

Penerapan Metode *Fast Independent Component Analysis* (FastICA) dalam Memisahkan Vokal dan Instrumen Seni Geguntangan

Luh Arida Ayu Rahning Putri¹, I Gede Erwin Winata Pratama², I Dewa Made Bayu Atmaja Darmawan³, A. A. I. N. Eka Karyawati⁴, Ida Bagus Made Mahendra⁵, I Ketut Gede Suhartana⁶

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana

Jl. Kampus Bukit Jimbaran, Jimbaran, Kabupaten Badung, Bali 80362

¹rahningputri@unud.ac.id, ²erwinwinata12@gmail.com, ³dewabayu@cs.unud.ac.id, ⁴eka.karyawati@unud.ac.id, ⁵ibm.mahendra@unud.ac.id, ⁶ikg.suhartana@unud.ac.id

Abstract. *Application of Fast Independent Component Analysis (Fastica) Method in Separating Vocals and Instruments in Geguntangan.* Gamelan Geguntangan is often used in religious ceremonies to accompany ceremonies and entertain the public. Along with its development, the Geguntangan gamelan is also used to accompany the Pesantian. Geguntangan recording plays instruments and vocal sounds, most of which have been mixed. The mixed sounds caused the learning process to be less effective for people who will study Pesantian. The students could not focus because of the distracting sound of the instrument. This study aims to separate the sound of instruments and vocals of Geguntangan using deflationary-based FastICA. The non-linear function used is Logcosh. This study also examines the effect of mixing matrix variables and alpha values on non-linear functions on SDR, SIR, and SAR values. The results of the paired t-test carried out by these two values did not have a significant effect on SDR, SIR, and SAR. The difference in the average time of the mixing matrix testing process is 0.09 seconds and 0.42 seconds for testing the alpha value.

Keywords: Pesantian, Geguntangan, BSS, FastICA, Deflationary Based.

Abstrak. *Gamelan Geguntangan sering dipakai dalam upacara keagamaan baik untuk mengiringi jalannya upacara dan hiburan masyarakat. Seiring perkembangannya, gamelan Geguntangan juga digunakan untuk mengiringi Pesantian. Pada rekaman Geguntangan terdapat suara instrumen dan vokal yang sebagian besarnya sudah tercampur. Hal ini menyebabkan proses belajar yang kurang efektif bagi orang yang akan belajar Pesantian. Para pemelajar tidak bisa fokus karena adanya suara instrumen yang mengganggu. Penelitian ini bertujuan untuk memisahkan suara instrumen dan vokal seni Geguntangan menggunakan deflationary based FastICA. Fungsi non linear yang digunakan adalah Logcosh. Penelitian ini juga menguji pengaruh variabel matriks pencampuran dan nilai alpha pada fungsi nonlinear terhadap nilai SDR, SIR dan SAR. Hasil uji-t berpasangan yang dilakukan kedua nilai ini tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR. Selisih rata-rata waktu proses pengujian matriks pencampuran ialah 0.09 detik dan 0.42 detik untuk pengujian nilai alpha.*

Kata Kunci: Pesantian, Geguntangan, BSS, FastICA, Deflationary Based.

1. Pendahuluan

Bali sudah terkenal dengan seni, tak terkecuali seni musik dimana yang paling umum adalah gamelan. Ada banyak jenis gamelan yang dimainkan oleh masyarakat Bali salah satunya adalah gamelan Geguntangan. Gamelan Geguntangan ini berbeda dari gamelan Bali pada umumnya, dimana instrumen yang digunakan lebih sedikit. Instrumen yang terdapat di gamelan Geguntangan diantaranya kendang krumpung satu pasang (*lanang wadon*), suling, kecak, kleneng, gong, tawa-tawa, klenteng dan kelentit.

Gamelan Geguntangan mempunyai banyak kegunaan atau fungsi dapat dilihat dari tata penyajian yang dilakukan dalam masyarakat Bali. Pada mulanya gamelan ini diciptakan untuk

mengiringi drama tari arja yang dalam pertunjukannya diiringi dengan gamelan Geguntangan yang berlangsung sampai saat ini. Seiring perkembangannya, gamelan Geguntangan kini lebih banyak digunakan untuk mengiringi pesantian misalnya geguritan, pupuh, ataupun jenis tembang yang lainnya. Saat ini banyak ada rekaman seni Geguntangan yang beredar baik itu di internet maupun berupa rekaman fisik. Rekaman Geguntangan sebagian besar sudah tercampur antara instrumen dan vokal. Hal ini menyebabkan proses belajar yang kurang efektif dikarenakan orang yang akan belajar pesantian tidak bisa fokus dengan adanya suara instrumen yang mengganggu. Perlu adanya pemisahan antara suara instrumen dan vokal agar proses belajar pesantian tidak terganggu.

Penelitian terkait dengan pemisahan ini antara lain [1], [2] dan [3]. Pada penelitian [1] mengangkat masalah dalam memisahkan sumber sinyal akustik dari sinyal campuran dengan menggunakan metode FastICA dan *toolbox* ICALAB. Hasil yang didapatkan berupa nilai rata-rata SIR dengan FastICA sebesar 45,72dB dan nilai rata-rata SIR dengan ICALAB 53dB yang mana nilai SIR ini yang merepresentasikan kualitas suara yang dipisahkan. Penelitian ini menunjukkan penggunaan FastICA dapat menghasilkan suara pemisahan yang sama baiknya dengan ICALAB. Penelitian lainnya yang terkait dengan metode FastICA seperti penelitian yang dilakukan oleh [2]. Pada penelitian tersebut dilakukan simulasi perbandingan metode antara FastICA, *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Non-negative matrix factorization* (NMF) dengan menggunakan suara katak. Hasil dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa FastICA berbasis *negentropy* bekerja lebih baik dengan hasil *Source to Distortion Ratio* (SDR) sebesar 65,52 dB dan 58,75 dB, *Source to Interferences Ratio* (SIR) sebesar 65,53 dB dan 66,71 dB dan *Sources to Artifacts Ratio* (SAR) sebesar 104,6 dB dan 60,66 dB yang mana nilai SDR menunjukkan tingkat artefak pada sinyal hasil pemisahan dibandingkan dengan sumber asli, SIR menunjukkan sumber lain yang dapat didengar pada sinyal hasil pemisahan dan SAR menunjukkan keseluruhan hasil dari pemisahan sinyal yang dilakukan. Penelitian [3] menerapkan penggunaan metode FastICA berbasis *negentropy* juga digunakan namun dengan ortogonalisasi berbasis *Deflationary*. Hasil yang didapatkan FastICA berbasis *negentropy* dengan *Deflationary* menunjukkan hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan FastICA berbasis kurtosis.

Berdasarkan paparan beberapa penelitian di atas, penelitian ini menggunakan metode FastICA *Negentropy* dengan *Deflationary Orthogonalization* dalam memisahkan instrumen dan vokal pada Geguntangan. Ada beberapa variabel yang dapat mempengaruhi jalannya algoritma ini seperti di penelitian [4], dimana matriks pencampuran dapat mempengaruhi hasil pemisahan. Selain itu dalam penelitian [5] nilai alpha yang digunakan dapat bervariasi dan mempengaruhi hasil pemisahan. Oleh karena itu, penelitian ini akan dilakukan pengujian terhadap variabel-variabel tersebut. Selain itu ada beberapa nilai yang digunakan untuk menentukan kualitas hasil pemisahan yaitu SDR, SIR dan SAR.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Penelitian Terkait

Pada penelitian [2] penggunaan algoritma FastICA menggunakan *negentropy* dan kurtosis lebih baik dalam memisahkan campuran sinyal bio-akustik pada katak daripada *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Non-negative Matrix Factorization* (NMF). Perhitungan hasil pemisahan menggunakan *BSS_EVAL toolkit*. Dari kedua FastICA, algoritma yang berbasis pada *negentropy* menghasilkan nilai SDR, SIR dan SAR lebih baik daripada FastICA yang menggunakan kurtosis. Masing-masing rata-rata nilai yang dihasilkan dari FastICA berbasis *negentropy* yaitu 65,52 untuk SDR, 65,53 untuk SIR dan 104,6 untuk SAR.

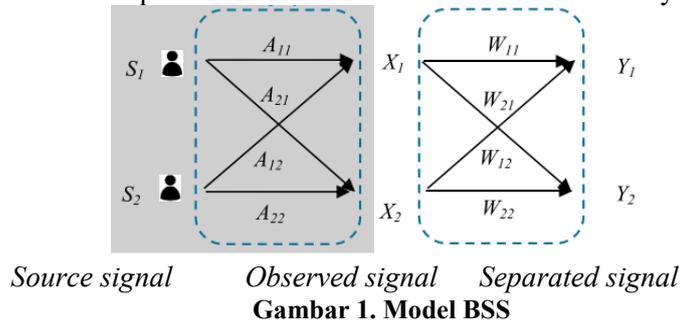
Menurut [6] penggunaan algoritma FastICA berbasis *Symmetrical* pada data yang mirip juga lebih baik jika dibandingkan dengan *Sparse Component Analysis* (SCA). Pengukuran yang dilakukan untuk membandingkan hasil pemisahan menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan SIR. Hasil pengukuran dari algoritma FastICA berbasis *Symmetrical* dengan menggunakan matriks pencampuran [0.3816, 0.8678], [0.8534, -0.5853], hasil MSE adalah 3.60×10^{-5} untuk vokalnya dan 1.71×10^{-6} untuk instrumennya, memiliki SIR 44.84784936 untuk vokalnya dan

59.89866528 untuk instrumennya. Untuk metode SCA nilai MSE adalah 1.25×10^{-4} untuk vokalnya dan 4.21×10^{-6} untuk instrumennya, memiliki SIR 40.00942668 untuk vokalnya dan 54.70771013 untuk instrumennya.

Menurut [7] algoritma FastICA dengan berbasis *Deflationary* memiliki hasil keseluruhan yang lebih baik jika dibandingkan dengan algoritma FastICA berbasis *Symmetrical*. Penelitian ini membandingkan beberapa algoritma FastICA klasik menggunakan data gambar untuk menghilangkan *noise*. Hasil pemisahan *noise* diukur berdasarkan PSNR. Perhitungan menggunakan PSNR pada FastICA *Deflationary* mendapatkan hasil 31.241 dibandingkan dengan PSNR FastICA *Symmetrical* yang menghasilkan nilai 31.018.

2.2. Matriks Pencampuran

ICA diformulasikan dimana sinyal asli independen diekstraksi dari campuran di beberapa sensor. Situasi ini digambarkan dimana dalam sebuah ruangan dengan dua orang dan dua sensor (yaitu mikrofon) untuk merekam. Ketika dua orang ini berbicara pada saat yang sama, setiap sensor akan mendapatkan kombinasi linier tertentu dari dua sinyal.



Gambar 1. Model BSS

Gambar 1 menunjukkan jika dua sinyal asli dilambangkan dengan S_1 dan S_2 , maka kombinasi linier campurannya, X_1 dan X_2 dapat dinyatakan secara matematis sebagai:

$$X_1 = A_{11}S_1 + A_{12}S_2 \tag{1}$$

$$X_2 = A_{21}S_1 + A_{22}S_2 \tag{2}$$

dimana A_{11} , A_{12} , A_{21} dan A_{22} mewakili matriks pencampuran yang menghasilkan X dari S . ICA bertujuan untuk memulihkan sinyal asli S hanya dari pengamatan sinyal X tanpa informasi spesifik sebelumnya tentang sumber dan sistem pencampuran. Dengan menggunakan notasi vektor-matriks, proses pencampuran dari persamaan (1) dan (2) dapat dimodelkan sebagai:

$$X = AS \tag{3}$$

dimana X , S merupakan vektor acak dan A merupakan matriks parameter. Model pada persamaan (1) dikenal sebagai analisis komponen independen atau model ICA[2]. Model ICA ini merupakan model generatif yang menggambarkan komputasi sinyal sumber atau komponen independen, S dengan memperkirakan matriks pencampuran A dari vektor acak yang diketahui X [2].

2.3. Centering

Sebelum menerapkan algoritma FastICA secara spesifik pada sinyal, sangat penting untuk melakukan beberapa *Preprocessing* pada data yang diamati untuk mengurangi kompleksitas implementasi algoritma FastICA [2]. p umum sering melibatkan Pemusatan Sinyal (*centering*) dan Pemutihan (*whitening*) [2].

Pemusatan dicapai hanya dengan mengurangi rata-rata (*mean*), $E(x)$ dari sinyal dari setiap pembacaan sinyal [2]. Untuk variabel yang diamati x , vektor pengamatan terpusat, x_i diperoleh menggunakan persamaan (4).

$$x_i = x - E(x) \tag{4}$$

Ini untuk memastikan x memiliki variabel *mean* nol. Dengan mengambil ekspektasi pada kedua sisi $X = AS$, menyiratkan bahwa S adalah nol juga. Setelah matriks pencampuran A diestimasi dengan data terpusat, data dapat memperoleh estimasi aktual dari komponen independen berdasarkan persamaan (5).

$$S = A^{-1}(X_i + E(x)) \quad (5)$$

2.4. Whitening

Setelah Pemusatan Sinyal, vektor yang diamati x secara linear diubah menjadi vektor baru yang berwarna Putih (*white*) sehingga komponennya tidak berkorelasi dan memiliki varian yang sama dengan satu [2]. Vektor acak rata-rata nol $z = (z_1 \dots z_n)^T$ dikatakan putih jika unsur-unsurnya memiliki varians satuan.

$$E\{z_i z_j\} = \delta_{ij} \quad (6)$$

Dalam hal matriks kovarians, ini jelas berarti bahwa $E\{zz^T\} = I$, dengan I matriks satuan [5]. Biarkan $D = \text{diag}(d_1 \dots d_n)$ menjadi matriks diagonal nilai eigen dari C . Kemudian transformasi pemutihan linear diberikan oleh.

$$V = D^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (7)$$

Dimana V menunjukkan hasil dari proses pemutihan, $D^{-\frac{1}{2}}$ menunjukkan matriks diagonal eigen dan E^T matriks vektor eigen. Matriks ini selalu ada jika nilai eigen d_i bernilai positif.

2.5. FastICA

Independent Component Analysis (ICA) adalah metode analisis statistik dari *Blind Source Separation*. Istilah *blind* digunakan di sini karena tidak ada pengetahuan eksplisit tentang sinyal sumber atau sistem pencampuran selain campuran [2]. Tujuan dari *Independent Component Analysis* (ICA) adalah untuk mengubah kumpulan data multivariat sehingga komponen yang dihasilkan se-independen mungkin [8]. Salah satu perhitungan yang paling umum digunakan untuk FastICA Non-Gaussianity dikenal sebagai *Negentropy* [9].

Pada umumnya, jumlah sumber sama dengan jumlah dari campuran. Solusi dari ICA adalah mengestimasi pemisahan atau demixing matriks B sebagai kebalikan dari matriks pencampuran A , $B = A^{-1}$ [10]. Untuk mencari komponen independen (sinyal sumber) disini menggunakan persamaan (6).

$$w^+ = E\{zg(w^+z)\} - E\{g'(w^+z)\}w \quad (8)$$

dimana $E\{\cdot\}$ merupakan operasi rata-rata, z matriks hasil pemutihan, w merupakan nilai bobot awal, w^+ merupakan nilai w sementara dan $g'(\cdot)$ dan $g(\cdot)$ merupakan fungsi nonlinearitas atau disebut dengan *contrast function* [11]. Fungsi nonlinieritas yang digunakan ditunjukkan pada persamaan dibawah.

$$g(y) = \tanh(\alpha y) \quad (9)$$

$$g'(y) = \alpha(1 - \tanh^2(\alpha y)) \quad (10)$$

Algoritma FastICA pada skema iterasi titik tetap dengan menggunakan *negentropy* menggabungkan sifat algoritma superior yang dihasilkan dari iterasi titik tetap dengan sifat statistik yang lebih disukai karena *negentropy* [5].

Untuk memperkirakan beberapa komponen independen, diperlukan untuk menjalankan algoritma beberapa kali dengan vektor w_1, \dots, w_n dan untuk mencegah vektor berbeda konvergen dengan maksimal yang sama diperlukan orthogonalisasi vektor setiap iterasi [5]. Salah satu Ortogonalisasi yang bisa digunakan yaitu *Deflationary Orthogonalization*. Algoritma ini dikenal dengan nama *Deflationary FastICA*. Algoritma *Deflationary FastICA* adalah bentuk dasar dari algoritma FastICA itu sendiri [7].

Orthogonalisasi ini menggunakan metode *Gram-Schmidt*, dimana komponen independen diestimasi satu per satu [5]. Ketika komponen p diestimasi, satu unit algoritma dijalankan [5]. Dimana proses secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Algoritma FastICA Deflationary

-
1. Pemusatan data.
 2. Putihkan data untuk mendapatkan z .
 3. Inisialisasi w_p (misal secara acak)
 4. Iterasi $w^+ = E\{zg(w^+z)\} - E\{g'(w^+z)\}w$
-

5. Lakukan ortogonalisasi sebagai berikut:

$$w_p = w_p - \sum_{j=1}^{p-1} (w_p^T w_j) w_j \quad (11)$$

6. Normalisasi w_p dengan membaginya dengan normalnya.
7. Jika w_p tidak konvergen, Kembali ke langkah empat.
8. Set $p = p+1$. Jika p tidak lebih besar dari jumlah komponen independent yang diinginkan, Kembali ke langkah tiga.

3. Metodologi Penelitian

Dari pemaparan penelitian terkait pada kajian pustaka dan tujuan penelitian yang akan dicapai maka metode yang digunakan ialah FastICA berbasis *Deflationary*.

3.1. Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer. Data penelitian berupa rekaman suara dengan format *waveform* (.wav) yang diperoleh dengan menggunakan perangkat lunak Adobe Audition. Data diambil dari tiga orang *penembang* (orang yang melantunkan tembang di Geguntangan) dan satu set instrumen. Data yang diambil berdurasi dua jam kemudian dipotong menjadi 20 bagian secara manual menggunakan perangkat lunak Adobe Audition.

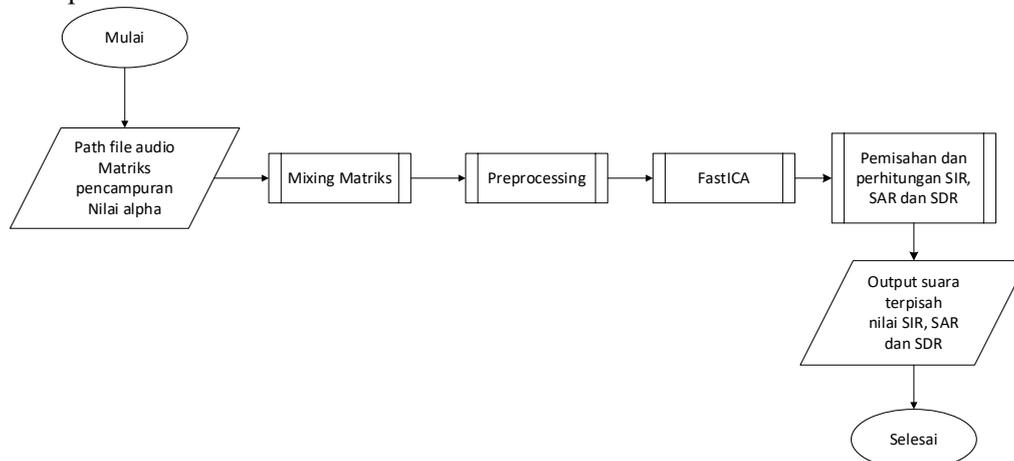
Data direkam menggunakan tiga mikrofon dimana satu mikrofon khusus instrument dan dua mikrofon untuk penembang serta menggunakan dua *mixer* yaitu Ashley K1 Four dan Soundcard V8 Mixer.

3.2. Pembersihan Data

Data yang sudah direkam yang berdurasi dua jam akan dibagi berdasarkan bagiannya serta baitnya pesantian. Proses ini memanfaatkan perangkat lunak Adobe Audition.

3.3. Penerapan Algoritma

Dilakukan penerapan algoritma FastICA pada data yang telah dibersihkan dan dibagi. Penerapan algoritma disini memanfaatkan bahasa pemrograman Python untuk memproses data. Secara umum penerapan algoritma hanya terdapat satu proses. Hal ini dikarenakan metode yang digunakan tidak memerlukan proses *training*. Penerapan algoritma diilustrasikan dengan flowchart pada Gambar 2.



Gambar 2. Penerapan Algoritma

Dalam penerapan algoritma ini ada beberapa masukan yang dibutuhkan yaitu matriks pencampuran, nilai alpha dan path letak kedua file audio. File audio dimuat berdasarkan path yang dimasukkan yang akan diproses dan dikalikan dengan matriks pencampuran. Proses pencampuran matriks akan memakai rumus perhitungan (3). Matriks yang dihasilkan dari proses pengalihan matriks pencampuran kemudian dilakukan *preprocessing*. Proses *preprocessing* ini melibatkan proses Pemusatan dan proses Pemutihan. Proses Pemusatan atau disebut dengan pemusatan data, dimana proses ini menggunakan rumus perhitungan (4). Jika data sudah dipusatkan maka dilanjutkan dengan Pemutihan Data (*Whitening*) proses Pemutihan

disini menggunakan rumus perhitungan (7). Proses dilanjutkan dengan mencari matriks pemisahan menggunakan metode *Deflationary-based FastICA*. Hasil matriks pemisahan ini yang akan dikalikan dengan matriks tercampur, di mana menghasilkan sinyal yang terpisah. Selain itu nilai SDR, SIR dan SAR juga dihitung dengan menggunakan sinyal sumber dengan sinyal hasil pemisahan.

3.4. Pengujian

Pengujian yang dilakukan menggunakan nilai *Source to Distortion Ratio* (SDR), *Source to Interferences Ratio* (SIR), dan *Sources to Artifacts Ratio* (SAR). Pengujian ini didasarkan atas penelitian [12] yang mana menggunakan ketiga nilai tersebut, dimana setiap nilai memiliki makna tersendiri. Penekanan interferensi tercermin dalam SIR. Artefak yang terdapat pada proses pemisahan tercermin dalam SAR dan kinerja keseluruhan algoritma tercermin dalam SDR [2].

Selain itu uji-t juga dilakukan, uji-t yang dipilih adalah Uji-t berpasangan (*paired t-test*). Uji T ini digunakan karena data yang digunakan adalah nilai SDR, SIR dan SAR dari hasil pemisahan setiap data, dimana setiap nilai variabel bebas yang diuji apakah memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai-nilai yang dihasilkan. Terdapat hipotesis null dan alternatif yang digunakan untuk pengujian matriks pemisahan dan nilai *alpha*. Adapun yang menjadi hipotesis null dan hipotesis alternatif sebagai berikut. (1) Matriks pemisahan. (a) Hipotesis null (H_0): Nilai matriks pencampuran tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR. (b) Hipotesis Alternatif: Nilai matriks pencampuran mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR. (2) Nilai *alpha*. (a) Hipotesis null (H_0): Nilai *alpha* tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR. (b) Hipotesis Alternatif: Nilai *alpha* mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR.

Untuk mengetahui hipotesis yang diterima nilai T akan dibandingkan dengan nilai T tabel sesuai dengan tingkat kepercayaan dan *degrees of freedom* dengan ketentuan sebagai berikut : (1) Jika $T_{hitung} \leq T_{tabel}$, maka hipotesis null diterima dan hipotesis alternatif ditolak. (2) Jika $T_{hitung} > T_{tabel}$, maka hipotesis null ditolak dan hipotesis alternatif diterima.

Dalam pengujian ini nilai T tabel yang digunakan adalah $t(df = 19, \alpha = 90) = 1,729$. Perhitungan nilai T disini memanfaatkan perangkat lunak Minitab 19.

4. Hasil dan Diskusi

Dalam pengujian ini nilai *mix_1* yaitu [0.3816, 0.8678][0.8534, -0.5853] dan nilai *mix_2* [0.4975, 0.1858][0.3194, 0.4163], dimana masing-masing nilai ini didapatkan dari penelitian [6] dan [4]. Sedangkan untuk nilai *alpha* yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari [5] dengan nilai 1 dan 2.

4.1. Pengujian Pengaruh Variabel Matriks Pemisahan

Pada pengujian ini nilai *mix_1* dan *mix_2* dengan nilai *alpha* yang digunakan adalah 1. Pengujian ini bermaksud untuk melihat apakah matriks pencampuran mempunyai peranan dalam menentukan hasil pemisahan. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Pengaruh Variabel Matriks Pemisahan

Matriks pencampuran	Nilai α	Rata-rata waktu proses (s)	Rata-rata SDR		Rata-rata SIR		Rata-rata SAR	
			Vokal (dB)	Instrumen (dB)	Vokal (dB)	Instrumen (dB)	Vokal (dB)	Instrumen (dB)
Mix 1	1	5.00	62.62	65.36	62.62	65.36	246.53	220.81
Mix 2	1	4.90	64.26	68.12	64.26	68.12	246.87	220.62

Dari Tabel 2 dapat dilihat rata-rata waktu proses terbaik yang didapatkan ketika menggunakan matriks pencampuran ke 2 atau *mix_2*. Matriks pencampuran memiliki peranan dalam mempengaruhi waktu pemisahan sinyal, tetapi nilai yang ditunjukkan tidak jauh berbeda.

Nilai dengan mix_1 didapatkan waktu proses pemisahan 5.00 detik, dimana selisihnya sangat tipis jika dibandingkan dengan mix_2 yaitu 4.90 detik.

Selain rata-rata waktu proses rata-rata nilai SDR juga dibandingkan dimana nilai dihasilkan dari matriks pencampuran mix_1 memiliki nilai SDR yang cukup rendah dibandingkan dengan mix_2. Sementara nilai SIR yang dihasilkan lebih tinggi mix_2 dengan selisih tidak cukup jauh di antara 3 sampai 4 dB. Hal ini tidak sama dengan nilai SAR yang dihasilkan, dimana dari Tabel 2 dapat dilihat perbandingan hasilnya hanya memiliki selisih yang sedikit.

Dalam menentukan hasil melihat perbedaan tidaklah cukup perlu dilakukan pengujian lebih lanjut untuk membuktikan apakah pengaruh perubahan nilai matriks pencampuran mempunyai pengaruh yang signifikan. Maka dilakukan perhitungan nilai t dengan menggunakan metode uji t berpasangan. Dari pengujian T berpasangan yang dilakukan didapatkan hasil nilai T hitung sebesar 1,37 untuk nilai SDR, 1,37 untuk nilai SIR dan 0,41 untuk nilai SAR. Karena nilai T hitung lebih kecil dari nilai T tabel maka hipotesis null diterima dan hipotesis alternatif ditolak. Artinya matriks pencampuran tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR.

4.2. Pengujian Pengaruh Variabel Nilai Alpha

Nilai *alpha* merupakan nilai yang digunakan dalam pengujian fungsi nonlinear, dimana nilai tersebut ialah 1 dan 2. Serta fungsi nonlinear yang digunakan yaitu *log cosh*. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Pengaruh Variabel Nilai Alpha

Matriks pencampuran	Nilai α	Rata-rata waktu proses (s)	Rata-rata SDR		Rata-rata SIR		Rata-rata SAR	
			Vokal (dB)	Instrumen (dB)	Vokal (dB)	Instrumen (dB)	Vokal (dB)	Instrumen (dB)
Mix 1	1	5.00	62.62	65.36	62.62	65.36	246.53	220.81
Mix 1	2	5.42	65.62	67.17	65.62	67.17	247.07	220.71

Hasil pengujian berdasarkan nilai *alpha* yang digunakan dengan matriks pencampuran mix_1 didapatkan hasil rata-rata waktu proses tercepat dengan nilai *alpha* = 1. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 3 terlihat perbedaan yang cukup besar, dimana nilai *alpha* = 2 memiliki waktu proses 5.42 detik. Waktu ini lebih lama 0,4 detik jika dibandingkan dengan *alpha* = 1.

Selain rata-rata waktu proses hasil dari percobaan ini berbanding terbalik dengan nilai SDR, SIR dan SAR yang dihasilkan. Tabel 3 nilai SDR yang dihasilkan jika nilai *alpha* = 1 lebih kecil dibandingkan dengan *alpha* = 2. Nilai SDR pada vokal dan instrumen, berturut-turut 62.62 dan 65.36 dengan nilai *alpha* = 1. Selisih nilai SDR yang dihasilkan cukup besar jika dibandingkan dengan *alpha* = 2, dimana nilai SDR vokal dengan nilai 65.62 dan instrumen 67.17.

Dari seluruh hasil di atas dapat disimpulkan nilai *alpha* = 1 memiliki waktu proses lebih cepat dibandingkan dengan *alpha* = 2. Namun tidak dengan hasil pemisahan dimana *alpha* = 2 memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *alpha* = 1.

Dalam menentukan hasil melihat perbedaan tidaklah cukup perlu dilakukan pengujian lebih lanjut untuk membuktikan apakah pengaruh perubahan nilai *alpha* mempunyai pengaruh yang signifikan. Maka dilakukan perhitungan nilai t dengan menggunakan metode uji t berpasangan. Berdasarkan perhitungan T berpasangan yang dilakukan T hitung dari setiap nilai yaitu 0,98 untuk SDR, 0,98 untuk SIR dan 1,13 untuk SAR. Karena nilai T hitung memiliki nilai yang lebih kecil daripada T tabel maka hipotesis null diterima dan hipotesis alternatif diterima. Artinya nilai *alpha* tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR.

5. Kesimpulan dan Saran

Sistem ini menerapkan pemisahan suara berdasarkan konsep BSS dengan metode FastICA berbasis *Deflationary Orthogonalization*. Penelitian ini juga melakukan pengujian pengaruh matriks pencampuran dan nilai alpha pada fungsi nonlinear terhadap nilai SDR, SIR dan SAR serta waktu proses dari metode ini sendiri. Dari hasil pengujian yang dilakukan dapat ditarik kesimpulan matriks pencampuran memiliki sedikit pengaruh dalam mempercepat waktu proses dan dari nilai ini dilakukan uji t berpasangan dengan hasil matriks pencampuran tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap SDR, SIR dan SAR. Pada pengujian nilai *alpha* di fungsi nonlinear memiliki pengaruh cukup besar dalam mempercepat waktu proses. Sedangkan berdasarkan perhitungan uji t berpasangan yang dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa nilai *alpha* tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap perubahan SDR, SIR dan SAR.

Referensi

- [1] M. A. Firstanto and E. Widjiati, "Kombinasi Metode Independent Component Analysis(ICA) dan Beamforming untuk Pemisahan Sinyal Akustik Bawah Air," *J. Tek. POMITS*, vol. 2, no. 2, p. A-300-A-305, 2013.
- [2] N. Hassan and D. A. Ramli, "A Comparative study of Blind source separation for Bioacoustics sounds based on FastICA, PCA and NMF," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 126, pp. 363–372, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.07.270.
- [3] S. Nikam and S. Deosarkar, "Fast ICA based technique for non-invasive fetal ECG extraction," *Conf. Adv. Signal Process. CASP 2016*, no. 1, pp. 60–65, 2016, doi: 10.1109/CASP.2016.7746138.
- [4] W. Indra, P. Sari, I. Wirawan, I. Endang, and W. M. Eng, "PEMISAHAN SINYAL AKUSTIK BAWAH AIR MENGGUNAKAN METODE BLIND SEPARATION OF SOURCE (BSS)," *Undergrad. Thesis Electr. Eng. RSE 620.2 Sar p*, 2011, pp. 1–6, 2011.
- [5] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*. Espoo, Finland: A Wiley-Interscience Publication, 2001.
- [6] A. P. Putra, N. W. Wiantari, N. Putu, and M. Novita, "Independent Component Analysis (ICA) dan Sparse Component Analysis (SCA) dalam Pemisahan Vokal dan Instrumen pada Seni Gegungtangan," *J. Elektron. Ilmu Komput. Udayana Vol. 8, No 1. Agustus 2019*, vol. 8, no. 1, pp. 105–111, 2019.
- [7] K. Liang and J. Ye, "ICA-based image denoising: A comparative analysis of four classical algorithms," *2017 IEEE 2nd Int. Conf. Big Data Anal. ICBDA 2017*, pp. 709–713, 2017, doi: 10.1109/ICBDA.2017.8078728.
- [8] J. Miettinen, K. Nordhausen, and S. Taskinen, "FICA: FastICA algorithms and their improved variants," *R J.*, vol. 10, no. 2, pp. 148–158, 2019, doi: 10.32614/RJ-2018-046.
- [9] S. Esmaeiloghli, S. H. Tabatabaei, S. Hosseini, and Y. Deville, "Contribution of deflation-based FastICA to the separation of geochemical signals in the field of mining geochemistry: A case study on the Kuh Panj porphyry system, Kerman, Iran," *2nd TRIGGER Int. Conf. Trans-disciplinary Res. Iran. Geol. Geodyn. Earthquakes Resour.*, no. November, pp. 12–14, 2018.
- [10] P. Xu and Y. Jia, "Blind source separation based on source number estimation and fast-ica with a novel non-linear function," *Proc. Rom. Acad. Ser. A - Math. Phys. Tech. Sci. Inf. Sci.*, vol. 21, no. 2, pp. 187–193, 2020.
- [11] E. Ollila, "ON THE ROBUSTNESS OF THE DEFLATION-BASED FASTICA ESTIMATOR," *2009 IEEE/SP 15th Work. Stat. Signal Process.*, no. 2, pp. 673–676, 2009.
- [12] E. Vincent, R. Gribonval, and C. Févotte, "Performance Measurement in Blind Audio Source Separation," *IEEE Trans. Audio. Speech. Lang. Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 1462–1469, 2006.