



TUGAS AKHIR - TF 181801

PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN TEKNIK *SPARSE*

RADHIYAH ULFAH PRATIWI
NRP. 0231164000095

Dosen Pembimbing:
Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri Dan Rekayasa Sistem
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020



TUGAS AKHIR - TF 181801

**PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR
DENGAN TEKNIK *SPARSE***

RADHIYAH ULFAH PRATIWI
NRP. 0231164000095

Dosen Pembimbing:
Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri Dan Rekayasa Sistem
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020

Halaman ini sengaja dikosongkan



FINAL PROJECT - TF 181801

***TRACKING OF UNDERWATER SOURCE USING THE SPARSE
TECHNIQUE***

**RADHIYAH ULFAH PRATIWI
NRP. 02311640000095**

Supervisor:
Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

*Department Of Engineering Physics
Faculty of Industrial Technology and System Engineering
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya
2020*

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini.

Nama : Radhiyah Ulfah Pratiwi
NRP : 02311640000095
Departemen/ Prodi : Teknik Fisika/ S1 Teknik Fisika
Fakultas : Fakultas Teknologi Industri & Rekayasa Sistem (FT-IRS)
Perguruan Tinggi : Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "***PENJEJAKAN (TRACKING) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN TEKNIK SPARSE***" adalah benar karya saya sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat pada Tugas Akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya-benarnya.

Surabaya, 17 Agustus 2020

Yang membuat pernyataan,



Radhiyah Ulfah Pratiwi

NRP. 02311640000095

Halaman ini sengaja dikosongkan

**LEMBAR PENGESAHAN
TUGAS AKHIR**

**PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN
TEKNIK *SPARSE***

Oleh:



Radhiyah Uyah Pratiwi

NRP. 0231164000095

Surabaya,

**Menyetujui,
Pembimbing**



Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

NIP. 19731007 199802 1 001

Mengetahui,

Kepala Departemen

Teknik Fisika FT-IRS ITS



Dr. Suyanto, S.T., M.T.

NIP. 19711113 199512 1 002

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN TEKNIK *SPARSE*

TUGAS AKHIR





Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
pada
Program Studi S-1 Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri & Rekayasa Sistem (FT-IRS)
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

RADHIYAH ULFAH PRATIWI

NRP. 0231164000095

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir:

- | | | |
|--|--|-----------------|
| 1. Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng. |  | (Pembimbing) |
| 2. Ir. Wiratno Argo Asmoro, M.Sc. |  | (Ketua Penguji) |
| 3. Irwansyah, S.T., M.T., M.Phil., Ph.D. |  | (Penguji I) |
| 4. Gunawan Nugroho, S.T., M.T, Ph.D. |  | (Penguji II) |

SURABAYA

2020

Halaman ini sengaja dikosongkan

PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN TEKNIK *SPARSE*

Nama : Radhiyah Ulfah Pratiwi
NRP : 0231164000095
Departemen : Teknik Fisika FT-IRS ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

ABSTRAK

Teknik *sparse* atau yang lebih dikenal dengan *compressed sensing* (CS) merupakan suatu metode yang sering digunakan untuk proses rekonstruksi sinyal. Metode ini dianggap lebih baik dari metode konvensional karena dapat merekonstruksi suatu sinyal dengan jumlah data yang lebih sedikit. Ada banyak algoritma yang dapat digunakan untuk rekonstruksi sinyal dengan menggunakan metode CS, di antaranya adalah *l_1 -minimization* dan *orthogonal matching pursuit* (OMP). Dalam tugas akhir ini, kedua algoritma tersebut digunakan untuk rekonstruksi sinyal objek bawah air dan kemudian dibandingkan untuk mengetahui algoritma mana yang lebih baik dalam rekonstruksi sinyal objek bawah air. Perbandingan kedua algoritma tersebut didasarkan pada parameter berupa PSNR dan RMSE terhadap sparsitas. Dari simulasi yang telah dilakukan, diketahui bahwa algoritma *l_1 -minimization* dapat merekonstruksi sinyal hingga sparsitas 40%. Sedangkan algoritma OMP, hanya dapat merekonstruksi sinyal hingga sparsitas 30%. PSNR dan RMSE yang dihasilkan dari algoritma *l_1 -minimization* menunjukkan bahwa algoritma ini memberikan hasil rekonstruksi yang lebih baik dibandingkan OMP untuk sinyal objek bawah air. Selain itu, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa proses penjejukan terbaik adalah pada sudut datang 90° .

Kata Kunci: *l_1 -minimization, orthogonal matching pursuit, rekonstruksi sinyal, sparse*

Halaman ini sengaja dikosongkan

TRACKING OF UNDERWATER SOURCE USING THE SPARSE TECHNIQUE

Name : Radhiyah Ulfah Pratiwi
NRP : 02311640000095
Department : Engineering Physics FT-IRS ITS
Supervisor : Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.

ABSTRACT

The sparse technique or better known as compressed sensing (CS) is a method often used for the signal reconstruction process. This method had considered better than conventional methods because it can reconstruct a signal with a smaller amount of data. Many algorithms had used for signal reconstruction using the CS method, including l_1 -minimization and orthogonal matching pursuit (OMP). In this thesis, the two algorithms were used for signal reconstruction of underwater objects and then compared to find out which algorithm is better for the signal reconstruction of underwater objects. The comparison of the two algorithms had based on parameters in the form of PSNR and RMSE against sparsity. Based on the simulations that had been doing, known that the l_1 -minimization algorithm can reconstruct signal up to 40% sparsity. Whereas, the OMP algorithm can only reconstruct signal up to 30% sparsity. PSNR and RMSE generated from the l_1 -minimization algorithm show that this algorithm provides better reconstruction results than OMP for underwater object signals. Also, the results obtained show that the best tracking process is at an angle of incidence of 90° .

Keywords: *l_1 -minimization, orthogonal matching pursuit, signal reconstruction, sparse*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puja dan puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT. atas rahmat dan ridho-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan laporan tugas akhir yang berjudul :

“PENJEJAKAN (*TRACKING*) SUMBER BUNYI BAWAH AIR DENGAN TEKNIK *SPARSE*”

Tugas akhir ini merupakan salah satu persyaratan akademik yang harus dipenuhi untuk menyelesaikan program studi S-1 Teknik Fisika FT-IRS ITS. Atas terselesaikannya tugas akhir ini, penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Bapak Dr. Suyanto, S.T., M.T. selaku Kepala Departemen Teknik Fisika FT-IRS ITS.
2. Bapak Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng. selaku dosen pembimbing yang memberikan bimbingan dalam pengerjaan tugas akhir kepada penulis.
3. Bapak Dr. Ir. Purwadi Agus Darwito, M.Sc. selaku dosen wali yang telah membantu dan memberikan arahan kepada penulis selama perkuliahan.
4. Segenap Bapak dan Ibu dosen pengajar di Departemen Teknik Fisika FT-IRS ITS yang telah memberikan ilmu selama masa perkuliahan penulis di Teknik Fisika.
5. Orang tua yang selalu memberikan doa serta dukungan baik secara fisik dan psikis selama pengerjaan tugas akhir.
6. Saudara-saudara penulis yang bersedia membantu serta menghibur penulis selama pengerjaan tugas akhir.
7. Teman-teman Teknik Fisika angkatan 2016 atau F51 yang telah menemani dan membantu penulis dalam banyak hal selama masa perkuliahan.
8. Teman-teman penulis yang telah bersedia menjadi tempat penulis untuk berkeluh kesah selama masa perkuliahan dan pengerjaan tugas akhir.
9. Semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan tugas akhir yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Harapan penulis atas terselesaikannya tugas akhir ini adalah laporan tugas akhir yang telah disusun dapat memberikan manfaat kepada penulis serta pembaca

secara khususnya. Akhir kata, penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam proses penyusunan laporan tugas akhir ini. Sehingga, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan agar penulis dapat menjadi lebih baik ke depannya.

Surabaya, 17 Agustus 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
COVER PAGE.....	iii
BEBAS PLAGIASI	v
LEMBAR PENGESAHAN.....	vii
LEMBAR PENGESAHAN.....	ix
ABSTRAK	xi
ABSTRACT.....	xiii
KATA PENGANTAR	xv
DAFTAR ISI.....	xvii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR TABEL.....	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Sistematika Laporan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	5
2.1 Akustik Bawah Air	5
2.2 <i>Hydrophone</i>	6
2.3 <i>Compressed Sensing (CS)</i>	7
2.3.1 Inkoheren.....	9
2.3.2 <i>Sparse</i>	9
2.4 Algoritma <i>Compressed Sensing (CS)</i>	10
2.4.1 <i>l₁-minimization</i>	11

2.4.2	<i>Orthogonal Matching Pursuit (OMP)</i>	12
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		15
3.1	Pengumpulan Data Pelacakan Posisi Sumber Bunyi	16
3.2	Pengolahan Data Menggunakan CS	17
3.3	Identifikasi Kualitas Sinyal Hasil Rekonstruksi	18
3.3.1	<i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	18
3.3.2	<i>Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)</i>	19
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		21
4.1	Validasi Algoritma Rekonstruksi dengan Sinyal Sinus	23
4.2	Hasil Rekonstruksi Sinyal Objek Bawah Air	26
BAB V KESIMPULAN		45
DAFTAR PUSTAKA		47
LAMPIRAN		49
BIODATA PENULIS		53

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ilustrasi metode CS (Milinković & Petrić, 2018).....	8
Gambar 2. 2 Ilustrasi matriks <i>sparse</i>	9
Gambar 3. 1 Diagram alir penelitian	15
Gambar 3. 2 Ilustrasi 3D kolam penelitian (Rahman, 2016).....	16
Gambar 3. 3 Skenario pelacakan posisi sumber bunyi diskrit dengan lintasan setengah lingkaran (Rahman, 2016).....	16
Gambar 4. 1 Visualisasi sinyal objek bawah air: (a) Domain waktu dan (b) Domain frekuensi.....	21
Gambar 4. 2 Matriks pengukuran <i>random</i>	22
Gambar 4. 3 Matriks <i>sparse</i>	22
Gambar 4. 4 Hasil simulasi: (a) Sinyal sinus, (b) Sinyal sinus dengan <i>noise</i> 10 dB, (c) Simulasi FFT untuk sinyal sinus dan (d) Simulasi FFT untuk sinyal sinus dengan <i>noise</i> 10 dB.....	23
Gambar 4. 5 Hasil simulasi rekonstruksi: (a) Sinyal sinus dengan l_1 -minimization, (b) Sinyal sinus dengan <i>noise</i> menggunakan l_1 -minimization, (c) Sinyal sinus dengan OMP, (d) Sinyal sinus dengan <i>noise</i> menggunakan OMP, (e) FFT sinyal sinus dengan l_1 -minimization, (f) FFT sinyal sinus dengan <i>noise</i> menggunakan l_1 -minimization, (g) FFT sinyal sinus dengan OMP dan (h) FFT sinyal sinus dengan <i>noise</i> menggunakan OMP	25
Gambar 4. 6 Hasil simulasi FFT sinyal objek bawah air : (a) Sinyal asli (b) Sinyal rekonstruksi dengan l_1 -minimization dan (c) Sinyal rekonstruksi dengan OMP ..	27
Gambar 4. 7 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 0° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	28
Gambar 4. 8 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 30° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	28

Gambar 4. 9 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 60° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	29
Gambar 4. 10 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 90° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	29
Gambar 4. 11 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 120° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	30
Gambar 4. 12 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 150° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	30
Gambar 4. 13 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 180° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%	31
Gambar 4. 14 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 0° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	32
Gambar 4. 15 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 30° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	33
Gambar 4. 16 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 60° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	33
Gambar 4. 17 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 90° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	34
Gambar 4. 18 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 120° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	34

Gambar 4. 19 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 150° : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	35
Gambar 4. 20 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 180 derajat : (a) Sinyal <i>sparse</i> saat 10%, (b) Sinyal <i>sparse</i> saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%	35
Gambar 4. 21 Grafik PSNR terhadap sparsitas: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP	40
Gambar 4. 22 Grafik RMSE terhadap sparsitas: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP	41
Gambar 4. 23 Grafik PSNR terhadap sudut datang: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP	42
Gambar 4. 24 Grafik RMSE terhadap sudut datang: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP	43

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Persamaan kecepatan rambat suara yang hanya dipengaruhi oleh kedalaman, temperatur dan salinitas.	6
Tabel 2. 2 Algoritma OMP	12
Tabel 4. 1 Parameter pengukuran kualitas sinyal rekonstruksi	38
Tabel 4. 2 Parameter pengukuran kualitas sinyal rekonstruksi	39

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini, *underwater acoustics* atau akustik bawah air merupakan salah satu bidang ilmu yang masih memerlukan banyak pengembangan. Akustik bawah air merupakan disiplin ilmu yang mempelajari tentang suara di dalam air, umumnya di dalam laut. Akustik bawah air tidak hanya mempelajari tentang perambatan suara di dalam air, namun juga mempelajari tentang bagaimana sinyal suara dapat tidak terdeteksi karena adanya interferensi serta bagaimana pemrosesan sinyal dilakukan untuk memisahkannya dari interferensi tersebut (Kuperman & Roux, 2007). Dengan mempelajari bidang ilmu tersebut, ada banyak penelitian yang dapat dilakukan untuk pengembangan teknologi akustik bawah air. Pengembangan teknologi tersebut dapat digunakan salah satunya dalam bidang pertahanan dan keamanan (hankam), yaitu penggunaan instrumentasi akustik sebagai sistem sonar aktif maupun pasif untuk aplikasi pengawasan dan pelacakan (*tracking*) (Foote, 2008).

Beberapa penelitian mengenai pelacakan bawah air telah banyak dilakukan sebelumnya. Dari beberapa penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa pengambilan data untuk penelitian bawah air dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu pengukuran langsung di laut dan pengukuran secara tidak langsung di laboratorium. Pada praktiknya, pengukuran secara langsung di laut bukanlah hal yang mudah untuk dilakukan. Selain karena membutuhkan alat dan biaya yang tidak sedikit, pengukuran di laut biasanya memberikan hasil yang kurang akurat sebagai akibat dari adanya *loss* saat proses pengiriman data dari sumber menuju ke transduser. Hal tersebut terjadi karena perambatan suara di laut bergantung pada kedalaman, temperatur dan salinitas (Urlick, 1983). Dengan adanya *loss* tersebut, maka sinyal yang diterima oleh transduser tidak sama dengan sinyal dari sumber. Sehingga, penelitian mengenai bagaimana cara agar sinyal yang diterima sama dengan sinyal sumber terus dilakukan. Salah satunya adalah dengan menggunakan teknik *sparse* atau juga dikenal sebagai *compressed sensing*.

Compressed sensing (CS) merupakan suatu metode akuisisi data baru yang lebih unggul jika dibandingkan dengan metode konvensional (Donoho, 2006). Pada metode konvensional, menurut (Nyquist, 1928) dan (Shannon, 1949) diperlukan suatu jumlah minimum data atau sampel agar diperoleh akurasi yang tinggi untuk rekonstruksi yang selanjutnya dikenal dengan teorema Nyquist-Shannon. Berdasarkan teorema tersebut, frekuensi sampel yang diambil adalah dua kali frekuensi sinyal yang diinginkan. Sedangkan pada CS, jumlah sampel dapat lebih sedikit dengan ketentuan sinyal harus inkoheren dan *sparse* (Candès & Wakin, 2008).

Penelitian mengenai pemanfaatan CS di bidang akustik bawah air telah dilakukan sebelumnya oleh (Liana, 2019). Dalam penelitian tersebut, algoritma yang digunakan untuk rekonstruksi sinyal dengan metode CS adalah *l₁-minimization*. Melanjutkan penelitian tersebut, dalam tugas akhir ini akan dilakukan rekonstruksi sinyal dengan metode CS atau *sparse* menggunakan algoritma *l₁-minimization* dan *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP). Hasil yang diperoleh antara keduanya kemudian dibandingkan dengan parameter berupa *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Sehingga, dapat diketahui algoritma yang memiliki performansi yang lebih baik untuk pemrosesan sinyal bawah air dan dapat diketahui pula arah sudut datang terbaik dalam proses penjejakan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dibuat, rumusan masalah untuk tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- a) Seberapa akurat hasil rekonstruksi sinyal teknik *sparse* dengan algoritma *l₁-minimization* untuk pemrosesan sinyal bawah air?
- b) Seberapa akurat hasil rekonstruksi sinyal teknik *sparse* dengan algoritma OMP untuk pemrosesan sinyal bawah air?
- c) Algoritma manakah yang memiliki performansi yang lebih baik dalam rekonstruksi sinyal objek bawah air dengan teknik *sparse*?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dibuat, maka tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- a) Mengetahui keakuratan hasil rekonstruksi sinyal teknik *sparse* dengan algoritma *l_1 -minimization* untuk pemrosesan sinyal bawah air.
- b) Mengetahui keakuratan hasil rekonstruksi sinyal teknik *sparse* dengan algoritma OMP untuk pemrosesan sinyal bawah air.
- c) Mengetahui algoritma yang memiliki performansi yang lebih baik dalam rekonstruksi sinyal objek bawah air dengan teknik *sparse*.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- a) *Compressed Sensing* (CS) digunakan untuk rekonstruksi sinyal teknik *sparse*. Algoritma yang digunakan untuk rekonstruksi sinyal adalah *l_1 -minimization* dan OMP.
- b) Pengambilan data tidak dilakukan di laut, melainkan di kolam penelitian Laboratorium Vibrasi dan Akustik.
- c) Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan oleh Margiasih Putri Liana dan diasumsikan data tersebut sudah valid.
- d) Data diolah dengan menggunakan software Matlab.

1.5 Sistematika Laporan

Laporan ini terdiri dari lima bab. Bab 1 merupakan pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan masalah dan sistematika laporan. Bab 2 merupakan tinjauan pustaka dan dasar teori yang berisi teori-teori yang mendasari atau menunjang penelitian yang dilakukan. Bab 3 merupakan metodologi penelitian yang menjelaskan langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan penelitian. Bab 4 merupakan hasil dan pembahasan yang menjelaskan hasil yang diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan. Bab 5 merupakan kesimpulan yang berisi simpulan dari hasil penelitian yang diperoleh.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Akustik Bawah Air

Akustik dapat diartikan sebagai gelombang suara. Karena gelombang suara dapat merambat di berbagai medium yang berbeda, maka muncul berbagai cabang ilmu akustik dimana salah satunya adalah akustik bawah air yang mempelajari segala sesuatu yang berkaitan dengan gelombang suara yang merambat di medium berupa air.

Di dalam air, kecepatan rambat suara merupakan fungsi dari tekanan ambien (p), temperatur (T) dan salinitas (S). Sehingga, kecepatan rambat suara dapat ditulis sebagai :

$$c = F (p, T, S) \tag{2. 1}$$

Tekanan ambien sendiri merupakan fungsi dari kedalaman. Sehingga secara empiris, kecepatan rambat suara merupakan fungsi dari kedalaman (z), temperatur (T) dan salinitas (S) (Kuperman & Roux, 2007). Maka, persamaan (1) dapat juga ditulis sebagai :

$$c = F (z, T, S) \tag{2. 2}$$

Dengan mengabaikan kecepatan arus laut maupun faktor fisik lain yang mempengaruhinya, terdapat tiga persamaan empiris yang dapat menggambarkan kecepatan rambat suara berdasarkan definisi persamaan (2.2) (Urlick, 1983). Ketiga persamaan tersebut dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 2. 1 Persamaan kecepatan rambat suara yang hanya dipengaruhi oleh kedalaman, temperatur dan salinitas.

Persamaan Empiris Kecepatan Rambat Suara	Persamaan
Leroy	$c = 1492.9 + 3(T-10) - 6 \times 10^{-3}(T-10)^2 + 1.2(S-35) - 10^{-2}(T-18)(S-35) + z/61$
Medwin	$c = 1449.2 + 4.6T - 5.5 \times 10^{-2}T^2 + 2.9 \times 10^{-4}T^3 + (1.34 - 10^{-2})(S-35) + 1.6 \times 10^{-2}z$
Mackenzie	$c = 1448.96 + 4.591T - 5.304 \times 10^{-2}T^2 + 2.374 \times 10^{-4}T^3 + 1.34(S-35) + 1.63 \times 10^{-2}z + 1.675810^{-7}z^2 - 1.025 \times 10^{-2}T(S-35) - 7.139 \times 10^{-13}Tz^3$

2.2 Hydrophone

Transduser merupakan suatu alat yang dapat digunakan untuk mengubah suatu bentuk energi menjadi bentuk energi lainnya. Dalam pengaplikasiannya di bawah air, transduser dapat digunakan dalam sistem sonar aktif maupun pasif sebagai *projector* dan *hydrophone*. Pada sistem sonar aktif, sebuah transduser dapat dimanfaatkan sebagai *projector* sekaligus *hydrophone*. Sedangkan pada sistem sonar pasif maupun untuk pengawasan, transduser cukup dimanfaatkan sebagai *hydrophone* (Sherman & Butler, 2007).

Dalam akustik bawah air, *hydrophone* berperan sebagai penerima atau *receiver*. *Hydrophone* bekerja dengan cara mendeteksi perubahan tekanan suatu sinyal akustik serta kebisingan di bawah air dan kemudian mengubahnya menjadi tegangan dengan nilai yang sebanding dengan tekanan yang diterima (Sherman & Butler, 2007). Dalam penggunaannya, *hydrophone* biasanya dihubungkan dengan *pre-amplifier* untuk mencegah terjadinya *loss* dalam proses penerimaan sinyal. Agar dapat terdeteksi oleh *hydrophone*, besarnya sinyal terkecil yang dibutuhkan adalah sedikit kurang dari atau sama dengan kebisingan laut sekitar.

2.3 *Compressed Sensing (CS)*

Berdasarkan metode konvensional, dalam pemrosesan suatu sinyal terdapat dua tahapan yang dilakukan yaitu tahap akuisisi dan kompresi (Carmi, Mihaylova, & Godsill, 2014). Akuisisi data merupakan suatu proses pengambilan data dan perubahan data yang diperoleh dari sensor menjadi sinyal-sinyal listrik yang kemudian dikonversi dalam bentuk digital agar dapat diolah oleh komputer. Akuisisi data dilakukan dengan berdasarkan pada teorema Nyquist-Shannon, dimana frekuensi pengambilan sampel dilakukan sebanyak dua kali dari frekuensi tertinggi sinyal yang diinginkan atau yang akan direkonstruksi. Setelah diperoleh data yang cukup dan memadai dari tahap akuisisi data, proses yang selanjutnya dilakukan adalah kompresi yang merupakan tahap penghilangan hal-hal yang tidak dibutuhkan atau tidak digunakan. Sehingga dalam pemrosesan sinyal dengan metode konvensional, biasanya dibutuhkan waktu yang lebih lama untuk rekonstruksi sinyal karena perlu melalui tahapan akuisisi dan kompresi. Selain itu, kedua tahap pemrosesan data tersebut sebenarnya memiliki konsep yang berlawanan. Maka, dibutuhkan suatu metode untuk memperoleh data yang lebih sedikit yang dapat digunakan untuk mendapatkan representasi terkompresi (*compressed representation*) dari sinyal yang dicari. Metode ini selanjutnya dikenal sebagai *Compressed Sensing (CS)*.

Compressed Sensing (CS) merupakan suatu metode yang digunakan dalam merekonstruksikan representasi terkompresi dari suatu sinyal dengan menggunakan jumlah data yang terbatas. Secara matematis, metode CS dapat dikatakan sebagai suatu metode untuk membentuk atau memperoleh matriks CS dari suatu sistem persamaan linier dengan menggunakan matriks pengukuran acak. Tujuannya adalah untuk menyelesaikan sistem persamaan linier yang diperoleh dengan menggunakan algoritma optimisasi seperti *l_1 -minimization* dan *greedy algorithm*, dimana sistem persamaan linier tersebut dapat dituliskan sebagai berikut (Milinković & Petrić, 2018):

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ax} \tag{2.3}$$

dengan \mathbf{y} merupakan vektor pengukuran dan A merupakan matriks CS. Sistem persamaan linier pada persamaan (2.3) dapat diperoleh jika matriks pengukuran acak Φ (K, N) diketahui. Matriks Φ (K, N) merupakan himpunan atau kumpulan pengukuran acak yang dipilih dari sinyal f yang memiliki panjang N , dengan K merupakan banyaknya pengukuran yang diambil secara acak. Kemudian, dibentuk suatu vektor pengukuran \mathbf{y} dengan cara mendefinisikannya sebagai berikut :

$$\mathbf{y} = \Phi f \quad (2.4)$$

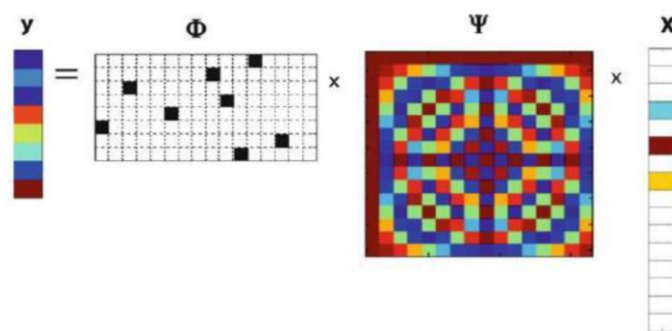
dimana f dalam transformasi domain setara dengan

$$f = \Psi \mathbf{x} \quad (2.5)$$

dengan $\Psi = \Psi(N, N)$ merupakan matriks basis ortogonal. Sehingga, persamaan (2.4) dapat dituliskan sebagai :

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{x} \quad (2.6)$$

$\Phi \Psi$ dapat dilambangkan dengan A . Sehingga, diperoleh sistem persamaan linier akhir seperti pada persamaan (2.3). CS dapat diilustrasikan seperti pada gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Ilustrasi metode CS (Milinković & Petrić, 2018)

Agar CS dapat digunakan untuk merekonstruksi suatu sinyal, maka terdapat dua kondisi yang harus dipenuhi yaitu sinyal tersebut bersifat inkoheren dan *sparse*.

2.3.1 Inkoheren

Jika kondisi inkoheren terpenuhi, maka dapat diasumsikan bahwa sinyal memiliki jumlah sampel yang sangat banyak pada domain aslinya (Milinković & Petrić, 2018). Dengan demikian, dapat diperoleh informasi yang cukup mengenai sinyal tersebut.

2.3.2 Sparse

Sparse atau *sparsity* merupakan suatu kondisi dimana sinyal memiliki sampel *non-zero* dalam jumlah yang sedikit pada domain tertentu (Milinković & Petrić, 2018). Atau dengan kata lain, sinyal tersebut memiliki sampel yang dominan nol. Jika memenuhi kondisi *sparse* ini, maka suatu sinyal dapat dikatakan memiliki koefisien *non-zero* $K \ll N$ dengan K merupakan jumlah komponen atau koefisien sinyal dan N merupakan panjang sinyal.

Dense Matrix										Sparse Matrix									
1	2	31	2	9	7	34	22	11	5	1	.	3	.	9	.	3	.	.	.
11	92	4	3	2	2	3	3	2	1	11	.	4	2	1
3	9	13	8	21	17	4	2	1	4	.	.	1	.	.	.	4	.	1	.
8	32	1	2	34	18	7	78	10	7	8	.	.	.	3	1
9	22	3	9	8	71	12	22	17	3	9	.	.	.	9	.	1	.	17	.
13	21	21	9	2	47	1	81	21	9	13	21	.	9	2	47	1	81	21	9
21	12	53	12	91	24	81	8	91	2	21	12	53	12	91	24	81	8	91	2
61	8	33	82	19	87	16	3	1	55	61	8	33	82	19	87	16	3	1	55
54	4	78	24	18	11	4	2	99	5	54	4	78	24	18	11	4	2	99	5
13	22	32	42	9	15	9	22	1	21	13	22	32	42	9	15	9	22	1	21

Gambar 2. 2 Ilustrasi matriks *sparse* (Python and R Tips, 2018)

Untuk menyelesaikan persamaan (2.3) yang merupakan sistem persamaan linier dengan solusi yang ingin diperoleh dari persamaan tersebut adalah solusi *sparse*, maka terdapat tiga kasus yang memungkinkan yaitu ketika $k > n$, $k = n$ dan $k < n$. Untuk mendapatkan solusi *sparse* vektor \mathbf{x} yang berukuran $n \times 1$ dari persamaan (2.3), maka ditentukan bahwa vektor \mathbf{y} berukuran $k \times 1$ dan matriks A merupakan matriks $k \times n$.

Permasalahan yang paling umum dalam metode CS adalah ketika $k < n$, yang merupakan sistem *underdetermined*. Sehingga pada prinsipnya, akan diperoleh solusi yang tak terbatas. Untuk kasus tersebut, penyelesaian yang paling

umum diajukan adalah dengan menggunakan l_2 -norm minimum. Sehingga, permasalahannya akan menjadi sebagai berikut :

$$\text{minimize } \|x\|_2^2, \text{ subject to } A x = y \quad (2.7)$$

Dengan menggunakan *Lagrange multipliers* dan turunan dalam menyelesaikan permasalahan tersebut, solusi analitis yang mungkin diperoleh adalah sebagai berikut :

$$x = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (2.8)$$

Namun, secara umum, solusi yang diperoleh ini bukan solusi *sparse*.

Dalam sinyal, biasanya dibutuhkan suatu transformasi seperangkat pengukuran y menjadi vektor x yang *sparse*. Setelah itu, vektor x dapat digunakan untuk mereproduksi y secara tepat, atau dalam beberapa aplikasi tertentu cukup sebagai suatu pendekatan. Seperti yang telah dibahas sebelumnya dalam (Giron-Sierra, 2017), hal ini sering terjadi pada kasus dengan *wavelet*, dimana sebagian besar informasi terkandung dalam koefisien x , sedangkan dalam koefisien lainnya dapat diabaikan. Sehingga, mungkin untuk mempertimbangkan suatu pendekatan sebagai berikut :

$$\|Ax - y\| < \varepsilon \quad (2.9)$$

dimana beberapa koefisien dari x diatur menjadi bernilai nol. Hal ini merupakan bentuk pendekatan *sparse* (Giron-Sierra, 2017).

2.4 Algoritma *Compressed Sensing* (CS)

Untuk mencapai tujuan dari metode CS, maka penyelesaian sistem persamaan liniernya dilakukan dengan menggunakan algoritma optimisasi. Saat ini, terdapat beberapa algoritma yang biasa digunakan di antaranya adalah l_1 -minimization yang

merupakan bagian dari *Basis Pursuit* dan *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) yang merupakan bagian dari *iterative greedy algorithm*.

2.4.1 l_1 -minimization

Dalam *Basis Pursuit* (BP), permasalahan yang perlu diselesaikan dapat dituliskan sebagai (Giron-Sierra, 2017) :

$$\text{minimize } \|x\|_1, \text{ subject to } A x = y \quad (2.10)$$

dimana $\|x\|_1$ merupakan *norm*. Oleh karena itu, BP juga dikenal sebagai l_1 -norm atau l_1 -minimization.

Dari persamaan (2.10) tersebut, x dapat direkonstruksi dari y dengan menggunakan optimisasi *convex* (Candès & Tao, 2005). Penyelesaian menggunakan optimisasi *convex* dapat dilakukan dengan menyatakan permasalahan pada persamaan (2.10) ke dalam bentuk program linier (LP) dengan langkah-langkah sebagai berikut (Giron-Sierra, 2017) :

- a. Didefinisikan bahwa

$$\|x\|_1 = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n| \quad (2.11)$$

- b. Untuk memperoleh ekivalensi dari permasalahan pada persamaan (2.10), dapat digunakan variabel tambahan berupa $t_1 + t_2 + \dots + t_n$. Sehingga permasalahannya menjadi

$$\begin{aligned} &\text{minimize } (t_1 + t_2 + \dots + t_n) \\ &\text{subject to } A x = y \text{ and } |x_1| \leq t_1, |x_2| \leq t_2, \dots, |x_n| \leq t_n \end{aligned} \quad (2.12)$$

- c. Setiap pertidaksamaan dapat dinyatakan dalam dua pertidaksamaan. Misalnya $|x_1| \leq t_1$, setara dengan $x_1 \leq t_1$ dan $x_1 \geq -t_1$.
- d. Sehingga, persamaan (2.12) dapat dituliskan ke dalam bentuk yang lebih ringkas sesuai dengan format LP sebagai berikut

$$\begin{aligned}
& \text{minimize } (t_1 + t_2 + \dots + t_n) \\
& \text{subject to } A \mathbf{x} = \mathbf{y} \\
& \quad I_x - I_t \leq 0 \\
& \quad I_x + I_t \geq 0
\end{aligned} \tag{2.13}$$

Algoritma ini merupakan algoritma iteratif yang menemukan solusi \mathbf{x} elemen demi elemen secara berulang selangkah demi selangkah. Proses iterasi akan berhenti apabila telah mencapai keadaan *convex*. Selain itu, diketahui bahwa algoritma ini dapat memberikan solusi paling *sparse* dibandingkan dengan algoritma lainnya (Giron-Sierra, 2017).

2.4.2 Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

Algoritma OMP merupakan bagian dari *Matching Pursuit* (MP). Algoritma ini merupakan algoritma *iterative greedy* yang maksudnya adalah untuk menemukan solusi \mathbf{x} , pendekatan dilakukan secara iteratif selangkah demi selangkah dan pada setiap langkahnya, diambil solusi lokal yang optimum untuk proses selanjutnya. Sehingga, diharapkan pada akhir proses akan diperoleh solusi global yang optimum. Algoritma OMP secara umum dapat dituliskan sebagai berikut (Mourad, Sharkas, & Elsherbeny, 2016).

Tabel 2. 2 Algoritma OMP

$[\mathbf{x}] = \text{OMP}(A, \mathbf{y}, \text{kriteria berhenti})$
Inisialisasi : $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}, \mathcal{T}_0 = \emptyset, k = 0$.
Untuk $k = 1, 2, \dots$, berulang hingga kriteria berhenti terpenuhi.
Tahapan :
1. Identifikasi : $J_k = \max(A^T \mathbf{r}_{k-1} , 1)$
2. Pembaruan <i>support</i> : $\mathcal{T}_k = \mathcal{T}_{k-1} \cup J_k$
3. Pembaruan residu : $\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - A_{\mathcal{T}_k} A_{\mathcal{T}_k}^\dagger \mathbf{y}$
$\mathbf{x} = A_{\mathcal{T}_k}^\dagger \mathbf{y}$

Keterangan :

A = Matriks *sensing*

\mathbf{y} = Vektor pengukuran

\mathbf{r} = Sinyal residu

\mathcal{T} = *Support* aktual dari \mathbf{x}

k = Iterasi

\mathcal{J} = Indeks

$A^\dagger = (A^T A)^{-1} A^T =$ Matriks *pseudo-invers*

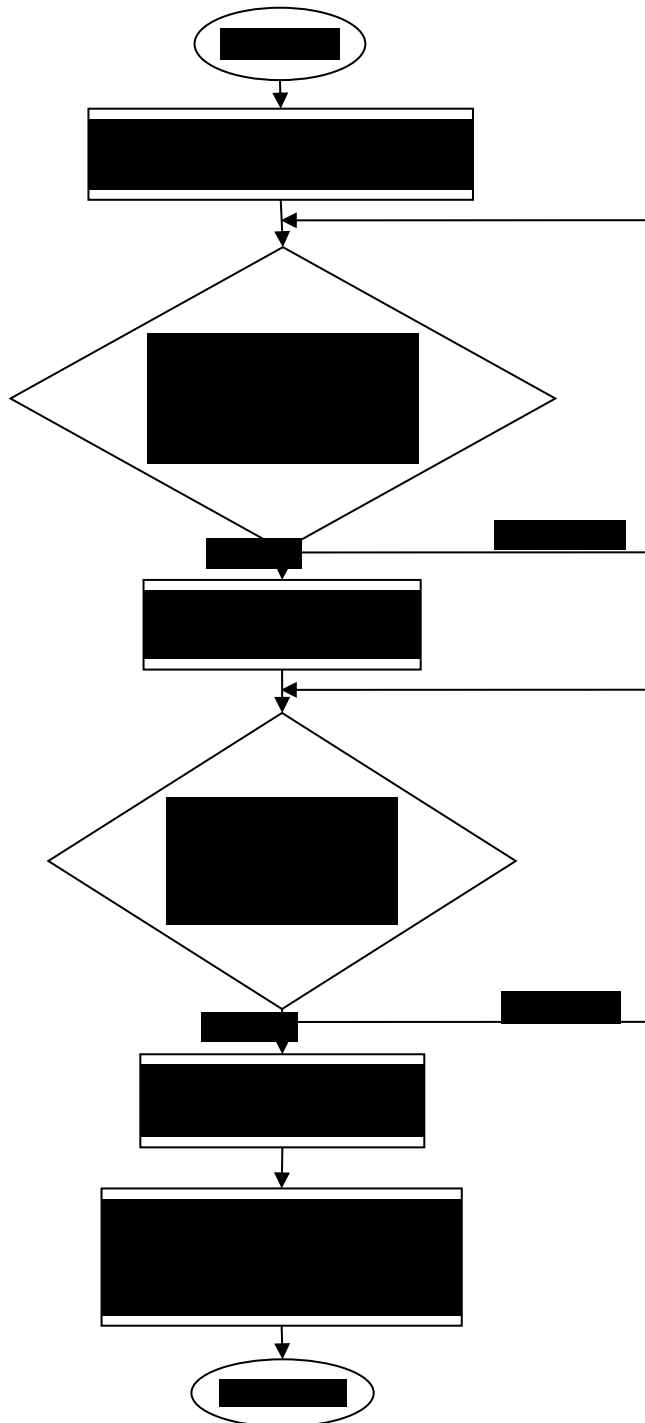
$[\mathbf{x}] = \text{OMP}(A, \mathbf{y}, \text{kriteria berhenti})$ merupakan fungsi pemanggil untuk memperoleh solusi \mathbf{x} dengan menggunakan algoritma OMP pada matlab. A , \mathbf{y} dan kriteria berhenti merupakan parameter masukan dalam OMP. Kriteria berhenti biasanya juga dapat ditulis dengan k . Terdapat dua kondisi yang memungkinkan kriteria berhenti terpenuhi (Mourad, Sharkas, & Elsherbeny, 2016). Kondisi pertama yaitu jika K diketahui, maka $k = K$ dan proses OMP akan berhenti ketika mencapai nilai K . Kondisi lainnya adalah ketika nilai K tidak diketahui, maka proses OMP akan berhenti jika \mathbf{r}_k memenuhi $\|\mathbf{r}_k\| \leq \varepsilon$. Dengan ε merupakan *small number*.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Langkah-langkah yang dilakukan dalam tugas akhir ini dapat dilihat pada diagram alir sebagai berikut.

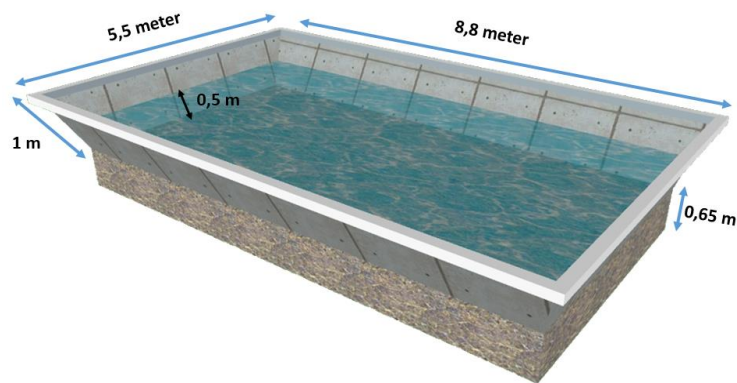


Gambar 3. 1 Diagram alir penelitian

3.1 Pengumpulan Data Pelacakan Posisi Sumber Bunyi

Tugas akhir ini dikerjakan dengan menggunakan data sekunder. Data sekunder yang digunakan merupakan data yang diperoleh dari hasil penelitian yang dilakukan oleh (Liana, 2019). Pada subbab ini, akan dijelaskan secara singkat mengenai proses pengambilan data pada penelitian tersebut.

Pengambilan data untuk pelacakan posisi sumber bunyi dilakukan di kolam penelitian Laboratorium Vibrasi dan Akustik dengan ilustrasi kolam tampak pada gambar 3.2. Sedangkan skenario pengambilan data dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3. 2 Ilustrasi 3D kolam penelitian (Rahman, 2016)

Gambar 3. 3 Skenario pelacakan posisi sumber bunyi diskrit dengan lintasan setengah lingkaran (Rahman, 2016)

Hydrophone diletakkan pada koordinat (450, 250) dan berada pada posisi yang segaris dengan *speaker* bawah air. Sumber bunyi berupa kapal selam dibangkitkan pada lintasan berbentuk setengah lingkaran. Pembangkitan sumber

bunyi tersebut dilakukan secara diskrit dan dengan variasi sudut lintasan sebesar 0° , 30° , 60° , 90° , 120° , 150° dan 180° . Jumlah *hydrophone* yang digunakan adalah sebanyak empat buah dan jarak pisah antara masing-masing *hydrophone* adalah sebesar 30 cm.

Kapal selam diletakkan secara melayang di air kolam sesuai dengan lintasan pada sudut 0° . Kemudian dengan kondisi kapal selam yang diam di tempat, *propeller* dari kapal selam dinyalakan. Dengan dinyalakannya *propeller* tersebut, maka akan dihasilkan suatu bunyi. Bunyi tersebut yang kemudian direkam oleh *hydrophone* selama dua detik. Proses tersebut diulangi untuk masing-masing variasi sudut yang telah ditentukan dan dilakukan pengulangan sebanyak dua kali.

3.2 Pengolahan Data Menggunakan CS

Setelah data berupa audio tersebut diperoleh, langkah selanjutnya adalah mengolah data tersebut dengan metode CS menggunakan *software* Matlab. Berdasarkan (Purnamasari & Suksmono, 2019), terdapat tiga tahap dalam metode CS sebagai berikut :

a. Tahap Transformasi Sparsitas

Secara umum, suatu sinyal biasanya tidak bersifat *sparse* secara alami. Oleh karena itu, perlu dilakukan transformasi sparsitas untuk memperoleh sinyal yang *sparse*. Langkah-langkah dalam transformasi sparsitas adalah sebagai berikut:

1. Membaca sinyal uji atau sinyal asli yang diterima oleh *hydrophone*. Sinyal yang diterima tersebut berukuran $n \times 1$.
2. Transformasi sparsitas dari sinyal asli dilakukan dengan mengalikan sinyal asli dengan matriks orthogonal *Discrete Cosine Transform* (DCT).

b. Tahap Pengambilan Sampel

Langkah-langkah dalam pengambilan sampel adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan sinyal masukan yang bersifat *sparse*.
2. Membangkitkan matriks pengukuran A yang berukuran $k \times n$, dengan k harus lebih kecil dari n.
3. Normalisasi matriks A.

c. Tahap Rekonstruksi Sinyal

Langkah-langkah dalam rekonstruksi sinyal adalah sebagai berikut:

1. Rekonstruksi sinyal dengan menggunakan algoritma l_1 -minimization dan *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP).
2. Invers sinyal dengan menggunakan metode *Invers Discrete Cosine Transform* (IDCT).
3. Normalisasi sinyal asli dan sinyal hasil rekonstruksi untuk perhitungan error.

3.3 Identifikasi Kualitas Sinyal Hasil Rekonstruksi

Dalam mengidentifikasi kualitas atau tingkat kemiripan suatu sinyal hasil rekonstruksi dengan sinyal yang sesungguhnya, terdapat beberapa parameter yang biasa digunakan di antaranya *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR).

3.3.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error atau yang lebih dikenal dengan RMSE merupakan suatu perhitungan yang dapat digunakan untuk mengetahui kualitas dari sinyal hasil rekonstruksi. Perhitungan RMSE dilakukan dengan menghitung nilai akar kuadrat dari rata-rata untuk selisih kuadrat antara sinyal asli yang diukur dan sinyal hasil rekonstruksi pada suatu sinyal dengan ukuran tertentu. Secara matematis, RMSE dapat dituliskan sebagai berikut (Reyes, Hilaire, Paul, & Mecklenbräuer, 2010) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{n-1} [x_{asli}(a, b) - x_{rek}(a, b)]^2} \quad (3.1)$$

dimana :

x_{asli} = Sinyal asli yang diukur.

x_{rek} = Sinyal hasil rekonstruksi.

$m \times n$ = Ukuran dari sinyal x . Dalam tugas akhir ini, ukuran sinyal x merupakan panjang sinyal (N).

Untuk mengetahui kualitas sinyal hasil rekonstruksi, semakin kecil nilai RMSE yang diperoleh maka kualitas sinyal akan semakin baik (Purnamasari &

Suksmono, 2019). Dengan kata lain, sinyal rekonstruksi akan semakin mendekati sinyal asli yang diukur. Sebaliknya, jika nilai RMSE yang diperoleh semakin besar maka kualitas sinyal rekonstruksi akan semakin buruk. Hal tersebut berarti bahwa sinyal rekonstruksi tidak mirip dengan sinyal asli yang diukur.

3.3.2 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

Peak Signal to Noise Ratio atau yang biasa disebut dengan PSNR merupakan suatu perhitungan yang sering digunakan dalam pemrosesan sinyal untuk mengetahui kualitas dari suatu sinyal yang direkonstruksi. PSNR biasanya dalam satuan desibel (dB). Perhitungan PSNR dilakukan dengan menghitung perbandingan antara nilai maksimum dari sinyal yang diukur atau sinyal asli dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). Dalam hal ini, nilai RMSE tersebut diasumsikan sebagai *noise*. Secara matematis, PSNR dapat dirumuskan sebagai berikut (Milinković & Petrić, 2018):

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{C_{max}}{\sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{n-1} [x_{asli}(a, b) - x_{rek}(a, b)]^2}} \quad (3.2)$$

dimana :

C_{max} = Nilai maksimum dari sinyal yang diukur atau sinyal asli.

x_{asli} = Sinyal asli yang diukur.

x_{rek} = Sinyal hasil rekonstruksi.

$m \times n$ = Ukuran dari sinyal x . Dalam tugas akhir ini, ukuran sinyal x merupakan panjang sinyal (N).

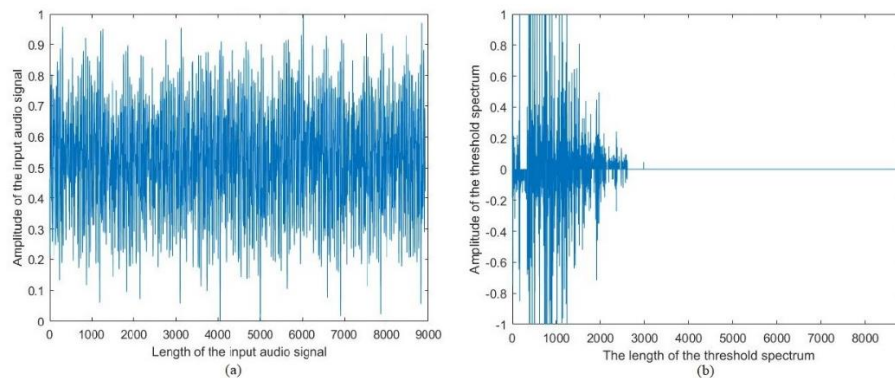
Dalam penentuan kualitas sinyal, semakin besar nilai PSNR maka kualitas sinyal hasil rekonstruksi akan semakin baik dan begitupula sebaliknya (Purnamasari & Suksmono, 2019). Hal tersebut karena jika berdasarkan persamaan (3.2), nilai PSNR yang diperoleh akan bernilai besar jika nilai erornya kecil. Sedangkan eror yang bernilai kecil tersebut berarti bahwa sinyal hasil rekonstruksi mendekati sinyal aslinya.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV

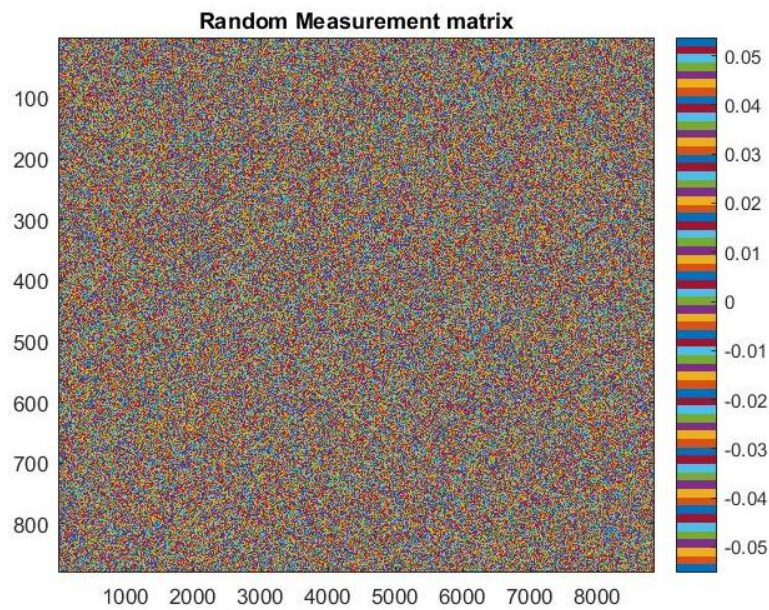
HASIL DAN PEMBAHASAN

Seperti yang telah dijelaskan pada bab dasar teori, agar teknik *sparse* atau CS dapat digunakan untuk rekonstruksi sinyal, sinyal harus memiliki sifat yang *sparse* pada suatu domain tertentu. Dalam tugas akhir ini, sinyal yang digunakan merupakan sinyal dalam domain waktu. Untuk mengetahui *sparse* dari sinyal tersebut, maka sinyal ditransformasi ke dalam domain frekuensi dengan menggunakan DCT. Visualisasi sinyal dalam domain waktu dan domain frekuensi dapat dilihat pada gambar berikut.



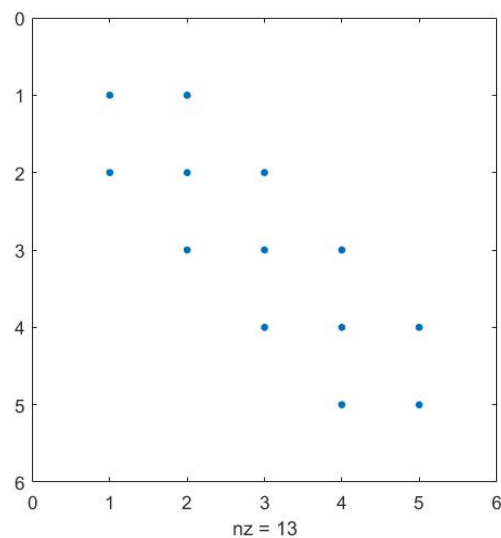
Gambar 4. 1 Visualisasi sinyal objek bawah air: (a) Domain waktu dan (b) Domain frekuensi

Dari gambar 4.1 tersebut, pada gambar bagian (b) yang merupakan sinyal setelah ditransformasi ke dalam domain frekuensi, terlihat bahwa koefisien sinyal menjadi dominan nol. Sedangkan pada bagian (a) yang merupakan sinyal dalam domain aslinya memiliki nilai koefisien signifikan yang lebih dominan. Untuk membuktikan atau memperjelas sifat *sparse* maupun sparsitas dari sinyal, maka sinyal dapat diubah ke dalam matriks *sparse*. Untuk mengubahnya ke dalam matriks *sparse*, maka sinyal perlu dikalikan dengan suatu matriks pengukuran *random* seperti yang terlihat pada gambar berikut.



Gambar 4. 2 Matriks pengukuran *random*

Jika mengacu pada dasar teori dalam laporan ini, matriks pengukuran *random* ini merupakan matriks A . Matriks ini diperoleh dengan menggunakan fungsi `randn` (K,N) pada matlab, dimana K merupakan jumlah koefisien tidak nol dan N merupakan panjang sinyal. Fungsi `randn` pada matlab sendiri merupakan fungsi yang bertujuan untuk mengembalikan matriks K -oleh- N dari bilangan acak terdistribusi normal (The MathWorks, Inc, n.d.). Matriks ini kemudian diolah menggunakan *sparse matrix operations* pada matlab. Sehingga, diperoleh hasil matriks *sparse* sebagai berikut.

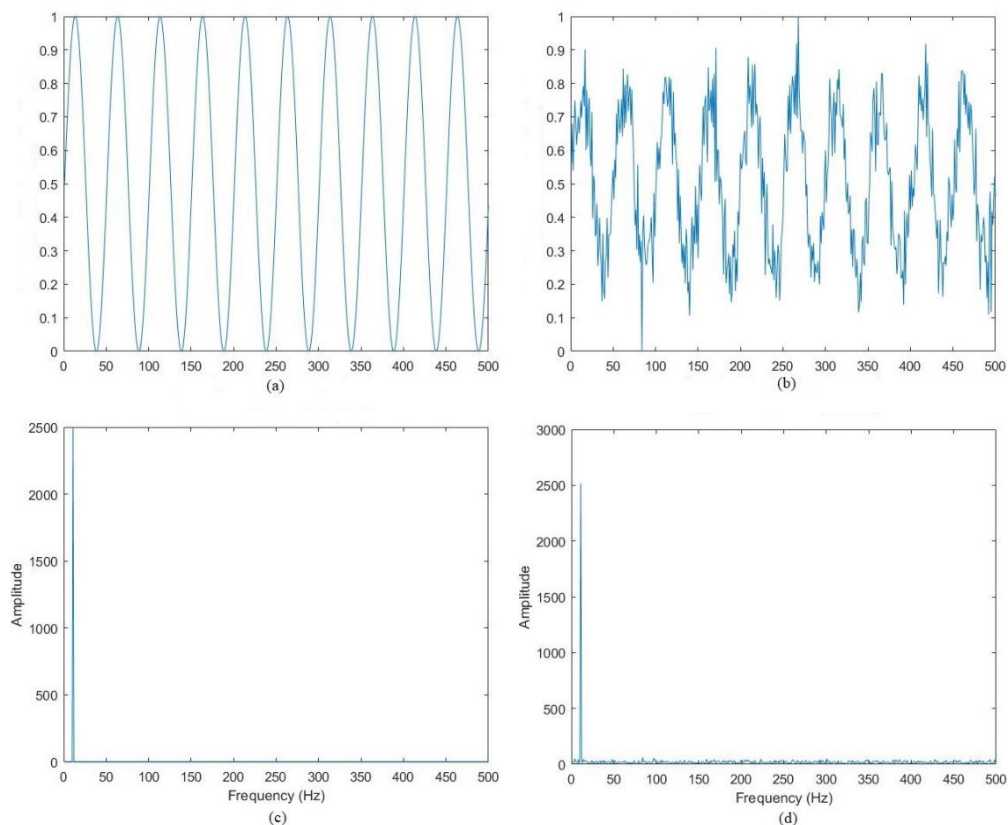


Gambar 4. 3 Matriks *sparse*

Dari gambar 4.3, titik-titik berwarna biru menunjukkan koefisien tidak nol dari sinyal. Sedangkan bagian lain yang berwarna putih menunjukkan koefisien yang bernilai nol.

4.1 Validasi Algoritma Rekonstruksi dengan Sinyal Sinus

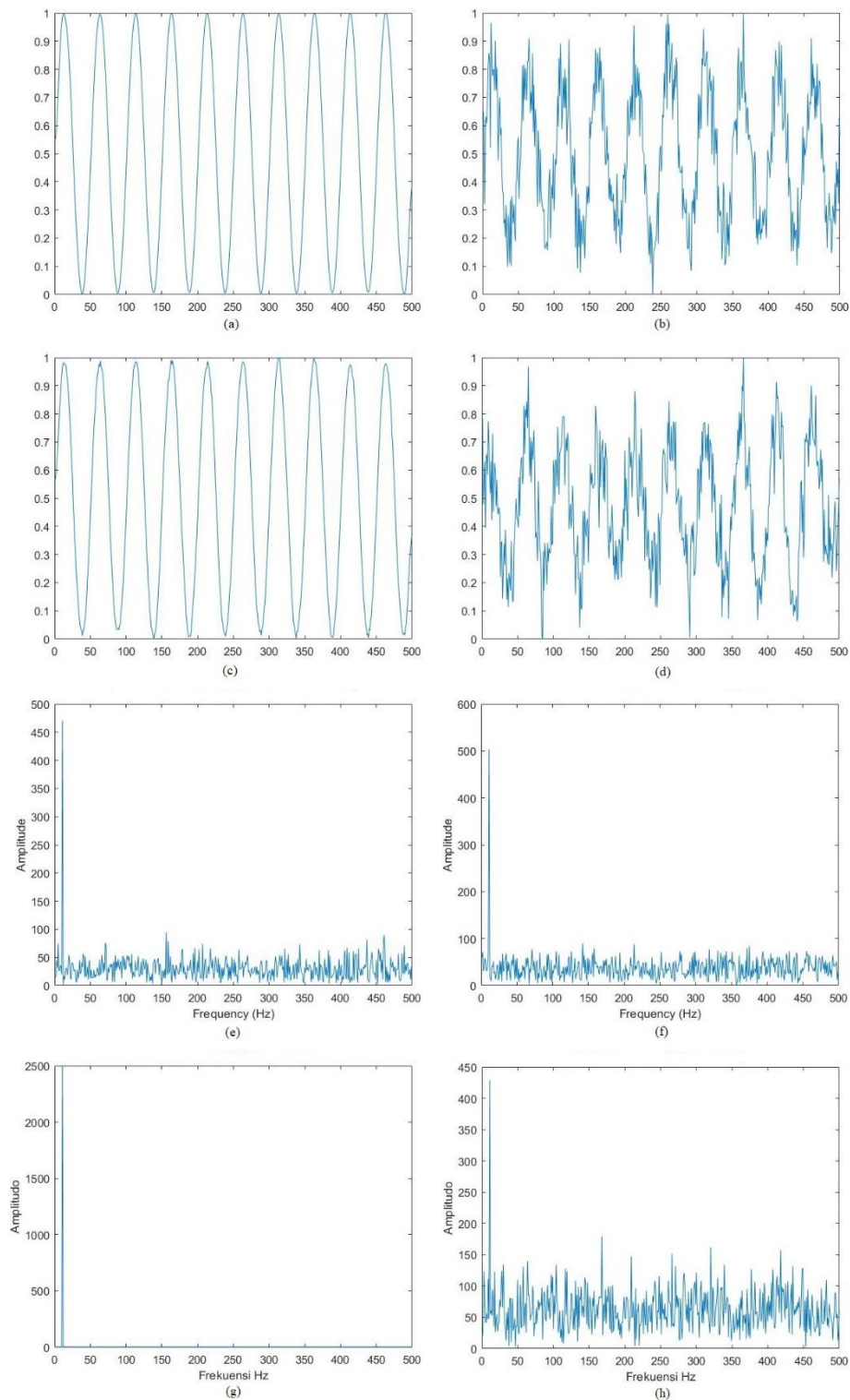
Dalam tugas akhir ini, kedua algoritma yang akan digunakan untuk rekonstruksi perlu divalidasi untuk mengetahui apakah algoritma tersebut benar dapat digunakan untuk rekonstruksi. Sebelum menggunakan algoritma l_1 -*minimization* dan OMP untuk merekonstruksikan sinyal objek bawah air, perlu dilakukan suatu simulasi sederhana dengan menggunakan sinyal sinus sebagai pembuktian bahwa kedua algoritma tersebut dapat digunakan untuk proses rekonstruksi sinyal. Dalam simulasi sederhana tersebut, digunakan suatu sinyal sinus yang dibangkitkan dari matlab yaitu $x = \sin(2\pi f)$ dengan frekuensi 10 Hz.



Gambar 4. 4 Hasil simulasi: (a) Sinyal sinus, (b) Sinyal sinus dengan *noise* 10 dB, (c) Simulasi FFT untuk sinyal sinus dan (d) Simulasi FFT untuk sinyal sinus dengan *noise* 10 dB

Gambar 4.4 menunjukkan hasil yang diperoleh dari simulasi dengan menggunakan fungsi sinus yang telah disebutkan sebelumnya dan merupakan informasi awal mengenai sinyal sinus. Pada gambar bagian (a) dan (b), sumbu x menunjukkan panjang sinyal dan sumbu y menunjukkan amplitudo sinyal. Gambar bagian (a) merupakan sinyal sinus tanpa *noise* dan gambar bagian (b) merupakan sinyal sinus dengan *noise* sebesar 10 dB. Untuk mengetahui apakah kedua sinyal tersebut memiliki frekuensi 10 Hz seperti yang didefinisikan, maka dilakukan simulasi menggunakan *Fast Fourier Transform* (FFT). Hasil yang diperoleh terlihat pada gambar bagian (c) untuk sinyal sinus tanpa *noise* dan gambar bagian (d) untuk sinyal sinus dengan *noise* 10 dB. Dari kedua gambar tersebut, baik untuk sinyal sinus tanpa *noise* maupun sinyal sinus dengan *noise* 10 dB, terlihat bahwa keduanya memiliki frekuensi 10 Hz sebagaimana seharusnya. Selanjutnya, dilakukan rekonstruksi untuk sinyal sinus tanpa *noise* dan sinyal sinus dengan *noise* 10 dB menggunakan algoritma *l_1 -minimization* dan OMP.

Gambar 4.5 menunjukkan hasil yang diperoleh dari simulasi rekonstruksi sinyal sinus. Pada gambar bagian (a), (b), (c) dan (d), sumbu x menunjukkan panjang sinyal dan sumbu y menunjukkan amplitudo sinyal. Gambar bagian (a) merupakan hasil rekonstruksi sinyal sinus tanpa *noise* menggunakan algoritma *l_1 -minimization* dan bagian (c) menggunakan algoritma OMP. Dari kedua gambar tersebut, hasil yang diperoleh menggunakan *l_1 -minimization* memiliki hasil yang sama persis seperti pada gambar 4.4 (a). Sedangkan dengan menggunakan OMP, hasil yang diperoleh tidak sama persis dengan gambar 4.4 (a). Hal tersebut terlihat dari beberapa nilai maksimum puncak yang tidak bernilai 1 dan nilai minimum lembah yang tidak bernilai 0. Ketika sinyal sinus dengan *noise* 10 dB direkonstruksi menggunakan *l_1 -minimization* dan OMP, hasil yang diperoleh terlihat seperti pada gambar bagian (b) dan (d). Walaupun dengan adanya *noise* sebesar 10 dB, kedua gambar tersebut menunjukkan bahwa rekonstruksi dengan kedua algoritma tetap dapat dilakukan. Namun, pola sinyal yang dihasilkan tidak sama persis dengan sebagaimana mestinya pada gambar 4.4 (b).



Gambar 4. 5 Hasil simulasi rekonstruksi: (a) Sinyal sinus dengan l_1 -minimization, (b) Sinyal sinus dengan *noise* menggunakan l_1 -minimization, (c) Sinyal sinus dengan OMP, (d) Sinyal sinus dengan *noise* menggunakan OMP, (e) FFT sinyal sinus dengan l_1 -minimization, (f) FFT sinyal sinus dengan *noise* menggunakan l_1 -minimization, (g) FFT sinyal sinus dengan OMP dan (h) FFT sinyal sinus dengan *noise* menggunakan OMP

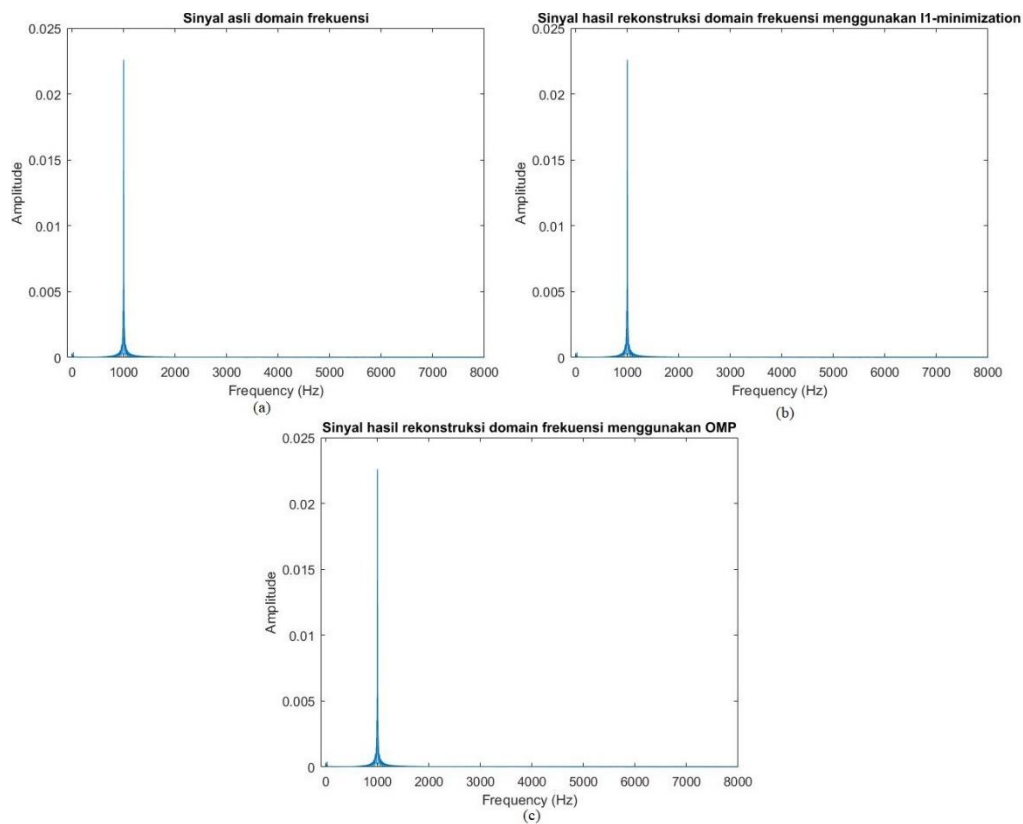
Untuk mengetahui apakah kedua algoritma memang dapat digunakan untuk rekonstruksi, maka dilakukan simulasi dengan menggunakan FFT untuk kedua algoritma tersebut. Hasil simulasi yang diperoleh dapat dilihat pada gambar 4.5 bagian (e) hingga (h). Untuk sinyal sinus tanpa *noise*, hasil simulasi rekonstruksi dengan FFT ditunjukkan pada gambar bagian (e) untuk l_1 -minimization dan bagian (g) untuk OMP. Sedangkan untuk sinyal dengan *noise* 10 dB, hasil simulasi rekonstruksi dengan FFT ditunjukkan pada gambar bagian (f) untuk l_1 -minimization dan bagian (h) untuk OMP. Dari keempat gambar tersebut, terlihat bahwa hasil rekonstruksi sinyal baik tanpa *noise* maupun dengan *noise* untuk masing-masing algoritma memiliki frekuensi sebesar 10 Hz sebagaimana seharusnya. Artinya, informasi penting dari sinyal berupa frekuensi tidak hilang dan dapat direkonstruksi dengan tepat. Dengan demikian, kedua algoritma terbukti dapat digunakan untuk rekonstruksi sinyal. Selanjutnya, kedua algoritma digunakan untuk merekonstruksi sinyal yang lebih kompleks yaitu sinyal objek bawah air.

4.2 Hasil Rekonstruksi Sinyal Objek Bawah Air

Sebelum merekonstruksi sinyal objek bawah air dengan algoritma l_1 -minimization dan OMP, perlu dilakukan validasi untuk karakteristik sinyal yang dihasilkan oleh sumber yang digunakan. Dalam tugas akhir ini, sumber yang digunakan memiliki frekuensi 1000 Hz. Sehingga dilakukan simulasi menggunakan FFT untuk mengetahui apakah frekuensi sinyal yang diterima *hydrophone* benar 1000 Hz dan jika sinyal direkonstruksi, apakah tetap memiliki frekuensi 1000 Hz.

Hasil simulasi FFT yang diperoleh ditunjukkan pada gambar 4.6. Gambar bagian (a) menunjukkan hasil untuk sinyal asli. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa sinyal yang diterima *hydrophone* sama dengan sinyal yang dihasilkan oleh sumber yaitu 1000 Hz. Sedangkan gambar bagian (b) menunjukkan hasil ketika sinyal direkonstruksi menggunakan l_1 -minimization dan bagian (c) menunjukkan hasil ketika direkonstruksi menggunakan OMP. Dari kedua gambar tersebut, terlihat bahwa ketika direkonstruksi baik menggunakan l_1 -minimization atau OMP, informasi penting dari sinyal tidak hilang atau tetap dapat direkonstruksi dengan tepat karena menunjukkan hasil 1000 Hz seperti sinyal aslinya. Dengan demikian,

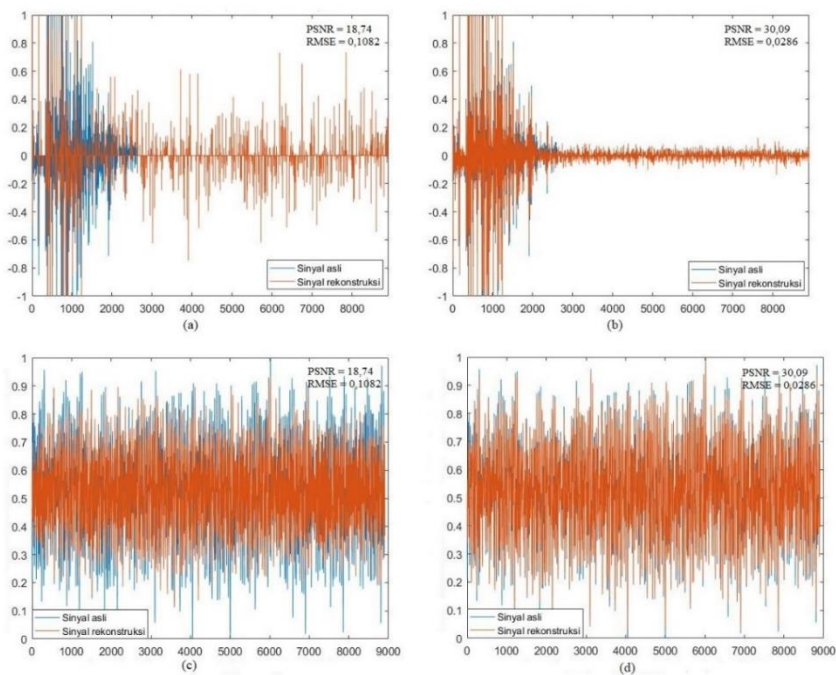
kedua algoritma ini benar dapat digunakan untuk rekonstruksi sinyal objek bawah air.



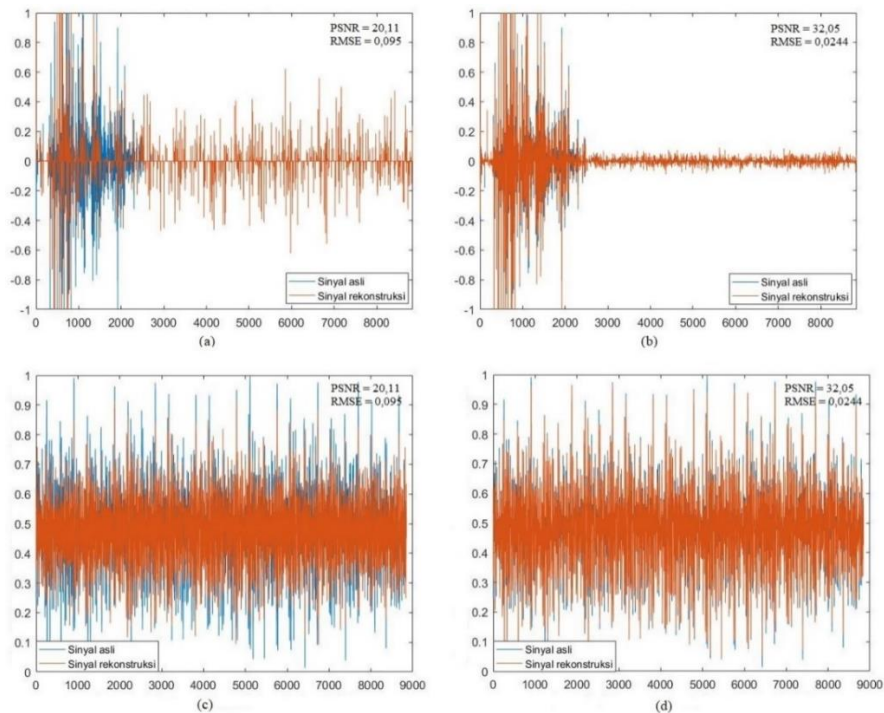
Gambar 4. 6 Hasil simulasi FFT sinyal objek bawah air : (a) Sinyal asli (b) Sinyal rekonstruksi dengan l_1 -minimization dan (c) Sinyal rekonstruksi dengan OMP

Dalam tugas akhir ini, panjang sinyal asli dari objek bawah air yang direkam selama dua detik adalah 44100. Namun, panjang sinyal tersebut tidak dapat diolah dengan menggunakan matlab karena data yang terlalu besar dan berakibat pada kurangnya memori untuk mengolah data tersebut. Sehingga, data yang diolah adalah data rekaman yang telah dipotong menjadi 0,2 detik dengan panjang sinyal 8800.

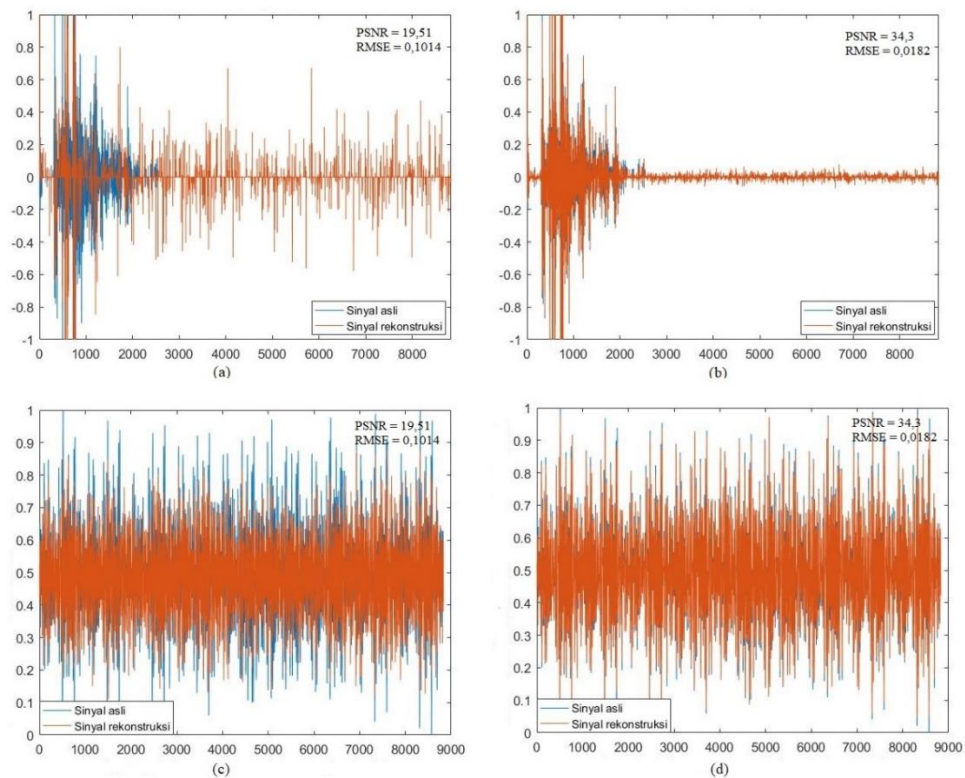
Dalam proses rekonstruksi sinyal objek bawah air, sparsitas yang digunakan adalah mulai dari 10% hingga 90% dari panjang sinyal. Namun dari simulasi yang telah dilakukan, diperoleh bahwa rekonstruksi sinyal hanya dapat dilakukan hingga sparsitas 40% untuk algoritma l_1 -minimization dan hingga sparsitas 30% untuk algoritma OMP. Hasil simulasi yang dilakukan untuk masing-masing sudut datang dan masing-masing algoritma dapat dilihat pada gambar-gambar berikut.



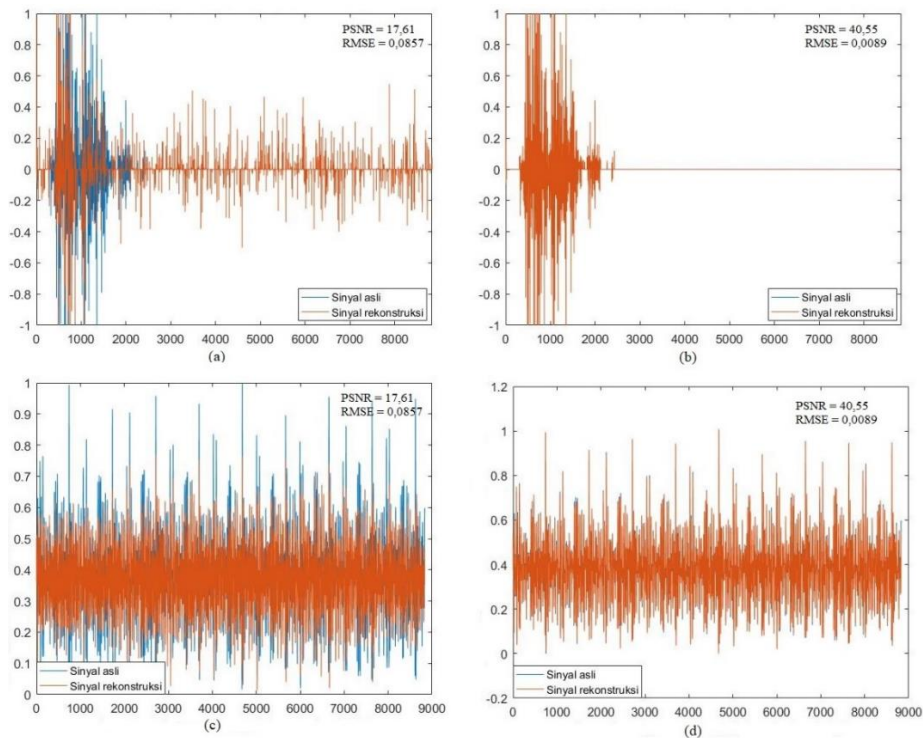
Gambar 4. 7 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 0° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



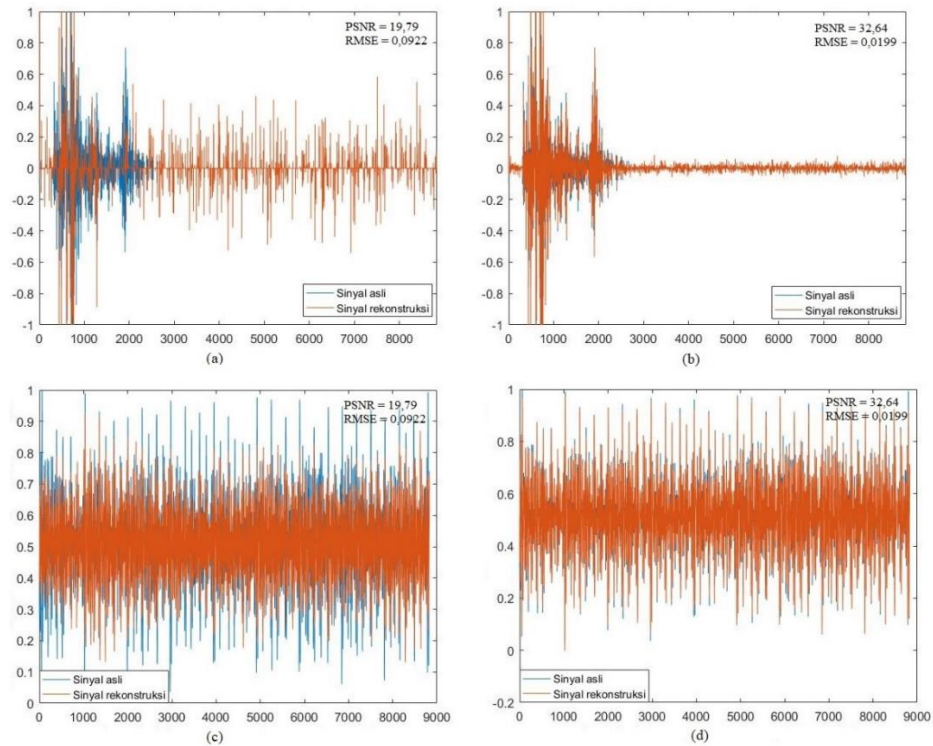
Gambar 4. 8 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 30° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



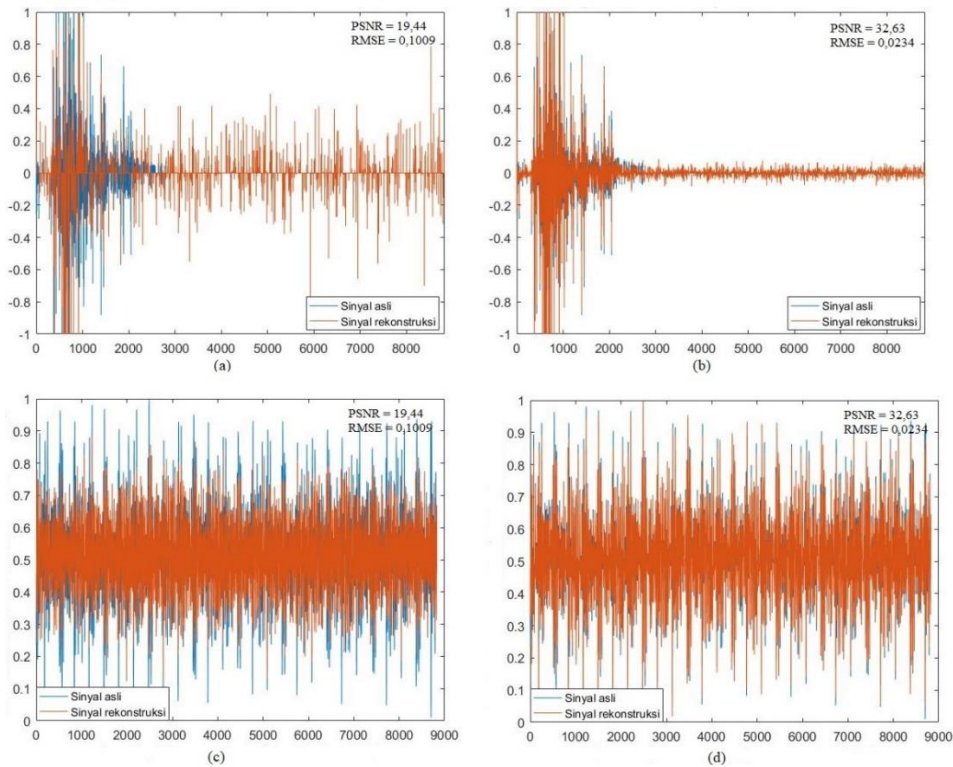
Gambar 4.9 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 60° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



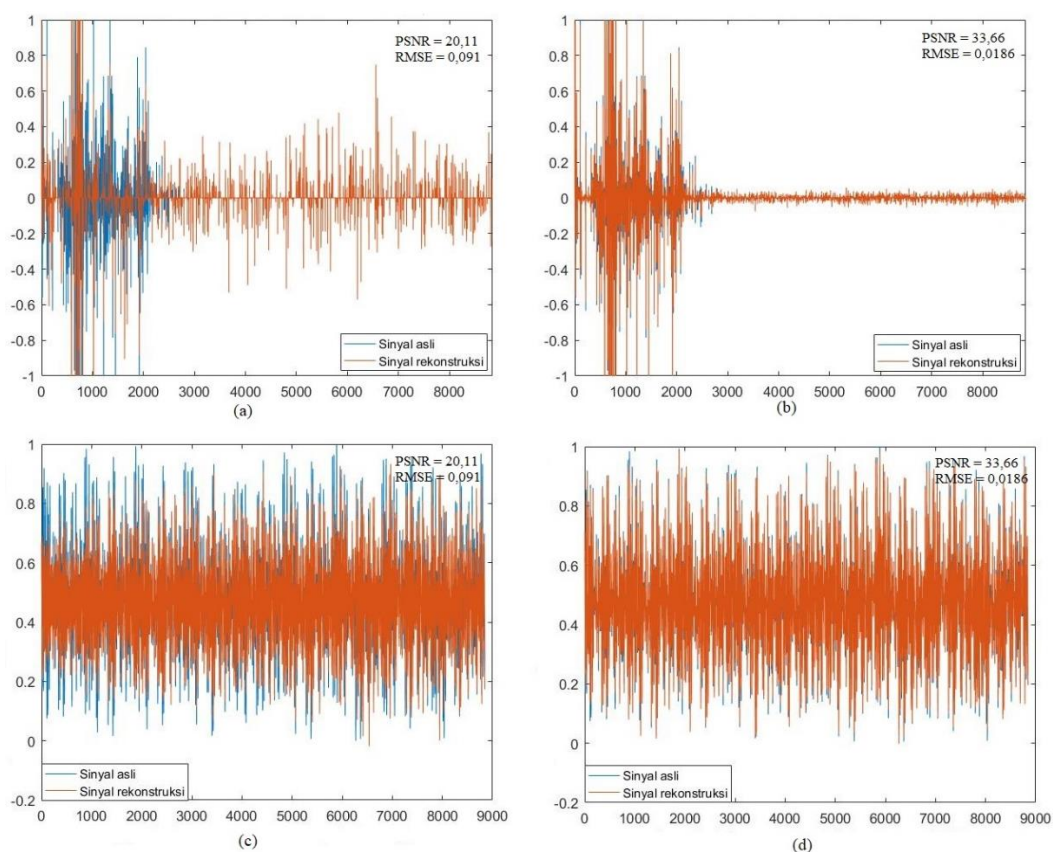
Gambar 4.10 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 90° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



Gambar 4. 11 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 120° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



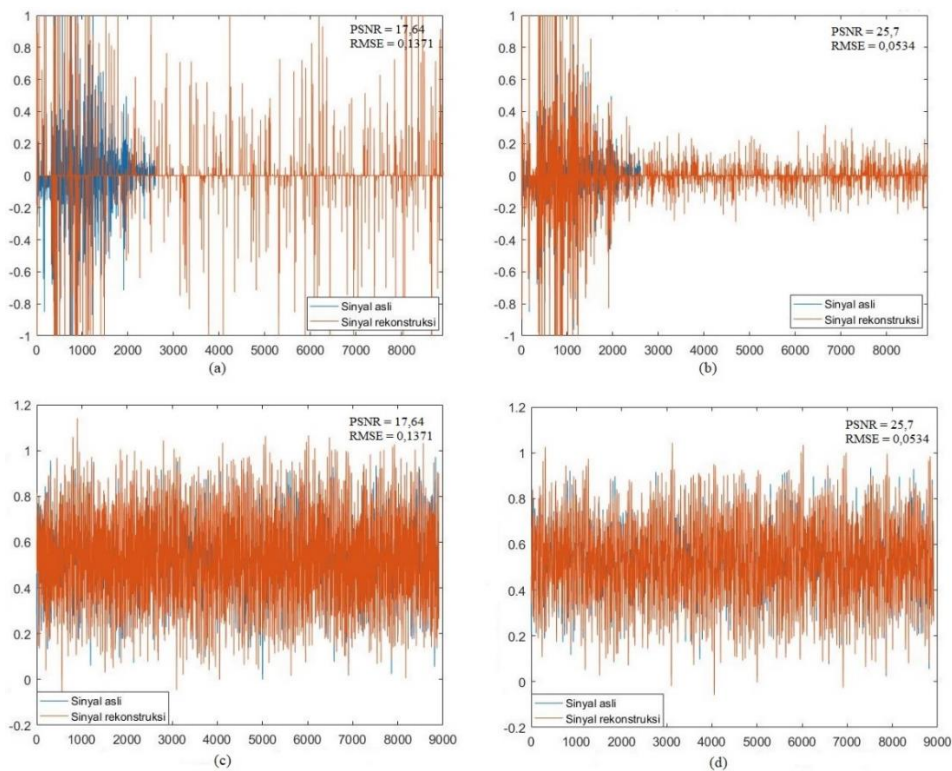
Gambar 4. 12 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 150° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%



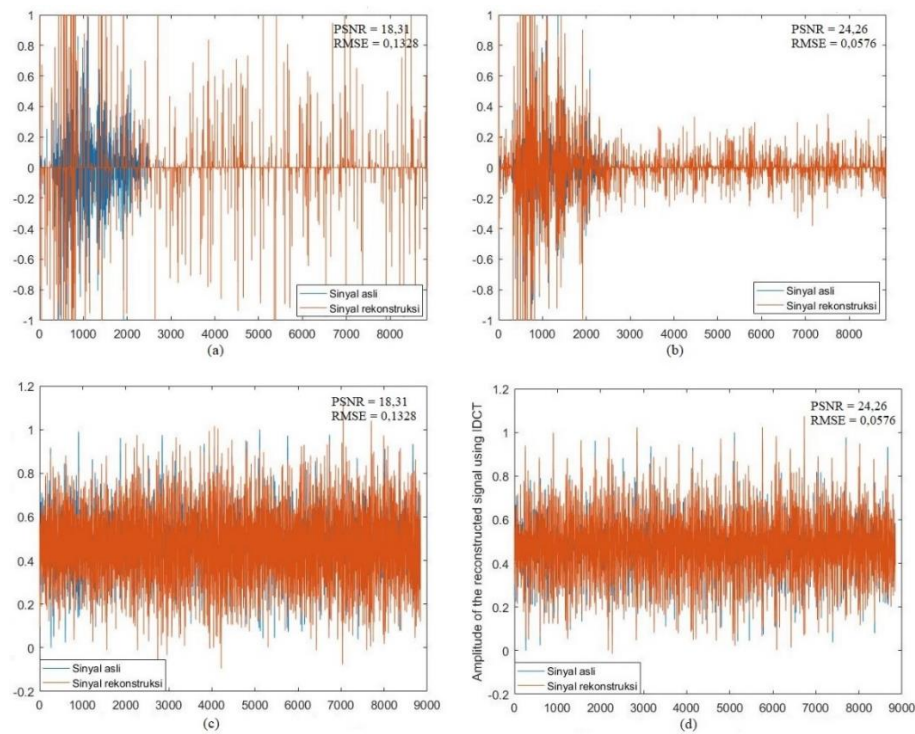
Gambar 4. 13 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 180° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 40%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 40%

Gambar 4.7 hingga gambar 4.13 merupakan hasil rekonstruksi sinyal yang diperoleh menggunakan algoritma l_1 -minimization. Gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (a) menunjukkan sinyal *sparse* hasil rekonstruksi dibandingkan dengan sinyal *sparse* sesungguhnya saat sparsitas yang digunakan sebesar 10%. Dari perbandingan tersebut, terlihat bahwa sinyal rekonstruksi yang dihasilkan tidak sama dengan sinyal aslinya. Hal tersebut karena pada saat sinyal aslinya tidak memiliki nilai koefisien yang signifikan atau koefisiennya bernilai nol, sinyal hasil rekonstruksinya justru memiliki nilai koefisien yang signifikan. Begitupula dengan gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (c) yang menunjukkan sinyal asli hasil rekonstruksi dibandingkan sinyal aslinya saat sparsitas 10%. Terlihat bahwa rekonstruksi dapat dilakukan, namun hasil yang diberikan kurang baik karena sinyal rekonstruksi yang ditunjukkan dengan garis berwarna oranye tidak sepenuhnya mengikuti pola sinyal aslinya yang berwarna biru.

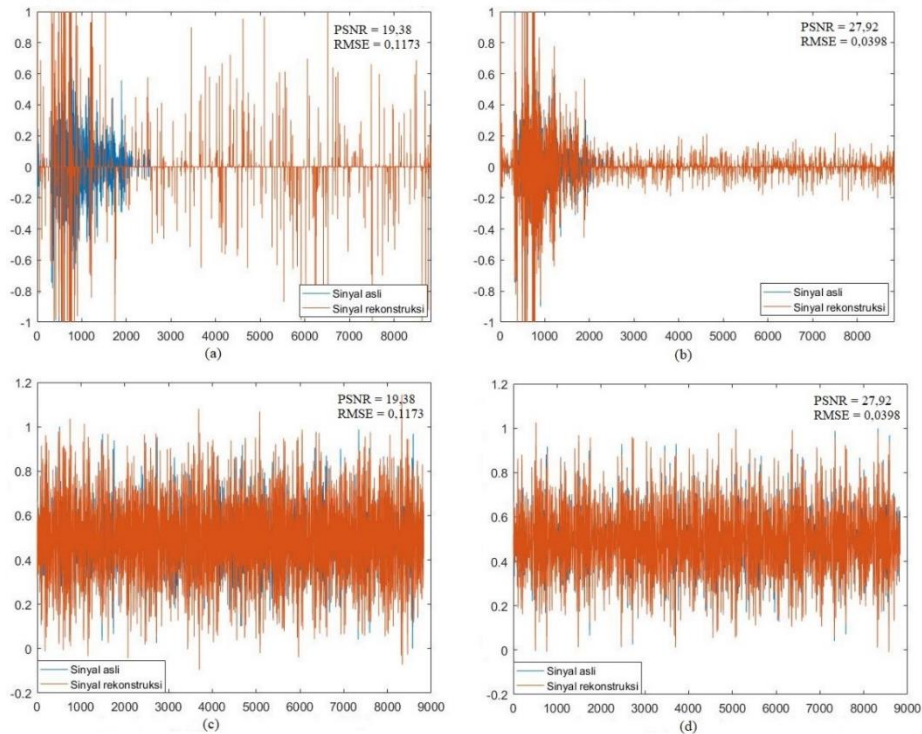
Sedangkan gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (b) menunjukkan sinyal *sparse* hasil rekonstruksi dibandingkan dengan sinyal *sparse* sesungguhnya saat sparsitas yang digunakan sebesar 40%. Terlihat bahwa pada sparsitas ini, rekonstruksi sinyal memberikan hasil yang baik karena hasil rekonstruksinya memiliki pola yang hampir serupa dengan sinyal aslinya. Begitupula untuk gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (d) yang menunjukkan sinyal asli hasil rekonstruksi dibandingkan sinyal aslinya saat sparsitas 40%. Terlihat bahwa sinyal hasil rekonstruksi yang digambarkan dengan berwarna oranye menghasilkan pola sinyal yang mengikuti atau hampir serupa dengan sinyal aslinya yang digambarkan dengan warna biru. Sehingga, dapat diketahui bahwa pada algoritma ini, hasil rekonstruksi terbaik adalah saat sparsitas 40%.



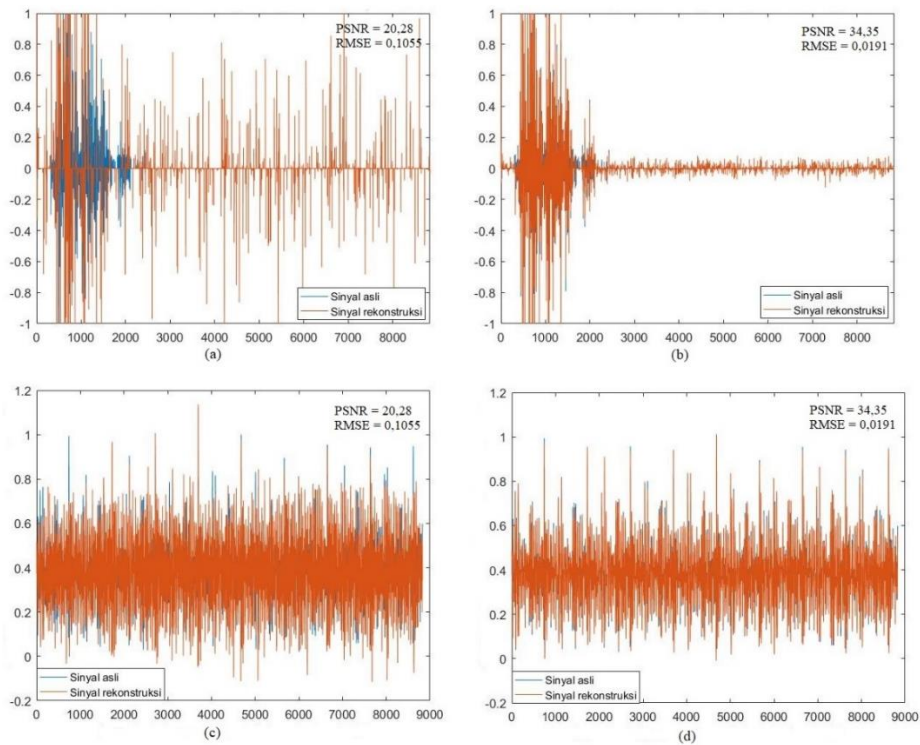
Gambar 4. 14 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 0° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



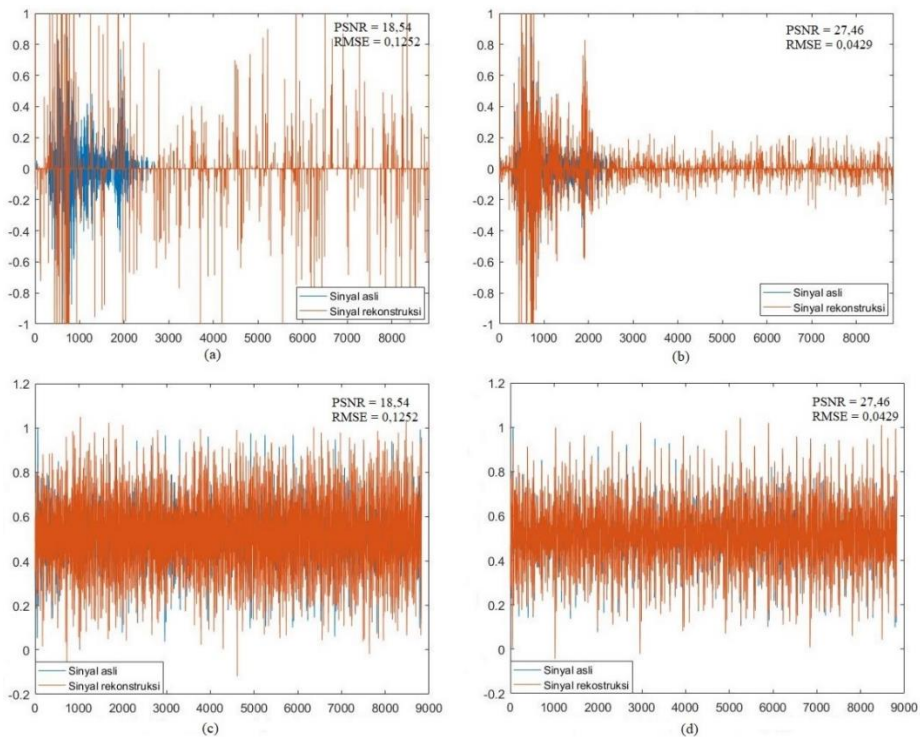
Gambar 4. 15 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 30° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



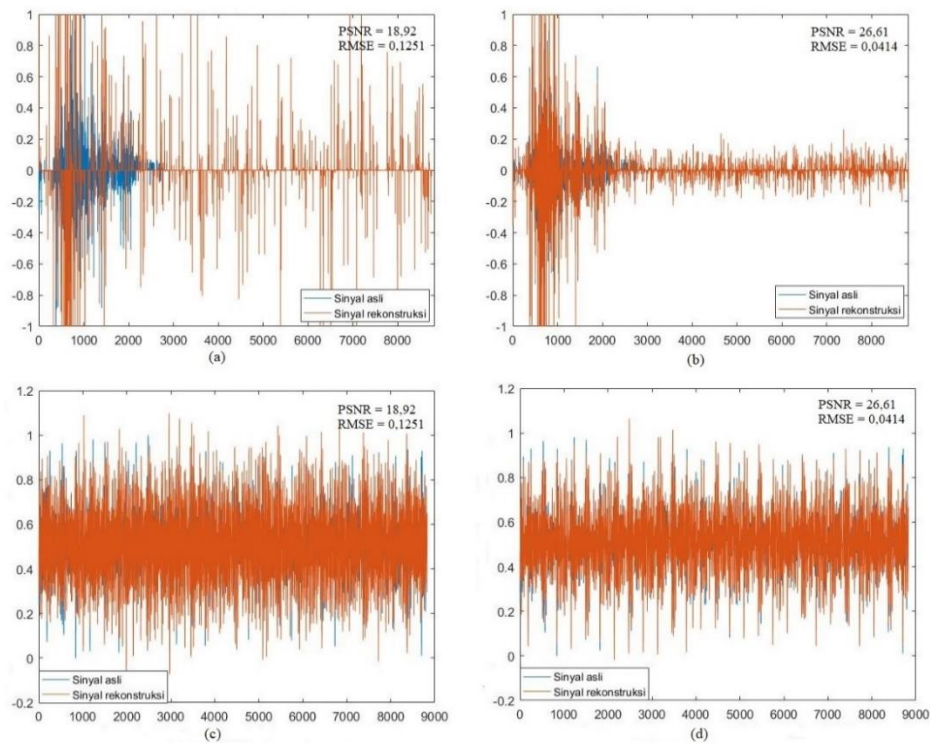
Gambar 4. 16 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 60° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



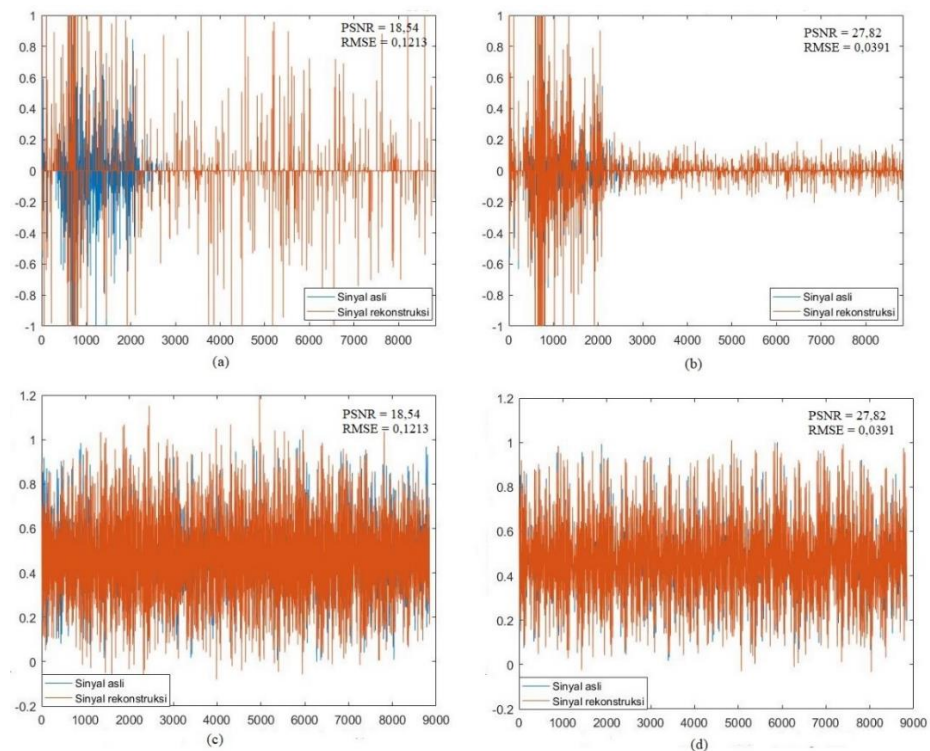
Gambar 4. 17 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 90° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



Gambar 4. 18 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 120° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



Gambar 4. 19 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 150° : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%



Gambar 4. 20 Hasil simulasi rekonstruksi sinyal pada 180 derajat : (a) Sinyal *sparse* saat 10%, (b) Sinyal *sparse* saat 30%, (c) Sinyal asli saat 10% dan (d) Sinyal asli saat 30%

Gambar 4.14 hingga gambar 4.20 menunjukkan hasil rekonstruksi sinyal menggunakan algoritma OMP. Gambar 4.14 hingga gambar 4.20 bagian (a) menunjukkan sinyal *sparse* hasil rekonstruksi dibandingkan dengan sinyal *sparse* sesungguhnya saat sparsitas yang digunakan sebesar 10%. Dari perbandingan tersebut, terlihat bahwa sinyal rekonstruksi yang dihasilkan tidak sama dengan sinyal aslinya. Hal tersebut karena pada saat sinyal aslinya tidak memiliki nilai koefisien yang signifikan atau koefisiennya bernilai nol, sinyal hasil rekonstruksinya justru memiliki nilai koefisien yang signifikan. Jika dibandingkan dengan gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (a), hasil rekonstruksi dengan menggunakan algoritma *l₁-minimization* memberikan hasil yang lebih baik dibanding algoritma OMP karena nilai koefisien sinyal yang lebih kecil.

Begitupula dengan gambar 4.14 hingga gambar 4.20 bagian (c) yang menunjukkan sinyal asli hasil rekonstruksi dibandingkan sinyal aslinya saat sparsitas 10%. Terlihat bahwa rekonstruksi dapat dilakukan, namun hasil yang diberikan kurang baik karena sinyal rekonstruksi yang ditunjukkan dengan garis berwarna oranye tidak sepenuhnya mengikuti pola sinyal aslinya yang berwarna biru. Jika dibandingkan dengan gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (c), hasil rekonstruksi dengan menggunakan algoritma *l₁-minimization* memberikan hasil yang lebih baik dibanding algoritma OMP. Hal tersebut karena sinyal asli memiliki rentang nilai koefisien antara 0 hingga 1, namun ketika direkonstruksi menggunakan OMP, rata-rata sinyal rekonstruksi memiliki nilai koefisien di luar rentang 0 hingga 1.

Sedangkan gambar 4.14 hingga gambar 4.20 bagian (b) menunjukkan sinyal *sparse* hasil rekonstruksi dibandingkan dengan sinyal *sparse* sesungguhnya saat sparsitas yang digunakan sebesar 30%. Terlihat bahwa pada sparsitas ini, rekonstruksi sinyal memberikan hasil yang baik karena hasil rekonstruksinya memiliki pola yang hampir serupa dengan sinyal aslinya daripada saat sparsitas 10%. Namun, jika dibandingkan dengan gambar 4.7 hingga gambar 4.13 bagian (b) sebagai sparsitas minimum yang digunakan, hasil rekonstruksi dengan menggunakan algoritma *l₁-minimization* memberikan hasil yang lebih baik dibanding algoritma OMP karena nilai koefisien sinyal yang lebih kecil.

Begitupula untuk gambar 4.14 hingga gambar 4.20 bagian (d) yang menunjukkan sinyal asli hasil rekonstruksi dibandingkan sinyal aslinya saat sparsitas 30%. Terlihat bahwa sinyal hasil rekonstruksi yang digambarkan dengan berwarna oranye menghasilkan pola sinyal yang mengikuti atau hampir serupa dengan sinyal aslinya yang digambarkan dengan warna biru. Sehingga, dapat diketahui bahwa pada algoritma ini, hasil rekonstruksi terbaik adalah saat sparsitas 30%. Namun sama seperti saat sparsitas 10%, ketika dibandingkan dengan algoritma l_1 -minimization, rata-rata sinyal hasil rekonstruksi dengan OMP memberikan hasil dengan nilai koefisien yang berada di luar rentang 0 hingga 1. Sedangkan sinyal aslinya berada pada rentang 0 hingga 1 dan sinyal hasil rekonstruksi dengan l_1 -minimization rata-rata memberikan hasil rekonstruksi dengan nilai koefisien yang sesuai dengan sinyal aslinya.

Selain itu, meskipun sinyal objek bawah air dihasilkan dari sumber yang sama, namun sudut datang dari sinyal tersebut berpengaruh pada sinyal yang diterima. Hal tersebut terlihat pada gambar 4.7 hingga 4.13 dan gambar 4.14 hingga 4.20 bagian (c) dan (d) yang memiliki pola sinyal yang berbeda pada setiap sudutnya.

Sesuai dengan hasil yang diperoleh pada gambar 4.7 hingga gambar 4.13, untuk algoritma l_1 -minimization, terlihat bahwa pola sinyal saat sparsitas 40% lebih mendekati sinyal aslinya jika dibandingkan dengan sparsitas 10%. Hal tersebut membuktikan bahwa kualitas sinyal rekonstruksi yang dihasilkan saat sparsitas 40% lebih baik. Begitupula untuk algoritma OMP, pada gambar 4.14 hingga 4.20, terlihat bahwa kualitas sinyal rekonstruksi yang dihasilkan saat sparsitas 30% lebih baik dibandingkan saat sparsitas 10%. Untuk memperkuat pernyataan-pernyataan tersebut, maka digunakan parameter berupa PSNR dan RMSE. Hasil PSNR dan RMSE yang diperoleh terhadap sparsitas pada algoritma l_1 -minimization untuk masing-masing sudut datang tertera pada tabel 4.1. Sedangkan untuk algoritma OMP tertera pada tabel 4.2.

Tabel 4. 1 Parameter pengukuran kualitas sinyal rekonstruksi

Sudut Datang (°)	Sparsitas (%)	<i>K-sparse</i>	PSNR (dB)	RMSE	Waktu Komputasi (s)
0	10	880	18,7	0,108	40,9
	20	1800	22,9	0,069	155,4
	30	2700	26,1	0,047	299,7
	40	3500	30,1	0,029	310,3
30	10	880	20,1	0,095	43,8
	20	1800	23	0,068	128,9
	30	2700	26,5	0,044	134,5
	40	3500	32,1	0,024	194,1
60	10	880	19,5	0,101	43,4
	20	1800	23,2	0,065	116,7
	30	2700	28	0,038	117,6
	40	3500	34,3	0,018	298,7
90	10	880	17,6	0,086	51,5
	20	1800	25,8	0,052	62,4
	30	2700	29,9	0,031	113,1
	40	3500	40,6	0,009	175,5
120	10	880	19,8	0,092	56,9
	20	1800	22,2	0,061	127,3
	30	2700	25,8	0,04	206,2
	40	3500	32,6	0,019	387,2
150	10	880	19,4	0,101	33,5
	20	1800	24,3	0,061	151,3
	30	2700	28,1	0,039	285,4
	40	3500	32,6	0,023	329,4
180	10	880	20,1	0,091	52,5
	20	1800	24,5	0,06	124,5
	30	2700	28,5	0,037	272,4
	40	3500	33,7	0,019	420,6

Pada tabel 4.1 dan 4.2, sparsitas merupakan perbandingan antara jumlah koefisien *non-zero* (K) terhadap panjang sinyal yang digunakan (N) (Ahmed, 2011). Sehingga ketika digunakan *K-sparse* sebesar 880, artinya sampel yang digunakan untuk proses rekonstruksinya hanya 10% dari panjang sinyal aslinya.

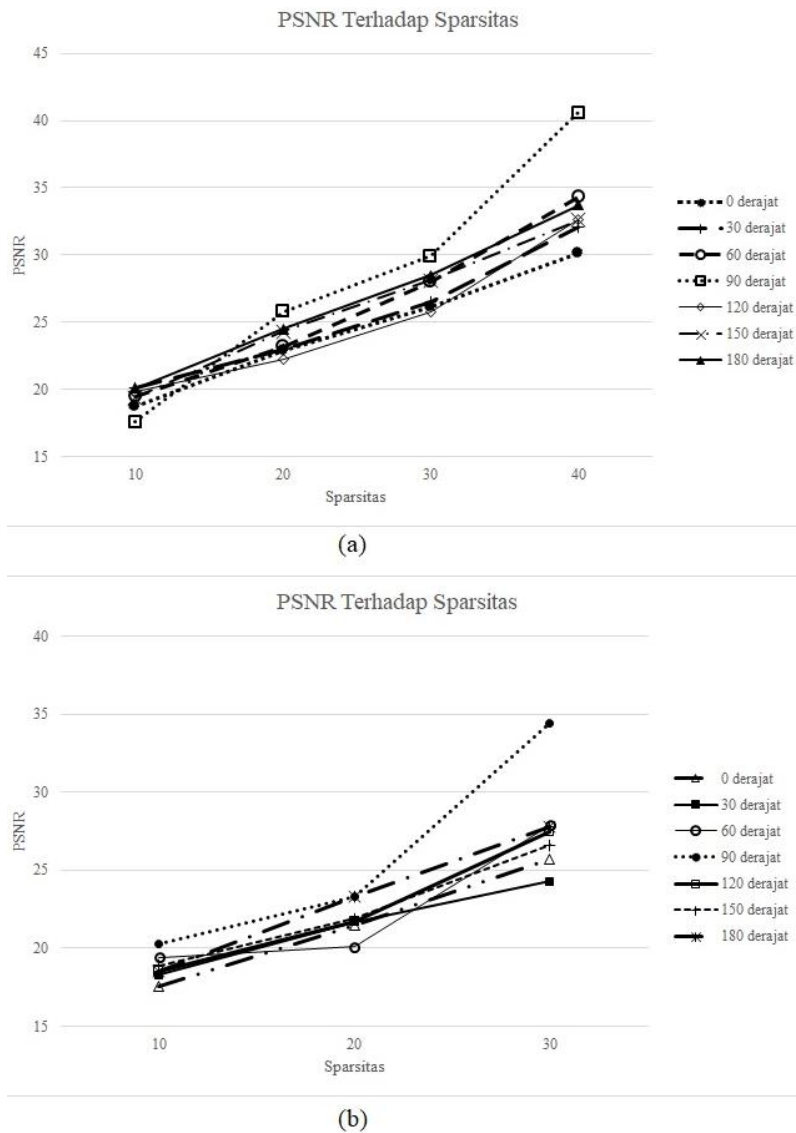
Selain itu, waktu komputasi menunjukkan lamanya waktu yang dibutuhkan program untuk melakukan rekonstruksi sinyal.

Tabel 4. 2 Parameter pengukuran kualitas sinyal rekonstruksi

Sudut Datang (°)	Sparsitas (%)	K -Sparse	PSNR (dB)	RMSE	Waktu Komputasi (s)
0	10	880	17,6	0,137	11,5
	20	1800	21,5	0,088	92,6
	30	2700	25,7	0,053	299,1
30	10	880	18,3	0,133	15,3
	20	1800	21,7	0,087	105,3
	30	2700	24,3	0,058	291,2
60	10	880	19,4	0,117	13,6
	20	1800	20,1	0,087	110,7
	30	2700	27,9	0,039	309,8
90	10	880	20,3	0,106	12,1
	20	1800	23,3	0,067	81,7
	30	2700	34,4	0,019	260,5
120	10	880	18,5	0,125	11,5
	20	1800	21,7	0,077	77,2
	30	2700	27,5	0,043	223,9
150	10	880	18,9	0,125	11
	20	1800	21,9	0,082	70,9
	30	2700	26,6	0,041	223,1
180	10	880	18,5	0,121	11,1
	20	1800	23,3	0,069	95,3
	30	2700	27,8	0,039	324,1

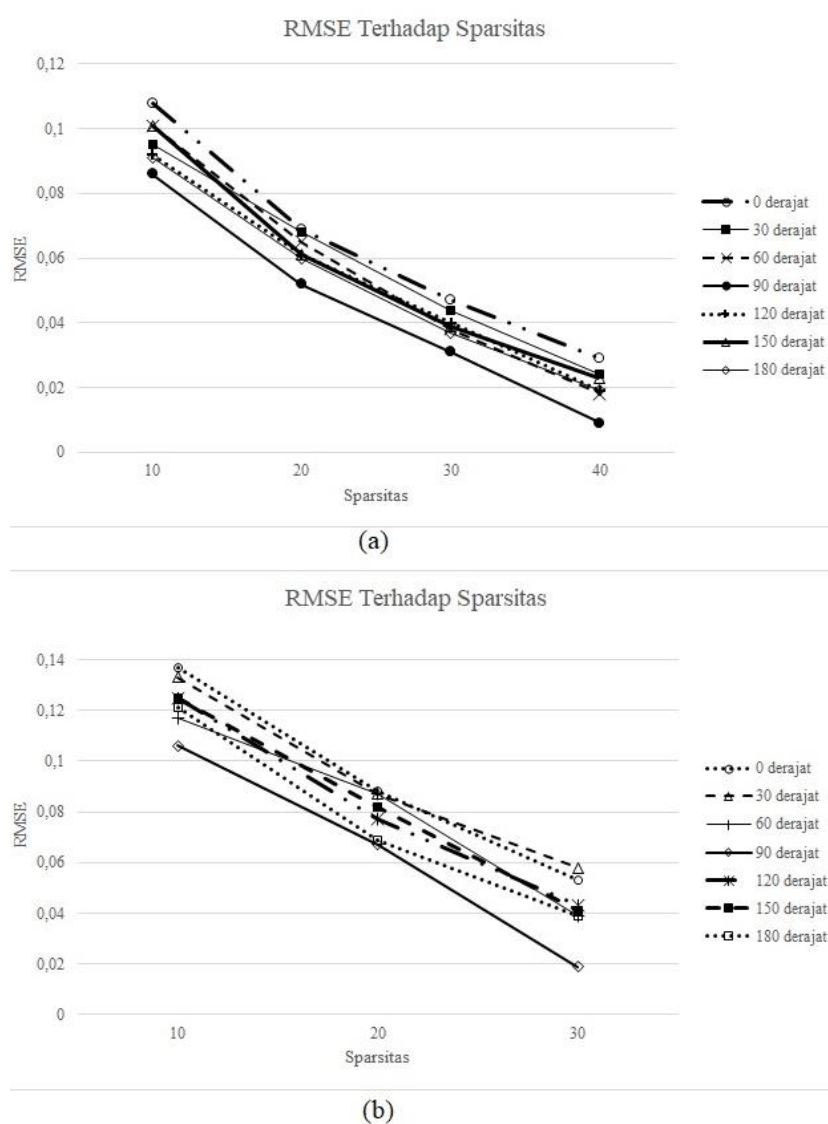
Dari tabel 4.1 dan tabel 4.2, untuk mengambil suatu kesimpulan serta mengetahui bagaimana hubungan antara PSNR dan RMSE terhadap sparsitas, maka dibuat grafik seperti pada gambar 4.21 dan gambar 4.22.

Gambar 4.21 menunjukkan grafik hubungan antara PSNR terhadap sparsitas, di mana bagian (a) adalah ketika menggunakan l_1 -minimization dan bagian (b) adalah ketika menggunakan OMP. Dari kedua gambar tersebut, dapat diketahui bahwa pada masing-masing sudut datang, nilai PSNR semakin besar seiring dengan bertambahnya sparsitas yang digunakan. Dengan kata lain, nilai PSNR sebanding dengan nilai sparsitas.



Gambar 4. 21 Grafik PSNR terhadap sparsitas: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP

Gambar 4.22 menunjukkan grafik hubungan antara RMSE terhadap sparsitas, di mana bagian (a) adalah ketika menggunakan l_1 -minimization dan bagian (b) adalah ketika menggunakan OMP. Dari kedua gambar tersebut, dapat diketahui bahwa pada masing-masing sudut datang, nilai RMSE semakin kecil seiring dengan bertambahnya sparsitas yang digunakan. Dengan kata lain, nilai RMSE berbanding terbalik dengan nilai sparsitas.



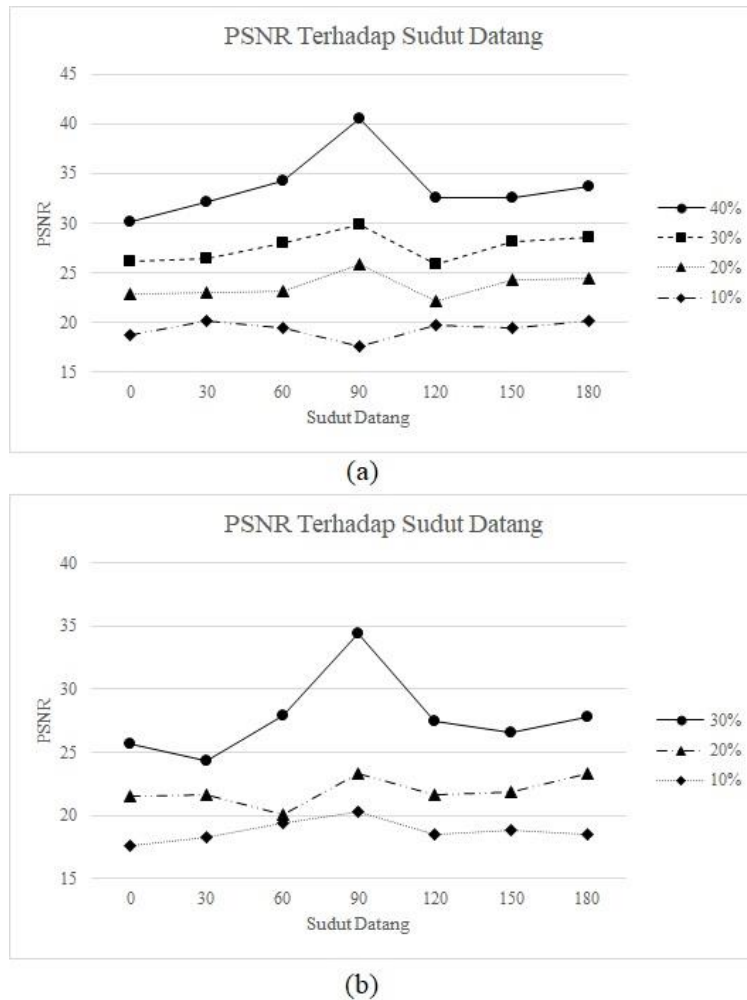
Gambar 4. 22 Grafik RMSE terhadap sparsitas: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP

Data-data pada tabel 4.1 dan tabel 4.2 juga dapat dibuat dalam suatu grafik untuk mengetahui pada sudut datang berapa proses penjejukan terbaik untuk objek bawah air dapat dilakukan.

Gambar 4.23 menunjukkan grafik antara nilai PSNR terhadap sudut datang objek bawah air, dengan bagian (a) merupakan hasil dari l_1 -minimization dan bagian (b) merupakan hasil dari OMP. Dari kedua grafik tersebut, terlihat bahwa untuk nilai sparsitas yang digunakan, rata-rata memiliki nilai PSNR tertinggi pada sudut datang 90° .

Gambar 4.24 menunjukkan grafik antara nilai RMSE terhadap sudut datang objek bawah air, dengan bagian (a) merupakan hasil dari l_1 -minimization dan bagian

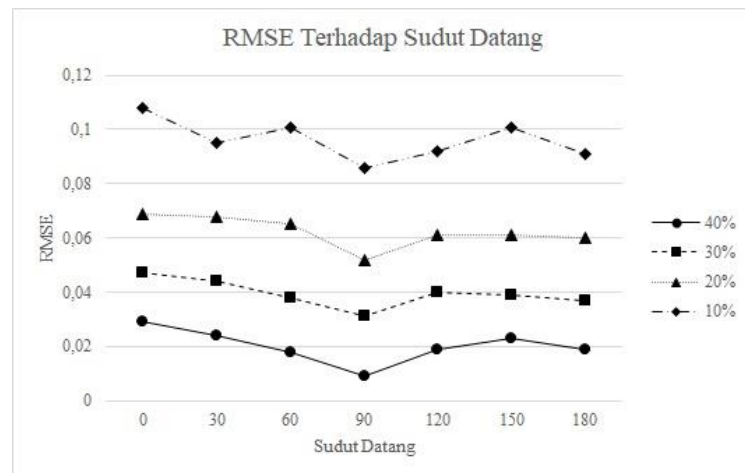
(b) merupakan hasil dari OMP. Dari kedua grafik tersebut, terlihat bahwa untuk nilai sparsitas yang digunakan, nilai RMSE terkecil diperoleh pada sudut datang 90° .



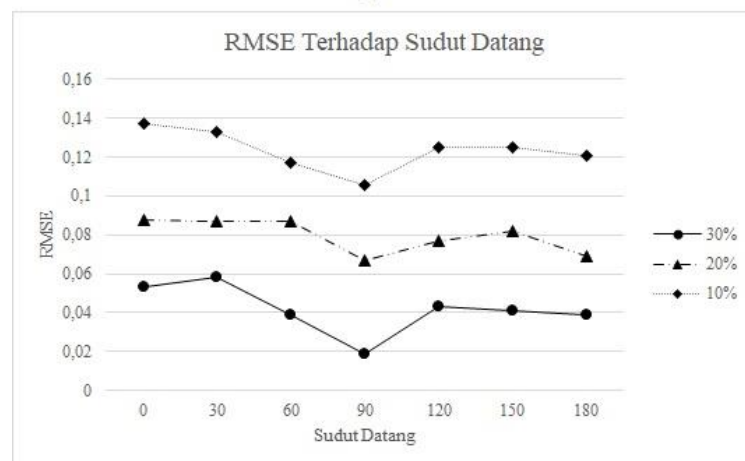
Gambar 4. 23 Grafik PSNR terhadap sudut datang: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP

Sehingga jika berdasarkan pada pernyataan yang telah disebutkan pada subbab 3.3.1 dan 3.3.2, maka terdapat beberapa simpulan yang dapat diperoleh dalam tugas akhir ini. Pertama, berdasarkan hasil perbandingan antara tabel 4.1 dan tabel 4.2 untuk sparsitas 10% hingga 30%, diketahui bahwa nilai PSNR yang dihasilkan oleh rekonstruksi dengan menggunakan l_1 -minimization memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan rekonstruksi menggunakan OMP. Untuk nilai RMSE, diketahui bahwa nilai yang dihasilkan oleh algoritma l_1 -minimization lebih kecil daripada OMP. Sehingga dari kedua parameter tersebut, diketahui bahwa

dalam teknik *sparse* atau CS algoritma l_1 -minimization memberikan hasil yang lebih baik dibanding OMP untuk rekonstruksi sinyal objek bawah air.



(a)



(b)

Gambar 4. 24 Grafik RMSE terhadap sudut datang: (a) l_1 -minimization dan (b) OMP

Kedua, berdasarkan gambar 4.21 hingga gambar 4.24, nilai PSNR tertinggi dan RMSE terendah yang diperoleh untuk algoritma l_1 -minimization dan OMP adalah pada sudut 90° . Sehingga, dapat disimpulkan bahwa proses penjejukan terbaik untuk objek bawah air adalah pada sudut 90° dari arah datangnya sumber. Selain itu, dari hasil yang telah diperoleh, diketahui bahwa OMP memiliki kelebihan berupa waktu komputasi yang lebih cepat daripada l_1 -minimization. Namun, rekonstruksi sinyal yang dihasilkan tidak lebih akurat dibandingkan l_1 -minimization.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

KESIMPULAN

Dari hasil simulasi yang telah diperoleh, maka kesimpulan yang dapat diberikan untuk tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- a. Rekonstruksi sinyal dengan menggunakan algoritma *l₁-minimization* menghasilkan kualitas sinyal terbaik saat sparsitas 40% pada arah sudut datang 90° dengan error sebesar 0,009.
- b. Rekonstruksi sinyal dengan menggunakan algoritma OMP menghasilkan kualitas sinyal terbaik saat sparsitas 30% pada arah sudut datang 90° dengan error sebesar 0,019.
- c. Jika dibandingkan secara keseluruhan berdasarkan parameter PSNR dan RMSE, algoritma *l₁-minimization* memberikan hasil yang lebih baik daripada algoritma OMP untuk rekonstruksi sinyal objek bawah air.

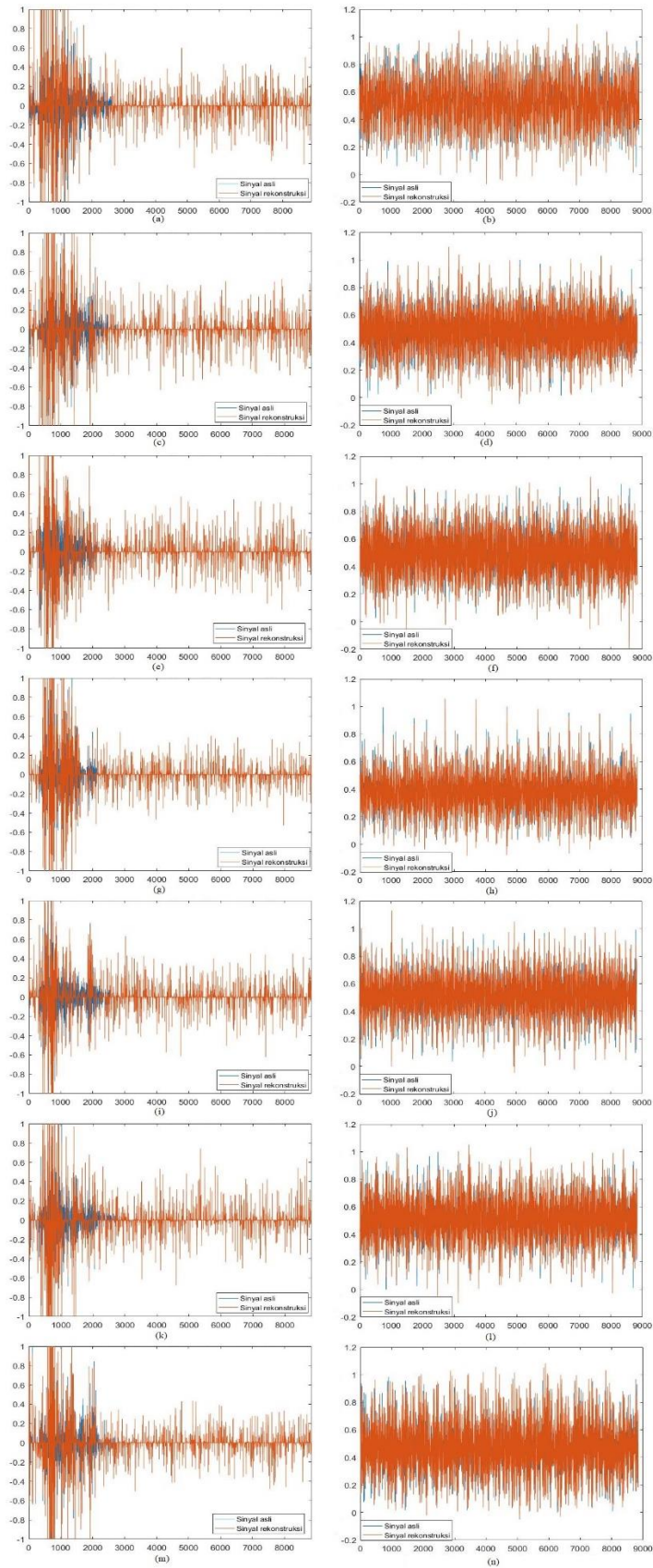
Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

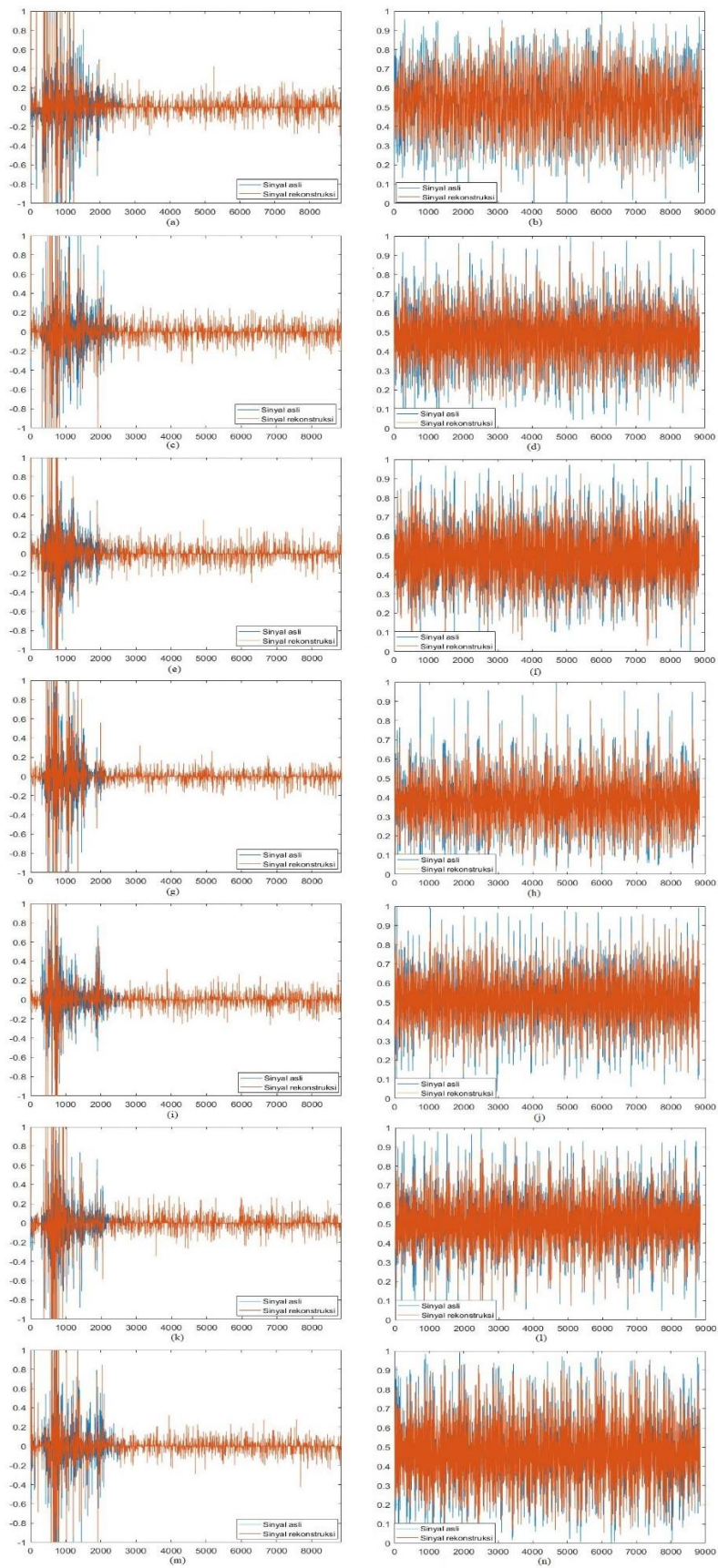
- Ahmed, S. (2011). Compressive Sensing for Speech Signals in Mobile Systems. *Electrical Engineering Theses*.
- Candès, E. J., & Wakin, M. B. (2008). An Introduction to Compressive Sampling. *IEEE Signal Process*, 21-30.
- Candès, E., & Tao, T. (2005). Decoding by Linear Programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, 4203-4215.
- Carmi, A. Y., Mihaylova, L. S., & Godsill, S. J. (2014). Introduction to Compressed Sensing and Sparse Filtering. In A. Y. Carmi, L. S. Mihaylova, & S. J. Godsill, *Compressed Sensing and Sparse Filtering* (pp. 1-21). Springer.
- Donoho, L. D. (2006). Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1289-1306.
- Foote, K. G. (2008). Underwater Acoustic Technology: Review of Some Recent Development.
- Giron-Sierra, J. M. (2017). *Digital Signal Processing with Matlab Examples, Volume 3 : Model-Based Actions and Sparse Representation*. Singapore: Springer.
- Hodges, R. P. (2010). *Underwater Acoustics : Analysis, Design and Performance of SONAR*. Sussex: Wiley.
- Kuperman, W. A., & Roux, P. (2007). *Underwater Acoustics*.
- Liana, M. P. (2019). Estimasi Model Kanal Bawah Air untuk Pelacakan Sumber Bunyi dengan Teknik Sparse Menggunakan Hydrophone Array.
- Medenica, M., Zuković, S., Draganić, A., Orović, I., & Stanković, S. (2014). Comparison of The Algorithms for CS Image Reconstruction. *ETF Journal of Electrical Engineering*.
- Milinković, M., & Petrić, D. (2018). Comparison Between CS and JPEG in Terms of Image Compression. *7th Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO*.
- Mourad, N., Sharkas, M., & Elsherbeny, M. M. (2016). Orthogonal Matching Pursuit with Correction. *IEEE 12th International Colloquium on Signal Processing & Its Application* , 247-252.

- Nyquist. (1928). Certain Topics in Telegraph Transmission Theory. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, 617-644.
- Purnamasari, R., & Suksmono, A. B. (2019). Compressive Sampling untuk Sinyal Beat Radar Cuaca via Discrete Cosine Transform (DCT). *ELKOMIKA*, 238-252.
- Python and R Tips*. (2018, March). Retrieved from <https://cmdlinetips.com/2018/03/sparse-matrices-in-python-with-scipy/>
- Rahman, S. A. (2016). Pelacakan Sumber Bunyi Bergerak Bawah Air Berdasarkan Estimasi Waktu Tunda Menggunakan Hydrophone Array.
- Reyes, C., Hilaire, T., Paul, S., & Mecklenbräuker, C. F. (2010). Evaluation of The Root Mean Square Error Performance of The PAST-Consensus Algorithm. *International ITG Workshop on Smart Antennas (WSA)*.
- Shannon, C. (1949). Communication in The Presence of Noise. *Proceedings of The IRE*, 10-21.
- Sherman, C. H., & Butler, J. L. (2007). *Transducers and Arrays for Underwater Sound*. New York : Springer.
- The MathWorks, Inc. (n.d.). *MATLAB randn*. Retrieved from MathWorks: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/randn.html>
- Urick, R. J. (1983). *Principles of Underwater Sound Third Edition*. New York: McGraw Hill.

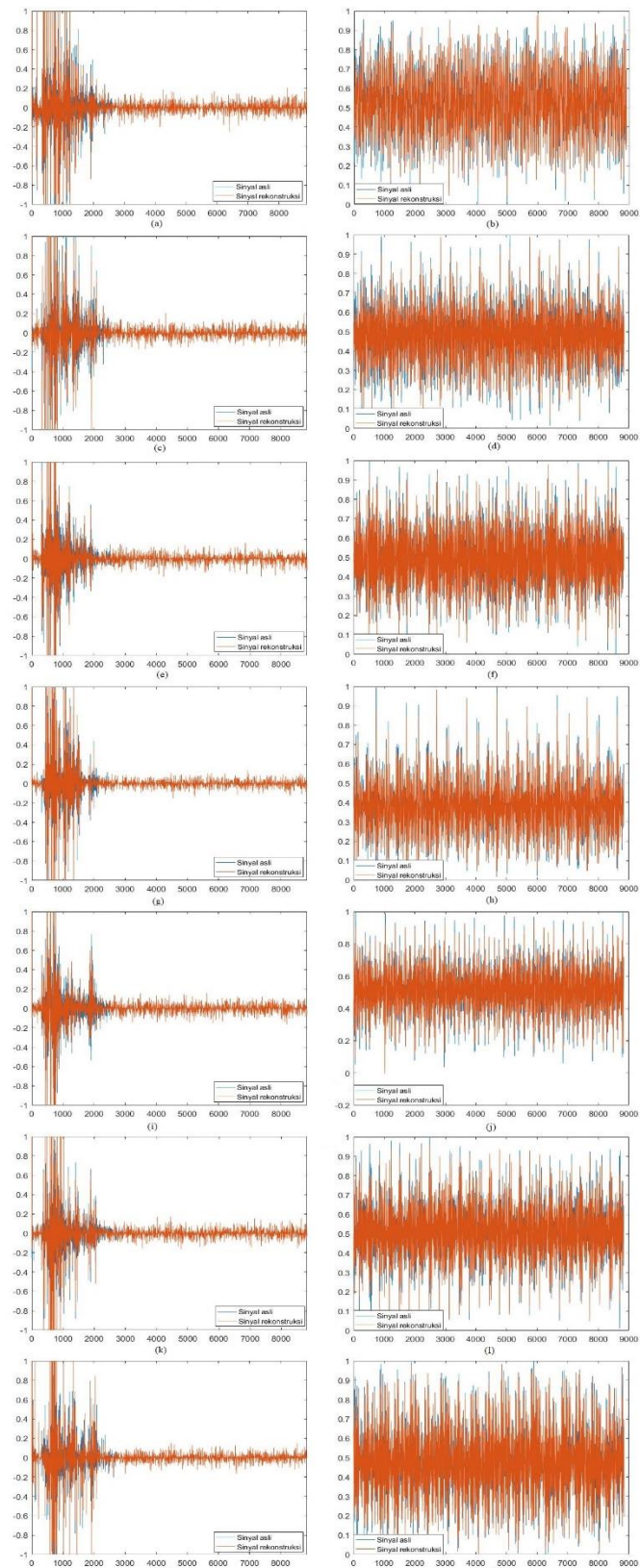
LAMPIRAN



Gambar 1. Hasil rekonstruksi OMP sparsitas 20% pada setiap sudut



Gambar 2. Hasil rekonstruksi l_1 -minimization sparsitas 20% pada setiap sudut



Gambar 3. Hasil rekonstruksi l_1 -minimization sparsitas 30% pada setiap sudut

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Radhiyah Ulfah Pratiwi dan lahir pada 14 Maret 1999 di Surabaya. Penulis merupakan anak bungsu dari dua bersaudara. Penulis menyelesaikan pendidikan sekolah dasar di SDN Klampis Ngasem I Surabaya pada tahun 2011, menyelesaikan pendidikan sekolah menengah pertama di MTs PPMI Assalaam Sukoharjo pada tahun 2013 dan menyelesaikan pendidikan sekolah menengah atas di MAN 3 Malang (sekarang MAN 2 Kota Malang) pada tahun 2016. Pada tahun 2016, penulis terdaftar sebagai salah satu mahasiswa di Departemen Teknik Fisika Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Penulis dapat dihubungi melalui alamat email : radhiyah.ra@gmail.com.