

Pemodelan Kurva Sounding Schlumberger Dengan Menggunakan Algoritma *Modified Symbiotic Organism Search (mSOS)*

Muhammad Reza Zamani^{1,*}, Widodo

¹Teknik Geofisika, Institut Teknologi Bandung, Indonesia

*Email: rhezazamani@gmail.com

Submit: 2022-03-14 ; Revised: 2022-06-18 ; Accepted: 2022-08-22

Abstrak: *Vertical Electrical Sounding (VES)* dengan konfigurasi Schlumberger merupakan salah satu teknik dalam metode geolistrik untuk mengetahui model struktur bawah permukaan bumi secara 1D melalui variasi vertikal resistivitas terhadap kedalaman dengan resolusi vertikal yang tinggi. Pemodelan data hasil akuisisi lapangan VES dilakukan menggunakan teknik inversi, inversi data VES merupakan permasalahan non-linier sehingga diperlukan algoritma dengan pendekatan global untuk mendapatkan solusi yang optimum. Pada penelitian ini digunakan algoritma berbasis populasi dengan pendekatan global untuk melakukan pemodelan inversi data VES yaitu *modified Symbiotic Organism Search (mSOS)* yang terinspirasi dari simbiosis yang terjadi di suatu ekosistem. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 tahapan optimasi yaitu mutualisme, komensalisme, dan parasitisme yang masing-masing memiliki peranan dalam peningkatan kapasitas eksplorasi yang berkaitan dengan akurasi solusi dan eksplotasi yang berkaitan dengan kecepatan konvergensi algoritma. Pengujian algoritma mSOS dilakukan pada data sintetik dan data lapangan. Hasil dari pemodelan inversi data sintetik kemudian dibandingkan dengan *algoritma damped least-square (DSLQR)*, *Flower Pollination Algorithm (FPA)*, dan *Symbiotic Organism Search (SOS)* untuk mengetahui kemampuan eksplorasi dan eksploitasi solusi dibandingkan algoritma lain yang ditinjau dari kesesuaian dari parameter model sintetik dan data sintetik dengan hasil perhitungan, sedangkan pada data lapangan hasil pemodelan inversi dibandingkan dengan perangkat lunak IP2WIN meliputi kesesuaian data observasi dengan data perhitungan inversi dari keduanya dan kesesuaian dengan data lubang bor. Hasil inversi pemodelan data sintetik menunjukkan algoritma mSOS memiliki keseimbangan dalam kapasitas eksplorasi dan eksplotasi dibandingkan dengan algoritma lain yang diujikan dibuktikan dengan kemampuan algoritma mSOS yang berhasil mendapatkan kembali model data sintetik dengan tingkat kesesuaian yang paling tinggi dengan waktu konvergensi yang relatif cepat, untuk hasil pemodelan inversi data lapangan juga menghasilkan model yang representatif dengan kondisi bawah permukaan karena bersesuaian dengan data lubang bor serta memiliki tingkat kecocokan data lapangan dan data perhitungan inversi yang relatif sama baiknya dari perangkat lunak IP2WIN.

Kata kunci: Inversi, mSOS, schlumberger, VES

Abstract: Vertical Electrical Sounding (VES) by schlumberger

configuration is one of techniques in geoelectric method to discover 1D model of earth subsurface structure through vertical variation of resistivity versus depth which produce high vertical resolution. The modeling of data obtained from VES field acquisition is conducted using inversion technique, inversion of VES data is non-linear problem therefore algorithm with global approach is required to obtain optimum solution. In this research, a population-based algorithm with global approach was applied to conducted VES data inversion modelling, called modified Symbiotic Organism Search (mSOS) which was inspired by symbiosis that occurs in ecosystem. The algorithm used in this research consists of 3 stages of optimization. mutualism, commensalism, and parasitism, each stages has a role to increasing exploration related to solution accuracy and exploitation related to algorithm convergence speed. mSOS algorithm was tested on synthetic and field data. The results of synthetic data inversion modeling then compared with damped least-square (DSLQR) algorithm, Flower Pollination Algorithm (FPA), and Symbiotic Organism Search (SOS) algorithm to determine capabilities of exploration and exploitation of mSOS algorithm then compared them in terms of suitability between synthetic model and calculated model, while in field data case the results of inversion modeling are compared with IP2WIN software including suitability of observation data and calculated data also suitability between model and borehole data. The results of synthetic data inversion modeling show that mSOS algorithm has stability according to capacity of exploration and exploitation compared to other algorithms, as evidenced mSOS algorithm has successfully retrieve synthetic data models with the highest degree of suitability and get relatively fast convergence time, for field data case inversion modelling also produces a representative model with subsurface conditions because it corresponds to borehole data and has a better suitability between field data and inversion calculation data than IP2WIN.

Keywords: Inversion, mSOS, schlumberger, VES

1 PENDAHULUAN

Pemodelan inversi data *Vertical Electrical Sounding (VES)* dengan konfigurasi schlumberger bertujuan untuk menggambarkan kondisi bawah permukaan bumi 1D melalui model variasi resistivitas secara vertikal terhadap kedalaman,

pada beberapa kasus seperti pada lingkungan sedimen yang membentuk struktur bawah permukaan yang berlapis model 1D resistivitas dapat menggambarkan kondisi bawah permukaan dengan baik (Muiuane dan Pedersen, 1999). Hasil akuisisi data lapangan VES merupakan data resistivitas semu yang tidak menggambarkan secara langsung kondisi bawah permukaan sehingga diperlukan penyelesaian permasalahan inversi untuk mendapatkan model bawah permukaan yang sebenarnya (Ekinci dan Demirci, 2008). Pada kasus pemodelan inversi data VES sudah banyak diterapkan beberapa algoritma dengan pendekatan lokal dan global diantaranya *Damped Least-square* (DSLQR) (Ekinci dan Demirci, 2008), *Single Value Decomposition* (SVD), *Levenberg Marquardt* (Heriyanto dan Srigutomo, 2017), *Flower Pollination* (FPA) (Raflesia dan Widodo, 2021), dan masih banyak algoritma lainnya. Permasalahan inversi data resistivitas merupakan permasalahan non-linier (Muiuane dan Pedersen, 1999) yang memiliki banyak nilai minimum lokal sehingga dibutuhkan algoritma dengan pendekatan global karena algoritma dengan pendekatan global memungkinkan pencarian solusi secara lebih luas melalui “ruang pencarian” untuk mendapatkan optimum model sehingga dapat lebih baik dalam menemukan lokal minimum asli dari sekian banyak lokal minimum yang ada dibandingkan pencarian dengan pendekatan lokal yang bergantung pada model awal terutama pada kondisi parameter pemodelan yang relatif banyak (Maurya dkk., 2020).

Salah satu algoritma berbasis populasi dengan pendekatan global yang relatif baru yaitu modified *Symbiotic Organism Search* (mSOS) (Do dan Lee, 2017), algoritma ini merupakan algoritma modifikasi dari algoritma aslinya yaitu modified *Symbiotic Organism Search* (SOS) yang terinspirasi dari simbiosis pada makhluk hidup yang terjadi pada suatu ekosistem terdiri dari mutualisme, komensalisme, dan parasitisme (Cheng dan Prayogo, 2014) yang kemudian nama dari jenis symbiosis ini diadaptasi menjadi nama tahapan dalam proses optimasi ini. Modifikasi yang dialami oleh algoritma mSOS dari algoritma SOS terletak pada fase mutualisme dan komensalisme untuk meningkatkan kapasitas eksplorasi solusi yang berkaitan dengan pencarian global solusi dan eksploitasi yang berkaitan dengan pencarian lokal solusi untuk mempercepat algoritma menuju konvergensi minimum serta menghapuskan fase parasitisme karena dianggap memperlambat proses komputasi (Do dan Lee, 2017). Data yang digunakan untuk pengujian algoritma mSOS adalah data sintetik dengan tipe kurva H dan kurva HK serta data lapangan pada suatu lapangan di daerah Padalarang, Kabupaten Bandung, Jawa Barat yang dilengkapi dengan data lubang bor. Pada pemodelan data sintetik hasil dari pemodelan inversi algoritma mSOS akan dibandingkan dengan algoritma DSLQR, FPA, dan SOS untuk menguji seberapa akurat model yang dihasilkan oleh algoritma mSOS dalam melakukan proses inversi ditinjau dari kemampuan algoritma dalam mengembalikan model sintetik, nilai tingkat kecocokan data sintetik dan data perhitungan inversi yang direpresentasikan oleh nilai misfit, dan tingkat kecocokan antara parameter model sintetik dan model hasil perhitungan inversi, sedangkan pada kasus pemodelan data lapangan hasil inversi data lapangan akan dibandingkan dengan hasil inversi dengan perangkat lunak yang sudah umum digunakan untuk pemodelan data VES yaitu IP2WIN dengan tujuan untuk membandingkan akurasi dari kedua perangkat lunak

dalam memodelkan data hasil akuisisi lapangan yang sesuai dengan data actual berupa data lubang bor.

2 METODE

2.1 Pemodelan ke Depan (*Forward Modeling*)

Persamaan matematika dari pemodelan ke depan dari data VES yang dinyatakan oleh integral *Hankel* pada persamaan (1) (Koefoed, 1979).

$$\rho_a = s^2 \int_0^\infty T(\lambda) J_1(\lambda s) \lambda d\lambda \quad (1)$$

Dengan s merupakan setengah jarak elektroda dalam satuan meter, T merupakan fungsi transformasi resistivitas, J_1 merupakan fungsi Bessel orde 1, dan λ merupakan variable integral. Fungsi transformasi resistivitas dinyatakan dalam formulasi rekursif pekeris (Koefoed, 1979) yang secara matematis dinyatakan dengan persamaan 2.

$$T_k(\lambda) = \frac{T_{(k+1)}(\lambda) + \rho_k \tanh(\lambda h_k)}{1 + \frac{T_{(k+1)}(\lambda) \tanh(\lambda h_k)}{\rho_k}}; k = n - 1, \dots, 1 \quad (2)$$

Untuk menyelesaikan persamaan 1 menjadi lebih mudah dapat digunakan filter linier, untuk menyelesaikan persamaan tersebut maka perhitungan dapat dilakukan dengan persamaan 3 (Ghosh, 1971)

$$\rho_a = \sum_k T_k(\lambda) f_k \quad (3)$$

Dengan f_k merupakan koefisien filter linear dan k merupakan banyaknya filter koefisien. Koefisien filter linear yang digunakan pada penelitian ini adalah filter koefisien schlumberger yang dikembangkan oleh (Nyman dan Landisman, 1977)

2.2 Pemodelan Inversi Menggunakan Algoritma mSOS

Pada penelitian ini algoritma mSOS diterapkan untuk menyelesaikan permasalahan pemodelan inversi data VES. Tahap pertama yang dalam pemodelan inversi menggunakan algoritma mSOS adalah melakukan inisialisasi ekosistem dengan menghasilkan secara acak parameter model resistivitas (ρ) dan ketebalan (h) dari informasi “*a priori*” berupa batas “ruang pencarian” model dengan simbol ρ_{min} dan ρ_{max} untuk batas minimum dan maksimum “ruang pencarian” parameter model resistivitas serta h_{min} dan h_{max} adalah untuk batas minimum dan maksimum “ruang pencarian” parameter model ketebalan menggunakan persamaan 4 (Ekinci dkk., 2020).

$$\rho_{(i,j)} = \rho_{min} + Rand(0,1)x(\rho_{max} - \rho_{min}) \quad (4)$$

$$h_{(i,j)} = h_{min} + Rand(0,1)x(h_{max} - h_{min}) \quad (5)$$

$Rand(0,1)$ merupakan bilangan acak dengan interval 0 hingga 1. Indeks i merupakan indeks dari model atau organisme sejumlah populasi n_{pop} dan indeks j merupakan

indeks dari parameter model, apabila suatu model memiliki jumlah lapisan sebanyak n_{layer} maka jumlah parameter model n_{model} maka jumlah parameter model yang dihasilkan menyesuaikan dengan jumlah lapisan adalah $(2x_{n_{layer}}) - 1$. Selanjutnya model acak tersebut akan dievaluasi nilai *misfit* nya dan kemudian akan diambil model dengan nilai *misfit* terkecil sebagai X_{best} model terbaik sebelum kemudian masuk ke tiga tahap optimasi mutualisme, komensalisme, dan parasitisme yang akan dijelaskan lebih detail pada sub-sub bagian selanjutnya. Proses optimasi model dari model acak akan dilakukan secara berulang hingga tercapai imax iterasi maksimum dan setiap organisme telah melalui mengalami perhitungan dari setiap fase dan kemudian pada setiap iterasi akan dilakukan pembaruan solusi optimum dan X_{best} .

2.2.1 Fase Mutualisme

Fase mutualisme berperan dalam eksplorasi solusi atau pencarian solusi global yang berkaitan dengan akurasi solusi. Pada fase ini dipilih secara acak 2 organisme yaitu X_j , dan X_k dengan syarat $X_i \neq X_j \neq X_k$. X_k merupakan organisme yang menjadi organisme acuan untuk didekati oleh X_i dan X_j . Hubungan antara organisme X_i dan X_j dinyatakan oleh rata-rata dari kedua organisme yang dituliskan oleh persamaan 8. Sedangkan untuk solusi baru dari organisme X_i dan X_j dinyatakan oleh persamaan 6 dan 7 (Do dan Lee, 2017).

$$X_{(i,new)} = X_i + Rand(0, 1) x (X_k - X_{(mut)}x BF) \quad (6)$$

$$X_{(j,new)} = X_j + Rand(0, 1) x (X_k - X_{(mut)}x BF) \quad (7)$$

$$X_{(mut)} = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (8)$$

BF menyatakan seberapa besar manfaat yang diberikan oleh kedua organisme dalam hubungan mutualisme, pada penelitian ini digunakan nilai BF dengan nilai 1. $Rand(0,1)$ merupakan bilangan acak dengan interval 0 hingga 1. Untuk tahap berikutnya $X_{(i,new)}$ dan $X_{(j,new)}$ sebagai solusi baru akan dievaluasi berdasarkan misfit yang dihitung oleh fungsi objektif. Apabila solusi baru memiliki nilai misfit yang lebih rendah dari solusi lama maka solusi baru akan menggantikan solusi X_i atau X_j , namun apabila solusi lama memiliki nilai misfit yang lebih rendah maka solusi lama akan dipertahankan untuk melanjutkan pada fase komensalisme.

2.2.2 Fase Komensalisme

Fase komensalisme berperan dalam peningkatan kemampuan eksploitasi atau pencarian solusi yang bersifat lokal untuk meningkatkan kecepatan konvergensi. Pada fase ini 1 organisme dipilih secara acak X_j dengan syarat $X_i \neq X_j$, berbeda dengan fase mutualisme pada fase ini organisme yang menjadi acuan untuk didekati adalah organisme yang memiliki nilai misfit terendah dari populasi yang diekspresikan sebagai X_{best} untuk didekati oleh X_j . Solusi baru X_i pada tahap ini dinyatakan oleh persamaan 9 (Do dan Lee, 2017).

$$X_{(i,new)} = X_i + Rand(0.4, 0.9) x (X_{best} - X_j) \quad (9)$$

$Rand(0.4, 0.9)$ merupakan bilangan acak pada interval 0.4 hingga 0.9. Untuk tahap berikutnya solusi baru akan dievaluasi berdasarkan fungsi objektif. Apabila solusi baru memiliki nilai misfit yang lebih rendah dari solusi lama maka solusi baru akan menggantikan solusi , namun apabila solusi lama memiliki nilai misfit yang lebih rendah maka solusi lama akan dipertahankan untuk melanjutkan pada fase parasitisme.

2.2.3 Fase Parasitisme

Fase parasitisme berperan dalam peningkatan kemampuan algoritma melakukan eksplorasi solusi. Pada tahap ini akan dipilih organisme 1 organisme X_j dengan syarat $X_i \neq X_j$. Organisme X_i akan dimodifikasi menjadi vektor parasit X_p secara acak dengan persamaan matematika ditampilkan oleh persamaan 8 (Cheng dan Prayogo, 2014).

$$X_p = \begin{cases} X_{i,j} & \text{untuk } j \neq Rand(1, M) \\ X_{min} + Rand(0, 1) x (X_{max} - X_{min}) & \text{lainnya} \end{cases} \quad (10)$$

$Rand(1, M)$ merupakan bilangan acak dengan interval antara 1 hingga jumlah parameter. Solusi baru berupa vektor parasit X_p akan dibandingkan dengan organisme X_j yang dipilih berdasarkan nilai misfit dari fungsi objektif. Apabila nilai *misfit* X_p lebih rendah dari organisme X_j maka X_p akan menggantikan X_j sedangkan apabila nilai misfit X_j lebih rendah dari organisme X_p maka solusi X_j akan dipertahankan sebagai solusi akhir.

2.3 Fungsi Objective

Proses inversi dilakukan untuk mendapatkan respon hasil perhitungan yang memiliki tingkat fitness yang tinggi dengan data observasi. Tingkat fitness dari respon hasil perhitungan dan data observasi berasosiasi dengan nilai misfit, pada penelitian ini misfit dengan nilai rendah merepresentasikan kecocokan data yang baik antara respon hasil perhitungan dan data observasi. Perhitungan nilai misfit yang digunakan pada penelitian ini dinyatakan oleh persamaan *Error Root-Mean-Square* (ERMS) oleh persamaan 11 (Ekin-ci dan Demirci, 2008).

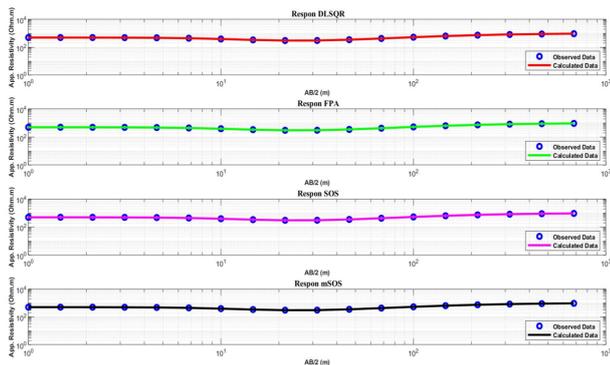
$$Misfit = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\rho_{app.cal} - \rho_{app.obs})^2} \quad (11)$$

Dengan $\rho_{(app.cal)}$ dan $\rho_{(app.obs)}$ secara berturut turut adalah resistivitas semu hasil perhitungan dan resistivitas semu observasi, serta N merupakan jumlah data. Nilai misfit memiliki unit yang sama dengan resistivitas semua yaitu $\Omega.m$.

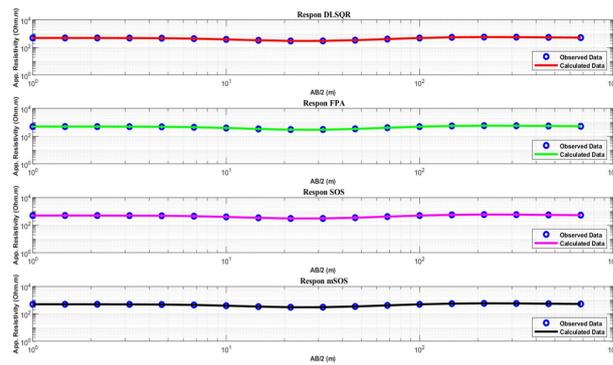
3 HASIL

3.1 Data Sintetik

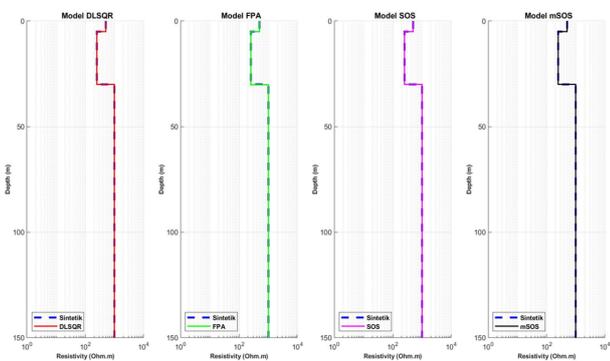
Pada kasus data sintetik dipilih dua model yaitu model tipe kurv H untuk kasus model 3 lapisan dan tipe kurva HK untuk kasus model 4 lapisan. Pada kasus data sintetik 3 lapisan parameter inversi yang digunakan adalah jumlah i_{max}



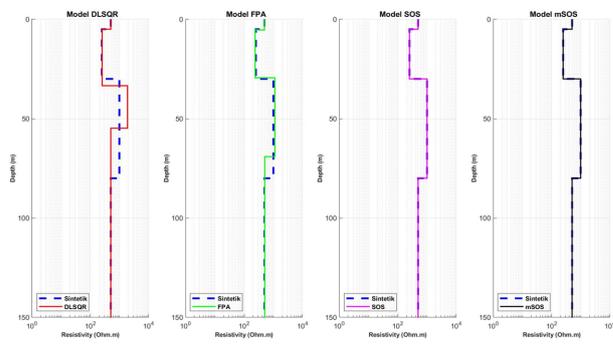
Gambar 1. Perbandingan data sintetik dan data hasil inversi tipe kurva H untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS



Gambar 3. Perbandingan data sintetik dan data hasil inversi tipe kurva HK untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS



Gambar 2. Perbandingan model sintetik dan model inversi tipe kurva H untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS

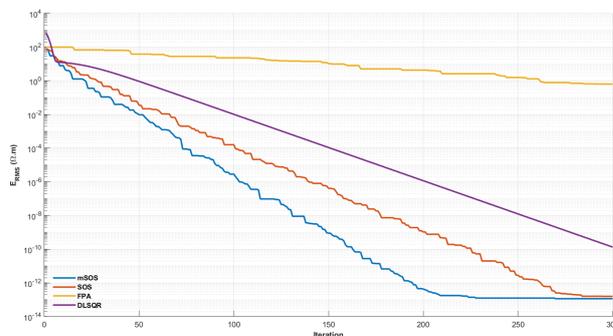


Gambar 4. Perbandingan data sintetik dan data hasil inversi tipe kurva HK untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS

iterasi sebanyak 300 kali iterasi dan n_{pop} jumlah populasi sebanyak 50 populasi, parameter inversi ini diterapkan pada algoritma uji berbasis populasi (FPA, SOS, dan mSOS). Untuk algoritma FPA diperlukan parameter tambahan yaitu parameter *switching probability* dengan nilai 0.8.

Hasil dari pemodelan inversi serta parameter dataspace atau “ruang pencarian” untuk algoritma berbasis populasi (FPA, SOS, dan mSOS) dan model awal untuk algoritma DLSQR untuk tipe kurva H dan tipe kurva HK ditampilkan dalam tabel dibawah, pemodelan hasil pemodelan inversi untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2. Pada Gambar 1 dan Gambar 2 ditampilkan secara berturut-turut tampilan dari data observasi serta data hasil perhitungan inversi dan model hasil inversi dari masing-masing algoritma untuk kasus tipe kurva H, kemudian pada Gambar 3 dan Gambar 4 secara berturut-turut ditampilkan data observasi serta data hasil perhitungan inversi dan model hasil inversi dari masing-masing algoritma untuk kasus tipe kurva HK. Akurasi dari hasil pemodelan setiap algoritma yang diujikan direpresentasikan oleh nilai *misfit*, pada Gambar 5 dan Gambar 6 ditampilkan secara berturut-turut nilai *misfit* setiap iterasi dari masing-masing algoritma untuk kasus pemodelan tipe kurva H dan tipe kurva HK.

Untuk mengetahui kecocokan nilai model sintetik dan model hasil inversi dari setiap parameter model maka eror relatif dari setiap parameter model dihitung oleh persamaan 12 dan hasilnya ditampilkan pada Tabel 3 dan Tabel 4



Gambar 5. Perbandingan nilai misfit untuk setiap iterasi pada pemodelan inversi data sintetik tipe kurva H untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS

yang secara berturut-turut nilai eror parameter model untuk model tipe kurva H dan eror parameter model untuk model tipe kurva HK

$$e_r = \frac{|parameter\ model\ sintetik - parameter\ model\ inversi|}{parameter\ model\ sintetik} \times 100\% \tag{12}$$

3.2 Data Lapangan

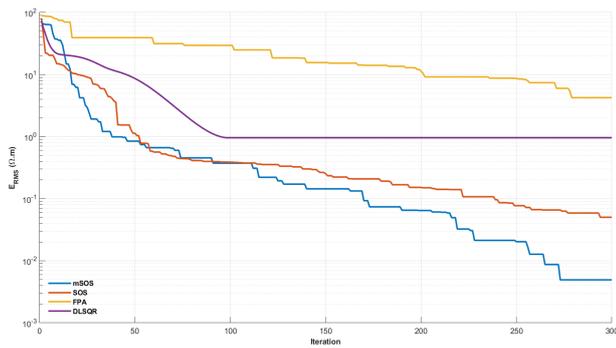
Pada pemodelan data lapangan algoritma mSOS menggunakan jumlah iterasi maksimum i_{max} yaitu 50 kali iterasi

Tabel 1. Hasil inversi data VES sintetik tipe kurva H

Tipe Kurva H								
Model	Parameter	Model sintetik	DLSQR		Dataspace	FPA	SOS	mSOS
			Model Awal	Model Perhitungan				
Tipe Kurva H	ρ_1 ($\Omega.m$)	500	100	499.99	1 - 2000	500.44	500	500
	ρ_2 ($\Omega.m$)	250	100	249.99	1 - 2000	252.66	250	250
	ρ_3 ($\Omega.m$)	1000	100	999.99	1 - 2000	999.06	1000	1000
	h1	5	10	5	1 - 50	4.94	4.99	5
	h2	25	10	24.99	1 - 50	25.29	25	25

Tabel 2. Hasil inversi data VES sintetik tipe kurva HK

Tipe Kurva HK								
Model	Parameter	Model sintetik	DLSQR		Dataspace	FPA	SOS	mSOS
			Model Awal	Model Perhitungan				
Tipe Kurva HK	ρ_1 ($\Omega.m$)	500	500	500.35	1 - 2000	501.72	500.1	500
	ρ_2 ($\Omega.m$)	250	500	254.3	1 - 2000	234.37	250.05	250.02
	ρ_3 ($\Omega.m$)	1000	500	1878.16	1 - 2000	1125.6	1000.58	1000.15
	ρ_4 ($\Omega.m$)	500	500	504.9	1 - 2000	510.55	500.01	500.02
	h1	5	10	4.91	1 - 50	5.35	5	5
	h2	25	10	28.54	1 - 50	24.02	25.01	25
	h3	50	10	21.32	1 - 50	39.7	49.93	49.98



Gambar 6. Perbandingan nilai *misfit* untuk setiap iterasi pada pemodelan inversi data sintetik tipe kurva HK untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS



Gambar 7. Perbandingan waktu inversi pemodelan inversi data sintetik tipe kurva H untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS (kiri) (B) Pemodelan inversi data sintetik tipe kurva HK untuk algoritma DLSQR, FPA, SOS, dan mSOS (kanan).

Tabel 3. Nilai error untuk setiap parameter pada pemodelan inversi data VES sintetik tipe kurva H

Parameter	er DLSQR	er FPA	er SOS	er mSOS
ρ_1	0.00%	0.09%	0.00%	0.00%
ρ_2	0.00%	1.06%	0.00%	0.00%
ρ_3	0.00%	0.09%	0.00%	0.00%
h1	0.00%	1.19%	0.00%	0.00%
h2	0.00%	1.14%	0.00%	0.00%

Tabel 4. Nilai error untuk setiap parameter pada pemodelan inversi data VES sintetik tipe kurva HK

Parameter	er DLSQR	er FPA	er SOS	er mSOS
ρ_1	0.00%	0.09%	0.00%	0.00%
ρ_2	0.00%	1.06%	0.00%	0.00%
ρ_3	0.00%	0.09%	0.00%	0.00%
h1	0.00%	1.19%	0.00%	0.00%
h2	0.00%	1.14%	0.00%	0.00%

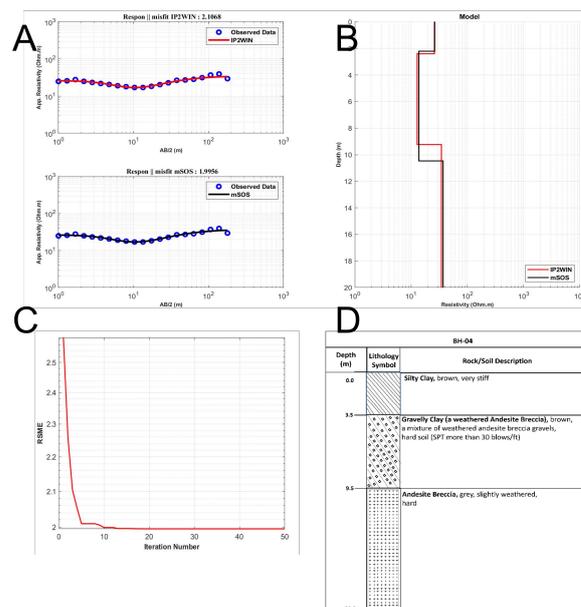
dan jumlah populasi n_{pop} sebanyak 50 untuk melakukan proses inversi dan kemudian dibandingkan dengan hasil inversi yang dihasilkan oleh perangkat lunak IP2WIN. Data observasi lapangan dan data hasil perhitungan inversi dari perangkat lunak IP2WIN dan algoritma mSOS serta nilai misfit dari hasil inversi IP2WIN dan mSOS yang berturut-turut memiliki nilai 2.1068 $\Omega.m$ dan 1.9956 $\Omega.m$ ditampilkan pada Gambar 8A untuk menyesuaikan data lubang bor pada Gambar 8D. Perbandingan dari model inversi yang dihasilkan oleh perangkat lunak IP2WIN dan algoritma mSOS ditampilkan oleh gambar 8B dengan model hasil inversi menggunakan algoritma mSOS disimbolkan oleh garis penuh berwarna merah sedangkan model hasil inversi menggunakan perangkat lunak dsimbolkan oleh garis penuh berwarna hitam. Untuk nilai misfit dari setiap iterasi dari proses inversi menggunakan algoritma mSOS ditampilkan pada Gambar 8C.

4 DISKUSI

Hasil inversi data sintetik pada kasus data sintetik kurva H *misfit* pada iterasi terakhir dari Gambar 5 dan Gambar 6 untuk algoritma mSOS memiliki nilai *misfit* 1.152 x 10-13 $\Omega.m$ sedangkan untuk algoritma DLSQR, FPA, dan SOS secara berturut-turut memiliki nilai misfit 1.329 x 10-9 $\Omega.m$, 0.636 $\Omega.m$, dan 1.579 x 10-13 $\Omega.m$, sedangkan pada kasus

tipe kurva HK misfit pada iterasi terakhir untuk algoritma mSOS memiliki nilai 0.0049 $\Omega.m$ sedangkan untuk algoritma DLSQR, FPA, dan SOS secara berturut-turut memiliki nilai misfit 0.96 $\Omega.m$, 4.242 $\Omega.m$, dan 0.05 $\Omega.m$. Pada kasus tipe kurva H nilai *misfit* paling kecil dibandingkan dengan nilai *misfit* dengan algoritma lain yang diujikan hal ini sesuai dengan hasil parameter model yang tingkat kesesuaian dengan parameter model hasil inversi yang yang ditampilkan pada Tabel 1 dan dilakukan perhitungan *error* relatif tiap parameter pada Tabel 3 terlihat memiliki tingkat kesesuaian yang sangat tinggi, sedangkan pada kasus data sintetik kurva HK nilai misfit terkecil didapatkan oleh algoritma DLSQR dibandingkan dengan algoritma mSOS dan dua algoritma lain yang diuji, namun berdasarkan kesesuaian parameter model inversi pada Tabel 2 algoritma mSOS menghasilkan parameter model yang paling sesuai dengan parameter model sintetik dibandingkan dengan algoritma lain yang diujikan dan didukung dengan perhitungan eror relatif tiap parameter model pada Tabel 4. Kemampuan algoritma mSOS untuk menghasilkan tingkat kecocokan data yang baik serta kemampuannya dalam mendapatkan kembali model data sintetik menunjukkan kemampuan eksplorasi yang baik dari algoritma mSOS, secara khusus algoritma ini mampu meningkatkan kapasitas eksplorasi dari algoritma orisinalnya SOS pada kasus pemodelan data VES. Berdasarkan Gambar 7 algoritma mSOS membutuhkan waktu yang lama dibandingkan dengan algoritma lain yang diuji algoritma ini memiliki waktu yang lebih lama untuk mencapai iterasi maksimum, meskipun begitu apabila ditinjau dari nilai misfit tiap iterasinya pada Gambar 5 dan Gambar 6 algoritma ini memiliki kecepatan untuk mencapai konvergensi minimum yang lebih baik dengan hasil yang akurasi yang tinggi, waktu yang lama kemungkinan disebabkan oleh tahap proses inversi dengan proses perhitungan yang lebih banyak dibandingkan dengan algoritma DLSQR dan FPA, sementara untuk algoritma SOS yang memiliki proses yang sama hanya memiliki selisih waktu yang tidak terlalu signifikan.

Pada kasus pemodelan data lapangan algoritma mSOS mampu untuk menghasilkan tingkat kecocokan antara data observasi lapangan dan data hasil perhitungan inversi yang memiliki selisih yang relatif cukup kecil berdasarkan nilai misfit yaitu 1.9956 $\Omega.m$ dibandingkan dengan IP2WIN yang menghasilkan nilai misfit 2.1068 $\Omega.m$ seperti yang ditampilkan pada Gambar 8A, sedangkan ditinjau dari model hasil inversi pada Gambar 8B yang dikorelasikan dengan data aktual lapangan berupa data lubang bor model inversi dengan algoritma mSOS menghasilkan interpretasi profil 1D resistivitas yaitu lapisan pertama dengan litologi silty clay memiliki nilai resistivitas 26.285 $\Omega.m$ yang berada pada kedalaman 0 m - 2.222 m, selanjutnya pada lapisan kedua yang merupakan lapisan gravelly clay (lapukan dari lapisan andesite breccia yang merupakan jenis batuan beku pada lapisan ketiga) memiliki nilai resistivitas 13.776 $\Omega.m$ pada kedalaman 2.222 m - 10.481 m, dan lapisan ketiga dengan litologi andesite breccia yang memiliki resistivitas 36.927 $\Omega.m$, sedangkan pada profil resistivitas 1D yang dihasilkan oleh IP2WIN dengan kondisi yang lapisan yang sama didapatkan lapisan pertama memiliki nilai resistivitas 26 $\Omega.m$ pada kedalaman . 0 m - 2.21 m, selanjutnya lapisan kedua memiliki nilai resistivitas 12.9 $\Omega.m$ pada kedalaman 2.21 m - 9.23 m, dan lapisan ketiga memiliki nilai resistivitas 34.7 $\Omega.m$. Apa-



Gambar 8. Kasus data lapangan. (A) Perbandingan data hasil inversi menggunakan algoritma mSOS dan perangkat lunak IP2WIN. (B) Perbandingan model hasil inversi menggunakan algoritma mSOS dan perangkat lunak IP2WIN. (C) Nilai misfit setiap iterasi dari inversi menggunakan algoritma mSOS. (D) Data lubang bor BH-04

bila ditinjau dari parameter model inversi hasil pemodelan inversi dengan menggunakan algoritma mSOS dan IP2WIN memiliki selisih antar parameter model yang tidak terlalu signifikan, namun mengingat dari nilai misfit yang merepresentasikan tingkat kecocokan data observasi data lapangan dan data hasil perhitungan inversi maka model yang dihasilkan oleh algoritma mSOS memiliki model yang lebih representatif untuk kondisi bawah permukaan bawah tanah pada daerah pengukuran dan juga didapat korelasi yang sesuai antara karakteristik resistivitas dari setiap lapisan dengan jenis litologi yang ada pada profil lubang bor.

Secara keseluruhan algoritma mSOS sudah mampu dengan baik menghasilkan model inversi yang akurat untuk kasus data sintetik maupun data lapangan dengan waktu yang relatif singkat menunjukkan keseimbangan yang baik antara fase eksplorasi dan fase eksploitasi yang seimbang pada algoritma mSOS.

5 KESIMPULAN

Pada penelitian ini ditunjukkan kemampuan yang baik pada aspek eksplorasi dan eksploitasi dari algoritma mSOS untuk pemodelan data VES sintetik dan data lapangan. Hal tersebut dibuktikan dengan algoritma mSOS mampu untuk mendapatkan kembali model data sintetik dan nilai misfit yang relatif kecil pada kecepatan konvergensi yang lebih baik untuk menghasilkan solusi yang akurat dibandingkan dengan algoritma DLSQR, FPA, dan SOS. Pada pemodelan data lapangan algoritma mSOS mampu menghasilkan model yang representatif dengan kondisi bawah permukaan bumi yang divalidasi dengan data lubang bor serta mampu menghasilk-

an tingkat kecocokan data atau nilai misfit yang relatif sama baiknya daripada perangkat lunak IP2WIN.

6 UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada LPPM ITB dan RISTEKDIKTI yang telah memberikan izin penggunaan data untuk penelitian ini. Serta terima kasih atas seluruh reviewer HAGI atas waktu dan masukan yang membangun untuk penelitian ini.

Pustaka

- Cheng, M.Y. dan Prayogo, D. (2014): Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computers and Structures*, **139**, 98–112.
- Do, D.T. dan Lee, J. (2017): A modified symbiotic organisms search (msos) algorithm for optimization of pin-jointed structures. *Applied soft computing*, **61**, 683–699.
- Ekinci, Y.L., Balkaya, Ç. dan Göktürkler, G. (2020): Global optimization of near-surface potential field anomalies through metaheuristics. In: *Advances in modeling and interpretation in near surface geophysics*. Springer, 155–188, doi:10.1007/978-3-030-28909-6_7.
- Ekinci, Y.L. dan Demirci, A. (2008): A damped least-squares inversion program for the interpretation of schlumberger sounding curves. *Journal of Applied Sciences*, **8**(22), 4070–4078.
- Ghosh, D. (1971): Inverse filter coefficients for the computation of apparent resistivity standard curves for a horizontally stratified earth. *Geophysical prospecting*, **19**(4), 769–775.
- Heriyanto, M. dan Srigutomo, W. (2017): 1-d dc resistivity inversion using singular value decomposition and levenberg-marquardt's inversion schemes. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, vol. 877, 012066, doi:10.1088/1742-6596/877/1/012066.
- Koefoed, O. (1979): *Geosounding Principles, Vol. 1. Resistivity sounding measurements*. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam, Netherlands.
- Maurya, S.P., Singh, N.P. dan Tiwari, A.K. (2020): Forward and inverse modeling of large loop tem data over multi-layer earth models. In: *Advances in Modeling and Interpretation in Near Surface Geophysics*. Springer, 121–153, doi:10.1007/978-3-030-28909-6_6.
- Muiuane, E. dan Pedersen, L. (1999): Automatic 1d interpretation of dc resistivity sounding data. *Journal of applied geophysics*, **42**(1), 35–45.
- Nyman, D.C. dan Landisman, M. (1977): Ves dipole-dipole filter coefficients. *Geophysics*, **42**(5), 1037–1044.
- Raflesia, F. dan Widodo, W. (2021): Flower pollination algorithm for the inversion of schlumberger sounding curve. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, IOP Publishing, vol. 873, 012018, doi:10.1088/1755-1315/873/1/012018.