

# Optimasi Matriks Pengukuran dalam *Compressed Sensing* dengan Menggunakan Metode *Gradient-Based Minimization* pada Data *Synthetic Aperture Radar*

## *Optimization of The Measurement Matrix in Compressed Sensing for Synthetic Aperture Radar Data using Gradient-Based Minimization*

Rahmat Arief<sup>1\*)</sup>, DhikaPratama<sup>2</sup>, dan Dodi Sudiana<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Pusat Teknologi dan Data Penginderaan Jauh, Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional

<sup>2</sup>Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

\*)E-mail: rahmat.arief@lapan.go.id

**ABSTRAK** –Teori *Compressed Sensing* (CS) telah digunakan untuk meningkatkan kualitas citra *Synthetic aperture radar* (SAR) yang mempunyai beberapa karakteristik seperti sinyal radar yang ditembakkan dengan daya besar, data mentah disimpan dengan jumlah yang besar dan munculnya permasalahan *side lobes* sehingga mengurangi kualitas dari citra pada metoda konvensional berbasis *match filter*. *Compressed Sensing* (CS) adalah sebuah paradigma baru untuk merekonstruksi sinyal/data dari jumlah sampling yang sedikit sehingga memperoleh hasil yang lebih efisien. CS dapat menghapus fungsi *match filter*, mengurangi laju akuisisi dan mengurangi sidelobe pada data SAR. Dalam penelitian ini, dibahas optimasi matriks pengukuran dengan menggunakan metode *Gradient-Based Minimization* yang dapat meningkatkan kualitas rekonstruksi dengan menurunkan nilai koherensi matriks pengukuran dan dilakukan simulasi pengolahan citra SAR buatan pada target jaang. Hasil menunjukkan bahwa terdapat perbaikan hasil rekonstruksi antara setelah dan sebelum optimasi matriks pengukuran kondisi *noise-free* dengan parameter PSNR sebesar 10 dB. Sedangkan pada kondisi noise, terjadi perbaikan nilai yang signifikan pada derau yang tinggi pada nilai SNR di bawah 30 dB.

**Kata kunci:** Optimasi matriks pengukuran, *Compressed Sensing*, SAR, *Gradient-Based Minimization*

**ABSTRACT** – *Compressed Sensing* (CS) theory has been used to improve the quality of synthetic aperture radar (SAR) image, which has several characteristics such as radar signal that is fired with huge power, the raw data stored in large quantities and there are the emergence of side lobe problems that reduce the image quality on the conventional method based on match filter. CS is a new paradigm to reconstruct the SAR signal with a few numbers of samples without using the function of the match filter on SAR system and reduce sidelobes. This paper discussed the artificial simulated CS based SAR image processing on the selected sparse targets and optimization methods of measurement matrix using *Gradient -Based Minimization* that can improve the quality of reconstruction by lowering the value of a coherence measurement matrix. The results showed that there were improvements in the reconstruction results before and after optimization of the measurement matrix noise-free condition with the parameter PSNR of 10 dB. While the noise conditions, improvements of significant value in a high noise on SNR values below 30 dB.

**Keywords:** Optimization, Measurement Matrix, Compressed Sensing, SAR, Gradient-Based Minimization

## 1. PENDAHULUAN

*Synthetic aperture radar* (SAR) adalah sebuah teknologi PJ yang dapat memproduksi citra dengan resolusi yang tinggi terhadap sebuah objek tanpa bergantung dengan waktu akuisisi, jarak dan cuaca. Hal itu menyebabkan tingginya laju akuisisi, besarnya volume data mentah, besarnya daya yang harus digunakan dan dibutuhkannya filter yang cocok (*Match Filter*). (Cumming dan Wong, 2005; Curlander dan McDonough, 1991). Sebagian besar citra SAR memiliki karakteristik jarang atau dapat dilakukan kompresi pada basis tertentu. Oleh karena itu, permasalahan pencitraan SAR sangat mungkin diatasi dengan menggunakan metode *Compressed sensing* (CS). CS adalah sebuah paradigma baru dalam pengolahan sinyal, sampling dan penginderaan yang saat ini sedang berkembang pesat yang mampu menjawab permasalahan tersebut. Metode CS memungkinkan rekonstruksi secara baik suatu sinyal pantul SAR hanya dari sejumlah kecil dari samplingnya dibawah syarat Shannon-Nyquist. (Candes dkk., 2006; Candes dan Tao, 2006)

Terdapat 3 tahap framework untuk melakukan metode CS yaitu pertama, menemukan sifat kejarangan dari sinyal, kemudian membuat matriks pengukuran dengan jumlah sampling rendah dan terakhir menggunakan algoritma CS untuk merekonstruksi sinyal tersebut (Candes dan Wakin, 2008). (Baraniuk dan Steeghs, 2007) melakukan penelitian penerapan CS pada sinyal SAR .

Meskipun kejarangan adalah persyaratan penting, tapi itu tidak cukup untuk keberhasilan rekonstruksi sinyal. Sejauh ini, para peneliti menyadari bahwa untuk mencapai rekonstruksi yang stabil,  $\Phi$  disyaratkan

untuk memiliki sifat tertentu yaitu terkait mutual coherence. Matriks pengukuran  $\Phi$  harus memiliki sifat incoherent dengan matriks sparsity  $\Psi$ . Artinya, harus ada kolerasi antara setiap perbedaan pasangan kedua matriks ini yang mendekati matriks orthogonalnya. Dapat direpresentasikan dimana  $D$  adalah mutual coherence dari matriks pengukuran  $\Phi$  dan matriks sparsity  $\Psi$ , dimana  $D = \Phi\Psi$ . Semakin besar perbedaan basis antara matriks  $D$ , semakin kecilnya tingkat mutual coherence-nya. Artinya, semakin kecil tingkat mutual coherence, maka akan semakin tinggi kualitas rekonstruksi sinyal asli (Abolghasemi dkk., 2012).

Pada penelitian ini, akan dilakukan sebuah optimasi matriks pengukuran  $\Phi$ , dengan menggunakan metode gradient-based untuk mengurangi tingkat mutual coherence pada matriks  $D$ , sehingga meningkatkan kualitas rekonstruksi pada pencitraan data SAR dengan menggunakan parameter RMSE dan PSNR.

## 2. SYNTHETIC APERTURE RADAR DENGAN COMPRESSED SENSING

### 2.1 Model Sinyal SAR

Citra SAR dapat dihasilkan dengan mengolah sinyal pantulan dari target pada arah *range* dan *azimuth* (*cross range*). Koordinat arah *range* diperoleh dengan kompresi pulsa (*pulse compression*) dari sinyal chirp, sedangkan koordinat arah *azimuth* diterima melalui antena SAR yang dibentuk oleh gerakan platform. Resolusi *range* ditentukan oleh lebar *bandwidth* dari sinyal, sedangkan panjang antena radar menentukan resolusi pada arah *azimuth* dari sebuah citra. Jadi, semakin panjang antena, semakin tinggi resolusi dari arah ini. (Cumming dan Wong, 2005; Wang, 2008)

Sinyal pantul radar yang diterima oleh antena SAR adalah sinyal satu dimensi, berupa tegangan dengan fungsi waktu pada arah *range*. Tiap sinyal yang diterima merepresentasikan echo dari target di permukaan bumi setiap periode *pulse* pada arah *range*. Sinyal pantul (*echo*) dari suatu objek target dengan jumlah  $K$  dengan koefisien reflektivitas  $\sigma_k$  pada jarak *range*  $R_k$  merupakan penjumlahan dari sinyal pantul yang mengalami ketertundaan (delay)  $\tau$ . Untuk menjadikan sinyal SAR menjadi sinyal dua dimensi, sinyal radar satu dimensi pada arah *range* direkam kemudian dikumpulkan sejalan dengan arah pergerakan antena (arah *azimuth*). Posisi radar didefinisikan searah *path* penerbangan atau *axisy* dengan *index*  $\eta_i$  dengan  $i = 1, \dots, N_a$ . Di mana,  $N_a$  adalah jumlah keseluruhan *sampling* arah *azimuth* sepanjang aperture sintesis  $L_s$ . Maka, sinyal dapat didefinisikan dalam bentuk diskret:

$$s_{RT}(t_n, \eta_i) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \omega_k e^{-j4\pi f_0 \frac{R_{\eta_i k}}{c} + j\pi K_r \left(t_n - \frac{2R_{\eta_i k}}{c}\right)^2} \dots\dots\dots(1)$$

Di mana  $\omega_k = \left| \omega \left(t_n - \frac{2R_{\eta_i k}}{c}\right) \right|^2$  dan  $\phi_k(t_n, \eta_i) = -4\pi f_0 \frac{R_{\eta_i k}}{c} + \pi K_r \left(t_n - \frac{2R_{\eta_i k}}{c}\right)^2$ ,  $\tau_{\eta_i k} = 2R_{\eta_i k}/c$  adalah waktu delay echo untuk setiap target,  $\sigma_k$  koefisien reflected pada lokasi radar  $\eta_i$  dan  $R_{\eta_i k}$  adalah jarak (*range*) antara sistem radar pada ketinggian  $h$  dan tiap target pada posisi  $(x_k, y_k)$ , sehingga dapat diformulasikan dengan rumus berikut:

$$R_{\eta_i k} = \sqrt{(\eta_i^2 - y_k^2) + (h^2 + (X_c + x_k)^2)} \dots\dots\dots(2)$$

### 2.2 Model linear pengukuran SAR

Pemodelan sinyal SAR secara linear untuk mendapatkan target *sparse* pada domain tertentu atau dengan basis matriks tertentu yang dibentuk dari *reflected signal* dari target tersebut. Diasumsikan sebuah koefisien *reflected*  $\sigma_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  ( $N = N_a \times N_r$ ) adalah nilai koefisien dari sebuah target radar dengan panjang koefisien sejumlah  $K$  non-zero di mana  $K \ll N$ ,  $N_a$  merupakan jumlah *sampling* pada arah *azimuth* dan  $N_r$  adalah jumlah *sampling* pada arah *range*. Koefisien  $\sigma$  menunjukkan magnitude dari *reflected signal*. Persamaan vektor  $S_{RT}$  sinyal *echo* SAR di atas dapat disederhanakan dalam bentuk persamaan model linear seperti di bawah ini (Weidkk., 2010).

$$S_{RT} = \Psi_k^T \alpha + \sigma \dots\dots\dots(3)$$

Dimana  $\Psi_k^T = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_K]^T$ ,  $\Psi_i(t_n, \eta_i) = \omega_i e^{-j\phi_k(t_n, \eta_i)}$ ,  $i = 1, 2, \dots, K$  (Indeks sejumlah target  $K$ ),  $t_n = 1, 2, \dots, N_r$ ,  $\eta_i = 1, 2, \dots, N_a$

### 2.3 Model Sampling Rendah dan Rekonstruksi pada SAR

Sampling rendah pada sinyal SAR diformulasikan seperti pemodelan matriks pengukuran pada teori *compressed sensing* (Candes dkk., 2006) yaitu:

$$y = \Phi S_{RT} = \Phi (\Psi_k^T \alpha + \sigma) \dots \dots \dots (4)$$

Dimana,  $\Phi$  adalah *matriks pengukur* dengan yang berukuran  $M \times N$ , dan  $S_{RT}$  adalah representasi sinyal SAR. Tantangan yang muncul selanjutnya adalah bagaimana merekonstruksi target  $\alpha$  dengan informasi yang terbatas  $y$  menggunakan algoritma *basis pursuit* (Candes dan Tao, 2006; Donoho, 2006), *greedy pursuit* (Donoho, 2006; Tropp dan Gilbert, 2007) atau *bayesian compressive sensing* (Jidkk., 2008).

## 3. OPTIMASI MATRIKS PENGUKURAN

### 3.1 Mutual Coherence

Koherensi menggambarkan tingkat keserupaan kedua komponen dari *matriks pengukuran*  $\Phi$  dan *matriks sparsity*  $\Psi$ , dimana  $D = \Phi\Psi$ . Matrik pengukuran  $\Phi$  harus memiliki sifat incoherent dengan  $\Psi$ . Artinya, harus ada kolerasi antara setiap perbedaan pasangan kedua matriks ini yang mendekati matriks orthogonalnya. Semakin besar perbedaan basis antara matriks  $D$ , semakin kecilnya tingkat *mutual coherence*-nya. Artinya, semakin kecil tingkat *mutual coherence*, maka akan semakin tinggi kualitas rekonstruksi sinyal asli (Abolghasemi dkk., 2012).

Pengukuran koherensi yang baik antara kedua matriks tersebut dapat diperoleh dengan mengacu pada definisi *mutual coherence* (Donoho dan Elad, 2003; Donoho dan Stark, 1989) yang telah disampaikan oleh percobaan Elad (Elad, 2007) yang mana:

$$\mu_{max}(D) = \max_{i \neq j, 1 \leq i, j \leq m} \left\{ \frac{|d_i^T d_j|}{\|d_i\|_2 \cdot \|d_j\|_2} \right\} \dots \dots \dots (5)$$

Dimana,  $i$  dan  $j$  adalah basis elemen-elemen dari kolom matriks  $D$  dengan memenuhi syarat:

$$1/\sqrt{N} \leq \mu(\Phi, \Psi) \leq 1 \dots \dots \dots (6)$$

Nilai koherensi kecil jika keduanya berbeda dan akan bernilai satu jika keduanya identik.

### 3.2 Metode Gradient-Based Minimization

Matrik  $D$  yang diinginkan memiliki  $\mu_{mx}$  yang bernilai kecil. Penjelasan lain mengenai  $\mu_{mx}$  yaitu dapat diperoleh dengan mengacu pada *Gram matrix*  $\tilde{G} = \tilde{D}^T \tilde{D}$ , yang mana  $\tilde{D}$  adalah normalisasi kolom matrik  $D$ . Matrik  $G$  yang diharapkan memiliki nilai absolut dari elemen *off-diagonal* yang mendekati nol dan elemen diagonal yang sama dengan satu, atau dengan kata lain bahwa *Gram matrix* mendekati dengan matriks identitas. Metode meminimalkan perbedaan antara *Gram matrix* dan matriks identitas dituliskan sebagai berikut :

$$\min_G \|G - I\|_F^2 \dots \dots \dots (7)$$

Di mana,  $\|\cdot\|_F^2$  menandakan *Frobenius norm* dan  $I$  adalah matriks identitas. Metode (Abolghasemi dkk., 2012) mampu untuk mengurangi tingkat koherensi dari matriks  $\Phi$ . Namun, pada penelitian lebih lanjut mengungkapkan bahwa matriks identitas di dalam tujuan Persamaan (7) memiliki kendala yang sangat ketat, dan *Gram matrix* dapat dikatakan sama dengan  $I$  jika matriks elemennya  $= m$ . Di mana  $p$  adalah jumlah elemen baris dari matriks  $G$  dan  $m$  adalah jumlah elemen baris dari kolomnya.

Pada penelitian (Donoho dan Stark, 1989) menjelaskan bahwa untuk mengoptimasi matriks  $\Phi$ , tidak harus ada hubungannya dengan matriks identitas, tapi dengan melakukan *update* di dalam matriks  $\Phi$  dengan suatu algoritma. Dalam penelitian lainnya, dijelaskan bahwa untuk mendapatkan nilai koherensi yang kecil harus berdasarkan dari *equiangular tight frame (ETF) design*. Yang merupakan *special-type* dari *Grassmannian frames*. *Tight frame* merupakan generalisasi dari basis orthonormal. Di dalam basis orthonormal, semua vektor memiliki unit *norm* dan mereka saling tegak lurus satu sama lain. Setiap orthonormal basis merupakan *equiangular* dan menyebabkan setiap pasangan vektor yang berbeda memiliki *inner product*

yang bernilai *zero* (Donoho dan Elad, 2003; Elad, 2007). Perlu dicatat bahwa, kemungkinan terkecil absolut *inner product* dengan  $p < m$  untuk setiap pasangan vektor dalam *equiangular tight frame* adalah

$$\mu_E = \sqrt{\frac{m-p}{p(m-1)}} \dots\dots\dots(8)$$

Di mana,  $m$  adalah jumlah baris dari matriks  $D$  dan  $p$  adalah jumlah kolom dari matriks  $D$ . Persamaan (12) juga menunjukkan bahwa capaian mutual coherence dari matriks  $D$ . Artinya, matriks  $D$  dapat dikatakan *equiangular tight frame* (ETF) jika gram matrix-nya memiliki elemen diagonal dan *off-diagonal* sama dengan

$$\tilde{g}_{ij} = \begin{cases} \pm \sqrt{\frac{m-p}{p(m-1)}}, & \text{for } i \neq j \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots(9)$$

Permasalahannya adalah di mana untuk mendapatkan *measurement matriks*  $\Phi$  yang memiliki nilai koherensi yang kecil pada dimensinya  $p < m$  dengan matriks  $\Psi$  yang tetap, nilai matriksnya harus mendekati kondisi ETF. Dalam matematisnya, nilai matriks  $D = \Phi\Psi$  harus memenuhi syarat ETF dengan nilai minimum sebanyak  $\mu_E$ .

Seperti yang dijelaskan sebelumnya, hal tersulit adalah tidak adanya yang bisa menjamin bahwa untuk menemukan matriks  $\Phi$  yang nantinya untuk menemukan matriks  $D$  dengan dengan nilai koherensinya sama dengan  $\mu_E$ . “*It is not always possible to find a matrix  $\Phi$  with a Gram matrix lying in the set  $\mathcal{H}_{\mu_E}$* ” (Donoho dan Stark, 1989). Artinya, sangat sulit untuk menemukan matriks  $G$ , dimana  $G = D^T D$  yang nilai koherensinya mendekati bentuk ideal ETF (matriks  $\mathcal{H}_{\mu_E}$ ). Hal itu sebabkan karena 2 alasan: 1. Berhadapan dengan dimensi yang berubah-ubah dan tidak selalu  $m \leq p(p + 1)/2$ . Kemudian 2. Terkendala oleh matriks  $\Psi$  yang bernilai tetap (Donoho dan Stark, 1989). Pada penelitian tersebut dijelaskan bahwa, untuk mengoptimalkan matriks  $\Phi$  dan memiliki *Gram matrix* yang serupa matriks ideal ETF maka syarat nilai *threshold*-nya harus  $\mu \geq \mu_E$ .

Untuk menemukan solusi alternatif dari matriks  $G$  hingga mendekati batas ideal ETF (matriks  $H$ ), dalam penelitian (Donoho dan Stark, 1989), mendefinisikan solusi *minimization problem* yaitu:

$$\min_{\Phi \in \mathcal{H}_{\mu}} \|\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H\|_F^2 \dots\dots\dots(10)$$

Metode untuk menemukan matriks dengan koherensi yang kecil dapat dicari dengan menggunakan pendekatan  $\mu$  sebagai variabel bebas (yang dapat diubah-ubah). Kemudian langkah selanjutnya adalah menggunakan algoritma *alternating minimization* untuk menemukan  $\Phi$  yang diinginkan (*mutual coherence*-nya kecil) dengan cara melakukan update terhadap matriks  $\Phi$  dan matriks  $H$  seperti yang dijelaskan pada Gambar 1.

```

Input: Representasi Sparse matrix  $\Psi$  dengan parameter SAR
Stepsize  $\beta$  yang nilainya sesuai dengan referensi
threshold  $\mu$ , di mana  $\mu = \mu E$ 
Iterasi  $l, k$ 
Output: Measurement matrix  $\Phi$ 
begin:
  inisiasi matriks  $\Phi$  dengan random Gaussian
  inisiasi  $H$  dengan matriks identitas
  for  $l=1$  to  $L$  do
     $G = \Psi^T \Phi^T \Phi \Psi$ 

    update  $H$ :
    for all  $i \neq j$  do
      if  $|g(i, j)| \leq \mu$ 
         $h(i, j) = g(i, j)$ 
      else
         $h(i, j) = \mu * \text{sign}\{g(i, j)\}$ 
      end
    end

    update  $\Phi$ :
    for  $k=1$  to  $K$  do
       $\Phi = \Phi - \beta \Phi \Psi (\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H) \Psi^T$ 
    end
  end
end
end

```

Gambar 1. Algoritma Gradient-Based Minimization

- *Updating matrix  $\Phi$*

Dibentuk persamaan matriks  $\Phi$  dengan metode *gradient descent* untuk melakukan *minimize* dari Persamaan (3.9) yang memiliki matriks  $H$  bernilai tetap, yaitu:

$$J = \|\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H\|_F^2 \dots\dots\dots(11)$$

Untuk menerapkan metode ini untuk semua elemen matriks  $\Phi$ , dilakukan pencarian *gradient* dari matriks  $\Phi$  di mana matriks  $H$  bernilai tetap, persamaannya yaitu:

$$\frac{\partial J}{\partial \Phi} = \frac{\partial}{\partial \Phi} \text{Tr}\{(\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H)^T (\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H)\} \dots\dots\dots(12)$$

Di mana,  $\text{Tr}\{.\}$  adalah fungsi matriks *trace operation*. Kemudian persamaan (12) disederhanakan menjadi:

$$\frac{\partial J}{\partial \Phi} = 4\Phi \Psi (\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi - H) \Psi^T \dots\dots\dots(13)$$

Persamaan dalam bentuk iterasi yaitu:

$$\Phi_{(k+1)} = \Phi_{(k)} - \beta \Phi_{(k)} \Psi (\Psi^T \Phi_{(k)}^T \Phi_{(k)} \Psi - H) \Psi^T \dots\dots\dots(14)$$

Di mana  $k$  adalah jumlah iterasi dan  $\beta = 4\eta$ , yang berupa vektor *scalar* yang bernilai tetap. Setelah melakukan *update* terhadap matriks  $\Phi$ , langkah selanjutnya adalah melakukan *update* terhadap matriks  $H$ .

- *Updating matrix  $H$*

Untuk memiliki nilai koheren yang kecil antara matriks  $\Phi$  dan matriks  $\Psi$ , diberlakukannya *upper limit* pada elemen dari off-diagonal matriks  $G (\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi)$ . Hal ini dilakukan ketika melakukan *update* terhadap matriks  $H$ , berdasarkan pada threshold  $\mu$  yang ditentukan. Pada kenyataannya, matriks  $H$  yang paling dekat dengan matriks  $G (\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi)$ , dalam istilah frobenius norm, memiliki pola signum yang serupa. Solusinya dapat dijelaskan dengan sederhana sebagai matriks yang memiliki elemen diagonal dan off-diagonal-nya yaitu (Abolghasemidkk., 2012):

$$\forall i, j, i \neq j : h_{ij} = \begin{cases} g_{ij}, & \text{for } i \neq j \\ \mu \cdot \text{sign}(g_{ij}), & \text{otherwise} \end{cases} \dots \dots \dots (15)$$

Di mana,  $g_{ij}$  adalah elemen-elemen baris dan kolom dari matriks  $G = \Psi^T \Phi^T \Phi \Psi$  dan  $\mu$  adalah mutual coherence yang diinginkan yang dapat didefinisikan sendiri. Seperti pada metode *element-wishscheme*, pada *updating* matriks  $H$  menjamin bahwa pada proses *updating* matriks  $\Phi$  yang selanjutnya, elemen dengan koherensinya bernilai tinggi, akan secara intensif dibatasi (Abolghasemi dkk., 2012).

#### 4. ANALISIS DAN HASIL

Penelitian dilakukan dengan menggunakan data mentah SAR buatan dari sebuah target jarang sebanyak  $K = 5$  titik dengan dimensi  $31 \times 31$  pixel. Citra ini merepresentasikan target yang ingin ditangkap oleh sensor SAR dan satu pixel mewakili satu meter luas permukaan dalam domain spatial. Sehingga menghasilkan data mentah yang mendekati hasil yang ditangkap oleh sensor SAR dengan dimensi  $N_a \times N_r$  sama dengan  $96 \times 126$ , di mana,  $N_a$  adalah panjang sinyal di arah azimuth sepanjang aperture sintesis  $L_s$  dan  $N_r$  adalah panjang sinyal yang diterima pada arah range. Kemudian dilakukan pengukuran matriks dengan  $\Phi$  random Gaussian dengan variasi jumlah sampling ( $M$ ) antara 33 sampai 37.

Terdapat 3 eksperimen untuk membuktikan efektifitas dari metoda diatas dengan alat ukur kualitatif berupa hasil citra dan kuantitatif berupa RMSE dan PSNR yaitu: (1) Perbandingan hasil rekonstruksi citra pada sebelum dan setelah optimasi pada kondisi target citra tanpa derau (*noise free*) dan kondisi derau dengan variasi nilai SNR (5 dB, 10 dB, 20 dB, 30 dB dan 40 dB). (2) Ratio Kompresi dari hasil rata-rata sampling ( $M = 33 \sim 47$ ). (3) Perbandingan antara metode konvensional SAR (RDA) dengan full sampling, metode CS sebelum dan setelah optimasi pada kondisi tanpa derau.

Pada metode optimasi terhadap measurement matrix  $\Phi$ , (Abolghasemi dkk., 2012). melakukan *updating* matriks  $\Phi$  dan *updating* matriks  $H$ , nilai yang ditetapkan dari distribusi off-diagonal element ( $\mu$ ) yang harus memenuhi syarat ETF ( $\mu_E$ ) yang mana  $\mu \geq \mu_E$  di mana, nilai  $\mu_E$  ditetapkan dari Persamaan (8)

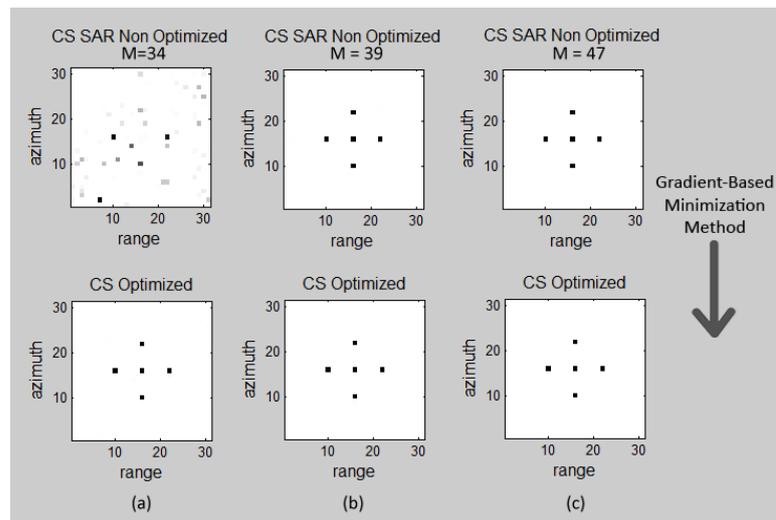
Nilai  $\mu_E$  diperoleh dari perhitungan dimensi matriks  $D$ , di mana matriks  $D = \Phi \Psi$ . Jika matriks  $\Psi$  berdimensi tetap, yaitu  $12096 \times 961$  pada penelitian (Arief dkk., 2015), maka variabel yang dapat diubah yaitu jumlah sampling pada measurement matrix  $\Phi$ . Diambil salah satu  $M$ -sampling dari data yang diuji yaitu  $M = 39$  untuk mencari dimensi dari matriks  $D$ , yang mana setelah dikalkulasi, matriks  $D$  memiliki dimensi  $40 \times 961$ . Kemudian dilakukan perhitungan dalam Persamaan (6), yaitu:  $\mu_E = 0,16$ . Artinya, nilai threshold dari distribusi off-diagonal element ( $\mu$ ) harus memenuhi syarat  $\mu \geq \mu_E$ . Dalam penelitian ini, diambil *threshold* sebesar 0.2.

Di bawah ini diperoleh beberapa hasil penelitian dari beberapa eksperimen sebagai berikut:

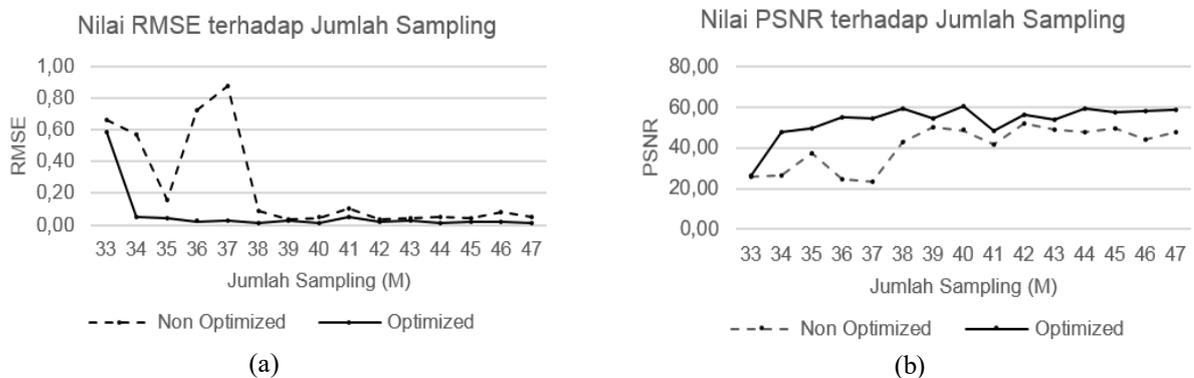
- *Target Citra dengan Noise-Free*

Citra hasil rekonstruksi tanpa optimasi dengan jumlah *sampling* rendah ( $M = 34$ ) belum dapat menghasilkan citra yang eksak atau mendekati dengan citra aslinya. Namun, jika setelah dioptimasi, citra hasil rekonstruksi bisa menghasilkan kualitas yang lebih baik dibandingkan sebelum optimasi, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.

Kemudian, jumlah sampling pada kondisi  $M = 39$  dan pada kondisi sampling yang tinggi  $M = 47$ , citra hasil rekonstruksi tanpa optimasi, dapat menghasilkan citra yang eksak atau mendekati dengan citra aslinya dan jika setelah dioptimasi pun, hasilnya menjadi lebih baik (walaupun sedikit terlihat secara kualitatif) seperti yang ditampilkan pada Gambar 3(b) dan 3(c).



**Gambar 2.** Hasil Pengujian Kualitatif Rekonstruksi Citra tanpa Derau

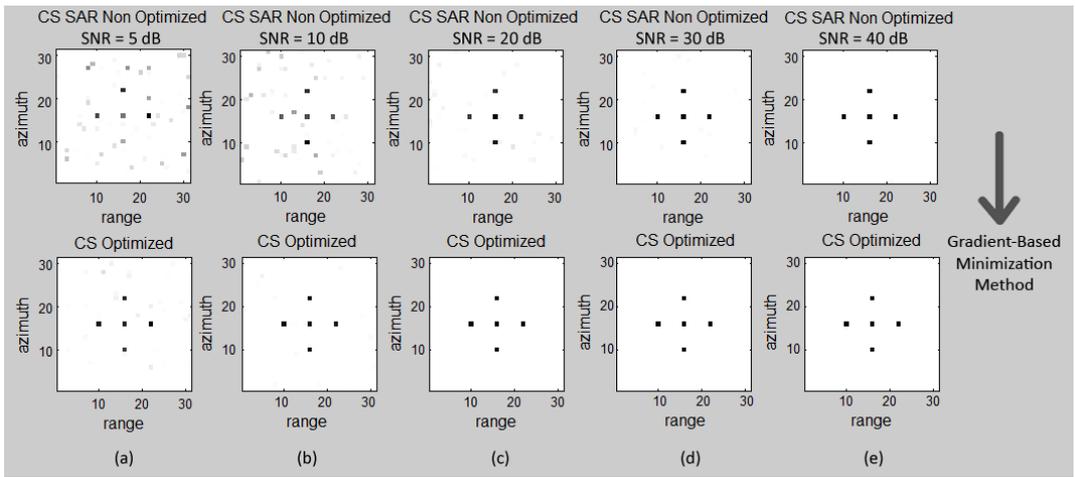


**Gambar3.** HasilPengujianKuantitatif (a) RMSE dan (b) PSNR dalam [dB] TerhadapJumlah Sampling tanpa Derau

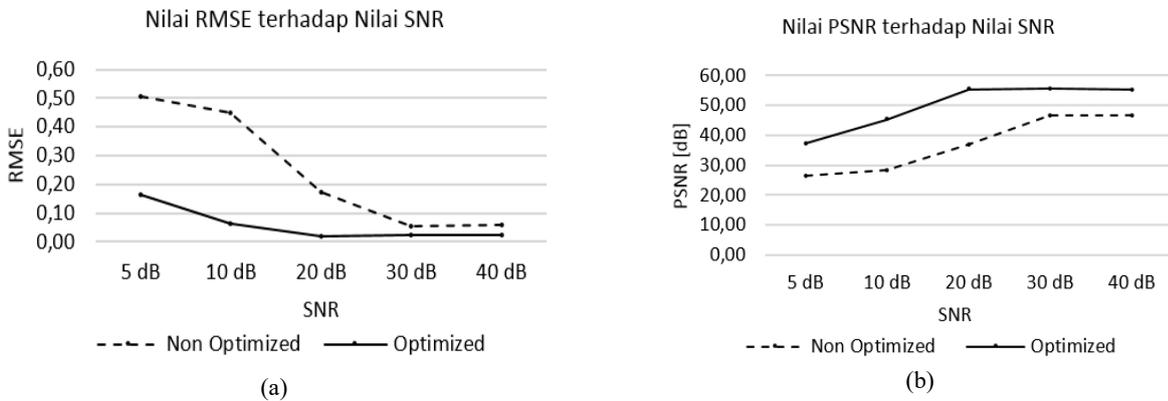
Alat ukur yang digunakan selanjutnya adalah RMSE dan PSNR untuk mengukur perbandingan kualitas citra asli dan hasil rekonstruksi yang dihasilkan ditampilkan pada gambar 3. Hasil menunjukkan bahwa metode optimasi *measurement matrix* lebih baik daripada sebelum optimasi. Perbaikan hasil rekonstruksi setelah optimasi terjadi pada jumlah sampling  $M \leq 38$  ditunjukkan dengan nilai RMSE dan PSNR dari rekonstruksi yang dihasilkan terhadap citra setelah dioptimasi lebih baik dibandingkan sebelum optimasi.

- *Target Citra dengan Derau*

Dalam eksperimen ini, dilakukan penelitian target citra SAR pada kondisi SNR dengan variasi 5, 10, 20, 30 dan 40 dB dengan jumlah *sampling* tetap, yaitu diambil *sampling*  $M = 47$ . Hasil menunjukkan bahwa semakin rendah nilai derau semakin meningkatnya kualitas rekonstruksi citra. Citra terekonstruksi dari sinyal dengan SNR 5dB (Gambar 4a-atas) tanpa optimasi tidak dapat direkonstruksi citra dengan baik, sedangkan hasil rekonstruksi citra setelah optimasi (Gambar 4a-bawah) menghasilkan kualitas yang lebih baik.



Gambar 4. Hasil Pengujian Kualitatif Rekonstruksi Citra (Noise)



Gambar5. HasilPengujianKuantitatif (a) RMSE dan (b) PSNR dalam [dB] TerhadapDerau dengan 5-40dB

Nilai RMSE dan PSNR pada Gambar 5 menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai dari SNR maka akan semakin berkurangnya error (RMSE) dan semakin tingginya nilai PSNR yang diperoleh. Hasil rekonstruksi dengan metode optimasi *measurement matrix* menunjukkan perbaikan nilai yang signifikan pada derau yang tinggi ( $SNR < 30 \text{ dB}$ ). Tetapi sedikit perbaikan nilai pada derau yang rendah ( $SNR > 30 \text{ dB}$ ).

• *Ratio Kompresi*

Pada eksperimen ini dilakukan perhitungan tingkat ratio terhadap proses *sampling* yang telah dioptimasi. Dimana, ukuran citra hasil kompresi yang digunakan adalah banyaknya sampel ( $M$ ) yang sudah diambil, yaitu dengan range antara  $M = 33$  sampai  $M = 47$  dan ukuran citra semula merupakan panjang sinyal ( $N$ ) pada target SAR buatan yaitu dengan dimensi pada arah *azimuth* dan *range* yaitu  $96 \times 126$  pixel atau 12096 pixel yang ditampilkan pada Tabel 1.

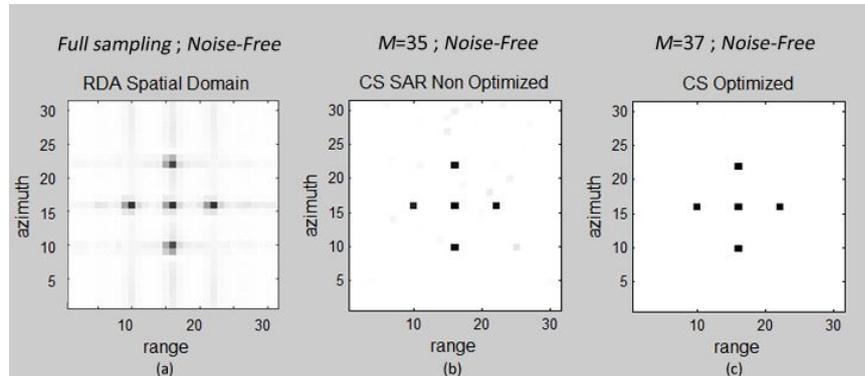
Tabel 1 Ratio Kompresi dari Jumlah Sampling pada  $k=5$

Jumlah Sampling	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47
Ratio Kompresi	0.27 %	0.28 %	0.29 %	0.30 %	0.31 %	0.31 %	0.32 %	0.33 %	0.34 %	0.35 %	0.36 %	0.36 %	0.37 %	0.38 %	0.39 %

Didapatkan hasil yaitu Perhitungan rata-rata sampling yaitu:  $Ratio = \left(\frac{40}{12096} \times 100\%\right) = 0.330688\% \approx 0.33\%$ , hal ini membuktikan dua hal, yaitu: (1) CS melakukan *sampling* pada sinyal dengan tingkat jauh di bawah *Nyquist-rate*, yang mana sinyal yang di-*sampling* tidak harus dua kali panjang sinyal dan mampu menjawab permasalahan tersebut. (2) Hasil ratio sebesar 0.33% pada jumlah target  $K = 5$ , menunjukkan bahwa dengan melakukan *sampling* ( $M$ ) sangat rendah dari jumlah panjang sinyal ( $N$ ) atau dapat dikatakan ratio kompresi yang sangat tinggi, CS mampu melakukan rekonstruksi secara eksak.

- *Perbandingandengan RDA*

Pada eksperimen ini, dilakukan perbandingan hasil rekonstruksi antara kompresi *conventional* yaitu RDA, metode sebelum dan sesudah optimasi. Perbandingan dilakukan dengan parameter kualitatif yaitu seperti yang ditampilkan pada Gambar 6 dan perbandingan dengan parameter kuantitatif ditunjukkan pada Tabel 2.



**Gambar 6.** Gambar Perbandingan Antara Metode (a) RDA (b) CS Sebelum Optimasi, (c) CS Sesudah Optimasi

**Tabel 2** Perbandingan Nilai dengan RDA

Parameter	RDA	Sebelum Optimasi	Setelah Optimasi
RMSE	0.2251	0.1587	0.0409
PSNR [dB]	27.3239	37.476	49.7647

Dari hasil eksperimen terlihat bahwa pada metode RDA dengan *full-sampling* pada Gambar 6 terlihat adanya *side lobe* pada rekonstruksi target titik. Hal ini membuktikan bahwa metode *full-sampling* yang dilakukan pada RDA belum tentu dapat melakukan rekonstruksi secara eksak. Kemudian, jika dibandingkan dengan metode CS dengan algoritma *Basis Pursuit*, hanya dengan mengambil *sampling* sebanyak  $M = 37$ , tanpa optimasi menghasilkan rekonstruksi yang baik walau terlihat beberapa titik titik yang tidak diinginkan seperti pada gambar 6b. Gambar 6c menunjukkan hasil rekonstruksi sesudah optimasi dengan hasil rekonstruksi yang lebih baik.

## 5. KESIMPULAN

Setelah melakukan eksperimen ini dapat disimpulkan bahwa hasil rekonstruksi dengan metode optimasi matrik pengukuran dapat menunjukkan perbaikan nilai yang signifikan pada derau yang tinggi ( $SNR < 30 \text{ dB}$ ). Tetapi sedikit perbaikan nilai pada derau yang rendah ( $SNR > 30 \text{ dB}$ ). Hasil Ratio kompresi pada percobaan ini pada target dengan jumlah  $K = 5 \text{ non zero}$  sebesar 0.33 atau dapat dikatakan memiliki tingkat ratio kompresi yang sangat tinggi. Walaupun begitu, metode CS masih mampu melakukan rekonstruksi secara eksak. Dengan melakukan optimasi terhadap matriks pengukuran, hasil rekonstruksi yang lebih baik dapat diperoleh dibandingkan tanpa optimasi dengan parameter PSNR yang lebih tinggi dan RMSE yang lebih kecil. Kemudian, perbandingan hasil rekonstruksi dengan metode CS lebih baik dibandingkan dengan metode RDA. Hal ini membuktikan bahwa metode CS teroptimasi pada data SAR mampu menghasilkan kualitas citra yang jauh lebih baik dibandingkan metode RDA dan tanpa optimasi serta dapat menjawab permasalahan yang ada pada teknologi SAR, seperti dapat mengurangi *bandwidth* ADC, mengurangi efek *sidelobe* pada pencitraan radar, dapat menghemat daya dan komponen *onboard* sebuah sistem radar dan volume data yang berisikan sinyal SAR menjadi kecil.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abolghasemi, V., Ferdowsi, S., dan Sanei, S., (2012). A gradient-based alternating minimization approach for optimization of the measurement matrix in compressive sensing. *Signal Processing*, 92(4):999–1009. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168411003665>
- Arief, R., Sudiana, D., dan Ramli, K., (2015). A Framework of Synthetic Aperture Radar Imaging Based on Iterative Reweighted Compressed Sensing. *International Journal of Simulation Systems, Science & Technology*, 16(3):151–157.
- Baraniuk, R., dan Steeghs, P., (2007). *Compressive Radar Imaging*. In Proc. IEEE Radar Conf(pp. 128–133).

- Candes, E.J., Romberg, J., dan Tao, T., (2006). Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2):489–509.
- Candes, E.J., dan Tao, T., (2006). Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(12):5406–5425.
- Candes, E.J., dan Wakin, M.B., (2008). An Introduction To Compressive Sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2):21–30.
- Cumming, I.G., dan Wong, F.H., (2005). *Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation*. Artech House. Retrieved from <https://books.google.co.id/books?id=e9xxQgAACAAJ>
- Curlander, J.C., dan McDonough, R.N., (1991). *Synthetic Aperture Radar: Systems and Signal Processing*. Wiley. Retrieved from <https://books.google.co.id/books?id=nM98QgAACAAJ>
- Donoho, D.L., (2006). Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4), 1289–1306.
- Donoho, D.L., dan Elad, M., (2003). *Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via  $\ell_1$  minimization*. Proceedings of the National Academy of Sciences, 100(5):2197–2202. Retrieved from <http://www.pnas.org/content/100/5/2197.abstract>
- Donoho, D.L., dan Stark, P.B., (1989). Uncertainty Principles and Signal Recovery. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 49(3):906–931. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1137/0149053>
- Elad, M., (2007). Optimized Projections for Compressed Sensing. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 55(12):5695–5702.
- Ji, S., Xue, Y., dan Carin, L., (2008). Bayesian Compressive Sensing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56(6):2346–2356. Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4524050>
- Tropp, J.A., dan Gilbert, A.C., (2007). Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 53(12):4655–4666.
- Wang, B.-C. (2008). *Digital signal processing techniques and applications in radar image processing* (Vol. 91). John Wiley & Sons.
- Wei, S.J., Zhang, X.L., Shi, J., dan Xiang, G., (2010). Sparse reconstruction for SAR imaging based on compressed sensing. *Progress In Electromagnetics Research*, 109:63–81. Retrieved from <http://www.jpier.org/PIER/pier.php?paper=10080805>

---

\*) Makalah ini telah diperbaiki sesuai dengan saran dan masukkan pada saat diskusi presentasi ilmiah

## BERITA ACARA PRESENTASI ILMIAH SINAS INDERAJA 2016

Moderator : AyomWidipaminto  
JudulMakalah : Optimasi Matriks Pengukuran dalam Compressed Sensing dengan Menggunakan Metode Gradient-Based Minimization pada Data Synthetic Aperture Radar  
Pemakalah : Rahmat Arief (LAPAN)  
Diskusi :

Pertanyaan: Dr. Dony Kushardono (Pusfatja LAPAN):

Apakah jika menggunakan data SAR sebenarnya hasilnya akan sama dengan data SAR simulasi yang digunakan? Pernahkah uji akurasi dengan data SAR sebenarnya?

Jawaban:

Studi terfokus pada melihat efektivitas metode kompresi dengan menggunakan data SAR Simulasi dan belum diterapkan pada data SAR sebenarnya. Metode dengan menggunakan data SAR Simulasi dilakukan untuk membuktikan bahwa metode ini dapat berfungsi. Metode ini pernah diterapkan pada data RADARSAT-1 dan performanya mendekati metode konvensional dengan adanya Doppler Effect.

Pertanyaan: Ayom Widipaminto (LAPAN):

Apakah sampling yang dilakukanberlakupadasimulasi paper iniatauberlaku juga untuk yang lainnya? Contohnya pada sampling 33 dan 34 serta 36 dan 37 yang terlihat signifikan?

Jawaban:

Pertanyaanakan dijawab di luar forum karena waktu habis.