

## PEMISAHAN SUMBER-SUMBER BUNYI MENGGUNAKAN *INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS*

**Mula'ab**

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo  
Jl. Raya Telang PO BOX 2 Kamal, Bangkalan, Madura, 69162  
E-Mail: mulaab@if.trunojoyo.ac.id

### *Abstract*

*Audio signals are usually a combination of various sound sources. The combined sound signals have different characteristics. The audio separation is finding again of the signal sources of audio. In addition, the problem is how to construct a model which is able to overcome the characteristics of various distribution function forms of each sound source. This research is aimed at constructing a model which is able to overcome the various sound sources. Therefore, this research will implement Fast Principle Component Analysis for whitening and adapting score function in Independent Component Analysis. The result of implementing PCA shows that Fast PCA is faster than both the Clynic Jacobi and Power Method. In addition, the result of sound separation taken from Signal Interfency Rasio over 20 dB is excellent sound separation.*

*Key words: Independent Component Analysis, Fast PCA, Blind Signal Separation, Adaptive Score Function*

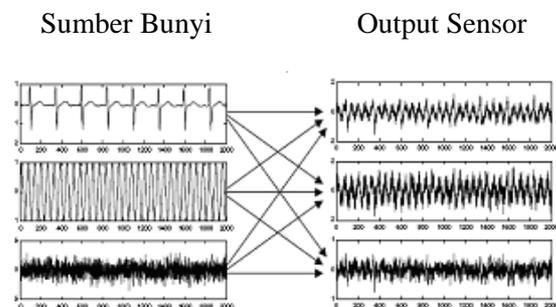
### PENDAHULUAN

Pada umumnya, sinyal *audio* merupakan penggabungan/pencampuran dari beberapa sumber-sumber bunyi. Misalkan diskusi dari beberapa orang, *soundtrack* film yang terdiri dari suara, musik dan bunyi-bunyi lain, dan contoh-contoh lainnya. *Blind Audio Signal Separation* adalah menemukan kembali masing-masing sumber-sumber bunyi yang sudah tercampur/tergabung. Sebuah sistem pencampuran sinyal-sinyal bunyi dapat dijelaskan dengan menggunakan *Sistem Multi-Input Multi-Output (MIMO)*. Sistem penggabungan dari sumber-sumber bunyi tidak diketahui demikian pula dengan karakteristik sumber-sumber bunyi yang tercampur. Diskripsi tentang model pencampuran sumber-sumber bunyi dapat dijelaskan dengan Gambar 1.

Untuk memisahkan sumber-sumber bunyi diasumsikan bahwa sumber-sumber bunyi tersebut secara statistik adalah saling bebas (*independent*). *Independent Component*

*Analysis* merupakan metode untuk memisahkan sumber-sumber sinyal dengan mengasumsikan bahwa sumber-sumber bunyi tersebut secara statistik adalah saling bebas (*independent*).

Untuk mengukur kebebasan (*independency*) sumber-sumber sinyal, digunakan *mutual information* yang dipengaruhi oleh karakteristik/distribusi probabilitas dari sumber-sumber sinyal.



Gambar 1. Sistem Pencampuran Sumber-sumber Bunyi.

### ***BLIND SOURCE SEPARATION***

*Blind Source Separation* telah menjadi subyek penelitian yang menarik [1]. *Blind Source Separation* adalah menemukan kembali sumber-sumber *signal* yang tak teramati atau "sources" dari beberapa hasil penggabungan sumber-sumber *signal* atau "sources" yang diamati. Biasanya pengamatan dilakukan pada keluaran dari sekumpulan sensor, masing-masing sensor tersebut menerima beberapa kombinasi dari *signal-signal* sumber. Kata "blind" menunjukkan bahwa sumber tidak ada informasi tentang pencampurannya. Model sederhana dari *Blind Source Separation*, mengasumsikan adanya  $n$  *independent* *signal-signal* sumber  $s_1, s_2, \dots, s_n$  dan pengamatan dari beberapa hasil pencampuran dari *signal-signal* sumber  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Sehingga dapat dinyatakan dalam bentuk

$$x = As \quad (1)$$

dimana  $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$  vektor kolom dengan matriks ukuran  $n \times 1$  adalah kumpulan dari sumber,  $x$  adalah kumpulan dari  $n$  *signal-signal* yang diamati dengan ukuran matriksnya dalam matriks bujur sangkar  $A$  dengan ukuran  $n \times n$  berisi koefisien pencampur.

*Blind Source Separation* adalah menemukan kembali vektor-vektor *signal* sumber  $s(t)$  hanya dengan menggunakan data  $x$ , dengan asumsi bahwa  $s$  saling bebas. Hal ini dapat dirumuskan sebagai perhitungan dari matrik pemisah  $W$  dengan keluaran  $y(t)$  adalah

$$y = Wx \quad (2)$$

dengan  $y$  adalah estimasi dari vektor  $s$  yang merupakan *signal-signal* sumber. *Blind Source Separation* banyak sekali diaplikasikan dalam berbagai bidang, misal komunikasi [2], perbaikan suara [3], pemisahan suara [4], analisa *signal* medis (EEG, MEG, FMRI) [5] dan lain-lainnya seperti yang telah diklasifikasikan dalam penelitian [6]. Akhir-akhir ini banyak peneliti tertarik dalam bidang ini dengan membahasnya dari berbagai sudut pandang yang berbeda-beda, mulai dari obyek yang dipisahkan, proses pencampurannya *linier* atau *nonlinier*, perbandingan jumlah sensor dan *signal-signal* sumber, kecepatan komputasi, metodologi dan aspek lainnya.

### **Blind Audio Separation**

*Blind Audio Separation* adalah aplikasi dari

*Blind Source Separation* dimana *signal-signal* sumber yang dipisahkan adalah *audio* atau bunyi. Hal yang membedakan di antara aplikasi-aplikasi *Blind Audio Separation* adalah hasil dari algoritma, apakah dengan tujuan untuk didengarkan atau tidak. Sehingga *Blind Audio Separation* dapat dikategorikan dua kelompok aplikasi yaitu *Audio Quality Oriented (AQO)* dan *Significant Oriented (SO)* [7]. Kategori aplikasi *Audio Quality Oriented* adalah jenis aplikasi dengan tujuan memisahkan sumber-sumber *audio* untuk didengarkan. Contoh aplikasinya adalah perbaikan suara dari *noise*, mengekstrak bunyi-bunyi yang menarik dalam musik *polyponic*, dan lainnya. Untuk mengukur kualitas pemisahan sumber-sumber *audio* dibahas pada penelitian [8][9]. Kategori aplikasi *Significant Oriented* adalah jenis aplikasi untuk menentukan fitur dari sumber-sumber bunyi. Tujuan dari aplikasi ini untuk mendapatkan gambaran dari *signal* yang rumit untuk dikenali, difokuskan pada aspek-aspek yang berbeda dari bunyi. Contoh aplikasinya adalah mengidentifikasi alat musik dalam sebuah instrument musik, identifikasi suara, dan lain-lain. Berdasarkan kategori tersebut, penelitian ini difokuskan pada kategori aplikasi *Audio Quality Oriented*.

### **Independent Component Analysis**

*Independent Component Analysis (ICA)* [10] adalah metode statistik untuk mencari transformasi *linier non singular* dari data *multivariate* sehingga variabel-variabel yang ditransformasi *se-independent* mungkin. Metode ini pada awalnya untuk *Blind Source Separation* dimana fungsinya adalah untuk menemukan kembali sekumpulan sumber-sumber *signal* yang telah dicampurkan (*mixed*) dan pencampurannya dinyatakan dalam serangkaian sensor. Model ICA secara klasik dinyatakan dengan

$$x = As \quad (3)$$

Dimana  $S = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$  adalah vektor sumber yang tidak diketahui, matriks  $A \in \mathbb{R}^{M \times M}$  adalah nilai real yang tidak diketahui dan mixing matriks *non-singular*. *Mixture* yang diamati  $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$  adalah keluaran sensor. Beberapa asumsi yang diperlukan untuk membuat model, yaitu sumber-sumber secara statistik *se-independent* mungkin, paling

banyak satu sumber memiliki distribusi gaussian, dan *mixing matrix*  $A$  dapat diinverskan.

Tugas dari *ICA* adalah menemukan kembali sinyal aslinya dari pengamatan-pengamatan  $x$  tanpa mengetahui  $A$  dan atau  $s$ . Sehingga:

$$y = Wx = WAs \tag{4}$$

Dimana  $W \in R^{M \times M}$  adalah matriks pemisah,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$  adalah estimasi dari skala dan permutasi vektor dari  $s$ .

**ICA dengan Memaksimumkan Entropy**

Misalkan vektor *random*  $s$  dengan densitasnya  $p(s)$ . Didefinisikan *differential entropy* sebagai berikut:

$$H(s) = - \int p(s) \log p(s) ds \tag{5}$$

Bentuk yang umum dari *entropy* dinyatakan dengan *negentropy*  $J$ . *Negentropy* mengukur beda (selisih) variabel dari distribusi Gaussian dengan *covarian*-nya sama. Ini didefinisikan sebagai berikut:

$$J(s) = H(s_{Gauss}) - H(s) \tag{6}$$

Ukuran yang lain dari teori informasi yaitu *mutual information*:

$$I(s_1, s_2, \dots, s_N) = \sum_{i=1}^N H(s_i) - H(s) \tag{7}$$

*Mutual Information* dapat menjadi ukuran yang baik untuk masalah kesaling bebasan dari variabel dalam statistik. Jika *variable random*,  $s_1, s_2, \dots, s_N$  adalah secara statistik adalah saling bebas, maka *mutual information* sama dengan nol.

Bila *mutual information* menggunakan *negentropy* maka didapatkan hubungan

$$I(s_1, s_2, \dots, s_m) = J(s) - \sum_i J(s_i) + \frac{1}{2} \log \frac{\prod_{i=1}^m C_{ii}^{s_i}}{\det C^s} \tag{8}$$

dimana  $C^s$  adalah matriks kovarian dari  $y$  dan  $C_{ii}^s$  adalah elemen diagonal ke  $i$ . Jika  $(y_i)$  adalah tidak saling berkorelasi, maka Persamaan (8) dinyatakan kembali dengan:

$$I(s_1, s_2, \dots, s_m) = J(s) - \sum_i J(s_i) \tag{9}$$

Menentukan *maximum negentropy* sama juga

dengan meminimumkan *mutual information*. Dalam meminimumkan *mutual information* secara langsung dari data, *estimating function*-nya adalah fungsi *score*.

Untuk mempercepat konvergensi, digunakan algoritma, *fixed point algorithm* [11]:

$$w^+ \leftarrow E \{zg(w^T z)\} - E \{g'(w^T z)\}w \tag{10}$$

dimana  $g$  adalah *estimating function* yang bisa diganti dengan fungsi *score*  $(y)$  :

dimana  $(y) = -[\log f(y)]' = -\frac{f'(y)}{f(y)} \tag{11}$

dan  $(y) = [ \quad_1(u^{(1)}), \quad_2(y^{(2)}), \dots, \quad_M(y^{(M)}) ]$

**Pearson System**

*Pearson System* adalah kelompok distribusi parametrik yang memungkinkan digunakan untuk memodelkan berbagai macam distribusi dari sumber-sumber data. *Pearson system* sangat penting dalam statistik dan banyak dipelajari, perhatikan [12] untuk referensi. *Pearson system* didefinisikan dengan persamaan *differential*:

$$f'(x) = \frac{(x-a)f(x)}{b_0 + b_1x + b_2x^2} \tag{12}$$

dimana  $a, b_0, b_1,$  dan  $b_2$  adalah parameter-parameter distribusi. Dalam pendekatan *Maximum Likelihood* untuk *ICA* hipotesa distribusi digunakan sebagai *contrast*. Fungsi *score* dari *Sistem Pearson* adalah:

$$(x) = -\frac{f'(x)}{f(x)} = -\frac{(x-a)}{b_0 + b_1x + b_2x^2} \tag{13}$$

karena sederhananya dari *score* menjadikan *system pearson* muncul dalam *ICA*. Untuk turunan dari dari fungsi *score* didapatkan:

$$'(x) = \frac{b_0 + ab_1 + 2ab_2x - b^2x}{(b_0 + b_1x + b_2x^2)^2} \tag{14}$$

Parameter  $a, b_0, b_1, b_2$  dapat diestimasi dengan *metode moment*.

$$b_1 = a = -\frac{\mu_3(\mu_4 + 3\mu_2^2)}{C} \tag{15}$$

$$b_0 = -\frac{\mu_2(4\mu_2\mu_4 - 3\mu_3^2)}{C} \tag{16}$$

$$b_2 = -\frac{(2\mu_2\mu_4 - 3\mu_3^2 - 6\mu_2^3)}{C} \quad (17)$$

dimana  $C = 10\mu_4\mu_2 - 12\mu_3^2 - 18\mu_2^3$

dalam metode *moment*, secara teoritis *moment* diestimasi dengan *moment sample*.

$$\hat{\alpha}_1 = \bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n \quad (18)$$

$$\hat{\alpha}_2 = \sigma^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n \quad (19)$$

$$\hat{\alpha}_3 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 / (n\sigma^3) \quad (20)$$

$$\hat{\alpha}_4 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 / (n\sigma^4) \quad (21)$$

dihitung dari data. Ketika *mean* adalah nol dan variannya adalah satu rumusan berikut diperoleh untuk mengestimasi parameter *sistem Pearson*

$$b_1 = a = -\frac{\alpha_3(\alpha_4 + 3)}{C} \quad (22)$$

$$b_0 = -\frac{(4\alpha_4 - 3\alpha_3^2)}{C} \quad (23)$$

$$b_2 = -\frac{(2\alpha_4 - 3\alpha_3^2 - 6)}{C} \quad (24)$$

dimana  $C = 10\{\alpha_4 - 12\{\alpha_3^2 - 18\}$ . Terlihat bahwa  $b_1 = a$  sehingga jumlah parameter yang sebenarnya menjadi tiga.

### Pra-Proses ICA

#### Centering

*Centering* [13] dilakukan dengan cara mengurangi *mean* data terhadap data aslinya. Yaitu:

$$x = x - E\{x\} \quad (25)$$

#### Whitening

Setelah data dipusatkan maka proses selanjutnya, adalah mentransformasi vektor yang diamati secara linier, sehingga didapatkan vektor  $\tilde{x}$  yang putih, yaitu komponen-komponennya tidak berkorelasi dan variannya sama dengan satu. Sehingga matriks kovarian dari  $\tilde{x}$  sama dengan matrik identitas.

$$\tilde{x} = Vx \quad (26)$$

sehingga  $E\{\tilde{x}\tilde{x}^T\} = I$ , dengan  $V = D^{-1/2} E^T$  dimana  $E$  adalah matrik orthogonal dari eigenvektor  $E\{\tilde{x}\tilde{x}^T\}$  dan  $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ .

### PERANCANGAN SISTEM

Pemisahan sumber-sumber bunyi yang akan dilakukan pada penelitian ini, dapat dijelaskan dengan menggunakan model Gambar 2.

Dari Gambar 2, dapat dijelaskan bahwa:  $x$  adalah data yang teramati berupa hasil pencampuran bunyi, proses pencampuran sinyal tidak diketahui, artinya matriks pencampur  $A$  tidak tahu.

#### Prewhitening

Sebelum masuk pada sistem pemisah data dilakukan pra-pemrosesan yaitu dengan *centering* dan *whitening*. *Whitening* yang dilakukan disini dengan menggunakan salah satu prinsip reduksi dimensi dengan prinsip PCA. Untuk mendapatkan *eigenvektor-eigenvektor*, digunakan *Fast PCA* [14], yang waktu komputasinya lebih cepat dari *cyclic Jacobi Method* dan *Power Method* Proses PCA dilakukan untuk membentuk matrik orthogonal dari data-data sinyal audio. Proses *whitening* dilakukan supaya masing-masing vektor-vektor fitur dari data saling tidak berkorelasi dengan cara memaksimalkan variansi dari vektor-vektor fitur tersebut. *Prewhitening* dilakukan untuk mempercepat konvergensi pemisahan *signal audio* [15].

#### Matriks Pemisah W

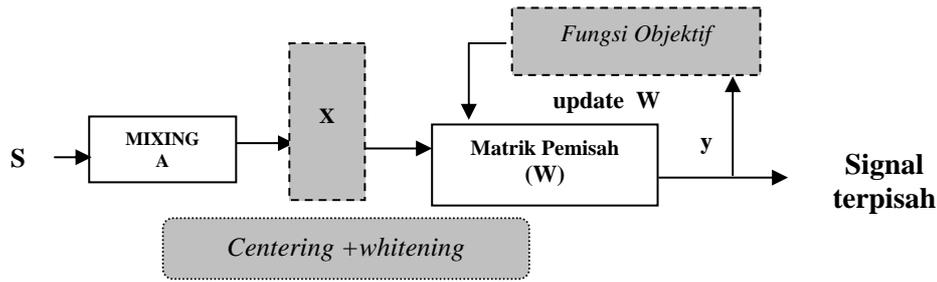
Sistem pemisahan sumber-sumber signal bunyi didasarkan pada  $y = Wx$ , dengan aturan pembelajaran

$$W_{k+1} = W_k + D (E\{(y)y^T\} - \text{diag}(E\{(y_i)y_i\})) W_k$$

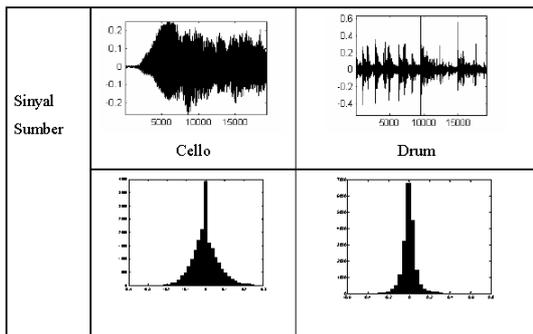
$$(y_i)$$

dimana

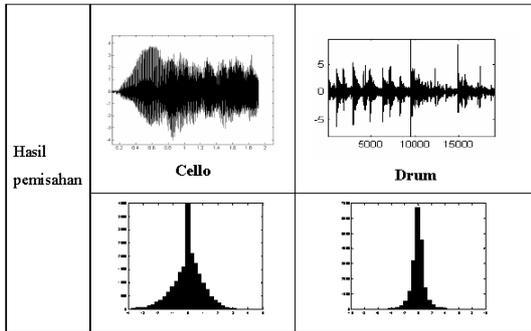
$$D = \text{Diag}(1 / E\{(y_i)y_i\} - \text{diag})$$



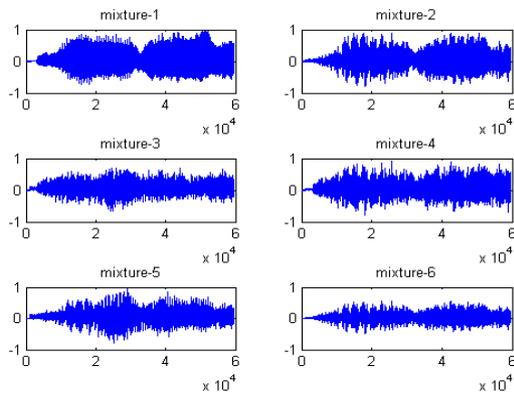
Gambar 2. Sistem Pemisahan Sumber-sumber Audio.



Gambar 3. Sumber audio Cello dan Drum.



Gambar 4. Hasil Pemisahan Sumber Audio Cello dan Drum.



Gambar 5. Enam Data Pencampuran dari Keenam Sumber Bunyi (Cello, Bas, Gitar, Trompet, Piano, Viola).

dimana  $(y) = -[\log f(y)]' = -\frac{f'(y)}{f(y)}$  dan dengan  $(y) = -\frac{f'(y)}{f(y)} = -\frac{(y-a)}{b_0 + b_1 y + b_2 y^2}$  adalah fungsi objektif yang merupakan distribusi Pearson.

Proses iterasi akan berhenti jika  $\delta = (|W^{k+1} - W^k|^2)$  menjadi sangat kecil atau mencapai titik konvergen.

**Evaluasi Blind Source Separation**

Terdapat beberapa metode pengujian untuk mengevaluasi algoritma ICA[17]. Di antaranya adalah menggunakan *Signal to Interferensi Rasio (SIR)* yang juga digunakan [17]:

$$SIR(y_i) = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=1}^n s_{ij}^2}{\sum_{i=1}^n (y_{ij} - s_{ij})^2} \right) \quad (27)$$

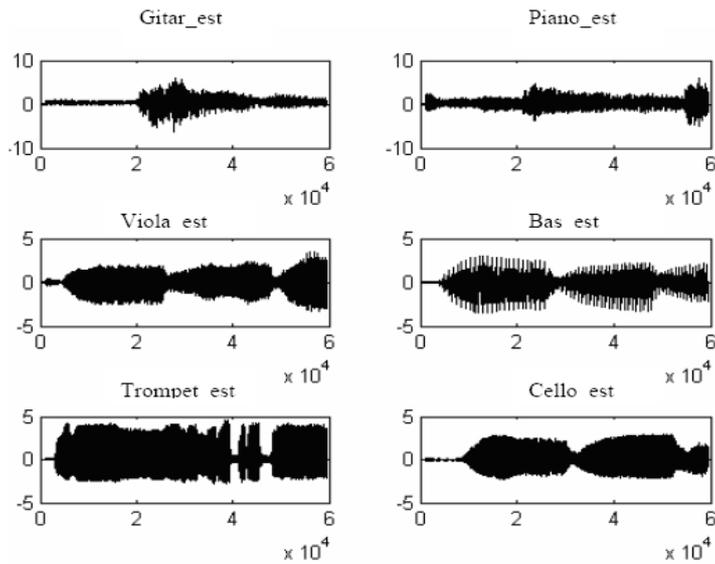
dimana  $S_i$  adalah sumber signal dan  $Y_i$   $i=1,2,3...N$  adalah sumber-sumber yang ditemukan. Untuk mendapatkan hasil pemisahan yang baik, harus mendapatkan nilai sebesar mungkin

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

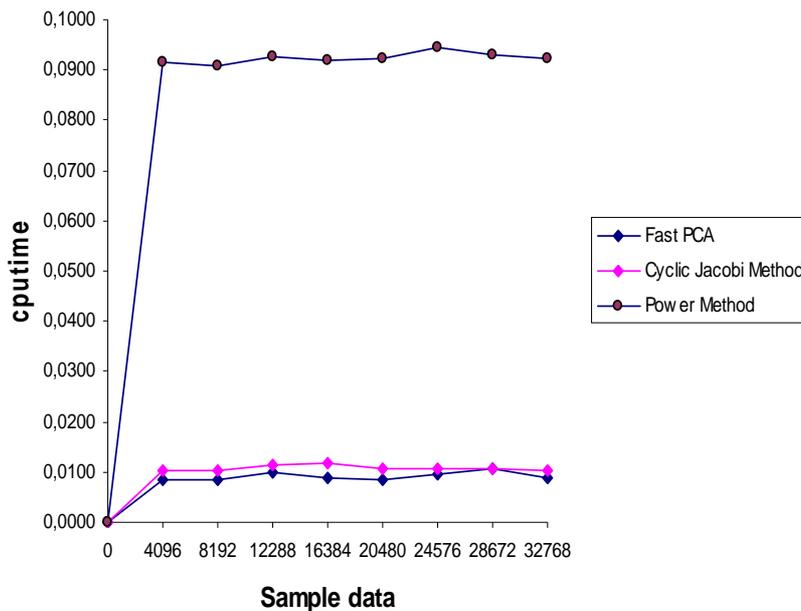
Pembuktian performansi algoritma ICA terhadap pemisahan sinyal-sinyal bunyi akan disimulasikan dalam bentuk Simulasi I (dua sinyal sumber) dan Simulasi II (enam sinyal sumber). Proses pencampuran sinyal bunyi dilakukan secara *random*, yaitu dengan menentukan elemen-elemen dari matriks A secara *random*, artinya tidak mengetahui bagaimana proses pencampuran sinyal-sinyal tersebut.

$$W = \begin{bmatrix} 0,6164 & -3,5868 & -0,0274 & -0,2451 & 8,0093 & -1,4371 \\ 8,0431 & 64,4062 & 53,1713 & -48,8096 & -22,3528 & -64,0342 \\ -15,5567 & -2,5183 & -22,9345 & 38,5749 & 15,4252 & -27,1632 \\ -2,7407 & -14,1795 & -2,4956 & 38,5749 & 15,4252 & 42,3040 \\ 14,4464 & -4,6773 & 17,0213 & -10,4413 & -11,6559 & 3,9164 \\ -0,4991 & -3,4783 & -9,2319 & 7,2955 & 5,7049 & 1,5560 \end{bmatrix}$$

Gambar 6. Matriks Enam Sumber Bunyi yang Didapatkan dari Hasil Pemisah.



Gambar 7. Enam Sumber Bunyi Hasil Pemisahan (Cello, Bas, Gitar, Trompet, Piano, Viola).



Gambar 8. *Prewhitening* yang Dilakukan oleh *Fast PCA* Dibandingkan dengan Dua Metode *Cyclic Jacobi Method* dan *Power Method*.

### Simulasi I: Campuran Cello dan Drum

Implementasi dari pencampuran dua sinyal yaitu *Cello dan Drum* dilakukan secara *random*. Gambar 3 adalah dua sinyal *audio* tersebut. Proses yang dilakukan untuk memisahkan dua sinyal tersebut dari campurannya sama dengan proses yang telah dilakukan terhadap pemisahan sumber-sumber data simulasi.

Setelah dilakukan proses pemisahan sumber-sumber bunyi, diperoleh sumber *audio* seperti pada Gambar 4.

Hasil sumber bunyi yang dipisahkan dihitung dengan *Signal Interferensi to Ratio* mendapatkan  $SIR = 32.9294$ .

### Simulasi II: Campuran Cello, Bas, Gitar, Trompet, Piano, dan Viola

Pada Simulasi II ini menggunakan data sumber-sumber *audio* (cello, bas, gitar, trompet, piano, viola) dengan 16 bit dari 1,35s dengan *sampling* 44,1kHz ( $T=59488$ ). Setelah dilakukan proses *random* untuk matrik A dengan ukuran matriks 6 x 6 didapatkan enam hasil pencampuran sumber-sumber *audio* tersebut seperti pada Gambar 5.

Setelah dilakukan proses *prewhitening* terhadap keenam campuran data sumber bunyi tersebut, diperoleh sumber-sumber bunyi yang tidak saling berkorelasi. Kemudian proses pemisahan dilakukan, sehingga mendapatkan

matriks pemisah untuk sumber-sumber bunyi tersebut.

Hasil Simulasi II (cello, bas, gitar, trompet, piano, viola) menghasilkan nilai  $SIR = 32,5656$ .  $SIR$  yang dihasilkan dari implementasi Simulasi I, dan Simulasi II di atas 20dB. Ini menunjukkan bahwa hasil pemisahan sumber-sumber *audio* sangat baik.

*Prewhitening* dengan *Fast PCA* yang dilakukan terhadap sumber-sumber *audio* di atas (Simulasi I dan Simulasi II) lebih cepat dibandingkan dua metode lainnya yaitu *Power Method* dan *Jacobi Method* seperti pada Gambar 8.

### SIMPULAN

Pada penelitian ini fungsi *score* digunakan sebagai *estimating function* untuk mengestimasi komponen-komponen sumber-sumber *audio* dengan berbagai karakteristik distribusi yaitu dengan *system person* dan *fast PCA* untuk proses *whitening*. Proses *whitening* dengan *Fast PCA* lebih cepat komputasinya dibandingkan dengan *Cyclic Jacoby* dan *Power Method*. Hasil pemisahan sumber-sumber bunyi dengan beberapa perlakuan yaitu Simulasi I dan Simulasi II diperoleh nilai *Signal Interference Ratio* ( $SIR$ ) diatas 20dB, menunjukkan bahwa pemisahan sumber-sumber bunyi sangat baik.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Cardoso JF. Blind signal separation: Statistical principles. *Proceedings of IEEE*. 86: 2009-2025. 1998.
- [2] Särelä J and Valpola H. Denoising Source Separation. *Journal of Machine Learning*. 6: 233-272. 2005.
- [3] Prasad R. *Fixed Point ICA based Speech Signal Separation and Enhancement with Generalized Gaussian Model*. Dissertation Doctor of Enginnering. Nara: Nara Institute of Science and Technology. 2005.
- [4] Sawada H, Araki S, Mukai R and Makino S. Blind Extraction of Dominant Target Sources Using ICA and Time-Frequency Masking. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*. 14: 2165-2173. 2006.
- [5] Parra L and Sajda P. Blind Source Separation via Generalized Eigenvalue Decomposition. *Journal of Machine Learning Research*. 4: 1261-1269. 2003.
- [6] Mansour A and Kawamoto M. ICA Papers Classied According to their Applications and Performances. *IEICE Transaction Fundamentals*. E86-A: 620-633. 2003.
- [7] Vincent E, Févotte C, Griboval R, Benaroya L, and Bimbot FA. Tentative Typology Of Audio Source Separation Tasks. *Proceeding of Fourth International Symposium on ICA and Blind Signal Separation*. Nara. 715-720. 2003.
- [8] Schobben D, Torkkola K, and Smaragdis P. Evaluation of Blind Signal Separation Methods. *Proceeding of First*

- International Workshop on ICA and BSS*. Aussois. 261-266. 1999.
- [9] Gribonval R, Benaroya L, Vincent E, and Févotte C. Proposals for Performance Measurement in Source Separation. *Proceeding of Fourth International Symposium on ICA and Blind Signal Separation*. Nara. 763-768. 2003.
- [10] Comon P. Independent component analysis a new concept?. *Signal Processing*. 36: 287-314. 1994.
- [11] Hyvärinen A and Oja E. A fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis. *Neural Computation*. 1483-1492. 1997.
- [12] Andreev A, Kanto A and Malo P. Simple Approach for Distribution Selection in The Pearson System. *Electronic Working Paper ISBN 951-791-927-1*. Helsinki: Helsinki School of Economics. 2005.
- [13] Hoyer PO and Hyvärinen A. Independent Component Analysis Applied to Feature Extraction from Colour and Stereo Images. *Network: Computation in Neural Systems*. 11: 191-210. 2000.
- [14] Sarma A and Paliwal KK. Fast Principal Component Analysis. *Pattern Recognition Letters*. 28: 1151-1155. 2007.
- [15] Enescu M. *Adaptive Methods for Blind Equalization and Signal Separation in MIMO Systems*. Disertasi Doctor. Helsinki: Helsinki University of Technology. 2002.
- [16] Mansor A, Kawamoto M and Ohnishi N. A Survey of The Performance Indexes of ICA Algorithms. *Proceedings of the IASTED International Conference Modelling, Identification, and Control Innsbruck*. Innsbruck. 660-666. 2002.
- [17] Wang F, Li H, Zhang Y and Li R. Novel ICA Algorithm with Nonparametric Estimation Based on GGD Kernel. *International Journal of Innovative Computing. Information and Control*. 2: 427-440. 2006.