



**TUGAS AKHIR - SF 141501**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO YANG CEPAT, STABIL DAN *ROBUST* UNTUK INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH DAN *VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING***

**Dharma Arung Laby  
NRP 1111 100 027**

**Dosen Pembimbing  
Prof. Dr. ner. 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**

**FAST, STABLE AND ROBUST INVERSION OF  
RAYLEIGH WAVES DISPERSION AND  
VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING USING  
RR-PSO ALGORITHM**

**Dharma Arung Laby  
NRP 1111 100 027**

**Supervisors  
Prof. Dr. ner. nat. Bagus Jaya Santosa, S.U.  
Sungkono, M.Si.**

**Physics Department  
Faculty of Mathematics and Natural Sciences  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2016**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO YANG  
CEPAT, STABIL DAN ROBUST UNTUK INVERSI  
DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH DAN  
VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING**

**TUGAS AKHIR**

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

Oleh:  
**DHARMA ARUNG LABY**  
**NRP. 1111 100 027**

**Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir**

**Prof. Dr. rer. nat. Bagus Jaya Santosa, SU**

**Sungkono, M.Si.**

(.....)

(.....)



**IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO YANG CEPAT,  
STABIL DAN ROBUST UNTUK INVERSI DISPERSI  
GELOMBANG RAYLEIGH DAN VERTICAL  
ELECTRICAL SOUNDING**

**Nama** : Dharma Arung Laby  
**NRP** : 1111 100 027  
**Jurusan** : Fisika  
**Dosen Pembimbing** : Prof. Dr. rer. nat. Bagus Jaya S, S.U.  
Sungkono, M.Si.

**Abstrak**

*Akhir-akhir ini, parameter fisis bawah permukaan seperti kecepatan gelombang geser ( $V_s$ ) dan resistivitas ( $\rho$ ) banyak dimanfaatkan untuk investigasi geoteknik dan studi lingkungan. Salah satunya, untuk karakterisasi dan monitoring tanggul. Inversi merupakan kunci utama dalam mengestimasi parameter  $V_s$  pada analisis dispersi gelombang Rayleigh dan  $\rho$  pada vertical electrical sounding (VES). Oleh karena itu, diperlukan algoritma inversi yang cepat, stabil dan robust terhadap noise serta mampu menyediakan informasi ketidakpastian dalam mengestimasi parameter tersebut. Pada penelitian ini, telah dikembangkan algoritma inversi berbasis RR-PSO untuk inversi kurva dispersi dan data VES. Tahap pertama pada penelitian ini, dilakukan simulasi numerik untuk mengetahui kapabilitas algoritma RR-PSO dalam mengoptimasi fungsi multi-modal. Pada simulasi numerik ini, dilibatkan beberapa algoritma lain sebagai pembanding. Setelah itu, algoritma RR-PSO diuji validitasnya dalam menginversi kurva dispersi dan data VES. Pada uji validitas ini, algoritma RR-PSO diimplementasikan pada data sintetik. Data sintetik yang digunakan terdiri dari dua jenis, yaitu data yang bebas noise dan data yang terkontaminasi noise. Uji validitas yang dilakukan meliputi: (1) perhitungan similarity index (SI); (2) estimasi ketidakpastian solusi menggunakan standar deviasi dan jangkauan interkuartil. Pada*

*tahap terakhir, algoritma RR-PSO diimplementasikan pada kurva dispersi dan data VES lapangan tanggul LUSI P.79 – P.82. Hasil inversi yang berupa model  $V_s$  dan  $\rho$  satu dimensi, digunakan untuk merekonstruksi kondisi bawah permukaan tanggul. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma RR-PSO memiliki performa yang cepat, stabil dan robust terhadap noise baik pada inversi dispersi gelombang Rayleigh maupun VES. Serta, mampu mengestimasi parameter bawah permukaan dengan tepat. Di samping itu, algoritma ini juga mampu menginterpretasikan keadaan bawah permukaan tanggul dengan baik. Sehingga, dapat digunakan untuk menilai kestabilan tanggul.*

**Kata Kunci :** *Kecepatan gelombang geser, resistivitas, dispersi gelombang Rayleigh, VES, RR-PSO, inversi, optimasi global, estimasi ketidakpastian.*

# FAST, STABLE AND ROBUST INVERSION OF RAYLEIGH WAVES DISPERSION AND VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING USING RR-PSO ALGORITHM

**Name** : Dharma Arung Laby  
**NRP** : 1111100027  
**Department** : Physics  
**Supervisors** : Prof. Dr. rer. nat. Bagus Jaya S, S.U. Sungkono, M.Si.

## Abstract

*Recently, subsurface parameters such as shear-wave velocity ( $V_s$ ) and resistivity ( $\rho$ ) are widely used to geotechnical and enviromental studies. One of them is embankment characterization and monitoring. Inversion is the key point to obtain  $V_s$  in Rayleigh waves dispersion analysis and  $\rho$  in vertical electrical sounding (VES). Therefore, the fast, stable, and robust inversion algorithm which is also able to estimate the uncertainty is needed. In this work, the RR-PSO algorithm for dispersion curves and VES data inversion has been developed. Firstly in this work, the numerical experiment is conducted to know the capability of RR-PSO algorithm in optimizing multimodal function. In the numerical experiment, the other algorithms are involved for comparison. After that, the validity of RR-PSO in dispersion curves and VES data inversion is tested. In this test, RR-PSO algorithm is implemented on synthetic data. The synthetic data used are of two types, namely noise-free and noise-contaminated data. The validity test that is conducted, i.e., (1) the calculation of similarity index (SI); (2) the uncertainty estimation using standard deviation and interquartile range. In the last part, RR-PSO is implemented on field data that acquired in LUSI embankment P.79 – P.82. Then, the inversion result is used to reconstruct subsurface condition of the embankment. This work*

*reported that RR-PSO is fast, stable and robust toward noise both in inversion of Rayleigh waves dispersion and VES. And also, able to estimate subsurface parameters accurately. Besides that, this algorithm also able to interpret subsurface condition of the embankment well. So that, RR-PSO algorithm can be used to assess the stability of the embankment.*

**Keywords:** *shear-wave velocity , resistivity, Rayleigh waves dispersion, VES, RR-PSO, inversion, global optimization, uncertainty estimation.*

## KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan syukur dan terimakasih kepada Sang Juru Selamat Yang Berlimpah Rahmat dan Kasih Karunia, akhirnya penelitian tugas akhir yang berjudul **“Implementasi Algoritma RR-PSO yang Cepat, Stabil dan Robust untuk Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh dan Vertical Electrical Sounding”** berhasil diselesaikan. Penelitian ini didasari oleh penelitian-penelitian sebelumnya yang terus berupaya mengusulkan algoritma-algoritma baru untuk digunakan dalam permasalahan inversi geofisika. Khususnya, untuk permasalahan inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES. Penelitian tugas akhir ini dilakukan, sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Strata-1 Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Penyusunan tugas akhir ini tentunya tidak lepas dari bantuan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini Penulis menyampaikan penghargaan dan ucapan terimakasih kepada:

1. Prof. Dr. rer. Nat Bagus Jaya Santosa, S.U sebagai pembimbing utama tugas akhir atas waktu, kritik dan saran yang telah diberikan.
2. Sungkono, M.Si sebagai pembimbing kedua tugas akhir dan mentor Penulis atas waktu, pengalaman, inspirasi serta ilmu khususnya yang berkaitan dengan komputasi dan *applied mathematics* di geofisika serta juga ilmu tulis menulis.
3. Dr. rer. nat. Eko Minarto, M.Si dan Diky Anggoro, M.Si selaku penguji tugas akhir atas kritik, saran serta penilaian yang telah diberikan.
4. Dr. Yono Hadi Pramono, M.Eng dan Dr. rer. nat. Eko Minarto, M.Si selaku Ketua dan Sekretaris Jurusan Fisika.

5. Endarko, Ph.D selaku dosen wali penulis atas saran-saran dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis selama masa studi penulis.
6. Ayah dan Ibu serta kedua adik Penulis yang senantiasa mendoakan, memberi nasehat dan suntikan semangat yang tidak henti-hentinya.
7. Alwi Husein, M.Si beserta seluruh jajaran BPLS atas izin dan bantuannya dalam melaksanakan akuisisi data MASW dan VES di tanggul LUSI.
8. Keluarga besar Laboratorium Fisika Bumi Jurusan Fisika terutama kepada Pak Kiswanto Sang Laboran sebagai 'Bos *Gang*' dan para pengikutnya: Mas Yong, Jordan, Asdi, Kafi, Nanang, Wisnu, Wildan, Kevin, Fandy dan Aris serta para pendahulu yang telah melanjutkan kehidupannya. Terimakasih atas kebersamaan, *team work*, dan bantuannya selama ini.
9. Seluruh Dosen dan Karyawan serta seluruh Civitas Akademika Jurusan Fisika atas kebersamaan, ilmu dan dedikasinya selama ini.
10. Saudara dan Saudari Foton 2011 atas kekeluargaan, pertolongan dan berbagai kisah yang telah ditorehkan selama lebih dari empat tahun belakangan dan juga teman-teman Pejuang 113 atas semangat dan berbagai informasi yang telah diberikan.
11. Dosen-dosen TPKK ITS dan teman-teman PMK ITS atas kesempatan yang telah diberikan untuk dapat mengambil bagian dalam pelayanan di kampus. Dan juga untuk teman-teman di komunitas kampus NAV atas dukungan, doa, dan waktunya selama ini.
12. Teman-teman Mulyosari Utara XI No.83 Bang Koplo, Go Peter, Wim, Sonny Thom, Ko Andy, Yorgy dan Adriel atas kebersamaan dan bantuannya selama ini.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan tugas akhir ini. Oleh karena itu, adanya kritik dan saran

yang membangun sangat dibutuhkan. Semoga tugas akhir ini dapat dijadikan rujukan untuk penelitian selanjutnya dan dapat memberi kontribusi dalam bidang geofisika. Akhir kata, semoga ini bermanfaat dan memberi inspirasi bagi siapapun yang membacanya.

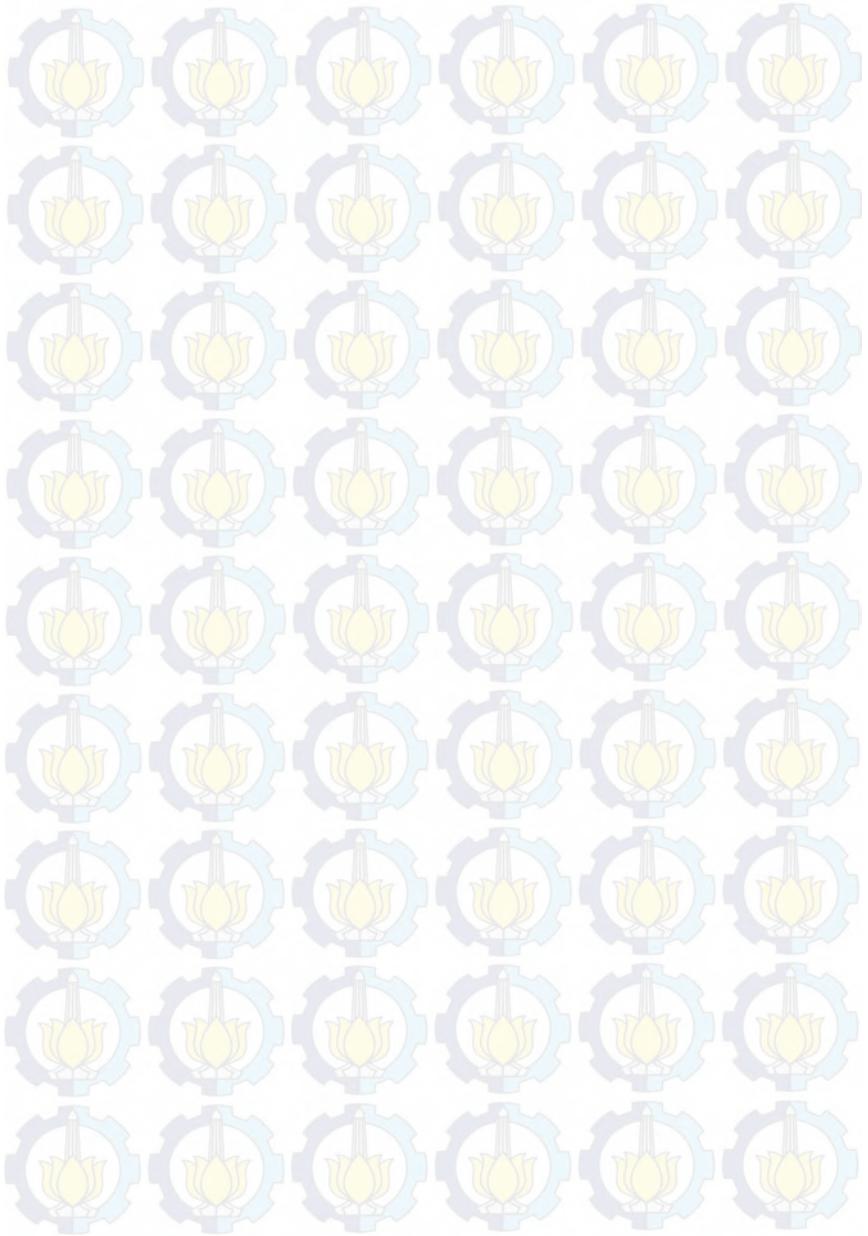
Surabaya, Januari 2016

Dharma Arung Laby

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	i
<b>COVER PAGE</b>	ii
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	iii
<b>ABSTRAK</b>	v
<b>ABSTRACT</b>	vii
<b>KATA PENGANTAR</b>	ix
<b>DAFTAR ISI</b>	xii
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	xiv
<b>DAFTAR TABEL</b>	xix
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b>	xx
<b>BAB I. PENDAHULUAN</b>	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	5
<b>BAB II. TINJAUAN PUSTAKA</b>	7
2.1 Gelombang Rayleigh	7
2.1.1 Vektor Tegangan dan Perpindahan	9
2.1.2 Gelombang Bidang Model Berlapis	11
2.1.3 Dispersi Gelombang Rayleigh	13
2.2 <i>Multi-channel Analysis of Surface Waves</i> (MASW)	15
2.3 Elektrisitas Bumi	17
2.3.1 Aliran Arus dalam Bumi	18
2.3.2 Konsep Resistivitas Semu	21
2.4 <i>Vertical Electrical Sounding</i> (VES)	22
2.5 Permasalahan inversi Geofisika	24
2.6 <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO)	27
2.6.1 Perkembangan PSO	28

2.6.2 RR-PSO: regressive-regresive PSO	31
2.7 Estimasi Ketidakpastian ( <i>Uncertainty Estimation</i> )	32
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b>	35
3.1 Alur Penelitian	35
3.2 Pemodelan Ke depan ( <i>Forward Modeling</i> )	38
3.3 Algoritma RR-PSO	38
3.4 Penerapan Inversi	40
3.5 Analisis Hasil Inversi	42
<b>BAB IV IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO UNTUK INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH DAN VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING (VES)</b>	43
4.1 Simulasi Numerik: Optimasi Fungsi Griewank	43
4.2 Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh Menggunakan RR-PSO	47
4.2.1 Inversi Kurva Dispersi Sintetik	49
4.2.2 Inversi Kurva Dispersi Lapangan	64
4.3 Inversi VES Menggunakan RR-PSO	69
4.3.1 Inversi Data VES Sintetik	71
4.3.2 Inversi Data VES Lapangan	82
4.4 Ketidakpastian Hasil Inversi RR-PSO	86
4.5 Rekonstruksi Stratigrafi Tanggul LUSI Berdasarkan Hasil Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh dan VES	88
<b>BAB V PENUTUP</b>	93
5.1 Kesimpulan	93
5.2 Saran	93
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	95
<b>LAMPIRAN</b>	105
<b>PROFIL PENULIS</b>	115



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Penjalaran gelombang seismik pada medium kontinu dengan P sebagai sumber	7
Gambar 2.2	Gerakan partikel pada muka gelombang Rayleigh yang merupakan hasil interferensi gelombang P dan SV	8
Gambar 2.3	Model bumi berlapis dari lapisan ke-0 (permukaan) sampai lapisan ke-N	11
Gambar 2.4	Sifat dispersif gelombang Rayleigh, di mana kecepatan sebagai fungsi frekuensi. Serta kurva dispersi gelombang Rayleigh	14
Gambar 2.5	Tahapan dalam analisis dispersi gelombang Rayleigh dengan MASW	16
Gambar 2.6	Metode Resistivitas	18
Gambar 2.7	Empat buah elektroda yang digunakan dalam metode resistivitas di mana A dan B merupakan elektroda arus. Sedangkan, C dan D merupakan merupakan elektroda potensial	21
Gambar 2.8	(a) Konfigurasi elektroda Schlumberger di mana jarak elektroda C dan D adalah $a$ dan jarak elektroda A-C dan D-B adalah sama; (b) Kurva resistivitas semu hasil pemodelan ke depan data VES yang dibentuk berdasarkan hasil perhitungan Pers.(2.32)	24
Gambar 2.9	Pemodelan ke depan dan pemodelan inversi	26
Gambar 2.10	Analogi getaran teredam untuk PSO	31
Gambar 3.1	Diagram alir penelitian	35
Gambar 3.2	Diagram alir algoritma RR-PSO	39
Gambar 4.1	Visualisasi Fungsi Griewank dimensi dua yang sangat multi-modal	44
Gambar 4.2	Pencarian minimum global fungsi Griewank oleh algoritma RR-PSO, GPSO, PSO dan VFSA	46

Gambar 4.3	a) Model $V_s$ 1-D sintetik pertama; b) Model $V_s$ 1-D sintetik kedua	47
Gambar 4.4	Data sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik pertama. a) Data sintetik bebas <i>noise</i> ; b) Data sintetik yang diberi <i>noise</i>	48
Gambar 4.5	Data sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik kedua. a) Data sintetik bebas <i>noise</i> ; b) Data sintetik yang diberi <i>noise</i>	48
Gambar 4.6	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model I bebas <i>noise</i>	52
Gambar 4.7	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model II bebas <i>noise</i>	53
Gambar 4.8	Hasil inversi data sintetik model I bebas <i>noise</i> : a) <i>Seismic stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi	54
Gambar 4.9	Hasil inversi data sintetik model II bebas <i>noise</i> : a) <i>Seismic stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi	54
Gambar 4.10	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model I terkontaminasi <i>noise</i>	57
Gambar 4.11	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi <i>noise</i>	58
Gambar 4.12	Hasil inversi kurva dispersi sintetik model I terkontaminasi <i>noise</i> : a) <i>Seismic stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi	59

Gambar 4.13	Hasil inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi <i>noise</i> : a) <i>Seismic stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi	59
Gambar 4.14	<i>Misfit</i> sebagai fungsi iterasi pada proses inversi kurva dispersi sintetik model I (bebas dan terkontaminasi <i>noise</i> )	62
Gambar 4.15	<i>Misfit</i> sebagai fungsi iterasi pada proses inversi kurva dispersi sintetik model II (bebas dan terkontaminasi <i>noise</i> )	63
Gambar 4.16	Data lapangan: Tanggul LUSI P.79 – P.82	65
Gambar 4.17	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi lapangan	67
Gambar 4.18	Hasil inversi kurva dispersi lapangan : a) <i>Seismic stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan data pengamatan dan data perhitungan kurva dispersi	68
Gambar 4.19	a) Model resistivitas 1-D sintetik pertama; b) Model resistivitas 1-D sintetik kedua	70
Gambar 4.20	Data VES sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik pertama. a) Data sintetik bebas <i>noise</i> ; b) Data sintetik diberi <i>noise</i>	70
Gambar 4.21	Data VES sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik kedua. a) Data sintetik bebas <i>noise</i> ; b) Data sintetik diberi <i>noise</i>	71
Gambar 4.22	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model I bebas <i>noise</i>	73
Gambar 4.23	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model II bebas <i>noise</i>	74

Gambar 4.24	Hasil inversi data VES sintetik model I bebas <i>noise</i> : a.) <i>Electric stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu	74
Gambar 4.25	Hasil inversi data VES sintetik model-II bebas <i>noise</i> : a.) <i>Electric stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu	75
Gambar 4.26	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model I yang terkontaminasi <i>noise</i>	78
Gambar 4.27	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data sintetik model II yang terkontaminasi <i>noise</i>	78
Gambar 4.28	Hasil inversi data VES sintetik model I <i>noise</i> : a.) <i>Electric stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu	79
Gambar 4.29	Hasil inversi data VES sintetik model II <i>noise</i> : a.) <i>Electric stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu	79
Gambar 4.30	<i>Misfit</i> sebagai fungsi iterasi pada proses inversi data VES sintetik model I (bebas dan terkontaminasi <i>noise</i> )	81
Gambar 4.31	<i>Misfit</i> sebagai fungsi iterasi pada proses inversi data VES sintetik model II (bebas dan terkontaminasi <i>noise</i> )	81
Gambar 4.32	Data VES lapangan: Tanggul LUSI P.79 – P.82	82
Gambar 4.33	Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES lapangan	83
Gambar 4.34	Hasil inversi data lapangan: a.) <i>Electric stratigraphy</i> beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu	84

- Gambar 4.35 Kurva jangkauan interkuartil *misfit* kurva dispersi 87
- Gambar 4.36 Kurva jangkauan interkuartil *misfit* VES 87
- Gambar 4.37 Keadaan bawah permukaan tanggul LUSI P.79 – P.82 berdasarkan data resistivitas 2D. Garis horizontal pada kedalaman 11-12 m merupakan batas tanggul dan garis vertikal berjarak 120 m dari titik nol, merupakan titik pengambilan data kurva dispersi dan VES yang telah dinversi sebelumnya 88
- Gambar 4.38 Hasil inversi kurva dispersi dan data VES tanggul LUSI P.79 – P.82 menggunakan algoritma RR-PSO 91

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Hasil simulasi numerik optimasi fungsi Griewank oleh beberapa algoritma	46
Tabel 4.2	Parameter model sintetik I beserta <i>search space</i> yang digunakan dalam inversi	50
Tabel 4.3	Parameter model sintetik II beserta <i>search space</i> yang digunakan dalam inversi	50
Tabel 4.4	Hasil inversi data sintetik model I bebas <i>noise</i>	55
Tabel 4.5	Hasil inversi data sintetik model II bebas <i>noise</i>	55
Tabel 4.6	Hasil inversi kurva dispersi sintetik model I terkontaminasi <i>noise</i>	60
Tabel 4.7	Hasil inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi <i>noise</i>	60
Tabel 4.8	<i>Search space</i> dan Poisson's <i>ratio</i> untuk inversi kurva dispersi lapangan	65
Tabel 4.9	Hasil inversi data lapangan dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma RR-PSO	69
Tabel 4.10	Parameter model sintetik I beserta <i>search space</i> yang digunakan	72
Tabel 4.11	Parameter model sintetik II beserta <i>search space</i> yang digunakan	72
Tabel 4.12	Hasil inversi data VES sintetik model I bebas <i>noise</i>	75
Tabel 4.13	Hasil inversi data sintetik model II bebas <i>noise</i>	76
Tabel 4.14	Hasil inversi data VES sintetik model I yang terkontaminasi <i>noise</i>	80
Tabel 4.15	Hasil inversi data VES sintetik model II yang terkontaminasi <i>noise</i>	80
Tabel 4.16	<i>Search space</i> pada inversi data VES lapangan	83
Tabel 4.17	Hasil inversi data lapangan VES menggunakan algoritma RR-PSO	84



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Source Code: FGRT	105
Lampiran 2	Source Code: Forward Modeling VES	107
Lampiran 3	Source Code: Inversi RR-PSO Kurva Dispersi	109
Lampiran 4	Source Code: Inversi RR-PSO VES	112

# BAB I PENDAHULUAN

## 1. 1 Latar Belakang

Akhir-akhir ini beberapa parameter fisis bawah permukaan seperti *shear-wave velocity* atau kecepatan gelombang geser ( $V_s$ ) dan resistivitas ( $\rho$ ) banyak digunakan oleh para peneliti untuk investigasi geoteknik dan studi lingkungan. Di antaranya untuk memetakan *bedrock* (Miller *et al.*, 1999; Rønning *et al.*, 2013), untuk menduga potensi likuifaksi tanah (Balkaya *et al.*, 2008; Ivanov *et al.*, 2006), untuk menggambarkan zona patahan (Ivanov *et al.*, 2006; Rizzo *et al.*, 2004), untuk memetakan geologi bawah permukaan (Ikeda and Tsuji, 2015; Nordiana *et al.*, 2013), untuk karakterisasi dan monitoring tanggul (Husein *et al.*, 2015; Widyaningrum *et al.*, 2015) dan lain sebagainya. Nilai kecepatan gelombang geser ( $V_s$ ) merupakan representasi dari tingkat kekakuan dan karakteristik struktur bawah permukaan. Sedangkan nilai resistivitas ( $\rho$ ) berhubungan dengan tingkat saturasi air atau lumpur dan keberadaan *fracture* pada lapisan bawah permukaan (Karastathis *et al.*, 2002). Sehingga, kedua parameter tersebut dapat memberikan informasi mengenai kondisi bawah permukaan dan sangat penting untuk diinvestigasi.

Analisis dispersi gelombang Rayleigh dengan *Multi-channel Analysis of Surface Waves* (MASW) merupakan metode populer saat ini yang digunakan dalam investigasi  $V_s$  (Dal Moro *et al.*, 2007). Metode ini jauh lebih akurat dari metode-metode sebelumnya karena metode ini menggunakan banyak *geophone* untuk merekam gelombang seismik secara bersamaan. Sehingga dapat diamati kecepatan fase gelombang Rayleigh pada setiap frekuensi untuk memperoleh profil  $V_s$  satu dimensi dengan tepat. Sementara, untuk investigasi  $\rho$ , *Vertical Electrical Sounding* (VES) merupakan metode yang paling sering digunakan karena relatif murah, mudah dan memberikan hasil yang cepat dengan resolusi spasial tinggi (Asfahani, 2013). *Output* dari metode VES berupa profil resistivitas satu dimensi (*electric stratigraphy*).

Dalam memperoleh parameter  $V_s$  dengan analisis dispersi gelombang Rayleigh dan  $\rho$  dengan VES, diperlukan beberapa prosedur. Secara garis besar untuk memperoleh  $V_s$  dilakukakan tiga prosedur utama di antaranya: akuisisi data lapangan, pembentukan kurva dispersi, dan inversi kurva dispersi (Song *et al.*, 2012; Sungkono and Santosa, 2014). Sedangkan untuk memperoleh  $\rho$  dilakukan tiga prosedur utama juga, yaitu: akuisisi data lapangan, pembentukan kurva resistivitas semu ( $\rho_a$ ), dan inversi untuk memperoleh nilai resistivitas sebenarnya (Balkaya *et al.*, 2008; Oladunjoye *et al.*, 2015). Dari prosedur masing-masing metode, inversi merupakan kunci utama untuk memperoleh profil  $V_s$  dan  $\rho$ .

Berbagai metode optimasi lokal telah dikembangkan untuk menginversi kurva dispersi maupun data VES. Namun, baik dispersi gelombang Rayleigh maupun VES pada dasarnya sangat tidak linear dan bersifat multi-modal (Fernández Martínez *et al.*, 2010; Song *et al.*, 2012). Sehingga, inversi dengan pendekatan tersebut rawan terjebak pada minimum lokal, padahal solusi inversi yang optimum berada pada minimum global (Grandis, 2009). Lebih jauh, metode ini memiliki keterbatasan lain yaitu ketergantungannya terhadap tebakan (pemilihan model) awal. Model awal yang berbeda dapat menghasilkan solusi yang berbeda pula, yang mana solusi tersebut belum tentu merupakan solusi optimum. Untuk mendapatkan solusi optimum, model atau tebakan awal yang ditentukan harus cukup dekat dengan model atau solusi yang dicari (Grandis, 2009). Hal ini tentu saja berlawanan. Sehingga, digunakan metode optimasi global untuk mengakomodasi keterbatasan tersebut. Metode-metode optimasi global seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithm* (GA), *Differential Evolution* (DE), dan *Simulated Annealing* (SA) telah digunakan dalam inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES (Balkaya, 2013; Beaty *et al.*, 2002; Dal Moro *et al.*, 2007; Fernández Martínez *et al.*, 2010; Jha *et al.*, 2008; Sharma, 2012; Song *et al.*, 2012; Sungkono and Santosa, 2014).

PSO banyak digunakan dalam permasalahan inversi karena algoritma ini cepat dalam prosesnya, mudah digunakan dan juga dapat menyediakan informasi ketidakpastian solusi (Fernández-Martínez *et al.*, 2011). Baru-baru ini juga diperkenalkan berbagai versi dari algoritma PSO, salah satunya ialah *regressive-regressive* PSO (RR-PSO) (Fernández-Martínez and García-Gonzalo, 2012; Martínez and Gonzalo, 2009). RR-PSO memiliki tingkat konvergensi tertinggi di antara semua versi PSO dan perhitungan parameter yang mudah (Fernández-Martínez and García-Gonzalo, 2012). Dalam inversi, dibutuhkan algoritma yang cepat dalam melakukan pencarian minimum global dan stabil agar dapat mendapat parameter bawah permukaan dengan akurat dan efisien. Sudah pasti dalam setiap pengukuran dengan metode geofisika selalu terdapat *noise* pada data. *Noise* tersebut merupakan kendala dalam inversi karena menyebabkan kesalahan dalam estimasi parameter bawah permukaan. Oleh karena itu, dibutuhkan metode inversi yang juga *robust* terhadap *noise* agar dapat menginversi data yang telah terkontaminasi *noise*. Penelitian ini mencoba mengembangkan metode inversi berbasis RR-PSO yang cepat, stabil, dan *robust* terhadap *noise* untuk diimplementasikan dalam inversi kurva dispersi dan VES.

Pada penelitian ini, algoritma RR-PSO yang telah dikembangkan, diuji terlebih dahulu kapabilitasnya. Yaitu, dengan melakukan simulasi numerik mengoptimasi fungsi yang multi-modal. Setelah melalui uji coba tersebut, maka selanjutnya mengimplementasikannya pada inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES. Pada tahap inversi, algoritma RR-PSO digunakan untuk menginversi data sintetik terlebih dahulu untuk mengetahui validitas algoritma tersebut. Data sintetik yang digunakan terdiri dari dua jenis yaitu data yang bebas *noise* dan data yang terkontaminasi *noise*. Setelah melalui uji validitas tersebut, barulah algoritma RR-PSO digunakan untuk menginversi kurva dispersi dan VES lapangan.

### 1.2 Rumusan Permasalahan

Berdasarkan uraian sub-bab sebelumnya, maka hal yang menjadi permasalahan dalam penelitian tugas akhir ini di antaranya sebagai berikut.

1. Bagaimana kemampuan algoritma RR-PSO dalam mengoptimasi fungsi yang bersifat multi-modal?
2. Bagaimana hasil inversi dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma RR-PSO?
3. Bagaimana hasil inversi *Vertical Electrical Sounding* (VES) menggunakan algoritma RR-PSO?
4. Bagaimana hasil rekonstruksi stratigrafi bawah permukaan tanggul LUSI berdasarkan hasil inversi dispersi gelombang Rayleigh dan *Vertical Electrical Sounding* (VES) menggunakan algoritma RR-PSO?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukan penelitian tugas akhir ini di antaranya sebagai berikut:

1. Mengetahui kemampuan algoritma RR-PSO dalam mengoptimasi fungsi yang bersifat multi-modal.
2. Mendapatkan hasil inversi dispersi gelombang Rayleigh menggunakan RR-PSO.
3. Mendapatkan hasil inversi *Vertical Electrical Sounding* (VES) menggunakan RR-PSO.
4. Merekonstruksi stratigrafi bawah permukaan tanggul LUSI berdasarkan hasil inversi dispersi gelombang Rayleigh dan *Vertical Electrical Sounding* (VES) menggunakan algoritma RR-PSO .

#### **1.4 Batasan Masalah**

Pada penelitian tugas akhir ini diberikan batasan masalah sebagai berikut.

1. Inversi dispersi gelombang Rayleigh (mode dasar) dan *Vertical Electrical Sounding* (VES) menggunakan RR-PSO.
2. Data lapangan yang digunakan ialah data sintetik (hasil pemodelan kedepan) dan data hasil pengukuran di tanggul LUSI (Lumpur-Sidoarjo) Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur.
3. *Software* yang digunakan ialah MATLAB R2009a.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Penelitian tugas akhir ini bermanfaat untuk memberikan usulan algoritma baru dalam menginversi data dispersi gelombang Rayleigh dan *Vertical Electrical Sounding* (VES). Serta, sebagai langkah awal dalam *assessment* kelayakan tanggul LUSI berdasarkan kedua data tersebut.

#### **1.6 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan yang digunakan dalam buku penelitian tugas akhir ini secara garis besar sebagai berikut.

- **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini berisi latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, manfaat penelitian serta sistematika penulisan.

- **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi teori dan konsep-konsep dasar yang digunakan sebagai landasan dalam penelitian tugas akhir.

- **BAB III METODE PENELITIAN**

Bab ini menjelaskan prosedur kerja dan algoritma yang digunakan dalam penelitian tugas akhir.

- **BAB IV IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO UNTUK INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH DAN VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING (VES)**

Bab yang merupakan inti dari tugas akhir ini berisi hasil inversi data sintetik dan data lapangan dispersi gelombang Rayleigh dan VES menggunakan algoritma RR-PSO beserta analisisnya, serta simulasi numerik untuk mengetahui kemampuan algoritma RR-PSO.

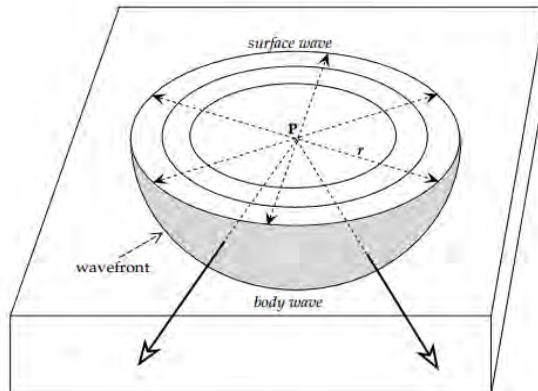
- **BAB V PENUTUP**

Bab ini memaparkan kesimpulan yang diperoleh dari penelitian tugas akhir dan saran-saran untuk penelitian selanjutnya.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Gelombang Rayleigh

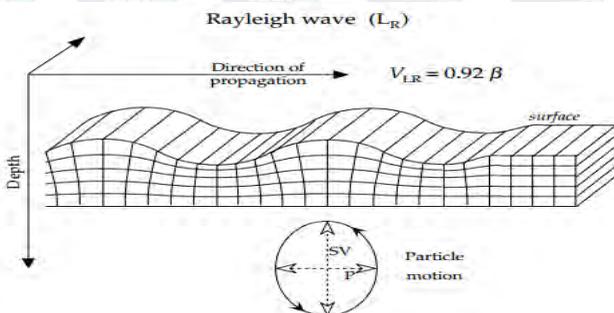
Bumi merupakan medium kontinu yang dapat merambatkan gelombang mekanik yang dikenal sebagai gelombang seismik. Gelombang seismik yang merambat ke bawah permukaan disebut gelombang badan (*body wave*), sedangkan gelombang seismik yang menyebar di permukaan disebut gelombang permukaan (*surface wave*). Ada dua tipe gelombang badan yang merambat di bawah permukaan yaitu: Gelombang P (gelombang primer atau kompresional atau longitudinal) dan gelombang S (gelombang sekunder atau gelombang geser atau transversal). Gelombang permukaan juga terdiri dari dua tipe yaitu gelombang Love dan gelombang Rayleigh yang menjadi salah satu kajian utama pada penelitian ini.



Gambar 2.1 Penjalaran gelombang seismik pada medium kontinu dengan P sebagai sumber (Lowrie, 2007)

Gelombang Rayleigh pertama kali ditemukan keberadaannya oleh Lord Rayleigh pada tahun 1885, yang merupakan gelombang hasil interferensi dan menjalar secara efektif di sepanjang permukaan. Gelombang ini dihasilkan dari interaksi

gelombang P dan SV saat naik dan turun. Superposisi antara gelombang P dan gelombang SV membentuk eliptisitas gelombang. Terbentuknya gerakan elips tersebut dikarenakan gerakan permukaan secara vertikal lebih besar daripada gerakan horizontalnya dengan perbandingan 1,5 (Lay and Wallace, 1995). Jika arah penjalaran gelombang Rayleigh ke arah kanan (seperti pada gambar 2.2), gerakan partikel membentuk *elliptical retrograde* di mana sumbu mayor pada arah vertikal dan sumbu minor pada arah perambatan gelombang. Gelombang Rayleigh memiliki amplitudo yang semakin berkurang secara eksponensial seiring dengan bertambahnya kedalaman (Dal Moro, 2014). Di samping itu, gelombang ini mengalami dispersi ketika melalui medium berlapis yang mana frekuensi gelombang yang lebih rendah akan mencapai lapisan yang lebih dalam dibandingkan dengan gelombang yang berfrekuensi lebih tinggi. Artinya gelombang dengan frekuensi tinggi hanya mencapai lapisan yang dekat dengan permukaan. Sifat dispersif dari gelombang Rayleigh ini dapat digunakan untuk mengkarakterisasi lapisan tanah berdasarkan nilai kecepatan gelombang geser ( $V_s$ ) yang merepresentasikan tingkat kekakuan (*stiffness*) dinamik dari suatu material (Lowrie, 2007; Dal Moro, 2014; Foti *et al.*, 2014).



Gambar 2. 2 Gerakan partikel pada muka gelombang Rayleigh yang merupakan hasil interferensi gelombang P dan SV (Lowrie, 2007).

### 2.1.1 Vektor Tegangan dan Perpindahan

Kecepatan gelombang Rayleigh pada medium homogen tidak bergantung pada frekuensi. Namun, pada medium berlapis atau struktur vertikal non homogen gelombang Rayleigh mengalami dispersi. Hal tersebut terjadi karena pada umumnya, kecepatan gelombang yang merambat di bawah permukaan bumi meningkat seiring dengan bertambahnya kedalaman (Lay and Wallace, 1995). Sehingga kecepatan gelombang pada medium berlapis diasumsikan hanya bergantung pada kedalaman lapisan ( $z$ ), yang mana menurut persamaan Navier dengan mengabaikan tekanan medium (*body force*) adalah:

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

dengan  $e_z$  adalah vektor dasar yang arahnya tegak lurus permukaan dan  $\lambda$  serta  $\mu$  merupakan parameter Lamé. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa gelombang Rayleigh merupakan kombinasi antara gelombang P dan SV, maka solusi gelombang harmonik Pers. (2.1) untuk perpindahan  $\bar{u}(x, t)$  diasumsikan sebagai

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

Perbedaan fase antara perpindahan komponen horizontal dan vertikal ialah  $\frac{\pi}{2}$ . Pers.(2.2) ini merupakan persamaan regangan 2D ( $u_2 = 0$ ). Asumsi ini sesuai dengan Aki and Richards (2002) yang menyatakan bahwa gelombang Rayleigh mempunyai ketergantungan terhadap sumbu  $z$  (Pers.(2.2)). Pada persamaan tersebut  $k = k(\omega)$  yang menunjukkan bahwa bilangan gelombang secara umum merupakan fungsi frekuensi, sedangkan  $x$  digunakan untuk menyatakan arah perambatan gelombang. Representasi gelombang Rayleigh (Pers.(2.2)), harus dilengkapi dengan syarat batas yang sesuai. Pada syarat batas ini, tidak terdapat tegangan pada permukaan bebas dan tidak ada tegangan

serta perpindahan pada kedalaman yang tidak terbatas. Secara matematis, batasan ini diungkapkan sebagai:

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

dengan  $\sigma(x, y)$  dan  $\hat{n}$  secara berturut ialah tensor tegangan Cauchy dan vektor normal. Pada medium berlapis, parameter ( $\lambda(z), \mu(z)$  dan  $\rho(z)$ ) tidak kontinyu antar lapisan dan medan pergeseran harus kontinyu pada setiap lapisan sehingga:

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

substitusi persamaan Pers.(2.2) ke persamaan Navier (Pers.2.1) dapat menghasilkan matriks (Aki *and* Richards, 2002; Kennett, 2009) berikut:

$$\frac{d}{dz} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & k & \frac{1}{\mu(z)} & 0 \\ \frac{-k\lambda(z)}{\lambda(z)+2\mu(z)} & 0 & 0 & \frac{1}{\lambda(z)+2\mu(z)} \\ k^2\xi(z) - \omega^2\rho(z) & 0 & 0 & \frac{k\lambda(z)}{\lambda(z)+2\mu(z)} \\ 0 & -\omega^2\rho(z) & -k & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

dengan  $\xi(z) = \frac{4\mu(z)(\lambda(z)+\mu(z))}{\lambda(z)+2\mu(z)}$ . Keberadaan fungsi  $x_3(z, k, \omega)$  dan  $x_4(z, k, \omega)$  disebabkan komponen tegangan pada sumbu  $zx$  dan  $zz$  yang secara matematis dirumuskan:

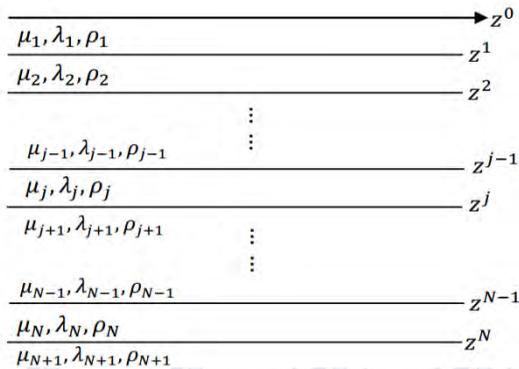
$$\begin{aligned} \sigma_{zx} &= \mu \left( \frac{dx_1}{dz} + kx_2 \right) e^{i(kx - \omega t)} = x_3(z, k, \omega) e^{i(kx - \omega t)} \\ \sigma_{zz} &= i \left[ (\lambda + 2\mu) \frac{dx_2}{dz} + k\lambda x_1 \right] e^{i(kx - \omega t)} = i x_4(z, k, \omega) e^{i(kx - \omega t)} \end{aligned} \quad (2.6)$$

Pada umumnya, vektor perpindahan dan tegangan gelombang SV dan P didefinisikan oleh vektor  $f(z) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T$  dengan “ $T$ ” adalah transpose sebuah matriks  $G(z)$  yang berukuran  $4 \times 4$ , yang dapat dituliskan sebagai:

$$\frac{df(z)}{dz} = G(z)f(z) \quad (2.7)$$

### 2.1.2 Gelombang Bidang Model Berlapis

Dalam perambatannya pada medium berlapis setengah ruang  $z > 0$ , gelombang Rayleigh dipengaruhi oleh parameter elastisitas medium yaitu  $\mu_i, \lambda_i$ , dan  $\rho_i$ . Parameter elastisitas medium tersebut bergantung pada kedalaman dan lapisan. Pers. (2.5) yang telah diuraikan di atas diturunkan lagi untuk memperoleh persamaan untuk perpindahan dan tegangan gelombang Rayleigh sebagai berikut.



Gambar 2. 3 Model bumi berlapis dari lapisan ke-0 (permukaan) sampai lapisan ke-N (Sungkono, 2011).

$$\frac{d}{dz} \begin{bmatrix} x_1^j \\ x_2^j \\ x_3^j \\ x_4^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & k & \frac{1}{\mu^j} & 0 \\ \frac{-k\lambda^j}{\lambda^j + 2\mu^j} & 0 & 0 & \frac{1}{\lambda^j + 2\mu^j} \\ k^2 \xi^j - \omega^2 \rho^j & 0 & 0 & \frac{k\lambda^j}{\lambda^j + 2\mu^j} \\ 0 & -\omega^2 \rho^j & -k & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^j \\ x_2^j \\ x_3^j \\ x_4^j \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

dengan  $z^{j-1} < z < z^j, j = 1, 2, 3, \dots, N, N - 1$ . Dalam format matriks, Pers.(2.8) menjadi

$$\frac{df^j(z)}{dz} = G^j(z)f^j(z) \quad (2.9)$$

Solusi analitis Pers.(2.9) pada tiap lapisan sering disajikan dalam bentuk (Aki *and* Richards, 2002):

$$f^j(z) = A^j B^j D^j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N, N + 1 \quad (2.10)$$

dengan  $A^j$  dan  $B^j$  matriks yang diberikan di bawah ini. Tetapi  $D^j$  vektor yang akan diestimasi. Untuk gelombang P-SV diberikan sebagai berikut.

$$A^j B^j D^j = \frac{1}{\omega} \begin{bmatrix} \alpha^j k & \beta^j v^j & \alpha^j k & \beta^j v^j \\ \alpha^j \gamma^j & \beta^j k & -\alpha^j \gamma^j & -\beta^j k \\ -2\alpha^j \mu^j k \gamma^j & -\beta^j \chi^j \mu^j & \alpha^j 2\mu^j k \gamma^j & \beta^j \chi^j \mu^j \\ -\alpha^j \chi^j \mu^j & -2\beta^j \mu^j k v^j & -\alpha^j \chi^j \mu^j & -2\beta^j \mu^j k v^j \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} e^{-\gamma^j z} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-v^j z} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\gamma^j z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-v^j z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P^j \\ S^j \\ P^j \\ S^j \end{bmatrix} \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.11)$$

Dengan  $\gamma = \pm \sqrt{k^2 - \frac{\omega^2}{\alpha^2}}$  dan  $v = \pm \sqrt{k^2 - \frac{\omega^2}{\beta^2}}$

untuk mengestimasi matriks  $D^j$  yang belum diketahui pada setiap lapisan, perlu diterapkan syarat batas sebagaimana Pers. (2.3) dan Pers. (2.4), sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

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

Kondisi radiasi yang dibutuhkan

$$f^N(z) \rightarrow 0 \quad \text{pada} \quad z \rightarrow \infty \quad (2.13)$$

Hasil observasi matriks  $A^j$  berisi beberapa konstanta yang menentukan sifat lapisan, seperti  $\alpha^j, \beta^j$ , dengan nilai yang bervariasi untuk lapisan yang berbeda. Konstanta spesifikasi lapisan ini dapat bernilai ekstrim, sehingga menyebabkan kesalahan selama perkalian matriks. Matriks  $B^j$  berisi beberapa pertambahan kedalaman yang berbeda, seperti  $e^{-\gamma z}, e^{\gamma z}$  yang sangat besar atau kecil untuk kedalaman lapisan. Perkalian

matriks ini menyebabkan tidak stabilnya perhitungan analitis sistem (Chen, 1993). Termasuk konstanta spesifik lapisan dan penambahan kedalaman secara signifikan meningkatkan stabilitas algoritma. Selanjutnya, dapat ditulis sebagai persamaan berikut:

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

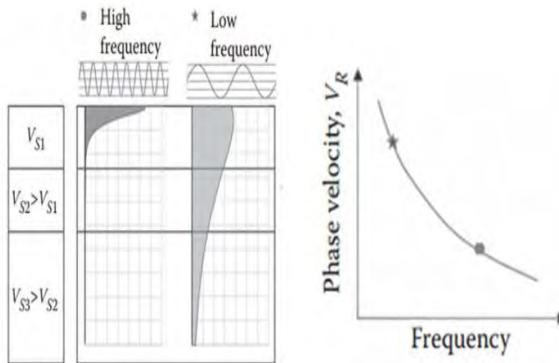
$$\begin{bmatrix} \frac{\alpha^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} & P^j \\ \frac{\beta^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} & S^j \\ \frac{\alpha^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} & P^j \\ \frac{\beta^j}{\omega} e^{-\gamma^j z^{j-1}} & S^j \end{bmatrix} = \mathbf{E}^j \mathbf{N}^j \begin{bmatrix} C_{pd}^j \\ C_{sd}^j \\ C_{pu}^j \\ C_{pd}^j \end{bmatrix} = \mathbf{E}^j \mathbf{N}^j \mathbf{C}^j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.14)$$

dengan  $\mathbf{E}$  ialah matriks lapisan,  $\mathbf{A}$  matriks *delay phase*,  $\mathbf{C}$  ialah matriks vektor amplitudo. Perlu diingat eksponensial yang ada pada matriks  $B^j$  pada Pers. (2.14), merupakan hasil modifikasi dengan cara mengalikan dengan konstanta spesifik lapisan  $e^{\gamma^j z^{j-1}}$ ,  $e^{v^j z^{j-1}}$ ,  $e^{-\gamma^j z^{j-1}}$ ,  $e^{-v^j z^{j-1}}$ . Lalu, matriks  $D^j$  diketahui memindahkan faktor ini. Pemindahan konstanta ini untuk meningkatkan stabilitas algoritma secara optimal. Ini harus menunjukkan bahwa elemen matriks  $D^j$  pada Pers. (2.10) dan Pers. (2.11) merupakan amplitudo gelombang down-going dan up-going. Matriks  $C^j$  pada Pers. (2.14) ialah matriks  $D^j$  di mana konstanta spesifik lapisannya telah dipindahkan. Lebih lanjut, elemen matriks  $C^j$  telah kehilangan arti fisis aslinya.

### 2.1.3 Dispersi Gelombang Rayleigh

Gelombang Rayleigh pada medium homogen tidak mengalami dispersi. Namun, pada medium non homogen atau berlapis gelombang Rayleigh dengan frekuensi rendah merambat ke lapisan bumi yang lebih dalam dibanding dengan gelombang Rayleigh frekuensi tinggi. Secara umum kecepatan gelombang seismik semakin meningkat seiring dengan bertambahnya

kedalaman. Hal tersebut menunjukkan bahwa kecepatan gelombang Rayleigh bergantung pada frekuensi gelombang (fungsi frekuensi), yang berarti terdispersi (Lay and Wallace, 1995; Lowrie, 2007).



Gambar 2.4 Sifat dispersif gelombang Rayleigh, di mana kecepatan sebagai fungsi frekuensi. Serta kurva dispersi gelombang Rayleigh (Foti *et al.*, 2014).

Dari fenomena dispersi gelombang Rayleigh pada medium cair di atas lapisan setengah ruang, diperoleh kesimpulan bahwa kondisi tanpa tegangan umumnya ada pada antar muka yang vakum dapat dilalui oleh gelombang Rayleigh. Gelombang tersebut merambat di sepanjang permukaan medium dengan kecepatan fase yang lebih rendah dibandingkan kecepatan gelombang P dan S. Amplitudo gelombang berkurang secara eksponensial terhadap kedalaman. Polarisasi gelombang Rayleigh berubah terhadap kedalaman karena komponen gerak gelombang P teratenuasi secara cepat dibandingkan dengan komponen gelombang S serta menjauhi permukaan (Widyaningrum, 2014). Untuk memodelkan dispersi gelombang Rayleigh pada medium berlapis dapat dibangun kurva dispersi, yaitu kurva kecepatan fase gelombang Rayleigh versus frekuensi (gambar 2.4b).

Kecepatan fase gelombang Rayleigh dapat dihitung menggunakan *Fast Generalized R/T (Reflection and Transmission) coefficient* (FGRT) yang dikembangkan oleh Sungkono and Santosa (2011). Metode ini dikembangkan dari persamaan kondisi kontinuitas pada sembarang antar muka (Pei, 2007) yang dapat dituliskan:

$$\begin{bmatrix} \Lambda_d^j(z^j) \\ \hat{R}_{du}^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{11}^j & E_{12}^j \\ E_{21}^j & E_{22}^j \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} E_{11}^{j+1} & E_{12}^{j+1} \\ E_{21}^{j+1} & E_{22}^{j+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{T}_d^j \\ \Lambda_u^{j+1}(z^j) \hat{R}_u^{j+1} \hat{T}_d^j \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

dengan R dan T merupakan koefisien Refleksi dan transmisi. Kecepatan fase gelombang Rayleigh dapat dihitung dengan menentukan pada keadaan traksi bebas di permukaan bebas ( $z=0$ ). Lebih jauh dari Pers.(2.15) dapat dihitung dengan traksi pada permukaan bebas sebagai:

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

Pers.(2.16) memiliki solusi non trivial hanya untuk beberapa kecepatan fase yang memenuhi persamaan sekuler berikut:

$$\begin{aligned} \det(E_{21}^1 + E_{22}^1 \Lambda_u^0(0) \hat{R}_{du}^1) &= 0 \text{ atau} \\ S(f, V_R, V_p, V_s, \rho, H) &= 0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

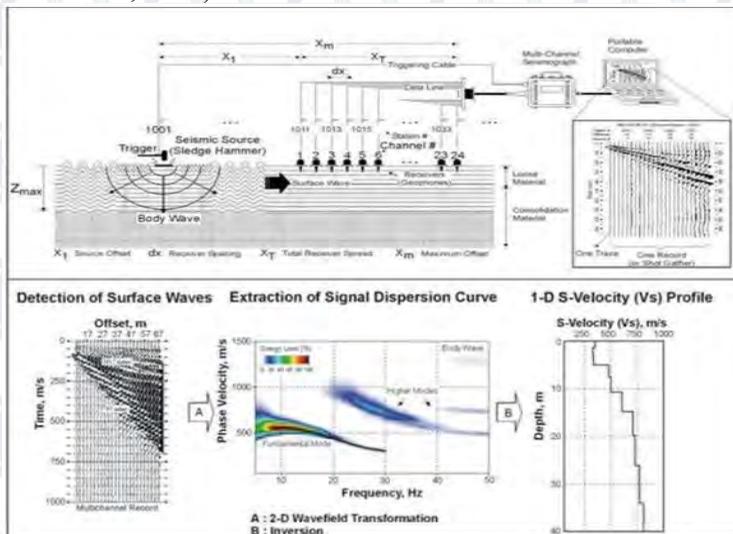
Pers.(2.17) disebut fungsi sekuler untuk gelombang Rayleigh yang terdiri dari beberapa parameter yaitu: frekuensi ( $f$ ), kecepatan fase gelombang Rayleigh ( $V_R$ ), kecepatan gelombang primer ( $V_p$ ), kecepatan gelombang geser ( $V_s$ ), densitas ( $\rho$ ), tebal lapisan ( $H$ ). Untuk menghitung kecepatan fase sebagai fungsi frekuensi dapat dilakukan perhitungan akar dari Pers.(2.17) menggunakan metode *bisection* (Sungkono and Santosa, 2011).

## 2.2 Multi-channel Analysis of Surface Waves (MASW)

Metode MASW merupakan salah satu teknik invasif (akuisisi berbasis seismik yang tidak membutuhkan lubang bor) yang digunakan untuk mendapatkan profil kecepatan gelombang geser

( $V_s$ ) tanah, dengan mengamati gerakan gelombang permukaan pada tanah. Metode MASW adalah pengembangan dari metode SASW (*Spectral Analysis of Surface Waves*). Metode ini merupakan metode populer yang digunakan dalam menganalisis dispersi gelombang Rayleigh karena menggunakan banyak *geophone* yang dapat merekam gelombang seismik secara simultan (Dal Moro, 2014). Sehingga dapat diamati kecepatan fase gelombang Rayleigh setiap frekuensi. Metode ini memanfaatkan sifat dispersif gelombang Rayleigh. *Output* dari metode ini ialah profil  $V_s$  1-D yang disebut *seismic stratigraphy* (Comina *et al.*, 2002).

Analisis dispersi gelombang Rayleigh dengan MASW terbagi ke dalam tiga tahap. Di antaranya: akuisisi data lapangan, membangun kurva dispersi berdasarkan data yang telah diperoleh untuk memperkirakan profil  $V_s$ , dan inversi kurva dispersi untuk memperoleh profil  $V_s$  (Roma, 2007; Song *et al.*, 2012; Sungkono *and* Santosa, 2014).



Gambar 2.5 Tahapan dalam analisis dispersi gelombang Rayleigh dengan MASW ( [www.cflhd.gov](http://www.cflhd.gov))

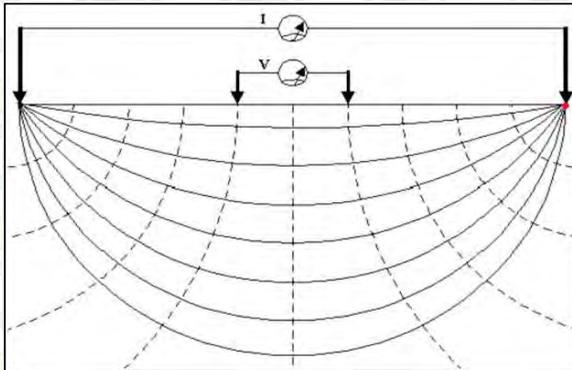
MASW sangat mirip dengan metode seismik refleksi maupun seismik refraksi, karena keduanya didasarkan pada pengukuran gerakan gelombang pada permukaan bebas. Sehubungan dengan metode refraksi, MASW menawarkan kelebihan untuk mengatasi beberapa masalah yang disebabkan oleh keberadaan lapisan lunak di antara lapisan yang kaku atau lapisan kaku yang terjebak di antara lapisan lunak. Metode MASW memungkinkan untuk menghitung profil kecepatan gelombang geser ketika berada pada tingkat kekakuan yang kontras antar lapisan. Sehingga metode ini sangat baik digunakan dalam mengkarakterisasi lapisan tanah. Tak heran, metode ini banyak diterapkan dalam bidang geoteknik dan rekayasa geologi (Roma, 2007).

### 2.3 Elektrisitas Bumi

Eksplorasi elektrisitas bumi atau geolistrik merupakan salah satu cabang dalam eksplorasi geofisika yang memanfaatkan fenomena kelistrikan bumi untuk memetakan struktur geologi bawah permukaan, eksplorasi tambang, mineral dan minyak, serta untuk memecahkan permasalahan dalam hidrogeologi dan berbagai masalah rekayasa geologi. Eksplorasi geolistrik mempunyai prinsip dan teknik yang beragam dan memanfaatkan arus searah maupun bolak balik yang dihasilkan secara alami oleh bumi maupun buatan. Salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam eksplorasi geolistrik ialah metode resistivitas. Pada metode ini, arus diinjeksikan ke dalam bumi dengan menggunakan dua buah elektroda dan diukur beda potensial antara dua titik (elektroda arus). Sejumlah arus yang diinjeksikan dan beda potensial yang terukur dapat digunakan untuk mengetahui resistansi titik di bawah permukaan antara elektroda. Nilai resistansi tersebut merupakan fungsi dari geometri konfigurasi elektroda dan parameter-parameter listrik bawah permukaan (Bhattacharya and Patra, 1968).

Ada dua jenis pengukuran dalam metode resistivitas ini di antaranya *electrical mapping* dan *electrical sounding*. Yang membedakan kedua tipe pengukuran ini ialah profil bumi yang

didapatkan, hal tersebut dikarenakan masing-masing tipe pengukuran mempunyai konfigurasi elektroda yang berbeda. *Electrical sounding* menggunakan konfigurasi Schlumberger sedangkan *electrical mapping* menggunakan konfigurasi Wenner. Pada penelitian tugas akhir ini digunakan tipe pengukuran *electrical sounding* dengan konfigurasi Schlumberger.



Gambar 2.6 Metode Resistivitas (<https://ptbudie.wordpress.com>)

### 2.3.1 Aliran Arus dalam Bumi

Batuan merupakan material yang terdiri dari mineral-mineral yang juga memiliki kemampuan untuk menghantarkan listrik, namun tidak semua batuan dapat menghantarkan listrik. Dalam menghantarkan arus listrik, bumi mempunyai tiga mode konduksi yaitu konduksi: elektronik (ohmik), dielektrik dan elektrolitik. Konduksi elektronik pada umumnya terjadi pada batuan yang tersusun atas mineral logam. Konduksi ini disebabkan oleh elektron bebas yang terdapat pada mineral-mineral batuan yang bergerak bebas dan mengalami tumbukan dengan atom logam. Konduksi dielektrik terjadi pada batuan yang tergolong dalam insulator yang tidak memiliki elektron bebas. Pada insulator muatan tersebar secara acak, namun ketika diberi arus listrik maka akan timbul medan listrik yang menyebabkan terjadinya polarisasi muatan pada insulator.

Pada arus searah efek polarisasi dielektrik ini tidak begitu penting. Akan tetapi, pada arus bolak-balik medan listrik berubah-ubah sesuai dengan frekuensi listrik sehingga polarisasi berubah-ubah. Polarisasi yang terjadi berubah-ubah, mengakibatkan perubahan pada konduktivitas atau resistivitas efektif. Konduksi elektrolitik terjadi jika batuan berpori yang terisi fluida yang mengandung ion bebas. Molekul fluida adalah polar (momen dipol listrik permanen) dan memiliki medan listrik kuat yang mampu memecah molekul garam yang terlarut menjadi ion positif dan ion negatif. Muatan listrik diangkut oleh ion-ion bebas tersebut. Umumnya kebanyakan batuan, konduksi terjadi ketika fluida pori bertindak sebagai elektrolit di mana mineral batuan tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap konduktivitas atau resistivitas batuan.

Aliran arus dalam bumi didasarkan pada hukum kekal muatan yang dapat dituliskan pada persamaan berikut.

$$\nabla \cdot \vec{j} = -\frac{\partial q}{\partial t} \quad (2.18)$$

Pers.(2.18) tersebut dikenal juga sebagai persamaan kontinuitas. Dengan  $\vec{j}$  adalah rapat arus ( $A/m^2$ ) dan  $q$  adalah rapat muatan ( $C/m^3$ ). Untuk keadaan arus tetap Pers. (2.18) menjadi:

$$\nabla \cdot \vec{j} = 0 \quad (2.19)$$

Jika  $\rho$  adalah resistivitas ( $\Omega m$ ) medium bumi dan  $\vec{E}$  merupakan intensitas medan listrik ( $V/m$ ), maka hubungan rapat arus  $\vec{j}$ , resistivitas  $\rho$ , dan ini dinyatakan dalam hukum Ohm, seperti pada persamaan berikut.

$$\vec{j} = \frac{1}{\rho} \vec{E} = -\frac{1}{\rho} \nabla V \quad (2.20)$$

Dengan  $V$  adalah potensial listrik (volts). Pada medium isotropis,  $\rho$  merupakan besaran skalar dari titik pengamatan, dan  $\vec{j}$  memiliki arah yang sama dengan  $\vec{E}$ . Pada medium anisotropi  $\vec{j}$  dan  $\vec{E}$  memiliki arah berbeda sehingga membutuhkan proses perhitungan yang lebih rumit. Metode resistivitas ini memiliki asumsi bahwa medium bumi diasumsikan sebagai medium

homogen isotropi. Oleh karena itu, dapat digunakan hubungan hasil substitusi Pers.(2.19) dan Pers.(2.20) sebagai berikut.

$$\nabla \left( \frac{1}{\rho} \right) \cdot \nabla V + \frac{1}{\rho} \nabla \cdot \nabla V = 0 \quad (2.21)$$

Pers.(2.21) merupakan persamaan fundamental dari pengukuran resistivitas dengan arus searah (DC). Pada medium homogen,  $\rho$  tidak bergantung pada koordinat sehingga  $\nabla \cdot \nabla V = 0$  atau  $\nabla^2 V = 0$  (persamaan Laplace) dan mengurangi jumlah suku pada persamaan (2.21). Dengan demikian, distribusi potensial listrik aliran arus searah pada medium homogen isotropi memenuhi persamaan Laplace.

Misalkan arus  $I$  diinjeksikan ke suatu medium homogen pada titik  $P$ . Lalu potensial di suatu titik berjarak  $r$  dari  $P$  hanya tergantung pada jarak  $r$ . Maka persamaan Laplace dapat ditulis dengan:

$$\frac{d^2V}{dr^2} + \frac{2}{r} \frac{dV}{dr} = 0 \quad (2.22)$$

yang memiliki solusi:

$$V = C_1 + \frac{C_2}{r} \quad (2.23)$$

Potensial ditentukan dari nol yaitu pada titik yang sangat jauh dari  $P$ , sehingga konstanta  $C_1 = 0$ . Hal ini juga berimplikasi bahawa bidang ekipotensial berbentuk bola, dan medan listrik serta lintasan arus adalah radial. Rapat arus pada jarak  $r$  dapat dituliskan sebagai berikut.

$$J = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial V}{\partial r} = \frac{1}{\rho} \frac{C_2}{r^2} \quad (2.24)$$

dengan demikian, total arus yang mengalir pada bidang ekipotensial dengan radius  $r$  adalah

$$4\pi r^2 J = \frac{4\pi}{\rho} C_2 \quad (2.25)$$

Pers.(2.25) merupakan  $I$ , total arus yang diinjeksikan pada titik  $P$  dan konstanta  $C_2 = \frac{I\rho}{4\pi}$ . Hasil ini dapat disubstitusi ke Pers.(2.24) yang menyatakan potensial pada setiap titik yang dialiri arus listrik pada medium bumi homogen ialah :

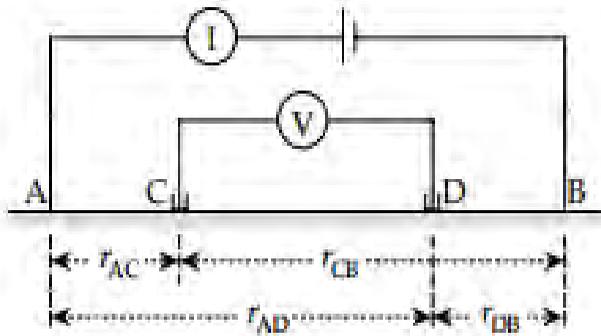
$$V = \frac{I\rho}{2\pi} \frac{1}{r} \quad (2.26)$$

Pada pengukuran geolistrik, arus yang diinjeksikan ke bumi dilakukan dengan menggunakan dua buah elektroda dan potensial pada pengukuran ini adalah bipolar sehingga:

$$V = \frac{I\rho}{2\pi} \left( \frac{1}{r_1} - \frac{1}{r_2} \right) \quad (2.27)$$

di mana  $r_1$  dan  $r_2$  masing-masing adalah jarak dari titik  $P$  ke elektroda satu dan elektroda dua (Bhattacharya *and* Patra, 1968). Dalam pengukuran, metode resistivitas menggunakan empat buah elektroda elektroda seperti Gambar 2.7 sehingga Pers.(2.27) menjadi

$$\rho = \frac{2\pi V}{I} \left[ \left( \frac{1}{r_{AC}} - \frac{1}{r_{AB}} \right) - \left( \frac{1}{r_{AD}} - \frac{1}{r_{DB}} \right) \right]^{-1} \quad (2.28)$$



Gambar 2.7 Empat buah elektroda yang digunakan dalam metode resistivitas di mana A dan B merupakan elektroda arus. Sedangkan, C dan D merupakan elektroda potensial (Lowrie, 2007).

### 2.3.2 Konsep Resistivitas Semu

Metode resistivitas ini menggunakan dengan asumsi bahwa bumi mempunyai sifat homogen isotropis (kondisi ideal). Dengan memakai asumsi ini, resistivitas yang diukur menggunakan konfigurasi empat elektroda merupakan resistivitas sebenarnya. Akan tetapi pada kondisi riil, bumi terdiri atas lapisan-lapisan dan litologi yang berbeda-beda sehingga nilai resistivitasnya pada

setiap lapisan berbeda. Dengan kata lain kondisi bumi sangatlah tidak homogen. Maka nilai resistivitas yang terukur bukan nilai resistivitas untuk satu lapisan saja, yang disebut dengan resistivitas semu (*apparent resistivity*). Resistivitas semu ini sangat bergantung pada spasi antar elektroda. Resistivitas semu merepresentasikan resistivitas dari suatu medium fiktif homogen yang ekuivalen dengan medium berlapis yang ditinjau. Sebagai contoh medium berlapis yang ditinjau terdiri atas dua lapisan yang mempunyai resistivitas yang berbeda ( $\rho_1$  dan  $\rho_2$ ) dianggap sebagai medium satu lapis homogen yang mempunyai satu harga resistivitas yaitu resistivitas semu  $\rho_a$ . Untuk memperoleh masing-masing resistivitas tiap lapisan maka dilakukan inversi (Bhattacharya and Patra, 1968).

#### 2.4 Vertical Electrical Sounding (VES)

*Vertical Electrical Sounding* atau yang sering disebut VES merupakan salah satu metode resistivitas yang bertujuan untuk mengamati variasi nilai resistivitas terhadap kedalaman (resistivitas satu dimensi/ *electric stratigraphy*). Teknik ini sangat baik digunakan untuk mengukur resistivitas setiap kedalaman pada struktur datar dan berlapis, seperti peralihan sedimen atau kedalaman air tanah. Konfigurasi elektroda yang digunakan pada VES ini adalah konfigurasi Schlumberger. Titik tengah atau datum pengukuran selalu berada pada posisi tetap sementara jarak antar elektroda semakin bertambah. Hal ini menyebabkan arus yang mengalami penetrasi ke lapisan yang lebih dalam sangat bergantung pada distribusi resistivitas secara vertikal (Lowrie, 2007). Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bidang ekipotensial bumi membentuk koordinat bola sehingga kedalaman yang dapat dipenetrasi oleh arus listrik sebesar  $AB/2$ . Dengan  $AB$  merupakan jarak antar elektroda arus. Untuk konfigurasi Schlumberger,  $r_{AC} = \frac{L-a}{2}$ ,  $r_{Cb} = \frac{L+a}{2}$ ,  $r_{AD} = r_{CB}$  dan  $r_{DB} = r_{AC}$ . Dengan demikian nilai resistivitas semu ( $\rho_a$ ) yang terukur untuk setiap pengukuran memenuhi persamaan berikut.

$$\rho_a = \frac{\pi V(L^2 - a^2)}{a} \quad (2.29)$$

Hubungan antara data resistivitas semu ( $\rho_a$ ) dengan resistivitas dan ketebalan per lapisan dinyatakan dengan sebuah persamaan integral Henkel yang dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\rho_a = s^2 \int_0^\infty T(\lambda) J_1(\lambda s) \lambda d\lambda \quad (2.30)$$

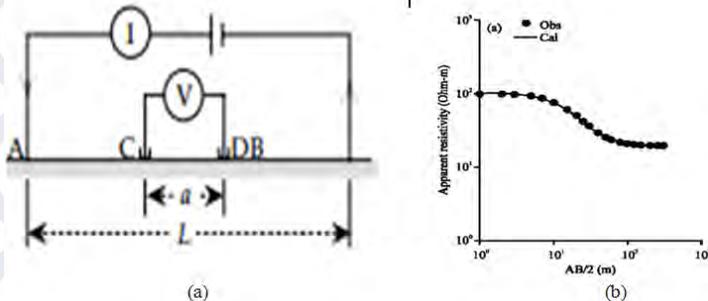
Di mana  $s$  adalah jarak antar elektroda arus ( $AB/2$  untuk konfigurasi Schlumberger),  $J_1$  adalah fungsi Bessel orde-satu, dan  $T(\lambda)$  adalah fungsi transformasi resistivitas yang dinyatakan oleh formulasi Pekeris (Koefoed and Mallick, 1979):

$$T_i = \frac{T_{i+1}(\lambda) + \rho_i \tanh(\lambda h_i)}{[1 + \frac{T_{i+1}(\lambda) \tanh(\lambda h_i)}{\rho_i}]} \quad i = n - 1, \dots, 1 \quad (2.31)$$

namun perhitungan dengan menggunakan persamaan di atas cukup rumit dan memakan waktu. Oleh karena itu, Ghosh (1971) menyederhanakan perhitungan tersebut dengan mengaplikasikan filter linier sehingga lebih cepat dan sederhana yang dinyatakan:

$$\rho_a = \sum_k T_k(\lambda) f_k \quad (2.32)$$

dengan  $f_k$  adalah nilai koefisien filter yang diturunkan oleh Ghosh. Dengan demikian, Pers.(2.32) digunakan sebagai fungsi pemodelan ke depan VES yang menyatakan resistivitas semu ( $\rho_a$ ) sebagai fungsi dari resistivitas dan ketebalan tiap lapisan ( $\rho_k, h_k$ ),  $k = 1, \dots, n$  dan  $n$  adalah jumlah lapisan.



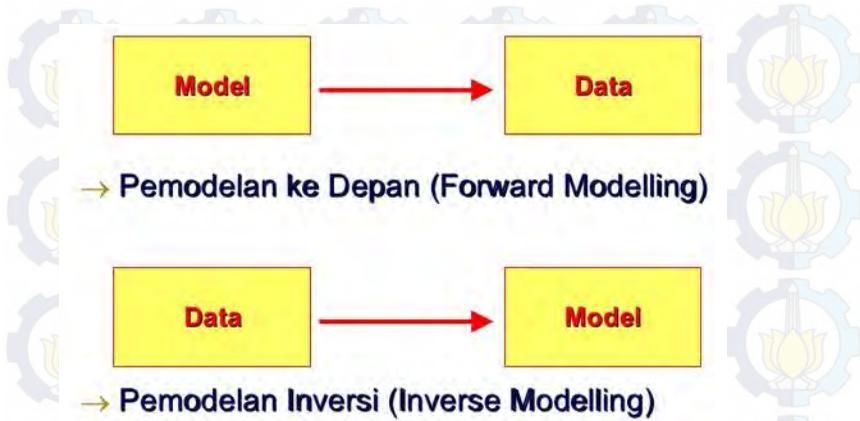
Gambar 2.8 (a) Konfigurasi elektroda Schlumberger di mana jarak elektroda C dan D adalah  $a$  dan jarak elektroda A-C dan D-B adalah sama; (b) Kurva resistivitas semu hasil pemodelan ke depan data VES yang dibentuk berdasarkan hasil perhitungan Pers.(2.32) (Lowrie, 2007; Ekinci *and* Demirci, 2008).

## 2.5 Permasalahan Inversi Geofisika

Pengukuran menggunakan metode-metode geofisika seperti analisis dispersi gelombang Rayleigh dengan MASW dan VES dilakukan untuk memperkirakan kondisi bawah permukaan bumi. Data hasil pengukuran merupakan respon dari keadaan bawah permukaan yang timbul dari variasi sifat fisis seperti densitas, resistivitas, cepat rambat gelombang elastik yang berasosiasi dengan keadaan (geologi) bawah permukaan. Untuk menyajikan distribusi data geofisika agar permasalahan menjadi lebih sederhana dan mempermudah dalam perhitungan digunakan pemodelan. Grandis (2009), menjelaskan bahwa model dalam geofisika adalah obyek yang menyatakan parameter fisis yang bervariasi terhadap posisi (variasi spasial). Lebih jauh model dapat dinyatakan oleh parameter model yang terdiri dari parameter fisis dan geometri yang menggambarkan distribusi spasial parameter fisis tersebut. Hubungan antara respon model dengan parameter model bawah permukaan dinyatakan oleh

persamaan matematis yang diturunkan dari konsep-konsep fisika yang mendasari fenomena yang ditinjau.

Dalam geofisika, ada dua jenis pemodelan yang digunakan yaitu *forward modeling* (pemodelan ke depan) dan *Inverse modeling* (pemodelan inversi). Pemodelan ke depan menyatakan proses perhitungan "data" yang secara teoritis akan teramati di permukaan bumi jika diketahui nilai parameter model bawah permukaan tertentu. Perhitungan data teoritis tersebut menggunakan persamaan matematis yang diturunkan dari konsep-konsep fisika yang mendasari fenomena yang ditinjau. Pada pemodelan ke depan parameter model diubah-ubah secara manual untuk mendapatkan respon yang *fit* antara data teoritis dengan data lapangan, sehingga model yang diperoleh dapat dianggap mewakili kondisi bawah permukaan di tempat pengukuran. Sedangkan, pemodelan inversi adalah kebalikan dari pemodelan ke depan di mana parameter model diperoleh secara langsung dari data lapangan. Menke (1989) mendefinisikan teori inversi sebagai kesatuan teknik atau metode matematika dan statistika untuk memperoleh informasi mengenai suatu sistem fisika berdasarkan observasi terhadap sistem tersebut. Sistem fisika yang dimaksud adalah fenomena yang ditinjau, hasil observasi terhadap sistem adalah data sedangkan informasi yang ingin diperoleh dari data adalah model atau parameter model. Kesesuaian antara respon model dengan data pengamatan dinyatakan oleh suatu fungsi obyektif (*misfit*) yang harus diminimumkan. Proses pencarian minimum fungsi obyektif tersebut berasosiasi dengan proses pencarian model optimum, di mana karakteristik minimum fungsi tersebut digunakan untuk pencarian parameter model. Maka, pemodelan inversi hanya dapat dilakukan jika fungsi pemodelan ke depan (hubungan data dan parameter model) telah diketahui sebelumnya (Grandis, 2009).



Gambar 2.9 Pemodelan ke depan dan pemodelan inversi (<http://www.slideshare.net/grandis/inversi-2008-presentation>).

Salah satu tujuan utama inversi ialah mencari nilai minimum dari fungsi obyektif yang merupakan selisih antara data pengamatan dengan data teoritis. Pada kasus ini, inversi biasa dilakukan untuk menginversi kurva dispersi gelombang Rayleigh dan VES secara terpisah. Untuk mendapatkan solusi yang optimum maka fungsi tersebut harus dioptimasi. Optimasi tersebut dapat dilakukan dengan pendekatan lokal seperti menggunakan metode *least-square* dan *Singular Value Decomposition* (SVD). Namun metode ini memiliki kelemahan yaitu mudah terjebak pada minimum lokal (fungsi obyektif kurva dispersi dan VES memiliki banyak minimum lokal) dan kebergantungan solusi akhir terhadap tebakan awal yang diberikan (Menke, 1989; Grandis, 2009). Sehingga diperlukan metode optimasi global yang dapat mencapai solusi optimum yang mana solusi tersebut berada pada minimum global. Ditambah lagi metode optimasi global tidak membutuhkan tebakan awal, namun menggunakan pencarian ruang sampling yang luas untuk mengestimasi minimum global fungsi obyektif. Salah satu metode optimasi global yang telah banyak digunakan

dalam permasalahan inversi geofisika ialah *Particle Swarm Optimization* (PSO).

## 2.6 Particle Swarm Optimization (PSO)

Alam selalu menjadi sumber inspirasi bagi manusia, sehingga banyak fenomena alam yang diadaptasi untuk memecahkan berbagai persoalan. *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah teknik komputasi evolusioner yang mengadaptasi perilaku sosial dari kawanan serangga ataupun burung (partikel) dalam mencari makanan yang pertama kali diusulkan oleh Kennedy and Eberhart (1995). Perilaku masing-masing partikel dalam mencari makanan atau target dipengaruhi oleh kecerdasan individu partikel tersebut dan perilaku kolektif kelompoknya. Sehingga, ketika satu partikel menemukan jalan terpendek ke target maka partikel lainnya dalam kelompok akan mengikuti. Dalam konteks optimasi, setiap partikel bergerak dalam *space* tertentu dan mengingat posisi terbaik yang dilalui dalam mencapai target. Partikel-partikel tersebut memiliki informasi terkait posisi dan kecepatan terhadap target yang masing-masing dinyatakan dalam vektor  $X$  dan  $V$ . Setiap partikel menyampaikan informasi tersebut kepada partikel lainnya kemudian menyesuaikan kecepatan ( $V$ ) dan posisinya ( $X$ ) berdasarkan informasi yang diterimanya. Fungsi obyektif merupakan target dari kawanan partikel yang akan dioptimasi. Tujuannya untuk mendapatkan vektor  $X$  ketika fungsi obyektif berada pada optimum global. Dalam inversi, Vektor  $X$  berisi parameter model ( $m$ ) yang diestimasi baik pada inversi kurva dispersi maupun VES.

PSO merupakan algoritma yang sangat mudah diterapkan dalam optimasi, yang mana tahapannya adalah sebagai berikut.

- 1) Setiap Partikel direpresentasikan oleh vektor yang panjangnya berada pada *range* pencarian dalam optimasi.
- 2) Untuk memulai pencarian, populasi partikel diinisialisasi pada posisi ( $X_i^0$ ) dan kecepatan ( $V_i^0$ ) secara random. Kemudian dilakukan evaluasi nilai *misfit* setiap partikel.

- 3) Seiring berjalannya waktu, posisi dan kecepatan setiap partikel terus di-*update* menurut riwayat *misfit*-nya dan *misfit* dari partikel lainnya. Pada saat  $k + 1$ , posisi ( $X_i^{k+1}$ ) dan kecepatan ( $V_i^{k+1}$ ) masing-masing partikel dihitung dengan persamaan berikut.

$$\begin{aligned} V_i^{k+1} &= \omega V_i^{k+1} + \phi_1 \cdot 1 \cdot (g^k - X_i^k) + \phi_2 \cdot 1 \cdot (l_i^k - X_i^k), \\ X_i^{k+1} &= X_i^k + V_i^{k+1} \cdot 1 \end{aligned} \quad (2.33)$$

dengan

$$\phi_1 = r_1 a_g, \phi_2 = r_2 a_l, r_1, r_2 \rightarrow U(0,1) w, a_l, a_g \in \mathbb{R} \quad (2.34)$$

dengan  $l_i^k$  adalah posisi terbaik partikel ke- $i$ ,  $g^k$  adalah posisi global terbaik sejauh proses pencarian optimum global yang telah dilakukan,  $\phi_1$  dan  $\phi_2$  masing-masing adalah akselerasi global dan lokal, serta  $\omega$  adalah inersia (Martinez and García Gonzalo, 2008). Besaran riil skalar 1 pada Pers.(2.33) diperlukan untuk membuat algoritma ini benar secara dimensi. Bilangan random  $r_1$  dan  $r_2$  mempengaruhi akselerasi lokal dan global  $a_l, a_g$  yang menyebabkan lintasan partikel berosilasi setiap iterasi di sekitar pusatnya (Clerc and Kennedy, 2002), yang dapat dituliskan sebagai

$$O_i^k = \frac{\phi_1 g^k + \phi_2 l_i^k}{\phi_1 + \phi_2} \quad (2.35)$$

sehingga, nilai relatif dari  $\phi_1$  dan  $\phi_2$  mempengaruhi keseimbangan pencarian lokal dan global.

### 2.6.1 Perkembangan PSO

Seiring dengan berjalannya waktu, algoritma PSO terus mengalami perkembangan yang cukup cepat. PSO dapat dijelaskan sebagai algoritma gradien diskrit yang dipengaruhi oleh dua tarikan yaitu tarikan lokal,  $l_i^k - X_i^k$  dan tarikan global,  $g^k - X_i^k$ . Dalam hal ini setiap partikel dapat diibaratkan secara

fisis sebagai sebuah massa yang tersambung pada dua pegas yang masing-masing memiliki posisi setimbang  $l_i^k$  dan  $g^k$ , dengan konstanta pegas dan faktor redaman yang berhubungan dengan inersia dan akselerasi. Dengan kata lain algoritma PSO dapat dijelaskan dalam sistem getaran teredam yang pertama kali diusulkan oleh Brandstatter and Baumgartner (2002). Kemudian J. L. Fernández-Martínez (2008) menyempurnakan ide tersebut dengan menurunkan persamaan diferensial getaran terdam tersebut yang bersifat stokastik dengan

$$\begin{aligned} X''(t) + (1 - \omega) X'(t) + \phi X(t) &= \phi_1 g(t) + \phi_2 l(t), t \in \mathbb{R} \\ X(0) &= X_0 \\ X'(0) &= V_0 \end{aligned} \quad (2.36)$$

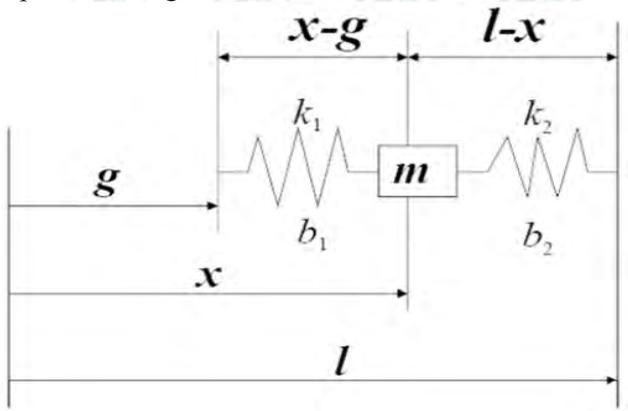
solusi persamaan tersebut dapat didekati dengan menggunakan *finite difference*. Kemudian Martínez and Garcia Gonzalo (2008), menggunakan skema diskrit *backward finite difference* untuk solusi kecepatan dan *center difference* untuk akselerasi yang dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} X'(t) &\approx \frac{X(t) - X(t - \Delta t)}{\Delta t} \\ X''(t) &\approx \frac{X(t + \Delta t) - 2X(t) + X(t - \Delta t)}{\Delta t^2} \end{aligned} \quad (2.37)$$

kemudian Pers.(2.37) disubstitusi ke Pers.(2.36) sehingga diperoleh persamaan posisi dan kecepatan absolut ( $X(t), V(t)$ ) yang dituliskan

$$\begin{aligned} V(t + \Delta t) &= (1 - (1 - \omega)\Delta t)V(t) + \phi_1 \Delta t(g(t) - X(t)) + \\ &\quad \phi_2 \Delta t(l(t) - X(t)) \\ X(t + \Delta t) &= X(t) + V(t + \Delta t) \end{aligned} \quad (2.38)$$

Pers.(2.38) merupakan persamaan PSO yang digeneralisasi dan merupakan versi pertama PSO yang disebut sebagai *Generalized* PSO (GPSO) (Martínez and García Gonzalo, 2008). Kemunculan algoritma GPSO menjadi pintu ditemukannya versi PSO lainnya dengan memvariasikan skema *finite difference* yang digunakan untuk solusi persamaan diferensial getaran teredam. Sehingga diusulkanlah versi PSO berikutnya yaitu: CP-PSO, CC-PSO,  $\beta$ -PSO, PP-PSO dan RR-PSO yang semuanya itu disebut sebagai '*The PSO family*' (Martínez and Gonzalo, 2009; Fernández-Martínez and García-Gonzalo, 2012). Masing-masing anggota keluarga PSO tersebut memiliki persamaan posisi dan kecepatan absolut yang berbeda. Selain itu, masing-masing anggota memiliki karakteristik yang khas dalam mengoptimasi *misfit*. Nama dari setiap member keluarga PSO menandakan skema *finite difference* yang digunakan untuk persamaan kecepatan dan akselerasi pada sistem getaran teredam.



Gambar 2.10 Analogi getaran teredam untuk PSO dengan  $\frac{b_1+b_2}{m} = 1 - \omega$  dan  $\frac{k_1+k_2}{m} = \phi$  (Fernández-Martínez, J.L, 2008).

### 2.6.2 RR-PSO : *regressive-regressive* PSO

RR-PSO merupakan salah satu anggota keluarga PSO yang terakhir diusulkan. Algoritma ini diperoleh dengan menggunakan skema *backward difference* untuk persamaan kecepatan dan akselerasi pada getaran teredan, sehingga diberi nama *regressive-regressive* PSO (Fernández-Martínez and García-Gonzalo, 2012). Algoritma ini memiliki tingkat konvergensi tertinggi dari antara semua versi PSO, dan juga relatif mudah dalam perhitungan parameternya (Fernández-Martínez and García-Gonzalo, 2012).

Algoritma RR-PSO memiliki persamaan kecepatan dan akselerasi yang regressive seperti berikut

$$\begin{aligned} X'(t) &\approx \frac{X(t)-X(t-\Delta t)}{\Delta t} \\ X''(t) &\approx \frac{X(t)-2X(t-2\Delta t)+X(t-2\Delta t)}{\Delta t^2} = \frac{X'(t)-X'(t-\Delta t)}{\Delta t} \end{aligned} \quad (2.39)$$

kemudian disubstitusi ke Pers.(2.36) dan dengan menerapkan hubungan

$$\begin{aligned} X(t) &= X(t - \Delta t) + V(t)\Delta t, \\ \frac{V(t)-V(t-\Delta t)}{\Delta t} + (1 - \omega)V(t) + \phi(X(t - \Delta t)) + V(t)\Delta t &= \\ \phi_1 g(t - t_0) + \phi_2 l(t - t_0) & \end{aligned} \quad (2.40)$$

$$V(t) = \frac{V(t-\Delta t) + \phi_1 \Delta t (g(t-t_0) - X(t-\Delta t))}{1 + (1-\omega)\Delta t + \phi \Delta t^2} + \frac{\phi_2 \Delta t (l(t-t_0) - X(t-\Delta t))}{1 + (1-\omega)\Delta t + \phi \Delta t^2} \quad (2.41)$$

maka algoritma RR-PSO dapat dituliskan

$$V(t + \Delta t) = \frac{V(t) + \phi_1 \Delta t (g(t) - X(t)) + \phi_2 \Delta t (l(t) - X(t))}{1 + (1 - \omega)\Delta t + \phi \Delta t^2},$$

$$X(t + \Delta t) = X(t) + V(t + \Delta t)\Delta t \quad (2.42)$$

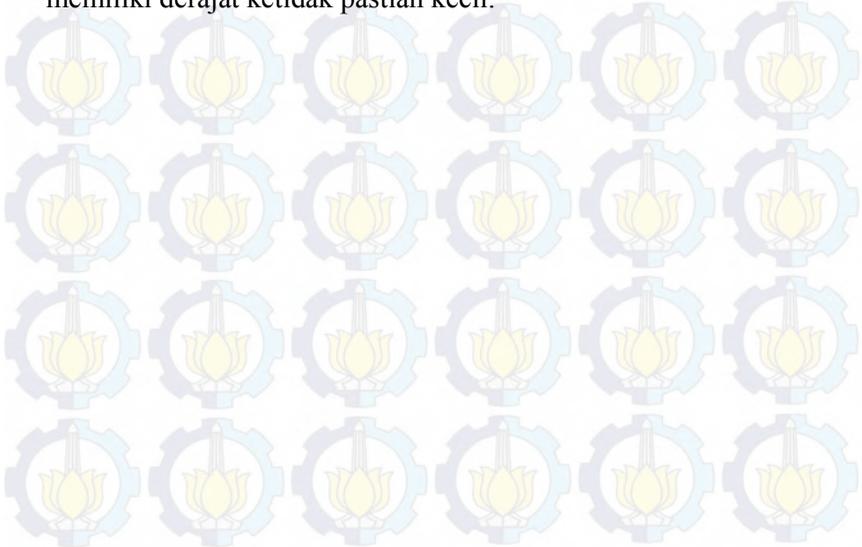
dengan  $\phi = \phi_1 + \phi_2$  dan  $\Delta t = 1$ .

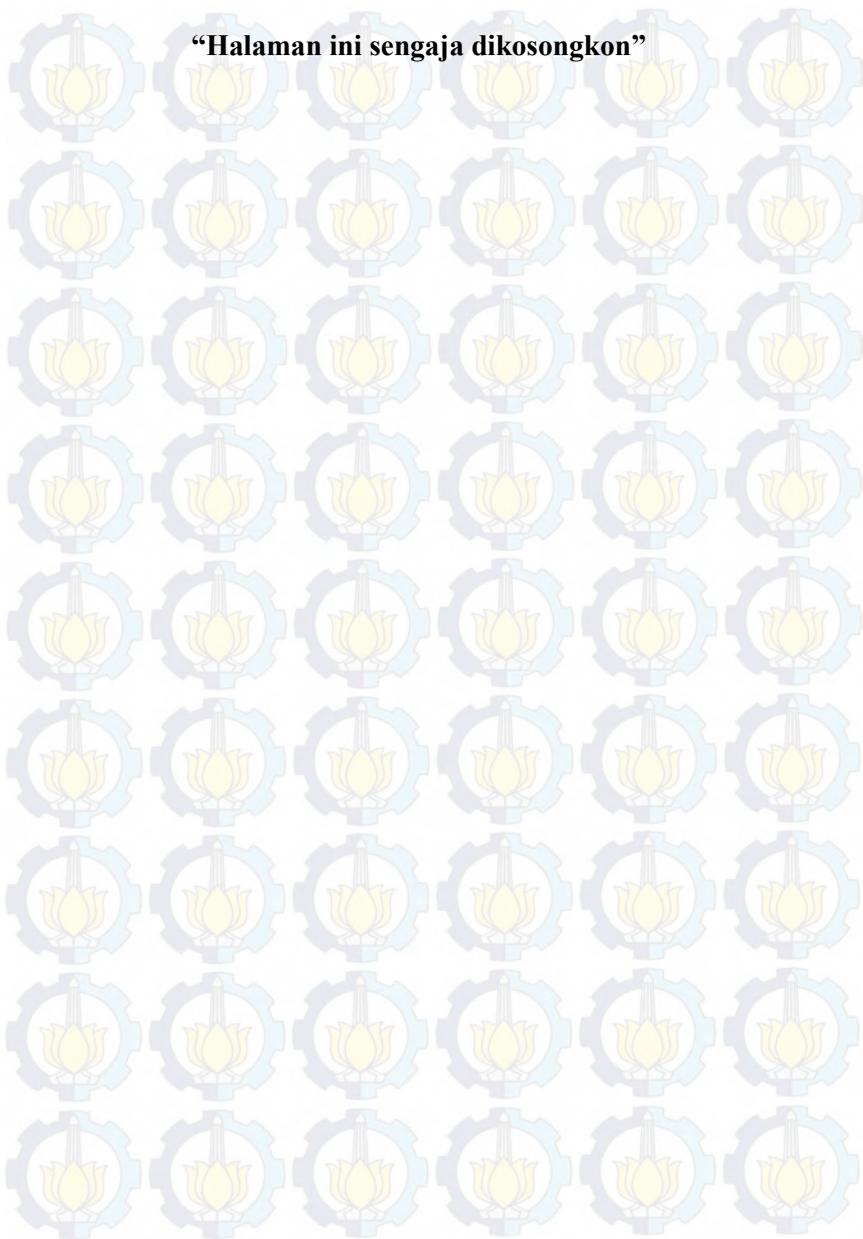
### 2.7 Estimasi Ketidakpastian (*Uncertainty Estimation*)

Pada pemodelan data geofisika, model yang merepresentasikan keadaan bawah permukaan adalah model yang memiliki respon yang cocok dengan data pengamatan. Akan tetapi faktanya terdapat banyak model lain yang juga memiliki respons sangat mirip dan dapat dianggap *fit* dengan data pengamatan. Itu berarti bahwa solusi inversi pada dasarnya tidak unik (*non-uniqueness*). Ada tiga hal utama penyebab ketidak-unikatan tersebut di antaranya: fenomena fisika yang ditinjau, keberadaan *noise* pada data, dan kekurangan data dalam membatasi atau mendefinisikan (*constrain*) solusi inversi (Grandis, 2009). Ketidak-unikatan solusi ini sering disebut sebagai ambiguitas atau ketidak pastian (*uncertainty*).

Dalam inversi, estimasi ketidakpastian merupakan hal yang sangat krusial. Ini karena solusi inversi yang tidak tunggal sehingga dapat menyebabkan interpreter kesulitan dalam menentukan model yang tepat. Semakin besar derajat ketidak pastian solusi inversi maka semakin beresiko untuk memperoleh model yang tidak tepat. Oleh karena itu, pengukuran ketidak pastian dapat membantu memperlihatkan resiko kesalahan dalam menentukan model bawah permukaan (Fernández-Martínez *et al.*, 2011). Hasil inversi yang bagus adalah hasil dengan derajat ketidak pastian yang kecil. Dalam menggambarkan dan mengkarakterisasi ketidak unikan solusi inversi dilakukan pendekatan dengan menggunakan kerangka statistik. Yaitu dengan menggambarkan solusi menggunakan *probability density function* (pdf) pada ruang model (*search space*). Dengan pendekatan statistik ini memungkinkan untuk mengestimasi batas ketidak pastian pada model yang dihasilkan dan korelasi antar parameter model (Sen and Stoffa, 2013).

Keuntungan pendekatan statistik ini ialah dapat dilakukan estimasi posterior *probability density function* (PPD) model yang diperoleh dari data pengamatan. Posterior berisi semua model yang memenuhi atau *fit* dengan data pengamatan. Distribusi dari posterior menunjukkan derajat ketidak pastian dari solusi inversi. Dalam menyatakan derajat ketidak pastian, pada umumnya digunakan dua parameter statistik yaitu standar deviasi (std) dan interkuartil (iqr) (Fernández-Martínez *et al.*, 2011). *Range* interkuartil adalah ukuran dari persebaran statistik dan menyatakan perbedaan antara quartil pertama dan quartil ketiga dari fungsi distribusi kumulatif. Semakin besar range inter-quartil maka semakin besar derajat ketidak pastiannya dan sebaliknya, semakin kecil range inter-quartil maka semakin kecil derajat ketidak pastiannya. Sementara standar deviasi menyatakan sebaran data berdasarkan selisih data terhadap rata-ratanya. Semakin besar standar deviasi maka semakin besar tingkat sebaran data yang berarti memiliki derajat ketidak pastian tinggi. Hal tersebut berlaku juga sebaliknya semakin kecil standar deviasi maka semakin kecil tingkat sebaran data nya yang berarti memiliki derajat ketidak pastian kecil.





# BAB III METODE PENELITIAN

## 3.1 Alur Penelitian

Secara garis besar alur penelitian yang dilakukan, digambarkan pada diagram alir berikut.



Gambar 3.1 Diagram alir penelitian.

### 1) Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memahami konsep dasar maupun lanjut mengenai inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES, dan algoritma RR-PSO guna memperkuat analisis serta sebagai landasan penelitian. Pada tahap ini, penulis mengkaji ulang hasil penelitian terdahulu terkait dispersi gelombang Rayleigh dan VES, inversi menggunakan metode PSO dan metode global lainnya beserta perkembangannya. Studi ini dilakukan pada beberapa *text book*, jurnal internasional yang terakreditasi, serta TA, thesis dan disertasi dari universitas-universitas terkemuka.

### 2) Pemodelan Ke Depan

Pemodelan ke depan di sini ialah membuat kurva dispersi gelombang Rayleigh yaitu distribusi nilai kecepatan fase gelombang terhadap frekuensi, dan membuat kurva resistivitas semu yaitu distribusi nilai resistivitas semu terhadap  $AB/2$ . Pemodelan ke depan dilakukan dengan menginputkan parameter model di antaranya ketebalan lapisan ( $H$ ),  $V_p$ ,  $V_s$ , densitas, dan  $\rho$  (resistivitas) berdasarkan model bumi tertentu yang telah dibuat oleh peneliti-peneliti sebelumnya. Tujuan dari pemodelan ke depan ialah untuk membuat data sintetik dan untuk inversi kurva dispersi dan VES. Pemodelan ke depan kurva dispersi menggunakan metode FGRT, sementara VES menggunakan persamaan Parkeris dan filter Ghosh.

### 3) Pengembangan Algoritma RR-PSO

Pada penelitian ini dikembangkan *software* inversi RR-PSO untuk inversi kurva dispersi dan VES berbasis MATLAB versi R2009a. *Software* ini didesain untuk dapat menginversi kurva dispersi dan VES dengan cepat dan *robust* terhadap *noise* serta dapat menyediakan informasi mengenai ketidakpastian solusi.

### 4) Uji Coba RR-PSO

Sebelum diimplementasikan pada permasalahan inversi, algoritma RR-PSO diuji coba terlebih dahulu dengan melakukan simulasi numerik. Simulasi numerik di sini ialah

mengoptimasi fungsi Griwank yaitu salah satu fungsi yang multi-modal. Tujuannya, untuk melihat kemampuan RR-PSO dalam melakukan pencarian global pada fungsi multi-modal, karena fungsi obyektif kurva dispersi dan VES merupakan fungsi multi-modal. Pada simulasi numerik ini, dilibatkan juga algoritma lain seperti PSO, GPSO, dan VFSA untuk melihat kemampuan RR-PSO dibanding algoritma-algoritma tersebut. Setelah dinyatakan mampu melakukan pencarian minimum global fungsi Griewank, maka algoritma ini dapat diimplementasikan pada inversi kurva dispersi dan data VES.

#### **5) Validasi Algoritma pada inversi kurva dispersi dan VES**

Proses validasi metode inversi ini dilakukan dengan menginversi kurva dispersi dan data VES sintetik yang dibuat dari model sintetik pada. Validasi ini dilakukan dengan menginversi data yang bebas dan terkontaminasi noise. Tujuannya untuk melihat apakah algoritma ini dapat mengestimasi model sintetik dengan akurat atau tidak. Di samping itu, validasi ini juga bertujuan untuk menguji apakah RR-PSO ini cepat, stabil dan *robust* terhadap *noise* dalam menginversi kurva dispersi dan data VES. Lebih lanjut, dilakukan estimasi ketidakpastian dengan menghitung standar deviasi setiap parameter model dan jangkauan interkuartil *misfit* selama optimasi.

#### **6) Inversi data Lapangan**

Setelah dinyatakan valid serta cepat, stabil dan *robust* terhadap *noise* dalam menginversi kurva dispersi dan data VES, maka selanjutnya RR-PSO dapat diimplementasikan untuk menginversi data lapangan. Data lapangan yang digunakan ialah data tanggul LUSI P.79 – P.82. Hasil inversi data lapangan tersebut kemudian dikorelasikan dengan data resistivitas 2D sebagai pembanding untuk melihat apakah hasil inversi menggunakan RR-PSO dapat mengestimasi parameter bawah permukaan dengan akurat atau tidak.

## 7) Analisis

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap tahapan-tahapan penelitian yang telah dilakukan mulai dari simulasi numerik, validasi RR-PSO pada inversi kurva dispersi dan VES sintetik, hingga implementasi RR-PSO untuk inversi data lapangan. Analisis ini dilakukan untuk menjawab permasalahan pada penelitian ini serta memberikan rekomendasi terkait algoritma RR-PSO dalam permasalahan inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES.

## 8) Kesimpulan

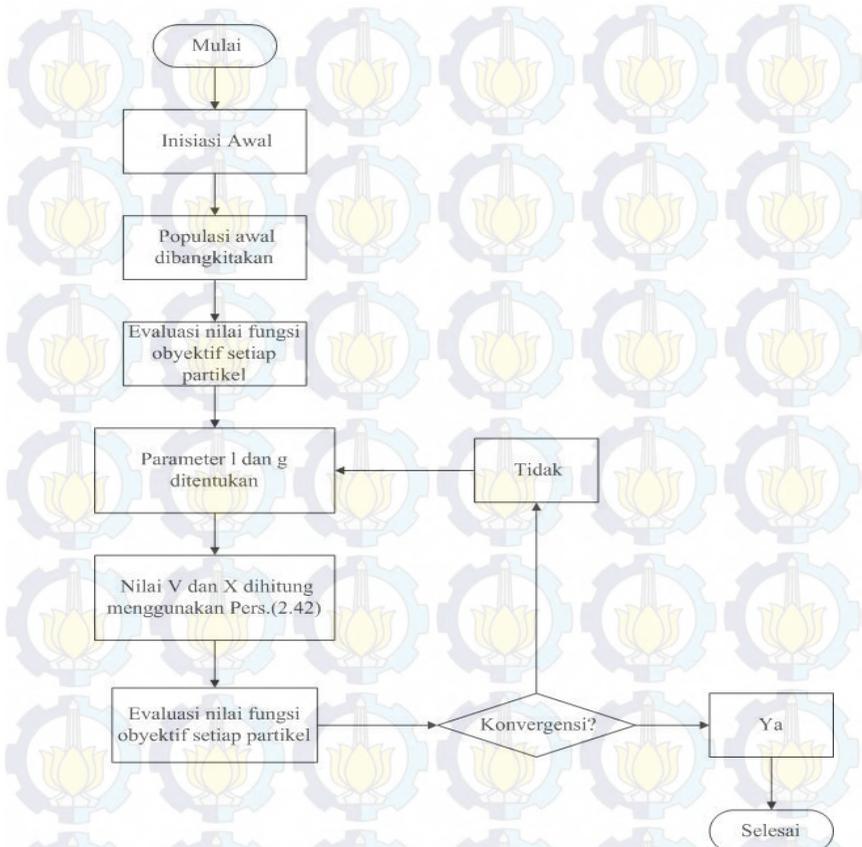
Tahap terakhir, ialah menyimpulkan seluruh hasil penelitian dan memberikan rekomendasi yang dapat dilakukan untuk memperbaiki penelitian yang telah dilakukan atau penerapan hasil penelitian ini.

### 3.2 Pemodelan Ke depan (*Forward Modeling*)

Pemodelan ke depan berarti memodelkan data dengan mengubah-ubah nilai parameter model. Pada proses pemodelan ke depan akan dibuat data sintetik yang kemudian dimodelkan secara terbalik (inversi) menggunakan RR-PSO untuk proses validasi inversi. FGRT digunakan untuk pemodelan ke depan dispersi gelombang Rayleigh, sementara persamaan Parkeris dan filter Ghosh digunakan untuk pemodelan ke depan VES. Digunakan dua *seismic stratigraphy* dan *electric stratigraphy* sintetik yang dimodelkan ke depan untuk memperoleh data. Dilakukan juga penambahan *noise* 5% pada data sehingga data terdiri dari dua jenis yaitu data bebas *noise* dan data terkontaminasi *noise*.

### 3.3 Algoritma RR-PSO

RR-PSO merupakan salah satu versi PSO, di mana setiap versi PSO memiliki langkah yang sama dalam mengoptimasi suatu fungsi. Berikut adalah implementasi algoritma RR-PSO.



Gambar 3.2 Diagram alir algoritma RR-PSO

1. Dilakukan inisialisasi awal yaitu menentukan banyak partikel dan iterasi yang digunakan dalam optimasi. Pada penelitian ini digunakan 200 partikel dan 100 iterasi. Pada tahap ini ditentukan juga *range* pencarian untuk mencari nilai  $X$ , yaitu  $X_{min} \leq X \leq X_{max}$  dengan vektor  $X$  merupakan posterior yang berisi kumpulan solusi inversi.

2. Populasi awal  $X$  dibangkitkan dari *range* pencarian secara random sehingga diperoleh populasi awal  $X_1^0, X_2^0, X_3^0, \dots, X_j^i, i = \text{iterasi}, j = \text{partikel ke} - n; n = 1, 2, 3, \dots, 200$ . Dan nilai  $V$  diset nol menjadi  $V_1^0 = V_2^0 = V_3^0 = \dots = V_{100}^0 = 0$ . Ini diset sebagai iterasi pertama.
3. Dilakukan evaluasi fungsi obyektif dari setiap partikel yang dibangkitkan secara random sehingga diperoleh nilai fungsi obyektif  $f[X_1^0], f[X_2^0], f[X_3^0], \dots, f[X_{200}^0]$ .
4. Dilakukan penentuan parameter  $l$  dan  $g$ .  $l$  merupakan posisi terbaik masing-masing partikel sejauh iterasi yang telah dilakukan. Sementara  $g$  adalah posisi terbaik yang dapat dicapai partikel dalam kelompok. Indikator terbaik dilihat dari nilai evaluasi fungsi obyektifnya, di mana posisi terbaik ketika nilai  $f$  minimum.
5. Nilai  $V$  dan  $X$  diupdate menggunakan algoritma RR-PSO pada Pers.(2.42). Sehingga nilai  $V$  yang diperoleh  $V_1^1, V_2^1, V_3^1, \dots, V_{200}^1$  dan  $X$  yang didapat dinyatakan dalam vektor  $X_1^1, X_2^1, X_3^1, \dots, X_{200}^1$ . Ini diset sebagai iterasi pertama.
6. Dilakukan evaluasi fungsi obyektif menggunakan nilai  $X$  yang telah diupdate dan diperoleh  $f[X_1^1], f[X_2^1], f[X_3^1], \dots, f[X_{200}^1]$ . Selanjutnya dilakukan pengulangan langkah ke empat dan seterusnya. Pengulangan ini dilakukan sebanyak iterasi yang telah ditentukan di awal yaitu 100.

### 3.4 Penerapan Inversi

Setelah algoritma RR-PSO dinyatakan mampu dalam melakukan pencarian global pada fungsi multi-modal selanjutnya dapat diimplementasikan pada permasalahan inversi kurva dispersi dan VES. Pada inversi ini, RR-PSO diharapkan mampu meminimumkan fungsi obyektif (*misfit*) untuk memperoleh parameter bawah permukaan.

$$obj = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N |\phi_{obj_i} - \phi_{cal_i}| \quad (3.1)$$

Pers.(3.1) merupakan misfit yang harus diminimumkan pada inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES.  $\phi_{obj_i}$  adalah data observasi  $ke-i$ ,  $\phi_{cal_i}$  adalah data perhitungan atau data teoritis  $ke-i$  yang diperoleh dari pemodelan ke deapan. Data pada dispersi gelombang Rayleigh adalah kecepatan fase setiap frekuensi sedangkan pada VES data berupa nilai resistivitas semu setiap  $AB/2$ .  $N$  merupakan jumlah data yang digunakan dalam inversi.

Pada inversi kurva dispersi, terdapat tiga parameter independen yaitu Poisson's *ratio* ( $v$ ), serta  $H$  dan  $V_s$  yang dicari melalui inversi. Sedangkan parameter  $V_p$  dan densitas dapat diestimasi melalui persamaan empiris yang menurut Dal Moro (2008) :

$$\rho = 0.77 \log_{10}(V_s) + 0.15 \quad (3.2)$$

$$V_p = V_s \sqrt{\frac{1-v}{0.5-v}} \quad (3.3)$$

parameter-parameter tersebut digunakan sebagai input FGRT yang kemudian diinversi menggunakan algoritma RR-PSO. Sementara pada inversi VES parameter  $H$  dan  $\rho$  dicari melalui inversi yang mana menggunakan Ghosh filter sebagai fungsi pemodelan ke depannya.

Sebelum mengimplementasikan algoritma RR-PSO pada data riil. Algoritma ini diuji validitasnya terlebih dahulu dengan menginversi data sintetik yang dibuat dengan pemodelan ke depan model bawah permukaan sintetik. Dari validitas metode inversi ini, akan diuji apakah RR-PSO ini cepat, stabil dan robust serta mampu mengestimasi parameter bawah permukaan dengan akurat atau tidak. Untuk mengetahui seberapa akurat RR-PSO dalam mengestimasi parameter bawah permukaan maka digunakan SI (*similarity Index*) sebagai tolok ukur. SI menyetakan seberapa mirip model yang diestimasi dari inversi

dengan model sebenarnya. SI dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan berikut.

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

dengan  $p_m^{inv}$  adalah parameter model yang diperoleh dari inversi dan  $p_m^r$  adalah parameter model sebenarnya. Semakin tinggi nilai SI, maka semakin tinggi keakuratan hasil inversi. Proses validasi ini dilakukan pada data sintetik yang bebas *noise* dan terkontaminasi *noise*. Setelah melalui validasi, algoritma diimplementasikan pada data tanggul LUSI P.79 – P.82. Hasil inversi yang berupa *seismic stratigraphy* dan *electric stratigraphy* digunakan untuk merekonstruksi keadaan bawah permukaan tanggul. Proses rekonstruksi ini, digunakan data resistivitas 2D dilokasi tersebut sebagai pembanding.

### 3.5 Analisis Hasil Inversi

Seluruh hasil penelitian ini dianalisis secara komperhensif dan dituliskan dalam bentuk draf tugas akhir. Analisis yang dilakukan meliputi simulasi numerik dengan mengoptimasi fungsi yang multi-modal melibatkan RR-PSO dan beberapa algoritma lain, Validasi RR-PSO dalam inversi dispersi gelombang Rayleigh mode dasar dan VES, inversi data lapangan, estimasi ketidakpastian, serta rekonstruksi tanggul LUSI berdasarkan hasil inversi menggunakan algoritma RR-PSO.

## BAB IV

### IMPLEMENTASI ALGORITMA RR-PSO UNTUK INVERSI DISPERSI GELOMBANG RAYLEIGH DAN *VERTICAL ELECTRICAL SOUNDING (VES)*

Bab ini memaparkan hasil penelitian yang telah dilakukan, meliputi: Simulasi numerik untuk optimasi fungsi multi-modal, validasi RR-PSO dalam menginversi kurva dispersi gelombang Rayleigh dan data VES, serta hasil inversi data lapangan tanggul LUSI (Lumpur-Sidoarjo).

#### 4.1 Simulasi Numerik: Optimasi Fungsi Griewank

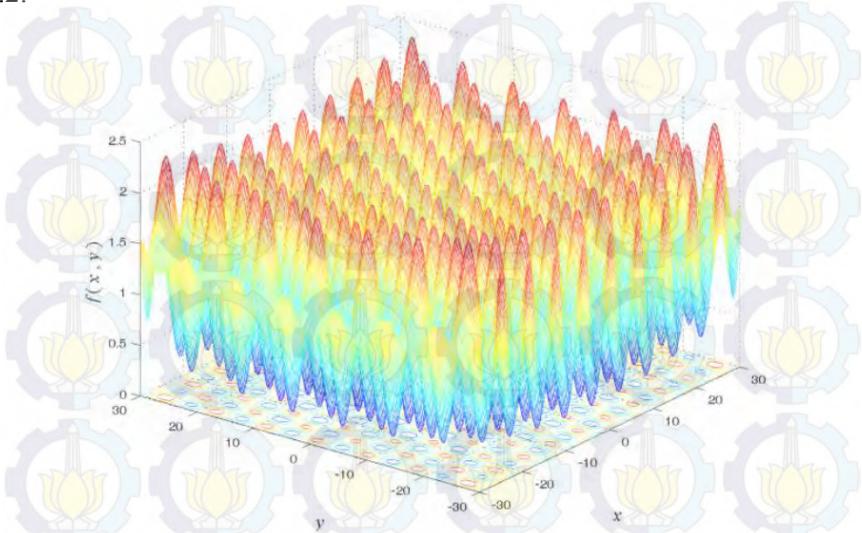
Optimasi merupakan hal yang sangat krusial dalam permasalahan inversi, karena dalam inversi dilakukan optimasi fungsi obyektif untuk memperoleh parameter model bawah permukaan. Baik dispersi gelombang Rayleigh maupun VES, memiliki bentuk fungsi obyektif yang sangat tidak linier dan merupakan fungsi yang multi-modal (Fernández Martínez *et al.*, 2010; Song *et al.*, 2012). Fungsi multi-modal berarti fungsi yang memiliki beberapa minimum lokal dan hanya satu di antara minimum lokal tersebut yang merupakan minimum global. Sehingga metode optimasi lokal tidak dapat digunakan untuk mengoptimasi fungsi yang multi-modal karena sangat mudah terjebak pada minimum lokal tersebut.

Untuk menguji kapabilitas algoritma RR-PSO yang dikembangkan pada penelitian ini, maka dilakukan simulasi numerik. Simulasi numerik yang dilakukan ialah mengoptimasi fungsi Griewank (Gambar 4.1). Fungsi tersebut memiliki  $n$  dimensi, namun pada simulasi numerik ini digunakan dua dimensi saja yang dituliskan sebagai berikut.

$$\min f(x, y) = \frac{x^2 + y^2}{4000} - \cos(x) \cos\left(\frac{y}{\sqrt{2}}\right) + 1 \quad (4.1)$$

Pada simulasi numerik ini, kapabilitas RR-PSO akan dibandingkan dengan algoritma lain di antaranya: PSO, GPSO, dan VFSA (*Very*

*Fast Simulated Annealing*). Tujuannya untuk melihat apakah algoritma RR-PSO lebih baik dari algoritma lainnya. Pencarian minimum global fungsi Griewank ini dilakukan pada *search space*  $x=[-30\ 30]$ ,  $y=[-30\ 30]$ , dengan menggunakan 200 partikel dan 100 iterasi. Hasil simulasi ini ditampilkan pada Tabel 4.1 dan Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Visualisasi Fungsi Griewank dimensi dua yang sangat multi-modal (Yu *and* Gen, 2010).

Fungsi Griewank merupakan fungsi multi-modal yang memiliki nilai minimum global di  $x=0$  dan  $y=0$ , dengan nilai minimum fungsi  $f(x,y)=0$  (Yu *and* Gen, 2010). Hasil pencarian minimum global dari keempat algoritma tersebut telah dilakukan dan menunjukkan hasil bahwa RR-PSO dan GPSO mampu mencapai nilai minimum global fungsi. Sementara, PSO mencapai hasil yang sangat dekat dengan minimum global hingga orde  $10^{-12}$  dan VFSA mencapai hasil yang paling jauh dibandingkan dengan lainnya. Lebih lanjut, hasil simulasi menunjukkan bahwa RR-PSO mampu mengestimasi nilai  $x$  dan  $y$  paling mendekati hingga orde  $10^{-9}$  sehingga dapat dianggap mencapai solusi eksak serta mampu mengestimasi parameter fungsi

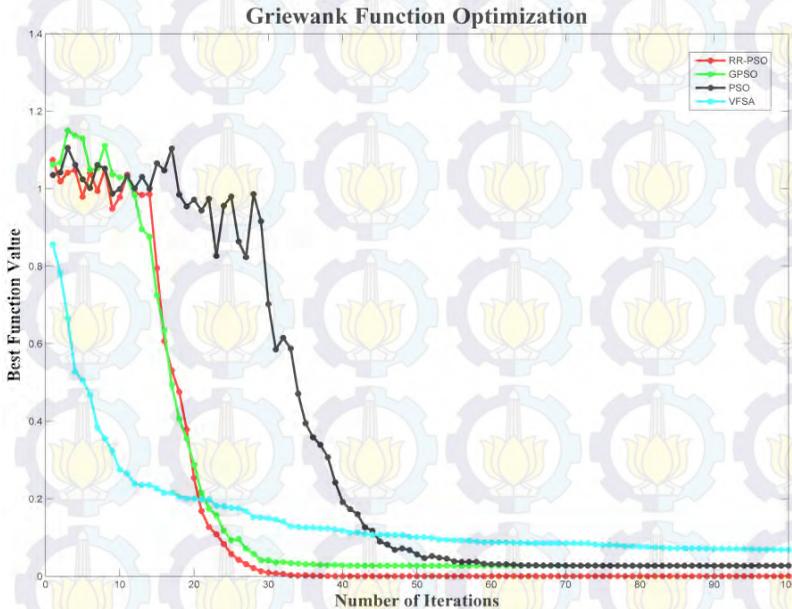
dengan akurat. Dikuti dengan GPSO yang juga mampu mengestimasi parameter fungsi yang dapat dianggap mencapai solusi eksak. Kemudian dikuti PSO yang mampu mencapai minimum fungsi hingga orde  $10^{-12}$  yang berarti sangat dekat dengan minimum global. Algoritma VFSA merupakan algoritma yang mencapai nilai minimum terjauh dari minimum fungsi. Gambar 4.2 menunjukkan performa keempat algoritma tersebut selama proses optimasi, dengan sumbu  $Y$  menunjukkan nilai minimum terbaik yang dicapai oleh masing-masing algoritma dan sumbu  $X$  adalah iterasi ke- $n$  ( $n=1,2,\dots,100$ ). Pada simulasi ini, dilakukan juga perhitungan waktu selama optimasi berlangsung (waktu komputasi) agar dapat diketahui waktu yang dibutuhkan masing-masing algoritma dalam mengoptimasi fungsi obyektif menggunakan 200 partikel dengan 100 iterasi. RR-PSO, GPSO dan PSO membutuhkan waktu 0.06 detik untuk mengoptimasi fungsi Griewank, sedangkan VFSA membutuhkan waktu 0.04 detik. Waktu yang diperlukan masing-masing algoritma selama optimasi relatif sama, sehingga dari simulasi ini dapat diketahui banyaknya iterasi dan partikel yang digunakan sebanding dengan waktu komputasi. Ini berarti semakin banyak jumlah iterasi dan partikel yang digunakan, maka semakin lama waktu komputasi yang dibutuhkan begitupula sebaliknya.

Hasil simulasi ini, juga menunjukkan bahwa RR-PSO adalah algoritma tercepat yang mencapai minimum global dibanding algoritma lainnya. Kekonvergenan RR-PSO sudah terlihat saat optimasi belum mencapai iterasi ke-30. Ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa RR-PSO memiliki tingkat konvergensi tinggi, yang berarti sangat cepat mencapai nilai optimum (Fernández-Martínez *and* García-Gonzalo, 2012), dan selanjutnya terus menerus meluruh dan mencapai minimum global. Kemudian diikuti oleh GPSO tercepat kedua dan PSO tercepat ketiga. Sedangkan VFSA sangat lambat dalam pencarian minimum global sehingga membutuhkan iterasi yang lebih banyak (lebih dari 100 iterasi). Dari simulasi numerik yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa algoritma RR-PSO mampu melakukan pencarian minimum global dengan akurat dan cepat. Oleh karena itu, algoritma

RR-PSO dapat digunakan dalam pencarian minimum global pada inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES.

Tabel 4.1 Hasil simulasi numerik optimasi fungsi Griewank oleh beberapa algoritma

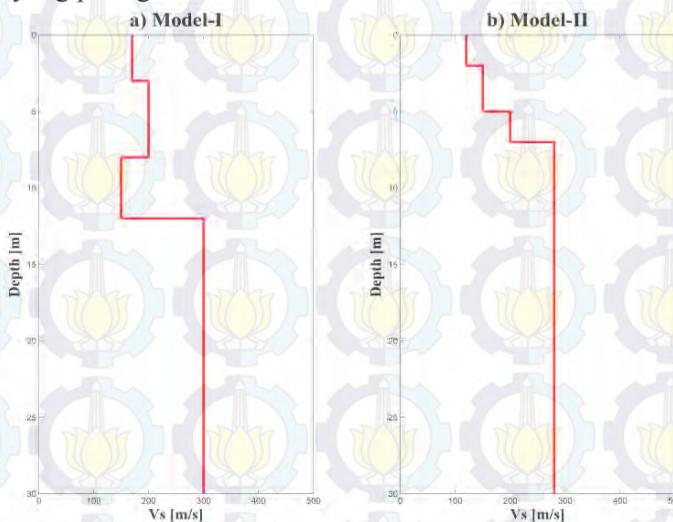
Nilai	Solusi Eksak Fungsi Griewank	RR-PSO	GPSO	PSO	VFSA
$x$	0	$1.36 \times 10^{-9}$	$8.76 \times 10^{-9}$	$1.55 \times 10^{-7}$	6.13
$y$	0	$3.04 \times 10^{-9}$	$1.17 \times 10^{-8}$	$4.61 \times 10^{-6}$	-0.019
$f(x,y)$	0	0	0	$5.34 \times 10^{-12}$	0.1232
Lama Perhitungan (detik)		0.06	0.06	0.06	0.04



Gambar 4.2 Pencarian minimum global fungsi Griewank oleh algoritma RR-PSO, GPSO, PSO dan VFSA.

## 4.2 Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh Menggunakan RR-PSO

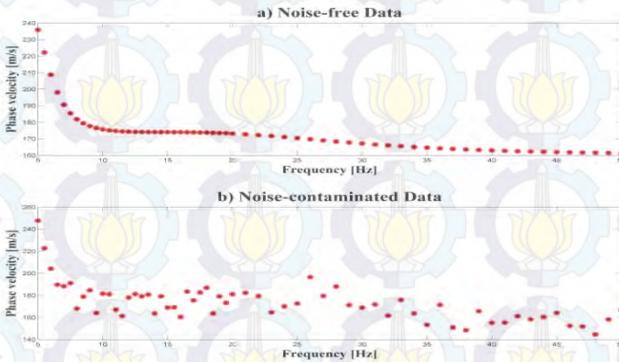
Inversi kurva dispersi dilakukan pada data sintetik terlebih dahulu. Ini dilakukan sebagai langkah untuk menguji apakah metode inversi tersebut valid atau tidak, sebelum diimplementasikan pada data lapangan. Data sintetik dalam hal ini kurva dispersi, dibuat dari pemodelan ke depan dua model sintetik menggunakan metode FGRT. Dua model tersebut memiliki karakteristik berbeda seperti terlihat pada Gambar 4.3. Model sintetik pertama ialah model bumi empat lapis yang memiliki lapisan keras (*high velocity*) yang berada di antara lapisan lunak (*low velocity*). Model sintetik kedua ialah model bumi empat lapis yang dikarakterisasi oleh  $V_s$  yang semakin bertambah seiring dengan bertambahnya kedalaman. Artinya semakin dalam, lapisan semakin keras dan ini merupakan model bumi yang paling umum.



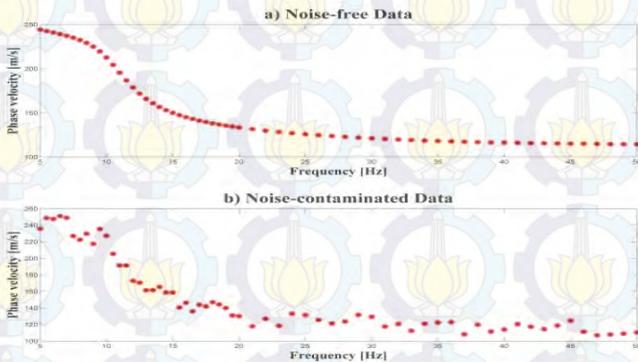
Gambar 4.3 a) Model  $V_s$  1-D sintetik pertama; b) Model  $V_s$  1-D sintetik kedua.

Data sintetik yang digunakan terdiri dari *dua* jenis yaitu data bebas *noise* dan data yang ditambahkan *noise* sebanyak 5% seperti

pada Gambar 4.4 dan 4.5. *Noise* tersebut tersebar pada data mengikuti distribusi Gaussian. *Range* frekuensi yang digunakan pada data sintetik tersebut ialah 5 - 50 Hz. Setelah validasi inversi RR-PSO dilakukan dan dinyatakan valid, maka algoritma tersebut dapat digunakan untuk menginversikan data lapangan (data sebenarnya).



Gambar 4.4 Data sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik pertama. a) Data sintetik bebas *noise*; b) Data sintetik yang diberi *noise*.



Gambar 4.5 Data sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik kedua. a) Data sintetik bebas *noise*; b) Data sintetik yang diberi *noise*.

### 4.2.1 Inversi Kurva Dispersi Sintetik

Proses inversi dilakukan untuk mencari solusi model terbaik yang dapat menjelaskan keadaan geologi bawah permukaan berdasarkan data pengukuran dengan cara meminimumkan fungsi obyektif (*misfit*). Solusi yang dicari ialah solusi yang memiliki nilai *misfit* terkecil. Namun, pada proses inversi hal tersebut tidak cukup, karena seringkali solusi model dengan nilai *misfit* terkecil bukan merupakan solusi terbaik dan jika nilai *misfit* terlalu besar maka solusi model yang dihasilkan akan buruk (Waskito, 2013). Hal ini disebabkan solusi inversi pada dasarnya tidak unik. Untuk mengakomodasi hal tersebut, perlu dilakukan eksplorasi semua solusi model yang memenuhi dan mengeksploitasinya pada *search space* tertentu untuk mendapatkan nilai *misfit* terkecil. Semua solusi model yang memenuhi dinyatakan dalam distribusi posterior model. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan estimasi posterior solusi model guna mendapatkan solusi model terbaik.

Pada dispersi gelombang Rayleigh parameter  $V_s$ ,  $H$ , dan Poisson's *ratio* merupakan pengontrol utama dan tidak bergantung pada parameter lainnya. Sementara parameter  $V_p$  dan densitas tidak terlalu berpengaruh (Sungkono, 2011). Oleh karena itu pada inversi dispersi gelombang Rayleigh, nilai  $V_p$  dan densitas tersebut dapat diestimasi menggunakan Pers. (3.2) dan Pers. (3.3). Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, pada inversi data sintetik dispersi gelombang Rayleigh ini digunakan dua buah model yang memiliki parameter seperti pada Tabel 4.1 dan 4.2. Pada inversi data sintetik ini digunakan *search space* yang memiliki batas bawah dan atas menyimpang 50% atau lebih dari nilai parameter model sebenarnya. Untuk inversi RR-PSO sendiri, digunakan 200 partikel dengan iterasi sebanyak 100 kali.

Tabel 4.2 Parameter model sintetik I beserta *search space* yang digunakan dalam inversi

Lapisan ke-	Parameter model sintetik			<i>Search space</i>	
	$V_s$ (m/s)	$H$ (m)	<i>Poisson's Ratio</i>	$V_s$ (m/s)	$H$ (m)
1	170	3	0.4	85 – 255	1.5 – 4.5
2	200	5	0.4	85 – 300	2.5 – 7.5
3	150	4	0.4	85 – 300	2 – 6
4	300	<i>half-space</i>	0.4	150 – 450	<i>half-space</i>

Tabel 4.3 Parameter model sintetik II beserta *search space* yang digunakan dalam inversi

Lapisan ke-	Parameter model sintetik			<i>Search space</i>	
	$V_s$ (m/s)	$H$ (m)	<i>Poisson's Ratio</i>	$V_s$ (m/s)	$H$ (m)
1	120	2	0.4	60 – 180	1 – 3
2	150	3	0.4	75 – 225	1.5 – 4.5
3	200	2	0.4	100 – 300	1 – 3
4	280	<i>half-space</i>	0.4	140 – 420	<i>half-space</i>

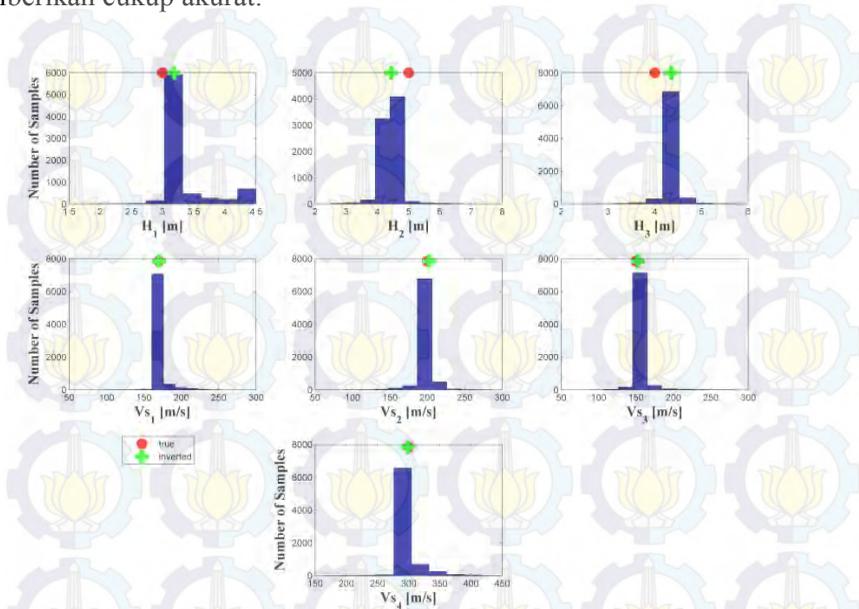
#### a. Inversi data sintetik bebas noise

Inversi kurva dispersi menggunakan algoritma RR-PSO diimplementasikan pada data sintetik bebas *noise* terlebih dahulu. Seperti yang telah dibahas sebelumnya bahwa inversi ini dilakukan dengan mengestimasi posterior model pada *search space* yang telah ditentukan. Setelah posterior model diperoleh maka dilakukan penebakan parameter model. Penebakan parameter dapat dilakukan dengan menggunakan nilai mean, median atau modus dari posterior (Sungkono and Santosa, 2014). Menurut studi Gonzales and Ottenbacher (2001) serta Manikandan (2011), jika menebak menggunakan mean maka keberadaan data yang menyimpang (*outliers*) dari tren posterior menyebabkan tebakan menjauh dari

nilai sebenarnya. Jika menebak dengan menggunakan modus, data yang dilibatkan sangat sedikit sehingga hasil tebakan belum dapat mewakili semua posterior. Ditambah lagi, tidak semua data memiliki modus tunggal bahkan ada yang tidak memilikinya. Sedangkan nilai median selalu berada di antara mean dan modus. Lebih jauh, median tidak terpengaruh oleh keberadaan *outliers* sehingga dapat dikatakan memiliki nilai paling dekat dengan nilai sebenarnya. Maka pada penelitian ini digunakan median posterior untuk menebak parameter model. Sehingga dapat dikatakan median posterior mewakili model terbaik yang diperoleh dari inversi.

Hasil estimasi distribusi posterior dengan inversi RR-PSO pada data sintetik model I dan II masing-masing ditampilkan pada Gambar 4.6 dan 4.7. Distribusi posterior pada kedua data sintetik yang diperoleh sangat terkonsentrasi pada suatu nilai. Dalam statistik, distribusi data yang terkonsentrasi atau semakin sempit menunjukkan proses tersebut stabil, dapat diprediksi dan memiliki kualitas data yang baik. Sedangkan, apabila distribusi data semakin melebar ke kanan atau ke kiri maka semakin tidak stabil, sulit untuk diprediksi dan memiliki kualitas buruk. Jika dikaitkan dengan proses inversi, maka semakin terkonsentrasi distribusi suatu posterior maka proses inversi tersebut stabil dan memiliki ketidakpastian yang kecil. Begitupula sebaliknya, semakin melebar ke kanan atau ke kiri distribusi posterior maka proses inversi tersebut semakin tidak stabil dan memiliki ketidakpastian yang besar. Pada inversi data sintetik ini tentu dapat diprediksi dengan baik dan memiliki ketidakpastian yang sangat kecil. Pada Gambar 4.4 dan 4.7 tersebut dilakukan penggambaran nilai parameter model sebenarnya dan median posterior yang mewakili model terbaik yang diperoleh pada proses inversi. Tujuan dari penggambaran ini untuk mengetahui seberapa dekat hasil tebakan dengan nilai sebenarnya. Nilai parameter sebenarnya disimbolkan dengan 'o' berwarna merah sedangkan hasil tebakan model terbaik disimbolkan dengan '+' berwarna hijau. Dari hasil penggambaran tersebut terlihat nilai tebakan parameter sangat dekat dengan nilai sebenarnya baik pada data sintetik model I maupun II. Nilai sebenarnya berada pada nilai parameter dengan

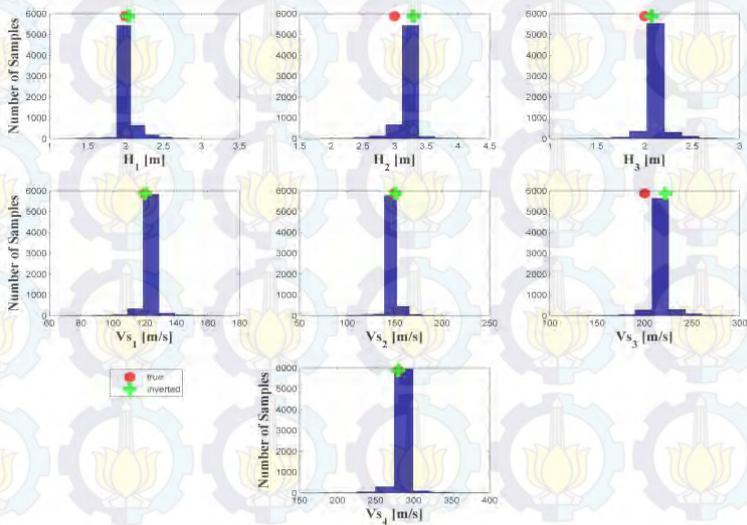
jumlah sampel terbanyak, sehingga tebakan parameter yang diberikan cukup akurat.



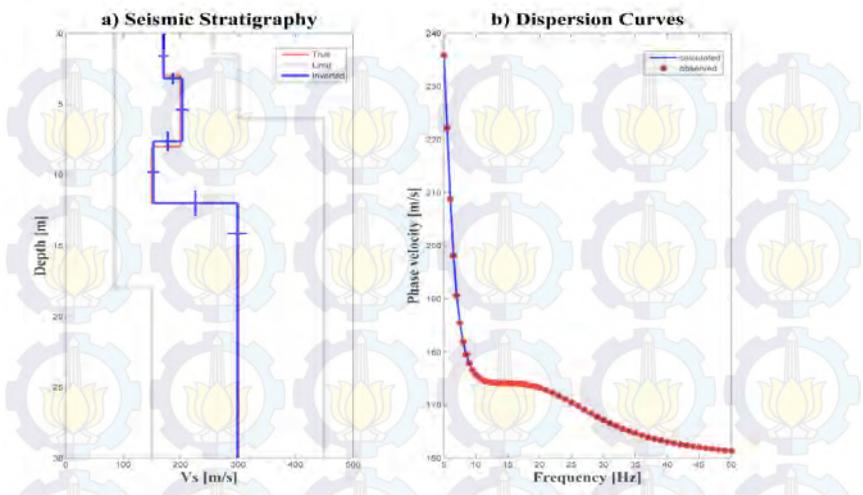
Gambar 4.6 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model I bebas *noise*.

Setelah menebak parameter model maka selanjutnya dilakukan rekonstruksi model dan pencocokkan kurva untuk melihat lebih jauh seberapa akurat hasil inversi. Hasil inversi kurva dispersi pada data sintetik model I dan II bebas *noise* ditampilkan pada Gambar 4.8 dan 4.9 serta pada Tabel 4.3 dan 4.4. Hasil rekonstruksi model pada Gambar 4.8a dan 4.9a menunjukkan hasil inversi yang identik dengan model sebenarnya. Hal tersebut dikonfirmasi oleh hasil perhitungan *similarity index* (SI) di mana hasil inversi model I memiliki nilai SI sebesar 95.37% dan model II sebesar 96.07% serta nilai *error* relatif masing-masing parameter model yang cukup kecil.

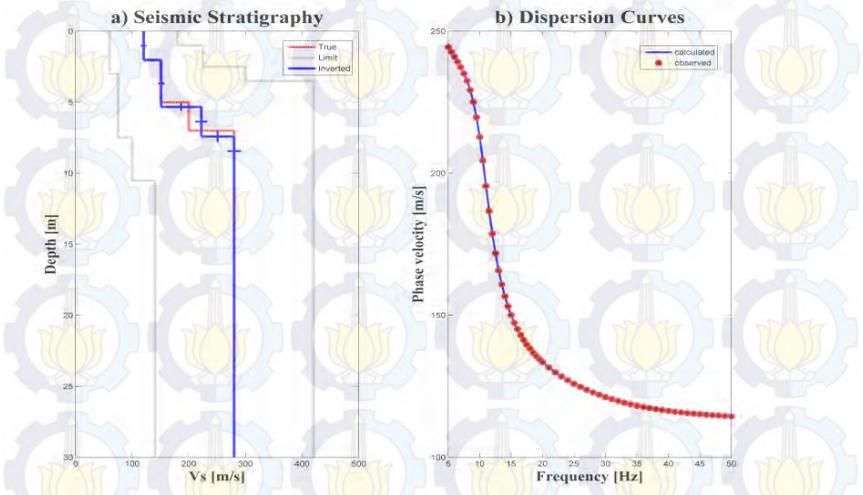
Ketidakpastian dari hasil inversi pada data sintetik bebas *noise* ini sangat kecil. Ini dapat dilihat pada nilai standar deviasinya pada gambar dan tabel. Untuk pencocokan kurva dispersi, terlihat bahwa kurva antara data pengamatan (sintetik) dengan data perhitungan memiliki nilai *misfit* yang sangat kecil bahkan hampir bernilai nol. Namun belum dapat menghasilkan solusi model yang sangat identik dengan kata lain cocok 100% dengan model sebenarnya. Ini menunjukkan sifat khas dari inversi yaitu memiliki solusi yang tidak unik.



Gambar 4.7 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model II bebas *noise*



Gambar 4.8 Hasil inversi data sintetik model I bebas noise: a) *Seismic stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi.



Gambar 4.7 Hasil inversi data sintetik model II bebas noise: a) *Seismic stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokkan kurva dispersi.

Tabel 4.4 Hasil inversi data sintetik model I bebas *noise*

Parameter Model	<i>True</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative error (%)</i>	Standar deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H <sub>1</sub> (m)	3	3.18	6	0.41	95.73
H <sub>2</sub> (m)	5	4.43	11.4	0.30	
H <sub>3</sub> (m)	4	4.35	8.75	0.18	
Vs <sub>1</sub> (m/s)	170	170.43	0.25	8.60	
Vs <sub>2</sub> (m/s)	200	202.90	1.45	10.70	
Vs <sub>3</sub> (m/s)	150	152.49	1.66	10.24	
Vs <sub>4</sub> (m/s)	300	298.93	0.35	16.76	

Tabel 4.5 Hasil inversi data sintetik model II bebas *noise*

Parameter Model	<i>True</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative error (%)</i>	Standar deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
H <sub>1</sub> (m)	2	2.04	1.92	0.11	96.07
H <sub>2</sub> (m)	3	3.30	9.89	0.17	
H <sub>3</sub> (m)	2	2.07	3.77	0.11	
Vs <sub>1</sub> (m/s)	120	120.12	0.1	5.19	
Vs <sub>2</sub> (m/s)	150	151.25	0.83	5.95	
Vs <sub>3</sub> (m/s)	200	221.90	10.94	10.78	
Vs <sub>4</sub> (m/s)	280	279.97	0.009	11.60	

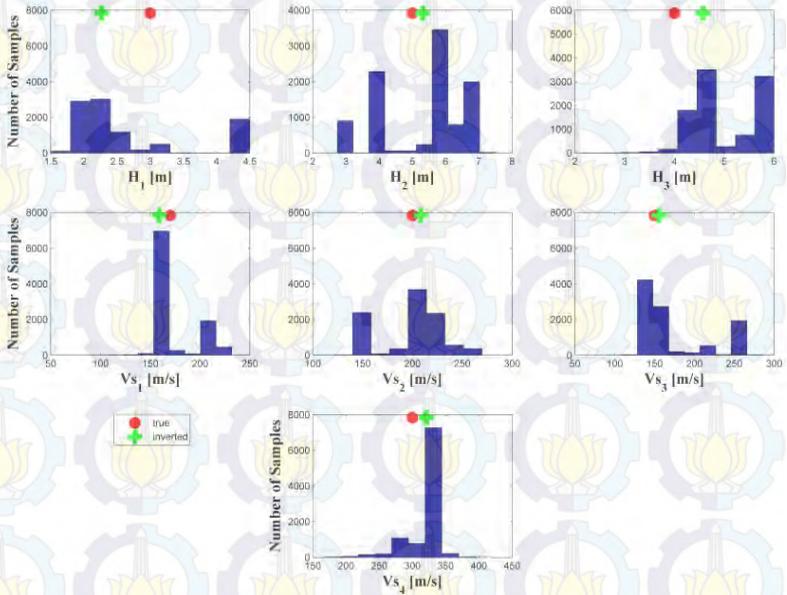
*b. Inversi data sintetik terkontaminasi noise*

Setelah dilakukan inversi kurva dispersi pada data bebas *noise*, selanjutnya dilakukan pada data yang terkontaminasi *noise*. Hasilnya terlihat distribusi posterior data model I dan II melebar ke kiri dan ke kanan (Gambar 4.10 dan 4.11). Bahkan, sebagian besar posterior parameter model memiliki distribusi yang terkumpul pada beberapa nilai. Tidak seperti data bebas *noise* yang distribusi posterior dari

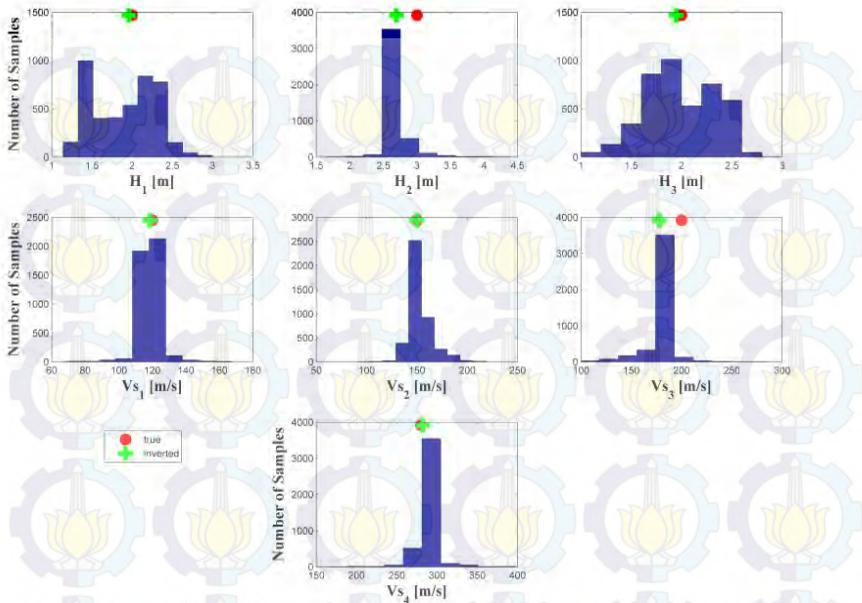
masing-masing parameter modelnya terkumpul pada satu nilai. Hal ini menunjukkan ketika ditambahkan *noise* pada data, maka pada inversi terjadi penurunan tingkat kestabilan dan bertambahnya ketidakpastian solusi. Pada penebakan parameter model bila dibandingkan dengan data bebas *noise*, terlihat hasil tebakan sedikit menjauh dari nilai sebenarnya. Pergeseran yang mencolok terlihat pada parameter  $H_1$  pada data model I di mana hasil tebakan menjauh dari nilai sebenarnya. Hal ini disebabkan distribusi posteriornya yang melebar ke kanan dan ke kiri di sepanjang *search space* sehingga mempengaruhi hasil tebakan parameter. Sementara parameter model lainnya tidak begitu mencolok. Pada data model II, distribusi posteriornya juga melebar. Namun, pengaruh *noise* nyaris tidak terlihat pada hasil tebakan. Hal tersebut terlihat dari kecilnya jarak antara hasil tebakan dengan nilai sebenarnya.

Dari hasil tebakan tersebut dilakukan rekonstruksi model dan pencocokkan kurva. Pada Gambar 4.11a terlihat hasil inversi data model-I sedikit bergeser dari hasil yang sebelumnya. Ditambah lagi standar deviasi dan *error* (Tabel 4.6) masing-masing parameter model bertambah besar dari yang sebelumnya. Ini memperlihatkan efek dari keberadaan *noise* yang menyebabkan ketidakpastian solusi inversi. Nilai SI pada hasil inversi data ini ialah sebesar 90.53%, berkurang 5.20% dari hasil sebelumnya. Ini masih termasuk dalam kategori perubahan yang kecil. Pada pencocokkan kurva dispersi (Gambar 4.12b) terlihat perbedaan yang sangat jelas antara data pengamatan dan data perhitungan. Keberadaan *noise* merusak tren kurva dispersi, namun algoritma RR-PSO mampu menginversi kurva dispersi cukup baik. Sehingga dapat menghasilkan model yang mirip dengan model sebenarnya. Untuk rekonstruksi model II pada Gambar 4.13a menunjukkan bahwa hasil inversi masih sangat mirip dengan model sebenarnya. Dengan nilai SI 96.02%, turun 0.05% dari hasil sebelumnya. Hal tersebut, memperlihatkan bahwa inversi ini sangat *robust*. Seperti yang telah dijelaskan bahwa keberadaan *noise* pada data menyebabkan ketidakpastian solusi inversi. Sehingga terlihat peningkatan nilai standar deviasi model dari hasil sebelumnya begitupun nilai *error* masing-masing parameter model

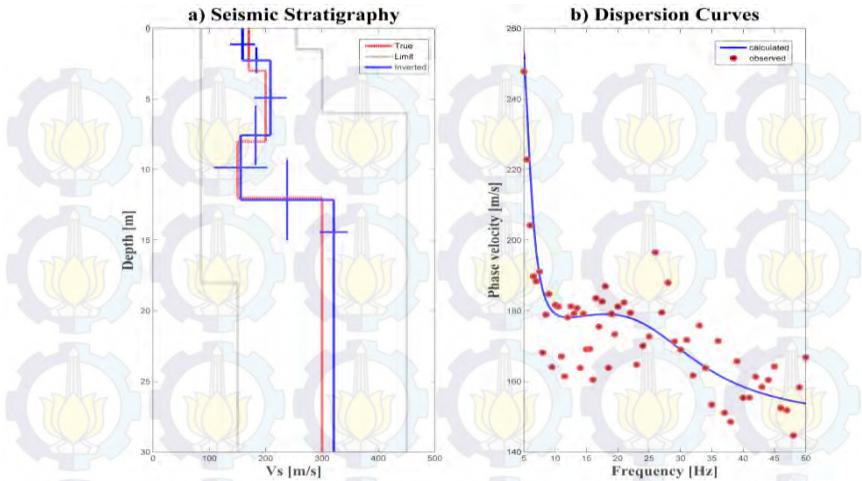
(Tabel 4.7). Pada Gambar 4.13b hasil pencocokan kurva dispersi data model-II, menunjukkan bahwa pada data terkontaminasi *noise* algoritma RR-PSO mampu menginversi kurva dispersi dengan sangat baik. Dengan demikian, dapat diketahui bahwa inversi kurva dispersi dengan algoritma RR-PSO *robust* terhadap *noise*.



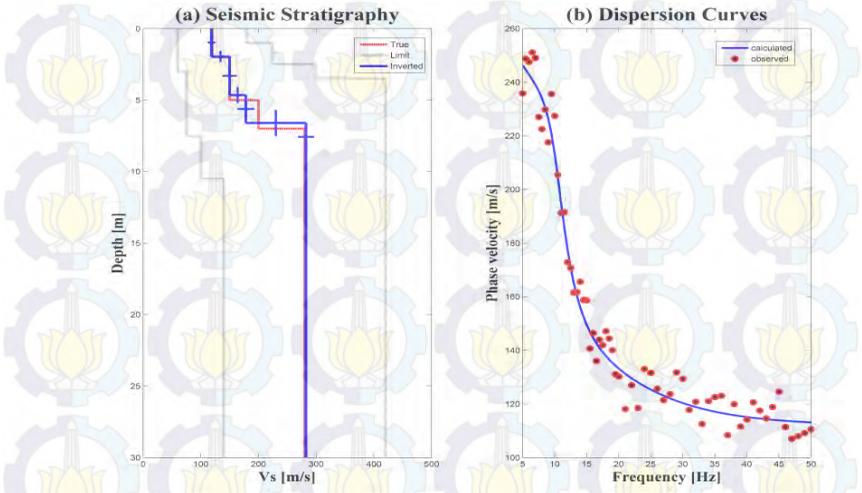
Gambar 4.8 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetis model I terkontaminasi *noise*.



Gambar 4.11 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi *noise*.



Gambar 4.12 Hasil inversi kurva dispersi sintetik model I terkontaminasi *noise*: a) *Seismic stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokan kurva dispersi.



Gambar 4.13 Hasil inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi *noise*: a) *Seismic stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokan kurva dispersi.

Tabel 4.6 Hasil inversi kurva dispersi sintetik model I terkontaminasi *noise*

Parameter Model	True	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative error (%)</i>	Standar deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
$H_1 (m)$	3	2.26	24.66	0.92	90.53
$H_2 (m)$	5	5.30	6	1.19	
$H_3 (m)$	4	4.57	14.25	0.74	
$V_{S1} (m/s)$	170	159.01	6.46	22.33	
$V_{S2} (m/s)$	200	208.52	4.26	28.75	
$V_{S3} (m/s)$	150	155.69	3.79	47.58	
$V_{S4} (m/s)$	300	320.80	6.93	25.19	

Tabel 4.7 Hasil inversi kurva dispersi sintetik model II terkontaminasi *noise*

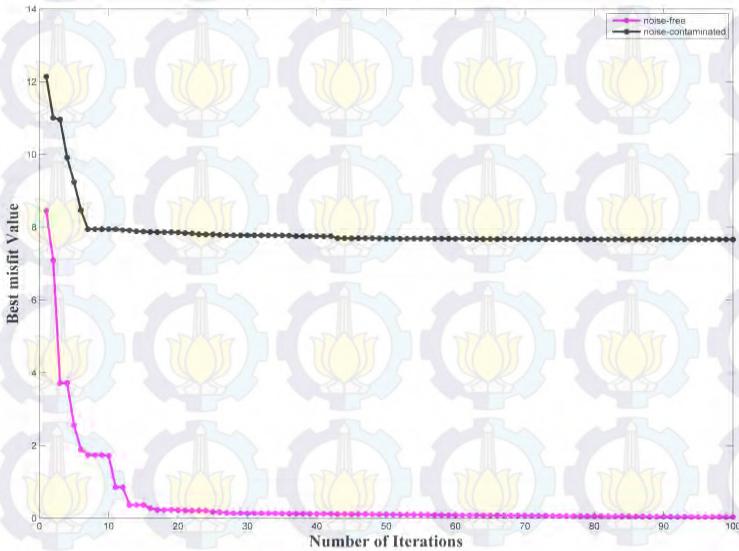
Parameter Model	True	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative error (%)</i>	Standar deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
$H_1 (m)$	2	1.95	2.01	0.38	96.02
$H_2 (m)$	3	2.69	10.09	0.17	
$H_3 (m)$	2	1.94	2.65	0.34	
$V_{S1} (m/s)$	120	118.51	1.23	6.50	
$V_{S2} (m/s)$	150	149.93	0.04	12.30	
$V_{S3} (m/s)$	200	178.14	10.93	14.54	
$V_{S4} (m/s)$	280	282.34	0.83	13.83	

Gambar 4.14 dan 4.15 adalah grafik nilai *misfit* terbaik yang diperoleh selama iterasi. Pada kedua gambar tersebut terlihat bahwa pencarian minimum global baik pada data yang bebas maupun terkontaminasi *noise* berlangsung cepat. Ini ditunjukkan pada kekonvergenan sudah terjadi saat belum mencapai iterasi ke-20,

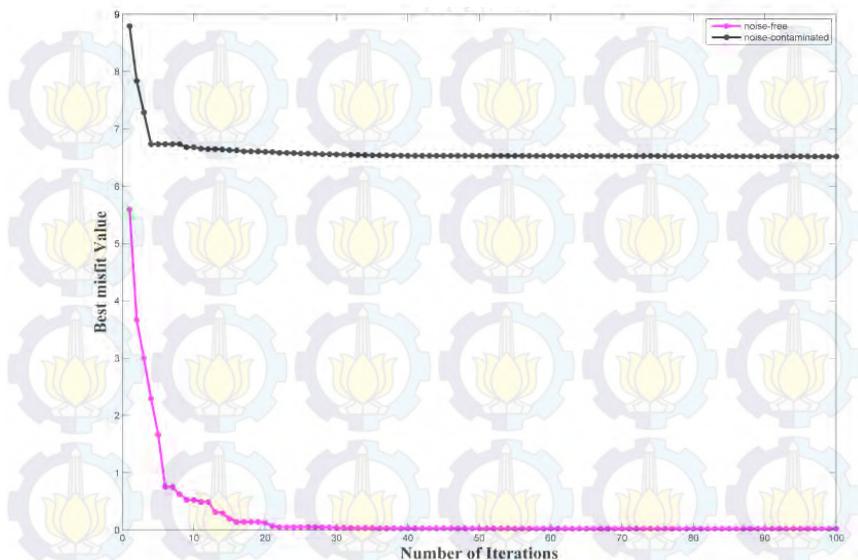
kemudian terus meluruh hingga mendekati nol untuk data bebas *noise* dan mendekati 9% (data model I) dan 6.5% (data model II). Ini menunjukkan bahwa RR-PSO telah menyelesaikan pencarian minimum global *misfit*. Namun, dapat dilihat bahwa nilai akhir *misfit* kedua data tersebut jauh berbeda. Data yang bebas *noise* mencapai nilai minimum *misfit* sedangkan data yang terkontaminasi *noise* tidak. Ini memperlihatkan bahwa posisi minimum global juga berubah akibat keberadaan *noise*. Dengan kata lain keberadaan *noise* dapat menggeser posisi minimum global. Ini diperkuat dengan hasil studi yang dilakukan oleh Martínez *et al.*, (2010, 2012) dan Song *et al.*, (2012) yang membahas tentang keberadaan *noise* pada data yang menyebabkan meningkatnya ketidak pastian solusi dan rusaknya *misfit*. Dalam penelitiannya Martínez *et al.*, (2010, 2012) mengatakan bahwa *misfit* yang terkontaminasi *noise* akan mencapai minimum global bukan pada tempat yang sebenarnya, dikarenakan pusat *superquadric* (yang bertepatan dengan optimum global) digeser oleh keberadaan *noise* pada data pengamatan. Akibatnya, keberadaan *noise* pada data dapat menambah jumlah minimum lokal yang mungkin memprovokasi untuk terjebak pada minimum lokal tersebut (Martínez *et al.*, 2010, 2012). Hasil di atas menunjukkan bahwa nilai akhir *misfit* semakin besar seiring dengan bertambahnya *noise*. Hal tersebut mengindikasikan bahwa hasil inversi tidak berada pada minimum global yang sesungguhnya, tapi terjebak pada minimum lokal. Namun, algoritma RR-PSO masih mampu menebak parameter dengan cukup akurat. Terlihat hasil inversi relatif stabil ketika ditambahkan *noise*.

Jika dilihat lebih jauh, akurasi dari estimasi setiap parameter model semakin berkurang dengan bertambahnya kedalaman khususnya pada parameter tebal lapisan ( $H$ ). Hasil di atas memperlihatkan bahwa nilai *error* parameter tebal lapisan ( $H$ ) semakin besar seiring dengan bertambahnya kedalaman. Ini disebabkan sifat alami gelombang Rayleigh yang amplitudonya semakin berkurang seiring dengan bertambahnya kedalaman (Dal Moro, 2014). Pengurangan amplitudo tersebut menandakan pengurangan energi. Hal tersebut berdampak pada keakuratan analisis dispersi

gelombang Rayleigh dalam menebak parameter bawah permukaan yang berada pada lapisan dalam. Oleh karena itu, perlu dilibatkan kurva dispersi mode yang lebih tinggi dalam inversi agar estimasi parameter bawah permukaan lebih akurat.



Gambar 4.9 *Misfit* sebagai fungsi iterasi pada proses inversi kurva dispersi sintetik model I (bebas dan terkontaminasi *noise*).



Gambar 4.10 *Misfit* sebagai fungsi iterasi pada proses inversi kurva dispersi sintetis model II (bebas dan terkontaminasi *noise*).

Ada hal yang menarik untuk diperhatikan pada inversi dari kedua jenis kurva dispersi sintetis di atas. Jika diperhatikan, hasil inversi data model II selalu lebih baik dari data model I. Dengan kata lain, hasil inversi data model II lebih mendekati model sebenarnya daripada data model I. Ini dilihat dari nilai SI. Pada seluruh data sintetis, data sintetis model II selalu memiliki nilai SI yang lebih tinggi dari data sintetis model I. Hal tersebut memperlihatkan bahwa data model II lebih mudah untuk diinversi dibanding data model I. Pencocokan kurva dispersi mengkonfirmasi hal tersebut, dengan data model II memiliki nilai *misfit* yang selalu lebih kecil dari data model I (dapat dilihat pada gambar *misfit error*). Ini disebabkan model II merupakan model yang normal atau sederhana, ( $V_s$  lapisan yang semakin besar seiring dengan bertambahnya kedalaman).

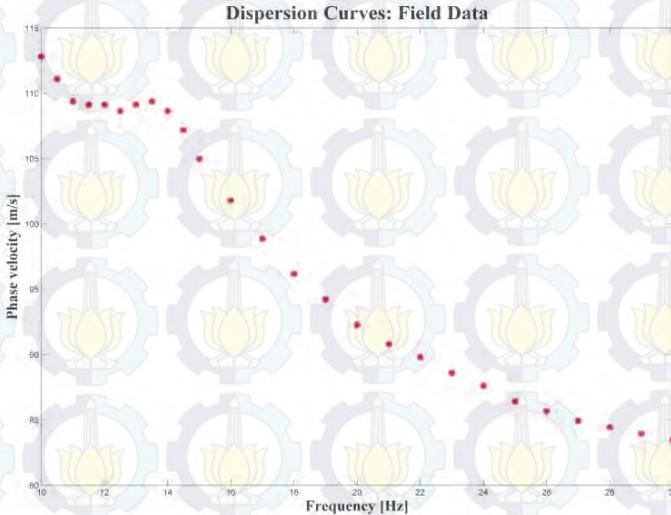
Kurva dispersi yang seperti ini lebih mudah untuk mencapai minimum global dibanding dengan kurva dispersi yang tidak linier seperti data model I. Semakin tidak linier bentuk dari kurva dispersi maka bentuk *misfit* nya semakin kompleks sehingga membutuhkan lebih banyak iterasi dalam proses inversi. Bahkan ada kemungkinan untuk terjebak pada minimum lokal jika bentuk *misfit*-nya terlalu kompleks (Grandis, 2009). Pada data bebas *noise*, inversi data model II memerlukan iterasi yang lebih sedikit untuk mencapai minimum global dibanding data model I. Ini memperlihatkan bentuk *misfit* model I lebih kompleks dari model II. Itu sebabnya model bumi normal seperti model sintetik I, lebih mudah untuk diinversi daripada model yang memiliki anomali  $V_s$  (lapisan dengan  $V_s$  tinggi yang berada di antara dua  $V_s$  rendah atau sebaliknya). Ini didukung juga oleh studi sebelumnya yang menunjukkan hasil serupa (Waskito, 2013; Widyaningrum, 2014). Berdasarkan hasil validasi inversi pada kurva dispersi sintetik yang bebas *noise* dan terkontaminasi *noise*, maka algoritma RR-PSO dinyatakan valid dalam menginversi kurva dispersi dan *robust* terhadap *noise*. Sehingga dapat digunakan untuk menginversi data lapangan.

Berdasarkan hasil uraian di atas, dapat diketahui bahwa algoritma RR-PSO ini cepat, stabil dan *robust* terhadap *noise* serta valid dalam menginversi kurva dispersi gelombang Rayleigh. Selanjutnya, dapat digunakan untuk menginversi data lapangan (data riil).

#### 4.2.2 Inversi Kurva Dispersi Lapangan

Setelah algoritma RR-PSO dinyatakan valid dalam menginversi kurva dispersi, selanjutnya mengimplementasikan algoritma inversi ini pada data lapangan (data riil). Data lapangan yang digunakan ialah kurva dispersi pada tanggul LUSI P.79 – P.82 seperti Gambar 4.16. Pada kurva dispersi, frekuensi rendah menunjukkan kedalaman yang jauh dari permukaan dan frekuensi tinggi menunjukkan kedalaman yang dekat dengan permukaan. Jika diperhatikan dari frekuensi tinggi ke rendah, kecepatan fase gelombang Rayleigh semakin tinggi kemudian turun setelah

frekuensi 14 Hz. Kemudian naik lagi setelah frekuensi 12 Hz. Maka nilai parameter  $V_s$  yang diperoleh akan memiliki tren yang sama dengan tren data kurva dispersi. Hal ini dikarenakan nilai  $V_s$  berbanding lurus dengan kecepatan fase gelombang Rayleigh (Sungkono, 2011).



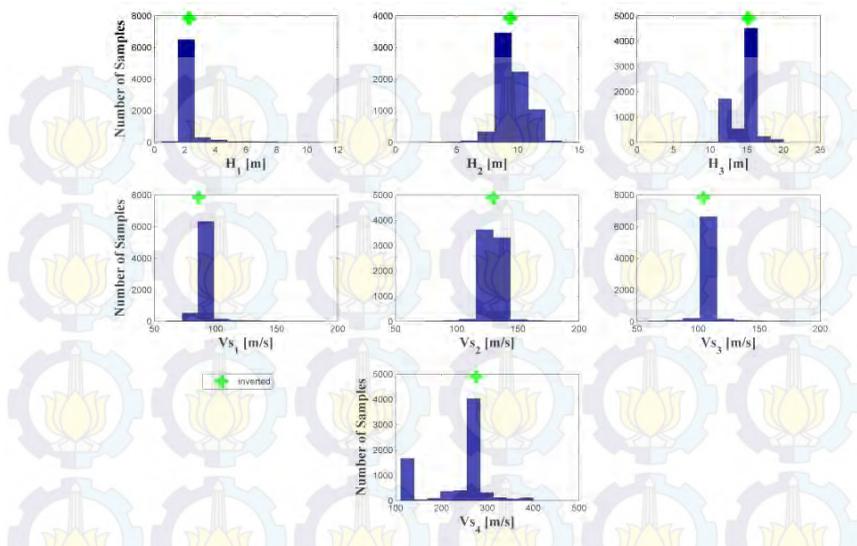
Gambar 4.11 Data lapangan: Tanggul LUSI P.79 – P.82

Tabel 4.2 *Search space* dan *Poisson's ratio* untuk inversi kurva dispersi lapangan

Lapisan Ke-	<i>Search space</i>		<i>Poisson's ratio</i>
	$H$ (m)	$V_s$ (m/s)	
1	0.5 – 12	60 – 200	0.45
2	1 – 15	60 – 200	0.45
3	1 – 20	60 – 200	0.45
4	<i>half-space</i>	100 – 400	0.4

Tren kurva dispersi tersebut dapat dijadikan acuan untuk menentukan *search space* yang digunakan dalam inversi selain dari data geologi dan hasil uji lainnya. Berdasarkan hasil uji SPT dan data bor, tanggul LUSI memiliki ketebalan sekitar 11-13 m dengan nilai SPT yang tinggi dan di bawahnya terdapat beberapa lapisan di antaranya: lempung lanauan, pasir lanauan dan pasir secara berurutan dengan nilai SPT yang menurun seiring dengan pertambahan kedalaman (Sungkono *et al.*, 2014). Perlu diketahui bahwa nilai SPT berbanding lurus dengan nilai  $V_s$  dengan nilai SPT berkaitan dengan tingkat kekerasan lapisan tanah (Widyaningrum, 2014). Selanjutnya, lapisan yang berada di bawah tanggul merupakan lapisan yang tersaturasi fluida sebagai akibat adanya *fracture* (Sungkono *et al.*, 2014; Husein *et al.*, 2015). Hasil tersebut menunjukkan bahwa daerah LUSI terdiri atas batuan lunak yang memiliki daktilitas tinggi, sementara material tanggul merupakan batuan keras dengan daktilitas rendah. Dari uraian ini, digunakan *search space* inversi untuk parameter model  $V_s$  dan  $H$  seperti pada Tabel 4.7. Untuk Poisson's *ratio*, lempung dan pasir memiliki range nilai sekitar 0.4 – 0.45. Inversi data lapangan dilakukan dengan prosedur yang sama seperti pada proses validasi (inversi data sintetik).

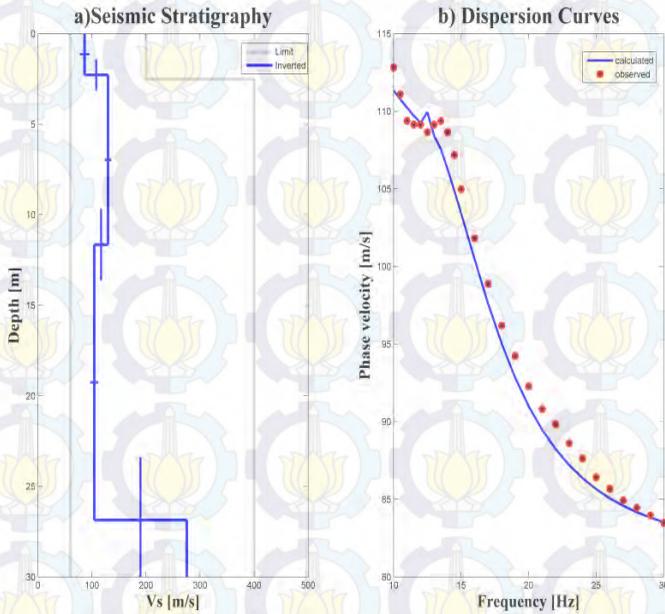
Setelah kurva dispersi data lapangan diinversi, diperoleh distribusi posterior masing-masing parameter model seperti Gambar 4.17. Gambar 4.17 memperlihatkan bahwa distribusi posterior masing-masing parameter model terkonsentrasi pada satu nilai. Lebih jauh, proses inversi dapat dikatakan stabil karena distribusi posteriornya yang terkonsentrasi, tidak melebar di sepanjang *search space*. Sehingga akan mempermudah penebakan nilai parameter model. Nilai parameter yang ditebak berada di sekitar nilai yang memiliki jumlah sampel terbanyak seperti yang ditunjukkan gambar. Setelah penebakan parameter, dilakukan konstruksi  $V_s$  dan pencocokkan kurva dispersi seperti pada Gambar 4.18. Hasil inversi menunjukkan bahwa stratigrafi lapangan dikarakterisasi oleh lapisan keras yang terjebak di antara dua lapisan lunak, dilanjutkan dengan lapisan keras pada lapisan terakhir (*half-space*).



Gambar 4.12 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi kurva dispersi lapangan.

Standar deviasi masing-masing parameter model secara umum relatif kecil, namun ada beberapa parameter model yang memiliki standar deviasi cukup besar seperti  $H_3$  dan  $V_{s3}$ . Ini memperlihatkan bahwa derajat ketidakpastian profil  $V_s$  satu dimensi cukup besar pada lapisan yang paling dalam (Tabel 4.9). Ini disebabkan oleh beberapa faktor di antaranya: (1) Keterbatasan spektrum frekuensi dispersi gelombang Rayleigh yaitu sekitar 5.6 – 50 Hz, sehingga gelombang Rayleigh tidak dapat merambat lebih dalam; (2) Keberadaan *noise* pada data gelombang permukaan yang tidak bisa dihilangkan pada saat pembentukan kurva dispersi (Kulesh *et al.*, 2008; Zhang and Chan, 2003); serta (3) sensitivitas metode geofisika yang semakin berkurang dengan bertambahnya kedalaman (Sungkono and Santosa, 2014). Untuk itu, diperlukan informasi tambahan atau *constrain* guna memberi batasan solusi agar dapat mengurangi derajat ketidakpastian

solusi inversi. Hasil pencocokan kurva dispersi antara data lapangan dengan data perhitungan yang diperoleh cukup baik dengan nilai *misfit* mencapai 0.47%. Hasil ini menunjukkan bahwa jumlah *noise* pada data sangatlah sedikit dan pada data tidak ada terlihat *outliers*. Sehingga nilai data perhitungan cukup identik dengan data lapangan.



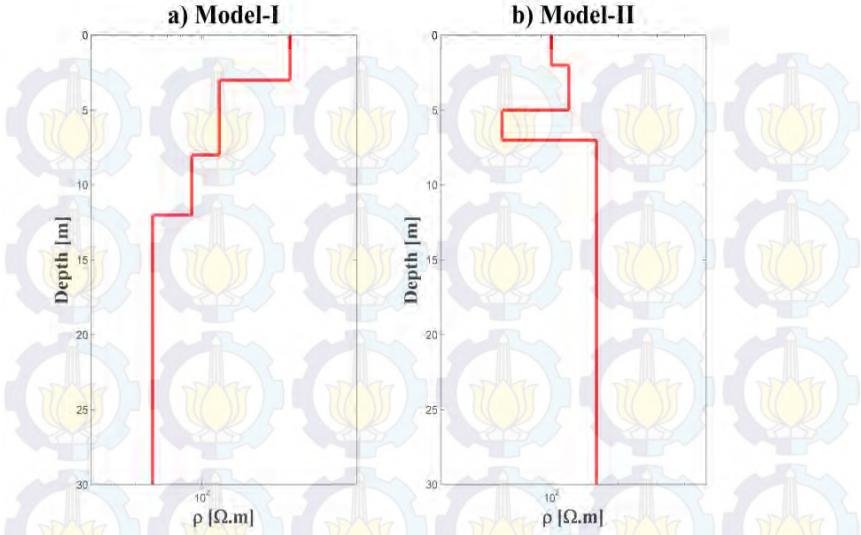
Gambar 4.13 Hasil inversi kurva dispersi lapangan : a) *Seismic stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b) Pencocokan data pengamatan dan data perhitungan kurva dispersi.

Tabel 4. 3 Hasil inversi data lapangan dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma RR-PSO

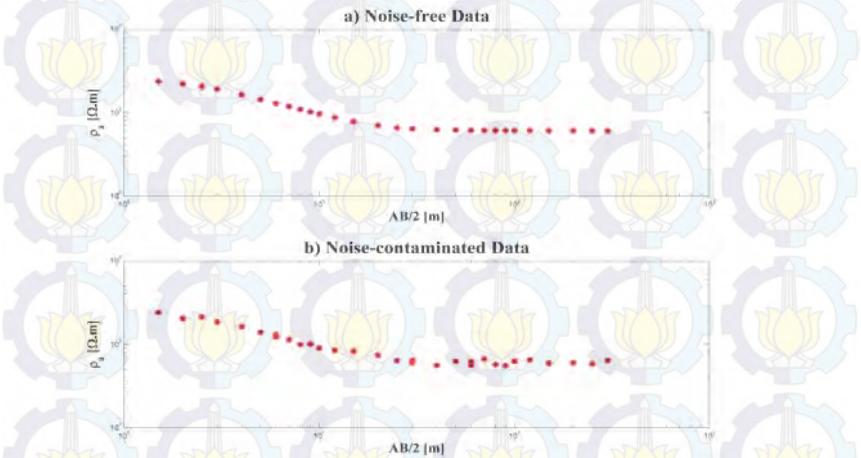
Parameter Model	Hasil inversi	Standar deviasi
$H_1 (m)$	2.27	0.85
$H_2 (m)$	9.37	1.13
$H_3 (m)$	15.20	1.47
$Vs_1 (m/s)$	86.45	8.84
$Vs_2 (m/s)$	129.74	5.98
$Vs_3 (m/s)$	104.24	7.53
$Vs_4 (m/s)$	275.50	63.00

### 4.3 Inversi VES Menggunakan RR-PSO

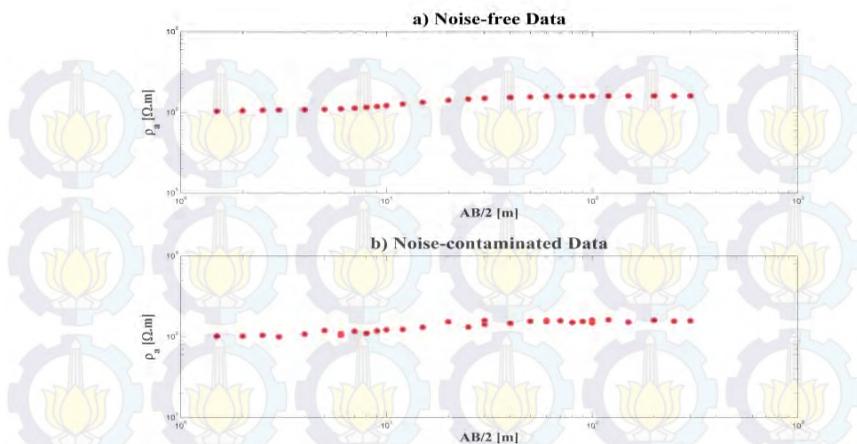
Pada inversi data VES menggunakan algoritma RR-PSO dilakukan prosedur yang sama dengan inversi kurva dispersi sebelumnya, yaitu dengan melakukan validasi hasil inversi terlebih dahulu pada data sintetik. Setelah dinyatakan valid maka dilakukan inversi pada data VES lapangan. Pada proses validasi, digunakan dua model sintetik yang memiliki karakteristik berbeda seperti pada Gambar 4.19. Sama dengan model sintetik  $V_s$ , model sintetik resistivitas yang digunakan ialah model bumi empat lapis. Model sintetik pertama ialah model yang dikarakterisasi oleh resistivitas yang semakin berkurang seiring dengan bertambahnya kedalaman. Sedangkan model sintetik kedua ialah model yang memiliki anomali resistivitas rendah yang berada di antara lapisan yang memiliki resistivitas tinggi. Untuk membuat data sintetik dari kedua model tersebut dilakukan pemodelan ke depan, melalui persamaan Perkeris dan Ghosh *filter*. Pada proses validasi ini, dilakukan juga penambahan *noise* pada data sintetik seperti inversi kurva dispersi. Sehingga data sintetik yang digunakan di antaranya: data bebas *noise*, data yang ditambahkan *noise* 5% (Gambar 4.20 dan 4.21).



Gambar 4.14 a) Model resistivitas 1-D sintetik pertama; b) Model resistivitas 1-D sintetik kedua.



Gambar 4.15 Data VES sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik pertama. a) Data sintetik bebas *noise*; b) Data sintetik diberi *noise*.



Gambar 4.16 Data VES sintetik hasil pemodelan kedepan dari model sintetik kedua. a) Data sintetik bebas *noise*; b) Data sintetik diberi *noise*

#### 4.3.1 Inversi Data VES Sintetik

Tidak seperti inversi kurva dispersi, inversi data VES jauh lebih sederhana karena hanya dikontrol oleh dua parameter model yaitu  $H$  dan  $\rho$ . Ditambah lagi, bentuk dari fungsi pemodelan kedepan resistivitas 1-D yang sederhana sehingga proses inversi dapat dilakukan dalam waktu yang relatif singkat. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, pada inversi data VES sintetik digunakan dua model sintetik yang memiliki parameter seperti pada Tabel 4.9 dan 4.10. Sama dengan inversi kurva dispersi, jarak *search space* yang digunakan ialah  $\pm 50\%$  dari nilai parameter model sebenarnya. Pada inversi data VES dengan algoritma RR-PSO, digunakan 200 partikel dengan iterasi sebanyak 100.

Tabel 4.4 Parameter model sintetik I beserta *search space* yang digunakan.

Lapisan ke-	Parameter model sintetik		<i>Search space</i>	
	$\rho$ ( $\Omega.m$ )	$H$ (m)	$\rho$ ( $\Omega.m$ )	$H$ (m)
1	250	3	125 – 375	1.5 – 4.5
2	120	5	60 – 180	2.5 – 7.5
3	90	4	45 – 135	2 – 6
4	60	<i>half-space</i>	30 – 120	<i>half-space</i>

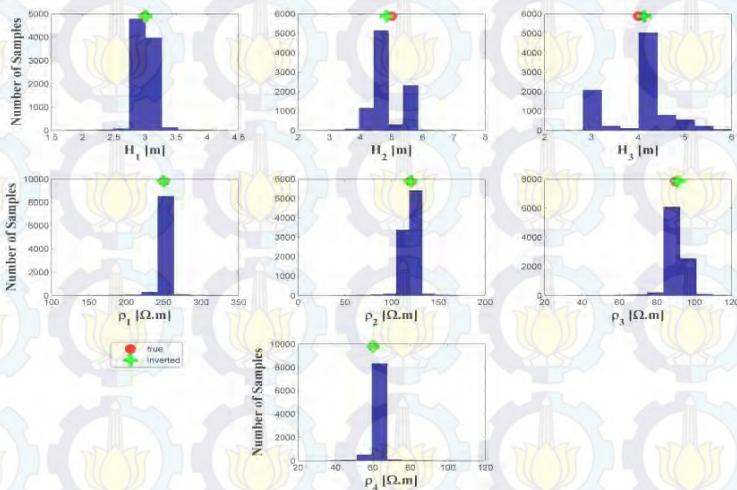
Tabel 4.5 Parameter model sintetik II beserta *search space* yang digunakan.

Lapisan ke-	Parameter model sintetik		<i>Search space</i>	
	$\rho$ ( $\Omega.m$ )	$H$ (m)	$\rho$ ( $\Omega.m$ )	$H$ (m)
1	100	2	50 – 150	1 – 3
2	120	3	50 – 200	1.5 – 4.5
3	60	2	50 – 200	1 – 3
4	160	<i>half-space</i>	80 – 240	<i>half-space</i>

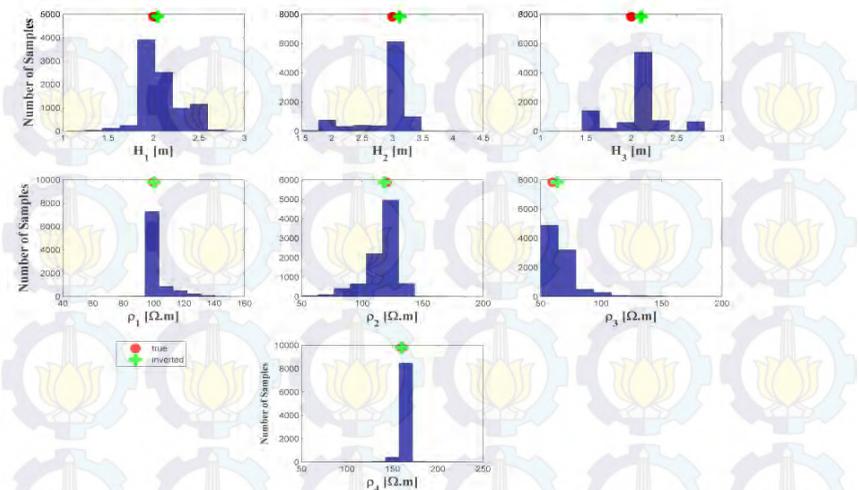
a. *Inversi data sintetik bebas noise*

Inversi data VES menggunakan algoritma RR-PSO diterapkan pada data sintetik bebas *noise* terlebih dahulu. Pada proses inversi, dilakukan estimasi posterior model pada *search space* yang telah ditentukan. Kemudian dilakukan penebakan parameter model menggunakan median posterior seperti pada inversi kurva dispersi. Sebab median dapat diasumsikan mewakili model terbaik dari posterior yang telah diperoleh. Hasil estimasi posterior pada data sintetik model I dan II ditampilkan pada Gambar 4.22 dan 4.23. Distribusi posterior kedua data sintetik tampak terkonsentrasi pada suatu nilai sehingga proses inversi dikatakan stabil dan dapat diprediksi. Dengan demikian, penebakan parameter model yang dilakukan cukup akurat seperti yang ditunjukkan gambar. Dengan

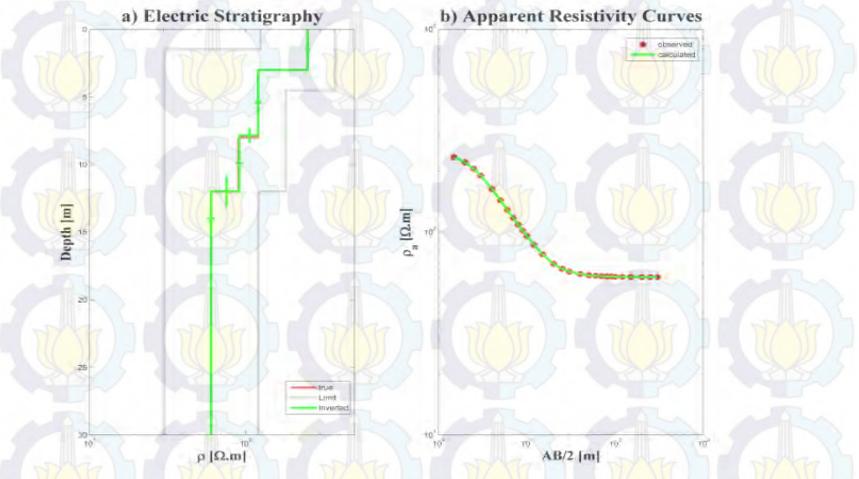
parameter tebakan ('+' berwarna hijau) sangat dekat dengan nilai parameter sebenarnya ('o' berwarna merah). Setelah itu dilakukan rekonstruksi model resistivitas 1-D beserta pencocokan kurva resistivitas semu yang ditampilkan pada Gambar 4.24 dan 4.25. Hasil rekonstruksi model menunjukkan bahwa model yang diperoleh dari inversi identik dengan model sebenarnya. Dengan tingkat kemiripan model inversi dengan model sebenarnya mencapai 98.77% untuk data model I dan 97.19% untuk data model II (Tabel 4.11 dan 4.12). Lebih lanjut, nilai *error* dari masing-masing parameter model relatif kecil. Ini disebabkan karena data bebas dari noise sehingga hasil inversi dapat menggambarkan model resistivitas 1-D dengan akurat. Selain itu standar deviasi setiap parameter model juga relatif kecil yang menunjukkan bahwa derajat ketidakpastian solusi inversi kecil pula.



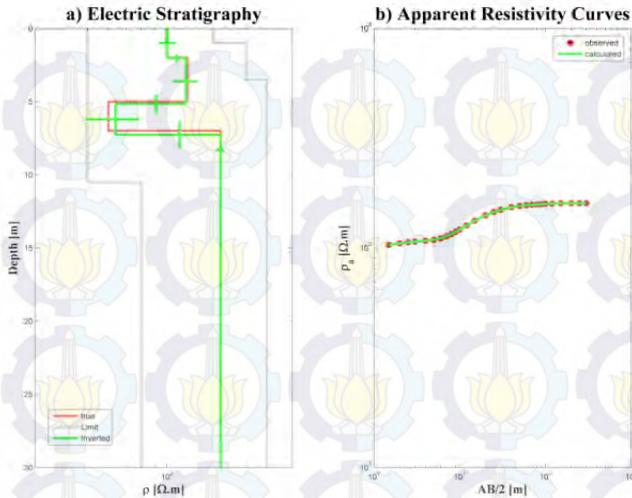
Gambar 4.17 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model I bebas *noise*.



Gambar 4.18 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model II bebas *noise*.



Gambar 4.19 Hasil inversi data VES sintetik model I bebas *noise*: a.) *Electric stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu.



Gambar 4.20 Hasil inversi data VES sintetik model-II bebas *noise*:  
 a.) *Electric stratigraphy* beserta ketidakpastiannya;  
 b.) Pencocokkan kurva resistivitas semu.

Tabel 4.6 Hasil inversi data VES sintetik model I bebas *noise*

Parameter Model	<i>True</i>	Hasil Inversi			
		<i>Inverted</i>	<i>Relative error (%)</i>	Standar deviasi	<i>Similarity Index (%)</i>
$H_1$ (m)	3	3.00	0	0.11	98.77
$H_2$ (m)	5	4.83	3.40	0.43	
$H_3$ (m)	4	4.13	3.25	0.61	
$\rho_1$ (m/s)	250	249.89	0.04	9.01	
$\rho_2$ (m/s)	120	120.17	0.14	6.36	
$\rho_3$ (m/s)	90	91.36	1.51	5.19	
$\rho_4$ (m/s)	60	60.00	0	3.54	

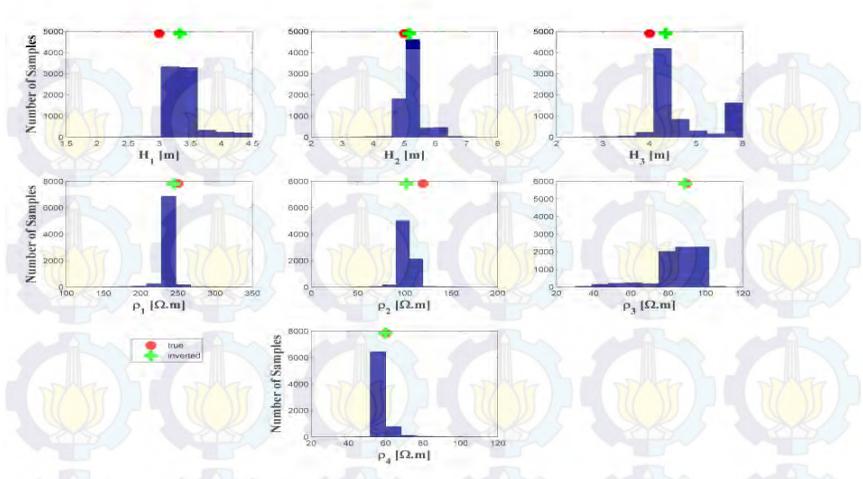
Tabel 4.7 Hasil inversi data sintetik model II bebas *noise*

Parameter Model	True	Hasil Inversi			
		Inverted	Relative error (%)	Standar deviasi	Similarity Index (%)
$H_1 (m)$	2	2.04	2	0.24	97.19
$H_2 (m)$	3	3.11	3.66	0.41	
$H_3 (m)$	2	2.10	5	0.27	
$\rho_1 (m/s)$	100	100.29	0.29	7.23	
$\rho_2 (m/s)$	120	118.29	1.42	12.89	
$\rho_3 (m/s)$	60	63.81	6.35	14.87	
$\rho_4 (m/s)$	160	160.00	0	5.76	

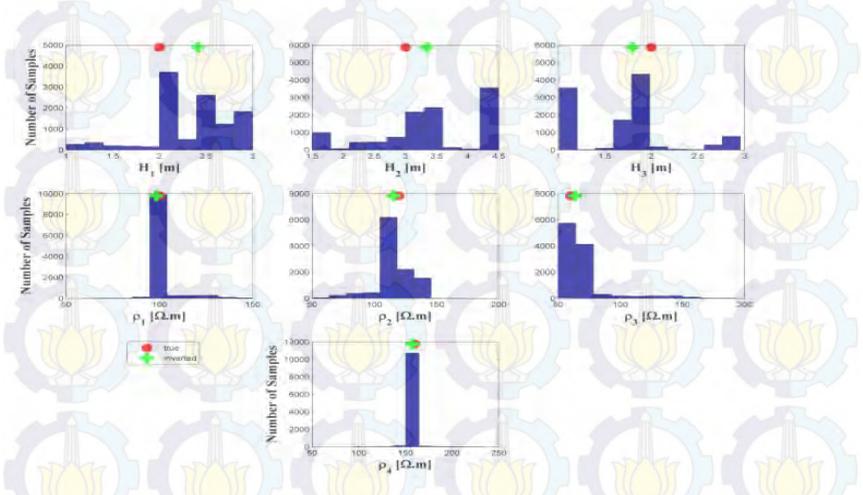
*b. Inversi data sintetik terkontaminasi noise*

Selanjutnya dilakukan inversi data VES yang telah ditambahkan *noise* menggunakan algoritma RR-PSO. Distribusi posterior beberapa parameter model pada data yang terkontaminasi *noise* mulai melebar di sepanjang *search space* (Gambar 4.26 dan 4.27). Efek keberadaan *noise* mulai terlihat di sini. Distribusi posterior yang melebar menyebabkan parameter tebakan mulai menjauh dari nilai parameter sebenarnya seperti yang ditunjukkan oleh gambar. Ini dikonfirmasi oleh hasil rekonstruksi model resistivitas 1-D beserta nilai *misfit* di mana keduanya mengalami pergeseran. Pada Gambar 4.28 dan 4.29 tingkat kecocokkan model inversi dan model sebenarnya berkurang. Dengan hasil inversi model I memiliki tingkat kecocokkan sebesar 94.00% sedangkan model II sebesar 92.04%. Lebih jauh efek keberadaan *noise* jelas terlihat pada nilai standar deviasi yang semakin besar. Ini menandakan derajat ketidakpastian solusi inversinya semakin besar pula. Sebab memang pada dasarnya keberadaan *noise* merupakan penyebab utama dari ketidakpastian. Keberadaan *noise* dapat merusak tren dari *misfit* sehingga minimum global yang diperoleh tidak berada pada posisi yang sesungguhnya. Dengan kata lain semakin banyak *noise* pada data akan menyebabkan solusi yang diperoleh terjebak pada minimum lokal.

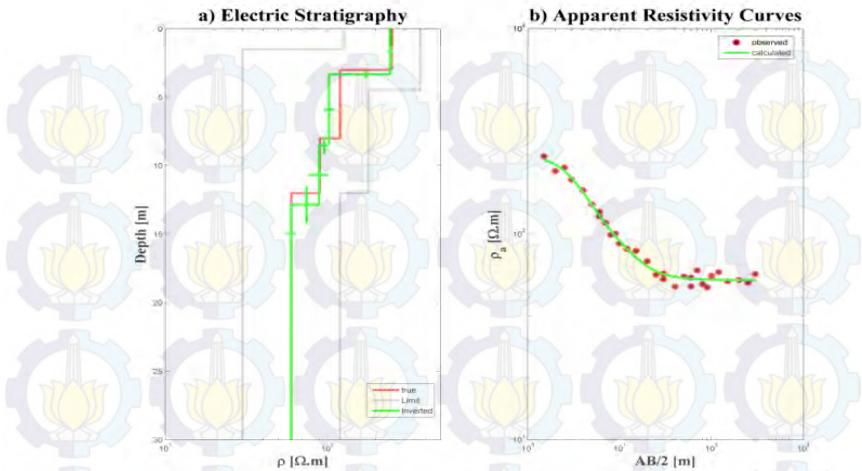
Perubahan posisi minimum global pada data terkontaminasi noise diperlihatkan oleh Gambar 4.30 dan 4.31. Yang mana sebelumnya pada data bebas *noise* nilai *misfit* akhir mendekati nol namun pada data terkontaminasi *noise* nilai *misfit* akhir berkisar antara 4.8% sampai 5.5%. Ini mengindikasikan posisi minimum global berubah ketika terdapat *noise* pada data. Minimum global pada dasarnya ditunjukkan oleh nilai *misfit* yang mencapai nol atau mendekati dan ini terjadi. Namun jika dilihat pada nilai akhir *misfit* pada data yang diberi *noise* terlihat semakin menjauh dari nol. Dari hal tersebut terindikasi bahwa solusi inversi yang diperoleh tidak berada pada minimum global yang sesungguhnya melainkan terjebak pada minimum lokal. Ini memperlihatkan bahwa semakin banyak *noise* pada data maka solusi inversinya semakin mudah untuk terjebak pada minimum lokal. Sebab kehadiran *noise* akan memperbanyak jumlah dari minimum lokal sehingga akan semakin mudah untuk terjebak pada minimum lokal tersebut. Sehingga model yang diperoleh tidak menggambarkan keadaan sebenarnya karena solusi yang diperoleh bukanlah solusi yang optimum. Itu sebabnya mengapa banyak *noise* pada data menyebabkan solusi inversi semakin tidak akurat. Meskipun demikian, algoritma RR-PSO masih mampu untuk menginversi data VES yang telah terkontaminasi *noise* dengan baik. Hal ini terlihat dari tingkat kecocokkannya yang masih cukup tinggi. Lebih jauh, proses pencarian minimum global pada inversi VES berlangsung cepat. Dimana minimum global dapat dicapai ketika iterasi belum mencapai iterasi ke 25 atau 30 (Gambar 4.30 dan 4.31). Berdasarkan hasil inversi data VES sintetik tersebut, maka dapat diketahui bahwa algoritma RR-PSO stabil dan *robust* dalam menginversi data VES yang telah terkontaminasi *noise*.



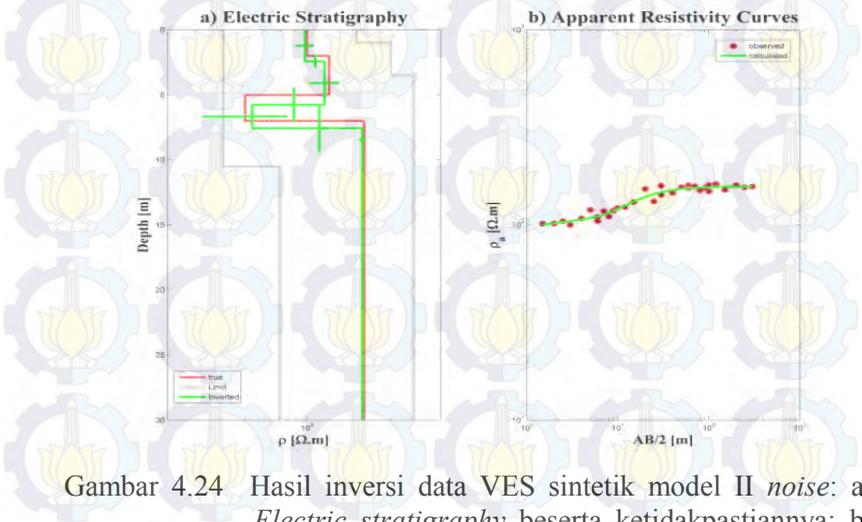
Gambar 4.21 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES sintetik model I yang terkontaminasi *noise*.



Gambar 4.22 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data sintetik model II yang terkontaminasi *noise*.



Gambar 4.23 Hasil inversi data VES sintetik model I *noise* : a.) *Electric stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokan kurva resistivitas semu.



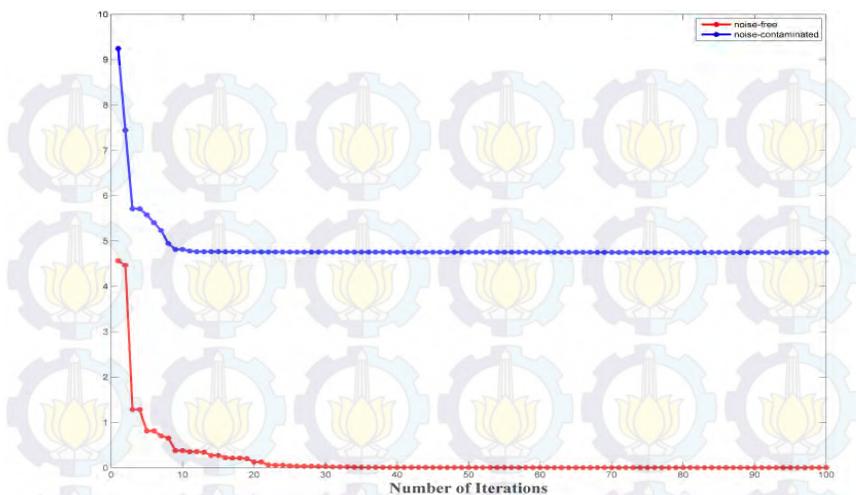
Gambar 4.24 Hasil inversi data VES sintetik model II *noise*: a.) *Electric stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokan kurva resistivitas semu.

Tabel 4.14 Hasil inversi data VES sintetik model I yang terkontaminasi *noise*

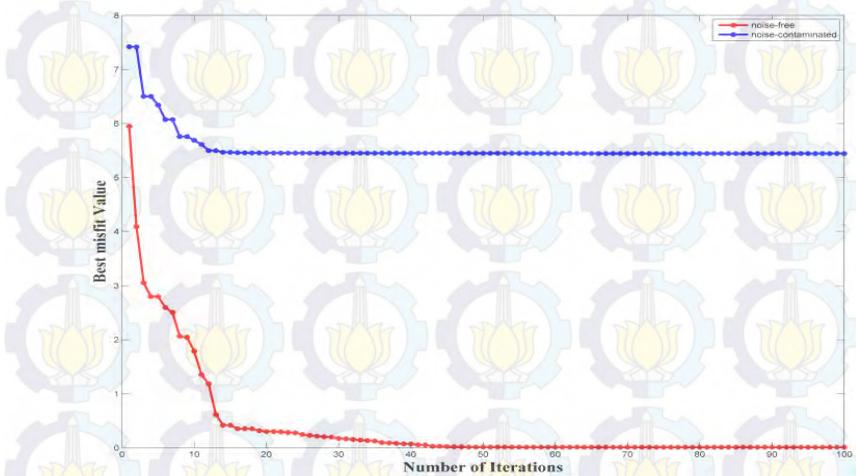
Parameter Model	True	Hasil Inversi			
		Inverted	Relative error (%)	Standar deviasi	Similarity Index (%)
$H_1 (m)$	3	3.33	11.00	0.26	94.00
$H_2 (m)$	5	5.15	3.00	0.35	
$H_3 (m)$	4	4.34	8.50	0.72	
$\rho_1 (m/s)$	250	244.47	2.21	10.21	
$\rho_2 (m/s)$	120	102.21	1.84	7.47	
$\rho_3 (m/s)$	90	89.06	1.04	12.14	
$\rho_4 (m/s)$	60	59.77	0.38	4.22	

Tabel 4.15 Hasil inversi data VES sintetik model II yang terkontaminasi *noise*.

Parameter Model	True	Hasil Inversi			
		Inverted	Relative error (%)	Standar deviasi	Similarity Index (%)
$H_1 (m)$	2	2.41	20.5	0.46	92.04
$H_2 (m)$	3	3.34	11.30	0.86	
$H_3 (m)$	2	1.79	21.00	0.52	
$\rho_1 (m/s)$	100	98.28	1.72	7.61	
$\rho_2 (m/s)$	120	115.60	3.66	14.31	
$\rho_3 (m/s)$	60	63.67	6.11	21.59	
$\rho_4 (m/s)$	160	157.51	1.55	4.79	



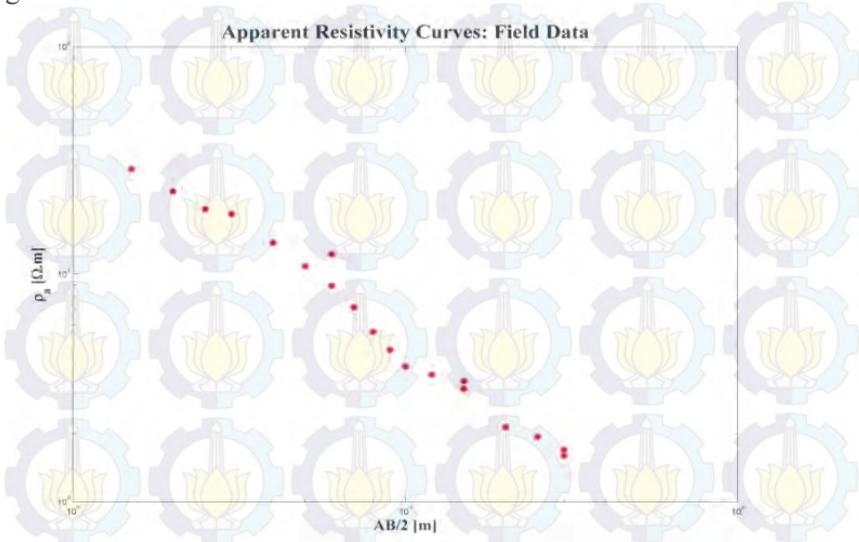
Gambar 4.25 *Misfit* sebagai fungsi iterasi pada proses inversi data VES sintetik model I (bebas dan terkontaminasi *noise*).



Gambar 4.26 *Misfit* sebagai fungsi iterasi pada proses inversi data VES sintetik model II (bebas dan terkontaminasi *noise*).

### 4.3.2 Inversi Data VES Lapangan

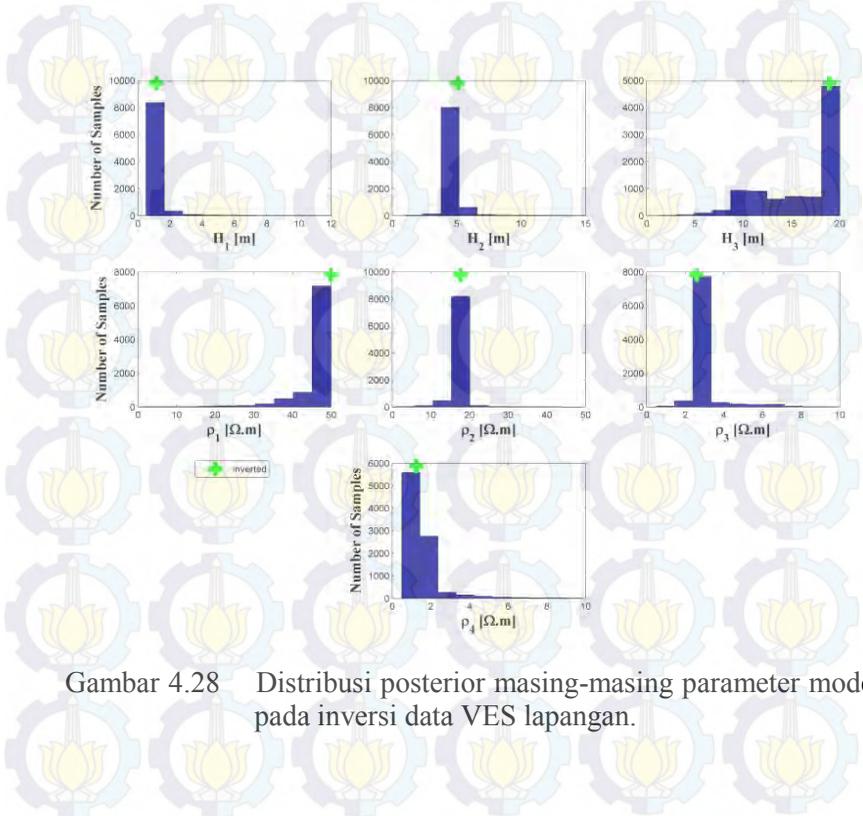
Data lapangan yang digunakan ialah data VES pada tanggul LUSI P.79 – P.82 dititik yang sama dengan data kurva dispersi sebelumnya. Pada Gambar 4.32 ialah kurva resistivitas semu pada lapangan. Gambar tersebut memperlihatkan tren nilai resistivitas semu yang semakin menurun seiring dengan pertambahan nilai  $AB/2$ . Dari sini, dapat diperkirakan bahwa nilai resistivitas lapangan sebenarnya juga memiliki tren yang sama yaitu menurun seiring dengan bertambah kedalaman. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa dalam inversi diperlukan *search space* untuk memperoleh solusi. Pada inversi data VES ini digunakan *search space* untuk tebal lapisan berdasarkan data SPT dan bor (Sungkono *et al.*, 2014) seperti pada inversi kurva dispersi lapangan. Sementara untuk *search space* yang digunakan untuk resistivitas didasarkan pada nilai resistivitas semu. Nilai *search space* yang digunakan ditampilkan pada Tabel 4.15. Dengan menggunakan 200 partikel dan 100 iterasi, maka dilakukan inversi data lapangan menggunakan algoritma RR-PSO.



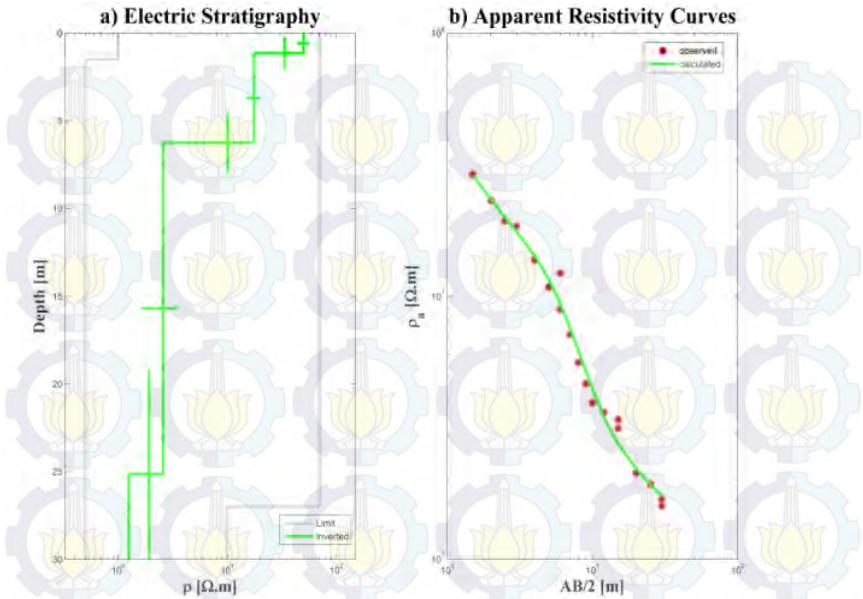
Gambar 4.27 Data VES lapangan: Tanggul LUSI P.79 – P.82

Tabel 4.16 *Search space* pada inversi data VES lapangan  
Lapisan Ke- *Search space*

	$H$ (m)	$\rho$ (m/s)
1	0.5 – 12	1 – 70
2	1 – 15	1 – 70
3	1 – 20	0.5 – 10
4	<i>half-space</i>	0.5 – 10



Gambar 4.28 Distribusi posterior masing-masing parameter model pada inversi data VES lapangan.



Gambar 4.29 Hasil inversi data lapangan: a.) *Electric stratigraphy* beserta ketidakpastiannya; b.) Pencocokan kurva resistivitas semu.

Tabel 4.17 Hasil inversi data lapangan VES menggunakan algoritma RR-PSO

Parameter Model	Hasil inversi	Standar deviasi
$H_1$ (m)	1.15	0.91
$H_2$ (m)	5.08	0.83
$H_3$ (m)	18.91	4.23
$\rho_1$ (m/s)	49.58	6.35
$\rho_2$ (m/s)	17.63	2.50
$\rho_3$ (m/s)	2.58	0.95
$\rho_4$ (m/s)	1.25	0.92

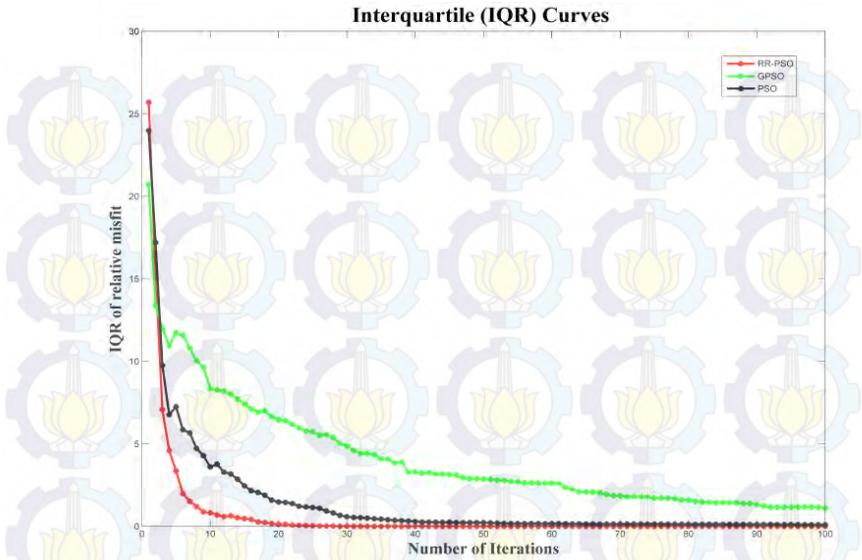
Setelah dilakukan inversi data VES maka diperoleh distribusi posterior seperti pada Gambar 4.33. Gambar tersebut memperlihatkan bahwa distribusi posterior terkonsentrasi pada suatu nilai. Sehingga dapat dikatakan proses inversi data VES stabil dan dapat diprediksi. Ini ditunjukkan oleh nilai parameter tebakan yang berada di sekitar nilai dengan jumlah sampel terbanyak. Selanjutnya dilakukan rekonstruksi model resistivitas 1-D beserta pencocokan kurva resistivitas semu seperti Gambar 4.49. Model resistivitas 1-D menunjukkan bahwa lapangan dikarakterisasi oleh resistivitas tiap lapisan yang semakin menurun seiring dengan bertambahnya kedalaman. Namun, ada beberapa parameter model yang memiliki standar deviasi yang cukup besar. Khususnya parameter model yang berada pada lapisan dalam. Ini menandakan bahwa semakin dalam lapisan, maka ketidakpastian solusi inversi VES semakin besar. Hal tersebut disebabkan oleh sensitivitas dari metode VES yang berkurang sering dengan bertambahnya kedalaman. Sementara itu, pencocokan kurva antara data observasi dan perhitungan sangat baik karena memiliki jarak yang sangat kecil. Ditambah lagi, nilai akhir *misfit* mencapai 0.8% yang menunjukkan bahwa solusi inversi sudah mencapai solusi yang optimum.

Baik pada inversi kurva dispersi maupun data VES, sama-sama memiliki keterbatasan pada resolusi yang semakin buruk seiring dengan bertambahnya kedalaman lapisan. Ini berdampak pada derajat ketidakpastian solusi yang semakin besar. Untuk mengakomodasi permasalahan tersebut, diperlukan sebuah *constrain* untuk membatasi solusi agar hasil yang diperoleh lebih terpercaya dan akurat. Ada beberapa cara yang dapat digunakan di antaranya dengan menggunakan informasi tambahan pada solusi atau model. Informasi tersebut dapat berupa data geologi atau data geofisika lainnya sehingga dapat dilakukan interpretasi menggunakan lebih dari satu data geofisika bersamaan, atau dapat juga dengan melakukan inversi lebih dari satu data geofisika secara simultan (Menke, 1989; Comina *et al.*, 2002).

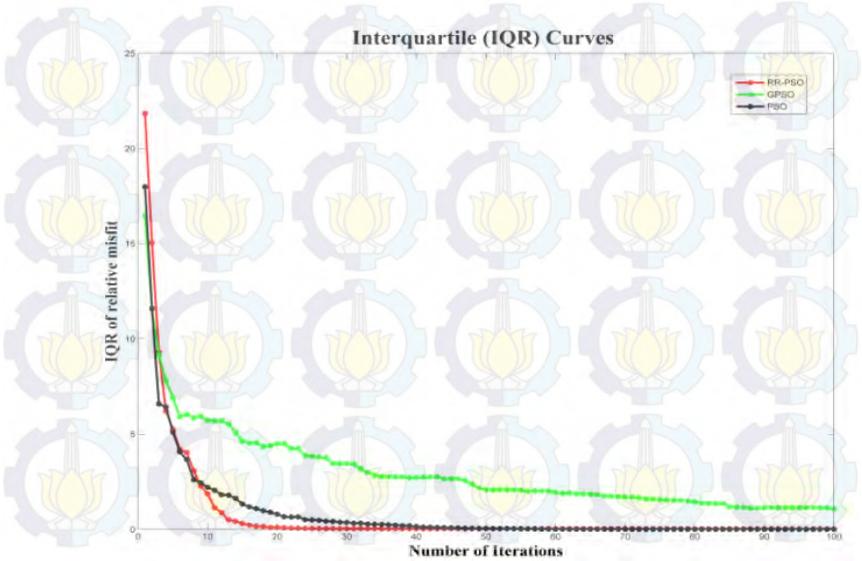
#### 4.4 Ketidakpastian Hasil Inversi RR-PSO

Sebelumnya telah dilakukan rekonstruksi model bawah permukaan berdasarkan hasil inversi dengan RR-PSO, baik pada kurva dispersi maupun pada data VES. Pada rekonstruksi *seismic stratigraphy* dan *electric stratigraphy* telah dilakukan estimasi ketidakpastian pada setiap parameter model menggunakan standar deviasi. Hasil estimasi tersebut memperlihatkan bahwa kehadiran *noise* merupakan penyebab utama ketidakpastian. Selain standar deviasi, ketidakpastian dapat juga diestimasi menggunakan interkuartil. Seperti yang telah dibahas bahwa interkuartil menggambarkan sebaran data yang dapat dijadikan parameter untuk mengetahui ketidakpastian solusi inversi. Pada sub-bab ini diperlihatkan jangkauan interkuartil *misfit* yang diperoleh RR-PSO dan algoritma lainnya yaitu PSO dan GPSO. Tujuannya, untuk membandingkan ketidakpastian RR-PSO dan algoritma lainnya dalam meminimumkan *misfit* kurva dispersi dan VES.

Gambar 4.35 dan 4.36 merupakan interkuartil *misfit* kurva dispersi dan VES sintetik yang terkontaminasi *noise*. Selama proses optimasi berlangsung, RR-PSO menunjukkan nilai *misfit* yang sangat stabil dan tidak mengalami dispersi (fluktuasi) seperti PSO dan GPSO. RR-PSO juga sangat konvergen dan cepat menuju nilai minimum global. Kemudian diikuti oleh PSO lalu GPSO. Semakin kecil dan konvergen nilai jangkauan interkuartil, maka semakin unik solusi inversi yang dihasilkan dan berlaku juga untuk sebaliknya. Semakin unik solusi inversi, maka derajat ketidakpastiannya semakin kecil. Itu berarti bahwa algoritma RR-PSO dapat menghasilkan solusi inversi yang lebih unik dibanding PSO dan GPSO. Ini dikarenakan karakteristik algoritma RR-PSO yang stabil, cepat dan sangat konvergen dalam pencarian optimum *misfit*.



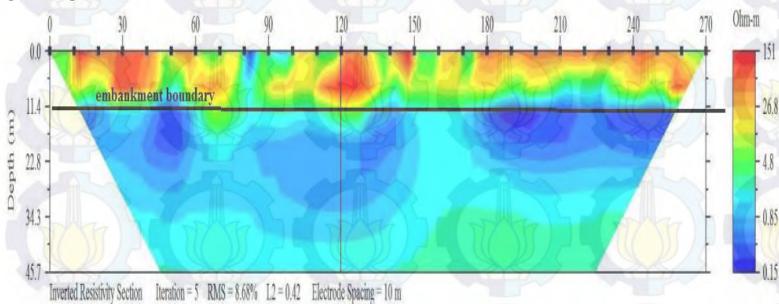
Gambar 4.35 Kurva jangkauan interkuartil *misfit* kurva dispersi



Gambar 4.36 Kurva jangkauan interkuartil *misfit* VES

#### 4.5 Rekonstruksi Stratigrafi Tanggul LUSI Berdasarkan Hasil Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh dan VES

Sebelumnya, telah dilakukan inversi kurva dispersi dan data VES di titik yang sama pada tanggul LUSI P.79 – P.82. Untuk mengetahui apakah hasil inversi tersebut akurat atau tidak, maka dilakukan korelasi dengan data geofisika lainnya di lokasi tersebut. Husein *et al.*, (2015), telah melakukan monitoring rembesan air pada tanggul LUSI P.79 – P.82 menggunakan metode resistivitas 2-D seperti pada Gambar 4.37.



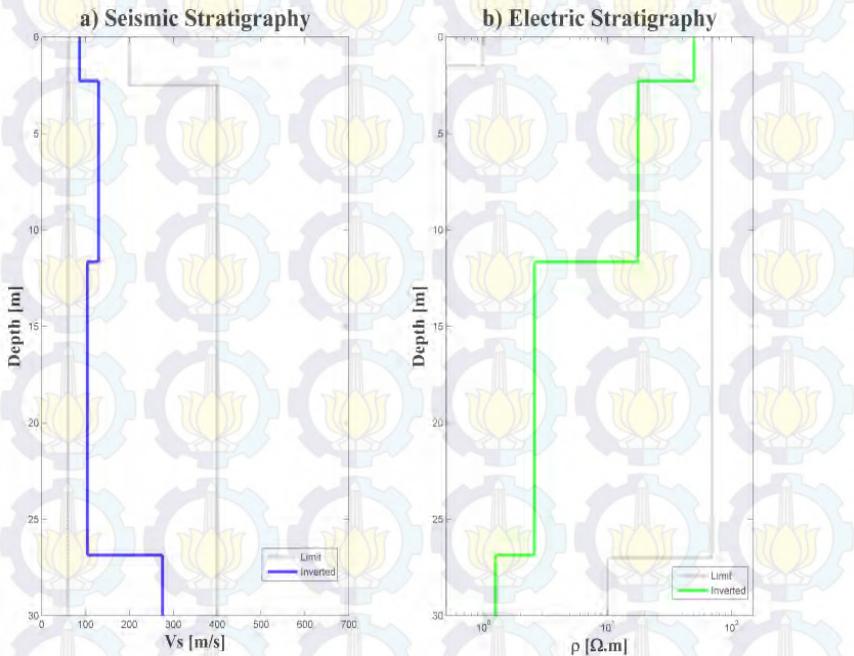
Gambar 4.37 Keadaan bawah permukaan tanggul LUSI P.79 – P.82 berdasarkan data resistivitas 2D. Garis horizontal pada kedalaman 11-12 m merupakan batas tanggul dan garis vertikal berjarak 120 m dari titik nol, merupakan titik pengambilan data kurva dispersi dan VES yang telah dinversi sebelumnya (Husein *et al.*, 2015).

Tanggul P.79 – P.82 merupakan area tanggul dengan elevasi terendah dibanding bagian tanggul lainnya dan telah mengalami penurunan muka tanah terbesar (Husein *et al.*, 2015). Penurunan muka tanggul tersebut disebabkan oleh deformasi struktur geologi setempat. Perlu diketahui, bahwa daerah LUSI didominasi oleh sedimen aluvial tebal yang dulunya merupakan delta dan batuan sedimen setempat terdiri dari lempung lanauan, pasir lanauan, lempung dan batuan pasir. Ditambah lagi, daerah ini dilalui oleh patahan Watu Kosek dan patahan Siring yang merupakan salah satu pemicu terjadinya deformasi muka tanah selain erupsi lumpur

(Sungkono *et al.*, 2014). Turunnya muka tanggul tersebut menyebabkan kekuatan tanggul melemah sehingga berpotensi runtuh (*collapse*). Keruntuhan tanggul LUSI tersebut, paling sering disebabkan oleh rembesan air (Sungkono *et al.*, 2014). Rembesan air tersebut dapat mensaturasi tanggul, karena tanggul telah mengalami deformasi. Area tanggul terdiri atas batu-batu, kerikil dan batuan pasir yang memiliki range resistivitas antara 10 – 10000 ohm.m dengan nilai resistivitas rendah mengindikasikan tanah tersaturasi air (Husein *et al.*, 2015). Gambar 4.37 memperlihatkan bahwa keadaan bawah permukaan tanggul dikarakterisasi oleh nilai resistivitas yang semakin menurun seiring dengan bertambahnya kedalaman. Nilai resistivitas rendah pada tanggul disebabkan oleh saturasi air, sedangkan resistivitas rendah di bawah tanggul dapat disebabkan material lempung yang berada di bawahnya. Berdasarkan profil resistivitas 2D, kondisi tanggul yaitu pada kedalaman di atas 11 m relatif stabil. Namun, ada beberapa bagian tanggul yang mulai dijenuhi oleh air. Kemudian, kedalaman 11 m ke bawah menunjukkan bahwa tanah terdiri dari lempung lanauan dan pasir yang sangat jenuh. Selanjutnya, dilakukan korelasi *seismic stratigraphy* dan *electric stratigraphy* dengan data resistivitas 2D tersebut.

Gambar 4.38a merupakan hasil inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh menggunakan algoritma RR-PSO. Pada *Seismic Stratigraphy*, kedalaman 0 – 11 m dikarakterisasi oleh dua lapisan dengan lapisan atas lebih lunak dari lapisan di bawahnya. Hal tersebut disebabkan oleh faktor kompaksi tanah, di mana lapisan yang berada di bawah tertekan oleh lapisan yang berada di atasnya sehingga menjadi lebih keras (Sungkono *et al.*, 2014). Itu sebabnya nilai kecepatan gelombang geser keduanya berbeda. Kedalaman selanjutnya dikarakterisasi oleh lapisan lunak dan lapisan keras secara berurutan. Ini dimungkinkan adalah lempung lanauan dan pasir secara berurutan, sebab pada lokasi ini pasir memiliki nilai resistivitas dan kecepatan gelombang geser yang lebih tinggi dari lempung (Schon, 2011). Sehingga *Seismic Stratigraphy* menunjukkan kondisi bawah permukaan yang sama dengan profil

resistivitas 2D tersebut. Sementara, Gambar 4.38b merupakan hasil inversi data VES menggunakan algoritma RR-PSO. *Electric Stratigraphy* dikarakterisasi oleh nilai resistivitas yang semakin kecil seiring dengan penambahan kedalaman. Ini sesuai dengan profil resistivitas 2D pada Gambar 4.37. Pada zona tanggul, juga dikarakterisasi oleh dua lapisan yang memiliki nilai resistivitas berbeda di mana yang lapisan bagian bawah memiliki nilai resistivitas lebih kecil. Ini dikarenakan air sudah mulai menjenuhi tanggul sehingga lapisan tersebut memiliki nilai resistivitas rendah. Jadi, dapat dilihat bahwa hasil inversi kurva dispersi gelombang Rayleigh dan VES cocok dengan hasil penelitian sebelumnya.

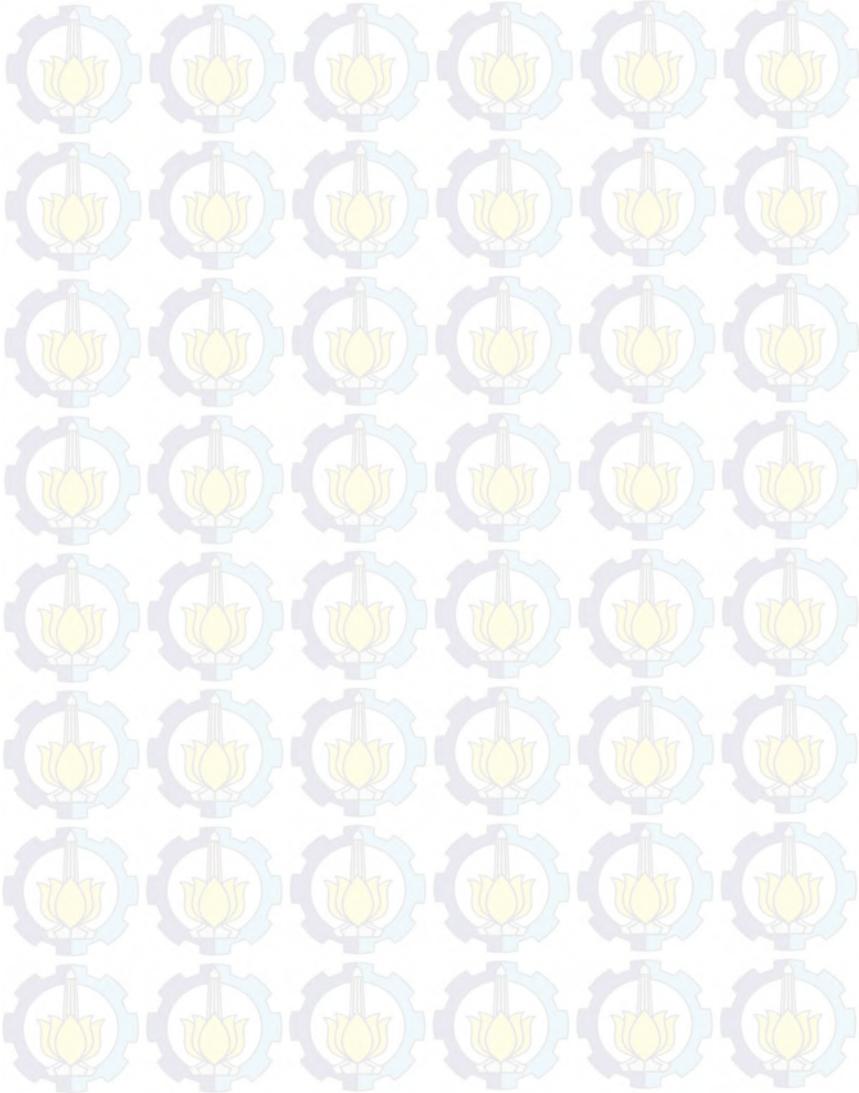


Gambar 4.30 Hasil inversi kurva dispersi dan data VES tanggul LUSI P.79 – P.82 menggunakan algoritma RR-PSO

Jika dilihat tebal tiap lapisan pada *seismic stratigraphy* dan *electric stratigraphy* tidak sama namun memiliki pola yang identik. Hal ini disebabkan baik metode analisis dispersi gelombang Rayleigh maupun VES memiliki sensitivitas yang berbeda terhadap parameter tebal lapisan. Sehingga hasil estimasi nya berbeda pula. Untuk dapat mengakomodasi persoalan ini dapat dilakukan inversi kedua metode tersebut secara simultan dengan parameter tebal lapisan sebagai parameter penghubung. Sehingga dapat menghasilkan model yang menunjukkan variasi resistivitas dan kecepatan gelombang geser pada tebal lapisan yang sama seperti yang dilakukan oleh Hering *et al.*, (1995) dan Comina *et al.*, (2002). Meskipun demikian, hasil inversi menggunakan algoritma RR-PSO tersebut, mampu menginterpretasikan keadaan bawah permukaan dengan baik dan dapat digunakan untuk menilai kestabilan tanggul.



**“Halaman ini sengaja dikosongkan”**



## BAB V PENUTUP

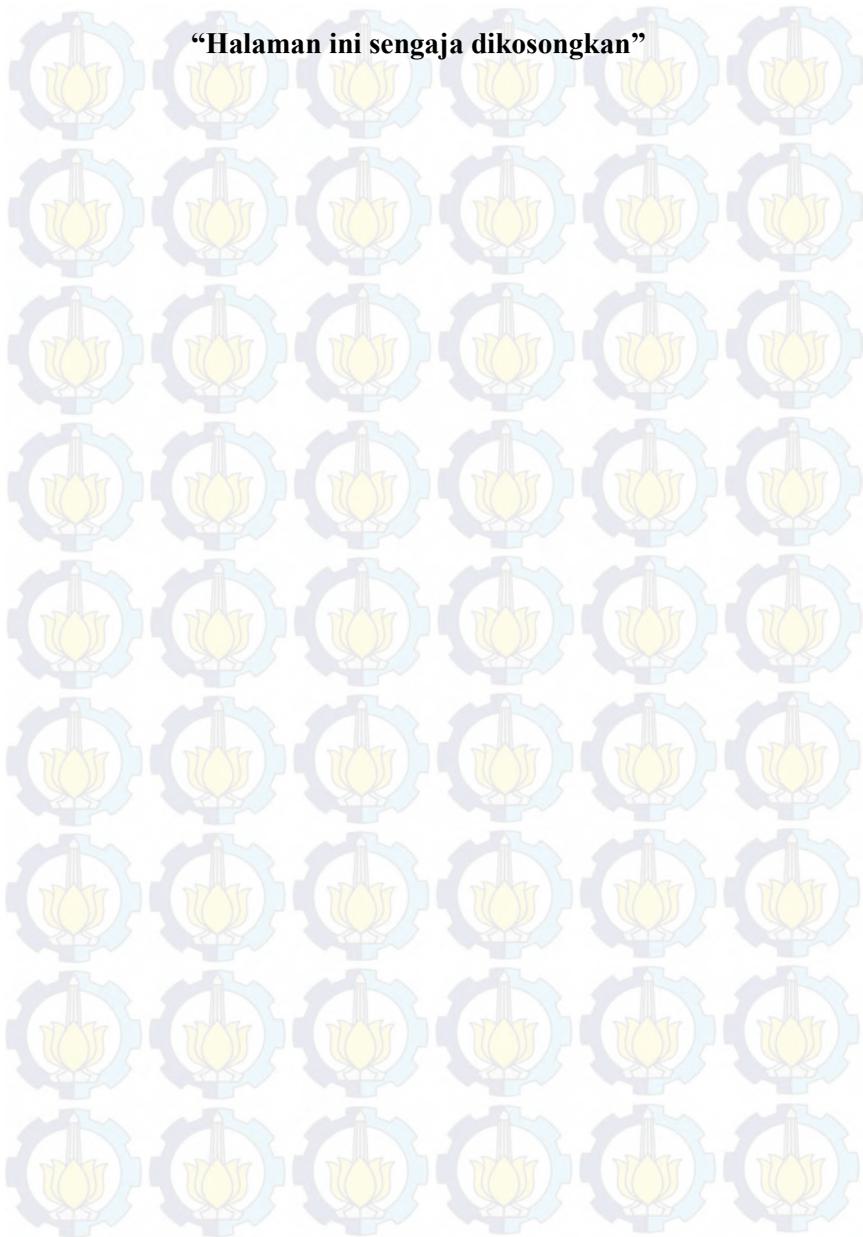
### 5.1 Kesimpulan

Algoritma RR-PSO telah diuji dan diimplementasikan pada permasalahan inversi dispersi gelombang Rayleigh mode dasar maupun VES, dan diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Algoritma RR-PSO mampu mengoptimasi fungsi yang multi-modal dengan cepat dan akurat. RR-PSO rata-rata membutuhkan iterasi di bawah 30 untuk mencapai kekonvergenan.
2. Algoritma RR-PSO yang dikembangkan pada penelitian ini memiliki performa yang cepat, stabil dan *robust* terhadap *noise*, baik pada permasalahan inversi dispersi gelombang Rayleigh maupun VES. Serta, mampu mengestimasi parameter bawah permukaan dengan tepat.
3. Algoritma RR-PSO mampu memperoleh solusi inversi dengan derajat ketidakpastian yang kecil.
4. RR-PSO juga telah diimplementasikan juga pada inversi data lapangan tanggul LUSI. Hasil inversinya dapat menginterpretasikan keadaan bawah permukaan dengan tepat dan dapat digunakan untuk menilai kestabilan tanggul LUSI.

### 5.2 Saran

Setelah melakukan penelitian ini, diperoleh beberapa hal yang dapat menjadi pertimbangan untuk penelitian selanjutnya, yakni: perlu dilakukan *joint* inversi dispersi gelombang Rayleigh dan VES dengan optimasi multi-obyektif, RR-PSO dapat didesain untuk melakukan optimasi multi-obyektif serta mengimplementasi RR-PSO pada permasalahan inversi geofisika lainnya.



**“Halaman ini sengaja dikosongkan”**

## DAFTAR PUSTAKA

- Aki, K., Richards, P.G., 2002. Quantitative Seismology. University Science Books.
- Asfahani, J., 2013. Groundwater potential estimation using vertical electrical sounding measurements in the semi-arid Khanasser Valley region, Syria. *Hydrol. Sci. J.* 58, 468–482. doi:10.1080/02626667.2012.751109
- Balkaya, Ç., 2013. An implementation of differential evolution algorithm for inversion of geoelectrical data. *J. Appl. Geophys.* 98, 160–175. doi:10.1016/j.jappgeo.2013.08.019
- Balkaya, Ç., Kaya, M.A., Göktürkler, G., 2008. Delineation of shallow resistivity structure in the city of Burdur, SW Turkey by vertical electrical sounding measurements. *Environ. Geol.* 57, 571–581. doi:10.1007/s00254-008-1326-9
- Beatty, K.S., Schmitt, D.R., Sacchi, M., 2002. Simulated annealing inversion of multimode Rayleigh wave dispersion curves for geological structure. *Geophys. J. Int.* 151, 622–631. doi:10.1046/j.1365-246X.2002.01809.x
- Bhattacharya, P.K., Patra, H.P., 1968. Direct current geoelectric sounding: Principles and interpretation. Elsevier Pub. Co.
- Brandstatter, B., Baumgartner, U., 2002. Particle swarm optimization - mass-spring system analogon. *IEEE Trans. Magn.* 38, 997–1000. doi:10.1109/20.996256
- Chen, X., 1993. A systematic and efficient method of computing normal modes for multilayered half-

- space. *Geophys. J. Int.* 115, 391–409. doi:10.1111/j.1365-246X.1993.tb01194.x
- Clerc, M., Kennedy, J., 2002. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Trans. Evol. Comput.* 6, 58–73. doi:10.1109/4235.985692
- 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., 2008. VS and VP vertical profiling via joint inversion of Rayleigh waves and refraction travel times by means of bi-objective evolutionary algorithm. *J. Appl. Geophys.* 66, 15–24. doi:10.1016/j.jappgeo.2008.08.002
- 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
- Ekinci, Y.L., Demirci, A., 2008. A Damped Least-Squares Inversion Program for the Interpretation of Schlumberger Sounding Curves. *J. Appl. Sci.* 8, 4070–4078. doi:10.3923/jas.2008.4070.4078
- Fernández-Martínez, J.L., García-Gonzalo, E., 2012. Stochastic stability and numerical analysis of two novel algorithms of the pso family: pp-gpso and rr-gpso. *Int. J. Artif. Intell. Tools* 21, 1240011. doi:10.1142/S0218213012400118

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. *J. Appl. Geophys.* 71, 13–25. doi:10.1016/j.jappgeo.2010.02.001

Fernández-Martínez, J.L., G.-G., E., 2008. Theoretical analysis of particle swarm trajectories through a mechanical analogy. *Int. J. Comput. Intell. Res.* 4. doi:10.5019/j.ijcir.2008.129

Fernández-Martínez, J.L., Mukerji, T., García-Gonzalo, E., Fernández-Muñiz, Z., 2011. Uncertainty assessment for inverse problems in high dimensional spaces using particle swarm optimization and model reduction techniques. *Math. Comput. Model.* 54, 2889–2899. doi:10.1016/j.mcm.2011.07.009

Foti, S., Lai, C.G., Rix, G.J., Strobbia, C., 2014. *Surface Wave Methods for Near-Surface Site Characterization*, 1 edition. ed. CRC Press, Boca Raton.

Ghosh, D.P., 1971. The Application of Linear Filter Theory to The Direct Interpretation of Geoelectrical Resistivity Sounding Measurements. *Geophys. Prospect.* 19, 192–217.

Gonzales, V.A., Ottenbacher, K.J., 2001. Measures of central tendency in rehabilitation research: what do they mean? *Am. J. Phys. Med. Rehabil. Assoc. Acad. Physiatr.* 80, 141–146.

Grandis, H., 2009. *Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika*. Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI), Jakarta.

- Hering, A., Misiak, R., Gyulai, A., Ormos, T., Dobroka, M., Dresen, L., 1995. A joint inversion algorithm to process geoelectric and surface wave seismic data. Part I: basic ideas. *Geophys. Prospect.* 43, 135–156. doi:10.1111/j.1365-2478.1995.tb00128.x
- Husein, A., Santosa, B.J., Bahri, A.S., 2015. Seepage Monitoring of an Embankment Dam Using Resistivity Method: A Case Study of LUSI Mud Volcano P.79 - P.82 Embankment. *Appl. Mech. Mater.* 771, 213–217. doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.771.213
- Ikeda, T., Tsuji, T., 2015. Advanced surface-wave analysis for 3D ocean bottom cable data to detect localized heterogeneity in shallow geological formation of a CO<sub>2</sub> storage site. *Int. J. Greenh. Gas Control* 39, 107–118. doi:10.1016/j.ijggc.2015.04.020
- Ivanov, J., Miller, R.D., Lacombe, P., Johnson, C.D., Lane, J.W., 2006. Delineating a shallow fault zone and dipping bedrock strata using multichannel analysis of surface waves with a land streamer. *Geophysics* 71, A39–A42. doi:10.1190/1.2227521
- Jha, M.K., Kumar, S., Chowdhury, A., 2008. Vertical electrical sounding survey and resistivity inversion using genetic algorithm optimization technique. *J. Hydrol.* 359, 71–87. doi:10.1016/j.jhydrol.2008.06.018
- Karastathis, V.K., Karmis, P.N., Drakatos, G., Stavrakakis, G., 2002. Geophysical methods contributing to the testing of concrete dams. Application at the Marathon Dam. *J. Appl. Geophys.* 50, 247–260. doi:10.1016/S0926-9851(02)00145-3

- Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle swarm optimization, in: , IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings. Presented at the , IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings, pp. 1942–1948 vol.4. doi:10.1109/ICNN.1995.488968
- Kennett, B., 2009. Seismic Wave Propagation in Stratified Media. The Australian National University.
- Koefoed, O., Mallick, K., 1979. Geosounding Principles: Resistivity sounding measurements. Elsevier Scientific Publishing Company.
- Kulesh, M., Holschneider, M., Diallo, M.S., 2008. Geophysical wavelet library: Applications of the continuous wavelet transform to the polarization and dispersion analysis of signals. *Comput. Geosci.* 34, 1732–1752. doi:10.1016/j.cageo.2008.03.004
- Lay, T., Wallace, T.C., 1995. *Modern Global Seismology*, Volume 58, 1 edition. ed. Academic Press, San Diego.
- Lowrie, W., 2007. *Fundamentals of Geophysics*, 2 edition. ed. Cambridge University Press, Cambridge ; New York.
- Manikandan, S., 2011. Measures of central tendency: Median and mode. *J. Pharmacol. Pharmacother.* 2, 214–215. doi:10.4103/0976-500X.83300
- Martínez, J.L.F., Gonzalo, E.G., 2009. The PSO family: deduction, stochastic analysis and comparison. *Swarm Intell.* 3, 245–273. doi:10.1007/s11721-009-0034-8
- Martínez, J.L.F., Gonzalo, E.G., Muñiz, Z.F., Mariethoz, G., Mukerji, T., 2010. Posterior Sampling Using Particle Swarm Optimizers and Model Reduction

- Techniques. *Int J Appl Evol Comput* 1, 27–48. doi:10.4018/jaec.2010070102
- Martínez, J.L.F., Muñiz, M.Z.F., Tompkins, M.J., 2012. On the topography of the cost functional in linear and nonlinear inverse problems. *Geophysics* 77, W1–W15. doi:10.1190/geo2011-0341.1
- Martínez, J.L., García Gonzalo, E., 2008. The Generalized PSO: A New Door to PSO Evolution. *J. Artif. Evol. Appl.* 2008, 1–15. doi:10.1155/2008/861275
- Menke, W., 1989. *Geophysical Data Analysis: Discrete Inverse Theory*. Academic Press.
- 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 (Tulsa OK)* 18, 1392 – 1396.
- Nordiana, M.M., Saad, R., Nawawi, M.N.M., Azwin, I.N., Mohamad, E.T., 2013. Case Study: Shallow Subsurface Geology Mapping Using 2-D Resistivity Imaging with EHR Technique. *APCBEE Procedia, 4th International Conference on Environmental Science and Development- ICESD 2013* 5, 134–140. doi:10.1016/j.apcbee.2013.05.024
- Oladunjoye, M., Jekayinfa, S., Oladunjoye, M., Jekayinfa, S., 2015. Efficacy of Hummel (Modified Schlumberger) Arrays of Vertical Electrical Sounding in Groundwater Exploration: Case Study of Parts of Ibadan Metropolis, Southwestern Nigeria. *Int. J. Geophys. Int. J. Geophys.* 2015, 2015, e612303. doi:10.1155/2015/612303, 10.1155/2015/612303

Pei, D., 2007. Modeling and inversion of dispersion curves of surface waves in shallow site investigations. UNIVERSITY OF NEVADA, RENO.

Rizzo, E., Colella, A., Lapenna, V., Piscitelli, S., 2004. High-resolution images of the fault-controlled High Agri Valley basin (Southern Italy) with deep and shallow electrical resistivity tomographies. *Phys. Chem. Earth Parts ABC, Seismo Electromagnetics and Related Phenomena* 29, 321–327. doi:10.1016/j.pce.2003.12.002

Roma, V., 2007. Seismic Ground Characterization by Means of The MASW Method (Multichannel Analysis of Surface Waves). Politecnico di Torino, Torino, Italy.

Rønning, J.S., Ganerød, G.V., Dalsegg, E., Reiser, F., 2013. Resistivity mapping as a tool for identification and characterisation of weakness zones in crystalline bedrock: definition and testing of an interpretational model. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 73, 1225–1244. doi:10.1007/s10064-013-0555-7

Schon, J.H., 2011. *Physical Properties of Rocks, Volume 8: A workbook*, 1 edition. ed. Elsevier, Amsterdam; Boston.

Sen, M.K., Stoffa, P.L., 2013. *Global Optimization Methods in Geophysical Inversion*, 2nd ed. Cambridge University Press, Cambridge.

Sharma, S.P., 2012. VFSARES—a very fast simulated annealing FORTRAN program for interpretation of 1-D DC resistivity sounding data from various electrode arrays. *Comput. Geosci.* 42, 177–188. doi:10.1016/j.cageo.2011.08.029

- Song, X., Tang, L., Lv, X., Fang, H., Gu, H., 2012. Application of particle swarm optimization to interpret Rayleigh wave dispersion curves. *J. Appl. Geophys.* 84, 1–13. doi:10.1016/j.jappgeo.2012.05.011
- Sungkono, 2011. Inversi Terpisah dan Simultan Dispersi Gelombang Rayleigh dan Horizontal-to-Vertical Spectral Ratio Menggunakan Algoritma Genetik (Master Thesis). Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Sungkono, Husein, A., Prasetyo, H., Bahri, A.S., Monteiro Santos, F.A., Santosa, B.J., 2014. The VLF-EM imaging of potential collapse on the LUSI embankment. *J. Appl. Geophys.* 109, 218–232. doi:10.1016/j.jappgeo.2014.08.004
- Sungkono, Santosa, B., 2011. Determine of Rayleigh wave dispersion using FGRT method. *Proceeding Int. Conf. Math. Sci. ICOMSc 2011.*
- Sungkono, Santosa, B.J., 2014. Differential evolution adaptive metropolis sampling method to provide model uncertainty and model selection criteria to determine optimal model for Rayleigh wave dispersion. *Arab. J. Geosci.* 1–21. doi:10.1007/s12517-014-1726-y
- Waskito, R.G.N., 2013. Aplikasi Metode Inversi Kurva Dispersi Gelombang Rayleigh yang Robust terhadap Noise Berbasis Differential Evolution. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Widyaningrum, Y., 2014. Inversi Dispersi Gelombang Rayleigh Menggunakan Quantum Particle Swarm Optimization Untuk Analisa Struktur Bawah Permukaan Tanggul Lumpur Sidoarjo (Master

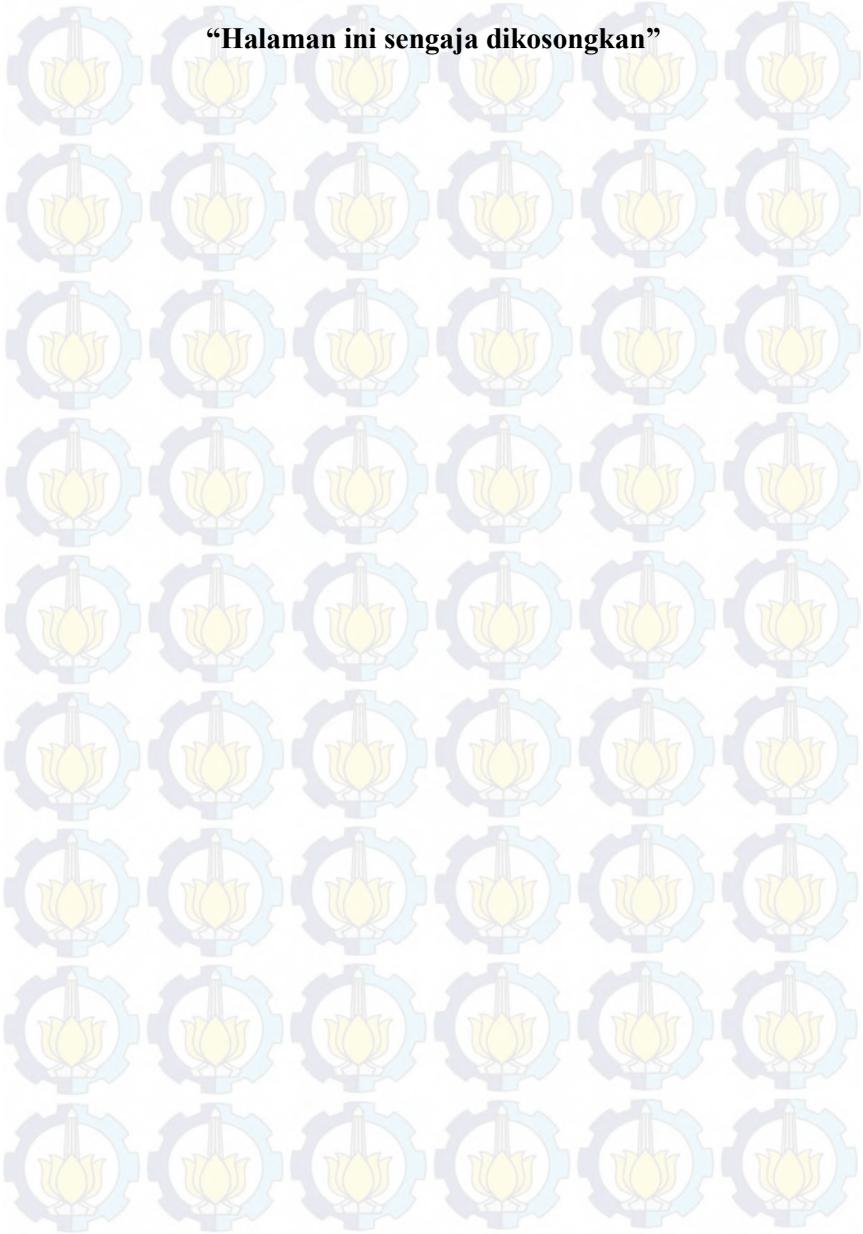
Thesis). Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Widyaningrum, Y., Sungkono, Husein, A., Santosa, B.J., Bahri, A.S., 2015. Combination of Active and Passive Seismic Analyses for Embankment Characterization. *Appl. Mech. Mater.* 771, 179–182. doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.771.179

Yu, X., Gen, M., 2010. *Introduction to Evolutionary Algorithms*. Springer Science & Business Media.

Zhang, S.X., Chan, L.S., 2003. Possible effects of misidentified mode number on Rayleigh wave inversion. *J. Appl. Geophys.* 53, 17–29. doi:10.1016/S0926-9851(03)00014-4

**“Halaman ini sengaja dikosongkan”**



## LAMPIRAN

### Lampiran 1

#### #1 Source Code : FGRT

```
% Input file for mat_disperse.m
% Example of the Fast Generalized
Reflection/Transmission (FGRT) using Matlab
performance,
%used in the work where FGRT was first
presented:
% Cite:
% Sungkono, B.J. Santosa,
% "DETERMINE OF RAYLEIGH WAVE DISPERSION USING
FGRT METHOD"
% International Conference on Mathematics and
Sciences (ICOMSc) 2011, pp.
% OP091-OP097, Surabaya
% this FGRT method was developed based on GRT
method which was developed by
% Lai and Rix. This algorithm is faster than GRT
method.
close all;clc;clear all
% Define vectors of layer thickness, mass
density, shear wave velocity
% and compression wave velocity

%Using model from Comina et. al (2002) & Dal
Moro et.al (2008)
%model 1
p=0.5;
thk = [3 5 4];
vs = [170 200 150 300];
dns=0.77*log10(vs)+0.15;
vp=sqrt((1-p)./(0.5-p)).*vs;

%model 2
thk2 = [2 3 2];
vs2 = [120 150 200 280];
dns2=0.77*log10(vs2)+0.15;
```

```

vp=sqrt((1-p)/(0.5-p)).*vs2;
% Define a vector of frequencies (in Hz)
freq = [5:1:20 21:2:30]; n= length(freq);

% Define a vector of offsets from the source
offsets = [3:2:25];

% Call mat_disperse.m to solve the eigenvalue
problem and calculate phase
% velocities, displacement-stress functions, and
surface wave displacements

%Model 1
c1 = clock;
vr = mat_disperse1(thk,dns,vp,vs,freq);
vrn= (ones(n,1)+0.1*randn(n,1)).*vr;

%Model 2
vr2=mat_disperse1(thk2,dns2,vp2,vs2,freq);
vr2n= (ones(n,1)+0.1*randn(n,1)).*vr2;

c=clock-c1

%ploting dispersion curve model 1 & model 2
without noise
figure
plot(freq,vr,'-*')
hold on;
plot(freq,vr2,'r-x')

title ('Rayleigh Wave Dispersion Curve')
xlabel('Frequency (Hz)')
ylabel('Phase velocity Rayleigh Wave (m/s)')
%hfyfyrf
grid
legend('Model 1', 'Model 2')

%ploting dispersion curve model with 10% noise

```

```

figure
plot(freq,vrn,'-*')
hold on;
plot(freq,vr2n,'r-x')
title('Rayleigh Wave Dispersion Curve')
xlabel('Frequency (Hz)')
ylabel('Phase velocity Rayleigh Wave (m/s)')
%hfyfyrf
grid
legend('Model 1', 'Model 2')

%m1= [freq' vr vrn];
%xlswrite('model 1.xls',m1);
%m2= [freq' vr2 vr2n];
%xlswrite('model 2.xls',m2);
%selesai

```

## Lampiran 2

### #2 Source Code: Forward Modeling VES

```

clc;
clear all;
close all;

% Define model
%using model from Cominna et al.(2003)
%Model 1
res = [250 120 90 60]; % Enter the resistivity
values for the three layers
thk = [3 5 4]; % Enter the thickness of
each layer

%Model 2
res2 = [100 120 60 160]; % Enter the
resistivity values for the three layers
thk2 = [2 3 2]; % Enter the thickness
of each layer

```

```

%Calculate apparent resistivity
global ab
ab= [1.5 2 2.5 3 4 5 6 6 7 8 9 10 12 15 15 20 25
30 30 ].*2; n= length(ab./2);
rhoa = dcfwdf(res,thk);
rhoa2= dcfwdf(res2,thk2);

rhoan_5= (ones(n,1)+0.05*randn(n,1)).*rhoa;
rhoan2_5= (ones(n,1)+0.05*randn(n,1)).*rhoa2;

rhoan_10=(ones(n,1)+0.1*randn(n,1)).*rhoa;
rhoan2_10= (ones(n,1)+0.1*randn(n,1)).*rhoa2;

% Plotting apparant resistivity curves without
noise
figure
subplot(2,1,1)
loglog(ab./2,rhoa, '-*');

hold on;
subplot(2,1,1)
loglog(ab./2,rhoa2, 'r-*');
hold on

Title('Resistivity Curve')
xlabel('AB/2 (m)')
ylabel ('apparent resistivity (ohm.m)')
xlim([1 30])
ylim([10^1 10^4])
legend('Model 1' , 'Model 2')

%ploting apparant resistivity curves with 3%
noise
figure
subplot(2,1,1)
loglog(ab./2,rhoan_5, '-*');

hold on;
subplot(2,1,1)

```

```

loglog(ab./2,rhoan2_5, 'r-*');
Title('Resistivity Curve')
xlabel('AB/2 (m)')
ylabel ('apparent resistivity (ohm.m)')
xlim([1 30])
ylim([10^1 10^4])
legend('Model 1' , 'Model 2')

```

```

figure
subplot(2,1,1)
loglog(ab./2,rhoan_10, '-*');

```

```

hold on;
subplot(2,1,1)
loglog(ab./2,rhoan2_10, 'r-*');

```

```

Title('Resistivity Curve')
xlabel('AB/2 (m)')
ylabel ('apparent resistivity (ohm.m)')
xlim([1 30])
ylim([10^1 10^4])
legend('Model 1' , 'Model 2')

```

```

m1= [(ab./2)' rhoa rhoan_5 rhoan_10];
xlswrite('model 01.xls' ,m1);
m2= [(ab./2)' rhoa2 rhoan2_5 rhoan2_10];
xlswrite('model 02.xls' ,m2);

```

### Lampiran 3

#### #3 Source Code: Inversi RR-PSO Kurva Dispersi

```

%RR-PSO Algorithm to Invert Rayleigh Waves
Dispersion
clc;close all;clear all
Rnoise=xlsread('model_shyntetic 1.xls',1);
%data=xlsread('data.xls');
global freq vr_exp p Xmin Xmax npart m tol
tol=12;
freq=Rnoise(:,1);vr_exp=Rnoise(:,3);

```

```

npart=200;
maxGen=100;
% inisialisasi awal
hmin=[1.5 2.5 2];
hmax=[4.5 7.5 6];
vsmin=[85 100 75 150];
vsmax=[255 300 225 450];
p=[0.4 0.4 0.4 0.4];
Xmin=[hmin vsmin];
Xmax=[hmax vsmax];
cp=1/3*6.97;
w=3.9;dt=1;
cg=1/6*6.97;
MaxM=1;
m=numel(hmin);
nvars=numel(Xmin);
Y=zeros(npart,1);
for ii=1:MaxM
    pos=[];
%inisialisasi
%load X.mat
X=individu;
V=zeros(size(X));
vr_theo=thickshear(X);
Y=objfunc(vr_theo)';
Ybest=Y;
Xbest=X;
indices=Y<tol;
if ~isempty(indices)
pos=[Xbest(indices,:) Y(indices,1)];
end
me(1,ii)=mean(Y);
iqry(1,ii)=iqr(Y);
[GYbest,indexgbest] = min(Y);
gbest = indexgbest(1);
solution(1,:)=Xbest(gbest,:);
errorbest(1,ii)=GYbest;
% inersia dan randomannya
%wi=0.9;wf=0.5;
disp 'Inisialisasi telah selesai'

```

```

fprintf('Iteration=%i Min Error=%.2f Individu
Ke--=%.2f \n',1,GYbest,gbest)
a=clock;c=cp+cg;

for iter = 1:maxGen
% Calculating PSO parameters
%w=wmax-(wmax-wmin)*(iter+1)/maxGen;
%w = linrate(wf,wi,maxGen, 0, iter);
% For later calculations only
GXbest = repmat(Xbest(gbest,:),npart, 1);
% Calculating speeds
V = (V + dt*cp*rand(size(V)).*(Xbest-X)
+dt*cg*rand(size(V)).*(GXbest-X))./(1+(1-
w)*dt+c*dt^2);
%Population is moving
X = X + V*dt;
% boundary X
[V,X]=syaratX(V,Xbest,X,Xmin,Xmax);
vr_theo=thickshear(X);
Y=objfunc(vr_theo);
% search optimum local
[Xb,Yb,posa]=optimumlocal(Xbest,X,Ybest,Y);
Xbest=Xb;
Ybest=Yb;
indices=find(posa);
if ~isempty(indices)
    pos1=[Xb(indices,:) Yb(indices,1)];
    pos=[pos;pos1];
else
    pos=pos;
end
me(iter+1,ii)=mean(Yb);
iqry(iter+1,ii)=iqr(Yb);
% search optimum global
[GYbest,indexgbest]=min(Ybest);
gbest=indexgbest(1);
solution(iter+1,:)=Xbest(gbest,:);
errorbest(iter+1,ii)=GYbest;
fprintf('Iteration=%i Min Error=%.2f
Individu Ke--=%.2f \n',iter+1,GYbest,gbest)
end

```

```

save RRPSSOmodelD.mat
end
xlswrite('posterior1_noise.xls',pos)
xlswrite('meanerror1_noise.xls',errorbest)
xlswrite('interquatile1_noise.xls',iqry)
%WIGPSO=39.0000    56.3530
%GPSO=45.0000   -38.0440

```

#### Lampiran 4

#### #4 Source Code: Inversi RR-PSO VES

```

%RR-PSO algorithm to invert VES DATA
clc; close all; clear all;
input=xlswrite('model 01.xls',1);
global ab rhoa_ob Xmin Xmax npart m tol
tol=12;
ab=input(:,1)*2; rhoa_ob= input(:,2);
npart=200; maxGen=100;

%inisiasi awal
hmin= [1.5 2.5 2];
hmax= [4.5 7.5 6];
rho_min=[125 60 45 30];
rho_max=[375 180 135 120];
Xmin=[hmin rho_min];
Xmax=[hmax rho_max];
cp=1/3*6.97;
w=3.9; dt=1;
cg=1/6*6.97;
MaxM=1;

m=numel(hmin);
nvars=numel(Xmin);
Y=zeros(npart,1); X=individu;
for ii=1:MaxM
    pos=[];

    V=zeros(size(X));

```

```

rhoa_cal=thickres(X);
Y=objfunc(rhoa_cal)';
Ybest=Y;
Xbest=X;
indices=Y<tol;
if ~isempty(indices)
    pos=[Xbest(indices,:) Y(indices,1)];
end
me(1,ii)=mean(Y);
iqry(1,ii)=iqr(Y);
[GYbest, indexgbest]=min(Y);
gbest= indexgbest(1);
solution(1,:)= Xbest(gbest,:);
errorbest(1,ii)=GYbest;
disp 'inialisasine wes mari reekkk..!'
fprintf('iterasi=%i Min Error=%.2f Individu
Ke--=%.2f \n',1,GYbest,gbest)
a=clock;c=cp+cg;
for iter = 1:maxGen
    % Calculating PSO parameters
    %w=wmax-(wmax-wmin)*(iter+1)/maxGen;
    %w = linrate(wf,wi,maxGen, 0, iter);
    % For later calculations only
    GXbest = repmat(Xbest(gbest,:),npart, 1);
    % Calculating speeds
    V = (V + dt*cp*rand(size(V)).*(Xbest-X)
+dt*cg*rand(size(V)).*(GXbest-X))./(1+(1-
w)*dt+c*dt^2);
    %Population is moving
    X = X + V*dt;
    % boundary X
    [V,X]=syaratX(V,Xbest,X,Xmin,Xmax);
    rhoa_cal=thickres(X);
    Y=objfunc(rhoa_cal);
    % search for optimum local
    [Xb,Yb,posa]=optimumlocal(Xbest,X,Ybest,Y);
    Xbest=Xb;
    Ybest=Yb;
    indices=find(posa);
    if ~isempty(indices)
        pos1=[Xb(indices,:) Yb(indices,1)];

```

```
        pos=[pos;pos1];  
    else  
        pos=pos;  
    end  
    me(iter+1,ii)=mean(Yb);  
    iqry(iter+1,ii)=iqr(Yb);  
    % search for optimum global  
    [GYbest,indexgbest]=min(Ybest);  
    gbest=indexgbest(1);  
    solution(iter+1,:)=Xbest(gbest,:);  
    errorbest(iter+1,ii)=GYbest;  
    fprintf('Iterasion=%i Min Error=%.2f  
Individu Ke--%.2f \n',iter+1,GYbest,gbest)  
end  
end
```



## POFIL PENULIS

**Dharma Arung Laby** atau yang akrab disapa Dharma dilahirkan di Samarinda, 30 September 1993. Penulis merupakan putra sulung dari tiga bersaudara buah pernikahan dari bapak Piter Allo Kendek dan ibu Maria Susana. Ia mengawali perjuangannya dalam menuntut ilmu di TK Fajar Harapan Samarinda pada tahun 1999. Kemudian ia melanjutkan perjuangannya tersebut di SD Negeri 009 Kanaan Bontang (1999-2005), SMP Negeri 2 Bontang (2005-2008) dan SMA Negeri 1 Bontang (2008-2011). Pada September 2011 Penulis resmi terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Fisika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dan mengambil bidang Geofisika. Selama menempuh pendidikan di ITS, ia aktif di organisasi mahasiswa jurusan, beberapa kepanitiaan dan organisasi kerohanian. Pada tahun 2012 s.d 2014 ia mulai aktif di HIMASIKA ITS sebagai staf departemen RISTEK dan anggota divisi pemuridan Persekutuan Mahasiswa Kristen (PMK) ITS. Kemudian pada periode 2014 s.d 2015 ia aktif sebagai Badan Pengurus Harian PMK ITS. Selain itu Penulis juga aktif sebagai asisten laboratorium Geofisika dan asisten mata kuliah Fisika Dasar UPMB. Ia juga pernah melakukan Kerja Praktek (KP) di PT. Pertamina Geothermal Energy Area Kamojang dengan mengambil topik *Microearthquake monitoring* area panas bumi. Menjelang akhir masa studinya di ITS, Penulis mulai berkonsentrasi pada penelitian dan telah mempublikasikan hasil penelitiannya pada *International Conference* tahun 2015 dan terus mengembangkan penelitiannya tersebut. Bidang penelitian yang sedang digelutinya ialah *Geophysical inversion* dan beberapa metode geofiska dekat permukaan. Apabila ingin berdiskusi lanjut dengan Penulis, dapat menghubunginya via email dengan alamat [d.arunglaby@gmail.com](mailto:d.arunglaby@gmail.com).

**“You’ll never walk alone #YNWA”**

