

KOMPRESI CITRA COLONOSCOPY BERBASIS PENGINDERAAN KOMPRESIF MENGGUNAKAN ALGORITMA SPARSITY AVERAGING REWEIGHTED ANALYSIS

Dean Adhi Sastra Sudirja¹, Jangkung Raharjo², Raditiana Patmasari³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

deansudirja@student.telkomuniversity.ac.id¹, jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id²,
raditiana@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Compressed sensing (CS) (juga dikenal sebagai *compressive sensing*, *compressive sampling*, atau *sparse sampling*) adalah teknik pemrosesan sinyal dengan sampel yang jauh lebih sedikit daripada yang disyaratkan oleh teorema pengambilan sampel Nyquist dan merekonstruksi sinyal hasil sample tersebut secara efisien. Salah satu metode CS adalah *sparsity averaging reweighted analysis* (SARA) yang diusulkan untuk meningkatkan kinerja dari metode *basis pursuit denoise* (BPDN). Pada penelitian sebelumnya SARA diusulkan untuk data citra *radio-interferometric* dan citra natural. Analisis terperinci tentang SARA dalam gambar medis tidak ada dalam literatur. Untuk mengisi celah ini, berbagai jenis data medis digunakan untuk menyelidiki kinerja SARA.

Jurnal ini mengusulkan analisis SARA pada data citra *colonoscopy*. SARA terdiri dari 2 tahap, yaitu tahap awal untuk penentuan *sparsity basis* dengan mengusulkan basis baru dari hasil rata-rata dari beberapa basis dan proses *reweighted* dari metode rekonstruksi BPDN.

Hasil dari Jurnal ini menunjukkan bahwa SARA mengungguli metode BPSA pada parameter terbaik dengan nilai SNR sebesar 37,85 dB dibanding 35,61 dB dan nilai SSIM sebesar 0,89 dibanding 0,72. Waktu komputasi yang didapat linier terhadap jumlah basis q dan level dekomposisi L , dimana waktu komputasi semakin lama untuk nilai q dan L yang semakin besar. Hasil waktu komputasi SARA lebih tinggi jika dibandingkan BPSA karena adanya *reweighted* pada saat rekonstruksi citra.

Kata Kunci : *Compressed sensing*, *sparsity averaging*, *reweighted analysis*, *Colonoscopy*.

Abstract

Compressed Sensing (CS) (Also known as Compressive sensing, Compressive Sampling, or Sparse Sampling) is a signal processing technique for a smaller sample from what is required by Nyquist sampling theorem and to reconstruct the sampled signal efficiently. One of CS methods is sparsity averaging reweighted analysis (SARA) which is proposed to improve the performance of basis pursuit denoise (BPDN) method. In previous research, SARA was proposed for radio-interferometry image data and natural images. Detailed analysis on SARA in medical images does not exist in literature. To fill this gap, various medical data are used to investigate SARA performance.

This thesis proposed to use SARA analysis on colonoscopy image data. SARA consists of 2 stages, the initial stage to determine the sparsity basis by proposing new basis from the result of several basis and reweighted process from BPDN reconstruction method.

The results of this thesis show that SARA outperforms the BPSA method on the best parameters with an SNR value of 37.85 dB compared to 35.61 dB and an SSIM value of 0.89 compared to 0.72, respectively. The computational time obtained is linear to the number of bases q and the level of decomposition of L , where the computation time is getting longer for the larger values of q and L . The result of SARA computation time is longer than BPSA because of the reweighted process during image reconstruction.

Keywords: *Compressed sensing*, *sparsity averaging*, *reweighted analysis*, *Colonoscopy*.

1. Pendahuluan

Pencitraan medis memainkan peran penting dalam diagnosis penyakit dan persiapan untuk pembedahan. Namun, penyimpanan dan transmisi

merupakan dilema kritis karena besarnya ukuran data medis. Misalnya, dimensi setiap bagian gambar *abdomen computed tomography* (CT) adalah 512 x 512 piksel dengan encoding 16-bit, dan kumpulan data

terdiri dari 200-400 gambar, menghasilkan rata-rata 150 MB data. Karena banyaknya gambar yang dihasilkan selama proses diagnostik seperti *magnetic resonance imaging (MRI)*, *CT*, *Colonoscopy*, dan *Endoscopy*, manajemen data tetap menjadi tantangan. Data penting ini harus memenuhi ambang kualitas tertentu untuk menghindari bahaya pemeriksaan klinis [1]. Kompresi data medis yang efisien dapat menyelesaikan masalah penyimpanan dan transmisi ini.

Penginderaan terkompresi (CS) menyajikan kerangka kerja kompresi sinyal baru yang melampaui teori pengambilan sampel Nyquist untuk memulihkan sinyal yang jarang dari jumlah pengukuran yang lebih kecil daripada dimensi sinyal [2, 3, 4]. CS, yang melanggar batas klasik pengambilan sampel Nyquist dan baru-baru ini telah disetujui oleh *Food and Drug Administration A.S.* untuk pemindaian klinis, telah digunakan untuk meningkatkan kualitas dan kecepatan diagnosis [5].

Sebelumnya dalam teori CS ketersebaran rata-rata dimasukkan dalam konteks pencitraan pers umum, dengan kamus koheren berlebihan. Algoritma rekonstruksi terkait, berdasarkan analisis formulasi reweighted ℓ_1 , disebut sebagai *sparsity averaging reweighted analysis (SARA)* [6]. SARA diusulkan untuk rekonstruksi pada citra *radio-interferometric* menggunakan pencitraan Fourier. Lebih lanjut, SARA diselidiki menggunakan gambar alami dengan kamus berlebihan yang koheren [7]. Sepengetahuan kami, analisis rinci SARA dalam gambar medis tidak tersedia dalam literatur. Oleh karena itu, untuk mengisi kekosongan tersebut, berbagai citra medis digunakan untuk mengetahui kinerja SARA. Untuk memperoleh lebih banyak wawasan, SARA yang ditingkatkan dengan jumlah bingkai yang berbeda dan *basis wavelet* baru diusulkan.

Berdasarkan pada penelitian sebelumnya, TA ini melakukan analisis kinerja SARA pada data citra *Colonoscopy*. SARA terdiri dari 2 tahap, yaitu tahap awal untuk penentuan *basis sparsity* dengan mengusulkan proses penghitungan rata-rata dari beberapa frame *basis wavelet* dan proses reweighted dari metode rekonstruksi BPDN.

2. Dasar Teori

2.1. Compressive Sensing

Compressive Sampling (CS), yang dikenal juga sebagai *Compressive Sensing*, *Compressed Sensing* atau *Sparse Sampling*, merupakan metode baru dalam proses pencuplikan sinyal. CS merupakan metode pencuplikan sinyal dimana sinyal dapat direkonstruksi dari nilai frekuensi sampling yang jauh lebih kecil dari yang disyaratkan pada teorema *Nyquist-Shannon*.

Sesuai dengan namanya, CS melakukan proses sampling terhadap sinyal yang telah dikompresi. Tujuan dari proses kompresi adalah memperkecil ukuran sinyal sehingga lebih efisien [2, 4].

2.2. Basis Pursuit Denoise (BPDN)

Basis Pursuit Denoising (BPDN) berfungsi untuk menerima *noise* dalam pengukuran. BPDN sama dengan BP hanya saja fungsi constraint nya yang berbeda. Berikut persamaan ℓ_2 -norm yang dibatasi dengan ϵ

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_1; \text{subject to } \frac{1}{2} \|(y - Ax)\|_2^2 \leq \epsilon \quad (1)$$

Dimana, ℓ_2 juga dikenal sebagai *norm euclidean*, mewakili panjang atau ukuran vektor. A dapat berupa *sparse rectangular matrix* untuk menghitung vektor dengan y adalah sinyal terkompresi dan x merupakan sinyal asli.

2.3. Sparsity Averaging Reweighted Analysis (SARA)

SARA adalah algoritma untuk pencitraan *radio-interferometric (RI)* berdasarkan pendekatan rata-rata dari basis sparsity di beberapa frame *basis wavelet* [5, 8]. SARA terdiri dari 2 proses yaitu proses rata-rata basis Ψ dari beberapa frame basis wavelet dan proses *reweighted BPDN* [6, 7].

2.4. Rata-rata basis Sparsity

Rata-rata basis sparsity Ψ_i tersusun dari rangkaian q frame ($1 \leq i \leq q$) menghasilkan *Parseval frames* $\Psi \in \mathbb{C}^{N \times D}$, dengan dimensi $M < D$ sesuai persamaan [6]:

$$\Psi = \frac{1}{\sqrt{q}} [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_q] \quad (2)$$

Dari persamaan (2), selanjutnya dengan analisis norm ℓ_0 menghasilkan rata-rata sparsity sesuai persamaan:

$$\left\| \Psi^\dagger \bar{x} \right\|_0 = \sum_{i=1}^q \left\| \Psi_i^\dagger \bar{x} \right\|_0 \quad (3)$$

2.5. Analisis Reweighted BPDN

Sinyal dikatakan jarang (*sparse*) jika hanya mengandung K koefisien bukan nol dalam

penguraiannya, dengan $K \ll N$, atau dapat dimampatkan jika rangkaian koefisien yang dipesannya meluruh dengan cepat dan sinyal dapat didekati dengan baik hanya dengan koefisien K pertama. Kedua, sinyal diasumsikan diselidiki oleh pengukuran linier M yang dilambangkan dengan vektor $y \in \mathbb{C}^M$ dalam beberapa basis penginderaan $\Phi \in \mathbb{C}^{M \times N}$ dan mungkin dipengaruhi oleh *noise* $n \in \mathbb{C}^M$ yang independen dan terdistribusi secara identik. Persamaan *inverse*:

$$y \equiv \Theta \alpha + n, \text{ dengan } \Theta \equiv \Phi \Psi \in \mathbb{C}^{M \times N}, \quad (4)$$

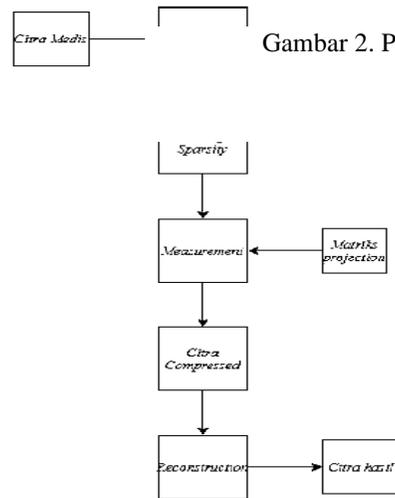
dengan matriks Θ mengidentifikasi basis penginderaan seperti yang terlihat dari ketersebarannya. Biasanya $M < N$ sehingga proses *inverse* adalah problem yang sulit dipecahkan solusinya.

Teori ini juga menawarkan berbagai cara untuk merancang matriks penginderaan yang sesuai, yang secara khusus menunjukkan bahwa sejumlah kecil pengukuran diperlukan relatif terhadap pengambilan sampel Nyquist-Shannon yang naif: $M \ll N$. Perhatikan bahwa, dalam teori, minimalisasi ℓ_0 yang eksplisit membutuhkan lebih sedikit pengukuran, $M \approx 2K$ [3, 9]. Selanjutnya, mari kita tentukan persamaan *weighted* ℓ_1 :

$$\begin{aligned} & \min_{\bar{x} \in \mathbb{R}^N} \|\mathbf{W} \Psi^T \bar{x}\|_1 \\ & \text{subject to } \|y - \Phi \bar{x}\|_2 \leq \epsilon \\ & \text{and } \bar{x} \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

3. Sistem Model

3.1. Deskripsi Sistem



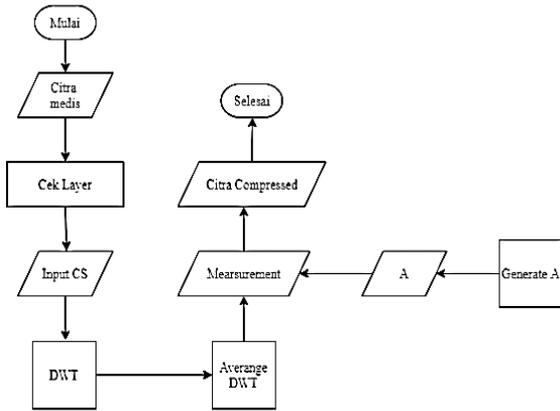
Gambar 2. Proses kompresi Citra dengan CS.

Gambar 1. Blok diagram sistem.

Penelitian ini akan melakukan kompresi citra menggunakan CS. Citra yang digunakan untuk kompresi adalah citra medis. Selanjutnya untuk proses pengembalian citra dilakukan proses *reconstruction* yang berguna untuk mengembalikan citra terkompresi. Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 1.

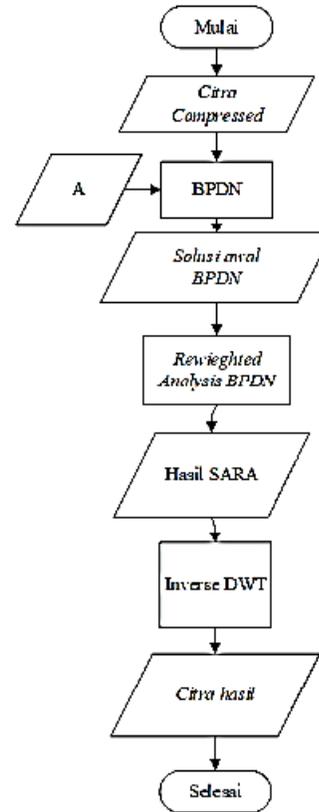
3.2. Kompresi Citra dengan CS

Proses kompresi citra pada penelitian ini menggunakan CS berbasis transformasi DWT. Citra medis sebagai input awal proses transformasi DWT digunakan untuk mendapatkan nilai koefisien frekuensi. DWT digunakan untuk memisahkan frekuensi menjadi frekuensi rendah dan tinggi. Hasil transformasi ini adalah sinyal *sparse* yang akan menjadi sinyal yang dikompresi. Proses kompresi terjadi pada proses *measurement* dimana nilai sampling dari sinyal *sparse* direduksi menjadi ukuran matrik yang lebih kecil sesuai dengan ukuran matriks A . Matriks A adalah matriks pengukuran atau *measurement matrix*. Matriks A dibangkitkan secara acak. Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 2.



3.3. Proses rekonstruksi

Proses untuk mendapatkan Citra Medis kembali adalah proses *reconstruction*. Proses ini bertujuan untuk melakukan rekonstruksi sinyal yang didapatkan dari sinyal hasil pengukuran CS atau *measurement sampling*. Pada penelitian ini sinyal yang akan direkonstruksi adalah sinyal *sparse*. Sinyal *sparse* adalah hasil transformasi DWT dari citra medis dan *measurement sampling* menjadi *compressed watermark*. Penelitian ini menggunakan metode BPDN dan *reweighed* BPDN untuk metode rekonstruksi sinyal. Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses rekonstruksi.

4. Simulasi dan Analisis

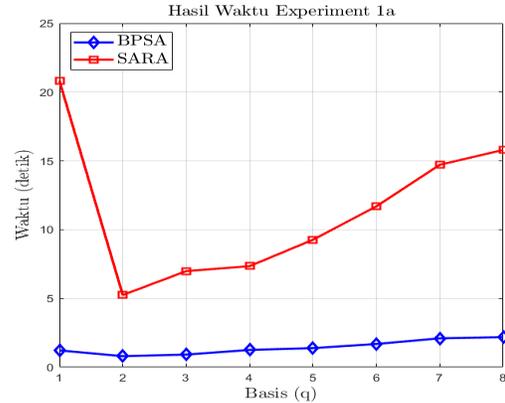
4.1. Pengaruh Parameter Sparsity Averaging (SA)

Proses SA pada tugas akhir ini terdiri dari proses pemilihan basis rata-rata yang terdiri dari jumlah basis dan level dekomposisi. Untuk membatasi jumlah kombinasi parameter, parameter yang digunakan tetap yaitu 12 data citra *colonoscopy*, 64 X 64 piksel, $MR= 0, 1$ atau 10%, parameter BPDN ($\gamma= 0, 1$, $i_{MAX}^{\ell 1}= 20$, $i_{MAX}^{B2}= 300$), dan parameter ReBPDN ($i_{MAX}^{RW}= 10$, $\epsilon = 0, 01$). Hasil pengujian pada bab ini terdiri dari hasil rekonstruksi menggunakan metode BPSA dan SARA.

4.1.1. Pengaruh Jumlah Basis (q)

Pengujian ini melakukan analisis pengaruh jumlah basis (q) terhadap SNR, SSIM, dan waktu komputasi. Jumlah basis yang diujikan yaitu ($q = 1, 2, \dots, 8$) dan jumlah level $L = 1$. Dari penentuan basis tersebut, hasil performansi pengujian untuk hasil rata-rata BPSA dan SARA dilaporkan pada Gambar 4.

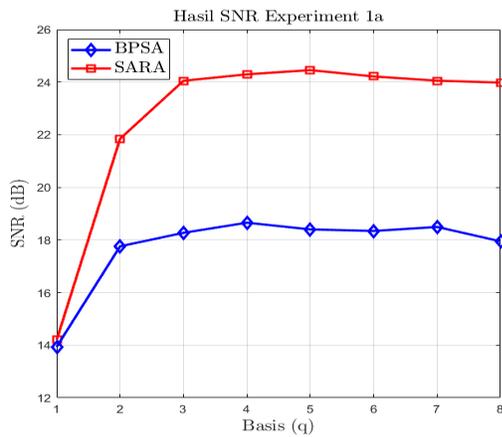
Metode	SNR (dB)	SSIM	Waktu (detik)
BPSA	18,40	0,76	1,39
SARA	24,46	0,90	9,27
Selisih (Peningkatan)	6,05	0,14	7,88



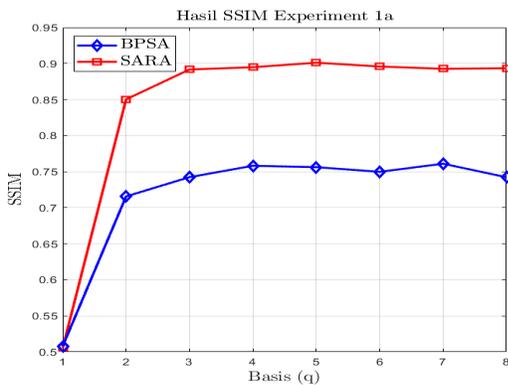
(c)

Gambar 4. Hasil BPSA dan SARA Pengujian Pengaruh Jumlah Basis (q). (a) Hasil SNR. (b) Hasil SSIM. (c) Hasil waktu komputasi.

Tabel 1. Perbandingan Kinerja BPSA dan SARA Parameter q = 5



(a)

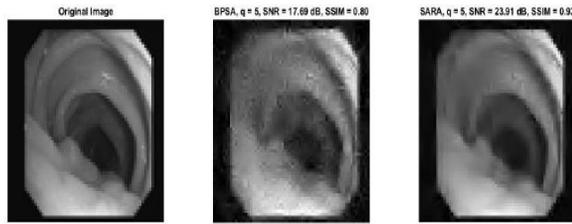


(b)

Pada Gambar 4, koordinat x (absis) menunjukkan ($q = 1, 2, \dots, 8$) yang merupakan jumlah basis. Hasil SNR dan SSIM pada koordinat y (ordinat) menunjukkan parameter terbaik adalah $q = 5$. Waktu komputasi linier terhadap jumlah basis, dimana waktu semakin lama untuk nilai q yang semakin besar. Oleh karena itu, digunakan nilai basis $q = 5$ pada pengujian selanjutnya. Berdasarkan hasil Gambar 4, berikut dilaporkan pada Tabel 1 untuk perbandingan hasil BPSA dan SARA pada parameter terbaik $q = 5$.

Tabel 1 melaporkan perbandingan kinerja BPSA dan SARA. SARA meningkatkan kinerja SNR dari BPSA sebesar 6,05 dB dan SSIM sebesar 0,14 namun waktu komputasi juga menjadi semakin lama yaitu bertambah 7,88 detik. Secara perhitungan pula waktu SARA adalah $\frac{7,88}{1,39} \times 5 = 5,67 \times$ waktu proses BPSA.

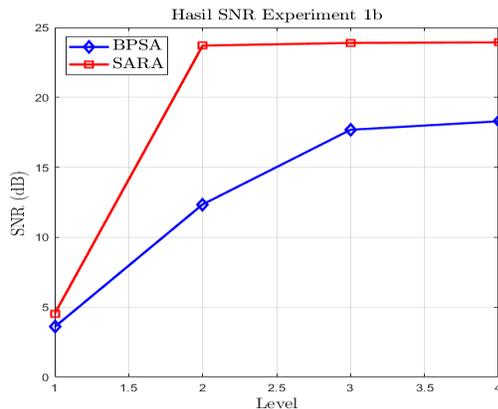
Sampel hasil citra rekonstruksi untuk parameter basis terbaik $q = 5$ menggunakan BPSA dan SARA yang dibandingkan dengan citra original dapat dilihat pada Gambar 5.



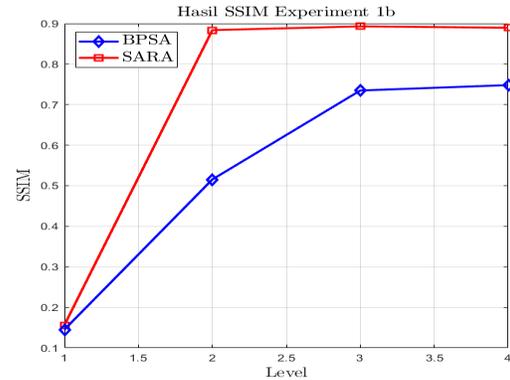
Gambar 5. Citra Rekonstruksi Hasil BPSA dan SARA pada Pengujian Pengaruh Jumlah Basis (q).

4.1.2. Pengaruh Jumlah Level (L)

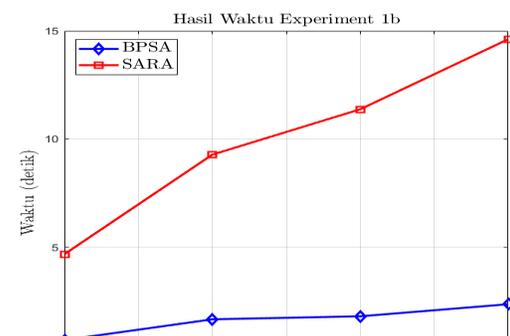
Pengujian ini melakukan analisis pengaruh jumlah level dekomposisi (L) terhadap SNR, SSIM, dan waktu komputasi. Jumlah level yang diujikan yaitu ($L = 1, 2, 3, 4$) dan jumlah basis $q = 5$. Dari variasi tersebut, hasil performansi pengujian untuk hasil rata-rata BPSA dan SARA dilaporkan pada Gambar 6.



(a)



(b)



Gambar 6. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Level (L). (a) Hasil SNR. (b) Hasil SSIM. (c) Hasil waktu komputasi.

Pada Gambar 6, koordinat x (absis) menunjukkan ($L = 1, 2, 3, 4$) yang merupakan jumlah level. Hasil SNR dan SSIM pada koordinat y (ordinat) menunjukkan parameter terbaik adalah $L = 4$. Waktu komputasi linier terhadap jumlah level, dimana waktu semakin lama untuk nilai L yang semakin besar. Oleh karena itu, digunakan nilai level $L = 4$ pada pengujian selanjutnya. Berdasarkan hasil Gambar 6, berikut dilaporkan pada Tabel 2 untuk perbandingan hasil BPSA dan SARA pada parameter terbaik $L = 4$.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja BPSA dan SARA Parameter $L = 4$

Metode	SNR	SSIM	Waktu (Detik)
BPSA	18.29	0.75	2.36
SARA	23.93	0.89	14.61
Selisih (Peningkatan)	5.64	0.14	12.25

Tabel 2 melaporkan perbandingan kinerja BPSA dan SARA. SARA meningkatkan kinerja SNR dari BPSA sebesar 5,64 dB dan SSIM sebesar 0,14 namun waktu komputasi juga menjadi semakin lama yaitu bertambah 12,25 detik. Secara perhitungan pula waktu SARA adalah $\frac{12,25}{2,36} \times 5,19$ x waktu proses BPSA.

Sampel hasil citra rekonstruksi untuk parameter basis terbaik $L = 4$ menggunakan BPSA dan SARA yang dibandingkan dengan citra original ditunjukkan oleh Gambar 7.



Gambar 7. Citra Rekonstruksi Hasil BPSA dan SARA pada Pengujian Pengaruh Jumlah Level (L).

4.2. Pengaruh Measurement Rate

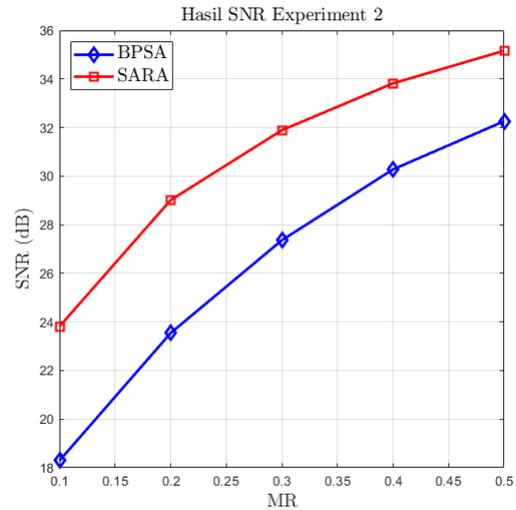
Pada pengujian ini, resolusi citra yang digunakan adalah 64x 64 piksel, jumlah basis $q = 5$, level dekomposisi $L = 4$ dan jumlah data set sebesar 12. Pengujian SARA dilakukan dengan membandingkan terhadap metode BPSA. Hasil pengujian ini dilaporkan dalam bentuk rata-rata SNR, SSIM dan waktu komputasi dari 12 data set yang digunakan. Hasil rata-rata menunjukkan algoritma SARA mengungguli algoritma *unweighted*-nya yaitu algoritma BPSA.

Berdasarkan hasil rata-rata menunjukkan algoritma SARA mengungguli algoritma *unweighted*-nya yaitu algoritma BPSA. Gambar 8, hasil SNR SARA mengungguli BPSA sebesar 2,9 dB pada $MR = 0,5$. Peningkatan kinerja dari rekonstruksi *reweighted analysis* sangat besar dengan menambahkan proses basis rata-rata atau *sparsity averaging* (SA). Dengan SA, pola dari citra *colonoscopy* yang tidak sparse pada satu jenis basis dapat diakomodasi oleh jenis basis lain sehingga hasil dari sinyal setelah transformasi menjadi lebih sparse dibandingkan hanya menggunakan satu jenis basis BPSA. Hasil waktu komputasi pada Tabel 3, menunjukkan bahwa SARA mempunyai performa waktu komputasi yang lebih lama dibandingkan BPSA karena adanya proses *reweighted* saat sinyal direkonstruksi.

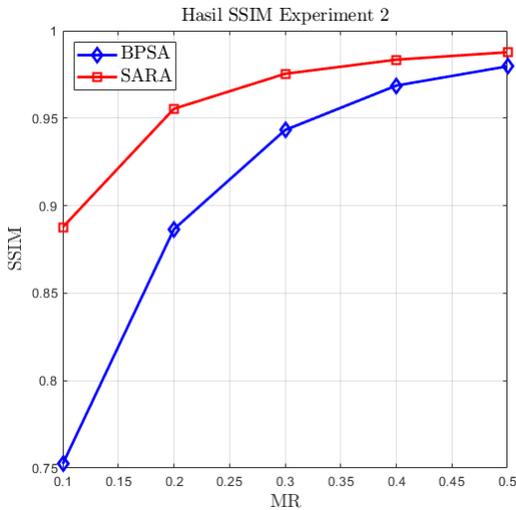
4.3. Pengaruh Resolusi Citra

Pada pengujian ini, jumlah basis $q = 5$, level dekomposisi $L = 4$, jumlah data set sebesar 12.

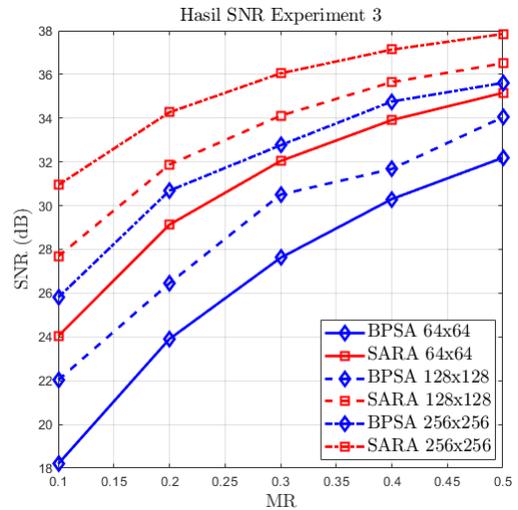
Resolusi citra yang diujikan pada Tugas Akhir ini adalah 64 x 64, 128 x 128, 256 x 256. Hasil rata-rata pengujian ini dilaporkan dalam SNR dan SSIM. Pengujian SNR dan SSIM dilakukan dengan mengubah nilai MR sebesar 0,1 sampai 0,5. Hasil pengujian dilaporkan pada Gambar 9. Untuk hasil lebih detail dilaporkan pada Tabel 4 dan Tabel 5.



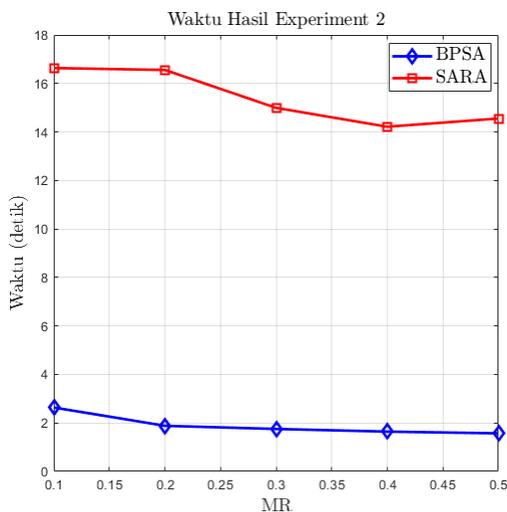
(a)



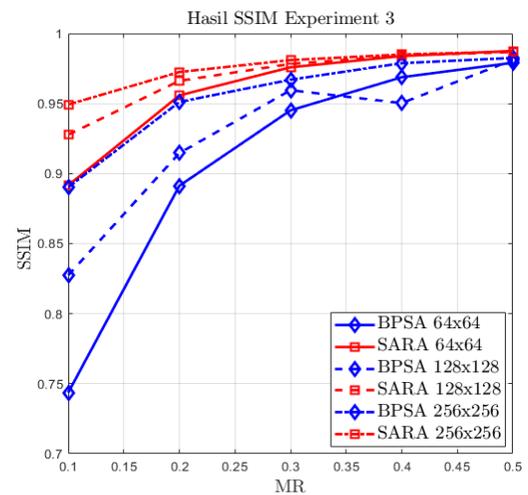
(b)



(a)



(c)



(b)

Gambar 8. Hasil Pengujian Measurement Rate (MR). (a) Hasil SNR. (b) Hasil SSIM. (c) Hasil waktu komputasi.

Gambar 9. Hasil Pengujian Ukuran Resolusi Citra. (a) Hasil SNR. (b) Hasil SSIM.

Tabel 3. Tabel Pengujian Measurement Rate (MR)

MR	SNR BPSA	SNR SARA	SSIM BPSA	SSIM SARA	Waktu BPSA	Waktu SARA
1	18,291	23,815	0,752	0,888	2,638	16,635
2	23,542	29,013	0,887	0,955	1,883	16,556
3	27,360	31,890	0,943	0,975	1,752	14,904
4	30,277	33,819	0,969	0,983	1,643	14,215
5	32,259	35,161	0,980	0,988	1,572	14,554

Tabel 4. Hasil SNR (dB) Pengujian Resolusi Citra.

MR	BPSA			SARA		
	64	128	256	64	128	256
0,1	18,194	22,027	25,805	24,036	27,681	30,944
0,2	23,903	26,452	30,687	29,130	31,878	34,270
0,3	27,616	30,509	32,764	32,044	34,114	36,051
0,4	30,300	31,679	34,762	33,914	35,650	37,136
0,5	32,194	34,045	35,614	35,158	36,509	37,852

Berdasarkan Gambar 9(a) dan Tabel 4, didapat hasil SARA yang lebih baik jika dibandingkan BPSA. Hasil SNR saat menggunakan SARA dan BPSA berbanding lurus jika resolusi citra *colonoscopy* yang digunakan semakin besar. Citra *Colonoscopy* terbaik dalam pengujian parameter ini adalah resolusi 256 x 256, dengan hasil menggunakan SARA sebesar 37,85 dB sedangkan saat menggunakan BPSA sebesar 35,61 dB. Hasil SSIM seperti ditunjukkan oleh Gambar 9(b) dan Tabel 5. Saat $MR = 0,1$ dan resolusi citra *colonoscopy* 64 x 64, penggunaan SARA mengungguli BPSA sebesar 0,15. Disamping itu, semakin besar resolusi citra *colonoscopy* dan nilai MR , didapat hasil SSIM yang semakin bagus untuk SARA dan BPSA. Hasil SSIM terbaik pada pengujian parameter ini adalah saat resolusi citra *colonoscopy* 256 x 256.

Tabel 5. Hasil SSIM Pengujian Resolusi Citra.

MR	BPSA			SARA		
	64	128	256	64	128	256
0,1	0,7437	0,8274	0,8902	0,8916	0,9278	0,9493
0,2	0,8913	0,9146	0,9511	0,9558	0,9662	0,9725
0,3	0,9452	0,9595	0,9670	0,9759	0,9783	0,9810
0,4	0,9688	0,9503	0,9788	0,9839	0,9842	0,9850
0,5	0,9791	0,9812	0,9826	0,9876	0,9868	0,9872

5. Kesimpulan

Pada penelitian ini, telah dirancang suatu sistem untuk kompresi data citra *colonoscopy* menggunakan metode CS berbasis algoritma SARA. Parameter terbaik dari hasil pengujian adalah dengan nilai jumlah basis $q = 5$, level dekomposisi $L = 4$, ukuran citra 256 x 256 dan $MR = 0,1$. Metode reweighted BPDN menggunakan SARA mengungguli metode unweighted-nya yaitu BPSA pada nilai $MR = 0,1$ sampai $MR = 0,5$ jika dilihat pada hasil SNR dan SSIM. SARA mengungguli metode BPSA pada parameter terbaik dengan nilai SNR sebesar 37,85 dB dibanding 35,61 dB dan nilai SSIM sebesar 0,89 dibanding 0,72. Peningkatan kinerja dari rekonstruksi *reweighted analysis* sangat besar dengan menambahkan proses basis rata-rata atau *sparsity averaging* (SA). Sedangkan waktu komputasi yang didapat linier terhadap jumlah basis q dan level dekomposisi L , dimana waktu komputasi semakin lama untuk nilai q dan L yang semakin besar. Hasil waktu komputasi SARA lebih tinggi jika dibandingkan BPSA karena adanya *reweighted* pada saat rekonstruksi citra.

Referensi

[1] Chapter 4 - compressive sensing in medical signal processing and imaging systems, in: N. Dey, J. Chaki, R. Kumar (Eds.),Sensors for Health Monitoring, Vol. 5 of Advances in ubiquitous sensing applications for healthcare, Academic Press, 2019,pp. 69 - 92.

[2] D. L. Donoho, Compressed sensing, IEEE Transactions on Information Theory 52 (4) (2006) 1289-1306.

[3] E. J. Candes, T. Tao, Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?, IEEE Transactions on Information Theory 52 (12) (2006) 5406-5425.

[4] E. J. Candes, M. B. Wakin, An introduction to compressive sampling, IEEE Signal Processing Magazine 25 (2) (2008)21-30.

[5] M. Jacob, J. C. Ye, L. Ying, M. Doneva, Computational mri: Compressive sensing and beyond [from the guest editors],IEEE Signal Processing Magazine 37 (1) (2020) 21-23.

[6] R. E. Carrillo, J. D. McEwen, Y. Wiaux, Sparsity Averaging Reweighted Analysis (SARA): a novel algorithm for radio-interferometric imaging, Monthly Notices of the Royal Astronomical Society 426 (2) (2012) 1223-1234.

[7] R. E. Carrillo, J. D. McEwen, D. Van De Ville, J.-P. Thiran, Y. Wiaux, Sparsity averaging for compressive imaging, IEEE Signal Processing Letters 20 (6) (2013) 591-594.

[8] R. E. Carrillo, J. D. McEwen, Y. Wiaux, Purify: a new approach to radio-interferometric imaging, Monthly Notices of theRoyal Astronomical Society 439 (4) (2014) 3591-3604.

[9] S. Arberet, P. Vandergheynst, R. E. Carrillo, J. Thiran, Y. Wiaux, Sparse reverberant audio source separation via reweighted analysis, IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing 21 (7) (2013) 1391-1402.