

Penemuan Sinyal Asli dengan Metode Independent Component Analysis pada Sinyal Tercampur Tunggal

Riwinoto

Program Studi Teknik Multimedia dan Jaringan
Jurusan Teknik Informatika, Politeknik Negeri Batam
Batam, Indonesia
riwi@polibatam.ac.id

Abstrak

Independent Component Analysis (ICA) salah satu teknik populer untuk menemukan komponen-komponen pembentuk sinyal tercampur dengan menggunakan asumsi bahwa minimal satu dari komponen pembentuknya adalah non gaussian. Teknik ICA secara umum mensyaratkan bahwa jumlah sinyal tercampur minimal sama dengan komponen pembentuknya. Jadi jika terjadi kasus salah satu sinyal tercampur hilang atau rusak maka sinyal asli tidak bisa ditemukan. Penulis mengusulkan metoda baru penggunaan ICA untuk sinyal tercampur tunggal. Dengan metoda baru tersebut, teknik ICA mampu menemukan sinyal asli dari sebuah sinyal tercampur. Metoda ini merekam salah satu sinyal tercampur, yang tidak rusak, dengan sinyal lain pembentuk sinyal tercampur. Metode ini mensyaratkan dua hal. Pertama sinyal asli lain tersebut diketahui. Kedua, kondisi perekam sinyal selalu sama pada kondisi apapun. Dalam komputasi, kondisi perekam sinyal direpresentasikan sebagai matrik pencampur. Dari sinyal tercampur yang kedua kalinya inilah teknik ICA digunakan untuk menemukan sinyal asli. Berdasarkan percobaan, metoda baru berhasil menemukan sinyal asli pembentuk sinyal tercampur. Hasil ini membuka peluang kemungkinan penyelesaian masalah pemisahan data pada data tercampur tunggal untuk kasus-kasus yang lebih spesifik misalnya pembuangan noise pada sinyal tunggal, deteksi gambar palsu dan sebagainya.

Kata kunci: ICA, sinyal tercampur tunggal, sinyal asli, matrik pencampur, pemisahan data

Abstract

Independent Component Analysis (ICA) is a popular technique to find the components forming mixed signals on the assumption that at least one of the constituent components is non-gaussian. ICA technique generally requires that at least the same number of mixed signals with its constituent components. So in case one mixed signal is lost or damaged, the original signal can not be found. The authors propose a new method using ICA for a single mixed signal. With these new methods, techniques ICA is able to find the original signal of a mixed signal. This method of recording one of the mixed signals, which are not damaged, with another signal forming mixed signals. This method requires two things. First, Another original signal is known. Second, the signal recording conditions are always the same in any condition. In computing, signal recording conditions represented as a matrix mixer. Of the mixed signal that this is the second time the ICA technique is used to find the original signal. Based on the experiments, the new method managed to find the original signal forming mixed signals. These results open the possibility of solving opportunities separation of data in a single mixed the data for cases that are more specific example, the disposal of a single signal noise, the detection of false images and so on.

Keywords : ICA, a single mixed signal, the original signal, matrix mixing, separation of data

1 Introduction

— Independent Component Analysis (ICA)

merupakan salah teknik populer dalam Blind Source Separation (BSS) untuk menemukan variabel-variabel yang tersembunyi pada himpunan data variabel acak, perhitungan, dan sinyal [1]. Telah banyak penelitian

mengenai pemisahan sinyal berbasis ICA. Pemisahan tersebut banyak diaplikasikan untuk kasus biomedik seperti memisahkan detak jantung bayi dalam kandungan dengan detak jantung ibu bayi [2,3]. Dalam dunia telekomunikasi, ICA digunakan untuk pemisahan antara sinyal audio [4]. Referensi [5] melaporkan dalam pengolahan citra untuk memisahkan noise yang terdapat pada image dengan image asli masih menjadi bottleneck bagi para peneliti.

Salah satu syarat dari teknik ICA adalah jumlah alat perekam sinyal minimal sama dengan jumlah sinyal asli terekam minimal [6]. Masalah yang diangkat adalah jika salah satu sinyal tercampur hasil perekaman hilang, rusak dan hanya terdapat satu data sinyal asli yang dimiliki maka teknik ICA tidak bisa digunakan untuk mendapatkan sinyal asli yang lain. Oleh karena itu, paper ini memaparkan bagaimana memperbaiki proses penggunaan ICA pada kondisi tersebut sehingga tetap bisa didapatkan sinyal asli yang lain.

2. METODE PENELITIAN

A. Independent Component Analysis(ICA)

ICA adalah teknik perhitungan statistik untuk menemukan faktor-faktor tersembunyi yang ada pada sekumpulan variabel acak atau variabel multivariate. Salah satu penggunaan metode ICA adalah untuk memisahkan sinyal-sinyal tercampur yang berasal dari beberapa sumber yang saling bebas statistik satu sama lain dan distribusi sumber tersebut bersifat non gaussian.

1) Model Dasar

ICA menggunakan persamaan sederhana yaitu sebagai berikut [6]

$$X = AS \quad (1)$$

S merupakan kumpulan m sinyal sumber, matrik A merepresentasikan mekanisme penggabungan sinyal-sinyal sumber dan X merepresentasikan sinyal tercampur hasil penggabungan oleh matrik A. Dalam ICA, A dan S tidak diketahui.

Contoh sederhana dari rumus diatas terdapat dalam cocktail problem dimana terdapat 2 orang yang berhitung dengan bahasa masing-masing [2]. Dua buah mikrofon merekam suara kedua orang tersebut dan menghasilkan suara campuran. Jadi terdapat dua buah suara campuran dari kedua orang tersebut.

Ide utama dari ICA adalah menemukan source asli S dengan asumsi bahwa source asli tersebut saling independent satu sama lain secara statistik. Artinya joint probabilistic density function (pdf) komponen-komponennya adalah product dari densitas seluruh sinyal asli [6].

$$P(s) = \prod p(s_i) \quad (2)$$

Di mana $p(s_i)$ adalah pdf dari sinyal asli dan $P(s)$ adalah joint density function sinyal gabungan.

Dengan sebuah vektor V, tujuan dari ICA adalah menemukan matrik S sedemikian sehingga:

$$V = UX \quad (3)$$

Dimana V adalah estimasi dari source sinyal S. Dari (3) diketahui bahwa matrik U adalah estimasi dari invers matrik A.

B. Algoritma

Estimasi model data ICA biasanya menggunakan fungsi objective misal mutual information atau negentropy kemudian dilakukan optimalisasi. Pada paper ini, estimasi model data ICA menggunakan algoritma Joint Approximation Diagonalisation of Eigen matrices (JADE) [7]. Algoritma JADE mendasarkan atas diagonalisasi matrik cummulant orde ke empat. Algoritma JADE adalah sebagai berikut [8]:

- Whitening. Whitening matrik P dan set $Z = PX$
- Estimasi. Estimasi cumulant order keempat dan matrik campuran oder himpunan $\{Q_{iz}\}$. Tentukan eigen value yang paling signifikan λ_i . Matrik eigen V_i yang berkorespondensi juga ditentukan.
- Dapatkan matrik unitary R. Matrik R didapatkan dengan memaksimalkan kriteria $\lambda_i V_i$ (joint diagonalisation). Jika $\lambda_i V_i$ tidak dapat dilakukan joint diagonalisation dengan tepat maka maksimalisasi dari kriteria mendefinisikan sebuah joint aproksimasi diagonalisation.
- Rotasi matrik R. Temukan rotasi pada matrik R sehingga matrik cummulant sediadagonal mungkin dengan persamaan

$$R = \arg \min R \sum \text{Off}(RTQ_{iz}R) \quad (4)$$

- Estimasi Matrik A. Matrik A diestimasi sebagai $A' = RP^{-1}$ dan komponen diestimasi sebagai $S' = A'^{-1}X$

B. Pemisahan komponen sinyal pada sinyal tercampur

Dengan mengambil salah satu baris sinyal tercampur, $X(1,:)$ dan mencampurkan baris tersebut dengan matrik pencampur A pada rumus X, didapatkan matrik tercampur kedua dengan persamaan.

$$X' = AS'(X(1,:), S(2,:)) \quad (5)$$

Dengan teknik ICA, komponen $S(2,:)$ yang ada pada X' baik dari $X(1,:)$ dan dari $S(2,:)$ akan satu kali teramati.

Berikut adalah blok diagram metoda pemisahan komponen sinyal tercampur tunggal

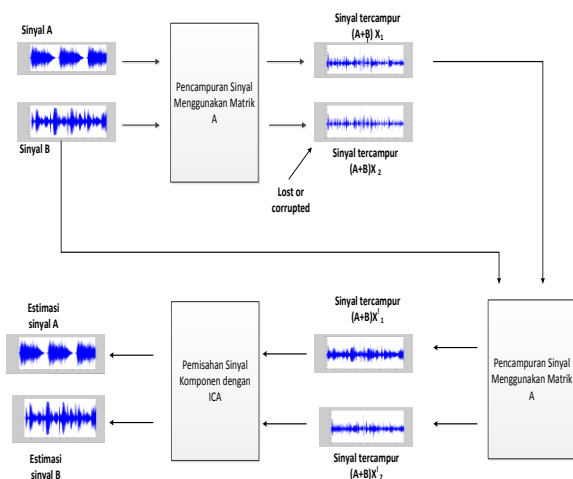


Fig. 1. Metoda pemisahan sinyal tercampur tunggal

3 Percobaan

A. Tujuan

Tujuan percobaan adalah memisahkan sinyal asli dengan teknik ICA pada sinyal tercampur tunggal menggunakan data sinyal asli lain yang ikut membentuk sinyal tercampur.

B. Data

Penyiapan data dalam penelitian meliputi penyiapan sinyal asli yang diketahui serta proses pencampuran sinyal-sinyal asli. Data awal didapatkan dari web di [9]. Data awal tersebut adalah sirine ambulans (source1.wav) yang dicampur dengan suara konser (file source 5.wav), dan suara pembaca berita (source3.wav) dicampur dengan suara percakapan (source8.wav). Matrik pencampur A didapatkan secara acak menggunakan software Matlab. Untuk kemudahan nama, sinyal dari source1.wav disebut dengan source1, sinyal dari source5.wav disebut dengan source5, sinyal dari source3.wav disebut dengan source3 dan sinyal dari source8.wav disebut dengan source8. Sinyal-sinyal tersebut mempunyai periode waktu 5 detik dengan frekuensi sampling 8 KHz.

Sinyal-sinyal tersebut adalah sinyal asli. Dari sinyal-sinyal asli tersebut dibuat sinyal tercampur. Masing-masing sinyal tercampur merupakan campuran dari dua buah sinyal. Proses pencampuran masing-masing pasangan menggunakan matrik pencampur yang dibangkitkan secara acak. Ukuran matrik pencampuran berukuran 2 X 2. Matrik pencampur tersebut merepresentasikan kondisi alat perekam dua sinyal. Jumlah alat perekam sebanyak 2 seperti yang disyaratkan ICA bahwa jumlah perekam minimal sama dengan jumlah sinyal yang direkam (diamati).

Terdapat dua pasangan sinyal tercampur, masing-masing sebagai berikut.

1. Dua buah sinyal tercampur hasil pencampuran sinyal source1 dan source5. Kedua sinyal tersebut dinamakan X1 dan X2
2. Dua pasangan sinyal tercampur hasil pencampuran sinyal source3 dan source8 kedua Kedua sinyal tersebut dinamakan X3 dan X4

C. Prosedur

Dari dua pasangan sinyal tercampur tersebut, dibuat 8 skenario sebagai berikut:

1. Sinyal X2 dan sinyal source1 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source5 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source1 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source5 dan sinyal tercampur X1.
2. Sinyal X2 dan sinyal source5 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source1 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source5 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source1 dan sinyal tercampur X1.
3. Sinyal X1 dan sinyal source5 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source1.wav yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source5 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source1 dan sinyal tercampur X2.
4. Sinyal X1 dan sinyal source1 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source5 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source1 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source5 dan sinyal tercampur X2.
5. Sinyal X4 dan sinyal source3 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source8 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source3 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source8 dan sinyal tercampur X3.
6. Sinyal X4 dan sinyal source8 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source3 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source8 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source3 dan sinyal tercampur X3.
7. Sinyal X3 dan sinyal source8 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source3 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source8 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source3 dan sinyal

tercampur X4.

8. Sinyal X3 dan sinyal source3 diasumsikan rusak dan hanya terdapat satu sinyal sumber source8 yang ada. Pada kasus ini, teknik ICA digunakan untuk mengestimasi sinyal source3 yang rusak. Teknik ICA ini menggunakan sinyal sumber source8 dan sinyal tercampur X3.

D. Hasil percobaan

Percobaan dari 8 skenario menghasilkan hasil sebagai berikut:

1. Skenario 1

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X1 dan sinyal asli source5 :

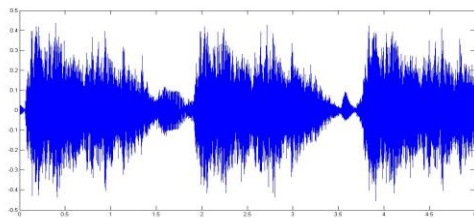


Fig. 2. Sinyal tercampur X₁

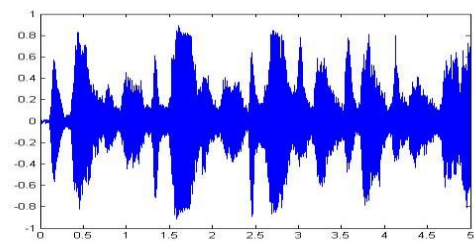


Fig. 3. Sinyal Source 5

Perbandingan antara estimasi source 1 dengan source1.

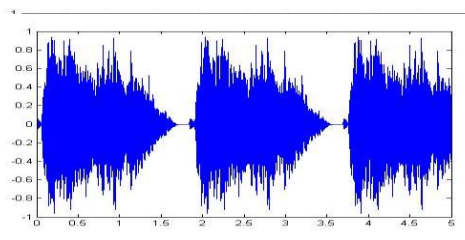


Fig. 4. Sinyal Source1 (row-1 di matrik)

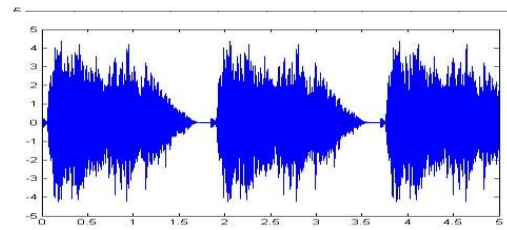


Fig. 5. Estimasi source1(row -1 di matrik)

2. Skenario 2

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X1 (Fig.2) dan sinyal asli source1 (Fig.4). Sinyal yang akan diestimasi adalah source5. Berikut adalah perbandingan hasil source5 dengan estimasi source5.

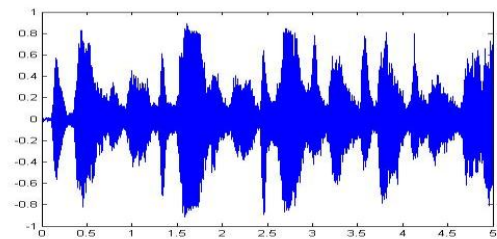


Fig. 6. Sinyal source 5 (row-2 di matrik)

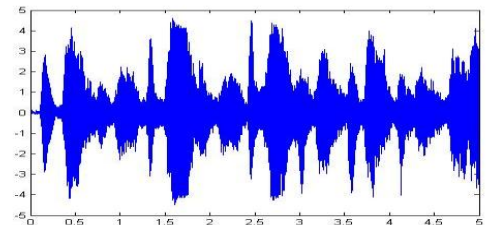


Fig. 7. Estimasi source 5 (row-2 di matrik)

3. Skenario 3

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X2 di

Fig.8 dan sinyal asli source1 di Fig.4.

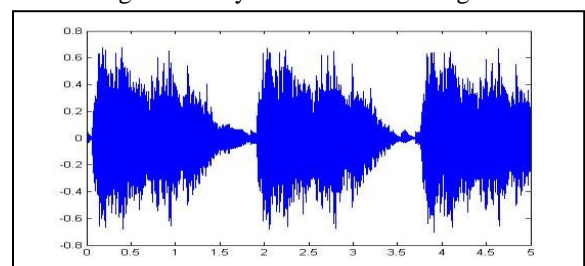


Fig. 8. Sinyal tercampur X₂

Berikut adalah perbandingan antara sinyal source5 dengan estimasi sinyal source5

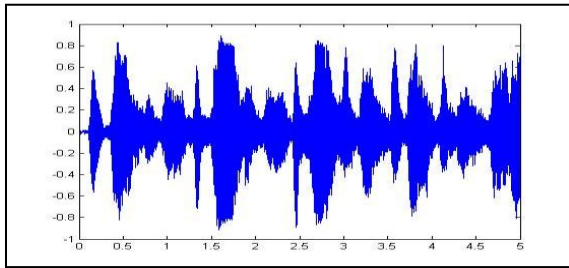


Fig. 9.Sinyal source 5(row-2 di matrik)

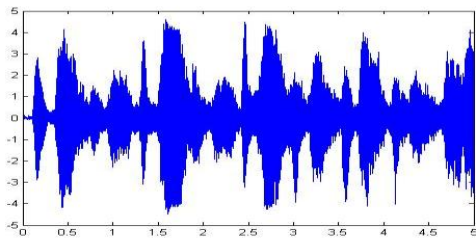


Fig. 10.Estimasi sinyal source 5 (row-2 di matrik)

4. Skenario 4

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X2 di Fig.8 dan sinyal asli source5 di Fig.3 atau Fig.6. Berikut adalah perbandingan antara source1 dengan estimasi source1.

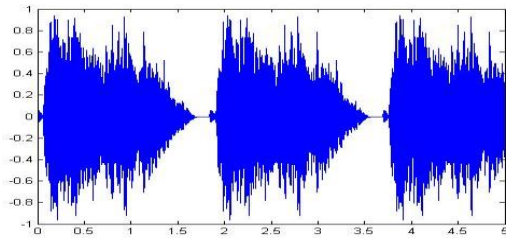


Fig. 11.Sinyal source1 (row-1 di matrik)

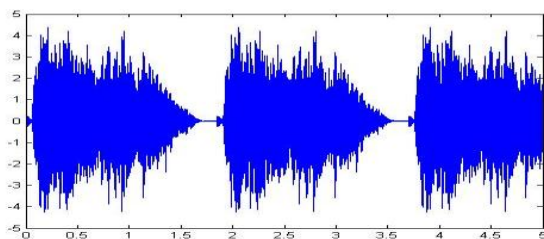


Fig. 12.Estimasi sinyal source1 (row-1 di matrik)

5. Skenario 5

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X3 dan sinyal asli source8.

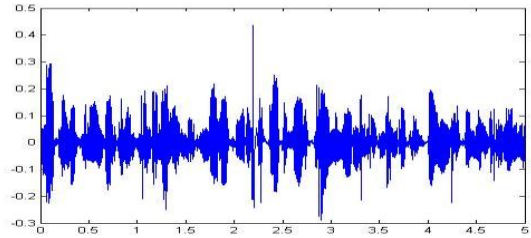


Fig. 13.Sinyal tercampur X3

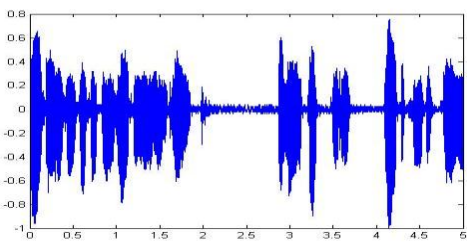


Fig. 14.Sinyal source8

Berikut adalah perbandingan antara source3 dengan estimasi source3

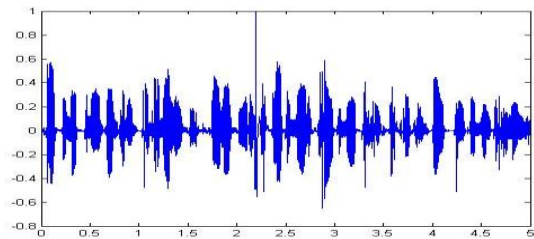


Fig. 15.Sinyal source3 (row-1 di matrik)

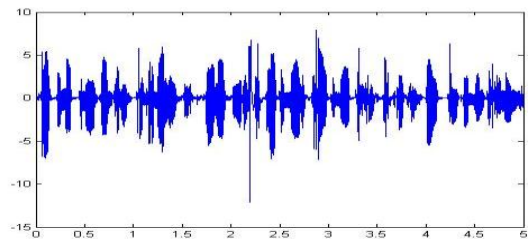


Fig. 16.Estimasi sinyal source3 (row-2 di matrik)

6. Skenario 6

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X3 (Fig.13) dan sinyal asli source3 (Fig.15) . Yang akan diestimasi adalah source8. Berikut adalah perbandingan hasil source8 dengan estimasi source8.

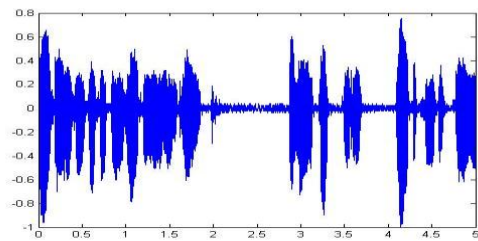


Fig. 17.Sinyal source8 (row-2 di matrik)

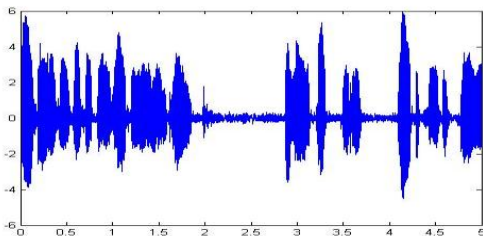


Fig. 18.Estimasi sinyal source8 (row-2 di matrik)

7. Skenario 7

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X4 di Fig.19 dan sinyal asli source3 di Fig.15.

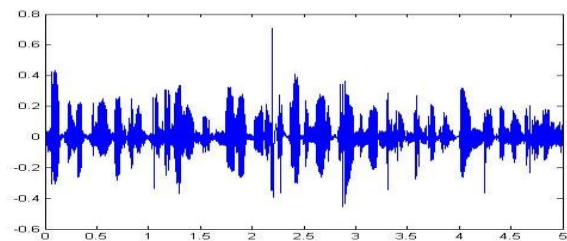


Fig. 19.Sinyal tercampur X₄

Berikut adalah perbandingan antara sinyal source8 dengan estimasi sinyal source8.

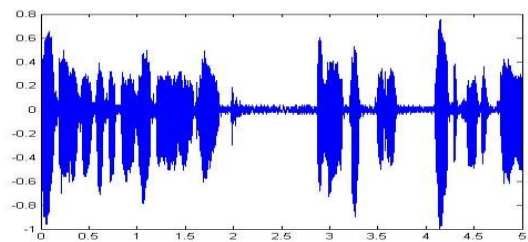


Fig. 20.Sinyal source8 (row-2 di matrik)

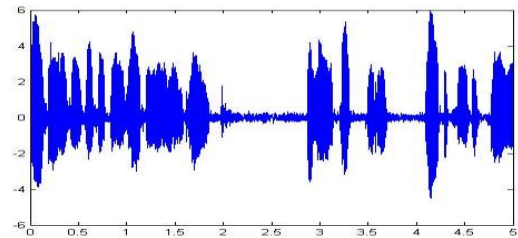


Fig. 21.Estimasi sinyal source8 (row-2 di matrik)

8. Skenario 8

Sinyal yang diketahui adalah sinyal tercampur X4 di Fig.19 dan sinyal asli source8 di Fig.14 atau Fig.20. Berikut adalah perbandingan antara source3 dengan estimasi source3.

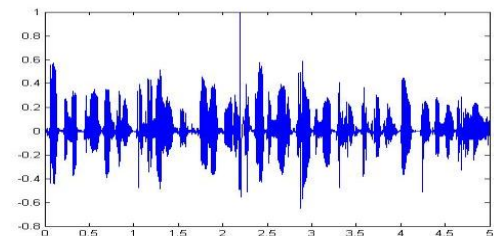


Fig. 22.Sinyal source3 (row-1 di matrik)

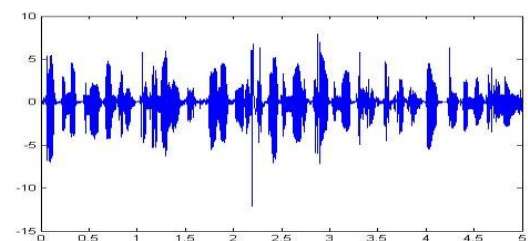


Fig. 23.Estimasi sinyal source3(row-1 di matrik)

Secara visual dan suara, metode estimasi sinyal yang rusak atau hilang menggunakan teknik ICA pada sinyal tercampur tunggal sudah cukup mirip dengan sinyal aslinya. Ada hal yang perlu dicermati yaitu pertama, pada percobaan untuk skenario 2 dan 3, hasil estimasi

mempunyai arah berkebalikan dengan sinyal aslinya. Hal ini tidak menjadi masalah, karena dalam ICA untuk suatu sinyal dalam bentuk matrik hasil $-S$ dapat dianggap sebagai matrik S yang dikalikan dengan konstanta -1 .

Hal kedua adalah terkait pada urutan baris di matrik, terdapat 7 dari 8 hasil sinyal estimasi yang urutan baris di matrik hasil sama dengan urutan baris di matrik sinyal tercampur. Hanya 1 percobaan (percobaan pada skenario 5) yang urutan baris sinyal estimasi yang berbeda dengan urutan baris sinyal tercampur. Kondisi tersebut tidak masalah karena jika urutan baris disebabkan adanya matrik permutasi P maka akan terdapat matrik P^{-1} sehingga hasilnya tetap sama. Lihat dari rumus $X=AS$ menjadi $X= A P^{-1}PS$ dimana AP^{-1} tetap menjadi matrik yang tidak diketahui.

4 Conclusions

Dari pembahasan, dapat disimpulkan bahwa estimasi sinyal E yang rusak atau hilang dengan menggunakan sinyal tercampur X bisa dilakukan jika masih terdapat sinyal lain R dan E adalah sinyal yang membentuk sinyal tercampur tersebut dengan sinyal E . Estimasi dilakukan dengan menggunakan teknik ICA dengan syarat matrik pencampur pada proses pembentukan sinyal tercampur X konsisten untuk proses-proses berikutnya.

Metode tersebut berpotensi bisa digunakan untuk proses pembuangan noise pada sinyal tercampur jika sinyal tercampur X adalah satu-satunya sinyal yang diobservasi dengan asumsi sinyal E adalah sinyal asli. Jika kita mengetahui bahwa noise yang ada di lingkungan perekaman saat menghasilkan sinyal X adalah sinyal R maka bisa didapatkan sinyal E dengan teknik ICA. Selain itu, masalah sisipan gambar palsu juga berpotensi bisa diselesaikan dengan metode tersebut.

References

- [1] G. R. Naik and Dinesh.K.Kumar, "An Overview of Independent Component Analysis and Its Applications", School of Electrical and Computer Engineering, RMIT University, Australia, Informatica 35 (2011) page 63-81
- [2] Taigang He, Gari Clifford and Lionel Tarassenko, "Application of ICA in Removing Artefacts from the ECG", University of Oxford, Oxford, UK, Unpublished
- [3] M. Sheikh M. Algunaidi¹, M. A. Mohd Ali¹, K. B. Gan¹, E. Zahedi², Fetal Heart Rate Monitoring

Based on Adaptive Noise Cancellation and Maternal QRS Removal Window, ISSN 1450-216 X Vol.27 No.4 (2009), pp.565-575,1. Faculty of Engineering and BuiltEnvironment, University Kebangsaan Malaysia (UKM), Bangi, Malaysia,2. SHARIF University of TechnologyTehran, Iran

- [4] Jinyu Han, Gautham J. Mysore, Bryan Pardo, "Audio Imputation Using the Non-negative Hidden Markov Model", in the Proceedings of the International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation (LVA / ICA), Tel-Aviv, Israel. March 2012
- [5] Kanika Gupta and S.K Gupta, Image Denoising Techniques- A Review paper, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), ISSN: 2278-3075, Volume-2, Issue-4, March 2013
- [6] Hyvärinen and Erkki Oja, Independent Component Analysis: Algorithms and Applications, Helsinki University of Technology, Neural Networks, 13(4-5):411-430, 2000
- [7] K. Nordhausen, J.F. Cardoso, J. Miettinen, H. Oja, E. Ollila, and S. Taskinen, JADE: JADE and other BSS methods as well as some BSS performance criteria, 2012, R package version 1.1-0
- [8] V. Krishnaveni, S. Jayaraman, P. M. Manoj Kumar, K. Shivakumar¹, K. Ramadoss, "Comparison of Independent Component Analysis Algorithms for Removal of Ocular Artifacts from Electroencephalogram", MEASUREMENT SCIENCE REVIEW, Volume 5, Section 2, 2005
- [9] Cocktail Party Problem, http://research.ics.aalto.fi/ica/cocktail/cocktail_en.cgi, diakses tanggal 12 Desember 2013