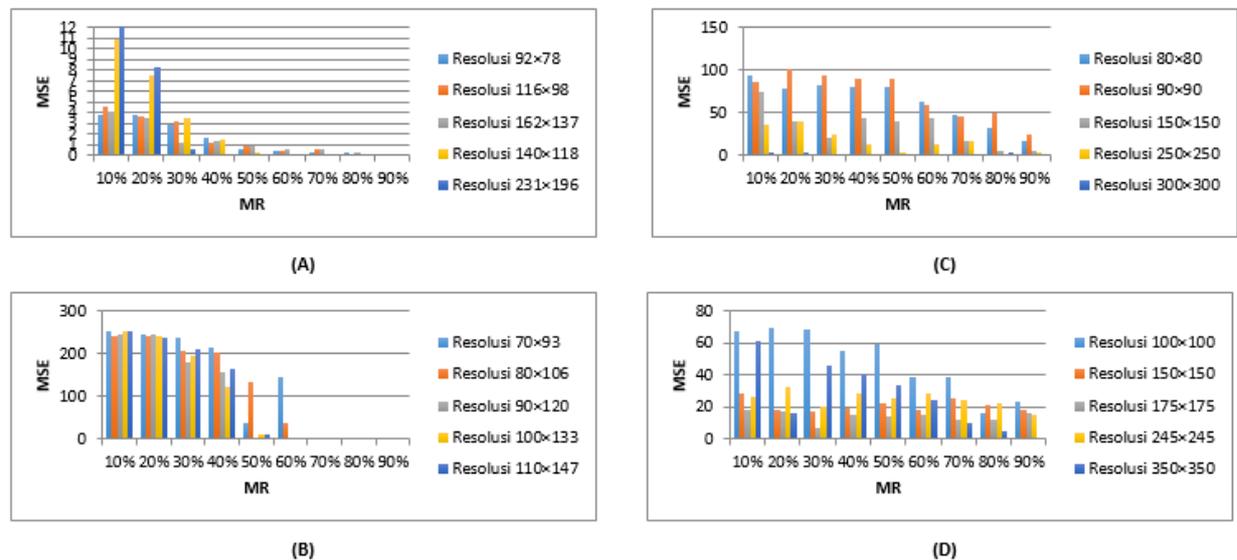
4. Pengujian dan Analisis Sistem

4.1 Pengujian MR terhadap SSIM



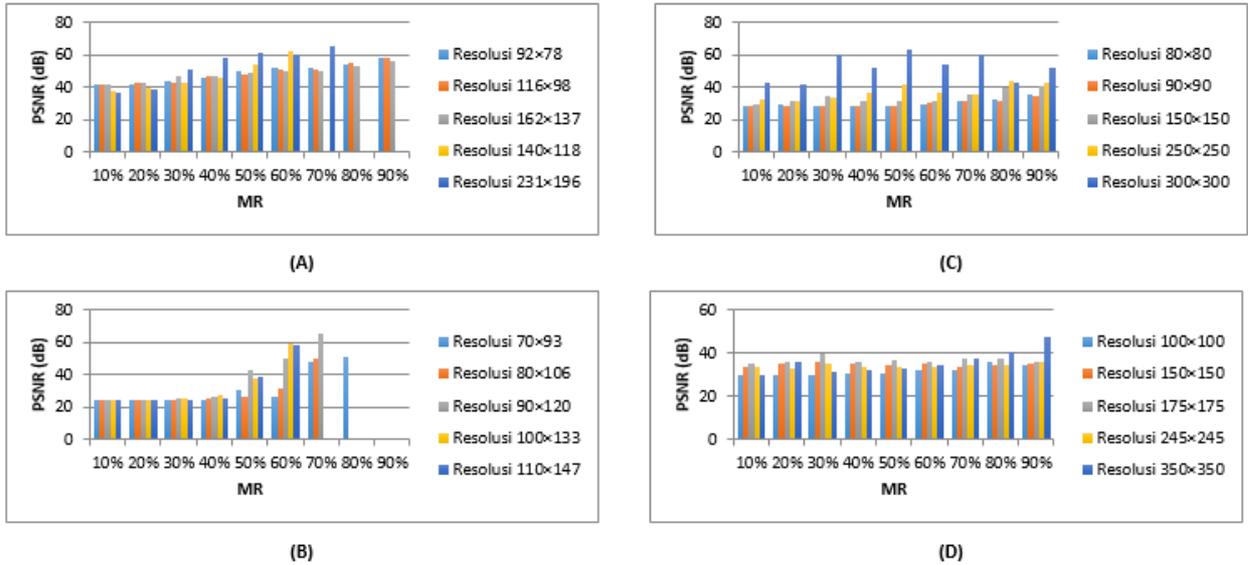
Gambar 5 Grafik pada pengujian MR terhadap SSIM. Gambar (A) untuk data MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, Gambar (B) untuk data MRI otak normal, Gambar (C) untuk data MRI tulang punggung, Gambar (D) untuk data MRI *Infract*

4.2 Pengujian MR Terhadap MSE



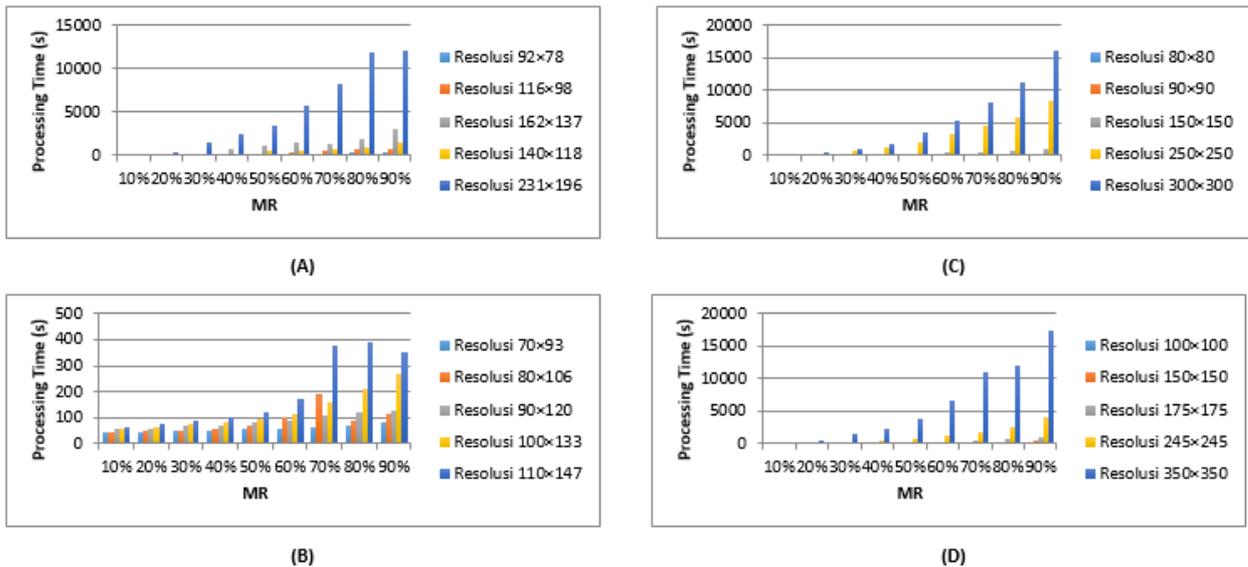
Gambar 6 Grafik pada pengujian MR terhadap MSE. Gambar (A) untuk data MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, Gambar (B) untuk data MRI otak normal, Gambar (C) untuk data MRI tulang punggung, Gambar (D) untuk data MRI *Infract*

4.3 Pengujian MR terhadap PSNR



Gambar 7 Grafik pada pengujian MR terhadap PSNR. Gambar (A) untuk data MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, Gambar (B) untuk data MRI otak normal, Gambar (C) untuk data MRI tulang punggung, Gambar (D) untuk data MRI *Infract*

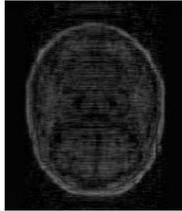
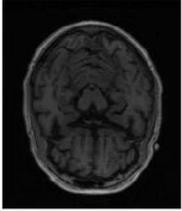
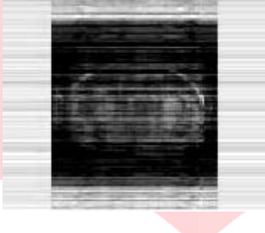
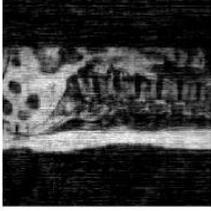
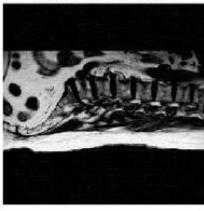
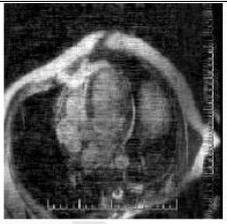
4.4 Pengujian MR terhadap Processing Time



Gambar 8 Grafik pada pengujian MR terhadap processing time. Gambar (A) untuk data MRI otak dengan penyakit *Alzheimer*, Gambar (B) untuk data MRI otak normal, Gambar (C) untuk data MRI tulang punggung, Gambar (D) untuk data MRI *Infract*

4.5 Tampilan *Frame* Rekonstruksi

Tabel 1 Tampilan *Frame* Rekonstruksi untuk MR 40% dan 90%

Data MRI	<i>Frame</i> Rekonstruksi	
	MR 40%	MR 90%
Otak dengan Penyakit <i>Alzheimer</i> 231×196		
Otak Normal 110×147		
Tulang Punggung 350×350		
<i>Infract</i> 350×350		

5. Kesimpulan dan saran

5.1 Kesimpulan

Compressive sensing dapat diaplikasikan untuk merekonstruksi data video MRI dinamis dengan menggunakan algoritma Iteratively Reweighted Least Squares (IRLS). Penambahan atau pengingkatan nilai parameter kontrol Measurement Rate pada sinyal input MRI dinamis berpengaruh pada hasil keluaran nilai SSIM, MSE, PSNR yang didapatkan baik. Semakin besar nilai parameter MR maka nilai SSIM, MSE semakin besar. Besarnya resolusi data MRI akan menyebabkan lamanya proses rekonstruksi di sistem. Banyaknya jumlah frame juga mempengaruhi lamanya proses rekonstruksi di sistem. Hasil pengujian untuk SSIM dikatakan baik apabila hasil mendekati 1 atau sama dengan 1. Pada sistem hasil SSIM yang baik yaitu pada data video MRI otak normal dikarenakan untuk semua resolusi pada saat parameter 90% memiliki nilai SSIM sama dengan satu. Hasil pengujian untuk MSE dikatakan baik apabila hasil memiliki nilai kecil. Pada sistem hasil MSE yang baik yaitu pada parameter MR 90% untuk semua resolusi di data video MRI otak dengan tidak ada error di hasil pengujian. Hasil pengujian untuk PSNR dikatakan baik apabila hasil memiliki nilai diatas 40 dB. Pada sistem hasil PSNR yang baik terjadi di data video MRI otak dengan penyakit Alzheimer dan data video MRI otak normal dikarenakan nilai PSNR untuk semua resolusi rata-rata di atas 40 dB. Hasil pengujian untuk processing time memiliki waktu yang lama pada saat resolusi data video MRI besar dan pemilihan parameter MR yang besar juga berpengaruh.

5.2 Saran

Untuk pengembangan analisis selain dengan DCT dapat digunakan transformasi sparsity yang lain. Untuk tahap rekonstruksi, sebaiknya menggunakan spesifikasi komputer yang lebih tinggi dari spesifikasi yang digunakan pada pengujian Tugas Akhir ini. Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan data MRI yang lain seperti jantung atau juga menggunakan data medical image yang lain.

Daftar Pustaka

- [1] M. Notosiwoyo and S. Suswati, "Pemanfaatan Magnetic Resonance Imaging (MRI) Sebagai Sarana Diagnosa Pasien.," *Media Penelitian dan Pengembangan Kesehatan*, vol. XIV , no. 3, 2014.
- [2] S. Pudlewski and T. Melodia, "A Tutorial on Encoding and Wireless Transmission of Compressively Sampled Videos," *IEEE Communication Surveys & Tutorials*, vol. 15, no. 2, pp. 754-767, Second Quarter 2013.
- [3] C. G Graff and E. Y Sidky, "Compressive Sensing in Medical Imaging," vol. 58, no. 8, pp. C23-C44, March 2015.
- [4] C. Chen, J. Huang, L. He, and H. Li, "Preconditioning for Accelerated Iteratively Reweighted Least Squares in Structured Sparsity Reconstruction," in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, 2014, pp. 2713-2720.
- [5] Y. Liu, S. Wu, X. Huang, C. Zhu, and B. Chen, "Hybrid CS- DMRI : Periodic Time-Variant Subsampling and Omnidirectional Total Variation Based Reconstruction," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 36, no. 10, pp. 2148-2159, Oct. 2017.
- [6] J. V Shi, W. Yin, A. C Sankaranarayanan, and R. G Baraniuk, "Video Compressive Sensing for Dynamic MRI," *BMC Neurosci*, vol. 13, p. 183, January 2012.
- [7] S. Qaisar, R. Muhammad Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, "Compressive Sensing: From Theory to Applications, a Survey," *Journal Of Communication And Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 443-456, October 2013.
- [8] S. Burrus C, "Iterative Reweighted Least Squares," *OpenStax-CNX*, December 2012.
- [9] S. Ramani and J. A Fessler, "An Accelerated Iterative Reweighted Least Square Algorithm for Compressed Sensing MRI," in *2010 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, Rotterdam, 2010, pp. 257-260.
- [10] N. Mujahidah Azzahra, Adiwijaya , and D. Triantoro, "Algoritma Discrete Cosine Transform (DCT) dan Absolute Moment Block Truncation Coding (AMBTC) Pada Sistem Watermarking Untuk Deteksi dan Recovery Citra Medis Termodifikasi," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 2, no. 2, p. 6807, August 2015.
- [11] A. Miftahur Rohman, I. Wahidah, and G. Budiman, "Analisis Transformasi Proyeksi Gaussian Untuk Penginderaan Citra Kompesif," Universitas Telkom, Bandung, Tugas Akhir 2011