



TUGAS AKHIR - SF 141501

**INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH
YANG ROBUST BERBASIS ALGORITMA
*PROGRESSIVE-PROGRESSIVE PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION (PP-PSO)***

Amalia Dwi Arifin
NRP 1112 100 029

Dosen Pembimbing
Prof. Dr.rer,nat. Bagus Jaya Santosa, S.U
Sungkono M.Si.

Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016



FINAL PROJECT - SF 141501

**ROBUST INVERSION OF RAYLEIGH WAVES
DISPERSION USING PROGRESIVE-
PROGRESIVE PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION (PP-PSO) ALGORITHM**

**Amalia Dwi Arifin
NRP 1112 100 029**

**Advisor
Prof. Dr.rer,nat. Bagus Jaya Santosa, S.U
Sungkono M.Si.**

**Physics Departement
Faculty Matematics and Natural Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabava 2016**

**INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH YANG
ROBUST BERBASIS ALGORITMA *PROGRESSIVE-
PROGRESSIVE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PP-PSO)***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Sarjana Sains
pada
Bidang Studi Fisika Bumi
Program Studi S-1 Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
AMALIA DWI ARIFIN
Nrp. 1112 100 029

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Prof. Dr.rer.nat Bagus Jaya Santosa, S.U

Sungkono M.Si



SURABAYA, 27 Juli 2016

**INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH YANG
ROBUST BERBASIS ALGORITMA *PROGRESSIVE-
PROGRESSIVE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PP-PSO)**

Nama : Amalia Dwi Arifin
NRP : 1112 100 029
Pembimbing : Prof. Dr.rer,nat. Bagus Jaya Santosa, S.U
Sungkono M.Si.

Abstrak

Salah satu parameter fisika batuan yang penting ialah kecepatan gelombang geser suatu batuan. Parameter ini dapat dihasilkan dari proses inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh. Karakter dari inversi data ini tidak unik dan multimodal. Oleh karena itu, diperlukan suatu algoritma stabil,robust terhadap noise, tidak mudah terjebak dalam optimum lokal (bersifat eksploratif) dan mampu menyediakan posterior distribusi model (PDM). Pada penelitian ini dikembangkan algoritma inversi yang berbasis PP-PSO untuk inversi dispersi gelombang Rayleigh. Algoritma ini telah diterapkan pada data sintetik yang bebas noise dan terkontaminasi noise, serta data lapangan. Hasilnya ialah algoritma PP-PSO memiliki performa stabil, robust terhadap noise, mampu menyediakan PDM dan bersifat eksploratif. Hasil inversi ini juga sesuai dengan litologi lapangan

Kata Kunci: Dispersi Gelombang Rayleigh, Inversi, PP-PSO ketidakpastian model, Posterior distribusi model

**ROBUST INVERSION OF RAYLEIGH WAVES
DISPERSION USING PROGRESIVE-PROGRESIVE
PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PP-PSO)
ALGORITHM**

Name : Amalia Dwi Arifin
NRP : 1112 100 029
**Advisor : Prof. Dr.rer,nat. Bagus Jaya Santosa, S.U
Sungkono M.Si.**

Abstract

One of the important physical parameters of rock is the shear wave velocity. These parameters can be inverted from results of Rayleigh wave dispersion. The character of the inversion of these data are not unique and multimodal. Therefore , be required a stable algorithm , robustness to noise , eksplorative and is able to provide posterior distribution model (PDM) . In this research -based inversion algorithm developed PP - PSO for inversion of Rayleigh waves dispersion. This algorithm has been applied noise-free and noise contamination of synthetic data , as well as field data. The result is PP - PSO algorithm has a stable performance , robustness to noise , is able to provide PDM and explorative . This inversion results also correspond to the field lithology

Kata Kunci: Rayleigh Waves Dispersion, Inversion, PP-PSO, model uncertainty, posterior distribution model

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil 'alamiin, segala puji syukur kehadiran Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “**INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH YANG ROBUST BERBASIS ALGORITMA *PROGRESSIVE-PROGRESSIVE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PP-PSO)**”. terselesaikannya Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan banyak pihak.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof, Dr.rer.nat Bagus Jaya Santosa, S.U, selaku dosen pembimbing utama tugas akhir atas waktu, kritik dan saran yang telah diberikan.
2. Bapak Sungkono, M.Si selaku dosen pembimbing kedua tugas akhir atas waktu, kritik dan saran yang telah diberikan serta ilmu khususnya yang berkaitan dengan komputasi dan *applied mathematics* digeofisika serta ilmu tulis menulis yang telah diajarkan kepada penulis.
3. Bapak Dr.rer.nat Eko Minarto dan Dr.rer.nat Bintoro Anang Subagyo selaku dosen Penguji
4. Bapak Dr. Mashuri selaku ketua Dosen Wali Penulis
5. Bapak Drs.Yono Hadi Pramono, M.Eng selaku ketua Jurusan Fisika FMIPA ITS dan Dr.rer.nat Eko Minarto, M.Si selaku Sekretaris Jurusan Fisika FMIPA ITS.
6. Seluruh dosen dan karyawan serta seluruh civitas akademika Jurusan Fisika ITS atas kebersamaan, ilmu serta dedikasinya selama ini
7. Kedua orang tuaku, dan kakak-adik penulis yang telah memberikan doa, pengorbanan yang luar biasa dan motivasinya kepada penulis Teman-teman Mahasiswa Fisika ITS 2012
8. Teman-teman laboratorium geofisika Fisika FMIPA ITS : Pak Kis, Dwi Ayu Karlina, Pramudiana, Mas Wisnu, Aris B, Fandy Adji F, dll

9. Sahabat-Sahabat penulis tercinta terutama kepada Dyah Ayu Daratika, Irwansyah Ramadhani, Laili Muflich, serta Rahma Almira yang telah memberikan motivasi, semangat serta menemani dalam perjuangan ini bersama.
10. Teman teman asrama ITS yaitu Lutfi, Intan Anggraine, Istiqomah Amalia yang telah memberikan hiburan dikala susah.

Serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu. Penulis menyadari masih banyak kekurangan pada penulisan Tugas Akhir ini sehingga saran dan kritik yang membangun sangat penulis harapkan.

Surabaya, 27 Juli 2016

(Amalia Dwi Arifin)

DAFTAR ISI

Halaman Judul.....	i
Lembar Pengesahan.....	iii
Abstrak.....	iv
Kata Pengantar	vi
Daftar Isi	viii
Daftar Gambar	x
Daftar Tabel.....	xii

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Gelombang Rayleigh	5
2.1.1 Vektor Tegangan dan Perpindahan	7
2.1.2 Gelombang Bidang Model Berlapis.....	8
2.1.3 Kecepatan Fase Gelombang Rayleigh	11
2.2 <i>Multichannel Analysis Surface Waves</i>	13
2.3 Dispersi Gelombang Rayleigh	14
2.4 Inversi Gelombang Rayleigh.....	16
2.5 <i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	17
2.5.1 <i>Progressive-Progressive Particle Swarm Optimization (PP-PSO)</i>	18

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Diagram Alir Penelitian	21
3.2 Pemodelan kedepan.....	24
3.3 Penerapan Inversi Dispersi gelombang Rayleigh dengan Algoritma PP-PSO	24

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Parameter PP-PSO.....	27
4.2 Inversi Kurva Dispersi Data Sintetik.....	28
4.2.1 Inversi Data Sintetik Model 1.....	30
4.2.2 Inversi Data Sintetik Model 2.....	39
4.3 Inversi Kurva Dispersi Data Lapangan.....	47
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	55
5.2 Saran.....	55
DAFTAR PUSTAKA.....	57
BIOGRAFI PENULIS.....	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Pola gerakan partikel gelombang rayleigh.....	6
Gambar 2.2	Model bumi berlapis.....	9
Gambar 2.3	Tahapan dalam mendapatkan profil kecepatan gelombang geser dengan metode MASW.	14
Gambar 2.4	Kurva dispersi gelombang rayleigh.....	15
Gambar 2.5	Pemodelan ke depan dan pemodelan inversi.	16
Gambar 2.6	Inversi gelombang Rayleigh.	17
Gambar 3.1	Alur kerja penelitian	21
Gambar 4.1	Plot kontur <i>mean error</i> algoritma PP-PSO untuk fungsi Griewank, Rosenbrock, Rastrigin, dan DeJong F4.....	27
Gambar 4.2	Data sintetik model 1 hasil pemodelan ke depan.....	29
Gambar 4.3	Data sintetik model 2 hasil pemodelan ke depan.....	29
Gambar 4.4	Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model1 bebas noise	31
Gambar 4.5	Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model1 terkontaminasi noise	31
Gambar 4.6	Hasil inversi data sintetik model 1 bebas noise. A) <i>Seismic Stratigraphy</i> . B) <i>Dispersion Curves</i>	33
Gambar 4.7	Hasil inversi data sintetik model 1. Terkontaminasi noise A) <i>Seismic Stratigraphy</i> . B) <i>Dispersion Curves</i>	33
Gambar 4.8	Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 1 bebas noise	37
Gambar 4.9	Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 1 terkontaminasi noise	37
Gambar 4.10	Kurva jangkauan interkuartil model 1	38
Gambar 4.11	Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model 2 bebas noise	40

Gambar 4.12	Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model 2 terkontaminasi noise	40
Gambar 4.13	Hasil inversi data sintetik model 2 bebas noise. A) <i>Seismic Stratigraphy</i> . B) <i>Dispersion Curves</i>	41
Gambar 4.14	Hasil inversi data sintetik model 2 terkontaminasi noise. A) <i>Seismic Stratigraphy</i> . B) <i>Dispersion Curves</i>	42
Gambar 4.15	Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 2 bebas noise	44
Gambar 4.16	Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 2 terkontaminasi noise	45
Gambar 4.17	Kurva jangkauan interkuartil model 2	45
Gambar 4.18	Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi Algoritma RR-PSO.....	47
Gambar 4.19	Posterior distribusi model inversi kurva dispersi data sintetik terkontaminasi noise berbasis algoritma RR-PSO	47
Gambar 4.20	Hasil Identifikasi Transformasi F-K	48
Gambar 4.21	Hasil Picking Kurva Dispersi Mode Dasar Data Lapangan	48
Gambar 4.22	Distribusi Posterior Masing Masing Parameter Model pada Inversi Kurva Dispersi Lapangan	50
Gambar 4.23	Hasil Inversi Data Lapangan A) <i>Seismic Stratigraphy</i> . B) <i>Dispersion Curves</i>	51
Gambar 4.24	Misfit Sebagai Fungsi Iterasi pada Inversi Dispersi Data Lapangan	51
Gambar 4.25	Interpretasi hasil rekonstruksi model data lapangan	53

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Parameter model sintetik 1 dan <i>ruang model</i> inversi.....	30
Tabel 4.2	Hasil inversi data sintetik model 1 bebas noise.	35
Tabel 4.3	Hasil inversi data sintetik model 1 terkontaminasi noise.....	35
Tabel 4.4	Parameter model sintetik 2 dan <i>ruang model</i> inversi.....	38
Tabel 4.5	Hasil inversi data sintetik model 2 bebas noise.	43
Tabel 4.6	Hasil inversi data sintetik model 2 terkontaminasi noise.....	43
Tabel 4.7	<i>Ruang model</i> data lapangan.....	49
Tabel 4.8	Hasil inversi data lapangan.....	52

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Saat ini, para peneliti banyak menggunakan parameter-parameter fisis bawah permukaan untuk memodelkan struktur bawah permukaan bumi, seperti resistivitas, kecepatan gelombang primer, suseptibilitas, densitas, dan kecepatan gelombang geser (V_s). Diantara penelitian yang terkait dengan kecepatan gelombang geser yaitu untuk menganalisa sebaran *bed rock* yang sangat berguna dalam geoteknik (Miller and Xia, 1999), untuk menganalisa kondisi bawah tanah (Miller et al., 1999; Yeluru, 2013), untuk deliniasi batas geologi bawah permukaan (Renalier et al., 2010) dan lain sebagainya. Nilai kecepatan gelombang geser merupakan representasi dari tingkat kekakuan dan karakterisasi struktur bawah permukaan.

Nilai V_s dapat diestimasi dengan menggunakan metode seismik non-invasif, yaitu pengukuran gelombang seismik tanpa “merusak” atau mengganggu medium pengukuran, yang dapat dilakukan dengan cara estimasi model V_s berdasarkan pengukuran gelombang seismik di permukaan. Terdapat dua tipe pengukuran, yakni aktif (memakai sumber getaran) dan pasif (dengan memanfaatkan sumber alam). Salah satu metode seismik aktif yang handal dan populer untuk menentukan V_s bawah permukaan ialah *Multichannel Analysis of Surface Wave* (MASW) (Dal, Moro et al., 2007). Investigasi kecepatan gelombang geser (V_s) dilakukan dengan menganalisis kurva dispersi gelombang Rayleigh. Terdapat 3 langkah dalam menganalisa kurva dispersi gelombang Rayleigh dengan menggunakan metode MASW, yaitu akuisisi data seismik, estimasi kurva dispersi gelombang Rayleigh dan inversi kurva dispersi untuk mendapatkan profil kecepatan gelombang geser (V_s).

Inversi kurva dispersi tidak linier dan multimodal (Dal, Moro et al., 2007; Sungkono dan Santosa, 2015), sehingga metode

optimum lokal yang berbasis gradient seperti Gauss-Newton, Lavemberq-Marquadt, Occam tidak dianjurkan sebab solusi modelnya dapat ke jebak minimum lokal dan solusinya tergantung pada model inisial (Sungkono dan Santosa, 2015). Oleh karena itu, perlu metode optimum global. Salah satu metode inversi kurva dispersi berbasis optimum global yaitu *Particle Swarm Optimization* (PSO).

PSO banyak digunakan dalam permasalahan inversi karena algoritma ini cepat dalam pencarian optimum global, mudah digunakan dan juga dapat menyediakan informasi ketidak-pastian parameter model (Fernandez-Martinez *et al.*, 2011). Kemunculan algoritma GPSO (*Generalized Particle Swarm Optimization*) menjadi pintu ditemukannya versi PSO lainnya dengan memvariasikan skema *finite difference* yang digunakan untuk solusi persamaan diferensial getaran teredam, yaitu: center-progressive PSO (CP-PSO), center-center PSO (CC-PSO), progressive-progressive PSO (PP-PSO) dan regressive-regressive PSO (RR-PSO) yang biasa disebut dengan “*The PSO Family*” (Martinez and Gonzalo, 2009). Pada penelitian sebelumnya telah dikembangkan metode inversi berbasis RR-PSO yang cepat, stabil dan robust terhadap noise untuk diimplementasikan pada inversi kurva dispersi dan VES (Arung Labi, 2015). Karakter dari algoritma ini ialah bersifat stabil dan cepat dalam mencapai optimum global.

Berbeda dengan RR-PSO, Fernandez-Martinez and Garcia-Gonzalo (2012) menunjukkan bahwa algoritma PP-PSO bersifat eksploratif. Artinya, algoritma ini agak lama dalam mencapai optimum global dan berpotensi untuk menyediakan posterior distribusi model yang baik. Selain itu, Fernandez-Martinez *et al.* (2010) juga berpendapat bahwa dengan menggunakan parameter PSO yang sesuai, semua varian PSO dapat dipakai untuk pencarian optimum global dan menyediakan posterior distribusi model (PDM) dari proses inversi. Oleh karena itu, dalam kesempatan kali ini akan dikembangkan algoritma PP-PSO untuk proses inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh . Inversi

dilakukan pada data sintetik dan data pengukuran. Karakter kurva yang error antara data pengukuran dan perhitungan dianalisis secara komprehensif, begitu pula dengan hasil posterior distribusi modelnya. Selanjutnya, dari hasil PDM ini digunakan untuk pencarian model “terbaik” dan ketidakpastian dari solusi model.

1.2 Rumusan masalah

Rumusan masalah dari tugas akhir ini adalah bagaimana hasil implementasi algoritma *Progressive-Progressive Particle Swarm Optimization* (PP-PSO) untuk inversi dispersi gelombang Rayleigh.

1.3 Tujuan penelitian

Tujuan dari tugas akhir ini yaitu untuk mendapatkan hasil algoritma *Progressive-Progressive Particle Swarm Optimization* (PP-PSO) untuk inversi dispersi gelombang Rayleigh.

1.4 Batasan masalah

Dalam penelitian tugas akhir ini, berlaku beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Inversi dispersi gelombang Rayleigh yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu dengan menggunakan algoritma PP-PSO
2. Program aplikasi yang digunakan untuk pengolahan data yaitu *software* MATLAB R2009a.

1.5 Manfaat penelitian

Penelitian tugas akhir ini bermanfaat untuk memberikan usulan algoritma baru dalam menginversikan kurva dispersi gelombang Rayleigh dengan menggunakan algoritma PP-PSO.

1.6 Sistematika penulisan

Pada penulisan tugas akhir ini tersusun atas beberapa bab secara sistematika yang tersusun atas:

1. Bab I : PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat penelitian dan sistematika penelitian.

2. Bab II : TINJAUAN PUSTAKA
Berisi tentang teori teori yang mendukung penelitian berupa teori mengenai gelombang Rayleigh, dispersi gelombang Rayleigh, inversi gelombang Rayleigh, metode inversi PP-PSO
3. Bab III : METODOLOGI PENELITIAN
Berisi mengenai pemaparan dan langkah langkah dalam melakukan inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh dengan menggunakan metode hibrid PP-PSO.
4. Bab IV :ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN
Bab yang berisi merupakan inti dari tugas akhir ini yang merupakan hasil dari inversi dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma PP-PSO serta analisis hasilnya.
5. Bab V : KESIMPULAN DAN SARAN
Bab ini berisikan kesimpulan yang didapatkan dari tugas akhir ini dan saran saran yang dapat digunakan dalam penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

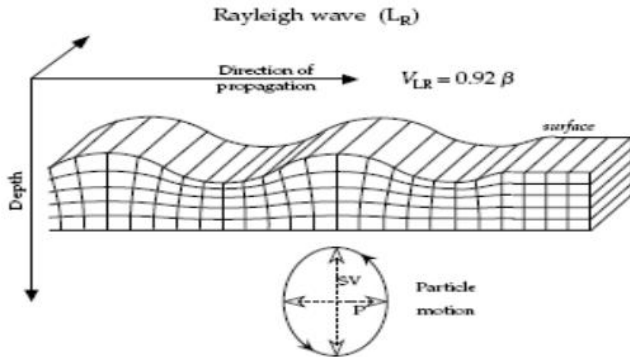
2.1. Gelombang Rayleigh

Gelombang seismik merupakan gelombang yang merambat melalui bumi, dengan perambatannya bergantung sifat elastisitas batuan. Gelombang seismik disebut sebagai gelombang elastik karena osilasi partikel-partikel medium terjadi akibat adanya interaksi antara gaya gangguan (*gradient stress*) dengan gaya elastis dari batuan. Gelombang seismik yang merambat ke bawah permukaan disebut sebagai gelombang badan (*body wave*) sedangkan gelombang seismik yang menyebar di permukaan disebut sebagai gelombang permukaan (*surface wave*).

Berdasarkan arah getaran gelombang, gelombang badan dibagi menjadi dua yaitu gelombang P dan gelombang S. Gelombang P dapat disebut sebagai gelombang kompresi atau gelombang longitudinal. Gelombang P mempunyai arah getaran gelombang yang searah dengan arah penjarangan gelombang. Gelombang ini mempunyai kecepatan rambat paling besar diantara gelombang seismik yang lainnya. Gelombang S disebut juga sebagai gelombang geser atau gelombang transversal. Gelombang S mempunyai arah getaran gelombang yang tegak lurus dengan arah penjarangan gelombang. Sedangkan pada gelombang permukaan terbagi atas gelombang Love dan gelombang Rayleigh. Gelombang Rayleigh memiliki amplitudo yang paling besar. Gelombang Rayleigh inilah yang nantinya menjadi kajian utama dalam penelitian ini.

Gelombang Rayleigh adalah jenis dari gelombang permukaan yang terjadi akibat adanya interaksi antara gelombang P dan gelombang SV secara konstruktif. Superposisi yang terjadi antara gelombang P dan gelombang SV sulit melebihi sudut kritis sehingga akan membentuk elipsitas gelombang. Elipsitas yang terbentuk terjadi akibat gerakan permukaan secara vertical lebih besar dibandingkan dengan gerakan horizontalnya (Lay and Wallace, 1995). Gerakan partikel pada gelombang Rayleigh

membentuk *elliptical retrograde* dengan sumbu mayor pada arah vertikal dan sumbu minor ke arah penjalaran gelombang, sebagaimana Gambar 2.1. Pada saat gelombang Rayleigh telah melewati kedalaman λ , maka arah getaran gelombang Rayleigh akan berlawanan dengan arah penjalaran gelombang.



Gambar 2.1 Pola gerakan partikel gelombang rayleigh (Lowrie,2007)

Karakteristik gelombang Rayleigh yaitu amplitudo berkurang secara eksponensial terhadap bertambahnya kedalaman (Dal Moro, 2014). Pada umumnya gelombang ini memiliki frekuensi yang rendah dengan spektrum yang tidak tajam. Gelombang Rayleigh yang merambat melalui medium padat yang homogen tidak tergantung pada stres atau tidak terdispersi. Kecepatan gelombang Rayleigh bukan merupakan fungsi dari frekuensi. Namun jika perambatan gelombang Rayleigh melewati batas lapisan material bumi maka gelombang ini akan mengalami dispersi dan kecepatan gelombang Rayleigh bergantung terhadap frekuensi, yang mana frekuensi gelombang yang lebih rendah akan mencapai lapisan yang lebih dalam dibandingkan gelombang yang berfrekuensi lebih tinggi. Artinya gelombang yang berfrekuensi lebih tinggi akan mencapai lapisan yang dekat dengan permukaan (Lowrie,2007; Dal Moro, 2014; Foti et al.,2014).

2.1.1 Vektor Tegangan dan Perpindahan

Pada medium homogen, gelombang Rayleigh tidak bergantung pada frekuensi namun saat gelombang Rayleigh menjalar melalui batas lapisan maka gelombang Rayleigh akan mengalami dispersi. Pada medium berlapis pejalaran gelombang Rayleigh bergantung pada kedalaman z , sehingga dengan mengabaikan tekanan medium maka persamaan Navier dapat diungkapkan sebagai berikut:

$$\mu \nabla^2 \bar{u} + (\lambda + \mu) \frac{d(\nabla \cdot \bar{u})}{dz} + e_z \frac{d\lambda}{dz} \nabla \cdot \bar{u} + \frac{d\mu}{dz} \left(e_z x \nabla x \bar{u} + 2 \frac{\partial \bar{u}}{\partial z} \right) = \rho \frac{\partial^2 \bar{u}}{\partial t^2} \quad (2.1)$$

Dengan e_z merupakan vector dasar yang arahnya tegak lurus permukaan dan λ, μ merupakan parameter Lamé.

Gelombang Rayleigh ialah gabungan dari gelombang P dan gelombang SV, yang mana solusi Persamaan (2.1) untuk perpindahan yaitu

$$\bar{u}: \{u_1 = x_1(z, k, \omega) \cdot e^{i(\omega t - kr)}, u_2 = 0, u_3 = i \cdot x_2(z, k, \omega) \cdot e^{i(\omega t - kr)}\} \quad (2.2)$$

Pada medium elastic, gerakan gelombang Rayleigh berbentuk elips dengan sumbunya sejajar permukaan bebas. Perbedaan fase antara perpindahan vertikal dan horizontal sebesar 90° . Persamaan ini menunjukkan bahwa gelombang Rayleigh memiliki ketergantungan terhadap sumbu z , bilangan gelombang secara umum yaitu fungsi dari frekuensi, dan x ditunjukkan untuk arah perambatan gelombang.

Namun Persamaan (2.2) harus dilengkapi dengan syarat batas yang sesuai. Syarat batas ini yaitu tidak adanya tegangan pada permukaan bebas dan tidak adanya tegangan serta perpindahan dalam kedalaman yang tidak terbatas. $\sigma(r, z)$ sebagai tensor tegangan dan \hat{n} sebagai vector normal. Syarat batas tersebut dapat disajikan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \sigma(x, y) \cdot \hat{n} &= 0 \text{ pada } z = 0 \\ \bar{u}(x, z) \rightarrow 0, \sigma(x, z) \cdot \hat{n} &\rightarrow 0 \text{ pada } z \rightarrow \infty \end{aligned} \quad (2.3)$$

Pada medium berlapis, parameter $\lambda(z)$, $\mu(z)$, $\rho(z)$ tidak kontinu pada antar lapisan dan medan pergeseran harus kontinu pada setiap lapisan sehingga

$$\begin{aligned}\bar{u}(x, z^+) &= \bar{u}(x, z^-) \\ \sigma(x, z^+) \cdot \hat{n} &= \sigma(x, z^-) \cdot \hat{n}\end{aligned}\quad (2.4)$$

Dalam pembuatan matriks (4x4) dapat dilakukan dengan mensubstitusikan Persamaan (2.1) ke Persamaan (2.2)

$$\begin{aligned}\frac{d}{dx} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & k & \frac{1}{\mu(z)} & 0 \\ \frac{-k\lambda(z)}{\lambda(z)+2\mu(z)} & 0 & 0 & \frac{1}{\lambda(z)+2\mu(z)} \\ k^2\xi(z) - \omega^2\rho(z) & 0 & 0 & \frac{k\lambda(z)}{\lambda(z)+2\mu(z)} \\ 0 & -\omega^2\rho(z) & -k & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} \\ \xi(z) &= \frac{4\mu(z)(\lambda(z)+\mu(z))}{\lambda(z)+2\mu(z)}\end{aligned}\quad (2.6)$$

Hadirnya fungsi $X_3(z, k, \omega)$ dan $X_4(z, k, \omega)$ disebabkan oleh adanya tegangan pada sumbu zx dan zz, dimana perumusan tegangan sebagai berikut

$$\begin{aligned}\tau_{xx} &= \mu \left(\frac{dx_1}{dz} + kx_2 \right) e^{i(\omega t - kr)} = x_3(z, k, \omega) \cdot e^{i(\omega t - kr)} \\ \tau_{xz} &= i \left[\lambda + 2\mu \frac{dx_2}{dz} + k\lambda x_1 \right] e^{i(\omega t - kr)} = i x_4(z, k, \omega) \cdot e^{i(\omega t - kr)}\end{aligned}\quad (2.7)$$

Vector perpindahan dan tegangan gelombang P dan SV dapat ditulis sebagai berikut

$$\frac{df(z)}{dz} = G(z)f(z)\quad (2.8)$$

dimana vektor $f(z) = [x_1 x_2 x_3 x_4]^T$ dan $G(z)$ merupakan matriks 4x4.

2.1.2 Gelombang Bidang Model Berlapis

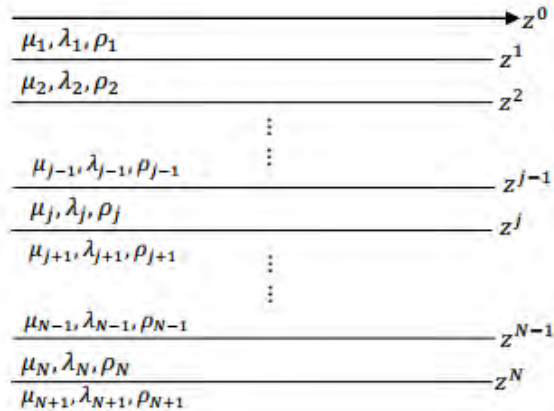
Pada medium setengah ruang $z > 0$ dan medium elastisitas λ_i , μ_i , dan ρ_i , penjalaran gelombang Rayleigh tergantung

terhadap kedalaman dan lapisan (Gambar 2.2). Sehingga Persamaan (2.5) menjadi:

$$\frac{d}{dx} \begin{bmatrix} x_1^j \\ x_2^j \\ x_3^j \\ x_4^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & k & \frac{1}{\mu^j} & 0 \\ \frac{-k\lambda^j}{\lambda^j+2\mu^j} & 0 & 0 & \frac{1}{\lambda^j+2\mu^j} \\ k^2\xi^j - \omega^2\rho^j & 0 & 0 & \frac{k\lambda^j}{\lambda^j+2\mu^j} \\ 0 & -\omega^2\rho^j & -k & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^j \\ x_2^j \\ x_3^j \\ x_4^j \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$z^{j-1} < z < z^j$, $j=1,2,3,\dots,N,N-1$ sehingga vector perpindahan dan tegangan gelombang P dan SV dapat ditulis sebagai berikut:

$$\frac{df^j(z)}{dz} = G^j(z)f^j(z) \quad (2.10)$$



Gambar 2.2 Model bumi berlapis (Telford, 1990)

Solusi vector $f^j(z)$ pada tiap lapisan yaitu berupa $f^j(z) = A^j B^j D^j$ $j=1,2,3,\dots,N,N+1$, $A^j B^j$ merupakan matriks yang telah diketahui dan D^j merupakan matriks yang akan diestimasi untuk gelombang P dan gelombang SV.

$$A^j B^j D^j = \frac{1}{\omega} \begin{pmatrix} \alpha^j k & \beta^j v^j & \alpha^j k & \beta^j v^j \\ \alpha^j \gamma^j & \beta^j k & -\alpha^j \gamma^j & -\beta^j k \\ -2\alpha^j \mu^j k \gamma^j & -\beta^j \chi^j \mu^j & \alpha^j 2\mu^j k \gamma^j & \beta^j \chi^j \mu^j \\ -\alpha^j \chi^j \mu^j & -2\beta^j \mu^j k v^j & -\alpha^j \chi^j \mu^j & -2\beta^j \mu^j k v^j \end{pmatrix} x$$

$$\begin{pmatrix} e^{-\frac{\gamma}{z}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\gamma}{z}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\gamma}{z}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-\frac{\gamma}{z}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P^j \\ S^j \\ P^j \\ S^j \end{pmatrix} \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.11)$$

Solusi untuk variable γ dan v yaitu $\gamma = \pm \sqrt{k^2 - \frac{\omega^2}{\alpha^2}}$ dan

$$v = \pm \sqrt{k^2 - \frac{\omega^2}{\beta^2}}$$

Dalam menentukan matriks estimasi dari D^j maka diberikan syarat batas pada setiap lapisan dan kondisi radiasi yang dibutuhkan. Syarat batas tersebut meliputi:

$$f^j(z^j) = f^{j+1}(z^{j+1}) \quad j=1,2,3,\dots,N \quad (2.12a)$$

$$f^N(z) \rightarrow 0 \text{ pada } z \rightarrow \infty \quad (2.12b)$$

Matriks A^j merupakan matriks yang berisi informasi mengenai konstanta spesifik sifat lapisan dan memiliki nilai yang berbeda pada tiap lapisan. Sedangkan matriks B^j adalah matriks berisi beberapa pertambahan kedalaman yang berbeda, yang sangat besar atau kecil untuk kedalaman lapisan. Kedua matriks tersebut dapat menyebabkan terjadinya kesalahan pada saat perkalian matriks bila keduanya memiliki nilai yang ekstrim pada tiap lapisan yang berbeda.

$$\begin{pmatrix} k & v^j & k & v^j \\ \gamma^j & k & -\gamma^j & -k \\ -2\mu^j k \gamma^j & -\chi^j \mu^j & 2\mu^j k \gamma^j & \chi^j \mu^j \\ -\chi^j \mu^j & -\mu^j k v^j & -\chi^j \mu^j & -\mu^j k v^j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^{-\gamma^j(z-z^{j-1})} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\gamma^j(z-z^{j-1})} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\gamma^j(z-z^{j-1})} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-\gamma^j(z-z^{j-1})} \end{pmatrix} x$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\alpha^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} P^j \\ \frac{\beta^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} S^j \\ \frac{\alpha^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} P^j \\ \frac{\beta^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} S^j \end{pmatrix} = E^j \Lambda^j \begin{pmatrix} C_{pd}^j \\ C_{sd}^j \\ C_{pu}^j \\ C_{pd}^j \end{pmatrix} = E^j \Lambda^j C^j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.13)$$

Dengan E ialah matriks lapisan, Λ matriks *delay phase*, C ialah matriks vector Amplitudo.

Eksponensial yang terdapat pada matriks B^j merupakan hasil modifikasi dengan cara mengalikan dengan konstanta spesifik sifat lapisan. Matriks D^j diketahui memindah faktor, pemindahan konstanta ini dengan meningkatkan stabilitas algoritma secara maksimal. Sehingga matriks C^j merupakan matriks D^j yang konstanta spesifik lapisan telah dipindahkan dan mengandung amplitude gelombang *down-going* dan *up-going*,

2.1.3 Kecepatan fase Gelombang Rayleigh

Gelombang Rayleigh dibentuk oleh interferensi antara gelombang P dan SV. Solusi analisis Persamaan (2.9) dapat ditulis menjadi:

$$\begin{bmatrix} D^j(z) \\ S^j(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{11}^j & E_{12}^j \\ E_{21}^j & E_{22}^j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_d^j(z) & 0 \\ 0 & \Lambda_u^j(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_d^j \\ C_u^j \end{bmatrix} = E^j \Lambda^j C^j \quad (2.14)$$

Untuk sembarang *interface* ke- j , modifikasi koefisien refleksi dan transmisi gelombang Rayleigh dapat dinotasikan oleh $(R_{du}^j, R_{ud}^j, T_u^j, T_d^j)$ dan didefinisikan oleh persamaan

$$\begin{aligned} C_d^{j+1} &= \hat{T}_d^j C_d^j + \hat{R}_{ud}^j C_u^{j+1} \\ C_u^j &= \hat{R}_{du}^j C_d^j + \hat{T}_d^j C_d^{j+1} \quad j=1,2,3,\dots,N-1 \end{aligned} \quad (2.15a)$$

$$\begin{aligned} C_d^{N+1} &= \hat{T}_d^N C_d^N \\ C_u^N &= \hat{R}_{du}^N C_d^N \quad j=N \end{aligned} \quad (2.15b)$$

Kurva dispersi gelombang Rayleigh dapat dihitung dengan menentukan kondisi traksi bebas pada permukaan bebas ($z=0$). Dari Persamaan (2.14) dihitung traksi pada permukaan bebas.

$$S^1(0) = (E_{21}^1 + E_{22}^1 \Lambda_u^0(0) \hat{R}_{du}^1) C_d^1 \quad (2.16)$$

Persamaan (2.16) hanya memiliki solusi non trivial untuk beberapa kecepatan fase tertentu. Jika untuk memenuhi persamaan *secular*

$$\det(E_{21}^1 + E_{22}^1 A_u^0(0) \hat{R}_{du}^1) = 0 \quad (2.17)$$

Persamaan (2.17) disebut sebagai fungsi *secular* gelombang Rayleigh. Untuk mendapatkan kurva disperse gelombang Rayleigh, dilakukan analisis pada Persamaan (2.17) dengan menggunakan metode bisection (Sungkono dan Santosa, 2011).

Menurut Pei (2007), salah satu kekurangan metode R/T memerlukan waktu yang lama, terutama untuk mendapatkan inversi matriks E untuk setiap lapisan yang berukuran 4x4 pada Persamaan (2.15) untuk mendapatkan koefisien gelombang P-SV. Matriks E setiap lapisan pada Persamaan (2.15) terdiri dari elemen yang ditentukan oleh parameter elastisitas lapisan ke-j dan ke-(j+1). Karakter ini melarang adanya solusi analitis yang simple untuk inversi matriks E^{-1} .

Kondisi kontinuitas pada sembarang *interface* ke-j didasarkan pada (Pei,2007).

$$\begin{bmatrix} E_{11}^j & E_{12}^j \\ E_{21}^j & E_{22}^j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_d^j(z) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_d^j \\ C_u^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{11}^{j+1} & E_{12}^{j+1} \\ E_{21}^{j+1} & E_{22}^{j+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \Lambda_u^j(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_d^{j+1} \\ C_u^{j+1} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Pei et al (2008) dan Pei (2007) mendefinisikan generalisasi koefisien R/T berimplikasi pada

$$\begin{aligned} C_d^{j+1} &= \hat{T}_d^j C_d^j \\ C_u^j &= \hat{R}_{du}^j C_d^j \\ C_u^{j+1} &= \hat{R}_{du}^{j+1} \hat{T}_d^j C_d^j \end{aligned} \quad (2.19)$$

Persamaan (2.18) disubstitusikan kedalam Persamaan (2.19) menghasilkan.

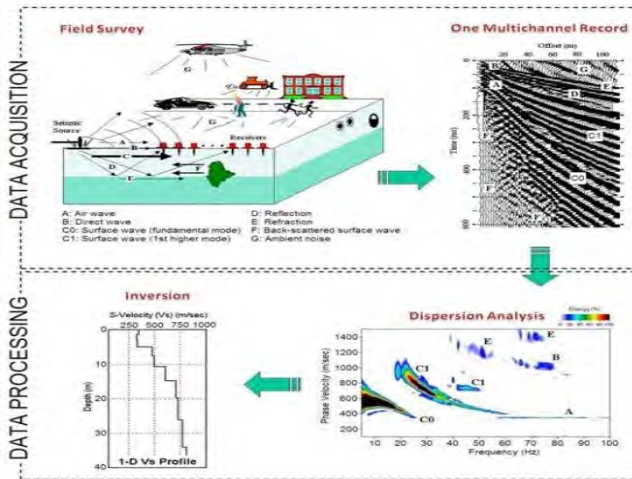
$$\begin{bmatrix} \Lambda_u^j(z) \\ \hat{R}_{du}^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{11}^j & E_{12}^j \\ E_{21}^j & E_{22}^j \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} E_{11}^{j+1} & E_{12}^{j+1} \\ E_{21}^{j+1} & E_{22}^{j+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{T}_d^j \\ \Lambda_u^{j+1}(z^j) \hat{R}_u^{j+1} \hat{T}_d^{j+1} \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Persamaan (2.20) merupakan perhitungan kecepatan fase gelombang Rayleigh menggunakan *Fast Generalized R/T (Reflection and Transmission) coefficient* (FGRT) yang dikembangkan oleh Sungkono dan Santosa (2011).

2.2. *Multichannel Analysis Surface Waves (MASW)*

MASW merupakan metode seismik yang menggunakan banyak geophone yang dapat mengamati gelombang seismik secara simultan. Metode MASW merupakan perkembangan dari metode SASW (*Spectral Analysis of Surface waves*) yang hanya menggunakan dua geophone. Metode MASW merupakan metode yang digunakan dalam medium keheterogenan tanah yang memungkinkan bervariasi secara lateral sehingga mampu mengamati proses dispersi dari gelombang Rayleigh. Output dari metode MASW yaitu profil kecepatan gelombang geser 1D terhadap ketebalan lapisan dengan mengamati pergerakan gelombang permukaan tanahnya (Comina et al., 2007).

Analisa dispersi gelombang Rayleigh dengan menggunakan metode MASW terbagi menjadi tiga tahapan (sebagaimana pada Gambar 2.3) yaitu akuisisi data lapangan, membangun kurva dispersi gelombang Rayleigh sehingga menghasilkan kurva kecepatan fase versus frekuensi berdasarkan data lapangan yang telah diperoleh guna untuk memperkirakan profil kecepatan gelombang gesernya, dan langkah yang terakhir yaitu inversi kurva dispersi untuk memperoleh profil kecepatan gelombang gesernya terhadap ketebalan setiap lapisan (Roma, 2007; Song et al., 2012; Sungkono dan Santosa, 2014).



Gambar 2.3 Tahapan dalam mendapatkan profil kecepatan gelombang geser dengan metode MASW(www.cflhg.gov)

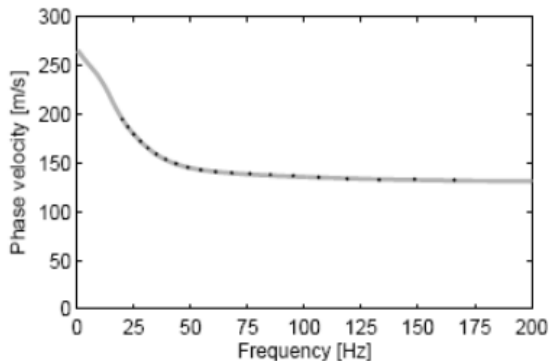
Metode MASW dapat diaplikasikan untuk pemetaan kecepatan gelombang sekunder pada suatu daerah yang dapat menganalisis variasi *stiffness* baik secara vertikal maupun horizontal dengan analisa dispersi gelombang Rayleigh mode fundamental (Park & Miller, 2004). Selain itu, metode MASW dalam pengolahan dan akuisisi datanya menggunakan teknik *common mid point* (CMP) yang digunakan untuk pencitraan dangkal variable kecepatan gelombang S di bawah menara sutet untuk analisis geoteknik (Hartantyo, 2009). Metode MASW mempunyai kelebihan untuk mengatasi beberapa masalah yang disebabkan oleh keberadaan lapisan lunak diantara lapisan yang kaku atau lapisan kaku yang terjebak dilapisan lunak. Sehingga metode ini sangat baik digunakan dalam mengkarakterisasi lapisan tanah.

2.3. Dispersi Gelombang Rayleigh

Gelombang Rayleigh pada medium homogen tidak terjadi dispersi gelombang, namun saat gelombang Rayleigh melewati

batas lapisan maka gelombang Rayleigh tersebut akan terdispersi. Pada proses dispersi, kecepatan gelombang Rayleigh bergantung terhadap fungsi frekuensi. Gelombang Rayleigh dengan frekuensi rendah merambat kelapisan yang lebih dalam dan pada frekuensi yang lebih tinggi hanya merambat dekat permukaan (Lay and Wallace,1995; Lowrie,2007).

Gelombang tersebut merambat sepanjang permukaan medium dengan kecepatan fase lebih rendah dari pada kecepatan gelombang P dan gelombang S. Amplitude gelombang berkurang secara eksponensial terhadap kedalaman. Dalam memodelkan dispersi gelombang Rayleigh maka dibentuklah kurva dispersi gelombang Rayleigh. Kurva dispersi merupakan kurva kecepatan fase gelombang versus frekuensi. Kecepatan sudut gelombang Rayleigh jika dibuat grafik sebagai fungsi frekuensi, Nampak seperti Gambar 2.4, grafik yang demikian, sering kali disebut sebagai dispersi gelombang Rayleigh.



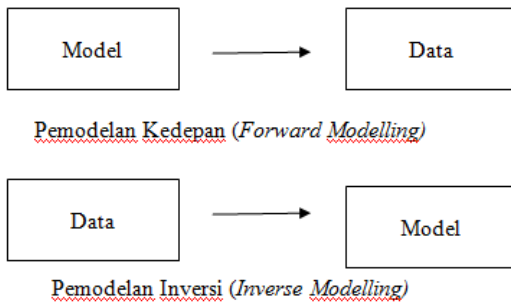
Gambar 2.4 Kurva dispersi gelombang rayleigh (Sholihan dan Santosa, 2010)

Kurva dispersi gelombang Rayleigh dipengaruhi oleh beberapa parameter yaitu ketebalan lapisan, densitas, poisson ratio, kecepatan gelombang P dan kecepatan gelombang S. Parameter-parameter tersebut memberikan efek dispersi gelombang Rayleigh yang berbeda-beda. Namun kecepatan fase

dari kurva dispersi gelombang Rayleigh dipengaruhi kuat oleh ketebalan lapisan dan kecepatan gelombang gesernya (Xia et al., 1999; Dal Moro, 2007).

2.4. Inversi Gelombang Rayleigh

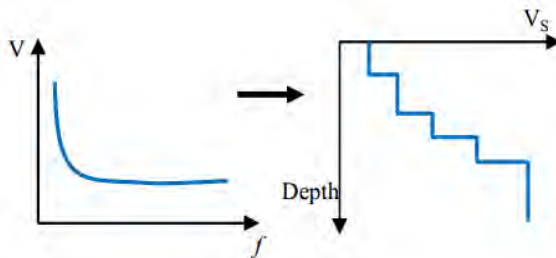
Dalam pemodelan data geofisika dibagi menjadi dua jenis pemodelan data yaitu pemodelan ke depan (*forward modeling*) dan pemodelan inversi (*inversi modeling*), sebagaimana Gambar 2.5. Pemodelan ke depan dimaksudkan untuk mendapatkan data perhitungan (secara teoritik) dari nilai-nilai parameter model tertentu sehingga diharapkan mampu untuk menggambarkan kondisi bawah permukaan bumi. Pada pemodelan ke depan dilakukan dengan mengubah ubah nilai parameter model sehingga didapatkan data teoritik yang fit dengan data lapangan. Sedangkan pemodelan inversi yaitu kebalikan dari pemodelan ke depan, dimana parameter model diperoleh secara langsung dari data lapangan. Inversi dilakukan melalui penjabaran matematis untuk memperoleh informasi berdasarkan data observasi (Grandis,2009).



Gambar 2.5 Pemodelan ke depan dan pemodelan inversi (Grandis,2009)

Inversi gelombang Rayleigh (Gambar 2.6) dilakukan untuk mendapatkan parameter-parameter fisis yang mempengaruhi nilai kecepatan fase dari kurva dispersi. Parameter tersebut yaitu

berupa ketebalan dari lapisan, kecepatan gelombang P, kecepatan gelombang S, dan densitas. Namun berdasarkan hasil penelitian Sungkono (2011), menyebutkan bahwa kecepatan fase sangat dipengaruhi kuat oleh perubahan nilai kecepatan gelombang S dan ketebalan lapisan.



Gambar 2.6 Inversi gelombang rayleigh

2.5 Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization (PSO) diusulkan pertama kali oleh Eberhart dan Kennedy di tahun 1995 yang terinspirasi oleh perilaku sosial dari pergerakan burung atau serangga. PSO diadopsi dari prinsip sosio-psikologi yang mempengaruhi perilaku makhluk hidup. Dalam hal ini lingkungan sangat berpengaruh terhadap diri makhluk hidup, interaksi yang terjadi antara makhluk hidup dan lingkungannya dapat mengoptimasi cara berpikir dan berkembangnya pengetahuan dari setiap individu. Misalkan perilaku makhluk hidup dalam mencari makanannya dipengaruhi oleh kecerdasan individu atau perilaku kolektif kelompoknya. Hal ini dapat dijelaskan melalui skenario berikut: sekelompok burung mencari makanan secara acak di suatu daerah, di mana hanya ada satu potong makanan dalam daerah yang dicari. Maka strategi yang paling baik dalam mencari makanan adalah mengikuti burung yang berada dekat dengan makanan. Dari skenario perilaku sosial burung tersebut maka teori PSO dapat diterapkan untuk memecahkan masalah optimasi.

Dalam PSO, “burung” yang dimaksudkan yaitu “partikel” (atau individu). Setiap partikel terbang mengikuti individu yang

optimum saat ini (*current optimum particle*). Partikel tersebut akan menyimpan jejak-jejak posisinya dalam *space*. Jejak-jejak posisi tersebut diartikan sebagai *best solution*. Partikel-partikel tersebut memiliki informasi yang terkait posisi dan kecepatan terhadap target yang masing-masing dinyatakan dalam vector X dan V . Setiap partikel menyampaikan informasi yang terkait posisi dan kecepatan kepada partikel yang lainnya kemudian partikel tersebut saling menyesuaikan informasi yang didapatkannya. Pada PSO, nilai terbaik milik partikel yang bersangkutan dinamakan sebagai $Pbest$. Selain $Pbest$ turut disimpan pula nilai terbaik milik individu atau partikel disekitarnya yang disebut sebagai $lbest$ (*local best*). Jika suatu individu memperhitungkan semua individu dalam satu populasi, maka nilai terbaik yang dimaksudkan adalah nilai terbaik secara keseluruhan dan disebut sebagai $gbest$ (*global best*). Selanjutnya akan terjadi akselerasi antara lokasi $pbest$ dan lokasi $lbest$ dari setiap individu. Akselerasi ini disebut sebagai bilangan acak.

Setelah menemukan dua nilai terbaik, pembaruan partikel kecepatan dan posisi dengan persamaan berikut:

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^{k+1} + \phi_1 \cdot 1 \cdot (g^k - X_i^k) + \phi_2 \cdot 1 \cdot (l_i^k - X_i^k) \quad (2.21)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (2.22)$$

V_i^{k+1} merupakan kecepatan partikel, X_i^k adalah partikel saat ini (solusi). g^k sebagai posisi global dan l_i^k adalah posisi terbaik partikel ke- i atau yang biasa disebut sebagai $Pbest$. ϕ_1 dan ϕ_2 merupakan akselerasi local dan global, serta ω adalah inersia (Martinez and Gracia Gonzalo, 2008).

2.5.1 *Progressive-Progressive Particle Swarm Optimization (PP-PSO)*

Perkembangan PSO seiring berjalannya waktu sangatlah cepat. PSO dapat dijelaskan sebagai algoritma gradient diskrit yang dipengaruhi oleh dua tarikan yaitu tarikan lokal dan tarikan global. Setiap partikel diibaratkan sebagai sebuah massa yang

tersambung pada sebuah pegas yang masing masing memiliki posisi setimbang l_i^k dan g^k , dengan konstanta pegas dan factor redaman yang berhubungan dengan akselerasi dan inersia. Sehingga algoritma PSO dapat dijelaskan dalam system getaran teredam (Brandstatter dan Baumgartner, 2002)

$$\begin{aligned} X(t) + (1 - \omega)X(t) + \emptyset X(t) &= \emptyset_1 g(t) + \emptyset_2 l(t) \\ X(0) &= X_0 \\ X'(0) &= X_0 \end{aligned} \quad (2.23)$$

Solusi persamaan tersebut dapat didekati dengan menggunakan *finite difference*.

Fernandez-Martinez dan rekan kerjanya (Fernandez-Martinez dan Garcia-Gonzalo, 2008; 2012) mengusulkan varian PSO berdasarkan persamaan ini dengan menambahkan persamaan finite-difference. Algoritma *Progressive-Progressive Particle Swarm Optimization* (PP-PSO) diturunkan dari Persamaan (2.23) dengan pendekatan *forward difference* untuk persamaan kecepatan dan akselerasi. Persamaan kecepatan dan akselerasi dengan menggunakan skema *forward difference* adalah sebagai berikut

$$X(t) \approx \frac{X(t-\Delta t) - X(t)}{\Delta t} \quad (2.24)$$

$$X'(t) \approx \frac{X(t-2\Delta t) - 2X(t+\Delta t) + X(t)}{\Delta t^2} = \frac{X'(t+\Delta t) - X'(t)}{\Delta t} \quad (2.25)$$

Nilai kecepatan dan akselerasi tersebut disubstitusikan ke persamaan getaran teredam Persamaan (2.23). Maka algoritma PP-PSO dari penyelesaian persamaan di atas yaitu:

$$\frac{V(t+\Delta t) - V(t)}{\Delta t} + (1 - \omega)\Delta t V(t) = \emptyset_1(g(t - t_0) - X(t)) + \emptyset_2\Delta t(l(t - t_0) - X(t)) \quad (2.26)$$

yang mana $t_0=0$ sehingga didapatkan:

$$V(t + \Delta t) = (1 - (1 - \omega)\Delta t)V(t) + \emptyset_1\Delta t(g(t) - X(t)) + \emptyset_2\Delta t(l(t) - X(t)) \quad (2.27)$$

$$X(t + \Delta t) = X(t) + V(t + \Delta t)\Delta t \quad (2.28)$$

dengan $\phi = \phi_1 + \phi_2$ dan $\Delta t=1$

Nilai relatif dari ϕ_1 dan ϕ_2 mempengaruhi keseimbangan pencarian lokal dan global, yang dapat diestimasi dengan persamaan berikut:

$$\phi_1 = r_1 a_g, \phi_2 = r_2 a_l, r_1 r_2 \rightarrow U(0,1)w, a_l, a_g \in \mathbb{R} \quad (2.29)$$

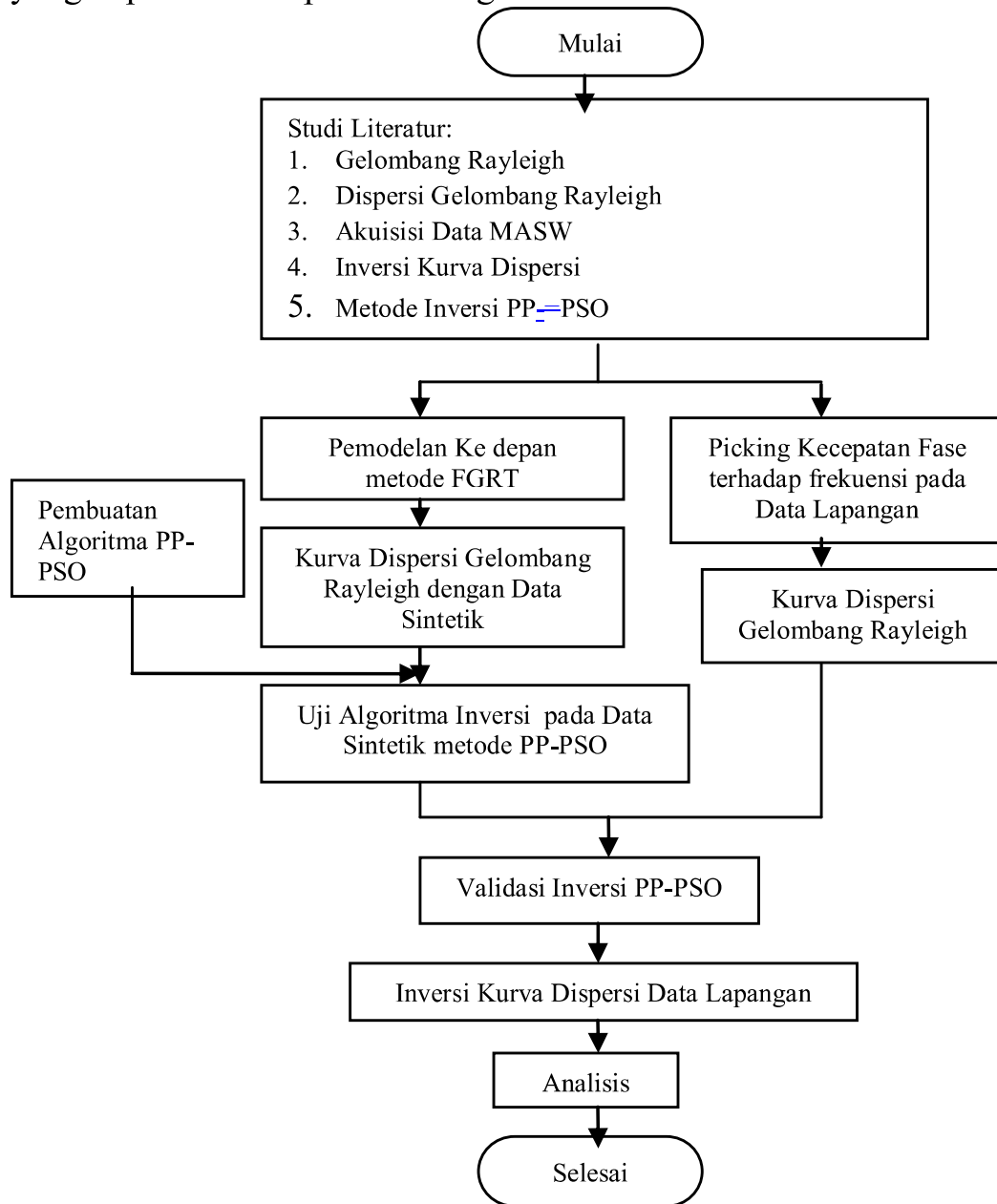
Bilangan random r_1 dan r_2 mempengaruhi akselerasi local dan global sedangkan a_l, a_g yang menyebabkan lintasan partikel berosilasi setiap iterasi disekitar pusatnya (Clerc and Kennedy, 2002).

Algoritma PP-PSO memiliki persamaan kecepatan yang sama dengan GPSO namun perbedaannya yaitu persamaan kecepatan yang digunakan untuk mengupdate lintasan adalah $V(t)$, sedangkan pada algoritma GPSO persamaannya menggunakan $V(t+\Delta t)$. Hal ini yang menyebabkan algoritma PP-PSO lebih bersifat eksploratif.

BAB III METODOLOGI

3.1 Diagram Alir Penelitian

Diagram alir penelitian ini sebagaimana pada Gambar 3.1, yang dapat terdiskripsikan sebagaimana berikut:



Gambar 3.1 Alur kerja penelitian

1. Studi Literatur

Studi Literatur merupakan tahapan pembelajaran yang dilakukan oleh peneliti guna memahami konsep dasar maupun lanjut gelombang Rayleigh dan inversi dispersi gelombang Rayleigh. Sehingga peneliti mampu memperkuat analisa hasil penelitian yang telah dilakukan. Pada tahap ini, peneliti melakukan studi literatur terhadap hasil penelitian terdahulu dengan membaca beberapa referensi seperti *text book*, Jurnal Internasional serta hasil tugas akhir, thesis maupun disertasi dari beberapa universitas yang terkait dengan gelombang Rayleigh, inversi dispersi gelombang Rayleigh, serta metode inversi PP-PSO.

2. Pemodelan Ke depan Dispersi Gelombang Rayleigh dengan Menggunakan Metode FGRT

Pemodelan ke depan (*forward modelling*) adalah pemodelan yang dilakukan untuk mendapatkan data teoritik di lapangan dari nilai parameter model bawah permukaan tersebut. Jika respon suatu model cocok dengan data maka model tersebut dapat mewakili kondisi bawah permukaan tempat data diukur. Sehingga dalam penelitian ini pemodelan ke depan digunakan untuk membuat data sintetik yang kemudian dimodelkan terbalik (inversi). Pada penelitian ini, pemodelan ke depan yang dilakukan dengan membuat kurva dispersi gelombang Rayleigh. Kurva dispersi gelombang Rayleigh merupakan nilai distribusi kecepatan fase gelombang Rayleigh terhadap frekuensi. Pemodelan ke depan dilakukan dengan menggunakan metode FGRT, dalam memodelkan data diperlukan parameter-parameter model seperti ketebalan lapisan (H), *poisson ratio*, densitas (ρ), kecepatan gelombang primer (V_p) dan kecepatan gelombang sekunder (V_s) yang akan diubah-ubah demi mendapatkan model yang cocok dengan data.

3. Uji Algoritma Inversi Pada Data Sintetik
Algoritma inversi PP-PSO yang telah dilakukan diuji coba terlebih dahulu dengan menggunakan data sintetik. Tujuan dari uji coba PP-PSO ini yaitu untuk mengetahui kemampuan dari algoritma PP-PSO dalam menentukan pencarian global dan penyediaan PDM. Hasil dari PDM ini akan digunakan untuk pencarian model terbaik dan ketidakpastian model.
4. Validasi Algoritma Inversi Kurva Dispersi
Validasi algoritma inversi kurva dispersi ini ditentukan dari hasil uji coba inversi dengan data sintetik. Jika hasil inversi dengan data sintetik ini menghasilkan nilai parameter fisis sesuai dengan parameter yang diubah-ubah dalam pembuatan pemodelan ke depan maka algoritma inversi mampu untuk diimplementasikan pada data lapangan yang akan diteliti.
5. Inversi Data Lapangan
Setelah algoritma inversi dinyatakan valid dalam menginversikan kurva dispersi gelombang Rayleigh maka algoritma tersebut dapat diimplementasikan terhadap data lapangan.
6. Analisa
Pada tahap ini akan dilakukan analisa data pada hasil pemodelan ke depan dan hasil inversi kurva dispersi baik inversi kurva dispersi data sintetik maupun inversi data lapangan. Hasil dari inversi kurva dispersi berupa nilai dari parameter kecepatan fase berupa kecepatan gelombang geser terhadap ketebalan lapisan. Analisa ini dilakukan untuk menjawab tujuan dari penelitian yang dilakukan.
7. Kesimpulan
Kesimpulan yang dilakukan yaitu menjawab tujuan dari penelitian yang dilakukan yaitu untuk mendapatkan hasil inversi PP-PSO pada kurva dispersi gelombang Rayleigh.

3.2 Pemodelan ke depan (*Forward Modeling*)

Pemodelan ke depan merupakan memodelkan data dengan mengubah parameter model. Pemodelan ke depan dilakukan sebagai langkah untuk menguji algoritma PP-PSO. Pemodelan ke depan dilakukan dengan menggunakan metode FGRT sehingga menghasilkan kurva dispersi gelombang Rayleigh. Pada penelitian ini dibuat dua model data sintetik, yang mana tiap model akan diberikan penambahan noise sebesar 5% pada data sehingga nantinya data sintetik terdiri dari empat jenis model. Hasil dari pemodelan ke depan akan dilakukan inversi dengan menggunakan algoritma PP-PSO. Input yang digunakan pada metode FGRT sehingga menghasilkan kurva dispersi gelombang Rayleigh sintetik

$$\rho = 0.77 \log_{10}(Vs) + 0.15 \quad (3.1)$$

$$V_p = V_s \sqrt{\frac{1-\nu}{0.5-\nu}} \quad (3.2)$$

3.3 Penerapan Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh dengan Algoritma PP-PSO

PP-PSO merupakan salah satu versi PSO, dimana setiap versi PSO memiliki langkah yang sama dalam mengoptimasi suatu fungsi. Salah satu langkah yang dilakukan dalam optimasi fungsi yaitu dilakukan inisiasi awal yang berupa penentuan jumlah iterasi dan jumlah partikel yang digunakan dalam optimasi, pembangkitkan populasi awal dari range pencarian nilai X ($X_{min} < X < X_{max}$) secara random, dilakukan pula evaluasi fungsi objektif, penentuan parameter l (posisi terbaik partikel) dan g (posisi terbaik partikel dalam kelompok), langkah selanjutnya yaitu mengupdate nilai V dan X menggunakan algoritma PP-PSO dan langkah terakhir yaitu evaluasi fungsi objektif menggunakan nilai X yang telah diupdate sebanyak iterasi yang ditentukan.

Pada inversi ini, PP-PSO diharapkan mampu untuk meminimumkan fungsi objektif (*misfit*) untuk memperoleh parameter bawah permukaan.

$$obj = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N |\phi_{theo(i)} - \phi_{exp}(i)| \quad (3.3)$$

Persamaan (3.3) merupakan misfit yang harus diminimumkan pada inversi disperse gelombang Rayleigh. $\phi_{theo(i)}$ data teori dan ϕ_{exp} adalah data eksperimen sedangkan N merupakan banyaknya data pada data eksperimen. Data pada disperse gelombang Rayleigh yaitu berupa kecepatan fase pada setiap frekuensi.

Setelah algoritma PP-PSO mampu dalam melakukan pencarian global selanjutnya dapat diimplementasikan pada permasalahan inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh. Pada inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh akan dihasilkan dua parameter independen yaitu nilai kecepatan gelombang geser (Vs) dan kedalaman tiap lapisan. Keakuratan PP-PSO dalam mengestimasi parameter bawah permukaan dapat dihitung dengan menggunakan SI (*Similiry Index*) sebagai tolak ukur. SI menyatakan seberapa mirip model yang diestimasi dari inversi dengan model sebenarnya. SI dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:

$$SI = \left(1 - \frac{\sum_m |p_m^{inv} - p_m^t|}{M} \right) \times 100\% \quad (3.4)$$

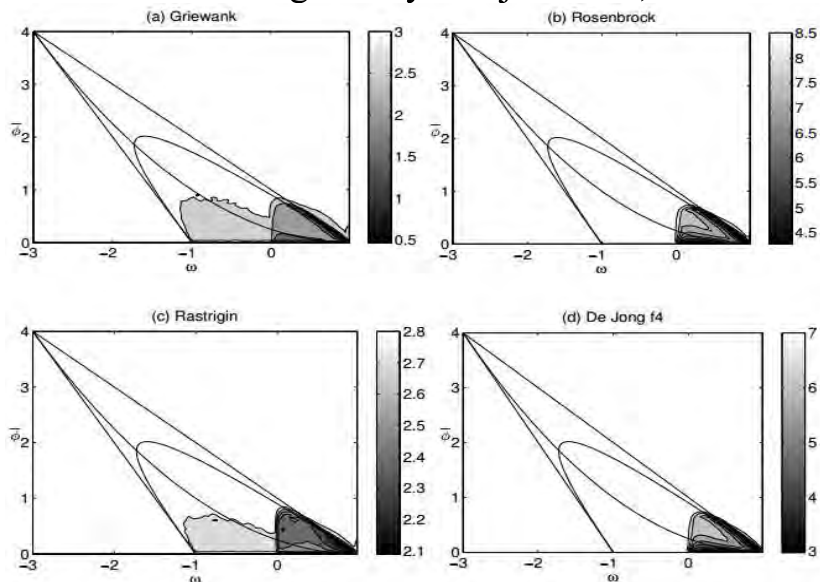
Dengan p_m^{inv} adalah parameter model yang diperoleh dari hasil inversi. p_m^t merupakan parameter model sebenarnya. Semakin tinggi nilai SI maka semakin tinggi keakuratan hasil inversi.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB IV ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

4.1 Parameter PP-PSO

Pada proses inversi dengan menggunakan algoritma PP-PSO dibutuhkan beberapa parameter yang berupa jumlah partikel, jumlah iterasi, dt (*Time Step*), nilai C_1 dan C_2 merupakan nilai dari pencarian lokal dan global, dan nilai inersia (ω) yang digunakan sebagai pengontrol keseimbangan antara kemampuan eksplorasi global dan lokal. Adapun nilai masing-masing parameter yang digunakan yaitu partikel yang digunakan sebanyak 200 partikel dengan 100 iterasi, $dt=1$, nilai inersia (ω) sebesar 0,8 serta jumlah dari pencarian lokal dan globalnya berjumlah 0,1.



Gambar 4.1 Plot kontur *mean error* algoritma PP-PSO untuk fungsi Griewank, Rosenbrock, Rastrigin, dan DeJong F4 (Fernandez Mentinez,2012)

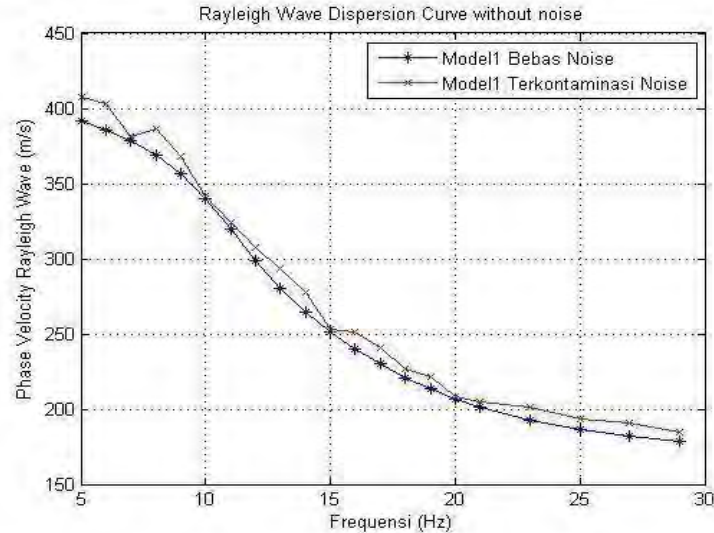
Proses dalam penentuan parameter algoritma PP-PSO sangatlah sulit. Hal ini disebabkan daerah nilai logaritmik error terendah yang dimiliki oleh algoritma PP-PSO sangatlah sempit. Ini dibuktikan dari hasil eksperimen yang dilakukan oleh Fernandez Mentinez (2012) (Gambar 4.1). Sehingga dalam

menentukan nilai parameter ω dan ϕ (jumlah C_1 dan C_2) dalam algoritma PP-PSO harus lebih eksploratif. Namun berdasarkan pada Gambar 4.1 maka dapat ditentukan nilai parameter ω dan ϕ . Nilai ω berada pada interval $0 < \omega < 1$. Sedangkan untuk nilai ϕ pada interval $0 < \phi < 1$.

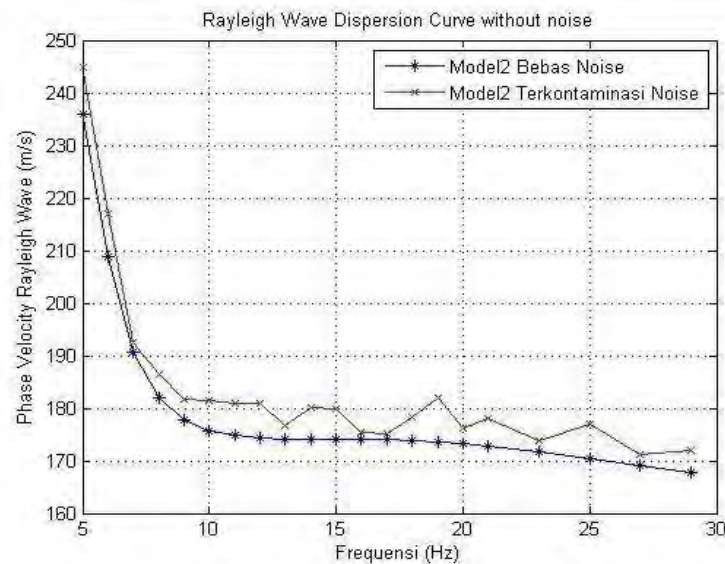
4.2 Inversi Kurva Dispersi Data Sintetik

Proses inversi merupakan proses dalam mencari solusi model terbaik berdasarkan data pengukuran dengan cara meminimumkan fungsi objektif (Persamaan 3.3). Hasil inversi yang diinginkan yaitu bila nilai misfit kecil karena bila nilai misfit terlalu besar maka model yang dihasilkan akan buruk. Namun dalam proses inversi nilai misfit yang terkecil belum tentu mampu untuk menghasilkan solusi model yang terbaik, hal ini dikarenakan solusi inversi pada dasarnya tidak unik (Waksito, 2013). Artinya, dalam proses inversi membutuhkan ketidakpastian parameter model, yang dapat dihasilkan dari PDM. PDM ini akan diestimasi melalui trade-off dari fungsi objektif dari hasil algoritma PP-PSO.

Inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh terlebih dahulu dilakukan pada data sintetik. Hal ini bertujuan untuk menguji kelayakan dari algoritma PP-PSO yang akan diimplementasikan pada data lapangan. Data sintetik dalam hal ini berupa kurva dispersi yang dibuat dari pemodelan ke depan dengan menggunakan metode FGRT. Pada penelitian ini digunakan dua model sintetik yaitu model pertama merupakan model bumi yang memiliki empat lapis yang dikarakterisasikan oleh V_s yang bertambah besar seiring bertambahnya kedalaman. Model kedua merupakan model bumi empat lapis yang dikarakterisasi dengan adanya lapisan keras (*high velocity*) yang berada di antara lapisan lunak (*low velocity*). Kedua model sintetik tersebut masing masing terdiri atas data sintetik yang bebas noise dan data sintetik yang terkontaminasi oleh adanya noise 5%, (Gambar 4.2 dan Gambar 4.3).



Gambar 4.2 Data sintetik model 1 hasil pemodelan ke depan



Gambar 4.3 Data sintetik model 2 hasil pemodelan ke depan

Pada dispersi gelombang Rayleigh parameter yang digunakan yaitu V_s , H , *Poisson's ratio*, V_p dan Densitas. Namun yang menjadi pengontrol utama yaitu V_s , H , dan *Poisson's Ratio* sedangkan V_p dan densitas tidak terlalu berpengaruh (Sungkono, 2011). Oleh karena itu dalam pembuatan model sintetik dengan menggunakan metode FGRT, parameter model V_s dan densitas dapat diestimasi dengan menggunakan Persamaan (3.1) dan (3.2).

4.2.1 Inversi Data Sintetik Model 1

Pada inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma PP-PSO akan dihasilkan nilai estimasi posterior distribusi, nilai misfit sebagai fungsi iterasi, dan hasil inversi dari masing masing model. Inversi dilakukan dengan menentukan *ruang model* sebagai inisiasi awal terlebih dahulu untuk masing masing model. *Ruang model* digunakan untuk menentukan ruang model yang diizinkan dalam algoritma PP-PSO. Model sintetik dan ruang pencarian modelnya (*ruang model*) yang digunakan pada sebagai mana Tabel 4.1

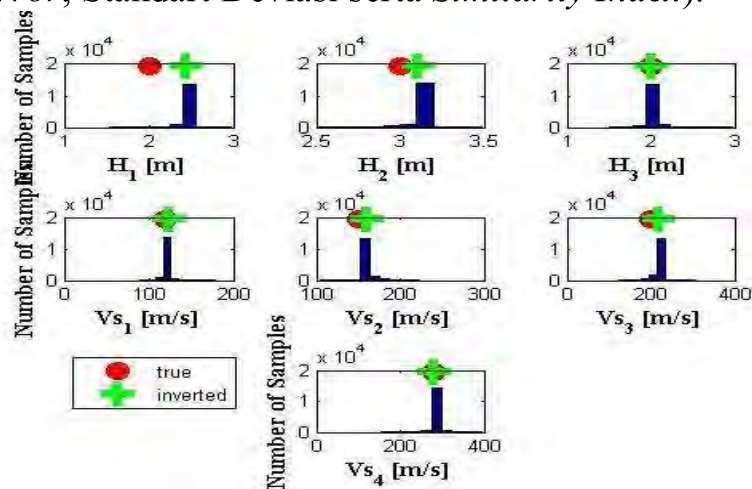
Tabel 4.1 Parameter model sintetik 1 dan *ruang model* inversi

Lapisan Ke-	Parameter Model Sintetik 1			<i>Ruang model</i> Inversi Model 1			
	Vs (m/s)	H (m)	<i>Poisson's Ratio</i>	Vs (m/s)		H (m)	
				Vs min	Vs max	H min	H max
1	120	2	0.4	90	180	1.5	3
2	150	3	0.4	100	225	2.5	3.5
3	200	2	0.4	120	310	1.5	3
4	280	<i>Half Space</i>	0.4	150	400	Half Space	

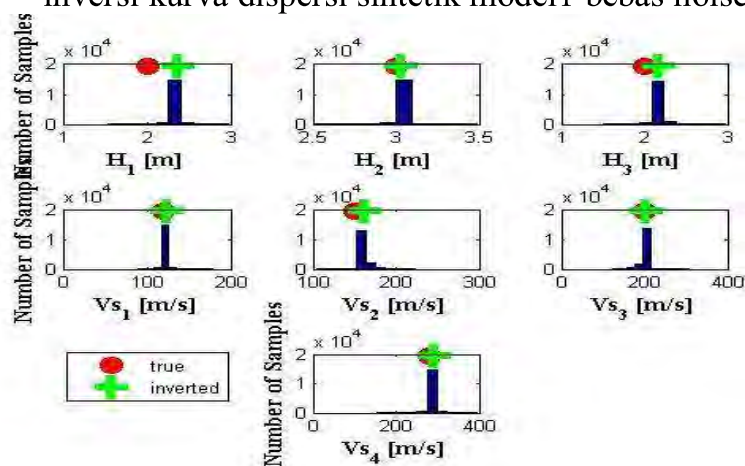
Hasil inversi yang berupa posterior distribusi merupakan hasil penebakkan parameter model inversi. Penebakan parameter model dapat dilakukan dengan menggunakan nilai mean, median, maupun modus dari nilai posterior distribusi model (PDM) yang dihasilkan. Namun pada penelitian ini digunakan nilai median, sebab nilai median tidak berpengaruh terhadap keberadaan *outlier* dan dapat digunakan untuk PDM yang Gaussian maupun non-Gaussian.

Posterior distribusi digunakan untuk mengetahui kestabilan dari algoritma PP-PSO dalam melakukan inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh. Jika nilai dari ditribusi posterior

terkonsentrasi pada satu nilai maka algoritma dapat dikatakan stabil dalam menentukan tebakan parameter model. Namun jika posterior distribusi melebar kekanan atau kekiri maka algoritma tersebut tidak mampu untuk mempertahankan kestabilannya dalam menentukan hasil inversi. Selain itu posterior distribusi juga untuk mengetahui seberapa dekat hasil inversi dengan nilai sebenarnya dan untuk mengestimasi ketidakpastian model (nilai *Relative Error*, Standart Deviasi serta *Similarity Index*).



Gambar 4.4 Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model1 bebas noise



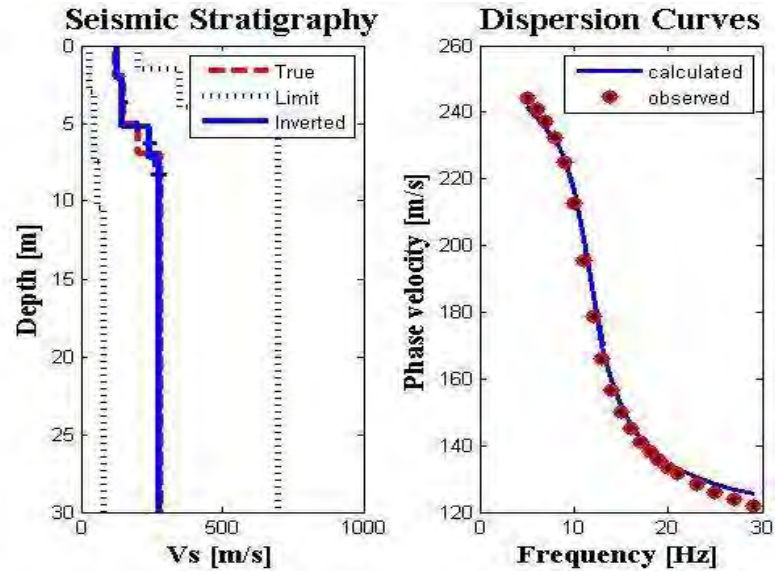
Gambar 4.5 Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model1 terkontaminasi noise

Gambar 4.4 dan 4.5 merupakan hasil dari posterior distribusi model untuk model sintetik 1 bebas noise dan terkontaminasi noise, dengan hasil nilai parameter sebenarnya disimbolkan dengan tanda “o” dan nilai hasil inversi disimbolkan dengan tanda “+”. Posterior distribusi model sintetik 1 bebas noise (Gambar 4.4), menunjukkan bahwa hasil posterior distribusi terkonsentrasi pada satu nilai atau nilai yang mempunyai jumlah sampel terbanyak, dengan nilai tersebut merupakan nilai median posterior hasil inversi.

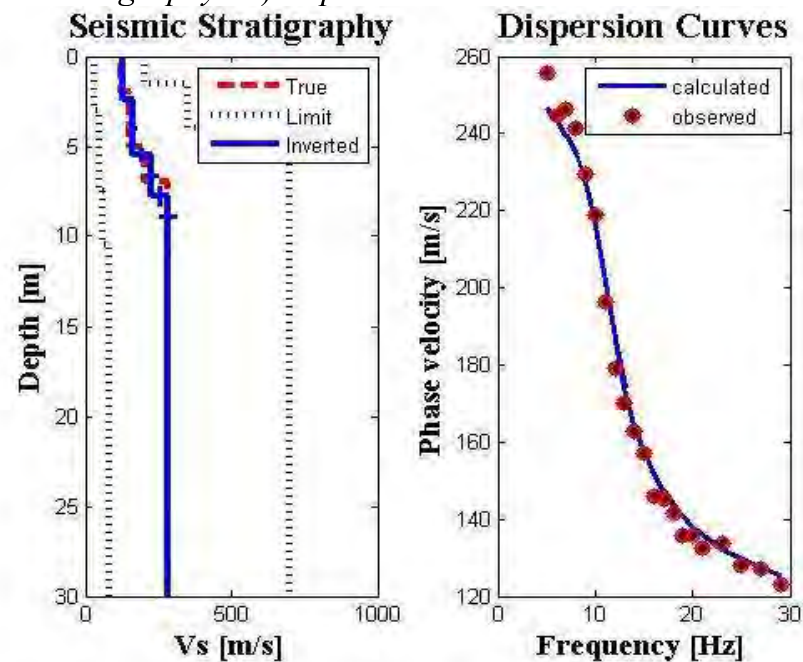
Selain itu, nilai parameter sebenarnya sangat dekat dengan nilai median posterior hasil inversi. Namun pada data sintetik terkontaminasi noise (Gambar 4.5) terlihat bahwa posterior distribusi pada beberapa parameter seperti pada parameter model H_1 , H_3 , dan V_{s2} , tidak terkonsentrasi pada satu nilai melainkan beberapa nilai dan terlihat bahwa distribusi modelnya melebar ke kiri dan ke kanan. Hal ini menunjukkan bahwa ketika data ditambahkan dengan noise maka terjadi penurunan tingkat kestabilan pada proses inversi dan bertambahnya ketidakpastian solusi. Sedangkan bila dilihat dari sisi keakuratan bila dibandingkan dengan data bebas noise terlihat bahwa nilai parameter model hasil inversi dan parameter sebenarnya terdapat sedikit jarak. Hal tersebut merupakan dampak pula dari adanya noise yang ditambahkan pada data sintetik. Akan tetapi algoritma PP-PSO masih mampu untuk mempertahankan kestabilannya. Hal ini terbukti dari pelebaran yang terjadi pada nilai median posterior hanya terjadi pada beberapa parameter model dan posterior distribusi hanya terkumpul pada dua nilai. Sedangkan pengaruh noise hampir tidak terlihat pada hasil tebakan.

Setelah mengetahui kestabilan algoritma maka selanjutnya dilakukan rekonstruksi model dan pencocokkan kurva (Gambar 4.6 dan 4.7) untuk melihat lebih jauh seberapa akurat hasil inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh dengan menggunakan algoritma PP-PSO. Keakuratan algoritma dapat dilihat dari pencocokkan kurva dispersi antara kurva dispersi observasi dan kurva dispersi perhitungan. Hasil inversi berupa *Seismic*

stratigraphy digunakan untuk rekonstruksi model yang dibangun berdasarkan data hasil inversi berupa nilai posterior sebagai model dari hasil inversi.



Gambar 4.6 Hasil inversi data sintetik model 1 bebas noise. A) *seismic stratigraphy*. B) *dispersion curves*



Gambar 4.7 Hasil inversi data sintetik model 1 terkontaminasi noise. A) *seismic stratigraphy*. B) *dispersion curves*

Hasil rekonstruksi model pada data bebas noise (Gambar 4.6a) menunjukkan bahwa hasil inversi identik dengan hasil sebenarnya. hal tersebut dapat terlihat bahwa nilai V_s hasil inversi dan hasil sebenarnya saling berhimpit. Pada pencocokkan kurva dispersi (Gambar 4.6b), terlihat bahwa kurva data pengamatan (sintetik) dan kurva data perhitungan (inversi) hampir berhimpit. Bila dibandingkan dengan data sintetik terkontaminasi noise (Gambar 4.7) terlihat bahwa pada hasil rekonstruksi model (Gambar 4.7a) menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda dengan hasil model sintetik bebas noise. Sedangkan pada pencocokkan kurva dispersi (Gambar 4.7b) terlihat perbedaan yang sangat jelas antara model hasil inversi dengan model sebenarnya. ini dipengaruhi oleh keberadaan noise yang telah merusak tren dari hasil model inversi. namun algoritma PP-PSO masih mampu untuk menginversikan kurva dispersi yang terkontaminasi noise dengan baik, hal ini terbukti dengan hasil pencocokkan kurva dispersi yang masih mengikuti tren.

Dalam suatu inversi, estimasi ketidakpastian merupakan hal yang sangat krusial. Ini karena solusi inversi yang tidak tunggal (tidak unik) sehingga dapat menyebabkan kesulitan interpreter menentukan model yang tepat. Sehingga berdasarkan hasil posterior distribusi tersebut dapat dilakukan perhitungan nilai *Relative Error*, Standart Deviasi serta *Similarity Index* (Tabel 4.2 dan 4.3). Standart deviasi digunakan untuk menyatakan derajat ketidakpastian. Semakin tinggi nilai standar deviasi maka semakin tinggi pula derajat ketidaksiannya. Dan sebagai tolak ukur keakuratan suatu hasil inversi dilakukan perhitungan *Similarity Index*. SI menyatakan seberapa mirip model hasil inversi dengan model sebenarnya. Semakin tinggi nilai SI maka semakin tinggi keakuratan hasil inversi. Pada saat nilai SI mendekati nilai 100% maka solusi model yang dihasilkan dapat dikatakan identik dengan model sebenarnya. Hasil dari perhitungan tersebut dapat dijadikan acuan tingkat keberhasilan suatu algoritma dalam menginversikan model.

Berdasarkan hasil *Similarity Index* (SI) dimana hasil inversi model 1 bebas noise memiliki nilai SI sebesar 93.57% dan model 1 terkontaminasi noise sebesar 93.34%. perbedaan nilai SI pada kedua data sintetik tersebut hanya berkisar 0.23% sedangkan perbedaan nilai *relative error* misalkan pada parameter model H_1 sebesar 16,75%. Hasil ini masih merupakan kategori perubahan yang *relative* kecil. Sehingga algoritma PP-PSO masih mampu untuk menginversikan kurva dispersi yang terkontaminasi noise. Oleh karena itu, inversi yang dilakukan dengan algoritma PP-PSO ini dapat dikatakan *robust* terhadap adanya noise.

Tabel 4.2 Hasil inversi data sintetik model 1 bebas noise

Parameter Model	<i>TRUE</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative Error (%)</i>	Standar Deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H1 (m)	2	2.45	2.25	0.11	93.57
H2 (m)	3	3.11	3.67	0.07	
H3 (m)	2	1.97	1.5	0.11	
Vs1 (m/s)	120	123.75	3.12	7.21	
Vs2 (m/s)	150	156.45	4.3	10.11	
Vs3 (m/s)	200	225.64	12.82	15.45	
Vs4 (m/s)	280	280.18	0.06	17.59	

Tabel 4.3 Hasil inversi data sintetik model 1 terkontaminasi noise

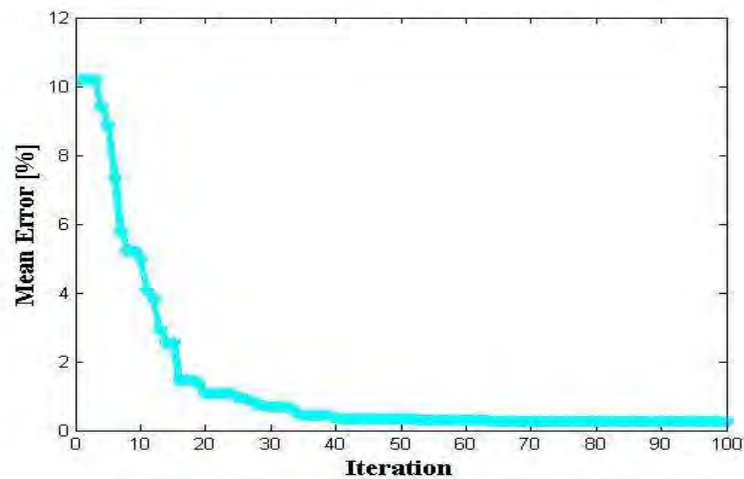
Parameter Model	<i>TRUE</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative Error (%)</i>	Standar Deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H1 (m)	2	2.38	19	0.11	93.34
H2 (m)	3	3.03	1	0.07	

H3 (m)	2	2.17	8.5	0.11
Vs1 (m/s)	120	124.3	3.5	7.07
Vs2 (m/s)	150	159.8	6.53	9.71
Vs3 (m/s)	200	208.49	4.24	15.26
Vs4 (m/s)	280	290.74	3.83	17.27

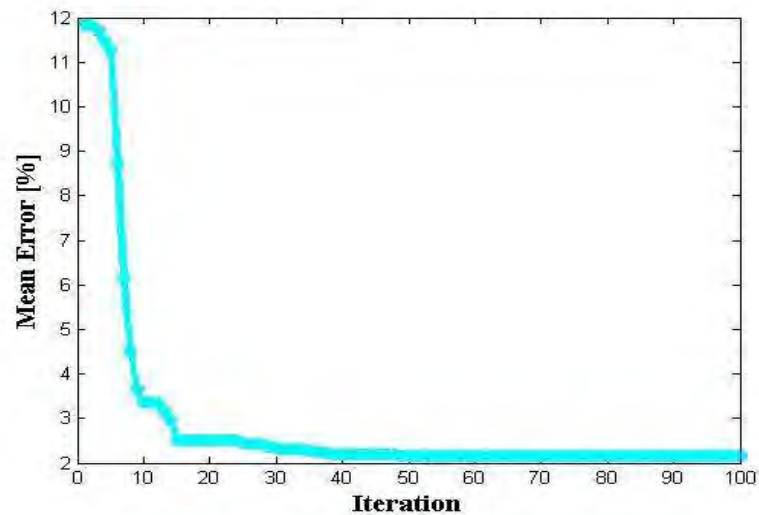
Nilai misfit terbaik yang diperoleh selama iterasi dapat dilihat pada Gambar 4.8 untuk model sintetik 1 bebas noise dan Gambar 4.9 untuk model sintetik 1 terkontaminasi noise. Pada iterasi awal akan selalu konstan hingga mencapai iterasi ke-10. Kemudian meluruh secara signifikan hingga mendekati nol. Hal tersebut dikarenakan sifat dari algoritma PP-PSO yang eksploratif, dimana pada iterasi kurang dari 15 masih memerlukan waktu dalam pencarian model terbaik (nilai misfit yang rendah) . Sehingga mencapai iterasi ke-15 algoritma PP-PSO menurun secara perlahan untuk mendapatkan model terbaik yang diinginkannya. Oleh karena itu, efek yang ditimbulkan ialah algoritma ini masih mencari model yang terbaik hingga iterasi ke-50 sehingga algoritma ini akan memiliki kemungkinan kehabisan pada minim lokal yang kecil. Namun sifat eksploratif dari algoritma ini mampu untuk menghasilkan posterior distribusi model (PDM) yang lebih baik dari pada algoritma PSO yang lainnya.

Gambar 4.8 dan Gambar 4.9 menunjukkan hasil misfit data bebas noise mendekati 0 dan data terkontaminasi noise bernilai 2, ini menunjukkan efek adanya noise yang mana posisi nilai minimum global juga berubah akibat keberadaan noise. Kasus ini sesuai dengan studi yang dilakukan oleh Martinez et.al., (2010,2012) dan Song et al., (2012) yang menyatakan bahwa misfit yang terkontaminasi noise akan mencapai minimum global bukan pada tempat sebenarnya, dikarenakan pusat *superquadratic* (yang bertepatan dengan optimum global) digeser oleh keberadaan noise pada data pengamatan. Akibatnya keberadaan noise pada data dapat menambah jumlah minimum lokal tersebut.

Namun hasil dari proses inversi dapat dikatakan tidak unik, hal ini dikarenakan misfit yang terkecil tidak selalu merupakan solusi model terbaik. Sehingga keakuratan dari suatu algoritma dalam menginversi tidak hanya terpaku pada nilai misfit namun berdasarkan hasil inversi lainnya seperti PDM, pencocokkan kurva dispersi antara data sebenarnya dan data perhitungan serta hasil perhitungan nilai SI dan standart deviasi.

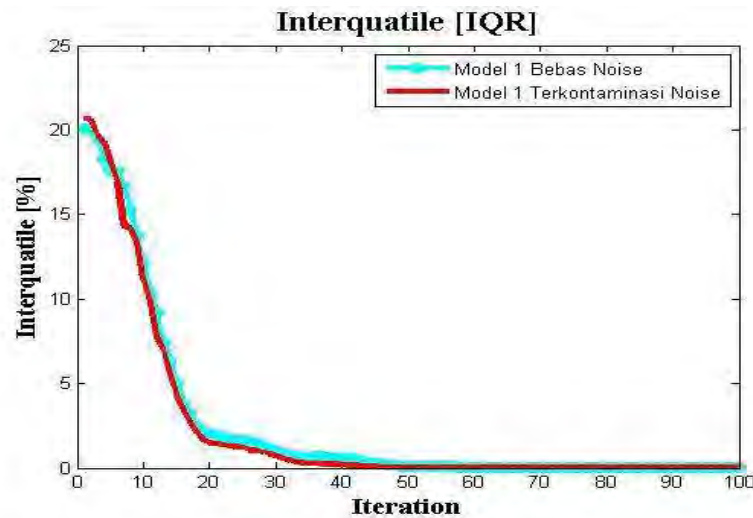


Gambar 4.8 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 1 bebas noise



Gambar 4.9 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 1 terkontaminasi noise

Sebelumnya telah dilakukan estimasi ketidakpastian pada setiap parameter model menggunakan standar deviasi. Namun selain standar deviasi, ketidakpastian dapat juga diestimasi dengan menggunakan interkuartil (iqr) (Fernandez-Mentinez. *Et al.*, 2011). Range interkuartil adalah ukuran dari persebaran statistik dan menyatakan antara perbedaan kuartil pertama dan kuartil ketiga. Semakin besar nilai interkuartil maka semakin besar derajat ketidakpastiannya. Gambar 4.10 menunjukkan sebaran interkuartile pada tiap iterasi untuk model sintetik 1 bebas noise dan model sintetik 1 terkontaminasi noise. Hasil kedua model tersebut hampir identik, yang mana menunjukkan bahwa pada iterasi ke-30 nilai interkuartile konstan dan bernilai mendekati nol. Ini sesuai dengan hasil mean error yang didapatkan bahwa pada iterasi ke-30 telah mencapai konvergen. Nilai interkuartil tersebut sebanding dengan nilai dari standar deviasi yang dihasilkan dan terlihat pula bahwa nilai interkuartil yang dihasilkan bernilai rendah, hal ini menunjukkan bahwa solusi model yang dihasilkan pada inversi dengan algoritma PP-PSO valid dan robust terhadap noise.



Gambar 4.10 Kurva jangkauan interkuartil model 1

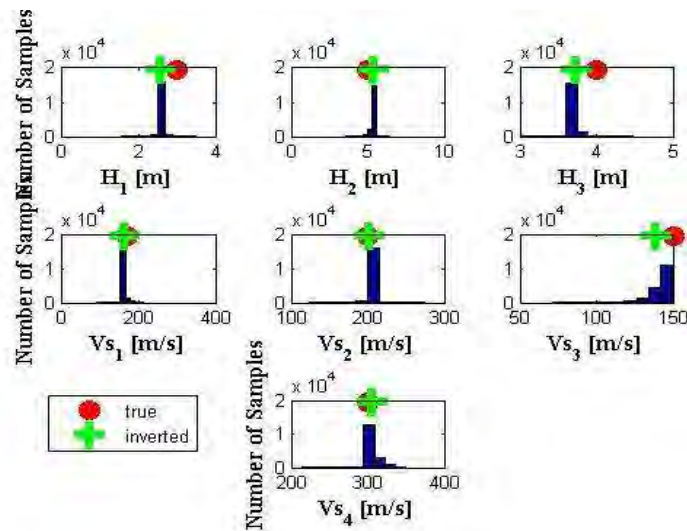
4.2.2 Inversi Data Sintetik Model 2

Data Sintetik model 2 merupakan data dengan lapisan yang terdiri dari lapisan keras yang berada diantara lapisan lunak sehingga *ruang model* yang digunakan untuk melakukan proses inversi data sintetik model 2 berbeda dengan data sintetik model 1. Adapun *ruang model* yang digunakan sebagai berikut:

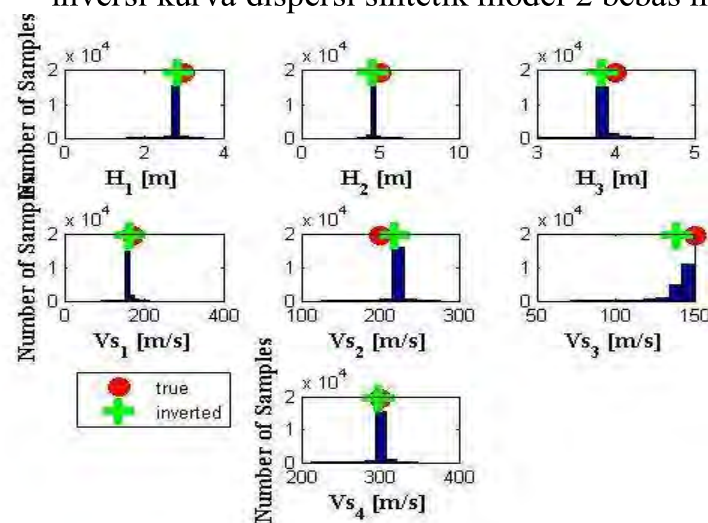
Tabel 4.4 Parameter model sintetik 2 dan *ruang model* inversi

Lapisan Ke-	Parameter Model Sintetik 2			<i>Ruang model</i> Inversi Model 2			
	Vs (m/s)	H (m)	<i>Poisson's Ratio</i>	Vs (m/s)		H (m)	
				Vs min	Vs max	H min	H max
1	170	3	0.4	90	215	1.5	3.5
2	200	5	0.4	120	280	3.5	6.5
3	150	4	0.4	70	150	3	4.5
4	300	<i>Half Space</i>	0.4	210	350	<i>Half Space</i>	

Gambar 4.11 dan 4.12 merupakan posterior distribusi model (PDM) untuk data sintetik model 2 (bebas noise dan terkontaminasi noise). Hasil PDM menunjukkan bahwa beberapa nilai parameter model terkonsentrasi pada satu nilai untuk data sintetik model 2 bebas noise. Dan data sintetik model 2 terkontaminasi noise juga menunjukkan hal yang tidak jauh berbeda dengan hasil PDM data sintetik model 2 bebas noise. Namun hasil PDM untuk semua parameter Vs baik data bebas noise dan terkontaminasi noise mengalami sedikit pelebaran. Hal ini dikarenakan adanya anomali Vs (adanya lapisan keras diantara lapisan lunak) pada data sintetik model 2 dan menimbulkan kurva dispersi yang tidak linear. Akan tetapi algoritma PP-PSO masih mampu untuk menginversikan lapisan kompleks tersebut dan algoritma PP-PSO juga mampu untuk mencapai minimum global dengan sangat baik. Ini dibuktikan dengan nilai sebenarnya dan nilai hasil inversi pada PDM yang saling bertumpang tindih.



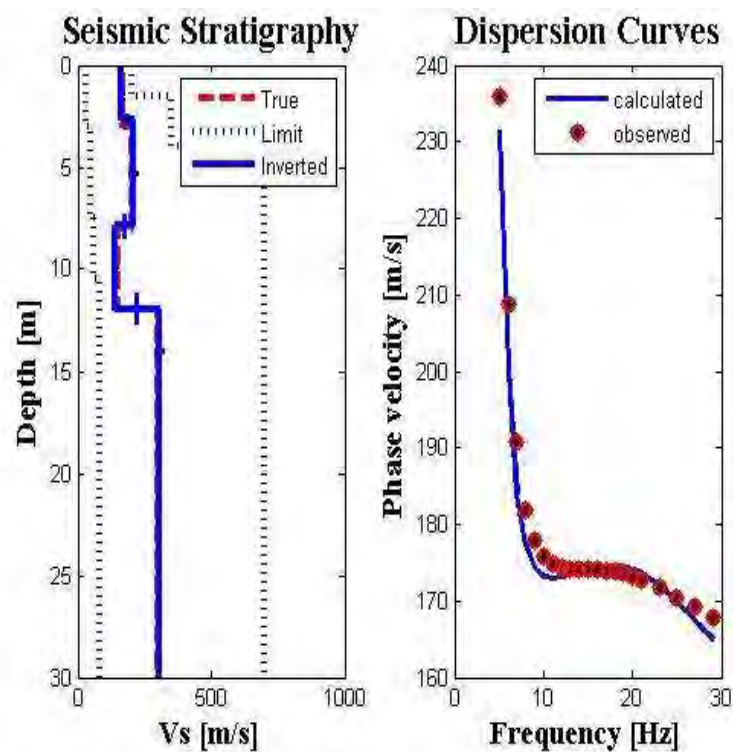
Gambar 4.11 Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model 2 bebas noise



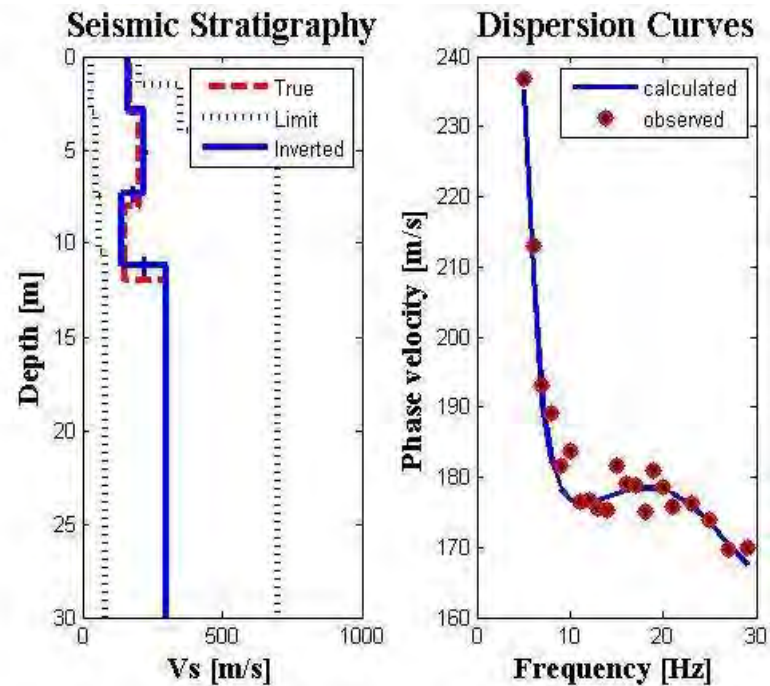
Gambar 4.12 Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model 2 terkontaminasi noise

Hasil dari posterior digunakan dalam proses rekonstruksi model dan pencocokkan kurva dispersi (Gambar 4.13 dan 4.14). Berdasarkan hasil tersebut terlihat bahwa rekonstruksi model (Gambar 4.13 dan 4.14) antara data hasil inversi dengan data sebenarnya saling berhimpit. Sedangkan untuk pencocokkan

kurva dispersi pada data bebas noise (Gambar 4.13b) menunjukkan bahwa kurva dispersi hasil perhitungan dan hasil observasi tidak terlalu cocok. Hal ini dikarenakan model bumi yang diasumsikan untuk data sintetik model 2 memiliki anomali V_s (adanya lapisan keras diantara lapisan lunak). Namun masih mengikuti tren. Begitu pula pada hasil pencocokan kurva dispersi terkontaminasi noise (Gambar 4.14b), dimana hasilnya tidak terlalu cocok. Ini diakibatkan oleh dua hal yaitu karena adanya noise dan model yang diinversikan memiliki anomaly V_s .



Gambar 4.13 Hasil inversi data sintetik model 2 bebas noise. A) *seismic stratigraphy*. B) *dispersion curves*



Gambar 4.14 Hasil inversi data sintetik model 2 terkontaminasi noise. A) seismic stratigraphy. B) dispersion curves

Sedangkan hasil inversi kurva dispersi dengan menggunakan algoritma PP-PSO pada tiap parameter model dihitung nilai *relative error*, standart deviasi dan *similarity index* (Tabel 4.5 dan 4.6), yang mana nilai tersebut mampu memberikan informasi mengenai kelayakan suatu algoritma dalam melakukan inversi sehingga menghasilkan solusi model yang identik dengan model sebenarnya. Berdasarkan hasil perhitungan standar deviasi dan *relative error* terlihat adanya peningkatan nilai antara data bebas noise dan terkontaminasi noise pada beberapa parameter model. Sedangkan pada perhitungan nilai SI terlihat bahwa nilai SI data terkontaminasi noise jauh lebih besar dibandingkan data bebas noise. Hal ini dikarenakan karakter dari perhitungan posterior distribusi modelnya yang menggunakan nilai median.

Tabel 4.5 Hasil inversi data sintetik model 2 bebas noise

Parameter Model	<i>TRUE</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative Error (%)</i>	Standar Deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H1 (m)	3	2.55	15	0.14	94.26
H2 (m)	5	5.44	8	0.23	
H3 (m)	4	3.72	7	0.09	
Vs1 (m/s)	170	162.05	4.67	9.76	
Vs2 (m/s)	200	202.34	1.17	10.89	
Vs3 (m/s)	150	144.27	3.82	10.25	
Vs4 (m/s)	300	301.57	0.52	11.66	

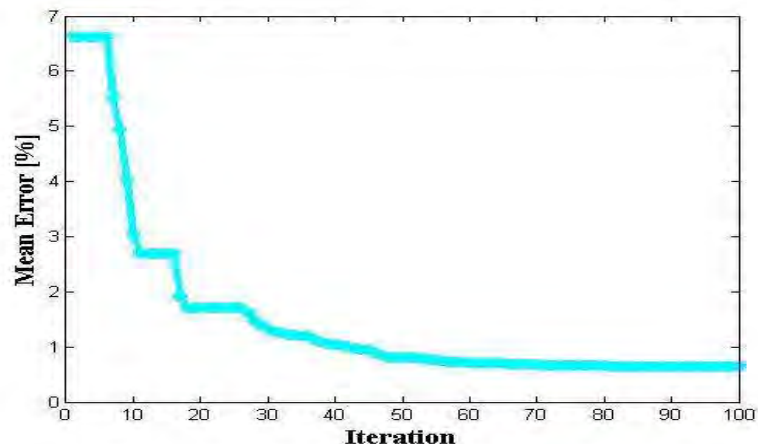
Tabel 4.6 Hasil inversi data sintetik model 2 terkontaminasi noise

Parameter Model	<i>TRUE</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative Error (%)</i>	Standar Deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H1 (m)	3	2.87	0.67	0.16	94.44
H2 (m)	5	4.5	2.2	0.22	
H3 (m)	4	3.79	0.25	0.1	
Vs1 (m/s)	170	163.63	0.86	9.48	
Vs2 (m/s)	200	218.997	5.545	11.63	
Vs3 (m/s)	150	142.78	3.19	9.43	
Vs4 (m/s)	300	296.19	2.41	10.43	

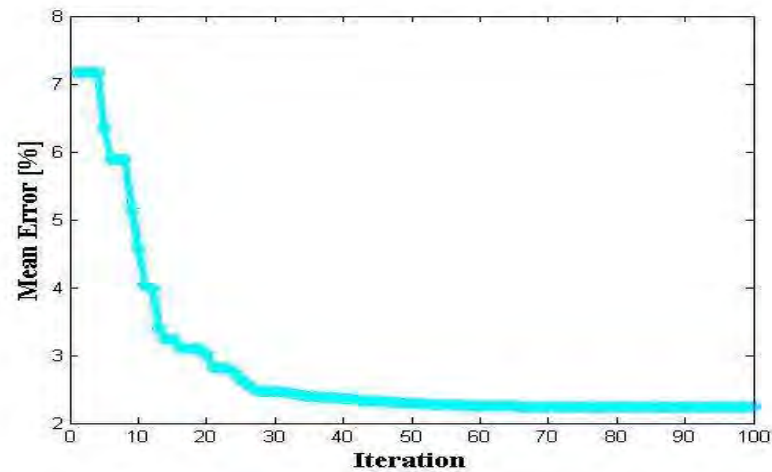
Gambar 4.15 dan 4.16 adalah grafik nilai misfit terbaik selama proses iterasi. Pada data model 2 terlihat bahwa untuk mencapai nilai misfit terkecil dan konvergen memerlukan iterasi yang begitu lama yaitu pada sekitar iterasi ke-30. ini

menunjukkan bahwa algoritma PP-PSO memiliki waktu yang relative lebih lama dalam menginversikan model sintetik dengan anomaly Vs pada data sintetik model 2. Bila dilihat dari waktu iterasi untuk mencapai nilai misfit yang konvergen maka data sinettik model 1 lebih cepat mencapai konvergen yaitu pada iterasi ke-20. Dan berdasarkan hasil PDM, hasil pencocokkan kurva serta hasil perhitungan keakuratan algoritma didapatkan bahwa data model 1 lebih mudah untuk dilakukan inversi dibandingkan data model 2. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tidak linear bentuk dari kurva dispersi maka semakin kompleks bentuk misfit yang dihasilkannya. Bahkan ada kemungkinan untuk terjebak pada minimum lokal jika bentuk misfitnya terlalu kompleks (Grandis,2009). Ini didukung pula oleh studi sebelumnya yang menunjukkan hasil serupa (Waksito,2013; Widyaningrum,2014).

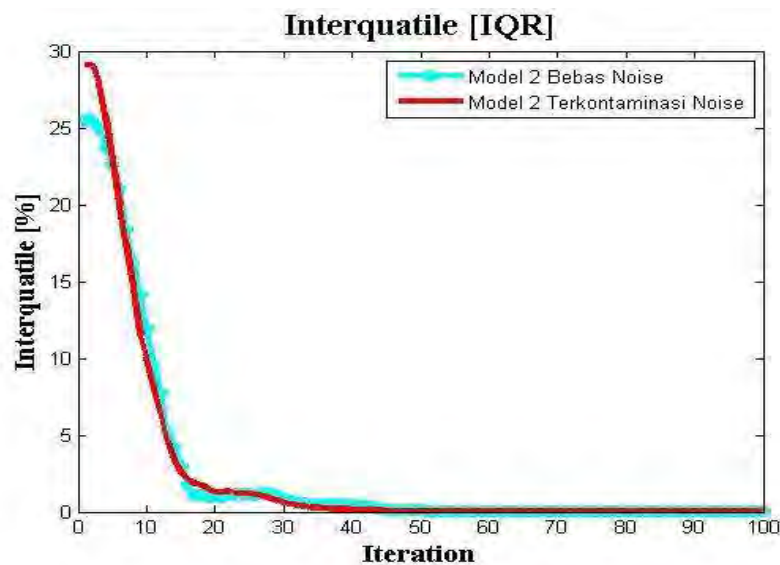
Selain itu, kurva interkuartil (Gambar 4.17) menunjukkan bahwa data bebas noise memiliki nilai jangkauan interkuartil yang lebih rendah dibandingkan dengan hasil interkuartil terkontaminasi noise. Hal ini dipengaruhi oleh keberadaan noise yang terdapat pada data sintetik model 2. Pada iterasi kurang dari 20 terlihat bahwa data bebas nosie dan terkontaminasi nosie mendekati nilai nol.



Gambar 4.15 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 2 bebas noise



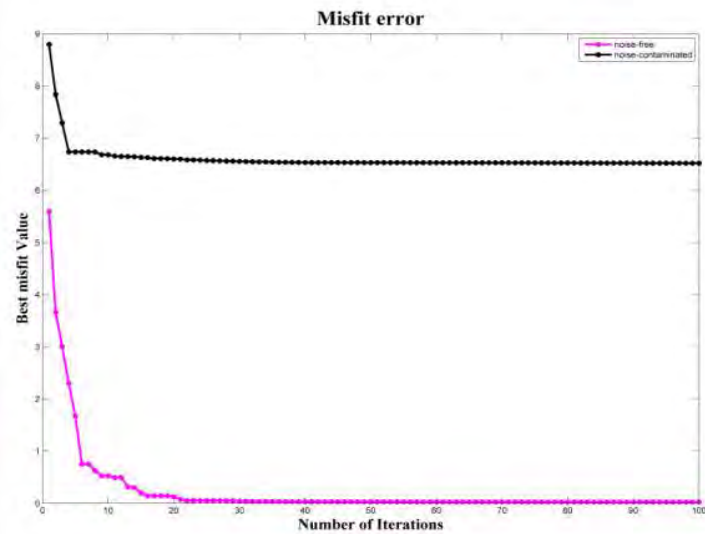
Gambar 4.16 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi model sintetik 2 terkontaminasi noise



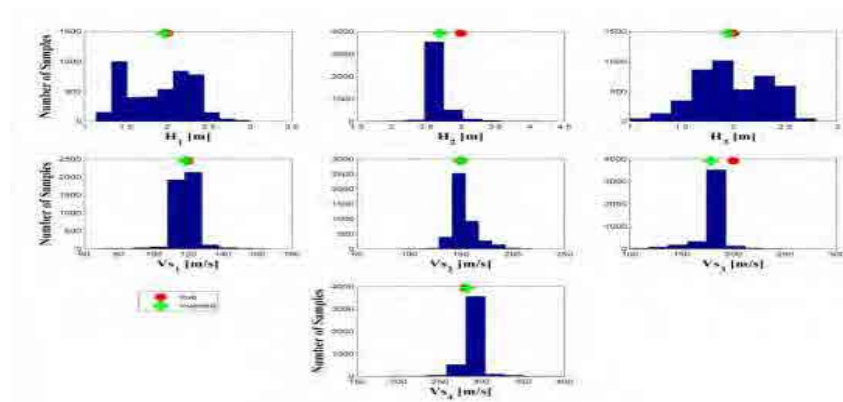
Gambar 4.17 Kurva jangkauan interkuartil model 2

Berdasarkan hasil analisa inversi kurva dispersi terhadap model sintetik bebas noise dan terkontaminasi noise pada model sintetik 1 dan 2, dapat diketahui bahwa algoritma PP-PSO ini stabil, akurat, robust, serta menghasilkan PDM yang lebih baik dari pada algoritma PSO lainnya. Karakter algoritma yang stabil dapat dilihat dari hasil posterior yang terkonsentrasi pada satu

nilai pada data bebas noise dan hanya mengalami pelebaran yang tidak signifikan pada data terkontaminasi noise serta parameter model sebenarnya dan median PDM hasil inversi memiliki nilai yang sangat dekat (berhimpit). Karakteristik yang robust terhadap noise dapat dilihat dari perbandingan hasil inversi pada data bebas noise dan data terkontaminasi noise, dengan hasil yang tidak terlalu jauh sehingga dapat diketahui bahwa algoritma PP-PSO robust terhadap noise.



Gambar 4.18 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi Algoritma RR-PSO (Arung Laby, 2015)



Gambar 4.19 Posterior distribusi model inversi kurva dispersi data sintetik terkontaminasi noise berbasis algoritma RR-PSO (Arung Laby, 2015)

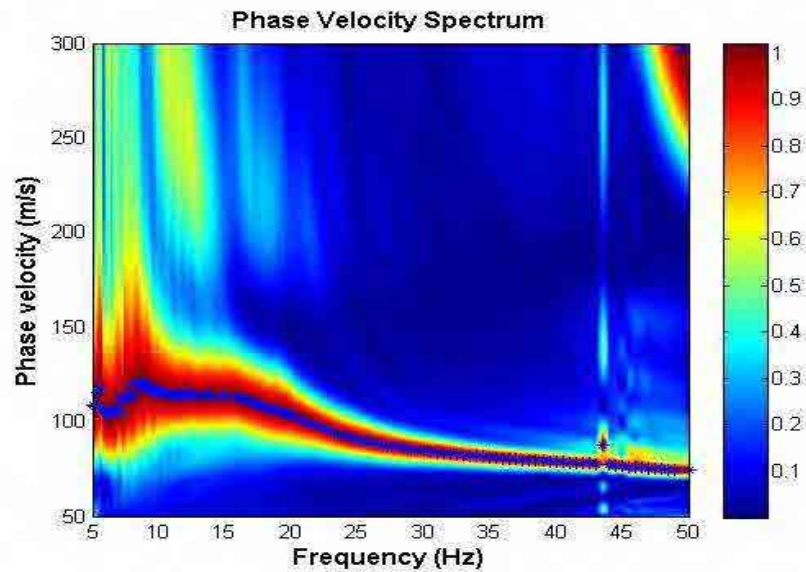
Namun untuk menacapi konvergen, algoritma PP-PSO membutuhkan iterasi yang lebih besar dari pada algoritma RR-PSO). Gambar 4.18 menunjukkan bahwa algoritma RR-PSO dapat mencapai konvergen pada iterasi ke-15 dan algoritma RR-PSO tidak bersifat eksploratif dalam pencarian solusi terbaik. Ini ditunjukkan saat iterasi awal, algoritma RR-PSO langsung mengalami penurunan nilai misfitnya. Sedangkan pada hasil PDM, algoritma RR-PSO mengalami pelebaran nilai PDM untuk data sintetik terkontaminasi noise (Gambar 4.19). Bila dibandingkan dengan hasil PDM algoritma PP-PSO untuk data terkontaminasi noise mampu untuk menyediakan PDM dengan sangat baik. Ini tidaklah mengagetkan, sebab kedua algoritma ini memiliki karakter yang sangat berbeda, yakni RR-PSO bersifat eksploitatif dan PP-PSO bersifat eksploratif.

4.3 Inversi Kurva Dispersi Data Lapangan

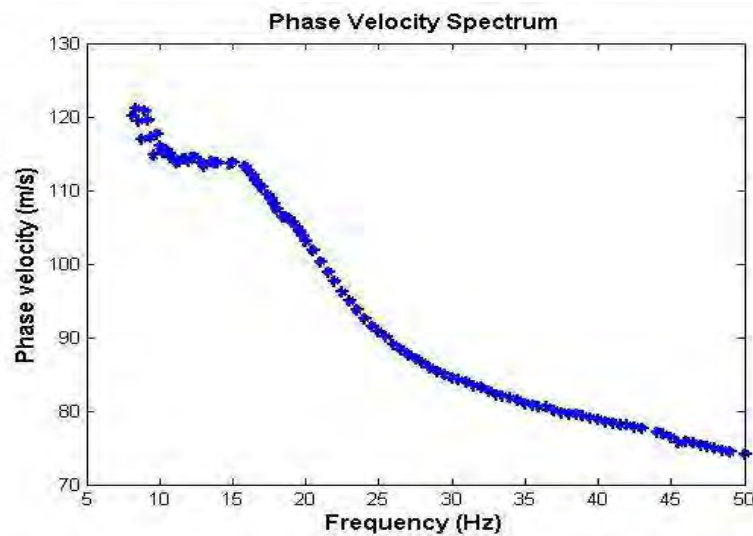
Algoritma PP-PSO telah diuji kelayakannya pada inversi dispersi data sintetik sehingga algoritma PP-PSO sudah dapat diimplementasikan pada data lapangan. Data lapangan yang digunakan yaitu data lapangan pada tanggul LUSI P79-P82. Data yang diperoleh dalam bentuk “sgy” yang selanjutnya dianalisis melalui transformasi F-K (frekuensi dan bilangan gelombang) untuk mengidentifikasi kurva dispersi gelombang Rayleigh (sebagaimana Gambar 4.20).

Dari hasil ini, dapat diketahui bahwa kurva dispersi yang teridentifikasi merupakan kurva dispersi mode dasar dan mode yang lebih tinggi. Namun, karena dalam proses inversi ini hanya difokuskan untuk mode dasar saja, maka mode yang lebih tinggi diabaikan (sehingga dihasilkan Gambar 4.21). Pada dispersi ini, frekuensi rendah menunjukkan kedalaman yang jauh dari permukaan sedangkan frekuensi tinggi menyatakan kedalaman yang dekat permukaan. Hasil dari kurva dispersi data lapangan (Gambar 4.20) perlu dilakukan picking data, yang mana pada frekuensi 5Hz-8Hz serta frekuensi 43.5Hz dan 49.5Hz

dihilangkan karena pada data tersebut kemungkinan merupakan mode yang lebih tinggi (Gambar 4.21).



Gambar 4.20 Hasil identifikasi transformasi F-K



Gambar 4.21 Hasil picking kurva dispersi mode dasar data lapangan

Gambar 4.21 menunjukkan bahwa dari frekuensi tinggi ke frekuensi rendah maka kecepatan fase gelombang Rayleigh akan terus meningkat hingga pada frekuensi 15Hz. Kemudian

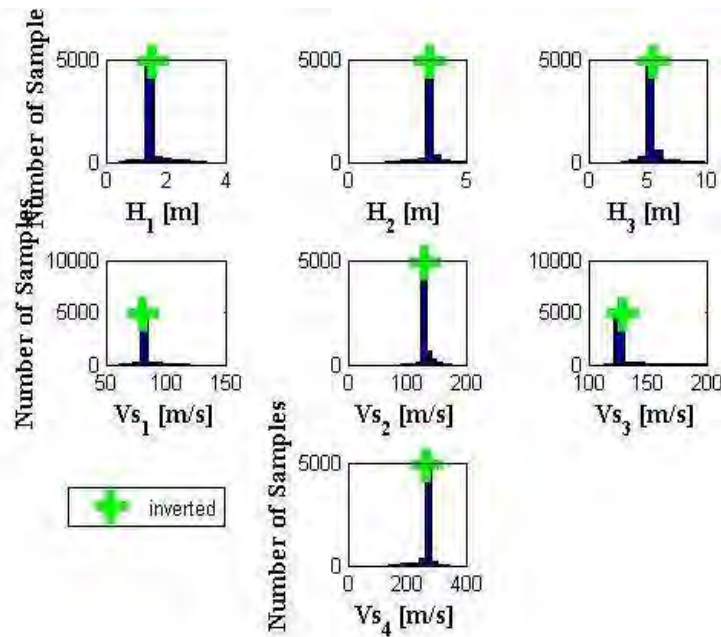
frekuensi fase menjadi konstan hingga frekuensi 11.5 dan meningkat hingga frekuensi 8.2Hz. Pada prinsipnya nilai parameter V_s yang diperoleh akan memiliki tren yang sama dengan tren data kurva dispersi.

Inversi dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan *ruang model* sebagai ruang pencarian model. Tren kurva dispersi dapat dijadikan acuan dalam menentukan nilai *ruang model*. *Ruang model* parameter model kedalaman dapat ditentukan dengan menggunakan sepertiga dari nilai panjang gelombang Rayleigh, yang mana panjang gelombang tersebut didapatkan dari perbandingan nilai kecepatan fase dan frekuensi, sedangkan *ruang model* parameter model kecepatan V_s berbanding lurus dengan kecepatan fase gelombang Rayleigh. Nilai ruang model untuk proses inversi data lapangan ini, sebagaimana Tabel 4.7.

Tabel 4.7 *Ruang model* data lapangan

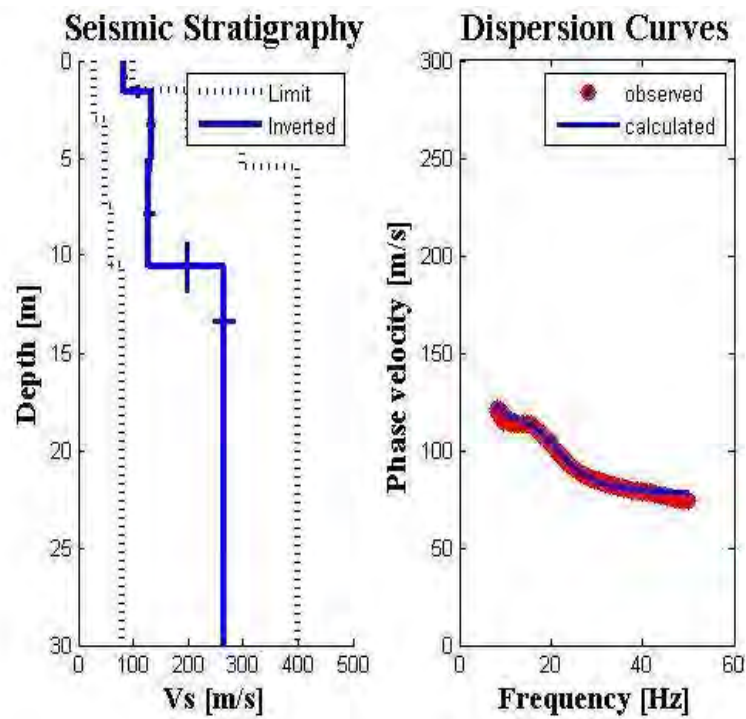
Lapisan Ke-	<i>Ruang model</i> Inversi Model 1			
	V_s (m/s)		H (m)	
	V_s min	V_s max	H min	H max
1	60	120	0.5	3.5
2	90	180	1.5	5
3	110	200	2.5	10
4	135	350	Half Space	

Berdasarkan *ruang model* di atas maka proses inversi dapat dilakukan dengan prosedur yang sama dengan proses inversi data sintetik. Gambar 4.22 menunjukkan bahwa posterior distribusi parameter model terkonsentrasi pada satu nilai dengan demikian algoritma PP-PSO dapat dikatakan stabil untuk inversi data lapangan. Nilai parameter yang ditebak berada disekitar nilai yang memiliki jumlah sampel terbanyak.

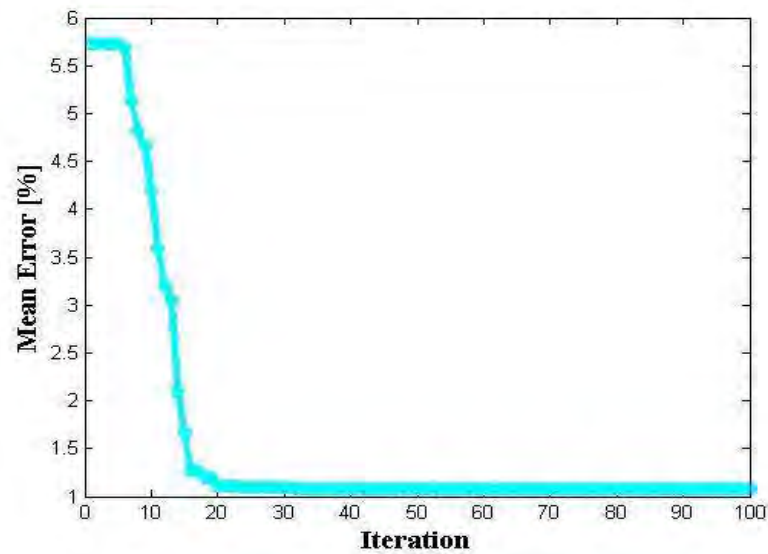


Gambar 4.22 Posterior distribusi masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi lapangan

Hasil posterior (Gambar 4.22) digunakan untuk rekonstruksi model dan pencocokan kurva dispersi (Gambar 4.23 bagian kanan). Pada pencocokan kurva dispersi menunjukkan bahwa kurva dispersi hasil observasi dan hasil perhitungan saling bertumpang tindih artinya algoritma PP-PSO ini terletak disekitar optimum global. Selanjutnya, Gambar 4.23 bagian kiri menunjukkan bahwa model kecepatan gelombang geser (Vs) meningkat seiring dengan bertambahnya kedalaman. Ini sesuai dengan karakteristik kurva dispersi, sebagaimana yang telah dideskripsikan diatas.



Gambar 4.23 Hasil inversi data lapangan A) *seismic stratigraphy*. B) *dispersion curves*



Gambar 4.24 Misfit sebagai fungsi iterasi pada inversi dispersi data lapangan

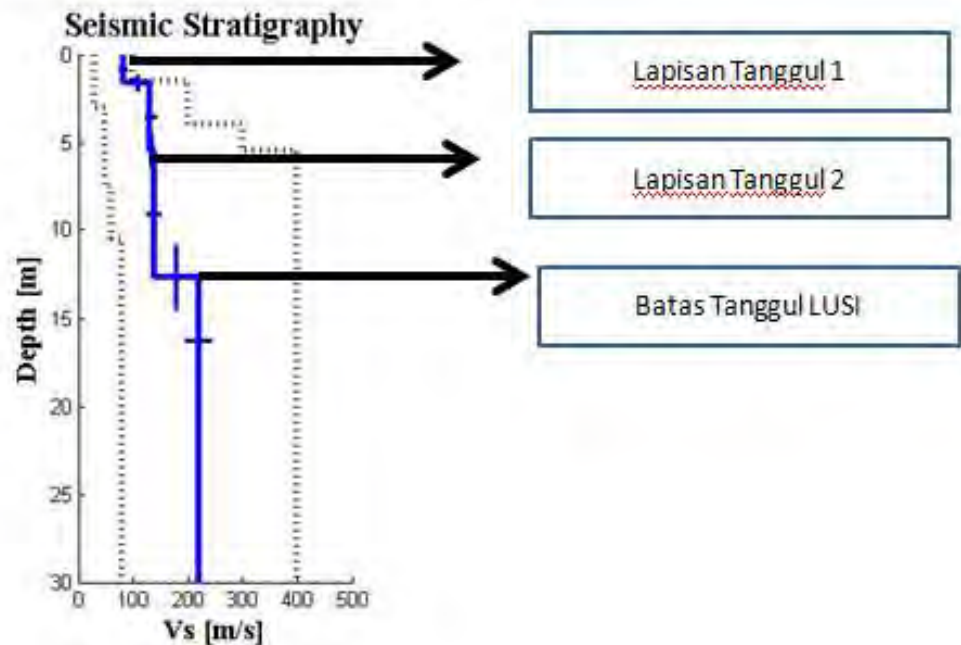
Berdasarkan Gambar 4.24 terlihat bahwa algoritma PP-PSO lebih eksploratif dalam pencarian optimum global sehingga memerlukan waktu iterasi yang lebih lama dalam proses pencarian solusi terbaiknya. Dan Gambar 4.24 menunjukkan bahwa nilai misfit hasil dari inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh sebesar 1.13. Hal ini menunjukkan bahwa solusi model hasil inversi kurva dispersi merupakan solusi model yang terbaik karena mempunyai nilai misfit terkecil dan menghasilkan kurva dispersi perhitungan yang identik dengan kurva dispersi observasi. Algoritma PP-PSO mencapai konvergen saat iterasi ke-20, hal ini menunjukkan bahwa algoritma PP-PSO bersifat eksploratif dalam pencarian optimum global sehingga algoritma ini masih mencari model yang terbaik hingga iterasi ke-20.

Tabel 4.8 Hasil inversi data lapangan

Parameter Model	Hasil Inversi	
	<i>Inverted</i>	Standar Deviasi
H1 (m)	1.5	0.41
H2 (m)	4.09	0.47
H3 (m)	7.27	0.94
Vs1 (m/s)	80.59	6.86
Vs2 (m/s)	129.68	9.86
Vs3 (m/s)	131.22	13.18
Vs4 (m/s)	218.52	23.92

Tabel 4.8 merupakan ketidakpastian model standar deviasi pada setiap parameter model yang dihasilkan dari PDM (Gambar 4.22). Standar deviasi ini mencerminkan derajat ketidakpastian dari solusi model yang telah dihasilkan. Standar deviasi bertambah besar seiring dengan nilai dari hasil inversi yang semakin besar, Hal ini menunjukkan bahwa derajat ketidakpastian semakin besar pada lapisan yang paling dalam. Hasil ini tidaklah

mengagetkan, sebab umumnya metode geofisika memiliki ketidakpastian yang semakin besar sebagai fungsi kedalaman (Sungkono dan Santosa, 2012).



Gambar 4.25 Interpretasi hasil rekonstruksi model data lapangan

Pada lokasi pengukuran dilakukan pada tanggul Lumpur Sidoarjo (LUSI). Gambar 4.23 menunjukkan bahwa dispersi gelombang Rayleigh bersifat semakin rendah frekuensi, semakin tinggi nilai kecepatan sudutnya. Ini disebabkan oleh meningkatnya V_s bawah permukaan pada titik pengukuran seiring dengan kedalaman. Hal ini sesuai dengan kondisi geologi LUSI, dimana kondisi geologi dangkalnya didominasi oleh sedimen alluvial yang tebal yang dulunya merupakan delta dan batuan sedimen setempat terdiri dari lempung lanauan, pasir lanauan, dan lempung. daerah ini juga dilalui oleh patahan watu kosek dan patahan siring yang menjadi pemicu terjadinya deformasi. Sehingga profil kecepatan gelombang geser pada daerah ini semakin dalam semakin besar.

Berdasarkan hasil interpretasi pada rekonstruksi model didapatkan bahwa tanggul LUSI berada pada kedalaman sekitar 11-14 meter (Gambar 4.25). Hal ini sesuai dengan hasil uji SPT dan data bor yang sudah diuji sebelumnya dimana tanggul LUSI memiliki ketebalan sekitar 10-12 meter (Sungkono *et al.*,2014). Pada tanggul LUSI sendiri terdapat dua lapisan hal ini dikarenakan pada lapisan 1 tanggul berada dibawah permukaan sehingga pemampatan belum cukup maksimal sehingga nilai V_s yang dihasilkan rendah, sedangkan pada lapisan tanggul 2 pemampatan sudah cukup maksimal.

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan kajian teori, analisa data dan pembahasan yang telah dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa dengan parameter yang sesuai algoritma PP-PSO yang telah dikembangkan memiliki performa stabil dan robust terhadap noise namun dalam mencapai iterasi yang konvergen membutuhkan iterasi yang lebih besar dari 30 (lebih lama dari algoritma varian PSO lainnya). Hal ini mampu dibuktikan pada permasalahan inversi dispersi gelombang Rayleigh sehingga dapat mengestimasi parameter bawah permukaan dengan tepat.

5.2 Saran

Dari hasil penulisan tugas akhir ini disarankan dilakukan joint inversi dengan menggunakan algoritma lainnya sehingga mampu untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal. Serta disarankan untuk mengimplementasikan algoritma PP-PSO pada permasalahan inversi geofisika yang lainnya.

“Halaman Ini Sengaja Dikosongkan”

DAFTAR PUSTAKA

- Aki, K., Richards, P.G., 2002. *Quantitative Seismology*. University Science Book
- Aminah, R., 2015. Pengembangan Inversi Gelombang Rayleigh pada Gibson Half Space Berbasis Levenberg Marquardt (L-M) dan Singular Decomposition (SVD)
- Arung Laby, Dharma, 2016. Implementasi Algoritma RR-PSO yang Cepat, Stabil dan Robust untuk Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh dan Vertical Electrical Sounding Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
- Brandstatter, B., Baumgartner, U., 2002. *Particle Swarm Optimization-mass Spring system Analogon*. IEEE Trans. Magn. 38,997-1000. doi:10.1109/20.996256
- Comina, C., Foti, S., Sambuelli, L., Socco, L. V., Strobbia, C., 2002, Joint Inversion of VES and Surface Wave Data. Presented at The 15th EEGS Symposium on The Application of Geophysics to Engineering and Environmental Problems.
- Dal Moro, G., 2014. *Surface Wave Analysis for Near Surface Applications*. Elsevier Inc.
- Dal Moro, G., Pipan, M., Gabrielli, P., 2007. *Rayleigh Wave Dispersion Curve Inversion Via Genetic Algorithms and Marginal Posterior Probability Density Estimation*. J. Appl. Geophys. 61, 39-55. doi:10.1016/j.jappgeo.2006.04.002
- Fernandez-Martinez, J.L., Garcia-Gonzalo, E., 2012. Stochastic Stability and Numerical Analysis of Two Novel Algorithms of The PSO family:PP-PSO, RR-GPSO. Int. J. Artif. Intell. Tools 21, 1240011. doi:10.1142/S0218213012400118
- Fernandez-Martinez, J.L., Garcia-Gonzalo, E., 2008. *The Generalized PSO :A new Door to PSO Evolution*. J Arif . Evol Appl. 2008, 1-15. Doi:10.1155/2008/861275

- Fernández-Martínez, J.L., García Gonzalo, E., Fernández Álvarez, J.P., Kuzma, H.A., Menéndez-Pérez, C.O., 2010. PSO: A powerful algorithm to solve geophysical inverse problems: Application to a 1D-DC resistivity case. *Journal of Applied Geophysics* 71, 13–25. doi:10.1016/j.jappgeo.2010.02.001
- Fernández-Martínez, J.L., Pallero, J.L.G., Fernández-Muñiz, Z., Pedruelo-González, L.M., 2014a. The effect of noise and Tikhonov's regularization in inverse problems. Part I: The linear case. *Journal of Applied Geophysics* 108, 176–185. doi:10.1016/j.jappgeo.2014.05.006
- Fernández-Martínez, J.L., Pallero, J.L.G., Fernández-Muñiz, Z., Pedruelo-González, L.M., 2014b. The effect of noise and Tikhonov's regularization in inverse problems. Part II: The nonlinear case. *Journal of Applied Geophysics* 108, 186–193. doi:10.1016/j.jappgeo.2014.05.005
- Firdaus, Nanang, 2016. Implementasi Algoritma RR-PSO (Regressive-Regressive Particle Swarm Optimization) pada Inversi Vertical Electrical Sounding untuk Mencitrakan Bawah Permukaan Tanggul "LUSI" Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
- Foti, S., Lai, C.G., Rix, G.J., Strobria, C., 2014. *Surface Wave Methods for Near Surface Site Characterization*, 1 edition. Ed. CRC Press, Boca Raton
- Grandis, H., 2009. Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika. Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI), Jakarta
- Hartantyo, E., Afif, R., dan Wiwit, S. 2009. *Active Multichannel Analysis of Surface Waves (MASW) Survey for sutet Tower Base Soil Compaction Presented at Internasional Comference of mathematics and Natural Sciences 2008*. ITB Bandung
- Lay, T., Wallace, T. C., 1995. *Modern Global Seismology, volume 58, 1 edition*. Ed. Academic Press, San Diego
- Lowrie, W., 2007. *Fundamental of Geophysics, 2 Edition*. Ed. Cmbridge University Prss, Cambridge : New York

- Miller, R. D., Xia, J., Park, C.B., Ivanov, J.M., 1999. *Multichannel Analysis of Surface Waves to Map Bedrock*. Soc Explor. Geophys., Leading Edge
- Nainggolan, Sridewi., 2009, Perbandingan Metode Marquardt Compromise dan Metode Gauss Newton dalam Penaksiran Parameter Regresi Nonlinear Universitas Sumatera Utara Medan
- Pei, D., 2007. *Modeling and Inversion of Dispersion Curves of Surfaces Waves in Shallow Site Investigation*. UNIVERSITY OF NEVADA, RENO.
- Roma, V., 2007, Seismic Ground Characterization by Means of The MASW method (Multichannel analysis of Surface Waves). Politecnico di Torino, Torino, Italy
- Sholihan, Ahmad. 2010. Analisis Dispersi Gelombang Rayleigh Struktur Geologi Bawah Permukaan Studi Kasus: Daerah Pasir Putih Dalegan Gresik, Surabaya :Jurusan Fisika FMIPA.
- Sungkono, 2011. Inveersi Terpisah dan Simultan disperse Gelombang Rayleigh dan Horizontal to Vertical spectral Ratio Menggunakan Algoritma Genetik (Master Thesis) Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- Sungkono, Santosa , B., 2011, determine of Rayleigh Wave Dispersion Using FGRT method. Proceeding Int. Conf. Math. Sci. ICOMsc 2011
- Telford W.M., Geldart L.P., Sheriff R.E., 1990, *Applied Geophysics*. Cambridge University Press.

“Halaman Ini Sengaja Dikosongkan”

BIODATA PENULIS



Penulis berasal dari kota Surabaya dan dilahirkan di kota yang sama pada 28 September 1994 dari pasangan Ali Arifin dan Titik Hariati. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dan telah menempuh pendidikan formal di SDN Pulo Lor 1 Jombang, MtsN Plandi Jombang dan SMA Negeri 12 Surabaya. Penulis diterima di Jurusan Fisika FMIPA-ITS pada tahun 2012

melalui jalur SNMPTN dan terdaftar dengan NRP 1112100029. Selama masa perkuliahan penulis aktif dalam organisasi himpunan yaitu sebagai staf Departemen Kesejahteraan Mahasiswa HIMASIKA ITS (2012-2013), Penulis juga pernah aktif mengikuti berbagai kegiatan ilmiah seperti Program Kreativitas Mahasiswa. Penulis hobi dalam berenang, membaca komik dan menonton drama korea. Waktu luang penulis sering diisi dengan jalan-jalan dan membaca komik. Akhir kata bila ada kritik dan saran kirim ke: amaliadwiarifin94@gmail.com.