

TUGAS AKHIR - RF 184840

KOREKSI DAN *FILTERING* DATA REKAMAN SEISMIK DENGAN MENGGUNAKAN TEKNIK *EMPIRICAL* MODE *DECOMPOSITION*

DILLON AMANGDA BARRY MANULLANG NRP 03411640000049

Dosen Pembimbing
Wien Lestari, S.T, .T.
NIP. 19811002 201212 2 003

DOSEN PEMBIMBING II : Mariyanto NIP. 19911002 201711 0 044

DEPARTEMEN TEKNIK GEOFISIKA Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan, dan Kebumian Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya 2020



TUGAS AKHIR - RF 184840

KOREKSI DAN *FILTERING* DATA REKAMAN SEISMIK DENGAN MENGGUNAKAN TEKNIK *EMPIRICAL* MODE *DECOMPOSITION*

DILLON AMANGDA BARRY MANULLANG NRP 03411640000049

Dosen Pembimbing

Wien Lestari, S.T, M.T. NIP. 19811002 201212 2 003

Mariyanto, S.Si, M.T. NIP. 19911002 201711 0 044

DEPARTEMEN TEKNIK GEOFISIKA Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan, dan Kebumian Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya 2020





FINAL PROJECT - RF184838

SEISMIC DATA CORRECTION AND FILTERING USING EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION TECHNIQUE

DILLON AMANGDA BARRY MANULLANG NRP 03411640000049

Advisor

Wien Lestari, S.T, M.T. NIP. 19811002 201212 2 003

Mariyanto, S.Si, M.T. NIP. 19911002 201711 0 044

GEOPHYSICAL ENGINEERING FACULTY OF CIVIL, PLANNING and GEO ENGINEERING INSTITUTE TECHNOLOGY OF SEPULUH NOPEMBER SURABAYA 2019



HALAMAN PENGESAHAN

Tugas akhir ini diajukan oleh

Nama Dillon Amangda Barry Manullang

NRP 03411640000049 Teknik Geofisika Departemen

Judul Tugas Akhir Koreksi dan *filtering* data dan

rekaman seismic dengan menggunakan teknik **Empirical**

Mode Decomposition

Telah berhasil dipertahankan di hadapan tim penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Departemen Teknik Geofisika, Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan dan Kebumian, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 27 Juli 2020

(Penguji II)

Wien Lestari, S.T M.T.

(Pembimbing I)

NIP. 19690906 199702 1 001

(Pembimbing II) Mariyanto, S.Si, M.T.

NIP. 1991 1/0012 201711 0 044

Juan Pandu G.N.R, S.Si, M.T. (Penguji I)

NIP. 19890612 201504 1 003

Dr. Ir. Amien Widodo, MS.

TEKNIK GEOFISIK

NIP. 19591010 198803 1 001

Teknik Geofisika Sipil, Perencanaan, dan Keb Perencanaan, dan Keb Perencanaan, dan Keb mik Sipil, Perencanaan, dan Kebumian

Varnana, S.Si, M.Si.

9760123 200003 1 001 DEPARTEMEN

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul "Koreksi dan *filtering* data dan rekaman *seismic* dengan menggunakan teknik *Empirical Mode Decomposition*" adalah benarbenar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahanbahan yang tidak diizinkan 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 peraturan yang berlaku.

Surabaya, 19 Juni 2020

Dillon Amangda Barry/Manullang NRP, 03411640000017 Halaman ini sengaja dikosongkan

KOREKSI DAN FILTERING DATA REKAMAN SEISMIK DENGAN MENGGUNAKAN TEKNIK EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION

Nama : Dillon Amangda Barry Manullang

NRP : 03411640000049

Dosen Pembimbing : Wien Lestari, S.T, M.T.

Mariyanto, S.Si, M.T.

ABSTRAK

Metode seimsik merupakan salah satu metode geofisika yang digunakan untuk mendeleniasi bawah permukaan. Dalam aplikasi di lapangan, sinyal hasil akuisisi seismik tidak selalu terbebas dari noise. Penelitian ini bertujuan untuk membenamkan noise acak dan koheren serta menghilangkan trend pada data seismik menggunakan teknik rekaman dengan **Empirical** Decomposition(EMD). Penelitian ini menggunakan 4 variasi data sintetis dan 2 data rekaman mikroseismik . Data atau sinyal didekomposisi menggunakan teknik EMD sehingga menghasilkan kumpulan subsinyal yang disebut Intrinsic Mode Function (IMF). IMF ini dianalisa keterkaitanya dengan noise dan trend dalam data secara kualitatif dan kuantitatif . Hasil analisa ini menghasilkan tahapan yang digunakan untuk denoising dan koreksi baseline berdasarkan dekomposisi EMD. Kinerja metode ini dievaluasi dengan menggunakan parameter SNR, MAE/MSE dan Cross Correlation. Hasil evaluasi kinerja pada data sintetis dan lapangan mengindikasikan bahwa denoising dan detrending berdasarkan dekomposisi EMD yang dilakukan cukup efektif namun pada data lapangan dipelukan analisis parameter secara kualitatif guna meningkatkan kualitas hasil *filtering*. Rata rata nilai *Mean Absolute Error*(MAE) koreksi baseline dengan menggunakan teknik EMD adalah sebesar 0.0044, rata-rata Mean Squared Error(MSE) sebesar 0.0449, Signal to Noise Ratio(SNR) sebesar 7.4902 dB dan Korelasi sebesar 0.8340 sedangkan nilai MAE pada *denoising* menggunakan EMD Adaptive interval tresholding adalah sebesar 5.3000e-05, MSE sebesar 0.0046, SNR sebesar 19.1444 dB dan Korelasi sebesar 0.9935.

Kata kunci : ,Empirical Mode Decomposition, Intrinsic Mode Function, Noise,Trend

Halaman ini sengaja dikosongkan

SEISMIC DATA CORRECTION AND FILTERING USING EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION TECHNIQUE

Nama : Dillon Amangda Barry Manullang

NRP : 03411640000049

Dosen Pembimbing : Wien Lestari, S.T, M.T.

Mariyanto, S.Si, M.T.

ABSTRACT

Seimsic method is one of the geophysical methods used to delineate subsurface. In field applications, seismic acquisition signals are not always noise free. This study aims to immerse random and coherent noise and eliminate trends in seismic recording data using the Empirical Mode Decomposition (EMD) technique. This research uses 4 variations of synthetic data and 2 microseismic data records. Data or signals are decomposed using the EMD technique to produce a collection of subscriptions named the Intrinsic Mode Function (IMF). The IMF is analyzed to find the relationship of noise and trends in data qualitatively and quantitatively. The results of this analysis produce stages used for denoising and baseline correction based on EMD decomposition. The performance of this method is evaluated using the SNR, MAE / MSE and Cross Correlation parameters. The results of performance evaluation on synthetic data and field data indicate that denoising and detrending based on EMD decomposition is quite effective but needs qualitative analysisis to enhance the filtering result. With the average MAE value on the baseline correction using EMD technique is 0.0044, the average MSE is 0.0449, the SNR is 7.4902 dB and the Correlation is 0.8340 while the MAE value at denoising using EMD Adaptive interval tresholding is at 5.3000e-05, MSE is at 7,4902 dB and Correlation is at 0.8340 while the MAE value at denoising using EMD Adaptive interval tresholding is at 5.3000e-05, MSE at 0.0046, SNR of 19.1444 dB and Correlation of 0.9935.

keywords : Empirical Mode Decomposition, Intrinsic Mode Function, Noise, Trend

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan YME karena dengan berkatNya proposal tugas akhir dengan judul "KOREKSI DAN *FILTERING* DATA REKAMAN SEISMIK DENGAN MENGGUNAKAN TEKNIK *EMPIRICAL* MODE *DECOMPOSITION*" dapat terselesaikan.

Penyelesaian ini tentunya juga melibatkan berbagai pihak selain penulis. Dalam penulisan maupun proses pelaksanaan tidak terlepas dari bimbingan, saran dan bantuan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih pada:

- 1. Orang tua dan adik penulis yang senantiasa memberikan dukungan material maupun moril pada pelaksanaan perkuliahan hingga tugas akhir ini
- 2. Wien Lestari S.T, MT. dan Mariyanto, S.Si, M.T. selaku pembimbing tugas akhir yang senantiasa memberikan saran dan bimbingan hingga terselesaikannya laporan tugas akhir ini.
- 3. Firman Syaifuddin S.T, MT., selaku pembimbing tugas akhir yang senantiasa memberikan saran dan bimbingan hingga terselesaikannya laporan tugas akhir ini.
- 4. Orang tua yang selalu memberikan dukungan moril selama masa perkuliahan.
- 5. Bapak dan Ibu dosen Departemen Teknik Geofisika ITS yang senantiasa membimbing dan mendidik penulis selama masa perkuliahan.
- 6. Jajaran Civitas Akademika Departemen Teknik Geofisika ITS yang senantiasa memberikan bimbingan dan izin melakukan berbagai kegiatan hingga terselesaikannya tugas akhir ini.
- 7. Teman-teman TG05, Warkuy dan Kamapatra yang senantiasa memberikan semangat dan dukungan pada pelaksanaan tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa pengembangan keilmuan tidak berhenti pada suatu hasil. Kritik, saran maupun diskusi diperlukan agar kebermanfaatan proposal tugas akhir ini semakin dirasakan pembaca maupun pribadi penulis.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

HALAMA	N PENGESAHAN	i
PERNYAT	AAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	ii
ABSTRAK		iv
KATA PEN	VGANTAR	viii
DAFTAR I	SI	X
DAFTAR 7	TABEL	xii
DAFTAR (GAMBAR	xiii
BAB I PEN	IDAHULUAN	1
1.1.	Latar Belakang	1
1.2.	Permasalahan	2
1.3.	Batasan Masalah	2
1.4.	Tujuan	2
1.5.	Manfaat	2
BAB II TIN	JJAUAN PUSTAKA	3
2.1.	Dasar Teori	3
2.1.1	Empirical Mode Decomposition	3
2.1.2		
2.1.3	Denoising via EMD	5
2.1.4		6
2.1.5	Tresholding	
2.1.6	Uji kinerja	8
2.2.	Penelitian Terdahulu	10
BAB III M	ETODOLOGI PENELITIAN	13
3.1	Data	13
	Data sintetis	
3.1.2	Data lapangan	15
3.2	Perangkat Lunak	16
3.3	Diagram Alir Penelitian	
3.4	Prosedur Penelitian	20
3.4.1	Persiapan Data	20
3.4.2	Empirical Mode Decomposition	
3.4.3	Koreksi baseline	
3.4.4	Denoising	
3.4.5	Aplikasi	
3.4.6	Uji Kinerja	
BAB IV HA	ASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1	Hasil dekomposisi EMD	
4.2	Pembahasan	27
4.2.1	Koreksi Baseline	28
4.2.2		
4.1.1	Data Lapangan	49
412	Uii kineria	61

BAB V	KESIMPULAN	65
5.1	Kesimpulan	65
	Saran	
DAFTA	AR PUSTAKA	67
	AFI PENULIS	

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Hasil Denoising via EMD	10
Tabel 3. 1 Daftar Nama dan Lokasi Stasiun Pengamatan	16
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak yang digunakan dalam penelitian	
Tabel 4. 1 Tabel Analisa Kuantitatif	31
Tabel 4. 2 Analisa Kuantitatif	35
Tabel 4. 3 Uji kinerja <i>Denoising</i> berdasarkan parameter <i>ns</i>	39
Tabel 4. 4 Nilai Uji kinerja Adaptive tresholding	
Tabel 4. 5 Nilai Uji kinerja Adaptive tresholding	
Tabel 4. 6 Perbandingan Kinerja	
Tabel 4. 7 Uji Kinerja berdasarkan ns	
Tabel 4. 8 Perbandingan Kinerja	47
Tabel 4. 9 Uji Kinerja Koreksi Baseline Data sintetis A	
Tabel 4. 10 Uji kinerja Data sintetis B	
Tabel 4. 11 Uji kinerja Data sintetis C	
Tabel 4. 12 Uii Kineria data sintetis D	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Detrending dari sinyal variabilitas denyut jantung. Kiri: Empiri	
mean terstandarisasi <i>fine to coarse</i> rekonstruksi EMD dimana $tr = 5$ sebagai	
change point. Atas kanan: Sinyal asli, tengah kanan: Estimasi trend	
berdasarkan rekonstruksi parsial, bawah kanan: Detrended signal berdasrkar	1
F	7
Gambar 2. 2 Perbedaan antara IMF interval tresholding dan direct	
tresholding.(a) IMF dari event microseismik. (b) hasil direct tresholding. (c)	1
hasil interval tresholding. Interval tresholding menjaga fitur <i>smooth</i> yang	
dimiliki IMF sedangkan direct tresholding menciptakan beberapa diskontinu	ıitas
yang tidak dibutuhkan. Kotak merah menandakan kelebihan dari interval	
tresholding.	
Gambar 2. 3 Contoh sinyal sintetik dengan S/N rendah. (a) sinyal Noise-free	
(b) Noisy signal dengan S/N = 1, (c) sinyal setelah dilakukan bandpass filter	
(d) sinyal setelah dilakukan EEMD tresholding, (e) sinyal setelah dilakukan	
basis pursuit	
Gambar 3. 1 Pembuatan data sintetis A	
Gambar 3. 2 Pembuatan data sintetis B	
Gambar 3. 3 Pembuatan data sintetis C	
Gambar 3. 4 Pembuatan data sintetis D	
Gambar 3. 5 Stasiun Pengamatan Data Seismik Multikomponen	
Gambar 3. 6 Diagram Alir Penelitian	
Gambar 3. 7 Diagram Alir EMD	
Gambar 4. 1 Data sintetis A	
Gambar 4. 2 IMF data Sintetis A	
Gambar 4. 3 Data sintetis B	
Gambar 4. 4 IMF data Sintetis B.	
Gambar 4. 5 Data sintetis C	
Gambar 4. 6 IMF Data Sintetis C	26
Gambar 4. 7 Data sintetis D	
Gambar 4. 8 IMF data Sintetis D	27
Gambar 4. 9 Pembuatan data sintetis A: Sinyal asli (atas), Trend yang	
ditambahkan (tengah), Data sintetis A (bawah)	
Gambar 4. 10 Rekonstruksi sinyal dengan <i>tr</i> = 5	
Gambar 4. 11 Rekonstruksi sinyal dengan <i>tr</i> = 3.	
Gambar 4. 12 Grafik Evaluasi Kinerja	
Gambar 4. 13 Grafik nilai CMSE	32
Gambar 4. 14 Perbandingan Histogram Data sebelum (kanan) dan sesudah	
Detrending (kiri).	
Gambar 4 15 Rekonstruksi sinyal dengan tr = 8	3/1

Gambar 4. 16 Grafik evaluasi kinerja	34
Gambar 4. 17 Rekonstruksi sinyal dengan $tr = 10$	35
Gambar 4. 18 Grafik CMSE	36
Gambar 4. 19 Perbandingan Histogram Data sebelum (kanan) dan sesudah	
Detrending (kiri).	
Gambar 4. 20 Data sintetis C	38
Gambar 4. 21 Rekonstruksi sinyal dengan <i>ns</i> = 3	39
Gambar 4. 22 Rekonstruksi sinyal dengan <i>ns</i> = 2	40
Gambar 4. 23 Grafik CMSE IMF	41
Gambar 4. 24 Hasil Rekonstruksi dengan menggunakan Adaptive Treshold	ing
	42
Gambar 4. 25 Rekonstruksi sinyal dengan menggunakan Interval Adaptive	
thresholding	
Gambar 4. 26 Data sintetis D	
Gambar 4. 27 Rekonstruksi dengan ns = 4	45
Gambar 4. 28 Grafik CMSE per IMF	46
Gambar 4. 29 Rekonstruksi menggunakan Adaptive thresholding	
Gambar 4. 30 Rekonstruksi menggunakan Interval Adaptive thresholding	
Gambar 4. 31 Data SBA03	
Gambar 4. 32 8 IMF terakhir hasil EMD pada SBA03	
Gambar 4. 33 Grafik CMSE IMF	
Gambar 4. 34 Hasil koreksi <i>baseline</i> dengan menggunakan $tr = 13$	
Gambar 4. 35 Perbandingan Histogram sebelum (kanan) dan sesudah korek	
(kiri) baseline	
Gambar 4. 36 Hasil koreksi baseline dengan menggunakan $tr = 11$	
Gambar 4. 37 Hasil koreksi <i>baseline</i> dengan menggunakan <i>tr</i> = 12	
Gambar 4. 38 Perbandingan histogram $tr = 11(kiri)$, 12(tengah) dan 13(kana	
Gambar 4. 39 Data SBA03	
Gambar 4. 40 IMF 1 sampai 8 hasil EMD SBA04	
Gambar 4. 41 Grafik nilai CMSE	
Gambar 4. 42 Hasil denoised dengan menggunakan metode Interval Adapti	
Tresholding.	
Gambar 4. 43 IMF hasil dekomposisi SBA04 denoised.	
Gambar 4. 44 Grafik nilai CMSE IMF 6 sampai 12	57
Gambar 4. 45 Histogram sebelum (kanan) dan sesudah (kiri) dilakukan	
detrending	
Gambar 4. 46 Hasil rekonstruksi dengan <i>tr</i> = 10	
Gambar 4. 47 Grafik CMSE SBA04	
Gambar 4. 48 Hasil Rekonstruksi dengan tr = 14	59

Gambar 4. 49 Grafik CMSE SBA04 detrended	60
Gambar 4. 50 Hasil rekonstruksi dengan <i>ns</i> =5	6

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Metode seismik merupakan salah satu metode geofisika yang digunakan dalam pemetaan bawah permukaan. Metode seismik didasarkan pada pengukuran respon gelombang seismik yang dimasukkan ke bawah permukaan dan kemudian direfleksikan atau direfraksikan sepanjang perbedaan litologi atau batas-batas batuan. Metode seismik terbagi menjadi dua berdasarkan sumbernya: seismik pasif dan aktif, keduanya menghasilkan data berbentuk *trace* berupa waktu dan amplitudo. Dalam kenyataan di lapangan, data yang didapat tidak selalu bebas dari *Noise*. *Noise* acak dan koheren selalu terdapat dalam data seismic (Han dan van der Baan, 2015), dan pembenaman *noise* tersebut merupakan langkah yang penting dalam *seismic processing*.

Data rekaman mikroseismik mentah yang didapatkan dari akusisi lapangan, perlu dilakukan koreksi dan filtering sehingga hasil pengolahan yang dilakukan dapat menghasilkan data yang dapat dipercaya guna keperluan interpretasi. Empirical Mode Decomposition merupakan teknik dekomposisi sinyal, EMD di desain untuk mengurangi sinyal nonstationary dan sinyal multicomponent. EMD pertama kali dikenalkan oleh (Huang dkk., 1998). Proses dekomposisi ini menghasilkan kumpulan subsinyal yang disebut *Intrinsic Mode* Function (IMF) tanpa adanya fungsi basis yang ditentuka sebelumnya (Mandic dkk., 2013), dimana penjumlahan IMF menghasilkan sinyal orisinil.(Flandrin dkk., 2004) mendeskripsikan bahwa EMD bersifat seperti dyadic filter bank yang merupakan proses penerapan beberapa filter dengan frequency konten yang overlapping. Oleh karena itu EMD bisa digunakan untuk menambah informasi signifikan pada sinyal. IMF yang dihasilkan oleh EMD mempunyai karakteristik yang berbeda per ordenya, hubungan orde dan frequency content berbanding terbalik, semakin besar ordenya maka frequency content yang dimiliki akan semakin kecil (Kopsinis dan McLaughlin, 2009). Oleh karena karakteristik IMF tersebut, dekomposisi ini mampu digunakan sebagai baseline correction dengan menggunakan IMF dengan orde tinggi, ataupun sebagai denoising sinyal jika dikaitkan dengan IMF dengan orde rendah dengan frequency-content tinggi yang erat hubunganya dengan noise pada sinyal. Kemudian untuk meningkatkan kualitas data (Han dan van der Baan, 2015) mengajukan teknik yang digunakan dalam rekonstruksi data yang disebut adaptive interval tresholding, dimana teknik ini menerapakan sistem tresholding pada setiap IMF dengan nilai yang berbeda beda atau bersifat adaptif yang ditentukan berdasarkan energi dari IMF pertama yang diperkirakan dengan menggunakan estimator berdasarkan median komponen (Donoho dan Johnstone, 1994) (Herrera dkk., 2013)).

1.2. Permasalahan

Berdasarkan latar belakang diatas didapatkan permasalahan sebagai berikut:

- 1. Bagaimana tahapan koreksi dan *filtering* data dengan menggunakan teknik *Empirical* Mode *Decomposition*?
- 2. Bagaimana analisis hasil koreksi dan *filtering* EMD?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada tugas akhir ini sebagai berikut :

- 1. Data yang digunakan merupakan data sintetik dan data mikroseismik komponen vertikal
- 2. Koreksi yang dilakukan adalah koreksi *baseline, Filtering* yang dilakukan adalah *denoising*
- 3. Metode yang digunakan dalam *denosing data* adalah *tresholding* dan penjumlahan/pengurangan langsung dan Parameter pengujian yang digunakan adalah SNR, MAE/MSE dan cross- correlation.

1.4. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai pada tugas akhir ini sebagai berikut:

- 1. Mengetahui tahapan koreksi dan *filtering* rekaman data seismik dengan menggunakan teknik EMD
- 2. Menganalisa kinerja dari EMD dalam mengoreksi dan *filtering* data rekaman seismik

1.5. Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari tugas akhir ini adalah penelitian ini dapat digunakan sebagai tahapan dalam koreksi dan *filtering* data rekaman seisimik untuk penelitian terkait pengolahan data seismik

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Dasar Teori

2.1.1 Empirical Mode Decomposition

Empirical Mode Decomposition (EMD) merupakan separasi seri data menjadi komponen osilasi cepat dan lambat secara adaptif yang sepenuhnya berasal dari data itu sendiri, dan komponen terdekomposisi tersebut disebut Intrinsic Mode Function (IMF). IMF dihasilkan secara rekursif, dimulai dari osilasi paling tinggi. Dekomposisi ini menggunakan envelope yang didefinisikan oleh *local maxima* dan *local minimum* dari seri data. Setelah maxima dari sinyal orisinil telah teridentifikasi, dilakukan interpolasi cubic splines untuk menginterpolasi semua *local maxima* dan membentuk *upper envelope*. Prosedur yang sama digunakan pada local minimum guna mendapatkan lower envelope. Setelah itu dilakukan kalkulasi rata rata dari upper dan lower envelope, lalu mengurangkannya dari sinyal inisial. Proses interpolasi terus dilakukan pada sisa sinyal hasil subtraksi. Proses ini berhenti setelah ketika envelope rata rata bernilai nol, dan resultan dari sinyal tersebut merupakan IMF pertama. IMF pertama lalu disubtraksi dari data dan hasilnya diberlakukan sebgai sinyal baru yang mana prosedur filter yang sama diaplikasikan untuk mendapatkan IMF berikutnya. Proses dekomposisi ini berhenti ketika IMF terakhir memiliki amplitude yang kecil atau monoton (Boudraa dan Cexus, 2007).

IMF memenuhi dua kondisi: 1) jumlah extrema dan jumlah zerocrossings sama atau beda satu dan 2) pada titik manapun, nilai rata rata envelope yang didefinisikan oleh local maxima dan minimum adalah nol. kondisi ini penting untuk membuat setiap IMF setelah dekomposisi merupakan gelombang simetris dan bersifat narrowband. Namun, EMD memiliki beberapa kekurangan, yang paling signifikan adalah mode mixing, yang didefinisikan sebagai IMF tunggal yang terdiri dari sinyal yang memiliki skala yang jauh berbeda atau sinyal dengan skala yang sama namun menempati IMF yang berbeda (Huang and Wu, 2008).

Langkah langkah dekomposisi EMD adalah sebagai berikut:

1. Hitung kurva rata-rata m(t) antara upper envelope u(t) dan lower envelope v(t) dari sinyal orisinil x(t), yang mana masing masing secara berurutan cocok dengan semua maxima dan minima dari x(t):

$$m(t) = \frac{[u(t) + v(t)]}{2}$$
 (2.1)

Dimana, $v(t) \le x(t) \le u(t)$

- 2. Kurangi m(t) dari sinyal orisinil x(t) sehingga $h_1(t) = x(t) m(t)$.
- 3. Kembali ke langkah pertama dan ganti x(t) dengan $h_1(t)$.Untuk $h_1(t)$ upper dan lower envelope adalah $u_1(t)$ dan $v_1(t)$ masing masing. Ulangi proses diatas sampai resultan $h_k(t)$ sesuai dengan syarat IMF:

$$m_1(t) = \frac{[u_1(t) + v_1(t)]}{2}$$
 (2.2)

$$h_1(t) = h_1(t) - m_1(t)$$
 (2.3)

.

.

$$m_{k-1}(t) = \frac{\left[u_{k-1}(t) + V_{k-1}(t)\right]}{2} \tag{2.4}$$

Maka IMF pertama $c_1(t) = h_1(t)$. Residual dari sinyal adalah:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t).$$
 (2.5)

4. Ketika terdapat lebih dari satu extrema pada x(t), proses EMD akan tetapa berjalan hingga bagian sisa dari sinyal monoton atau bernilai kurang dari nilai yang sudah ditentukan sebelumnya.

Setelah keseluruhan proses EMD selesai, maka sinyal orisinil x(t) dapat diekspresikan sebagai penjumlahan dari seluruh IMF dan sisanya:

$$x(t) = c_1(t) + c_2(t) + \dots + c_n(t) + r_n(t) = \sum_{i=1}^{n} Re \left[a_i(t) \exp(j\theta_i(t)) \right] + r_n(t)$$
(2. 6)

Dimana $c_i(t)$ merupakan IMF ke i ($i = 1 \sim n$) dan $r_n(t)$ merupakan residu. $a_i(t)$ dan $\theta_i(t)$ masing masing merupakan amplitude dan fase dari IMF ke i $c_i(t)$. (Xie dkk., 2017)

2.1.2 Intrinsic Mode Function

Proses dekomposisi EMD menghasilkan kumpulan subsinyal yang disebut intrinsic mode function (IMF). Setiap IMF mereprsentasikan detil dari sinyal x(t) pada skala dan band frekuensi tertentu (Boudraa dan Cexus, 2007). Sebuah fungsi dikatakan sebagai IMF jika, R1) jumlah ekstrema dan jumlah zero-crossing nol sama atau berbeda paling banyak satu, dan R2) Pada titik mana pun, nilai rata-rata envelope yang ditentukan oleh maksimum lokal dan envelope yang ditentukan oleh minimum lokal adalah nol. Dengan demikian, secara lokal, setiap IMF mengandung osilasi frekuensi yang lebih rendah daripada yang diekstraksi sebelumnya (Boudraa dan Cexus, 2007). Kondisi ini diperlukan untuk membuat setiap IMF setelah dekomposisi menjadi bentuk gelombang yang simetris dan bersifat narrow-band, yang memastikan bahwa frekuensi sesaat pada tiap IMF halus dan positif. (Bekara dan Van Der Baan, 2018) (Han dan van der Baan, 2015). Keterkaitan noise dengan IMF dapat diamati dari grafik nilai CMSE (Consecutive Mean Square Error). (Boudraa dan Cexus, 2007), menyebut ini sebagai pengukuran distorsi, Kuantitas ini mengukur jarak Euclidean kuadrat antara dua rekonstruksi sinyal berturut-turut. CMSE didefinisikan sebagai berikut:

$$CSME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} IMF_k(t_i)$$
(2.7)

Namun, EMD memiliki beberapa kelemahan (Mandic dkk., 2013) Yang paling parah adalah pencampuran mode, yang didefinisikan sebagai IMF tunggal yang terdiri dari sinyal skala yang sangat berbeda atau sinyal skala serupa yang berada di komponen IMF yang berbeda (Huang dan Wu, 2008)

2.1.3 Denoising via EMD

Proses *denoising* sinyal menggunakan salah algoritma EMD dapat dilakukan dalam dua langkah: (1) mendekomposisi data input menjadi set lengkap IMF dan (2) merekonstruksi sinyal menggunakan subset IMF yang sesuai yang terdiri dari sinyal tetap tanpa ada noise atau dengan memodulasi band EMD melalui penjumlahan mode tanpa pengecualian (Macelloni dkk., 2011) Sebagai contoh, algoritma *denoising* EMD tipikal dapat terdiri dari pengurangan mode orde rendah dari sinyal input (Bekara dan Van Der Baan, 2018) atau penghapusan mode orde tinggi energik yang tidak diinginkan terkait dengan noise yang koheren (Battista dkk., 2007). Dalam konteks ini sinyal hasil denoised dihasilkan dengan menggunakan:

$$\sum_{k=ns}^{K} IMF_k \tag{2.8}$$

Dimana *k* merupakan indeks dari IMF, mendenotasikan IMF ke *k*. K adalah total jumlah IMF. (Flandrin dkk., 2004) dan (Wu dan Huang, 2004)) hampir secara bersamaan menyelidiki teknik EMD untuk *denoising* white gaussian noise, dan mereka menyimpulkan bahwa EMD pada dasarnya bertindak sebagai bank filter diadik yang menyerupai dekomposisi wavelet. Oleh karena itu, energi setiap IMF dari white Gaussian white mengikuti hubungan eksponensial, dan (Kopsinis dan McLaughlin, 2009) memperhalus hubungan ini sebagai:

$$E_k^2 = \frac{E_1^2}{0.719} \times 2.01^2 \tag{2.9}$$

di mana E_k^2 adalah energi dari kth IMF, dan parameter 0.719 dan 2.01 dihitung secara empiris dari uji numerik. Karena IMF menyerupai komponen dekomposisi wavelet, energi dari IMF E_1^2 pertama dapat diperkirakan dengan menggunakan estimator berdasarkan median komponen (Donoho dan Johnstone, 1994) (Herrera dkk., 2013)):

$$E_1^2 = \left(\frac{Median(|IMF_1(i)|)}{0.7655}\right)^2, i = 1, ..., n,$$
(2. 10)

Dimana n adalah panjang sinyal x(t). Informasi tentang energi dari gaussian noise yang terkandung dalam setiap IMF, menjadi dasaran dalam menemukan keterkaitan antara noise dan IMF sehingga bisa dilakukan proses *denoising*.

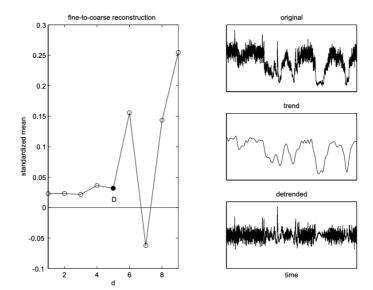
2.1.4 Koreksi *Baseline* via EMD

Dalam kasus di mana sinyal x(t) terdiri dari tren y(t), yang ditumpangkan melalui proses berfluktuasi. Tren ini diperkirakan akan ditangkap oleh IMF orde besar (+ residual akhir). (Flandrin dkk., 2004). Proses detrending x(t), yang dilakukan dengan mencari estimasi y (t), oleh karena itu rekonstruksi sinyal bisa dilakukan dengan:

$$\sum_{k=1}^{tr-1} IMF_k \tag{2.11}$$

Parameter tr merupakan nilai yang d dicari dalam proses koreksi baseline berdasarkan dekomposisi EMD. Masing-masing IMF {IMF(k); k = 1, ... K} bersifat zero-mean, sehingga aturan praktis untuk memilih tr adalah mengamati evolusi rata-rata empiris (standar) $\hat{y}_{tr}(t)$ sebagai fungsi dari tes order tr, dan untuk mengidentifikas nilai tr yang tepat ,dipilih nilai $\hat{y}_{tr}(t)$ yang bernanjak naik seara signifikan dari nol(Flandrin dkk., 2004). Contoh dari pendekatan ini

diberikan pada Gambar 1, yang merupakan 7000 titik data Sinyal Variabilitas Denyut Jantung.



Gambar 2. 1 Detrending dari sinyal variabilitas denyut jantung. Kiri: *Empirical* mean terstandarisasi *fine to coarse* rekonstruksi EMD dimana tr=5 sebagai *change point*. Atas kanan: Sinyal asli, tengah kanan: Estimasi trend berdasarkan rekonstruksi parsial, bawah kanan: Detrended signal berdasrkan rekonstruksi parsial

2.1.5 Tresholding

Denoised signal yang dihasilkan dari rekonstruksi dengan menggunakan teknik EMD dapat ditingkatkan kualitasnya dengan menggunakan teknik Tresholding. Tresholding meupakan teknik dimana treshold ditetapkan, treshold disini bekerja sebagai batas dengan mengubah nilai pada suatu sinyal jika melebihi atu kurang dari treshold. Setiap IMF merupakan elemen fundamental pada sinyal input. Local extrema dan zero crossings adalah elemen dasar dari tiap IMF oleh karena fitur simetrisnya. (Yannis Kopsinis, 2008) mengusulkan interval tresholding, yang menjaga smooth feature dari tiap IMF. Konsep dari IMF interval tresholding adalah menjaga seluruh interval diantara zero crossing tiap IMF, ketika nilai absolut dari local extrema dalam interval ini lebih besar dari pada nilai treshold. Sebagai contoh dari hard tresholding, persamaan dari hard tresholding adalah sebagai berikut

$$\hat{h}(t) = \begin{cases} h(t), & |h(t)| > T \\ 0, & |h(t)| \le T, \end{cases}$$
 (2.12)

Dimana h(t) adalah input signal, T adalah universal treshold, dan $\hat{h}(t)$ adalah signal yang sudah ditreshold. Interval hard tresholding, dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{h}(\mathbf{z}_j) = \begin{cases} h(\mathbf{z}_j), & |h(r_j)| > T \\ 0, & |h(r_i)| \le T, \end{cases}$$
(2.13)

Dimana $\hat{h}(\mathbf{z}_j)$ mengindikasikan sample interval antara zero crossing dari input signal yang berdekatan, $h(r_j)$ adalah local extrema yang berkoresponden pada interval ini, dan $\hat{h}(\mathbf{z}_j)$ merupakan output yang sudah di treshold. Dikarenakan kondisi dari setiap IMF, hal ini menjamin bahwa ada satu dan hanya satu local extrema $h(r_j)$ alam interval $h(\mathbf{z}_j)$. (Han dan van der Baan, 2015).

Adaptive treshold T merupakan treshold yang berbeda pada setiap IMF(k), yang didapatkan melalui persamaan berikut:

$$T_k = \sigma \sqrt{(2 \times \ln(n))} \times E_k \tag{2.14}$$

Dimana σ merupakan parameter utama yang ditentukan. Kombinasi dari persamaan 2.9. dan 2.13 merupakan *treshold* universal untuk eliminasi *white* gaussian noise dalam dekomposisi wavelet (Donoho dan Johnstone, 1994); (Peng, 2000)

Berdasarkan prosedur diatas rekonstruksi sinyal $\hat{y}_{ns}(t)$ diekspresikan sebagai:

$$\hat{y}_{ns}(t) = \sum_{k=ns}^{K-m} T_k[IMF_k] + \sum_{k=K-m+1}^{K} T_k[IMF_k]$$
 (2. 15)

Proses tresholding hanya dilakukan pada IMFns sampai IMF(K-m) dan IMFns-l pertama dibuang atau tidak dipakai, dimana IMF $_k$ adalah IMF ke k dan K adalah jumlah total IMF.

2.1.6 Uji kinerja

Dalam penilitian ini uji kinerja diperlukan untuk membandingkan kinerja koreksi dan *filtering* data seismik dengan menggunakan teknik *Empirical* mode *decomposition*. Adapun parameter yang digunakan pada uji kinerja dalam penelitian ini adalah: Mean Absolute Error, Mean Square Error, Signal to Noise ratio dan *cross* Korelasi.

MAE mengukur besarnya rata-rata kesalahan dalam serangkaian prediksi, tanpa mempertimbangkan arahnya, yang merupakan rata-rata dari sampel uji perbedaan absolut antara prediksi dan pengamatan aktual di mana semua perbedaan individu memiliki bobot yang sama.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} |y_j - \widehat{y_j}|$$
 (2. 16)

MSE adalah aturan penilaian kuadrat yang juga mengukur besarnya rata-rata kesalahan yang merupakan adalah akar kuadrat dari rata-rata perbedaan kuadrat antara prediksi dan observasi aktual.

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} (y_j - \widehat{y}_j)^2}$$
 (2. 17)

SNR (Signal-To-Noise Ratio) dari suatu sistem atau komponen didefinisikan sebagai rasio tingkat sinyal terhadap tingkat noise. SNR diekspresikan dalam desibel yang dihitung dengan membagi kekuatan sinyal dengan kekuatan noise. Rasio lebih besar dari 1 dB menunjukkan bahwa sinyal lebih dari noise. Sebaliknya, jika rasio kurang dari 1, ini menunjukkan bahwa tingkat noise lebih besar dari tingkat sinyal.

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{noise}} \tag{2.18}$$

Jika kekuatan sinyal kurang dari kekuatan noise, mis. SNR <1, sinyal menjadi tidak dapat digunakan ketika komponen audio misalnya memiliki SNR 100 dB, itu berarti tingkat sinyal audio 100 dB lebih tinggi daripada tingkat kebisingan. Ini berarti bahwa SNR 100 dB lebih baik daripada SNR yang misalnya 70 dB.

Pada umumnya, korelasi menggambarkan hubungan timbal balik yang ada antara dua hal atau lebih. Definisi yang sama berlaku bahkan dalam kasus sinyal. Artinya, korelasi antara sinyal menunjukkan ukuran dimana sinyal yang diberikan menyerupai sinyal lain.

$$Xcor(m) = \sum_{j=1}^{n} y_j \hat{y}_{m-j}$$
 (2.19)

Dengan kata lain, jika kita ingin mengetahui seberapa banyak kesamaan yang ada antara sinyal 1 dan 2, maka kita perlu mengetahui korelasi sinyal 1 sehubungan dengan sinyal 2 atau sebaliknya.

2.2. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh (Boudraa dan Cexus, 2007) memanfaatkan dekomposisi EMD sebagai *noise reduction* oleh *white gaussian noise*, dimana simulasi dilakukan pada 4 data sintetis dan 2 data lapangan dimana MSE dan SNR menjadi parameter dalam evaluasi kinerja dari teknik denoise yang diajukan.

Skema penyaringan didasarkan pada rekonstruksi parsial sinyal menggunakan IMF yang sesuai dengan struktur paling penting dari sinyal (mode frekuensi rendah). Metode ini tidak menggunakan preprocessing atau post-processing dan tidak memerlukan pengaturan parameter pengguna. Hasil yang telah diperoleh untuk sinyal sintetis dan untuk satu sinyal nyata menunjukkan bahwa metode yang diajukan efektif untuk menghilangkan noise. Karena status EMD saat ini masih tidak memiliki dasar teoritis, penelitian ini telah dilakukan

 ${\bf TABLE\quad II}$ Filtering Results of the Different Signals That Were Corrupted by the Gaussian Noise

	"Dopple	"Doppler" "		s"	"Bumps"		"Heavysine"		"ECG"	
	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE
Noisy	2.06	1.04	2.03	1.04	2.03	1.04	2.03	1.04	-9.02	0.33
Averaging	9.86	0.17	9.06	0.20	9.46	0.19	12.66	0.09	7.23	8x10 ⁻³
Median	10.57	0.15	10.17	0.16	10.55	0.15	10.67	0.15	4.62	14x10 ⁻³
Wavelet	14.97	0.05	11.94	0.10	14.47	0.06	18.76	0.02	5.82	11x10 ⁻³
EMD	11.13	0.12	11.97	0.09	11.18	0.12	19.86	0.02	14.33	1.5x10 ⁻³

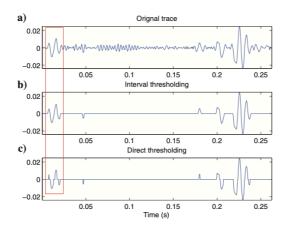
atas dasar eksperimen numerik yang diperluas. Metode ini lebih efektif untuk sinyal yang memiliki noise yang tinggi dan di mana estimasi tingkat noise tidak dimungkinkan. Metode ini mengungguli metode rata-rata dan median, dan untuk dua sinyal, kinerjanya lebih baik daripada metode wavelet.

Tabel 2. 1 Hasil *Denoising* via EMD

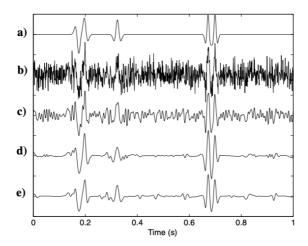
Dapat dilihat dari tabel diatas metode *denoising* yang diajukan oleh (boudra) mengungguli metode konvensional lainya pada 5 sinyal berbeda yang dilakukan. Metode *denoising* yang dilakukan oleh (boudra) ini menggunakan nilai CMSE dari tiap IMF untuk menganalisa kaitan noise pada sinyal, yang akan diadaptasi dan digunakan dalam penelitian ini.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Han dan van der Baan, 2015) dilakukan dekomposisi berbasis EMD, IMF yang dihasilkan lalu dilakukan proses denoising dengan menggunakan metode adapative tresholding, yang mana metode denoising ini mampu menjadi alternatif dari bandpass filter konvensional dalam domain waktu. Metode denoising ini tidak langsung menjumlahkan IMF yang di pakai atau membuang IMF yang tidak diapakai, namun metode ini

menggunakan proses *tresholding* dalam setiap IMFnya. Proses *tresholding* yang dilakukan juga bukan menggunakan tresholding langsung atau *direct tresholding* namun menggunakan teknik interval *tresholding* dimana *tresholding* dilakukan pada interval antara *local maxima* dan *minima* sehingga hasil tresholding lebih *smooth*. Dalam paper ini, dilakukan percobaan pada studi kasus mikroseismik untuk memverifikasi teknik yang diajukan.



Gambar 2. 2 Perbedaan antara IMF interval tresholding dan direct tresholding.(a) IMF dari event microseismik. (b) hasil direct tresholding. (c) hasil interval tresholding. Interval tresholding menjaga fitur smooth yang dimiliki IMF sedangkan direct tresholding menciptakan beberapa diskontinuitas yang tidak dibutuhkan. Kotak merah menandakan kelebihan dari interval tresholding.



Gambar 2. 3 Contoh sinyal sintetik dengan S/N rendah. (a) sinyal Noise-free, (b) *Noisy signal* dengan S/N = 1, (c) sinyal setelah dilakukan bandpass filter, (d) sinyal setelah dilakukan EEMD tresholding, (e) sinyal setelah dilakukan *basis pursuit*.

Teknik Interval adaptive thresholding yang diajukan oleh (Han dan van der Baan, 2015) menghasilkan rekonstruksi sinyal yang lebih halus sehingga hasil rekonstruksi memiliki kualitas yang lebih baik sehingga teknik ini digunakan dalam penilitian ini.

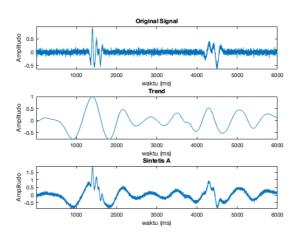
BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Data

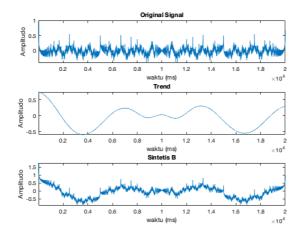
Data yang digunakan pada tugas akhir ini merupakan data sintetik dan data Lapangan berupa data primer. Data lapangan berupa rekaman seismik pasif komponen vertikal sebanyak 2 data pada stasiun SBA03 dan SBA04 yang berlokasi di Surabaya sedangkan data sintetik yang digunakan adalah sinyal yang frekuensinya dibuat mirip dengan data lapangan lalu ditambahkan noise sintetik terdefinisi sebanyak 4 data sintetis.

3.1.1 Data sintetis

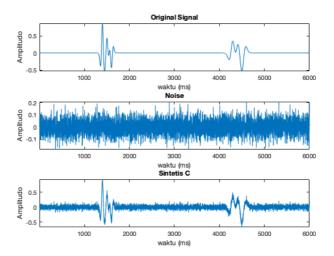
Data sintetis pada penelitian ini dibuat dengan menggunakan program Matlab dimana sinyal asli tanpa noise dihasilkan dengan menggabungkan beberapa jenis sinyal serta melakukan proses konvolusi dengan wavelet, lalu kemudian pada data sintetis A dan B ditambahkan trend dan data sintetis C dan D ditambahkan gaussian noise dengan SNR sebesar 5db. Pada gambar 3.1 terlihat bahwa pada gambar atas merupakan sinyal asli yang telah dibuat kemudian pada gambar tengah menunjukan trend yang akan ditambahkan pada sinyal asli dan gambar bawah menunjukan data sintetis A yang sudah ditambahkan trend, proses yang sama juga dilakukan pada data sintetis B pada gambar 3.2. Kemudian pada data sintetis C dan D pada gambar 3.3 dan 3.4 terlihat bahwa proses yang dilakukan sama namun noise yang ditambahkan berbeda, dimana pada data sintetis C dan D noise yang ditambahkan adalah gaussian noise dengan SNR terdefinisi yaitu 5dB.



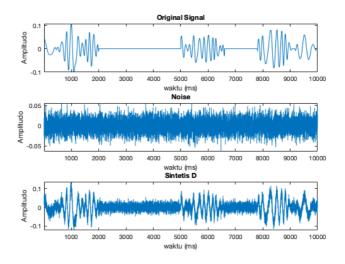
Gambar 3. 1 Pembuatan data sintetis A



Gambar 3. 2 Pembuatan data sintetis B

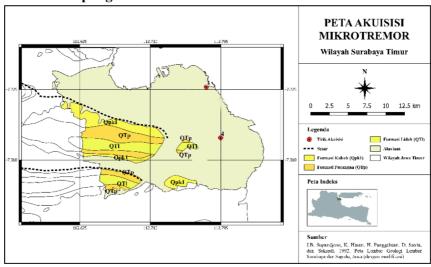


Gambar 3. 3 Pembuatan data sintetis C



Gambar 3. 4 Pembuatan data sintetis D

3.1.2 Data lapangan

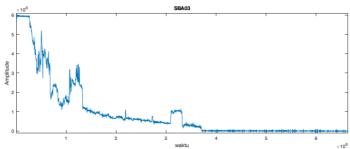


Gambar 3. 5 Stasiun Pengamatan Data Seismik Multikomponen

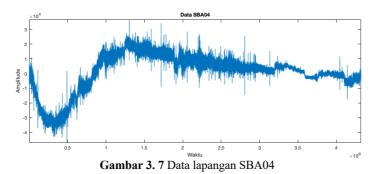
Gambar 3.1 menunjukkan lokasi stasiun pengamatan. Stasiun pengamatan memiliki pola yang rapat di bagian tengah dan disertai dengan 6 stasiun yang tersebar di bagian luar.

Tabel 3. 1 Daftar Nama dan Lokasi Stasiun Pengamatan

No	Koordinat-	Koordinat-Y	Nama	Kota/Kabupate
	X		Tempat	n
SBA03	7°13'9.95"S	112°45'59.77"	SMPN 31,	Surabaya
		Е	Kec.	-
			Kenjeran	
SBA04	7°14'34.69"	112°47'23.58"	SMPN 18,	Surabaya
	S	Е	Kec. Bulak	



Gambar 3. 6 Data Lapangan SBA03



3.2 Perangkat Lunak

Penelitian ini menggunakan perangkat lunak untuk membantu pengolahan data. Perangkat lunak yang digunakan dijelaskan pada tabel 3.1

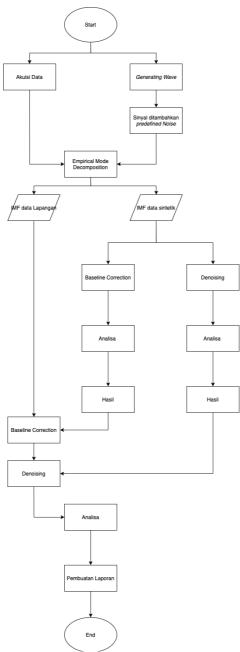
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak yang digunakan dalam penelitian

Ms. Word 2016	Program pengolahan Kata
Ms. Excel 2016	Program manajemen data numerik

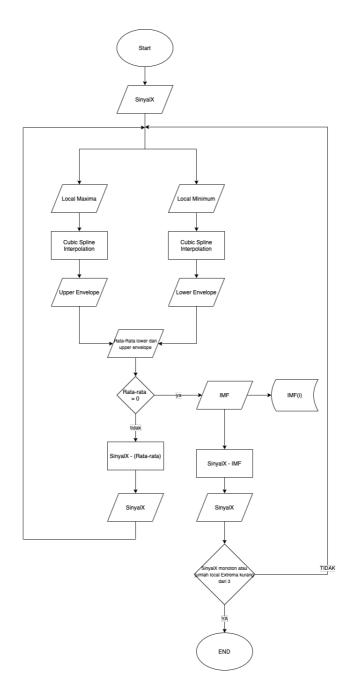
	Matlab	Program pengolah numerik
--	--------	--------------------------

3.3 Diagram Alir Penelitian

Tugas akhir ini dikerjakan dengan alur pengerjaan yang tertera pada diagram dibawah



Gambar 3. 8 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3. 9 Diagram Alir EMD

3.4 Prosedur Penelitian

3.4.1 Persiapan Data

Data terdiri dari 2 jenis, data lapangan dan data sintetis. Data lapangan merupakan data mikroseismik komponen vertikal dengan eksistensi EHZ, sedangkan data sintetik dihasilkan dengan program matlab. Data lapangan yang digunakan sebanyak 2 data, masing masing tiap komponen.

3.4.2 Empirical Mode Decomposition

Data selanjutnya didekomposisi dengan menggunakan teknik *EMD*. Proses dekomposisi ini dilakakukan pada setiap data yang ada. Proses ini mengahsilkan subsinyal yang disebut IMF. Adapun alur kerja EMD adalah sebagai berikut:

3.4.2.1 Penentuan Ekstrema

Langkah pertama yang dilakukan adalah penentuan ekstrema, ekstrema terbagi menjadi 2: local maxima dan local minima. Local maxima merupakan nilai maksimum diantara dua buah *zero-crossing*, local minima adalah nilai minimum diantrara dua buah *zero-crossing*.

3.4.2.2 Interpolasi

Selanjutnya, local maxima dan minima dilakukan interpolasi. Pada umumnya interpolasi yang digunakan adalah *cubic-spline interpolation*. Proses interpolasi ini menghasilkan *envelope*, dimana hasil interpolasi local maxima disebut *upper enveloper* dan hasil interpolasi local minima disebut *lower envelope*.

3.4.2.3 Rata-rata envelope

Upper dan lower envelope yang dihasilkan lalu dijumlahkan lalu dibagi dua atau dirata-ratakan. Proses ini menghasilkan sinyal baru, dimana sinyal ini dapat dikatakan jika IMF memenuhi dua kondisi: 1) jumlah extrema dan jumlah zero-crossings sama atau beda satu dan 2) pada titik manapun, nilai rata rata envelepe yang didefinisikan oleh local maxima dan minimum adalah nol.

3.4.2.4 IMF

Rata-rata *upper* dan *lower envelope* jika sudah memenuhi 2 kondisi diatas, maka bisa disebut sebagai IMF pertama, namun jika belum memenuhi maka rata-rata tersebut akan disubtraksi dari sinyal awal, dan hasilnya akan dilakukan proses dekomposisi EMD lagi hingga menghasilkan rata-rata envelope, proses pengulangan ini disebut *sifting*. Proses ini akan dilakukan terus hingga kondisi IMF terpenuhi, jika kondisi sudah terpenuhi maka rata-rata envelope tersebut dikatakan sebagai IMF pertama. Selanjutnya sinyal awal

dikurangi dengan IMF pertama, hasilnya akan dianggap sebagai sinyal awal dan proses *sifting* akan dilakukan hingga menghasilkan sinyal yang monoton atau sudah tidak memenuhi syarat kondisi IMF, sinyal ini disebut residu

3.4.3 Koreksi baseline

Proses dekomposisi EMD pada data menghasilkan IMF, pada tahap ini IMF dianalisa keterkaitanya dengan trend pada data. Analisa dilakukan secara kualitatif dan kuantitatif secara visual dan melalui uji kinerja dengan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi, serta diamati hubungan trend dengan nilai CMSE dari tiap IMF. Percobaan dilakukan pada data sintetis A dan B.

3.4.4 Denoising

Proses dekomposisi EMD pada data menghasilkan IMF, pada tahap ini IMF dianalisa keterkaitanya dengan noise pada data. Analisa dilakukan secara kualitatif dan kuantitatif secara visual dan melalui uji kinerja dengan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi, serta diamati hubungan noise dengan nilai CMSE dari tiap IMF. Percobaan dilakukan pada data sintetis C dan D.

3.4.5 Aplikasi

Analisis yang dilakukan menjelaskan hubungan atau keterkaitan IMF dengan *noise* ataupun *trend*, sehingga dihasilkan tahapan dalam koreksi *baseline* dan *denoising* data dengan berdasarkan teknik EMD. Teknik dan tahapan yang didapat lalu diaplikasikan pada dua data lapangan: SBA03 dan SBA04. Hasil koreksi *baseline* dan detrending yang dilakukan lalu dianalisa secara kualitatif.

3.4.6 Uji Kinerja

Uji kinerja dilakukan untuk mengetahui kemampuan atau kinerja dari koreksi *baseline* dan *denoising* berdasarkan teknik EMD. Kinerja dari koreksi *baseline* dan *denoising* berdasarkan EMD akan dibandingkan dengan teknik konvensional seperti Polynomial detrending dan Lowpass filter.

Halaman ini sengaja dikosongkan

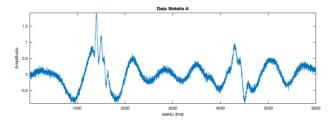
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil dekomposisi EMD

Dilakukan dekomposisi EMD pada 4 data sintetis A, B, C, dan D dan 2 data lapangan stasiun SBA03 dan SBA04. Proses dekomposisi EMD mengahasilkan subsinyal yang disebut IMF. Setiap data independen, sehingga menghasilkan IMF yang memiliki jumlah dan nilai yang berbeda setiap data. Data didekomposisi hingga tersisisa residual yang sudah tidak bisa didekomposisi lagi menurut syarat EMD.

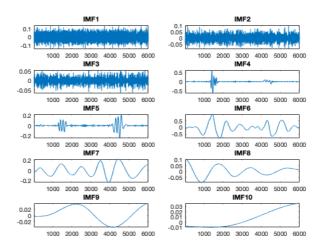
4.1.1 Data sintetis A

Data sintetis A dihasilkan melalui proses yang dilakukan pada gambar 3.1. Data sintetis A kemudian di dekomposisi dengan menggunakan teknik EMD sehingga menghasilkan IMF pada gambar 4.2, proses ini menghasilkan 10 buah IMF



Gambar 4. 1 Data sintetis A

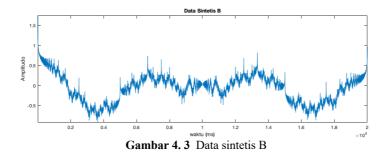
Proses dekomposisi menghasilkan 10 IMF sebagai berikut:



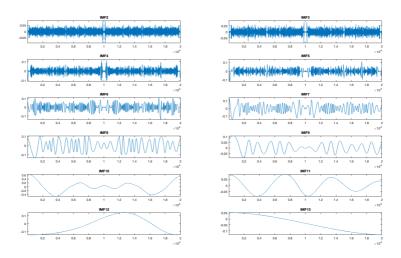
Gambar 4. 2 IMF data Sintetis A

4.1.2 Data sintetis B

Data sintetis B dihasilkan melalui proses yang dilakukan pada gambar 3.2. Data sintetis B kemudian di dekomposisi dengan menggunakan teknik EMD sehingga menghasilkan IMF pada gambar 4.4, proses ini menghasilkan 13 buah IMF



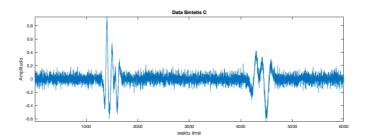
Proses dekomposisi menghasilkan 13 IMF sebagai berikut:



Gambar 4. 4 IMF data Sintetis B.

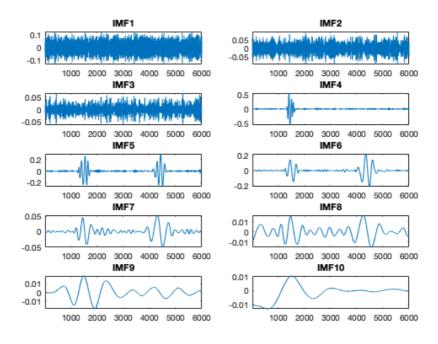
4.1.3 Data sintetis C

Data sintetis C dihasilkan melalui proses yang dilakukan pada gambar 3.3. Data sintetis A kemudian di dekomposisi dengan menggunakan teknik EMD sehingga menghasilkan IMF pada gambar 4.6, proses ini menghasilkan 10 buah IMF



Gambar 4.5 Data sintetis C

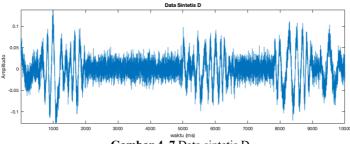
Proses dekomposisi menghasilkan 10 IMF sebagai berikut:



Gambar 4. 6 IMF Data Sintetis C

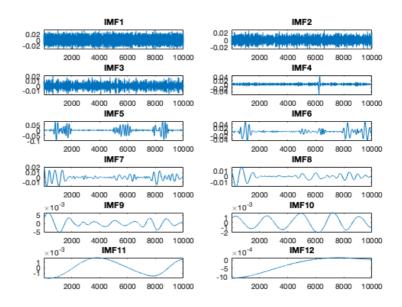
4.1.4 Data sintetis D

Data sintetis D dihasilkan melalui proses yang dilakukan pada gambar 3.4. Data sintetis D kemudian di dekomposisi dengan menggunakan teknik EMD sehingga menghasilkan IMF pada gambar 4.8, proses dekomposisi ini menghasilkan 12 buah IMF



Gambar 4. 7 Data sintetis D

Proses dekomposisi menghasilkan 12 IMF sebagai berikut:



Gambar 4. 8 IMF data Sintetis D

Dari hasil dekomposisi EMD pada keempat data sintetis A, B, C dan D dapat diamati bahwa dengan bertambahnya orde IMF maka *frequency content* akan semakin berkurang dan setiap data yang berbeda maka akan menghasilkan jumlah dan skala IMF yang berbeda

4.2 Pembahasan

Proses dekomposisi EMD yang dilakukan pada 4 buah data sintetis (A, B, C, dan D) menghasilkan subsinyal IMF yang berbeda jumlah maupun nilainya. Pada data sintetis A, EMD menghasilkan 10 IMF, data sintetis B menghasilkan 13 IMF, data sintetis C menghasilkan 11 buah IMF, dan data sintetis D menghasilkan 12 IMF. Dari IMF yang dihasilkan dapat dilihat bahwa dekomposisi EMD menghasilkan kumpulan subsinyal yang independent atau berasal dari sinyal itu sendiri. IMF yang dihasilkan jika dijumlahkan akan menghasilkan data orisinil sebelum dilakukan dekomposisi EMD.

IMF yang dihasilkan memiliki hubungan dengan *frequency content*, dimana orde IMF kecil berkaitan dengan sinyal dengan frequency tinggi dan akan menurun seiring dengan bertambahnya orde IMF, sehingga bisa dikatakan

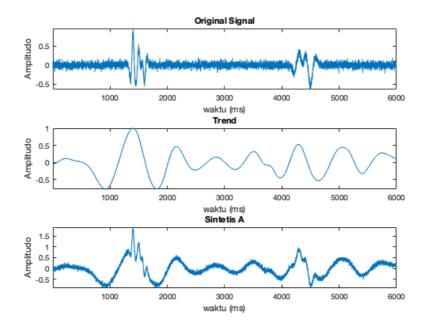
proses dekomposisi EMD mendekomposisi sinyal menjadi subsinyal berdasarkan frekuensi, sehingga EMD bisa dikatakan sebagai *Dyadic Bank Filter*. Informasi inilah yang menjadi dasar *denoising* dan *Detrending* dengan menggunakan teknik dekomposisi EMD.

4.2.1 Koreksi Baseline

Informasi yang dimiliki oleh IMF yang dihasilkan oleh dekomposi EMD, menjadi dasaran dalam melakukan koreksi data. Koreksi baseline merupakan koreksi yang dilakukan untuk menghilangkan baseline yang dimiliki oleh data, atau biasanya disebut dengan proses detrending. Detrending merupakan langkah yang seringkali dilakukan dalam signal processing. Dalam metode mikroseismik khususnya dalam metode seismic interferrometri, dimana metode ini memanfaatkan ambient noise alami yang direkam. Ambient noise diketaui memilik kaitan erat dengan sinyal dengan frekuensi tinggi sehingga sinyal dengan frekuensi rendah dianggap sebagai noise atau tidak digunakan, sehingga koreksi baseline atau detrending merupakan salah satu langkah penting dalam metode seismic interferrometri. Suatu sinyal yang memilik trend,jika diplot distribusi datanya atau dilakukan plot historgram, maka akan menampilkan persebaran data yang kurang terdistribusi normal atau bisa dikatakan tidak zero-centris. Tujuan dilakukannya koreksi baseline pada sinyal mikroseismik adala untuk mengeleminasi trend sehingga data terdistribusi normal dan zero-centris.

Data sintetis A dan B merupakan data sintetis yang dibuat dengan menambahkan trend pada data. Data kemudian di dekomposisi menggunakan EMD, selanjutnya IMF yang dihasilkan dianalisa kaitanya dengan trend. IMF dengan orde besar memiliki kaitan dengan trend sehingga dilakukan rekonstruksi sinyal tanpa IMF terakhir atau residual hingga IMF tertentu dimana hasil rekonstruksi sinyal mendekati sinyal asli.

4.2.1.1 Analisis koreksi baseline

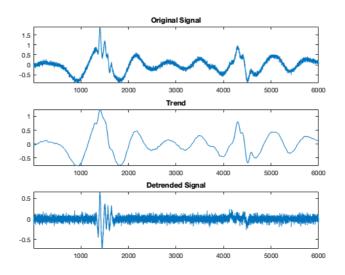


Gambar 4. 9 Pembuatan data sintetis A: Sinyal asli (atas), Trend yang ditambahkan (tengah), Data sintetis A (bawah)

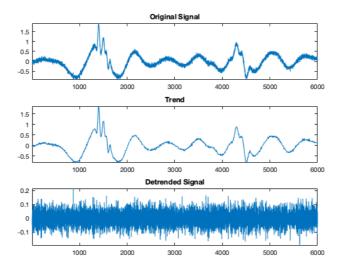
Percobaan dilakukan dengan merekonstruksi sinyal dengan menggunakan parameter tr berbeda,

$$\sum_{k=1}^{tr-1} IMF_k$$

tr merupakan parameter yang yang menentukan batas rekonstruksi sinyal. Pada data sintetis A digunakan 4 parameter *tr* berbeda: 10,8,5 dan 3 sebagai sampel untuk melakukan analisis kualitatif secara visual.



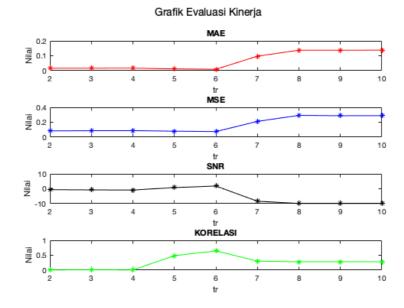
Gambar 4. 10 Rekonstruksi sinyal dengan tr = 5



Gambar 4. 11 Rekonstruksi sinyal dengan tr = 3.

Gambar 4.10 dan 4.11 merupakan contoh hasil rekonstruksi Dengan menggunakan parameter tr = 5 dan 3, dimana gambar atas merupakan sinyal

yang mengandung trend, gambar tengah merupakan trend yang dihilangkan dari data dan gambar bawah merupakan hasil rekonstruksi atau hasil dari proses detrending. Dari hasil rekonstruksi sinyal dapat diamati perbedaan secara visual, dimana rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah rekonstruksi dengan tr = 5 (Gambar 4.10) Analisa kuantitatif dilakukan dengan menggunakan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi.



Gambar 4. 12 Grafik Evaluasi Kinerja

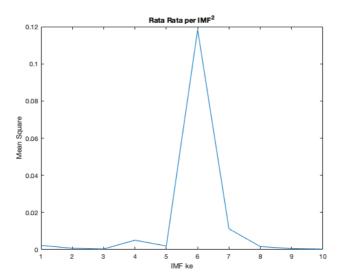
Tabel 4. 1 Tabel Analisa Kuantitatif

	TR					
	3	4	5	6	7	
MAE	0.017	0.017	0.011	0.008	0.117	
MSE	0.086	0.087	0.079	0.072	0.259	
SNR	-0.805	-0.855	1.077	2.270	-9.215	
Korelasi	0.002	0.008	0.526	0.693	0.300	

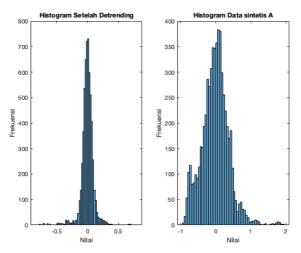
Dari Analisa kualitatif secara visual dapat dilihat bahwa parameter tr yang menghasilkan rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah tr = 5, sehingga dilakukan Analisa kuantitatif dengan range -2 dan 2 dari tr = 5. Dari

Analisa yang dilakukan parameter tr=6 menghasilkan rekonstruksi terbaik dengan MAE dan MSE terkecil dan SNR dan Korelasi terbesar. Hal ini juga dibuktikan melalui grafik evaluasi kinerja pada gambar 4.12, terlihat bahwa ketika nilai parameter tr=6, nilai MAE dan MSE berada pada nilai terendah dan nilai SNR dan Korelasi berdada pada nilai tertinggi.

Analisa kuantitatif selanjutnya dilakukan dengan membandingkan nilai CMSE. Pada gambar 4.13 diamati bahwa pada IMF ke 6 dimana nilai *tr* yang digunakan menghasilkan rekonstruksi sinyal dengan hasil terbaik memiliki nilai CMSE tertinggi dimana pada IMF 1 sampai 5 terlihat bahwa nilai CMSE cenderung stabil mendekati angka nol, namun ketika memasuki IMF ke 6 nilai CMSE beranjak naik secara signifikan. Fenomena ini menandakan nilai CMSE memiliki keterkaitan dengan adanya trend pada data.



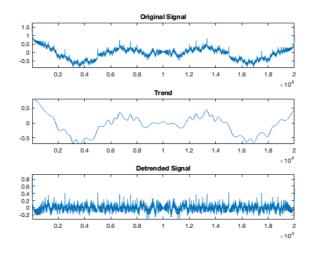
Gambar 4. 13 Grafik nilai CMSE



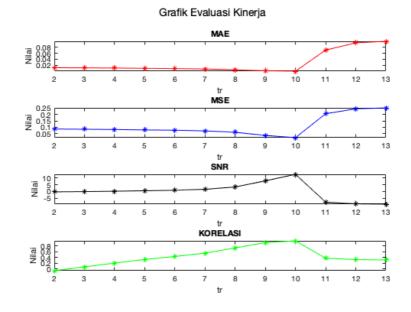
Gambar 4. 14 Perbandingan Histogram Data sebelum (kanan) dan sesudah Detrending (kiri).

Dari perbandingan histogram sebelum dan sesudah dilakukan koreksi *baseline* pada gambar 4.14, dapat diamati bahwa distribusi nilai setelah koreksi lebih terdistribusi normal dan lebih bersifat *zero-centris*, yang merupakan tujuan dilakukan koreksi *baseline* pada data.

Percobaan juga dilakukan pada data sintetis B dengan alur kerja yang sama untuk memvalidasi analisis yang didapatkan dari percobaan pada data sintetis A. Pada data sintetis B digunakan 4 parameter tr berbeda: 6, 8, 11 dan 13 sebagai sampel untuk melakukan analisis kualitatif secara visual. Dari hasil rekonstruksi sinyal dapat dilihat perbedaan secara visual, dimana rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah rekonstruksi dengan tr = 8 (Gambar 4.15). Analisa kuantitatif dilakukan dengan menggunakan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi.



Gambar 4. 15 Rekonstruksi sinyal dengan tr = 8

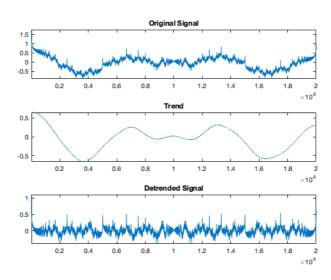


Gambar 4. 16 Grafik evaluasi kinerja

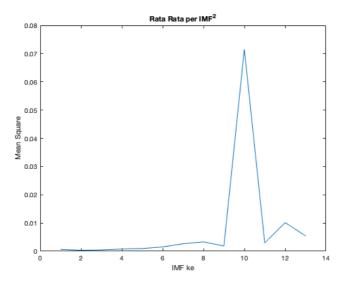
Tabel 4. 2 Analisa Kuantitatif

	TR					
	6	7	8	9	10	
MAE	0.009	0.008	0.005	0.002	0.001	
MSE	0.077	0.071	0.060	0.036	0.018	
SNR	0.874	1.532	3.287	7.864	12.682	
Korelasi	0.432	0.548	0.729	0.914	0.974	

Berdasarkan analisis kualitatif secara visual dapat diamati bahwa parameter tr yang menghasilkan rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah tr=8, sehingga dilakukan Analisa kuantitatif dengan rentang -2 dan 2 dari tr=8. Dari Analisa yang dilakukan parameter tr=10 (Gambar 4.17) menghasilkan rekonstruksi terbaik dengan MAE dan MSE terkecil dan SNR dan Korelasi terbesar. Jika diamati dari grafik evaluasi kinerja parameter tr dengan nilai 10 juga menghasilkan nilai MAE dan MSE terkecil serta SNR dan Korelasi terbesar. Analisa kuantitatif selanjutnya dilakukan dengan membandingkan CMSE tiap IMF

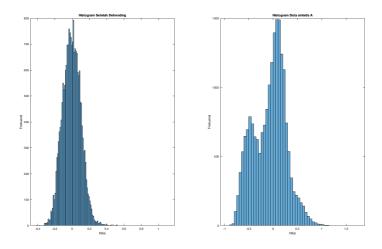


Gambar 4. 17 Rekonstruksi sinyal dengan tr = 10



Gambar 4. 18 Grafik CMSE

Nilai mean square terbesar berada pada IMF ke 10, yang memiliki korelasi dengan nilai tr yang digunakan dalam rekonstruksi sinyal dengan hasil terbaik. Dapat dilihat pada gambar 4.17 dimana gambar atas merupakan sinyal sebelum di detrending, gambar tengah merupakan trend yang dieliminasi dari data, kemudian gambar bahwa merupakan hasil rekonstruksi. Fenomena yang terjadi pada data sintetis B hampir sama dengan yang terjadi pada data sintetis A, dimana jika diamati dari grafik CMSE, terlihat nilai CMSE sebelum tr = 10 stabil mendekati nol, namun beranjak naik secara signifikan pada IMF ke 10, menandakan IMF ini menyebabkan data sintetis B tidak terdistribusi secara normal yang dikorelasikan sebagai trend pada data. Dari perbandingan histogram sebelum dan sesudah dilakukan koreksi baseline (Gambar 4.19), dapat dilahat bahwa distribusi nilai setelah koreksi lebih terdistribusi normal dan lebih bersifat zero-centris, yang merupakan tujuan dilakukan koreksi baseline pada data.



Gambar 4. 19 Perbandingan Histogram Data sebelum (kanan) dan sesudah Detrending (kiri).

4.2.1.2 Hasil analisis koreksi baseline

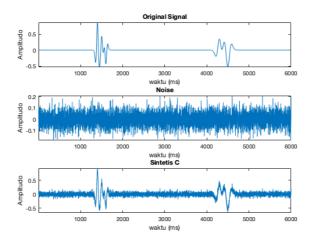
Dari kedua percobaan pada data sintetis A dan B diatas, didapatkan beberapa analisis. Terbukti bahwa IMF dengan orde besar berkaitan dengan subsinyal dengan frekuensi rendah, yang dapat dikaitkan dengan trend pada data. Kemudian untuk menentukan IMF mana yang berkorelasi dengan trend pada data, berdasarkan percobaan diatas metode yang bisa digunakan untuk menentukan parameter tr adalah perbandingan nilai kuadrat rata-rata atau mean-square IMF, dimana pada data sintetis A dan B diatas kuadrat rata-rata IMF dengan nilai terbesar merupakan nilai terbaik sebagai parameter tr. Hal ini disebabkan oleh syarat IMF itu sendiri dimana nilai rata-rata pada suatu IMF adalah nol atau mendekati nol, sehingga ketika nilai rata-rata bernilai besar menandakan bahwa pada IMF tersebut nilai data sangat bervariasi yang mana berdasarkan analisa yang dilakukan, erat kaitanya dengan sinyal yang menyebabkan suatu data tidak. Terdistribusi normal atau tidak zero-centris.

Analisis yang didapat dari percobaan yang dilakukan pada data sintetis A dan B menghasilkan tahapan atau alur kerja dalam koreksi data, yang dalam percobaan ini adalah koreksi *baseline* atau *detrending*. Adapun tahapan tersebut secara berurut adalah: Dekomposisi menggunakan teknik EMD, Analisa CMSE, penentuan parameter *tr*, dan rekonstruksi menggunakan persamaan.

4.2.2 Denoising

Sama seprerti koreksi baseline atau detrending, informasi yang dimiliki oleh IMF yang dihasilkan oleh dekomposisi EMD, menjadi dasaran dalam melakukan proses denoising. Denoising merupakan suatu proses yang dilakukan dalam signal processing untuk mengeleminasi noise pada suatu data. Denoising merupakan langkah yang seringkali dilakukan dalam signal processing. Dalam pengolahan data seismic denoising sering kali digunakan untuk meningkatkan kualitas data, begitu juga dalam microseismic, data dengan SNR yang kecil mempengaruhi akurasi dan reliability dari hasil processing dan interpretasinya definisi noise yang digunakan dalam percobaaan ini adalah noise dengan frekuensi tinggi. Data sintetis C dan D merupakan data sintetis yang dibuat dengan menambahkan noise pada data. Data kemudian didekomposisi menggunakan EMD, selanjutnya IMF yang dihasilkan dianalisa kaitanya dengan noise. IMF dengan kecil berkaiatan dengan noise sehingga dilakukan rekonstruksi sinyal tanpa IMF awal hingga IMF tertentu yang hasil rekonstruksinya mendekati sinyal asli.

4.2.2.1 Analisis Denoising

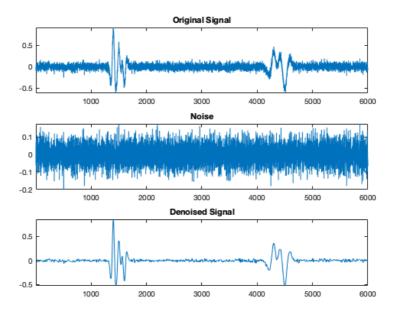


Gambar 4. 20 Data sintetis C

Percobaan dilakukan dengan merekonstruksi sinyal dengan menggunakan parameter *ns* berbeda,

$$\sum_{k=ns}^{K} IMF_k$$

tr merupakan parameter yang yang menentukan batas rekonstruksi sinyal. Pada data sintetis A digunakan 4 parameter tr berbeda: 1,3,4 dan 5, Dari hasil rekonstruksi sinyal dapat dilihat perbedaan secara visual, dimana rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah rekonstruksi dengan ns=3. Analisa kuantitatif dilakukan dengan menggunakan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi. Hasil rekonstruksi dapat dilihat pada gambar 4.21 dimana gambar atas merupakan data sintetis C yang mengandung noise, gambar tengah merupakan noise yang dieliminasi dari data sintetis C dan gambar bawah merupakan gambar hasil denoising dengan menggunakan parameter ns=3



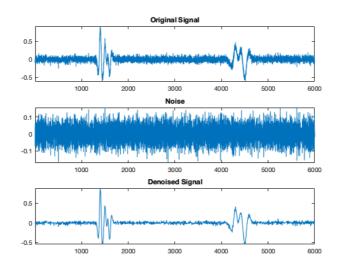
Gambar 4. 21 Rekonstruksi sinyal dengan ns = 3

Tabel 4. 3 Uji kinerja Denoising berdasarkan parameter ns

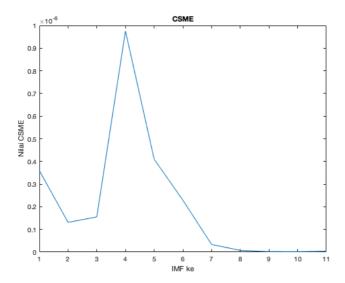
		NS		
1	2	3	4	5

MAE	0.0014	0.0006	0.0009	0.0068	0.0084
MSE	0.0301	0.0202	0.0177	0.0252	0.0320
SNR	8.7340	12.1985	10.7531	1.9652	1.0537
Korelasi	0.9385	0.9707	0.9571	0.6127	0.4647

Dari Analisa kualitatif secara visual dapat dilihat bahwa parameter ns yang menghasilkan rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah ns = 3 (Gambar 4.21), sehingga dilakukan Analisa kuantitatif dengan rentang -2 dan 2 dari tr = 8. Dari uji kinerja yang dilakukan parameter ns = 2 menghasilkan rekonstruksi terbaik dengan MAE dan MSE terkecil dan SNR dan Korelasi terbesar. Analisa kuantitatif selanjutnya dilakukan dengan membandingkan nilai CMSE (Consecutive Mean Square Error). Hasil rekonstruksi dapat dilihat pada gambar 4.22 dimana gambar atas merupakan data sintetis C yang mengandung noise, gambar tengah merupakan noise yang dieliminasi dari data sintetis C dan gambar bawah merupakan gambar hasil denoising dengan menggunakan parameter ns = 2.



Gambar 4. 22 Rekonstruksi sinyal dengan ns = 2

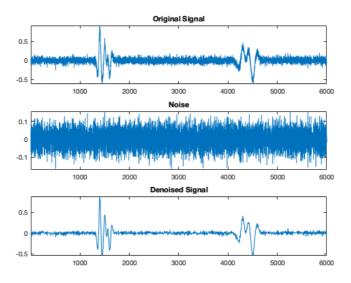


Gambar 4. 23 Grafik CMSE IMF

Dari Grafik CMSE pada gambar 4.23 dapat diamati, IMF ke-2 yang merupakan IMF yang menghasilkan hasil rekonstruksi terbaik berdasarkan uji kinerja yang dilakukan memiliki nilai terendah pada 5 IMF pertama dan atau nilai terendah ketika nilai CMSE beranjak turun mulai IMF pertama hingga nilai CMSE mulai beranjak naik pada IMF berikutnya (IMF 3)

Rekonstruksi data yang dilakukan berdasarkan Analisa yang dilakukan sudah mengeliminasi noise yang terkandung didalam data, namun hasil rekonstruksi masih bisa ditingkatkan kualitasnya sehingga mendekati sinyal asli sebelum ditambkan noise. *Tresholding* merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk meningkatkan kualitas hasil rekonstruksi. Umumnya teknik thresholding berfungsi seperti gerbang, diberikan sebuah nilai yang disebut threshold yang mana jika nilai pada data lebih dari threshold maka nilai tersebut tetap, sedangkan jika nilai dibawah threshold maka akan menjadi nol, teknik ini dinamakan *hard thresholding*. Teknik ini dapat diaplikasikan dengan melakukan thresholding pada setiap IMF yang digunakan dalam proses rekonstruksi.

Penentuan threshold menggunakan teknik *adaptive thresholding* yang merupakan teknik perhitungan threshold yang berbeda setiap data, dimana data disini adalah IMF, sehingga threshold tk pada setiap IMF berbeda yang ditentukan berdasarkan persamaan yang dirumuskan oleh (Kopsinis dan McLaughlin, 2009), Dengan mengkalkulasi energi *white noise* yang ada pada setiap IMF, lalu berdasarkan energy tersebut, dengan menggunakan persamaan 2.14, Maka didapatkan threshold per IMF, setelah itu dilakukan proses thresholding lalu IMF hasil thresholding di rekonstruksi.



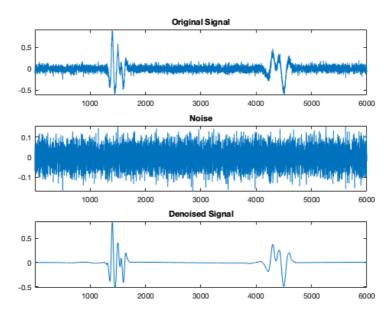
Gambar 4. 24 Hasil Rekonstruksi dengan menggunakan Adaptive Tresholding

Tabel 4. 4 Nilai Uji kinerja Adaptive tresholding

MAE	MSE	SNR	Korelasi
0.0006	0.01956	12.3832	0.9720

Berdasarkan gambar 4.24 diatas tidak begitu terlihat perbedaan antara adaptive thresholding dan juga metode rekonstruksi langsung, namun pada tabel uji kinerja diatas terdapat perbedaan kecil, dimana metode adaptive thresholding lebih unggul walaupun perbedaan tidak begitu signifikan.

Kualitas hasil *denoising* masih bisa ditingkatkan lagi dengan menggunakan tenik yang diajukan (Kopsinis dan McLaughlin, 2009), yang merupakan pengembangan teknik thresholding. Teknik ini dimanakan interval thresholding. Interval thresholding merupakan proses thresholding yang dilakukan diantara local maxima dan local minima suatu data. Teknik ini juga dilakukan pada tiap IMF dengan menggunakan Treshold Adaptive yang sama.



Gambar 4. 25 Rekonstruksi sinyal dengan menggunakan Interval Adaptive thresholding

Secara visual terlihat bahwa teknik ini memberikan hasil terbaik dimana hasil rekonstruksi hamper terlihat sama dengan data asli.

Tabel 4. 5 Nilai Uji kinerja Adaptive tresholding

MAE	MSE	SNR	Korelasi
0.000086	0.006563	20.916354	0.995956

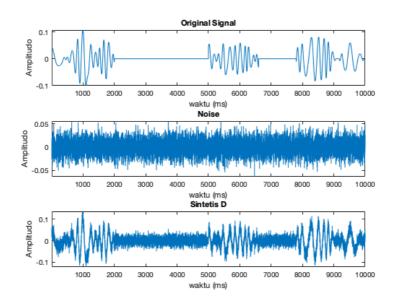
Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa metode ini memiliki kinerja paling baik dibandingkan teknik Rekosntruksi langsung maupun adaptive thresholding.

Tabel 4. 6 Perbandingan Kinerja

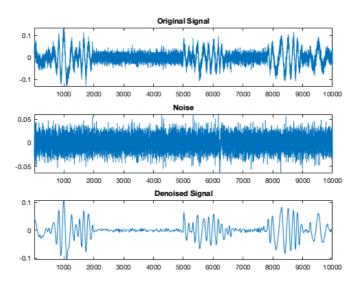
	Rekonstruksi Langsung	Adaptive Tresholding	Interval Adaptive Tresholding
MAE	0.0006	0.0006	0.000086
MSE	0.0202	0.01956	0.006563
SNR	12.1985	12.3832	20.916354

Korelasi 0.9707	0.9720	0.995956
-----------------	--------	----------

Percobaan juga dilakukan pada data sintetis D dengan alur kerja yang sama untuk memvalidasi analisis yang didapatkan dari percobaan pada data sintetis C. Percobaan pada data sintetis D menggunakan parameter ns = 2,3,4 dan 5



Gambar 4. 26 Data sintetis D



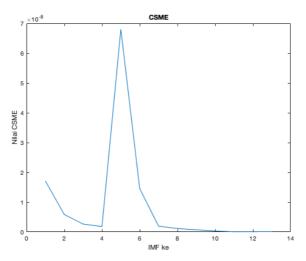
Gambar 4. 27 Rekonstruksi dengan ns = 4

Dari hasil rekonstruksi sinyal dapat dilihat perbedaan secara visual, dimana rekonstruksi sinyal yang paling mendekati sinyal asli adalah rekonstruksi dengan ns=4 Analisa kuantitatif dilakukan dengan menggunakan parameter MAE, MSE, SNR dan Korelasi. Hasil rekonstruksi dapat dilihat pada gambar 4.27 dimana gambar atas merupakan data sintetis D yang mengandung noise, gambar tengah merupakan noise yang dieliminasi dari data sintetis D dan gambar bawah merupakan gambar hasil denoising dengan menggunakan parameter ns=4

Tabel 4. 7 Uji Kinerja berdasarkan *ns*

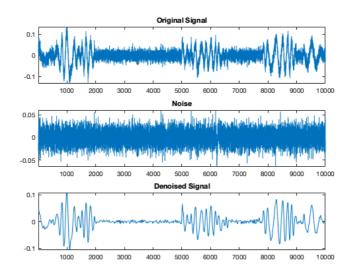
			NS		
	2	3	4	5	6
MAE	0.00005	0.00003	0.00002	0.00071	0.00079
MSE	0.00587	0.00422	0.00337	0.01482	0.01720
SNR	11.82191	14.69207	15.96400	0.62564	0.14598
Korelasi	0.96813	0.98316	0.98726	0.38438	0.18640

Dari tabel diatas terlihat bahwa dengan parameter ns = 4 hasil rekonstruksi terbaik didapatkan. Sehingga dianalisa korelasi nilai tersebut menggunakan grafik nilai CMSE.

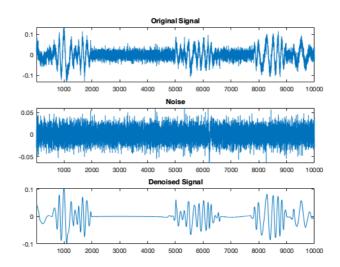


Gambar 4. 28 Grafik CMSE per IMF

Dari Grafik CMSE pada gambar 4.28 dapat dilihat, IMF ke 4 yang merupakan IMF yang menghasilkan hasil rekonstruksi terbaik berdasarkan Analisa kuantitatif yang dilakukan memiliki nilai terendah pada 5 IMF pertama dan juga merupakan IMF dengan nilai terendah sebelum nilai beranjak naik yang dimulai pada IMF ke 5, fenomena ini juga terjadi pada percobaan yang dilakukan pada data sintetis C, hal ini menandakan adanya keterkaitan antara *noise* yang terkandung dalam data dan juga nilai CMSE. Percobaan kemudian dilanjutkan dengan menggunakan teknik adaptive thresholding dan interval adaptive thresholding dengan parameter ns = 4 untuk meningkatkan kualitas data



Gambar 4. 29 Rekonstruksi menggunakan Adaptive thresholding



Gambar 4. 30 Rekonstruksi menggunakan Interval Adaptive thresholding

Tabel 4. 8 Perbandingan Kinerja

47

	Rekonstruksi Langsung	Adaptive Tresholding	Interval Adaptive Tresholding
MAE	0.00002	0.000021	0.000015
MSE	0.00337	0.003366	0.002633
SNR	15.96400	15.963997	17.372511
Korelasi	0.98726	0.987255	0.991004

Berdasarkan pengamatan kualitatif secara visual maupun tabel uji kinerja diatas, terlihat bahwa kinerja terbaik didapatkan dengan menggunakan teknik Interval adaptive thresholding.

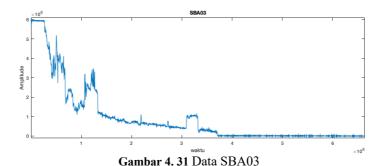
4.2.2.2 Hasil analisis Denoising

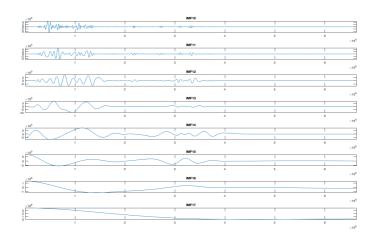
Dari kedua percobaan pada data sintetis C dan D diatas, didapatkan beberapa analisis, terbukti bahwa IMF dengan orde kecil atau IMF awal berkaitan dengan subsinyal dengan frekuensi tinggi, yang dapat dikaitkan dengan noise pada data. Kemudian untuk menentukan IMF mana yang berkorelasi dengan noise pada data, berdasarkan percobaan diatas metode yang bisa digunakan untuk menentukan parameter ns adalah perbandingan nilai CMSE, dimana pada data sintetis C dan D diatas CMSE dengan nilai terkecil pada 5 IMF pertama merupakan nilai terbaik sebagai parameter ns dimana nilai CMSE beranjak turun dari IMF pertama dan ketika CMSE mencapai nilai terkecil maka nilai CMSE akan beranjak naik. Fenomena ini, berdasarkan analisis yang diamati dari percobaan pada data sintetis C Dan D menandakan adanya korelasi antara noise dan CMSE setiap IMF sehingga parameter ns dapat dipilih sebagai parameter yang digunakan dalam denoising data. Noise yang digunakan dalam percobaan ini adalah white noise, karakteristik white noise sendiri memiliki intensitas konstan pada semua frekuensi namun memiliki rata-rata nol, sehingga dekomposisi EMD pada sinyal yang mengandung white noise akan menghasilkan IMF dengan rata-rata mendekati nol pada beberapa IMF pertama. Hal ini, menjadi dasaran dalam menentukan IMF mana yang berkorelasi dengan noise, dalam kedua percobaan yang dilakukan dengan mengggunakan data sintetis C dan D berdasarkan analisis nilai CMSE dikemukakan tahapan denoising data berdasarkan teknik EMD, tahapan terpenting adalah penentuan parameterns. Penentuan nilai parameter ns dapat dilakukan dengan melihat nilai CMSE terkecil pada 6 IMF pertama, dan juga dapat dilihat dari nilai CMSE dimana nilai beranjak turun dimulai dari IMF pertama dan akan beranjak naik, IMF sebelum nilai CMSE beranjak naik merupakan IMF yang digunakan sebagai parameter ns. Dari kedua percobaan diatas juga dapat dilihat teknik yang memliki kinerja sangat baik adalah teknik Interval Adaptive thresholding, dikarenakan proses thresholding dilakukan setiap zero-crossing pada data atau diantara setiap local maxima dan local minima yang bersebelahan. Teknik ini dapat meningkatkan SNR ratio dengan signifikan.

Analisis yang didapat dari percobaan yang dilakukan pada data sintetis C dan D menghasilkan tahapan atau alur kerja dalam *filtering* data, yang dalam percobaan ini adalah *denoising*. Adapun tahapan tersebut secara berurut adalah: Dekomposisi menggunakan teknik EMD, Analisa CMSE, penentuan parameter *ns*, dan rekonstruksi menggunakan persamaan serta untuk meningkatkan kualitas hasil rekonstruksi dapat digunakan teknik Adaptive treshodling maupun Interval Adaptive thresholding.

4.1.1 Data Lapangan.

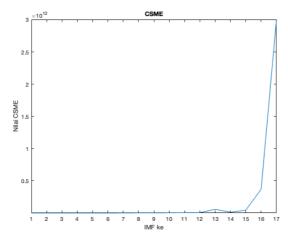
Teknik koreksi *baseline* dan *denoising* berdasarkan hasil dekomposisi EMD yang dilakukan pada data sintetis A, B, C dan D kemudian diterapkan pada data mikroseismik. Data yang digunakan adalah data rekaman mikroseismik di Surabaya dengan nama stasiun SBA03 yang akan diaplikasikan koreksi *baseline* atau detrending dan pada stasiun SBA04 dimana dilakukan *denosing* dan *detrending*. Data kemudian dilakukan dekomposisi EMD yang menghasilkan 17 buah IMF sebagai berikut:



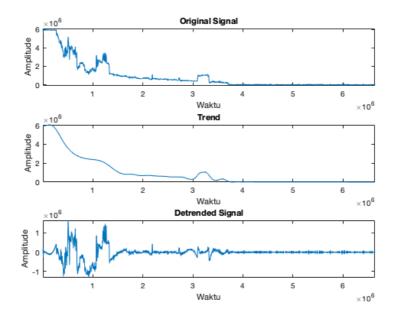


Gambar 4. 32 8 IMF terakhir hasil EMD pada SBA03

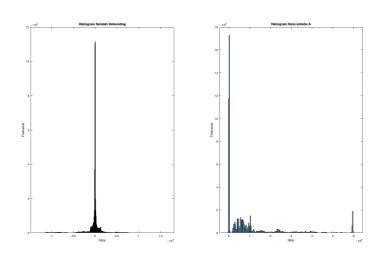
Selanjutnya dilakukan Analisa CMSE dari setiap IMF, terlihat bahwa pada IMF ke 13 nilai CMSE mengalami kenaikan dan turun pada IMF selanjutnya yaitu IMF 14, sehingga nilai parameter tr yang dipilih adalah 13 dikarenakan IMF terkait merupakan IMF pertama yang menyebabkan data tidak terdistribusi secara normal, jika dilihat dari grafik pada gambar 4.33, wajar jika parameter tr yang dipilih adalah 16 atau 15 namun pada IMF ke 13 terdapat lonjakan nilai yang berdasarkan analisa pada data sintetis A dan B merupakan IMF penyebab data tidak terdistribusi normal, sehingga parameter yang dipilih adalah tr = 13, dan juga secara visual hasil rekonstruksi terlihat lebih baik.



Gambar 4. 33 Grafik CMSE IMF

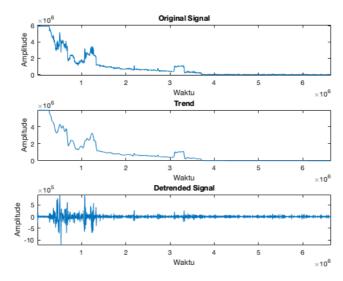


Gambar 4. 34 Hasil koreksi baseline dengan menggunakan tr = 13

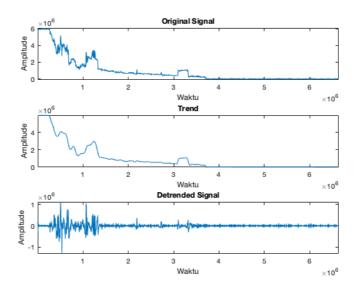


Gambar 4. 35 Perbandingan Histogram sebelum (kanan) dan sesudah koreksi (kiri) baseline

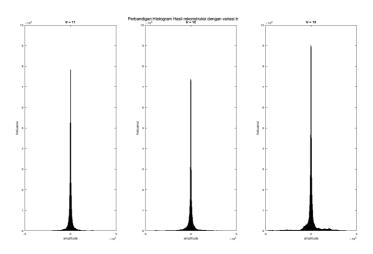
Terlihat pada perbandingan histrogram, distribusi sebelum dan sesudah koreksi *baseline* memiliki perbedaan yang cukup signifikan, dimana histogram setelah koreksi terdistribusi normal dan bersifat *zero-centris*. Hal ini menunjukan bahwa proses koreksi *baseline* atau detrending sudah cukup mengeliminasi trend pada data. Percobaan juga dilakukan dengan menggunakan parameter *tr* 11 dan 12.



Gambar 4. 36 Hasil koreksi *baseline* dengan menggunakan *tr* =11



Gambar 4. 37 Hasil koreksi *baseline* dengan menggunakan tr = 12

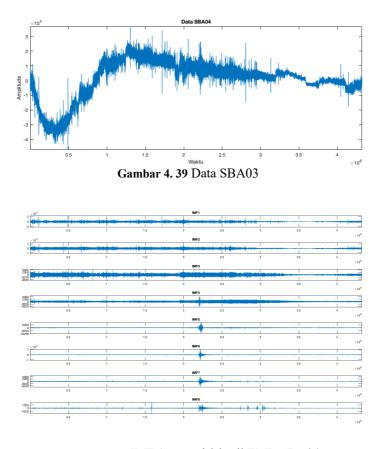


Gambar 4. 38 Perbandingan histogram tr = 11(kiri), 12(tengah) dan 13(kanan)

pada gambar 4.36 dan 4.37 jika dilakukan analisa secara kualitatif terlihat bahwa sinyal hasil detrending dengan parameter tr=11 menghasilkan sinyal yang paling baik karena dapat mengeliminasi semua trend yang ada pada data. Namun

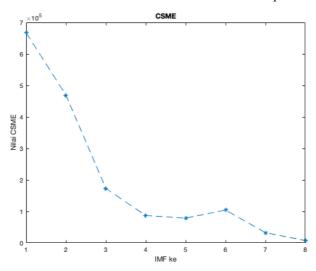
jika dianalisa melalui distribusi data pada plot histogram, terlihat bahwa perbedaan tidak nampak secara signifikan. Sehingga penentuan nilai *tr* berdasarkan analisis yang telah dilakukan hanya mengeliminasi trend shingga data terdistribusi normal dan bersifat *zero-centris*, oleh karena ini untuk mendapatkan hasil yang lebih baik secara kualitatif diperlukan evaluasi nilai *tr* secara manual.

Percobaan juga dilakukan pada data mikroseismik pada stasiun SBA04 untuk menerapkan konsep *denoising* dan *detrending* berdasarkan EMD. Data SBA04 kemudian didekomposisi dengan menggunakan teknik EMD, yang menghasilkan 17 buah IMF. IMF yang dihasilkan dipengaruhi oleh jumlah data, dikarenakan jumlah data pada SBA03 cukup besar yakni N = 4,320,216



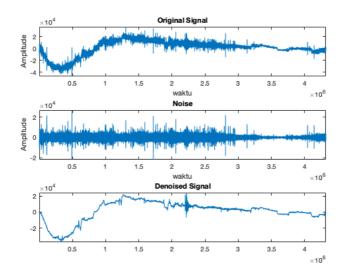
Gambar 4. 40 IMF 1 sampai 8 hasil EMD SBA04

Analisis nilai CMSE kemudian dilakukan untuk menentukan parameter ns



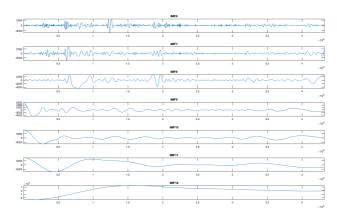
Gambar 4. 41 Grafik nilai CMSE

Dari grafik nilai CMSE diatas terlihat dari IMF pertama mengalami penurunan hingga IMF ke 5, pada IMF ke 6 nilai CMSE kembali naik dan turun pada IMF selanjutnya, sehingga nilai parameter yang diambil adalah 5. Kemudian dilakukan *denoising* dengan menggunakan teknik *Interval adaptive thresholding*.

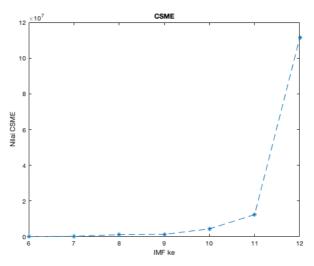


Gambar 4. 42 Hasil denoised dengan menggunakan metode Interval Adaptive Tresholding.

Terlihat bahwa kebanyakan noise telah terliminasi namun masih menyisakan *event* yang cukup penting dalam proses pengolahan berikutnya. Kemudian data hasil denoised, dilakukan koreksi *baseline* dengan menggunakan Dekomposisi EMD juga. Proses dekomposisi menghasilkan 12 IMF.

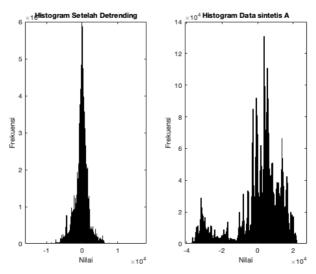


Gambar 4. 43 IMF hasil dekomposisi SBA04 denoised.

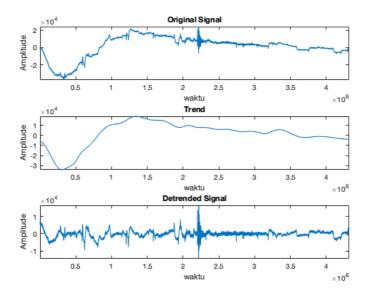


Gambar 4. 44 Grafik nilai CMSE IMF 6 sampai 12

Terlihat dari grafik nilai CMSE diatas, nilai CMSE mulai beranjak naik secara signifikan pada IMF ke 11 namun naik pertama kali pada IMF ke 10, sehingga nilai yang dipilih menjadi parameter *tr* adalah 10.



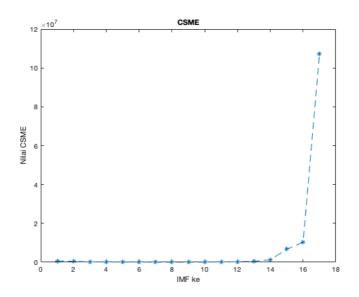
Gambar 4. 45 Histogram sebelum (kanan) dan sesudah (kiri) dilakukan detrending



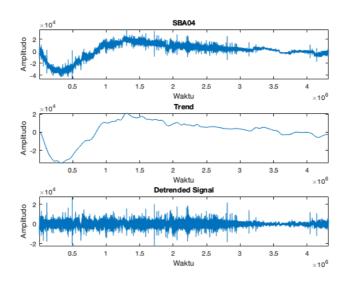
Gambar 4. 46 Hasil rekonstruksi dengan tr = 10

Dari perbandingan Histogram pada gambar 4.45 terlihat bahwa hasil detrending yang dilakukan cukup berdampak pada distribusi data, terlihat bahwa sebelum dilakukan detrending data tidak terdistribusi normal dan tak bersifat *zero-centris* namun setelah dilakukan detrending dengan menggunakan dekomposisi EMD dengan menggunakan parameter tr = 10, terlihat perbedaan yang signifikan dimana data terdistribusi normal dan bersifat *zero-centris*.

Percobaan juga dilakukan dimana urutan proses dimulai dengan detrending lalu *denoising*. Proses detrending dilakukan dengan analisis nilai CMSE, dimana nilai tr=14 menjadi pilihan. Kemudian dilakukan detrending menggunakan parameter tr=14.



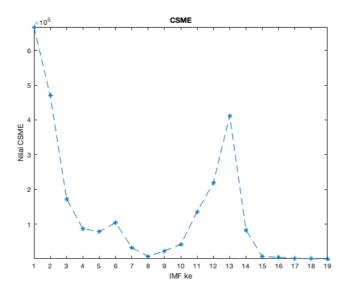
Gambar 4. 47 Grafik CMSE SBA04



Gambar 4. 48 Hasil Rekonstruksi dengan *tr* =14

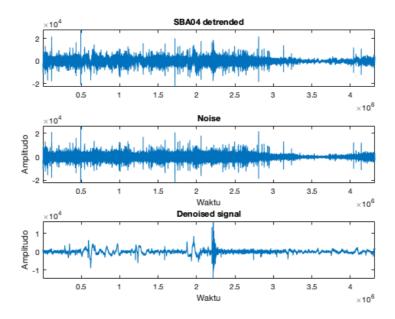
59

Kemudian sinyal hasil rekonstruksi yang telah dilakukan proses detrending didekomposisi lagi menggunakan teknik EMD, proses ini menghasilkan 19 buah IMF, IMF yang dihasilkan lalu dianalisa nilai CMSEnya.



Gambar 4. 49 Grafik CMSE SBA04 detrended

Disini secara visual terlihat lebih mudah untuk menentukan nilai parameter ns, dibandingkan metode dimana denoising dilakukan terlebih dahulu. 6 kemudian dipilih sebagai nilai parameter ns, selanjutnya dilakukan proses denoising dengan menggunakan Interval Adaptive Tresholding dan parameter ns = 6.



Gambar 4. 50 Hasil rekonstruksi dengan *ns* =5

Terlihat bahwa terdapat sedikit perbedaan hasil akhir, dimana evaluasi kualitatif secara visual menunjukan bahwa metode detrending-*denoising* memiliki hasil yang lebih *smooth* dan secara visual lebih baik dibanding metode *denoising*-detrending.

4.1.2 Uji kinerja

Tabel 4. 9 Perbandingan parameter dan hasil data

	Data sintetis A	Data sintetis B	Data sintetis C	Data sintetis D	Data lapangan SBA03	Data lapangan SBA04
Jumlah IMF	10	13	10	12	17	18
Parameter tr berdasarkan	6	10	-	-	13	14

grafik CMSE						
Parameter ns berdasarkan grafik CMSE	-	-	2	4	-	5
Kinerja Kualitatif berdasarkan grafik nilai CMSE	Sangat Baik	Sangat baik	Sangat baik	Sangat baik	Cukup baik namun kualitas bisa ditingkatkan dengan rekonstruksi kualitatif	Cukup baik namun kualitas bisa ditingkatkan dengan rekonstruksi kualitatif

Setelah dilakukan proses koreksi baseline dan denoising berdasarkan dekomposisi EMD, dilakukan uji kinerja. Dalam hal ini dilakukan perbandingan kinerja dengan teknik detrending dan denoising konvensional. Detrending dilakukan dengan menggunakan polynomial detrending dengan orde bervariasi, sedangkan denoising dalam hal ini mengeliminasi sinyal dengan frekuensi tinggi sehingga digunakan filter lowpass dengan cut-off frekuensi bervariasi. Parameter yang digunakan dalam uji kinerja adalah Mean square error, mean absolute error, signal/noise ratio dan korelasi. Jika MAE dan MSE dengan nilai mendekati nol maka kinerja dikatakan baik dengan kata lain semakin kecil nilai MAE dan MSE semakin baik kinerja metode, sedangkan SNR dengan nilai yang lebih besar menandakan kinerja metode lebih baik dimana nilai SNR tak terhingga atau infinite menandakan hasil perhitungan dan data sebelum ditambahkan noise atau trend sama. Korelasi pada dasarnya memperhitungkan korelasi antar data setelah perhitungan dan data sebelum diberikan noise ataupun trend, dalam hal ini korelasi bernilai 1 menandakan sinyal asli dan sesudah perhitungan sama, sehingga nilai korelasi mendekati 1 menandakan metode yang digunakan memiliki kinerja yang baik

Tabel 4. 10 Uji Kinerja Koreksi Baseline Data sintetis A

	MAE	MSE	SNR(dB)	KORELASI
Polynomial orde 40	0.0107	0.0817	1.1922	0.6840
Polynomial orde 50	0.0103	0.0802	1.3580	0.6958
Polynomial orde 60	0.0101	0.0791	1.4572	0.6931

EMD detrending	0.0083	0.0719	2.2986	0.6940

Berdasarkan uji kinerja yang dilakukan pada data sintetis dapat dilihat bahwa, koreksi *baseline* atau detrending menggunakan Teknik EMD memiliki kinerja terbaik bila dibandingankan dengan Polynomial detrending dengan orde 40,50, dan 60. Dengan nilai MAE dan MSE terkecil, dan SNR Dan Korelasi terbesar. Dalam hal ini detrending dengan menggunakan EMD memiliki nilai MAE sebesar 0.0083, MSE sebesar 0.0719, SNR sebesar 2.2986 dB, 0.8414 dB lebih baik dari Polynomial detrending dan Korelasi sebesar 0.6940, lebih baik 0.9 % dari polinomial detrending.

Tabel 4. 11 Uji kinerja Data sintetis B

	MAE	MSE	SNR	KORELASI
Polynomial orde 30	0.0013	0.0242	9.3395	0.9465
Polynomial orde 40	0.0013	0.0257	9.2216	0.9466
Polynomial orde 50	0.0015	0.0285	8.6665	0.9376
EMD detrending	0.0006	0.0179	12.6818	0.9741

Demikian juga pada uji kinerja yang dilakukan pada data sintetis B dapat dilihat bahwa, koreksi *baseline* atau detrending menggunakan Teknik EMD memiliki kinerja terbaik bila dibandingankan dengan Polynomial detrending dengan orde 30,40, dan 50. Dengan nilai MAE dan MSE terkecil, dan SNR Dan Korelasi terbesar. Dalam hal ini detrending dengan menggunakan EMD memiliki nilai MAE sebesar 0.0006, MSE sebesar 0.0179, SNR sebesar 12.6818 dB, 4.0153 dB lebih baik dari Polynomial detrending dan Korelasi sebesar 0.9741, lebih baik 3.65% dari polinomial detrending.

Tabel 4. 12 Uji kinerja Data sintetis C

	MAE	MSE	SNR	KORELASI
Low pass Cut off 1hz	0.0029	0.0434	6.7727	0.8889
Low Pass Cut off 1.5hz	0.0029	0.0434	6.7731	0.8889
Low Pass Cut off 2hz	0.0029	0.0434	6.7738	0.8890
EMD adaptive tresholding	0.0006	0.01956	12.3832	0.972

EMD Interval Adaptive Tresholding	0.000086	0.006563	20.916354	0.995956
--------------------------------------	----------	----------	-----------	----------

Pada data sintetis C, uji kinerja yang dilakukan memberikan hasil yang sangat baik pada metode *denoising* dengan teknik EMD adaptive dan Interval adaptive tresholding. Dapat diamati bahwa perbedaan kinerja sangat signifikan jika dibandingkan, dengan nilai MAE dan MSE terkecil diperoleh oleh teknik EMD Interval Adaptive Tresholding, SNR dan Korelasi terbesar juga diperoleh oleh EMD Interval Adaptive Tresholding. Dalam hal ini denoisng dengan menggunakan EMD Interval Adaptive tresholding memiliki nilai MAE sebesar 0.00086, MSE sebesar 0.006563, SNR sebesar 20.916354 dB, 14.1426 dB lebih baik dari low pass filter dan Korelasi sebesar 0.995956, lebih baik 10.7056 % dari low pass filter.

Tabel 4. 13 Uji Kinerja data sintetis D

	MAE	MSE	SNR	KORELASI
Low pass Cut off 10hz	0.0002	0.0119	6.7535	0.8882
Low pass Cut off 15hz	0.0002	0.0119	6.7539	0.8882
Low pass Cut off 20hz	0.0002	0.0119	6.7545	0.8882
EMD adaptive tresholding	0.00002	0.00337	15.96400	0.98726
EMD Interval Adaptive Tresholding	0.00002	0.00263	17.37251	0.99100

Demikian juga pada data sintetis C, uji kinerja yang dilakukan memberikan hasil yang sangat baik pada metode *denoising* dengan teknik EMD adaptive dan Interval adaptive tresholding. Dapat diamati bahwa perbedaan kinerja sangat signifikan jika dibandingkan, dengan nilai MAE dan MSE terkecil diperoleh oleh teknik EMD Interval Adaptive Tresholding, SNR dan Korelasi terbesar juga diperoleh oleh EMD Interval Adaptive Tresholding. Hal ini membuktikan bahwa koreksi *baseline* dan *denoising* yang dilakukan berdasarkan Dekomposisi EMD dapat dipercaya atau *reliable* untuk digunakan dalam koreksi dan *filtering* data seismik. Dalam hal ini denoisng dengan menggunakan EMD Interval Adaptive tresholding memiliki nilai MAE sebesar 0.00002, MSE sebesar 0.00263, SNR sebesar 17.37251dB, 10.6180 dB lebih baik dari low pass filter dan Korelasi sebesar 0.99100, lebih baik 10.28% dari low pass filter.

BAB V KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan analisa yang dilakukan, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- 1. Tahapan koreksi dan *filtering* menggunakan teknik EMD adalah sebagai berikut:
 - i. Dekomposisi sinyal menggunakan teknik EMD
 - ii. Analisa nilai CMSE untuk mendapatkan parameter *tr* dan *ns*, dimana parameter *tr* didapatkan berdasarkan nilai CMSE yang berkorelasi dengan trend yang menyebabkan data tidak terdistribusi normal dan *zero centris* yang diamati dari grafik CMSE dimana nilai IMF pertama kali beranjak naik, sedangkan parameter *ns* didapatkan berdasarkan nilai CMSE IMF yang berkorelasi dengan noise yang juga diamati dari grafik CMSE dimana nilai CMSE paling rendah dari 5 IMF pertama dan

- atau IMF dimana nilai CMSE beranjak turun dan IMF setelahnya beranjak naik.
- iii. Rekonstruksi sinyal, proses *detrending* direkonstruksi menggunakan persamaan 2.11, sendangkan proses *denoising* direkonstruksi menggunakan persamaan 2.8. Kualitas proses denoising ditingkatkan dengan menggunakan teknik Adaptive tresholding ataupun Interval Adaptive tresholding.
- 2. Koreksi dan *filtering* data menggunakan teknik EMD,yang dalam percobaan ini adalah koreksi *baseline* atau detrending dan denoise memiliki kinerja cukup baik. Karena status EMD saat ini memiliki dasar teoritis yang masih kurang, penelitian dilakukan atas dasar eksperimen numerik yang diperluas. Metode yang dilakukan pada penelitian ini mengungguli teknik detrending dan denosing konvensional seperti polinomial detrending dan low pass filter Dimana rata rata nilai MAE pada koreksi *baseline* dengan menggunakan teknik EMD adalah sebesar 0.0044, rata-rata MSE sebesar 0.0449, SNR sebesar 7.4902 dB dan Korelsi sebesar 0.8340 sedangkan nilai MAE pada *denoising* menggunakan EMD Adaptive interval tresholding adalah sebesar 5.3000e-05, MSE sebesar 0.0046, SNR sebesar 19.1444 dB dan Korelasi sebesar 0.9935. Adapun metode ini memiliki kekurangan yaitu dibutuhkanya alat komputasi yang mutakhir untuk mempersingkat waktu *processing*, dimana waktu processing sebanding dengan ukuran data.

5.2 Saran

Saran penulis yang dapat disampaikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

- Untuk mengkonfirmasi efektivitas koreksi dan *filtering* dengan teknik EMD, metode ini harus dievaluasi dengan sinyal kelas besar dan dalam kondisi eksperimental yang berbeda seperti tingkat noise, laju pengambilan data dan ukuran data.
- Metode ini dievaluasi pada berbagai variasi sinyal: seismik maupun non seismik

DAFTAR PUSTAKA

- Battista, B.M., Knapp, C., McGee, T. dan Goebel, V. (2007), "Application of the *empirical* mode *decomposition* and Hilbert-Huang transform to *seismic* reflection data", *Geophysics*, Vol.72, No.2. http://doi.org/10.1190/1.2437700.
- Bekara, M. dan Van Der Baan, M. (2018), "Random and coherent noise attenuation by *empirical* mode *decomposition*", 78th Society of Exploration Geophysicists International Exposition and Annual Meeting, SEG 2008, Vol.74, No.5, hal. 2591–2595. http://doi.org/10.3997/2214-4609.20149662.
- Boudraa, A.O. dan Cexus, J.C. (2007), "EMD-based signal *filtering*", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol.56, No.6, hal. 2196–2202. http://doi.org/10.1109/TIM.2007.907967.
- Donoho, D.L. dan Johnstone, J.M. (1994), "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage", *Biometrika*, Vol.81, No.3, hal. 425–455. http://doi.org/10.1093/biomet/81.3.425.
- Flandrin, P., Rilling, G. dan Gonçalvés, P. (2004), "*Empirical* mode *decomposition* as a filter bank", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.11, No.2 PART I, hal. 112–114. http://doi.org/10.1109/LSP.2003.821662.
- Han, J. dan van der Baan, M. (2015), "Microseismic and *seismic denoising* via ensemble *empirical* mode *decomposition* and adaptive thresholding", *Geophysics*, Vol.80, No.6, hal. KS69–KS80. http://doi.org/10.1190/GEO2014-0423.1.
- Herrera, R.H., Han, J. dan van der Baan, M. (2013), "Applications of the synchrosqueezing transform in *seismic* time-frequency analysis", *Geophysics*, Vol.79, No.3, hal. V55–V64. http://doi.org/10.1190/GEO2013-0204.1.
- Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Snin, H.H., Zheng, Q., Yen, N.C., Tung, C.C. dan Liu, H.H. (1998), "The *empirical* mode *decomposition* and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol.454, No.1971, hal. 903–995. http://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193.
- Huang, N.E. dan Wu, Z. (2008), "a Review on Hilbert-Huang Transform: Method and Its Applications", *Reviews of Geophysics*, Vol.46, No.2007, hal. 1–23. http://doi.org/10.1029/2007RG000228.1.INTRODUCTION.

- Kopsinis, Y. dan McLaughlin, S. (2009), "Development of EMD-based *denoising* methods inspired by wavelet thresholding", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.57, No.4, hal. 1351–1362. http://doi.org/10.1109/TSP.2009.2013885.
- Macelloni, L., Battista, B.M. dan Knapp, C.C. (2011), "Optimal *filtering* high-resolution *seismic* reflection data using a weighted-mode *empirical* mode *decomposition* operator", *Journal of Applied Geophysics*, Vol.75, No.4, hal. 603–614. http://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2011.09.018.
- Mandic, D.P., Ur Rehman, N., Wu, Z. dan Huang, N.E. (2013), "Empirical mode decomposition-based time-frequency analysis of multivariate signals: The power of adaptive data analysis", IEEE Signal Processing Magazine, Vol.30, No.6, hal. 74–86. http://doi.org/10.1109/MSP.2013.2267931.
- Peng, Y.H. (2000), "De-noising by modified soft-thresholding", *IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems Proceedings*, Vol.41, No.3, hal. 760–762. http://doi.org/10.1109/apccas.2000.913631.
- Wu, Z. dan Huang, N.E. (2004), "A study of the characteristics of white noise using the *empirical* mode *decomposition* method", *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol.460, No.2046, hal. 1597–1611. http://doi.org/10.1098/rspa.2003.1221.
- Yannis Kopsinis, S.(S.) (2008), "Empirical Mode Decomposition Based Denoising Techniques", In Proceedings of IAPR Workshop On Cognitive Information Processing, Vol.1, No.2, hal. 42–47.

BIOGRAFI PENULIS



Penulis bernama Dillon Amangda Barry Manullang lahir di Jayapura, 09 Desember 1998. Penulis merupakan anak pertama dari 2 bersaudara. Pendidikan formal penulis dimulai di SD KRISTEN KALAM KUDUS Jayapura,tahun kelulusan 2010, SMPN 5 Jayapura (2010-2013), SMAN 2 Medan (2013-2016) lalu penulis menempuh perkuliahan di Teknik Geofisika ITS pada 2016. Selama menjadi mahasiswa Teknik Geofisika ITS, penulis aktif dalam organisasi dan mendapatkan beberapa pengalaman. Penulis aktif di organisasi antara lain: Himpunan Mahasiswa Teknik Geofisika (HMTG) ITS

sebagai staff Biro Geopreneur (2017-2018) dan sebagai staff Media dan Informasi (2018-2019); Society of Exploration Geophysicists (SEG) ITS SC sebagai staff Departemen Human Resource and Development (2018) dan sebagai Precident (2019-2020);). Penulis juga memiliki beberapa pengalaman dalam kepanitian antara lain: sebagai; sebagai staff Sie Medis di GEOSPHERE 2017 dan sebagai staff security and licensce di GEOSPHERE 2019 yang diadakan oleh HMTG ITS dan SEG ITS SC; dan Selain itu penulis juga mempunyai riwayat pelatihan antara lain: LKMM tingkat Pra-TD yang diselenggarakan oleh BEM FTSP ITS (2016); dan LKMW yang diselenggarakan oleh BEM ITS (2016). Pada bidang akademik, penulis juga memliki pengalaman pelatihan antara lain :; Field Trip Wringinanom (2017) yang diselenggarakan oleh Departemen Teknik Geofisika ITS; Petrophysics Training 2019 yang diselenggrakan oleh HMTG ITS; dan Kuliah Lapangan Terpadu Gondang, Bojonegoro (2019) yang diselenggarakan oleh Departemen Teknik Geofisika ITS. Apabila pembaca ingin berdiskusi lebih lanjut terkait Tugas Akhir dappat menghubungi penulsi melalui alamat e-mail dillonmanullang@gmail.com.