

# Penerapan Teknik *Blind Source Separation* untuk Memisahkan *Noise* dari Sinyal Akustik yang *Non Gaussian*

Farkhan Rosi, Wirawan, Endang Widjiati

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)  
 Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

*e-mail:* wirawan@ee.its.ac.id

**Abstrak**— Pada sistem komunikasi bawah air, seringkali sinyal yang diterima oleh sensor berasal dari hasil pencampuran sumber sinyal dengan sinyal-sinyal akustik lain di lingkungan bawah air. Hal ini menjadikan sinyal yang didapatkan menjadi tidak sesuai dengan yang diinginkan. Teknik *Blind Source Separation* (BSS) dipakai di sini untuk memisahkan sinyal-sinyal yang bercampur tersebut.

Dalam tugas akhir ini, dilakukan pemisahan sinyal akustik dengan menggunakan *Natural Gradient ICA* berdasarkan *Generalized Gaussian Model* yang didapat dari karakteristik distribusi sumber sinyal akustik non-gaussian yakni *ship radiated noise* dan *sea ambient noise*. Pemisahan sinyal akustik dilakukan sebanyak tiga kali yakni dengan simulasi, toolbox ICALABS V3, dan menggunakan pemisahan sinyal akustik dari data riil pengukuran.

Dari hasil simulasi menunjukkan pemisahan dengan algoritma *Natural Gradient ICA* berdasarkan *Generalized Gaussian Model* berjalan dengan baik. Hal ini ditunjukkan dengan nilai SIR *shrimp.wav* = 48.9946 dB dan *ferry.wav* = 46.9309. dB. Sedangkan rata-rata MSE *shrimp.wav* =  $1.2605 \times 10^{-5}$  dan *ferry.wav* =  $2.0272 \times 10^{-5}$ .

**Kata Kunci**— Pemisahan sinyal akustik, *Independent component analysis*, *Generalized Gaussian Model*.

## I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi komunikasi wireless bawah air saat ini masih tertinggal jauh dibandingkan dengan perkembangan komunikasi wireless melalui udara, hal ini dikarenakan karakteristik medium air berbeda dengan karakteristik medium udara. Gelombang radio dan elektromagnetik hanya biasa digunakan pada medium udara, jenis gelombang yang cocok digunakan untuk medium di bawah air adalah gelombang akustik. Akan tetapi, pada kenyataannya yang terjadi adalah seringkali sinyal akustik yang diterima oleh sensor berasal dari hasil pencampuran sumber sinyal dengan sinyal-sinyal akustik lain di lingkungan bawah air. Hal ini menjadikan sinyal yang didapatkan menjadi tidak sesuai dengan yang diinginkan. Oleh karena itu diperlukan teknik untuk memisahkan sinyal-sinyal yang bercampur tersebut yaitu dengan teknik *Blind Source Separation* (BSS)

*Blind Source Separation* (BSS) adalah teknik yang dipakai dalam pemisahan sinyal akustik bawah air yang bercampur dan tidak ada informasi atau sangat sedikit informasi tentang sumber sinyal maupun proses pencampurannya.

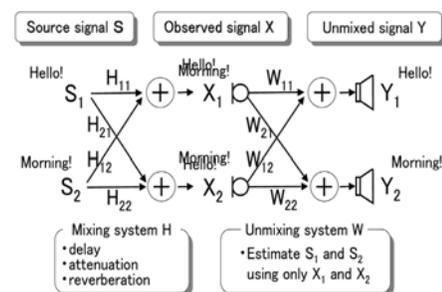
Secara umum teknik BSS menggunakan algoritma *Independent Component Analysis* untuk mengatasi pemisahan sumber sinyal akustik yang memiliki karakteristik distribusi statistik non-Gaussian seperti pada *ship radiated noise* dan *sea ambient noise*. Akan tetapi, dalam pemisahan sinyal akustik seperti ini diperlukan metode khusus agar didapatkan pemisahan [1]. Dengan memanfaatkan *Generalized Gaussian Model* diharapkan nantinya didapatkan pemisahan sinyal akustik non-Gaussian [1].

## II. PEMISAHAN SINYAL AKUSTIK DENGAN METODE ICA BERDASARKAN GENERALIZED GAUSSIAN MODEL

### A. *Blind Source Separation*

*Blind Source Separation* adalah metode yang digunakan untuk memperkirakan sinyal asli dengan cara melakukan pemisahan satu set sinyal asli dari satu set sinyal campuran (sinyal observasi), dengan tanpa adanya informasi (atau dengan sangat sedikit informasi) tentang sumber sinyal ataupun proses pencampurannya. Pemisahan sinyal bergantung pada asumsi bahwa sumber sinyal tidak berkorelasi satu dengan yang lainnya. Ada banyak algoritma lain yang mengacu pada konsep BSS ini, diantaranya adalah *Independent Component Analysis* (ICA)

Sebagai contoh untuk menggambarkan BSS adalah Gambar 1 di bawah ini :



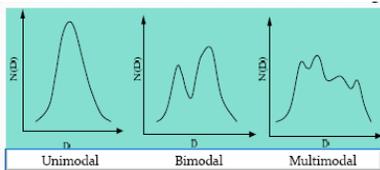
Gambar. 1. *Blind Source Separation*

Pada Gambar 1 diasumsikan bahwa sumber sinyal  $S_1$  dan  $S_2$  bersifat saling independen. Asumsi ini biasanya berlaku di dunia nyata. Sedangkan sinyal suara yang didapat dari hasil observasi berupa sinyal suara  $X_1$  dan  $X_2$ . Untuk mendapatkan sinyal output  $Y_1$  dan  $Y_2$  yang saling independen dilakukan dengan cara mengekstraksi sinyal observasi menggunakan

*unmixing matrix*  $W_{ij}$ . Operasi seperti ini tidak memerlukan informasi apapun pada posisi atau periode keberadaan sumber, serta tidak memerlukan informasi tentang proses pencampurannya (*mixing*) yang dinotasikan dengan *mixing* matriks  $H_{ij}$ . Demikianlah proses seperti ini dinamakan *Blind Source Separation*.

**B. Karakteristik Distribusi Unimodal**

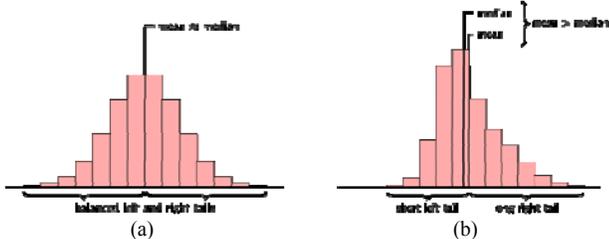
Dalam ilmu statistik, distribusi unimodal adalah karakteristik distribusi probabilitas dengan hanya mempunyai satu modus sehingga hanya terdapat satu puncak. Dalam ilmu statistik, distribusi bimodal adalah distribusi probabilitas dengan dua modus yang berbeda sehingga mempunyai dua puncak, untuk jelasnya dapat dilihat gambar 2 :



Gambar. 2. Distribusi unimodal, bimodal, multimodal

**C. Karakteristik Distribusi Simetris dan Asimetris**

Berdasarkan bentuk distribusi data dibagi menjadi 2 kategori: simetris dan asimetris. Pengklasifikasian ini untuk dilihat hanya pada distribusi unimodal seperti yang dijelaskan sebelumnya. Sebuah distribusi simetris adalah bagian kiri dan kanan sisi distribusi secara kasar sama seimbang. Gambar 3 di bawah ini menunjukkan distribusi simetris dan asimetris



Gambar. 3. Histogram distribusi simetris (a) dan asimetris (b)

**D. Generalized Gaussian Model**

Sinyal akustik memiliki karakteristik distribusi bermacam-macam. Apabila suatu sinyal memiliki distribusi simetris dan unimodal, maka *Generalized Gaussian Model* diusulkan oleh Miller[2] dapat diterapkan untuk pemisahan sinyal *Blind Source Separation*. Bentuk umum dari *Generalized Gaussian Model* adalah sebagai berikut :

$$p(s|q) = \frac{\omega(q)}{\sigma} \exp[-c(q) \frac{|s-\mu|}{\sigma}]^q \tag{1}$$

Dimana, 
$$c(q) = \left[ \frac{\Gamma[3/q]}{\Gamma[1/q]} \right]^{\frac{2}{q}} \tag{2}$$

dan 
$$w(q) = \frac{\Gamma[3/q]^{\frac{1}{2}}}{(2/q)\Gamma[1/q]^{\frac{1}{2}}} \tag{3}$$

$\mu = E[s]$  adalah *mean*, standard deviasi dari data adalah  $\sigma = \sqrt{E[(s-\mu)^2]}$  .  $q$  adalah nilai parameter yang didapatkan dari data. Estimasi parameter  $q$  dari data observasi ini dapat

dicari menggunakan teorema Bayes.

**E. Independent Component Analysis**

*Independent Component Analysis (ICA)* adalah teknik yang paling banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dari *Blind Source Separation*. Model umum dari ICA adalah sumber yang dihasilkan melalui transformasi linear dengan adanya noise tambahan. Misalkan terdapat sinyal statistik independen  $N, s_i(t), i = 1, \dots, N$ . dengan asumsi bahwa sumber tidak dapat diamati secara langsung dan masing-masing sinyal  $s_i(t)$  adalah sebuah realisasi dari distribusi probabilitas pada waktu  $t$ . Melalui pengamatan pada  $N$  sensor kemudian didapatkan satu set  $N$  sinyal observasi  $x_i(t), i = 1, \dots, N$ . yang merupakan hasil pencampuran dari sumber. Aspek mendasar dari proses pencampuran adalah sensor harus dipisahkan supaya setiap sensor mencatat pencampuran secara berbeda. Dengan begitu proses pencampuran menurut Ganesh R. Naik and Dinesh K Kumar [3] dapat dimodelkan dengan matriks sebagai berikut

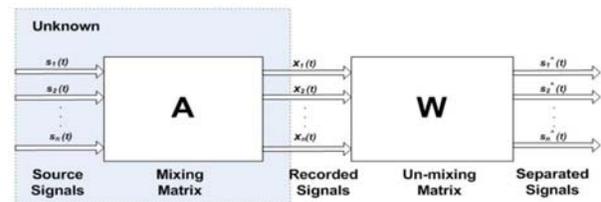
$$x(t) = As(t) \tag{4}$$

Pada persamaan (4) di atas,  $A$  adalah matriks pencampuran (*mixing matrix*) dan  $x(t), s(t)$  adalah dua vektor yang mewakili sinyal yang diamati (*observed signal*) dan sinyal sumber (*source signal*). Secara tidak langsung hal inilah yang dimaksud dengan *blind*, yakni tidak adanya informasi pada *mixing matrix* dan masing-masing sumber. Tujuan utamanya adalah untuk mendapatkan sinyal asli  $s_i(t)$ , hanya dari sinyal yang diamati  $x_i(t)$ . Selanjutnya untuk memperkirakan sumber dapat diperoleh dengan terlebih dahulu menggunakan *unmixing matrix*  $W$ , dimana  $W = A^{-1}$ .

Dengan begitu, sinyal sumber hasil pemisahan (*estimated source*),  $\hat{s}(t)$  dapat diperoleh dari persamaan (5) dibawah ini :

$$\hat{s}(t) = W x(t) \tag{5}$$

Diagram pada Gambar 4 menunjukkan proses *mixing* dan *unmixing* yang juga termasuk dalam *Blind Source Separation*.



Gambar. 4. Blok diagram *Blind Source Separation (BSS)*.  $s(t)$  adalah sumber sinyal.  $x(t)$  adalah sinyal observasi,  $\hat{s}(t)$  adalah sinyal hasil pemisahan,  $A$  adalah *mixing matrix* dan  $W$  adalah *un-mixing matrix*. [3]

Sumber independen  $s(t)$  dicampur dengan matriks  $A$ . Untuk mendapatkan vektor  $\hat{s}(t)$  didapatkan dengan cara memperkirakan *unmixing* matriks  $W$ . Jika perkiraan *unmixing* matriks tepat, maka sinyal sumber  $s(t)$  bisa diperkirakan. Model ICA digambarkan di atas adalah model sederhana dengan mengabaikan semua komponen *noise* dan setiap *delay* dalam perekaman.

**F. Syarat ICA**

Untuk menggunakan metode ICA dalam pemisahan sinyal, diperlukan beberapa syarat yang harus dipenuhi agar sinyal

dapat terpisah dengan baik dari sinyal campurannya. Beberapa syarat tersebut adalah sebagai berikut :

**1. Independen**

Kunci dasar dari konsep *Independent Component Analysis* adalah *Statistically Independent*. Untuk menyederhanakan pengertian *Statistically Independent* sebagai contoh terdapat dua variabel acak yang berbeda  $s_1$  dan  $s_2$ . Variabel acak  $s_1$  bersifat independen terhadap  $s_2$  yakni apabila informasi tentang nilai dari  $s_1$  tidak memberikan informasi apapun tentang nilai  $s_2$  begitu pula sebaliknya. Di sini  $s_1$  dan  $s_2$  adalah sinyal acak berasal dari dua proses fisik berbeda yang tidak terkait satu sama lain (*un-correlated*). Apabila sinyal tersebut tidak berhubungan satu sama lainnya maka kovarian  $C(s_1, s_2)$  bernilai 0, seperti persamaan (6) berikut di bawah ini:

$$\begin{aligned}
 C(s_1, s_2) &= E\{(s_1 - m_{s_1})(s_2 - m_{s_2})\} \\
 &= E\{s_1 s_2\} - E\{s_1\}E\{s_2\} \\
 &= E\{s_1 s_2 - s_1 m_{s_2} - s_2 m_{s_1} + m_{s_1} m_{s_2}\} \\
 &= 0
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

$m_{s_1}$  adalah *mean* dari sinyal . Persamaan (6) diatas membuktikan independensi yang digunakan sebagai prinsip dasar dari proses estimasi sinyal menggunakan ICA.

**2. Non Gaussian**

*Non Gaussianity* merupakan prinsip penting dan esensial dalam estimasi ICA. Beberapa langkah yang umum digunakan untuk mengetahui gaussian atau tidaknya sebuah sinyal adalah dengan cara mengetahui nilai kurtosisnya yang dijelaskan berikutnya .

**3. Kurtosis**

Kurtosis adalah metode klasik untuk mengukur *Non Gaussianity*. Ketika data diolah untuk mendapatkan variansi, kurtosis sama dengan momen keempat dari data. Kurtosis dari sinyal (s), dinotasikan dengan  $kurt(s)$ , didefinisikan dengan persamaan (7) sebagai berikut :

$$kurt(s) = E\{s^4\} - 3(E\{s^2\})^2
 \tag{7}$$

Apabila dalam perhitungan didapatkan nilai kurtosis adalah nol, maka sinyal tersebut merupakan sinyal Gaussian . Sedangkan untuk sinyal Non Gaussian , kurtosis tidak akan bernilai nol. Kurtosis sinyal Non Gaussian dapat bernilai positif atau negatif. Kurtosis telah banyak digunakan sebagai ukuran *Non Gaussianity* di ICA dan bidang terkait lainnya karena komputasinya, teoritisnya, dan kesederhanaannya. Kurtosis memang tidak cukup bagus untuk ICA, akan tetapi untuk mengukur tingkat non Gaussian kurtosis sangat diperlukan.

**4. Matrix pencampur dan matrix pemisah merupakan matrix square**

Selain dua syarat yang telah disebutkan di atas, terdapat syarat lain yang juga cukup penting dalam metode ICA, yaitu matrix pencampur dan matrix pemisah merupakan *matrix square*. Yang dimaksud *matrix square* disini yaitu matrix yang memiliki jumlah baris dan jumlah kolom yang sama.

**5. Preprocessing**

Sebelum memasuki *step* utama dalam proses ICA, harus melakukan beberapa proses pendahuluan (*pre-processing*) agar proses ICA dapat berjalan dengan baik. Dua macam *pre-processing* yang dimaksud adalah *centering* dan *whitening*.

Sebelum dilakukan proses BSS, dilakukan preprocessing yaitu proses *centering* dan *whitening*. *Centering* adalah proses pemusatan data yang membuat nilai x menjadi *zero mean*. persamaan untuk melakukan *centering* adalah:

$$x_c = x - m
 \tag{8}$$

$x_c$  adalah sinyal observasi hasil *centering*,  $x$  adalah sinyal observasi, sedangkan  $m$  adalah mean. Berikutnya dari *whitening* didapatkan sebuah vektor baru yang *variansnya* sama dengan satu. Rumus untuk melakukan proses *whitening* adalah sebagai berikut:

$$x_w = Vx
 \tag{9}$$

dimana  $x_w$  adalah mixing matriks hasil *whitening* ,  $V$  adalah *whitening matrix* dengan persamaan (10)

$$V = ED^{-1/2}E^T
 \tag{10}$$

$E$  adalah matriks orthogonal dari eigen vektor  $E\{xx^T\}$  dan  $D$  adalah matriks diagonal dari eigen value.

**G. Natural Gradient berdasarkan Generalized Gaussian Model**

Algoritma *natural gradient* merupakan algoritma penting dari ICA. Ini adalah algoritma adaptif yang diberikan Amari S, Chichocki A dan Yang H.H pada tahun 1995. Untuk mendapatkan algoritma *natural gradient* dalam unmixing matriks  $W$  diperlukan perhitungan :

$$\Delta W = \eta [I - \varphi(s)s^T] W
 \tag{11}$$

$\eta$  adalah *iterative step*. Untuk *generalized Gaussian distribution*, Vektor  $\varphi(s)$  berasal dari :

$$\varphi_i(s_i) = -q c_q \sigma_i^{-q} |s_i - \mu_i|^{q-2} \text{sgn}(s_i - \mu_i)
 \tag{12}$$

$\mu_i = E\{s_i\}$  dan  $\sigma_i = \sqrt{E[(s_i - \mu_i)]^2}$  adalah *mean* dan *standard deviasi* dari data. Eksponen  $q$  adalah parameter dari *Generalized Gaussian model* yang berasal dari data sinyal.

**H. MSE dan SIR**

MSE (*Mean Square Error*) adalah nilai rata-rata dari *error* hasil estimasi. Rumus dari MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s - se)^2
 \tag{13}$$

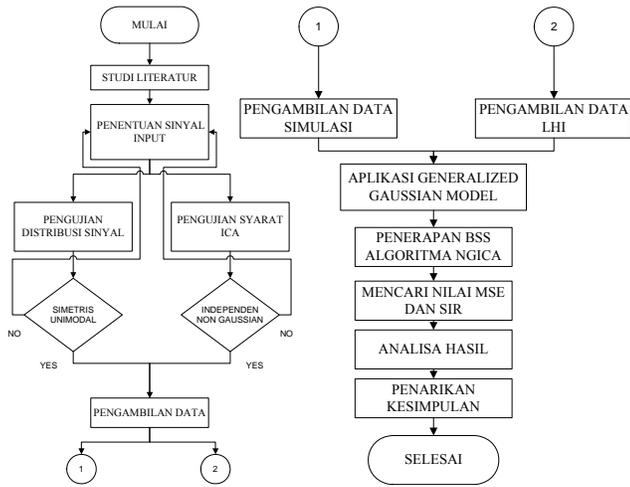
Dimana  $n$  adalah jumlah sampel data,  $s$  dan  $se$  adalah sinyal asli dan sinyal estimasi.

Ukuran yang digunakan untuk menilai kualitas sinyal terhadap gangguan interferensi dinyatakan dalam SIR dengan satuan dB. SIR (*Signal to Interference Ratio*) adalah perbandingan daya sinyal terhadap daya interferensi. Interferensi adalah gangguan selain noise yang dapat menyebabkan kualitas sebuah sinyal menurun. Semakin tinggi nilai SIR, maka kualitas sinyal semakin baik, begitu juga sebaliknya. Persamaan yang digunakan untuk mencari nilai SIR pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

$$SIR = -10 \log_{10}(MSE)
 \tag{14}$$

III. PEMODELAN DAN SIMULASI

A. Metodologi Penelitian



Gambar. 5. Skema Konfigurasi Hydrophone array

Tahapan ini dimulai dengan melakukan studi literatur agar mengetahui karakteristik data yang nantinya diteliti. Setelah melakukan studi literatur, didapatkan karakteristik data yang dibutuhkan ,selanjutnya menentukan algoritma BSS yang sesuai agar pemisahan sinyal dapat berjalan dengan baik. Pada tugas akhir ini, terdapat dua tahap dalam melakukan pengambilan data. Pertama adalah pengambilan data dengan cara menggunakan data sinyal input yakni berupa sinyal akustik non Gaussian, kemudian sinyal-sinyal tersebut di-*mixing* dengan mixing matriks. Sedangkan yang kedua adalah dengan melakukan pengambilan data sinyal observasi yang sudah tercampur *mixing matriks* di Laboratorium Hidrodinamika Indonesia (LHI). Hasil dari kedua tahapan tersebut kemudian diterapkan pada algoritma BSS yang telah ditentukan. Hasil keluaran dari simulasi algoritma BSS tersebut digunakan untuk mencari nilai, MSE, dan SIR. Nilai-nilai tersebut kemudian di analisa agar dapat ditarik kesimpulannya.

B. Penentuan sinyal input

Dalam tugas akhir ini, digunakan data berupa sinyal *ship radiated noise* dan *sea ambient noise*. Untuk sinyal *ship radiated noise* menggunakan suara kapal ferry dengan file berekstensi .wav yakni ferry.wav, sedangkan *sea ambient noise* menggunakan suara udang dengan file berekstensi .wav juga, yakni shrimp.wav. Data sinyal input yang diolah dibagi menjadi dua macam, yaitu data alami dan buatan. Data alami adalah data yang didapatkan dari hasil pengambilan data di LHI. Sedangkan data buatan adalah data yang didapatkan dari hasil simulasi dengan melakukan *mixing* sinyal sesuai dengan persamaan (4), dimana X adalah sinyal hasil pencampuran, A merupakan mixing matrix, s<sub>1</sub> adalah sumber pertama dan s<sub>2</sub> adalah sumber kedua. Data sinyal input yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

Masing-masing dari sinyal input pada tabel 1 disampling pada frekuensi 44100 Hz.

Tabel 1. Sinyal input yang digunakan

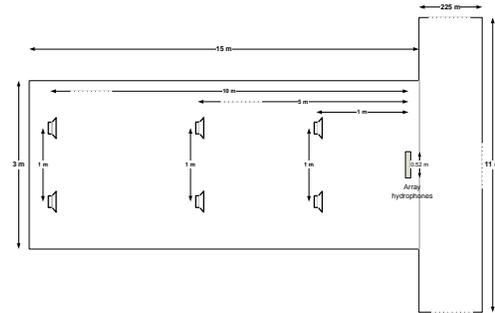
voice	size	length	bitrate
shrimp.wav	84.3 KB	10s	64kbps
ferry.wav	1.03 MB	6s	1411kbps

Parameter q

Parameter q merupakan salah nilai penting pada algoritma ICA yang menyatakan karakteristik distribusi dari data. Seperti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, untuk menentukan nilai q menggunakan teorema Bayes untuk shrimp.wav parameter q sebesar 2 dan ferry.wav sebesar 3

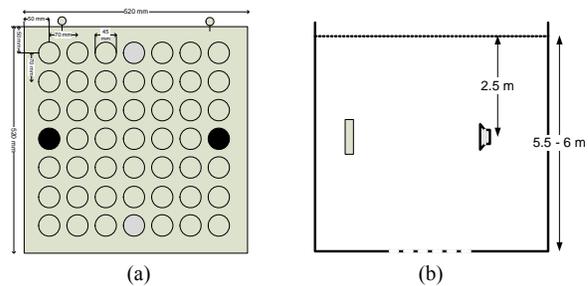
C. Pengambilan Data di Laboratorium Hidrodinamika Indonesia

Salah satu tahapan dalam pengambilan data adalah pengambilan data di Laboratorium Hidrodinamika Indonesia (LHI). Berikut adalah profil lokasi pengambilan data di LHI tersebut:



Gambar. 6. Kolam pengambilan data di LHI

Untuk skema konfigurasi array hydrophone yang digunakan untuk pengambilan data:



Gambar. 7. Skema Konfigurasi Hydrophone array (a) dan posisi speaker berdasarkan kedalaman kolam (b)

Keterangan : ● = hydrophone

IV. PENGUJIAN SISTEM DAN ANALISIS DATA

A. Pengujian karakteristik sinyal input

Sebelum dilakukan proses *Blind Source Separation* perlu dilakukan pengujian karakteristik sinyal input untuk memenuhi syarat ICA, tentunya agar pemisahan sinyal dapat

berjalan dengan baik. Pengujian karakteristik sinyal input tersebut antara lain *Independen* dan *Non Gaussian*.

**1. Independen**

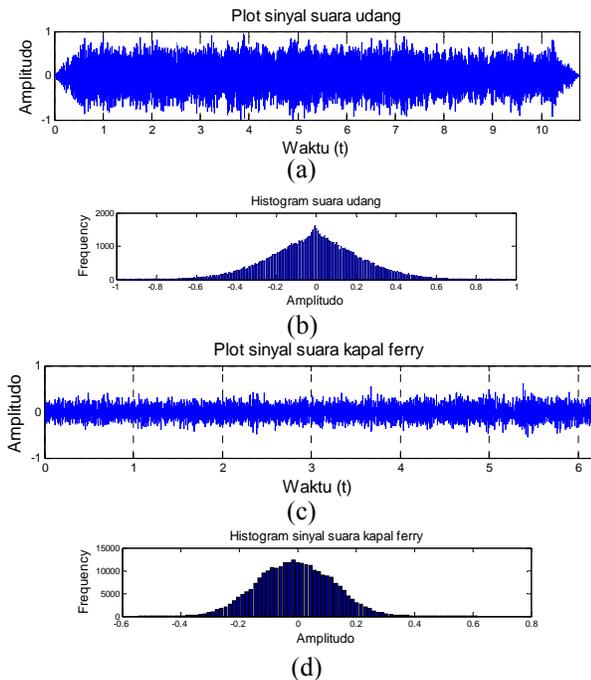
Apabila sinyal tersebut tidak berhubungan satu sama lainnya maka kovarian  $C(s_1, s_2)$  bernilai 0, seperti persamaan (6) pada bab sebelumnya. Melalui pengujian sinyal input *shrimp.wav* dan *ferry.wav* didapatkan nilai kovarian sebesar  $8,0374 \times 10^{-6}$ . Maka dari hasil pengujian tersebut dapat dikatakan bahwa kedua sinyal input bersifat independen.

**2. Non Gaussian**

Nilai kurtosis adalah metode klasik untuk mengukur Gaussian atau tidaknya suatu sinyal. Kurtosis dari sinyal (s), dinotasikan dengan  $kurt(s)$ , didefinisikan dengan persamaan (7). Untuk sinyal Gaussian kurtosis adalah nol. Sedangkan untuk kebanyakan sinyal Non-Gaussian, kurtosis adalah tidak nol. Kurtosis sinyal non-Gaussian dapat bernilai positif atau negatif. Dari hasil pengujian sinyal input *shrimp.wav* dan *ferry.wav* memiliki nilai kurtosis positif yakni 3.3109 dan 2.7824. Dengan didapatkan nilai kurtosis positif maka kedua sinyal tersebut merupakan sinyal Non Gaussian sehingga memenuhi syarat untuk dapat dilakukan penerapan *Blind Source Separation*.

**3. Distribusi Unimodal dan Simetris**

Pengujian distribusi sinyal inputan unimodal atau tidak diperlukan untuk memastikan penggunaan Generalized Gaussian Model dalam algoritma ICA. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada histogram gambar (8) di bawah ini :



Gambar. 8. Hasil plotting sinyal suara udang (a) dan kapal ferry(c), serta histogram suara udang (b) dan kapal ferry (d)

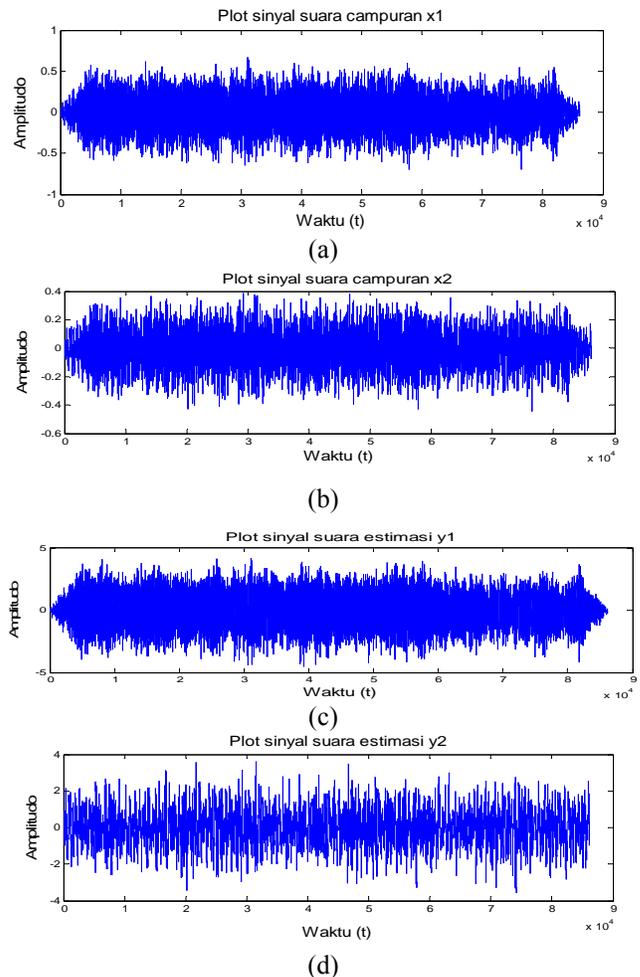
Dari pengujian didapatkan sinyal *shrimp.wav* memiliki nilai modus hanya satu yakni bernilai  $-0.0078$  dan sinyal *ferry.wav* juga memiliki nilai modus hanya satu yakni bernilai 0. Pengujian distribusi sinyal inputan juga harus simetris agar Generalized Gaussian Model dapat diaplikasikan dalam algoritma ICA. Hasil dari pengujian juga didapatkan nilai

menunjukkan selisih nilai mean dengan median, dapat dilihat bahwa selisih mean dan median kedua sinyal  $= 0$ .

Setelah pengujian karakteristik distribusi sinyal menunjukkan hasil yang memenuhi bahwa *Generalized Gaussian Model* dapat diterapkan pada ICA.

**B. Analisa hasil simulasi Blind Source Separation**

Untuk mendapatkan hasil berupa sinyal pemisahan dari penerapan *Blind Source Separation* dilakukan dengan simulasi Matlab. Gambar 9 menunjukkan sinyal pencampuran dan hasil pemisahan *shrimp.wav* dan *ferry.wav*.



Gambar. 9. Hasil plotting sinyal pencampuran x1 (a) dan sinyal pencampuran x2(b). Sinyal hasil pemisahan y1 (a) dan y2 (b)

**C. Analisa MSE dan SIR pada penerapan Algoritma BSS**

Hasil perhitungan MSE dan SIR dengan menggunakan mixing matriks  $[0.66, 0.40; 0.34, 0.56]$  didapatkan nilai MSE sebesar  $1.2605 \times 10^{-5}$  dan  $2.0272 \times 10^{-5}$  dan didapatkan nilai SIR sebesar 48.9946 dan 46.9309. Apabila nilai MSE semakin mendekati nol menunjukkan sinyal hasil pemisahan semakin mirip dengan sinyal asli sedangkan semakin besar SIR menunjukkan semakin bagus kualitas sinyal hasil pemisahan.

D. Pengaruh nilai mixing matrix pada Algoritma BSS

Untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh nilai mixing matrix pada algoritma BSS, diberikan beberapa variasi nilai mixing matrix untuk di analisa. Daftar variasi nilai mixing matrix dapat dilihat pada tabel 2. Untuk mengukur ada tidaknya pengaruh tersebut, maka parameter q dan sinyal input dibuat sama. Sinyal input yang digunakan disini adalah salah satu yakni *shrimp.wav*. Pada tabel 2 tampak bahwa nilai mixing matriks ternyata tidak pengaruh besar terhadap perubahan nilai MSE dan SIR.

Tabel 2.

Hasil perhitungan MSE dan SIR dengan mixing matriks berbeda

Mixing matriks	MSE	SIR
$\begin{bmatrix} 0,66 & 0,40 \\ 0,34 & 0,56 \end{bmatrix}$	$1.2605 \times 10^{-5}$	48.9946
$\begin{bmatrix} 0,9 & 0,02 \\ 0,02 & 0,9 \end{bmatrix}$	$1.2604 \times 10^{-5}$	48.9948
$\begin{bmatrix} 9,8 & 9,8 \\ 9,8 & 9,8 \end{bmatrix}$	$2.2006 \times 10^{-5}$	46.5744
$\begin{bmatrix} 21,9 & 33,9 \\ 53,9 & 71,9 \end{bmatrix}$	$1.2630 \times 10^{-5}$	48.9859

E. Analisa pemisahan sinyal asli dari pengukuran di LHI

Penerapan secara nyata di LHI menggunakan sumber sinyal *shrimp.wav* dan *ferry.wav*. Jarak antar speaker 0.5 meter dan jarak dari speaker ke *hydrophone* sebesar 1 meter, 5 meter, 10 meter. Hasil perhitungan MSE dan SIR dapat dilihat pada tabel 3 di bawah ini

Tabel 3.

Hasil perhitungan MSE dan SIR dari pengukuran di LHI

Sinyal	1 m		5 m		10 m	
	MSE	SIR	MSE	SIR	MSE	SIR
Shrimp.w av	$5.7174 \times 10^{-6}$	63.9327	$1.6016 \times 10^{-6}$	57.9544	$4.0423 \times 10^{-6}$	52.928
Ferry.wav	$7.3388 \times 10^{-6}$	58.731	$6.0311 \times 10^{-6}$	51.433	$3.7031 \times 10^{-6}$	49.278

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari tugas akhir ini adalah :

1. *Blind Souce Separation* dengan memakai Algoritma *Natural Gradien ICA* dengan berdasarkan *Generalized Gaussian Model* mampu memisahkan sinyal non Gaussian dengan nilai SIR, yakni SIR *shrimp.wav* = 48.9946 dB dan SIR *ferry.wav* = 46.9309. dB
2. Pada pengujian pemisahan menggunakan toolbox ICALABS V3 didapatkan nilai rata-rata SIR sebesar 21.3417 dB
3. Nilai mixing matrix tidak mempengaruhi nilai MSE dan SIR dengan menggunakan *Blind Source Separation* dengan algoritma *Natural Gradient ICA*.
4. Semakin jauh jarak dari speaker ke *hydrophone* nilai MSE dan SIR berkurang, nilai rata-rata SIR pada jarak 1 meter = 61.33185 dB, jarak 5 meter= 54.6937 dB, jarak 10 meter = 51.103 dB dan nilai rata-rata MSE pada jarak 1 meter =  $6,5281 \times 10^{-6}$ , jarak 5 meter=  $3.81635 \times 10^{-6}$ , jarak 10 meter =  $3.8727 \times 10^{-6}$

UCAPAN TERIMA KASIH

“Penulis F.R. mengucapkan terima kasih kepada seluruh rekan-rekan tim UWA yang telah banyak membantu selama pengambilan data di Laboratorium Hidrodinamika Indonesia “

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wei . Kong , Bin Yang, *Blind source separation of shipradiated noise based on generalized Gaussian model*, Journal of Systems Engineering and Electronics, Vol. 17, No. 2 , 2006, pp. 321 -325, 2005
- [2] W.I.P Sari, "Pemisahan Sinyal Akustik Bawah Air Menggunakan Blind Separation of Source (BSS)". Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya , 2011.
- [3] Naik . Ganesh R , Kumar . Dinesh K. "An Overview of Independent Component Analysis and It's Applications", In Informatica 35(2011):63-81, 2009