

MAKALAH SEMINAR TUGAS AKHIR
**PEMISAHAN KOMPONEN SUMBER SINYAL AUDIO
DENGAN ANALISIS KOMPONEN INDEPENDEN**
Vandy Aulia Abkhari*, Achmad Hidayatno **, Imam Santoso **

Abstrak – Seringkali kita dihadapkan suatu keadaan di mana sinyal yang kita peroleh dari suatu sensor tidak sesuai dengan sinyal yang kita inginkan. Sensor tersebut mungkin menangkap sinyal yang kita inginkan dan sinyal-sinyal lain yang bercampuran. Sebagai contoh dalam suatu sistem pengenalan suara, yang dalam pelaksanaannya kadang disertai adanya derau ataupun suara dari orang lain (fenomena pesta koktail). Suatu metode tengah dikembangkan, yaitu blind source separation (BSS), yang merupakan metode untuk memisahkan sinyal yang tercampur menjadi komponen-komponen penyusunnya.

Pada tugas akhir ini akan dilakukan blind source separation dengan metode analisis komponen independen (ICA) dengan sinyal sumber yang berupa sinyal audio. Metode ICA yang akan digunakan menggunakan algoritma FastICA kawasan frekuensi (FD-FastICA). Program pada penelitian ini dibuat menggunakan Matlab 6.5. Sinyal-sinyal audio ditentukan terlebih dahulu, selanjutnya dicampur secara buatan menggunakan matriks pencampuran yang telah ditentukan untuk kemudian dipisahkan dengan ICA. Dilakukan pula pengamatan untuk mengetahui kinerja dari ICA untuk beberapa kemungkinan sinyal audio (suara manusia, musik, dsb) dan kehadiran derau.

Pada pengujian dengan variasi matriks pencampuran, ICA memiliki kinerja pada matriks pencampuran konvolusi kurang baik dibandingkan pada matriks pencampuran instantaneous. Untuk pengujian dengan variasi sinyal sumber, sinyal sumber 2 suara manusia memberikan kinerja kurang baik dibandingkan sinyal suara manusia-suara alat musik. Kinerja ICA kurang baik pada pencampuran secara langsung yang direkam menggunakan mikrofon. Dari pengujian juga diketahui bahwa semakin besar jumlah titik FFT dan semakin kecil overlap, maka kinerja ICA akan semakin buruk. Penambahan derau pada sinyal campuran akan mengurangi kinerja dari proses ICA.

Kata-kunci: analisis komponen independen, sinyal audio, blind source separation, FD-FastICA.

I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Seringkali sinyal yang diterima oleh sensor tidak sesuai dengan kebutuhan, yaitu bercampurnya sinyal tersebut dengan sinyal-sinyal lainnya di lingkungan. Sejak dulu, pemisahan sinyal sudah menjadi permasalahan dalam bidang teknik. Kemudian dikembangkan sebuah teknik untuk memisahkan sinyal-sinyal yang bercampur tersebut. Teknik

tersebut bernama pemisahan sumber tak dikenal (*Blind Source Separation* – BSS). Sesuai dengan namanya, tak dikenal (*blind*) berarti tidak ada informasi mengenai sinyal sumber ataupun sistem pencampurannya. Salah satu metode yang paling umum digunakan untuk melakukan BSS adalah analisis komponen independen (*Independent Component Analysis* – ICA).

Fungsi ICA yang paling tua adalah pemecahan masalah pesta koktail, yaitu memisahkan suara orang berbicara dengan suara-suara lingkungan yang tercampur. Tetapi sekarang penggunaannya sudah meluas antara lain pada bidang kedokteran untuk memisahkan sinyal-sinyal yang terekam pada MEG, pada bidang perekonomian untuk mencari faktor tersembunyi dari data-data finansial yang ada, dan lain sebagainya

Sinyal audio dipilih sebagai sinyal masukan dalam tugas akhir ini untuk menyelidiki kemampuan dan keandalan ICA untuk diaplikasikan pada pemisahan sinyal audio.

1.2 Tujuan

Tujuan pembuatan Tugas Akhir ini adalah untuk:

1. Melakukan analisis komponen independen terhadap sinyal audio yang dicampur secara buatan dan sebenarnya dengan algoritma FD-FastICA.
2. Melakukan analisis untuk mengetahui batas-batas dan sifat-sifat dari analisis komponen independen kawasan frekuensi (FD-FastICA).

1.3 Batasan Masalah

Pembatasan masalah tugas akhir adalah sebagai berikut :

1. Metode analisis komponen independen dengan algoritma FD-FastICA.
2. Pengolahan pada sinyal audio, antara lain sinyal suara manusia dan sinyal dari alat musik.
3. Pengamatan menggunakan 2 (dua) buah sensor.
4. Pemrograman dengan MATLAB versi 6.5.

II DASAR TEORI

2.1 Analisis Komponen Independen

Analisis Komponen Independen – *Independent Component Analysis* (ICA) adalah sebuah teknik pemrosesan sinyal untuk menemukan faktor-faktor atau komponen tersembunyi yang membentuk sekumpulan variabel acak (hasil dari pengukuran, sinyal atau secara umum data). ICA mendefinisikan sebuah model untuk mengamati data multivariabel atau multidimensi, yang biasanya berupa sampel data

* Mahasiswa Teknik Elektro UNDIP

** Dosen Teknik Elektro UNDIP

yang besar. Dalam model tersebut, variabel data dianggap sebagai gabungan linier dari beberapa variabel tersembunyi yang tidak diketahui dan sistem pencampuran yang tidak diketahui pula. Tujuan dari ICA adalah untuk melakukan alih ragam linier yang menyebabkan variabel yang dihasilkan sedapat mungkin saling secara statistik independen.

Secara mendasar, variabel y_1 dan y_2 dikatakan independen jika informasi pada nilai dari y_1 tidak memberikan informasi apapun tentang nilai dari y_2 dan sebaliknya. Secara teknik, independen dapat dijelaskan dengan kepadatan probabilitas. $p(y_1, y_2)$ adalah *probability density function* (pdf) gabungan dari y_1 dan y_2 . Dan $p_1(y_1)$ adalah pdf marjinal dari y_1 yaitu pdf y_1 jika dianggap sendiri:

$$p_1(y_1) = \int p(y_1, y_2) dy_2 \quad (1)$$

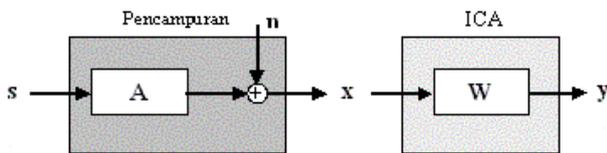
Begitu pula untuk y_2 . y_1 dan y_2 adalah independen jika dan hanya jika pdf gabungannya dapat difaktorkan dengan cara sebagai berikut:

$$p(y_1, y_2) = p_1(y_1)p_2(y_2) \quad (2)$$

Apabila variabel-variabel independen satu dengan lainnya, maka variabel-variabel tersebut saling tidak berkorelasi. Dua buah variabel acak y_1 dan y_2 dikatakan tidak berkorelasi jika kovariansnya bernilai nol.

$$E\{y_1 y_2\} - E\{y_1\}E\{y_2\} = 0 \quad (3)$$

Akan tetapi ketidakkorelasi tidak menandakan independensi. Karena independensi menandakan ketidakkorelasi, maka metode ICA menjaga prosedur perkiraan sehingga akan selalu memberikan perkiraan yang tidak berkorelasi dari komponen independen.



Gambar 1 Diagram pemodelan dari ICA.

Pada Gambar 1 ditunjukkan model ICA secara umum. Dinotasikan $\mathbf{s} = (\mathbf{s}_i)$ sebagai $m \times 1$ vektor sinyal sumber dan dengan $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_i)$ sebagai $n \times 1$ vektor sinyal yang teramati oleh sensor. Apabila \mathbf{A} adalah $n \times m$ matriks pencampuran dan \mathbf{n} merupakan derau, sinyal teramati (campuran) vektor \mathbf{x} dapat ditulis sebagai:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (4)$$

Titik awal dari ICA adalah anggapan bahwa komponen s_i adalah secara statistik independen dan terdistribusi *nongaussian*. Matriks pencampur merupakan matriks kotak ($m=n$). Kemudian setelah memperkirakan matriks \mathbf{A} , dapat dihitung inversnya (yang disebut dengan \mathbf{W}). Setelah \mathbf{W} didapatkan, maka dapat dihitung perkiraan sinyal sumber $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_i)$, yaitu:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (5)$$

Pada model ICA, akan terjadi kerancuan sebagai berikut:

1. Tidak dapat ditentukannya varian dari komponen independen.
2. Tidak dapat ditentukannya urutan dari komponen independen.

2.2 ICA Kawasan Frekuensi

Pada pengamatan di lingkungan yang sebenarnya, selain merekam sinyal yang datang secara langsung, sensor (mikrofon) juga akan merekam versi sinyal sumber yang mengalami penundaan (*delay*) dan pelemahan (*attenuation*) akibat adanya pemantulan. Hal ini menyebabkan sinyal-sinyal yang diamati tidak dapat dianggap hanya sebagai kombinasi linear dari sinyal sumber (seperti model pada persamaan 4) dan harus dimodelkan sebagai proses konvolusi seperti berikut:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^m \sum_k a_{ikj} s_j(t-k) \quad (6)$$

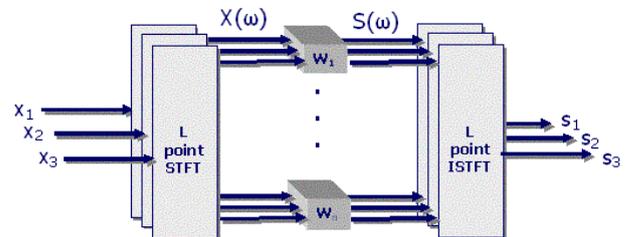
dengan j merupakan jumlah sumber, i merupakan jumlah sinyal campuran, dan k merupakan indeks konvolusi.

Selanjutnya model konvolusi di atas akan diubah menjadi model ICA kawasan frekuensi sebagai berikut:

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{A}(f)\mathbf{S}(f) \quad (7)$$

dengan $\mathbf{X}(f)$ merupakan vektor sinyal yang diamati, $\mathbf{S}(f)$ merupakan sinyal sumber, dan $\mathbf{A}(f)$ merupakan matriks pencampuran yang bernilai kompleks.

Untuk mengubah proses pencampuran secara konvolusi menjadi model dalam kawasan frekuensi, digunakan alihragam Fourier waktu pendek (STFT) pada sinyal campuran $\mathbf{x}(t)$ dan selanjutnya proses ICA akan dilakukan untuk setiap *bin* frekuensi (*frequency bin*). Dengan demikian, pada kawasan frekuensi seluruh proses ICA untuk sinyal terkonvolusi diubah menjadi proses ICA untuk menentukan matriks pemisah $\mathbf{W}(f)$ pada setiap *bin* frekuensi tiap sumber.



Gambar 2 Model pemisahan ICA kawasan frekuensi.

2.3 Algoritma FD-FastICA

Pada teorema limit pusat (*central limit theorem*) dinyatakan bahwa fungsi distribusi probabilitas dari penjumlahan dari variabel acak dengan jumlah yang banyak mendekati sebuah distribusi gaussian (dengan kondisi tertentu). Sehingga penjumlahan dari dua buah variabel acak independen biasanya mempunyai

distribusi yang lebih mendekati ke distribusi gaussian dari pada kedua variabel acak tersebut.

Vektor data \mathbf{x} diasumsikan mempunyai distribusi menurut model ICA, yaitu sebuah pencampuran dari komponen-komponen independen. Untuk memperkirakan satu dari komponen-komponen independen tersebut dinyatakan dengan persamaan $\mathbf{y} = \mathbf{w}^H \mathbf{x}$, dengan \mathbf{w} adalah vektor yang akan dicari.

Dengan demikian, \mathbf{w} dapat diterima sebagai suatu vektor yang memaksimumkan nongaussianitas dari $\mathbf{w}^H \mathbf{x}$ dengan $\mathbf{w}^H \mathbf{x}$ setara dengan satu dari komponen-komponen independen yang bersangkutan.

Untuk memperoleh pengukuran nongaussianitas yang mana nol untuk sebuah variabel gaussian dan selalu tidak negatif, digunakan negentropi. Negentropi didefinisikan sebagai berikut:

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{gauss}) - H(\mathbf{y}) \quad (8)$$

dengan \mathbf{y}_{gauss} adalah sebuah variabel acak gaussian dengan matriks kovarian yang sama \mathbf{y} . Berdasarkan sifat-sifat di atas, negentropi adalah selalu tidak negatif dan akan nol jika dan hanya jika \mathbf{y} mempunyai distribusi gaussian.

Pendekatan untuk negentropi sebagai berikut:

$$J(\mathbf{y}) \approx \sum_{i=1}^p k_i [E\{G_i(\mathbf{y})\} - E\{G_i(\mathbf{y}_{gauss})\}]^2 \quad (9)$$

Karena dalam algoritma ICA kawasan frekuensi ini melibatkan nilai-nilai kompleks, selanjutnya ditentukan $y = |\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2$ sehingga didapatkan:

$$J(\mathbf{w}) = [E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2)\} - E\{G(y_{gauss})\}]^2 \quad (10)$$

dengan \mathbf{w} adalah vektor kolom yang dijaga dengan syarat $E\{|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2\} = 1$.

Berikut adalah algoritma FD-FastICA untuk satu unit komponen independen yang merupakan cara untuk memaksimalkan fungsi di atas. Algoritma FD-FastICA dilakukan untuk setiap *bin* frekuensi.

1. Memilih sebuah nilai awal vektor kompleks \mathbf{w} , dapat secara acak
2. Menghitung nilai \mathbf{w} yang baru:

$$\mathbf{w}^+ = E\left\{ \mathbf{x} (\mathbf{w}^H \mathbf{x})^* g\left(|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2\right) - E\left\{ g\left(|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2\right) + |\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2 g'\left(|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2\right) \right\} \mathbf{w} \right\} \quad (11)$$

3. Menormalkan nilai \mathbf{w} yang baru:

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{w}^+}{\|\mathbf{w}^+\|} \quad (12)$$

4. Memeriksa konvergensi, bila tidak konvergen maka kembali ke langkah 2.

Fungsi $g(y)$ pada langkah 2 adalah fungsi nonlinearitas dari algoritma ini. Berikut adalah pilihan $g(y)$ yang digunakan:

$$g_1(y) = \frac{1}{2\sqrt{a_1 + y}}, \quad g_2(y) = \frac{1}{a_2 + y} \quad (13)$$

dengan a_1 dan a_2 merupakan suatu nilai konstanta yang telah ditentukan. Dalam tugas akhir ini digunakan nilai $a_1 = 0,1$ dan $a_2 = 0,1$.

Konvergen pada langkah 4, berarti bahwa nilai \mathbf{w} yang baru dan yang lama mempunyai arah yang sama, yaitu perkalian titik di antaranya sama dengan 1.

Untuk memperkirakan beberapa komponen independen, kita perlu untuk menjalankan algoritma ICA tersebut untuk satu unit di muka untuk masing-masing komponen independen dengan vektor $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n$

Setelah itu dilakukan dekorelasi masing-masing output \mathbf{w} setiap iterasi, untuk menjaga agar vektor yang berbeda tidak konvergen ke besaran yang sama. Setelah memperkirakan p komponen independen, atau p vektor $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_p$ maka selanjutnya adalah menjalankan algoritma satu unit untuk \mathbf{w}_{p+1} maka setiap akhir proses iterasi melakukan sebagai berikut:

1. Menghitung $\mathbf{w}_{p+1} = \mathbf{w}_{p+1} - \sum_{j=1}^p \mathbf{w}_j \mathbf{w}_j^H \mathbf{w}_{p+1}$ (14)

2. Menormalkan \mathbf{w}_{p+1} (15)

$$\mathbf{w}_{p+1} = \frac{\mathbf{w}_{p+1}}{\|\mathbf{w}_{p+1}\|}$$

Setiap vektor \mathbf{w}_k^H yang akhir (konvergen) merupakan satu baris dari matriks pemisahan \mathbf{W} .

Pada algoritma FD-FastICA, kerancuan dalam penentuan urutan sinyal (permutasi) merupakan masalah yang rumit yang masih terus dicari solusi yang terbaik untuk mengatasinya. Untuk meminimalkan terjadinya kerancuan permutasi, digunakan faktor pengaruh (*influence factor*) untuk memperbarui matriks pemisah tiap *bin* sehingga didapatkan nilai-nilai yang hampir sama untuk *bin* frekuensi yang berdekatan.

$$\Delta_a \mathbf{W}_{f+1} = \Delta_e \mathbf{W}_{f+1} + k \cdot \Delta \mathbf{W}_f \quad (16)$$

dengan $\Delta_a \mathbf{W}_f$ merupakan matriks pemisah *bin* frekuensi f yang digunakan, $\Delta_e \mathbf{W}_f$ merupakan matriks pemisah *bin* frekuensi f yang sudah diperkirakan, dan k merupakan faktor pengaruh (pada tugas akhir ini digunakan $k = 0,01$).

2.4 Pengukuran Kinerja Algoritma ICA

Pada tugas akhir ini digunakan dua buah metode untuk mengukur kinerja algoritma FD-ICA, yaitu menggunakan konsep Vincent dkk^[9] mengenai pengukuran kinerja dari pemisahan sumber audio tak dikenal (*Blind Audio Source Separation – BASS*) serta mengukur kinerja berdasarkan sistem pendengaran manusia.

Menurut Vincent^[9], sebelum mengukur kinerja algoritma ICA, terlebih dahulu dilakukan suatu dekomposisi pada perkiraan sinyal sumber \hat{s}_j sehingga

$$\hat{s}_j = s_{target} + e_{interf} + e_{noise} + e_{artif} \quad (17)$$

dimana s_{target} merupakan suatu versi dari sinyal sumber s_j yang telah mengalami perubahan akibat adanya distorsi, sedangkan e_{interf} , e_{noise} , dan e_{artif} merupakan interferensi, derau dan *artifacts*.

Selanjutnya kinerja algoritma ICA dihitung menggunakan rasio antara sinyal sumber dengan interferensi (*Source to Interferences Ratio – SIR*) dan rasio antara sinyal sumber dengan derau (*Sources to Noise Ratio – SNR*).

$$SIR = 10 \log_{10} \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2}$$

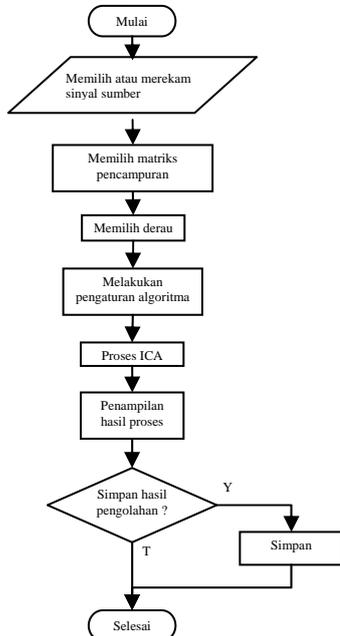
$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\|s_{target} + e_{interf}\|^2}{\|e_{noise}\|^2} \quad (18)$$

Untuk melakukan pengukuran kinerja berdasarkan sistem pendengaran manusia, digunakan kriteria subjektif yaitu skala kebaikan yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 SKALA KEBAIKAN SINYAL SUARA

Skala Kebaikan	Nilai
Sangat baik	5
Baik	4
Sedang	3
Buruk	2
Sangat buruk	1

III PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK



Gambar 3 Diagram alir program utama

Perangkat lunak peraga dibuat dengan bantuan bahasa komputasi teknis MATLAB 6.5 yang mempunyai fasilitas untuk antarmuka grafis bagi pengguna. Perangkat lunak dirancang untuk dapat melakukan ICA pada sinyal audio (dengan ekstensi *.wav) yang menjadi masukan untuk kemudian diamati proses yang telah terjadi. Gambar 3

menunjukkan diagram alir yang menggambarkan cara kerja program.

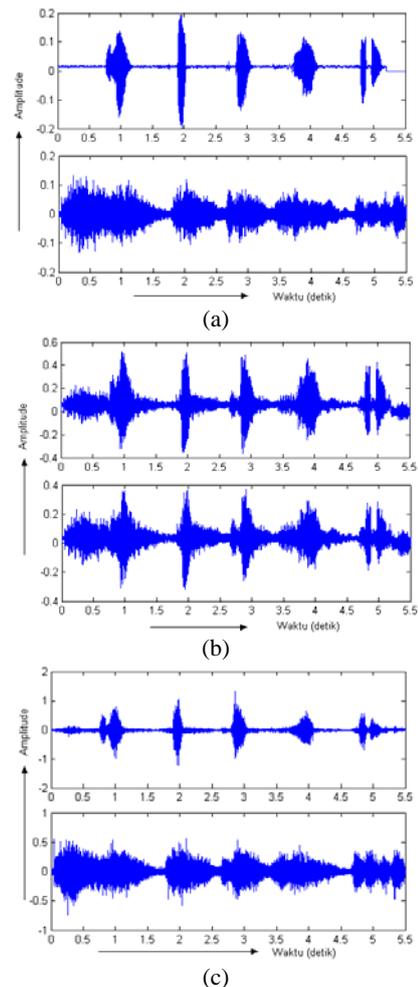
IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Variasi Sinyal Sumber dan Pencampuran

Pada pengujian ini, sinyal sumber terdiri atas sebuah sinyal suara manusia dan sebuah sinyal suara-suara alat musik. Sinyal pertama merupakan file **syukril.wav** yang berbunyi "lima..empat..tiga..dua..satu". Sinyal kedua merupakan file **musik1.wav** yang merupakan suara komposisi beberapa alat musik. Sinyal sumber kemudian akan dicampur secara buatan dengan matriks pencampuran sesuai dengan model ICA kawasan frekuensi.

Sinyal campuran merupakan hasil konvolusi antara sinyal-sinyal sumber dengan matriks pencampuran, atau dengan kata lain sama dengan campuran linear antara sinyal sumber (dalam kawasan frekuensi) dengan matriks pencampuran (dalam kawasan frekuensi). Pada pengujian ini, matriks pencampuran (**A**) yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$A = \begin{bmatrix} 0,6 & 0,8 & 0,5 & 0,8 & 0,6 & 0,2 & 0,4 & 0,5 & 0,6 & 0,5 \\ 0,4 & 0,2 & 0,5 & 0,2 & 0,4 & 0,8 & 0,6 & 0,5 & 0,4 & 0,5 \end{bmatrix}$$

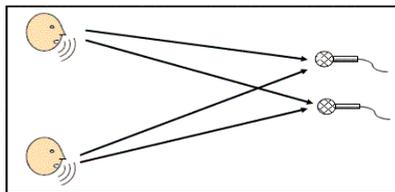


Gambar 4 Pengujian dengan sumber suara manusia dan suara alat musik. (a) Sinyal sumber, (b) Sinyal campuran, (c) Sinyal komponen independen.

Gambar 4 (c) menunjukkan sinyal komponen independen yang berhasil dipisahkan dari sinyal campuran pada Gambar 4 (b). Hasil tersebut merupakan hasil dari proses ICA dengan menggunakan nonlinearitas $G_1(y)$. Sinyal komponen independen cukup mirip dengan sinyal sumber pada Gambar 4 (a), dengan urutan sinyal sama namun amplitudanya berbeda. Hal tersebut sesuai dengan prinsip kerancuan pada ICA yang menyebutkan bahwa algoritma tidak dapat menentukan secara tepat sampai pada besarnya varians sinyal sumber dan urutan dari sinyal sumber tersebut. Meskipun memiliki perbedaan bentuk dengan sinyal sumber, secara umum dapat dikatakan bunyi yang dihasilkan oleh gelombang pada Gambar 4 (c) hampir sama dengan bunyi gelombang pada Gambar 4 (a).

Kinerja dari proses ICA yang dihitung menggunakan rasio sinyal dengan interferensi (SIR) memberikan nilai SIR sebesar 33,243 dB dan 49,606 dB.

Pada pengujian dengan pencampuran secara langsung, sinyal campuran didapatkan melalui perekaman secara langsung menggunakan dua buah sensor (mikrofon). Gambar 5 menunjukkan skema perekaman secara langsung. Dua buah mikrofon yang diletakkan berdekatan merekam suara dua sumber dengan jarak tertentu dari mikrofon. Arah panah pada Gambar 5 menunjukkan suara dari kedua sumber direkam oleh tiap-tiap mikrofon dengan suatu bobot tertentu.



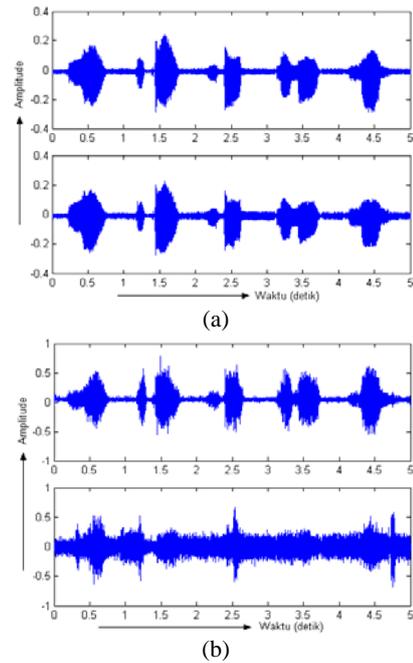
Gambar 5 Skema pencampuran secara langsung menggunakan 2 buah mikrofon.

Pada pengujian ini, sinyal campuran merupakan campuran dari sebuah sinyal suara manusia dan sebuah sinyal musik. Sinyal campuran disimpan dalam file **rekamlangsung2.wav** yang terdiri atas bunyi "dua..tiga..empat..lima..enam" dan suara musik.

Gambar 6 (b) menunjukkan sinyal komponen independen yang telah dipisahkan dari sinyal campuran pada Gambar 6 (a) menggunakan nonlinearitas $G_2(y)$. Dari Gambar 6 (b) tampak bahwa sinyal komponen independen yang dihasilkan terdiri dari dua buah sinyal yang memiliki bentuk berbeda. Bentuk kedua sinyal komponen independen sangat berbeda dengan bentuk sinyal campuran pada Gambar 6 (a).

Kinerja dari proses ICA yang sinyal campurannya didapatkan melalui perekaman secara langsung tidak dapat dihitung menggunakan rasio sinyal dengan interferensi (SIR). Hal ini disebabkan sinyal sumber

sebenarnya tidak diketahui, sehingga SIR tidak dapat dihitung.



Gambar 6 Pengujian dengan sumber suara manusia dan suara musik. (a) Sinyal campuran, (b) Sinyal komponen independen.

Tabel 2 HASIL PENGUJIAN DENGAN VARIASI SINYAL SUMBER

Sinyal Sumber	Matriks Pencampuran	Nonlinearitas	Sinyal	SIR (dB)	Rata-rata Penilaian Responden*
2 suara manusia	Buatan, Instantaneous	$G_1(y)$	1	12,138	2,9 (Sedang)
			2	3,110	3,4 (Sedang)
	$G_2(y)$	1	11,931	3,1 (Sedang)	
		2	3,442	3,6 (Baik)	
	Buatan, Konvolusi	$G_1(y)$	1	12,213	2,8 (Sedang)
			2	3,075	2,8 (Sedang)
$G_2(y)$	1	12,891	1,5 (Sangat Buruk)		
	2	13,393	1,7 (Buruk)		
Suara manusia dan suara alat musik	Buatan, Instantaneous	$G_1(y)$	1	33,148	3,6 (Baik)
			2	54,464	3,7 (Baik)
	$G_2(y)$	1	18,826	3,3 (Sedang)	
		2	42,824	3,7 (Baik)	
	Buatan, Konvolusi	$G_1(y)$	1	29,474	2,9 (Sedang)
			2	52,736	3,0 (Sedang)
$G_2(y)$	1	33,196	3,0 (Sedang)		
	2	45,496	2,9 (Sedang)		
2 suara manusia	Alami	$G_1(y)$	1	-	2,5 (Buruk)
			2	-	1,9 (Buruk)
		$G_2(y)$	1	-	2,1 (Buruk)
			2	-	2,2 (Buruk)
Suara manusia dan suara alat musik	Alami	$G_1(y)$	1	-	2,6 (Sedang)
			2	-	2,1 (Buruk)
		$G_2(y)$	1	-	2,6 (Sedang)
			2	-	2,1 (Buruk)

* Dihitung berdasar total penilaian responden dibagi dengan jumlah responden (nilai rata-rata penilaian).

Pada Tabel 2, matriks pencampuran secara buatan berarti sinyal campuran didapatkan melalui pencampuran sinyal sumber dengan matriks pencampuran menggunakan program pada komputer. Matriks pencampuran alami berarti sinyal sumber tercampur secara langsung di lingkungan (ruangan) dan sinyal campuran direkam secara langsung menggunakan mikrofon, sehingga matriks pencampurannya tidak diketahui.

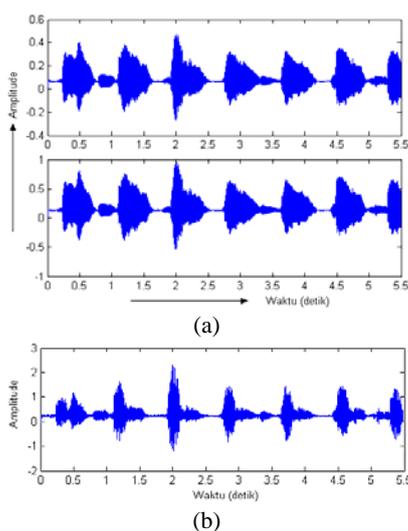
Untuk mengukur kinerja pada pengujian dengan perekaman sinyal campuran secara langsung, digunakan pengukuran kinerja berdasarkan sistem pendengaran manusia. Seluruh hasil pengujian dengan variasi sinyal sumber dan matriks pencampuran yang telah dilakukan ditunjukkan pada Tabel 2. Pada pengujian ini semua hasil SIR merupakan nilai rerata dari banyak percobaan (sebanyak 20 kali untuk setiap nonlinearitas).

4.2 Variasi pada Matriks Pencampuran

Pengujian dilakukan untuk mengetahui batasan-batasan pada matriks pencampuran instantaneuous dan konvolusi agar sinyal sumber dapat diperkirakan dari sinyal campurannya. Variasi dilakukan dengan asumsi matriks pencampuran adalah matriks kotak (jumlah sensor = jumlah sumber).

Pada pengujian ini, matriks pencampuran memiliki suatu baris yang merupakan kelipatan baris yang lain, dengan nilai sebagai berikut.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$$



Gambar 7 Pengujian matriks pencampuran dengan baris yang sebanding. (a) Sinyal campuran, (b) Sinyal komponen independen.

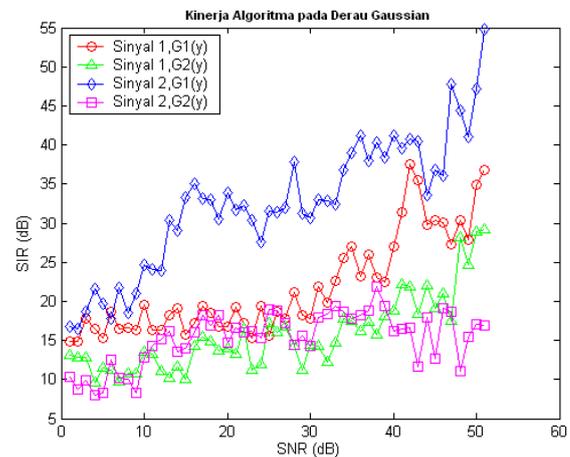
Gambar 7 (b) menunjukkan komponen independen yang diperoleh dari proses ICA. Dari pengujian, tampak bahwa ICA tidak berhasil memisahkan kedua sinyal dari campurannya. ICA hanya menghasilkan satu sinyal komponen independen. Hal tersebut karena kelipatan pada baris matriks pencampuran tersebut hanya memberikan varians (amplitude) yang berbeda untuk sinyal campuran yang akan diubah menjadi 1 pada praproses ICA sehingga kedua sinyal campuran tersebut adalah sama. Karena kedua sinyal campuran sama, maka pada praproses pemutihan dari ICA akan menjalankan pengurangan dimensi menggunakan PCA sehingga dihasilkan sinyal praproses yang hanya satu yang tidak cukup untuk memperkirakan sinyal sumber yang terdiri dari dua buah sinyal.

Dari pengujian dengan variasi matriks pencampuran *instantaneuous*, adanya baris yang sama, kolom yang sama, serta suatu baris merupakan kelipatan baris yang lain pada matriks pencampuran akan menyebabkan algoritma FD-ICA melakukan reduksi jumlah sinyal keluaran.

Dari pengujian dengan variasi matriks pencampuran konvolusi, adanya baris yang sama, kolom yang sama (dengan elemen pada tiap baris memiliki nilai yang sebanding dengan baris yang lain) serta suatu baris merupakan kelipatan baris yang lain pada matriks pencampuran akan menyebabkan algoritma FD-ICA melakukan reduksi jumlah sinyal keluaran.

4.3 Pengaruh Derau terhadap Proses ICA

Pengujian kali ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh dari penambahan derau pada sinyal yang diolah oleh ICA (sinyal campuran) terhadap hasil dari proses ICA sekaligus sejauh mana ICA tahan terhadap derau.



Gambar 8 Pengaruh penambahan derau Gaussian pada sinyal campuran terhadap SIR.

Gambar 8 menunjukkan pengaruh penambahan derau Gaussian pada kinerja SIR dari proses ICA untuk setiap sinyal dan nonlinearitas. Grafik pada gambar tersebut adalah grafik antara SNR (sumbu-x) terhadap SIR (sumbu-y) untuk setiap kombinasi pendekatan dan nonlinieritas. Dalam grafik tersebut SNR disajikan pada interval 0 – 50. Pada pengujian ini semua hasil SIR merupakan nilai rerata dari banyak percobaan (sebanyak 10 kali untuk setiap nonlinearitas dan SNR tertentu).

Pada Gambar 8 tampak adanya kecenderungan yang logis yaitu dengan bertambahnya SNR (yang berarti derau semakin kecil) maka kinerja dari proses ICA semakin baik (SIR semakin besar). Semua kombinasi pendekatan dan nonlinearitas memberikan kinerja yang hampir sama

V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

1. Pada pengujian dengan sinyal sumber 2 suara manusia, kinerja ICA pada matriks pencampuran instantaneus menghasilkan rerata nilai SIR sebesar 12,138 dan 3,110 dB, sedangkan pada matriks pencampuran konvolusi dihasilkan rerata nilai SIR sebesar 12,213 dan 3,075 dB.
2. Pada pengujian dengan sinyal sumber suara manusia-suara alat musik, kinerja ICA pada matriks pencampuran instantaneus menghasilkan rerata nilai SIR sebesar 33,148 dan 54,464 dB, sedangkan pada matriks pencampuran konvolusi dihasilkan rerata nilai SIR sebesar 29,474 dan 52,736 dB.
3. Pada pengujian dengan pencampuran secara langsung menggunakan mikrofon, ICA menghasilkan kinerja yang kurang baik (kriteria sedang-buruk berdasarkan penilaian responden).
4. Adanya baris yang sama, kolom yang sama, serta suatu baris merupakan kelipatan baris yang lain pada matriks pencampuran akan menyebabkan algoritma ICA melakukan reduksi jumlah sinyal keluaran. Untuk matriks pencampuran konvolusi dengan kolom yang sama, reduksi jumlah sinyal keluaran hanya dilakukan apabila elemen pada tiap baris memiliki nilai yang sebanding dengan baris yang lain
5. Semakin banyak jumlah titik FFT yang digunakan oleh STFT, maka nilai SIR akan semakin kecil.
6. Semakin besar nilai overlap yang digunakan oleh STFT, maka nilai SIR akan semakin besar.
7. Penambahan derau pada sinyal campuran mengurangi kinerja dari proses ICA. Semakin besar SNR sinyal campuran (derau sinyal campuran semakin kecil) maka nilai SIR akan semakin besar dengan kinerja pada derau seragam sedikit kurang baik dibandingkan pada derau Gaussian.

5.2 Saran

1. Perlu dilakukan penelitian lanjutan untuk mendapatkan solusi yang terbaik untuk menentukan urutan sinyal dalam algoritma FD-ICA.
2. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk pemisahan sinyal suara dengan menggunakan algoritma ICA atau BSS yang lain.
3. Dapat dilakukan penelitian lanjutan tentang aplikasi ICA lainnya untuk komunikasi, kedokteran dan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Bingham, E. and Hyvärinen, A., "A Fast Fixed Point Algorithm For Independent Component Analysis of Complex Valued Signals", *International Journal of Neural Systems*, Vol. 10, 1-8, Februari 2000.
- [2]. Buwono, A., *Pemisahan Komponen Sumber Sinyal Deterministik dengan Analisis Komponen Independen*, Skripsi Mahasiswa S-1 Teknik Elektro Universitas Diponegoro, Semarang, 2005.
- [3]. Ciaramella, A., M. Funaro, R. Tagliaferri, "Some Techniques for the Solution of Permutation Indeterminacy in Frequency Domain ICA", *Journal of Machine Learning Research*, 1, 1-48, 2000.
- [4]. Gray, R. M. And L. D. Davison, *An Introduction to Statistical Signal Processing*, Cambridge University Press, Cambridge 2004.
- [5]. Hyvärinen, A. and O. Erkki, "Independent Component Analysis: A Tutorial", Helsinki University of Technology, Espoo, 1999.
- [6]. Hyvärinen, A., "Fast and Robust Fixed Point Algorithm for Independent Component Analysis", *IEEE Trans. On Neural Networks*, 10(3):626-634, 1999.
- [7]. Kuc, R., *Introduction to Digital Signal Processing*, McGraw-Hill Book Company, Singapore, 1998.
- [8]. Papoulis, A., *Probabilitas, Variabel Random dan Proses Stokastik*, Edisi Kedua, Gadjah Mada University Press, Yogyakarta, 1992.
- [9]. Vincent, E., R. Gribonval, C. Fevotte, "Performance Measurement in Blind Audio Source Separation", *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, 2005.
- [10]. Weisstein, E. W., "Covariance Matrix." From MathWorld--A Wolfram Web Resource, <http://mathworld.wolfram.com/CovarianceMatrix.html>, December 2005.
- [11]. Weisstein, E. W., "Gram-Schmidt Orthonormalization." From MathWorld--A Wolfram Web Resource, <http://mathworld.wolfram.com/Gram-SchmidtOrthonormalization.html>, Oktober 2005.
- [12]. Weisstein, E. W., "Kuhn-Tucker Theorem." From MathWorld--A Wolfram Web Resource, <http://mathworld.wolfram.com/Kuhn-TuckerTheorem.html>, Oktober 2005.
- [13]. Weisstein, E. W., "Lagrange Multiplier." From MathWorld -- A Wolfram Web Resource, <http://mathworld.wolfram.com/LagrangeMultiplier.html>, Oktober 2005.
- [14]. Weisstein, E. W., "Newton's Iteration." From MathWorld--A Wolfram Web Resource, <http://mathworld.wolfram.com/NewtonsIteration.html>, Oktober 2004.
- [15]. -----, *MATLAB versions 6.5 Documentation*, The MathWorks Inc., Natick, 2003.
- [16]. -----, Materi tentang *Matriks Jacobian*, <http://en.wikipedia.org/wiki/Jacobian>, Oktober 2005.
- [17]. -----, Materi tentang Analisis Komponen Independen, <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB>, September 2005.
- [18]. -----, Materi tentang Alihragam Fourier Waktu Pendek (STFT), <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTpart2>, Desember 2005.



Vandy Aulia Abkhari
(L2F000618) dilahirkan di Semarang, 8 April 1983. Menempuh pendidikan di SD H Isriati Baiturrahman Semarang lulus tahun 1994, kemudian melanjutkan ke SLTPN 3 Semarang lulus tahun 1997, dilanjutkan lagi di SMUN 5

Semarang lulus 2000, dan sampai saat ini masih menyelesaikan studi S1 di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro Semarang Konsentrasi Elektronika Telekomunikasi dan semoga dapat lulus tahun 2006.

Menyetujui dan Mengesahkan,

Pembimbing I,

Achmad Hidayatno, S.T., M.T.

NIP. 132 137 933

Tanggal

Pembimbing II,

Imam Santoso, S.T., M.T.

NIP. 132 162 546

Tanggal