

IMPLEMENTASI ALGORITMA GREY WOLF OPTIMIZER (GWO) UNTUK PEMODELAN INVERSI 1D DATA MAGNETOTELLURIK

Wahyu Eko Junian^{1*}, Rifa Prima Adilla¹, Selvi Misnia Irawati¹

¹Program Studi Teknik Geofisika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera

*e-mail : wahyu.junian@tg.itera.ac.id

Abstrak. Magnetotellurik (MT) merupakan metode geofisika pasif yang memanfaatkan variasi medan elektromagnetik alami untuk memetakan struktur resistivitas bawah permukaan bumi. Metode ini mampu menjangkau kedalaman hingga puluhan kilometer dan sensitif terhadap kontras resistivitas, sehingga banyak digunakan dalam eksplorasi sumber daya alam seperti geotermal, mineral, dan hidrokarbon, serta dalam studi struktur geologi regional. Meskipun demikian, proses inversi data MT merupakan masalah non-linier dan tidak unik, sehingga memerlukan pendekatan optimasi yang andal. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Grey Wolf Optimizer (GWO) dalam pemodelan inversi satu dimensi (1D) data MT untuk mengatasi tantangan tersebut. Evaluasi dilakukan menggunakan data sintetis dan data lapangan. Data sintetis dibangun dari dua model tiga lapisan dengan karakteristik resistivitas berbeda, yang masing-masing ditambahkan noise sebesar 5% untuk mensimulasikan kondisi pengukuran lapangan. Hasilnya menunjukkan bahwa GWO mampu merekonstruksi model dengan tingkat kesalahan 5,82% dan 5,29% masing-masing untuk Model 1 dan Model 2. Penerapan GWO pada data lapangan dari wilayah East Tennant, Australia, menghasilkan model inversi dengan tingkat kesalahan sebesar 5,66% dan menunjukkan kesesuaian yang baik dengan hasil inversi metode probabilistik *rj-McMCMT*. Temuan ini membuktikan bahwa GWO merupakan algoritma yang efektif dan tangguh dalam menangani masalah inversi MT.

Kata Kunci: Magnetotellurik; Inversi; Grey Wolf Optimizer; Resistivitas

Abstract. Magnetotellurics (MT) is a passive geophysical method that utilizes natural variations of the electromagnetic field to map the subsurface resistivity structure of the Earth. This method is capable of penetrating to depths of several tens of kilometers and is highly sensitive to resistivity contrasts, making it widely used in the exploration of natural resources such as geothermal systems, mineral deposits, and hydrocarbons, as well as in regional geological studies. However, the inversion of MT data presents significant challenges due to its nonlinear and non-unique nature, requiring a reliable optimization approach. This study implements the Grey Wolf Optimizer (GWO) algorithm for one-dimensional (1D) MT data inversion to address these challenges. The evaluation was conducted using both synthetic and field data. The synthetic data were generated from two three-layer models with different resistivity characteristics, and 5% Gaussian noise was added to simulate field measurement conditions. The results show that GWO successfully reconstructed the models with relative errors of 5.82% and 5.29% for Model 1 and Model 2, respectively. Application of GWO to field data from the East Tennant region, Australia, produced an inversion model with a relative error of 5.66%, showing good agreement with the results from the probabilistic *rj-McMCMT* inversion method. These results demonstrate that GWO is an effective and robust algorithm for addressing the nonlinear of MT inversion problems.

Keywords: Magnetotellurics; Inversion; Grey Wolf Optimizer; Resistivity

PENDAHULUAN

Metode magnetotellurik (MT) merupakan salah satu metode geofisika pasif yang sering dimanfaatkan untuk menggambarkan struktur bawah permukaan bumi, terutama karena kemampuannya menjangkau kedalaman yang sangat besar, mulai dari beberapa puluhan meter hingga puluhan kilometer, sehingga cocok digunakan dalam eksplorasi sumber daya alam maupun studi struktur geologi regional (Simpson dan Bahr, 2005). Prinsip dasar metode ini adalah dengan mengukur medan listrik (**E**) dan medan magnet (**H**) alami bumi secara simultan, yang dihasilkan akibat variasi medan elektromagnetik eksternal (Vozoff, 1991). Nilai resistivitas (dalam $\Omega.m$) yang diperoleh metode MT, menjadi parameter utama dalam memahami struktur geologi bawah permukaan. Dalam beberapa tahun terakhir, MT telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi geofisika, mencakup eksplorasi sumber daya energi, pemetaan struktur litosfer (Filho dan Seoane, 2024; Kumar dkk., 2024; Vargas dkk., 2024), dan studi lingkungan (Li dkk., 2024; Martí dkk., 2024). Pada eksplorasi energi, MT digunakan untuk mengidentifikasi potensi reservoir panas bumi (Maryadi dkk., 2024;

Shah dkk., 2024; Zhou dkk., 2025), sumber daya hidrokarbon (Corseri dkk., 2024; De Lugao dan Kriegshaeuser, 2021; Permana dkk., 2024), dan mineral (He dkk., 2024; Prikhodko dkk., 2024; Jiang dkk., 2022).

Pemodelan resistivitas dalam metode MT dapat dilakukan melalui pendekatan satu dimensi (1D), dua dimensi (2D), atau tiga dimensi (3D), tergantung pada kompleksitas geologi yang diamati. Pada area dengan geologi kompleks seperti sesar atau zona rekahan, pendekatan 1D kurang efektif dalam menggambarkan variasi lateral resistivitas, sehingga pendekatan 2D atau 3D lebih tepat digunakan untuk menggambarkan kondisi geologi yang tidak homogen secara lateral. Hal ini karena model 1D mengasumsikan bahwa resistivitas bawah permukaan terdiri dari lapisan-lapisan horizontal, dengan setiap lapisan memiliki resistivitas yang homogen dan hanya bervariasi terhadap kedalaman (Simpson dan Bahr, 2005). Meskipun demikian, pendekatan ini sering digunakan untuk wilayah dengan struktur geologi yang relatif teratur atau sebagai langkah awal dalam pengujian algoritma inversi karena jumlah parameter yang lebih sedikit (Conway dkk., 2018).

Tantangan dalam inversi 1D data MT muncul dari sifat hubungan non-linier antara parameter model (resistivitas dan ketebalan) dan data pengamatan. Kompleksitas ini semakin meningkat oleh sifat tidak unik dari solusi inversi, di mana beberapa model resistivitas dapat menghasilkan respons data yang serupa. Data pengamatan yang sering kali terganggu oleh *noise* juga menambah kesulitan dalam menemukan model yang sesuai. Pendekatan inversi berbasis linearitas, menawarkan solusi sederhana namun memiliki keterbatasan, terutama dalam menghadapi hubungan non-linier yang kompleks. Selain itu, pendekatan ini cenderung terjebak pada minimum lokal, sehingga eksplorasi ruang solusi menjadi kurang optimal (Junian dan Grandis, 2023; Wen dkk., 2019). Sebagai alternatif, algoritma optimasi global, seperti *Grey Wolf Optimizer* (GWO), telah mendapatkan perhatian dalam penelitian geofisika karena kemampuannya mengeksplorasi ruang solusi secara luas dan menghindari minimum lokal. GWO meniru perilaku berburu serigala abu-abu, mengkombinasikan prinsip eksplorasi dan eksploitasi untuk mencari solusi optimal (Mirjalili dkk., 2014). Algoritma ini tidak terikat pada asumsi linearitas, sehingga lebih fleksibel dalam menangani hubungan kompleks antara parameter model dan data.

Beberapa studi sebelumnya menunjukkan efektivitas GWO dan perkembangannya dalam inversi data geofisika. Chandra dkk. (2017) menerapkan algoritma ini pada data MT, *Vertical Electrical Sounding* (VES), dan *Induced Polarization* (IP), dengan hasil yang lebih unggul dibandingkan algoritma lain, seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) atau *Ant Colony Optimization* (ACO). Selain itu, penelitian Li dkk. (2017) menunjukkan bahwa GWO versi yang dimodifikasi, *Improved Grey Wolf Optimizer* (IGWO), mampu menemukan solusi global dengan lebih efisien ketika dibandingkan dengan algoritma PSO dan *Simulated Annealing* (SA). Dalam studi terbaru, Junian dan Grandis (2023) mengembangkan algoritma hibrid PSO-GWO untuk data *Controlled Source Audio-frequency Magnetotellurics* (CSAMT), dengan kinerja yang baik dalam memperoleh *misfit* (kesalahan) minimum dibandingkan dengan algoritma standar PSO dan GWO.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma GWO dalam proses pemodelan inversi 1D data MT. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan data sintetis dan data lapangan dari daerah East Tennant, Northern Australia, yang dikenal memiliki potensi struktur geologi kompleks. Data sintetis dibuat berdasarkan model tiga lapisan dengan variasi resistivitas berbeda di setiap lapisan dan ditambahkan *noise* 5% untuk menyerupai kondisi pengukuran sebenarnya. Proses ini dilakukan untuk menguji akurasi algoritma dalam merekonstruksi model dan ketahanan terhadap data yang terkontaminasi oleh *noise*. Selanjutnya, data lapangan MT dari East Tennant digunakan untuk mengevaluasi kinerja algoritma GWO dalam situasi sebenarnya. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat menunjukkan keunggulan GWO dalam menangani sifat non-linier dan tidak unik yang melekat pada masalah inversi MT. Selain itu, penggunaan algoritma GWO diharapkan dapat menjadi alternatif yang lebih efektif dibandingkan metode konvensional, seperti algoritma Occam, dalam mengatasi tantangan pada inversi data MT.

METODOLOGI

Pemodelan ke Depan Magnetotellurik 1D

Pemodelan ke depan magnetotellurik (MT) 1D yang terdiri dari N -lapisan, dilakukan melalui perhitungan impedansi dengan pendekatan rekursif dari lapisan terdalam ke lapisan permukaan (Grandis, 1999; Pedersen dan Hermance, 1986). Pada setiap lapisan ke- k ($k = N - 1, N - 2, \dots, 1$), impedansi (Z_k) dihitung berdasarkan resistivitas (ρ_k), ketebalan lapisan (h_k), dan pengaruh impedansi dari lapisan di bawahnya (Z_{k+1}). Prosedur ini mengikuti prinsip propagasi gelombang elektromagnetik dalam medium berlapis, sebagaimana dirumuskan oleh Pedersen dan Hermance (1986):

$$Z_k = Z_0 \frac{1 - R_k \exp(-2 \gamma_k h_k)}{1 + R_k \exp(-2 \gamma_k h_k)}; \quad \gamma_k = \sqrt{\frac{i\omega\mu_0}{\rho_k}}; \quad R_k = \frac{Z_0 - Z_{k+1}}{Z_0 + Z_{k+1}}; \quad Z_0 = \gamma_k \rho_k \quad (1)$$

dengan:

- Z_0 : Impedansi intrinsik
- R_k : Koefisien refleksi
- γ_k : Parameter induksi
- ω : Frekuensi sudut ($\omega = \frac{2\pi}{T}$) (Rad/s)
- μ_0 : Permeabilitas vakum $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$

Data MT umumnya ditampilkan dalam kurva *sounding* resistivitas semu (ρ_a) dan fasa (ϕ) sebagai fungsi periode T (dalam detik) yang dihitung dari impedansi di permukaan bumi (Z_1) menggunakan persamaan berikut:

$$\rho_a = \frac{1}{\omega \mu_0} |Z_1|^2 \quad (2)$$

dengan:

- ρ_a : Resistivitas semu ($\Omega \cdot m$)
- $|Z_1|^2$: Kuadrat dari besar nilai impedansi Z_1

dan

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}(Z_1)}{\text{Re}(Z_1)} \right) \quad (3)$$

dengan:

- ρ_a : Sudut fasa antara medan listrik dan medan magnet ($^\circ$)
- $\text{Im}(Z_1)$: Komponen imajiner dari impedansi Z_1
- $\text{Re}(Z_1)$: Komponen riil dari impedansi Z_1

Grey Wolf Optimizer (GWO)

Grey Wolf Optimizer (GWO) merupakan algoritma yang terinspirasi dari hirarki sosial dan perilaku berburu serigala abu-abu yang hidup dalam kelompok (Mirjalili dkk., 2014). Hirarki ini terdiri dari empat golongan yaitu, Alpha, sebagai pemimpin kelompok, Beta sebagai pemimpin kedua setelah Alpha, Delta sebagai serigala dengan peran khusus yang mematuhi Alpha dan Beta, serta Omega sebagai serigala terlemah dalam kelompok. Perilaku serigala abu-abu mengelilingi mangsanya dalam berburu atau mekanisme pembaruan solusi dalam GWO dapat dinyatakan oleh persamaan berikut:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (4)$$

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (5)$$

dengan:

- $\vec{D}$: Vektor jarak antara serigala (agen pencarian) dan mangsa (kandidat solusi)
 $\vec{X}_p(t)$: Posisi mangsa pada iterasi ke- t atau kandidat solusi yang ditemukan oleh serigala Alpha, Beta, dan Delta
 $\vec{X}(t)$: Posisi serigala pada iterasi ke- t dalam ruang model
 $\vec{X}(t + 1)$: Posisi serigala pada iterasi (selanjutnya) ke- $t + 1$ dalam ruang model

$\vec{A}$ dan $\vec{C}$ dapat dihitung dalam persamaan berikut:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (7)$$

dengan:

- $\vec{A}$: Vektor koefisien yang mengatur pengaruh jarak $\vec{D}$ pada pembaruan posisi
 $\vec{a}$: Peluruhan secara linier dari angka 2 hingga 0 selama iterasi (membagi tahap eksplorasi dan eksploitasi ruang model)
 $\vec{C}$: Vektor koefisien yang dihasilkan secara acak selama iterasi untuk mengatur sifat stokastik
 $\vec{r}_1, \vec{r}_2$: Vektor bilangan acak dengan nilai antara 0 dan 1

Parameter Model Sintetik dan Inversi

Pengujian algoritma Grey Wolf Optimizer (GWO) dilakukan dengan inversi data sintetik untuk menilai efektivitasnya dalam merekonstruksi model bawah permukaan. Dua model sintetik tiga lapisan digunakan untuk uji ini (lihat Tabel 1), yang mewakili kondisi geologi umum di lapangan, seperti zona konduktif di antara lapisan resisif atau sebaliknya. Data dihitung menggunakan pemodelan ke depan (Persamaan 1–3) dan ditambahkan noise 5% berdistribusi normal untuk mencerminkan kondisi pengukuran sebenarnya.

Tabel 1. Parameter model sintetik untuk pengujian algoritma GWO pada inversi magnetotellurik 1D

Lapisan	Model 1		Model 2	
	Resistivitas ($\Omega.m$)	Ketebalan (m)	Resistivitas ($\Omega.m$)	Ketebalan (m)
1	100	500	100	500
2	1000	1000	10	1000
3	10	-	1000	-

Pada proses inversi, algoritma GWO digunakan dengan parameter berupa jumlah populasi sebanyak 100 individu dan jumlah iterasi maksimum sebanyak 100. Penambahan jumlah individu dan iterasi yang lebih besar dapat meningkatkan kemungkinan algoritma untuk menemukan solusi optimal. Namun, hal ini juga berdampak pada peningkatan waktu yang dibutuhkan untuk proses komputasi. Di sisi lain, jumlah lapisan prediksi ditentukan sebanyak 5 lapisan, berbeda dari jumlah lapisan sebenarnya yang hanya 3 lapisan. Hal ini dilakukan untuk mensimulasikan kondisi lapangan yang biasanya jumlah lapisan tidak diketahui. Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi performa algoritma GWO dalam memodelkan resistivitas bawah permukaan meskipun tanpa informasi apriori mengenai jumlah lapisan.

Dalam GWO, model awal ditentukan secara acak di dalam ruang model yang telah ditentukan. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas, karena GWO tidak memerlukan model awal yang mendekati solusi akhir, sehingga sangat sesuai untuk masalah inversi geofisika yang kompleks atau dengan keterbatasan informasi awal. Namun, untuk meningkatkan efisiensi pencarian dan menghindari eksplorasi di ruang yang tidak relevan, ruang model perlu dibatasi secara cermat agar mengurangi kemungkinan konvergensi pada solusi yang tidak realistis. Pada uji data sintetik, ruang model dibatasi dalam rentang resistivitas antara 1 hingga 3000 $\Omega.m$ dan

ketebalan lapisan antara 1 hingga 2000 meter. Sedangkan, pada data lapangan ruang model dibatasi secara lebih spesifik pada setiap lapisan dan memastikan relevansi ruang model terhadap data observasi.

Proses inversi dilakukan dengan mengoptimalkan fungsi objektif untuk meminimalkan perbedaan kuadrat antara data observasi dan data hasil kalkulasi. Fungsi objektif ini menggabungkan informasi dari data resistivitas semu dan fasa secara bersamaan. Pendekatan ini memastikan bahwa hasil inversi mempertimbangkan kedua jenis data tersebut secara seimbang, sehingga menghasilkan solusi yang lebih konsisten. Fungsi *misfit* dinyatakan oleh persamaan persen *root mean square error* (RMSE) berikut:

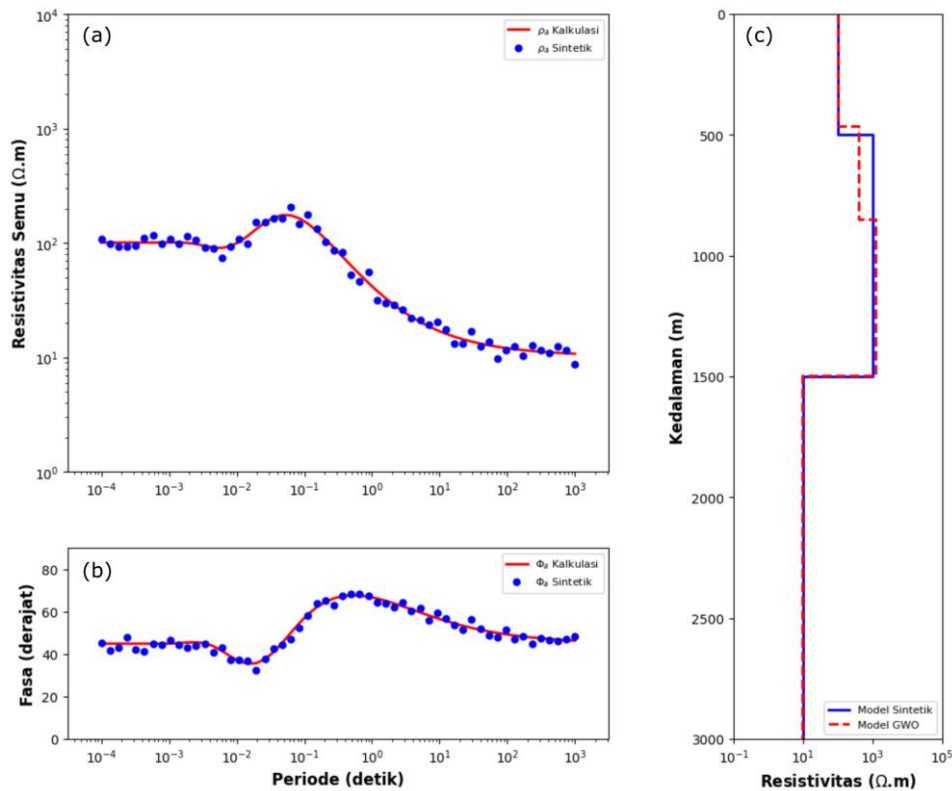
$$\text{RMSE (\%)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\left(\log_{10} \left(\frac{\rho_i^{obs}}{\rho_i^{cal}} \right) \right)^2 + (\phi_i^{obs} - \phi_i^{cal})^2 \right)} \times 100 \quad (8)$$

dengan:

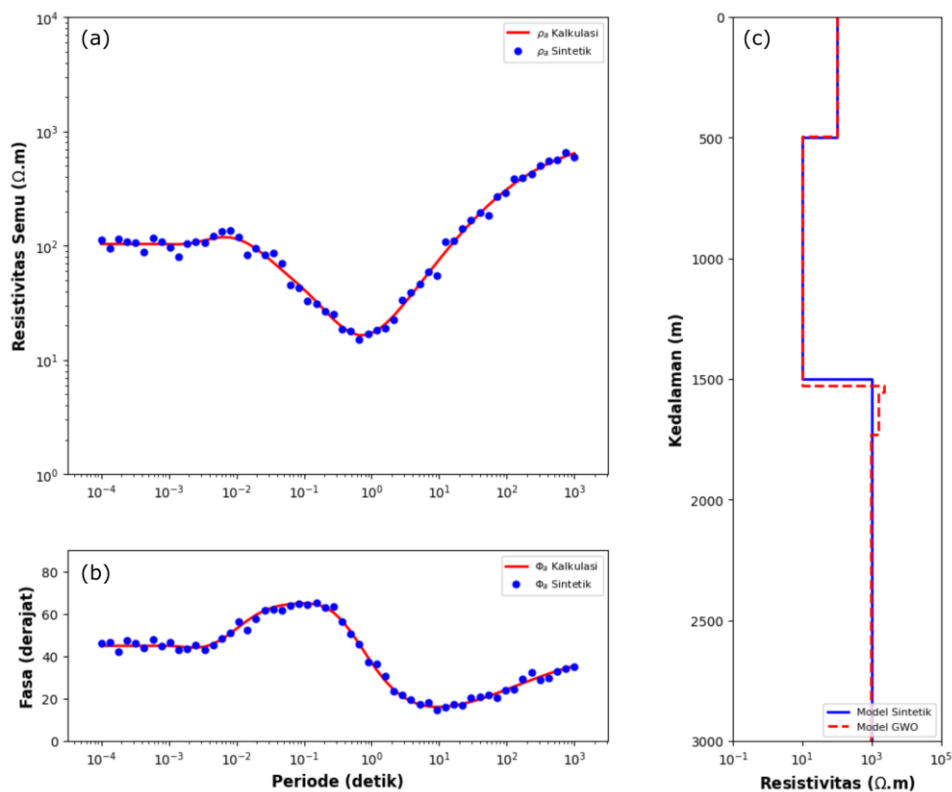
- ρ_i^{obs} : Resistivitas semu observasi ($\Omega.m$)
- ρ_i^{cal} : Resistivitas semu kalkulasi ($\Omega.m$)
- ϕ_i^{obs} : Fasa observasi (dalam radian)
- ϕ_i^{cal} : Fasa kalkulasi (dalam radian)
- N : Jumlah data

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil inversi menggunakan algoritma GWO untuk Model 1 dan Model 2 disajikan pada Gambar 1 dan Gambar 2, masing-masing terdiri atas subplot (a), (b), dan (c). Subplot (a) dan (b) menunjukkan kurva resistivitas semu dan fasa sebagai fungsi dari periode. Kurva-kurva tersebut menunjukkan kecocokan yang sangat baik antara data sintetik (titik biru) dan data hasil kalkulasi (garis merah), meskipun data sintetik telah ditambahkan *noise* sebesar 5%. Selain itu, karakteristik konvergensi algoritma GWO (yang ditampilkan pada Gambar 3) memperlihatkan bahwa pada iterasi awal, nilai *misfit* cukup tinggi yaitu di atas 50%. *Misfit* tersebut menunjukkan kecenderungan menurun secara signifikan selama 10 iterasi pertama, baik untuk *misfit* populasi (garis abu-abu) maupun *misfit* terbaik (garis merah). Setelah iterasi awal ini, penurunan *misfit* mulai melambat dan solusi mulai mendekati konvergen pada suatu nilai hingga iterasi terakhir. Selain itu, GWO tetap menjaga kemampuan eksplorasi hingga akhir iterasi, sehingga membantu menghindari solusi terjebak pada minimum lokal. Solusi model ditentukan berdasarkan model terbaik pada iterasi terakhir, dengan tingkat *misfit* (RMSE) sebesar 5,82% untuk Model 1 dan 5,29% untuk Model 2. Hasil ini menunjukkan bahwa proses inversi menggunakan GWO berhasil dilakukan tanpa adanya indikasi *overfitting* maupun *underfitting*, sehingga memberikan solusi yang dapat diandalkan.

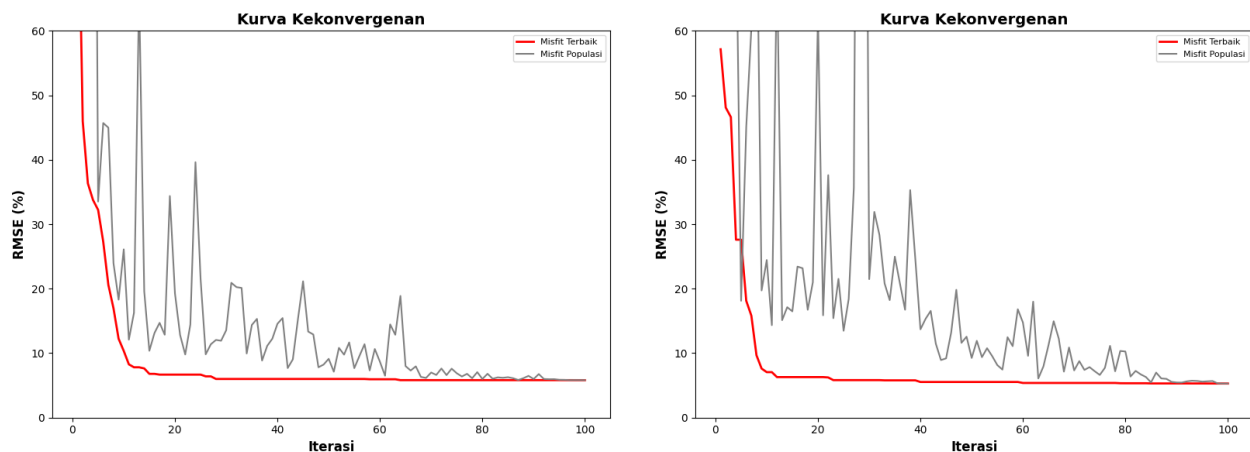


Gambar 1. Hasil uji algoritma GWO pada inversi data sintetik MT 1D Model 1 dengan prediksi 5 lapisan. Kecocokan antara data sintetik dan hasil kalkulasi untuk (a) resistivitas semu dan (b) fasa menunjukkan hasil yang baik dengan nilai *misfit* sebesar 5,82%. Model sintetik dapat direkonstruksi dengan akurat oleh (c) model inversi GWO.



Gambar 2. Hasil uji algoritma GWO pada inversi data sintetik MT 1D Model 2 dengan prediksi 5 lapisan. Kecocokan antara data sintetik dan hasil kalkulasi untuk (a) resistivitas semu dan (b) fasa menunjukkan hasil yang baik dengan nilai *misfit* sebesar 5,29%. Model sintetik dapat direkonstruksi dengan akurat oleh (c) model inversi GWO.

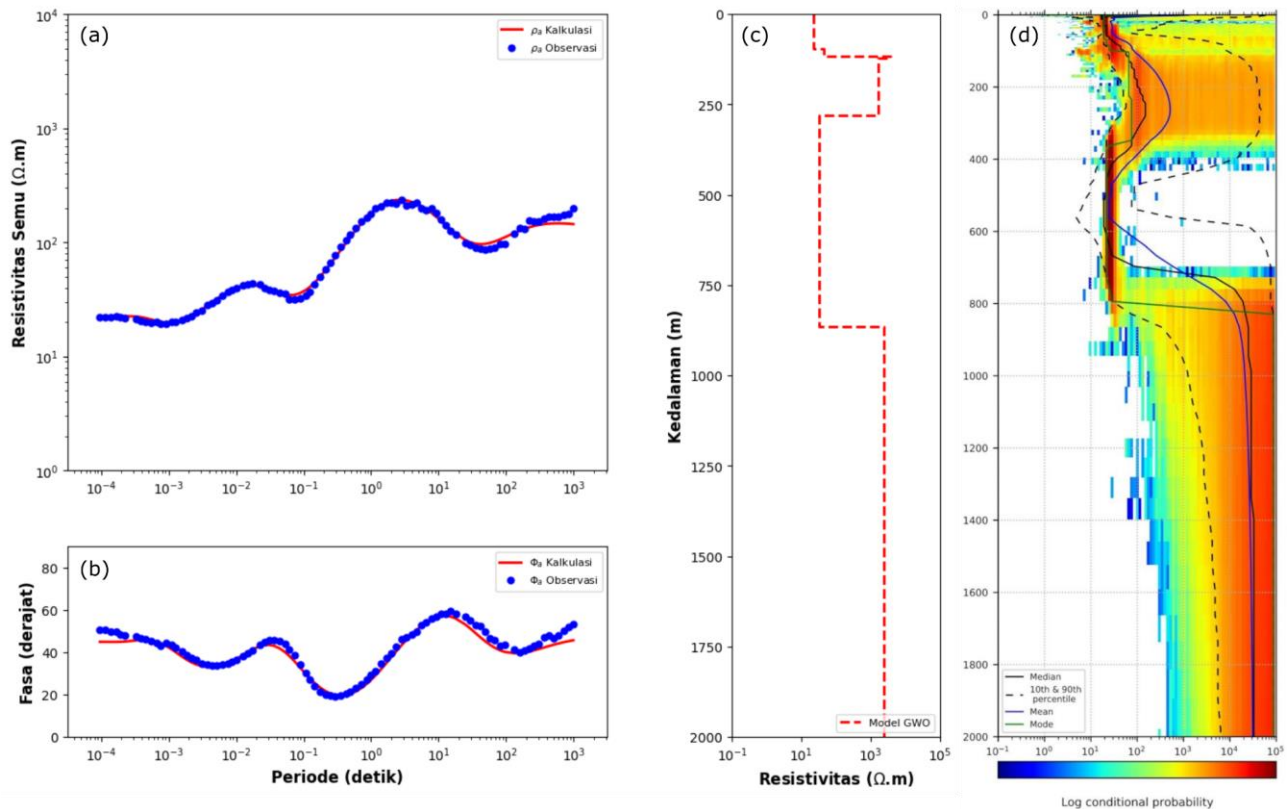
Pada iterasi terakhir, solusi inversi untuk Model 1 (Gambar 1(c)) menunjukkan keberhasilan dalam merekonstruksi model sintetik dengan cukup akurat. Lapisan kedua yang bersifat resistif direpresentasikan dengan baik oleh dua lapisan yang memiliki nilai resistivitas hampir sama. Sementara itu, solusi inversi untuk Model 2 (Gambar 2(c)) menunjukkan tingkat rekonstruksi yang sangat baik, lapisan konduktif yang dalam (lapisan ketiga) berhasil direpresentasikan secara akurat melalui tiga lapisan dengan nilai resistivitas yang saling berdekatan. Menariknya, meskipun model inversi ditentukan dengan lebih banyak lapisan dibandingkan model sebenarnya, GWO tetap mampu menyesuaikan hasil inversinya dengan baik, tanpa kehilangan detail penting dari model yang direkonstruksi (Model 1 dan Model 2). Hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun terdapat ketidakakuratan dalam estimasi awal jumlah lapisan, algoritma GWO mampu menghasilkan solusi yang mendekati model sebenarnya. Meskipun masalah ketidakunikan masih dapat terjadi, terutama pada lapisan resistif dan bagian bawah model yang secara umum memiliki sensitivitas rendah dalam metode MT, algoritma GWO menunjukkan kemampuan yang menjanjikan dalam menangani tantangan tersebut. Kemampuan GWO dalam menjelajahi ruang model secara global membuatnya menjadi salah satu pendekatan yang layak dipertimbangkan untuk pemodelan data MT.



Gambar 3. Kurva konvergensi inversi GWO untuk Model 1 (kiri) dan Model 2 (kanan). Pada iterasi awal, nilai *misfit* cukup tinggi, yaitu di atas 50%. *Misfit* menunjukkan kecenderungan menurun secara signifikan selama 10 iterasi pertama, baik untuk *misfit* populasi (garis abu-abu) maupun *misfit* terbaik (garis merah). Setelah fase awal tersebut, penurunan *misfit* melambat dan mendekati kondisi konvergen.

Setelah penerapan algoritma GWO pada data sintetik menunjukkan hasil yang memuaskan, langkah berikutnya adalah menguji algoritma ini pada data MT lapangan. Dalam penelitian ini, algoritma GWO diterapkan pada data MT dari wilayah East Tenant, Australia, khususnya untuk stasiun ET15n. Data tersebut tersedia secara publik dan telah diterbitkan oleh Geoscience Australia melalui tautan berikut: <http://dx.doi.org/10.26186/5df80d8615367>. Tahap ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja GWO dalam kondisi sebenarnya, yang umumnya lebih kompleks dibandingkan dengan data sintetik, serta untuk menilai kemampuannya dalam menghasilkan model bawah permukaan yang sesuai dengan data observasi.

Hasil inversi GWO untuk stasiun ET15n disajikan pada Gambar 4, subplot (a) dan (b) menunjukkan kecocokan yang sangat baik antara data observasi (titik biru) dan data kalkulasi (garis merah) dengan tingkat *misfit* 5,66%. Model inversi GWO (subplot (c)) kemudian dibandingkan dengan model inversi yang diperoleh menggunakan pendekatan probabilistik *rj-McMCMT* (subplot (d)) (Jiang dkk., 2022). Perbandingan ini menunjukkan bahwa algoritma GWO mampu merekonstruksi model bawah permukaan dengan tingkat korelasi yang baik terhadap model dari *rj-McMCMT*. Penerapan GWO pada data lapangan bertujuan untuk mengevaluasi kinerja algoritma dalam menghasilkan model resistivitas yang konsisten dengan kondisi geologi sebenarnya, sekaligus menilai kemampuannya dalam mengatasi tantangan umum pada inversi data MT



Gambar 4. Hasil pengujian algoritma GWO pada data MT lapangan di wilayah East Tennant (Stasiun ET15n). Kecocokan antara data observasi dan hasil kalkulasi untuk (a) resistivitas semu dan (b) fasa menunjukkan performa yang baik dengan nilai *misfit* sebesar 5,66%. (c) Model inversi GWO berhasil merekonstruksi model dengan tingkat korelasi yang baik terhadap (d) model rata-rata dari inversi pendekatan probabilistik *rrj-McMCMT* (Jiang dkk., 2022).

PENUTUP

Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Grey Wolf Optimizer (GWO) untuk inversi 1D data MT dengan hasil yang memuaskan. Pada data sintetik yang telah ditambahkan noise sebesar 5%, GWO mampu merekonstruksi model dengan tingkat kesalahan sebesar 5,82% untuk Model 1 dan 5,29% untuk Model 2, menunjukkan akurasi dan ketahanannya terhadap *noise* data. Sementara itu, penerapan algoritma GWO pada data lapangan dari daerah East Tennant, Australia, menghasilkan model inversi dengan tingkat kesalahan sebesar 5,66%, yang hasilnya konsisten dengan model inversi probabilistik *rrj-McMCMT*. Hasil ini menunjukkan bahwa GWO mampu memberikan solusi yang kompetitif untuk inversi MT yang bersifat non-linier dan tidak unik.

Penelitian lanjutan dapat menguji algoritma GWO pada model sintetik dengan lebih banyak lapisan atau model 2D dan 3D untuk mengevaluasi algoritma terhadap kasus yang lebih kompleks. Selain fokus pada model inversi terbaik, penelitian dapat menambahkan analisis ketidakpastian untuk memberikan informasi lebih mendalam mengenai tingkat kepercayaan model yang dihasilkan oleh GWO. Kode program inversi GWO berbasis Python dapat diunduh melalui tautan berikut: <https://github.com/wahyuejunian/GWO-MT1D>.

Ucapan Terima Kasih

Kami mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Geofisika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera (ITERA) yang telah memberikan dukungan dan kontribusinya dalam penelitian ini dan Geoscience Australia sebagai penyedia data magnetotellurik. Kami berharap penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu geofisika, serta memperkuat reputasi Program Studi Teknik Geofisika, ITERA.

DAFTAR PUSTAKA

- Chandra, A., Agarwal, A., Shalivahan., dan Singh, R.K. (2017), "Grey wolf optimisation for inversion of layered earth geophysical datasets", *Near Surface Geophysics*, Vol.15, No.5, hal. 499–513. <https://doi.org/10.3997/1873-0604.2017017>.
- Conway, D., Heinson, G., Rees, N., dan Rugari, J. (2018), "Time-lapse inversion of one-dimensional magnetotelluric data", *Earth Planets Space*, Vol.70, No.27. <https://doi.org/10.1186/s40623-018-0791-y>.
- Corseri, R., Seillé, H., Faleide, J.I., Planke, S., Senger, K., Abdelmalak, M.M., Gelius, L.J., Mohn, G., dan Visser, G. (2024), "Deep basin conductor characterization using machine learning-assisted magnetotelluric Bayesian inversion in the SW Barents Sea", *Geophysical Journal International*, Vol.238, No.1, hal. 420–432. <https://doi.org/10.1093/gji/ggae166>.
- De Lugao, P. dan Kriegshaeuser, B. (2021), "Oil & Gas Exploration in Brazil using the Magnetotelluric Method: An Example for East Africa", *Fifth EAGE Eastern Africa Petroleum Geoscience Forum*, Vol.2021, hal. 1–5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.2021605028>.
- Grandis, H. (1999), "An alternative algorithm for one-dimensional magnetotelluric response calculation", *Computers & Geosciences*, Vol. 25, No.2, hal. 199–125. [https://doi.org/10.1016/S0098-3004\(98\)00110-1](https://doi.org/10.1016/S0098-3004(98)00110-1).
- He, L., Li, L., Liu, Y., Yang, Z., Zhao, Y., Yang, K., Chen, R., dan Fan, H. (2024), "Audio magnetotelluric view of the giant carbonate-hosted Bayan Obo REE deposit, Inner Mongolia, northern China", *Ore Geology Reviews*, Vol.172, 106208. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2024.106208>.
- Jiang, W., Duan, J., Doublier, M., Clark, A., Schofield, A., Brodie, R.C., dan Goodwin, J. (2022), "Application of multiscale magnetotelluric data to mineral exploration: an example from the east Tennant region, Northern Australia", *Geophysical Journal International*, Vol.229, No.3, hal.1628–1645. <https://doi.org/10.1093/gji/ggac029>.
- Junian, W.E. dan Grandis, H. (2023), "Hybrid particle swarm optimization and grey Wolf optimizer algorithm for controlled source audio-frequency magnetotellurics (CSAMT) one-dimensional inversion modelling", *Rudarsko-geološko-naftni zbornik*, Vol.38, No.3, hal. 65–80. <https://doi.org/10.17794/rgn.2023.3.6>.
- Kumar, A., Santosh, M., dan Danda, N. (2024), "Magnetotelluric evidence for the thermotectonic architecture of a Paleoproterozoic rift basin in southwestern India", *Marine and Petroleum Geology*, Vol.165, 106845. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2024.106845>.
- Li, S., Xu, Y., Yang, B., Yang, W., dan Chen, X. (2024), "Evaluating the groundwater quality in Northern Tarim Basin by resistivity inverted from magnetotelluric data", *Journal of Applied Geophysics*, Vol.221, 105285. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2024.105285>.
- Li, S.Y., Wang, S.M., Wang, P.F., Su, X.L., Zhang, X.S., dan Dong, Z.H. (2018), "An improved grey wolf optimizer algorithm for the inversion of geoelectrical data", *Acta Geophysica*, Vol.66, No.4, hal. 607–621. <https://doi.org/10.1007/s11600-018-0148-8>.
- Martí, A., Queralt, P., Marcuello, A., Ledo, J., Mitjanas, G., Piña-Varas, P., Freixes, A., Solà, J., Pons P., dan López, J. (2024), "Imaging leachate runoff from a landfill using magnetotellurics: The Garraf karst case", *Science of The Total Environment*, Vol.920, 170827. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.170827>.
- Maryadi, M., Sari, E.K., Zarkasyi, A., dan Mizunaga, H. (2024), "Three-dimensional magnetotelluric and gravimetric imaging of Mount Lawu geothermal prospect area, Indonesia", *Geothermics*, Vol.118, 102917. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2024.102917>.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. dan Lewis, A. (2014), "Grey Wolf Optimizer", *Advances in Engineering Software*, Vol.69, hal. 46–61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>.
- Pedersen, J., dan Hermance, J.F. (1986), "Least squares inversion of one-dimensional magnetotelluric data: An assessment of procedures employed by Brown University". *Surveys in Geophysics*, Vol.8, No.2, hal. 187–231. <https://doi.org/10.1007/BF01902413>.
- Permana, A.K., Setiawan, R., Marjiyono, M., Junursyah, G.M.L., Hidayat, H., Yurnaldi, D., Patriani, E.Y., dan Setiawan, A. (2024), "Review of Geological Framework and Hydrocarbon Potential of the Banyumas Basin", *Jurnal Geologi dan Sumberdaya Mineral*, Vol. 25 No. 4, hal. 249-257. <https://doi.org/10.33332/jgsm.geologi.v25i4.872>.
- Prikhodko, A., Bagrianski, A., Wilson, R., Belyakov, S., dan Esimkhanova, N. (2024), "Detecting and recovering critical mineral resource systems using broadband total-field airborne natural source audio frequency magnetotellurics measurements", *Geophysics*, Vol.89, No.1, hal. WB13–WB23. <https://doi.org/10.1190/geo2023-0224.1>.

- Shah, M., Yadav, K., dan Sircar, A. (2024), "Shallow and deep geothermal water sources identification in Unai geothermal field, Gujarat, India with applications of Magnetotelluric (MT)", *Unconventional Resources*, Vol.4, 100086. <https://doi.org/10.1016/j.uncres.2024.100086>.
- Simpson, F. dan Bahr, K. (2005), *Practical Magnetotellurics*, Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511614095>.
- Filho, R.G.S. dan Seoane, J.S.C. (2024), "Neoproterozoic lithospheric structures at the Borborema Province: Integration of magnetotelluric resistivity sections and their relations to neighboring lithospheric blocks of the Parnaíba Basin and São Francisco Craton", *Journal of South American Earth Sciences*, Vol.138, 104879. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2024.104879>.
- Vargas, J.A., Sanhueza, J., Díaz, D., Segovia, M.J., Pastén-Araya, F., dan Ślęzak, K. (2024), "Magnetotelluric image of the Patagonian slab window: Constraints on upper mantle physical properties and sources of intraplate magmatism", *Earth and Planetary Science Letters*, Vol.648, 119105. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2024.119105>.
- Vozoff, K. (1991), 8. *The Magnetotelluric Method*. In *Electromagnetic Methods in Applied Geophysics*, Society of Exploration Geophysicists. <https://doi.org/10.1190/1.9781560802686.ch8>.
- Zhou, W., Hu, X., Wei, M., Liao, W., dan Yang, X. (2025), "Geothermal potential of the southern Tianyang basin, northern China, revealed by 3D inversion of magnetotelluric data", *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol.359, 107306. <https://doi.org/10.1016/j.pepi.2024.107306>.