



TESIS - TF 142510

**ANALISIS PEMISAHAN SINYAL TERCAMPUR  
DI BAWAH AIR MENGGUNAKAN METODE  
*BLIND SOURCE SEPARATION (BSS)* PADA  
TANGKI UJI MINI SEMI-TANPA GAUNG  
(*SEMI-ANECHOIC*)**

NIKEN PUSPITASARI YUWONO  
2412201017

DOSEN PEMBIMBING :  
Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng.  
Dr. Ir. Wirawan, DEA.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN REKAYASA INSTRUMENTASI INDUSTRI  
DEPARTEMEN TEKNIK FISIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2017

Thesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Teknik (M.T)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh :

Niken Puspitasari Yuwono

NRP. 2412201017

Tanggal Ujian : 7 Juli 2015

Periode Wisuda : September 2015

Disetujui oleh :

1. Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng  
NIP : 197310071998021001



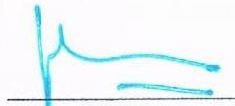
(Pembimbing I)

2. Dr. Ir. Wirawan, DEA  
NIP : 196311091989031011



(Pembimbing II)

3. Prof. Dr. Ir. Aulia Siti Aisjah, M.T  
NIP : 196601161989032001



(Penguji)

4. Dr. Ridho Hantoro, S.T., M.T  
NIP : 197612232005011001



(Penguji)



Dekan Fakultas Teknologi Industri,

Dr. Bambang Lelono Widjiantoro S.T., M.T.

NIP. 1969030719951210013

Thesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Teknik (M.T)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh :

Niken Puspitasari Yuwono

NRP. 2412201017

Tanggal Ujian : 7 Juli 2015

Periode Wisuda : September 2015

Disetujui oleh :

1. Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng (Pembimbing I)  
NIP : 197310071998021001 \_\_\_\_\_
  
2. Dr. Ir. Wirawan, DEA (Pembimbing II)  
NIP : 196311091989031011 \_\_\_\_\_
  
3. Prof. Dr. Ir. Aulia Siti Aisjah, M.T (Penguji)  
NIP : 196601161989032001 \_\_\_\_\_
  
4. Dr. Ridho Hantoro, S.T., M.T (Penguji)  
NIP : 197612232005011001 \_\_\_\_\_

Dekan Fakultas Teknologi Industri,

Dr. Bambang Lelono Widjiantoro S.T.,M.T.

NIP : 1969050719951210013

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

# ANALISIS PEMISAHAN SINYAL TERCAMPUR DI BAWAH AIR MENGGUNAKAN METODE *BLIND SOURCE SEPARATION* (BSS) PADA TANGKI UJI MINI SEMI-TANPA GAUNG (*SEMI-ANECHOIC*)

Nama Mahasiswa : Niken Puspitasari Yuwono  
NRP : 2412201017  
Pembimbing : Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng  
Co-Pembimbing : Dr. Ir. Wirawan, DEA

## ABSTRAK

Thesis ini berisi laporan eksperimen perekaman suara tercampur di bawah air berkonfigurasi *overdetermined* dengan jumlah sensor tiga buah dan jumlah sumber dua buah menggunakan tiga skenario keadaan untuk kemudian diurai kembali sehingga didapatkan sinyal penyusunnya menggunakan teknik *Blind Source Separation* (BSS) algoritma *joint diagonalization time-frequency blind source separation* (TFBSS) dan *alternating least squares* (ALS). Algoritma *Time-Frequency Blind Source Separation* (TFBSS) dalam memisahkan suara mendapatkan sistem pengurai (*demixing matrix*) dari eigenvalue dan eigenvector autokorelasi sinyal observasi, sedangkan algoritma *Alternating Least Squares* (ALS) mendapatkan sistem pengurai (*demixing matrix*) dari *cross spectral density* dan korelasi dari sinyal observasi. Perbedaan kedua algoritma tersebut berada pada adanya algoritma *adjusting permutation* pada ALS sedangkan pada TFBSS tidak. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa unjuk kerja algoritma ALS konsisten lebih baik pada variasi suhu maupun salinitas serta kedua parameter error yaitu MSE dan SIR dibandingkan dengan algoritma TFBSS ketika digunakan untuk memisahkan sinyal observasi yang direkam dari tangki uji mini semi-tanpa gaung. Skenario pertama yaitu variasi suhu, nilai MSE terkecil berada pada variasi sinyal observasi tipe I, penggunaan metode ALS pada suhu 21°C yaitu sebesar 0.0966. Berdasarkan rata-rata nilai MSE metode ALS juga memiliki nilai lebih kecil yaitu sebesar 0.55 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.6. Konsisten dengan skenario pertama, skenario kedua yaitu variasi salinitas memiliki nilai MSE terkecil pada variasi sinyal observasi tipe I, penggunaan metode ALS pada salinitas 3.1% yaitu sebesar 0.044 serta nilai rata-rata MSE metode ALS memiliki nilai lebih kecil yaitu sebesar 0.42 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.56. Sedangkan dalam analisis nilai SIR baik pada variasi suhu maupun variasi salinitas hasil pemisahan suara menggunakan metode ALS memiliki nilai rata-rata SIR 21 dB sehingga antara sinyal estimasi satu dengan sinyal estimasi lainnya memiliki perbedaan 4 kali lebih keras ketika diterima oleh telinga, berbeda jauh dengan nilai rata-rata SIR metode TFBSS yang sebesar 3 dB. Skenario ketiga dimana perekaman percampuran suara di bawah air dilakukan pada tangki uji

besar berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m tanpa variasi pada medium airnya menunjukkan adanya anomali pada hasil unjuk kerja teknik BSS kedua algoritma ALS dan TFBSS baik dari segi nilai MSE maupun SIR. Hasil skenario ketiga menunjukkan hal yang berkebalikan dari yang terjadi pada skenario pertama dan kedua yaitu nilai rata-rata MSE algoritma TFBSS yang memiliki nilai rata-rata MSE lebih kecil yaitu 0.013 dibanding rata-rata nilai MSE algoritma ALS sebesar 0.34. Hasil nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode ALS yaitu 5.8 dB lebih besar dibandingkan nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode TFBSS yaitu 2.5 dB. Didapatkan kesimpulan bahwa dimensi dan kondisi tempat percampuran suara memiliki pengaruh lebih signifikan dalam keberhasilan proses pemisahan suara tercampur di bawah air dibandingkan dengan variasi suhu dan salinitas pada medium air.

Kata kunci : *Blind Source Separation (BSS)*, *underwater acoustic*, variasi salinitas dan suhu

# **ANALYSIS OF UNDERWATER SIGNAL SEPARATION USING BLIND SOURCE SEPARATION (BSS) METHOD ON MINI SEMI-ANECHOIC TEST TANK**

Name of student : Niken Puspitasari Yuwono  
Student number : 2412201017  
Supervisor : Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng  
Co-Supervisor : Dr. Ir. Wirawan, DEA

## **ABSTRACT**

In this thesis, we report the sound mixed recording in underwater overdetermined configured with the number of sensors three and the number of sources two using three scenarios, then we separate again using Blind Source Separation (BSS) method with specific algorithm joint diagonalization time-frequency blind Source separation (TFBSS) and alternating least squares (ALS). When separating the mixtures, Time-Frequency Blind Source Separation (TFBSS) algorithm gets demixing matrix from the eigenvalue and eigenvector autocorrelation observation signal, while the Alternating Least Squares (ALS) algorithm gets a demixing matrix from cross spectral density and correlation the observation signal. The difference between the two algorithms is in the presence of adjusting permutation algorithm in ALS whereas in TFBSS it is not. The experimental results show that the performance of the ALS algorithm is consistently better on both temperature and salinity variations as well as the two error parameter MSE and SIR compared with the TFBSS algorithm when used to separate the observed signals recorded from mini semi-anechoic test tank. For the first scenario temperature variation, the smallest MSE value is in variation of type I observation signal, using ALS method at temperature 21°C that is equal to 0.0966. Based on the average value, MSE ALS method also has a smaller value that is equal to 0.55 compared to the mean value of MSE TFBSS is 0.6. Consistent with the first scenario, the second scenario of salinity variation has the smallest MSE value on the variation of type I observation signal, using ALS method on salinity 3.1% which is equal to 0.044 and the average value of MSE ALS method has a smaller value that is 0.42 compared to the average value of MSE TFBSS is 0.56. While in SIR value analysis both in temperature variation and variation of salinity results using ALS method have mean value of SIR 21 dB so that between estimation signal one with other estimation signal have difference 4 times louder when received by ear, far different with average value of SIR from TFBSS method that is equal to 3 dB. For a third scenario where the recording of sound mixing is performed on a large dimension test tank  $200 \times 10 \times 5.5$  m without variation on the water medium indicates an anomaly in the results of the BSS technique's performance for both ALS and TFBSS algorithms in terms of MSE and SIR values. In this third scenario occurs the opposite of what happens in

the first scenario and the second where the average value of MSE TFBSS algorithm is 0.013 smaller when compared to the average value of MSE ALS algorithm that is equal to 0.34. While for the absolute average value of the decibel difference of SIR the ALS method have value 5.8 dB greater when compared with the absolute average value of the decibel difference of SIR of TFBSS method that is equal to 2.5 dB. It is concluded that the dimensions and conditions of the mixing sound have a more significant influence in the success of the sound separation process from underwater than the variations in temperature and salinity on the water medium.

Keywords: Blind Source Separation (BSS), underwater acoustic, salinity and temperature variation



## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas selesainya buku thesis yang berjudul,

**“Analisis Pemisahan Sinyal Tercampur di Bawah Air Menggunakan Metode *Blind Source Separation* (BSS) pada Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung (*Semi-Anechoic*)”**

Terdapat banyak pihak yang terlibat dan membantu dalam pengerjaannya baik secara moral maupun materil, oleh karenanya penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada :

- Bapak Dr. Dhany Arifianto, S.T., M.Eng, selaku guru, dosen pembimbing, dosen wali semasa menempuh pendidikan S1 dan kepala laboratorium selama penulis melakukan penelitian ilmiah, atas semua ilmu serta dukungan baik saran, moral, waktu maupun materil sehingga penulis mendapatkan kesempatan belajar menjadi seorang peneliti sesungguhnya.
- Mas Bagus, atas bantuannya memperbaiki program Matlab yang merupakan salah satu aspek penting dalam penelitian ini, serta memberi pinjaman laptop selama pengerjaan buku thesis.
- Gibal (a.k.a Ridhwan), yang juga membantu memperbaiki program Matlab dalam penelitian ini.
- Elok Cahyaningtyas, atas dukungannya menjadi teman yang selalu ada untuk berbagi ruang kos dan waktu selama penulis melakukan penelitian dan pengerjaan buku thesis.
- Mas Catur, teman seangkatan di S2 Pascasarjana jurusan Teknik Fisika, ITS, yang membantu menginstal ulang laptop penulis ketika rusak semasa pengerjaan penelitian ini.
- Teman-teman D3, S1, S2 dan S3 lintas angkatan dari Laboratorium Vibrastic yang semuanya telah menjadi keluarga bagi penulis, sejak tahun 2011 hingga saat penulisan kata pengantar ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu karena berjumlah lebih dari 100 orang.

- Ibu Dr. Ir. Endang Widjiati, M.Eng.Sc, selaku guru, pembimbing lapangan ketika penulis melakukan kerja praktik di BPPT-LHI Surabaya, dan dosen pembimbing tugas akhir semasa S1, yang memberikan izin atas peminjaman peralatan *underwater* milik beliau untuk digunakan dalam pengambilan data penelitian, membagikan ilmu *underwater acoustics* baik ketika mengerjakan penelitian ilmiah maupun ketika berdiskusi dalam *Underwater Acoustics (UWA) Research Group ITS* serta membantu perizinan menggunakan fasilitas penelitian milik BPPT-LHI Surabaya.
- Bapak Dr. Ir. Wirawan, DEA, selaku guru dan dosen pembimbing, yang juga memberikan izin atas peminjaman peralatan *underwater* milik beliau untuk digunakan dalam pengambilan data penelitian, pemberian ilmu dan saran baik dalam pengerjaan penelitian ilmiah maupun dalam *Underwater Acoustics (UWA) Research Group ITS*.
- Keluarga penulis, almarhum papa, mama, adik Lala dan seluruh saudara mama, atas dukungan baik moral, materil, pengertian dan kesabaran yang diberikan.
- Teman-teman D4, S1, S2 dan S3 yang tergabung dalam *Underwater Acoustics (UWA) Research Group ITS*, atas waktu dan kesempatannya berbagi ilmu mengenai *underwater acoustics* dan pengalaman dalam pengambilan data penelitian.
- Ibu Prof. Dr. Ir. Aulia Siti Aisjah, M.T., selaku guru, dosen wali semasa menempuh pendidikan S2 dan penguji dalam sidang thesis, atas ilmu dan saran yang diberikan ketika menempuh pendidikan magister dan dalam menyelesaikan pengerjaan buku thesis ini.
- Bapak Dr. Ridho Hantoro, S.T., M.T., selaku guru dan penguji dalam sidang thesis, atas ilmu dan saran yang diberikan dalam menyelesaikan pengerjaan buku thesis ini.
- Teman-teman S2 Pascasarjana jurusan Teknik Fisika angkatan 2012, yang memberi semangat kepada penulis selama penelitian dan pengerjaan buku thesis.

- Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu dalam kata pengantar ini.

Akhir kata, penulis memohon maaf atas kekurangan yang terdapat dalam buku thesis ini, dan berharap semoga ilmu didalamnya dapat memberi manfaat bagi para pembaca.

Surabaya, Juli 2017

Niken P.Y.

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## DAFTAR ISI

	<b>Hal</b>
<b>Lembar Pengesahan</b>	i
<b>ABSTRAK</b>	iii
<b>ABSTRACT</b>	v
<b>KATA PENGANTAR</b>	vii
<b>DAFTAR ISI</b>	xi
<b>DAFTAR TABEL</b>	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	xv
<b>DAFTAR NOTASI</b>	xix
<b>BAB 1. PENDAHULUAN</b>	1
1.1.Latar Belakang	1
1.2.Rumusan Masalah	3
1.3.Tujuan Penelitian	3
1.4.Batasan Masalah	4
1.5.Manfaat Penelitian	4
<b>BAB 2. TINJAUAN LITERATUR</b>	5
2.1.Pendahuluan	5
2.2.Permasalahan pada BSS	5
2.3. <i>Instantaneous Mixture</i>	8
2.4. <i>Time Frequency Blind Source Separation (TFBSS)</i>	9
2.5. <i>Convolutive Mixture</i>	11
2.6. <i>Contrast Function</i>	12
2.7.Masalah <i>Convolutive Mixture</i> di Dalam Air	14
2.7.1 <i>Alternating Least Squares (ALS)</i>	16
2.7.2 Model Matematika	18
2.8.Properti dari <i>Probability Density Function (PDF)</i>	20
2.9. <i>Independence dan Correlation</i>	23
2.10.Evaluasi Kualitas Hasil Pemisahan	24
<b>BAB 3. METODE PENELITIAN</b>	27
3.1.Pendahuluan	27

3.2. Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung	29
3.3. Skenario I, Variasi Suhu	30
3.4. Skenario II, Variasi Salinitas	31
3.5. Skenario III, Eksperimen Tangki $200 \times 10 \times 5.5$ m	31
<b>BAB 4. ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	<b>35</b>
4.1. Analisis Karakteristik Sinyal Sumber dan Observasi	35
4.2. Analisis Pemisahan Suara Metode <i>Joint Diagonalization Time-Frequency Blind Source Separation</i> (TFBSS)	39
4.3. Analisis Pemisahan Suara Metode <i>Alternating Least-Squares</i> (ALS)	44
4.4. Analisis Pengaruh Variasi Salinitas	48
4.4.1 Analisis <i>Mean Squared Error</i> (MSE)	49
4.4.2 Analisis <i>Source to Interference Ratio</i> (SIR)	52
4.5. Analisis Pengaruh Variasi Suhu	54
4.5.1 Analisis <i>Mean Squared Error</i> (MSE)	54
4.5.2 Analisis <i>Source to Interference Ratio</i> (SIR)	55
4.6. Analisa Pengaruh Dimensi Tangki Uji	58
4.6.1 Analisis Pemisahan Suara Metode <i>Joint Diagonalization Time-Frequency Blind Source Separation</i> (TFBSS) pada Tangki Uji Besar	60
4.6.2 Analisis Pemisahan Suara Metode <i>Alternating Least-Squares</i> (ALS) pada Tangki Uji Besar	64
4.6.3 Analisis <i>Mean Squared Error</i> (MSE) pada Tangki Uji Besar	68
4.6.4 Analisis <i>Source to Interference Ratio</i> (SIR) pada Tangki Uji Besar	69
4.7. Rangkuman Pembahasan	72
<b>BAB 5. KESIMPULAN</b>	<b>75</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>77</b>
<b>LAMPIRAN</b>	<b>81</b>

## DAFTAR TABEL

	<b>Hal</b>
Tabel 3.1. Variasi Sumber pada <i>Speaker</i> #1 dan <i>Speaker</i> #2.	31
Tabel 3.2. Variasi Sumber pada <i>Speaker</i> .	33
Tabel 3.3. Variasi Sumber Seluruh Skenario Pengambilan Data.	33
Tabel 4.1. Nilai Kurtosis dari Distribusi <i>Pdf</i> pada Gambar 4.1.	39
Tabel 4.2. Nilai Kurtosis dari <i>Joint</i> Distribusi <i>Pdf</i> pada Gambar 4.3.	39
Tabel 4.3. Nilai Kurtosis dari <i>Joint</i> Distribusi <i>Pdf</i> pada Gambar 4.4.	39
Tabel 4.4. Perbedaan Tingkat Tekanan Bunyi dan Penerimaan Telinga Manusia.	70

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*



## DAFTAR GAMBAR

		Hal
Gambar 2.1.	Skema Sistem Terjadinya Percampuran Suara.	5
Gambar 2.2.	Skema Pemisahan Suara Campuran pada <i>Instantaneous Mixture</i> .	8
Gambar 2.3.	Proses Dekorelasi dengan Melihat Struktur dari Sinyal.	10
Gambar 2.4.	Skema Pemisahan Suara Campuran pada <i>Convolutional Mixture</i> .	12
Gambar 2.5.	Skema Penggunaan <i>Contrast Function</i> .	14
Gambar 2.6.	Ilustrasi Percampuran Suara di Laut.	15
Gambar 2.7.	Skema Terjadinya <i>Convolutional Mixture Overdetermined</i> dengan Jumlah Sumber 2 dan Jumlah Sensor 3.	15
Gambar 2.8.	Skema Alur Mendapatkan Matriks <i>W</i> .	18
Gambar 2.9.	Histogram dari Sinyal Ping.	20
Gambar 2.10.	Bentuk <i>Pdf</i> dari <i>Gaussian</i> , <i>Super Gaussian</i> dan <i>Sub Gaussian</i> .	22
Gambar 3.1.	Dimensi Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung $2 \times 1 \times 1$ m	29
Gambar 3.2.	<i>Kiri</i> : Busa Bergelombang dengan Spesifikasi Ketebalan 7 cm, Panjang 60 cm, Lebar 40 cm dan Tinggi Tonjolan 2 cm, Dipasang pada Bagian Dalam Tangki Uji Mini. <i>Kanan</i> : Busa Tampak Terpasang pada Bagian Dalam Tangki Uji Mini	30
Gambar 3.3.	Konfigurasi Peletakkan <i>Underwater Speaker</i> dan <i>Hydrophone</i> Tampak Atas.	30
Gambar 3.4.	Konfigurasi Peletakkan <i>Underwater Speaker</i> dan <i>Hydrophone</i> Tampak Samping.	31
Gambar 3.5.	Konfigurasi Peletakkan <i>Underwater Speaker</i> dan <i>Hydrophone</i> Tampak Atas Tangki Uji $200 \times 10 \times 5.5$ m.	32
Gambar 3.6.	Konfigurasi Peletakkan <i>Underwater Speaker</i> dan <i>Hydrophone</i> Tampak Samping Tangki Uji $200 \times 10 \times 5.5$ m.	32

Gambar 4.1.	Distribusi <i>Pdf</i> dari Masing-masing Sinyal Sumber.	36
Gambar 4.2.	<i>Joint</i> Distribusi <i>Pdf</i> dari Sinyal Observasi pada Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung.	37
Gambar 4.3.	<i>Joint</i> Distribusi <i>Pdf</i> dari Sinyal Observasi pada Tangki Uji Besar.	38
Gambar 4.4.	Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode TFBSS.	40
Gambar 4.5.	Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode TFBSS.	41
Gambar 4.6.	Sinyal Estimasi dari Metode TFBSS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ).	42
Gambar 4.7.	Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode ALS.	45
Gambar 4.8.	Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode ALS.	46
Gambar 4.9.	Sinyal Estimasi dari Metode ALS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ).	47

Gambar 4.10.	Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Salinitas.	50
Gambar 4.11.	Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Salinitas.	53
Gambar 4.12.	Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Suhu.	56
Gambar 4.13.	Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Suhu.	57
Gambar 4.14.	Proses Pencampuran Suara pada Eksperimen di Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung.	58
Gambar 4.15.	Proses Pencampuran Suara pada Eksperimen di Tangki Uji Besar.	59
Gambar 4.16.	Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode TFBSS pada Tangki Uji Besar.	61
Gambar 4.17.	Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode TFBSS pada Tangki Uji Besar.	62
Gambar 4.18.	Sinyal Estimasi dari Metode TFBSS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Tangki Uji Besar.	63
Gambar 4.19.	Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode ALS pada Tangki Uji Besar.	65

Gambar 4.20.	Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode ALS pada Tangki Uji Besar.	66
Gambar 4.21.	Sinyal Estimasi dari Metode ALS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan <i>Puretone</i> 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Tangki Uji Besar.	67
Gambar 4.22.	Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Tangki Uji Besar.	69
Gambar 4.23.	Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS pada Tangki Uji Besar.	70

## DAFTAR NOTASI

- $\mathbf{X}(t)$  : matriks sinyal campuran (*observation*) dalam domain waktu.
- $\mathbf{A}$  : matriks sistem (*mixing matrix*).
- $\mathbf{S}(t)$  : matriks sinyal sumber (*source*) dalam domain waktu.
- $\hat{\mathbf{S}}(t)$  : matriks sinyal sumber (*source*) ekspektasi dalam domain waktu.
- $\mathbf{A}^{-1}$  : matriks sistem pengurai (*demixing matrix*).
- $\mathbf{S}(t - k)$  : matriks sinyal sumber (*source*) yang mengalami waktu tunda sebesar  $k$  dalam domain waktu.
- $\mathbf{X}(t - k)$  : matriks sinyal campuran (*observation*) yang mengalami waktu tunda sebesar  $k$  dalam domain waktu.
- $\mathbf{Y}(t)$  : matriks sinyal sumber ekspektasi dalam domain waktu.
- $\mathbf{W}$  : sama dengan matriks sistem pengurai (*demixing matrix*) atau  $\mathbf{A}^{-1}$ .
- $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{x})$  : matriks kovarian dari sinyal campuran (*observation*)  $\mathbf{x}(t)$  pada *time-lagged*  $\tau$ .
- $E[.]$  : simbol dari ekspektasi, dalam hal ini operasi perhitungan rata-rata atau *mean*.
- $\mathbf{x}(t)$  : sama dengan matriks sinyal campuran (*observation*) dalam domain waktu atau  $\mathbf{X}(t)$ .
- $\mathbf{x}(t + \tau)$  : sama dengan matriks sinyal campuran (*observation*) yang mengalami waktu tunda sebesar  $\tau$  dalam domain waktu.
- $\mathbf{s}(t)$  : sama dengan matriks sinyal sumber (*source*) dalam domain waktu atau  $\mathbf{S}(t)$ .
- $\mathbf{s}(t + \tau)$  : sama dengan matriks sinyal sumber (*source*) yang mengalami waktu tunda sebesar  $\tau$  dalam domain waktu.
- $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{s})$  : matriks kovarian dari sinyal sumber (*source*)  $\mathbf{s}(t)$  pada *time-lagged*  $\tau$ .
- $\mathbf{A}^T$  : matriks transpos dari  $\mathbf{A}$ .
- $\mathbf{V}$  : sama dengan matriks sistem pengurai (*demixing matrix*) atau  $\mathbf{A}^{-1}$ .
- $\mathbf{V}^T$  : matriks transpos dari  $\mathbf{V}$ .

- $D_\tau$  : matriks diagonal pada *time-lagged*  $\tau$ .  
 $Q$  : matriks ortogonal.  
 $z(t)$  : matriks hasil perkalian  $Q$  dan  $x(t)$ .  
 $C_0(z)$  : kovarian matriks dari  $z$ .  
 $C_0(s)$  : kovarian matriks dari  $s$ .  
 $I$  : matriks identitas.  
 $C_k(x)$  : kovarian matriks dari sinyal campuran (*observation*)  $x(t)$ .  
 $\hat{C}_k$  : kovarian matriks.  
 $u(t)$  : sama dengan matriks sinyal sumber (*source*) ekspektasi dalam domain waktu atau  $\hat{S}(t)$ .  
 $X(\omega)$  : matriks sinyal campuran (*observation*) dalam domain frekuensi.  
 $A(\omega)$  : matriks sistem (*mixing matrix*) dalam domain frekuensi.  
 $S(\omega)$  : matriks sinyal sumber (*source*) dalam domain frekuensi.  
 $\hat{S}(\omega)$  : matriks sinyal sumber (*source*) ekspektasi dalam domain frekuensi.  
 $Y(\omega)$  : matriks sinyal sumber ekspektasi domain frekuensi.  
 $W(\omega)$  : sama dengan matriks sistem pengurai (*demixing matrix*) atau  $A^{-1}$  dalam domain frekuensi.  
 $\phi[.]$  : *contrast function*.  
 $C$  : sistem yang terbentuk dari perkalian matriks  $\Pi$  dan  $D$ .  
 $\Pi$  : matriks permutasi.  
 $D$  : matriks diagonal.  
 $p(y)$  : *joint probability density function* dari  $y_1, \dots, y_N$ .  
 $p(y_i)$  : *joint probability density function* dari  $y_i$ .  
 $K(p|q)$  : *Kullback-Leibler distance* atau *K-L divergence*  $p$  terhadap  $q$ .  
 $p(x)$  : *joint probability density function* dari  $x_1, \dots, x_N$ .  
 $q(x)$  : *joint probability density function* dari  $x_1, \dots, x_N$  variabel  $q$ .  
 $I(y)$  : *mutual information* dari  $y_1, \dots, y_N$ .  
 $H(z)$  : transformasi  $Z$  matriks  $J \times N$  dari sistem pencampur  $A$ .  
 $J \times N$  : matriks sinyal observasi dikalikan matriks sinyal sumber.  
 $W(z)$  : sama dengan matriks sistem pengurai (*demixing matrix*) atau

$A^{-1}$  dalam domain  $Z$ .

- $D(z)$  : matriks diagonal dalam domain  $Z$ .
- $H(\omega)$  : transformasi *Fourier* matriks  $J \times N$  dari sistem pencampur  $A$ .
- $D(\omega)$  : matriks diagonal dalam domain frekuensi.
- $\omega$  : frekuensi bin.
- $m$  : *epoch* yang berarti durasi waktu dimana sinyal diasumsikan stasioner atau setidaknya mendekati stasioner.
- $P_s(\omega, m)$  : *cross spectral density matrices* dari sinyal sumber (*source*).
- $P_x(\omega, m)$  : *cross spectral density matrices* dari sinyal campuran (*observation*).
- $\hat{P}_x(\omega_k, m)$  : *cross spectral density matrices* ekspektasi dari sinyal campuran (*observation*).
- $P_x(\omega_k, m)$  : *cross spectral density matrices* ekspektasi pada frekuensi bin ke  $k$  dari sinyal campuran (*observation*).
- $k$  : konstanta,  $k = 0, \dots, K - 1$ .
- $B(\omega_k)$  : *alternating least-squares joint diagonalization* pada frekuensi bin ke  $k$ .
- $\Lambda(\omega_k, m)$  : diagonal matriks yang merepresentasikan *unknown cross spectral density matrix* sinyal sumber pada epoch  $m$ .
- $B^H(\omega_k)$  : versi *Hermitian* dari  $B(\omega_k)$ .
- $W(\omega_k)$  : sama dengan matriks sistem pengurai (*demixing matrix*) atau  $A^{-1}$  pada frekuensi bin ke  $k$ .
- $B^+(\omega_k)$  : pseudoinverse dari  $B(\omega_k)$  atau sama dengan  $W(\omega_k)$ .
- $I_N$  : matriks identitas dari  $N \times N$  matriks sinyal sumber.
- $G(\omega_k)$  : hasil perkalian dari  $B(\omega_k) \odot B(\omega_k)$  dimana  $\odot$  adalah operasi matematika *Khatri-Rao*.
- $d(\omega_k, m)$  : sama dengan  $\text{diag}\{\Lambda(\omega_k, m)\}$ .
- $\hat{p}_x(\omega_k, m)$  : sama dengan  $\text{vec}\{\hat{P}_x(\omega_k, m)\}$ .
- $E[x]$  : ekspektasi atau *mean* atau rata-rata dari variabel  $x$ .
- $P_x(x)$  : *probability density function* dari variabel  $x$ .
- $\bar{x}^2$  : ekspektasi atau *mean* atau rata-rata kuadrat dari variabel  $x$ .

- $\sigma$  : standar deviasi.  
 $\sigma^2$  : variance.  
 $K$  : kurtosis.  
 $e$  : eksponen.  
 $\rho(x, y)$  : korelasi antara variabel  $x$  dan  $y$ .  
 $Cov[X, Y]$  : kovarian atau normalisasi dari korelasi antara variabel  $X$  dan  $Y$ .  
 $P_{s_j}$  : *orthogonal projector* terhadap sinyal sumber (*source*) indeks ke  $j$ .  
 $\mathbf{P}_s$  : *orthogonal projector* terhadap matriks sinyal sumber (*source*).  
 $s_j$  : sinyal sumber (*source*).  
 $j$  : menunjukkan indeks sinyal sumber (*source*).  
 $n$  : menunjukkan indeks sensor atau sinyal tercampur (*observation*).  
 $(s_j')$  : transpos sinyal sumber (*source*).  
 $(n_i)$  : sinyal tercampur (*observation*) ke  $i$ .  
 $\hat{s}_j$  : sinyal sumber (*source*) ekspektasi.  
 $s_{target}$  : sinyal sumber (*source*).  
 $e_{interf}$  : *error* yang disebabkan oleh interferensi.  
 $e_{noise}$  : *error noise*.  
 $e_{artif}$  : *error artifact*.  
 $SDR$  : singkatan dari *Source to Distance Ratio*.  
 $SIR$  : singkatan dari *Source to Interference Ratio*.  
 $SNR$  : singkatan dari *Source to Noise Ratio*.  
 $MSE$  : singkatan dari *Mean Squared Error*.



# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Laut menutupi permukaan bumi lebih dari 70% (Pidwirny, 2006) dan 95% dari dunia bawah air ini tidak dapat dilihat oleh mata (NOAA Team, 2017), membuat manusia menggunakan indra pendengaran sebagai pengganti mata untuk mendapatkan data dari perairan. Peneliti dalam mendapatkan data dari laut, menggunakan berbagai macam alat bantu berupa sensor untuk mengindra fenomena-fenomena yang terjadi. Salah satu sensor yang digunakan adalah *hydrophone* yang merupakan komponen *receiver* dari sistem *Sound Navigation and Ranging* (SONAR) yang terdapat pada kapal. SONAR merupakan sistem yang bekerja menggunakan gelombang suara untuk menyelidiki keadaan sekitarnya, dengan penggunaan gelombang suara pada perairan menjadi solusi terbaik karena sifat fisisnya yang merambat melalui medium secara alami terbantu oleh hadirnya arus laut dan membuat gelombang suara merambat sejauh ribuan kilometer disaat gelombang elektromagnetik (contoh : gelombang radio) tidak dapat merambat pada perairan diakibatkan besarnya absorpsi (Ainslie, 2010).

Cara klasik yang digunakan peneliti untuk mendapatkan data bawah air memanfaatkan SONAR adalah dengan membawa komponen-komponen yang terdiri dari *transmitter* dan *receiver* ke perairan yang dituju kemudian melakukan pemindaian. Pengambilan data dengan cara ini memiliki kelemahan diantaranya memerlukan biaya, transportasi, waktu dan tenaga yang tidak sedikit sehingga penelitian menjadi tidak efektif dan tidak efisien serta memiliki banyak keterbatasan. Keadaan tersebut kemudian mendorong peneliti melakukan eksperimen skala laboratorium untuk mengurangi ketidakefisienan yang disebabkan oleh pengambilan data pada laut sebenarnya. Sejalan dengan solusi pengambilan data skala laboratorium, dalam pra-penelitian yang dilakukan pada thesis ini telah dikembangkan tangki uji mini semi-tanpa gaung berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m dengan ketebalan kaca 12 mm sebagai representasi lingkungan perairan namun dengan variabel fisis suhu dan salinitas medium air yang

terkontrol disesuaikan dengan karakteristik perairan Indonesia (Yuwono, dkk 2012). Tangki uji pada penelitian tersebut telah digunakan untuk eksperimen pengambilan data menggunakan *transmitter* dan *receiver* seperti SONAR untuk menganalisis efek variasi variabel fisis suhu dan salinitas terhadap propagasi gelombang suara sebagai langkah validasi teori sebelum eksperimen pengambilan data pada perairan sebenarnya.

Berkembangnya penelitian skala laboratorium secara alami mendorong timbulnya skenario lain berkaitan dengan perluasan eksperimen demi didapatkannya pemahaman lebih mengenai ekstraksi informasi data yang didapat dari bawah air. Arah skenario pada penelitian selanjutnya dalam thesis ini adalah mengenai ekstraksi informasi dari data yang diterima oleh *receiver*. Menggunakan asumsi bahwa data gelombang suara yang ditangkap oleh *receiver* pada perairan sebenarnya tidak mungkin berupa data tunggal, maka penggunaan teknik *Blind Source Separation* (BSS) menjadi relevan dalam rangka mengekstraksi informasi data yang ditangkap oleh *receiver*. *Blind Source Separation* (BSS) adalah salah satu teknik penguraian data tercampur (*mixture*) menjadi data-data penyusunnya (*source*) dengan hanya mengeksplorasi data tercampurnya (*mixture*) saja (“*blind*”). Secara matriks hubungan antara *mixture* dan *source* dalam BSS adalah  $X = AS$  dengan  $X$  adalah *mixture* yang terbentuk dari hasil interaksi  $A$  yang merupakan medium pencampur (*mixing matrix*) dengan  $S$  (*source*). Persamaan tersebut sesuai dengan proses interaksi yang terjadi pada gelombang suara yang berinteraksi dengan air sebagai medium perambatannya.

Unjuk kerja hasil penggunaan teknik BSS diupayakan untuk dapat mengurai atau mengekstraksi informasi data tercampur berupa gelombang suara yang didapat dari bawah air. Upaya tersebut dilakukan dengan cara eksperimen pengambilan data tercampur di bawah air skala laboratorium pada tangki uji mini semi-tanpa gaung berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m dengan ketebalan kaca 12 mm untuk kemudian diurai menjadi sumber-sumber penyusunnya. Secara spesifik, skenario yang digunakan adalah *overdetermined* atau jumlah sensor lebih banyak dari jumlah sumber dengan algoritma pemisahan suara *joint diagonalization Time-Frequency Blind Source Separation* (TFBSS) dan *Alternating Least Squares* (ALS). Sebagai representasi diversitas medium air pada laut sebenarnya maka

suhu dan salinitas medium air pada tangki uji mini semi-tanpa gaung akan divariasi. Kemudian juga akan dilakukan eksperimen yang mirip seperti pada skenario tangki uji mini semi-tanpa gaung namun dilakukan pada tangki uji berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m tanpa variasi pada mediumnya sebagai pembanding hasil unjuk kerja teknik BSS yang digunakan yaitu TFBSS dan ALS. Bagian yang akan diamati adalah seperti apakah pengaruh dari variasi kondisi suhu dan salinitas medium air serta dimensi pengambilan data terhadap hasil penguraian data menggunakan teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS.

Laporan thesis ini dibagi menjadi 5 bab. Bab 2 berisi gambaran umum mengenai teori BSS beserta syarat-syarat kondisi yang berlaku didalamnya. Bab 3 berisi skenario pengambilan data yang dilakukan. Kemudian pada Bab 4 ditunjukkan analisis dan pembahasan hasil dari pengolahan data (pemisahan suara) menggunakan teknik yang dipaparkan pada Bab 2 dengan parameter statistik kurtosis, *mean squared error* (MSE) dan *source to interference ratio* (SIR). Terakhir Bab 5 berisi kesimpulan.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Rumusan masalah pada thesis ini adalah :

1. Bagaimana karakteristik gelombang suara tercampur atau sinyal observasi di bawah air ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data.
2. Bagaimana memisahkan suara tercampur di bawah air dengan menggunakan teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS.
3. Bagaimana unjuk kerja pemisahan suara teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian pada thesis ini adalah :

1. Mengetahui karakteristik gelombang suara tercampur atau sinyal observasi di bawah air ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data.

2. Mengetahui cara memisahkan suara tercampur di bawah air dengan menggunakan teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS.
3. Mengetahui unjuk kerja pemisahan suara teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data.

#### **1.4 Batasan Masalah**

Batasan masalah pada thesis ini adalah :

1. Tipe konfigurasi skenario yang digunakan adalah *overdetermined* yaitu jumlah sensor lebih banyak daripada jumlah sumber. Thesis ini menggunakan sensor sebanyak 3 buah sedangkan jumlah sumber sebanyak 2 buah.
2. Eksperimen dilakukan pada tangki uji mini semi-tanpa gaung, terbuat dari bahan kaca *tempered* setebal 12 mm berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m dan tangki uji besar milik BPPT-LHI Surabaya berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

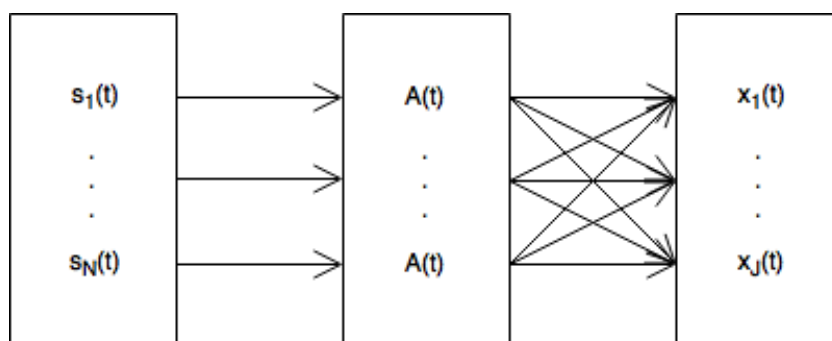
Mengetahui karakteristik gelombang suara tercampur atau sinyal observasi di bawah air serta unjuk kerja pemisahan suara teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data maka informasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai pertimbangan dalam mengoptimalkan dan mengembangkan teknologi-teknologi bawah air yang efektif dan efisien pada bidang strategis.

## BAB 2

### TINJAUAN LITERATUR

#### 2.1 Pendahuluan

*Blind source separation* (BSS) adalah teknik yang digunakan untuk mendeteksi sumber (*source*) dengan hanya mengobservasi sinyal hasil pencampurannya (*observation*) dengan medium atau sistem pencampurnya (*mixing matrix*). Hal ini disebabkan oleh tidak adanya informasi mengenai sumber (*source*) dan sistem pencampurnya (*mixing matrix*) sehingga disebut buta (*blind*). Kasus dalam BSS diasumsikan sebagai berikut. Jika terdapat beberapa sumber dengan simbol  $s_1(t), \dots, s_N(t)$  melalui sebuah sistem dengan simbol  $A$ , sumber-sumber tersebut akan tercampur dengan sistem  $A$  dan menghasilkan sinyal campuran dengan simbol  $x_1(t), \dots, x_J(t)$  dan hanya sinyal campuran inilah informasi yang kita punya.



Gambar 2.1. Skema Sistem Terjadinya Pencampuran Suara.

#### 2.2 Permasalahan pada BSS

Kasus dalam dunia nyata yang terjadi adalah sumber dan sistem pencampur  $A$  tidak diketahui dan hanya sinyal campuran (*observation*) yang diketahui. Contoh kasus pada keadaan ini populer dengan sebutan *cocktail party*. *Cocktail party* adalah keadaan dimana beberapa orang berbicara secara sekaligus dalam sebuah ruangan dengan terdapat iringan musik serta sumber-sumber suara

lain di bagian latar belakangnya. Suara dari semua aspek pada ruangan ini kemudian direkam oleh beberapa sensor berupa mikrofon. Dianalogikan dengan Gambar 2.1., maka ruangan tersebut merupakan sistem  $\mathbf{A}$ , berbagai sumber suara yang berada di ruangan tersebut adalah sumber  $s_1(t), \dots, s_N(t)$ , sedangkan hasil rekaman dari sensor (mikrofon) adalah sinyal campuran (*observation*)  $x_1(t), \dots, x_J(t)$ .

Operasi penguraian suara (*demixing*), secara matematis dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan 2.1. dimana persamaan 2.1 dinyatakan dalam bentuk matriks. Notasi matriks proses pencampuran suara dan penguraiannya berturut-turut akan tampak seperti di bawah ini.

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) \quad (2.1)$$

dengan  $\mathbf{X}(t) = (x_1(t), \dots, x_J(t))$  adalah sinyal campuran (*observation*),  $\mathbf{A}$  adalah sistem (*mixing matrix*) dan  $\mathbf{S}(t) = (s_1(t), \dots, s_N(t))$  adalah sumber.

$\mathbf{S}(t)$  diperoleh melalui estimasi  $\hat{\mathbf{S}}(t)$  yang dinyatakan pada persamaan 2.2 yang didapatkan dengan membalik model matematika dari persamaan 2.1 menjadi,

$$\hat{\mathbf{S}}(t) = \mathbf{X}(t)\mathbf{A}^{-1} \quad (2.2)$$

dengan  $\hat{\mathbf{S}}(t)$  merepresentasikan sumber ekspektasi,  $\mathbf{A}^{-1}$  adalah sistem pengurai (*demixing matrix*) dan  $\mathbf{X}(t)$  adalah sinyal campuran (*observation*).

Terdapat 2 kondisi untuk menerapkan persamaan 2.2 dalam eksperimen. Kondisi pertama, matriks sistem (*mixing matrix*)  $\mathbf{A}$  harus diketahui dan yang kedua adalah keadaan lingkungan tempat terjadinya pencampuran suara bebas gangguan atau ideal sempurna, misal : gangguan (*noise*) dan waktu tunda (*delay/echo*). Hal ini tidak mungkin tercapai pada keadaan dunia nyata sesungguhnya yaitu kondisi ideal sempurna tanpa gangguan umumnya tidak ada.

Secara kepraktisan persamaan 2.2 kurang sesuai jika digunakan pada kasus dunia nyata dan harus dicari melalui pendekatan persamaan yang berbeda.

Selanjutnya kondisi kedua yaitu adanya waktu tunda maka dilakukan pendekatan matematika berbentuk seperti pada persamaan 2.3 dan 2.4.

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A}\mathbf{S}(t-k) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A} * \mathbf{S}(t) \quad (2.4)$$

dengan  $\mathbf{X}(t) = (x_1(t), \dots, x_j(t))$  adalah sinyal campuran (*observation*),  $\mathbf{A}$  adalah sistem (*mixing matrix*) dan  $\mathbf{S}(t) = (s_1(t), \dots, s_N(t))$  adalah sumber, dan  $k$  adalah lama waktu tunda. Tampak pada persamaan 2.3 yang mempertimbangkan waktu tunda berubah menjadi operasi matematika konvolusi pada persamaan 2.4. Linier dengan persamaan 2.2 untuk mendapatkan sumber ekspektasi  $\hat{\mathbf{S}}(t)$  dapat diasumsikan dengan membalik model matematika menjadi persamaan 2.5,

$$\hat{\mathbf{S}}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A}^{-1}\mathbf{X}(t-k) \quad (2.5)$$

Melalui pendekatan operasi matematika konvolusi maka masalah mengenai waktu tunda dapat diselesaikan. Kendala berikutnya dalam operasi matematika konvolusi adalah perhitungan yang rumit sehingga untuk mempermudah operasi matematika dilakukan transformasi dari domain waktu ke domain frekuensi agar operasi konvolusi menjadi operasi perkalian biasa.

Masalah pertama yaitu jika matriks sistem (*mixing matrix*)  $\mathbf{A}$  tidak diketahui terdapat cara-cara yang telah dipublikasikan oleh para peneliti internasional yang mengeksplorasi informasi pada sinyal observasi saja. Diantaranya adalah metode *joint diagonalization* atau menjadikan *covariance matrix* sinyal observasi diagonal (*Belouchrani, dkk 1998*), metode *steepest descend* (*Parra, 2000*) dan *Alternating Least Square (ALS)* oleh (*Kamran, dkk 2001*).

Berdasarkan penjelasan di atas maka BSS dapat dibedakan menjadi 2 jenis yaitu *instantaneous mixture* dengan keadaan lingkungan tempat percampuran

suara ideal tanpa gangguan (*noise*) dan waktu tunda (*delay/echo*) dan percampuran konvolusi dengan keadaan lingkungan tempat percampuran suara terdapat gangguan (*noise*) dan waktu tunda (*delay/echo*). Lebih jauh mengenai 2 tipe BSS ini dijelaskan pada subbab 2.3 dan 2.5.

### 2.3 *Instantaneous Mixture*

Kasus *instantaneous* pada model percampuran suara (*Bell, dkk, 1995*) (*Comon, 1994*) dari sinyal observasi berbentuk operasi perkalian dari matriks sistem  $\mathbf{A}$  dan matriks sumber. Dinotasikan secara matematika menjadi,

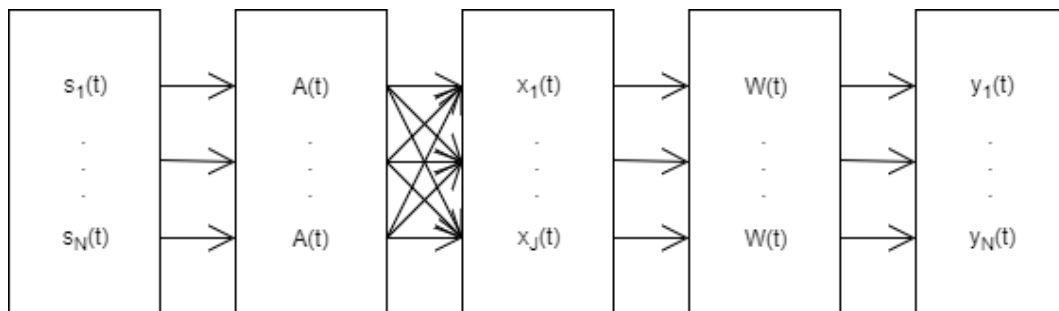
$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) \quad (2.6)$$

dengan  $\mathbf{X}(t) = (x_1(t), \dots, x_J(t))$  adalah sinyal campuran (*observation*),  $\mathbf{A}$  adalah sistem (*mixing matrix*) dan  $\mathbf{S}(t) = (s_1(t), \dots, s_N(t))$  adalah sumber.

Secara sederhana, untuk mendapatkan  $\mathbf{S}(t)$  pada kasus *instantaneous* dapat diasumsikan dengan membalik model matematika dari persamaan 2.1 menjadi

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) \quad (2.7)$$

dengan  $\mathbf{Y}(t)$  merepresentasikan sumber ekspektasi ( $\mathbf{Y}(t) \approx \hat{\mathbf{S}}(t)$ ),  $\mathbf{W}$  adalah sistem pengurai (*demixing matrix*) ( $\mathbf{W} \approx \mathbf{A}^{-1}$ ) dan  $\mathbf{X}(t)$  adalah sinyal campuran (*observation*).



Gambar 2.2. Skema Pemisahan Suara Campuran pada *Instantaneous Mixture*.



## 2.4 Time-Frequency Blind Source Separation (TFBSS)

Salah satu metode yang digunakan untuk menyelesaikan masalah BSS adalah *Time-Frequency Blind Source Separation* (TFBSS). *Belouchrani*, dkk 1998 menuliskan jika TFBSS pada dasarnya adalah pengaplikasian metode *joint diagonalization* atau membuat *covariance* matriks dari sinyal campuran menjadi diagonal.

*Ziehe*, 2005 menulis tentang cara menyelesaikan masalah BSS dengan cara mengukur diagonalitas daripada independensi. *Molgedey dan Schuster*, 1994 menunjukkan jika penyelesaian masalah pada BSS dapat dianalogikan dengan *joint diagonalization*. Persamaan 2.8 menunjukkan bahwa kovarian  $\mathbf{x}$  berhubungan dengan kovarian  $\mathbf{s}$ .

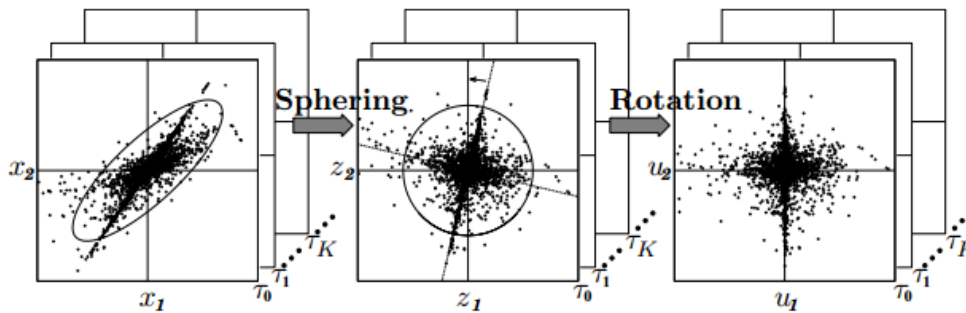
$$\begin{aligned}
 \mathbf{C}_\tau(\mathbf{x}) &= E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t + \tau))^T\} \\
 \mathbf{C}_\tau(\mathbf{x}) &= E\{\mathbf{A}\mathbf{s}(t)\mathbf{A}\mathbf{s}(t + \tau))^T\} \\
 \mathbf{C}_\tau(\mathbf{x}) &= \mathbf{A} E\{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t + \tau))^T\} \mathbf{A}^T \\
 \mathbf{C}_\tau(\mathbf{x}) &= \mathbf{A} \mathbf{C}_\tau(\mathbf{s}) \mathbf{A}^T
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

dengan  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{x})$  adalah kovarian matriks dari sinyal observasi  $\mathbf{x}(t)$  pada *time-lagged*  $\tau$ . Observasi yang dilakukan adalah dengan melihat *cross-correlation covariance* sinyal sumber, yaitu dengan melihat pada sisi selain diagonal dari matriks  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{s})$  dengan ketentuan harus bernilai 0 agar sinyal menjadi independen dan menyebabkan  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{s})$  menjadi matriks diagonal. Dengan demikian maka *mixing matrix*  $\mathbf{A}$  dapat diidentifikasi dan menyelesaikan masalah diagonalisasi pada persamaan 2.8. Jika  $\mathbf{A}$  adalah matriks *invertible*, maka persamaan 2.8 dapat ditulis menjadi,

$$\mathbf{V}\mathbf{C}_\tau(\mathbf{x})\mathbf{V}^T = \mathbf{C}_\tau(\mathbf{s}) = \mathbf{D}_\tau \tag{2.9}$$

dengan  $\mathbf{V} = \mathbf{A}^{-1}$  mendiagonalkan seluruh  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{x})$ .

Diagonalisasi dapat dianalogikan dengan proses *sphering* dan *rotation*. *Sphering* atau *whitening* bertujuan untuk meng-*orthogonal*-kan sinyal observasi agar sinyal observasi tersebut memiliki *covariance* bernilai 1 sehingga sesuai dengan syarat kondisi yang ditentukan oleh ICA (*Independent Component Analysis*) yaitu sinyal dinyatakan independen ketika secara matriks berbentuk



Gambar 2.3. Proses Dekorelasi dengan Melihat Struktur Dari Sinyal (Ziehe, 2005).

matriks diagonal dengan nilai selain sisi diagonalnya adalah 0. Dengan mentransformasikan vektor observasi dengan  $\mathbf{Q} = \sqrt{\mathbf{C}_0^{-1}(\mathbf{x})}$ , dengan  $\mathbf{Q}$  adalah *orthogonal matrice* maka didapatkan,

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (2.10)$$

dan

$$\mathbf{C}_0(\mathbf{z}) = (\mathbf{Q}\mathbf{A})\mathbf{C}_0(\mathbf{s})(\mathbf{Q}\mathbf{A})^T = \mathbf{I} \quad (2.11)$$

Sejak  $\mathbf{C}_0(\mathbf{s}) = \mathbf{I}$ , produk dari  $(\mathbf{Q}\mathbf{A})$  adalah *orthogonal matrice*,

$$(\mathbf{Q}\mathbf{A})(\mathbf{Q}\mathbf{A})^T = \mathbf{I} \quad (2.12)$$

Secara singkat langkah-langkah penyelesaian masalah BSS menggunakan pendekatan *joint* diagonalisasi tampak seperti di bawah ini,

- Input :  $\mathbf{x}(t)$  adalah sinyal observasi.
- Estimasi nilai  $\mathbf{C}_k(\mathbf{x})$  yang adalah kovarian matriks dari sinyal observasi  $\mathbf{x}$ .

- Aplikasikan metode joint diagonalisasi pada  $\mathbf{C}_k(\mathbf{x})$  sehingga didapatkan matriks  $\mathbf{V} = \mathbf{J}\mathbf{D}\hat{\mathbf{C}}_k$ .
- Kalikan matriks  $\mathbf{V}$  dengan sinyal observasi  $\mathbf{x}(t)$  maka didapatkan sinyal sumber estimasi  $\hat{\mathbf{s}}(t) \approx \mathbf{u}(t) = \mathbf{V}\mathbf{x}(t)$ .
- Output :  $\mathbf{W} \approx \mathbf{V}$ ,  $\hat{\mathbf{s}}(t) \approx \mathbf{u}(t)$  yang adalah estimasi dari *demixing matrix* dan sinyal sumber.

## 2.5 Percampuran Konvolusi

Berkebalikan dengan *instantaneous mixture*, pada sistem pencampur konvolusi terdapat *delay/echo* sehingga secara matematika model pencampuran suaranya menjadi,

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A}\mathbf{S}(t-k) \quad (2.13)$$

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A} * \mathbf{S}(t) \quad (2.14)$$

Persamaan 2.14 menunjukkan bahwa sumber  $\mathbf{S}(t)$  berkonvolusi dengan sistem pencampur  $\mathbf{A}$  sehingga untuk mendapatkan estimasi dari  $\mathbf{S}(t)$  digunakan model matematika seperti pada persamaan 2.15 di bawah ini,

$$\mathbf{Y}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{W}\mathbf{X}(t-k) \quad (2.15)$$

dengan  $\mathbf{Y}(t)$  merepresentasikan sumber ekspektasi ( $\mathbf{Y}(t) \approx \hat{\mathbf{S}}(t)$ ),  $\mathbf{W}$  adalah sistem pengurai (*demixing matrix*) ( $\mathbf{W} \approx \mathbf{A}^{-1}$ ) dan  $\mathbf{X}(t)$  adalah sinyal campuran (*observation*).

Berdasarkan definisi, proses pencampuran suara pada pencampuran tipe konvolusi lebih relevan dengan permasalahan dunia nyata dengan keadaan ideal tanpa gangguan (*noise*) dan waktu tunda (*delay/echo*) sangat jarang terjadi. Maka dari itu, persamaan yang mendekati keadaan sebenarnya adalah persamaan

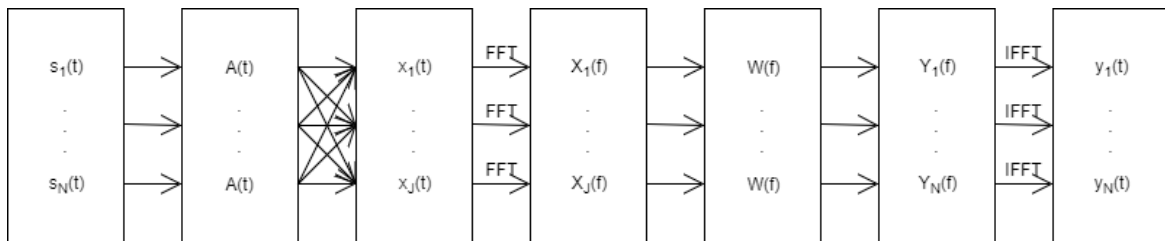
konvolusi. Supaya proses matematika konvolusi menjadi perkalian biasa, maka kita aplikasikan algoritma *Fourier Transform*. Secara teori, operasi konvolusi pada domain waktu akan menjadi operasi perkalian biasa pada domain frekuensi. Percampuran suara konvolusi pada domain frekuensi dideskripsikan sebagai,

$$\mathbf{X}(\omega) = \mathbf{A}(\omega)\mathbf{S}(\omega) \quad (2.16)$$

dengan  $\omega$  merepresentasikan frekuensi,  $\mathbf{X}(\omega) = [x_1(\omega), \dots, x_M(\omega)]^T$  adalah sinyal observasi,  $\mathbf{S}(\omega) = [s_1(\omega), \dots, s_N(\omega)]^T$  adalah sinyal sumber,  $\mathbf{A}(\omega)$  merepresentasikan *mixing matrix*. Analog dengan percampuran suara dan pemisahan suara pada kasus *instantaneous mixture*, maka algoritma pemisahan pada percampuran konvolusi domain frekuensi menjadi

$$\hat{\mathbf{S}}(\omega) = \mathbf{Y}(\omega) = \mathbf{W}(\omega)\mathbf{X}(\omega) \quad (2.17)$$

dengan  $\hat{\mathbf{S}}(\omega)$  adalah *source expectation*,  $\mathbf{W}(\omega) \approx \mathbf{A}^{-1}$  adalah *demixing matrix*.  $\mathbf{W}$  dibuat sedemikian rupa sehingga  $\mathbf{Y}$  *mutually independent* atau tidak saling mempengaruhi satu sama lain. Mengembalikan  $\mathbf{Y}$  pada domain waktu maka digunakan *Invers Fourier Transform*.



Gambar 2.4. Skema Pemisahan Suara Campuran pada Percampuran Konvolusi.

## 2.6 Contrast Function

Bab 2.6 akan dijelaskan mengenai beberapa algoritma statistik yang digunakan dalam mengukur kualitas hasil pemisahan suara. Melihat pada persamaan 2.1 dan 2.2, maka untuk membalik proses pencampuran suara menjadi proses pemisahan suara digunakan matriks pemisah  $\mathbf{W}$  dengan  $\mathbf{W}$  didapatkan dari

perhitungan minimalisasi *contrast function*  $\phi[y]$ .  $\mathbf{A}$  dalam BSS adalah *mixing matrix* dan  $\mathbf{W}$  adalah *demixing matrix*, didefinisikan sistem  $\mathbf{C} = \mathbf{W}\mathbf{A}$ , kemudian  $\phi[.]$  adalah *contrast function* dengan notasi matematika seperti di bawah ini,

$$\phi[\mathbf{C}s] \geq \phi[s] \quad (2.18)$$

dengan  $\mathbf{C} = \mathbf{\Pi}\mathbf{D}$  dengan  $\mathbf{D}$  adalah matriks diagonal dan  $\mathbf{\Pi}$  adalah matriks permutasi.

*Contrast function* dalam hal ini berisi informasi statistik dari sinyal observasi ( $\mathbf{X}$ ), dengan nilai *contrast function* tersebut akan mengecil ketika sinyal observasi terpisah ( $\mathbf{Y}$ ). Comon, 1994 menunjukkan syarat statistik dari independensi pada persamaan 2.14,

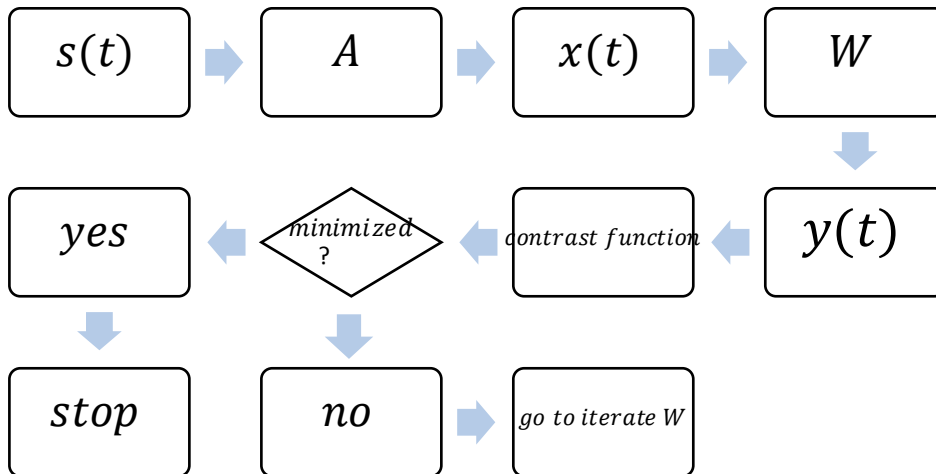
$$p(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^N p(y_i) \quad (2.19)$$

dengan  $p(\mathbf{y})$  adalah *joint probability density function* dari  $y_1, \dots, y_N$ . Suatu *random variable*  $y$  dikatakan independen jika nilai *joint probability density function* yang dimilikinya bernilai sama dengan hasil kali *marginal density function*-nya. Nilai perbedaan antar dua *probability density function*  $p(x)$  dan  $q(x)$  dalam statistik biasanya diukur menggunakan algoritma Kullback-Leibler *distance* atau K-L *divergence*. Secara matematika dinotasikan seperti di bawah ini,

$$K(p|q) = \int_x p(x) \log \left( \frac{p(x)}{q(x)} \right) dx \quad (2.20)$$

dengan  $K(p|q)$  bernilai lebih besar atau sama dengan nol jika  $p(x) = q(x)$ . Mengukur independensi menggunakan K-L *divergence* diasumsikan bahwa  $p(x) = q(x)$  dan  $p(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^N p(y_i)$  dengan notasi matematika tampak seperti di bawah ini,

$$I(\mathbf{y}) = \int_{\mathbf{y}} p(\mathbf{y}) \log \left( \frac{p(\mathbf{y})}{\prod_{i=1}^N p(y_i)} \right) d\mathbf{y} \quad (2.21)$$



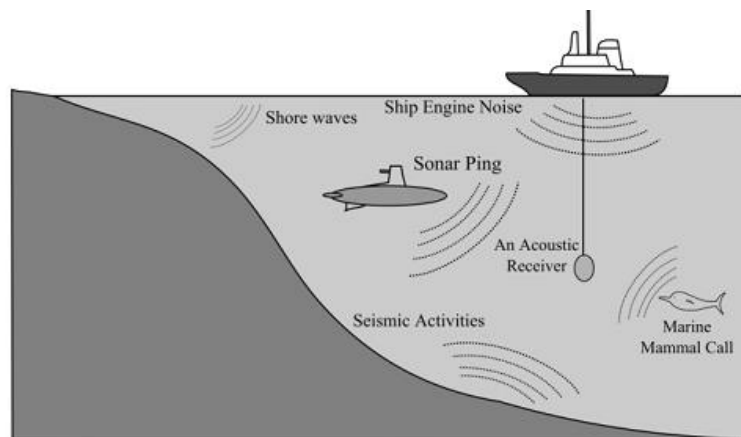
Gambar 2.5. Skema Penggunaan *Contrast Function*.

Persamaan 2.16 merupakan algoritma *mutual information* dari *random variable*  $y$ . Nilai dari *mutual information* akan menjadi 0 jika *random variable*  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_N)$  *mutually independent* atau tidak saling mempengaruhi antara satu dengan yang lain. *Contrast function* dalam hal ini adalah *mutual information*.

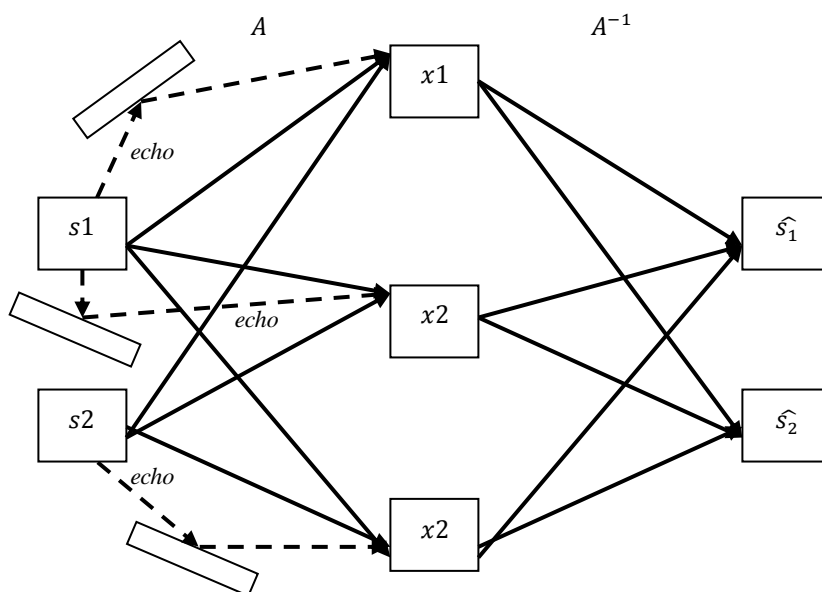
## 2.7 Masalah Percampuran Konvolusi di Dalam Air

Seperti dijelaskan pada subbab 2.2 sebelumnya, bahwa proses percampuran suara pada kasus dunia nyata dan termasuk didalamnya percampuran suara di dalam air adalah tipe percampuran konvolusi tapi dengan tambahan variabel masalah yaitu pengaruh karakter medium air. Karakter yang dimiliki oleh medium air laut diantaranya adalah variasi salinitas, suhu dan tekanan. Penelitian pada thesis ini mengeksplorasi efek fisis pada medium dari eksperimen proses percampuran suara di dalam tangki uji mini semi-tanpa gaung terbuat dari kaca *tempered*, berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m atau  $2m^3$  dan medium air akan dibuat bervariasi pada macam salinitas dan suhu saja sedangkan variasi pada tekanan tidak dimungkinkan karena keterbatasan kedalaman yang dimiliki tangki uji mini tersebut.

Skenario yang dapat digunakan untuk pendekatan aplikasi dunia nyata dimana jumlah sumber dan jumlah sensor tidak mungkin sama, maka dilakukan pengambilan data *overdetermined* yang berarti penggunaan jumlah sensor lebih banyak dibandingkan jumlah sumber. Konsekuensi dari penggunaan skenario *overdetermined* ini terdapat pada penyelesaian BSS secara operasi matematika yang memiliki dimensi matriks setiap komponen yaitu sinyal sumber  $\mathbf{S}(t)$ , sistem pencampur  $\mathbf{A}$  dan sinyal observasi  $\mathbf{X}(t)$  tidak sama. Penyelesaian masalah pada BSS percampuran konvolusi *overdetermined* akan dijelaskan pada subbab 2.7.1 dan 2.7.2.



Gambar 2.6. Ilustrasi Percampuran Suara di Laut (Kamal dan Supriya, 2011).



Gambar 2.7. Skema Terjadinya Percampuran Konvolusi *Overdetermined* dengan Jumlah Sumber 2 dan Jumlah Sensor 3.

### 2.7.1 Alternating Least Squares (ALS)

Proses yang terjadi pada percampuran konvolusi dalam model matematika tampak pada persamaan 2.14,  $\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A} * \mathbf{S}(t)$  dengan  $\mathbf{X}(t)$  adalah sinyal observasi,  $\mathbf{A}$  adalah *mixing matrix* dan  $\mathbf{S}(t)$  adalah sumber. Beberapa asumsi yang diberlakukan pada persamaan 2.14 adalah :

- Jumlah sensor  $\geq$  jumlah sumber  $\geq 2$ .
- $\mathbf{A}(\omega)$  adalah matriks *full-rank*. Matriks *full-rank* adalah matriks dengan semua vektor didalamnya *linearly independent*.
- Sumber diasumsikan *mutually independent* atau tidak saling mempengaruhi satu sama lain.

Merujuk pada referensi yang ditulis oleh Parra, dkk, 2000 yang juga mengeksploitasi unjuk kerja teknik BSS pada ruangan sesungguhnya, memindahkan domain percampuran suara dari waktu ke frekuensi menunjukkan hasil yang baik. Yang bersangkutan menggunakan metode *least square criterion* pada setiap frekuensi bin lalu kemudian diminimalisasi menggunakan *steepest descent*. Asumsi yang digunakan adalah panjang dari filter  $\mathbf{W}$  lebih kecil dari panjang frekuensi bin.

Kamran, dkk 2001 melakukan pendekatan dari sudut pandang lain yaitu dengan mengeksplorasi *non-stationarity* sinyal input untuk menyelesaikan masalah permutasi. Telah dibuktikan secara teoritis oleh Kamran, dkk 2001 bahwa sinyal dengan tipe *white non-stationarity* yang tercampur secara konvolusi mengalami permutasi yang sama pada semua frekuensi bin. Maka solusi yang diajukan oleh Kamran, 2002, Kamran, dkk 2001 adalah dengan menggunakan *spectral correlation* antara frekuensi bin yang berdekatan.

Langkah pertama adalah menggunakan algoritma *Alternating Least Squares* (ALS) untuk memaksimalkan kriteria *joint diagonalization* dari *cross spectral density matrices*. Terdapat beberapa asumsi yang digunakan pada metode Kamran, dkk 2001. Secara matematis, proses percampuran suara dituliskan dalam bentuk persamaan 2.22.

$$\mathbf{X}(t) = [\mathbf{H}(z)]\mathbf{S}(t) \tag{2.22}$$



dengan  $\mathbf{X}(t) = (x_1(t), \dots, x_J(t))^T$  adalah sinyal observasi,  $\mathbf{S}(t) = (s_1(t), \dots, s_N(t))^T$  adalah sinyal sumber dan  $\mathbf{H}(z)$  adalah  $z$ -transform matriks  $J \times N$  transfer function dari sistem pencampur. Nilai  $J$  didapat dari banyak matriks sinyal observasi sedangkan nilai  $N$  didapat dari banyak matriks sinyal sumber.

Tujuan dari BSS adalah menentukan matriks pemisah  $\mathbf{W}(z)$  dari sinyal campuran  $\mathbf{X}(t)$ . Secara notasi matematika dituliskan seperti di bawah ini,

$$\mathbf{W}(z)\mathbf{H}(z) = \mathbf{\Pi D}(z) \quad (2.23)$$

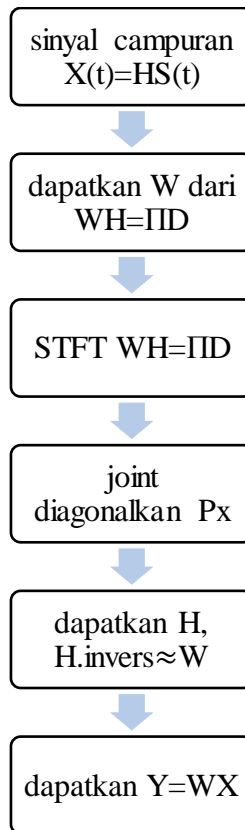
dengan  $\mathbf{\Pi}$  adalah matriks permutasi dan  $\mathbf{D}$  adalah matriks diagonal. Selanjutnya persamaan 2.24 menunjukkan notasi matematika dalam domain frekuensi.

$$\mathbf{W}(\omega)\mathbf{H}(\omega) = \mathbf{\Pi D}(\omega) \quad (2.24)$$

Syarat kondisi yang disertakan adalah :

- Jumlah sensor  $\geq$  jumlah sumber  $\geq 2$ .
- Sumber  $\mathbf{s}(t)$  memiliki *zero-mean, non-stationary*. *Cross spectral density* sumber  $\mathbf{P}_s(\omega, m)$  adalah diagonal untuk semua  $\omega$  dan  $m$  dengan  $\omega$  adalah frekuensi bin dan  $m$  adalah epoch. Keterangan : epoch adalah durasi waktu dengan sinyal diasumsikan stasioner atau setidaknya mendekati stasioner.
- $\mathbf{H}(\omega)$  yang merupakan *Discrete Fourier Transform* dari  $\mathbf{H}(z)$  adalah matriks *full column rank*. Matriks *full-rank* adalah matriks dengan semua vektor didalamnya *linearly independent*.

Berikutnya akan dibahas bagaimana  $\mathbf{H}(\omega)$  kemudian dapat diestimasi dengan cara *me-jointdiagonal*-kan matriks  $\mathbf{P}_x(\omega, m)$  yang merupakan *cross spectral density matrices* dari sinyal observasi. Dari nilai  $\mathbf{H}(\omega)$  maka bisa didapatkan nilai  $\mathbf{W}(\omega) \approx \mathbf{H}^{-1}(\omega)$ .



Gambar 2.8. Skema Alur Mendapatkan Matriks W.

### 2.7.2 Model Matematika

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menyelesaikan masalah *Blind Source Separation* versi Kamran, dkk 2005 adalah :

Menggunakan *alternating least-squares joint diagonalization* dengan asumsi ekspektasi *cross spectral density* sinyal observasi atau disimbolkan  $\hat{\mathbf{P}}_x(\omega_k, m)$  diketahui untuk setiap  $\mathbf{P}_x(\omega_k, m)$ . Secara matematis *alternating least-squares joint diagonalization* dituliskan dalam bentuk persamaan 2.25.

$$\min \mathbf{B}(\omega_k), \mathbf{\Lambda}(m) \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} \|\hat{\mathbf{P}}_x(\omega_k, m) - \mathbf{B}(\omega_k) \mathbf{\Lambda}(\omega_k, m) \mathbf{B}^H(\omega_k)\|_F^2 \quad (2.25)$$

dengan  $\mathbf{\Lambda}(\omega_k, m)$  adalah diagonal matriks yang merepresentasikan *unknown cross spectral density matrix* sinyal sumber pada epoch  $m$ .

Merujuk pada penelitian *Gorokhov, dkk 1997* mengenai penggunaan metode *subspace*, *Kamran, dkk 2005* juga melakukan minimalisasi kriteria. Pada setiap iterasi, kriteria minimalisasi akan mengacu pada kriteria terbaru sebelumnya dan begitu seterusnya sampai konvergen.

*Kamran, dkk 2005* juga menuliskan prosedur menentukan *separating matrix*  $\mathbf{W}(t)$  melalui  $\mathbf{B}(\omega_k)$ ,  $k = 0, \dots, K - 1$ . Hubungan antara  $\mathbf{W}$  dan  $\mathbf{B}(\omega_k)$  tampak pada persamaan 2.26 dan 2.27 seperti di bawah ini.

$$\mathbf{W}(\omega_k) = \mathbf{B}^+(\omega_k) \quad (2.26)$$

$$\mathbf{W}(\omega_k)\mathbf{B}(\omega_k) = \mathbf{I}_N \quad \text{for } J \geq N \quad (2.27)$$

dengan  $\mathbf{B}^+(\omega_k)$  adalah pseudoinverse dari  $\mathbf{B}(\omega_k)$ ,  $J$  adalah jumlah sensor atau sinyal observasi dan  $N$  adalah jumlah sinyal sumber, serta  $\mathbf{I}_N$  adalah  $N \times N$  *identity matrix*. Umumnya *separating matrix*  $\mathbf{W}(t)$  kemudian didapatkan melalui *Discrete Fourier Transform* dari  $\mathbf{W}(\omega_k)$ . Terdapat beberapa keterangan yang juga disertakan dalam mengeksploitasi  $\mathbf{B}(\omega_k)$ , yaitu menggunakan *Kronecker product* (*Brewer, 1979*),  $\mathbf{B}(\omega_k)\mathbf{\Lambda}(\omega_k, m)\mathbf{B}^H(\omega_k)$  dapat ditulis menjadi,

$$\text{vec}\{\mathbf{B}(\omega_k)\mathbf{\Lambda}(\omega_k, m)\mathbf{B}^H(\omega_k)\} = [\mathbf{B}(\omega_k) \odot \mathbf{B}(\omega_k)] \times \text{diag}\{\mathbf{\Lambda}(\omega_k, m)\} \quad (2.28)$$

dengan  $\odot$  adalah *Khatri-Rao* didefinisikan sebagai,

$$\mathbf{B}(\omega_k) \odot \mathbf{B}^H(\omega_k) = [b_1(\omega_k) \otimes b_1^*(\omega_k), \dots, b_N(\omega_k) \otimes b_N^*(\omega_k)] \quad (2.29)$$

dengan  $\otimes$  adalah *Kronecker product*.

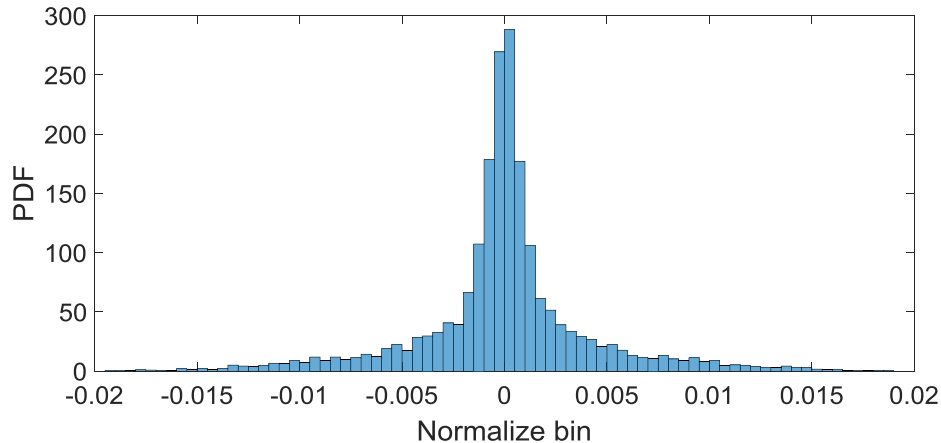
Atur  $\mathbf{G}(\omega_k) = \mathbf{B}(\omega_k) \odot \mathbf{B}(\omega_k)$ ,  $\mathbf{d}(\omega_k, m) = \text{diag}\{\mathbf{\Lambda}(\omega_k, m)\}$  dan  $\hat{\mathbf{p}}_x(\omega_k, m) = \text{vec}\{\hat{\mathbf{P}}_x(\omega_k, m)\}$  sehingga,

$$\arg \min_{g_i(\omega_k) \in \Omega, \mathbf{d}(\omega_k, m)} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{k=0}^{K-1} \|\hat{\mathbf{p}}_x(\omega_k, m) - \mathbf{G}(\omega_k)\mathbf{d}(\omega_k, m)\|_2^2 \quad i = 1, \dots, N \quad (2.30)$$

dengan  $g_i(\omega_k)$  adalah kolom  $\mathbf{G}(\omega_k)$  ke  $i$ .

## 2.8 Properti dari *Probability Density Function* (PDF)

*Probability Density Function* (PDF) dapat dinyatakan dalam bentuk histogram dengan sumbu  $y$  pada histogram menunjukkan nilai PDF dan sumbu  $x$  pada histogram menunjukkan parameter dari sinyal tersebut.



Gambar 2.9. Histogram dari Sinyal Ping.

Sifat atau karakteristik dari PDF dapat didefinisikan sebagai *moments* yang terdiri dari *mean*, *variance*, *skewness* dan kurtosis. Sifat independen dari sinyal dapat dilihat melalui nilai properti dari PDF dari sinyal tersebut. Lebih lanjut akan dijelaskan pada pembahasan di bawah ini.

### **Momen Pertama** (Stone, 2004)

Momen pertama  $P_x$  merupakan nilai mean  $\bar{x}$  dari sinyal  $x$ . Nilai mean  $\bar{x}$  juga dikenal sebagai *expected value* atau *expectation*  $E[x]$  dari variabel  $x$ . Variabel  $x$  dengan PDF  $P_x$  nilai ekspektasinya dinyatakan dalam bentuk persamaan 2.31.

$$E[x] = \int_{x=-\infty}^{\infty} P_x(x)x dx \quad (2.31)$$

### **Momen Kedua**

Momen kedua atau  $E[x^2]$  dari variabel acak  $x$  dengan PDF  $P_x(x)$  dinyatakan dalam bentuk persamaan 2.32.

$$E[x^2] = \int_{x=-\infty}^{\infty} P_x(x)x^2 dx \quad (2.32)$$

Persamaan 2.32 dapat ditulis dalam bentuk persamaan 2.33.

$$E[x^2] = E[x^2] + E[(x - E[x])^2] \quad (2.33)$$

$$= \bar{x}^2 + E[(x - \bar{x})^2] \quad (2.34)$$

dengan  $E[(x - E[x])^2]$  dikenal sebagai *variance* dari  $x$ .

Akar dari *variance* adalah standar deviasi, dilambangkan dengan  $\sigma$ , dinotasikan dalam matematika,

$$\sigma = \sqrt{E[(x - \bar{x})^2]} \quad (2.35)$$

$$E[x^2] = \bar{x}^2 + \sigma^2 \quad (2.36)$$

### **Momen Ketiga**

Momen ketiga atau  $E[x^3]$  dari variabel acak  $x$  dengan PDF  $P_x(x)$  dinyatakan dalam bentuk persamaan 2.37.

$$E = \int_{x=-\infty}^{\infty} P_x(x)x^3 dx \quad (2.37)$$

Momen sentral dari  $x^3$  atau *skewness* yang secara umum dinotasikan sebagai,

$$E[(x - \bar{x})^3] = \int_x P_x(x)[(x - \bar{x})^3] dx \quad (2.38)$$

### **Momen Keempat**

Momen keempat atau  $E[x^4]$  dari variabel acak  $x$  dengan PDF  $P_x(x)$  dinyatakan dalam bentuk persamaan 2.39.

$$E[x^4] = \int_{x=-\infty}^{\infty} P_x(x)x^4 dx \quad (2.39)$$

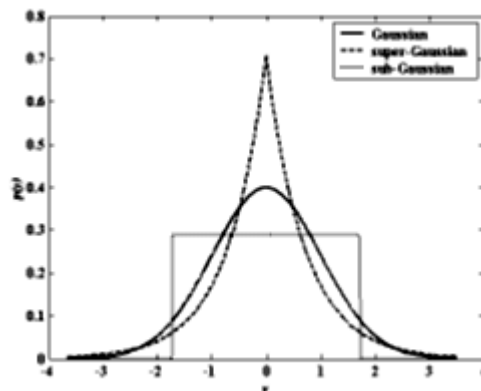
Jika  $x$  mempunyai *mean* nol, maka normalisasi dari  $E[x^4]$  disebut kurtosis, dengan kurtosis didefinisikan dalam bentuk rasio antara momen keempat terhadap momen sentral kedua,

$$K = \frac{E[x^4]}{E[x^2]^2} - 3 \quad (2.40)$$

Kurtosis adalah ukuran dari momen sentral keempat yang berkaitan dengan variansi  $\sigma_x^2$  sinyal. Kurtosis menunjukkan seberapa “*peaky*” suatu PDF.

PDF dengan distribusi *Gaussian*  $p_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma^2}}$ , dimana  $\sigma$  adalah standard deviasi,  $x$  adalah variabel,  $\bar{x}$  adalah ekspektasi atau rata-rata dari variabel  $x$ , dan  $p_x$  adalah *probability density function*, akan memiliki kurtosis bernilai 3. Untuk PDF dengan distribusi *super-Gaussian* akan memiliki kurtosis bernilai lebih dari 3, dan untuk PDF dengan distribusi *sub-Gaussian* akan memiliki kurtosis bernilai kurang dari 3.

Efek dari nilai kurtosis secara sederhana dapat dilihat dari bentuk histogram *probability density function* (pdf) atau fungsi probabilitas berdasarkan kerapatannya. Jika nilai kurtosis sama dengan 3, bentuk histogram dari pdf sinyal tersebut akan menyerupai lonceng, jika nilai kurtosis lebih dari 3 bentuk histogram dari pdf sinyal tersebut akan meruncing dan jika nilai kurtosis kurang dari 3 maka bentuk histogram dari pdf sinyal tersebut akan melandai. Ilustrasi dari tipe-tipe distribusi pdf *Gaussian* tampak pada Gambar 2.10.



Gambar 2.10. Bentuk Pdf dari *Gaussian*, *Super Gaussian* dan *Sub Gaussian* (Robila, dkk 2002)

## 2.9 Independensi dan Korelasi

Sebuah variabel acak tunggal  $x$  akan mempunyai fungsi distribusi probabilitas  $P_x$ . Sedangkan bila terdapat dua variabel acak  $x, y$ , maka akan mempunyai fungsi distribusi probabilitas gabungan  $P_{x,y}$ . Fungsi distribusi probabilitas gabungan dalam hal ini merepresentasikan fungsi distribusi probabilitas dari hubungan antara variabel acak  $x$  dan  $y$ . Dua variabel  $x$  dan  $y$  dikatakan independen jika,

$$P_{x,y}(x, y) = P_x(x)P_y(y) \quad (2.41)$$

dengan  $P_{x,y}(x, y)$  adalah fungsi distribusi probabilitas gabungan dari fungsi distribusi probabilitas marginal  $P_x(x)$  dan  $P_y(y)$ . Jika kedua variabel tersebut independen, maka fungsi distribusi probabilitas gabungan dari keduanya akan bernilai sama dengan hasil kali masing-masing PDF.

Jika kedua variabel  $x$  dan  $y$  pada persamaan 2.41 independen, maka akan diturunkan persamaan yang menyangkut dengan kriteria ekspektasi (momen pertama),

$$E[x^p y^q] = E[x^p]E[y^q] \quad (2.42)$$

Jika  $p = 1$  dan  $q = 1$  maka  $E[x^p y^q] = E[xy]$  yang merupakan momen pertama dari fungsi distribusi probabilitas gabungan  $P_{x,y}$ . momen pertama dari fungsi distribusi probabilitas gabungan  $P_{x,y}$  dikenal juga dengan nama ekspektasi  $E[xy]$  atau kovarian antara  $x$  dan  $y$ . Kovarian dalam persamaan matematika dinotasikan sebagai berikut,

$$E[xy] = \int_x \int_y P_{xy}(x, y) x y dx dy \quad (2.43)$$

dengan  $E[xy]$  yang memiliki sampel terbatas  $N$  dari *zero-mean* variabel  $x$  dan  $y$  dapat dituliskan,

$$E[xy] = \sum_{t=1}^N x^t y^t \quad (2.44)$$

Kovarian juga berkaitan dengan korelasi  $\rho(x, y)$  yang merupakan normalisasi dari *covariance*,

$$\rho(x, y) = \frac{E[xy]}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.45)$$

dengan  $\sigma_x$  dan  $\sigma_y$  adalah standard deviasi dari variabel  $x$  dan  $y$ .

$$\sigma_x = \sqrt{E[xx]} ; \sigma_y = \sqrt{E[yy]} \quad (2.46)$$

Normalisasi di atas bertujuan untuk membuat  $\rho$  bervariasi pada  $\rho = -1$  dan  $\rho = 1$ . Makna dari  $\rho = 1$  adalah ketika nilai dari  $x$  meningkat, maka nilai dari  $y$  juga meningkat sedangkan nilai  $\rho = -1$  bermakna jika nilai dari  $x$  meningkat, nilai dari  $y$  menurun. Jika  $\rho = 0$  maka ketika nilai  $x$  meningkat, nilai  $y$  tidak mengalami peningkatan atau penurunan dengan proporsi terhadap  $x$ .

Kesimpulan dari subbab 2.9 ini adalah sebagai berikut,

- Korelasi (*Kobayashi, dkk 2012*) adalah ukuran dari nilai kovarian antara  $x$  dan  $y$  yang dinormalisasi agar rentang nilainya berada pada  $-1$  hingga  $1$  dengan cara membaginya dengan standard deviasi  $x$  dan  $y$ .
- Independensi adalah ukuran dari kovarian  $x$  dan  $y$  ketika bernilai  $0$ . Secara ringkas ditulis  $Cov[X, Y] = \rho(X, Y) = 0$ .

## 2.10 Evaluasi Kualitas Hasil Pemisahan

*Vincent, dkk 2006* mendesain kriteria unjuk kerja yang dapat diaplikasikan pada *Blind Audio Source Separation* (BASS). Asumsi yang digunakan adalah :

1. Sinyal sumber diketahui.
2. Tipe dari percampuran suara diketahui (*underdetermined, determined* atau *overdetermined*).
3. *Mixing matrix* ( $A$ ) dan teknik pemisahan tidak perlu diketahui.



Ukuran unjuk kerja dari proses pemisahan dihitung pada setiap sumber terpisah estimasi  $\hat{s}_j$  dibandingkan dengan sumber asli  $s_j$ . Kriteria perhitungan terdiri dari 2 langkah. Langkah pertama kita mendekomposisi sumber terpisah estimasi  $\hat{s}_j$  menjadi  $\hat{s}_j = s_{target} + e_{interf} + e_{noise} + e_{artif}$  dengan  $s_{target}$  adalah sinyal sumber,  $e_{interf}$  adalah *error* yang disebabkan oleh interferensi,  $e_{noise}$  adalah *error noise* dan  $e_{artif}$  adalah *error artifact*. Langkah kedua kita mengukur rasio energi untuk mengevaluasi nilai relatif dari keempat komponen di atas. Dekomposisi didapatkan dari algoritma *orthogonal projections* yang tampak pada persamaan di bawah ini,

$$P_{s_j} := \prod \{s_j\}, \quad (2.47)$$

$$P_s := \prod \{(s_{j'})_{1 \leq j' \leq n}\}, \quad (2.48)$$

$$P_{s,n} := \prod \{(s_{j'})_{1 \leq j' \leq n}, (n_i)_{1 \leq i \leq m}\}, \quad (2.49)$$

dengan  $\prod\{y_1, \dots, y_k\}$  adalah *orthogonal projector* terhadap *subspace* tempat vektor  $y_1, \dots, y_k$ .

Persamaan 2.47, 2.48 dan 2.49 digunakan untuk mendekomposisi persamaan  $\hat{s}_j = s_{target} + e_{interf} + e_{noise} + e_{artif}$  menjadi,

$$s_{target} := P_{s_j} \hat{s}_j, \quad (2.50)$$

$$e_{interf} := P_s \hat{s}_j - P_{s_j} \hat{s}_j, \quad (2.51)$$

$$e_{noise} := P_{s,n} \hat{s}_j - P_s \hat{s}_j, \quad (2.52)$$

$$e_{artif} := \hat{s}_j - P_{s,n} \hat{s}_j, \quad (2.53)$$

Algoritma dalam penentuan rasio energi dinyatakan dalam tahapan berikut ini :

1. **Source to Distance Ratio (SDR)** : didefinisikan sebagai rasio energi dari  $s_{target}$  dan jumlah dari tiga komponen *noise* yaitu  $e_{interf}$ ,  $e_{noise}$  dan  $e_{artif}$ , secara matematika dinotasikan sebagai berikut,

$$SDR := 10 \log \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf} + e_{noise} + e_{artif}\|^2} \quad (2.54)$$

2. **Source to Interference Ratio (SIR)** : didefinisikan sebagai rasio energi dari  $s_{target}$  dan *error interference*  $e_{interf}$  yang secara matematika dinotasikan sebagai berikut,

$$SIR := 10 \log \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2} \quad (2.55)$$

3. **Source to Noise Ratio (SNR)** : didefinisikan sebagai rasio energi dari jumlah  $s_{target}$  dan *error interference*  $e_{interf}$  terhadap *error noise*  $e_{noise}$  yang secara matematika dinotasikan sebagai berikut,

$$SNR := 10 \log \frac{\|s_{target} + e_{interf}\|^2}{\|e_{noise}\|^2} \quad (2.56)$$

4. **Mean Squared Error (MSE)** : didefinisikan sebagai besar *error* antara *set point* dengan tren regresi linier yang melaluinya. *Error* ini kemudian dikuadratkan untuk menghilangkan tanda nilai negatif. Secara matematika dinotasikan sebagai berikut,

$$MSE := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{s}_i - s_i)^2 \quad (2.57)$$

dengan  $\hat{s}_i$  adalah nilai estimasi dan  $s_i$  nilai asli.

## **BAB 3**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Pendahuluan**

Merujuk rumusan masalah pada subbab 1.2 dan tujuan penelitian pada subbab 1.3, maka langkah pertama pada penelitian ini adalah :

1. Menetapkan skenario pengambilan data untuk mengetahui karakteristik gelombang suara tercampur atau sinyal observasi di bawah air ketika dipengaruhi oleh variasi suhu, salinitas dan dimensi tempat pengambilan data. Pendekatan yang dilakukan adalah dengan melakukan perekaman suara di 2 tempat dengan dimensi berbeda. Sebagai upaya untuk meminimalisasi ketidakefisienan yang disebabkan oleh pengambilan data pada laut sebenarnya, maka lokasi pertama perekaman suara dilakukan pada skala laboratorium di tangki uji mini semi-tanpa gaung yang terbuat dari bahan kaca *tempered* setebal 12 mm berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m, dengan sisi-sisi bagian dalam tangki ini diberi peredam berupa busa gelombang berpori yang bertujuan untuk mengurangi efek gema. Dimensi “mini” yang dimiliki tangki uji tersebut mempunyai keistimewaan yang menyebabkan keberagaman variabel dari air dapat dikontrol. Lokasi kedua perekaman data dilakukan pada tangki uji dengan dimensi lebih besar yaitu  $200 \times 10 \times 5.5$  m terbuat dari tembok berbahan semen dengan tujuan perbandingan unjuk kerja BSS.

Selanjutnya, seperti yang dijelaskan pada subbab 2.7, mendekati kasus pada dunia nyata dengan jumlah sumber dan jumlah sensor tidak mungkin sama, dibuat skenario pengambilan data *overdetermined* yang berarti penggunaan jumlah sensor lebih banyak dibanding jumlah sumber. Keberagaman salinitas dan suhu dibuat dengan memvariasikan kondisi air dalam hal salinitas yaitu 3.1%, 3.2%, 3.3%, 3.4% dan 3.5%, serta suhu  $13^{\circ}\text{C}$ ,  $17^{\circ}\text{C}$ ,  $21^{\circ}\text{C}$ ,  $25^{\circ}\text{C}$  dan  $29^{\circ}\text{C}$ . Sedangkan karena besarnya dimensi pada tangki uji lokasi kedua menyebabkan variasi salinitas dan suhu tidak dapat diberlakukan.

2. Menerapkan teknik pemisahan suara dari TFBSS dan ALS untuk memisahkan suara tercampur di bawah air. Langkah-langkah teknik TFBSS seperti telah dituliskan pada subbab 2.4 adalah :
  - a. Observasi *cross-correlation covariance* sinyal sumber, yaitu dengan melihat pada sisi selain diagonal dari matriks  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{s})$  dengan ketentuan harus bernilai 0 agar sinyal menjadi independen dan menyebabkan  $\mathbf{C}_\tau(\mathbf{s})$  menjadi matriks diagonal. Dengan demikian maka *mixing matrix*  $\mathbf{A}$  dapat diidentifikasi.
  - b. Ketika *mixing matrix*  $\mathbf{A}$  dapat diidentifikasi maka  $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{V}$  dapat diketahui. Persamaan 2.9 menunjukkan bahwa  $\mathbf{V}$  mendiagonalkan kovarian sinyal observasi sehingga bernilai 1 dan sinyal observasi bersifat independen.
  - c. Kalikan matriks  $\mathbf{V}$  dengan sinyal observasi  $\mathbf{x}(t)$  maka didapatkan sinyal sumber estimasi  $\hat{\mathbf{s}}(t) \approx \mathbf{u}(t) = \mathbf{V}\mathbf{x}(t)$ .
  - d.  $\mathbf{W} \approx \mathbf{V}$ ,  $\hat{\mathbf{s}}(t) \approx \mathbf{u}(t)$  yang adalah estimasi dari *demixing matrix* dan sinyal sumber.

Langkah-langkah teknik ALS seperti telah dituliskan pada subbab 2.7.1 dan 2.7.2 adalah :

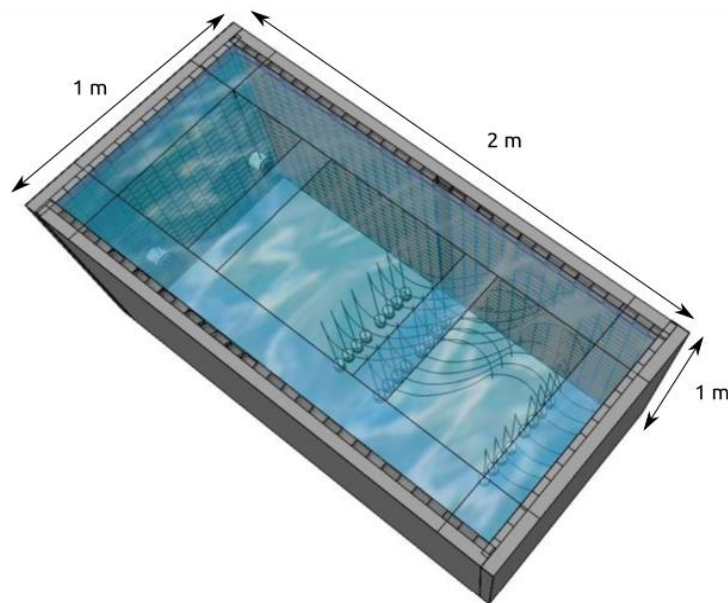
- a. Tentukan ekspektasi *cross-spectral density* sinyal observasi  $\hat{\mathbf{P}}_x(\omega_k, m)$  diketahui untuk setiap  $\mathbf{P}_x(\omega_k, m)$  sehingga diperoleh  $\mathbf{B}(\omega_k)$  pada persamaan 2.25.
  - b. Terdapat hubungan antara  $\mathbf{B}(\omega_k)$  dengan  $\mathbf{W}(\omega_k)$  yaitu  $\mathbf{W}(\omega_k)\mathbf{B}(\omega_k) = \mathbf{I}_N$  for  $J \geq N$ .
  - c. Transformasikan  $\mathbf{W}(\omega_k)$  menggunakan *descrete fourier transform* menjadi  $\mathbf{W}(t)$ .
  - d. Kalikan  $\mathbf{W}(t)\mathbf{x}(t) = \hat{\mathbf{s}}(t)$ .
3. Membandingkan unjuk kerja pemisahan suara teknik BSS algoritma TFBSS dan ALS ketika dipengaruhi oleh variasi suhu salinitas dan dimensi tempat pengambilan data. Rumus yang digunakan adalah *Mean Squared Error* (MSE) yaitu pengukuran besar *error* antara *set point* dengan tren regresi linier yang melaluinya dan *Source to Interference*

*Ratio* (SIR) yaitu pengukuran rasio energi antara sinyal sumber dan sinyal estimasi dalam satuan dB.

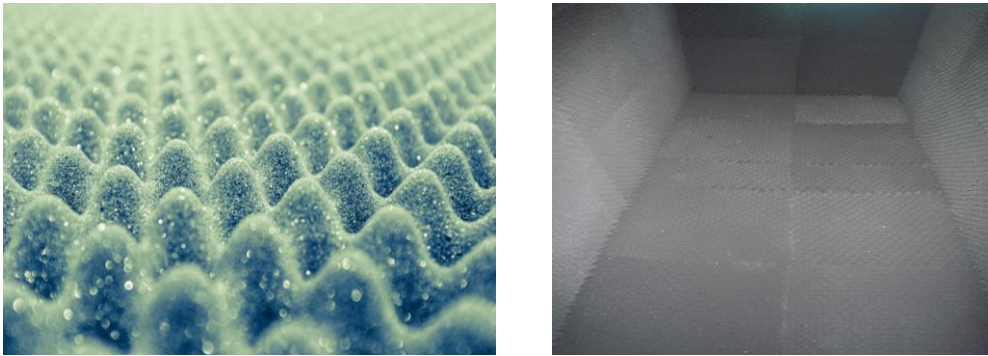
Subbab 3.2 hingga 3.5 pada laporan thesis ini akan membahas mengenai skenario dari penggunaan tangki uji mini semi-tanpa gaung yang terbuat dari bahan kaca *tempered* setebal 12 mm berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m, sebagai tempat untuk pengambilan data percampuran suara di air berskala laboratorium. Sisi-sisi bagian dalam tangki ini diberi peredam berupa busa gelombang berpori yang bertujuan untuk mengurangi efek gema akibat keterbatasan dimensi tangki. Sebagai pendekatan terhadap keberagaman salinitas dan suhu, maka skenario kondisi air pada tangki dibuat bervariasi dalam hal salinitas yaitu 3.1%, 3.2%, 3.3%, 3.4% dan 3.5%, serta suhu  $13^{\circ}\text{C}$ ,  $17^{\circ}\text{C}$ ,  $21^{\circ}\text{C}$ ,  $25^{\circ}\text{C}$  dan  $29^{\circ}\text{C}$ . Salinitas dan suhu medium air dalam tangki uji dengan dimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m tidak dapat divariasikan dikarenakan besarnya volume air didalamnya.

### 3.2 Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung

Gambar 3.1. dan 3.2. menunjukkan dimensi dari tangki uji mini semi-tanpa gaung beserta spesifikasi busa bergelombang yang ditempelkan pada bagian dalam tangki.



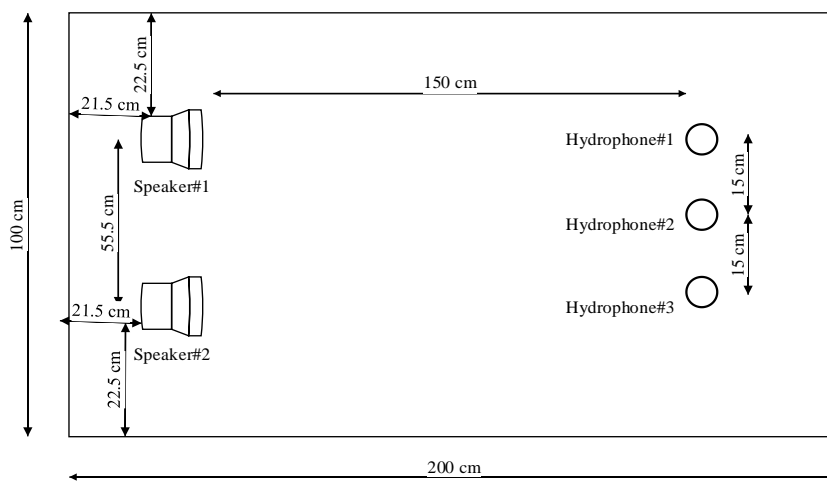
Gambar 3.1. Dimensi Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung  $2 \times 1 \times 1$  m.



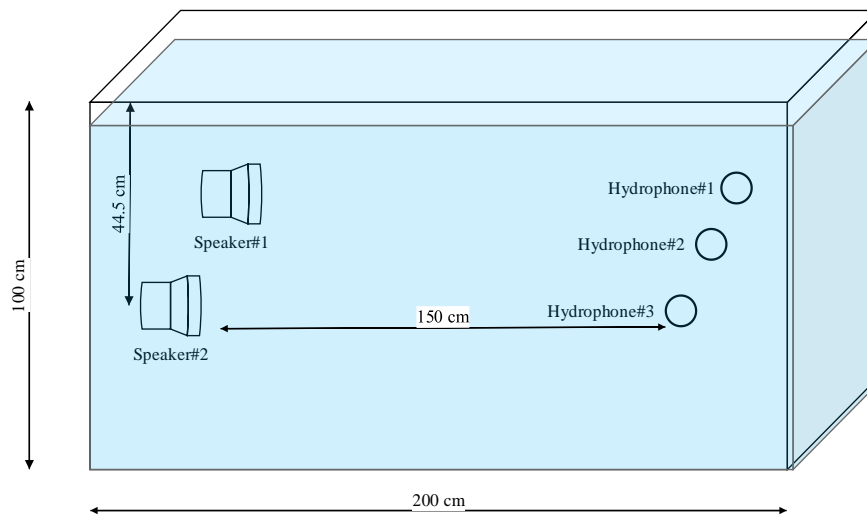
Gambar 3.2. *kiri*: Busa Bergelombang dengan Spesifikasi Ketebalan 7 cm, Panjang 60 cm, Lebar 40 cm dan Tinggi Tonjolan 2 cm, dipasang pada Bagian Dalam Tangki Uji Mini. (Sumber: aakustiksungerfiyatleri.com ) *Kanan* : Busa Tampak Terpasang pada Bagian Dalam Tangki Uji Mini.

### 3.3 Skenario I, Variasi Suhu

Skenario I pada penelitian ini dilakukan eksperimen perekaman percampuran suara di air dengan variasi keberagaman suhu 13°C, 17°C, 21°C, 25°C dan 29 °C. Pengambilan data menggunakan sumber yang dibangkitkan dari *underwater speaker* berjumlah 2 buah dan *hydrophone* sebagai sensor berjumlah 3 buah. Sumber suara yang dibangkitkan terdiri dari *puretone* dan *multytone* dengan variasi jenis tampak pada Tabel 3.1. Peralatan yang digunakan adalah *amplifier* yang terhubung dengan laptop pembangkit sinyal dan *underwater speaker* serta DAQ yang terhubung dengan *hydrophone* dan laptop perekam data.



Gambar 3.3. Konfigurasi Peletakan *Underwater Speaker* dan *Hydrophone* Tampak Atas.



Gambar 3.4. Konfigurasi Peletakan *Underwater Speaker* dan *Hydrophone* Tampak Samping.

Tabel 3.1. Variasi Sumber pada *Speaker#1* dan *Speaker#2*.

<i>Speaker</i>	Jenis	Frekuensi (Hz)	Tipe
<i>Speaker #1</i>	<i>Puretone</i>	500	Tipe I
<i>Speaker #2</i>	SONAR (ping)	2000	
<i>Speaker #1</i>	<i>Multitone</i>	100-3900, $\delta f=200$	Tipe II
<i>Speaker #2</i>	<i>Puretone</i>	500	
<i>Speaker #1</i>	<i>Ship (propeller)</i>	$\geq 400$	Tipe III
<i>Speaker #2</i>	SONAR (ping)	2000	

Terdapat tiga tipe percampuran suara seperti tampak pada Tabel 3.1 yang pada setiap variasi suhu dibangkitkan tiga macam tipe, yang setiap tipenya terdiri dari dua macam sumber yang dibangkitkan bersamaan.

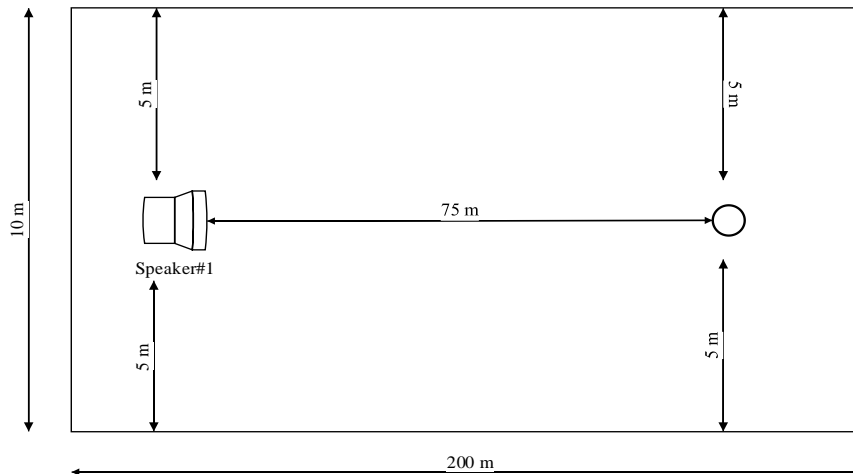
### 3.4 Skenario II, Variasi Salinitas

Skenario II pada penelitian ini dilakukan eksperimen perekaman percampuran suara di air dengan variasi keberagaman salinitas 3.1%, 3.2%, 3.3%, 3.4% dan 3.5% dengan suhu tetap 29 °C. Konfigurasi pengambilan data dan sumber yang digunakan dibuat sama dengan skenario I, seperti ditampilkan pada Gambar 3.3, 3.4 dan Tabel 3.1.

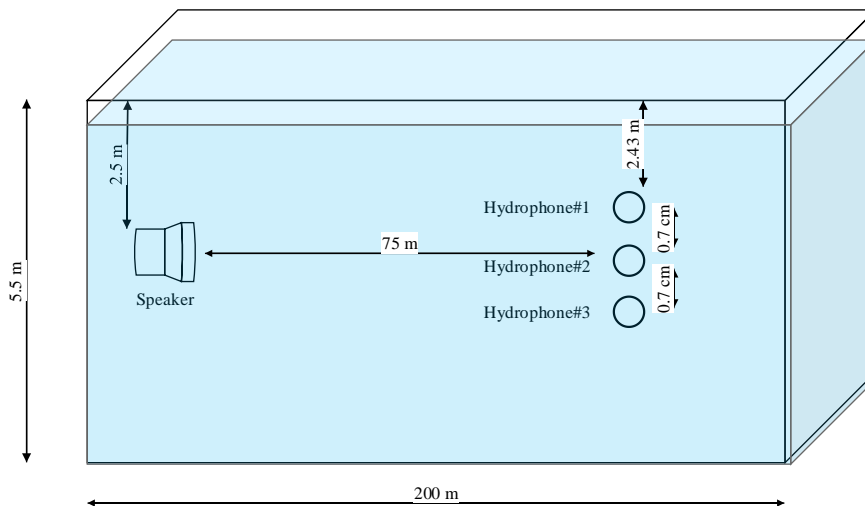
### 3.5 Skenario III, Eksperimen Tangki 200 × 10 × 5.5 m

Perekaman data juga dilakukan pada tangki uji berdimensi 200 × 10 × 5.5 m terbuat dari tembok berbahan semen dengan tujuan perbandingan unjuk kerja

BSS. Tangki uji ini memiliki karakteristik yang berbeda dengan tangki uji mini semi-tanpa gaung pada dua skenario sebelumnya, diantaranya kondisi medium air tidak divariasikan, jarak antara sumber dan sensor 75 m serta adanya efek gema yang diminimalisasi. Konfigurasi jarak antara sumber dan sensor serta variasi sumber tampak pada Gambar 3.5, 3.6 dan Tabel 3.2.



Gambar 3.5. Konfigurasi Peletakkan *Underwater Speaker* dan *Hydrophone* Tampak Atas Tangki Uji  $200 \times 10 \times 5.5$  m.



Gambar 3.6. Konfigurasi Peletakkan *Underwater Speaker* dan *Hydrophone* Tampak Samping Tangki Uji  $200 \times 10 \times 5.5$  m.

Secara singkat variasi seluruh skenario eksperimen pada thesis ini dapat dilihat di Tabel 3.3.



Tabel 3.2. Variasi Sumber pada *Speaker*.

Jenis	Frekuensi (Hz)	Tipe
<i>Puretone</i>	500	Tipe I
<i>Multytone</i>	100-3900, $\delta f=200$	
<i>Puretone</i>	500	Tipe II
<i>Ship (propeller)</i>	$\geq 400$	
<i>Puretone</i>	500	Tipe III
SONAR (ping)	2000	

Tabel 3.3. Variasi Sumber Seluruh Skenario Pengambilan Data.

Variasi kondisi	Nilai	Tipe sumber (Tabel 3.1)
Salinitas (%)	3.1	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	3.2	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	3.3	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	3.4	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
3.5	Tipe I	
	Tipe II	
	Tipe III	
Suhu (°C)	13	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	17	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	21	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
	25	Tipe I
		Tipe II
		Tipe III
29	Tipe I	
	Tipe II	
	Tipe III	
Tangki uji besar	medium tidak divariasasi	

Catatan pengaruh fenomena aliasing terhadap skenario jarak antar sensor :

Jarak antar sensor (*array*) dalam pengambilan data dipengaruhi oleh panjang gelombang yang direkam dan jarak antara sumber ke sensor. Secara algoritma dinotasikan sebagai  $d < \frac{\lambda_{min}}{2}$  dengan  $d$  merupakan jarak antar sensor, sedangkan  $\lambda_{min}$  adalah panjang gelombang minimal dari sinyal yang ditangkap. Berdasarkan data tipe sumber seperti yang tampak pada Tabel 3.1 dan 3.2 diperoleh frekuensi terkecil dan terbesar adalah milik tipe *multy* yaitu sebesar 100 Hz dan 3900 Hz. Dari hubungan  $\lambda = \frac{c}{f}$  dengan  $c$  adalah 1482 m/s (*Yuwono*, dkk 2012) maka didapatkan nilai  $\lambda_{min}$  adalah 38 cm sehingga berdasarkan  $d < \frac{\lambda_{min}}{2}$ ,  $d < \frac{38}{2} = 19$  cm. Secara skenario jarak antar sensor adalah 15 cm sudah benar dan secara teori tidak menimbulkan aliasing.

## BAB 4

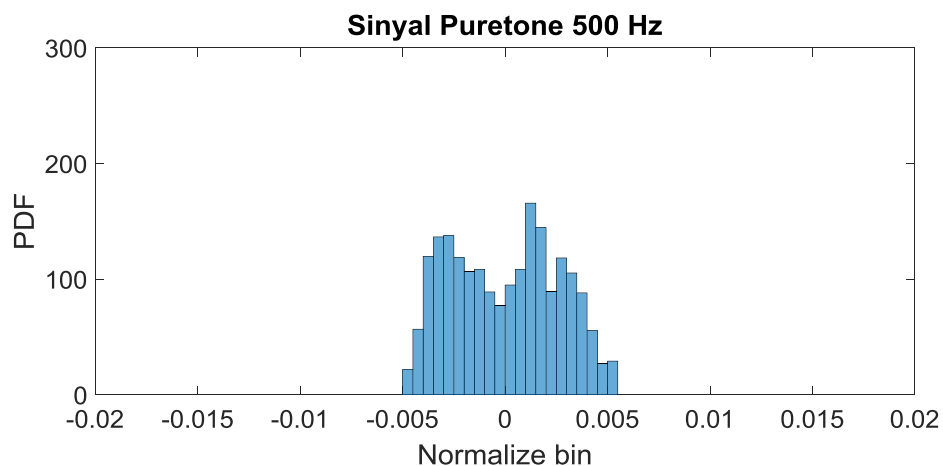
### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

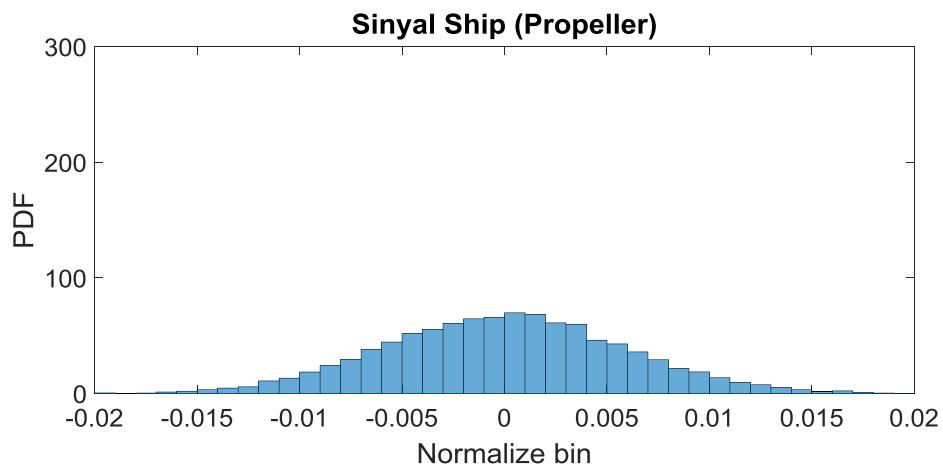
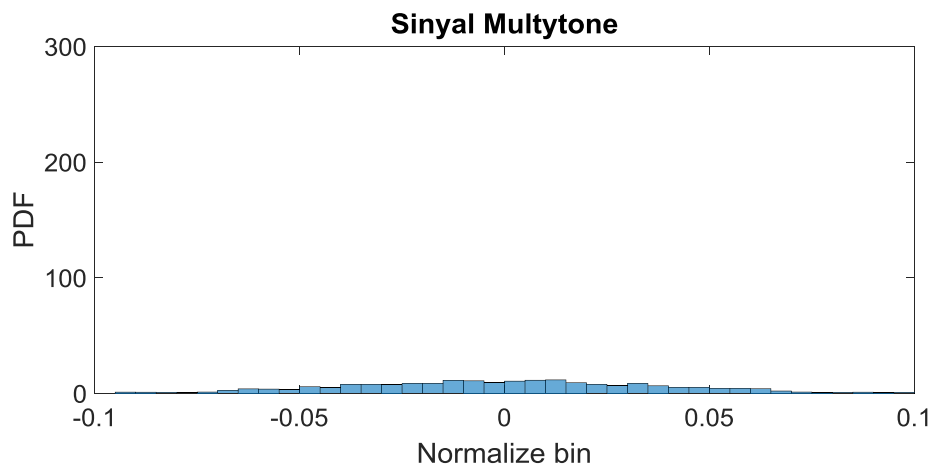
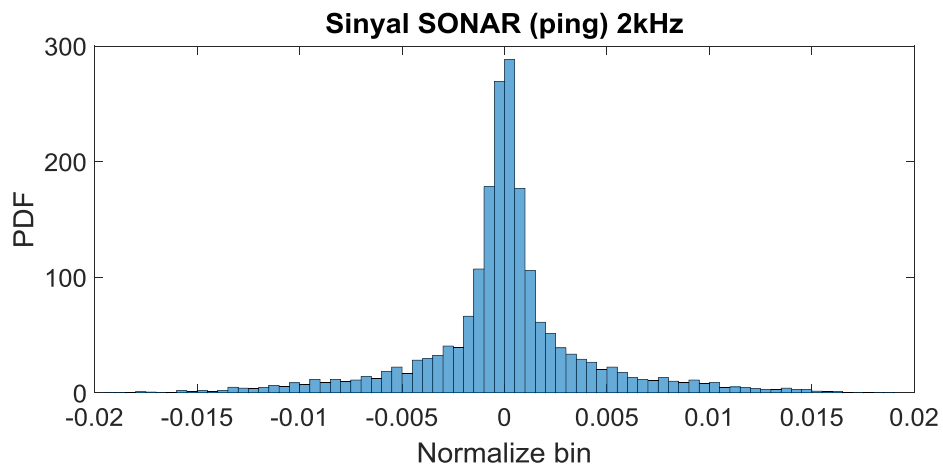
Bab 4 pada thesis ini akan membahas analisis dari hasil pemisahan suara rekaman yang dilakukan seperti pada skenario-skenario yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Menggunakan metode dari *Kamran, dkk 2001* dan *joint diagonalization* (TFBSS) yang disesuaikan mengikuti jumlah sumber dan sensor dalam penelitian ini, hasil pemisahan suara kemudian diukur dengan parameter statistik mengikuti kriteria evaluasi *Independent Component Analysis* (ICA).

#### 4.1 Analisis Karakteristik Sinyal Sumber dan Observasi

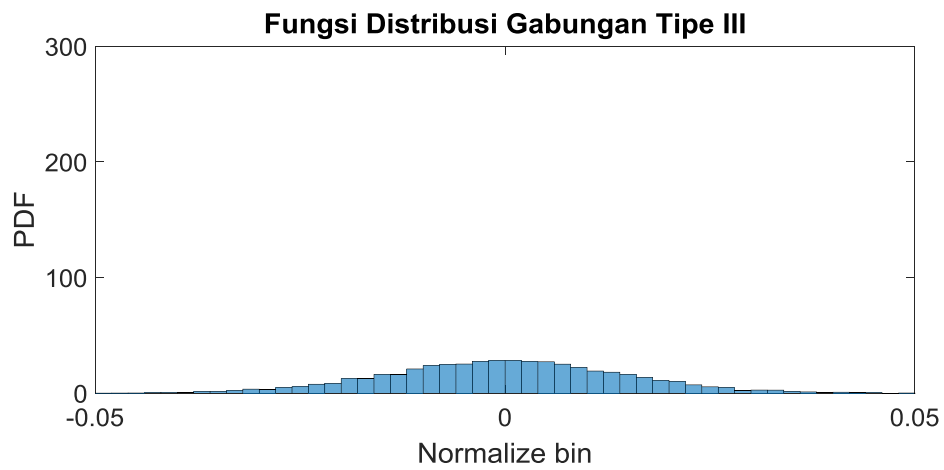
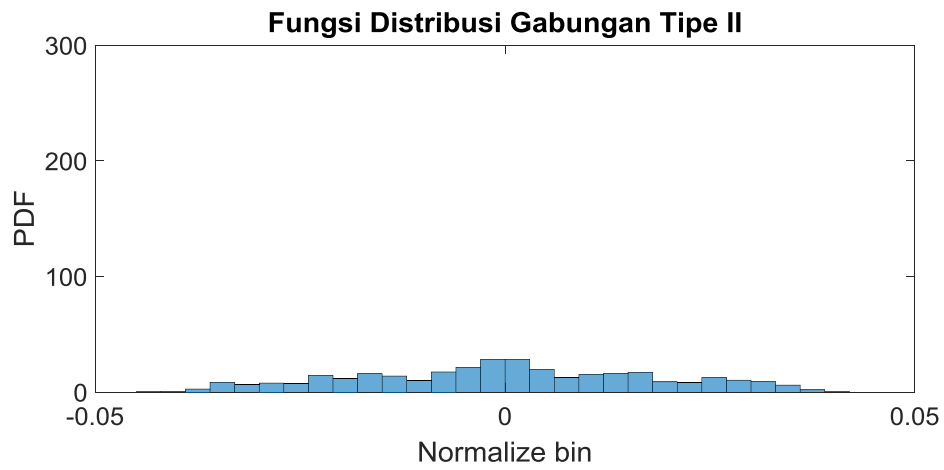
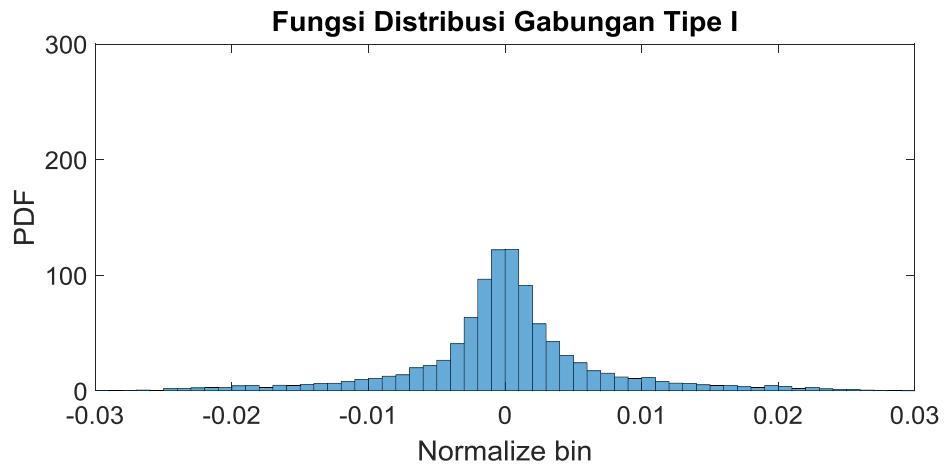
Analisis karakteristik sinyal sumber dan observasi dilakukan untuk mengetahui sifat dari sinyal yang akan diolah. Karakteristik yang dilihat mengacu pada syarat dari keberhasilan proses pemisahan suara yang disyaratkan oleh ICA (*Stone, 2004*), salah satunya adalah non-*Gaussian* yang tampak dari nilai kurtosis tidak sama dengan 3.

Berdasarkan Gambar 4.1, 4.2 dan 4.3 tampak bentuk distribusi pdf dari sinyal sumber dan observasi yang diperoleh dari perekaman pada tangki uji mini semi-tanpa gaung dan tangki uji besar. Menentukan sinyal-sinyal tersebut non-*Gaussian* atau tidak maka dilihat dari nilai kurtosisnya yang terdapat pada Tabel 4.1, 4.2 dan 4.3.

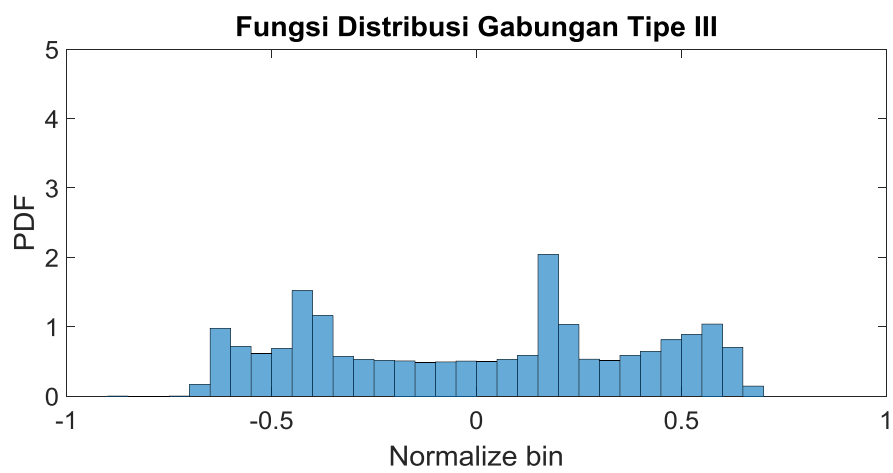
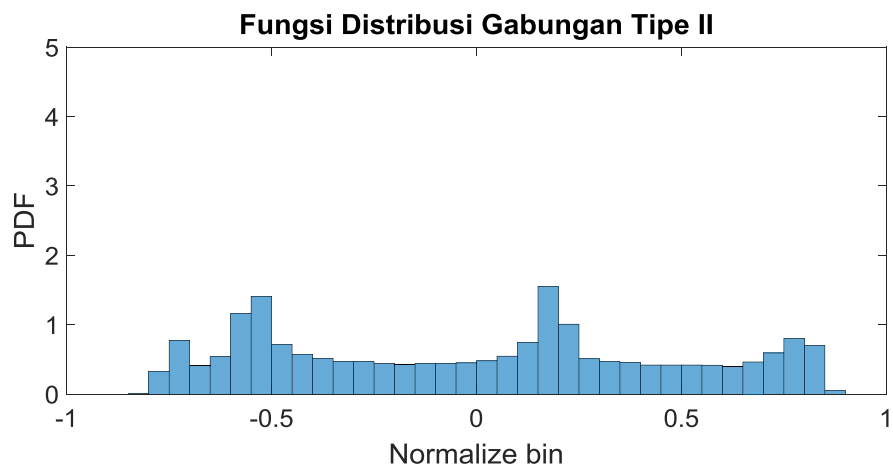
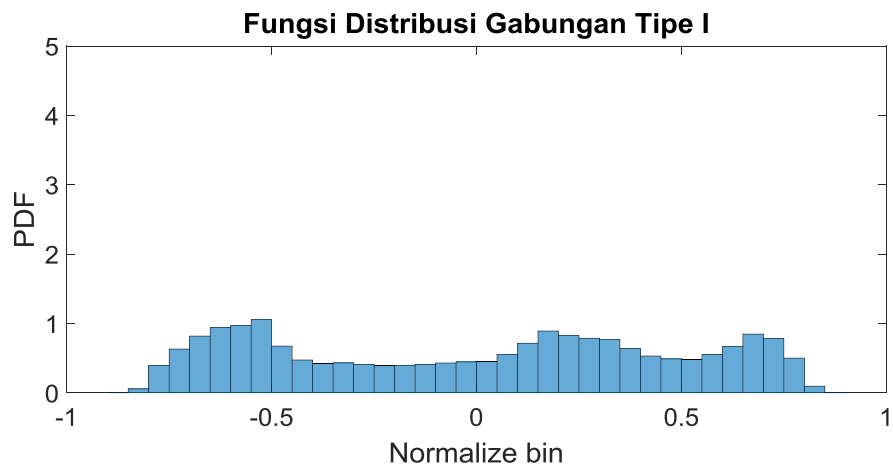




Cambar 4.1. Distribusi *Pdf* dari Masing-Masing Sinyal Sumber.



Gambar 4.2. *Joint* Distribusi *Pdf* dari Sinyal Observasi pada Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung.



Gambar 4.3. *Joint* Distribusi *Pdf* dari Sinyal Observasi pada Tangki Uji Besar.

Tabel 4.1. Nilai Kurtosis dari Distribusi *Pdf* pada Gambar 4.1.

Tipe sinyal	Kurtosis
<i>Puretone 500 Hz</i>	1.8497
SONAR (ping)	6.1832
<i>Multitone</i>	2.6787
<i>Ship (propeller)</i>	3.0722

Tabel 4.2. Nilai Kurtosis dari *Joint* Distribusi *Pdf* pada Gambar 4.2.

Tipe	Kurtosis
I	10.95
II	2.16
III	3.18

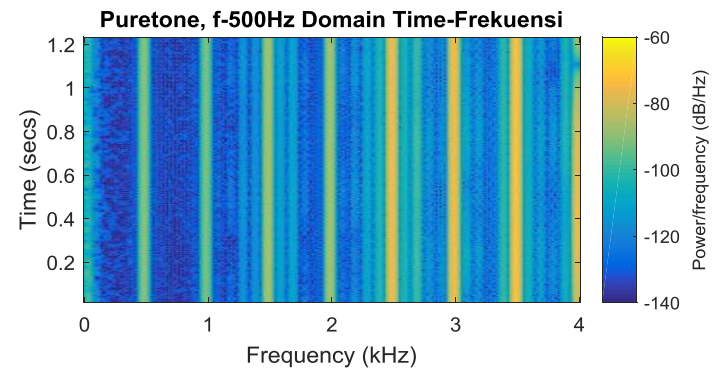
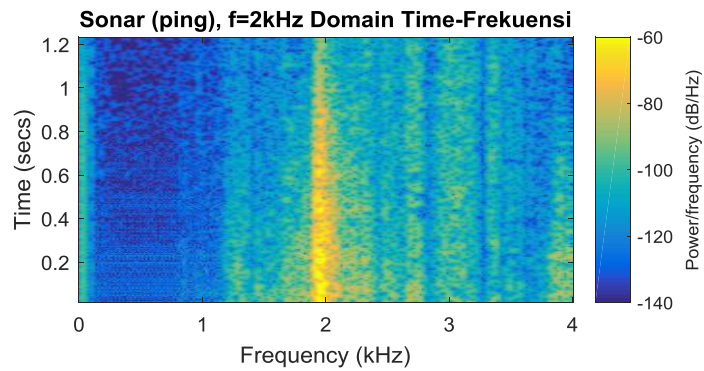
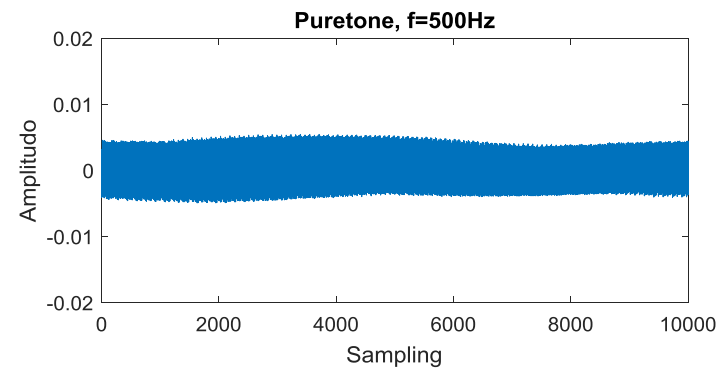
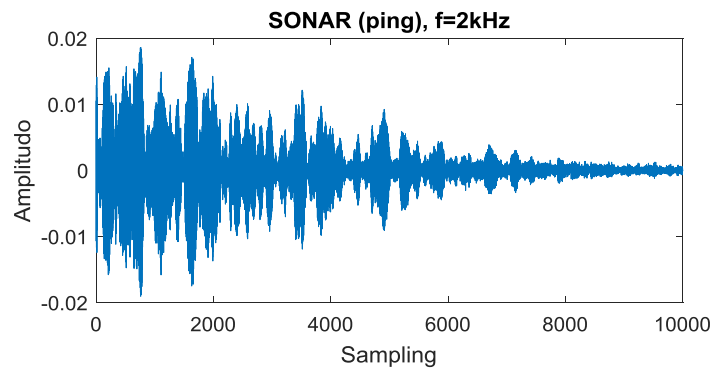
Tabel 4.3. Nilai Kurtosis dari *Joint* Distribusi *Pdf* pada Gambar 4.3.

Tipe	Kurtosis
I	1.7483
II	1.8327
III	1.7519

Berdasarkan semua nilai kurtosis yang terdapat pada Tabel 4.1 hingga 4.3 diperoleh informasi bahwa semua sinyal sumber dan observasi merupakan sinyal non-*Gaussian* kecuali sinyal *ship (propeller)*.

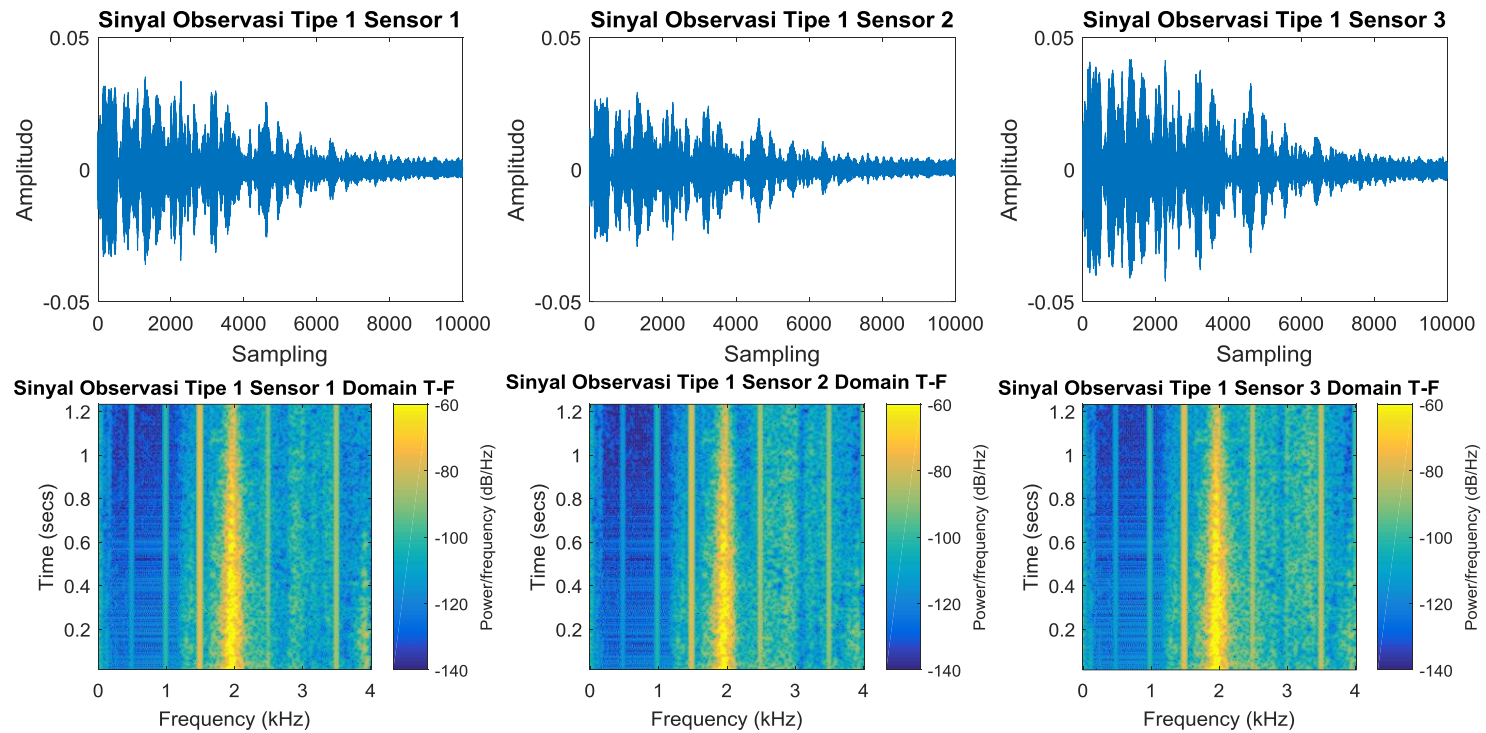
#### 4.2 Analisis Pemisahan Suara Metode *Joint Diagonalization Time-Frequency Blind Source Separation (TFBSS)*

Subbab 4.2 pada penelitian ini berisi analisis proses pemisahan suara menggunakan metode *joint diagonalization* yang ada pada *time-frequency blind source separation (TFBSS)*. Holobar, dkk 2002 yang juga merujuk pada Belouchrani, 1998 memaparkan langkah-langkah untuk memisahkan suara pada *time-frequency plane*. Langkah pertama adalah melakukan *whitening*.

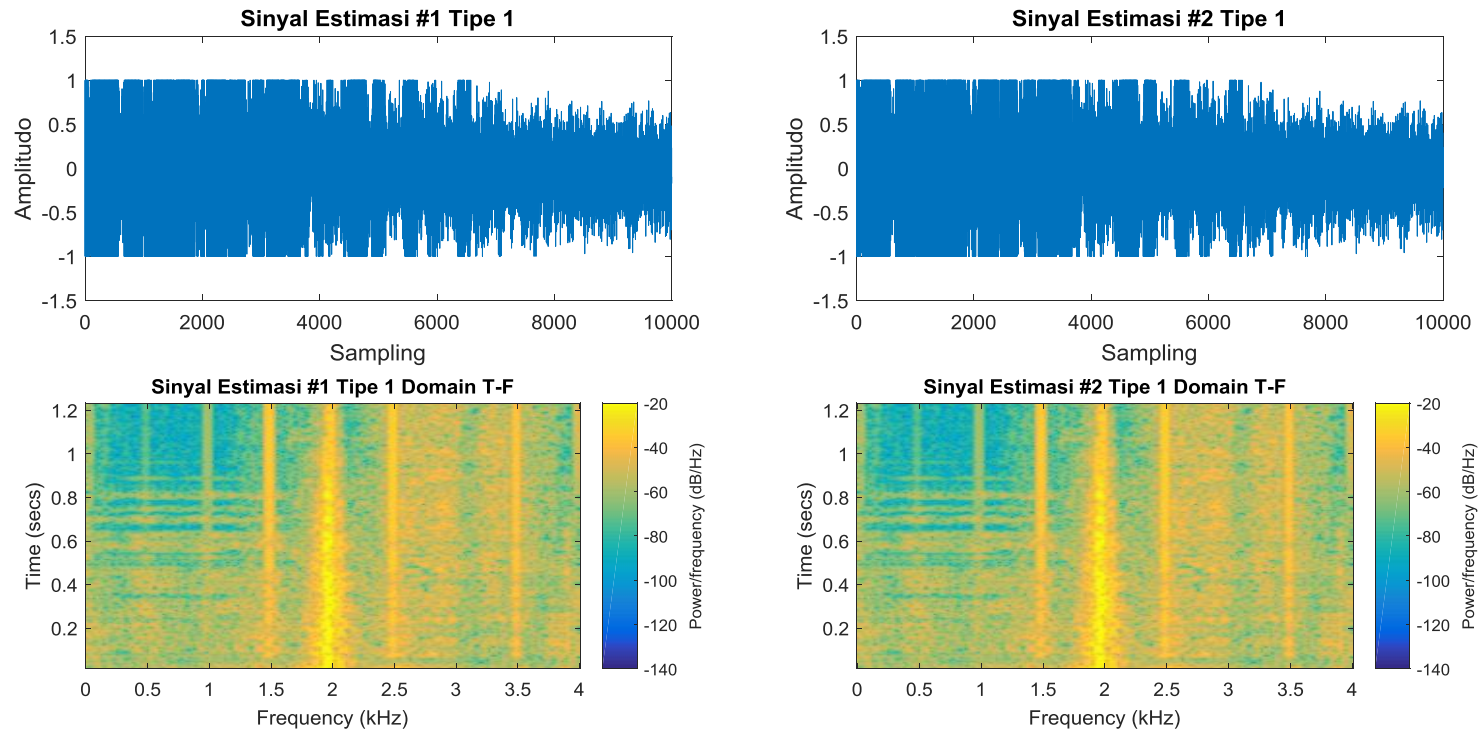


Gambar 4.4. Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode TFBSS.





Gambar 4.5. Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode TFBSS.



Gambar 4.6. Sinyal Estimasi dari Metode TFBSS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode TFBSS.

*Whitening* digunakan untuk mendapatkan sistem pengurai  $\mathbf{W}$  berdasarkan persamaan  $\mathbf{W} = [(\lambda_1 - \hat{\sigma}^2)^{-1/2} \mathbf{h}_1, \dots, (\lambda_n - \hat{\sigma}^2)^{-1/2} \mathbf{h}_n]$  dengan  $\mathbf{W}$  adalah sistem pengurai ekspektasi,  $\lambda$  adalah eigenvalue dari autokorelasi sinyal observasi  $\mathbf{R}_{xx}$  yang diurutkan dari yang paling besar hingga yang paling kecil,  $\mathbf{h}$  adalah eigenvector korespondensi dari eigenvalue dan  $\hat{\sigma}^2$  adalah mean eigenvalue terkecil dari  $\mathbf{R}_{xx}$ .

Hasil  $\mathbf{W}$  digunakan untuk menentukan diagonalisasi gabungan berdasarkan *Fevotte, 2004* menggunakan persamaan  $\mathbf{D}_{xx}(t, f) = \mathbf{W}(\mathbf{D}_{xx}(t, f) - \hat{\sigma}^2 \mathbf{I}_m) \mathbf{W}^H$  dengan  $\mathbf{D}_{xx}(t, f)$  adalah *smoothing Wigner-Ville distribution* dari  $\mathbf{x}(t)$  pada persamaan  $\mathbf{D}_{xx}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{x}(t + \frac{\tau}{2}) \mathbf{x}^H(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} d\tau$ . Tujuan dari *joint diagonalization* adalah mendapatkan  $\mathbf{U} = \mathbf{W}\mathbf{A}$  sehingga setelahnya didapatkan sinyal sumber ekspektasi  $\mathbf{S}$ . Berikut ilustrasi proses pemisahan suara metode *joint diagonalization* yang ada pada *time-frequency blind source separation* (TFBSS) dari salah satu skenario yang ada pada eksperimen tesis ini.

Gambar 4.4 menunjukkan 2 sinyal sumber tipe SONAR (ping) dengan frekuensi 2 kHz dan *puretone* 500 Hz dalam domain waktu ( $t$ ) dan di bagian bawah dalam domain waktu-frekuensi ( $t - f$ ). Sinyal sumber ini direkam menggunakan 3 *hydrophone* dan menghasilkan 3 sinyal observasi pada Gambar 4.5. Berdasarkan sinyal observasi ini kemudian secara matriks diolah lalu menghasilkan sinyal estimasi.

Berdasarkan Gambar 4.6 sinyal estimasi yang dihasilkan dari proses perhitungan *joint diagonalization* TFBSS juga tampak adanya peningkatan amplitudo. Analisis dari gambar domain  $t - f$  terlihat terjadi perubahan warna dari yang sebelumnya berwarna biru pada bagian (b) menjadi warna kuning pada bagian (c). Warna kuning menunjukkan amplitudo yang lebih tinggi dibanding warna biru.

Ditinjau dari Gambar 4.6 domain  $t - f$  tampak frekuensi sinyal estimasi SONAR (ping) lebih dominan dibanding sinyal estimasi *puretone*. Meskipun demikian masih tetap terdapat berkas kuning pada frekuensi kelipatan 500 Hz hingga 4 kHz. Mengukur seberapa baik hasil pemisahan suara juga dapat dilihat

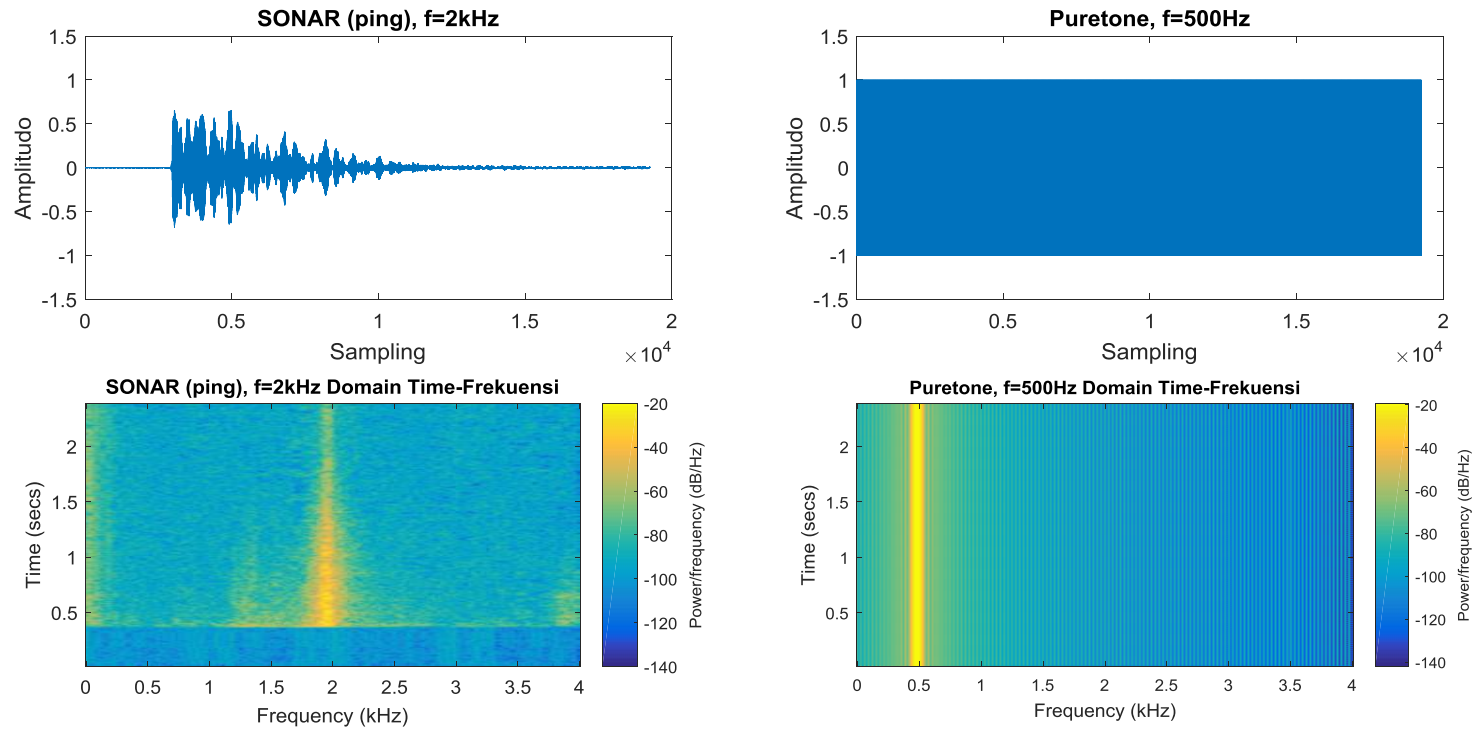
dari nilai *mean squared error* (MSE) dan *source to interference ratio* (SIR) pada subbab 4.4 dan 4.5.

### 4.3 Analisis Pemisahan Suara Metode *Alternating Least Squares* (ALS)

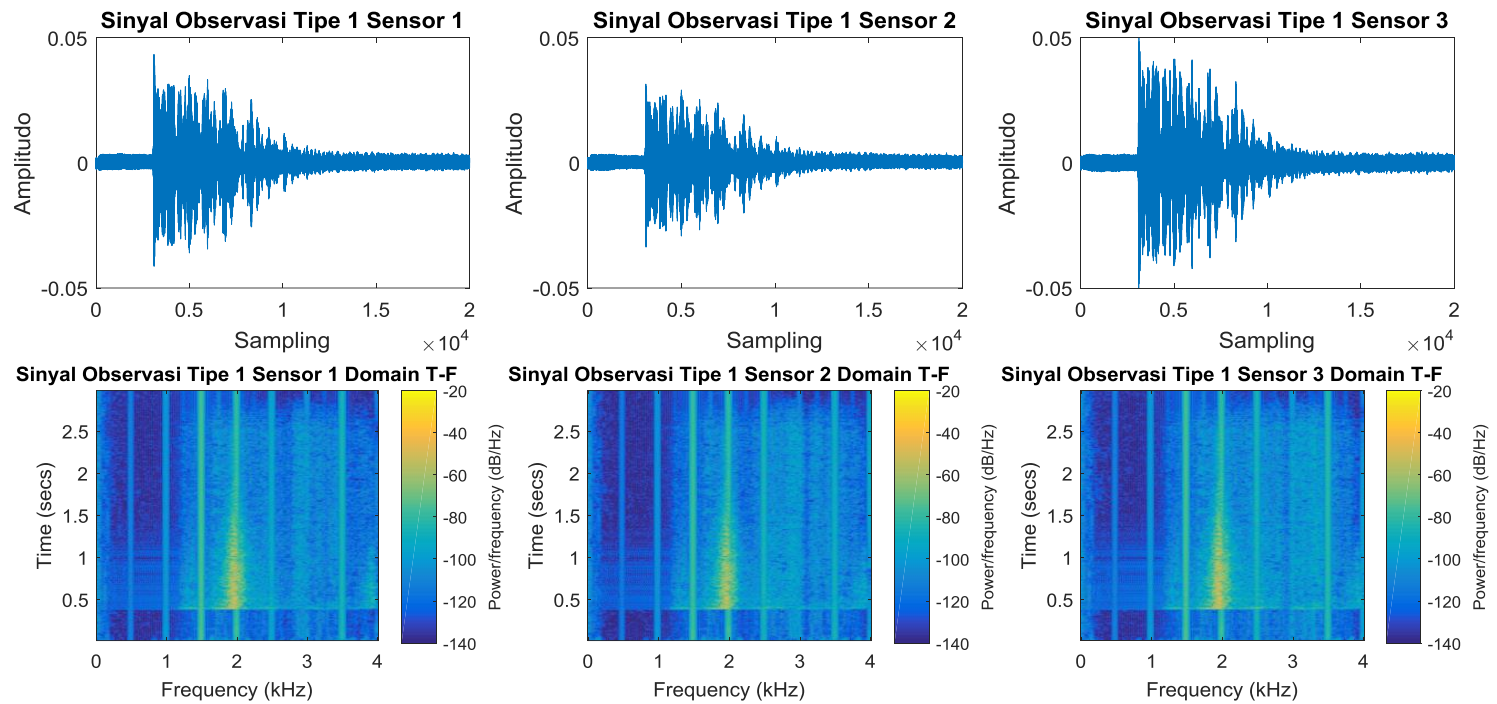
Subbab 4.3 dalam penelitian ini berisi analisis proses pemisahan suara menggunakan metode optimasi *alternating least-squares* (ALS). Kamran, dkk 2005 memaparkan langkah-langkah dalam proses pemisahan suara menggunakan metode optimasi *alternating least-squares* (ALS). Pertama adalah menghitung *cross spectral density* dengan persamaan  $\hat{\mathbf{P}}_x(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{R}_x(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau$  dengan  $\mathbf{R}_x(\tau) = E(\mathbf{x}(t+\tau)\mathbf{x}^T(t))$ . Kemudian menggunakan algoritma ALS  $\min_{\mathbf{H}(\omega_k)} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} \|\hat{\mathbf{P}}_x(\omega_k, m) - \mathbf{B}(\omega_k)\mathbf{A}(\omega_k, m)\mathbf{B}^H(\omega_k)\|_F^2$  untuk mencari  $\mathbf{H}(\omega)$ .

Mendapatkan *separating matrix*  $\mathbf{W}(t)$  melalui  $\mathbf{B}(\omega_k)$ ,  $k = 0, \dots, K - 1$  terdapat hubungan antara  $\mathbf{W}$  dan  $\mathbf{B}(\omega_k)$  tampak pada persamaan  $\mathbf{W}(\omega_k) = \mathbf{B}^+(\omega_k)$  dan  $\mathbf{W}(\omega_k)\mathbf{B}(\omega_k) = \mathbf{I}_N$  for  $J \geq N$  dengan  $\mathbf{B}^+(\omega_k)$  adalah pseudoinverse dari  $\mathbf{B}(\omega_k)$ ,  $J$  adalah jumlah sensor atau sinyal observasi dan  $N$  adalah jumlah sinyal sumber, serta  $\mathbf{I}_N$  adalah  $N \times N$  *identity matrix*. Umumnya *separating matrix*  $\mathbf{W}(t)$  kemudian didapatkan melalui *Invers Fourier Transform* dari  $\mathbf{W}(\omega_k)$ . Setelah mendapatkan  $\mathbf{W}(t)$  maka dapat dihasilkan sinyal estimasi.

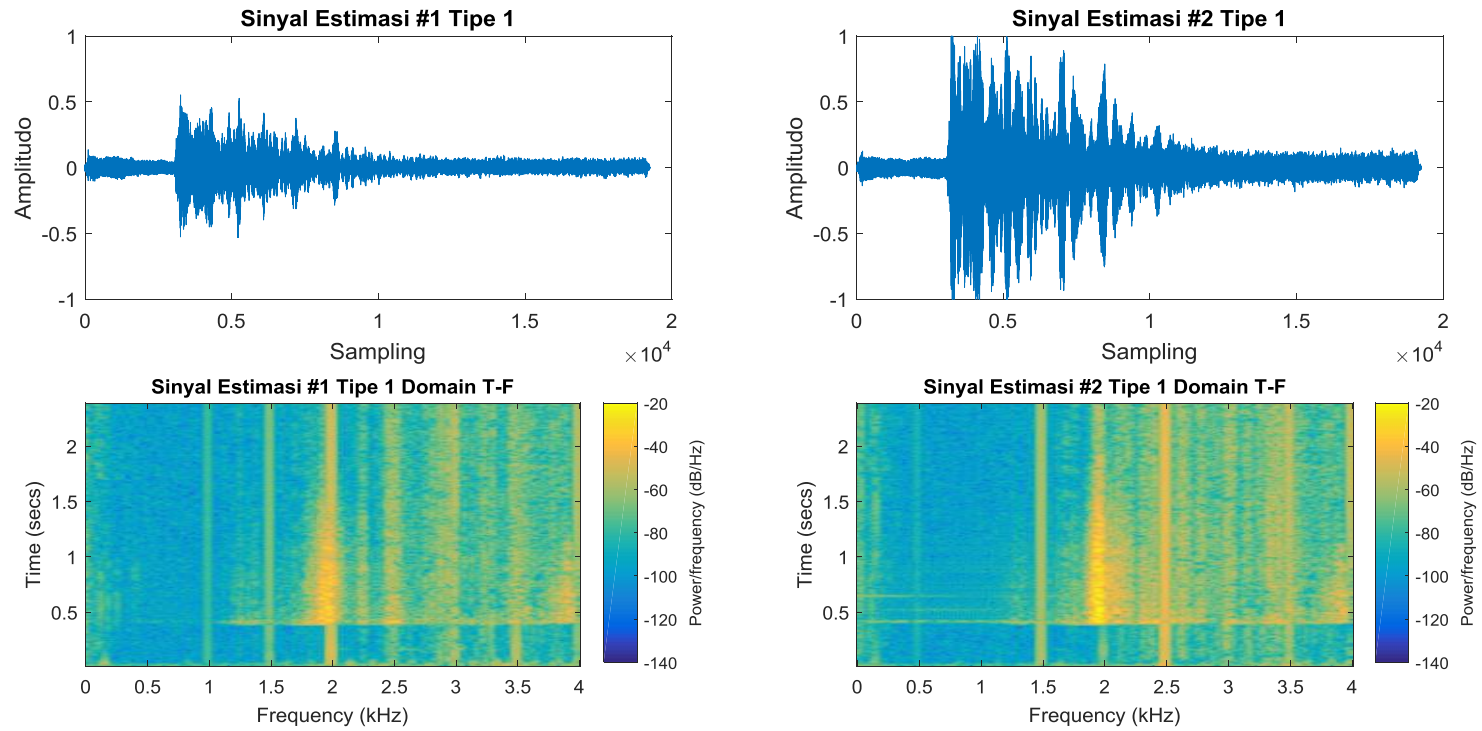
Sama seperti Gambar 4.4, Gambar 4.7 menunjukkan 2 sinyal sumber tipe SONAR (ping) dengan frekuensi 2 kHz dan *puretone* 500 Hz dalam domain waktu ( $t$ ) dan di bagian bawah dalam domain waktu-frekuensi ( $t - f$ ). Sinyal sumber ini direkam menggunakan 3 *hydrophone* dan menghasilkan 3 sinyal observasi pada Gambar 4.8. Berdasarkan sinyal observasi ini kemudian secara matriks diolah lalu menghasilkan sinyal estimasi.



Gambar 4.7. Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode ALS.



Gambar 4.8. Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Penggunaan Metode ALS.



Gambar 4.9. Sinyal Estimasi dari Metode ALS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ).

Berdasarkan Gambar 4.9 sinyal estimasi yang dihasilkan dari proses perhitungan *alternating least squares* tampak adanya peningkatan amplitudo. Analisis dari gambar domain  $t - f$  terlihat terjadi perubahan warna dari yang sebelumnya berwarna biru pada bagian Gambar 4.8 menjadi warna kuning pada Gambar 4.9. Warna kuning menunjukkan amplitudo yang lebih tinggi dibanding warna biru. Yang membedakan antara Gambar 4.6 dan 4.9 adalah adanya pola sinyal sumber frekuensi 500 Hz yang lebih jelas pada sinyal estimasi #2 pada Gambar 4.9 sedangkan pada sinyal estimasi #1 lebih tidak tampak. Hal ini menunjukkan bahwa proses pemisahan suara dengan metode ALS lebih berhasil dibanding metode *joint diagonalization* TFBSS. Mengukur seberapa baik hasil pemisahan suara juga dapat dilihat dari nilai *mean squared error* (MSE) dan *source to interference ratio* (SIR) pada subbab 4.4 dan 4.5.

#### 4.4 Analisis Pengaruh Variasi Salinitas

Subbab 4.4 pada laporan thesis ini berisi analisis pengaruh variasi salinitas yaitu 3.1%, 3.2%, 3.3%, 3.4% dan 3.5% pada kualitas hasil pemisahan suara yang menggunakan metode TFBSS dan ALS. Ukuran yang dipakai adalah *mean squared error* (MSE) dan *source to signal ratio* (SIR). Seperti dijelaskan pada subbab 2.10, *mean squared error* (MSE) didefinisikan sebagai besar *error* antara *set point* dengan tren regresi linier yang melaluinya. *Error* ini kemudian dikuadratkan untuk menghilangkan tanda nilai negatif.

Terdapat pula *source to interference ratio* (SIR) yang didefinisikan sebagai rasio energi dari  $s_{target}$  dan *error interference*  $e_{interf}$  yang secara matematika dinotasikan sebagai  $SIR := 10 \log \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2}$ . Tujuan dari mengetahui nilai SIR adalah mengetahui seberapa besar sinyal interferensi mempengaruhi sinyal estimasi dari hasil pemisahan suara. Menggunakan referensi dari Vincent, dkk 2006 makna dari nilai SIR menunjukkan apakah sinyal estimasi masih dapat dibedakan antara sinyal estimasi satu dan yang lainnya oleh telinga. SIR sumber sinyal interferensi berasal dari sumber sinyal lainnya (bukan *background noise*). Tampak Gambar 4.10 di bawah ini yang berisi perbandingan kualitas hasil pemisahan suara metode TFBSS dan ALS menggunakan ukuran MSE dan



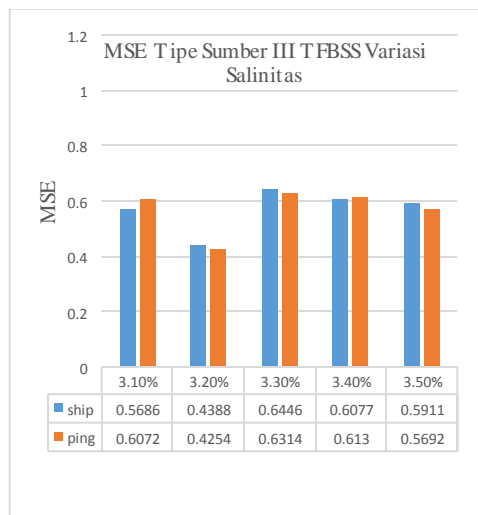
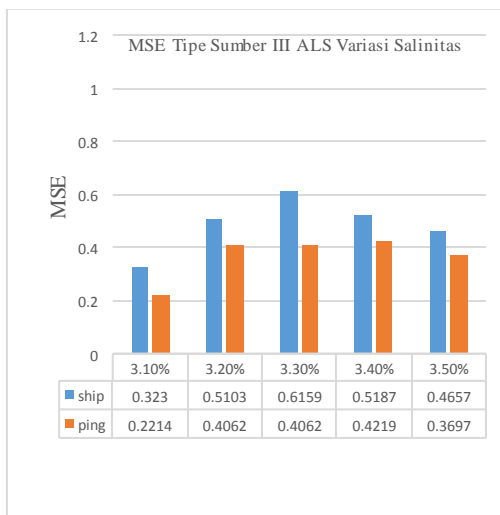
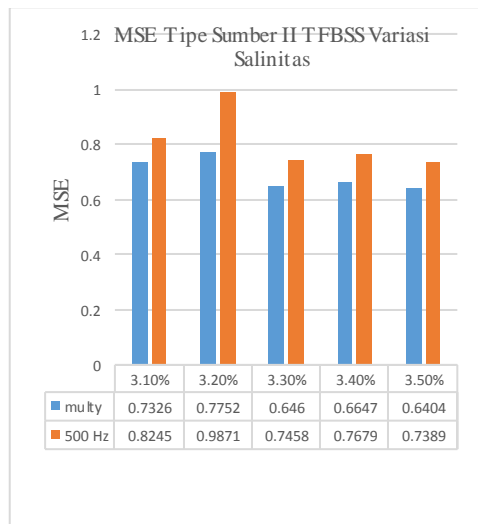
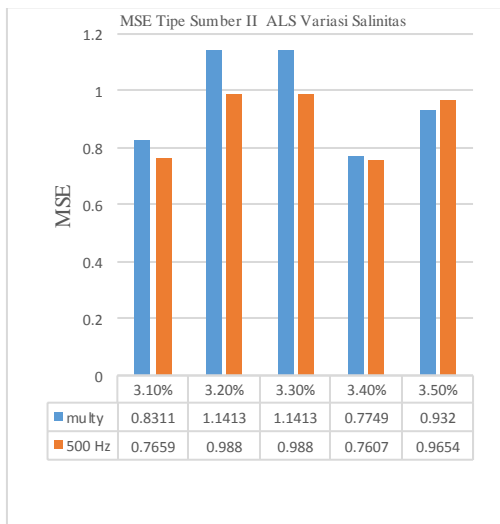
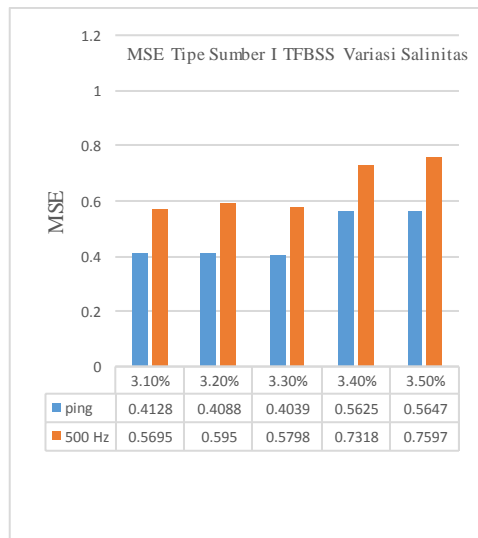
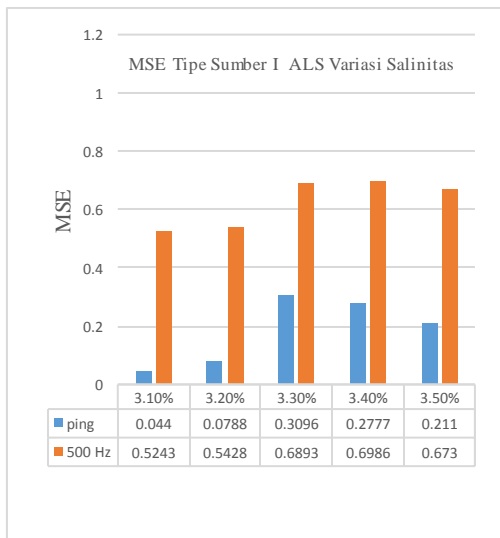
Gambar 4.11 yang berisi perbandingan kualitas hasil pemisahan suara metode TFBSS dan ALS menggunakan ukuran SIR.

#### 4.4.1 Analisis Mean Squared Error (MSE)

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 4.10 akan dianalisis apa yang menyebabkan nilai MSE antara kondisi satu dan kondisi lainnya berbeda. Terutama apa yang menyebabkan nilai MSE dari suatu kondisi bernilai kecil yang berarti jarak kemiripan antar sinyal sumber dan sinyal estimasi dekat, atau bernilai besar atau dapat dikatakan tidak ada kemiripan.

1. Berdasarkan nilai kurtosis sinyal observasi.

Penelitian dalam thesis ini mengumpamakan sinyal sumber sebagai hal yang tidak diketahui sehingga usaha untuk mendapatkan sinyal sumber hanya dilakukan dengan mengeksplorasi karakteristik dari sinyal observasi. Dengan menggunakan ukuran kurtosis  $E[x^4] = \int_{x=-\infty}^{\infty} p_x(x)x^4 dx$  dari sinyal observasi maka diketahui tingkat *gaussianity* dari campuran. Pemetaan nilai *Gaussian* berdasarkan nilai kurtosis adalah  $K = 3$  untuk tipe distribusi *Gaussian*,  $K > 3$  untuk *super-Gaussian* atau runcing dan  $K < 3$  untuk *sub-Gaussian*. Berdasarkan Tabel 4.2 didapatkan bahwa tipe sumber I memiliki nilai kurtosis sebesar 10.95 yang berarti sinyal ini bertipe *super-Gaussian* (runcing). Terdapat teori *central limit* mengenai tipe distribusi jenis ini yaitu sinyal dengan sifat statistik independen cenderung untuk memiliki distribusi *non-Gaussian*. Dengan demikian maka karakteristik dari sinyal observasi tipe I lebih mudah dipisahkan karena memiliki distribusi *non-Gaussian* yang merupakan salah satu ciri khas dari sinyal independen. Hal ini ditunjang oleh tren nilai MSE yang konsisten antara metode ALS dan TFBSS pada sinyal observasi tipe I yaitu nilai MSE sinyal estimasi SONAR (ping) lebih kecil dibanding sinyal estimasi *puretone* 500 Hz sedangkan tren nilai MSE pada sinyal observasi tipe II dan III tidak konsisten antara metode ALS dan TFBSS.



Gambar 4.10. Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Salinitas.

## 2. Berdasarkan metode yang dipakai.

*Holobar*, 2002 memaparkan bahwa metode *joint dagonalization* TFBSS digunakan untuk kasus *overdetermined* atau keadaan yang memiliki jumlah sensor lebih banyak daripada sinyal sumber karena metode ini hanya mengeksplorasi karakteristik sinyal observasi menggunakan algoritma autokorelasi  $R_{xx}$ . Hal ini menguntungkan karena penggunaan algoritma autokorelasi  $R_{xx}$  tidak mengharuskan kesamaan dimensi matriks pada tiap komponen proses terjadinya percampuran suara yang memang tidak dimiliki oleh kasus *overdetermined*. Namun, karena algoritma tersebut tidak mempertimbangkan faktor gema dari lingkungan tempat terjadinya percampuran suara yang keadaan ideal (*instantaneous mixture*) tersebut tidak terjadi pada tangki uji mini semi-tanpa gaung (*Wulandari*, dkk 2015) maka hasil unjuk kerja pada penggunaan metode ini tidak maksimal. *Kamran*, dkk 2001 yang menggunakan algoritma *joint diagonalization* untuk kasus *overdetermined* namun telah mempertimbangkan faktor gema (percampuran konvolusi) dan menambahkan algoritma *alternating least square* (ALS) untuk meminimalisir efek permutasi memiliki hasil unjuk kerja yang lebih baik. Hal ini sesuai dengan nilai rata-rata MSE dari ALS di semua tipe sinyal observasi yang menunjukkan hasil lebih kecil yaitu 0.42 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.56.

## 3. Pengaruh pengkondisian medium.

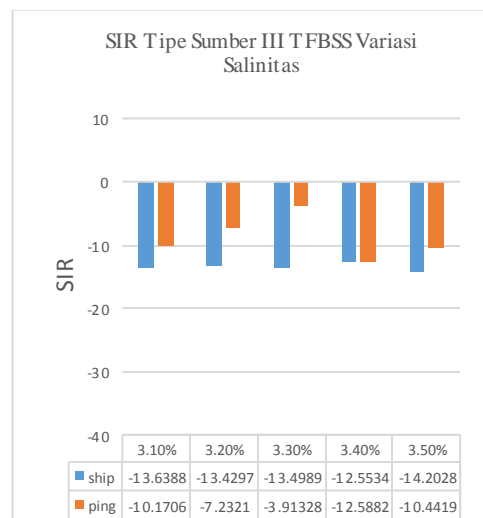
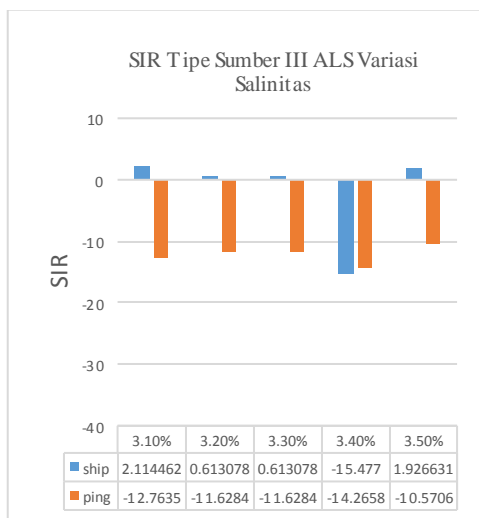
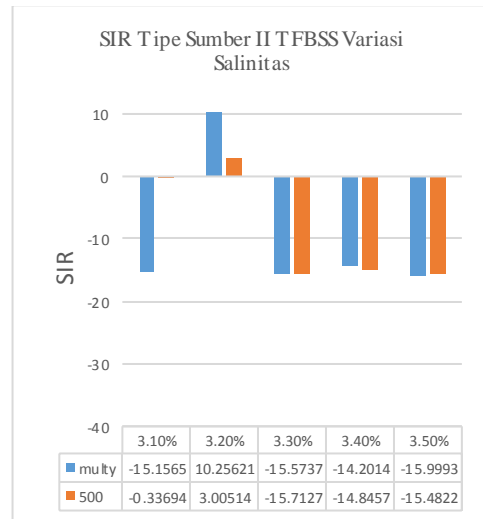
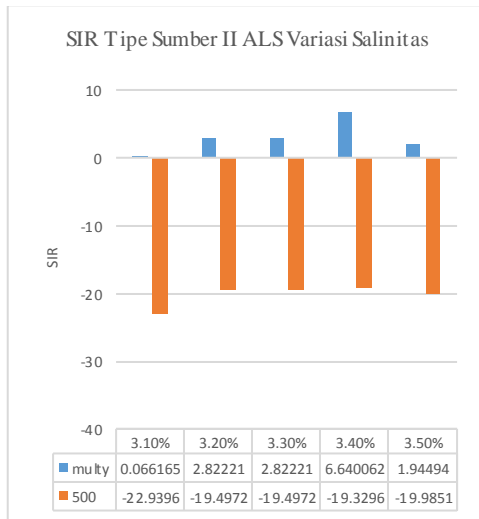
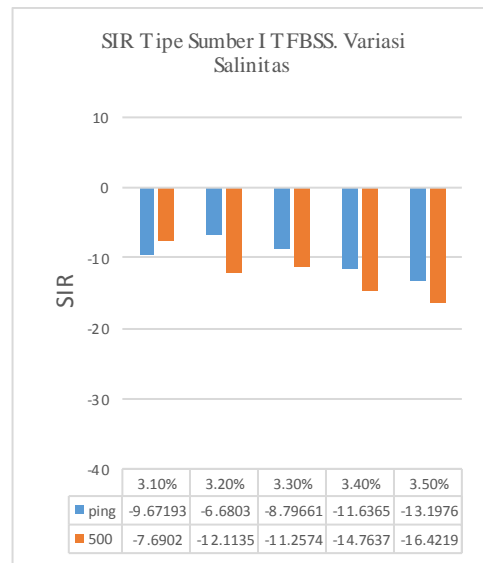
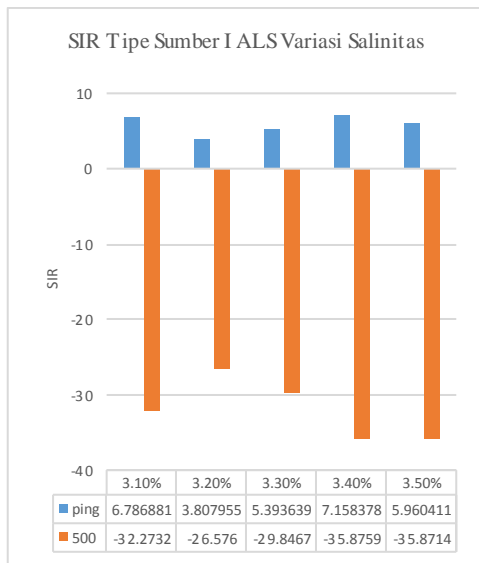
Gambar 4.10 menunjukkan bahwa seluruh skenario variasi salinitas baik yang dipisahkan secara ALS maupun TFBSS tidak memiliki karakter khas yang bergantung pada medium. Sebagai contoh tampak pada sinyal observasi tipe II metode pemisahan ALS yang memiliki hasil dari pemisahan suara pada sinyal observasi SONAR (ping) memiliki hasil lebih buruk dibanding dengan sinyal sumber 500 Hz. Kondisi yang sama persis namun menggunakan metode TFBSS justru menunjukkan hasil sebaliknya. Hal ini membuktikan jika kondisi medium pencampur dalam hal ini adalah air berkadar garam tidak memiliki pengaruh signifikan pada hasil pemisahan suara.

#### 4.4.2 Analisis Source to Interference Ratio (SIR)

Gambar 4.11 menunjukkan perbandingan nilai SIR dalam satuan dB antara sinyal sumber dan sinyal estimasi. Sumbu  $x$  merepresentasikan tipe sinyal sumber sedangkan sumbu  $y$  merepresentasikan nilai SIR antara sinyal estimasi dan sinyal sumber.

Berdasarkan persamaan  $SIR := 10 \log \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2}$ , nilai SIR adalah perhitungan logaritmik dari rasio perbandingan amplitudo energi kuadrat sinyal sumber ( $s_{target}$ ) dan selisih kuadrat amplitudo energi sinyal interferensi ( $e_{interf}$ ). Tampak pada Gambar 4.11 terdapat nilai positif dan negatif. Nilai negatif disebabkan oleh nilai  $e_{interf}$  lebih besar daripada nilai  $s_{target}$ . Semakin besar nilai  $e_{interf}$  maka semakin besar nilai SIR dengan nilai negative, sedangkan nilai positif disebabkan oleh nilai  $e_{interf}$  lebih kecil daripada nilai  $s_{target}$ . Semakin kecil nilai  $e_{interf}$  maka semakin besar nilai SIR dengan nilai positif. Makna fisis dari nilai positif atau negatif pada nilai SIR menunjukkan seberapa dominan sinyal interferensi berada pada sinyal estimasi ketika dibandingkan dengan sinyal sumber dalam satuan dB.

Secara umum pada Gambar 4.11 tampak perbedaan yang ekstrem antara nilai SIR penggunaan metode ALS dan TFBSS. Penggunaan metode ALS hasil pemisahan suara memiliki perbedaan yang signifikan yaitu nilai positif dan negatif pada setiap sinyal estimasinya sedangkan pada metode TFBSS nilai SIR dari sinyal estimasi hampir semua bernilai negatif meskipun dengan nilai yang berbeda. Memiliki rata-rata selisih nilai SIR metode ALS sebesar 23.62 dB dan 1.1 dB untuk metode TFBSS maka konsekuensi dari keadaan ini adalah hasil pemisahan suara menggunakan metode ALS akan lebih mudah dibedakan antara sinyal estimasi satu dengan sinyal estimasi lainnya oleh telinga karena salah satu sinyal estimasi akan terdengar 4 kali lebih keras (*Mediastika*, 2005) dibanding hasil pemisahan suara menggunakan metode TFBSS yang tidak terdengar perbedaannya.



Gambar 4.11. Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS Pada Variasi Salinitas.

Sebagai contoh dapat dilihat pada sinyal observasi tipe I yang berisi sinyal sumber *puretone* 500 Hz dan SONAR (ping). Nilai positif menunjukkan bahwa sinyal estimasi SONAR (ping) memiliki nilai sinyal interferensi lebih kecil dari nilai sinyal sumbernya karena nilai SIR yang bernilai positif. Maka sinyal estimasi SONAR (ping) akan lebih mudah dibedakan dengan sinyal lainnya oleh telinga dibanding sinyal estimasi *puretone* 500 Hz yang memiliki nilai SIR negatif dikarenakan nilai sinyal interferensi yang lebih besar dari sinyal sumber.

#### **4.5 Analisis Pengaruh Variasi Suhu**

Subbab 4.5 pada laporan thesis ini akan menganalisis perbedaan kualitas hasil pemisahan sinyal suara dengan variasi suhu 13°C, 17°C, 21°C, 25°C dan 29°C pada medium pencampurnya. Penulis menambahkan es balok berukuran 100 × 30 × 30 cm untuk menurunkan dan memvariasikan nilai suhu. Kemudian untuk menaikkan suhu penulis mendidihkan kembali air yang telah bercampur dengan es secara bertahap dan memasukkannya kembali ke tangki uji mini semi-tanpa gaung hingga suhu yang diinginkan tercapai. Sama seperti analisis pengaruh variasi salinitas pada subbab 4.4, analisis pengaruh variasi suhu pada subbab 4.5 ini juga akan membandingkan hasil unjuk kerja metode TFBSS dan ALS menggunakan ukuran *mean squared error* (MSE) dan *source to signal ratio* (SIR).

##### **4.5.1 Analisis Mean Squared Error (MSE)**

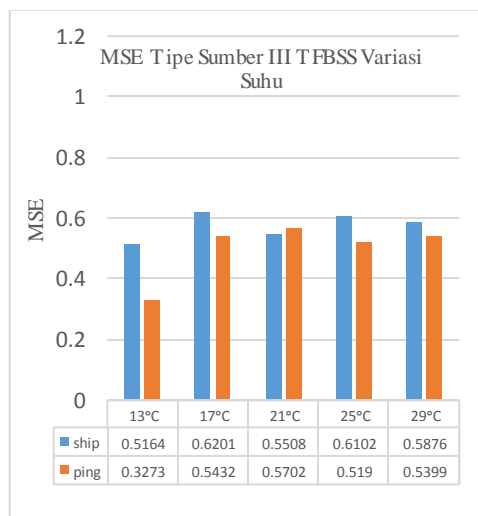
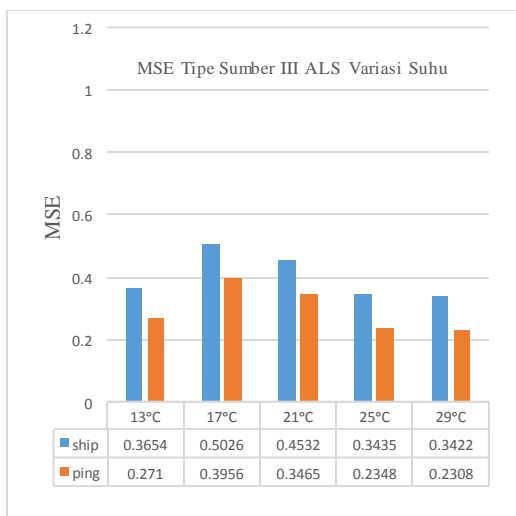
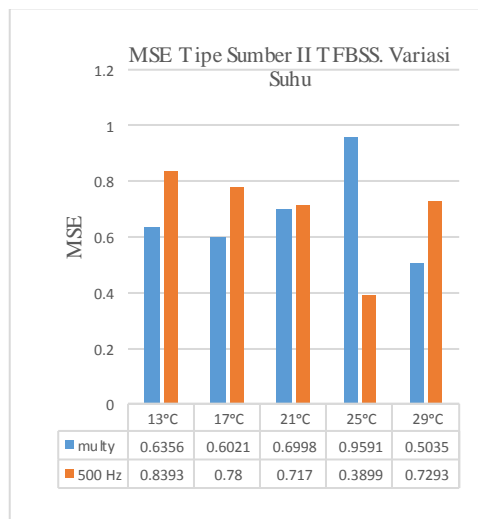
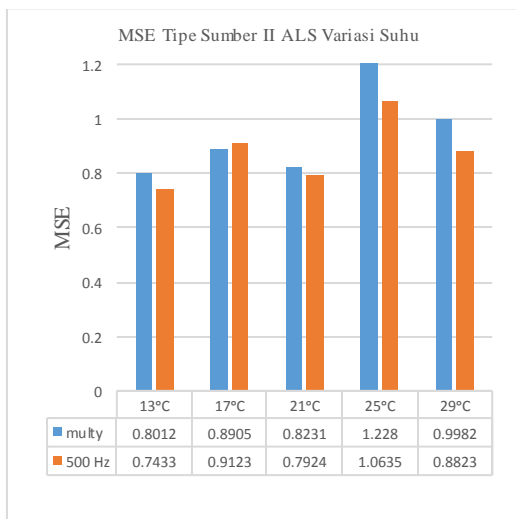
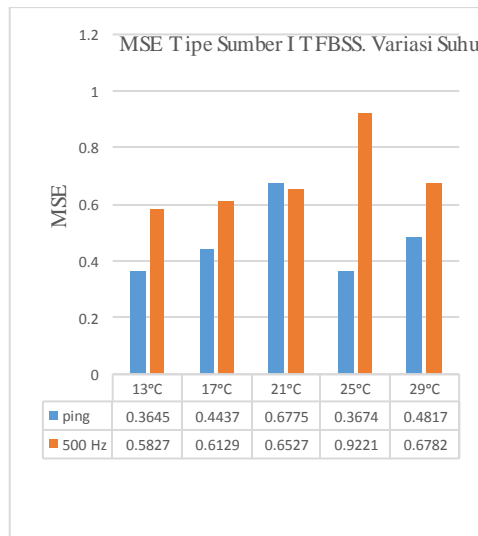
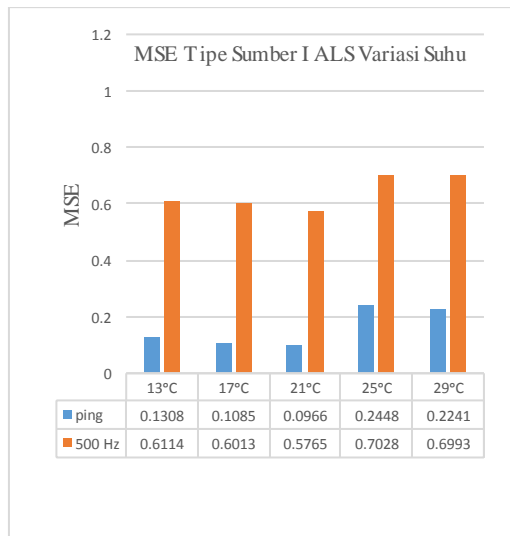
Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 4.12 akan dianalisis apa yang menyebabkan nilai MSE antara kondisi satu dan kondisi lainnya berbeda. Sama halnya dengan evaluasi pada variasi salinitas, bagian-bagian yang dianalisis antara lain kurtosis sinyal observasi, metode yang dipakai dan pengaruh medium. Hasil analisis antara variasi salinitas dan suhu tidak jauh berbeda, yaitu :

1. MSE terbaik ada pada variasi sinyal observasi tipe I. Hal ini didukung oleh karakteristik kurtosis sinyal observasi tipe I seperti yang telah dijelaskan pada evaluasi variasi salinitas yaitu *super-Gaussian*. Nilai MSE terkecil dari hasil pemisahan suara variasi suhu juga terdapat pada variasi sinyal observasi tipe I, penggunaan metode ALS pada suhu 21°C yaitu sebesar 0.0966.

2. Berdasarkan nilai rata-rata MSE, penggunaan metode ALS memiliki hasil unjuk kerja yang lebih baik dibanding dengan metode TFBSS seperti halnya pada variasi salinitas. Hal ini sesuai dengan nilai rata-rata MSE dari ALS di semua tipe sinyal observasi yang menunjukkan hasil lebih kecil yaitu 0.55 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.6.
3. Tidak nampak tren khas yang bergantung pada medium sama halnya seperti pada skenario variasi salinitas baik yang dipisahkan menggunakan metode ALS maupun TFBSS. Walaupun demikian pada variasi suhu terdapat kesamaan pada sinyal estimasi mana yang memiliki nilai MSE lebih kecil dari yang lain kecuali di kondisi sinyal observasi tipe II.

#### **4.5.2 Analisis *Source to Interference Ratio* (SIR)**

Terdapat perbedaan pada analisis SIR variasi suhu dengan analisis SIR pada variasi salinitas di Gambar 4.13 menunjukkan perbedaan tren dengan Gambar 4.11. Perbedaan itu adalah adanya variasi tanda positif negatif pada nilai SIR baik yang menggunakan metode ALS maupun TFBSS sedangkan pada Gambar 4.11 variasi tersebut hanya terdapat pada penggunaan metode ALS. Kesimpulan yang didapat dari Gambar 4.13 adalah bahwa hasil pemisahan suara sinyal observasi tipe I pada penggunaan metode ALS dan sinyal observasi tipe II pada penggunaan metode ALS dan TFBSS memiliki nilai SIR dengan perbedaan nilai signifikan dan tanda positif negatif yang konsisten. Sisanya tetap terdapat perbedaan tanda positif negatif namun tidak konsisten. Hal ini menunjukkan jika metode ALS memiliki unjuk kerja lebih baik karena sinyal estimasi lebih dapat dibedakan oleh telinga dibanding metode TFBSS dengan rata-rata selisih nilai SIR signifikan yaitu sebesar 19.12 dB untuk metode ALS dibanding dengan metode TFBSS yang memiliki rata-rata selisih nilai SIR sebesar 4.84 dB. Tabel 4.4 menunjukkan keterangan yang lebih detail mengenai perbedaan tingkat tekanan bunyi dan penerimaan telinga manusia.



Gambar 4.12. Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Suhu.





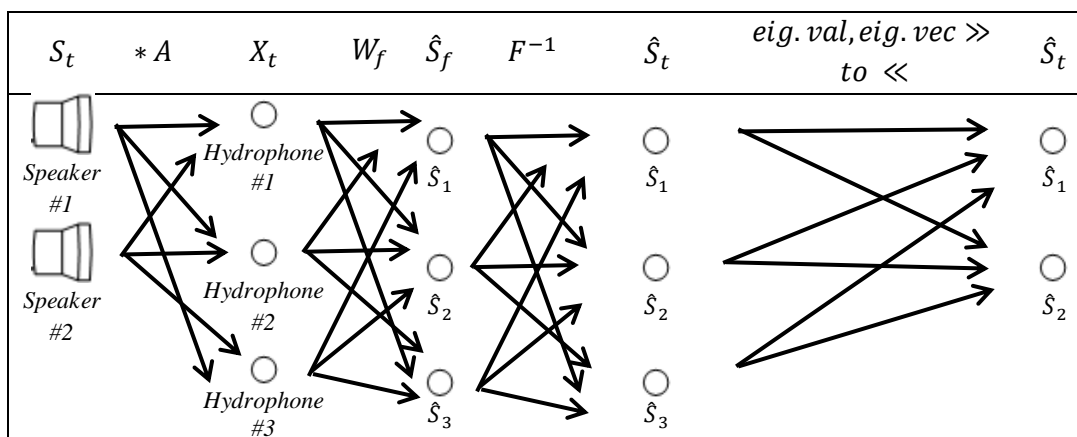
Gambar 4.13. Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS pada Variasi Suhu.

#### 4.6 Analisis Pengaruh Dimensi Tangki Uji

Subbab 3.5 yang berisi skenario III juga dilakukan pengambilan data pada tangki uji berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m terbuat dari tembok berbahan semen dengan tujuan perbandingan unjuk kerja BSS. Tangki uji ini memiliki karakteristik yang berbeda dengan tangki uji mini semi-tanpa gaung pada dua skenario sebelumnya, diantaranya kondisi medium air tidak divariasikan, jarak antara sumber dan sensor 75 m. Konfigurasi jarak antara sumber dan sensor serta variasi sumber tampak pada Gambar 3.5, 3.6 dan Tabel 3.2.

Sebagai ilustrasi Gambar 4.14 dan 4.12 menunjukkan proses memperoleh sinyal observasi dari kedua tipe tangki uji pada penelitian ini. Sinyal observasi pada eksperimen tangki uji mini semi-tanpa gaung didapatkan dari percampuran 2 sinyal sumber dengan medium air lalu ditangkap oleh 3 sensor *horizontal array* seperti konfigurasi pada Gambar 3.3. dan Gambar 3.4. Proses tersebut memenuhi persamaan  $\mathbf{X}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{A} * \mathbf{S}(t)$ . Kemudian, rekaman dari ketiga sensor tersebut diproses dan direduksi jumlahnya untuk mendapatkan 2 sinyal estimasi dari percampuran tersebut tanpa melibatkan informasi dari sinyal sumber. Proses pemisahan suara secara singkat dijelaskan pada subbab 4.2 dan 4.3, sedangkan ilustrasi proses pencampuran suara pada eksperimen di tangki uji mini semi-tanpa gaung ditampilkan pada Gambar 4.14.

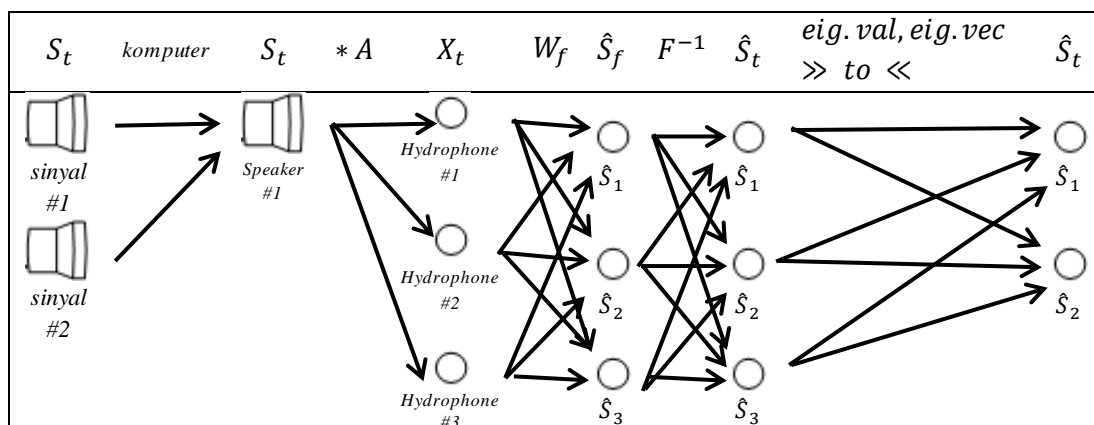
Sinyal observasi pada eksperimen tangki uji besar didapatkan dari percampuran 2 sinyal sumber di dalam komputer pembangkit yang kemudian ditransmisikan melalui 1 *speaker* dan ditangkap oleh 3 sensor *vertical array* seperti konfigurasi pada Gambar 3.5. dan Gambar 3.6.



Gambar 4.14. Proses Pencampuran Suara pada Eksperimen di Tangki Uji Mini Semi-Tanpa Gaung

Selanjutnya proses pemisahan suara menggunakan cara yang sama dengan eksperimen tangki uji mini semi-tanpa gaung yaitu seperti pada penjelasan subbab 4.2 dan 4.3. Dengan perbedaan yang terdapat pada dimensi tangki uji, perlakuan variasi pada medium, proses percampuran suara serta matriks yang dimiliki oleh kedua eksperimen pada penelitian ini, maka hasil pemisahan suara pada eksperimen tangki uji mini semi-tanpa gaung dan eksperimen tangki uji besar akan dinilai dari segi unjuk kerja pemisahan suaranya saja tanpa membandingkan keduanya.

Selanjutnya, berdasarkan analisis bentuk *joint* distribusi *pdf* teridentifikasi bahwa sinyal observasi yang didapat dari hasil perekaman pada tangki uji besar memiliki perbedaan yang signifikan ketika dibandingkan dengan bentuk *joint* distribusi *pdf* sinyal sumber yang didapat dari hasil perekaman pada tangki uji mini semi-tanpa gaung. Beberapa puncak pada Gambar 4.3 menunjukkan kemungkinan adanya pantulan yang terekam oleh sensor sehingga mempengaruhi bentuk *joint* distribusi *pdf* serta nilai kurtosis dari sinyal observasi. Dengan semua nilai kurtosis yang hampir sama dan berada di bawah nilai 3 (*sub-Gaussian*) seperti tampak pada Tabel 4.2 maka unjuk kerja pemisahan pada tangki uji besar antara tipe I, II dan III tidak memiliki perbedaan signifikan.



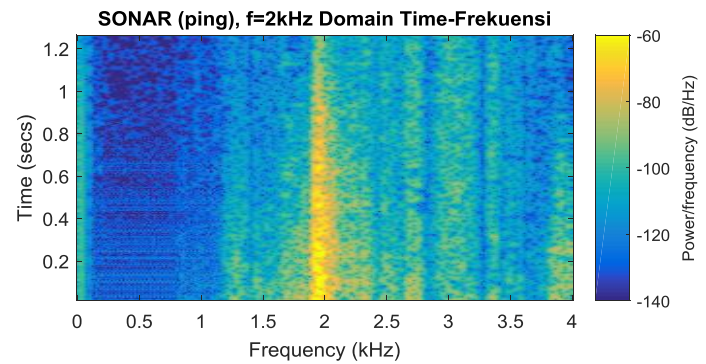
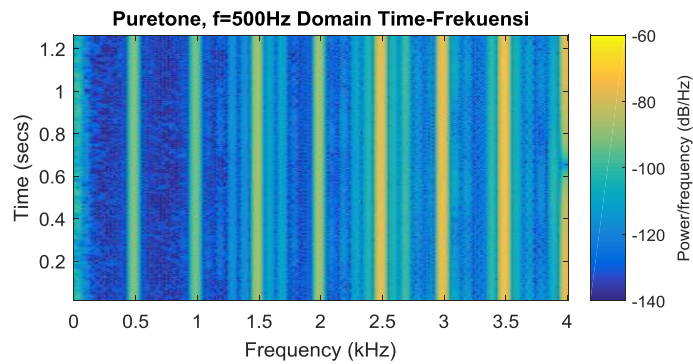
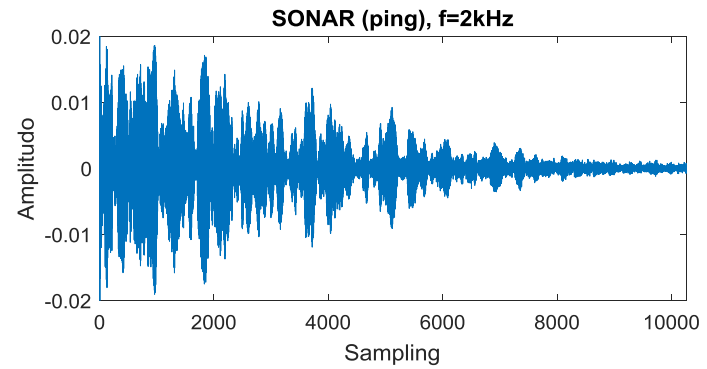
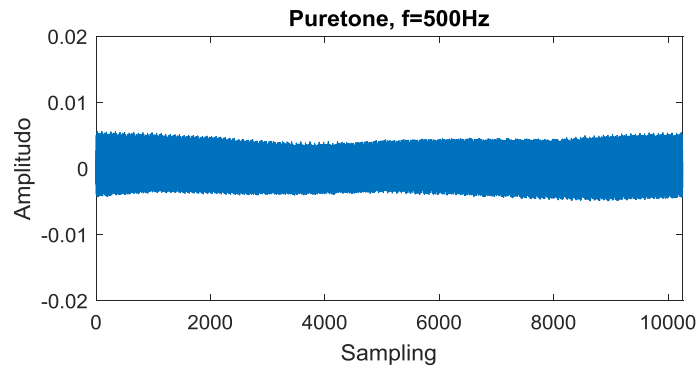
Gambar 4.15. Proses Pencampuran Suara pada Eksperimen di Tangki Uji Besar.

#### 4.6.1 Analisis Pemisahan Suara Metode *Joint Diagonalization Time-Frequency Blind Source Separation* (TFBSS) pada Tangki Uji Besar

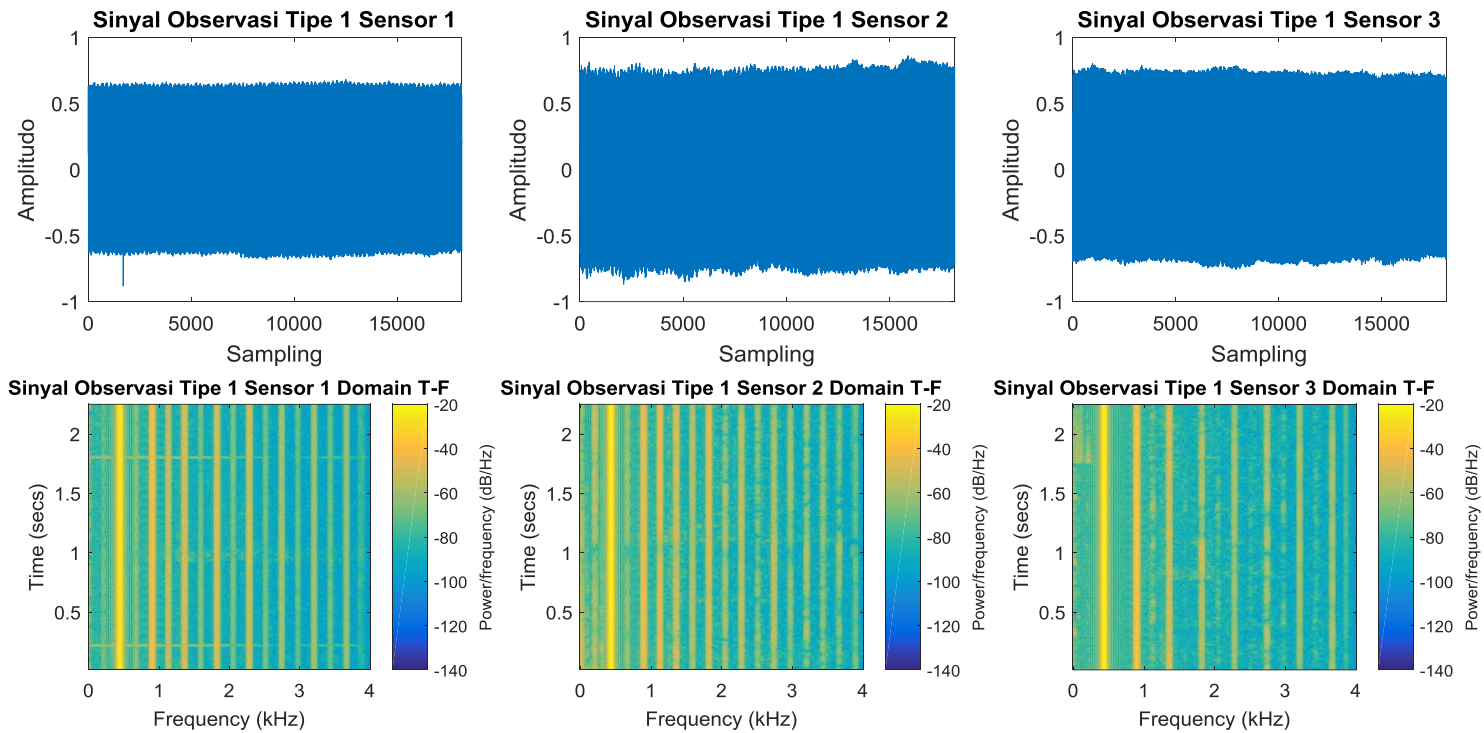
Algoritma yang digunakan pada subbab 4.6.1 ini adalah sama dengan algoritma yang digunakan pada eksperimen sebelumnya yaitu *joint diagonalization time-frequency blind source separation* (TFBSS). Subbab 4.6.1 ini akan menganalisis karakteristik percampuran suara yang diperoleh dari perekaman suara pada tangki uji berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m dilihat dari bentuk sinyal observasi pada Gambar 4.17 dan unjuk kerja pemisahan suara dilihat dari bentuk sinyal estimasi pada Gambar 4.18 baik pada domain waktu ( $t$ ) maupun waktu-frekuensi ( $t - f$ ).

Salah satu tipe sinyal sumber pada Tabel 3.2 yaitu SONAR (ping) frekuensi 2 kHz dan *puretone* frekuensi 500 Hz, Gambar 4.16 menunjukkan jika amplitudo sinyal SONAR (ping) lebih tinggi dibanding sinyal *puretone*. Namun pada Gambar 4.17 hasil percampuran suara pada *hydrophone* hanya terlihat karakteristik dari sinyal *puretone*. Hal ini disebabkan oleh karakteristik sinyal SONAR (ping) yang hanya berupa *impuls* dengan amplitudo kuat di awal lalu melemah pada ujungnya dan besarnya jarak antara sumber (*speaker*) dan sensor (*hydrophone*) yaitu 75 m sehingga yang tertangkap pada *hydrophone* adalah sinyal sumber *puretone* yang memiliki karakteristik amplitudo konstan sepanjang durasi.

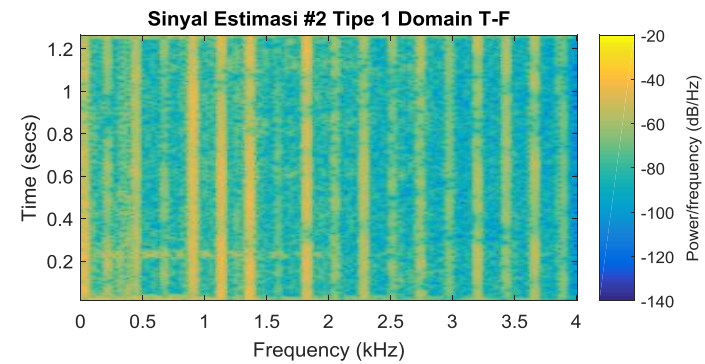
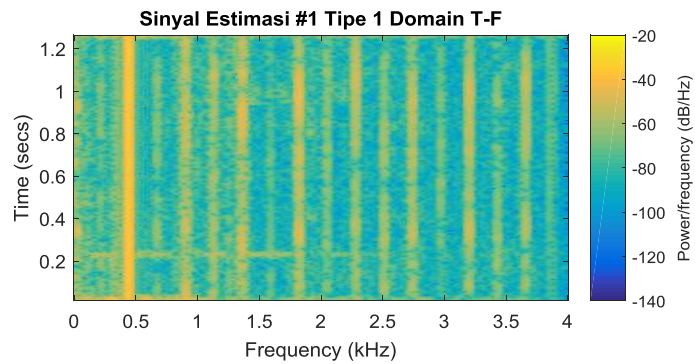
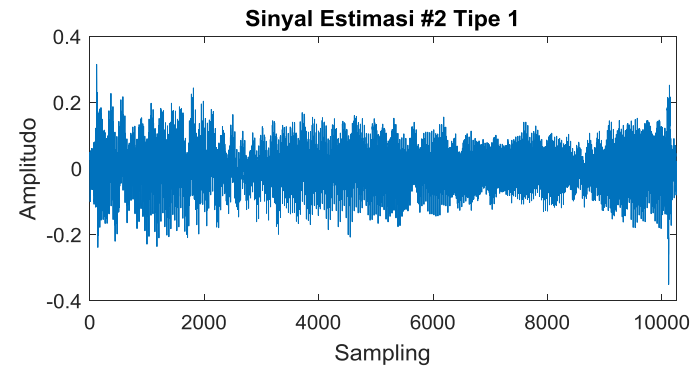
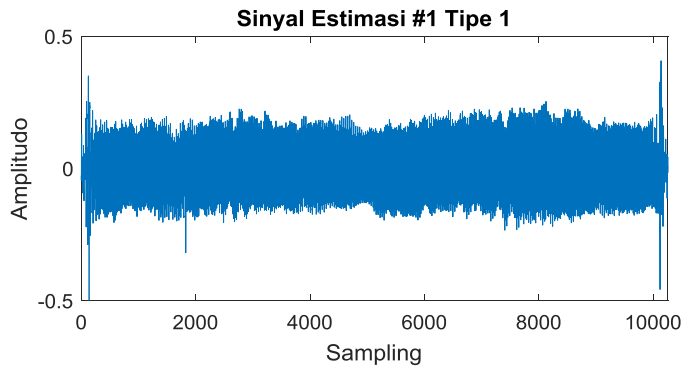
Gambar 4.18 menunjukkan sinyal estimasi hasil pemisahan suara menggunakan metode *joint diagonalization* TFBSS. Tampak pada gambar sinyal estimasi #1 dalam domain  $t - f$  terdapat garis warna kuning lebih tegas di frekuensi 0.5 kHz dibanding sinyal estimasi #2. Gambar sinyal estimasi #2 dalam domain  $t$  memiliki bentuk lebih tidak konsisten yang tidak menyerupai sinyal sumber *puretone* sehingga disimpulkan memiliki karakteristik sinyal sumber SONAR (ping). Ukuran seberapa mirip antara sinyal sumber dan sinyal estimasi akan dianalisis menggunakan MSE pada subbab 4.6.3.



Gambar 4.16. Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode TFBSS pada Tangki Uji Besar.



Gambar 4.17. Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 KHz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode TFBSS pada Tangki Uji Besar.



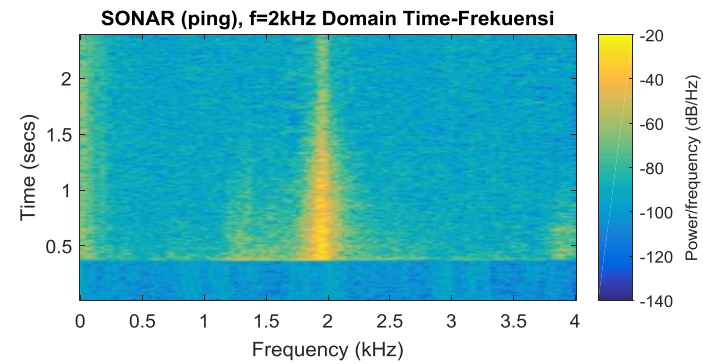
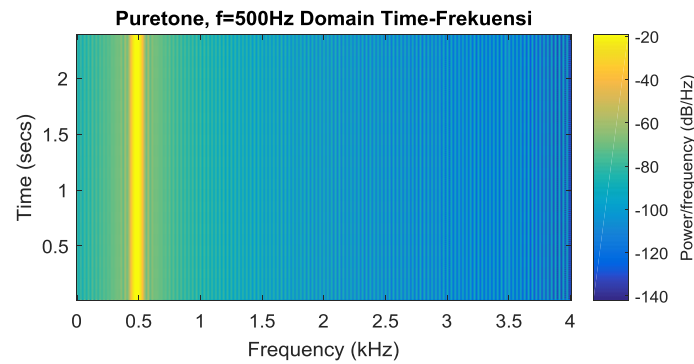
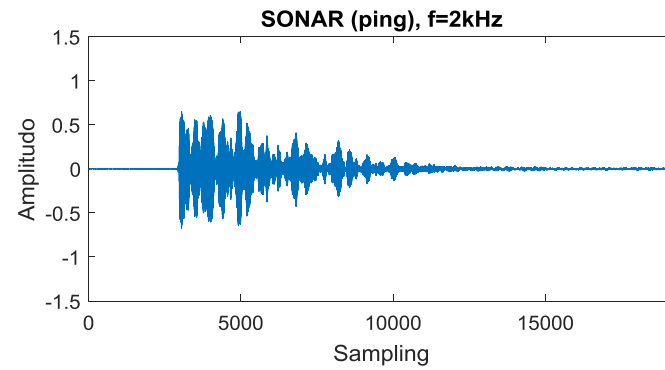
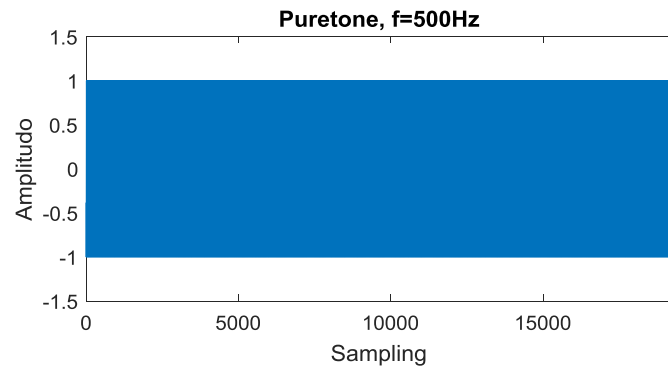
Gambar 4.18. Sinyal Estimasi dari Metode TFBSS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Tangki Uji Besar.

#### **4.6.2 Analisis Pemisahan Suara Metode *Alternating Least Squares* (ALS) pada Tangki Uji Besar**

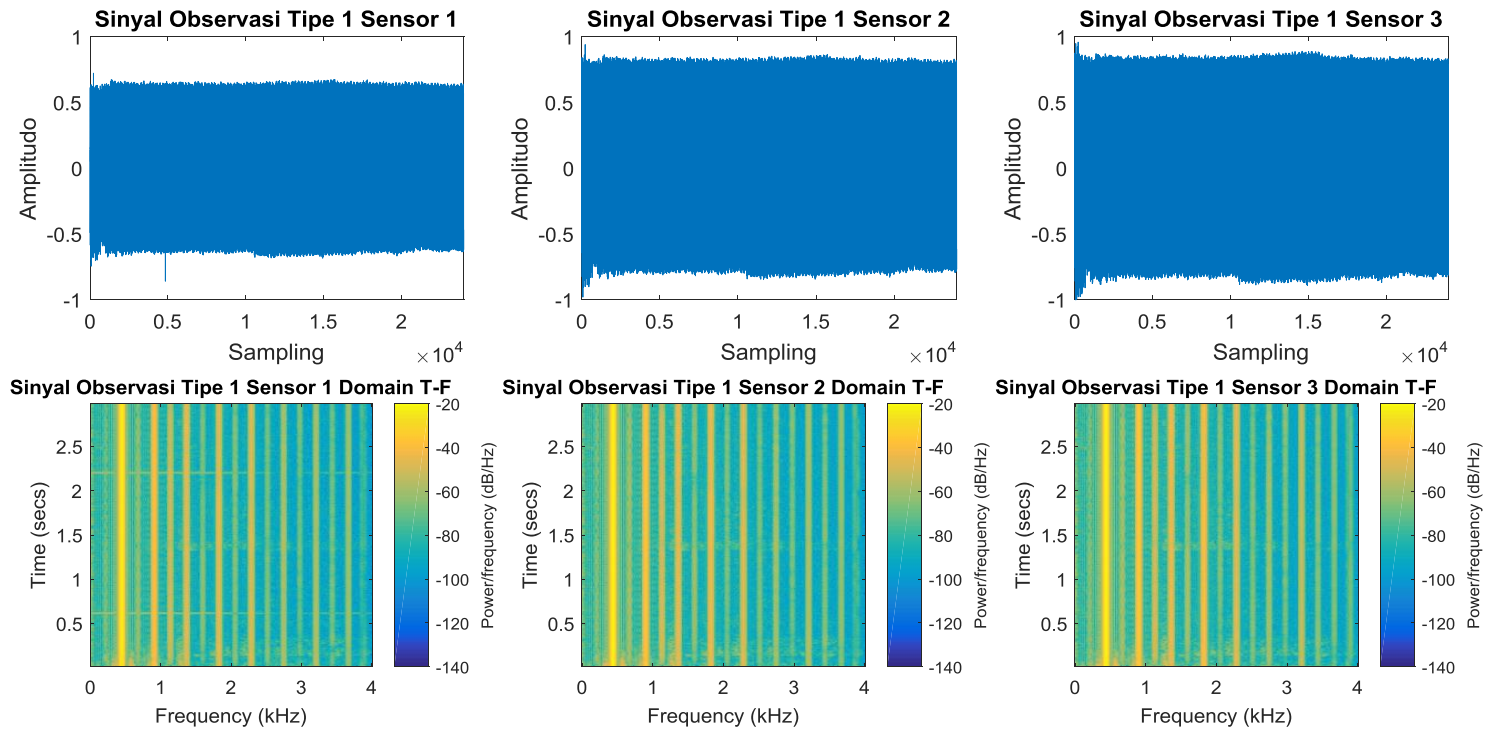
Subbab 4.6.2 ini berisi analisis karakteristik percampuran suara yang diperoleh dari perekaman suara pada tangki uji berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m dilihat dari bentuk sinyal observasi pada Gambar 4.20 dan unjuk kerja pemisahan suara dilihat dari bentuk sinyal estimasi pada Gambar 4.21 baik pada domain waktu ( $t$ ) maupun waktu-frekuensi ( $t - f$ ) menggunakan algoritma *alternating least square* (ALS).

Sebagai contoh digunakan tipe sinyal sumber yang sama dengan yang digunakan pada analisis subbab 4.6.1 yaitu SONAR (ping) frekuensi 2 kHz dan *puretone* frekuensi 500 Hz yang ditunjukkan oleh Gambar 4.19 yang memiliki amplitudo sinyal *puretone* lebih tinggi dibanding sinyal SONAR (ping). Kemudian pada Gambar 4.20 didapatkan hasil percampuran suara pada *hydrophone* yang hanya terlihat karakteristik dari sinyal *puretone*. Kali ini apa yang ditangkap oleh *hydrophone* sesuai dengan karakteristik sinyal sumber yaitu sinyal sumber *puretone* lebih dominan dibanding sinyal sumber SONAR (ping). Selanjutnya pada Gambar 4.18 menunjukkan sinyal estimasi hasil pemisahan suara menggunakan metode *alternating least square* (ALS). Tampak baik pada gambar sinyal estimasi #1 maupun estimasi #2 dalam domain  $t$  maupun  $t - f$  karakteristik sinyal sumber SONAR (ping) sama sekali tidak terlihat. Amplitudo dari sinyal estimasi #1 maupun sinyal estimasi #2 juga tidak berbeda jauh yaitu disekitar 0.6 dalam domain  $t$ . Ukuran seberapa mirip antara sinyal sumber dan sinyal estimasi akan dianalisis menggunakan MSE pada subbab 4.6.3.

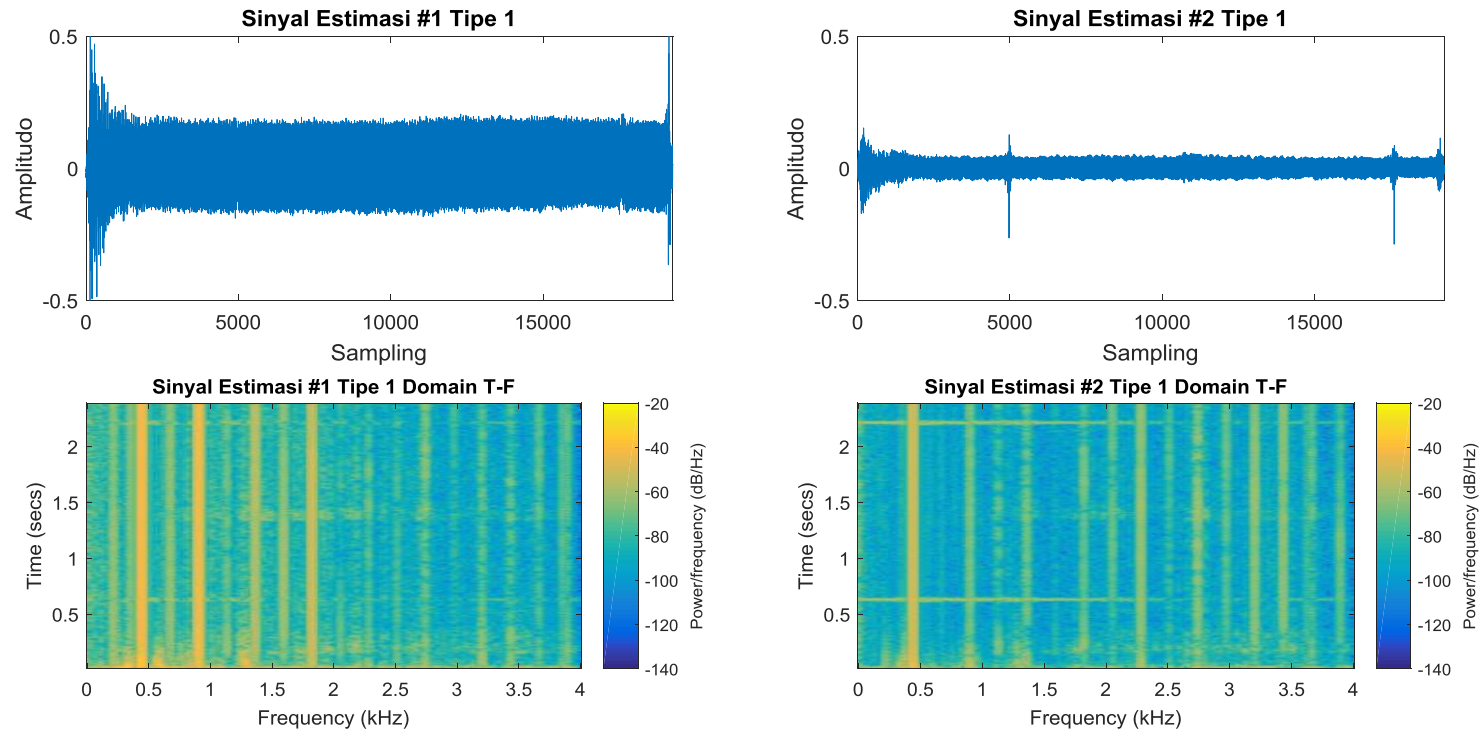




Gambar 4.19. Sinyal Sumber Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode ALS pada Tangki Uji Besar.



Gambar 4.20. Tiga Sinyal Observasi dari 3 Hidrofon Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) Metode ALS pada Tangki Uji Besar.

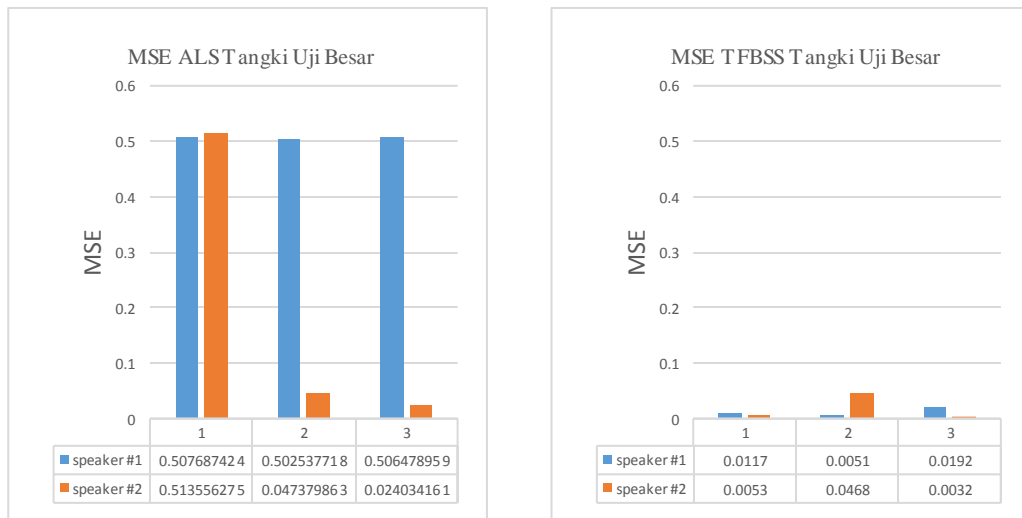


Gambar 4.21. Sinyal Estimasi dari Metode ALS Tipe SONAR (Ping) dengan Frekuensi 2 Khz dan *Puretone* 500 Hz dalam Domain Waktu ( $t$ ) dan di Bagian Bawah dalam Domain Waktu-Frekuensi ( $t - f$ ) pada Tangki Uji Besar.

#### 4.6.3 Analisis Mean Squared Error (MSE) pada Tangki Uji Besar

Sesuai dengan pembahasan MSE pada subbab 4.4.1 dan 4.5.1, pada subbab ini akan dianalisis nilai MSE dari penjumlahan seluruh selisih amplitudo antara sinyal estimasi dengan sinyal sumber sepanjang durasi sinyal lalu dikuadratkan sehingga menghasilkan satu nilai berdasarkan persamaan  $MSE := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{s}_i - s_i)^2$ . Katagori yang akan dilihat adalah nilai kurtosis sinyal observasi dan metode yang dipakai. Katagori pengaruh medium ditiadakan karena medium pada tangki uji besar tidak divariasikan. Hasil analisisnya adalah sebagai berikut :

1. MSE terbaik ada pada variasi sinyal observasi tipe III dengan menggunakan metode TFBSS pada *speaker #2* yaitu 0.0032. Jika dilihat dari nilai kurtosis sinyal observasi tipe III memang bukan yang terkecil namun didalamnya terkandung tipe sinyal sumber SONAR (ping) frekuensi 2 kHz yang memiliki kurtosis tertinggi pada penelitian ini yaitu 6.18. Karena nilai kurtosis yang dimiliki lebih besar dari 3 maka tipe sinyal SONAR (ping) ini termasuk tipe sinyal *super-Gaussian* yang pada *Stone, 2004* dikatakan dapat lebih mudah dipisahkan dari percampuran suara dibanding tipe sinyal *Gaussian* yang memiliki nilai kurtosis = 3 dan *sub-Gaussian* yang memiliki nilai kurtosis kurang dari 3.
2. Berdasarkan nilai rata-rata MSE, penggunaan metode TFBSS memiliki hasil unjuk kerja yang lebih baik dibanding dengan metode ALS dilihat dari nilai rata-rata MSE dari TFBSS di semua tipe sinyal observasi yang menunjukkan hasil lebih kecil yaitu 0.013 dibanding nilai rata-rata MSE dari ALS yaitu 0.34. Hal yang membedakan antara hasil analisis MSE pada tangki uji besar dengan hasil analisis MSE dari variasi salinitas dan variasi suhu adalah besar dimensi dari tangki uji. Dimensi tangki uji yaitu  $200 \times 10 \times 5.5$  m dalam penelitian ini menyebabkan lingkungan tempat terjadinya percampuran suara menyerupai area tanpa pembatas dan menghilangkan efek pantulan.



Gambar 4.22. Perbandingan Hasil MSE Metode ALS dan TFBSS pada Tangki Uji Besar.

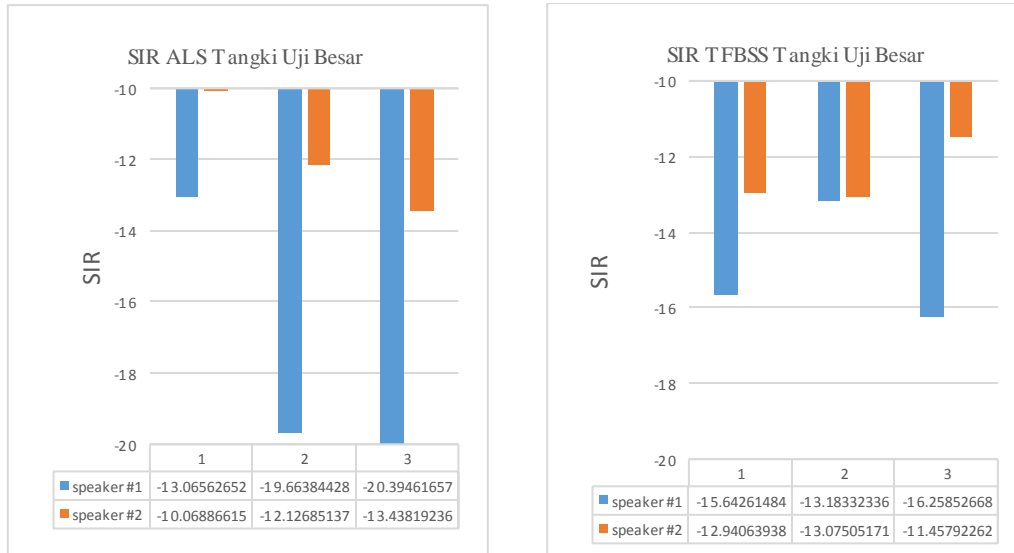
Tidak adanya pantulan pada lingkungan tempat terjadinya percampuran suara menyebabkan percampuran suara tersebut bersifat *instantaneous* yang sesuai dengan algoritma yang dipakai oleh metode *joint diagonalization* TFBSS yaitu tanpa memperhitungkan terjadinya permutasi seperti pada metode ALS yang diperuntukkan pada pemisahan suara bertipe konvolusi.

#### 4.6.4 Analisis Source to Interference Ratio (SIR) pada Tangki Uji Besar

Analisis selanjutnya adalah analisis nilai SIR dengan nilai positif atau negatif pada nilai SIR menunjukkan seberapa dominan sinyal interferensi berada pada sinyal estimasi ketika dibandingkan dengan sinyal sumber dalam satuan dB. Seperti dijelaskan pada subbab 4.4.2 bahwa nilai negatif disebabkan oleh nilai  $e_{interf}$  lebih besar daripada nilai  $s_{target}$ . Semakin besar nilai  $e_{interf}$  maka semakin besar nilai SIR dengan nilai negative, sedangkan nilai positif disebabkan oleh nilai  $e_{interf}$  lebih kecil daripada nilai  $s_{target}$ . Semakin kecil nilai  $e_{interf}$  maka semakin besar nilai SIR dengan nilai positif.

Tabel 4.4. Perbedaan Tingkat Tekanan Bunyi dan Penerimaan Telinga Manusia (*Mediastika*, 2005).

Perbedaan dua sumber bunyi	Penerimaan telinga
+/- 1 dB	Tidak terlalu berbeda
+/- 3 dB	Mulai dapat dibedakan
+/- 6 dB	Dapat dibedakan cukup jelas
+/- 7 dB	Dapat dibedakan dengan jelas
+ 10 dB	Dua kali lebih keras
- 10 dB	Setengah kali lebih pelan
+ 20 dB	Empat kali lebih keras
- 20 dB	Seperempat kali lebih pelan



Gambar 4.23. Perbandingan Hasil SIR Metode ALS dan TFBSS pada Tangki Uji Besar.

Gambar 4.23 menunjukkan bahwa baik pada penggunaan metode ALS maupun TFBSS semua nilai SIR dari hasil pemisahan suara semua tipe sinyal observasi di tangki uji besar berada pada nilai negatif sehingga berbeda dengan nilai SIR pada variasi salinitas dan variasi suhu yang masih memiliki nilai SIR positif.

Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat sinyal interferensi yang lebih besar pada sinyal estimasi di semua tipe hasil pemisahan suara pada tangki uji besar dibanding sinyal interferensi pada sinyal estimasi yang ada pada variasi salinitas dan variasi suhu. Karena semua nilai SIR berada pada nilai negatif maka

untuk melihat perbedaannya akan dianalisis dari selisih desibel nilai SIR kedua sinyal estimasi. Perbedaan sumber bunyi oleh telinga dipengaruhi oleh selisih nilai desibel antara kedua sumber bunyi. *Mediastika*, 2005 merangkum perbedaan tingkat kekuatan bunyi dan penerimaan telinga manusia pada Tabel 4.4. Hasil analisis dari Gambar 4.23 selisih nilai SIR absolut pada penggunaan metode ALS adalah 3 dB, 7.54 dB dan 6.96 dB berturut-turut untuk sinyal observasi tipe I, II dan III, sedangkan selisih nilai SIR absolut pada penggunaan metode TFBSS adalah 2.7 dB, 0.11 dB dan 4.8 dB berturut-turut untuk sinyal observasi tipe I, II dan III. Dengan demikian selisih rata-rata absolut nilai SIR pada tangki uji besar untuk algoritma ALS adalah 5.8 dB sedangkan untuk algoritma TFBSS sebesar 2.5 dB.

Sehingga disimpulkan untuk perbedaan karakteristik oleh telinga hasil pemisahan suara metode ALS memiliki perbedaan yang lebih signifikan dibanding hasil pemisahan suara menggunakan metode TFBSS. Dilihat dari selisih tertinggi antara sinyal estimasi 1 dan 2 berada pada penggunaan metode ALS pada sinyal observasi tipe II yang berisi sinyal sumber *puretone* frekuensi 500 Hz dan *ship*. Lebih baiknya hasil perbedaan oleh telinga berdasarkan nilai SIR pada metode ALS menunjukkan bahwa penggunaan algoritma ALS untuk konvolusi sesuai untuk karakteristik sinyal observasi pada tangki uji besar.

Jika dikaitkan dengan hasil analisis nilai MSE pada subbab 4.6.3 terdapat perbedaan kesimpulan mengenai metode mana yang lebih sesuai untuk digunakan memisahkan suara pada tangki uji besar. Pada subbab 4.6.3 yang melihat hasil unjuk kerja dari nilai MSE disimpulkan jika metode yang sesuai adalah TFBSS karena nilai MSE metode TFBSS lebih kecil dibandingkan nilai MSE metode ALS. Subbab 4.6.4 dimana terdapat hasil unjuk kerja dari nilai SIR, disimpulkan jika metode yang sesuai adalah ALS karena nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode ALS lebih besar dibandingkan nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode TFBSS. Hal ini disebabkan oleh adanya anomali karakteristik sinyal observasi yang dipengaruhi oleh dimensi lingkungan tempat terjadinya percampuran suara dan jarak antara sumber (*speaker*) sensor (*hydrophone*). Dimensi tangki uji sebesar  $200 \times 10 \times 5.5$  m serta jarak sumber (*speaker*) dan sensor (*hydrophone*) sebesar 75 m menyebabkan adanya diversitas

karakteristik medium air yang tidak dapat dikontrol sehingga dalam perjalanan perambatan suara dari sumber (*speaker*) menuju sensor (*hydrophone*) terjadi fenomena atenuasi dan *scattering* yang menyebabkan anomali karakteristik sinyal observasi yang menyebabkan suatu percampuran konvolusi menjadi *instantaneous* seperti pada penjelasan subbab 4.6.3 nomor 2.

#### 4.7 Rangkuman Pembahasan

Thesis ini berisi perekaman suara tercampur di bawah air berkonfigurasi *overdetermined* dengan jumlah sensor tiga buah dan jumlah sumber dua buah menggunakan tiga skenario keadaan untuk menganalisis unjuk kerja pemisahan suara dari teknik *Blind Source Separation* (BSS) algoritma *joint diagonalization* TFBSS dan *alternating least squares* (ALS). Skenario pertama dan kedua perekaman percampuran suara di bawah air dilakukan pada tangki uji mini semitampa gaung berdimensi  $2 \times 1 \times 1$  m dengan skenario pertama berisi variasi suhu pada medium air yaitu sebesar 13°C, 17°C, 21°C, 25°C dan 29°C dan skenario kedua berisi variasi salinitas pada medium air yaitu sebesar 3.1%, 3.2%, 3.3%, 3.4% dan 3.5% dengan suhu tetap 29°C. Skenario ketiga dilakukan perekaman percampuran suara di bawah air pada tangki uji besar berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m tanpa variasi pada medium airnya.

Skenario pertama yaitu variasi suhu, nilai MSE terkecil berada pada variasi sinyal observasi tipe I, penggunaan metode ALS pada suhu 21°C yaitu sebesar 0.0966. Berdasarkan rata-rata nilai MSE metode ALS juga memiliki nilai lebih kecil yaitu sebesar 0.55 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.6. Konsisten dengan skenario pertama, skenario kedua yaitu variasi salinitas memiliki nilai MSE terkecil pada variasi sinyal observasi tipe I, penggunaan metode ALS pada salinitas 3.1% yaitu sebesar 0.044 serta nilai rata-rata MSE metode ALS memiliki nilai lebih kecil yaitu sebesar 0.42 dibanding nilai rata-rata MSE TFBSS yaitu 0.56. Analisis nilai SIR baik pada variasi suhu maupun variasi salinitas hasil pemisahan suara menggunakan metode ALS memiliki nilai rata-rata SIR 21 dB sehingga antara sinyal estimasi satu dengan sinyal estimasi lainnya memiliki perbedaan 4 kali lebih keras ketika diterima oleh telinga, berbeda jauh dengan nilai rata-rata SIR metode TFBSS yang sebesar 3 dB yang dalam



penerimaan oleh telinga perbedaan 3 dB baru dapat dirasakan namun belum cukup jelas perbedaannya.

Berdasarkan hasil penelitian ini juga ditemukan bahwa pengaruh dari variasi suhu dan salinitas pada medium air tidak berperan signifikan pada unjuk kerja BSS dengan algoritma ALS maupun TFBSS. Hal ini ditunjukkan dengan tidak nampaknya tren khusus hasil unjuk kerja pada kedua skenario variasi medium tersebut. Faktor yang lebih dominan dalam mempengaruhi hasil unjuk kerja BSS pada kedua algoritma yang dibandingkan adalah karakteristik dari sinyal observasi yang diukur menggunakan kriteria independensi dan korelasi secara statistik seperti yang dituliskan pada *Stone, 2004*.

Skenario ketiga yaitu perekaman percampuran suara di bawah air dilakukan pada tangki uji besar berdimensi  $200 \times 10 \times 5.5$  m tanpa variasi pada medium airnya menunjukkan adanya anomali pada hasil unjuk kerja teknik BSS kedua algoritma ALS dan TFBSS baik dari segi nilai MSE maupun SIR. Pada skenario ketiga, yang terjadi adalah hal sebaliknya dari yang terjadi pada skenario pertama dan kedua yaitu nilai rata-rata MSE algoritma TFBSS lah yang memiliki nilai rata-rata MSE lebih kecil yaitu 0.013 dibanding rata-rata nilai MSE algoritma ALS sebesar 0.34. Nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode ALS yaitu 5.8 dB lebih besar dibandingkan nilai rata-rata absolut selisih desibel dari SIR metode TFBSS yaitu 2.5 dB. Hal ini disebabkan oleh terjadinya fenomena atenuasi dan *scattering* yang menyebabkan anomali karakteristik sinyal observasi yang menyebabkan suatu percampuran konvolusi dapat menjadi *instantaneous*.

*"Halaman ini sengaja dikosongkan"*

## BAB 5

### KESIMPULAN

Berdasarkan data dan analisa yang didapatkan dari hasil eksperimen pada thesis ini maka disimpulkan :

- Besar dimensi tempat pengambilan data memiliki pengaruh signifikan pada karakteristik gelombang suara tercampur atau sinyal observasi di bawah air, sedangkan variasi suhu dan variasi salinitas tidak.
- Algoritma *Time-Frequency Blind Source Separation* (TFBSS) dalam memisahkan suara mendapatkan sistem pengurai (*demixing matrix*) dari eigenvalue dan eigenvector autokorelasi sinyal observasi, sedangkan algoritma *Alternating Least Squares* (ALS) mendapatkan sistem pengurai (*demixing matrix*) dari *cross spectral density* dan korelasi dari sinyal observasi. Perbedaan kedua algoritma tersebut berada pada adanya algoritma *adjusting permutation* pada ALS sedangkan pada TFBSS tidak.
- Unjuk kerja algoritma ALS secara konsisten bekerja lebih baik pada variasi suhu maupun salinitas serta kedua parameter eror yaitu MSE dan SIR dibandingkan dengan algoritma TFBSS ketika digunakan untuk memisahkan sinyal observasi yang direkam dari tangki uji mini semi-tanpa gaung. Eksperimen pada tangki uji besar terdapat ketidakkonsistenan hasil unjuk kerja pada kedua algoritma yang digunakan disebabkan adanya anomali pada sinyal observasi, yaitu terjadinya perubahan tipe sinyal observasi dari konvolusi pada tangki uji mini semi-tanpa gaung menjadi *instantaneous* pada tangki uji besar sehingga menyebabkan berubahnya algoritma yang sesuai dalam proses pemisahan suara.

*"Halaman ini sengaja dikosongkan"*

## DAFTAR PUSTAKA

- Ainslie, Michael. A (2010). "Principle of Sonar Performance Modelling". Springer
- Bell, Anthony. J dan Sejnowski, Terrence. J (1995) . "An Information-Maximisation Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution". Neural Computation, 7, 6, hal.1004 - 1034
- Comon, Pierre (1994) . "Independent Component Analysis, a New Concept?". Elsevier, Signal Processing, Vol. 36, Issue 3, hal.287 - 314
- Belouchrani dan M. G. Amin. (1998) . "Blind Source Separation Based on Time-Frequency Signal Representation". IEEE Transaction On Signal Processing, vol.46, No.11.
- Boashash, Boualem. (2003). "Time-Frequency Signal Analysis and Processing : A Comprehensive Reference" Elsevier
- Erik G dan Learned-Miller. (2013). "Entropy and Mutual Information"
- Fevotte, Cedric dan Doncarli, Christian. (2004). "Two Contribution to Blind Source Separation using Time-Frequency Distribution", IEEE Signal Processing Letter, Vol. 11, No. 3
- Fevotte, Cedric dan Cardoso. (2005). "Maximum Likelihood Approach For Blind Audio Source Separation Using Time-Frequency Gaussian Source Models", IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics
- Gorokhov, A. dan Loubaton, P. (1997). "Subspace-based Techniques for Blind Source Separation of Convolutional Mixture with Temporally Correlated Source", IEEE Transaction on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications. Vol. 44, Issues: 9. hal. 813 – 820.
- Holobar, Ales. Fevotte, Cedric. dkk (2002) "Single Autoterms Selection for Blind Source Separation in Time-Frequency Plane", IEEE
- Hyvarinen dan E. Oja. (2000). "Independent component analysis: Algorithms and Applications", Neural Networks, 13 (4 -5) hal. 411 – 430

- Kamal, Suraj, M. H. Supriya, Pillai, P. R. S. (2011). "Blind Source Separation of Nonlinearly Mixed Ocean Acoustic Signals using Slow Feature Analysis", IEEE
- Kamran. (2002). "Multichannel Blind Estimation Techniques: Blind System Identification and Blind Source Separation"
- Kamran. Rahbar, dan Reilly, J. P. (2001). "Blind Source Separation of Convolved Sources by Joint Approximate Diagonalization of Cross-Spectral Density Matrices". IEEE Transaction on Audio, Speech, and Language Processing.
- Kamran. Rahbar, dan Reilly, J. P. (2005). "A Frequency Domain Method for Blind Source Separation of Convolutional Audio Mixture". IEEE Transaction on Audio, Speech, and Language Processing, Vol. 13, Issue: 5.
- Kobayashi, Hisashi, Mark, Brian L, Turin, William (2012). "Probability, Random Processes, and Statistical Analysis"
- L. Molgedey dan H. G. Schuster. (1994). "Separation of a Mixture of Independent Signal using Time Delayed Correlation". Physical Review Letters, 72 (23), hal. 3634 – 3637.
- Mediastika, Christina. E. (2005). "Akustika Bangunan Prinsip-prinsip dan Penerapannya di Indonesia". Erlangga, Yogyakarta, Indonesia.
- NOAA Team. (2017) , Show Me Another Fact ([www.noaa.gov/oceans-coasts](http://www.noaa.gov/oceans-coasts) dikutip pada 15 Juli 2017 jam 14.00 WIB)
- Parra, Lucas dan Spence, Clay. (2000). "On-line Convolutional Blind Source Separation of Non-Stationary Signals". Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, Vol. 26, Issue: 1, hal. 39 – 46.
- Pidwirny, M. (2006), Introduction to the Oceans ([www.physicalgeography.net/fundamentals/8o.html](http://www.physicalgeography.net/fundamentals/8o.html) dikutip pada 15 Juli 2017 jam 14.00 WIB)
- Robila. Stefan, Varshney. P. K., dkk (2002). "ICA Mixture Model based Unsupervised Classification of Hyperspectral Imagery". IEEE Computer Society.
- Stone. (2004). "Independent Component Analysis. A Tutorial Introduction"

- Smaragdis (1998). "Blind Separation of Convolved Mixtures in the Frequency Domain". *Neurocomputing*, 22(1):21–34 ,
- Unverdorben, Rothbucher dan Diepold. (2014). "Blind Source Separation for Speaker Recognition Systems" Lehrstuhl für Datenverarbeitung Technische Universität München.
- Vincent, Gribonval dan Fevotte. (2006). "Performance Measurement in Blind Audio Source Separation" *IEEE Transactions On Audio, Speech, And Language Processing*, Vol. 14, No. 4
- Wulandari, Rindy Trisna dan Arifianto, Dhany. (2015). "Scattering on Mini Underwater Acoustic Tank". *IEEE*
- Yuwono, Niken P, Arifianto, Dhany dan Widjiati, Endang (2012). "Analisa Perambatan Suara di Bawah Air sebagai Fungsi Kadar Garam dan Suhu pada Akuarium Anechoic"
- Yuwono, Niken P, Arifianto, Dhany, Widjiati, Endang dan Wirawan (2014). "Underwater Sound Propagation Characteristics at Mini Underwater Test Tank with Varied Salinity and Temperature". *IEEE*
- Yuwono, Niken P, Arifianto, Dhany dan Wirawan (2015). "Time-Frequency Blind Source Separation at Mini Semi Anechoic Underwater Test Tank". *IEEE*
- Ziehe, Andreas. (2005). "Blind Source Separation based on Joint Diagonalization of Matrices with Applications in Biomedical Signal Processing"

*"Halaman ini sengaja dikosongkan"*



## LAMPIRAN

Dokumentasi penelitian dan publikasi.



Tangki uji mini semi-tanpa gaung tampak luar



Konfigurasi *transmitter-receiver* pengambilan data tangki uji mini semi tanpa gaung



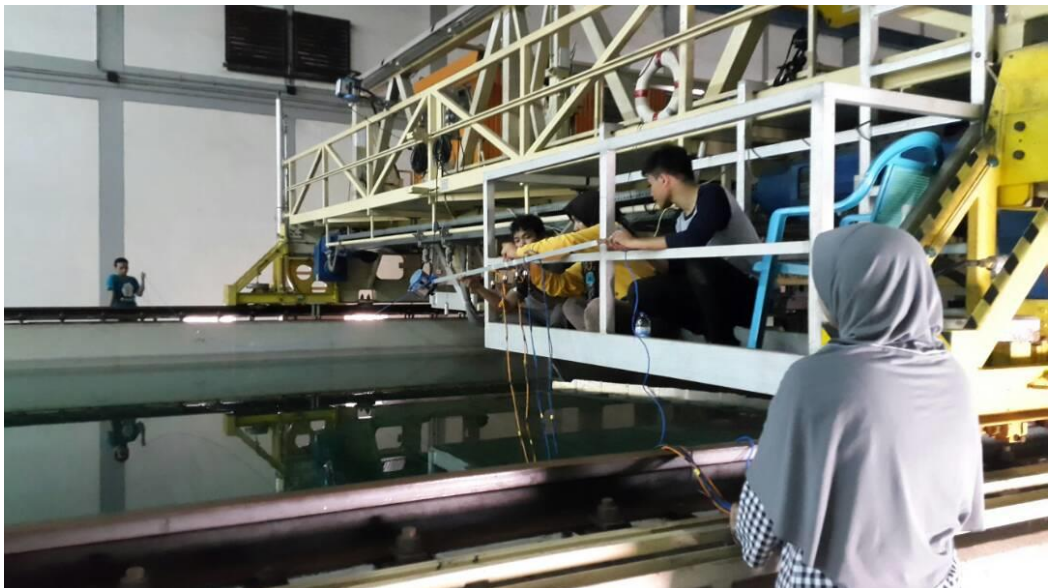
*Underwater speaker* dalam tangki uji mini semi-tanpa gaung



Pengambilan data pada tangki uji besar di BPPT-LHI Surabaya



Tangki uji besar pada BPPT-LHI Surabaya



Pengambilan data pada tangki uji besar di BPPT-LHI Surabaya



Publikasi penelitian di *National Acoustic Workshop 2015, ITS, Surabaya*