



HIMPUNAN MAHASISWA GEOFISIKA INDONESIA - WILAYAH III

Sekretariat Himpunan Mahasiswa Teknik Geofisika (HMTGF) UPNYPK

Jl SWK 104, Gedung Nyi Ageng Serang D lantai II

Depok, Sleman, DIY

@ hmgireg3@gmail.com

☎ 085 649 049 757

Diajukan Untuk Mengikuti Kompetisi

Penentuan Pusat Gempa Bumi dengan Metode Inversi

Pendekatan Linier dan Constrained PSO

INDONESIA YOUNG GEOSCIENTIST PAPER COMPETITION 2019

HIMPUNAN MAHASISWA GEOFISIKA INDONESIA WILAYAH 3

2019

Rusba Saputra Rivensky

Teknik Geofisika/2016

Yogic Wahyu Rhamadianto

Teknik Geofisika/2016

Sub Tema:

Disaster Mitigation



Institut Teknologi Sepuluh Nopember

2019



Penentuan Pusat Gempa Bumi dengan Metode Inversi Pendekatan Linier dan Constrained PSO

Rusba Saputra Rivensky¹, Yogic Wahyu Rhamadianto²

¹ Teknik Geofisika, ITS, Indonesia

E-mail address: rivenskyalfatin21@gmail.com

² Teknik Geofisika, ITS, Indonesia

E-mail address: yogicrhama@gmail.com

Penentuan pusat gempa melibatkan proses pencarian solusi hiposenter yang melibatkan selisih waktu tempuh V_p - V_s dan koordinat stasiun observasi yang tersedia. Penulisan ini bertujuan untuk menentukan hiposenter gempa dengan solusi yang optimum. Dalam proses penentuan hiposenter gempa dengan solusi yang optimum, maka dilakukan perbandingan antara pemodelan inversi dengan pendekatan linier dengan global yang memakai algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Hasil pemodelan ini menunjukkan bahwa lokasi hiposenter pada pendekatan linier dengan *A priori* (1000, 300, 150) menunjukkan standar deviasi mendekati 0 untuk noise 0%, 24.99 untuk noise 5%, dan 611.38 untuk noise 10%. Pada *A priori* (198, 395, 1050) menunjukkan standar deviasi mendekati 0 untuk noise 0%, 66.05 untuk noise 5%, dan 61.52 untuk noise 10%. Sedangkan inversi pendekatan global PSO dengan *constraints* ± 5 menunjukkan nilai standar deviasi sebesar 0.05 untuk noise 0%, 4.46 untuk noise 5%, dan 5.00 untuk noise 10%. Pada *constraints* ± 50 menunjukkan standar deviasi sebesar 0.14 untuk noise 0%, 0.53 untuk noise 5%, dan 23.67 untuk noise 10%. Inversi PSO menghasilkan pola dimana semakin besar nilai noise maka solusi yang dihasilkan akan semakin menjauhi solusi sebenarnya dengan catatan error yang dihasilkan masih terbilang rendah atau dapat ditoleransi.

Keywords : Hiposenter, Inversi, *Particle Swarm Optimization* (PSO), Pendekatan linier.

1. PENDAHULUAN

Secara istilah, pemodelan geofisika merupakan pencarian nilai minimum dari sebuah fungsi (fungsi misfit, fungsi obyektif) pada suatu ruang yang berdimensi banyak sesuai dengan jumlah parameter model. Solusi yang diberikan dari sebuah model dapat menggambarkan distribusi atau variasi spasial dari sifat fisika bawah

permukaan yang dapat digunakan untuk memperkirakan kondisi atau struktur geologinya (Grandis, 2009).

Dalam pemodelan geofisika, terdapat dua jenis pemodelan yang sedang berkembang yaitu pemodelan inversi dengan pendekatan linier dan inversi non-linier dengan pendekatan global. Pemodelan inversi merupakan proses pencarian nilai



terkecil (kecocokan) antara data hasil pengamatan (data observasi) dan data hasil perhitungan (data kalkulasi). Hubungan yang tidak linier antara parameter model dengan data pengamatan mengakibatkan pemodelan inversi dengan pendekatan linier menjadi kurang memadai. Permasalahan ini dapat diselesaikan dengan metode inversi non-linier dengan pendekatan global, yaitu *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Grandis, 2009). Penulisan ini bertujuan untuk menentukan hiposenter gempa dengan solusi yang paling optimum.

Algoritma PSO diusulkan oleh Jaberipour dalam menyelesaikan sistem persamaan non-linier yang sebelumnya telah diubah menjadi bentuk permasalahan optimasi. Dengan menggunakan algoritma PSO diharapkan hasil penyelesaian yang diperoleh efisien dengan rata-rata konvergensi yang tinggi (Jaberipour, 2011).

2. DASAR TEORI

2.1 Gempa Bumi

Di dalam bumi terdapat aliran konveksi, dimana aliran ini terjadi pada mantel bumi yang menyebabkan lempeng bergerak relatif satu sama lain. Pergerakan relatif tersebut menyebabkan konvergensi dan divergensi lempeng yang diilustrasikan dalam *Wilson Cycle*. Seringkali gempa diakibatkan oleh pergerakan lempeng terutama patahan aktif. Sumber dari gempa dapat berupa jatuhnya sepanjang patahan atau peledakan benda seperti bom yang tertanam. Gelombang gempa dapat diidentifikasi dari seismograf stasiun gempa. Pusat gempa bumi yang sebenarnya disebut sebagai hiposenter

sedangkan proyeksi tegak lurus hiposenter ke permukaan disebut episenter. Waktu kedatangan (*Arrival Time*) pada stasiun tertentu dinyatakan sebagai berikut:

$$t = t_0 + \frac{\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2}}{v}$$

dimana x_i, y_i , dan z_i adalah koordinat stasiun sedangkan x, y, z adalah koordinat hiposenter.

2.2 Pemodelan Hiposenter

Pemodelan yang digunakan untuk menggambarkan suatu sistem secara sederhana dapat dilakukan dengan beberapa cara dan perlakuan yang membuat pemodelan tersebut menjadi mungkin. Misalnya dengan merumuskan model pendekatan yang mencerminkan kondisi lapangan. Bisa juga dengan menggunakan asumsi pada beberapa data yang tidak diketahui secara detail seperti informasi medan, topografi, distribusi PGA atau V_s30 , dan struktur geologi.

2.2.1 Forward Modelling

Pemodelan kedepan (*Forward Modelling*) diartikan sebagai perhitungan “data” yang secara teoritis akan teramati di permukaan bumi jika diketahui harga parameter model bawah permukaan tertentu. Perhitungan data teoritis tersebut menggunakan persamaan matematik yang diturunkan dari konsep fisika yang mendasari fenomena yang ditinjau (Grandis, 2009). Pada saat melakukan interpretasi, dicari model yang menghasilkan respon yang cocok dan fit dengan data pengamatan atau data lapangan. Sehingga diharapkan kondisi model itu bisa mewakili atau mendekati keadaan sebenarnya. Seringkali



Istilah *forward modelling* digunakan untuk proses *trial and error*. Diharapkan dari proses *trial and error* ini diperoleh model yang cocok responnya dengan data (Grandis, 2009).

2.2.2 Inverse Modelling

Metode ini merupakan kebalikan dari *forward modelling* dimana proses analisis dan *fitting* dimulai dari nilai fisis yang didapatkan saat pengukuran untuk mendapatkan parameter yang dicari. Proses inversi sangat bergantung pada metode optimasi yang digunakan dan karakteristik data pengukuran yang didapatkan.

2.3 Metode Inversi

Pada pemodelan yang cenderung linier, penggunaan metode pendekatan linier lebih disukai karena efektif dan efisien. Sedangkan pemodelan inversi non-linier yang rumit lebih sering menggunakan pendekatan global yang menghindari penggunaan turunan atau linierisasi fungsi *fit* terhadap setiap parameter model. Untuk itu dilakukan eksplorasi terhadap "ruang model", yaitu ruang berdimensi banyak sesuai dengan jumlah parameter model M , secara lebih intensif. Cara termudahnya dilakukan pencarian sistematis, dimana ruang model didefinisikan terlebih dahulu dengan menentukan interval harga minimum dan maksimum setiap parameter model. Ruang model didiskretisasi dengan membagi setiap interval tersebut menjadi sejumlah grid sesuai dengan ketelitian yang diinginkan. Jika jumlah grid sama untuk semua parameter model, misalnya N , maka jumlah model yang harus dihitung responsnya untuk evaluasi fungsi atau fungsi

obyektif adalah N . Jika jumlah grid berbeda untuk tiap parameter model, maka jumlah model yang harus dievaluasi adalah $N_1 \times N_2 \times \dots \times N_M$ (Grandis, 2009).

2.3.1 Pendekatan Linier

Menurut Supriyatno, jika suatu masalah inversi dapat direpresentasikan kedalam persamaan $d = Gm$, maka ia disebut linear. Regresi linier pada dasarnya adalah masalah inversi. Mengingat hubungan antara data dengan parameter model adalah linier, maka parameter atau variable yang terlibat dinyatakan dalam notasi vektor atau matriks yang mempresentasikan variable dengan banyak komponen atau elemen. Jika data (d) dan model (m) masing-masing dinyatakan oleh vektor berikut:

$$d = [d_1, d_2, d_3, \dots, d_N]^T$$

$$m = [m_1, m_2, m_3, \dots, m_M]^T$$

Maka secara umum hubungan antara data dan parameter model dapat dinyatakan oleh:

$$d = g(m)$$

2.3.2 PSO

Particle Swarm Optimization (PSO) diperkenalkan oleh Dr. Eberhart dan Dr. Kennedy pada tahun 1995, merupakan algoritma optimasi yang meniru proses yang terjadi dalam kehidupan populasi burung (*flock of bird*) dan ikan (*school of fish*) dalam bertahan hidup. Sejak diperkenalkan pertama kali, algoritma PSO berkembang cukup pesat, baik dari sisi aplikasi maupun dari sisi pengembangan metode yang digunakan pada algoritma tersebut (Haupt, R.L. & Haupt, S.E. 2004). Algoritma ini juga terhubung dengan komputasi evolusioner, algoritma genetik dan



pemrograman evolusionari (Jatmiko *et al.* 2010). Menurut Wati (2011), beberapa istilah umum yang biasa digunakan dalam *Particle Swarm Optimization* dapat didefinisikan sebagai berikut:

A. *Swarm*: populasi dari suatu algoritma.

B. *Particle*: anggota (individu) pada suatu *swarm*. Setiap *particle* merepresentasikan suatu solusi yang potensial pada permasalahan yang diselesaikan. Posisi dari suatu *particle* adalah ditentukan oleh representasi solusi saat itu.

C. *Pbest (Personal best)*: posisi *Pbest* suatu *particle* yang menunjukkan posisi *particle* yang dipersiapkan untuk mendapatkan suatu solusi yang terbaik.

D. *Gbest (Global best)*: posisi terbaik *particle* pada *swarm* atau posisi terbaik diantara *Pbest* yang ada.

E. *Velocity (v)*: vektor yang menggerakkan proses optimasi yang menentukan arah dimana suatu *particle* diperlukan untuk berpindah (*move*) untuk memperbaiki posisinya semula atau kecepatan yang menggerakkan proses optimasi yang menentukan arah dimana *particle* diperlukan untuk berpindah dan memperbaiki posisinya semula.

F. *Inertia Weight (θ)*: disimbolkan w , parameter ini digunakan untuk mengontrol dampak dari adanya *velocity* yang diberikan oleh suatu *particle*.

G. *Learning Rates (c1 dan c2)*: suatu konstanta untuk menilai kemampuan *particle* ($c1$) dan kemampuan sosial *swarm* ($c2$) yang menunjukkan bobot dari *particle* terhadap memorinya.

2.4 Metode Penentuan Episenter

Untuk menentukan episenter gempa maka dapat digunakan beberapa metode, diantaranya adalah:

2.4.1 Metode Wadati

Data yang diperlukan untuk metode Wadati adalah t_p dan $t_s - t_p$. Diagram didapatkan dengan mengplotkan k ($t_s - t_p$) sebagai absis dan t_p sebagai ordinat. Data dari n stasiun akan memberikan garis optimal 1 yang dicari dengan metoda least-square. Bentuk umum linier dapat dinyatakan sebagai $y = Ax + B$ dan x dan y masing-masing adalah $t_s - t_p$ dan t_p .

2.4.2 Metode Lingkaran

Metode lingkaran tiga stasiun ini merupakan metode yang paling sederhana dan metode yang mula-mula dilakukan para ahli untuk menafsirkan episenter gempa. 30 Dimana kita mencari titik perpotongan lingkaran-lingkaran yang dibuat dengan pusatnya ditiap-tiap stasiun dengan menggunakan data interval waktu tiba gelombang P dan gelombang S. Dalam metode ini, bumi dianggap sebagai media homogen.

2.4.3 Metode Bola

Metoda ini memperbaiki metoda lingkaran dimana ruang hiposenter merupakan irisan tiga bola yang berpusat pada stasiun. Posisi episenter merupakan proyeksi posisi hiposenter ke permukaan. Karena metoda bola merupakan pengembangan dari metoda lingkaran, maka diperlukan pula data waktu tiba gelombang P dan gelombang S untuk menentukan besarnya jari-jari bola sebagai jarak



hiposenter. Jarak hiposenter dapat dicari dengan menggunakan hubungan:

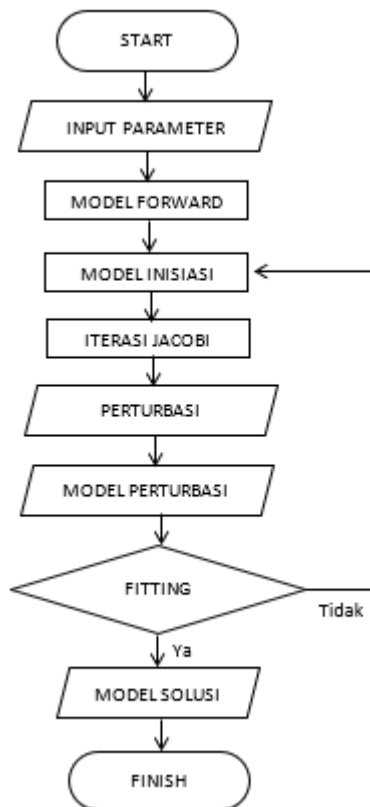
$$r = V_p \cdot t_p = V_s \cdot t_s$$

dimana V_p dan V_s adalah kecepatan gelombang P dan S, t_p dan t_s adalah waktu tiba gelombang P dan S si stasiun pengamat.

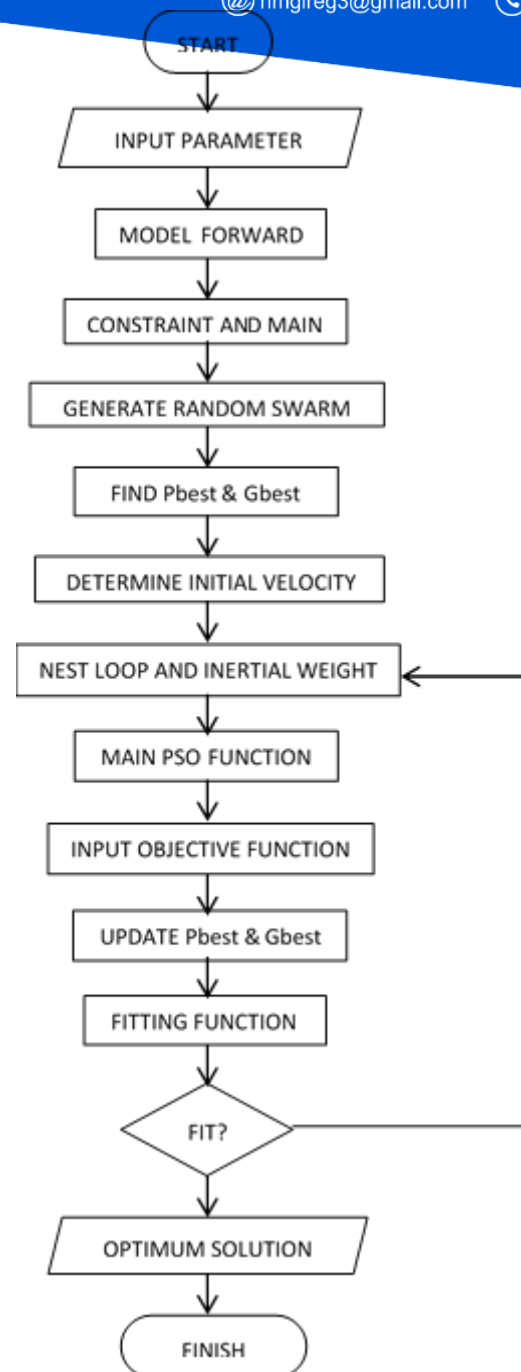
3. METODOLOGI

3.1 Flow Chart

Dalam melakukan proses inversi untuk mencari solusi hiposenter gempa, maka dilakukan beberapa tahapan sebagai berikut:



Gambar 3.1 Flow Chart Inversi Linier



Gambar 3.2 Flow Chart Inversi PSO

3.2 Cara Kerja

3.2.1 Pendekatan Linier

Inversi linier menggunakan turunan pertama untuk membuat linearisasi yang optimal fungsi obyektif pada data teoritis dan akuisisi. Iterasi akan terus berjalan hingga mencapai suatu kondisi yang



optimal. Saat iterasi, solusi akan terus diupdate dengan nilai perturbasi yang dihasilkan dari diferensiasi fungsi obyektif terhadap parameter yang dicari. Iterasi dan perturbasi akan terus dilakukan hingga mendapatkan kesesuaian yang optimal. Dalam kasus hiposenter kali ini, asumsi yang digunakan dalam medan perambatan adalah homogen isotropis sehingga nilai kecepatan seragam dan waktu pembentukan gempa (*origin time*) diabaikan. Linearisasi dan perturbasi didapatkan dari diferensiasi fungsi obyektif terhadap parameter yang berpengaruh. Dalam kasus hiposenter didapatkan:

$$\partial X = \frac{(x-x_i)}{v\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2}}$$

$$\partial Y = \frac{(y-y_i)}{v\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2}}$$

$$\partial Z = \frac{(z-z_i)}{v\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2}}$$

3.1.2 PSO

Menurut Chen & Shih (2013) untuk memulai algoritma PSO, kecepatan awal (*velocity*) dan posisi awal (*position*) ditentukan secara *random*. Kemudian proses pengembangannya sebagai berikut:

1. Dengan mengasumsikan bahwa ukuran kelompok atau kawanan (jumlah partikel) adalah N . Kecepatan dan posisi awal pada tiap partikel dalam N dimensi ditentukan secara *random* (acak).

2. Kemudian Hitung kecepatan dari semua partikel. Semua partikel bergerak menuju titik optimal dengan suatu kecepatan. Awalnya semua kecepatan dari partikel

diasumsikan sama dengan nol, set iterasi $i =$

1.

3. Nilai *fitness* setiap partikel ditaksir menurut fungsi sasaran (*objective function*) yang ditetapkan. Jika nilai *fitness* setiap partikel pada lokasi saat ini lebih baik dari $Pbest$, maka $Pbest$ diatur untuk posisi saat ini.

4. Nilai *fitness* partikel dibandingkan dengan $Gbest$. Jika $Gbest$ yang terbaik maka $Gbest$ yang diupdate.

5. Persamaan (2.1) dan (2.2) ditunjukkan di bawah ini untuk memperbaharui (*update*) kecepatan (*velocity*) dan posisi (*position*) setiap partikel.

$$v_k^i = wv_k^i + c_1r_1(pbest_i^k - x_i^k) + \dots c_2r_2(gbest^k - x_i^k)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}$$

6. Menurut Engelbrecht (2006) ada 2 aspek penting dalam memilih kondisi berhenti yaitu:

a. Kondisi berhenti tidak menyebabkan PSO *convergent premature* (memusat sebelum waktunya) dimana solusi tidak optimal yang didapat.

b. Kondisi berhenti harus melindungi dari kondisi *oversampling* pada nilainya, jika kondisi berhenti memerlukan perhitungan yang terus-menerus maka kerumitan dari proses pencarian akan meningkat.

3.2 Data Sintetik

Pada inversi linier, dibuat data hiposenter yang berasal dari koordinat 4 stasiun buatan dan nilai kecepatan merambat medium homogen isotropis sebesar 10,9 m/s. Adapun noise yang digunakan sebesar



0%, 5%, dan 10% untuk pendekatan dalam kasus kenyataan, membandingkan stabilitas inversi, dan akurasi solusi yang didapatkan. Nilai “A Priori” ditentukan sesuai kebutuhan pengecekan kualitas inversi dimana didapatkan model awal koordinat hiposenter yaitu [1000,300,150] dan [198,395,1050]. Pada PSO, *constraint* yang digunakan bermaksud untuk mempercepat proses konvergensi dan akurasi solusi yang didapatkan. Nilai *constraint* berupa batas distribusi nilai model hiposenter yang akan dijadikan sebagai *swarm*. Batas atas dan bawah *constraint* yaitu 5 dan 50.

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam mencari solusi lokasi hiposenter yang paling optimum maka dilakukan perbandingan antara inversi non-linier dengan pendekatan linier dengan inversi pendekatan global Particle Swarm Optimization (PSO). Inversi dengan pendekatan linier sangat bergantung pada sifat linearitas data yang akan diinversikan. Berapakah dan apa saja parameter yang terlibat didalamnya akan memengaruhi proses linearisasi proses inversi tersebut. Hal terpenting lainnya adalah inversi ini sangat mengandalkan data “a priori” untuk mengoptimalkan proses konvergensi/*Error*. Metode penggambaran hiposenter pada medium homogen isotropis didasarkan pada konsep bola stasiun dan waktu *arrival* dari metode Wadati.

Pada inversi linier, proses *running* rata-rata sekitar 5 sampai 7 detik. Hal tersebut menunjukkan efisiensi metode ini. Nilai “a priori” berbanding lurus dengan solusi yang

dicapai. Semakin dekat dengan nilai yang sebenarnya maka solusi yang didapatkan akan optimal. Namun jika dibandingkan, kombinasi “a priori” dengan noise yang sama menghasilkan *error* yang berbeda pada noise 5% dan 10%. Perbedaan yang terjadi menunjukkan adanya pola khusus dalam merumuskan model awal atau “a priori”.

Sedangkan nilai noise memperkuat indikasi ketidakstabilan dimana noise 10% mendapatkan nilai *error* yang lebih kecil daripada noise 5% pada “a priori” [198,395,1050] dimana berbanding terbalik dengan nilai “a priori” satunya yang sangat drastis. Nilai inversi linier kemungkinan jatuh pada titik optimum lokal tanpa bisa melanjutkan ke titik optimum global meskipun nilai *stopping criteria* atau *error* minimum belum tercapai ditambah lagi *noise* dengan distribusi kecil sekitar 10% berpengaruh besar pada sensitivitas atau akurasi proses inversi. Dengan kata lain, ada batasan maksimum dan kondisi tertentu agar nilai optimal dapat dihasilkan dari proses inversi pendekatan linier.

Sedangkan PSO dipengaruhi juga oleh kesesuaian *constrain* yang dapat menggiring kepada global minimum. Semakin besar nilai *noise* maka nilai inversi yang dihasilkan akan semakin menjauhi nilai yang sebenarnya namun polanya lebih stabil dibandingkan dengan linier. Hal ini dapat dilihat dan diamati pada **Tabel 4.1**. Pada PSO dengan noise 0%, ternyata proses konvergensi berlangsung lebih lama daripada yang lainnya. Sedangkan pada nilai noise lebih tinggi seperti 5% dan 10%



mengakibatkan proses konvergensi menjadi lebih lama akibat pengoptimasian *fitting* yang memaksakan bias.

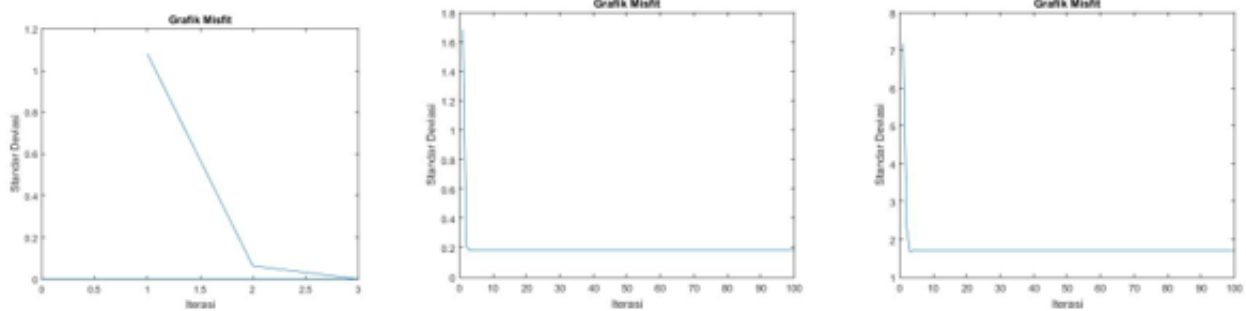
Inversi PSO kali ini divariasikan pada nilai noise yang diterapkan pada data forward dan constraints pada pembangkitan swarm dan handling constrain. Dimana handling constrain ini akan menormalisasi agar nilai global base tersebut tetap berada didalam range batas bawah dan batas atas constrain yang ditentukan. Pada variasi noise, dipilih beberapa distribusi nilai noise maksimum antara lain 0%, 5%, dan 10%. Pada nilai noise 0%, ternyata proses konvergensi berlangsung lebih lama daripada yang lainnya. Hal ini dikarenakan evaluasi nilai, gbest, dan pbest bisa dioptimalkan lebih oleh sistem MATLAB sehingga stopping criterion dapat mendekati

no. Sedangkan pada nilai noise lebih tinggi seperti 5% dan 10% mengakibatkan proses konvergensi menjadi lebih singkat akibat didapatkannya nilai maksimum yang bisa di-fitting dengan data forward oleh MATLAB dengan ketidaksesuaian lebih besar.

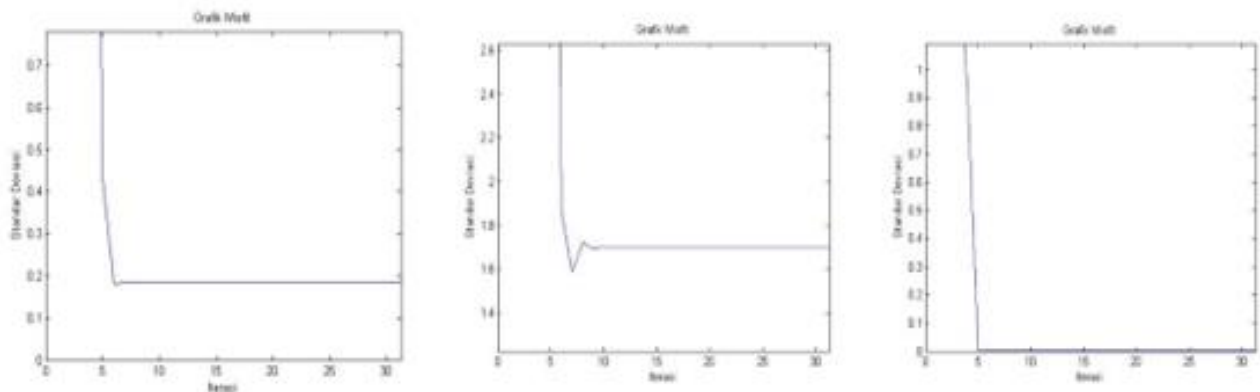
Selain itu, pada inversi pendekatan global dengan PSO digunakan juga variasi constraint, dibuat dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh dari distribusi swarm yang dibangkitkan terhadap proses inversi PSO. Nilai variasi constraints yang digunakan kali ini yaitu ± 5 dan ± 50 terhadap koordinat sintetis hiposenter. Pembangkitan swarm menggunakan konsep “random” yang menginisialisasi bilangan yang terdistribusi acak dari -1 sampai 1.

Tabel 4.1 Perbandingan Hasil Inversi dengan Pendekatan Linier dan Global PSO

METODE INVERSI	HASIL						
	VARIASI		Konvergensi	Time Run(s)	Koordinat Inversi		
	NOISE	Constraint/" A Priori"			X	Y	Z
PSO	0	5	0.00128	31.63662	199.938	399.9303	999.9919
	5	5	2.7751	13.25	195	396.6125	995
	10	5	13.9659	7.6869	205	395	1005
	0	50	0.011	38.327	199.962	399.9145	999.7021
	5	50	3.75	31.9118	200.94	400.4133	999.7673
	10	50	3.3332	14.998	250	384	1005
Pendekatan Linier	0	[1000,300,150]	0.0025	1.1385	199.99	400	1000
	5	[1000,300,150]	0.88	1.8555	232.315	433.49	1009.164
	10	[1000,300,150]	9.62	1.3604	902.867	874.51	343.2296
	0	[198,395,1050]	0.000004	1.2565	199.9990	399.9990	1000.0000
	5	[198,395,1050]	2.4	1.0826	79.1805	348.9221	973.7400
	10	[198,395,1050]	0.6	1.4866	287.7234	440.1614	1056.6700



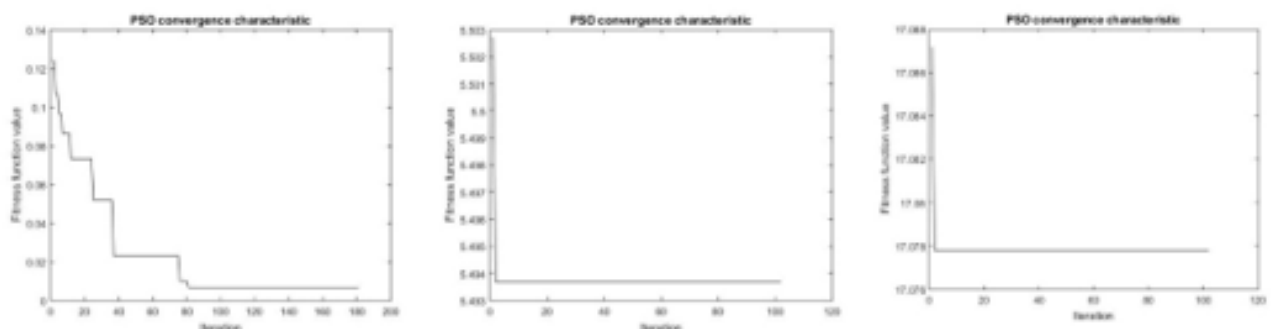
Gambar 4.1 Grafik Misfit dengan Pendekatan Linier Kiri berupa STD Noise 5%, Tengah STD Noise 10%, Kanan STD No Noise



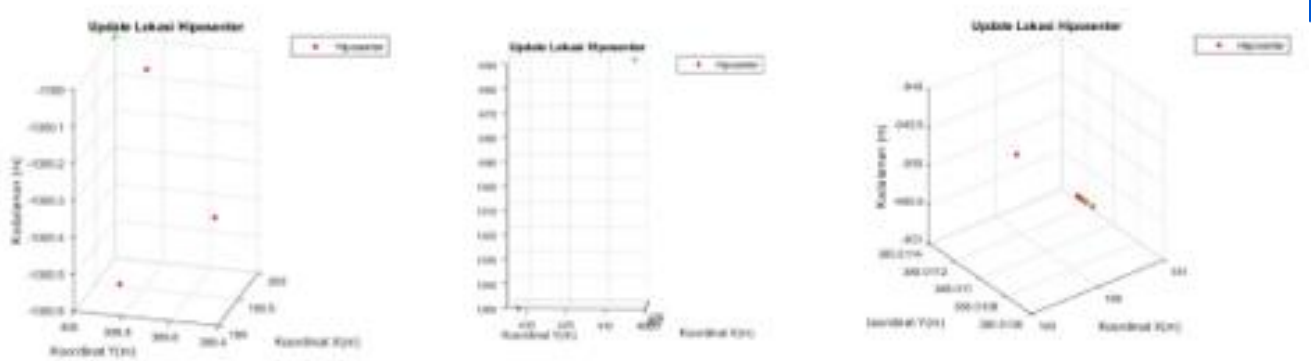
Gambar 4.2 Grafik Misfit dengan Pendekatan Global PSO Kiri berupa STD Noise 5%, Tengah STD Noise 10%, Kanan STD No Noise

Pada *constraint* ± 5 , proses konvergensi lebih cepat karena diakibatkan “*search area*” atau *swarm* lebih mendekati solusi sebenarnya ditambah pembangkitan *swarm* yang terdiri atas 100 partikel semakin memadati *search area* atau distribusi ruang *constraint*. Oleh karena itu proses konvergensi lebih maksimal dan nilai hiposenter yang didapatkan sangat

mendekati dugaan awal atau *forward* yaitu [200,400,1000]. Sedangkan pada *constraint* ± 50 , proses inversi relatif lebih lama dan error yang didapatkan lebih kecil pada *noise* 0% dan 5%. Hasil dari solusi global optimum dari pemodelan PSO dengan variasi *constraints* dapat dilihat dan diamati pada gambar berikut:



Gambar 4.3 STD *Constraints* 5 kiri noise 0%, tengah noise 5%, dan kanan 10%.



Gambar 4.4 Update Hiposenter *Constraints* 50, kiri noise 0%, tengah 5%, dan kanan 10%.

Hal ini dikarenakan inversi berupaya mencari *fitting* yang cocok dengan menggunakan sebaran data random dengan "search area" yang lebih besar sehingga kemungkinan jumlah partikel yang mendekati solusi optimum menjadi lebih kecil. Namun pada kasus ini, *swarm* yang dibangkitkan memiliki distribusi mendekati sebenarnya dan *error constraint* 5 memiliki pola yang lebih stabil daripada *constraint* 50. Inversi dengan pendekatan linier menghasilkan pemodelan dengan tingkat ketidaksesuaian yang lebih besar ditambah dengan konvergensi yang dihasilkan tidak lebih stabil daripada PSO.

5 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pemodelan inversi dengan pendekatan linier dan PSO untuk mencari solusi hiposenter, maka dapat disimpulkan bahwa pemodelan dengan pendekatan linier menunjukkan lokasi hiposenter dengan *A priori* (1000, 300, 150) menunjukkan standar deviasi mendekati 0 untuk noise 0%, 24.99 untuk noise 5%, dan 611.38 untuk

noise 10%. Pada *A priori* (198, 395, 1050) menunjukkan standar deviasi mendekati 0 untuk noise 0%, 66.05 untuk noise 5%, dan 61.52 untuk noise 10%. Sedangkan inversi pendekatan global PSO dengan *constraints* ± 5 menunjukkan nilai standar deviasi sebesar 0.05 untuk noise 0%, 4.46 untuk noise 5%, dan 5.00 untuk noise 10%. Pada *constraints* ± 50 menunjukkan standar deviasi sebesar 0.14 untuk noise 0%, 0.53 untuk noise 5%, dan 23.67 untuk noise 10%. Inversi PSO menghasilkan pola dimana semakin besar nilai noise maka solusi yang dihasilkan akan semakin menjauhi solusi sebenarnya dengan catatan error yang dihasilkan masih terbilang rendah atau dapat ditoleransi. Penggunaan *constraints* membatasi ruang *sampling* PSO sehingga distribusi yang semakin kecil dan mendekati solusi sebenarnya maka hasilnya semakin baik. Sedangkan pada inversi pendekatan linier semakin besar nilai noise maka error yang dihasilkan lebih besar sehingga solusi yang dihasilkan sangat jauh dari sebenarnya. Ditambah semakin jauh dugaan awal atau *A priori* maka solusi inversi pendekatan linier



semakin menjauhi solusi sebenarnya dan error menjadi tidak stabil. Oleh karena itu, hasil inversi PSO menampilkan solusi hiposenter yang lebih optimum, akurat, dan

stabil terhadap noise dibandingkan dengan inversi pendekatan linier.

DAFTAR PUSTAKA

- Eberhart, R.C., Shi, Y., *Comparing Inertia Weight and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization*, Proceeding of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, Vol. 1, pp. 84-88, 2000.
- Grandis, H. (2009). Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika. Bandung: Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI).
- Haupt, R. L., & Haupt, S. E. 2004. *Particle Genetic Algorithms*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Jaberipour Majid, Khorram Esmale, Karimi Behrooz. 2011. “*Particle swarm algorithm for solving systems of nonlinear equations*,” Elsevier Computers and Mathematics with Applications ScienceDirect (2011) 566-576
- Kennedy, and R. Eberhart. 1995. “*Particle Swarm Optimization*,” IEEE Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, (Perth, Australia), Piscataway, NJ, IV.
- Supriyatno. 2007. “*Analisis Data Geofisika: Memahami Teori Inversi*”. Depok: Universitas Indonesia
- Wati, Dwi Ana Ratna. 2011. “*Sistem Kendali Cerdas*”. Yogyakarta: Graha Ilmu