

PENAKSIRAN PARAMETER REGRESI NONLINEAR MENGGUNAKAN *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* DAN *GENETIC ALGORITHM*

Rahel Fransiska Sri Arni Simamora^{1*)} & Sutarman²⁾

^{1,2,3,4)}*Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Sumatera Utara*

^{*}*email: rahelsimamora02@gmail.com*

Abstrak: Penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi dan membandingkan hasil estimasi parameter untuk regresi nonlinier. Metode nonlinier tradisional, yang dikenal sebagai "Regresi Kuadrat Terkecil Nonlinier", digunakan untuk estimasi parameter dalam Model Regresi Nonlinier. Sementara PSO dan GA telah memberikan jaminan untuk optimum global, Metode Gauss-Newton dan Metode Levenberg-Marquardt masih tidak menjamin konvergensi dan optimum global ketika mengestimasi parameter model regresi nonlinier. Perbedaan nilai fitness yang dihasilkan dari kedua pendekatan inilah yang digunakan untuk menilainya. Algoritma genetika ditemukan lebih efektif untuk estimasi parameter dalam model regresi nonlinier setelah simulasi data dari estimator dibuat dengan program Matlab. Temuan menunjukkan bahwa regresi kuadrat terkecil nonlinier tradisional sangat cocok untuk GA dan PSO. Namun, estimasi parameter GA menunjukkan keberhasilan yang lebih besar.

Kata Kunci: Penaksiran Parameter, Regresi Nonlinear, Genetika Algoritma, *Particle Swarm Optimization*.

Abstract: This research aims to estimate and compare the results of parameter estimation for nonlinear regression using the Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm algorithms. In Nonlinear Regression Models, parameter estimation is carried out using the conventional nonlinear strategy referred to as "Nonlinear Least Squares Regression." When estimating nonlinear regression model parameters, the Gauss-Newton Method and the Levenberg-Marquardt Method still do not guarantee convergence and a global optimum, despite the fact that PSO and GA have provided guarantees for one. The distinction in the wellness esteem coming about because of these two methodologies is utilized to evaluate it. After simulating the estimator's data with the Matlab program, it was discovered that the genetic algorithm was more effective for parameter estimation in nonlinear regression models. The results show that the standard nonlinear least squares regression fits GA and PSO well. GA parameter estimation, on the other hand, shows greater success.

Keywords: *Parameter Estimation, Nonlinear Regression, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization.*

PENDAHULUAN

Istilah statistik pertama kali diperkenalkan oleh Sir John Sinclair pada awal abad ke-19. Selama abad ke-19 dan ke-20, statistik dikenal luas sebagai cabang matematika yang memanfaatkan peluang. Seiring berjalannya waktu, istilah statistika semakin meluas, ilmu yang mempelajari cara mengumpulkan data, merangkum, menyajikan, dan menganalisis data yang diperoleh serta mengambil keputusan berdasarkan hasil analisis data. Dengan kata lain, statistika adalah ilmu yang berhubungan dengan data.

Penaksiran parameter adalah bidang statistika yang berhubungan dengan pendugaan nilai-nilai karakteristik populasi (parameter) berdasarkan pada karakteristik sampel. Penaksiran parameter digolongkan menjadi dua yaitu penaksiran titik (*point estimation*) dan penaksiran interval (*interval estimation*). Penaksiran titik (*point estimation*) adalah penaksiran dari sebuah parameter dimana nilai parameter dari populasi hanya diduga memakai satu nilai statistik dari sampel yang diambil dari populasi tersebut (Liu et al, 2015; Lu et al, 2016). Penaksiran interval (*interval estimation*) adalah penaksiran dari sebuah parameter dimana nilai parameter dari populasi diduga memakai beberapa nilai statistik yang berada dalam suatu interval.

Sir Francis Galton, seorang antropolog dan ahli meteorologi Inggris yang hidup dari tahun 1822 hingga 1911, adalah orang pertama yang menggunakan istilah "regresi". Sugiyono mengatakan perlu dilakukan uji linearitas sebelum dilakukan analisis regresi. Untuk masing-masing variabel dependen yang akan diuji digunakan uji linieritas untuk melihat apakah terdapat hubungan yang linier antara variabel independen. Model regresi linier tidak dapat digunakan jika suatu model tidak memenuhi persyaratan linieritas. Pada dasarnya ada dua jenis analisis regresi: analisis regresi linier dan analisis regresi nonlinier. Dengan menggunakan analisis regresi nonlinier, model hubungan nonlinier antara variabel dependen dan independen dapat dibuat.

Selain itu, parameter regresi nonlinier dapat diestimasi menggunakan metode Algoritma PSO dan Algoritma Genetika. John Holland menemukan *Genetic Algorithm* (GA) pada tahun 1975 di University of Michigan di Amerika Serikat melalui penelitian yang dipopulerkan oleh muridnya David Goldberg. GA adalah algoritma pencarian heuristik berbasis genetik dan seleksi alam. Dengan pemilihan parameter yang tepat, algoritma genetika digunakan untuk mengoptimalkan parameter optimal dalam rentang yang luas. Algoritma genetika memiliki kekurangan, salah satunya penggunaan parameter yang salah dapat menurunkan akurasi hasil.

James Kennedy dan Russell Eberhart memperkenalkan *particle swarm optimization* (PSO) untuk pertama kalinya pada tahun 1995. PSO terinspirasi dari perilaku kawanan burung. Populasi dalam PSO didasarkan pada algoritma pencarian heuristik dan dimulai dengan populasi acak yang dikenal sebagai partikel dan menjadikannya salah satu teknik komputasi evolusioner. Berbeda dengan metode

evolusi komputasi lainnya, PSO menetapkan kecepatan untuk setiap partikel. Partikel bergerak melalui ruang dengan kecepatan dinamis yang berubah tergantung pada bagaimana mereka berperilaku di masa lalu. Oleh karena itu, partikel cenderung bergerak ke daerah berikutnya yang lebih tinggi setelah melewati sistem berikutnya. Mirip dengan GA, PSO mampu mengoptimalkan masalah yang rumit (Firdaus, 2004; Hasan, 2002).

Nilai parameter regresi nonlinear yang memungkinkan model regresi nonlinear memiliki nilai maksimum dapat diperoleh melalui penggunaan GA dalam masalah pendugaan parameter. Model regresi logistik merupakan gambaran dari model regresi nonlinier dengan parameter. Ada beberapa metodologi yang dapat digunakan untuk memanfaatkan batasan model nonlinier, salah satunya adalah Metode Gauss-Newton dan Metode Levenberg-Marquardt. Kedua pendekatan tersebut merupakan variasi dari metode Newton untuk menemukan nilai minimum suatu fungsi untuk menyelesaikan masalah nonlinier (Bai, 2010; Chen et al, 2013).

GA dapat melakukan optimasi pada masalah yang kompleks. GA dapat dipakai dalam menyelesaikan masalah kombinatorial seperti TSP (traveling salesman problem), crew scheduling untuk airline hingga masalah kontrol. GA merupakan temuan penting dalam bidang optimasi, dimana suatu algoritma diciptakan dengan meniru mekanisme evolusi dalam perkembangan makhluk hidup. Dalam GA prosedur pencarian hanya didasarkan pada nilai fungsi tujuan, tidak ada pemakaian gradient atau teknik kalkulus (Santosa & Willy, 2011; Xu et al, 2015).

Karena secara numerik lebih efisien dengan proses langsung atau iteratif, metode Gauss Newton adalah metode untuk meminimalkan jumlah kuadrat dari residu antara data dan persamaan nonlinier. Dalam penyelesaiannya, metode Gauss Newton tidak memerlukan perhitungan atau penaksiran turunan kedua dari suatu fungsi. Menurut Atiliani (2013), Levenberg-Marquardt adalah standar metode jaringan saraf tiruan backpropagation. Algoritma Levenberg-Marquardt menggunakan pendekatan matriks Hessian, sedangkan standar *Backpropagation* menggunakan penurunan gradien negatif untuk meminimalkan kesalahan dengan memperbarui bobot dan bias (Anggo et al. 2020; Defersha & Chen, 2010; Minot et al, 2015)

Dr. Eberhart dan Dr. Kennedy memperkenalkan *Particle Swarm Optimization* (PSO) pada tahun 1995. PSO adalah algoritma pengoptimalan yang meniru proses kelangsungan hidup sekawanan burung dan kumpulan populasi ikan. Algoritma PSO telah berkembang pesat sejak diperkenalkan baik dari segi penerapannya maupun pengembangan metodenya (Haupt, 2004). Sejalan dengan itu, mereka memesan kalkulasi sebagai fitur dari kehidupan palsu/perancangan Fake Life (Jatmiko et al. 2010).

Menurut Kennedy & Eberhart (1995) Algoritma PSO dikembangkan dengan berdasarkan pada model berikut:

- 1 Ketika seekor burung mendekati target atau makanan (atau bisa minimum atau maximum suatu fungsi tujuan) secara cepat mengirim informasi kepada burung-burung yang lain dalam kawanan tertentu.

- 2 Burung yang lain akan mengikuti arah menuju ke makanan tetapi tidak secara langsung.
2. Ada komponen yang tergantung pada pikiran setiap burung, yaitu memorinya tentang apa yang sudah dilewati pada waktu sebelumnya.

Metode PSO akan terus melakukan iterasi sampai kondisi yang diharapkan tercapai (kondisi optimal). Pada tiap iterasi, tiap partikel diperbaharui oleh dua nilai, yang merupakan nilai terbaik. Yang pertama adalah nilai terbaik yang telah dicapai tiap-tiap partikel, disebut sebagai p_{best} . Nilai yang lain adalah nilai terbaik secara keseluruhan yang dimiliki oleh partikel manapun dalam populasi, nilai ini disebut gbest.

Berdasarkan masalah yang telah diuraikan diatas, maka peneliti tertarik melakukan penelitian dengan judul "Penaksiran Parameter Regresi Nonlinear Menggunakan Particle Swarm Optimization Dan Genetic Algorithm".

METODE PENELITIAN

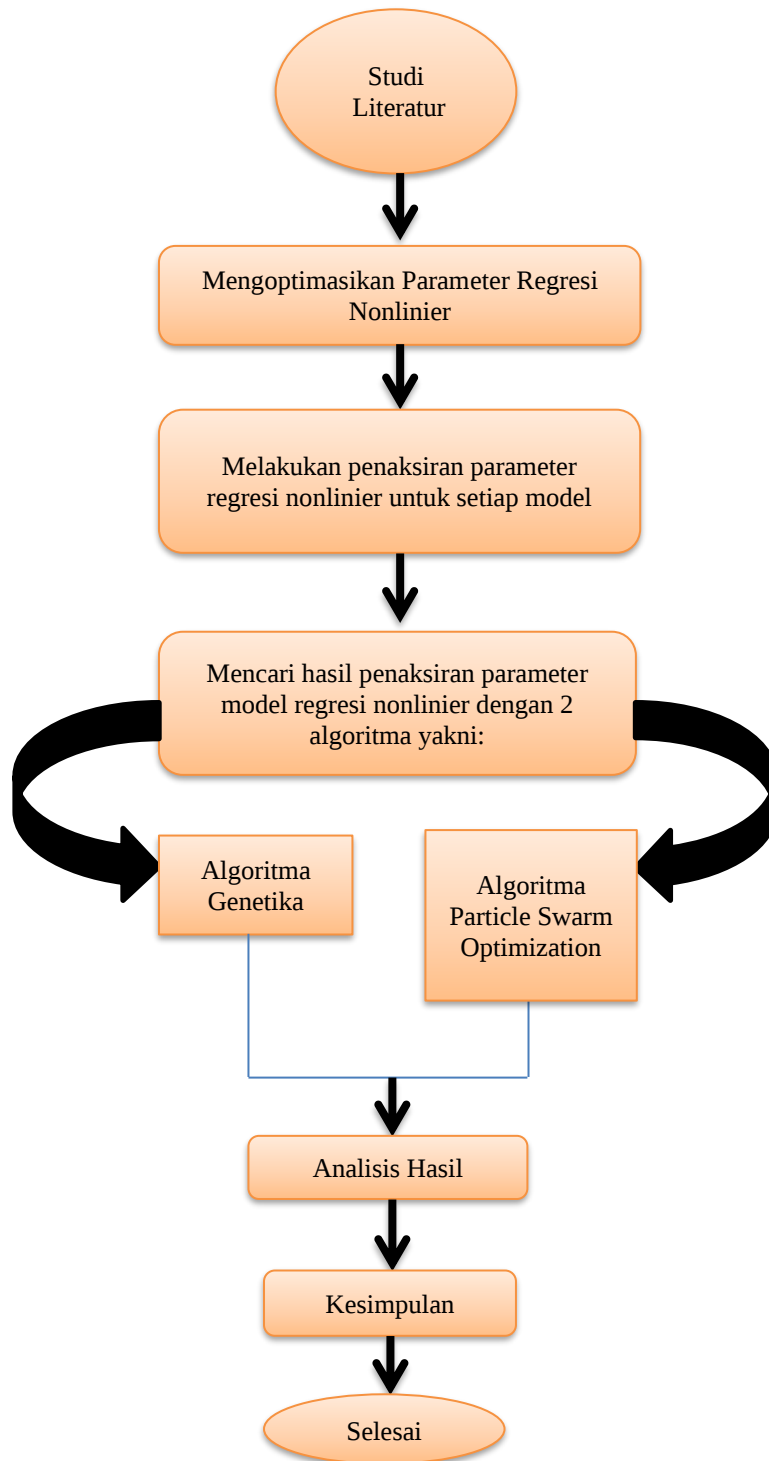
Berikut merupakan langkah-langkah dalam melakukan penaksiran parameter regresi nonlinier menggunakan Algoritma genetika dan Algoritma PSO. Langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur tentang penaksiran parameter pada regresi nonlinier dengan Algoritma Genetika dan Particle Swarm Optimization. Adapun teori pendukung yang digunakan melalui Jurnal National Institute of Standards and Technology (NIST/SEMATECH,2022).

2. Mengoptimasikan parameter model regresi nonlinier
3. Melakukan penaksiran parameter regresi nonlinier untuk setiap model.
4. Mencari hasil penaksiran parameter model regresi nonlinier dengan menggunakan algoritma genetika dan algoritma PSO
5. Mencatat hasil dan kesimpulan.

Berdasarkan langkah-langkah penelitian diatas berikut merupakan diagram alir penelitian:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

GA (*Genetic Algorithm*)

GA adalah salah satu komputasi evolusioner yang paling banyak dipelajari teknik sejak David Goldberg pertama kali diterbitkan di Belanda, 1975. GA adalah algoritma pencarian heuristik berbasis populasi yang terinspirasi oleh teori evolusi. Dalam algoritma ini, populasi terbaik adalah ditransfer dari generasi ke generasi. Algoritma memulai beberapa solusi acak awal dari masalah optimasi yang disebut dengan individu. Setiap individu terdiri dari variabel-variabel dari masalah optimisasi yang disebut dengan kromosom.

GA menggunakan beberapa operator genetik seperti crossover, mutasi, dan fungsi fitness untuk menemukan optimal larutan. Di setiap generasi, nilai fungsi *fitness* untuk masing-masing individu dihitung. Individu terbaik dipilih untuk generasi berikutnya dengan beberapa metode seperti seleksi atau roda *roulette*. Setelah seleksi, fungsi fitness, crossover, dan mutasi diterapkan pada populasi.

Keuntungan GA adalah populer dan berhasil diterapkan hampir di setiap area. Karena adanya operator GA, terkadang tidak praktis menggunakan GA untuk solusi masalah optimasi. Berikut kode pseudo GA diberikan pada Gambar 2 berikut ini.

```
1 Create initial population and calculate fitness values
2 do
3     Select best individuals for the next generation
4     Apply elitism
5     Apply crossover
6     Apply mutation
7
8 until terminating condition met
```

Gambar 2. Kode Pseudo GA

PSO (*Particle Swarm Optimization*)

Particle Swarm Optimization merupakan salah algoritma metahuristik yang didasarkan pada perilaku sekawanan burung dan ikan. Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) pertama kali diperkenalkan oleh James Kennedy dan Russell Eberhart pada tahun 1995 yang meniru perilaku sosial kawanan burung dan ikan yang disebut sebagai partikel. James Kennedy dan Russell menggunakan istilah partikel karena pada dasarnya banyak makhluk hidup yang memiliki kecerdasan seperti burung dan ikan, misalnya belalang, lebah, dan lain sebagainya. *Particle* yang berarti individu sedangkan *Swarm* yang berarti populasi (Mahmudy et al 2011; Suharyadi & Purwanto, 2009).

Algoritma *Particle Swarm Optimization* menggunakan populasi dari sekumpulan partikel, dimana setiap partikel mewakili solusi yang mungkin untuk sebuah permasalahan optimasi. Semua partikel memiliki nilai fitness yang dievaluasi oleh fungsi fitness yang akan dioptimalkan, dan memiliki kecepatan (*velocity*) setiap partikel berpindah dengan kecepatan yang diadaptasi dari daerah pencarian dan disimpan sebagai posisi terbaik yang telah dicapai.

Nilai fitness disebut p_{best} ketika partikel mengambil semua populasi sebagai tetangga topologinya, posisi terbaik adalah global terbaik yang disebut g_{best} . Melalui p_{best} dan g_{best} , partikel memperbarui diri untuk menghasilkan generasi berikutnya.

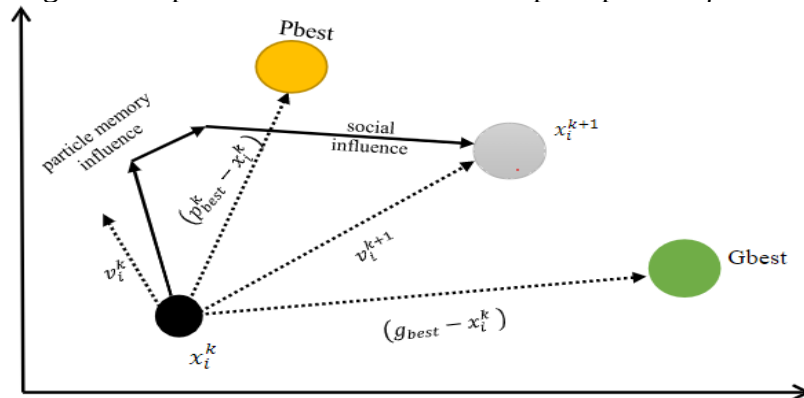
Partikel dalam Algoritma PSO merupakan solusi potensial untuk masalah ini, dan kawanan terdiri dari partikel P . Setiap partikel p dapat direpresentasikan melalui vektor n-dimensi:

- $vektor_1$, didefinisikan sebagai $c_p^t = (c_{p1}^t, c_{p2}^t, \dots, c_{pn}^t)$ dengan $p = (1, 2, \dots, p)$ yang menunjukkan posisi partikel p dalam ruang pencarian di iterasi t .
- $vektor_2$ dituliskan $v_p^t = (v_{p1}^t, v_{p2}^t, \dots, v_{pn}^t)$ yang merepresentasikan kecepatan dengan partikel p bergerak.
- $vektor_3$ dituliskan $p_{best_p}^t = (p_{best_{p1}}^t, p_{best_{p2}}^t, \dots, p_{best_{pn}}^t)$ menunjukkan posisi terbaik dari partikel ke- p dan
- $vektor_{terakhir}$ dituliskan $g_{best_p}^t = g_{best_{p1}}^t, g_{best_{p2}}^t, \dots, g_{best_{pn}}^t$ yang merepresentasikan posisi terbaik secara global dalam kawanan sampai iterasi ke- t . Kawanan tersebut diperbarui oleh persamaan berikut:

$$v_{pn}^{t+1} = \theta v_{pn}^t + k_1 \times rand1() (p_{best_{pn}}^t - x_{pn}^t) + k_2 \times rand2() (g_{best_{pn}}^t - x_{pn}^t)$$

$$c_{pn}^{t+1} = c_{pn}^t + v_{pn}^{t+1}$$

Berikut adalah gambar representasi vektor n-dimensi pada partikel p



Gambar 3. Representasi vector n-dimensi pada partikel p .

Parameter GA dan PSO yang digunakan dalam penelitian ini tercantum pada Tabel 4.1 dibawah ini.

Tabel 1. Parameter GA dan Parameter PSO

GA	PSO
Population Size : 60	Swarm Size : 60
Generations : 600	Self Adjustment : 1.4900
Crossover Fraction : 0.8	Social Adjustment : 1.4900
Elite Count : 5	Max iteration : 200*Number of variable

Selection Fcn : Roulette

Optimasi Parameter Model Regresi Nonlinier

Dalam menguji kinerja algoritma PSO dan GA, peneliti akan mengekstrak lima masalah eksperimental regresi nonlinier dan hasil parameter atau hasil std.deviasi dari Jurnal National Institute of Standards and Technology (NIST/SEMATECH, 2022). Jumlah Pengamatan untuk setiap *dataset* berkisar 37 sampai 250, dengan maksimal 3 parameter.

Seluruh model eksperimental dan *dataset* yang digunakan dalam penelitian inidapat ditemukan di situs NIST http://www.itl.nist.gov/div898/strd/nls_main.shtml. Berikut ini adalah model dan *dataset* yang diberikan pada Tabel berikut

Tabel 2. Model Regresi nonlinear

Dataset	Model Struktur
Chwirut	$y = \frac{\exp[-\beta_1 x]}{\beta_2 + \beta_3 x}$
Gauss	$y = \beta_1 \exp[-\beta_2 x] + \beta_3 \exp[-(x - \beta_4)^2 / \beta_5^2] + \beta_6 \exp[-(x - \beta_7)^2 / \beta_8^2] + \epsilon$
Nelson	$\log[y] = \beta_1 - \beta_2 x_1 \exp[-\beta_3 x_2 + \epsilon]$
ENSO	$y = \beta_1 + \beta_2 \cos\left[\frac{2\pi x}{12}\right] + \beta_3 \sin\left[\frac{2\pi x}{12}\right] + \beta_5 \cos\frac{2\pi x}{\beta_4} + \beta_6 \sin\left[\frac{2\pi x}{\beta_4}\right] + \beta_8 \cos\left[\frac{2\pi x}{\beta_7}\right] + \beta_9 \sin\left[\frac{2\pi x}{\beta_7}\right] + \epsilon$
Thurber	$y = \frac{\beta_1 + \beta_2 x + \beta_3 x^2 \beta_4 x^2}{1 + \beta_5 x + \beta_6 x^2 \beta_7 x^2} + \epsilon$

Pembahasan

Regresi Nonlinier dataset Chwirut

Pada tabel dibawah ini diketahui bahwa pada parameter ke-1 GA lebih dekat terhadap nilai Regresi Nonlinier. Pada parameter ke-2 baik PSO maupun GA memiliki nilai yang sama dalam pendektannya terhadap nilai regresi nonlinier. Selanjutnya pada parameter ke-3 GA lebih dekat pada nilai Best yang unggul terhadap nilai regresi nonlinier.

Tabel 3. Penaksiran parameter regresi Chwirut menggunakan GA dan PSO

Chwirut								
Heuristic Algorithm	PSO				GA			
	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.

Parameter1	0,171	0,198	0,180	0,001	0,190	0,190	0,190	0,000
Parameter2	0,006	0,006	0,006	0,000	0,006	0,006	0,006	0,000
Parameter3	0,010	0,011	0,011	0,000	0,011	0,011	0,011	0,000
Sum of Square Errors	2384,490	2394,182	2388,181	0,582	2384,471	2384,479	2384,477	0,000
Solution Time	0,913	9,808	4,987	0,367	0,233	0,492	0,344	0,065

Regresi Nonlinier dataset Gauss

Pada tabel dibawah diketahui bahwa parameter Gauss menggunakan 8 parameter, sehingga GA lebih cenderung dekat dengan nilai regresi nonlinier.

Tabel 4. Penaksiran paramaeter Gauss menggunakan GA dan PSO

Gauss								
Heuristic Algorithm	PSO				GA			
	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.
Parameter1	100,00	1000,00	100,00	0,00	1000,00	1000,00	1000,00	0,00
Parameter2	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01	0,00
Parameter3	80,00	80,00	80,00	0,00	80,00	80,00	80,00	0,00
Parameter4	1000,00	100,00	1004,00	0,00	1000,00	1000,00	1000,00	0,00
Parameter5	20,00	25,00	23,08	2,27	20,00	25,00	24,83	0,93
Parameter6	70,00	70,00	70,00	0,00	70,00	70,00	70,00	0,00
Parameter7	150,00	1500,00	150,00	0,00	1500,00	1500,00	1500,00	0,00
Parameter8	15,00	15,00	15,00	0,00	15,00	15,00	15,00	0,00
Sum of Square Errors	4738907330	4753245926	4741478321	292,47	473888886	4742086260	473899644	59,54
Solution Time	1,74	4,39	2,55	0,63	0,19	0,47	0,31	0,06

Regresi Nonlinier dataset Nelson

Pada tabel dibawah ini diketahui bahwa parameter Nelson dengan menggunakan 3 parameter dari parameter yang ada, GA lebih cenderung dekat dengan nilai regresi nonlinier.

Tabel 5. Penaksiran parameter Nelson menggunakan GA dan PSO

Heuristic Algorithm	Nelson				GA			
	PSO				GA			
	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.
Parameter1	2,281	2,862	2,459	0,164	2,281	2,925	2,391	0,142
Parameter2	0,000	0,010	0,004	0,003	0,000	0,010	0,004	0,004
Parameter3	-0,013	-1,012E- 05	-0,003	0,003	-0,500	0,000	-0,086	0,164
Sum of Square Errors	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Solution Time	0,728	1,182	0,846	0,086	0,137	0,235	0,183	0,019

Regresi Nonlinier dataset ENSO

Pada tabel dibawah ini diketahui bahwa parameter Enso dengan menggunakan 9 parameter dari parameter yang ada, GA lebih cenderung dekat dengan nilai regresi nonlinier.

Tabel 6. Penaksiran Paramaeter ENSO Menggunakan GA dan PSO

Heuristic Algorithm	ENSO							
	PSO				GA			
	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.
Parameter1	10,508	10,515	10,511	0,002	10,510	10,511	10,511	0,000
Parameter2	3,075	3,080	3,077	0,001	3,076	3,077	3,076	0,000
Parameter3	0,531	0,534	0,533	0,001	0,533	0,533	0,533	0,000
Parameter4	44,253	44,428	44,327	0,043	44,308	44,316	44,312	0,002
Parameter5	-1,632	-1,602	-1,620	0,008	-1,624	-1,622	-1,623	0,000
Parameter6	0,491	0,595	0,534	0,024	0,524	0,528	0,526	0,001
Parameter7	26,872	26,918	26,890	0,009	26,886	26,889	26,888	0,001
Parameter8	0,193	0,257	0,216	0,012	0,211	0,214	0,213	0,001
Parameter9	1,488	1,500	1,496	0,002	1,496	1,500	1,497	0,001
Sum of Square Errors	788,540	788,632	788,552	0,020	788,540	788,545	788,540	0,000
Solution Time	2,351	6,107	3,974	0,878	1,300	2,690	1,722	0,310

Regresi Nonlinier dataset Thurber

Pada tabel 4.18 diatas diketahui bahwa parameter Thurber dengan menggunakan 7 parameter dari parameter yang ada, GA lebih cenderung dekat dengan nilai nonlinear regression.

Tabel 7. Penaksiran Parameter Thurber Menggunakan GA dan PSO

Heuristic Algorithm	Thurber							
	PSO				GA			
	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.	Best	Worst	Avg.	Std. Dev.
Parameter1	1287,658	13000,000	1297,694	3,546	1286,474	13000,000	1288,969	2,582
Parameter2	1136,418	1443,283	1274,712	88,035	1227,317	1499,989	1433,922	102,009
Parameter3	400,085	551,104	476,985	41,828	4000,000	590,215	541,218	75,220
Parameter4	45,811	74,603	61,481	8,318	40,000	76,725	67,164	14,700
Parameter5	0,692	0,933	0,805	0,070	0,775	0,976	0,923	0,079
Parameter6	0,330	0,431	0,384	0,029	0,310	0,402	0,377	0,038
Parameter7	0,000	0,041	0,015	0,012	0,000	0,050	0,041	0,015
Sum of Square Errors	5962,529	34337,910	17039,658	7677,484	5650,855	11046,241	6294,944	1214,120
Solution Time	13,182	22,676	14,955	2,009	0,658	10,250	4,559	2,815

SIMPULAN

Sebagaimana diketahui, regresi nonlinier dengan metode klasik seperti Gauss-Newton dan Levenberg-Marquardt memiliki beberapa kelemahan. Kerugian pertama dari metode klasik adalah memerlukan banyak operasi matematika, Operasi matriks, operasi gradien dan perhitungan matriks Jacobean dan beberapa operator matematika lainnya memerlukan metode Gauss-Newton dan Levenberg-Marquardt. Kerugian lainnya adalah metode klasik seperti Gauss-Newton dapat terjebak pada nilai minimum lokal. Dan konvergensi ke nilai minimum lokal bisa jadi terlalu lambat. Jadi jumlah iterasi untuk meminimalkan kuadrat terkecil nonlinier dapat memakan waktu. Kedua metode klasik memerlukan nilai awal untuk parameter yang tidak diketahui. Maka untuk mengatasi kesulitan tersebut, disarankan algoritma pencarian heuristik sebagai alternatif. Dimana hasil membuktikan bahwa GA dan PSO merupakan alternatif yang baik untuk regresi kuadrat terkecil nonlinier klasik. Namun GA lebih berhasil dalam hal penaksiran parameternya.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggo, B., Aji, S., Nurdin, A., Widodo, P., & Dwi, M. R. (2020). Deteksi Anomali Total Electron Content Sebelum Gempa Bumi Palu Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Levenberg-Marquardt. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(1), 22–26.
- Atiliani, A. 2013. Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan *Multi Layer Perceptron Menggunakan Genetic Algorithm Levenberg Marquardt*. Skripsi. Surakarta Universitas Sebelas Maret.
- Bai, Qinghai. 2010. Analysis Of Particle Swarm Optimization Algorithm. CCSE, Computer and Information Science. www.ccsenet.org/cis College of Computer Science and Technology. Inner Mongolia University for Nationalities. Tongliao 028043: China.
- Chen, R.M. & Shih, H.F. 2013. Solving University Course Timetabling Problems Using Constriction Particle Swarm Optimization with Local Search. *Article Algorithms* 2013, 6, 227-244; doi:10.3390/a6020227. ISSN 1999-4893
- Defersha, F & Chen, M. 2010. A Parallel Genetic Algorithm For A Flexible JobShop Scheduling Problem With Sequence Dependent Setups. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 49, no. 1, pp. 263-279.
- Firdaus, M. 2004. *Ekonometrika suatu Pendekatan Aplikatif*. Jakarta: PT. Bumi Aksara
- Hasan, M. I. 2002. *Pokok – Pokok Materi Statistika I (Statistika Deskriptif)*. Jaka PT. Bumi Aksara.
- Haupt, R. L., & Haupt, S. E. 2004. *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons. http://www.itl.nist.gov/div898/strd/nls/nls_main.shtml.
- Jatmiko, W., Febrian, A., Jovan, F., Suryana, M.E., Alvisalim, M.S. & Insani, A. 2010. *Swarm Robot Dalam Pencarian Sumber Asap*. Perpustakaan Nasional. ISBN: 978-979-1421-08-9
- Kennedy, J. & Eberhart, R.C. 1995. Particle swarm optimization. In Proceedings of the 1995 *IEEE International Conference on Neural Networks*. IEEE Service Center, Piscataway
- Liu, F., and Zhou, Z. (2015). *A new data classification method based on chaotic particle swarm optimization and least square-support vector machine*.
- Lu, Z., Yang, C., Qin, D., Luo, Y., and Momayez, M. (2016). *Estimating ultrasonic time-of-flight through echo signal envelope and modified Gauss Newton method*.
- Mahmudy, W.F & Rahman, M.A. 2011. Optimasi Fungsi Multi-Obyektif Berkendala Menggunakan Algoritma Genetika Adaptif Dengan Pengkodean Real. *Kursor*, vol. 6, no. 1, pp. 19-26.
- Minot, A., Lu, Y. M., and Li, N. (2015). A distributed Gauss-Newton method for power system state estimation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(5), pp. 3804-3815. doi: 10.1109/TPWRS.2015.2497330
- Santosa, Budi dan Paul Willy, 2011, *Metode Metaheuristik Konsep dan Implementasi*, Surabaya: Guna Widya.

Suharyadi dan Purwanto. 2009. Statistika untuk Ekonomi dan Keuangan. Jakarta: Salemba Empat.

Xu, S.H, Liu,J.P, Zhang,F..H, Wang,L., dan Sun,L.J.2015. *A Combination of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Vehicle Routing Problem. With Time Windows*. Swithzeland : Licensee MDPI, Basel Swithzeland.