Pemodelan Anomali Magnetik Berbentuk Prisma Menggunakan Algoritma Genetika

Antonius[a], Yudha Arman[a]*, Joko Sampurno[a]

[a]Jurusan Fisika, FMIPA Universitas Tanjungpura, Jalan Prof. Dr. Hadari Nawawi, Pontianak, Indonesia
*Email : yudhaarman@gmail.com

Abstrak

Telah dilakukan penelitian tentang pemodelan anomali magnetik berbentuk prisma menggunakan metode algoritma genetika. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan anomali magnetik total dengan pendekatan benda anomali berbentuk prisma dua dimensi. Anomali magnetik total dihitung berdasarkan parameter model berupa posisi prisma pada bidang horizontal (Xo), kedalaman prisma dari permukaan (d), panjang prisma dari permukaan (D), lebar prisma (b), *dip* (ξ), dan suseptibilitas magnetik (k). Pengujian metode algoritma genetika dilakukan terhadap data anomali magnetik total yang diperoleh dari hasil pengukuran di lapangan. Dari hasil pemodelan pada data A diperoleh koefisien korelasi sebesar 0,9870 dengan nilai kesalahan kuadrat rata-rata (RMSE) sebesar 26,9006, sedangkan hasil pemodelan pada data B diperoleh koefisien korelasi sebesar 0,8590 dengan kesalahan kuadrat rata-rata (RMSE) sebesar 7,4398.

Kata Kunci : *Anomali Magnetik, Prisma, Algoritma Genetika*

1. Latar Belakang

Metode magnetik merupakan metode geofisika yang memanfaatkan sifat kemagnetan bumi [1]. Metode magnetik didasarkan pada pengukuran variasi intensitas medan magnet di permukaan bumi yang disebabkan oleh adanya variasi distribusi benda termagnetisasi di bawah permukaan bumi yang disebut suseptibilitas magnetik. Metode magnetik pernah digunakan pada identifikasi sebaran bijih besi di daerah Gurun Datar Kabupaten Solok Sumatera Barat [2].

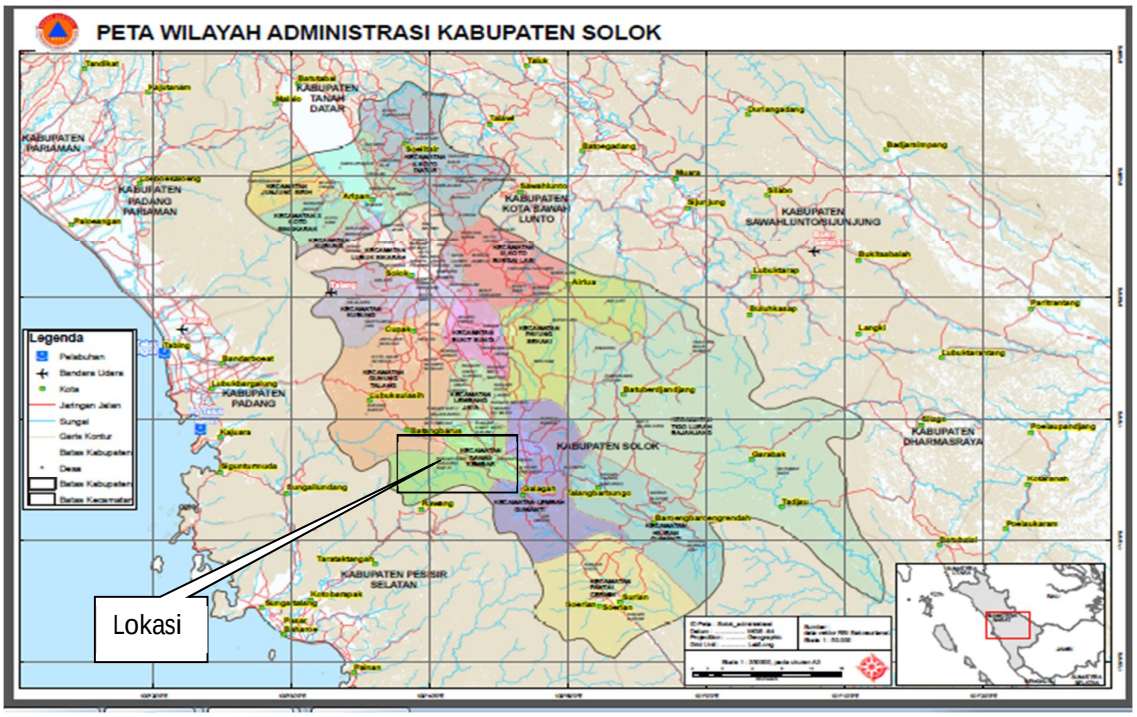
Data hasil pengukuran dengan metode magnetik di lapangan merupakan data intensitas medan magnet total. Data intensitas medan magnet total kemudian dilakukan koreksi variasi harian (*Diurnal*) dan koreksi IGRF, sehingga diperoleh data anomali magnetik total. Untuk mendapatkan model anomali magnetik, dilakukan pemodelan pada data anomali magnetik total. Pada penelitian ini akan dibuat sebuah program inversi yang dapat memodelkan anomali magnetik total.

Pemodelan data magnetik yang akan dilakukan yaitu pemodelan anomali magnetik total dengan pendekatan benda anomali berbentuk prisma dua dimensi (2D) dengan menggunakan metode algoritma genetika. Metode algoritma genetika pernah digunakan pada pemodelan curah hujan bulanan di wilayah kota Pontianak [3] dan pemodelan zona patahan berdasarkan anomali *self potential* [4]. Algoritma genetika merupakan algoritma komputasi yang dapat mencari suatu nilai solusi optimal terhadap suatu permasalahan yang mempunyai banyak kemungkinan solusi, sehingga sangat baik digunakan untuk pemodelan data anomali magnetik total yang memiliki banyak parameter model. Metode ini mengevaluasi kelayakan model untuk dijadikan solusi menggunakan analogi rekayasa genetika yang diasosiasikan dengan rekayasa parameter model.

2. Metodologi

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang merupakan data medan magnet terkoreksi hasil penelitian pada identifikasi sebaran bijih besi di daerah Gurun Datar Kabupaten Solok Sumatera Barat menggunakan metode geomagnet [2]. Peta lokasi penelitian ditunjukkan pada Gambar 1. Lintasan data A terletak pada koordinat 1°04’13,9’’ LS dan 100°43’28,6’’ BT dengan panjang lintasan 50 meter membentang dari arah Barat ke Timur. Lintasan data B terletak pada koordinat 1°04’0879’’ LS dan 100°43’24,1’’ BT dengan panjang lintasan 300 meter membentang dari arah Utara ke Selatan. Berdasarkan data IGRF (*International Geomagnetic Reference Field*), daerah penelitian memiliki sudut deklinasi -0,2°, sudut inklinasi -20,8833°, dan intensitas magnet total sebesar 42922,70 nT.



Gambar 1. Peta Lokasi Penelitian [5]

2.2 Pemodelan Data

Pemodelan anomali magnetik total berbentuk prisma menggunakan algoritma genetika dimulai dengan membentuk sejumlah kromosom yang dibangkitkan dengan bilangan acak sebagai model awal. Kromosom dibentuk dari komponen-komponen penyusun yang disebut sebagai gen yang nilainya merupakan bilangan numerik. Setiap gen mewakili parameter model yang akan dicari menggunakan algoritma genetika. Proses pemodelan dilakukan dengan mengestimasi model awal ke dalam fungsi pemodelan kedepan (*forward modelling*) menggunakan algoritma genetika hingga memperoleh model terbaik yang dapat dijadikan sebagai solusi. Fungsi *forward modelling* yang digunakan pada pemodelan ini adalah sebagai berikut [6]:

$$\begin{aligned} F = {} & 2kF_e \sin\xi[\{(\sin 2I \sin\xi \sin\beta \\ & - \cos\xi(\cos^2 I \sin^2\beta - \sin^2 I)\} \\ & \times \ln(\frac{r_2 r_3}{r_1 r_4}) + \{\sin 2I \cos\xi \sin\beta \\ & + \sin\xi(\cos^2 I \sin^2\beta - \sin^2 I)\} \\ & \times (\phi_1 - \phi_2 - \phi_3 + \phi_4)] \end{aligned} \quad (1)$$

Dimana:

$$r_1^2 = d^2 + ((x - x_0) + d\cot\xi)^2 \quad (2)$$

$$r_2^2 = D^2 + ((x - x_0) + D\cot\xi)^2 \quad (3)$$

$$r_3^2 = d^2 + ((x - x_0) + d\cot\xi - b)^2 \quad (4)$$

$$r_4^2 = D^2 + ((x - x_0) + D\cot\xi - b)^2 \quad (5)$$

$$\phi_1 = \tan^{-1}\{d / ((x - x_0) + d\cot\xi)\} \quad (6)$$

Dengan *k* suseptibilitas magnetik, F_e medan magnet utama bumi, ξ dip, β strike, *I* inklinasi, *d* kedalaman prisma dari permukaan, *D* panjang prisma dari permukaan, *xo* posisi prisma pada bidang horizontal, dan *b* lebar prisma.

Fungsi obyektif didefinisikan sebagai jumlah kuadrat kesalahan prediksi data yang menyatakan selisih antara data pengamatan dengan data perhitungan (*misfit*) untuk suatu model tertentu yang dapat dinyatakan sebagai besaran RMSE (*Root Mean Square Error*) dengan persamaan sebagai berikut [7]:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(D_{obs} - D_{Kal})^2}{n}} \quad (7)$$

Dengan D_{obs} data observasi, D_{kal} data kalkulasi, dan n jumlah data. Populasi atau kumpulan individu direpresentasikan oleh sejumlah model, sedangkan konsep *fitness* dinyatakan oleh kesesuaian antara respon model dengan data atau sering disebut *misfit*. Dengan demikian *fitness* yang tinggi berasosiasi dengan *misfit* yang rendah. Pemilihan model untuk proses reproduksi didasarkan pada *misfit* yang telah dikonversi menjadi *fitness* sesuai dengan persamaan berikut [7]:

$$f_i = \exp^{-RMSE_i} \quad (8)$$

dengan:

f_i = *Fitness* ke-i

$RMSE_i$ = RMSE ke-i

Proses seleksi dilakukan berdasarkan harga *fitness*, artinya model dengan *fitness* tinggi memiliki probabilitas tinggi pula untuk terpilih sebagai induk. Konversi *fitness* menjadi probabilitas sesuai dengan persamaan berikut [7]:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{np} f_i} \quad (9)$$

dengan:

p_i = Probabilitas ke-i

f_i = *Fitness* ke-i

np = Jumlah populasi

Pemilihan induk dari kumpulan model masing-masing dengan bobot probabilitas dilakukan dengan seleksi roda rolet (*roulette wheel*). Setiap model berasosiasi dengan sektor roda rolet yang luasnya sebanding dengan probabilitasnya. Secara komputasi, pemilihan model dengan bobot probabilitas P_i dilakukan dengan menghitung terlebih dahulu probabilitas kumulatifnya dengan persamaan sebagai berikut [7]:

$$p_k = \sum_{i=1}^{k} p_i \quad (10)$$

dengan:

p_k = Probabilitas kumulatif

p_i = Probabilitas ke-i

k = 1, 2, 3, ..., np

np = Jumlah populasi

Dengan mengambil bilangan acak *R* dengan probabilitas *uniform* dalam interval [0,1], setiap model diuji secara berurutan dari *k = 1, 2, 3, ..., np*, jika $R < P_k$ maka yang terpilih adalah model ke-*k* sebagai induk. Setelah proses seleksi, dilakukan proses reproduksi atau penyilangan (*cross-over*) dari setiap pasangan yang terpilih. Jumlah individu yang mengalami *cross-over* dipengaruhi oleh parameter *cross-over* (*cross-over rate*). Mengingat model atau individu direpresentasikan oleh bilangan riil, maka rekombinasi model dilakukan dengan metode *whole arithmetic cross-over* dimana untuk suatu bilangan acak *R* ~ [0,1] diperoleh anak sebagai berikut [7]:

anak-1 : $R(X_k, Y_k) + (1-R)(X_{k+1}, Y_{k+1})$ (11)

anak-2 : $R(X_{k+1}, Y_{k+1}) + (1-R)(X_k, Y_k)$ (12)

Dalam proses mutasi, karakteristik atau parameter pada suatu individu dapat berubah secara acak dengan harapan akan diperoleh individu yang lebih baik. Mutasi untuk model yang direpresentasikan oleh bilangan riil adalah dengan memilih salah satu parameter model secara acak yang akan dimutasi. Jumlah kromosom yang mengalami mutasi dalam satu populasi ditentukan oleh parameter mutasi (*mutation rate*).

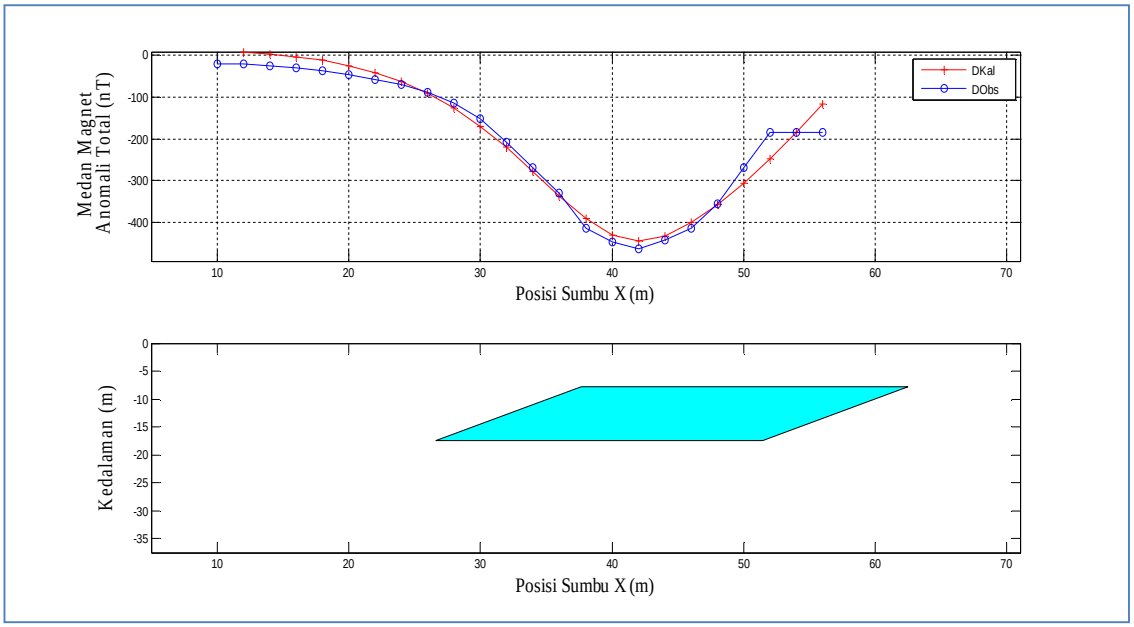
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Pemodelan Data A

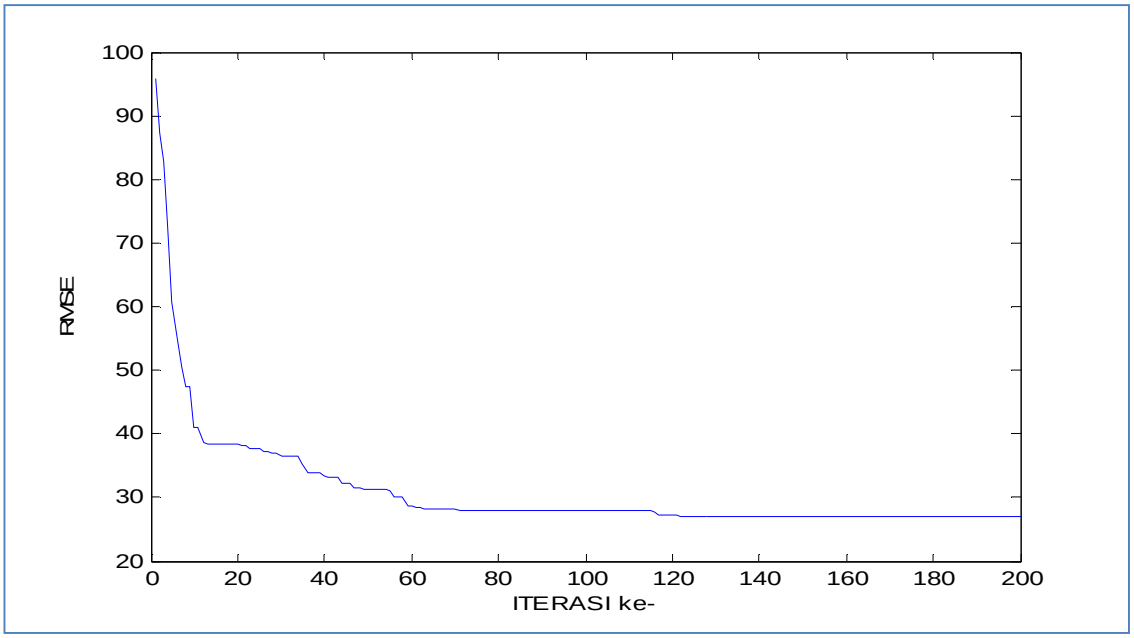
Hasil pemodelan pada data A menggunakan metode algoritma genetika dapat dilihat pada Gambar 2. Pemodelan yang dilakukan menggunakan model awal (kromosom) sebanyak 100 kromosom yang dibangkitkan dengan bilangan acak. Masing-masing kromosom memiliki 6 gen yang mewakili masing-masing parameter model. Model terbaik yang dijadikan sebagai solusi dihasilkan setelah 200 iterasi (generasi) dengan koefisien korelasi sebesar 0,9870 dan RMSE (*Root Mean Square Error*) sebesar 26,9006. Koefisien korelasi sebesar 0,9870 menunjukkan bahwa data model memiliki hubungan yang sangat kuat dengan data observasi. Hubungan yang sangat kuat antara data model dan data observasi diperlihatkan pada Gambar 2 yang menunjukkan pola data model menyerupai data observasi. Berdasarkan Gambar 1 dapat diinterpretasikan bahwa model (benda anomali) terletak pada koordinat (50.0940,-7.8597). Model ini memiliki kedalaman (d) 7,8597 meter

dari permukaan, panjang (D) 17,4807 meter dari permukaan, lebar (b) 24,8150 meter, dan memiliki kemiringan terhadap bidang horizontal (*Dip*) 40,9806°. Berdasarkan nilai suseptibilitas magnetiknya (k) sebesar 0,0069 model ini diduga sebagai batuan berjenis hematit.

Gambar 3 memperlihatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) pada iterasi ke 120 hingga iterasi 200 memiliki pola yang stabil. Kestabilan pola menunjukkan bahwa model yang diperoleh telah mengalami konvergensi ke arah solusi optimum global sehingga model dapat dijadikan sebagai solusi yang dapat mewakili masing-masing parameter model.



Gambar 2. Hasil Pemodelan Data A

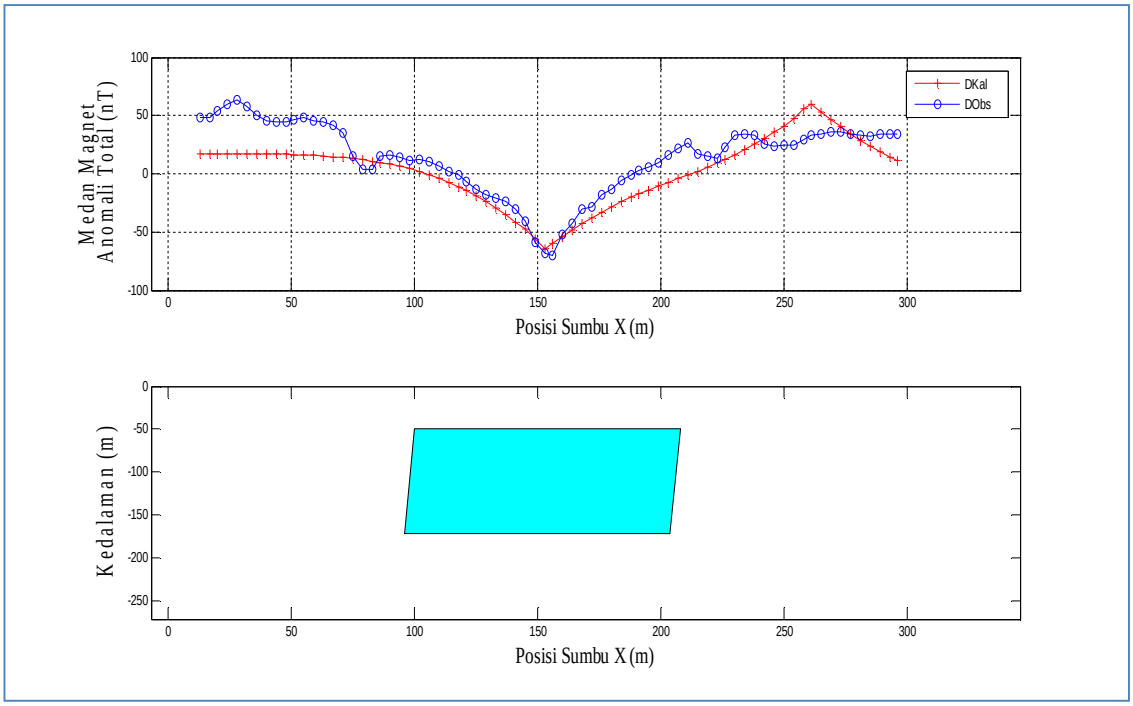


Gambar 3. Grafik RMSE Data A

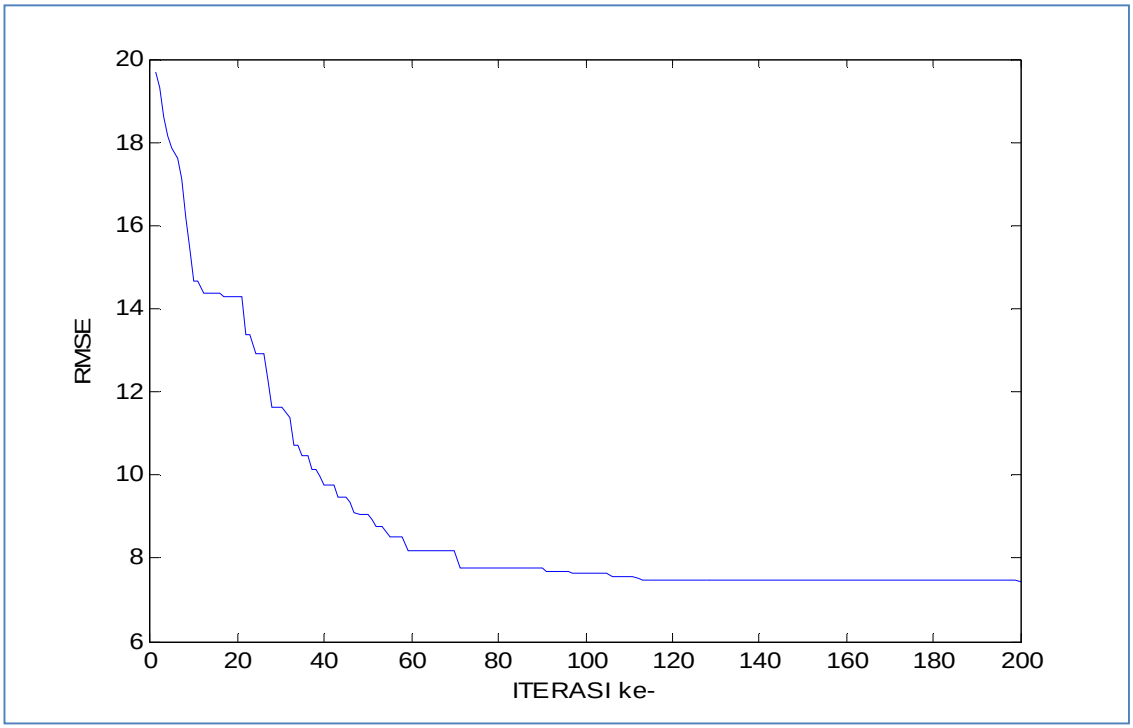
3.2 Hasil Pemodelan Data B

Hasil pemodelan pada data B menggunakan metode algoritma genetika dapat dilihat pada Gambar 4. Pemodelan dilakukan menggunakan 100 kromosom sebagai model awal, dengan masing-masing kromosom memiliki 6 gen yang mewakili masing-masing parameter model. Model terbaik yang dijadikan sebagai solusi dihasilkan setelah 200 iterasi (generasi) dengan koefisien korelasi antara data model dan data observasi sebesar 0,8590 dan RMSE (*Root Mean Square Error*) sebesar 7,4398. Koefisien korelasi sebesar 0,8590 menunjukkan bahwa data model memiliki hubungan yang sangat kuat dengan data observasi. Hubungan yang sangat kuat antara data model dengan data observasi diperlihatkan pada Gambar 4 yang menunjukkan pola data model menyerupai data observasi. Berdasarkan Gambar 4 dapat diinterpretasikan bahwa model (benda anomali) terletak pada koordinat (154,-49). Model ini memiliki kedalaman (d) 49 meter dari permukaan, panjang (D) 171,5 meter dari permukaan, lebar (b) 107,8 meter, dan memiliki kemiringan terhadap bidang horizontal (*Dip*) 88 ° . Berdasarkan nilai suseptibilitas magnetiknya (k) sebesar 0,01 model ini diduga sebagai batuan berjenis hematit.

Gambar 5 memperlihatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) pada iterasi ke 114 hingga iterasi 200 memiliki pola yang stabil. Kestabilan pola menunjukkan bahwa model yang diperoleh telah mengalami konvergensi ke arah solusi optimum global sehingga model dapat dijadikan sebagai solusi yang dapat mewakili masing-masing parameter model.



Gambar 4. Hasil Pemodelan data B



Gambar 5. Grafik RMSE Data B

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa anomali magnetik total dapat dimodelkan dengan pendekatan benda anomali berbentuk prisma dua dimensi (2D) dengan metode algoritma genetika. Pemodelan anomali magnetik total pada data A diperoleh koefisien korelasi sebesar 0,9870 dengan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) 26,9006, sedangkan pada data B diperoleh koefisien korelasi sebesar 0,8590 dengan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) 7,4398. Hasil ini menunjukkan data model yang dihasilkan memiliki hubungan yang sangat kuat dengan data observasi sehingga model layak dijadikan sebagai solusi.

Daftar Pustaka

[1] Nuha DYU, Avisena N. Pemodelan Struktur Bawah Permukaan Daerah Sumber Air panas Songgoriti Kota Baru Berdasarkan Data Geomagnetik. Neutrino. 2012 April; 4(2): p. 178-187.

[2] Jumarang MI, Zulfian. Identifikasi Sebaran Bijih Besi di Daerah Gurun Datar Kabupaten Solok Sumatera Barat Menggunakan Metode Geomagnet. POSITRON. 2014; 4(1): p. 27-34.

[3] Kornellius , Ihwan A, Arman Y. Pemodelan Curah Hujan Bulanan Di Wilayah Pontianak Menggunakan Algoritma Genetika. POSITRON. 2015; 5(1): p. 1-4.

[4] Yulita , Arman Y, Putra YS. Pemodelan Zona Patahan Berdasarkan Anomali Self Potential (SP) Menggunakan Metode Algoritma Genetika. PRISMA FISIKA. 2013; 1(3): p. 110-117.

[5] BNPB. Peta Administrasi Kabupaten Solok. [Online].; 2009 [cited 2016 mei 12. Available from: http://www.geospasial.bnpb.go.id.

[6] Telford WM, Geldart LP, Sheriff RE, Keys DA. Applied Geophysics. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press; 1990.

[7] Grandis H. Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika. 1st ed. Jakarta: Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI); 2009.