

Pemisahan Komponen Sumber Sinyal Deterministik dengan Analisis Komponen Independen

Andi Buwono¹, Achmad Hidayatno², Imam Santoso²
Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro,
Jl. Prof. Sudharto, Tembalang, Semarang, Indonesia

Abstrak – Pada suatu akuisisi sinyal, terdapat keadaan di mana sinyal yang diperoleh dari suatu sensor tidak sesuai dengan sinyal yang diinginkan. Sensor tersebut mungkin menangkap sinyal yang diinginkan dan sinyal-sinyal lain yang bercampuran. Suatu metode tengah dikembangkan untuk mengatasi hal ini yaitu metode analisis komponen independen (ICA), merupakan metode untuk memisahkan sinyal yang terukur menjadi komponen-komponen penyusunnya, yang pada penelitian ini menggunakan algoritma FastICA. Sinyal-sinyal sumber yang digunakan adalah sinyal deterministik, yaitu sinyal sinusoidal, gigi gergaji, segitiga dan kotak, dengan beberapa kondisi yang diberikan (pengaruh periode dan fase). Penelitian dilakukan dengan mencampur sinyal sumber secara buatan menggunakan matriks pencampuran kemudian melakukan analisis komponen independen terhadap sinyal campuran tersebut dan mengamati hasil proses tersebut. Pengujian yang dilakukan meliputi sinyal sumber dengan berbagai jenis sinyal deterministik, pengaruh amplitude, pengaruh periode dan fase, pengaruh jumlah sampel dan pengaruh penambahan derau.

Kata Kunci – Pemisahan sinyal, ICA, Analisis Komponen Independen.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

PERKEMBANGAN TEKNOLOGI dewasa ini berkembang pesat. Khususnya teknologi pengolahan sinyal, baik dari pengolahan analog hingga ke pengolahan digital. Akan tetapi adakalanya sinyal yang diterima oleh alat ukur tidak sesuai dengan kebutuhan, yaitu bercampurnya sinyal tersebut dengan sinyal-sinyal lainnya di lingkungan. Kemudian dikembangkan sebuah teknik untuk memisahkan sinyal-sinyal yang bercampur tersebut. Salah satu metode yang untuk adalah analisis komponen independen (*Independent Component Analysis* – ICA).

Konsep ICA pertama kali dikemukakan oleh J. Hérault, C. Jutten, and B. Ans di awal 1980-an. Mulanya hanya beredar kalangan peneliti-peneliti Perancis, tetapi pada pertengahan 1990-an terjadi perkembangan pesat pada metode 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-faktor tersembunyi dari data-data finansial yang ada, dan lain sebagainya.

Sinyal deterministik dipilih untuk menyelidiki kemampuan ICA untuk memisahkan sinyal-sinyal tersebut dengan kondisi-kondisi yang diberikan (pengaruh periode, fase dan lainnya).

B. Tujuan

Tujuan pembuatan Tugas Akhir ini adalah untuk:

1. Melakukan analisis komponen independen terhadap komponen-komponen yang dicampur secara buatan dengan algoritma FastICA.
2. Melakukan analisis untuk mengetahui batas-batas dan sifat sifat dari analisis komponen independen.

C. Pembatasan masalah

Dalam tugas akhir ini, pembahasan terbatas pada:

1. Metode analisis komponen independen dengan algoritma FastICA.
2. Pengolahan pada sinyal deterministik yaitu sinyal sinusoidal, gigi gergaji, segitiga dan kotak.
3. Pemrograman dengan MATLAB v6.5.

Bagian II akan membahas dasar teori. Bagian III akan membahas tentang perancangan perangkat lunak. Sedangkan bagian IV akan membahas tentang hasil dan analisis penelitian.

II. DASAR TEORI

A. 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 random (hasil dari pengukuran, sinyal atau secara umum data). ICA mendefinisikan sebuah model untuk mengamati data multivariabel atau multidimensi, yang biasanya berupa sampel data 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. Sesuai bahasan di muka, hal ini berkaitan dengan variabel s_1, s_2 bukan dengan variabel campuran x_1, x_2 .

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 marginal dari y_1 yaitu pdf y_1 jika dianggap sendiri:

¹ Mahasiswa Teknik Elektro UNDIP

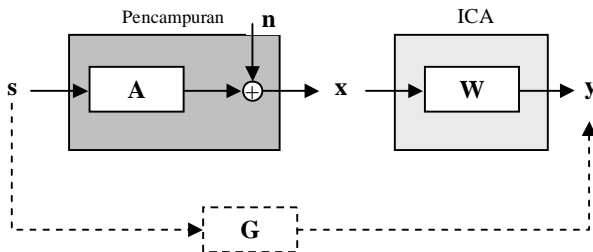
² Dosen Teknik Elektro UNDIP

$$p_1(y_1) = \int p(y_1, y_2) dy_2 \quad (3)$$

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

$$p(y_1, y_2) = p_1(y_1)p_2(y_2) \quad (4)$$

Definisi tersebut berkembang untuk semua jumlah n dari variabel acak, yang mana kepadatan gabungan harus merupakan perkalian dari n variabel pdf.



Gambar 1 Diagram pemodelan dari ICA.

Pada Gambar 1 di atas ditunjukkan model dari ICA. Dinotasikan $\mathbf{s} = (s_i)$ sebagai $m \times 1$ vektor sinyal sumber dan dengan $\mathbf{x} = (x_i)$ sebagai $n \times 1$ vektor sinyal yang teramati oleh sensor. Sinyal teramati (campuran) vektor \mathbf{x} dapat ditulis sebagai:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (5)$$

dengan \mathbf{A} adalah $n \times m$ matriks pencampuran. Dengan menggunakan $m \times n$ matriks pemisahan \mathbf{W} yang telah diperkirakan maka kita dapat menghitung perkiraan sinyal sumber $\mathbf{y} = (y_i)$, yaitu:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (6)$$

Matriks global \mathbf{G} merupakan matriks yang menyatakan perubahan dari sinyal sumber \mathbf{s} sampai perkiraan sinyal sumber \mathbf{y} . Untuk algoritma ICA yang ideal maka matriks \mathbf{G} adalah matriks identitas (\mathbf{I}). Matriks \mathbf{G} sering digunakan untuk mengukur performa dari suatu algoritma ICA.

Pada model ICA, akan terjadi kerancuan sebagai berikut:

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

B. Sinyal Deterministik

Pada penelitian ini akan dibuat suatu model ICA dengan sinyal sumber merupakan sinyal deterministik dan random. Kemudian sinyal tersebut akan dicampur dan diberi derau untuk selanjutnya dipisahkan kembali dengan ICA, dan akan ditinjau sejauh mana algoritma ICA yang bersangkutan dapat mengembalikan sinyal sumber seperti semula.

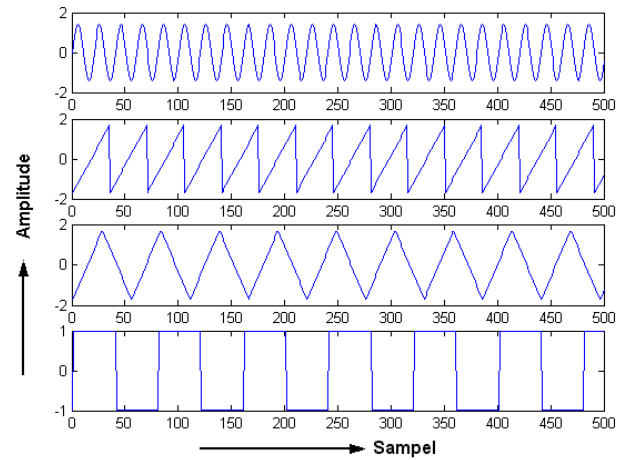
Suatu proses disebut deterministik jika nilai-nilai yang akan datang dari setiap fungsi sampel dapat diramalkan dari nilai-nilai yang lalu. Contoh:

$$X(t) = A \sin(\omega_0 t + \Theta) \quad (7)$$

dengan A , Θ , ω_0 , atau semuanya dapat berupa variabel random. Sehingga pengetahuan tentang fungsi sampel untuk waktu tertentu memungkinkan peramalan dari nilai yang akan datang dari fungsi sampel tersebut karena bentuknya telah diketahui.

Proses nondeterministik adalah kebalikannya, yaitu nilai-nilai yang akan datang untuk setiap fungsi sampel tidak dapat diramalkan dengan pasti dari nilai-nilai yang lalu.

Pada penelitian ini akan digunakan sinyal-sinyal deterministik yang umum, yaitu sinyal sinusoidal, gigi gergaji, segitiga, dan kotak seperti pada Gambar 2.



Gambar 2 Contoh dari sinyal-sinyal deterministik.

C. Algoritma Analisis Komponen Independen

Pada teorema limit pusat (*central limit theorem*) dinyatakan bahwa fungsi distribusi probabilitas dari penjumlahan dari variabel random dengan jumlah yang banyak mendekati sebuah distribusi gaussian (dengan kondisi tertentu). Sehingga penjumlahan dari dua buah variabel random independen biasanya mempunyai distribusi yang lebih mendekati ke distribusi gaussian dari pada kedua variabel random 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 $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \sum_i w_i x_i$, dengan \mathbf{w} adalah vektor yang akan dicari.

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

Memaksimalkan nongaussianitas dari $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ dengan demikian memberikan sebuah dari komponen-komponen independen yang bersangkutan. Kenyataannya optimasi untuk nongaussianitas pada vektor \mathbf{w} dengan n dimensi mempunyai $2n$ nilai maksimum, dua untuk setiap komponen independen, yaitu s_i dan $-s_i$ (komponen independen hanya dapat diperkirakan sampai besar perkalian bukan tandanya). Untuk menemukan beberapa komponen independen, dibutuhkan perhitungan untuk menemukan nilai-nilai maksimum tersebut. Hal ini tidak sulit mengingat komponen komponen independen yang berbeda tidak terkorrelasi.

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 y_{gauss} adalah sebuah variabel random 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 y mempunyai distribusi gaussian.

Pendekatan untuk negentropi sebagai berikut:

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (9)$$

Dengan demikian untuk menentukan satu komponen independen atau $y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$ yaitu dengan memaksimalkan fungsi J sebagai berikut:

$$J(\mathbf{w}) = [E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (10)$$

dengan \mathbf{w} adalah vektor baris yang dijaga dengan syarat $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2\} = 1$.

Berikut adalah bentuk algoritma untuk satu unit komponen independen yang merupakan cara untuk memaksimalkan fungsi di atas.

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

$$w^+ = E\{xg(\mathbf{w}^T x)\} - E\{g'(\mathbf{w}^T x)\}w \quad (11)$$

3. Menormalkan nilai w yang baru:

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

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

Fungsi $g(u)$ pada langkah 2 adalah fungsi nonlinieritas dari algoritma ini. Fungsi $g(u)$ ini dipilih agar tidak berkembang terlalu cepat sehingga diperoleh perkiraan yang handal.

Berikut adalah pilihan $g(u)$ yang berguna:

$$g_1(u) = \tanh(a_1 u), g_2(u) = u \exp(-u^2/2) \quad (13)$$

dengan $1 \leq a_1 \leq 2$ adalah konstanta yang cocok. g_1 disebut 'tanh' dan g_2 disebut 'gauss'.

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. Dekorelasi 'deflasi' adalah sebagai berikut, 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 $w_{p+1} = w_{p+1} - \sum_{j=1}^p w_{p+1}^T w_j w_j$ (14)

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

$$w_{p+1} = \frac{w_{p+1}}{\sqrt{w_{p+1}^T w_{p+1}}} \quad (15)$$

Selain itu juga digunakan dekorelasi 'simetrik', di mana tidak ada vektor yang di"tinggi"kan daripada yang lain. Yaitu dengan melakukan langkah berikut setiap iterasi:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2} \mathbf{W} \quad (16)$$

dengan \mathbf{W} adalah matriks vektor $(\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n)^T$

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

D. Pengukuran Performa dari Algoritma ICA

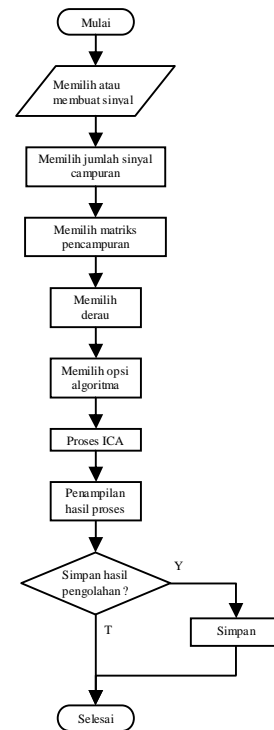
Terdapat berbagai cara untuk mengukur performa dari sebuah algoritma ICA. Salah satunya adalah Indeks Performa (IP) atau *Crosstalk Error* didefinisikan sebagai:

Indeks Performa (IP) atau *Crosstalk Error* adalah teknik untuk mengukur performa algoritma untuk sinyal yang dicampur secara buatan, didefinisikan sebagai:

$$PI = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_i |g_{ij}|} - 1 \right) \right\}}{n(n-1)} \quad (17)$$

dengan PI adalah Indeks Performa (IP) dan \mathbf{G} adalah matriks global yang didefinisikan sebagai $\mathbf{G} = \mathbf{A}\mathbf{W}$ dan g_{ij} adalah elemen dari \mathbf{G} . Indeks ini mempunyai harga positif dan matriks global yang baik memiliki harga indeks performa nol. Proses ICA dikatakan berhasil apabila nilai indeks performa di bawah 0,1.

III. PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK



Gambar 3 Diagram alir cara kerja program program.

Perancangan analisis komponen independen ini hanya terdiri atas perangkat lunak. Perangkat lunak ini berfungsi untuk melakukan simulasi pencampuran secara linier pada

sinyal masukan yang berupa sinyal deterministik kemudian melakukan ICA pada sinyal campuran tersebut dan menghitung performanya. 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 membuat sinyal deterministik dan atau melakukan ICA untuk sinyal yang bersangkutan yang kemudian dapat diamati proses yang telah terjadi.

Secara umum maka dari perangkat lunak peraga ini dapat dibuat suatu diagram alir yang menggambarkan cara kerja program seperti diperlihatkan oleh Gambar 3.

IV. HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

A. Variasi pada Sinyal Sumber

Pada pengujian ini, sinyal sumber terdiri dari empat jenis sinyal deterministik yaitu sinusoidal, gigi gergaji, segitiga dan kotak. Sinyal tersebut kemudian dicampur secara buatan dengan matriks pencampuran sesuai dengan model ICA pada persamaan 5.

Sinyal campuran hasil pencampuran buatan tersebut ditunjukkan pada Gambar 4. Sedangkan matriks pencampuran (A) yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 1 & 3 \\ 4 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Matriks tersebut (persamaan 4.1) tidak dipilih secara khusus (acak). Dengan model ICA maka sinyal campuran merupakan campuran linier antara sinyal-sinyal sumber dengan bobot tertentu sesuai dengan matriks pencampuran. Tampak pada Gambar 4 bahwa sinyal campuran mempunyai bentuk pada kawasan sampel yang sama sekali berbeda dengan sinyal sumber (gambar berbeda untuk matriks pencampuran yang berbeda).

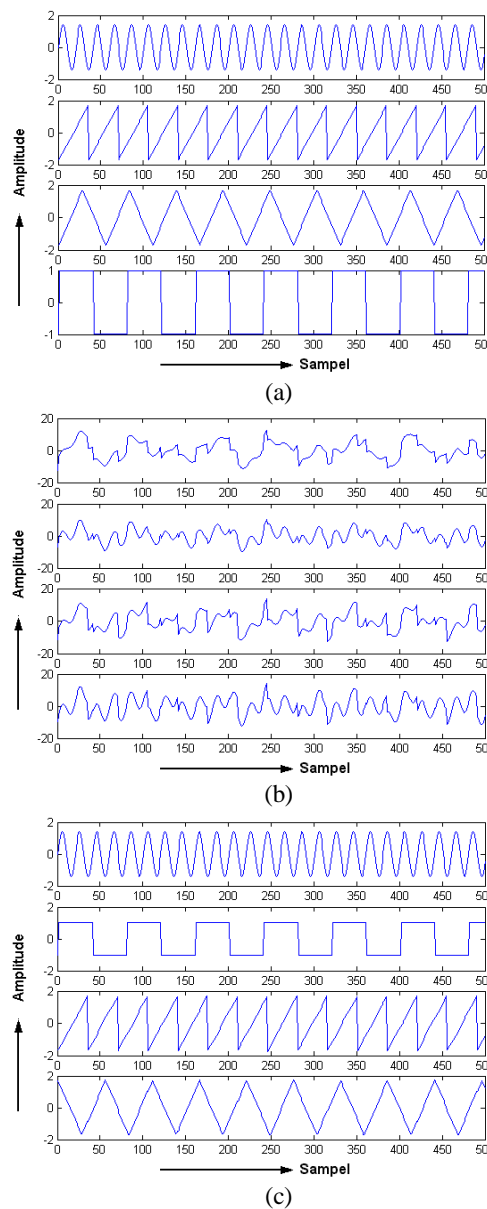
Gambar 4 adalah hasil proses ICA dengan kedua pendekatan 'deflasi' dan nonlinieritas 'tanh'. Dari gambar tersebut tampak bahwa sinyal komponen independen sangat mirip dengan sinyal sumber, hanya pada komponen independen urutan kanal berbeda. Hal tersebut sesuai dengan prinsip kerancuan pada ICA yang menyebutkan bahwa algoritma tidak dapat menentukan sampai pada besarnya varian sinyal sumber dan urutan dari sinyal sumber tersebut. Pada komponen independen untuk sinyal segitiga tampak berkebalikkan dengan sinyal segitiga pada sinyal sumber, dikarenakan pada ICA sebuah komponen independen dapat dikalikan dengan -1 tanpa mempengaruhi model.

Dari hasil proses didapatkan perkiraan matriks pencampuran (A_{est}) sebagai berikut:

$$\mathbf{A}_{est} = \begin{bmatrix} 1,0726 & 3,9919 & 2,0984 & -3,0244 \\ 3,0367 & 1,9951 & 1,0631 & -2,0137 \\ 2,1163 & 2,9979 & 4,0256 & -1,0568 \\ 4,0919 & 0,99744 & 3,0587 & -2,0429 \end{bmatrix} \quad (19)$$

Untuk kinerja dari proses ICA tersebut menggunakan indeks performa pada persamaan 17 memberikan nilai sebesar 0,014377. Nilai adalah nilai yang cukup baik karena proses ICA dianggap berhasil jika memberikan nilai indeks

performa kurang dari 0,1 dan sangat baik bila kurang dari 0,001. Sehingga berdasarkan perhitungan indeks performa pengujian ini dianggap berhasil.



Gambar 4 Hasil pengujian untuk sinyal sumber terdiri atas berbagai sinyal deterministik. (a) sinyal sumber (b) sinyal campuran (c) komponen independen

Indeks performa untuk semua pendekatan dan nonlinieritas dengan sinyal sumber dan matriks pencampuran yang sama, diberikan pada Tabel 1. Pada pengujian ini semua hasil indeks performa merupakan nilai rerata dari banyak percobaan (sekitar 100 kali untuk setiap pendekatan dan nonlinieritas).

Tabel 1 Daftar indeks performa.

Pendekatan	Nonlinieritas	
	'tanh'	'gauss'
'deflasi'	0,037487	0,0337
'simetrik'	0,026417	0,026422

Dari Tabel 1 bahwa untuk pengujian kali ini pendekatan 'simetrik' memberikan hasil indeks performa yang lebih baik (lebih kecil) daripada pendekatan 'deflasi'. Sedangkan untuk nonlinieritas 'tanh' dan 'gauss' memberikan hasil indeks performa yang kurang lebih sama.

Pada pengujian untuk sinyal sumber di atas (Gambar 4), masing-masing kanal sinyal sumber dibuat agar memiliki varian sama dengan satu. Untuk sinyal campuran dari sinyal sumber dengan varian tidak satu akan memberikan sinyal komponen independen dengan varian sama dengan satu dan perkiraan matriks pencampuran yang sebanding dengan matriks pencampuran yang asli sesuai dengan varian sinyal sumber yang bersangkutan. Hal itu juga berarti bila sinyal sumber-sinyal sumber hanya bervariasi amplitude akan menghasilkan komponen independen yang sama.

Pada pengujian untuk variasi periode sinyal sumber diperoleh hasil bahwa untuk sinyal-sinyal sumber dengan jenis yang sama dengan periode yang berbeda, maka untuk periode dengan kelipatan genap (dalam pengujian di atas dua) proses ICA dapat dilakukan dan untuk kelipatan ganjil (dalam pengujian di atas tiga) proses ICA tidak dapat dilakukan. Dengan kata lain proses ICA hanya berhasil untuk periode-periode tertentu.

Sedangkan dari pengujian variasi fase sinyal sumber diperoleh hasil bahwa untuk sinyal-sinyal sumber dengan jenis yang sama dengan perbedaan fase di antaranya, maka proses ICA tidak dapat dilakukan dengan baik.

B. Variasi pada Matriks Pencampuran

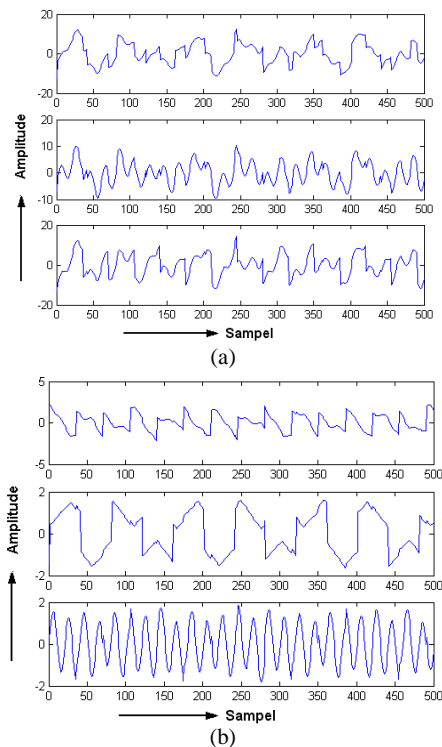
Pengujian kali ini dilakukan untuk mengetahui batasan-batasan pada matriks pencampuran agar sinyal sumber dapat perkiraan dari sinyal campurannya. Hal-hal yang akan diuji adalah pengaruh jumlah baris dan jumlah kolom matriks pencampuran, serta matriks pencampuran dengan baris yang sama.

Pada pengujian sebelumnya matriks pencampuran selalu berupa matriks bujur sangkar (jumlah baris = jumlah kolom), karena jumlah kolom sama dengan jumlah sinyal sumber maka dengan matriks pencampuran tersebut jumlah sinyal campuran yang dihasilkan sama dengan jumlah sinyal sumber. Untuk sinyal sumber yang berbeda pada pengujian tersebut, sinyal komponen independen dapat dipisahkan dengan memuaskan.

Dari pengujian dengan matriks pencampuran yang jumlah kolom (jumlah sinyal sumber) tidak sama dengan jumlah baris (jumlah sinyal campuran) diperoleh hasil bahwa disimpulkan bahwa agar ICA dapat berhasil dengan baik maka sinyal campuran harus mempunyai jumlah sama atau lebih besar dari sinyal sumber (baris harus sama atau lebih banyak daripada kolom).

Gambar 5 adalah contoh kasus di mana sinyal campuran kurang dari pada sinyal sumber, sinyal sumber yang digunakan adalah sinyal sumber pada Gambar 4. Hasil yang tampak adalah sinyal komponen independen tidak sama dengan sinyal sumber dan hanya berjumlah sama dengan sinyal campuran.

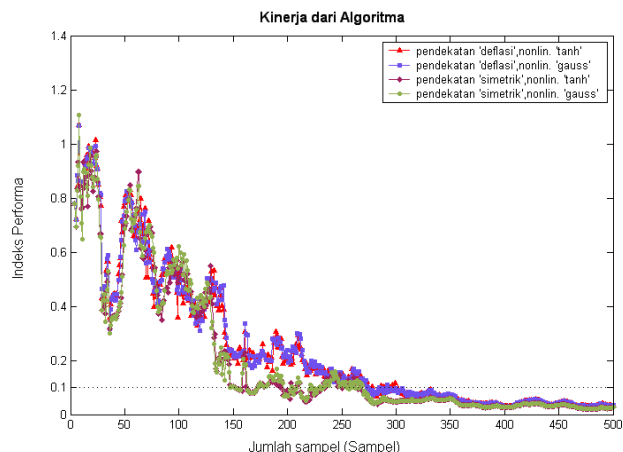
Selain itu sinyal campuran yang sama akan dianggap sebagai satu sinyal sehingga jumlah sinyal campuran yang tidak sama harus lebih besar atau sama dengan jumlah sinyal sumber.



Gambar 5 Hasil pengujian matriks pencampuran jumlah baris kurang dari kolom. (a) sinyal campuran (b) sinyal komponen independen.

C. Pengaruh Jumlah Sampel dari Sinyal yang Diolah terhadap Proses ICA

Pengujian kali ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh dari jumlah sampel dari sinyal yang diolah oleh ICA (sinyal campuran) terhadap hasil dari proses ICA. Grafik pada Gambar 6 adalah grafik antara jumlah sampel (sumbu-x) terhadap indeks performa (sumbu-y) untuk setiap kombinasi pendekatan dan nonlinieritas. Dalam grafik tersebut jumlah sampel disajikan pada interval 0 – 500. Pada grafik tersebut sinyal yang digunakan adalah sinyal pada Gambar 4 pada interval sampel 1 sampai jumlah sampel bersangkutan. Garis putus-putus pada setiap grafik adalah garis untuk nilai indeks performa sama dengan 0,1.



Gambar 6 Pengaruh jumlah sampel terhadap kinerja dari proses ICA.

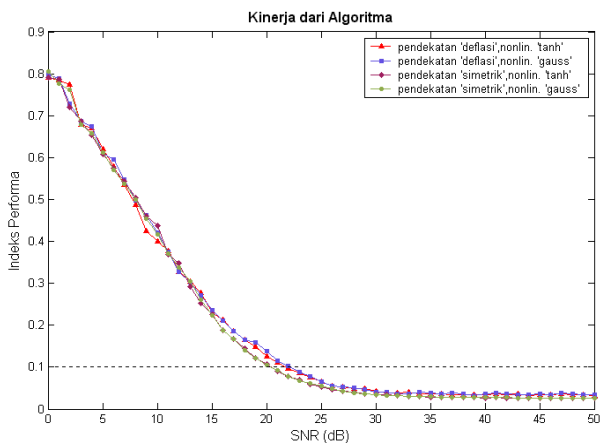
Dari grafik pada Gambar 6 tampak bahwa untuk jumlah sampel semakin besar terdapat kecenderungan kinerja dari proses ICA semakin baik. Hasil yang baik (indeks performa < 0,1) untuk semua pendekatan dan nonlinieritas diperoleh pada jumlah sampel lebih besar daripada 300. Untuk pendekatan 'simetrik' dapat memberikan keberhasilan pada jumlah sampel yang lebih rendah daripada penekatan 'deflasi' (masing-masing dengan jumlah sampel sekitar 150 dan 275). Sedangkan untuk nonlinieritas tidak berpengaruh banyak.

Dari hasil pengujian ini dapat disimpulkan bahwa untuk jumlah sampel yang semakin besar akan memberikan kinerja yang lebih baik (hasil ICA semakin baik). Dan terdapat jumlah sampel minimum untuk agar ICA dapat berhasil.

D. 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 7 menunjukkan pengaruh penambahan derau *gaussian* pada kinerja dari proses ICA untuk setiap pendekatan dan nonlinieritas. Grafik pada gambar tersebut adalah grafik antara SNR (sumbu-x) terhadap indeks performa (sumbu-y) untuk setiap kombinasi pendekatan dan nonlinieritas. Dalam grafik tersebut SNR disajikan pada interval 0 – 50.



Gambar 7 Pengaruh penambahan derau *gaussian* pada sinyal campuran terhadap kinerja proses ICA.

Pada grafik Gambar 7 tersebut sinyal yang digunakan adalah sinyal pada Gambar 4. Kemudian sinyal tersebut dicampur dengan matriks pencampuran yang tetap untuk semua nilai SNR kemudian ditambah dengan derau dengan jenis dan besar SNR yang bersangkutan dan dilakukan ICA pada sinyal campuran tersebut. Hasil indeks performa untuk tiap jumlah sampel adalah nilai rerata indeks performa dari sekitar 100 kali percobaan untuk tiap jumlah sampel. Garis putus-putus pada setiap grafik adalah garis untuk nilai indeks performa sama dengan 0,1.

Pada Gambar 7 tampak adanya kecenderungan yang logis yaitu dengan bertambahnya SNR (yang berarti derau semakin kecil) maka kinerja dari proses ICA semakin baik. Untuk nilai SNR kecil (mendekati nol) maka kinerja proses ICA lebih baik pada derau *gaussian* daripada derau *uniform* sedangkan untuk SNR yang lebih besar sekitar 15 dB ke atas

memberikan kinerja yang hampir sama. Semua kombinasi pendekatan dan nonlinieritas memberikan kinerja yang hampir sama. Proses ICA mulai berhasil untuk SNR lebih dari sekitar 25 dB untuk kedua jenis derau.

Dari pengujian ini dapat disimpulkan penambahan derau pada sinyal campuran mengurangi kinerja ICA. Semakin besar SNR dari sinyal campuran memberikan kinerja proses ICA yang lebih baik. Proses ICA dapat berhasil untuk SNR minimal sekitar 25 dB.

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Pada pengujian dengan sinyal sumber terdiri dari berbagai jenis sinyal deterministik, maka proses ICA dapat digunakan untuk memisahkan sinyal-sinyal tersebut dari campurannya dengan indeks performa sekitar 0,037487 .
2. Pada pengujian dengan varian tidak sama dengan satu diperoleh hasil bahwa untuk sumber yang sama tetapi hanya berbeda amplitud akan menghasilkan sinyal komponen independen yang sama.
3. Pada sinyal dengan periode berbeda pemisahan dengan ICA masih dapat dilakukan untuk periode tertentu. Pada pengujian sinyal sinus dengan kelipatan periode genap satu sama lain proses ICA berhasil dengan indeks performa sebesar 0,043287. Sedangkan kelipatan periode ganjil proses ICA gagal yaitu dengan indeks performa sebesar 0,32584.
4. Pada pengujian sinyal yang sama dengan fase yang berbeda maka secara umum proses ICA tidak menghasilkan performa yang baik.
5. Agar proses ICA dapat berhasil dengan baik maka sinyal campuran yang berbeda satu sama lain harus mempunyai jumlah sama atau lebih besar dari sinyal sumber.
6. Jumlah sampel dari sinyal yang diolah oleh proses ICA yang semakin besar akan memberikan kinerja yang lebih baik (hasil ICA semakin baik). Dan apabila jumlah sampel terlalu kecil (<300 pada pengujian) maka dapat tidak berhasil.
7. Proses ICA masih dapat bekerja dengan baik untuk derau dengan SNR minimal sekitar 25 dB.

B. Saran

1. Perlu dilakukan penelitian lanjutan untuk pemisahan dengan ICA menggunakan algoritma lainnya, seperti *Thin algorithm for Independent Component Analysis* (ThinICA), *Equivariant Robust Independent Component Analysis* (ERICA) *algorithm* dan *Unbiased quasi Newton algorithm for Independent Component Analysis* (UNICA).
2. Perlu pengembangan lebih lanjut untuk sinyal lainnya yang lebih rumit seperti sinyal suara.
3. Dapat dilakukan penelitian lanjutan tentang aplikasi ICA lainnya untuk komunikasi, kedokteran dan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. De Ridder Dick, *Principal Component Analysis and Probabilistic Principal Component Analysis*, <http://www.ph.tn.tudelft.nl/~dick/cvonline/pca/>.
- [2]. Hyvärinen Aapo dan Oja Erkki, *A Fast Fixed Point Algorithm For Independent Component Analysis*, *Neural Computation*, 9(7):1483-1492,1997.
- [3]. Hyvärinen Aapo dan Oja Erkki, *Independent Component Analysis: A Tutorial*, Helsinki University of Technology, Espoo, 1999.
- [4]. Hyvärinen Aapo, *Survey On Independent Component Analysis*, *Neural Computing Surveys*, 2:94-128, 1999.
- [5]. Hyvärinen Aapo, *Fast and Robust Fixed Point Algorithm for Independent Component Analysis*, *IEEE Trans. On Neural Networks*, 10(3):626-634, 1999.
- [6]. Kreyszig Erwin, *Matematika Teknik Lanjutan*, Penerbit Erlangga, Jakarta, 1993.
- [7]. Mansour Ali, Kawamoto Mitsuru dan Ohnishi Noboru, *A Survey of The Performance Indexes of ICA Algorithms*, Proceedings of the IASTED International Conference, Innsbruck, 2002.
- [8]. Papoulis Athanasios, *Probabilitas, Variabel Random Dan Proses Stokastik, Edisi Kedua*, Gadjah Mada University Press, Yogyakarta, 1992.
- [9]. Peebles, Peyton Z, *Probability, Random Variables, And Random Signal Principles 3rd Edition*, McGraw-Hill Book Co., Singapore, 1993.
- [10]. MATLAB, v. 6.5, The MathWorks, Inc., Natick, MA., 2003.
- [11]. Weisstein Eric W., *MathWorld--A Wolfram Web Resource*.<http://mathworld.wolfram.com/>.
- [12]. Materi tentang *Matriks Jacobian*: <http://en.wikipedia.org/wiki/Jacobian>.
- [13]. Materi tentang *Analisis Komponen Independen*: <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB>.



Andi Buwono lahir tanggal 17 Februari 1983, di Semarang. Lulus dari SMU Negeri 3 Semarang tahun 2000, kemudian melanjutkan belajar sebagai mahasiswa Teknik Elektro Universitas Diponegoro.

Menyetujui,

Pembimbing I

Pembimbing II

Achmad Hidayatno, ST, MT
NIP. 132 137 933

Imam Santoso, ST, MT
NIP. 132 162 546