



DISERTASI [TE143597]

**PEMISAHAN SINYAL INSTRUMEN GAMELAN
MENGUNAKAN METODE-METODE BERBASIS
INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS**

ATIK WINTARTI
NRP.2210301011

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.
Dr. Ir. Wirawan, DEA

PROGRAM DOKTOR
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOVENBER
SURABAYA
2017



DISERTASI [TE143597]

PEMISAHAN SINYAL INSTRUMEN GAMELAN MENGUNAKAN METODE-METODE BERBASIS INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

ATIK WINTARTI
NRP.2210301011

DOSEN PEMBIMBING

Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.

Dr. Ir. Wirawan, DEA

PROGRAM DOKTOR
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

LEMBAR PENGESAHAN DISERTASI

Disertasi disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Doktor
(Dr) di Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Judul :

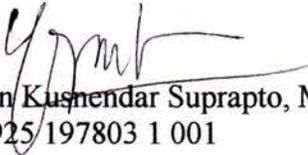
Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan Menggunakan Metode-Metode Berbasis
Independent Component Analysis

Oleh:

Atik Wintarti
NRP : 2210301011

Tanggal Ujian : 8 Desember 2016
Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh :


1. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
NIP: 19540925/197803 1 001

(Pembimbing I)

2. Dr. Ir. Wirawan, DEA
NIP: 19631109 198903 1 001



(Pembimbing II)


3. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng
NIP: 19580916 198601 1 001

(Penguji)

4. Dr. Achmad Arifin, ST., M.Eng
NIP: 19710314 199702 1 001



(Penguji)

5. Dr. Sentagi Sesotya Utami, ST., M.Sc
NIP: 19750226 200212 2 002



(Penguji)

an. Direktur Program Pascasarjana,
Asisten Direktur




Prof. Dr. Ir. Tri Widjaja, M.Eng
NIP: 19611021 198603 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Disertasi saya dengan judul:

PEMISAHAN SINYAL INSTRUMEN GAMELAN MENGUNAKAN METODE-METODE BERBASIS INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Surabaya, Januari 2017



Atik Wintarti
NRP. 2210301011

PEMISAHAN SINYAL INSTRUMEN GAMELAN MENGGUNAKAN METODE-METODE BERBASIS INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

Nama mahasiswa : Atik Wintarti
NRP : 2210301011
Pembimbing : Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
Dr. Ir. Wirawan, DEA

ABSTRAK

Gamelan merupakan salah satu budaya asli Indonesia yang sudah mendunia. Gamelan perlu dilestarikan, tidak hanya digunakan, diapresiasi namun juga perlu dilakukan penelitian pada gamelan. Salah satu penelitian yang perlu dilakukan adalah pemisahan antara sinyal instrumen gamelan. Pemisahan sinyal instrumen gamelan ini seperti yang dilakukan oleh seorang pemain gamelan yang harus dapat memisahkan sinyal instrumen yang berperan sebagai konduktor pengarah permainan gamelan. Pemisahan sinyal instrumen musik sangat berguna untuk pengenalan suara instrumen, pengolahan musik, pengkodean suara dan analisis instrumen.

Salah satu metode yang populer untuk pemisahan sinyal adalah Independent Component Analysis (ICA) yang mensyaratkan komponen-komponen penyusun saling bebas (independen) dan berdistribusi non-Gaussian. Dalam penelitian ini kami mengusulkan ICA menggunakan Projection Pursuit (PP). PP adalah suatu metode statistik untuk mencari proyeksi data yang diinginkan, dalam hal ini yang berdistribusi non-Gaussian paling maksimal. PP akan mentransformasi data tercampur yang berdimensi tinggi ke komponen-komponennya yang berdimensi lebih rendah dengan tetap menyimpan informasi yang diinginkan. Dengan demikian PP dapat digunakan untuk memisahkan sinyal yang tercampur secara instantaneous maupun recorded.

Uji coba dilakukan pada sinyal sintetik instrumen gamelan dan hasil rekaman dari Gamelan Elektro Budoyo di Jurusan Elektro ITS. Dengan menggunakan nilai kurtosis, Uji Kolmogorov-Smirnov dan Liliefors diperoleh bahwa sinyal instrumen gamelan berdistribusi non-Gaussian. Melalui Least Square Independent Test didapatkan dua sinyal instrumen gamelan yang berbeda saling independen baik dalam domain waktu maupun domain frekuensi. Pemisahan dua sinyal instrumen gamelan yang berbeda frekuensi dasarnya dapat dilakukan menggunakan FastICA dengan tingkat keberhasilan 79,17% sedangkan dengan PP 84,89%. Pemisahan dua sinyal instrumen gamelan yang hampir sama frekuensi dasarnya menggunakan PP berbasis kurtosis (K-PP) menghasilkan Mean Square Error (MSE) hingga 3.06×10^{-5} dan Signal-to-Noise Ratio (SNR) mencapai 42.13 dB.

Kata Kunci: *Gamelan, Independent Component Analysis (ICA), Independent, non-Gaussian, Kurtosis, Projection Pursuit (PP)*

SEPARATING GAMELAN INSTRUMENTS SIGNAL USING METHODS BASED ON INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

Name of Student : Atik Wintarti
Student ID : 2210301011
Promotor : Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
Co Promotor : Dr. Ir. Wirawan, DEA

ABSTRACT

Gamelan is one of the Indonesian cultures that already worldwide. Gamelan need to be preserved , not only used and appreciated but also need to be researched. One study is the separation between the signal gamelan instruments. Gamelan instruments signal separation is important because a player must be able to separate the gamelan instrument that acts as a conductor which directs the gamelan playing. This signal separation is important for signal instruments recognition, musical signals processing, instruments identification, and instruments analysis.

One popular method for separating signal is Independent Component Analysis (ICA) which requires the components are independent and have non-Gaussian distribution. In this research we apply ICA based on Projection Pursuit (PP). PP is a statistical method to find the desired data projection, in this case have non-Gaussian distribution maximally. PP will transform high dimension mixed data into the lower dimension of its components but still keep the information. In other words, PP can be used for signal separation.

The experiments performed on a synthetic signal gamelan instruments and recordings of Gamelan Elektro Budoyo in Department of Electrical Engineering ITS. By using the kurtosis value, Kolmogorov-Smirnov Test and Liliefors found that the signal gamelan instruments have non-Gaussian distribution. Through Least Square Independent Test and Chi - Square there were two signals of different instruments mutually independent. The separation of the two signals of gamelan instruments that have different fundamental frequencies can be done using FastICA with a success rate of 76.5 % , while the PP 84.7 % . The separation of the two signals gamelan instruments that have almost the same fundamental frequency using a Kurtosis-based PP (K-PP) generate Mean Square Error (MSE) until 3.06×10^{-5} and Signal-to-Noise Ratio (SNR) reach 42.13 dB.

Keywords: *Gamelan, Independent Component Analysis (ICA), Independent, non-Gaussian, Kurtosis, Projection Pursuit (PP)*

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah, Rabb alam semesta. Berkat kuasa dan rahmatNya, disertasi ini dapat diselesaikan. Disertasi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat akademik Program Doktor, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Pemerintah Republik Indonesia melalui Kemendikbud yang telah memberikan dana beasiswa BPPS dan PKPI selama masa studi;
2. Rektor Universitas Negeri Surabaya dan segenap civitas akademika atas segala dukungannya;
3. Para pembimbing, yaitu Bapak Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc selaku Promotor, dan Bapak Dr. Ir. Wirawan, DEA selaku co-Promotor yang penuh kesabaran telah memberikan bimbingan, arahan dan motivasi;
4. Para penguji, yaitu: Ibu Dr. Sentagi Sesotya Utami, ST., M.Sc., Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng., dan Bapak Dr. Achmad Arifin, ST., M.Eng., atas saran dan masukannya;
5. Segenap pengelola Program Pascasarjana (PPs) ITS, dosen dan karyawan PPs Jurusan Teknik Elektro ITS;
6. Segenap rekan-rekan mahasiswa S3, S2 dan S1 atas dukungannya;
7. Suami tercinta dan anak-anakku tersayang yang terus memberikan segalanya;
8. Orang tua tercinta serta keluarga besar atas dukungan, doa dan restunya.

Semoga Allah SWT membalas amal serta kebaikan Bapak dan Ibu semuanya serta selalu melimpahkan karuniaNya kepada kita semua.

Penulis sangat menyadari bahwa dalam penulisan disertasi ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari semua pihak demi perbaikan dan penyempurnaan buku ini

Akhirnya, semoga buku disertasi bermanfaat dan berguna bagi berbagai pihak, khususnya untuk kemajuan ilmu dan teknologi.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
Judul Disertasi	i
Lembar Pengesahan	ii
Pernyataan Keaslian	iii
Abstrak	iv
Abstract	v
Kata Pengantar	vi
Daftar Isi	vii
Daftar Gambar	ix
Daftar Tabel	x
Daftar Singkatan	xi
Daftar Notasi	xii
BAB 1 Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Startegi Pemecahan dan Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian	6
1.5 Kontribusi dan Orisinalitas Penelitian	7
1.6 Sistematika Penulisan	7
1.7 Daftar Publikasi	8
BAB 2 Kajian Pustaka dan Dasar Teori	11
2.1 Karakteristik Gamelan	11
2.2 Pengolahan Sinyal Digital	15
2.3 Transformasi Fourier	16
2.4 Independent Component Analysis	20
2.5 Roadmap Penelitian	25
2.6 Ringkasan	28
BAB 3 Deteksi non-Gaussianity	29
3.1 Deteksi non-Gaussian Menggunakan Kurtosis	31
3.2 Deteksi non-Gaussian Menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov	33
3.3 Deteksi non-Gaussian Menggunakan Uji Liliefors	35
3.4 Deteksi non-Gaussian Pada Sinyal Instrumen Gamelan	36

3.5	Ringkasan Deteksi non-Gaussianity	41
BAB 4	Uji Independensi	43
4.1	Uji Independensi Menggunakan Chi-Square	43
4.2	Uji Independensi Menggunakan Least-Square	46
4.3	Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan	48
4.4	Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan pada Domain Waktu dan Domain Frekuensi	50
4.5	Ringkasan Uji Independensi	53
BAB 5	Pemisahan Sinyal	55
5.1	Pemisahan Sinyal Menggunakan FastICA	55
5.2	Pemisahan Sinyal Menggunakan Projection Pursuit	57
5.3	Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan Berdasarkan Frekuensi Dasar	58
5.4	Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan Berdasarkan Kurtosis	63
5.5	Ringkasan Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan	75
BAB 6	Penutup	77
6.1	Kesimpulan	77
6.2	Saran	79
	Daftar Pustaka	81
	Lampiran	

DAFTAR GAMBAR

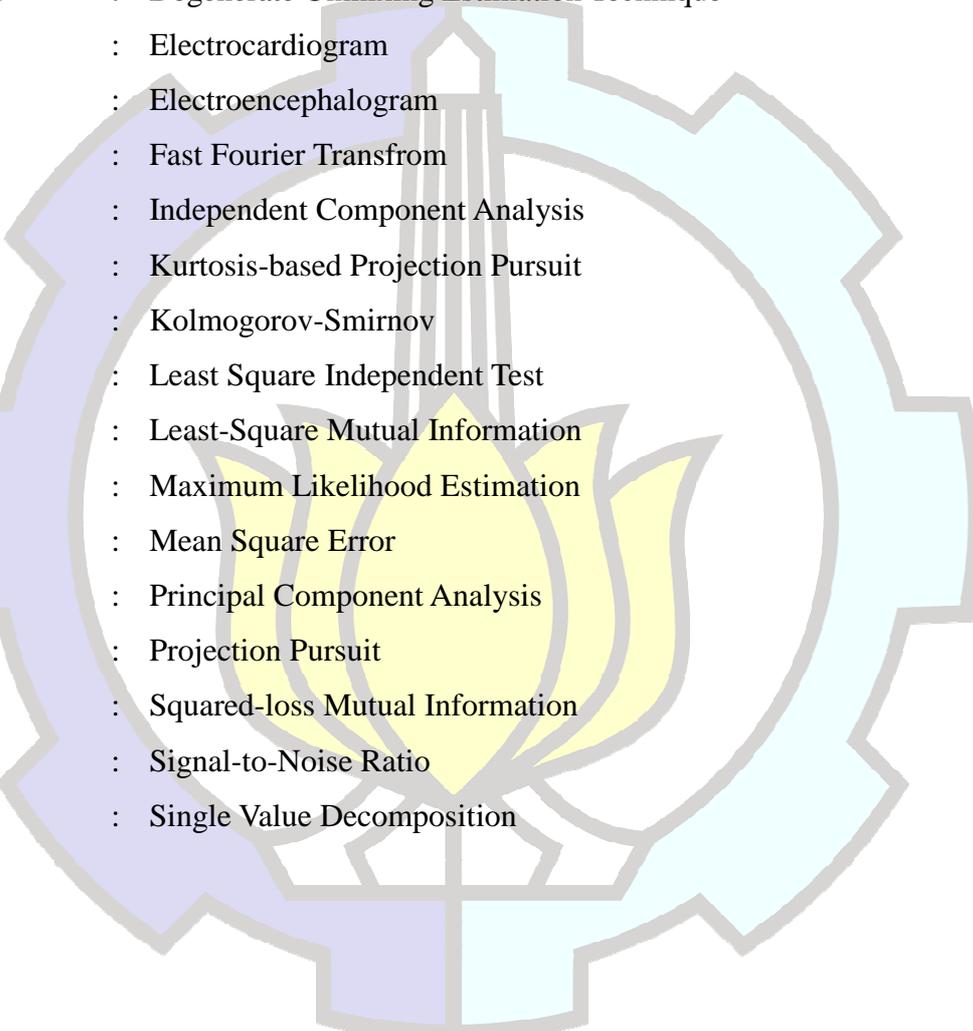
	Halaman
Gambar 1.1 Gamelan di berbagai tempat di dunia	1
Gambar 1.2 Sebuah Permainan Gamelan	2
Gambar 1.3 Diagram hubungan antar bab	7
Gambar 2.1 Pembuatan Gamelan	12
Gambar 2.2 Instrumen Gamelan	13
Gambar 2.3 Proses Pengolahan Sinyal Ditigal	15
Gambar 2.4a. Sinyal Demung1 dalam domain waktu	18
Gambar 2.4b. Sinyal Demung1 dalam domain frekuensi	18
Gambar 2.5a. Sinyal Saron-Demung dalam domain waktu	19
Gambar 2.5b. Sinyal Saron-Demung dalam domain frekuensi	19
Gambar 2.6a. Sinyal Gending Udan Mas dalam domain waktu	19
Gambar 2.6b. Sinyal Gending Udan Mas dalam domain frekuensi	19
Gambar 2.7 Ilustrasi pemisahan sinyal menggunakan ICA	20
Gambar 2.8 Posisi Penelitian	26
Gambar 2.9 Grand Desain Penelitian Gamelan	27
Gambar 3.1 Kemampuan Software dalam Uji Normalitas	32
Gambar 3.2 Grafik Mesokurtik, Platikurtik, dan Leptokurtik	32
Gambar 3.3a Data Random Normal	32
Gambar 3.3b Distribusi Data Random Normal	32
Gambar 3.4 Diagram Alir Deteksi Non-Gaussian Sinyal Instrumen Gamelan	37
Gambar 3.5a Grafik Sinyal Demung nada Lu(3)	38
Gambar 3.5b Distribusi Data Demung nada Lu(3)	38
Gambar 3.6a Grafik Sinyal Saron nada Ji(1)	38
Gambar 3.6b Distribusi Data Saron nada Ji(1)	38
Gambar 3.7a Grafik Sinyal Peking nada Lu(3)	38
Gambar 3.7b Distribusi Data Peking nada Lu(3)	38
Gambar 4.1a Data Random R1	47
Gambar 4.1b Data Random R2	47
Gambar 4.2 Data R1 dan R2	47

Gambar 4.3a	Data Random $R3 = 2 \cdot R1$	48
Gambar 4.3b	Data $R1$ dan $R3$	48
Gambar 4.4	Diagram Alir Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan	49
Gambar 4.5	Kestabilan LSMI dari sinyal Demung2 dan Peking2	52
Gambar 5.1	Diagram dari Metode PP yang Digunakan	59
Gambar 5.2a	Sinyal Demung/d1 dan Sinyal Saron/s1	60
Gambar 5.2b	Campuran Instantaneous Demung/d1 dan Saron/s1	60
Gambar 5.3	Hasil <i>centering</i> dan <i>sphering</i>	61
Gambar 5.4	Hasil rotasi 50°	61
Gambar 5.5	Sinyal sumber 1 sama dengan estimasi 2	62
Gambar 5.6	Blok Diagram K-PP	64
Gambar 5.7	Sinyal Sumber	66
Gambar 5.8	Campuran instantaneuous	66
Gambar 5.9	Pembandingan sinyal sumber dengan estimasi	67
Gambar 5.10	Nilai Kurtosis dari Sinyal Estimasi Pemisahan	68
Gambar 5.11	Centering dan Sphering (biru) dan Rotasi (merah)	70
Gambar 5.12	Nilai Kurtosis Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang	72
Gambar 5.13	MSE dari Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang	72
Gambar 5.14	SNR dari Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang	72
Gambar 5.15	Hasil Rekaman Sinyal Saron dan Bonang	73
Gambar 5.16	Hasil Centering dan Sphering (biru) dan Rotasi (merah)	73
Gambar 5.17	Nilai Kurtosis Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang	74
Gambar 5.18	Nilai SNR Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang	75

DAFTAR TABEL

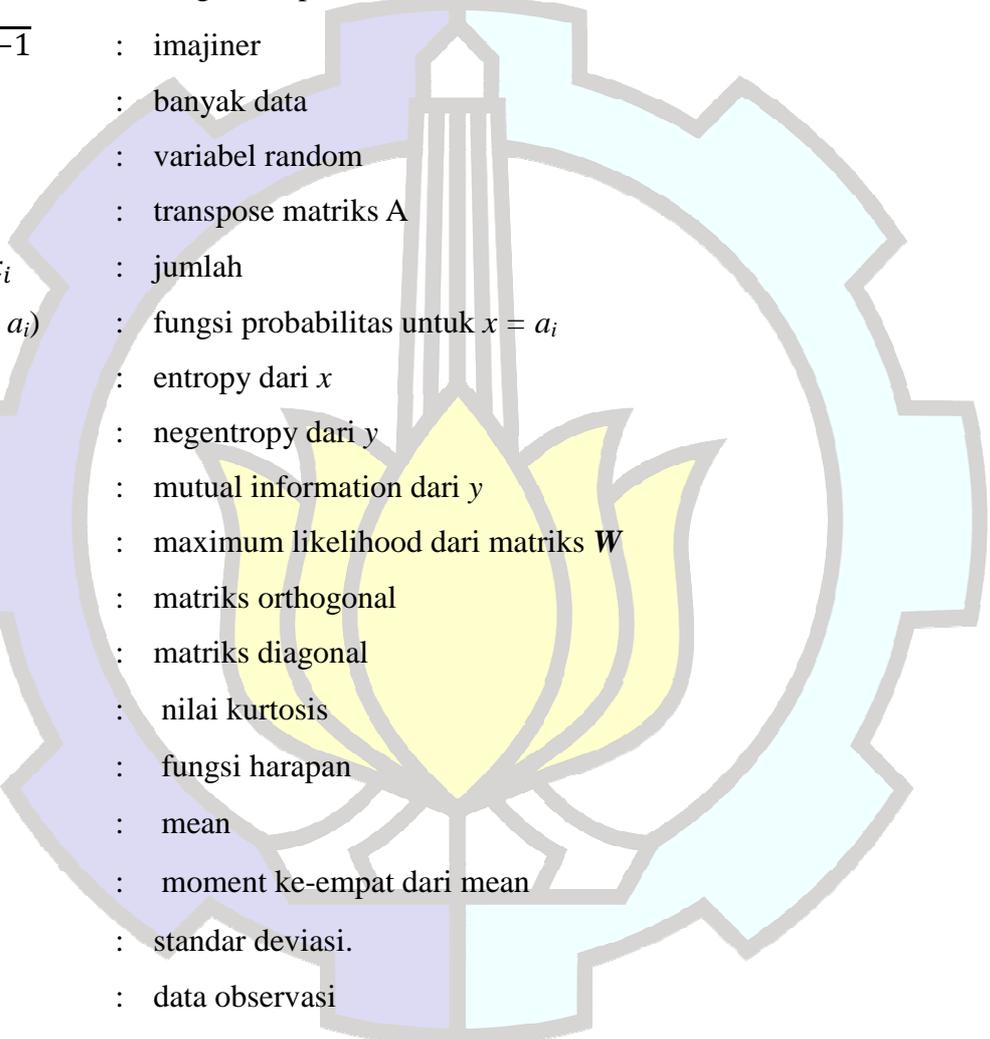
	Halaman
Tabel 2.1	Frekuensi Dasar Nada Saron Slendro (Pradhana & Suprpto, 2013) 14
Tabel 3.1	Perbandingan Metode-metode Uji Normalitas 30
Tabel 3.2	Penghitungan Kolmogorov-Smirnov 35
Tabel 3.3	Penghitungan Kolmogorov-Smirnov yang diubah datanya 35
Tabel 3.4	Hasil Deteksi Distribusi Non-Gaussian Data Random 39
Tabel 3.5	Hasil Deteksi Distribusi Non-Gaussian Data Random Berdistribusi Normal (banyak data 1000000) 40
Tabel 3.6	Hasil Deteksi Distribusi Non-Gaussian File Data Demung, Saron, dan Peking 41
Tabel 4.1	Tabel Kontingensi 44
Tabel 4.2	Tabel Kontingensi Observasi-Harapan 44
Tabel 4.3	Tabel Kontingensi Chi-Square 45
Tabel 4.4	Tabel Kontingensi yang diubah 45
Tabel 4.5	Hasil Uji Independensi 50
Tabel 4.6	Hasil Uji Independensi Sinyal Sintetik 51
Tabel 5.1	Frekuensi Dasar Balungan dari Beberapa Gamelan 58
Tabel 5.2	Persentase Keberhasilan Campuran Instantaneous 63
Tabel 5.3	Persentase Keberhasilan Campuran Recorded 63
Tabel 5.4	Frekuensi Dasar dari Bonang dan Saron 71
Tabel 5.5	Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang (Instantaneous) 70
Tabel 5.6	Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang (Recorded) 74
Tabel 5.7	Perbandingan nilai MSE 76
Tabel 5.8	Perbandingan nilai SNR 76

DAFTAR SINGKATAN



A/D C	: Analog-to-Digital Converter
CLT	: Central Limit Theorem
D/A C	: Digital-to-Analog Converter
DFT	: Discrete Fourier Transform
DUET	: Degenerate Unmixing Estimation Technique
ECG	: Electrocardiogram
EEG	: Electroencephalogram
FFT	: Fast Fourier Transform
ICA	: Independent Component Analysis
K-PP	: Kurtosis-based Projection Pursuit
K-S	: Kolmogorov-Smirnov
LSIT	: Least Square Independent Test
LSMI	: Least-Square Mutual Information
MLE	: Maximum Likelihood Estimation
MSE	: Mean Square Error
PCA	: Principal Component Analysis
PP	: Projection Pursuit
SMI	: Squared-loss Mutual Information
SNR	: Signal-to-Noise Ratio
SVD	: Single Value Decomposition

DAFTAR NOTASI



\mathbf{A}	: matriks A
\mathbf{a}	: vektor a
a_i	: kolom ke- i dari matriks A
a_{ij}	: elemen matriks A baris ke- i kolom ke- j
$O()$: fungsi kompleksitas
$j = \sqrt{-1}$: imajiner
n, N	: banyak data
x, y	: variabel random
\mathbf{A}^T	: transpose matriks A
$\sum w_i x_i$: jumlah
$P(x = a_i)$: fungsi probabilitas untuk $x = a_i$
$H(x)$: entropy dari x
$J(y)$: negentropy dari y
$I(y)$: mutual information dari y
$L(\mathbf{W})$: maximum likelihood dari matriks \mathbf{W}
\mathbf{U}	: matriks orthogonal
$\mathbf{\Lambda}$: matriks diagonal
β_2	: nilai kurtosis
E	: fungsi harapan
μ	: mean
μ^4	: moment ke-empat dari mean
σ	: standar deviasi.
O_i	: data observasi
E_i	: data harapan
A	: amplitudo
θ	: sudut fase
f	: fundamental frekuensi
f_s	: frekuensi sampling
\mathbf{W}^+	: nilai matriks \mathbf{W} yang baru

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Salah satu kekayaan budaya Indonesia yang sudah diakui dunia dalam bidang seni musik adalah gamelan (Lindsay, 1992). Gamelan dapat ditemui di berbagai belahan dunia, seperti di Amerika, Eropa, Jepang, maupun Australia, bahkan para pemain bola terkenal pun merasa perlu memainkan gamelan untuk promosi mereka. Gambar 1.1 menunjukkan beberapa bukti dari keberadaan gamelan di berbagai tempat di muka bumi ini. Gamelan tersebut tidak hanya dimainkan di kalangan universitas sebagai salah satu mata kuliah namun juga dimainkan komunitas-komunitas bahkan untuk memenuhi keperluan komersial.



www.gamelansonofflion.org

a. Gamelan di Amerika



www.artsactive.org.uk

b. Gamelan di Eropa



c. Gamelan di Jepang



www.arsenal.com

d. Pemain bola bermain gamelan

Gambar 1.1. Gamelan di berbagai tempat di dunia

Sebagai salah satu warisan budaya yang sudah diakui dunia, gamelan perlu dilestarikan. Tidak hanya dipelajari, digunakan, di-apresiasi namun juga perlu dilakukan penelitian pada gamelan. Penelitian tentang gamelan kebanyakan dilakukan dari sisi seni atau musikalitasnya sedangkan penelitian gamelan ditinjau dari segi teknologi masih jarang dilakukan (Perlman and Krumhansl, 1996). Penelitian tentang gamelan kebanyakan dilakukan dari sisi seni atau musikalitasnya seperti dilakukan oleh May dkk (1962), Becker (1972), Roth (1986), Thomas (1986), Sumarsam (1988), Brinner (1995), Gold (1998), Harnish dkk (2004), (Susilo, 2005), (Sutton, 2007), (Johnson, 2008) dan (Harrison, 2016). Sedangkan penelitian gamelan ditinjau dari segi teknologi masih jarang dilakukan, namun akhir-akhir ini ada beberapa peneliti seperti (Suprpto et al., 2009), (Kuswanto et al., 2012), (Tjahyanto et al., 2012) atau (Wulandari et al., 2012) yang melakukan penelitian tentang gamelan dari sisi teknologi perangkat lunak.

Gamelan (untuk selanjutnya merujuk pada Gamelan Jawa) terdiri dari beberapa instrumen yang dimainkan bersama-sama seperti suatu orkestra (lihat Gambar 1.2). Berbeda dengan permainan suatu orkestra yang dipimpin oleh seorang dirigen (konduktor) pada permainan gamelan tidak terdapat seorang konduktor, sebagai penggantinya adalah permainan salah satu instrumen gamelan yang mengarahkan permainan semua instrumen gamelan (Susilo, 2005).



Gambar 1.2. Sebuah Permainan Gamelan

Untuk itu seorang pemain gamelan harus dapat mendengarkan dengan jelas permainan salah satu instrumen yang bertindak sebagai pengarah pada permainan gamelan tersebut. Dalam hal ini seorang pemain gamelan harus dapat melakukan pemisahan sinyal (*signal separation*) pada suara instrumen gamelan tersebut. Apabila suara gamelan tersebut merupakan suatu rekaman maka diperlukan suatu upaya untuk dapat menghasilkan suara masing-masing instrumen.

Adanya perkembangan teknologi dan informasi yang semakin cepat diharapkan dapat menyelesaikan masalah pemisahan sinyal. Pertama-tama suara instrumen-instrumen yang telah tercampur diubah menjadi sinyal digital agar dapat diolah menggunakan perangkat lunak yang dijalankan oleh perangkat keras secara cepat dan tepat. Untuk itu diperlukan suatu algoritma atau metode yang dapat menunjukkan sinyal dari masing-masing instrumen.

Signal separation merupakan suatu upaya untuk memperkirakan komponen-komponen yang tersusun pada suatu sinyal tercampur (Hyvärinen and Oja, 2000). *Signal separation* diilhami dari permasalahan *cocktail party problem* dimana pada suatu pesta seseorang akan mendengar bermacam-macam suara seperti musik, percakapan atau dentingan gelas. Di tengah berbagai macam suara tersebut dia dapat membedakan mana suara musik dan mana suara orang yang mengajaknya bercakap-cakap. Upaya untuk mengetahui masing-masing suara inilah yang dinamakan pemisahan sinyal.

Permasalahan ini tidak hanya dijumpai pada sinyal suara namun juga pada bidang-bidang yang lain. Aplikasi *signal separation* dapat dijumpai di beberapa peristiwa antara lain: bidang sinyal biomedik EEG/ECG (Devuyst et al., 2008), pengolahan citra (Amanatiadis and Andreadis, 2010), data mining (Girolami and Gyfe, 1997), telekomunikasi (Nafta et al., 2013), dan *audio signal separation* (Chien and Chen, 2006), (Koldovsky and Tichavsky, 2011) serta *musical instruments separation* (Li et al., 2009), (Kitamura et al., 2013).

Metode yang dapat digunakan untuk *signal separation* di antaranya *Principal Component Analysis* (PCA) (Mauldin et al., 2011), (Shi et al., 2016), *Singular Value Decomposition* (SVD) (Ashtiani and Shahrtash, 2014), *Degenerate Unmixing Estimation Technique* (DUET) (Misssaoui and Lachiri,

2013) dan yang paling populer adalah *Independent Component Analysis* (ICA) (Chien and Hsieh, 2012), (Puoliväli et al., 2013), (Rodriguez-Martinez et al., 2014), (Koldovsky and Tichavsky, 2011).

Independent Component Analysis (ICA) merupakan suatu metode statistik untuk mentransformasi data tercampur yang dinyatakan sebagai vektor multidimensional menjadi komponen-komponen yang independen secara statistik (Hyvärinen and Oja, 2000). Sebagaimana metode ini dinamakan, ICA mensyaratkan komponen-komponennya saling independen dan berdistribusi non-Gaussian atau tidak berdistribusi normal. Dengan demikian sebelum kita menggunakan ICA maka perlu dilakukan penelitian tentang independensi dan non-Gaussianity.

Penelitian tentang independensi telah dilakukan Chiu dkk. (2003) menggunakan *multivariate uniformity* pada sinyal wicara, Ihler et al. (2004) dengan pendekatan *machine learning* pada sinyal gambar, Ku and Fine (2006) menggunakan prosedur *Bayesian* pada sampel data, Taneichi and Sekiya (2007) menggunakan *Improved Chi-Square* pada sampel data, Erdogmus et al. (2004) menggunakan *mutual information* pada data sintetik, Simar (2010.) menggunakan *Chi-squared in two-way contingency tables* pada data asuransi, dan Sugiyama and Suzuki (2011) menggunakan *Least-Square Independence Test* pada data buatan.

Ada beberapa cara untuk menentukan apakah komponen pemisahan yang berupa sekelompok data berdistribusi Gaussian atau Non-Gaussian. Margoosian et al. (2015) menggunakan kernel untuk mendeteksi impuls noise berbentuk Gaussian atau non-Gaussian. Luo et al. (2015) mengklaim dapat melakukan test Gaussianitas pada data sparse. Pires and Perdigão (2015) mendesain waveform untuk mengklasifikasi sinyal radar yang berdistribusi non-Gaussian. Mirarab et al. (2010) menentukan uji Gaussianitas dengan menggunakan kurtosis. Lebih lanjut Razali et al. (2012) membandingkan kinerja Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Liliefors, dan Anderson-Darling untuk menguji non-Gaussianitas suatu data.

Dalam penggunaan ICA, pendekatan yang digunakan dapat menggunakan *negentropy* (Novey and Adali, 2008), (Li and Adali, 2010),

mutual information (Erdogmus et al., 2004) (Mitianoudis, 2004), *maximum likelihood* (Ge and Ma, 2010) atau *Projection Pursuit* (PP) (Girolami and Gyfe, 1997) (Welling et al., 2004) (Croux et al., 2007) (Stone, 2004) (Bachmann, 2010) (Rodriguez-Martinez et al., 2014) (Asthana et al., 2015). Dengan menggunakan PP, Bachmann (2010) berhasil meningkatkan performa pemisahan sinyal citra sebesar 24%, Croux et.al (2007) dapat menerapkan PP untuk pemisahan data hyperspectral dan spectrograf, demikian juga Asthana et.al (2015) menggunakan PP untuk mendeteksi target pada data gambar.

Pada penelitian ini kami mengusulkan penggunaan PP dimana mengestimasi komponen yang independen dari suatu sinyal tercampur sama halnya dengan menentukan arah dari suatu proyeksi orthogonal yang ditunjukkan oleh data yang berdistribusi non-Gaussian. PP akan mentransformasi data berdimensi tinggi ke dimensi lebih rendah dengan tetap menyimpan informasi yang diinginkan. Berbeda dengan transformasi yang telah dilakukan, pada penelitian kami akan melakukan rotasi pada data sebelum diproyeksikan.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka pertanyaan pada penelitian ini dititikberatkan pada bagaimana pemisahan sinyal gamelan menggunakan metode-metode berbasis ICA. Metode berbasis ICA dapat digunakan untuk pemisahan sinyal-sinyal yang independen dan berdistribusi non-Gaussian. Perumusan masalah pada disertasi ini dapat dirumuskan sebagai:

- a. bagaimana deteksi non-Gaussianity pada sinyal instrumen gamelan ?
- b. bagaimana uji independensi dari sinyal-sinyal instrumen gamelan ?
- c. bagaimana pemisahan sinyal-sinyal instrumen gamelan menggunakan metode-metode ICA ?

1.3 Strategi Pemecahan dan Batasan Masalah

Untuk menyelesaikan masalah-masalah tersebut akan dilakukan deteksi non-Gaussianity pada sinyal-sinyal instrumen gamelan, kemudian akan dilakukan uji independensi antara dua sinyal instrumen gamelan. Apabila dua sinyal instrumen gamelan berdistribusi non-Gaussian dan saling bebas

(independen) maka akan dilakukan pemisahan antara dua sinyal tersebut.

Sebagai awalan, akan dilakukan pemisahan sinyal dari dua instrumen gamelan yang dicampur secara *instantaneous* kemudian yang *recorded* atau dilakukan perekaman langsung dari permainan dua instrumen gamelan dengan menggunakan dua mikrofon.

Instrumen gamelan yang dipilih adalah kelompok Balungan yang berfungsi sebagai melodi pada permainan gamelan. Kelompok Balungan ini terdiri dari Demung, Saron, dan Peking dimana Demung satu oktaf lebih rendah dari Saron, sedangkan Peking satu oktaf lebih tinggi daripada Saron. Aturan permainan pada kelompok Balungan ini adalah pemukulan nada yang sama pada saat yang bersamaan. Namun untuk pemukulan Peking dilakukan lebih sering untuk menutupi jeda antara pemukulan pada Demung dan Saron.

Metode yang akan digunakan untuk pemisahan sinyal adalah FastICA, PP, dan Kurtosis-based PP (K-PP). Pada uji coba PP dilakukan terlebih dahulu pemisahan dari dua sinyal sintetis untuk mengetahui apakah PP dapat digunakan untuk pemisahan sinyal. Apabila PP dapat digunakan untuk memisahkan dua sinyal sintetis maka akan dilakukan pemisahan sinyal dua instrumen gamelan secara *instantaneous* dan *recorded*.

Pengukuran keberhasilan pemisahan dari dua sinyal yang berbeda frekuensi dasarnya digunakan persentase kesamaan frekuensi dasar dari sinyal asli dengan sinyal hasil pemisahan. Sedangkan pada pemisahan dari dua sinyal dengan frekuensi dasar hampir sama (misalnya Saron dengan Bonang) digunakan Mean Square Error (MSE) dan Signal-to-Noise Ratio (SNR).

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada disertasi ini adalah:

- a. mendeteksi apakah sinyal-sinyal instrumen gamelan berdistribusi non-Gaussian
- b. menguji apakah sinyal-sinyal instrumen gamelan saling independen
- c. menyelesaikan pemisahan sinyal-sinyal instrumen gamelan menggunakan metode berbasis ICA

Manfaat yang dapat diperoleh dari disertasi ini adalah tambahan

pengetahuan tentang:

- a. pemisahan sinyal khususnya pemisahan sinyal instrumen gamelan
- b. metode-metode berbasis ICA untuk pemisahan sinyal
- c. program perangkat lunak yang dapat digunakan untuk pemisahan dua sinyal instrumen gamelan

1.5 Kontribusi dan Orisinalitas Penelitian

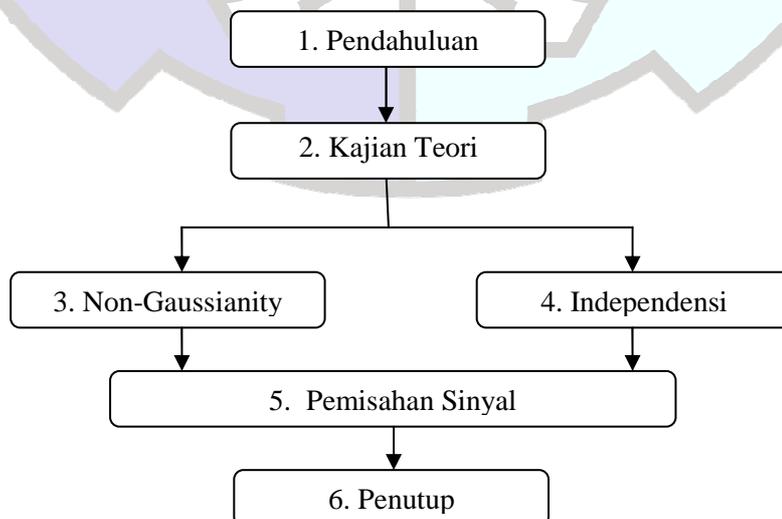
Kontribusi dari penelitian ini adalah menerapkan ilmu pengetahuan dan teknologi pada pelestarian budaya khususnya gamelan yaitu dengan melakukan pemisahan sinyal dari instrumen gamelan.

Orisinalitas penelitian ini adalah dilakukannya:

- a. deteksi non-Gaussianity dan uji independensi pada sinyal-sinyal sebelum dilakukan pemisahan
- b. deteksi non-Gaussianity pada sinyal-sinyal instrumen gamelan
- c. uji independensi antara sinyal-sinyal instrumen gamelan
- d. pemisahan sinyal-sinyal instrumen gamelan menggunakan metode berbasis ICA
- e. rotasi data sebelum data diproyeksikan.

1.6 Sistematika Penulisan

Disertasi ini ditulis dalam 6 bab dimana hubungan antar bab ditunjukkan pada Gambar 1.3.



Gambar 1.3. Diagram hubungan antar bab

Bab 1 dari disertasi ini menjelaskan pendahuluan dari penelitian. Bagian ini berisi latar belakang yang menjelaskan *state of the art* penelitian, perumusan dan batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, kontribusi dan orisinalitas penelitian, sistematika penulisan, dan daftar paper yang telah dihasilkan.

Bab 2 menyajikan kajian pustaka dan dasar teori yang meliputi karakteristik gamelan, pengolahan sinyal digital, transformasi Fourier, Independent Component Analysis (ICA), dan roadmap penelitian.

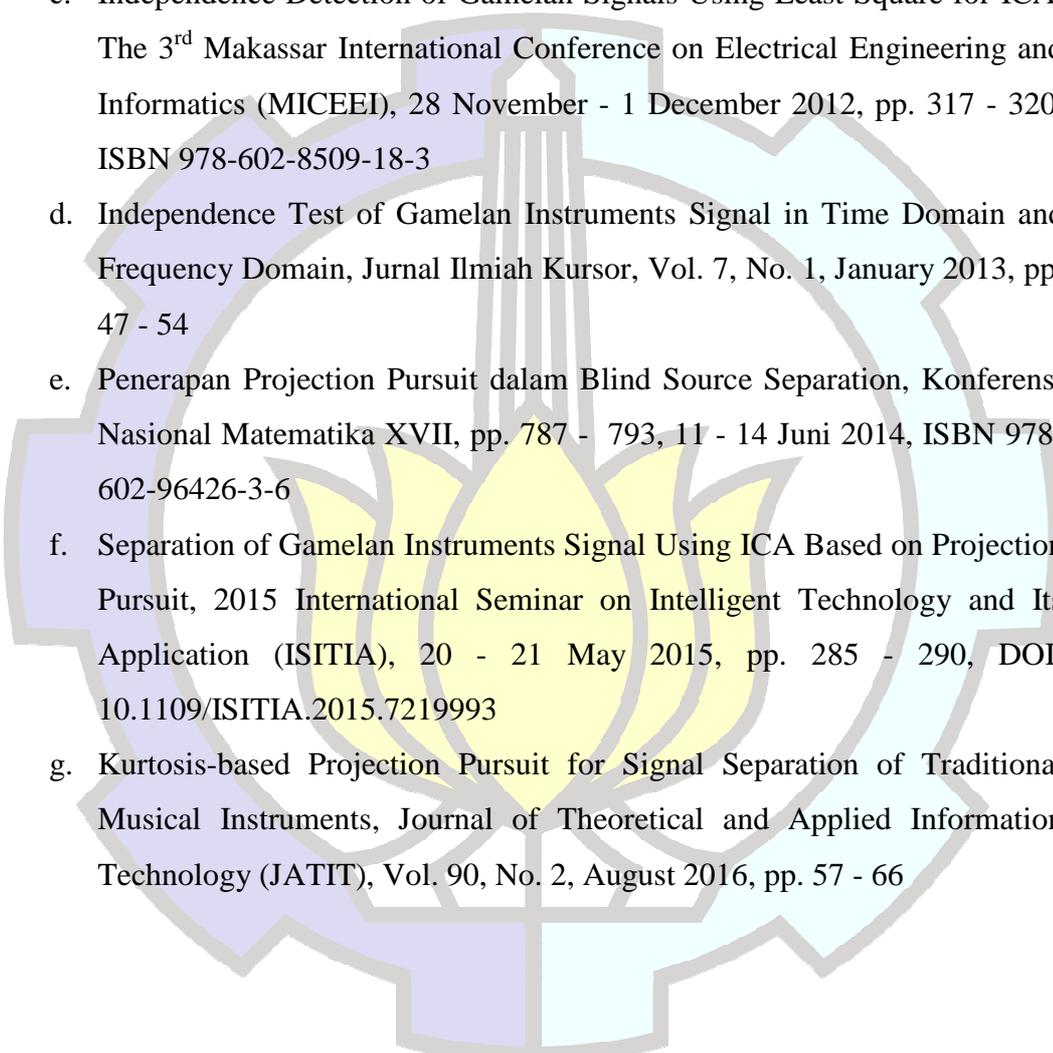
ICA mempunyai persyaratan independensi dan non-Gaussian yang dibahas di Bab 3 dan Bab 4. Bab 3 membahas deteksi non-Gaussian menggunakan kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov, uji Lilliefors, dan menyajikan uji coba dan hasil deteksi non-Gaussian pada sinyal instrumen gamelan. Bab 4 membahas uji independensi menggunakan chi-square dan least-square serta menyajikan uji coba dan hasil uji independensi pada sinyal instrumen gamelan baik dalam domain waktu maupun domain frekuensi.

Bab 5 membahas pemisahan sinyal menggunakan FastICA dan Projection Pursuit. Pada bab ini juga disajikan uji coba dan hasil pemisahan sinyal instrumen gamelan berdasarkan frekuensi dasar untuk sinyal-sinyal yang berbeda frekuensi dasarnya. Sedangkan untuk sinyal-sinyal yang frekuensi dasarnya hampir sama digunakan pemisahan sinyal berdasarkan kurtosis.

Bab 6 merupakan penutup yang berisi kesimpulan secara keseluruhan dan saran berdasarkan uji coba yang telah dilakukan. Pada bab ini disajikan juga rencana berikutnya (*future works*).

1.7 Daftar Publikasi

Selama penulis melakukan penelitian, penulis juga melakukan penulisan paper tentang uji coba dan hasil dari bagian penelitian yang telah dilakukan. Paper-paper tersebut dipublikasikan dalam bentuk makalah seminar nasional dan internasional serta jurnal nasional terakreditasi dan jurnal internasional terindeks Scopus. Adapun paper-paper tersebut adalah (disusun sesuai kronologis waktu) :

- 
- a. Perbandingan Ketepatan dan Kecepatan Pada Algoritma DFT dan FFT, Seminar Nasional Matematika - Universitas Negeri Surabaya, 22 Oktober 2011, ISBN 978-979-028-417-3
 - b. Deteksi Non-Gaussian pada Sinyal Gamelan untuk Independent Component Analysis (ICA), 13th Seminar on Intelligent Technology and Its Application (SITIA 2012), 23 Mei 2012, ISSN: 2252-8246
 - c. Independence Detection of Gamelan Signals Using Least Square for ICA, The 3rd Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics (MICEEI), 28 November - 1 December 2012, pp. 317 - 320, ISBN 978-602-8509-18-3
 - d. Independence Test of Gamelan Instruments Signal in Time Domain and Frequency Domain, Jurnal Ilmiah Kursor, Vol. 7, No. 1, January 2013, pp. 47 - 54
 - e. Penerapan Projection Pursuit dalam Blind Source Separation, Konferensi Nasional Matematika XVII, pp. 787 - 793, 11 - 14 Juni 2014, ISBN 978-602-96426-3-6
 - f. Separation of Gamelan Instruments Signal Using ICA Based on Projection Pursuit, 2015 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application (ISITIA), 20 - 21 May 2015, pp. 285 - 290, DOI: 10.1109/ISITIA.2015.7219993
 - g. Kurtosis-based Projection Pursuit for Signal Separation of Traditional Musical Instruments, Journal of Theoretical and Applied Information Technology (JATIT), Vol. 90, No. 2, August 2016, pp. 57 - 66

[halaman ini sengaja dikosongkan]



BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Karakteristik Gamelan

Gamelan merupakan seperangkat alat dari logam serta kelengkapannya yang dapat menghasilkan bunyi tertentu. Apabila gamelan ini dimainkan bersama sesuai dengan aturan secara harmonis akan menghasilkan alunan musik yang tidak hanya indah didengar namun juga dapat merasuki kalbu. Gamelan merupakan salah satu kebudayaan bangsa Indonesia sudah ada sejak masa prasejarah seperti dikemukakan oleh arkeolog Brandes (Haryono, 2002). Sebagaimana perjalanan sejarah bangsa Indonesia, gamelan juga mengalami pengaruh pada pembuatan maupun penggunaannya.

Pembuatan gamelan sudah ada sejak jaman Hindu-Budha hingga Islam masuk ke Indonesia. Pembuat gamelan adalah para *pande gending* yang merupakan *abdi dalem* (para pembantu) raja. Mereka dipimpin oleh seorang *empu* yang akan menentukan bahan yang akan digunakan (besi, kuningan atau menentukan perbandingan timah dan tembaga untuk mendapatkan perunggu yang diinginkan), menentukan cara pengolahan logam (melebur, mencetak, atau menempa), serta yang paling utama adalah *melaras* yaitu menyesuaikan nada sesuai tuning pentatonik (lihat Gambar 2.1).

Melaras gamelan bukan merupakan tugas yang mudah karena gamelan tidak memiliki standar frekuensi dasar (*pitch*) seperti pada instrumen diatonik. Untuk melaras gamelan, sang *empu* menggunakan perasaan dan kepekaan pendengaran yang disesuaikan dengan *pitch* gamelan yang diinginkan. Misalnya untuk menaikkan nada pada instrumen gamelan yang berbentuk bilah maka dilakukan penipisan pada kiri kanan bilah, sebaliknya untuk merendahkan nada dilakukan penipisan pada bagian tengah bilah. Hal inilah yang menyebabkan adanya sedikit perbedaan suara yang dihasilkan dari suatu perangkat gamelan dengan yang lainnya sehingga setiap perangkat gamelan mempunyai nama sendiri-sendiri.



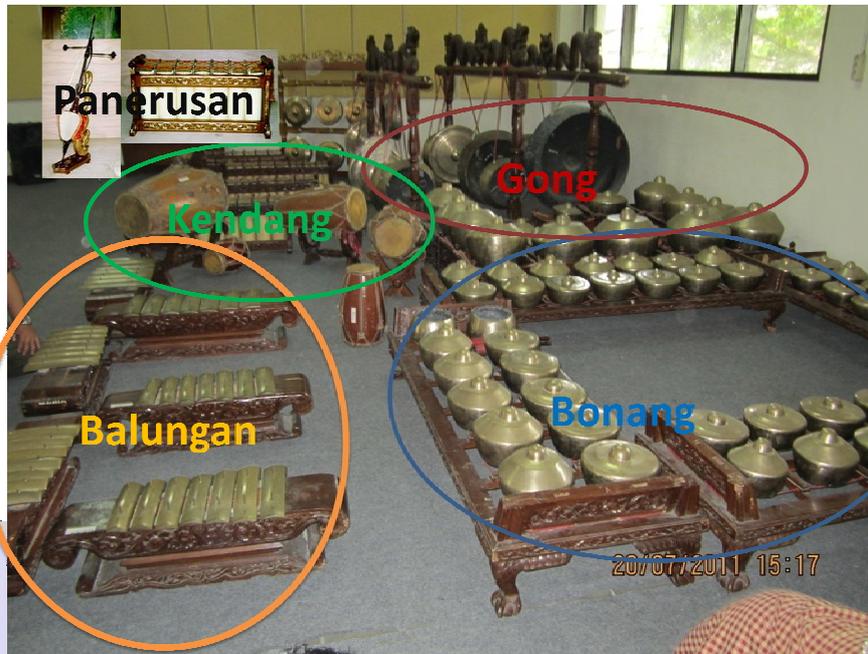
Gambar 2.1. Pembuatan Gamelan

Berdasar cara pembuatan gamelan yang cukup sulit dan rumit maka pada jaman dahulu yang bisa memiliki seperangkat gamelan adalah para raja atau bangsawan yang kaya. Namun seiring dengan perkembangan jaman dan perkembangan teknologi, suara gamelan dapat direkam dan diperdengarkan sewaktu-waktu diperlukan. Lebih lanjut suara gamelan yang merupakan sinyal analog dapat diubah menjadi sinyal digital yang dapat dilakukan pengolahan datanya sesuai keperluan. Bahkan sekarang sudah tersedia software gamelan yang memungkinkan kita memainkan gamelan tanpa harus menggunakan seperangkat gamelan secara nyata. Semua itu dapat terwujud karena adanya pengolahan secara digital pada sinyal gamelan.

Gamelan Jawa terdiri dari seperangkat instrumen musik yang mempunyai sistem tangga nada pentatonis atau laras Slendro dan laras Pelog. Instrumen gamelan umumnya mempunyai unsur yang terbuat dari logam seperti perunggu, besi atau kuningan. Gamelan berasal dari kata ‘*kamsya*’ atau ‘*kangsa*’ yang berarti perunggu, karena pada awalnya gamelan dibuat dari perunggu (Haryono, 2002).

Instrumen gamelan terdiri dari 5 kelompok yaitu *Gongan* (Gong Agung, Gong Suwukan, Kempul, Kenong, Kethuk dan Kempyang), *Balungan* (Saron Demung, Saron Barung, Saron Peking, Slenthem), *Bonang* (Bonang Barung,

Bonang Penerus), *Panerusan* (Rebab, Gender Barung, Gender Panerus, Gambang, Siter, Suling) dan *Kendhang* (Kendhang Ageng, Kendhang Ciblon, Kendhang Sabet, Kendhang Ketipung) (Sumarsam, 1988). Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Instrumen Gamelan

Grup Balungan yang terdiri dari Demung, Saron, dan Peking berfungsi sebagai melodi dalam permainan gamelan. Demung mempunyai nada satu oktaf lebih rendah dari Saron, sedangkan Peking memiliki nada satu oktaf lebih tinggi daripada Saron. Pemukul Demung dan Saron berupa palu dari kayu namun pemukul Demung lebih besar daripada pemukul Saron. Pemukul Peking terbuat dari tanduk binatang biasanya dari tanduk kerbau. Untuk menghasilkan bunyi, bilah-bilah pada instrumen ini dipukul dengan pemukul yang dipegang oleh satu tangan pemain namun tangan yang lainnya memegang bilah yang sebelumnya dipukul untuk menghilangkan dengung dari bunyi nada sebelumnya. Pada saat yang bersamaan, ketiga instrumen Balungan akan dipukul pada nada yang sama. Pola pemukulan pada Demung dan Saron biasanya mempunyai ritme yang sama, sedangkan pemukulan Peking dipukul lebih sering daripada Demung dan Saron.

Pada gamelan terdapat dua jenis standar nada dasar yaitu Pelog dan Slendro. Pada laras Slendro, dalam satu oktaf terdapat lima notasi yaitu “Ji” (dilambangkan “1”), “Ro” (dilambangkan “2”), “Lu” (dilambangkan “3”), “Mo” (dilambangkan “5”), dan “Nem” (dilambangkan “6”). Sedangkan pada laras Pelog dalam satu oktaf terdapat tujuh notasi yaitu “Ji” (dilambangkan “1”), “Ro” (dilambangkan “2”), “Lu” (dilambangkan “3”), “Pat” (dilambangkan “4”), “Mo” (dilambangkan “5”), dan “Nem” (dilambangkan “6”) dan “Pi” (dilambangkan “7”).

Berdasarkan pembuatan gamelan yang bersifat manual maka akan dihasilkan instrumen gamelan yang berbeda-beda pitch-nya. Pada Tabel 2.1. ditampilkan *pitch* (frekuensi dasar) dari sinyal nada Saron laras Slendro dari beberapa saron.

Tabel 2.1 Frekuensi Dasar Nada Saron Slendro (Pradhana & Suprpto, 2013)

No Saron	Frekuensi dasar Suara Saron Slendro (Hz)					
	1	2	3	5	6	1'
1	541.5	616.8	715.4	814.7	939.8	1080.8
2	544.1	619.0	716.1	814.6	942.4	1082.3
3	542.4	620.7	712.8	819.8	934.6	1086.1
4	542.8	620.4	713.0	820.2	934.3	1086.3
5	543.0	620.4	712.9	820.1	934.2	1086.2
6	542.8	620.3	713.1	820.0	934.2	1086.2
7	537.0	617.9	710.6	816.7	929.7	1044.3
8	544.3	618.9	716.1	814.5	942.5	1082.1
9	539.6	617.9	711.2	816.0	934.0	1082.7
10	541.1	617.4	710.5	815.6	932.8	1083.7
11	514.9	589.3	681.9	776.0	896.7	1039.3
12	536.9	611.4	709.9	815.2	928.0	1073.2
13	544.2	618.9	716.2	814.5	942.6	1082.1
14	541.8	620.0	714.9	814.4	940.5	1083.7
15	541.5	616.8	715.4	814.8	939.8	1080.8
Min	514.9	589.3	681.9	776.0	896.7	1039.3
Max	544.3	620.7	716.2	820.2	942.6	1086.3
Rata2	539.3	614.8	711.2	814.8	932.4	1077.0

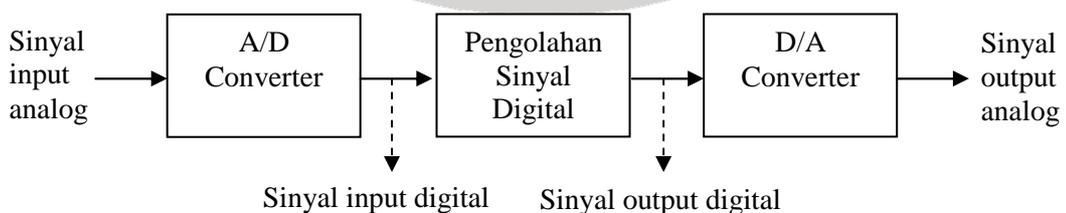
Dari Tabel 2.1. terlihat bahwa frekuensi dasar dari suatu nada Saron tidak

selalu sama antara satu saron dengan saron lainnya. Hal ini dikarenakan pembuatan Saron dilakukan sendiri-sendiri yang peng-laras-annya mengacu pada pendengaran dan perasaan empu gamelan. Selain itu posisi pemukulan dan keras lemahnya pemukulan turut mempengaruhi perbedaan frekuensi dasar dari nada yang dihasilkan.

2.2 Pengolahan Sinyal Digital

Sinyal merupakan suatu fungsi yang dapat menggambarkan fenomena fisik (Oppenheim dan Willsky, 1997). Sinyal memiliki nilai real atau nilai skalar yang merupakan fungsi dari variabel waktu. Contoh-contoh sinyal misalnya arus pada suatu rangkaian listrik, sinyal wicara, sinyal biomedik seperti *electrocardiogram* (ECG) atau *electroencephalogram* (EEG). Sinyal dapat diklasifikasikan sebagai sinyal analog dan sinyal digital. Sinyal analog adalah sinyal yang mempunyai nilai untuk setiap waktu, sinyal ini bersifat kontinu terhadap waktu. Sinyal digital adalah sinyal yang tidak terdefinisi untuk setiap waktu sinyal ini bersifat diskrit terhadap waktu.

Dengan adanya teknologi digital maka sinyal analog dapat diubah menjadi sinyal digital dengan menggunakan Analog-to-Digital Converter (A/D Converter) sehingga dapat dilakukan Pengolahan Sinyal Digital menggunakan algoritma-algoritma matematika yang diinginkan. Sinyal digital dapat disimpan dalam media elektronik sehingga dapat diproses di lain waktu sesuai dengan kebutuhan. Setelah itu sinyal digital dapat diubah kembali menjadi sinyal analog menggunakan Digital-to-Analog Converter (D/A Converter). Langkah-langkah di atas dapat dipresentasikan seperti pada Gambar 2.3 berikut.



Gambar 2.3 Proses Pengolahan Sinyal Digital

Sinyal gamelan merupakan sinyal analog yang berasal dari getaran yang ditimbulkan oleh pukulan pada alat gamelan. Agar sinyal gamelan dapat diolah menggunakan software pada komputer maka dilakukan sampling dengan cara merekam sinyal gamelan menjadi sinyal digital. Contoh hasil rekaman sinyal gamelan dapat dilihat pada Gambar 2.4a, Gambar 2.5a, dan Gambar 2.6a. Pada Gambar 2.4a. menunjukkan hasil rekaman dari satu pukulan pada Demung nada ke-1 ('Ji'). Gambar 2.5a. menunjukkan hasil rekaman dari beberapa pukulan Saron dan Demung. Gambar 2.6a. menunjukkan sinyal sebagian Gending Udan Mas dari seperangkat gamelan.

2.3 Transformasi Fourier

Salah satu bentuk pengolahan sinyal yang sering digunakan adalah Transformasi Fourier. Transformasi Fourier merupakan salah satu Transformasi Integral yang menyatakan kembali sebuah fungsi dalam fungsi basis sinusoidal. Transformasi Fourier Diskrit (*Discrete Fourier Transform* (DFT)) dapat digunakan untuk memproses sinyal digital (Oppenheim dan Willsky, 2000). DFT dapat memberikan gambaran karakteristik frekuensi dari suatu sampel data. Dengan DFT memungkinkan kita untuk menganalisa, mengolah, dan mensintesa sinyal digital sesuai dengan keperluan.

Namun dalam mengimplementasikan DFT pada program komputer memerlukan waktu yang sangat banyak. Untuk itu diperlukan suatu algoritma yang efisien untuk mengimplementasikan DFT. Pada tahun 1965, Cooley dan Tukey mempublikasikan sebuah paper tentang Fast Fourier Transform (FFT) untuk mengimplementasikan DFT (Cooley and Tukey, 1965). Salah satu metode yang digunakan pada FFT adalah membagi sinyal menjadi dua bagian sehingga disebut FFT Radix-2.

2.3.1 Algoritma DFT

Menurut Oppenheim dan Willsky (Oppenheim dan Willsky, 2000) algoritma DFT dapat dinyatakan dalam Persamaan (2.1)

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n W_N^{kn}, \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (2.1)$$

X_k = output DFT dalam domain frekuensi

x_n = input DFT dalam domain waktu

N = banyaknya data

$$W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}} = \cos \frac{2\pi}{N} - j \sin \frac{2\pi}{N} \quad \text{dimana } j = \sqrt{-1} .$$

Dari Persamaan (2.1) nampak bahwa input merupakan nilai real karena menyatakan amplitudo sedangkan output merupakan nilai kompleks. Pada Persamaan (2.1) untuk setiap n terdapat perkalian sebanyak N . Untuk mendapatkan X_k diperlukan penjumlahan sebanyak N juga. Dengan demikian algoritma DFT memerlukan perhitungan sebanyak N^2 atau dinyatakan $O(N^2)$.

2.3.2 Algoritma FFT Radix-2

Algoritma DFT yang mempunyai kompleksitas kuadratik $O(N^2)$ akan tidak efisien jika diimplementasikan pada program komputer. Untuk itu diperlukan algoritma lain yang dapat menghitung DFT namun dengan kompleksitas yang lebih kecil. Pada tahun 1965, Cooley dan Tukey mempublikasikan sebuah paper yang membahas algoritma Fast Fourier Transform (FFT) untuk menghitung DFT. Salah satu algoritma FFT yaitu FFT Radix-2 yang membagi input menjadi dua bagian, yaitu bagian genap dan ganjil.

Persamaan (2.3) dapat dinyatakan sebagai penjumlahan untuk n yang ganjil dan genap

$$\begin{aligned} X_k &= \sum_{n=0}^{N-1} x_n W_N^{kn}, \quad k = 0, \dots, N-1 \\ &= \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m} W_N^{2mk} + \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m+1} W_N^{(2m+1)k}, \quad k = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (2.2)$$

Namun $W_N^2 = W_{\frac{N}{2}}$, maka Persamaan (2.2) dapat dinyatakan

$$X_k = \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m} W_{\frac{N}{2}}^{mk} + W_N^k \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m+1} W_{\frac{N}{2}}^{mk}, \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (2.3)$$

Jika $F_k = \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m} W_N^{2mk}$, $G_k = \sum_{m=0}^{\frac{N}{2}-1} x_{2m+1} W_N^{2mk}$ dan $W_N^{k+\frac{N}{2}} = -W_N^k$ maka

Persamaan (2.3) dapat didekomposisi sebagai:

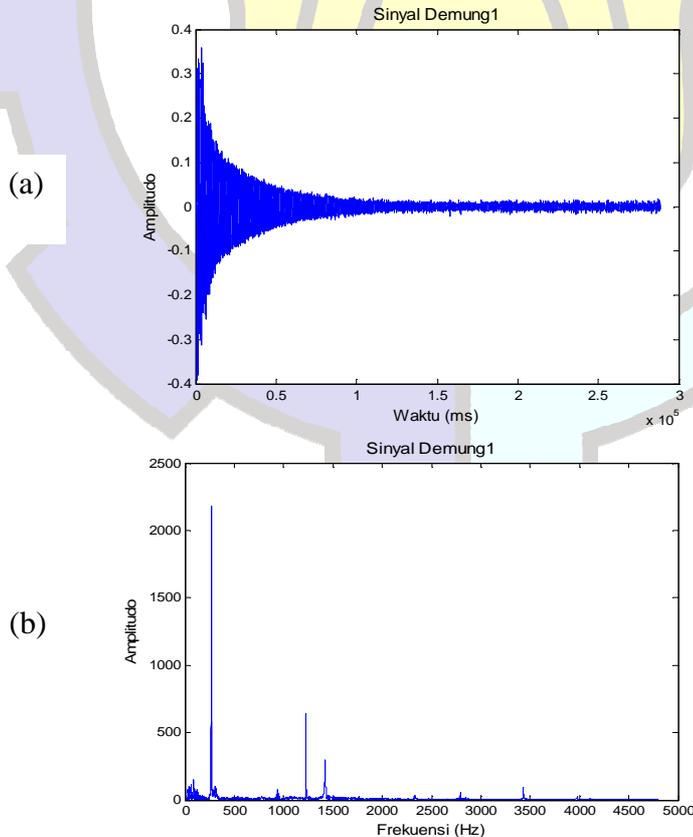
$$X_k = F_k + W_N^k G_k, \quad k = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (2.4)$$

$$X_{k+\frac{N}{2}} = F_k - W_N^k G_k, \quad k = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1$$

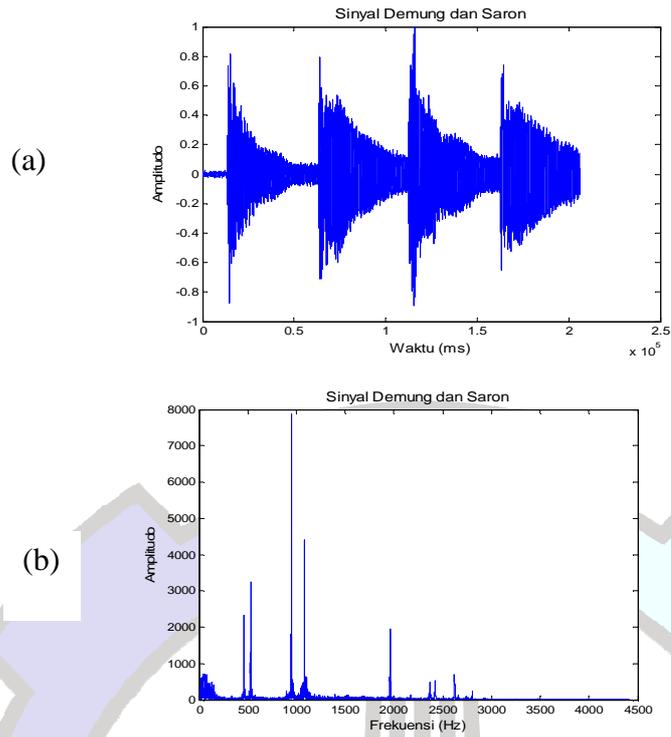
Pada Persamaan (2.4) terdapat $\frac{N}{2}(\log_2 N - 1)$ perkalian dan $N(\log_2 N - 1)$ penjumlahan sehingga kompleksitasnya $O(N \log N)$.

2.3.3 Sinyal Instrumen Gamelan dalam Domain Frekuensi

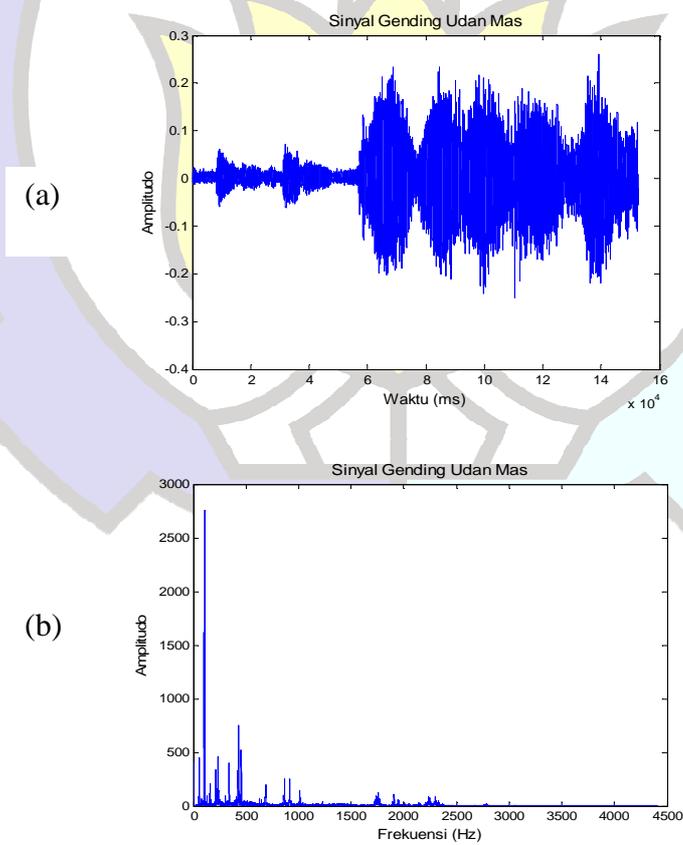
Sinyal pada Gambar 2.4a., Gambar 2.5a, dan Gambar 2.6a. merupakan representasi sinyal dalam domain waktu. Sinyal dalam domain waktu dapat diolah dengan Transformasi Fourier menggunakan Persamaan (2.1) menjadi domain frekuensi seperti pada Gambar 2.4b., Gambar 2.5b., dan Gambar 2.6b.



Gambar 2.4 Sinyal Demung1 dalam (a) domain waktu (b) domain frekuensi



Gambar 2.5 Sinyal Saron-Demung dalam (a) domain waktu (b) domain frekuensi

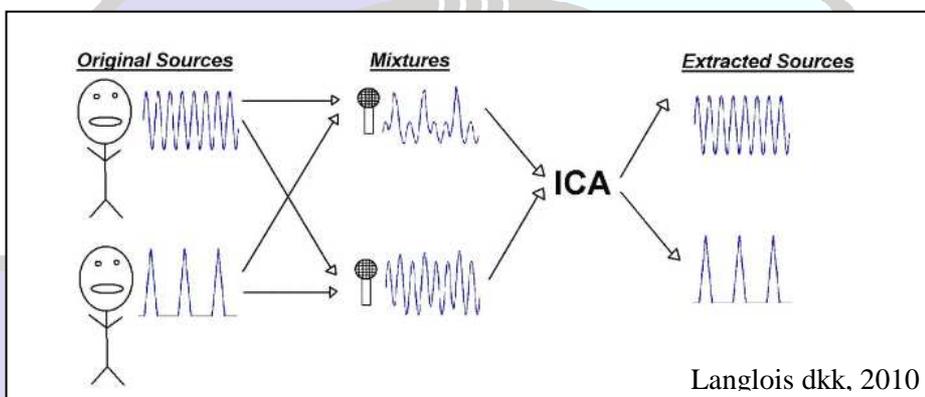


Gambar 2.6 Sinyal Gending Udan Mas (a) domain waktu (b) domain frekuensi

2.4 Independent Component Analysis

Independent Component Analysis (ICA) adalah suatu metode statistik untuk menemukan faktor-faktor tersembunyi yang ada pada sekumpulan data atau campuran sinyal (Hyvarinen, 2000). Salah satu penggunaan metode ICA adalah untuk memisahkan sinyal-sinyal tercampur yang berasal dari beberapa sumber yang saling bebas secara statistik (*independent*) dan distribusi sumber tersebut non-Gaussian.

Pemisahan sinyal di atas dapat diilustrasikan pada Gambar 2.7 berikut.



Gambar 2.7 Ilustrasi pemisahan sinyal menggunakan ICA

Pemisahan sinyal dapat diilustrasikan sebagai kombinasi m persamaan linear dari n variabel sebagai berikut:

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, m; m \geq n. \quad (2.5)$$

Persamaan (2.5) dapat dinyatakan dalam persamaan vektor-matriks:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \mathbf{s} \quad (2.6)$$

\mathbf{x} = vektor hasil pengamatan (*observable variables vector*) yang merupakan m sinyal campuran

\mathbf{A} = matriks pencampur (*mixing matrix*) yang tidak diketahui

\mathbf{s} = vektor sumber (*source variables vector*) yaitu n sinyal asli yang akan dicari.

Dalam hal ini permasalahannya menjadi bagaimana meng-estimasi

$\mathbf{s} = \mathbf{W} \mathbf{x}$ di mana \mathbf{W} merupakan invers dari \mathbf{A} . Pada pembahasan di tulisan ini dibatasi $m = n$ sehingga matriks \mathbf{A} berordo $n \times n$.

Karena komponen-komponen \mathbf{s} independent maka invers dari Persamaan (2.6) dapat ditulis sebagai Persamaan (2.7).

$$\mathbf{s} = \mathbf{W} \mathbf{x} \quad (2.7)$$

Jika y adalah salah satu komponen bebas dari sinyal yang tercampur maka didapat Persamaan (2.8)

$$y = \mathbf{W}^T \mathbf{x} = \sum w_i x_i \quad (2.8)$$

Variabel w_i merupakan salah satu komponen baris dari matriks \mathbf{W} maka Persamaan (2.8) adalah cara untuk mendapatkan w_i yang memiliki nilai yang sama dengan salah satu baris matriks \mathbf{A} . Matriks pencampur \mathbf{A} tidak diketahui, namun kita dapat mengestimasi dengan pendekatan yang cukup baik.

Misalkan $\mathbf{z} = \mathbf{A}^T \mathbf{W}$, maka dari Persamaan (2.6) dan (2.8) didapatkan Persamaan (2.9)

$$y = \mathbf{W}^T \mathbf{x} = \mathbf{W}^T \mathbf{A} \mathbf{s} = \mathbf{z}^T \mathbf{s} \quad (2.9)$$

Dalam hal ini y merupakan kombinasi linear dari \mathbf{s} dengan bobot z_i .

Menurut *The Central Limit Theorem*, jumlah dari dua atau lebih variabel random lebih Gaussian daripada komponen-komponennya. Dengan demikian $\mathbf{z}^T \mathbf{s}$ lebih Gaussian dari pada setiap komponen \mathbf{s} . Oleh karena itu dengan memaksimalkan ke-nonGaussianity dari $\mathbf{W}^T \mathbf{x}$ akan didapatkan salah satu komponen \mathbf{s} yang independent.

Vektor sumber yang merupakan n sinyal asli yang akan dicari harus terpisah sehingga komponen-komponen sumber harus saling bebas (independen) secara statistik. Menurut Hyvarinen (Hyvarinen, 2000) "*non-Gaussian is independent*" sehingga komponen-komponen sumber mempunyai distribusi non-Gaussian atau paling banyak satu komponen yang berdistribusi Gaussian.

Fungsi *probabilitas density function (pdf)* dari komponen yang berdistribusi Gaussian sangat simetrik sehingga tidak mengandung informasi tentang arah dari tiap kolom pada matriks \mathbf{A} . Setelah meng-estimasi matriks \mathbf{A}

yang diasumsikan non-singular akan didapatkan matriks inversnya yang dinotasikan dengan \mathbf{W} . Selanjutnya \mathbf{W} akan dioperasikan dengan data yang diketahui sebagai matriks tercampur \mathbf{x} untuk mendapatkan komponen-komponen bebas yang tersusun dalam matriks \mathbf{s} .

Secara garis besar sinyal yang tercampur dapat dipisahkan menggunakan ICA jika memenuhi syarat:

1. Komponen sinyal sumber \mathbf{s} merupakan sinyal yang saling bebas (independen).
2. Komponen sinyal sumber \mathbf{s} berdistribusi non-Gaussian.
3. Matriks pencampur \mathbf{A} non-singular atau mempunyai invers \mathbf{W} .
4. Komponen sinyal sumber tercampur secara linear.

Ada dua praproses yang harus dilakukan yaitu centering dan *whitening*. *Centering* adalah tahap untuk mengurangi nilai dengan rata-rata sehingga mempunyai rata-rata nol (*zero-mean*). Sedangkan *whitening* adalah tahap mentransformasi data agar antar baris tidak saling berkorelasi dan memiliki varians yang sama yaitu 1 (*unit varian*).

Jika hal-hal tersebut terpenuhi maka langkah berikutnya adalah mengestimasi matriks \mathbf{A} atau \mathbf{W} untuk mendapatkan y_i yang merupakan komponen-komponen dari sinyal sumber yang dicari. Pendekatan untuk mengestimasi matriks \mathbf{A} atau \mathbf{W} ada berbagai macam dan dimodifikasi sesuai dengan data yang akan dipisahkan. Beberapa pendekatan yang dapat digunakan adalah negentropy, mutual information, maximum likelihood estimation, dan projection pursuit.

Di samping itu ada kelemahan dari ICA yaitu urutan hasil pemisahan sinyal tidak selalu sama dengan urutan sinyal-sinyal sumbernya. Amplitudo atau energi hasil pemisahan sinyal tidak selalu sama dengan sinyal aslinya.

2.4.1 ICA Dengan Pendekatan Negentropy

Negentropy atau negatif-entropy digunakan untuk mengukur non-Gaussianity (Hyvarinen, 1998). Pengukuran negentropy didasarkan pada entropy yang didefinisikan sebagai derajat informasi dari variabel random yang diamati. Entropy dari variabel random diskrit dinyatakan sebagai Persamaan (2.10).

$$H(x) = -\sum_{i=1}^n P(x = a_i) \log P(y = a_i) \quad (2.10)$$

a_i adalah nilai-nilai yang mungkin dari x

$P(\cdot)$ adalah fungsi densitas probabilitas

Negentropy dari variabel y dinyatakan dengan Persamaan (2.11).

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (2.11)$$

y_{gauss} adalah variabel Gaussian yang matriks kovariannya sama dengan y .

Variabel Gaussian memiliki nilai entropy yang sangat besar dibandingkan variabel-variabel random dengan varian yang sama. Oleh karena itu entropy dapat digunakan untuk mengukur non-Gaussianitas, dimana untuk variabel Gaussian nilai entropynya nol dan untuk variabel non-Gaussian nilai entropynya non negatif. Dalam hal ini diupayakan untuk memaksimalkan nilai entropy dari variabel random.

Negentropy sangat baik untuk mengukur non-Gaussianitas tetapi sulit pada penghitungannya. Untuk itu diperlukan suatu pendekatan sebagaimana pada Persamaan (2.12) (Hyvarinen dkk, 2001).

$$J(y) = \frac{1}{12} E(y^3)^2 + \frac{1}{48} kurt(y^2) \quad (2.12)$$

Hyvarinen menetapkan algoritma untuk menyelesaikan ICA tersebut sebagai *Fixed-point maximum negentropy* atau lebih dikenal sebagai FastICA.

2.4.2 ICA Dengan Pendekatan Mutual Information

Mutual Information (I) dari m random variable y_i didefinisikan sebagai Persamaan (2.13)

$$I(y_1, y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^m H(y_i) - H(y) \quad (2.13)$$

Mutual information memberikan informasi teoritis dari independensi suatu variabel random. Mutual information selalu bernilai non-negatif atau nol jika dan hanya jika variabelnya saling bebas secara statistik. Dengan demikian untuk menyelesaikan ICA dapat dilakukan dengan meminimalkan mutual information dari data tercampur.

Dari Persamaan (2.9) jika \mathbf{W} yang merupakan invers dari matriks pencampur \mathbf{A} dapat diestimasi maka baris-baris dari matriks s yang merupakan

komponen sinyal sumber akan terminimalisir. Dengan demikian meminimalkan mutual information sama saja dengan memaksimalkan non-Gaussianitas dari variabel random.

2.4.3 ICA Dengan Maximum Likelihood Estimation

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah penghitungan statistik untuk mencari nilai parameter (dalam hal ini matriks \mathbf{W} sebagai invers matriks \mathbf{A}) yang sesuai dari sejumlah data (dalam hal ini sinyal yang dipisahkan y) terhadap model yang diberikan. MLE dari \mathbf{W} ditulis sebagai $L(\mathbf{W})$ dan didefinisikan pada Persamaan (2.14).

$$L(\mathbf{W}) = P_s(\mathbf{W}\mathbf{x}) |\mathbf{W}| \quad (2.14)$$

Menentukan \mathbf{W} sama seperti membuat data tercampur \mathbf{x} dari komponen-komponen sinyal sumber s yang tidak diketahui yang mempunyai fungsi kepadatan P_s .

Dalam penerapan MLE biasanya digunakan logaritma dari $L(\mathbf{W})$ karena lebih mudah penghitungannya. Selain itu karena fungsi logaritmis adalah fungsi monotonis maka memaksimalkan fungsi logaritmis $\ln L(\mathbf{W})$ juga memaksimalkan fungsi $L(\mathbf{W})$. Dengan demikian Persamaan (2.14) dapat dinyatakan dalam fungsi logaritmis pada Persamaan (2.15)

$$\ln L(\mathbf{W}) = \sum_i \sum_t \ln P_s(\mathbf{w}_i^T \mathbf{x}^t) + N \ln |\mathbf{W}| \quad (2.15)$$

\mathbf{w}_i^T adalah baris ke- i dari matriks \mathbf{W} yang mempunyai bobot.

Jika kita menggunakan fungsi kepadatan yang biasa dipakai $P_s = (1 - \tanh(s)^2)$ maka Persamaan (2.15) menjadi Persamaan (2.16).

$$\ln L(\mathbf{W}) = \frac{1}{N} \sum_i \sum_t \ln(1 - \tanh(\mathbf{w}_i^T \mathbf{x}^t)^2) + \ln |\mathbf{W}| \quad (2.16)$$

2.4.4 ICA Dengan Projection Pursuit

Projection Pursuit (PP) adalah suatu metode statistik untuk menemukan proyeksi yang menarik dari data multidimensi (Friedman Tukey, 1974). Pada proyeksi 1 dimensi, PP digunakan untuk menentukan arah sedemikian hingga proyeksi dalam arah tersebut memiliki distribusi yang menarik, misalnya menunjukkan suatu struktur tertentu. Menurut Huber (Huber, 1985) distribusi

yang paling tidak menarik adalah distribusi Gaussian dan arah yang paling menarik adalah arah yang menunjukkan distribusi Gaussian paling sedikit atau dikatakan data berdistribusi non-Gaussian.

Pada ICA dengan PP, matriks \mathbf{x} dilakukan *centering* dan *whitening* (*sphering*) dengan mendekomposisi \mathbf{x} seperti pada Persamaan (2.17).

$$\mathbf{x} = (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T)^{-1/2} (\mathbf{x} - \mu) \quad (2.17)$$

\mathbf{U} = matriks orthogonal yang kolom-kolomnya merupakan nilai eigenvektor dari \mathbf{x}

$\mathbf{\Lambda}$ = matriks diagonal yang diagonalnya adalah nilai eigen dari matriks \mathbf{x} , sedangkan μ adalah rata-rata dari \mathbf{x} .

Tahap berikutnya adalah mencari arah proyeksi ke sumbu sedemikian hingga komponen-komponen \mathbf{x} berdistribusi non-gaussian semaksimal mungkin. Hal ini dapat dilakukan melalui pengamatan pada visualisasi data atau melakukan operasi transformasi pada komponen-komponen vektor \mathbf{x} .

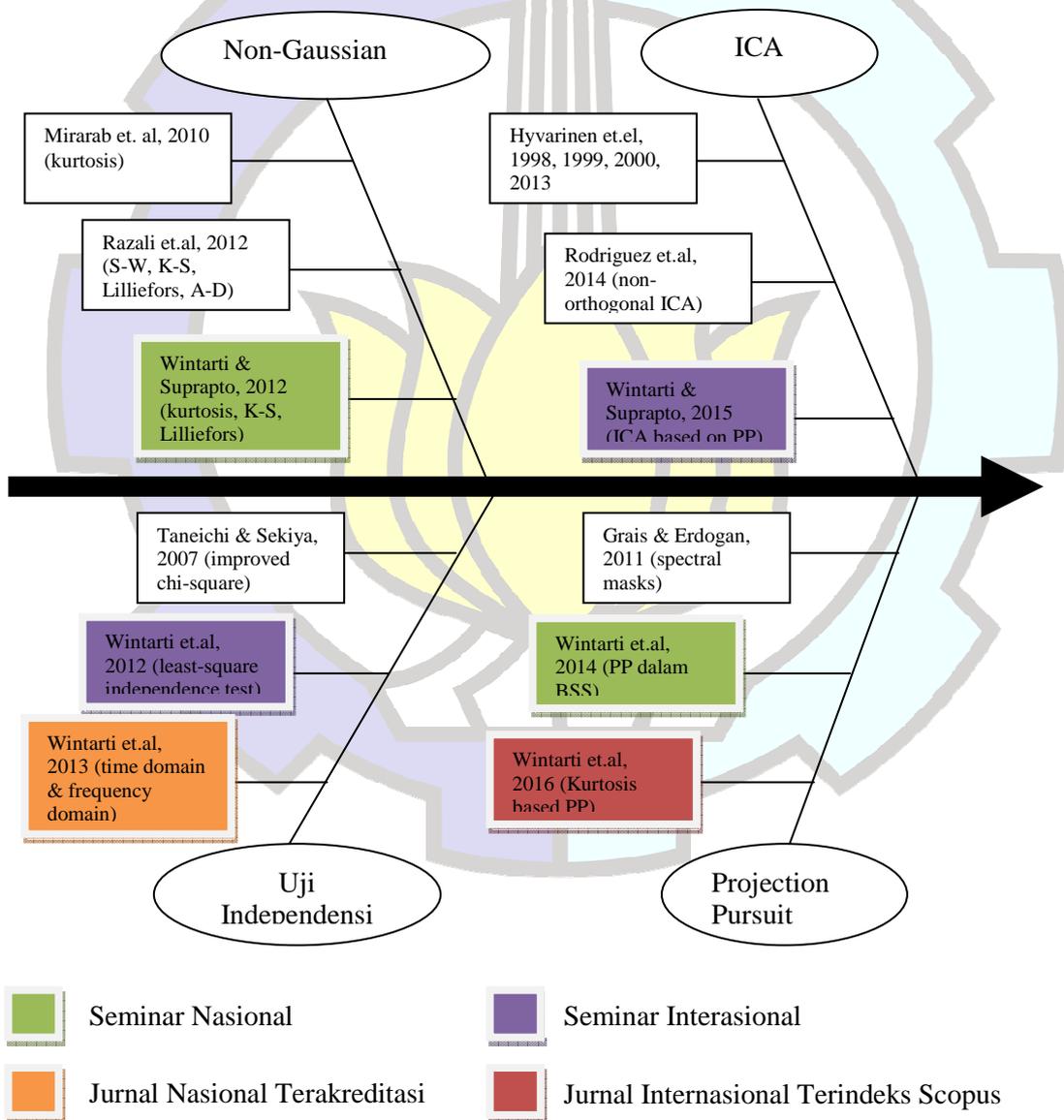
Ketika kita mendapatkan proyeksi orthogonal dari \mathbf{x} yang berdistribusi non-Gaussian semaksimal mungkin maka kita sudah meng-estimasi vektor \mathbf{s} .

2.5 Roadmap Penelitian

Penelitian tentang pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan metode-metode berbasis ICA ini melibatkan beberapa bidang ilmu, di antaranya mengenai karakteristik gamelan, pengolahan sinyal digital, independensi, non-Gaussianitas, FastICA serta Projection Pursuit. Karakteristik gamelan yang akan dibahas adalah masalah pembuatan dan permainan serta perekaman untuk menghasilkan data uji coba. Pengolahan sinyal yang akan digunakan adalah Transformasi Fourier baik sebagai DFT maupun FFT. Untuk deteksi non-Gaussian akan digunakan beberapa metode seperti kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov, dan uji Lilliefors. Sedangkan metode-metode unyuk uji independensi akan digunakan Chi-Square dan Least-Square. Selanjutnya akan dilakukan pemisahan sinyal menggunakan ICA dengan metode-metode yang sesuai dengan data sinyal gamelan.

Pemisahan sinyal menggunakan ICA telah banyak dilakukan peneliti dengan tokoh utamanya Hyvarinen. Pendekatan untuk ICA dapat menggunakan negentropy, mutual information, maximum likelihood estimation, dan projection pursuit (PP). Pada penelitian ini penulis menggunakan FastICA (Hyvarinen, 1999) yang menggunakan negentropy dan PP yang menggunakan kurtosis yang penulis namakan K-PP. Pada K-PP penulis melakukan rotasi pada data tercampur sebelum dilakukan proyeksi orthogonal untuk mendapatkan satu komponen yang berdistribusi non-Gaussian.

Posisi penelitian ini dapat digambarkan pada Gambar 2.8.

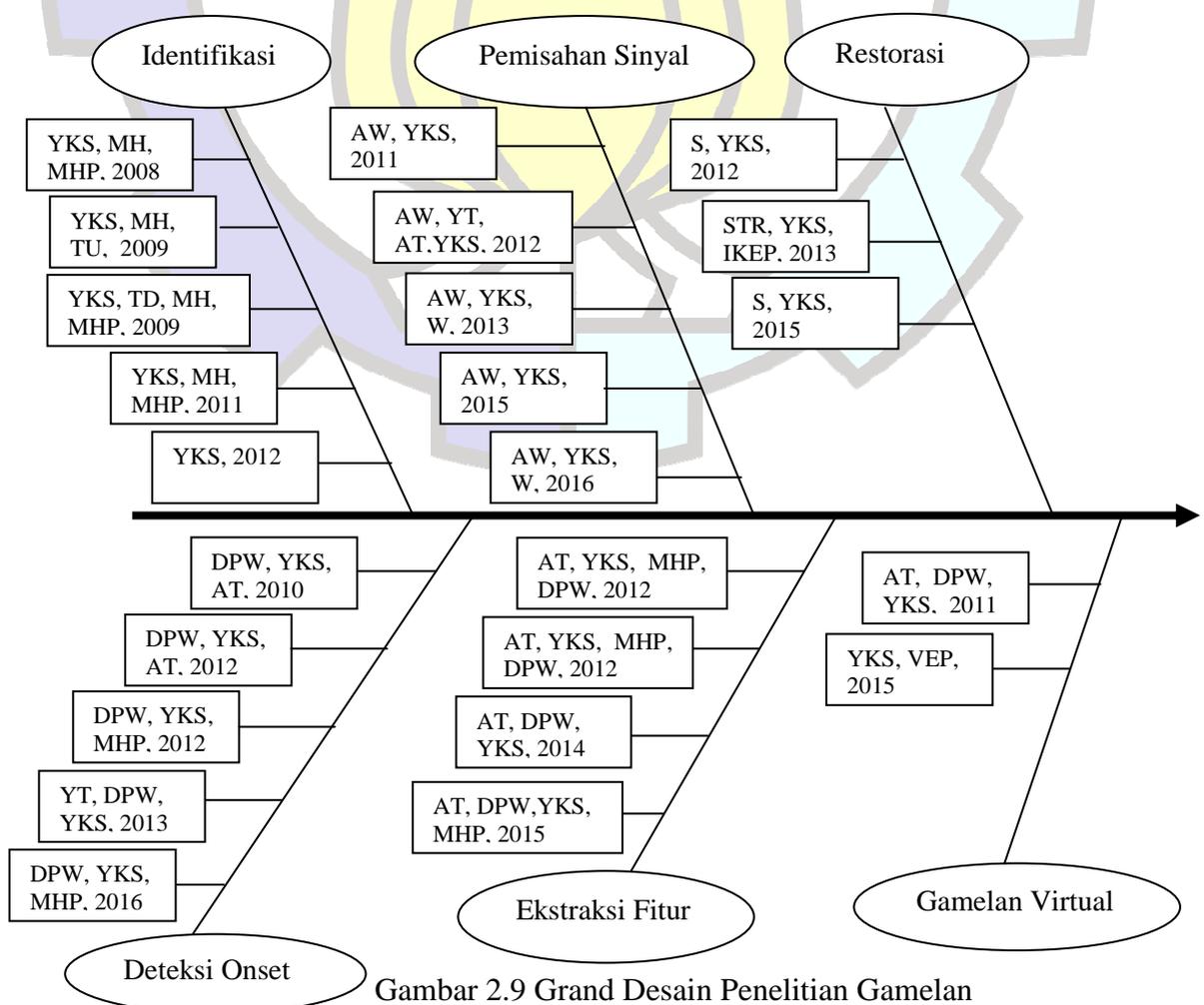


Gambar 2.8 Posisi Penelitian

Penggunaan PP dalam berbagai bidang penelitian banyak dilakukan orang namun hanya sedikit yang menggunakan PP untuk pemisahan sinyal (Hyvärinen, 1997), (Bachmann, 2010) (Croux et al., 2007), (Wintarti and Suprpto, 2015), (Asthana et al., 2015), (Wintarti, Yoyon, Wirawan, 2016). Hyvarinen (1997) menerapkan PP pada pemisahan sinyal EEG, Croux et. al (2007) melakukan uji coba pada data hyperspectral dan spectograf, sedangkan Asthana et al (2015) mencoba memisahkan citra tercampur dengan PP.

Penelitian tentang pemisahan sinyal instrumen gamelan ini merupakan bagian dari Grand Desain Penelitian tentang gamelan yang dilakukan oleh Laboratorium Pengolahan Sinyal Digital B-300 Teknik Elektro ITS. Penelitian tentang gamelan sendiri merupakan salah satu topik yang berkaitan dengan budaya kearifan lokal seperti wayang, batik, prasasti, tari dan gamelan.

Grand Desain Penelitian tentang gamelan dapat digambarkan pada Gambar 2.9. Pada perkembangannya tidak hanya dibahas mengenai gamelan sebagai musik tradisional Jawa namun juga musik-musik tradisional daerah lain seperti gamelan Bali, sasando dari Timor, maupun musik yang berlatar belakang agama seperti hadrah dan samroh.



Gambar 2.9 Grand Desain Penelitian Gamelan

Ket: AT = Aris Tjahjanto
AW = Atik Wintarti
DPW = Diah Puspito Wulandari
IKEP = I Ketut Edy Purnama
MH = Mochamad Hariadi
MHP = Mauridhi Hery Purnomo
S = Solekhan
STR = Susijanto Tri Rasmana
TD = Titon Dutono
TU = Tsuyoshi Usagawa
VEP = Vincentius Elmo Pradhana
W = Wirawan
YKS = Yoyon Kusnendar Suprpto
YT = Yosefine Triwidyastuti

2.6. Ringkasan

Gamelan merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang perlu dilestarikan, salah satunya dengan dilakukan penelitian. Dengan adanya teknologi maka suara yang dihasilkan gamelan dapat diubah menjadi sinyal digital sehingga memudahkan untuk dilakukan pengolahan sinyal digital terhadap sinyal-sinyal instrumen gamelan. Salah satu topik penelitian yang cukup penting adalah pemisahan sinyal-sinyal instrumen gamelan.

Metode pemisahan yang cukup populer adalah Independent Component Analysis (ICA). Dalam menggunakan ICA diperlukan dua syarat yaitu independen secara statistik dan berdistribusi non-Gaussian. Ada beberapa pendekatan dalam ICA yaitu : Negentropy (FastICA), Mutual Information (MI), Maximum Likelihood Estimation (MLE), dan Projection Pursuit (PP). FastICA dan PP diterapkan dengan cara memaksimalkan sifat non-Gaussian, sedangkan MI dan MLE didasarkan pada sifat independensi.

BAB 3

DETEKSI NON-GAUSSIANITY

Aturan mendasar pada Independent Component Analysis (ICA) adalah komponen yang independent harus berdistribusi Non-Gaussian. Jika ada variabel yang berdistribusi Gaussian maka variabel tersebut akan menyebar simetris sehingga matriks pencampur tidak dapat ditentukan. Distribusi Gaussian yang disebut juga distribusi normal adalah suatu distribusi probabilitas dalam statistika. Grafik *probability density function (pdf)* dari distribusi Gaussian berbentuk mirip lonceng (*bell curve*), memiliki rata-rata 0 (nol) dan simpangan baku 1 (satu). Berdasarkan sifat distribusi Gaussian di atas maka data yang berdistribusi Gaussian akan tersebar secara simetris. Hal ini mengindikasikan bahwa data tersebut tidak memiliki informasi tentang arah pada kolom-kolom matriks pencampur. Oleh karena itu dalam pemisahan sinyal diharapkan komponen yang berdistribusi Gaussian tidak boleh lebih dari satu, komponen yang lain diasumsikan berdistribusi Non-Gaussian.

Untuk menentukan apakah suatu data berdistribusi Gaussian atau Non-Gaussian diperlukan suatu pengukuran. Beberapa pengukuran yang dapat digunakan adalah menentukan nilai kurtosis dari data tersebut, menggunakan uji Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors, Anderson-Darling (Razali et al., 2012). Namun uji mana yang hendak digunakan sebaiknya disesuaikan dengan data yang akan diuji.

Menurut Razali (2012) uji Shapiro-Wilk dan Anderson-Darling sebaiknya digunakan pada sampel kurang dari 50, sedangkan uji Kolmogorov-Smirnov dan Lilliefors sebaliknya. Untuk penentuan nilai kurtosis tidak ada pembatasan banyaknya data. Park (2008) menggunakan software untuk uji normalitas karena banyaknya data yang cukup besar seperti data citra, sinyal suara atau data mining. Hasil uji coba Park (2008) pada data seed dari 1,234,567 dapat ditunjukkan pada Tabel 3.1 dan Gambar 3.1.

Tabel 3.1. Perbandingan Metode-metode Uji Normalitas

Table 4 Comparison of Methods for Testing Normality

N	10	100	500	1,000	5,000	10,000
Mean	.5240	-.0711	-.0951	-.0097	-.0153	-.0192
Standard deviation	.9554	1.0701	1.0033	1.0090	1.0107	1.0065
Minimum	-.8659	-2.8374	-2.8374	-2.8374	-3.5387	-3.9838
1 st quantile	-.2372	-.8674	-.8052	-.7099	-.7034	-.7121
Median	.6411	-.0625	-.1196	-.0309	-.0224	-.0219
3 rd quantile	1.4673	.7507	.6125	.7027	.6623	.6479
Maximum	1.7739	1.9620	2.6117	3.1631	3.5498	4.3140
Skewness ^{SAS}	-.1620	-.2272	-.0204	.0100	.0388	.0391
Kurtosis-3 ^{SAS}	-1.4559	-.5133	-.3988	-.2633	-.0067	-.0203
Jarque-Bera	.9269 (.6291)	1.9580 (.3757)	3.3483 (.1875)	2.9051 (.2340)	1.2618 (.8321)	2.7171 (.2570)
Skewness ^{STATA}	-.1366	-.2238	-.0203	.0100	.0388	.0391
Kurtosis ^{STATA}	1.6310	2.4526	2.5932	2.7320	2.9921	2.9791
S-K ^{STATA}	1.52 (.4030)	2.52 (.2843)	4.93 (.0850)	3.64 (.1620)	1.26 (.5330)	2.70 (.2589)
Shapiro-Wilk W ^{SAS}	.9359 (.5087)	.9840 (.2666)	.9956 (.1680)	.9980 (.2797)	.9998 (.8727)	.9999 (.8049)
Shapiro-F W' ^{STATA}	.9591 (.7256)	.9873 (.3877)	.9965 (.2941)	.9983 (.4009)	.9998 (.1000)	.9999 (.1000)
Kolmogorov-S D ^{SAS}	.1382 (.1500)	.0708 (.1500)	.0269 (.1500)	.0180 (.1500)	.0076 (.1500)	.0073 (.1500)
Cramer-M W ² ^{SAS}	.0348 (.2500)	.0793 (.2167)	.0834 (.1945)	.0607 (.2500)	.0304 (.2500)	.0652 (.2500)
Anderson-D A ² ^{SAS}	.2526 (.2500)	.4695 (.2466)	.5409 (.1712)	.4313 (.2500)	.1920 (.2500)	.4020 (.2500)

Park, 2008

Test	Statistics	N Range	Dist	SAS	STATA	SPSS	Minitab
Jarque Bera	χ^2		$\chi^2(2)$				
Skewness Kurtosis	χ^2	9≤N	$\chi^2(2)$		Ya		
Shapiro-Wilk	W	7≤N≤2.000	--	Ya	Ya	Ya	
Shapiro-Francia	W'	5≤N≤5.000	--		Ya		
Ryan Joiner	W	7≤N≤2.000	--				Ya
Lilliefors	D		EDF	Ya		Ya	Ya
Cramer Von Mises	W ²		EDF	Ya			
Anderson Darling	A ²		EDF	Ya			Ya
Kolmogorov Smirnov	D		EDF			Ya	

Park, 2008

Gambar 3.1. Kemampuan Software dalam Uji Normalitas

Dari Tabel 3.1 nampak bahwa uji Shapiro-Wilk tidak bisa digunakan untuk data di atas 1000. Sedangkan menurut Gambar 3.1 uji yang dapat dilakukan dengan software SPSS adalah uji Shapiro-Wilk, Lilliefors, dan Kolmogorov-Smirnov

Data yang akan diuji adalah data sinyal gamelan sebagai sinyal digital. Data ini diperoleh dengan merekam hasil pemukulan terhadap instrumen gamelan minimal 1 detik. Karena frekuensi sampling yang digunakan adalah 44100 Hz maka setiap data sinyal gamelan minimal mempunyai 44100 sampel. Dengan demikian deteksi non-gaussian pada sinyal instrumen gamelan dapat menggunakan nilai kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov, dan Uji Lilliefors.

3.1 Deteksi Non-Gaussian menggunakan Kurtosis

Kurtosis dari data X yang didefinisikan pada Persamaan (3.1) menurut (DeCarlo, 1997) merupakan standardisasi moment ke-empat dari mean.

$$\beta_2 = \frac{E(X - \mu)^4}{(E(X - \mu)^2)^2} = \frac{\mu^4}{\sigma^4} \quad (3.1)$$

β_2 = nilai kurtosis

E = fungsi harapan

μ = mean

μ^4 = moment ke-empat dari mean

σ = standar deviasi.

Selanjutnya didefinisikan seperti pada Persamaan (3.2), (3.3) dan (3.4).

$$E(X) = \sum_{i=1}^n X_i p(X_i) \quad (3.2)$$

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (3.3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n}} \quad (3.4)$$

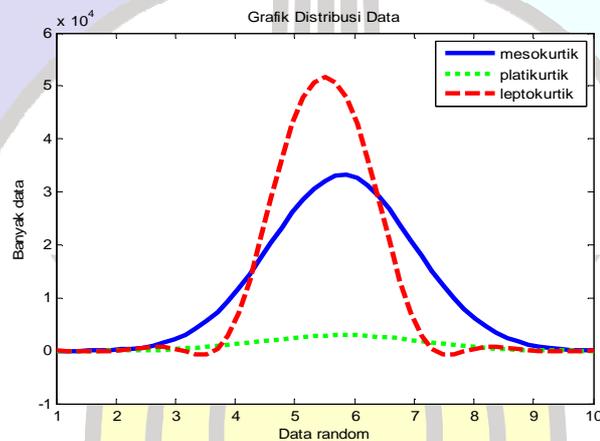
p = probabilitas

n = banyaknya data.

Karena batas varian dari distribusi normal adalah 3 maka sering digunakan $\beta_2 - 3$ untuk menyatakan bahwa distribusi Normal atau Gaussian bernilai 0.

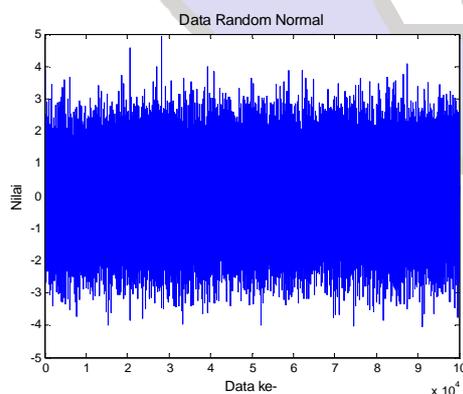
Berdasarkan definisi kurtosis didapatkan distribusi Normal atau Gaussian berbentuk *bell-curve* seperti pada Gambar 3.2. yang disebut *mesokurtik*.

Pada umumnya data yang berdistribusi Non-Gaussian mempunyai nilai kurtosis tidak tiga. Data random yang mempunyai nilai kurtosis kurang dari 3 dikatakan Sub-Gaussian yang grafiknya disebut *platikurtik*, sedangkan yang mempunyai nilai kurtosis lebih dari 3 dinamakan Super-Gaussian yang grafiknya disebut *leptokurtik*. Grafik *probabilitas density function (pdf)* dari data Gaussian, Sub-Gaussian, dan Super-Gaussian disajikan pada Gambar 3.2.

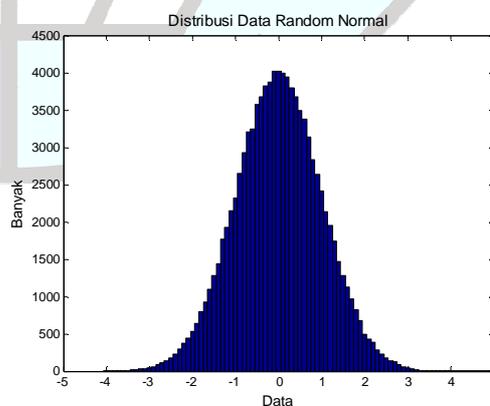


Gambar 3.2 Grafik Mesokurtik, Platikurtik, dan Leptokurtik

Sebagai contoh, data random yang berdistribusi normal akan mempunyai histogram yang berbentuk mesokurtik seperti pada Gambar 3.3a dan Gambar 3.3b.



Gambar 3.3a Data Random Normal



Gambar 3.3b Distribusi Data Random Normal

Data pada Gambar 3.3 mempunyai nilai kurtosis 3.0204 atau 0.0204 dalam bentuk $\beta_2 - 3$. Jika nilai kurtosis dinyatakan dalam bentuk $\beta_2 - 3$ maka Sub-Gaussian disebut juga kurtosis negatif ($\beta_2 - 3 < 0$) dan Super-Gaussian disebut kurtosis positif ($\beta_2 - 3 > 0$). Dengan demikian data pada Gambar 3.2 mempunyai distribusi Normal atau dikatakan berdistribusi Gaussian.

Berdasarkan grafik *pdf*-nya, kurtosis dapat diartikan sebagai keruncingan distribusi data. Semakin tinggi nilai kurtosis semakin runcing grafiknya yang akan menunjukkan data hampir mengumpul (homogen). Sebaliknya semakin kecil nilai kurtosis grafiknya semakin tumpul yang menunjukkan data semakin menyebar (heterogen).

Dengan demikian untuk mendeteksi suatu data berdistribusi Gaussian atau Non-Gaussian dapat ditentukan dari nilai kurtosis data tersebut. Jika nilai kurtosis mendekati 3 maka data tersebut berdistribusi Gaussian, sebaliknya data tersebut berdistribusi Non-Gaussian. Atau jika nilai kurtosis menggunakan rumus $\beta_2 - 3$ maka data tersebut berdistribusi Gaussian jika nilai kurtosisnya mendekati 0 dan sebaliknya.

3.2 Deteksi Non-Gaussian Menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov

Konsep dasar dari uji Kolmogorov-Smirnov adalah dengan melakukan perbandingan distribusi data yang akan diuji dengan distribusi normal standar (Razali, 2011). Pada distribusi normal standar data telah ditransformasikan dalam bentuk baku dan diasumsikan normal atau berdistribusi Gaussian. Jika data variabel yang diuji berdistribusi Gaussian maka hipotesa akan bernilai nol, dan sebaliknya bernilai 1 dengan taraf signifikan 5%. Secara statistik tes dilakukan dengan membandingkan *cumulative distribution function* (*cdf*) dari variable dan distribusi normal. Jika $p(x)$ adalah *pdf* dari x maka *cdf* dari x didefinisikan pada Persamaan (3.5)

$$F(x) = \int_{-\infty}^x p(x) dx \quad (3.5)$$

Selanjutnya dicari nilai terbesar dari selisih *cdf* data dengan normal standar sesuai Persamaan (3.6).

$$D_n = \max(|F(x) - G(x)|) \quad (3.6)$$

$F(x)$ = *cdf* dari variabel data x

$G(x)$ = *cdf* dari normal standar

Nilai D_n akan dibandingkan dengan nilai D pada tabel (Zhang, 2010).

Sebagai contoh akan dilakukan deteksi non-Gaussianity pada data yang terdiri dari: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11

Pertama-tama data diurutkan dan dicari nilai mean dan standar deviasinya untuk menentukan nilai standar (Z) dengan menggunakan Persamaan (3.7).

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.7)$$

μ = mean (rata-rata)

σ = standar deviasi.

Selanjutnya dihitung nilai *cdf* dari masing-masing data yang dinyatakan dengan $F(z)$. Nilai-nilai ini akan dibandingkan dengan nilai $G(z)$ yang merupakan nilai *cdf* dari Z . Nilai yang terbesar (D_n) akan dibandingkan dengan nilai Tabel Normalitas atau D_{tabel} . Jika $D_n < D_{\text{tabel}}$ maka Kolmogorov-Smirnov (KS-test) adalah 0 dan disimpulkan data berdistribusi Gaussian. Jika sebaliknya maka KS-test nilainya 1 dan data berdistribusi non-Gaussian.

Hasil penghitungan contoh di atas dapat disajikan pada Tabel 3.2. Sedangkan Tabel Normalitas untuk mencari nilai D_{tabel} ada pada Lampiran.

Dari Tabel 3.2 diperoleh nilai D_n (0.0904) < D_{tabel} (0.391) maka nilai KS-Test = 0 atau data berdistribusi Gaussian.

Akan tetapi apabila contoh data diubah menjadi:

1, 2, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 11

maka hasil penghitungan dapat disajikan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.2 Penghitungan Uji Kolmogorov-Smirnov

x_i	z_i	$F(z_i)$	$G(z_i)$	$F(z_i) - G(z_i)$	Statistik	Nilai
1	-1.50756	0.065834	0.090909	0.025075083	N sampel	11
2	-1.20605	0.1139	0.181818	0.067918185	Mean	6
3	-0.90453	0.182856	0.272727	0.089871125	SD	3.31662479
4	-0.60302	0.273247	0.363636	0.090389566	Derajat	5%
5	-0.30151	0.381512	0.454545	0.073033154	D	0.090389566
6	0	0.5	0.545455	0.045454545	D tabel	0.391
7	0.301511	0.618488	0.636364	0.017875937	Distribusi	Gaussian
8	0.603023	0.726753	0.727273	0.000519525		
9	0.904534	0.817144	0.818182	0.001037966		
10	1.206045	0.8861	0.909091	0.022990906		
11	1.507557	0.934166	1	0.065834008		

Tabel 3.3 Penghitungan Uji Kolmogorov-Smirnov yang diubah datanya

x_i	z_i	$F(z_i)$	$G(z_i)$	$F(z_i) - G(z_i)$	Statistik	Nilai
1	-1.58393	0.056605	0.090909	0.034303738	N sampel	11
2	-1.17874	0.119252	0.181818	0.062566355	Mean	4.909090909
5	0.036835	0.514692	0.272727	0.241964633	SD	2.46797672
5	0.036835	0.514692	0.363636	0.151055542	Derajat	5%
5	0.036835	0.514692	0.454545	0.060146451	D	0.394399004
5	0.036835	0.514692	0.545455	0.03076264	D tabel	0.391
5	0.036835	0.514692	0.636364	0.121671731	Distribusi	non-Gaussian
5	0.036835	0.514692	0.727273	0.212580822		
5	0.036835	0.514692	0.818182	0.303489913		
5	0.036835	0.514692	0.909091	0.394399004		
11	2.467977	0.993206	1	0.006793958		

Dari Tabel 3.3 diperoleh nilai $D_n (0.394) > D_{tabel} (0.391)$ maka nilai KS-Test = 1 atau data berdistribusi non-Gaussian.

3.3 Deteksi Non-Gaussian Menggunakan Uji Lilliefors

Uji Lilliefors merupakan uji hipotesa apakah sampel berasal dari keluarga distribusi normal atau tidak. Hasil tes uji hipotesa bernilai 0 jika sampel berdistribusi

Gaussian namun bernilai 1 jika sampel tidak berdistribusi Gaussian dengan taraf signifikan 5%.

Uji Lilliefors hampir sama dengan Uji Kolmogorov-Smirnov (Razali, 2011), namun pada Uji Lilliefors membandingkan estimasi *cdf* empiris dari data variabel dengan *cdf* data variabel yang menggunakan mean dan standar deviasi dari data variabel seperti pada Persamaan (3.7).

$$L_n = \max |Scdf(x) - cdf(x)| \quad (3.7)$$

$Scdf(x)$ = estimasi *cdf* empiris dari data variabel x

$cdf(x)$ = *cdf* dengan mean dan standar deviasi dari data variabel x .

Dengan kata lain penghitungan L_n pada Uji Lilliefors sama dengan penghitungan D_n pada Uji Kolmogorov-Smirnov hanya pembandingnya yang berbeda.

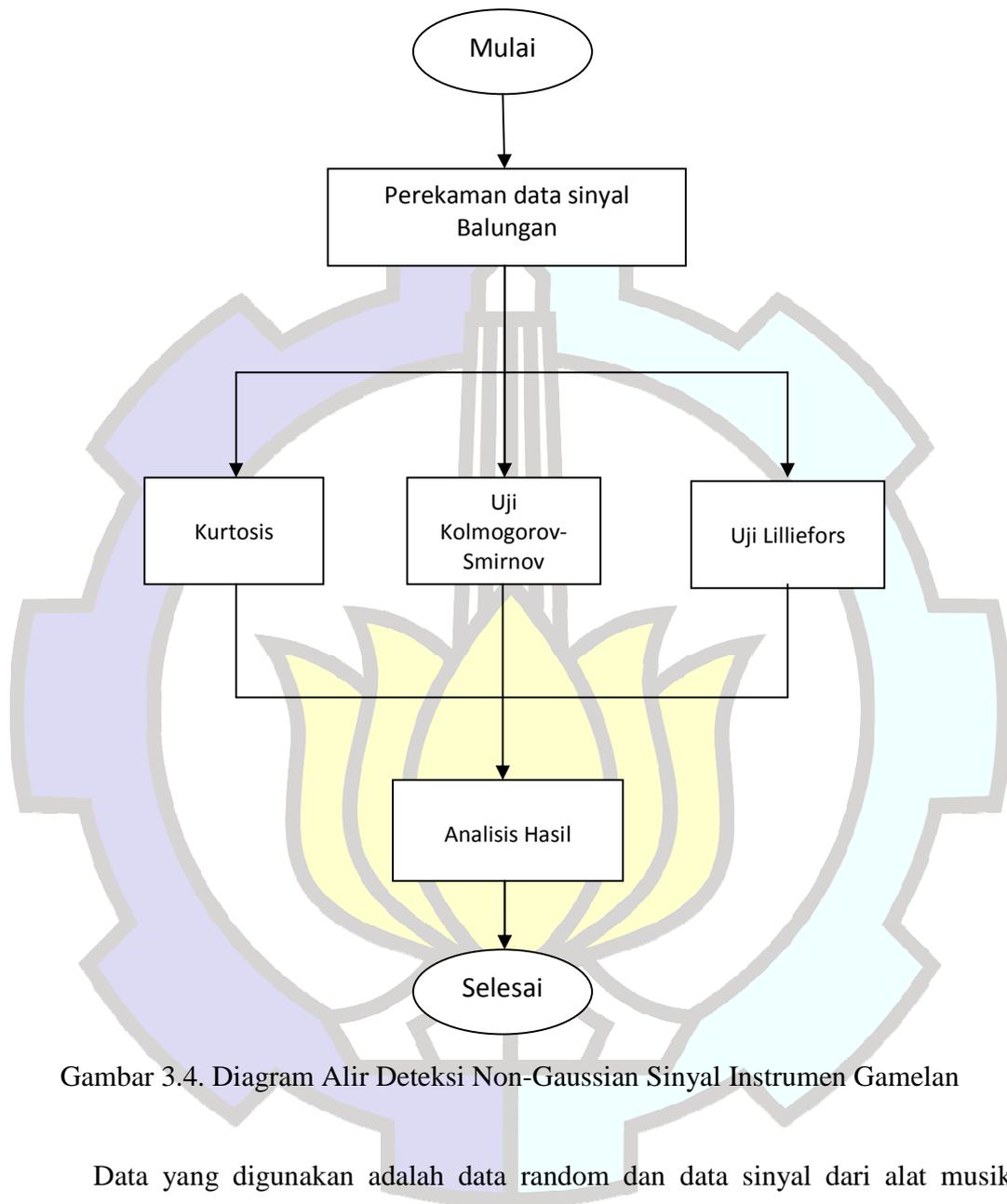
Pada contoh data: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 yang terdiri dari 11 data dengan taraf signifikan 5% diperoleh L_{tabel} sebesar 0.249 (Tabel Nilai L terdapat pada Lampiran). Sehingga $L_n (0.0904) < L_{tabel} (0.249)$ maka hasil Lillietest = 0 atau data berdistribusi Gaussian. Akan tetapi apabila contoh data diubah menjadi: 1, 2, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 11 maka hasil penghitungan $L_n = 0.391$ maka $L_n (0.391) > L_{tabel} (0.249)$ yang berarti Lillietest = 1 atau data berdistribusi non-Gaussian.

Dengan demikian bisa saja terjadi hasil K-S test dengan Lillietest berbeda untuk data yang sama. Pada umumnya nilai D_n lebih besar dari L_n , sehingga untuk pengujian non-Gaussianity dimana nilai hasil penghitungan lebih besar daripada nilai pembanding yang terdapat pada tabel maka dapat dikatakan Uji Kolmogorov-Smirnov lebih robust daripada Uji Lilliefors.

3.4 Deteksi Non-Gaussian pada Sinyal Instrumen Gamelan

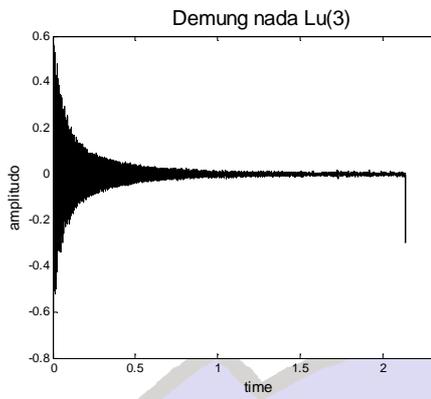
Untuk mengetahui suatu data berdistribusi Gaussian atau tidak dilakukan penghitungan nilai kurtosisnya. Sebagai pembanding dilakukan juga uji Kolmogorov-Smirnov dan uji Lilliefors pada data yang sama.

Untuk melakukan deteksi pada sinyal instrumen gamelan perlu adanya tahap-tahap sebagaimana disajikan pada Gambar 3.4.

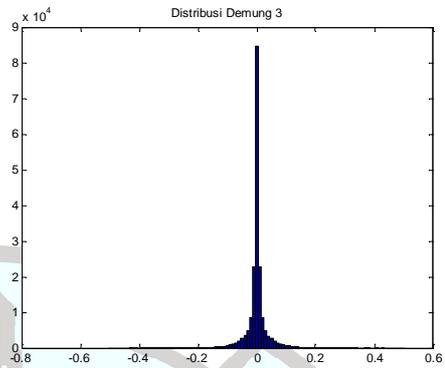


Gambar 3.4. Diagram Alir Deteksi Non-Gaussian Sinyal Instrumen Gamelan

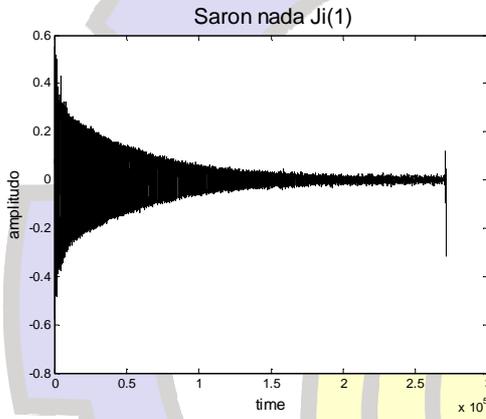
Data yang digunakan adalah data random dan data sinyal dari alat musik gamelan Elektro Budoyo milik Jurusan Elektro ITS pada kelompok Balungan yaitu Demung, Saron, dan Peking dengan laras Slendro. Pada setiap alat instrumen diambil data sinyal dari 5 bilah ('Ji', 'Ro', 'Lu', 'Mo', 'Nem') sebanyak 20 kali. Representasi beberapa data sinyal disajikan pada Gambar 3.5, 3.6, dan 3.7.



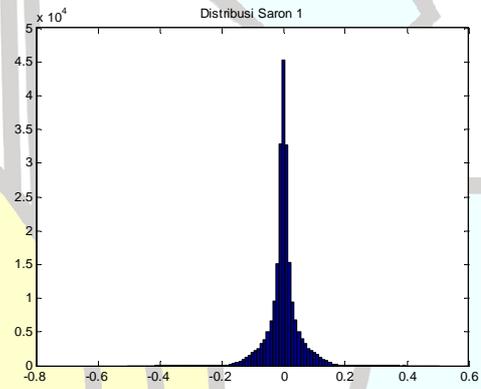
Gambar 3.5a Grafik Sinyal Demung nada Lu(3)



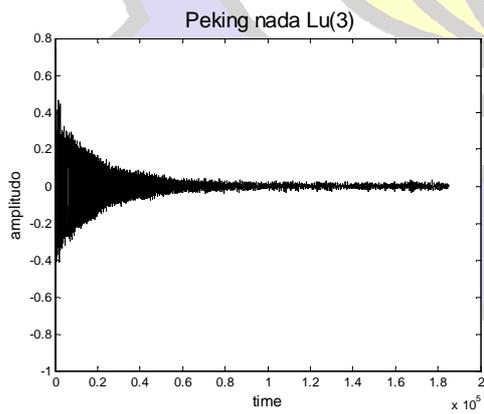
Gambar 3.5b Distribusi Data Demung nada Lu(3)



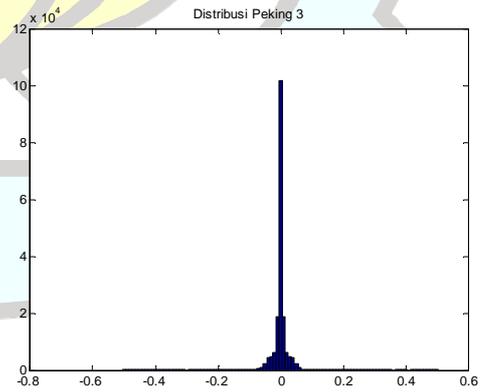
Gambar 3.6a Grafik Sinyal Saron nada Ji(1)



Gambar 3.6b Distribusi Data Saron nada Ji(1)



Gambar 3.7a Grafik Sinyal Peking nada Lu(3)



Gambar 3.7b Distribusi Data Peking nada Lu(3)

Dari Gambar 3.5a, Gambar 3.6a, dan Gambar 3.7a nampak bahwa representasi sinyal dari masing-masing nada Demung, Saron, dan Peking bentuknya hampir mirip. Demikian pula bentuk distribusi datanya pada Gambar 3.5b, Gambar 3.6b, dan Gambar 3.7b bentuknya cenderung sama yaitu berbentuk *leptokurtik*.

Berdasarkan bentuk distribusi data sinyal Demung, Saron, dan Peking yang berbentuk *leptokurtik* dapat diduga bahwa sinyal Demung, Saron, dan Peking berdistribusi non-Gaussian. Namun demikian hal ini perlu diuji menggunakan nilai Kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov, dan uji Lilliefors.

Untuk mendeteksi apakah suatu data berdistribusi Gaussian atau Non-Gaussian dilakukan penghitungan nilai Kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov dan uji Lilliefors. Penghitungan nilai Kurtosis menggunakan fungsi `kurtosis()` yang rumusnya sesuai dengan Persamaan (3.1). Untuk uji Kolmogorov-Smirnov menggunakan fungsi `kstest()`, dan uji Lilliefors menggunakan fungsi `lillitest()`.

Untuk mengetahui ke-sahih-an nilai kurtosis, uji Kolmogorov-Smirnov, dan Uji Lilliefors, terlebih dahulu dilakukan uji coba pada data random yang cenderung tidak berdistribusi normal atau berdistribusi Non-Gaussian. Data R_i menyatakan data random sedang N_i menyatakan data random yang berdistribusi normal. Hasil uji coba pada beberapa data R_i disajikan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Hasil Deteksi Distribusi non-Gaussian Data Random

Data	Kurtosis	K-S Test	Lillietest
R1	2.5762	1	1
R2	1.8341	1	1
R3	3.4701	1	0
R4	2.2640	1	1
R5	1.6517	1	1
R6	4.4774	1	1
R7	1.8203	1	1
R8	2.4775	1	1
R9	1.5765	1	1
R10	2.0000	1	1

Dari Tabel 3.4 dapat disimpulkan data random mempunyai nilai kurtosis kurang dari 3 atau lebih dari 3 yang berarti cenderung berdistribusi Non-Gaussian. Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov dan Lillietest juga menunjukkan kebanyakan data random berdistribusi Non-Gaussian.

Tabel 3.5 Hasil Deteksi Distribusi Non-Gaussian Data Random Berdistribusi Normal (banyak data 1000000)

Data	Kurtosis	K-S Test	Lillietest
N1	2.9964	0	0
N2	2.9953	0	0
N3	2.9921	0	0
N4	3.0090	0	0
N5	2.9981	0	0
N6	2.9932	0	0
N7	3.0059	0	0
N8	2.9974	0	0
N9	3.0013	0	0
N10	3.0087	0	0

Dari Tabel 3.5 dapat disimpulkan data random yang berdistribusi normal mempunyai nilai kurtosis mendekati 3 yang berarti berdistribusi Non-Gaussian. Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov dan Lillietest juga menunjukkan data random berdistribusi normal merupakan data berdistribusi Gaussian.

Selanjutnya dilakukan uji coba pada sinyal-sinyal instrumen gamelan yaitu Demung, Saron, dan Peking laras Slendro yang hasilnya disajikan pada Tabel 3.6.

Berdasarkan Tabel 3.6 dapat disimpulkan bahwa sinyal Demung, Saron, dan Peking berdistribusi Non-Gaussian. Dengan demikian diharapkan dapat dilakukan proses ICA dalam memisahkan sinyal-sinyal Demung, Saron, dan Peking pada suatu orkestra gamelan.

Tabel 3.6 Hasil Deteksi Distribusi Non-Gaussian File Data Demung, Saron, dan Peking

File	Kurtosis		K-S Test	Lillietest
	Min	Max		
Demung1	24.06604	60.44525	1	1
Demung2	15.05396	37.01770	1	1
Demung3	20.20845	40.62460	1	1
Demung5	20.30369	46.54668	1	1
Demung6	6.178331	17.64228	1	1
Saron1	6.542201	11.31316	1	1
Saron2	10.40595	17.89373	1	1
Saron3	31.21135	54.04419	1	1
Saron5	10.29219	19.27161	1	1
Saron6	10.98092	26.03407	1	1
Peking1	10.37255	20.80229	1	1
Peking2	20.06835	64.32032	1	1
Peking3	16.73177	100.3093	1	1
Peking5	19.14204	72.60160	1	1
Peking6	17.90669	70.24259	1	1

3.5. Ringkasan Deteksi non-Gaussianity

Salah satu syarat pada penggunaan ICA untuk pemisahan sinyal adalah sinyal-sinyal komponennya berdistribusi non-Gaussian. Oleh karena itu perlu dilakukan deteksi non-Gaussianity pada sinyal-sinyal instrumen gamelan.

Untuk mendeteksi suatu sinyal berdistribusi Gaussian atau tidak dapat ditentukan dari nilai kurtosisnya. Jika nilai kurtosis mendekati 3 maka data dikatakan berdistribusi normal atau Gaussian. Sebaliknya jika nilai kurtosis lebih dari 3 atau kurang dari 3 maka data tersebut dikatakan berdistribusi non-Gaussian.

Uji statistik yang dapat digunakan untuk mendeteksi non-Gaussianity adalah Uji Kolmogorov-Smirnov (K-S tset) dan Uji Lilliefors (Lillietest). Kedua ini sama-sama menghiung fungsi *pdf* untuk dibandingkan dengan nilai fungsi *pdf* dari distribusi normal untuk K-S test dan nilai fungsi *pdf* empiris untuk Lillietest.

Hasil uji-coba pada data random menunjukkan hasil bahwa data tersebut berdistribusi tidak normal atau non-Gaussian. Sedangkan untuk data random normal menunjukkan data berdistribusi Gaussian.

Deteksi non-Gaussianity pada sinyal-sinyal instrumen gamelan khususnya Demung, Saron, dan Peking dengan laras Slendro menunjukkan bahwa sinyal-sinyal tersebut berdistribusi non-Gaussian. Hal ini memungkinkan untuk menggunakan ICA dalam pemisahan sinyal gamelan. Namun demikian masih perlu dilakukan pendeteksian independensi sebagai salah satu syarat ICA yang lain

Hasil-hasil penelitian tentang deteksi non-Gaussianity pada sinyal instrumen gamelan telah dipublikasikan pada:

Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, Deteksi Non-Gaussian pada Sinyal Gamelan untuk Independent Component Analysis (ICA), 13th Seminar on Intelligent Technology and Its Application (SITIA 2012), 23 Mei 2012, ISSN: 2252-8246



BAB 4

UJI INDEPENDENSI

Dua variabel x dan y adalah saling bebas (*independent*) jika nilai dari salah satu variabel tidak dapat ditentukan dari nilai variabel yang lain. Secara teknik, independensi dapat dinyatakan dengan fungsi kepadatan probabilitas (*probability density function* atau *pdf*) (Hyvärinen and Oja, 2000). Jika $p(x, y)$ adalah *pdf* gabungan dari x dan y , sedangkan $p(x)$ *pdf* marjinal dari x dan $p(y)$ *pdf* marjinal dari y seperti didefinisikan pada Persamaan (4.1) dan (4.2)

$$p(x) = \int p(x, y) dy \quad (4.1)$$

$$p(y) = \int p(x, y) dx \quad (4.2)$$

maka x dan y dikatakan *independent* jika dan hanya jika *pdf* dari x dan y dapat difaktorkan sebagai Persamaan (4.3).

$$p(x, y) = p(x) p(y) \quad (4.3)$$

Untuk mendeteksi dua data sinyal suara saling independen atau tidak, diperlukan suatu pengujian. Beberapa pengujian yang dapat dilakukan adalah menggunakan Uji T, Chi-Square dan Least-Square. Uji T digunakan pada statistik parametrik yaitu pengolahan data yang berdistribusi normal atau Gaussian. Sedangkan Chi-Square digunakan pada statistik non-parametrik untuk data berdistribusi non-Gaussian.

Sesuai dengan hasil uji coba deteksi non-Gaussianity dimana sinyal-sinyal instrumen gamelan pada umumnya berdistribusi non-Gaussian maka akan dilakukan uji independensi menggunakan chi-square.

4.1 Uji Independensi Menggunakan Chi-Square

Menurut Ku (2006), uji Chi-Square cocok digunakan untuk menguji independensi data diskrit. Uji Chi-Square (χ^2) adalah suatu analisis statistik non-parametrik yang sering digunakan dalam kegiatan eksperimen data untuk menguji

hubungan antar fakta (Runkler, 2004) yang rumusnya dinyatakan pada Persamaan (4.4).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (4.4)$$

Pada Persamaan (4.4) O_i merupakan banyaknya data yang diobservasi, E_i merupakan banyaknya data yang diharapkan, sedangkan n menyatakan banyaknya kelompok data. Hasil dari nilai χ^2 dibandingkan dengan nilai χ^2 tabel yang merupakan nilai standar distribusi Chi-Square. Apabila nilai χ^2 kurang dari χ^2 tabel maka kedua data dikatakan saling bebas atau independen.

Sebagai contoh akan dilakukan uji independensi menggunakan Chi-Square pada data hasil observasi yang dinyatakan pada Tabel 4.1 yang disebut tabel kontingensi 2 x 3.

Tabel 4.1 Tabel Kontingensi

	y1	y2	Total
x1	22	14	36
x2	9	6	15
x3	12	32	44
Total	43	52	95

Kemudian hitung nilai yang diharapkan dengan menggunakan aturan sesuai Persamaan (4.5).

$$E_{ij} = \frac{\sum_i x_i \times \sum_y y_i}{\sum_i x_i + \sum_y y_i} \quad (4.5)$$

Sehingga didapatkan hasil penghitungan sebagaimana Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Tabel Kontigensi Observasi-Harapan

		y1	y2	Total
x1	Observasi	22	14	36
	Harapan	16.29	19.71	36.00
x2	Observasi	9	6	15
	Harapan	6.79	8.21	15.00
x3	Observasi	12	32	44
	Harapan	19.92	24.08	44.00
Total	Observasi	43	52	95
	Harapan	43.00	52.00	95.00

Selanjutnya hitung nilai chi-square dari tiap data dan dijumlahkan sebagaimana Persamaan (4.4) hingga didapat Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Tabel Kontigensi Chi-Square

		y1	y2	Total
x1	Observasi	22	14	36
	Harapan	16.29	19.71	36.00
	Chi-square	2.00	1.65	3.65
x2	Observasi	9	6	15
	Harapan	6.79	8.21	15.00
	Chi-square	0.72	0.60	1.31
x3	Observasi	12	32	44
	Harapan	19.92	24.08	44.00
	Chi-square	3.15	2.60	5.75
Total	Observasi	43	52	95
	Harapan	43.00	52.00	95.00
	Chi-square	5.86	4.85	10.71

Karena tabel kontigensi berukuran 3 x 2 maka diperoleh derajat kebebasan $Df = (3-1).(2-1) = 2$. Menurut Tabel Chi-Square dengan taraf signifikansi 5% dan $Df = 2$ diperoleh nilai χ^2 tabel = 5.99. (Tabel ada pada Lampiran).

Dari Tabel 4.3 diperoleh nilai χ^2 hitung (10.71) > χ^2 tabel (5.99) maka data x dan y tidak independen.

Namun apabila elemen x_1y_1 diubah menjadi **12** maka data x dan y sudah menjadi independen. (Lihat Tabel 4.4).

Tabel 4.4 Tabel Kontingensi yang diubah

		y1	y2	Total
x1	Observasi	12	14	26
	Harapan	10.09	15.91	26.00
	Chi-square	0.36	0.23	0.59
x2	Observasi	9	6	15
	Harapan	5.82	9.18	15.00
	Chi-square	1.73	1.10	2.83
x3	Observasi	12	32	44
	Harapan	17.08	26.92	44.00
	Chi-square	1.51	0.96	2.47
Total	Observasi	33	52	85
	Harapan	33.00	52.00	85.00
	Chi-square	3.60	2.29	5.89

Dari Tabel 4.4 diperoleh nilai χ^2 hitung (5.89) < χ^2 tabel (5.99) maka data x dan y independen.

Penghitungan nilai χ^2 untuk data diskrit dengan kuantitas kecil cukup mudah, namun agak susah untuk data cukup besar. Data sinyal instrumen gamelan yang akan diuji independensinya mempunyai data minimal 48000 jika suara instrumen tersebut direkam minimal 1 detik dengan frekuensi sampling 48000 Hz. Untuk itu diperlukan metode lain yang dapat menangani data besar, misalnya menggunakan Least-Square.

4.2 Uji Independensi Menggunakan Least-Square

Metode Least-Square merupakan suatu tehnik yang dapat digunakan untuk mengetahui adanya hubungan atau korelasi di antara dua variabel. Jika dua variabel saling independen maka kedua variabel itu dikatakan tidak berkorelasi (Hyvarinen & Oja, 2000).

Least-Squares Independence Test (LSIT) merupakan suatu uji independensi yang didasarkan pada *squared-loss mutual information* (SMI) dan *estimasi least-squares mutual information* (LSMI) (Sugiyama and Suzuki, 2011). SMI didefinisikan pada Persamaan (4.6).

Misalkan \mathbf{x} dan \mathbf{y} adalah data dengan *pdf* gabungan $p(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ sedangkan $p(\mathbf{x})$ dan $p(\mathbf{y})$ adalah *pdf* marjinal dari \mathbf{x} dan \mathbf{y} maka

$$SMI = \frac{1}{2} \iint p(\mathbf{x})p(\mathbf{y}) \left(\frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})p(\mathbf{y})} - 1 \right)^2 dx dy \quad (4.6)$$

Selanjutnya \mathbf{x} dan \mathbf{y} dikatakan independen secara statistik jika dan hanya jika SMI bernilai 0. Untuk menghitung SMI digunakan dengan perbandingan kepadatan seperti pada Persamaan (4.7).

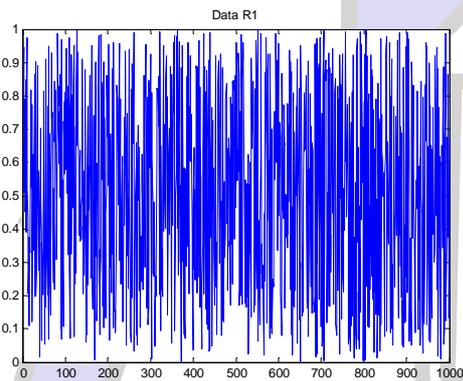
$$r(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})p(\mathbf{y})} \quad (4.7)$$

Ketika pendekatan perbandingan kepadatan $\hat{r}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ dapat dihitung maka SMI dapat didekati sebagai Persamaan (4.8).

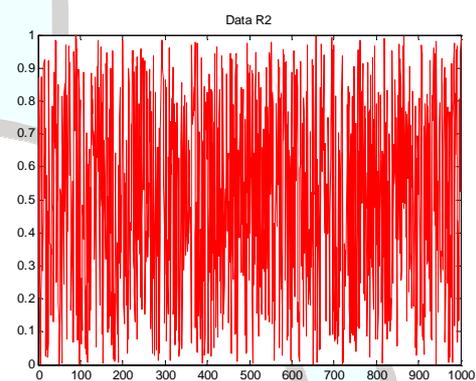
$$\widehat{SMI} := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{r}(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) - \frac{1}{2n^2} \sum_{i,j=1}^n \hat{r}(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_j)^2 - \frac{1}{2} \quad (4.8)$$

Dari pendekatan nilai SMI diperoleh nilai LSMI yang mendekati 0 (nol) untuk data yang saling independen dan sebaliknya untuk data yang tidak saling independen.

Sebagai contoh akan dilakukan uji independensi menggunakan LSIT pada dua data random yaitu R1 dan R2 yang dapat dipresentasikan pada Gambar 4.1a dan Gambar 4.1b.

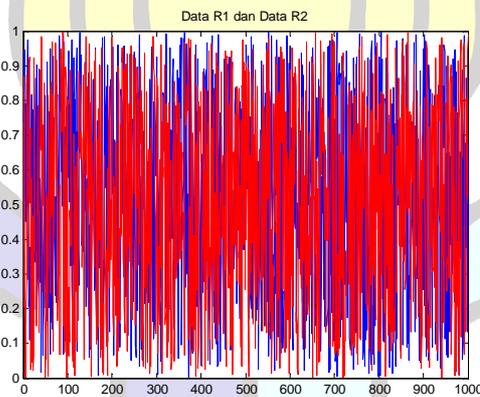


Gambar 4.1a Data Random R1



Gambar 4.1b Data Random R2

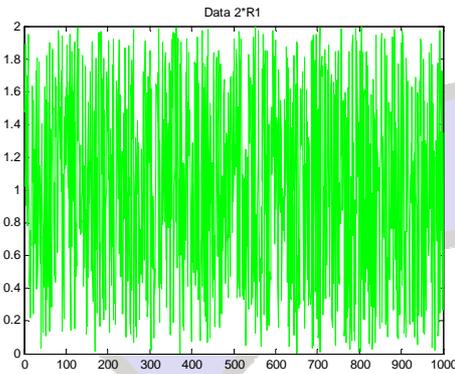
Apabila kedua data itu digambarkan bersama-sama akan menjadi Gambar 4.2.



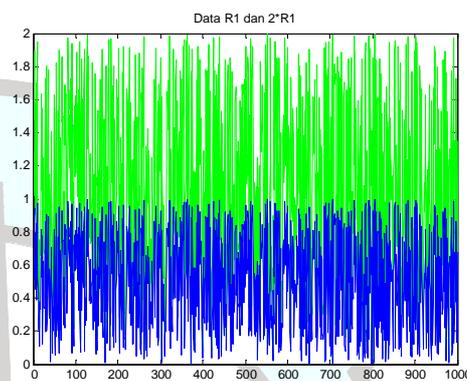
Gambar 4.2 Data R1 dan R2

Namun apakah data R1 dan R2 saling independen? Hal ini dapat kita uji menggunakan LSIT akan diperoleh nilai LSMI = 0.0035. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data R1 dan R2 saling independen.

Sebaliknya jika ada data R3 dimana $R3 = 2 \cdot R1$ yang jelas menunjukkan adanya ketergantungan data R3 terhadap R1 sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.3a dan Gambar 4.3b.



Gambar 4.3a Data Random $R3 = 2 \cdot R1$



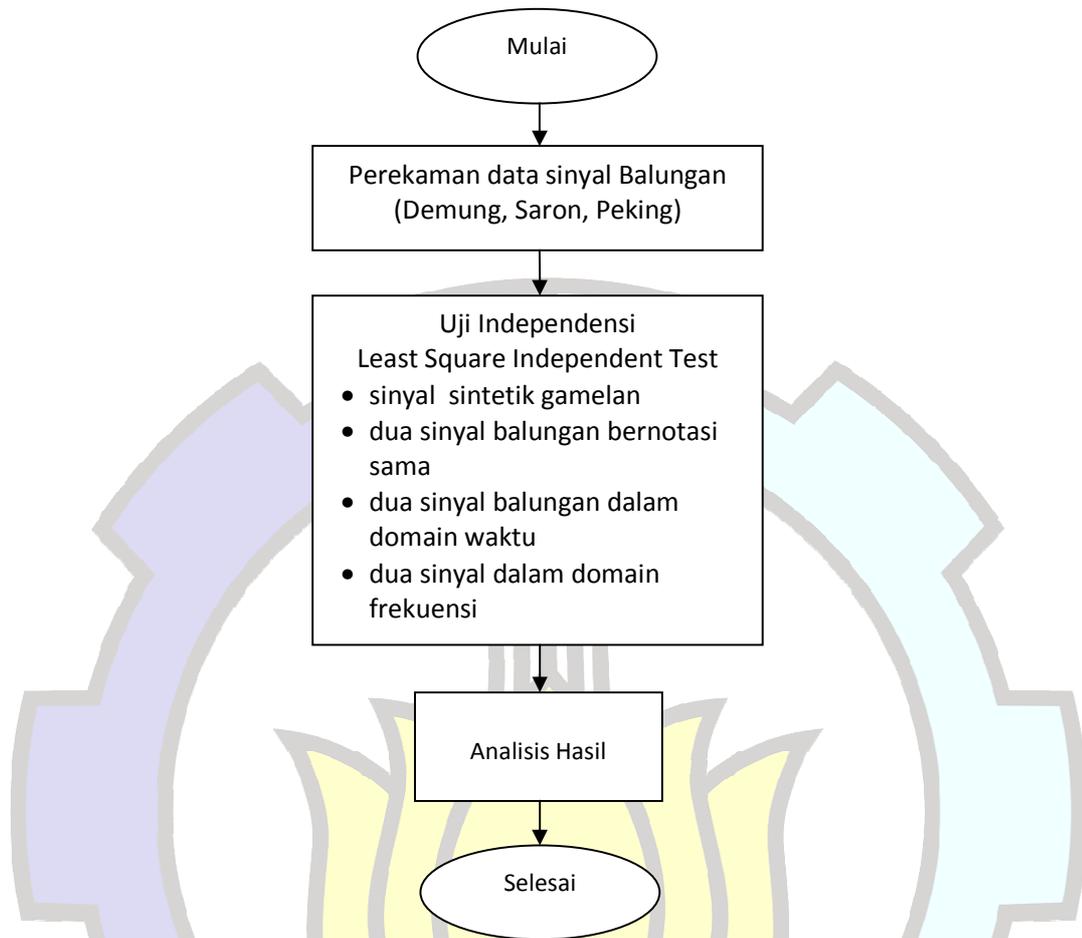
Gambar 4.3b Data R1 dan R3

Setelah dilakukan penghitungan nilai LSMI didapatkan hasil 1.002 yang lebih besar dari 1. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data R1 dan R3 tidak saling independen.

4.3 Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan

Uji independensi secara statistik didasarkan pada distribusi dari datanya. Metode klasik yang dapat digunakan adalah koefisien korelasi Pearson yang sesuai digunakan untuk data berdistribusi normal atau berdistribusi Gaussian. Namun data yang akan diuji yaitu sinyal-sinyal Demung, Saron dan Peking mempunyai distribusi non-Gaussian. Oleh karena itu digunakan statistika non-parametrik untuk uji independensi pada data yang berdistribusi non-Gaussian.

Sebenarnya Uji Chi-Square dapat digunakan untuk data berdistribusi non-Gaussian yang berupa data diskrit. Namun data sinyal instrumen gamelan yang akan diuji terdiri lebih dari 48000 sampel maka diperlukan uji independensi lain, misalnya LSIT. Oleh karena itu skema penelitian tentang uji independensi sinyal instrumen gamelan dapat dipresentasikan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Diagram Alir Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan

Uji Independensi dilakukan terhadap sinyal Demung, Saron, dan Peking laras Slendro yang direkam dari Gamelan Elektro Budoyo pada Jurusan Teknik Elektro FTI, ITS. Pada awalnya dilakukan uji independensi pada setiap nada yang sama dari dua instrumen yang berbeda. Hal ini dilakukan karena pada orkestra gamelan, Demung, Saron, dan Peking akan dipukul pada nada yang sama pada saat yang bersamaan. Kemudian setiap dua sinyal dengan nada yang sama dari instrumen yang berbeda diuji independensinya menggunakan *Least-Square Independent Test* (LSIT) yang dikembangkan Sugiyama dan Suzuki (Sugiyama and Suzuki, 2011). Hasil uji coba disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Uji Independensi

Data1	Data2	LSMI	<i>p</i> -value
Demung1	Saron1	0.0334	0.25
Demung1	Peking1	0.0005	0.73
Saron1	Peking1	-0.0104	0.92
Demung2	Saron2	0.0064	0.55
Demung2	Peking2	0.0008	0.80
Saron2	Peking2	0.0037	0.68
Demung3	Saron3	0.0163	0.40
Demung3	Peking3	0.0016	0.67
Saron3	Peking3	-0.0018	0.82
Demung5	Saron5	0.0405	0.21
Demung5	Peking5	0.0006	0.86
Saron5	Peking5	-0.0121	0.96
Demung6	Saron6	0.0331	0.23
Demung6	Peking6	0.0007	0.82
Saron6	Peking6	-0.0033	0.95

Pada Tabel 4.5 terlihat bahwa nilai LSMI sinyal dari dua instrumen berbeda yang bernotasi sama mendekati 0 (nol). Hal ini menunjukkan bahwa sinyal-sinyal dari instrumen berbeda yang bernotasi sama adalah saling bebas secara statistik (independen). Nilai *p*-value menunjukkan besarnya probabilitas bahwa kedua data saling bebas (independen).

4.4 Uji Independensi Sinyal Instrumen Gamelan pada Domain Waktu dan Domain Frekuensi

Suatu sinyal dapat dipresentasikan dalam domain waktu dan domain frekuensi menggunakan Transformasi Fourier. Oleh karena itu, selain melakukan uji independensi pada sinyal dalam domain waktu perlu juga dilakukan uji independensi pada sinyal dalam domain frekuensi. Namun frekuensi dari sinyal instrumen gamelan dapat berbeda untuk notasi yang sama maka sebagai awalan akan dilakukan uji independensi pada sinyal sintetik dari instrumen gamelan. Sinyal sintetik instrumen gamelan dapat dibangkitkan menggunakan Persamaan (4.9), (4.10), dan (4.11) (Yoyon and Pradhana, 2013).

Sinyal sintetik Demung:

$$sr_d = A \sin\left(2\pi\left(\frac{f}{f_s}\right)x + \theta\right)0.8223e^{-1.194 \times 10^{-5} x} \quad (4.9)$$

Sinyal sintetik Saron:

$$sr_s = A \sin\left(2\pi\left(\frac{f}{f_s}\right)x + \theta\right)0.7693e^{-1.08 \times 10^{-5} x} \quad (4.10)$$

Sinyal sintetik Peking:

$$sr_p = A \sin\left(2\pi\left(\frac{f}{f_s}\right)x + \theta\right)0.7663e^{-1.709 \times 10^{-5} x} \quad (4.11)$$

dimana A adalah amplitudo, θ adalah fase, f adalah fundamental frekuensi dari sinyal referensi, f_s adalah frekuensi sampling dan x adalah panjang data.

Uji coba dilakukan pada dua sinyal sintetik dari Demung, Saron, atau Peking secara random pada domain waktu dan domain frekuensi. Hasilnya disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Uji Independensi Sinyal Sintetik

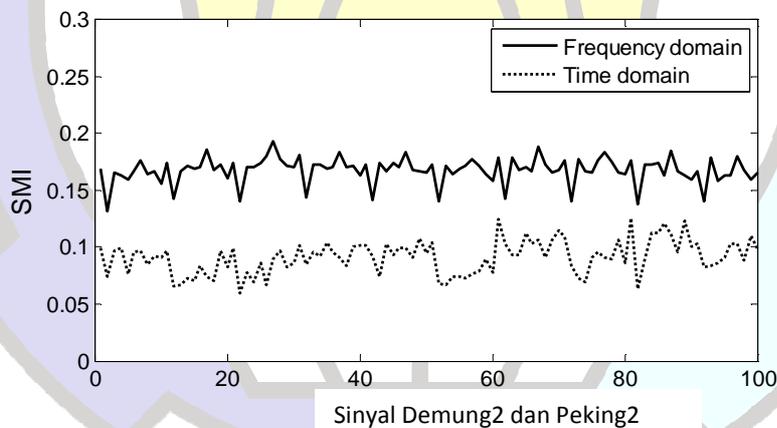
Pasangan Sinyal	Nilai LSMI	
	Domain waktu	Domain frekuensi
d6-s2	0.00013	0.05264
s2-s1	0.00014	0.18746
s5-d1	0.00016	0.00095
p5-p1	0.00015	0.00414
d3-p5	0.00013	0.00312
s2-s2	1.12471	0.50454
s1-d6	0.00016	0.22770
p2-p3	0.00015	0.11676
p6-d5	0.00017	0.00339
s2-s5	0.00014	0.01108
d5-p2	0.00013	0.00312
p3-p5	0.00017	0.10854
d2-s1	0.00013	0.00974
d6-d5	0.00014	0.24878
p1-s1	0.00014	0.00223
p3-d5	0.00020	0.00505
d1-d1	1.03961	0.57927
d2-p1	0.00013	0.00255
s3-s6	0.00014	0.00243
p1-d3	0.00017	0.00325

Berdasarkan Tabel 4.6, nilai LSMI setiap pasang data mendekati 0 kecuali untuk pasangan data yang sama. Nilai LSMI pada domain frekuensi lebih tinggi dari

pada domain waktu kecuali pada pasangan data yang sama.

Selanjutnya dilakukan uji coba pada dua sinyal hasil rekaman dari gamelan Elektro Budoyo Jurusan Teknik Elektro ITS Surabaya. Pada sinyal rekaman dilakukan penurunan sampling hingga mencapai ukuran yang diinginkan untuk domain waktu. Kemudian dilakukan FFT untuk mendapatkan data sinyal dalam domain frekuensi. Hasil uji independensi dengan LSIT pada setiap pasang sinyal dari Demung, Saron, dan Peking disajikan dalam Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 (pada Lampiran). Pada kedua tabel tersebut nampak bahwa nilai LSMI untuk sinyal dengan dirinya sendiri yang berarti tidak independen cukup besar, sedangkan nilai LSMI untuk dua sinyal berbeda mendekati 0 (nol).

Untuk mengetahui kestabilan nilai LSMI dilakukan uji coba terhadap dua sinyal (dalam hal ini Demung2 dan Peking2) masing-masing sebanyak 10 hasil ketukan sehingga menghasilkan 100 pasang sampel. Adapun hasil nilai LSMI dari uji independensi pada sinyal Demung2 dan Peking2 disajikan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Kestabilan LSMI dari sinyal Demung2 dan Peking2

Berdasarkan Gambar 4.5 nampak bahwa nilai-nilai LSMI dari sinyal Demung2 dan Peking2 menunjukkan adanya kestabilan, walaupun nilai LSMI untuk domain waktu selalu lebih rendah dari nilai LSMI pada domain frekuensi. Namun demikian nilai-nilai LSMI untuk domain waktu maupun domain frekuensi mendekati 0 (nol) sehingga dapat dikatakan sinyal Demung2 dan Peking2 saling independen.

4.5 Ringkasan Uji Independensi

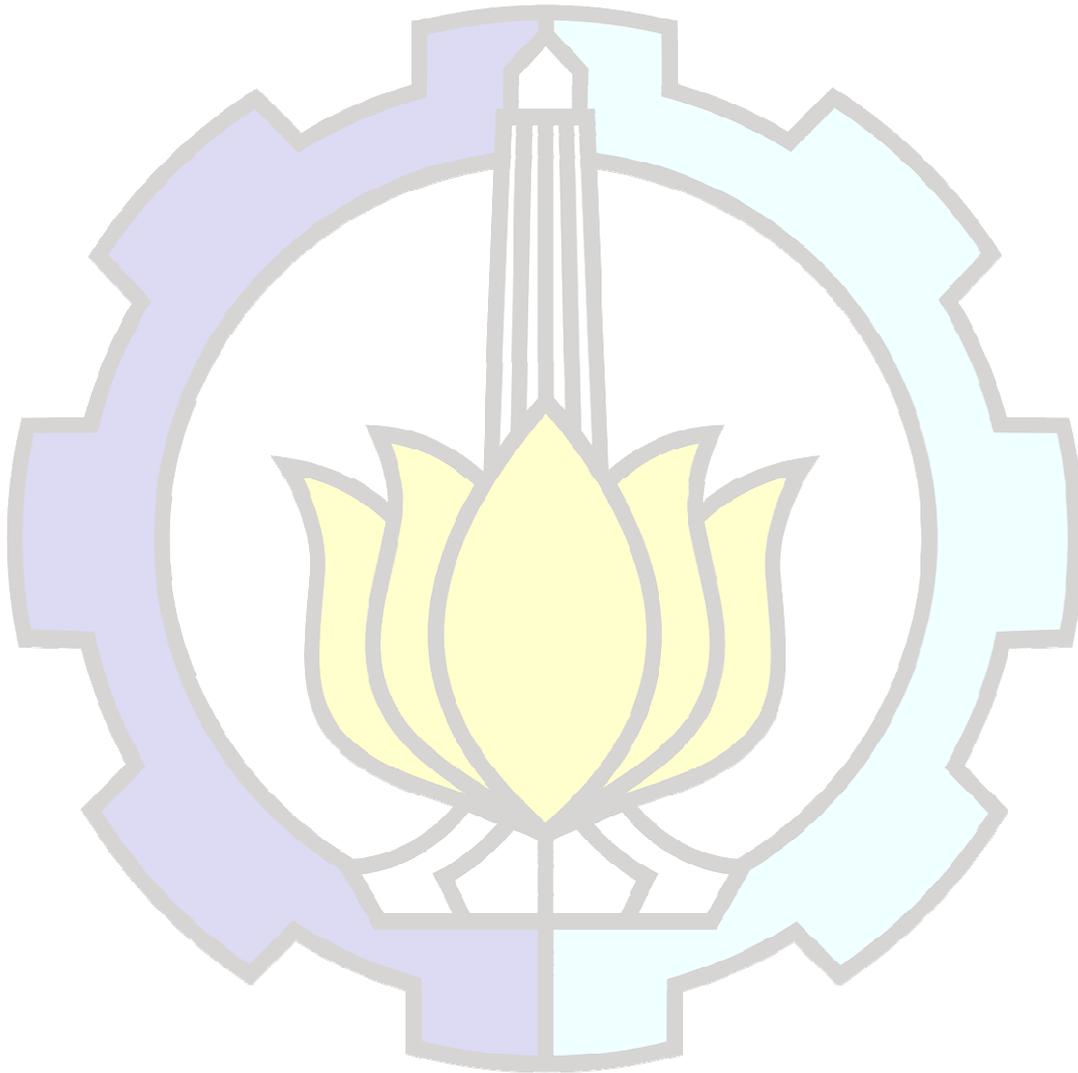
Pada bab ini telah dibahas tentang uji independensi dari dua variabel yang menjadi salah satu syarat dalam penggunaan ICA untuk pemisahan sinyal. Walaupun pada umumnya independensi pada penggunaan ICA diasumsikan saja, bahkan Hyvarinen (2013) mengatakan bahwa masalah independensi dapat dilakukan setelah pemisahan sinyal sekaligus sebagai indikasi apakah sinyal-sinyal yang dihasilkan sudah terpisah secara maksimal. Namun demikian karena pemisahan sinyal instrumen gamelan baru dilakukan maka perlu untuk melakukan uji independensi sebelum dilakukan pemisahan sinyal.

Hasil uji independensi pada sinyal sintetik instrumen gamelan, pada domain waktu maupun domain frekuensi, pada notasi yang sama maupun beda menunjukkan adanya independensi. Hal ini merupakan temuan yang sangat mendukung upaya pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan ICA.

Hasil penelitian tentang uji independensi ini telah dipublikasikan pada:

- a. Atik Wintarti, Aris Tjahjanto, Yosefine Triwidyastuti, Yoyon K. Suprpto, Independence Detection of Gamelan Signals Using Least Square for ICA, The 3rd Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics (MICEEI), 28 November - 1 December 2012, pp. 317 - 320, ISBN 978-602-8509-18-3
- b. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, and Wirawan, Independence Test of Gamelan Instruments Signal in Time Domain and Frequency Domain, Jurnal Ilmiah Cursor, Vol. 7, No. 1, January 2013, pp. 47 - 54

[halaman ini sengaja dikosongkan]



BAB 5

PEMISAHAN SINYAL

Pemisahan sinyal merupakan suatu permasalahan yang penting dalam pengolahan sinyal digital. Tujuan dari pemisahan sinyal adalah menentukan komponen-komponen yang menyusun campuran sinyal tersebut (Hyvarinen, 2000). Pemisahan sinyal instrumen musik sangat berguna untuk pengenalan suara instrumen, pengolahan musik, pengkodean suara dan analisa instrumen pendukung (Muller, 2011).

Salah satu metode yang populer untuk pemisahan sinyal adalah Independent Component Analysis (ICA). Beberapa peneliti menggunakan ICA untuk pemisahan sinyal musik. Vannroose (2003) mengekstraksi musik pengiring menggunakan ICA. Puolivali (2013) menggunakan semi-blind ICA untuk mendekomposisi musik yang kontinu. Chien & Hsieh (2012) menunjukkan bahwa Convex divergence ICA (C-ICA) dapat memisahkan sinyal suara dan musik.

Dalam penggunaan ICA, pendekatannya dapat menggunakan *negentropy* (Novey dkk, 2008) (Shijie dkk, 2015), *mutual information* (Hulle, 2008), *maximum likelihood* (Ge and Ma, 2010) atau *Projection Pursuit* (PP) (Stone, 2007) (Welling et al., 2004) (Hyvärinen, 2000). Pada PP, mengestimasi komponen yang independen dari suatu sinyal tercampur sama halnya dengan menentukan arah dari suatu proyeksi orthogonal dari data yang berdistribusi non-Gaussian.

5.1 Pemisahan Sinyal Menggunakan FastICA

FastICA adalah algoritma ICA yang paling populer dan efisien yang dibuat oleh Aapo Hyvärinen (1999). Algoritma ini berdasarkan pada skema iterasi fixed-point maximum negentropy dengan memaksimalkan non-gaussianity sebagai ukuran independensi. Percampuran beberapa sinyal dapat dinyatakan pada Persamaan (5.1)

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (5.1)$$

dimana \mathbf{x} adalah sinyal tercampur, \mathbf{s} sinyal sumber dan \mathbf{A} matriks pencampur.

Sebelum dilakukan pemisahan dengan FastICA dilakukan *centering* untuk pemusatan data menggunakan Persamaan (5.2) dan *whitening* menggunakan Persamaan (5.3)

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mu \quad (5.2)$$

μ = rata-rata

$$\mathbf{x} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \quad (5.3)$$

\mathbf{U} = matriks orthogonal yang kolom-kolomnya merupakan nilai eigenvektor dari \mathbf{x}

$\mathbf{\Lambda}$ = matriks diagonal yang diagonalnya adalah nilai eigen dari matriks \mathbf{x} .

Dengan demikian *centering* dan *sphering* akan mendekomposisi matriks \mathbf{x} menjadi Persamaan (5.4)

$$\mathbf{x} \leftarrow (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T)^{-1/2} (\mathbf{x} - \mu) \quad (5.4)$$

Langkah selanjutnya adalah meng-estimasi matriks \mathbf{W} sebagai invers dari \mathbf{A} untuk mendapatkan \mathbf{s} yang dapat dilakukan menggunakan Algoritma 1.

Algoritma 1:

1. Pilih sebuah nilai awal matriks \mathbf{W}
2. Hitung nilai \mathbf{W}^+ menggunakan Persamaan (5.4)

$$\mathbf{W}^+ = E\{\mathbf{x}g(\mathbf{W}^T \mathbf{x})\} - E\{\mathbf{x}g'(\mathbf{W}^T \mathbf{x})\}\mathbf{W} \quad (5.4)$$

3. Normalkan nilai \mathbf{W} yang baru dengan Persamaan (5.5)

$$\mathbf{W} = \frac{\mathbf{W}^+}{\|\mathbf{W}^+\|} \quad (5.5)$$

4. Jika \mathbf{W} tidak konvergen kembali ke langkah 2.

Fungsi $g(u)$ dapat dipilih dari Persamaan (5.6) atau (5.7).

$$g(u) = \tanh(au) \quad (5.6)$$

$$g(u) = ue^{(-u^2/2)} \quad (5.7)$$

5.2 Pemisahan Sinyal menggunakan Projection Pursuit

Proyeksi merupakan suatu transformasi linear dari ruang vektor ke ruang vektor lain atau dirinya sendiri namun tetap mengandung informasi dari data. Proyeksi suatu data dapat menggambarkan pola distribusinya.

Pada pemisahan sinyal, hal yang ingin diperoleh adalah menemukan suatu proyeksi yang dapat menunjukkan ada pemisahan dari data tercampur. Central Limit Theorem (CLT) menyatakan bahwa data tercampur cenderung berdistribusi Gaussian sedangkan komponen-komponennya berdistribusi non-Gaussian. Dengan demikian dalam melakukan pemisahan sinyal berarti mencari proyeksi yang paling non-Gaussian pada data tercampur. Projection Pursuit (PP) akan meng-ekstraksi komponen non-Gaussian dari data secara keseluruhan (Sugiyama, 2008).

PP adalah suatu metode statistik untuk menemukan proyeksi yang menarik dari data multidimensi (Friedman Tukey, 1974). Pada proyeksi 1 dimensi, PP digunakan untuk menentukan arah sedemikian hingga proyeksi dalam arah tersebut memiliki distribusi yang menarik, misalnya menunjukkan suatu struktur tertentu. Menurut Huber (1985) distribusi yang paling tidak menarik adalah distribusi Gaussian dan arah yang paling menarik adalah arah yang menunjukkan distribusi Gaussian paling sedikit atau dikatakan data berdistribusi non-Gaussian.

Pada metode PP juga dilakukan *centering* agar komponen-komponennya mempunyai rata-rata nol. Selanjutnya dilakukan *sphering* atau *whitening* sedemikian hingga komponen-komponennya saling tidak berkorelasi (*uncorrelated*).

Tahap berikutnya adalah mencari arah proyeksi ke sumbu sedemikian hingga komponen-komponen \mathbf{x} berdistribusi non-gaussian semaksimal mungkin. Hal ini dapat dilakukan melalui pengamatan pada visualisasi data atau melakukan operasi transformasi rotasi pada komponen-komponen vektor \mathbf{x} .

Ketika kita mendapatkan proyeksi orthogonal dari \mathbf{x} yang berdistribusi non-Gaussian semaksimal mungkin maka kita sudah meng-estimasi vektor \mathbf{s} .

5.3 Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan Berdasarkan Frekuensi Dasar

Salah satu karakteristik permainan gamelan khususnya pada kelompok Balungan yang terdiri dari Demung, Saron, dan Peking adalah pemukulan bilah yang bernotasi sama secara bersamaan. Demung satu oktaf lebih rendah dari Saron, sedangkan Peking satu oktaf lebih tinggi dari Saron. Dengan demikian frekuensi dasar dari bilah-bilah Demung, Saron, dan Peking yang bernotasi sama akan berbeda. Faktor inilah yang digunakan sebagai dasar pemisahan sinyal instrumen gamelan khususnya pada kelompok Balungan.

Frekuensi dasar dari masing-masing nada pada kelompok Balungan berbeda-beda (Pradhana & Suprpto, 2013) sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5.1.

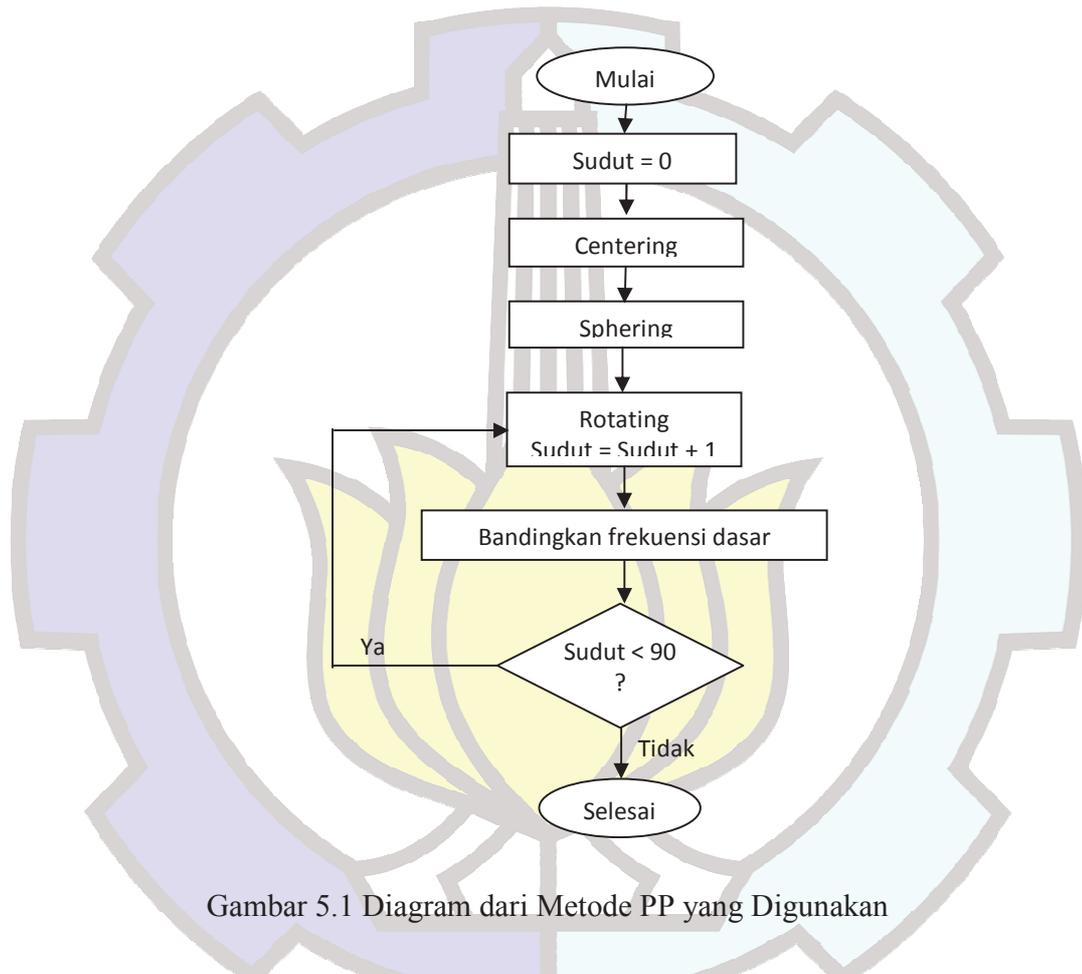
Tabel 5.1 Frekuensi Dasar Balungan dari Beberapa Gamelan

Nama Instrumen		Frekuensi Dasar (Hz)						
		6	1	2	3	5	6	1'
Demung	AVG	234	268	307	354	406	465	538
	MIN	234	264	303	352	403	463	536
	MAX	234	271	311	356	410	467	541
Saron	AVG	470	534	610	704	805	925	1071
	MIN	466	515	589	681	775	897	1036
	MAX	477	544	621	716	820	943	1086
Peking	AVG	940	1065	1219	1397	1618	1863	2162
	MIN	934	1038	1195	1363	1594	1851	2142
	MAX	951	1115	1249	1434	1665	1884	2195

Uji coba dilakukan pada sinyal campuran dari dua instrumen berbeda pada notasi yang sama. Model pencampuran sinyal dilakukan dengan dua cara, pertama secara *instantaneous* yaitu merekam masing-masing sinyal kemudian mengoperasikan dua sinyal sumber dengan suatu matriks pencampur secara linear.

Cara kedua melakukan perekaman secara langsung dari dua instrumen yang dipukul bersamaan dengan menggunakan dua mikrofon.

Metode yang digunakan untuk pemisahan sinyal berdasarkan frekuensi dasar ini adalah FastICA dan PP. Pemisahan sinyal tercampur menggunakan PP ditunjukkan pada Gambar 5.1.



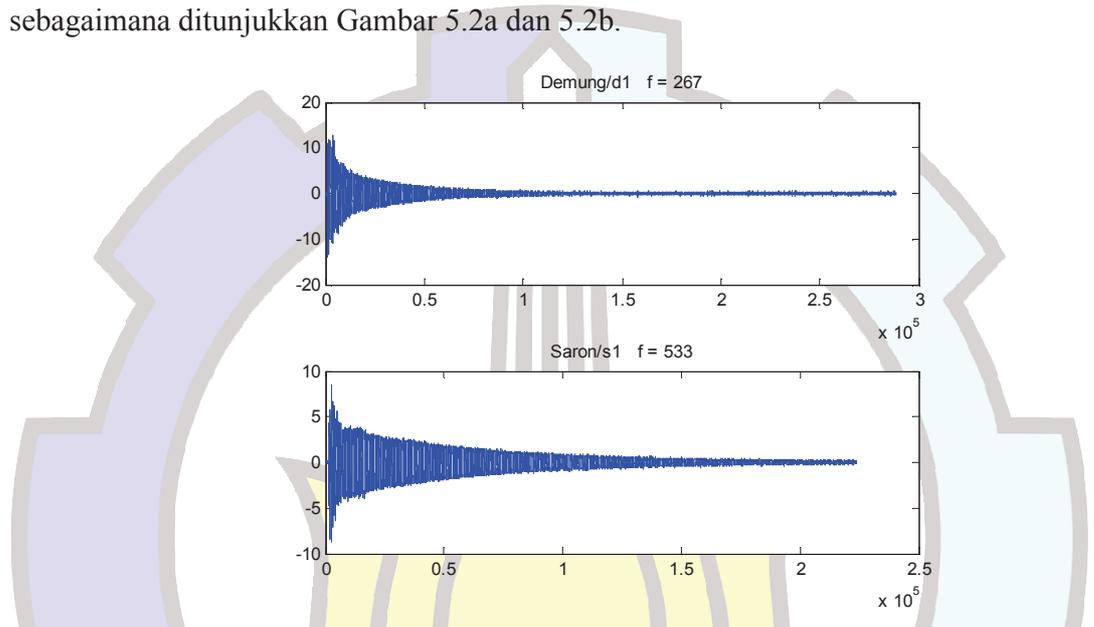
Gambar 5.1 Diagram dari Metode PP yang Digunakan

Setelah dilakukan proses pemisahan dua sinyal gamelan menggunakan metode FastICA dan PP, komponen-komponen yang dihasilkan dihitung frekuensi dasarnya. Kemudian hasilnya dibandingkan dengan frekuensi dasar dari nada gamelan yang sudah diukur sebelumnya.

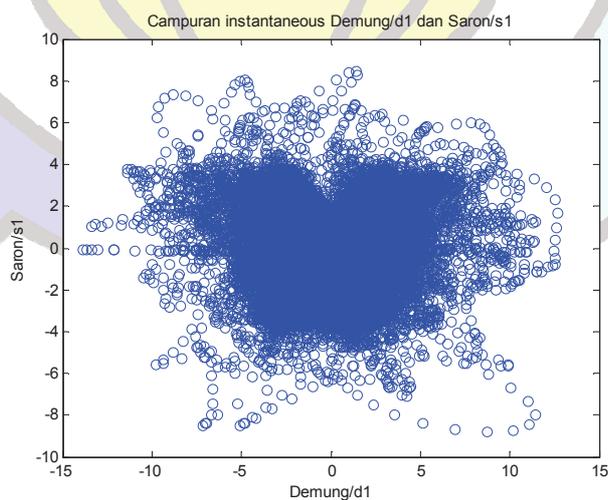
Pada metode FastICA, tiap sinyal campuran diujicoba dengan menggunakan pendekatan fungsi $g(u)$ sebanyak 4 dan 4 variasi sehingga terdapat 16 kali pemisahan untuk setiap sinyal campuran. Pada metode PP tiap sinyal campuran dirotasi

menggunakan sudut mulai 1° hingga 90° sehingga terdapat 90 kali pemisahan untuk setiap sinyal campuran. Setelah pemisahan sinyal dilakukan perbandingan terhadap frekuensi dasar dari sinyal sumber kemudian dihitung persentase keberhasilannya.

Sebagai contoh sinyal Demung/d1 (Demung nada 1) akan dicampur dengan sinyal Saron/s1 (Saron nada 1) secara instantaneous dengan matriks random sebagaimana ditunjukkan Gambar 5.2a dan 5.2b.

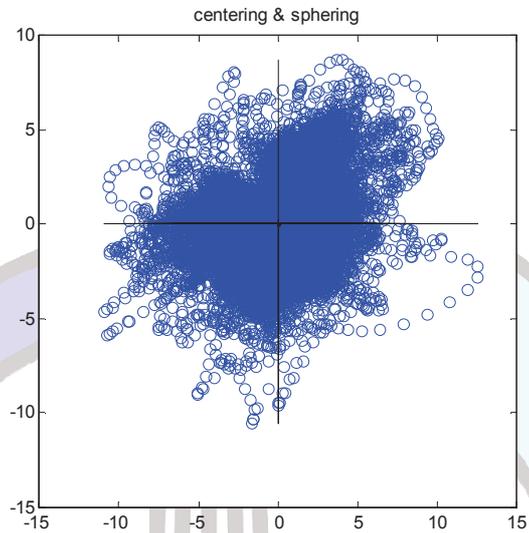


Gambar 5.2a Sinyal Demung/d1 dan Sinyal Saron/s1



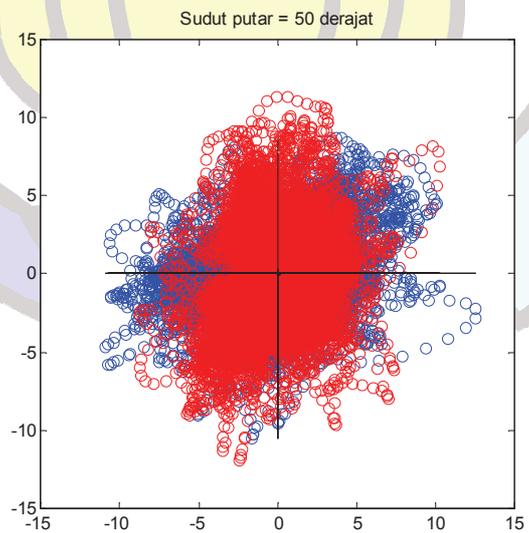
Gambar 5.2b Campuran Instantaneous Demung/d1 dan Saron/s1

Setelah dilakukan *centering* dan *sphering* akan diperoleh campuran data sebagaimana ditunjukkan Gambar 5.3.



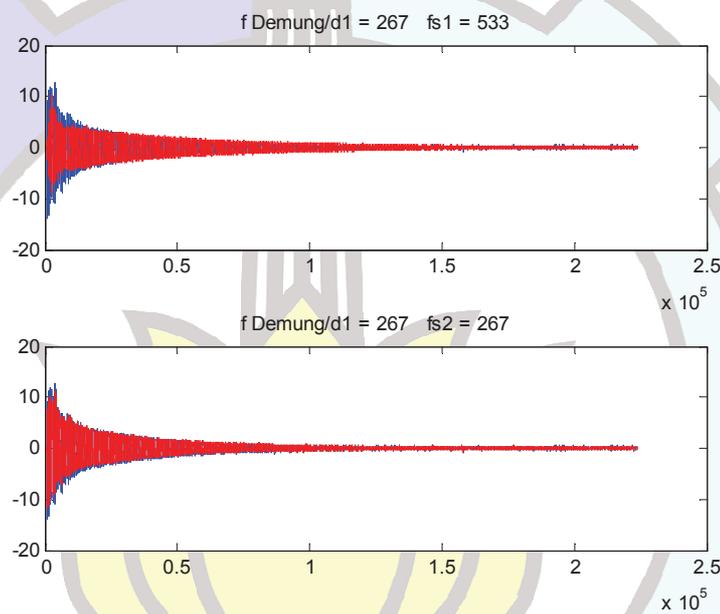
Gambar 5.3 Hasil *centering* dan *sphering*

Campuran data dirotasi dengan sudut mulai 1° hingga 90° kemudian diproyeksikan secara orthogonal ke sumbu untuk mendapatkan sinyal estimasi. Gambar 5.4 menunjukkan hasil rotasi data dengan sudut 50° .



Gambar 5.4 Hasil rotasi 50°

Karena hasil estimasi tidak terurut maka ada kemungkinan estimasi pertama tidak sama dengan sinyal sumber yang pertama. Oleh karena itu satu sinyal sumber dibandingkan dengan semua hasil estimasi. Jika ada frekuensi dasar yang sama antara sinyal sumber dengan estimasi maka dikatakan pemisahan berhasil menemukan satu komponen. Jika semua hasil estimasi sama dengan sinyal sumber maka dikatakan pemisahan sinyal berhasil. Gambar 5.5 menunjukkan estimasi kedua mempunyai frekuensi dasar yang sama dengan sinyal sumber pertama.



Gambar 5.5 Sinyal sumber 1 sama dengan estimasi 2

Banyaknya pemisahan sinyal yang berhasil dihitung prosentasenya. Hasil uji coba pada sinyal campuran secara *instantaneous* disajikan pada Tabel 5.2 sedangkan Tabel 5.3 menyajikan hasil pemisahan sinyal campuran *recorded*. Dalam tabel tersebut, sinyal suatu instrumen dinyatakan dengan [singkatan_nama_instrumen][nada_ke], sehingga 'd1' menyatakan sinyal dari Demung nada 1, 's2' menyatakan sinyal dari Saron nada 2, 'p3' menyatakan sinyal dari Peking nada 3, dan seterusnya.

Tabel 5.2 Persentase Keberhasilan
Campuran *Instantaneous*

Signal1	Signal2	FastICA	PP
d1	s1	75	92.22
d2	s2	87.5	82.22
d3	s3	68.75	74.44
d5	s5	56.25	73.33
d6	s6	75	97.78
d1	p1	56.25	91.11
d2	p2	93.75	85.56
d3	p3	75	77.78
d5	p5	82.5	96.67
d6	p6	75	70.00
s1	p1	93.75	95.56
s2	p2	92.5	97.78
s3	p3	93.75	95.56
s5	p5	81.25	72.22
s6	p6	81.25	71.11
Rata-rata		79.17	84.89

Tabel 5.3 Persentase Keberhasilan
Campuran *Recorded*

File	FastICA	PP
d1s1	32.5	35.49
d2s2	50	49.56
d3s3	70	74.29
d5s5	66.25	94.07
d6s6	87.5	89.01
d1p1	30	31.76
d2p2	18.75	56.04
d3p3	16.25	40.11
d5p5	37.5	75.82
d6p6	12.5	31.32
s1p1	50	45.60
s2p2	56.25	51.65
s3p3	37.5	68.13
s5p5	43.75	43.41
s6p6	62.5	89.01
Rata-rata	44.75	58.35

Dari Tabel 5.2 dan Tabel 5.3 didapat persentase keberhasilan pemisahan sinyal dari campuran *instantaneous* lebih baik daripada pemisahan campuran yang *recorded*. Pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan PP pada umumnya lebih baik daripada menggunakan FastICA.

5.4 Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan Berdasarkan Kurtosis

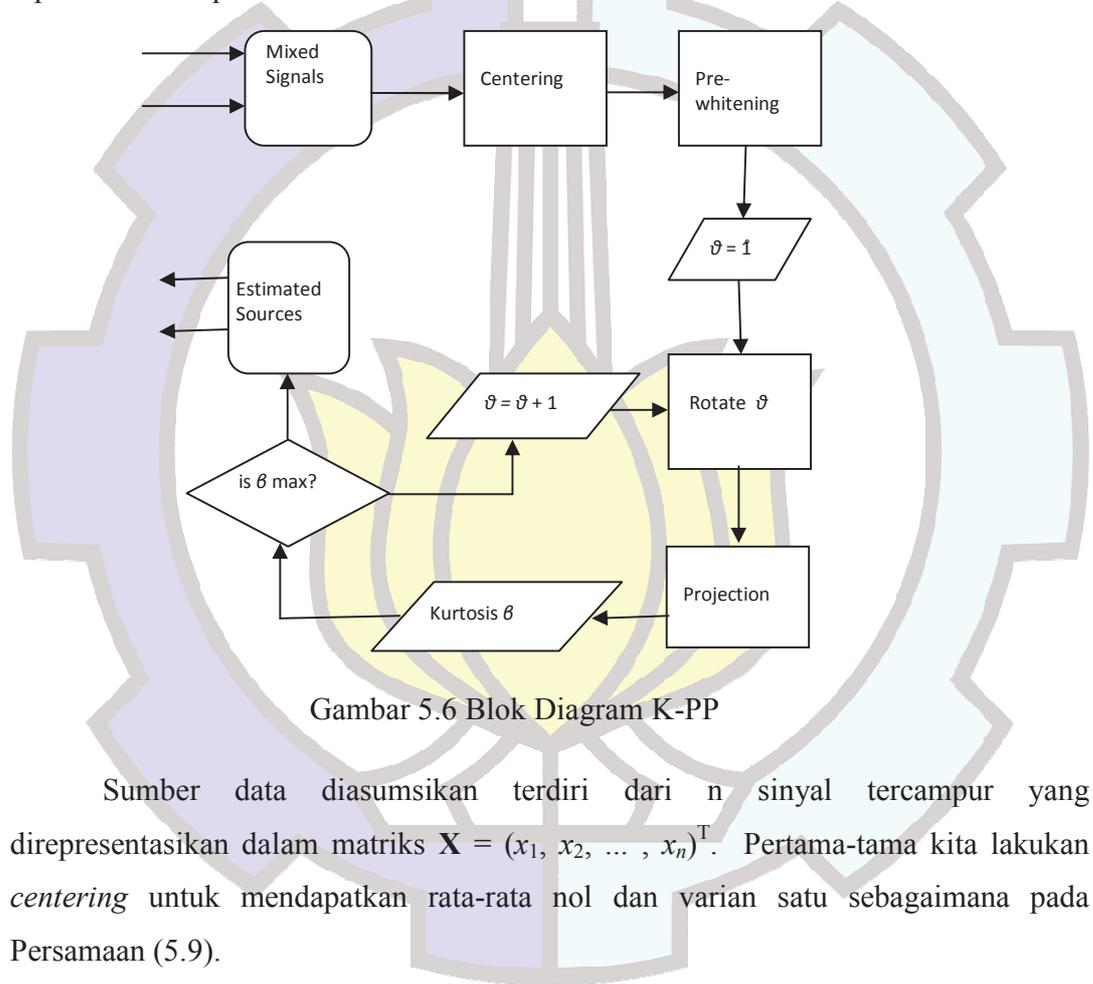
Pengukuran non-Gaussianity dari suatu data dapat menggunakan nilai kurtosis data yang dapat dinyatakan pada Persamaan (5.8)

$$\beta = \frac{E[s - E[s]]^4}{\left(E[(s - E[s])^2]\right)^2} - 3 \quad (5.8)$$

$E(s)$ adalah nilai harapan dari kuantitas s .

Data yang berdistribusi Gaussian akan mempunyai nilai kurtosis $\beta = 0$. Nilai kurtosis akan negatif untuk data berdistribusi Sub-Gaussian dan positif untuk data berdistribusi Super-Gaussian yang kedua-duanya berarti non-Gaussian. Dengan demikian tujuan kita adalah mencari proyeksi dari data tercampur yang mempunyai nilai kurtosis terjauh dari nol.

Metode yang diusulkan diberi nama PP berbasis Kurtosis (K-PP) dipresentasikan pada Gambar 5.6.



Gambar 5.6 Blok Diagram K-PP

Sumber data diasumsikan terdiri dari n sinyal tercampur yang direpresentasikan dalam matriks $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$. Pertama-tama kita lakukan *centering* untuk mendapatkan rata-rata nol dan varian satu sebagaimana pada Persamaan (5.9).

$$\bar{x}_i = x_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \quad (5.9)$$

Kemudian dilakukan *sphering* atau *pre-whitening* menggunakan Persamaan (5.10)

$$\tilde{x}_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{x}_i \bar{x}_i^T \right)^{-\frac{1}{2}} \bar{x}_i \quad (5.10)$$

Untuk mendapatkan proyeksi yang diinginkan, kita lakukan putaran pada $\tilde{X} = (\tilde{x}_1 | \tilde{x}_2 | \dots | \tilde{x}_n)$ dengan mengoperasikan matriks \mathbf{R} untuk θ derajat sebagaimana dipaparkan pada Persamaan (5.11)

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

Nilai θ dipilih sedemikian hingga jika data diputar dengan sudut tersebut kemudian diproyeksikan secara tegak lurus akan menghasilkan data yang dengan nilai kurtosis yang maksimum. Ketika nilai kurtosis mencapai terbesar atau terkecil akan mengindikasikan data tersebut berdistribusi non-Gaussian paling maksimal atau merupakan komponen dari data tercampur.

Untuk mengetahui performa K-PP dalam memisahkan sinyal, dilakukan uji coba pemisahan sinyal sintetik dari instrumen gamelan. Dua sinyal sintetik dari dua instrumen berbeda dibangkitkan menggunakan Persamaan (5.12), (5.13), dan (5.14) (Yoyon and Pradhana, 2013).

Sinyal sintetik Demung:

$$sr_d = A \sin \left(2\pi \left(\frac{f}{f_s} \right) x + \theta \right) 0.8223 e^{-1.194 \times 10^{-5} x} \quad (5.12)$$

Sinyal sintetik Saron:

$$sr_s = A \sin \left(2\pi \left(\frac{f}{f_s} \right) x + \theta \right) 0.7693 e^{-1.08 \times 10^{-5} x} \quad (5.13)$$

Sinyal sintetik Peking:

$$sr_p = A \sin \left(2\pi \left(\frac{f}{f_s} \right) x + \theta \right) 0.7663 e^{-1.709 \times 10^{-5} x} \quad (5.14)$$

A = amplitudo

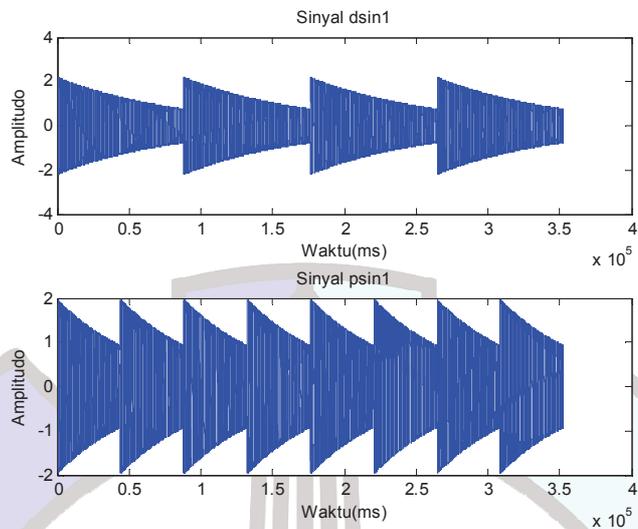
θ = fase

f = fundamental frekuensi dari sinyal referensi

f_s = frekuensi sampling

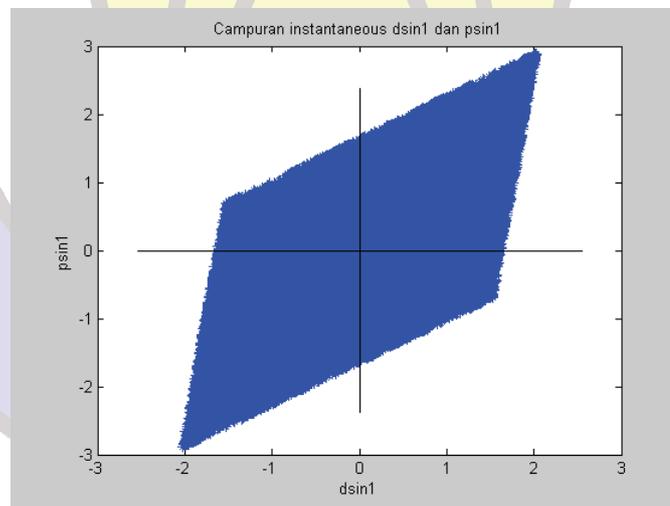
x = panjang data.

Sebagai contohnya Gambar 5.7 menampilkan sinyal sumber yaitu sinyal sintesis dari Demung1 (dsin1) dan sinyal sintesis dari Peking1 (psin1).



Gambar 5.7 Sinyal Sumber

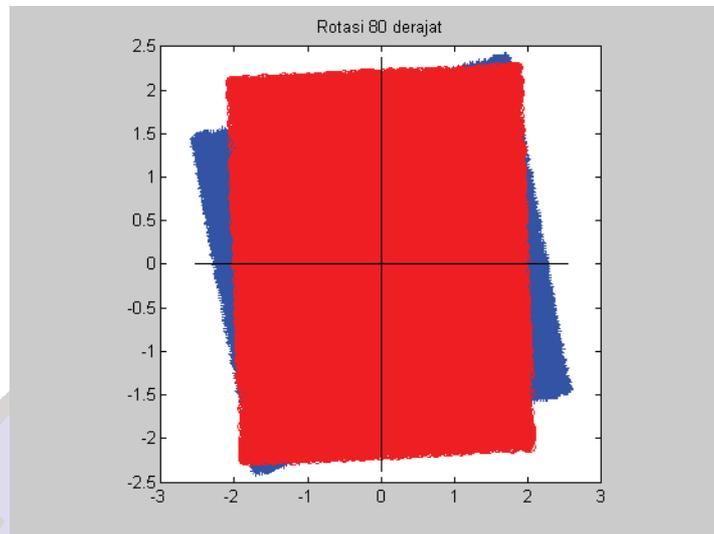
Sinyal sintetik nampak sangat mulus namun dari segi suara tidak menarik untuk didengarkan. Kedua sinyal sumber dicampur secara linear dengan matriks pencampur acak. Hasil percampurannya dapat digambarkan pada Gambar 5.8.



Gambar 5.8 Campuran instantaneous

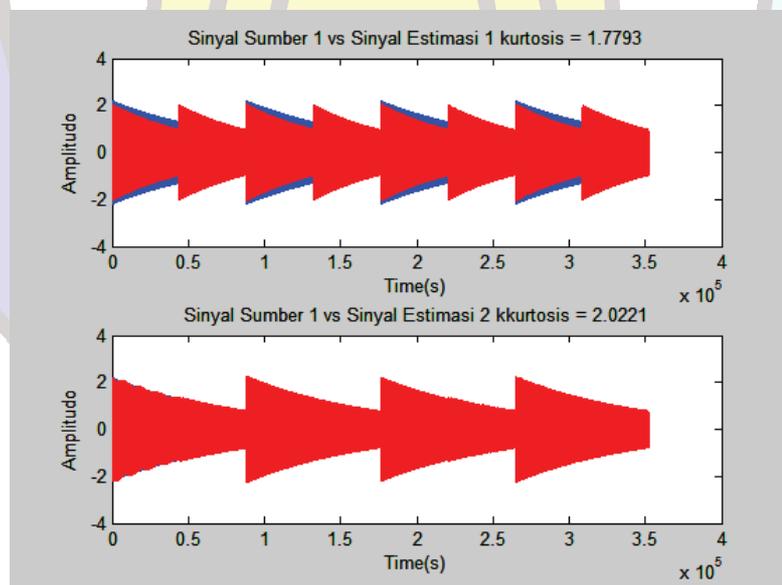
Setelah dilakukan centering dan whitening, kemudian data dirotasikan sedemikian hingga simetris terhadap salib sumbu agar jika diproyeksikan secara tegak lurus ke salah satu sumbu akan menghasilkan komponen yang berdistribusi non-Gaussian secara maksimal. Gambar 5.9 menunjukkan hasil rotasi data dengan sudut

putar 80°.



Gambar 5.9 Centering dan sphering (biru) Rotating (merah)

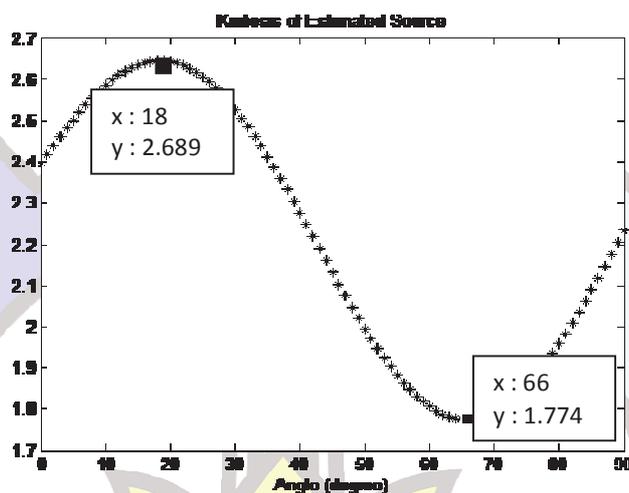
Hasil proyeksi orthogonal ke sumbu X dan Y dibandingkan dengan sinyal sumber. Selain itu dihitung juga nilai kurtosis dalam bentuk ($\beta_2 - 3$) dari sinyal hasil pemisahan. Hasil ini ditunjukkan pada Gambar 5.10.



Gambar 5.9 Pembandingan sinyal sumber dengan estimasi

Pada Gambar 5.9 terlihat bahwa sinyal estimasi 2 yang sesuai dengan sinyal sumber 1. Hal ini juga didukung oleh hasil penghitungan kurtosis kedua sinyal estimasi.

Hasil pemisahan yang terbaik dapat ditunjukkan dari nilai kurtosis dari sinyal estimasi yang paling tinggi. Pada Gambar 5.10 ditunjukkan nilai-nilai kurtosis dari sinyal estimasi pemisahan untuk hasil rotasi dengan sudut 1° hingga 90° .



Gambar 5.10 Nilai Kurtosis dari Sinyal Estimasi Pemisahan

Nilai kurtosis dari sinyal estimasi pemisahan berkisar antara 1.774 - 2.689. Dalam hal ini kita ambil nilai kurtosis yang paling tinggi yaitu 2.689 yang dihasilkan dari perputaran data tercampur dengan sudut 18° . Untuk memastikan bahwa sinyal telah terpisah dapat dilakukan penghitungan frekuensi dasar dari sinyal estimasi.

Dengan demikian kurtosis dapat dijadikan indikator keberhasilan pemisahan sinyal. Semakin besar (positif) nilai kurtosis atau semakin kecil (negatif) pada suatu sinyal estimasi pemisahan maka semakin bagus pemisahan sinyalnya.

Adanya perbedaan frekuensi dasar antara note-note yang ada pada Demung, Saron, dan Peking dapat digunakan sebagai acuan pada pemisahan sinyal instrumen gamelan. Namun pada gamelan terdapat beberapa instrumen yang mempunyai frekuensi dasar mirip dengan instrumen yang lain, seperti Bonang dan Saron. Frekuensi dasar dari Bonang dan Saron untuk notasi yang sama disajikan pada Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Frekuensi Dasar dari Bonang dan Saron

Nada	Frekuensi Dasar	Nada	Frekuensi Dasar
Bonang Slendro-1	536	Saron Slendro-1	539
Bonang Slendro-2	620	Saron Slendro-2	614
Bonang Slendro-3	711	Saron Slendro-3	711
Bonang Slendro-5	822	Saron Slendro-5	814
Bonang Slendro-6	939	Saron Slendro-6	932

Pada kasus seperti ini frekuensi dasar tidak dapat dijadikan acuan dalam pemisahan sinyal. Untuk itu diperlukan acuan lain untuk mendeteksi keberhasilan pemisahan sinyal, misalnya menggunakan Mean Square Error (MSE) dan Signal-to-Noise Ratio (SNR).

MSE adalah rata-rata kuadrat nilai kesalahan antara data estimasi dengan data sebenarnya. Pada pemisahan sinyal data estimasi adalah data yang dihasilkan setelah dilakukan pemisahan, sedangkan data sebenarnya adalah data sebelum dilakukan percampuran. Adapun rumus dari MSE dapat disajikan pada Persamaan (5.15)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |X(n) - X'(n)| \quad (5.15)$$

N = banyaknya data

$X(n)$ = data sebenarnya

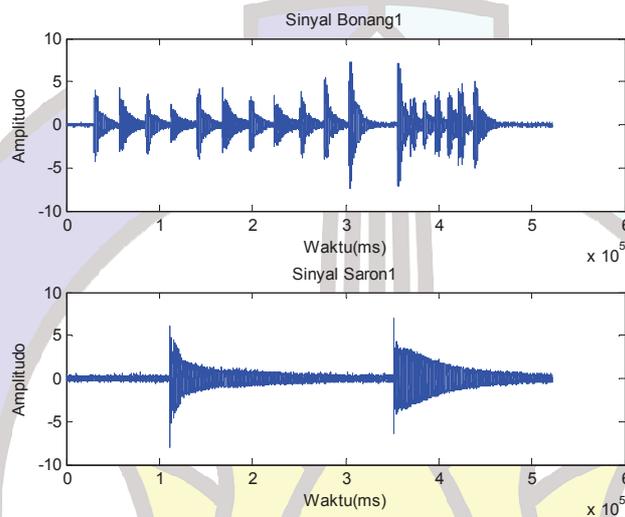
$X'(n)$ = data estimasi.

SNR adalah perbandingan antara sinyal sebenarnya dengan sinyal hasil pemisahan yang dianggap mengandung sinyal lain yang tidak diinginkan (noise). SNR dapat digunakan sebagai standar ukuran kualitas sinyal yang dihasilkan dari pemisahan sinyal. Untuk menghitung nilai SNR dapat menggunakan Persamaan (5.16)

$$SNR = 10 \log_{10} \left[\left(\frac{X(n)}{X'(n) - X(n)} \right)^2 \right] \quad (5.16)$$

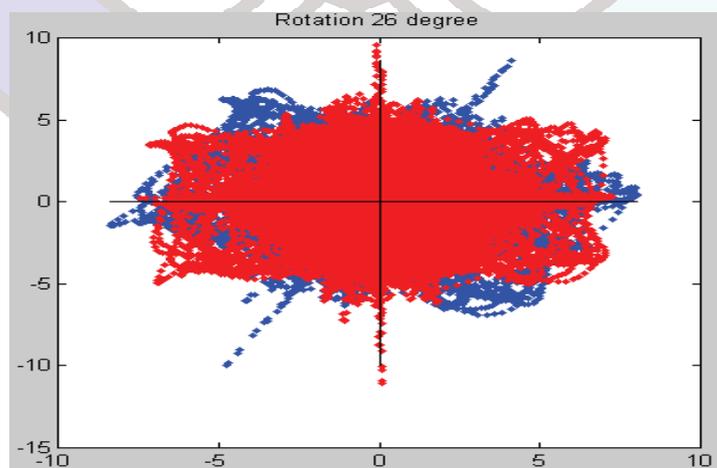
Semakin tinggi SNR semakin baik kualitas sinyal suara tersebut.

Untuk uji coba berikutnya, dilakukan percampuran secara instantaneous maupun recorded dari sinyal Bonang dan Saron. Gambar 5.10 menunjukkan sinyal Saron dan sinyal Bonang dari gending Manyar Sewu yang akan dicampur secara *instantaneous*.



Gambar 5.10 Sinyal Sumber Saron dan Bonang

Setelah sinyal Saron dan Bonang dicampur secara instantaneous kemudian dilakukan *centering* dan *sphering*. Setelah itu data diputar dengan sudut 1° sampai 90° . Gambar 5.11 menunjukkan hasil centering dan sphering data dalam warna biru dan hasil rotasi dalam warna merah.



Gambar 5.11 Centering dan Sphering (biru) dan Rotasi (merah)

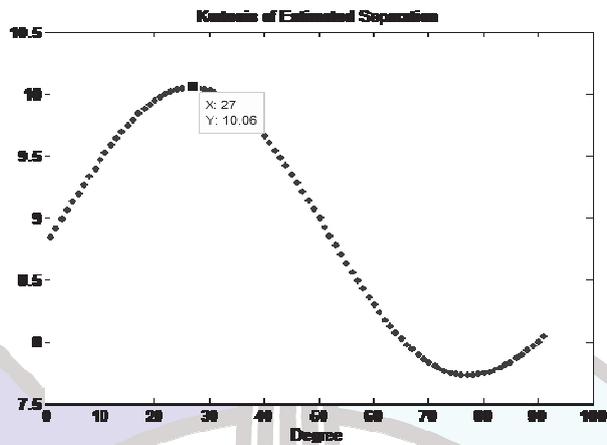
Hasil rotasi di-proyeksikan secara orthogonal ke sumbu X dan Y untuk mendapatkan sinyal-sinyal estimasi hasil pemisahan dan dihitung nilai kurtosisnya. Untuk mengetahui besarnya kesalahan dihitung MSE-nya dan SNR untuk mengetahui kualitas sinyal estimasi. Tabel 5.5 menunjukkan beberapa hasil pemisahan untuk rotasi sudut-sudut tertentu.

Tabel 5.5 : Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang
(*Instantaneous*)

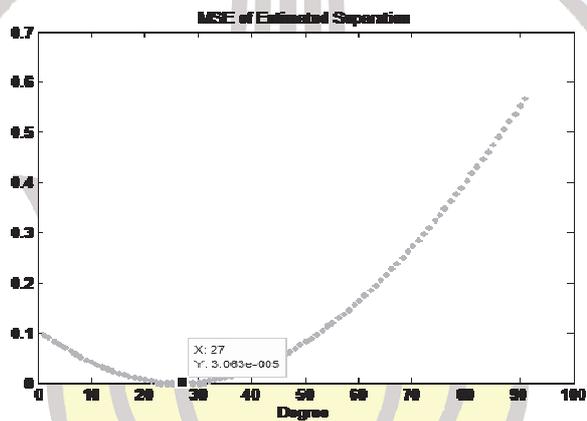
Sudut (derajat)	Kurtosis	MSE	SNR (dB)
1	8.92094227	0.090411859	7.42743776
10	9.52906271	0.036610194	11.35367137
20	9.97985967	0.004690389	20.27760267
25	10.0542538	4.63E-05	40.33116275
27	10.0552731	3.06E-05	42.12773387
30	10.0516016	0.000319538	31.94447125
40	9.60825338	0.031627523	11.98903989
50	8.92811981	0.089665991	7.463414209
60	8.24207411	0.175364439	4.550276439
80	7.75848927	0.418564342	0.772069456
82	7.79381401	0.447312467	0.483581713
85	7.87041021	0.491686036	0.072812987
90	8.04785209	0.568676292	-0.55895949

Dari Tabel 5.5 nampak bahwa untuk rotasi dengan sudut 27° diperoleh nilai kurtosis paling tinggi namun nilai MSE paling rendah sekaligus nilai SNR paling tinggi juga. Hal ini mengindikasikan bahwa pemisahan sinyal Saron dan Bonang menggunakan K-PP dengan sudut putar 27° menghasilkan pemisahan yang paling baik.

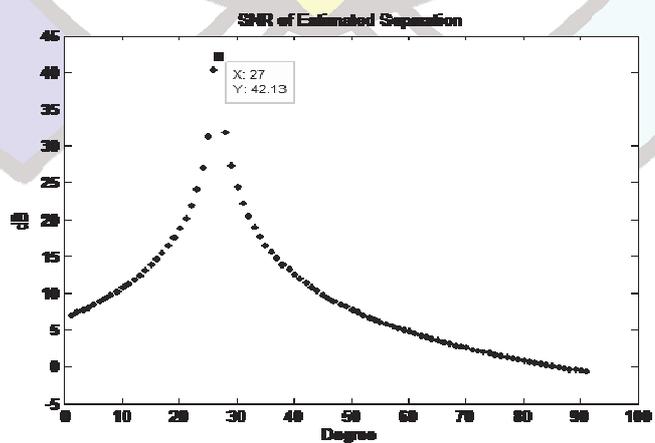
Untuk melihat nilai kurtosis, MSE dan SNR dari pemisahan sinyal Saron dan Bonang untuk semua sudut putar 1° sampai 90° disajikan pada Gambar 5.12, Gambar 5.13, dan Gambar 5.14.



Gambar 5.12 Nilai Kurtosis Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang

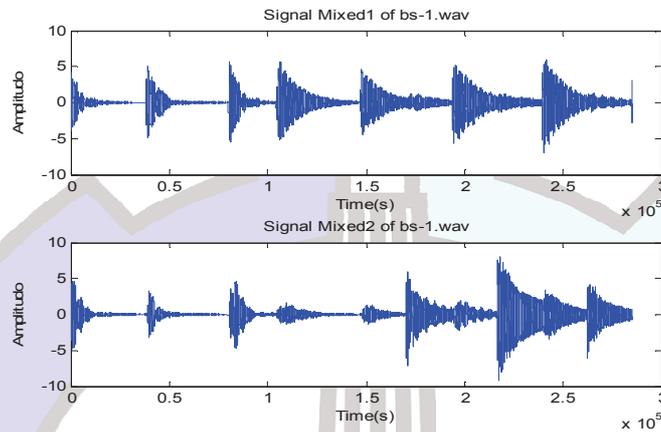


Gambar 5.13 MSE dari Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang



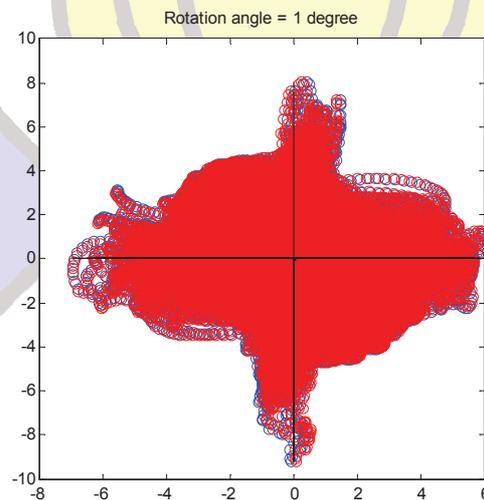
Gambar 5.14 SNR dari Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang

Uji coba ketiga dilakukan pada sinyal Saron dan Bonang yang dimainkan bersama-sama dan direkam dengan dua mikrofon. Adapun hasil rekamannya dapat dilihat pada Gambar 5.15



Gambar 5.15 Hasil Rekaman Sinyal Saron dan Bonang

Hasil *centering* dan *sphering* ditunjukkan dengan warna biru. Karena visualisasinya hampir menunjukkan simetris, maka perputarannya diambil sesedikit mungkin, misalnya 1° yang ditunjukkan dengan warna merah.



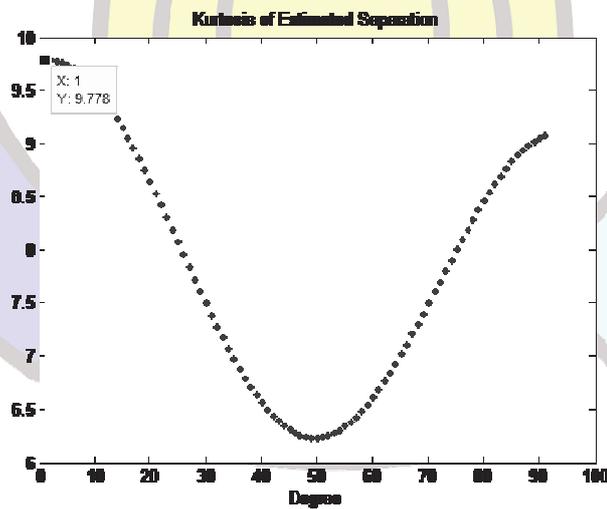
Gambar 5.12 Hasil Centering dan Sphering (biru) dan Rotasi (merah)

Nilai kurtosis dan SNR dari beberapa sudut putar disajikan pada Tabel 5.6.

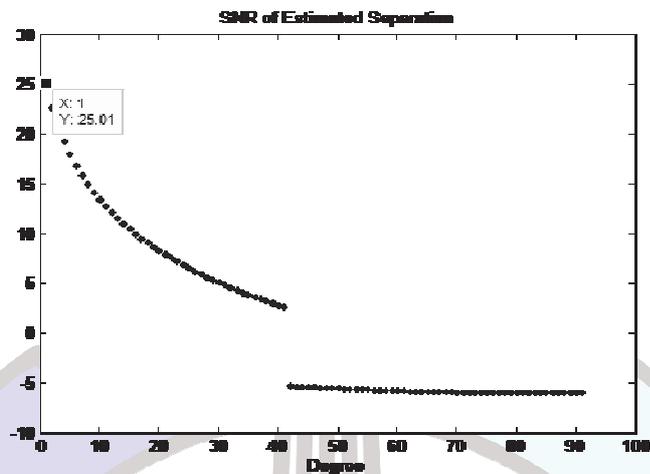
Tabel 5.6 Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang (Recorded)

Sudut	Kurtosis	SNR (dB)
0	9.778122890	22.66154231
1	9.779671249	25.01090301
3	9.760205832	19.29319912
4	9.739215017	17.99942716
10	9.461864923	12.75817209
25	7.958802821	6.23978002
40	6.498811604	2.655989459
55	6.381803636	-5.682161097
65	7.110586689	-5.862731908
80	8.548665853	-6.005380188
90	9.086840684	-6.017173852

Sedangkan hasil seluruhnya disajikan pada Gambar 5.17 dan Gambar 5.18.



Gambar 5.17 Nilai Kurtosis Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang



Gambar 5.18 Nilai SNR Hasil Pemisahan Sinyal Saron dan Bonang

Berdasarkan Gambar 5.17 dan Gambar 5.18 menunjukkan bahwa pemisahan sinyal Saron dan Bonang yang direkam bersama (*recorded*) terjadi pada pemutaran data dengan sudut 1° . Hal ini mungkin dikarenakan hasil perekaman yang kurang bagus misalnya jarak antara instrumen cukup jauh sehingga pengaruh sinyal instrumen yang satu ke yang lainnya cukup kecil.

5.5 Ringkasan Pemisahan Sinyal Instrumen Gamelan

Pemisahan sinyal instrumen gamelan dapat dilakukan dengan menggunakan metode-metode berbasis ICA seperti FastICA, PP dan K-PP. Hal ini dikarenakan sinyal-sinyal instrumen gamelan khususnya kelompok Balungan mempunyai distribusi non-Gaussian dan saling independen yang merupakan syarat untuk penggunaan ICA. Kriteria keberhasilan pemisahan sinyal dapat didasarkan pada kesesuaian frekuensi dasar antara sinyal sumber dengan sinyal estimasi, nilai kurtosis pada sinyal estimasi yang cukup tinggi, nilai MSE yang cukup kecil, atau nilai SNR yang cukup tinggi.

Pada penelitian ini telah dilakukan pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan FastICA dan PP dengan hasil:

- a. pemisahan sinyal yang berbeda frekuensi dasarnya menggunakan FastICA menghasilkan keberhasilan rata-rata 79.17%

- b. pemisahan sinyal yang berbeda frekuensi dasarnya menggunakan PP menghasilkan keberhasilan rata-rata 84.89%
- c. perbandingan nilai MSE pada pemisahan sinyal instrumen gamelan dapat disajikan pada Tabel 5.7

Tabel 5.7 Perbandingan nilai MSE

Tipe sinyal	MSE (min) x 10 ⁻⁵		
	FastICA	PP	K-PP
Sintetik	1.14	1.56	1.02
Instantaneous	5.27	6.35	3.06
Recorded	63.7	54.3	47.2

- d. perbandingan nilai MSE pada pemisahan sinyal instrumen gamelan dapat disajikan pada Tabel 5.8

Tabel 5.8 Perbandingan nilai SNR

Tipe sinyal	SNR (mak) dalam dB		
	FastICA	PP	K-PP
Sintetik	43.25	38.48	46.87
Instantaneous	36.02	35.52	42.13
Recorded	21.19	22.26	25.01

Hasil penelitian tentang pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan FastICA, PP, atau K-PP ini telah dipublikasikan pada:

- a. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, and Wirawan, Kurtosis-based Projection Pursuit for Signal Separation of Traditional Musical Instruments, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology (JATIT)*, Vol. 90, No. 2, August 2016, pp. 57 - 66
- b. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, Separation of Gamelan Instruments Signal Using ICA Based on Projection Pursuit, 2015 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application (ISITIA), 20 - 21 May 2015, pp. 285 - 290, DOI: 10.1109/ISITIA.2015.7219993
- c. Atik Wintarti, Abadi, Yoyon K. Suprpto, Penerapan Projection Pursuit dalam Blind Source Separation, *Konferensi Nasional Matematika XVII*, pp. 787 - 793, 11 - 14 Juni 2014, ISBN 978-602-96426-3-6

BAB 6

PENUTUP

Pada disertasi ini telah dipaparkan tentang pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan metode-metode berbasis Independent Component Analysis (ICA). Disertasi ini dilatarbelakangi upaya pelestarian gamelan yang merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang telah dikenal dunia. Berdasarkan karakteristik dan permainan gamelan, diperlukan adanya pemisahan sinyal instrumen secara digital yang sangat berguna untuk pengenalan suara instrumen, pengolahan musik, pengkodean suara juga analisis instrumen pendukung.

Penggunaan ICA memerlukan syarat komponen-komponennya saling independen dan berdistribusi non-Gaussian. Oleh karena itu diperlukan pengujian independensi dan non-Gaussianity pada sinyal-sinyal instrumen gamelan. Langkah berikutnya menentukan metode ICA yang sesuai untuk pemisahan sinyal berdasarkan karakteristik sinyal-sinyal instrumen gamelan.

Berikut akan dijabarkan secara ringkas tentang penelitian yang telah dilakukan dan dilanjutkan dengan saran-saran berdasarkan temuan yang ada selama penelitian serta pengembangan penelitian di waktu yang akan datang.

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan kajian dan uji coba yang telah kami lakukan dapat disimpulkan bahwa:

- a. Dengan menggunakan nilai kurtosis, Uji Kolmogorov-Smirnov, dan Uji Lilliefors pada sinyal-sinyal instrumen gamelan dapat disimpulkan bahwa sinyal instrumen gamelan mempunyai distribusi non-Gaussian.
- b. Pengujian independensi pada dua variabel yang berdistribusi non-Gaussian atau berdistribusi tidak normal menggunakan Uji Chi-Square yang termasuk statistik non-parametrik. Namun karena sinyal instrumen gamelan yang akan diuji mempunyai sampel data yang sangat besar maka digunakan Least-Square. Hasil Least-Square Independent Test (LSIT)

pada dua sinyal instrumen gamelan pada umumnya saling bebas (independent) baik pada domain waktu maupun pada domain frekuensi.

- c. Metode ICA yang digunakan untuk pemisahan sinyal instrumen gamelan adalah FastICA, Projection Pursuit (PP) dan PP berbasis Kurtosis (K-PP). FastICA adalah salah satu algoritma ICA populer yang disusun oleh Hyvarinen (2000). PP adalah suatu metode statistik untuk menemukan proyeksi yang menarik dari data multidimensi (Friedman and Tukey, 1974). Dalam pemisahan sinyal, proyeksi yang menarik adalah proyeksi orthogonal dari data berdistribusi non-Gaussian. Proyeksi inilah yang akan menunjukkan hasil estimasi dari komponen penyusun sinyal tercampur. Pada penggunaan PP untuk pemisahan sinyal inilah kami melakukan rotasi data sebelum diproyeksikan dengan tujuan mendapatkan distribusi yang paling non-Gaussian. Sedang K-PP merupakan upaya kami untuk menggunakan nilai kurtosis sebagai indikator untuk mendapatkan sinyal estimasi yang berdistribusi non-Gaussian paling maksimal.

Sebagai awalan dilakukan pemisahan sinyal dari dua instrumen kelompok Balungan (Demung, Saron, Peking) yang mempunyai notasi sama karena sesuai dengan permainan gamelan. Teknik pencampurannya menggunakan cara *instantaneous* dimana kumpulan sinyal sumber dioperasikan dengan matriks pencampur secara linear dan *recorded* dimana dua sinyal dimainkan bersama dan direkam melalui dua mikrofon.

Adanya perbedaan fundamental frekuensi di antara dua sinyal instrumen kelompok Balungan dapat digunakan sebagai acuan untuk membandingkan sinyal estimasi hasil pemisahan dengan sinyal sumber. Dari hasil uji coba diperoleh persentase keberhasilan pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan FastICA sebesar 79.17% untuk *instantaneous* dan 44.75% secara *recorded*. Sedangkan persentase keberhasilan dengan PP mencapai 84.89% untuk percampuran *instantaneous* dan 58.35% untuk *recorded*.

Untuk pemisahan dua sinyal instrumen gamelan yang fundamental frekuensinya hampir sama dapat digunakan acuan nilai kurtosis karena nilai kurtosis yang tinggi menunjukkan error (MSE) yang rendah dan

kualitas sinyal (SNR) yang tinggi. Dalam hal ini dapat digunakan metode Kurtosis-based Projection Pursuit (K-PP). Hasil uji coba pada sinyal sintetik gamelan menunjukkan performa K-PP lebih bagus daripada PP dan FastICA, demikian pula untuk percampuran instantaneous dan recorded.

6.2 Saran

Berdasarkan kajian dan uji coba yang telah kami lakukan dapat disampaikan saran perlu adanya validasi data dari metode pengambilan data seperti jarak antar instrumen dan mikrofon, penghilangan noise juga adanya reverberasi (pemantulan) jika perekaman dilakukan di ruang tertutup.

Proses pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan PP dilakukan dengan merotasi data mulai 1° hingga 90° yang berarti melakukan banyak perulangan. Untuk itu perlu adanya upaya untuk memilih sudut yang akan menghasilkan proyeksi orthogonal paling non-Gaussian.

Uji coba yang dilakukan baru pada pemisahan dua instrumen sinyal gamelan sehingga perlu dilakukan upaya pemisahan tiga atau lebih sinyal instrumen gamelan karena gamelan terdiri banyak instrumen.

Metode K-PP yang diusulkan baru diujicobakan pada sinyal instrumen gamelan sehingga perlu diujicobakan pada sinyal musik selain gamelan. Di samping itu perlu pula dilakukan ujicoba pemisahan sinyal instrumen gamelan menggunakan metode selain ICA.

[halaman ini sengaja dikosongkan]



DAFTAR PUSTAKA

- Amanatiadis, A.A., Andreadis, I., 2010. Digital Image Stabilization by Independent Component Analysis. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 59, 1755–1763. doi:10.1109/TIM.2009.2028216
- Ashtiani, M.B., Shahrtash, S.M., 2014. Partial discharge de-noising employing adaptive singular value decomposition. *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.* 21, 775–782. doi:10.1109/TDEI.2013.003894
- Asthana, R., Verma, N., Ratan, R., 2015. Classification of distorted text and speech using projection pursuit features, in: 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). pp. 1408–1413. doi:10.1109/ICACCI.2015.7275810
- Blumensath, T., Davies, M., 2006. Sparse and shift-Invariant representations of music. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 14, 50–57. doi:10.1109/TSA.2005.860346
- Chien, J.-T., Chen, B.-C., 2006. A new independent component analysis for speech recognition and separation. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 14, 1245–1254. doi:10.1109/TSA.2005.858061
- Chien, J.T., Hsieh, H.L., 2012. Convex Divergence ICA for Blind Source Separation. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 20, 302–313. doi:10.1109/TASL.2011.2161080
- Chiu, K.-C., Liu, Z.-Y., Xu, L., 2003. A statistical approach to testing mutual independence of ICA recovered sources [WWW Document]. URL https://www.researchgate.net/publication/258993535_A_statistical_approach_to_testing_mutual_independence_of_ICA_recovered_sources (accessed 1.9.17).
- Croux, C., Filzmoser, P., Oliveira, M.R., 2007. Algorithms for Projection–Pursuit robust principal component analysis. *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 87, 218–225. doi:10.1016/j.chemolab.2007.01.004
- Devuyt, S., Dutoit, T., Stenuit, P., Kerkhofs, M., Stanus, E., 2008. Cancelling ECG Artifacts in EEG Using a Modified Independent Component Analysis Approach. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2008, 747325. doi:10.1155/2008/747325
- Dutta, M.K., Gupta, P., Pathak, V.K., 2009. An Efficient Algorithm for

- Underdetermined Blind Source Separation of Audio Mixtures, in: International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, 2009, pp. 136–140. doi:10.1109/ARTCom.2009.190
- Eksler, V., 2005. Evaluation of Blind Separated Signals Using Speech Recognition System, in: EUROCON 2005 - The International Conference on "Computer as a Tool. pp. 1650–1653. doi:10.1109/EURCON.2005.1630287
- Every, M.R., 2008. Discriminating Between Pitched Sources in Music Audio. IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process. 16, 267–277. doi:10.1109/TASL.2007.908128
- Erdogmus, D., Hild II, K.E., Rao, Y.N., Principe, J.C., 2004. Minimax mutual information approach for independent component analysis. Neural Comput. 16, 1235–1252.
- Favaro, A., Lewis, A., Schlesinger, G., n.d. ICA for Musical Signal Separation.
- FitzGerald, D., Cranitch, M., Coyle, E., 2009. On the use of the beta divergence for musical source separation, in: Signals and Systems Conference (ISSC 2009), IET Irish. pp. 1–6. doi:10.1049/cp.2009.1711
- Friedman, J.H., Tukey, J.W., 1974. A Projection Pursuit Algorithm for Exploratory Data Analysis. IEEE Trans. Comput. C-23, 881–890. doi:10.1109/T-C.1974.224051
- Fu, G.S., Phlypo, R., Anderson, M., Adalı, T., 2015. Complex Independent Component Analysis Using Three Types of Diversity: Non-Gaussianity, Nonwhiteness, and Noncircularity. IEEE Trans. Signal Process. 63, 794–805. doi:10.1109/TSP.2014.2385047
- Fujikoshi, Y., 2000. Transformations with Improved Chi-Squared Approximations. J. Multivar. Anal. 72, 249–263. doi:10.1006/jmva.1999.1854
- Ge, F., Ma, J., 2010. Spurious Solution of the Maximum Likelihood Approach to ICA. IEEE Signal Process. Lett. 17, 655–658. doi:10.1109/LSP.2010.2049516
- Gunel, B., Hacıhabiboglu, H., Kondoç, A.M., 2008. Acoustic Source Separation of Convolutional Mixtures Based on Intensity Vector Statistics. IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process. 16, 748–756.

doi:10.1109/TASL.2008.918967

- Harrison, L., 2016. Concerto for Piano with Javanese Gamelan by Lou Harrison (review). *Leonardo Music J.* 2, 109–109.
- Hsieh, H.L., Chien, J.T., 2010. A new nonnegative matrix factorization for independent component analysis, in: 2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing., pp. 2026–2029. doi:10.1109/ICASSP.2010.5494945
- Hyvärinen, A., 2015. A unified probabilistic model for independent and principal component analysis. *Adv. Indep. Compon. Anal. Learn. Mach.* 75.
- Hyvarinen, A., 1999. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Trans. Neural Netw.* 10, 626–634. doi:10.1109/72.761722
- Hyvärinen, A., Ramkumar, P., 2013. Testing independent component patterns by inter-subject or inter-session consistency. *Front. Hum. Neurosci.* 7, 94. doi:10.3389/fnhum.2013.00094
- Hyvärinen, A., Oja, E., 2000. Independent component analysis. *Neural Netw.* 13, 411–430.
- Ihler, A.T., Fisher, J.W., Willsky, A.S., 2004. Nonparametric hypothesis tests for statistical dependency. *IEEE Trans. Signal Process.* 52, 2234–2249. doi:10.1109/TSP.2004.830994
- Jimenez, L.O., Landgrebe, D.A., 1999. Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 37, 2653–2667. doi:10.1109/36.803413
- Johnson, H., 2008. Composing Asia in New Zealand: Gamelan and Creativity. *N. Z. J. Asian Stud.* 10, 54–84.
- Kitamura, D., Saruwatari, H., Shikano, K., Kondo, K., Takahashi, Y., 2013. Music signal separation by supervised nonnegative matrix factorization with basis deformation, in: 2013 18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)., pp. 1–6. doi:10.1109/ICDSP.2013.6622812
- Klapuri, A., Virtanen, T., Heittola, T., 2010. Sound source separation in monaural music signals using excitation-filter model and em algorithm, in: 2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing., pp. 5510–5513. doi:10.1109/ICASSP.2010.5495216

- Koldovsky, Z., Tichavsky, P., 2011. Time-Domain Blind Separation of Audio Sources on the Basis of a Complete ICA Decomposition of an Observation Space. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 19, 406–416. doi:10.1109/TASL.2010.2049411
- Ku, C.J., Fine, T.L., 2006. A Bayesian Independence Test for Small Datasets. *IEEE Trans. Signal Process.* 54, 4026–4031. doi:10.1109/TSP.2006.880243
- Kuswanto, H., Sumarna, Purwanto, A., Handoyo, C.B., 2012. Saron Demung Instruments Timbre Spectrum Comparison Study on The Gamelans Sekati from. *Int. J. Basic Appl. Sci. IJBS-IJENS* 12, 17–25.
- Langlois, D., Chartier, S., Gosselin, D., 2010. An introduction to independent component analysis: InfoMax and FastICA algorithms. *Tutor. Quant. Methods Psychol.* 6, 31–38.
- Laparra, V., Camps-Valls, G., Malo, J., 2011. Iterative Gaussianization: From ICA to Random Rotations. *IEEE Trans. Neural Netw.* 22, 537–549. doi:10.1109/TNN.2011.2106511
- Li, X.L., Adali, T., 2010. Independent Component Analysis by Entropy Bound Minimization. *IEEE Trans. Signal Process.* 58, 5151–5164. doi:10.1109/TSP.2010.2055859
- Li, Y., Woodruff, J., Wang, D., 2009. Monaural Musical Sound Separation Based on Pitch and Common Amplitude Modulation. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 17, 1361–1371. doi:10.1109/TASL.2009.2020886
- Lindsay, J., 1992. Javanese gamelan: Traditional orchestra of Indonesia. *JSTOR*.
- Luo, J., Wang, S., Zhang, E., Luo, J., 2015. Non-cooperative signal detection in alpha stable noise via Kolmogorov-Smirnov test, in: 2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP).
- Margoosian, A., Abouei, J., Plataniotis, K.N., 2015. An Accurate Kernelized Energy Detection in Gaussian and non-Gaussian/Impulsive Noises. *IEEE Trans. Signal Process.* 63, 5621–5636. doi:10.1109/TSP.2015.2457400
- Mauldin, F.W., Lin, D., Hossack, J.A., 2011. The Singular Value Filter: A General Filter Design Strategy for PCA-Based Signal Separation in Medical Ultrasound Imaging. *IEEE Trans. Med. Imaging* 30, 1951–1964. doi:10.1109/TMI.2011.2160075
- Mirarab, M.R., Dehghani, H., Pourmohammad, A., 2010. A novel wavelet based

- ICA technique using Kurtosis, in: 2010 2nd International Conference on Signal Processing Systems. pp. V1-36-V1-39. doi:10.1109/ICSPS.2010.5555622
- Missaoui, I., Lachiri, Z., 2013. Speech separation using DUET and binary masking with temporal smoothing in cepstral domain, in: 2013 World Congress on Computer and Information Technology (WCCIT)., pp. 1–4. doi:10.1109/WCCIT.2013.6618777
- Muller, M., Ellis, D.P.W., Klapuri, A., Richard, G., 2011. Signal Processing for Music Analysis. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.* 5, 1088–1110. doi:10.1109/JSTSP.2011.2112333
- Nafta, A., Johannisson, P., Shtaif, M., 2013. Blind Equalization in Optical Communications Using Independent Component Analysis. *J. Light. Technol.* 31, 2043–2049. doi:10.1109/JLT.2013.2263831
- Novey, M., Adali, T., 2008. Complex ICA by Negentropy Maximization. *IEEE Trans. Neural Netw.* 19, 596–609. doi:10.1109/TNN.2007.911747
- Oliva-Moreno, L.N., Arce, M.A.A., Garcia-Lamont, J., Moreno, J.A., 2008. Implementation of blind source separation for multi-input, in: 5th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, 2008. CCE 2008., pp. 470–474. doi:10.1109/ICEEE.2008.4723462
- Perlman, M., Krumhansl, C.L., 1996. An Experimental Study of Internal Interval Standards in Javanese and Western Musicians. *Music Percept. Interdiscip. J.* 14, 95–116. doi:10.2307/40285714
- Pires, C.A.L., Perdigão, R.A.P., 2015. Non-Gaussian interaction information: estimation, optimization and diagnostic application of triadic wave resonance. *Nonlinear Process. Geophys.* 22, 87–108. doi:10.5194/npg-22-87-2015
- Puoliväli, T., Cong, F., Alluri, V., Lin, Q.H., Toiviainen, P., Nandi, A.K., Brattico, E., Ristaniemi, T., 2013. Semi-blind independent component analysis of functional MRI elicited by continuous listening to music, in: 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing., pp. 1310–1314. doi:10.1109/ICASSP.2013.6637863
- Razali, N.M., Shamsudin, N.R., Maarof, N.N.N.A., Hadi, A.A., Ismail, A., 2012. A comparison of normality tests using SPSS, SAS and MINITAB: An application to Health Related Quality of Life data, in: 2012 International

Conference on Statistics in Science, Business, and Engineering (ICSSBE), pp. 1–6. doi:10.1109/ICSSBE.2012.6396570

Reindl, K., Meier, S., Barfuss, H., Kellermann, W., 2014. Minimum Mutual Information-Based Linearly Constrained Broadband Signal Extraction. *IEEEACM Trans. Audio Speech Lang. Process.* 22, 1096–1108. doi:10.1109/TASLP.2014.2319155

Rodriguez-Martinez, E., Mu, T., Goulermas, J.Y., 2014. Sequential Projection Pursuit with Kernel Matrix Update and Symbolic Model Selection. *IEEE Trans. Cybern.* 44, 2458–2469. doi:10.1109/TCYB.2014.2308908

Rosebell, V.J.R., Sugumar, D., Justin, J.S.D., Paul, M.N., Wesly, T.V.S., 2011. Convolutional Blind Source Separation for mixed audio signals using lifting schemes, in: 2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT), pp. 201–204. doi:10.1109/ICECTECH.2011.5942081

Sarajedini, A., Chau, P.M., 1998. Blind signal separation with a projection pursuit index, in: Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998.

Tugnait, J.K., 1993. Two-channel tests for common non-Gaussian signal detection. *IEE Proc. F - Radar Signal Process.* 140, 343–349. doi:10.1049/ip-f-2.1993.0051

Vincent, E., 2006. Musical source separation using time-frequency source priors. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 14, 91–98. doi:10.1109/TSA.2005.860342

Wang, F., Wang, X., 2010. Fast and Robust Modulation Classification via Kolmogorov-Smirnov Test. *IEEE Trans. Commun.* 58, 2324–2332. doi:10.1109/TCOMM.2010.08.090481

Shi, X., Zhou, F., Tao, M., Zhang, Z., 2016. Human Movements Separation Based on Principle Component Analysis. *IEEE Sens. J.* 16, 2017–2027. doi:10.1109/JSEN.2015.2509185

Simar, L., n.d. Nonparametric tests for conditional independence in two-way contingency tables. *J. Multivar. Anal.*

Stone, J.V., n.d. IEEE Xplore Book Home Page - Independent Component Analysis: A Tutorial Introduction [WWW Document]. URL <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/bkabstractplus.jsp?bkn=6267342> (accessed

9.8.16).

- Sugiyama, M., Suzuki, T., 2011. Least-Squares Independence Test. *IEICE Trans. Inf. Syst.* E94–D, 1333–1336. doi:10.1587/transinf.E94.D.1333
- Suprpto, Y.K., Usagawa, T., Hariadi, M., 2009. Time frequency modelling of gamelan instrument based on spectral density for automatic notation, in: *The Third International Student Conference on Advanced Science and Technology*, Seoul, Korea. pp. 15–19.
- Susilo, H., 2005. *Enculturation and Cross-Cultural experiences in Teaching Indonesian Gamelan*. Asian Studies Institute.
- Sutton, R.A., 2007. *Gamelan: The Traditional Sounds of Indonesia* (review). *Asian Music* 38, 142–144. doi:10.1353/amu.2007.0027
- Taneichi, N., Sekiya, Y., 2007. Improved transformed statistics for the test of independence in contingency tables. *J. Multivar. Anal.* 98, 1630–1657. doi:10.1016/j.jmva.2007.04.005
- Tjahyanto, A., Suprpto, Y.K., Purnomo, M.H., Wulandari, D.P., 2012. FFT-based features selection for Javanese music note and instrument identification using support vector machines, in: *2012 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering (CSAE)*., pp. 439–443. doi:10.1109/CSAE.2012.6272633
- Tugnait, J.K., 1993. Two-channel tests for common non-Gaussian signal detection. *IEE Proc. F - Radar Signal Process.* 140, 343–349. doi:10.1049/ip-f-2.1993.0051
- Vincent, E., 2006. Musical source separation using time-frequency source priors. *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 14, 91–98. doi:10.1109/TSA.2005.860342
- Wang, F., Wang, X., 2010. Fast and Robust Modulation Classification via Kolmogorov-Smirnov Test. *IEEE Trans. Commun.* 58, 2324–2332. doi:10.1109/TCOMM.2010.08.090481
- Welling, M., Zemel, R.S., Hinton, G.E., 2004. Probabilistic sequential independent components analysis. *IEEE Trans. Neural Netw.* 15, 838–849. doi:10.1109/TNN.2004.828765
- Wentzell, P.D., Hou, S., Silva, C.S., Wicks, C.C., Pimentel, M.F., 2015. Procrustes rotation as a diagnostic tool for projection pursuit analysis. *Anal. Chim. Acta* 877, 51–63. doi:10.1016/j.aca.2015.03.006

- Wintarti, A., Suprpto, Y.K., 2015. Separation of gamelan instruments signal using ICA based on Projection Pursuit, in: 2015 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)., pp. 285–290. doi:10.1109/ISITIA.2015.7219993
- Wu, J., Wei, J., 2007. Combining ICA with SVR for prediction of finance time series, in: 2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics.. doi:10.1109/ICAL.2007.4338537
- Wulandari, D.P., Suprpto, Y.K., Purnomo, M.H., 2012. Gamelan music onset detection using Elman Network, in: 2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSAS) Proceedings.. 91–96. doi:10.1109/CIMSAS.2012.6269604
- Yang, Z., Xiang, Y., Rong, Y., Xie, K., 2015. A Convex Geometry-Based Blind Source Separation Method for Separating Nonnegative Sources. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* 26, 1635–1644. doi:10.1109/TNNLS.2014.2350026
- Yoshioka, M., Omatu, S., 1999. Signal separation method using ICA, in: 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999. *IEEE SMC '99 Conference Proceedings.* pp. 549–552 vol.1. doi:10.1109/ICSMC.1999.814151
- Yusoff, S. binti, Wah, Y.B., 2012. Comparison of conventional measures of skewness and kurtosis for small sample size, in: 2012 International Conference on Statistics in Science, Business, and Engineering (ICSSBE)., pp. 1–6. doi:10.1109/ICSSBE.2012.6396619
- Zarzoso, V., Phlypo, R., Comon, P., 2008. A Contrast for Independent Component Analysis With Priors on the Source Kurtosis Signs. *IEEE Signal Process. Lett.* 15, 501–504. doi:10.1109/LSP.2008.919845
- Zhang, G., Wang, X., Liang, Y.C., Liu, J., 2010. Fast and Robust Spectrum Sensing via Kolmogorov-Smirnov Test. *IEEE Trans. Commun.* 58, 3410–3416. doi:10.1109/TCOMM.2010.11.090209
- Zhao, X.Y., 2012. The Improvement of Projection Pursuit Model and the Application in Evaluating Water Conservancy Projects, in: 2012 Fifth

Lampiran 1

Tabel Nilai Kritis Uji Kolmogorov-Smirnov

n	$\alpha = 0,20$	$\alpha = 0,10$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,02$	$\alpha = 0,01$
1	0,900	0,950	0,975	0,990	0,995
2	0,684	0,776	0,842	0,900	0,929
3	0,565	0,636	0,708	0,785	0,829
4	0,493	0,565	0,624	0,689	0,734
5	0,447	0,509	0,563	0,627	0,669
6	0,410	0,468	0,519	0,577	0,617
7	0,381	0,436	0,483	0,538	0,576
8	0,359	0,410	0,454	0,507	0,542
9	0,339	0,387	0,430	0,480	0,513
10	0,323	0,369	0,409	0,457	0,486
11	0,308	0,352	0,391	0,437	0,468
12	0,296	0,338	0,375	0,419	0,449
13	0,285	0,325	0,361	0,404	0,432
14	0,275	0,314	0,349	0,390	0,418
15	0,266	0,304	0,338	0,377	0,404
16	0,258	0,295	0,327	0,366	0,392
17	0,250	0,286	0,318	0,355	0,381
18	0,244	0,279	0,309	0,346	0,371
19	0,237	0,271	0,301	0,337	0,361
20	0,232	0,265	0,294	0,329	0,352
21	0,226	0,259	0,287	0,321	0,344
22	0,221	0,253	0,281	0,314	0,337
23	0,216	0,247	0,275	0,307	0,330
24	0,212	0,242	0,269	0,301	0,323
25	0,208	0,238	0,264	0,295	0,317
26	0,204	0,233	0,259	0,290	0,311
27	0,200	0,229	0,254	0,284	0,305
28	0,197	0,225	0,250	0,279	0,300
29	0,193	0,221	0,246	0,275	0,295
30	0,190	0,218	0,242	0,270	0,290
35	0,177	0,202	0,224	0,251	0,269
40	0,165	0,189	0,210	0,235	0,252
45	0,156	0,179	0,198	0,222	0,238
50	0,148	0,170	0,188	0,211	0,226
55	0,142	0,162	0,180	0,201	0,216
60	0,136	0,155	0,172	0,193	0,207
65	0,131	0,149	0,166	0,185	0,199
70	0,126	0,144	0,160	0,179	0,192
75	0,122	0,139	0,154	0,173	0,185
80	0,118	0,135	0,150	0,167	0,179
85	0,114	0,131	0,145	0,162	0,174
90	0,111	0,127	0,141	0,158	0,169
95	0,108	0,124	0,137	0,154	0,165
100	0,106	0,121	0,134	0,150	0,161

Pendekatan $1,07/\sqrt{n}$ $1,22/\sqrt{n}$ $1,36/\sqrt{n}$ $1,52/\sqrt{n}$ $1,63/\sqrt{n}$

Lampiran 2

Tabel Lilliefors

n	$\alpha = .20$	$\alpha = .15$	$\alpha = .10$	$\alpha = .05$	$\alpha = .01$	n	$\alpha = .20$	$\alpha = .15$	$\alpha = .10$	$\alpha = .05$	$\alpha = .01$
						26	,1406	,1472	,1562	,1699	,1985
						27	,1381	,1448	,1533	,1665	,1941
						28	,1358	,1423	,1509	,1641	,1911
4	,3027	,3216	,3456	,3754	,4129	29	,1334	,1398	,1483	,1614	,1886
5	,2893	,3027	,3188	,3427	,3959	30	,1315	,1378	,1460	,1590	,1848
6	,2694	,2816	,2982	,3245	,3728	31	,1291	,1353	,1432	,1559	,1820
7	,2521	,2641	,2802	,3041	,3504	32	,1274	,1336	,1415	,1542	,1798
8	,2387	,2502	,2649	,2825	,3331	33	,1254	,1314	,1392	,1518	,1770
9	,2273	,2382	,2522	,2744	,3162	34	,1236	,1295	,1373	,1497	,1747
10	,2171	,2273	,2410	,2616	,3037	35	,1220	,1278	,1356	,1478	,1720
11	,2080	,2179	,2306	,2506	,2905	36	,1203	,1260	,1336	,1454	,1695
12	,2004	,2101	,2228	,2426	,2812	37	,1188	,1245	,1320	,1436	,1677
13	,1932	,2025	,2147	,2337	,2714	38	,1174	,1230	,1303	,1421	,1653
14	,1869	,1959	,2077	,2257	,2627	39	,1159	,1214	,1288	,1402	,1634
15	,1811	,1899	,2016	,2196	,2545	40	,1147	,1204	,1275	,1386	,1616
16	,1758	,1843	,1956	,2128	,2477	41	,1131	,1186	,1258	,1373	,1599
17	,1711	,1794	,1902	,2071	,2408	42	,1119	,1172	,1244	,1353	,1573
18	,1666	,1747	,1852	,2018	,2345	43	,1106	,1159	,1228	,1339	,1556
19	,1624	,1700	,1803	,1965	,2285	44	,1095	,1148	,1216	,1322	,1542
20	,1589	,1666	,1764	,1920	,2226	45	,1083	,1134	,1204	,1309	,1525
21	,1553	,1629	,1726	,1881	,2190	46	,1071	,1123	,1189	,1293	,1512
22	,1517	,1592	,1690	,1840	,2141	47	,1062	,1113	,1180	,1282	,1499
23	,1484	,1555	,1650	,1798	,2090	48	,1047	,1098	,1165	,1269	,1476
24	,1458	,1527	,1619	,1766	,2053	49	,1040	,1089	,1153	,1256	,1463
25	,1429	,1498	,1589	,1726	,2010	50	,1030	,1079	,1142	,1246	,1457
						Over	<u>0.741</u>	<u>0.775</u>	<u>0.819</u>	<u>0.895</u>	<u>1.035</u>
						50	$f(n)$	$f(n)$	$f(n)$	$f(n)$	$f(n)$
	$f(n) = \frac{0.83+n}{\sqrt{n}} - 0.01$										

Lampiran 3

NILAI-NILAI CHI-SQUARE

dk	Tarf Signifikansi					
	50%	30%	20%	10%	5%	1%
1	0.455	1.074	1.642	2.706	3.481	6.635
2	0.139	2.408	3.219	3.605	5.591	9.210
3	2.366	3.665	4.642	6.251	7.815	11.341
4	3.357	4.878	5.989	7.779	9.488	13.277
5	4.351	6.064	7.289	9.236	11.070	15.086
6	5.348	7.231	8.558	10.645	12.592	16.812
7	6.346	8.383	9.803	12.017	14.017	18.475
8	7.344	9.524	11.030	13.362	15.507	20.090
9	8.343	10.656	12.242	14.684	16.919	21.666
10	9.342	11.781	13.442	15.987	18.307	23.209
11	10.341	12.899	14.631	17.275	19.675	24.725
12	11.340	14.011	15.812	18.549	21.026	26.217
13	12.340	15.19	16.985	19.812	22.368	27.688
14	13.332	16.222	18.151	21.064	23.685	29.141
15	14.339	17.322	19.311	22.307	24.996	30.578
16	15.338	18.418	20.465	23.542	26.296	32.000
17	16.337	19.511	21.615	24.785	27.587	33.409
18	17.338	20.601	22.760	26.028	28.869	34.805
19	18.338	21.689	23.900	27.271	30.144	36.191
20	19.337	22.775	25.038	28.514	31.410	37.566
21	20.337	23.858	26.171	29.615	32.671	38.932
22	21.337	24.939	27.301	30.813	33.924	40.289
23	22.337	26.018	28.429	32.007	35.172	41.638
24	23.337	27.096	29.553	33.194	35.415	42.980
25	24.337	28.172	30.675	34.382	37.652	44.314
26	25.336	29.246	31.795	35.563	38.885	45.642
27	26.336	30.319	32.912	36.741	40.113	46.963
28	27.336	31.391	34.027	37.916	41.337	48.278
29	28.336	32.461	35.139	39.087	42.557	49.588
30	29.336	33.530	36.250	40.256	43.775	50.892

Lampiran 4

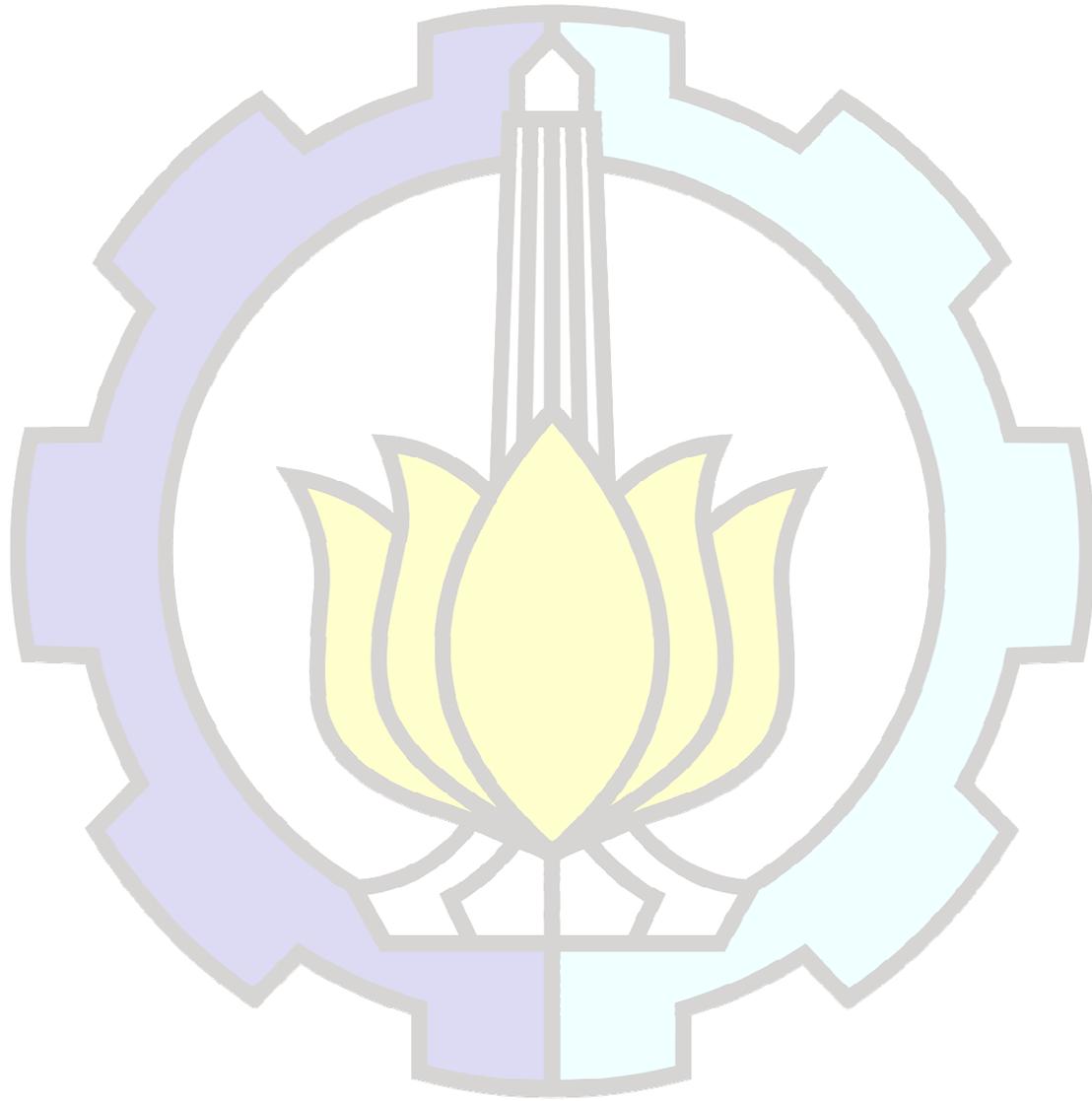
Nilai SMI dalam domain waktu

time	d1	d2	d3	d5	d6	s1	s2	s3	s5	s6	p1	p2	p3	p5	p6
d1	2.33437	0.13300	0.14254	0.07392	0.01970	0.20823	0.07205	0.11584	0.13211	0.08780	0.06101	0.07969	0.07240	0.09253	0.09812
d2	0.13300	1.65919	0.14579	0.07768	0.05932	0.05788	0.04945	0.01250	0.02299	0.01170	0.00003	0.00206	0.00005	0.00005	0.00005
d3	0.14254	0.14579	2.28991	0.11184	0.09075	0.10189	0.05910	0.13138	0.10865	0.07644	0.04544	0.00172	0.00188	0.23663	0.02229
d5	0.07392	0.07768	0.11184	1.42155	0.05781	0.15207	0.02363	0.00533	0.04538	0.00374	0.00422	0.11857	0.00001	0.04706	0.00008
d6	0.01970	0.05932	0.09075	0.05781	2.10980	0.04941	0.03443	0.05122	0.07955	0.05581	0.03401	0.02591	0.03644	0.07980	0.03992
s1	0.20823	0.05788	0.10189	0.15207	0.04941	1.36881	0.03489	0.02223	0.03964	0.02755	0.08223	0.04948	0.00001	0.00009	0.07664
s2	0.07205	0.04945	0.05910	0.02363	0.03443	0.03489	1.42938	0.04688	0.05539	0.04950	0.00745	0.00526	0.00857	0.01252	0.03301
s3	0.11584	0.01250	0.13138	0.00533	0.05122	0.02223	0.04688	2.03943	0.14490	0.12382	0.05339	0.08069	0.00568	0.08935	0.09699
s5	0.13211	0.02299	0.10865	0.04538	0.07955	0.03964	0.05539	0.14490	1.96027	0.11984	0.05364	0.04947	0.05595	0.09628	0.07988
s6	0.08780	0.01170	0.07644	0.00374	0.05581	0.02755	0.04950	0.12382	0.11984	2.00856	0.04890	0.05208	0.05595	0.09275	0.05067
p1	0.06101	0.00003	0.04544	0.00422	0.03401	0.08223	0.00745	0.05339	0.05364	0.04890	2.51908	0.10475	0.07924	0.09368	0.05480
p2	0.07969	0.00206	0.00172	0.11857	0.02591	0.04948	0.00526	0.08069	0.04947	0.05208	0.10475	1.52850	0.07128	0.11857	0.06349
p3	0.07240	0.00005	0.00188	0.00001	0.03644	0.00001	0.00857	0.00568	0.05595	0.05595	0.07924	0.07128	2.38747	0.19788	0.07169
p5	0.09253	0.00005	0.23663	0.04706	0.07980	0.00009	0.01252	0.08935	0.09628	0.09275	0.09368	0.11857	0.19788	3.59578	0.11446
p6	0.09812	0.00005	0.02229	0.00008	0.03992	0.07664	0.03301	0.09699	0.07988	0.05067	0.05480	0.06349	0.07169	0.11446	2.29152

Lampiran 5

Nilai SMI pada domain frekuensi

Freq	d1	d2	d3	d5	d6	s1	s2	s3	s5	s6	p1	p2	p3	p5	p6
d1	12.75976	0.24061	0.45317	0.38824	0.20823	0.27599	0.32977	0.16626	0.29092	0.27683	0.19939	0.17815	0.17433	0.24788	0.21467
d2	0.24061	4.68128	0.38778	0.22744	0.31090	0.26230	0.17936	0.13991	0.13599	0.15533	0.17361	0.13074	0.12373	0.11177	0.09402
d3	0.45317	0.38778	6.72194	0.29049	0.35091	0.25736	0.21465	0.28457	0.14406	0.13571	0.24552	0.10883	0.03826	0.64388	0.10769
d5	0.38824	0.22744	0.29049	5.60428	0.61762	0.24260	0.26228	0.11058	0.20359	0.36972	0.13713	0.60439	0.06307	0.18168	0.06686
d6	0.20823	0.31090	0.35091	0.61762	12.01188	0.34889	0.31694	0.23096	0.30927	0.22946	0.17016	0.20407	0.21309	0.77557	0.32740
s1	0.27599	0.26230	0.25736	0.24260	0.34889	5.03578	0.49884	0.34331	0.32902	0.24912	0.36972	0.12739	0.18911	0.19611	0.40781
s2	0.32977	0.17936	0.21465	0.26228	0.31694	0.49884	8.11265	0.42848	0.33999	0.04950	0.19887	0.56677	0.23255	0.65359	0.24552
s3	0.16626	0.13991	0.28457	0.11058	0.23096	0.34331	0.42848	9.76164	0.33023	0.65118	0.18597	0.18512	0.11508	0.28296	0.28926
s5	0.29092	0.13599	0.14406	0.20359	0.30927	0.32902	0.33999	0.33023	10.45661	0.41055	0.18920	0.55626	0.17523	0.24041	0.22344
s6	0.27683	0.15533	0.13571	0.36972	0.22946	0.24912	0.04950	0.65118	0.41055	8.95269	0.44567	0.17445	0.17523	0.59833	0.22343
p1	0.19939	0.17361	0.24552	0.13713	0.17016	0.36972	0.19887	0.18597	0.18920	0.44567	12.26946	0.42011	0.41264	0.49562	0.45213
p2	0.17815	0.13074	0.10883	0.60439	0.20407	0.12739	0.56677	0.18512	0.55626	0.17445	0.42011	10.75753	0.55264	0.60439	0.53253
p3	0.17433	0.12373	0.03826	0.06307	0.21309	0.18911	0.23255	0.11508	0.17523	0.17523	0.41264	0.55264	13.42206	0.43761	0.11996
p5	0.24788	0.11177	0.64388	0.18168	0.77557	0.19611	0.65359	0.28296	0.24041	0.59833	0.49562	0.60439	0.43761	20.46387	0.61225
p6	0.21467	0.09402	0.10769	0.06686	0.32740	0.40781	0.24552	0.28926	0.22344	0.22343	0.45213	0.53253	0.11996	0.61225	11.51649



DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Nama : Atik Wintarti
Tempat / Tanggal Lahir : Pasuruan / 12 Oktober 1966
Pekerjaan : Dosen Universitas Negeri Surabaya
Alamat Kantor : Kampus Unesa Ketintang, Surabaya 60231
Alamat Rumah : Ketintang Barat Indah 26, Surabaya 60231
Nomor Telephon/HP : 08123146605
E-mail : atikwintarti@unesa.ac.id

Riwayat Pendidikan:

SD : SD Negeri Baron Timur, Baron, Nganjuk -
Lulus 1979
SMP : SMP Negeri I Nganjuk, Nganjuk - Lulus 1982
SMA : SMA Negeri Kertosono, Nganjuk - Lulus 1985
S1 : Pendidikan Matematika, IKIP Surabaya -
Lulus 1990
S2 : Ilmu Komputer, Universitas Indonesia -
Lulus 1998
S3 : Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh
Nopember - Angkatan 2010
PKPI *Sandwich-like* : Tokyo Institute of Technology, September -
Desember 2013

Publikasi Jurnal Internasional terindeks Scopus:

1. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, and Wirawan, Kurtosis-based Projection Pursuit for Signal Separation of Traditional Musical Instruments, Journal of Theoretical and Applied Information Technology (JATIT), Vol. 90, No. 2, August 2016, pp. 57 - 66

Publikasi Jurnal Nasional terakreditasi Dikti:

1. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, and Wirawan, Independence Test of Gamelan Instruments Signal in Time Domain and Frequency Domain, Jurnal Ilmiah Kursor, Vol. 7, No. 1, January 2013, pp. 47 - 54

Publikasi Seminar Internasional:

1. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, Separation of Gamelan Instruments Signal Using ICA Based on Projection Pursuit, 2015 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application (ISITIA), 20 - 21 May 2015, pp. 285 - 290
2. Atik Wintarti, Aris Tjahjanto, Yosefine Triwidyastuti, Yoyon K. Suprpto, Independence Detection of Gamelan Signals Using Least Square for ICA, The 3rd Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics (MICEEI), 28 November - 1 December 2012, pp. 317 - 320

Publikasi Seminar Nasional

1. Atik Wintarti, Abadi, Yoyon K. Suprpto, Penerapan Projection Pursuit dalam Blind Source Separation, Konferensi Nasional Matematika XVII, pp. 787 - 793, 11 - 14 Juni 2014
2. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, Deteksi Non-Gaussian pada Sinyal Gamelan untuk Independent Component Analysis (ICA), 13th Seminar on Intelligent Technology and Its Application (SITIA 2012), 23 Mei 2012
3. Atik Wintarti, Yoyon K. Suprpto, Perbandingan Ketepatan dan Kecepatan Pada Algoritma DFT dan FFT, Seminar Nasional Matematika - Universitas Negeri Surabaya, 22 Oktober 2011

