

Implementasi Algoritma Neural Network Algorithm Pada Permasalahan Optimasi Berkendala Dalam Bidang Engineering

Author 1, Author 2

Jl. Jamin Ginting 578, Medan 20155
Jl. Ganesha 10, Bandung 40132
email 1, email 2

Abstract. PSO, GA, SDOA merupakan metode-metode metaheuristik yang dapat diandalkan untuk menyelesaikan permasalahan-permasalahan optimasi, selain implementasi yang sederhana metode ini juga memiliki laju kekonvergenan yang tidak dapat diragukan. Namun, metode tersebut kurang dapat diandalkan pada kasus dimana permasalahan semakin kompleks dan berdimensi besar, selain performa komputasi yang semakin meningkat, metode-metode tersebut juga memerlukan pemilihan parameter yang tepat untuk melakukan pemecahan setiap permasalahan optimasi. Sebagai alternatif dari permasalahan tersebut dalam penelitian ini diusulkan metode Neural Network Algorithm, yaitu sebuah metode metaheuristik yang terinspirasi dari konsep ANNs dan yang memiliki konsep free tuning/ tidak diperlukannya parameter-parameter pendukung dalam melakukan optimisasi. Neural Network Algorithm telah diuji pada permasalahan optimasi berdimensi besar dan dibandingkan hasilnya dengan hasil yang didapatkan menggunakan metode SDOA, EJAYA, WOA. Kemudian, dalam penelitian ini diusulkan kembali sejumlah permasalahan optimasi berkendala baik yang melibatkan permasalahan fisis dan non-fisis yang mana hasil yang didapatkan telah dibandingkan performanya dengan metode-metode yang pernah diusulkan untuk menyelesaikan hal yang sama. Hasil penelitian yang didapatkan menunjukkan bahwa metode NNA dapat memberikan hasil yang mendekati nilai optimum global dari tiap-tiap permasalahan yang diusulkan pada penelitian ini.

Keywords: ANNs, Neural Network Algorithm, fungsi penalti, engineering, optimasi berkendala

1 Pendahuluan

Optimisasi adalah suatu metode untuk menemukan suatu solusi optimal/ terbaik dari semua solusi yang tersedia (Amir Shabani dkk.2020). Permasalahan optimasi sering sekali ditemukan pada bidang engineering dan saat ini ada banyak algoritma optimasi yang telah dikembangkan untuk menyelesaikan permasalahan optimisasi khususnya pada bidang engineering. Terdapat dua kategori permasalahan optimasi, yaitu permasalahan optimasi

dengan kendala dan tanpa kendala. Dalam bidang engineering kendala yang dimaksudkan dapat berupa batasan, baik berupa sumber daya yang ada yang akan dipakai untuk mendesaian atau merancang suatu sistem. Pada bidang spesifik seperti engineering, tujuan akhir dari suatu peroses optimisasi adalah memaksimumkan suatu performa dari suatu sistem dengan meminimumkan sumber daya yang ada dalam perancangan sistem tersebut (Pradeep Jangir dkk. 2018).

Dalam penerapannya, algoritma yang diusulkan untuk menyelesaikan suatu permasalahan optimasi memiliki prinsip yang berbeda-beda, seperti algoritma Newton, Quasi Newton dan Conjugate Gradient (Jitsupa dkk. 2021), dalam peroses optimisasi algoritma ini memanfaatkan informasi berupa turunan (Huiling Chen dkk. 2019) dari suatu fungsi yang akan di optimisasi. Algoritma dalam kategori ini tidak mampu menemukan titik-titik minimum atau maksimum global dari suatu permasalahan optimasi, dan jika diimplementasikan pada permasalahan optimasi dalam bidang engineering yang pada umumnya terdiri dari fungsi-fungsi yang bersifat nonlinear dan berdimensi besar, algoritma dalam kategori diatas tidak efisien untuk menyelesaikan permasalahan yang ada.

Dalam hal efisiensi dan efektivitas pada saat melakukan optimisasi, beberapa algoritma-algoritma baru telah diusulkan oleh para peneliti dimana algoritma-algoritma yang diusulkan memanfaatkan peroses stokastik, diantaranya adalah Particle Swarm Optimization (Keneddy skk. 1995), Genetic Algorithm (John,1992), Spiray Dynamic Optimization (Kenechi dkk. 2011), Bat Algorithm (Yang, 2012), Moth-Flame Optimizer (Mirjalim 2015), Ant Colony Optimization (Dorigo dkk. 2006), Cuckoo Search (Gandomi dkk. 2013), Henry Gas Solubility Optimization (Fatma dkk. 2019), Whale Optimization Algorithm (Mirjalili dkk. 2016), Differential Evolution (Rainer Storn dkk. 1997), Thermal exchange Optimization (Kaveh dkk.2017), Heat transfer search (Patel dkk. 2015) Water Evaporation Optimization (Kaveh dkk. 2016) Dynamic Virtual Bats Algorithm (Ali dkk. 2016), Cyclical Parthenogenesis Algorithm (Kaveh dkk. 2017) and Mine Blast Algorithm (Sadollah dkk. 2013). Algoritma dalam kategori ini memiliki konsep yang sederhana dan tidak membutuhkan informasi berupa turunan dari suatu fungsi yang akan di optimisasi dan dapat menemukan solusi optimum dari permasalahan optimasi (Nirmal Kumar dkk.2021).

Beberapa algoritma yang telah disebutkan diatas telah diimplementasikan untuk melakukan optimisasi pada permasalahan di bidang engineering diantaranya, (Jiang dkk. 2021) memanfaatkan algoritma Triple Tree-Seed Algorithm, (Chen dkk. 2019) memanfaatkan konsep multi-strategi pada algoritma sine cosine algorithm, (Zahara dkk. 2008) melakukan peroses hybrid Nelder-Mead simplex search dan particle swarm optimization, (Talatahari dkk. 2020) memanfaatkan chaos game optimization, (Kumar dkk. 2021) melakukan peroses hibrid algoritma cuckoo search dan particle swarm optimization dan (Pradeep dkk. 2018) memanfaatkan algoritma Non-Dominated

Sorting Grey Wolf Optimizer untuk kasus multi-objektif. Beberapa penelitian dan algoritma yang disebutkan diatas, memiliki isu terkait pemilihan parameter-parameter yang tepat untuk melakukan proses optimisasi, laju konvergensi dan akurasi dari hasil yang diberikan. Untuk menghindari pemilihan parameter yang tepat dalam melakukan proses optimisasi dan untuk menghasilkan keakuratan hasil dari suatu permasalahan optimasi, pada penelitian ini Neural Network Algorithm (Sadollah dkk. 2018) diusulkan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi berkendala dan penerapannya pada permasalahan optimasi berkendala dalam bidang engineering. Neural Network Algorithm merupakan algoritma optimasi yang berdasarkan pada konsep artificial neural network algorithm (ANNs) dan struktur biologi pada sistem otak manusia dan algoritma ini juga bersifat *free tuning*. Metode yang diusulkan akan diuji pada permasalahan optimasi berkendala dan fungsi benchmark dan 10 masalah optimasi berkendala pada bidang engineering..

2. NNA

3. Percobaan Numerik

Untuk melakukan verifikasi terhadap performa dari metode yang diusulkan pada penelitian ini, kami melakukan sejumlah percobaan numerik yang diambil dari berbagai referensi terkait optimisasi dan membandingkan performa yang dihasilkan oleh metode yang diusulkan pada penelitian ini dengan berbagai metode yang telah diusulkan oleh para peneliti seperti Whale Optimization Algorithm (Mirjalili dkk.2016), Enhanced Jaya Algorithm (Zhang dkk.2021), Spiral Dynamic Optimization Algorithm (Tamura dkk. 2011), Social Network Search (Bayzidi dkk.2021), Hybrid multi-level cross entropy moth-flame (Hamzekolaei dkk.2021), Cukoo Search Algorithm (Gandomi dkk. 2013), Rule based reinforcement learning (Radaideh dkk.2021), WCA (Eskandar dkk. 2012), Artificial bee colony algorithm (Akay dkk.2012), IPSO (Guedria 2015), Search and rescue optimization algorithm (Shabani dkk.2020), Chaos game optimization (Talatahari dkk.2020), Mine blast algorithm (Sadollah dkk.2013). Pengujian dilakukan terhadap fungsi-fungsi yang terdiri dari $n=3, 30, 100$ dimensi dengan kondisi maximum iterasi pada fungsi berdimensi 100 adalah $K_{max} = 1500$ dan maximum N_{POP} pada fungsi berdimensi 100 adalah 120. Pengujian dilakukan pada komputer dekstop dengan sistem operasi fedora workstation, linux, RAM 4 Gb dengan bahasa pemrograman c++ dan compiler g++. Untuk setiap hasil yang membutuhkan plot/ visualisasi laju konvergensi dengan metode lainnya, visualisasi dilakukan menggunakan Gnuplot.

3.1 Percobaan Pada Permasalahan Engineering

Problem 1: Permasalahan Three-bars Truss

Struktur dari suatu three-bars truss digambarkan pada gambar 1. Pada permasalahan three-bars truss, tujuan utama dari permasalahan yang diberikan adalah meminimumkan bobot dari sebuah three-bars truss terhadap tiga kendala yang ada. Permasalahan tersebut dapat diekspresikan sebagai berikut.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = 100(2\sqrt{2}x_1 + x_2) \\ s. t \quad g_1(x) = \frac{2\sqrt{2}x_1 + x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_2} - 2 \leq 0 \\ \quad g_2(x) = \frac{2x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2} - 2 \leq 0 \\ \quad g_3(x) = \frac{2}{2x_2 + x_1} - 2 \leq 0 \end{array} \right. \quad (1)$$

Problem 2: Permasalahan Piston Lever

Struktur dari suatu permasalahan piston lever digambarkan pada gambar 2. Pada permasalahan piston lever, tujuan utama dari permasalahan yang diberikan adalah menempatkan komponen-komponen dari piston yaitu H, B, D dan X dengan meminimumkan volume dari minyak ketika lever dari piston tersebut diangkat dari sudut 0^0 sampai 45^0 . Permasalahan yang diberikan juga terdiri dari empat kendala, dimana tiap-tiap kendala bersifat nonlinear. Permasalahan piston lever diekspresikan sebagai berikut.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = \frac{1}{4}\pi x_4^2(L_2 - L_1) \\ s. t \quad g_1(x) = QL\cos(\theta) - RF \leq 0 \\ \quad g_2(x) = Q(L - x_4) - M_{max} \leq 0 \\ \quad g_3(x) = 1.2(L_2 - L_1) - L_1 \leq 0 \\ \quad g_4(x) = \frac{x_3}{2} - x_2 \leq 0 \end{array} \right. \quad (2)$$

$$\text{Dimana } R = \frac{|-x_4(x_4 \sin(\theta) + x_1) + x_1(x_2 - x_4 \cos(\theta))|}{\sqrt{(x_4 - x_2)^2 + x_1^2}}, F = \frac{\pi P x_3^2}{4},$$

$$L_2 = \sqrt{(x_4 \sin(\theta) + x_1)^2 + (x_2 - x_4 \cos(\theta))^2}, L_1 = \sqrt{(x_4 - x_2)^2 + x_1^2}$$

$$Q = 10,000, L = 240, M_{max} = 1.8 (10^6), P = 1500$$

Problem 3: Permasalahan Cantilever beam

Struktur dari suatu permasalahan cantilever beam digambarkan pada gambar 2. Pada gambar tersebut cantilever beam terdiri dari lima blok berongga persegi, permasalahan ini terdiri dari lima variable yang digunakan untuk mendesain

suatu cantilever yang optimal dalam hal ini bobot optimal dari suatu cantilever beam. Permasalahan menentukan bobot optimal dari sebuah cantilever ini dibatasi dengan sebuah kendala yang bersifat nonlinear. Permasalahan menentukan bobot optimal dari sebuah cantilever beam diekspresikan kedalam model matematika berikut.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = 0.6224(x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5) \\ s. t \quad g_1(x) = \frac{61}{x_1^3} + \frac{27}{x_2^3} + \frac{19}{x_3^2} + \frac{7}{x_4^2} + \frac{1}{x_5^2} - 1 \leq 0 \end{array} \right. \quad (3)$$

Problem 4: Permasalahan Speed Reducer

Struktur dari suatu speed reducer digambarkan pada gambar 2. Permasalahan speed reducer pertama kali diperkenalkan oleh (Golinski 1973), dimana tujuan utama dari permasalahan tersebut adalah meminimumkan bobot dari sebuah speed reducer. Permasalahan meminimumkan bobot dari suatu speed reducer terdiri dari tujuh variable desain dan sebelas kendala yang keseluruhannya bersifat nonlinear. Pada kasus ini, permasalahan untuk menentukan bobot optimal dari speed reducer merupakan contoh dari sebuah permasalahan mix-integer programming dimana salah satu variable desain merupakan bilangan *integer* atau bilangan bulat.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = 0.7854x_1x_2^2(3.3333x_3^2 + 14.9334x_3 - 43.0934) - 1.508x_1(x_6^2 + x_7^2) + 7.4777(x_6^3 + x_7^3) + 0.7854(x_4x_6^2 + x_5x_7^2) \\ s. t \quad g_1(x) = \frac{27}{x_1x_2^2x_3} - 1 \leq 0 \\ g_2(x) = \frac{397.5}{x_1x_2^2x_3} - 1 \leq 0 \\ g_3(x) = \frac{1.93x_4^3}{x_2x_3x_6^4} - 1 \leq 0 \\ g_4(x) = \frac{1.93x_5^3}{x_2x_3x_7^4} - 1 \leq 0 \\ g_5(x) = \frac{1}{110x_6^3} \sqrt{\left(\frac{745x_4}{x_2x_3}\right)^2 + 16.9(10^6)} - 1 \leq 0 \\ g_6(x) = \frac{1}{85x_7^3} \sqrt{\left(\frac{745x_5}{x_2x_3}\right)^2 + 157.5(10^6)} - 1 \leq 0 \\ g_7(x) = \frac{x_2x_3}{40} - 1 \leq 0 \\ g_8(x) = \frac{x_1}{12x_2} - 1 \leq 0 \\ g_9(x) = \frac{5x_2}{x_1} - 1 \leq 0 \\ g_{10}(x) = \frac{1.5x_6 + 1.9}{x_4} - 1 \leq 0 \\ g_{11}(x) = \frac{1.1x_7 + 1.9}{x_5} - 1 \leq 0 \end{array} \right. \quad (4)$$

Dimana variable desain adalah $2.6 \leq x_1 \leq 3.6$, $0.7 \leq x_2 \leq 0.8$, $17 \leq x_3 \leq 28$, $7.3 \leq x_4 \leq 8.3$, $7.8 \leq x_5 \leq 8.3$, $2.9 \leq x_6 \leq 3.9$, $5.0 \leq x_7 \leq 5.5$

Problem 5: Permasalahan Pressure Vessel

Struktur dari suatu speed reducer digambarkan pada gambar 2. Permasalahan speed reducer pertama kali diperkenalkan oleh (Golinski 1973), dimana tujuan utama dari permasalahan tersebut adalah meminimumkan bobot dari sebuah speed reducer. Permasalahan meminimumkan bobot dari suatu speed reducer terdiri dari tujuh variable desain dan sebelas kendala yang keseluruhannya bersifat nonlinear. Pada kasus ini, permasalahan untuk menentukan bobot optimal dari speed reducer merupakan contoh dari sebuah permasalahan mix-integer programming dimana salah satu variable desain merupakan bilangan *integer* atau bilangan bulat.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = 0.6224x_1x_3x_4 + 1.7781x_2x_3^2 + 3.1661x_1^2x_4 + 19.84x_1^2x_3 \\ s. t \quad g_1(x) = -x_1 + 0.0193x_3 \leq 0 \\ \quad g_2(x) = -x_2 + 0.00954x_3 \leq 0 \\ \quad g_3(x) = -\pi x_3^2x_4 - \frac{4}{3}\pi x_3^3 + 1296000 \leq 0 \\ \quad g_4(x) = -x_4 - 240 \leq 0 \\ \quad 0 \leq x_i \leq 100, i = 1, 2 \quad 10 \leq x_i \leq 200, i = 3, 4 \end{array} \right. \quad (4)$$

Problem 6: Permasalahan Weldead Beam

Struktur dari suatu *weldead beam* digambarkan pada gambar 2. Permasalahan speed reducer pertama kali diperkenalkan oleh (Golinski 1973), dimana tujuan utama dari permasalahan tersebut adalah meminimumkan bobot dari sebuah speed reducer. Permasalahan meminimumkan bobot dari suatu speed reducer terdiri dari tujuh variable desain dan sebelas kendala yang keseluruhannya bersifat nonlinear. Pada kasus ini, permasalahan untuk menentukan bobot optimal dari speed reducer merupakan contoh dari sebuah permasalahan mix-integer programming dimana salah satu variable desain merupakan bilangan *integer* atau bilangan bulat.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = 1.10471x_1^2x_2 + 0.04811x_3x_4(14 + x_2) \\ s. t \quad g_1(x) = \tau(x) - \tau_{max} \leq 0 \\ \quad g_2(x) = \sigma(x) - \sigma_{max} \leq 0 \\ \quad g_2(x) = x_1 - x_4 \leq 0 \\ \quad g_2(x) = 0.10471x_1^2 + 0.04811x_3x_4(14 + x_2) - 5 \leq 0 \\ \quad g_2(x) = 0.125 - x_1 \leq 0 \\ \quad g_2(x) = \delta(x) - \delta_{max} \leq 0 \\ \quad g_2(x) = P - P_c(x) \leq 0 \\ \quad 0.1 \leq x_i \leq 2, i = 1, 4 \quad 0.1 \leq x_i \leq 10, i = 2, 3 \end{array} \right. \quad (4)$$

Dimana

$$\sqrt{(\tau')^2 + \frac{2\tau'\tau''x_2}{2r} + (\tau'')^2}, \tau' = \frac{P}{\sqrt{2}x_1x_2}, \tau'' = \frac{MR}{J}, M = P\left(L + \frac{x_2}{2}\right),$$

$$R = \sqrt{\frac{x_2^2}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2}, J = 2 \left(\sqrt{2} x_1 x_2 \left[\frac{x_2^2}{12} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2 \right] \right), \sigma(x) = \frac{6PL}{x_4 x_3^2},$$

$$\delta(x) = \frac{4PL^3}{E x_3^3 x_4}, P_c(x) = \frac{4.013E \sqrt{\frac{x_3^2 x_4^6}{36}}}{L^2} \left(1 - \frac{x_3}{2L} \sqrt{\frac{E}{4G}} \right), P = 6000, L = 14,$$

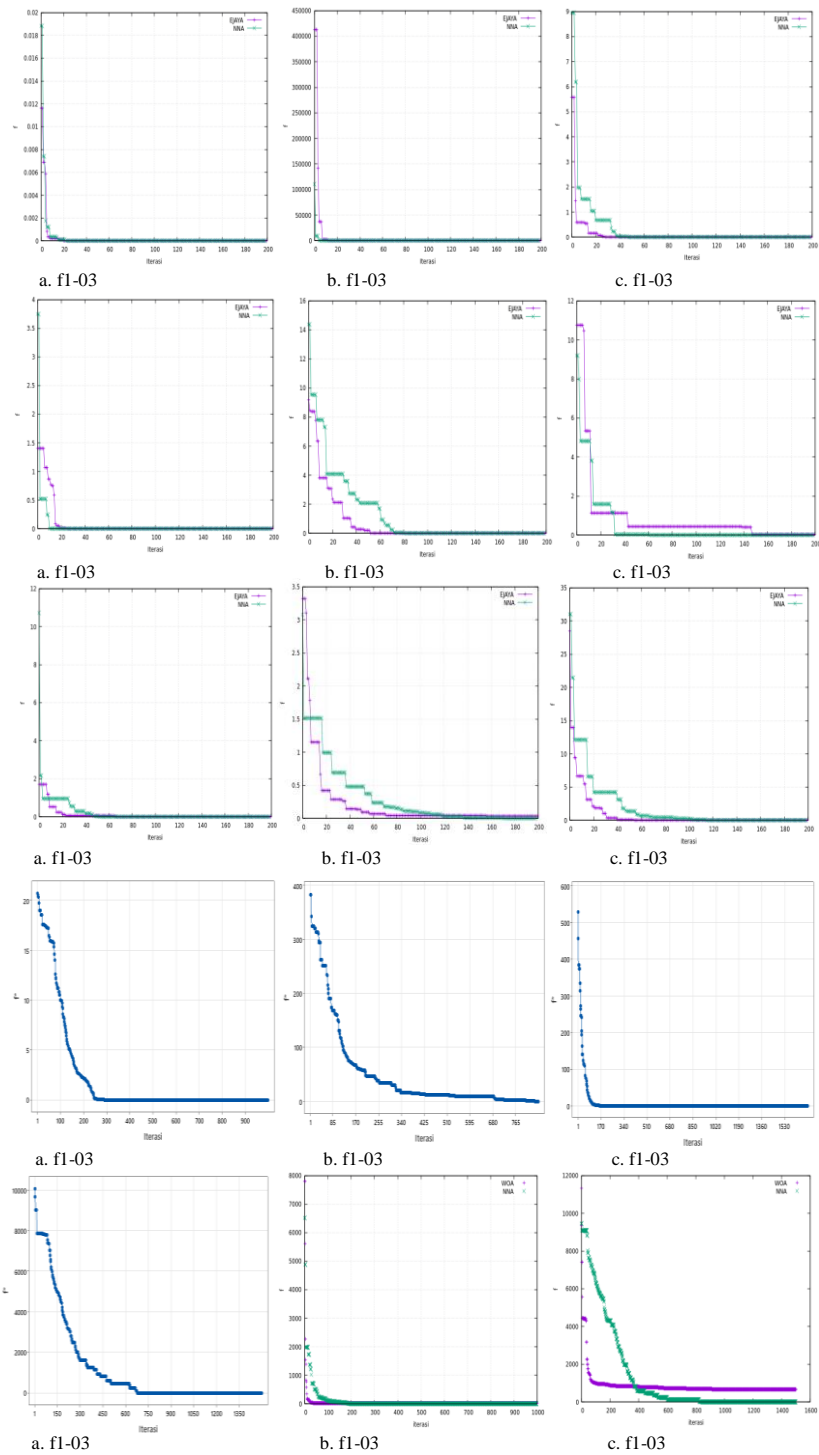
$$E = 30(10^6), G = 12(10^6), \tau_{max} = 13,600, \sigma_{max} = 30,000, \delta_{max} = 0.25$$

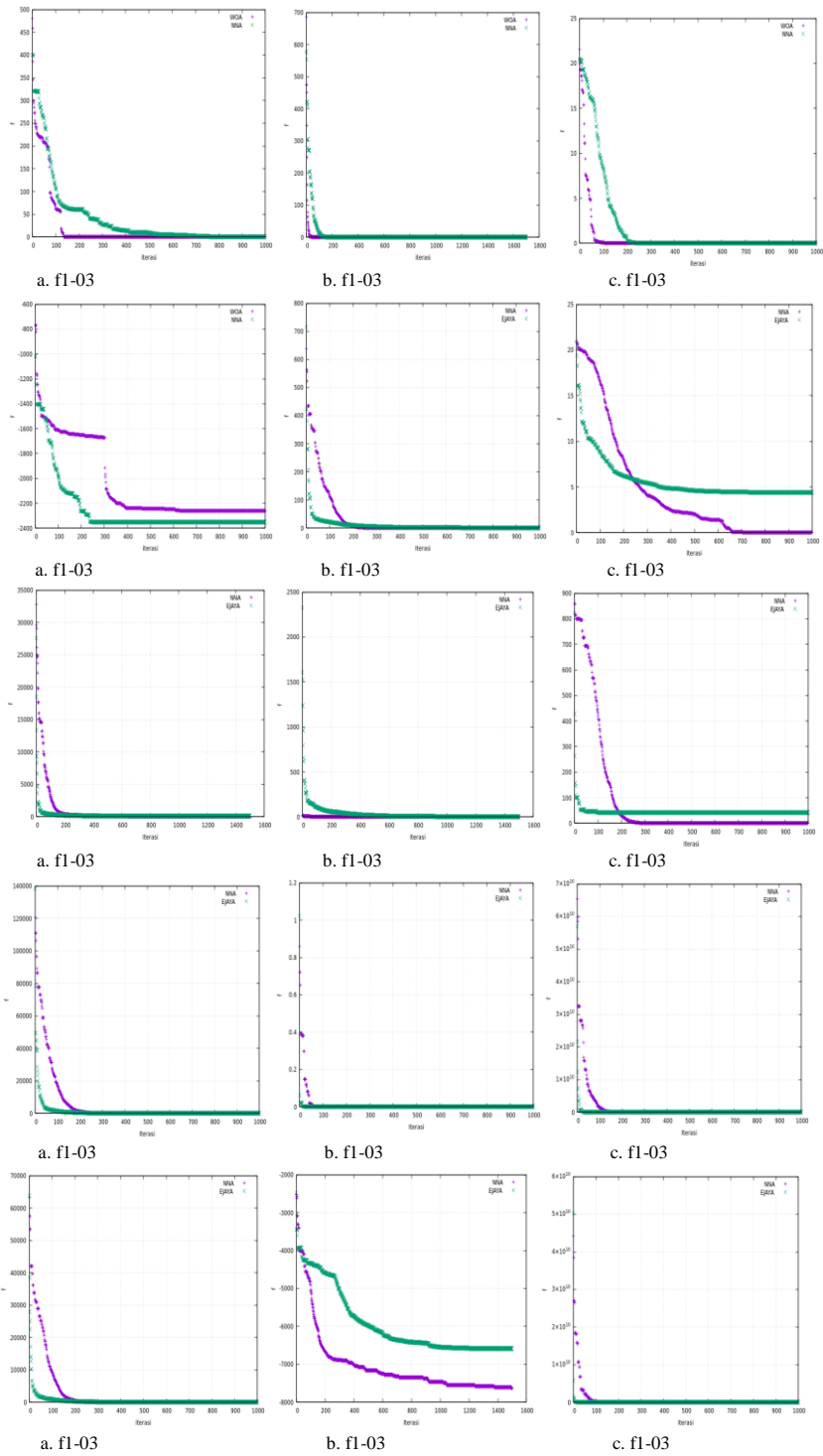
Problem 7: Permasalahan Tension/ Compression Design

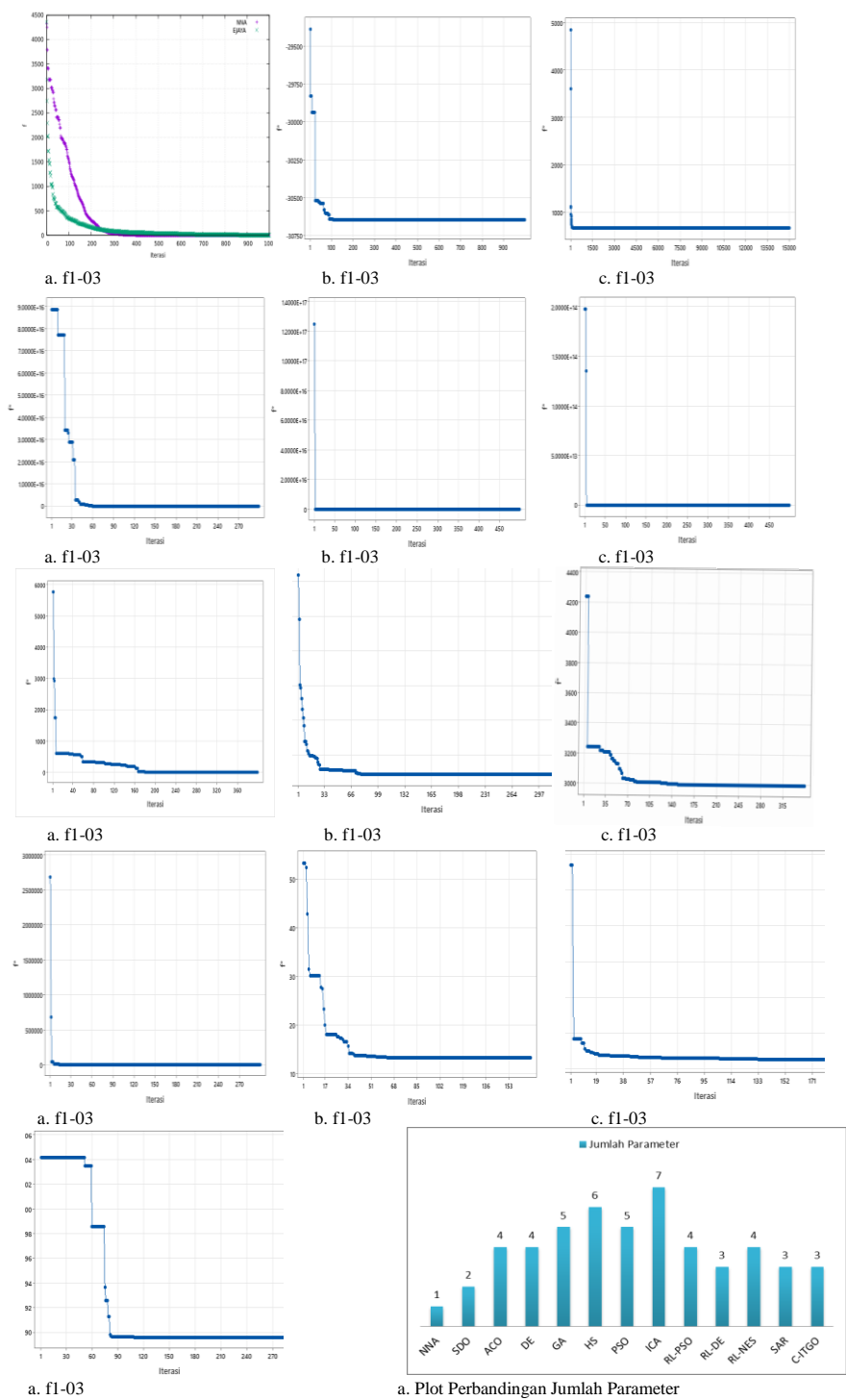
Struktur dari suatu *tension* digambarkan pada gambar 2. Permasalahan speed reducer pertama kali diperkenalkan oleh (Golinski 1973), dimana tujuan utama dari permasalahan tersebut adalah meminimumkan bobot dari sebuah speed reducer. Permasalahan meminimumkan bobot dari suatu speed reducer terdiri dari tujuh variable desain dan sebelas kendala yang keseluruhannya bersifat nonlinear. Pada kasus ini, permasalahan untuk menentukan bobot optimal dari speed reducer merupakan contoh dari sebuah permasalahan mix-integer programming dimana salah satu variable desain merupakan bilangan *integer* atau bilangan bulat.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x) = (x_3 + 2)x_2 x_1^2 \\ s. t \quad g_1(x) = 1 - \frac{x_2^3 x_3}{71785 x_1^4} \leq 0 \\ g_2(x) = \frac{4x_2^2 - x_1 x_2}{12566(x_2 x_1^3 - x_1^4)} + \frac{1}{5108 x_1^2} - 1 \leq 0 \\ g_3(x) = 1 - \frac{140.45 x_1}{x_2^2 x_3} \leq 0 \\ g_4(x) = (x_2 + x_1) \frac{1}{1.5} - 1 \leq 0 \\ 2 \leq x_1 \leq 15, 0.25 \leq x_2 \leq 1.3, 0.05 \leq x_3 \leq 2 \end{array} \right. \quad (4)$$

| Problem | Dim | Optimal Solution | Maximum Iteration MAX=100 | | | | Maximum Iteration MAX=1000 | | | | | |
|------------|-----|------------------|---------------------------|----------|----------|----------|----------------------------|-------------|----------|----------|----------|----------|
| | | | NNA | Spiral 1 | Spiral 2 | Spiral 3 | Spiral 4 | NNA | Spiral 1 | Spiral 2 | Spiral 3 | Spiral 4 |
| Griewank | 3 | Mean | 0.022214944 | 0.06 | 0.06 | 0.12 | 0.13 | 0.08531911 | 0.1 | 0.1 | 0.03 | 0.03 |
| | | Best | 1.18454E-10 | 0.01 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0 | 0.01 | 0 | 0 | 0 |
| | | Worst | 0.0962749 | 0.2 | 0.17 | 0.23 | 0.3 | 0.0221913 | 0.2 | 0.2 | 0.1 | 0.2 |
| | | Std Dev | 0.024668137 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.1 | 0.0065937 | 0.04 | 0.04 | 0.02 | 0.03 |
| | | Mean | 0.127108495 | 1.6 | 1 | 3.3 | 2 | 0.005791566 | 1.5 | 1 | 0.8 | 0.2 |
| | 30 | Best | 0.000161573 | 1.1 | 0.7 | 2.2 | 1.8 | 0 | 1.1 | 0.3 | 0.1 | 0.01 |
| | | Worst | 1.24733 | 3.2 | 1.1 | 4.7 | 2.1 | 0.0271561 | 3.2 | 1.1 | 0.5 | 0.9 |
| | | Std Dev | 0.2845622 | 0.4 | 0.1 | 0.5 | 0.07 | 0.007383506 | 0.4 | 0.2 | 0.4 | 0.2 |
| | | Mean | 0.8330335 | 8.6 | 1.8 | 18 | 4.5 | 0.004414566 | 8.3 | 1.7 | 2.5 | 1.6 |
| | | Best | 0.324137 | 4.6 | 1.5 | 15 | 4.1 | 2.48822E-09 | 4.3 | 1.4 | 1.3 | 1.4 |
| Rastrigin | 100 | Worst | 4.83659 | 12 | 2 | 20 | 4.9 | 0.019176 | 11 | 1.9 | 4.9 | 1.9 |
| | | Std Dev | 1.013976889 | 1.4 | 0.1 | 1.1 | 0.1 | 0.007818181 | 1.4 | 0.1 | 1 | 0.1 |
| | | Mean | 0.000425622 | 1.87 | 1.46 | 3.86 | 5.7 | 1.13607E-14 | 1.8 | 1.4 | 0.7 | 1.4 |
| | | Best | 8.52651E-14 | 0.01 | 0 | 0.23 | 0.16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | | Worst | 0.0063071 | 7.96 | 5.98 | 8.57 | 11 | 1.03029E-13 | 8 | 6 | 3 | 6 |
| | 30 | Std Dev | 0.001920921 | 1.39 | 1.15 | 0.23 | 2.2 | 2.58252E-14 | 1.4 | 1.1 | 0.7 | 1.1 |
| | | Mean | 112.65927 | 230 | 98 | 390 | 272 | 33.9604975 | 209 | 71 | 149 | 55 |
| | | Best | 46.6442 | 152 | 49 | 304 | 238 | 4.97481 | 133 | 27 | 69 | 23 |
| | | Worst | 181.811 | 391 | 189 | 456 | 317 | 163.204 | 369 | 161 | 290 | 124 |
| | | Std Dev | 35.33368095 | 40 | 26 | 35 | 15 | 38.99724561 | 39 | 26 | 39 | 21 |
| Schwefel | 100 | Mean | 623.86525 | 1174 | 628 | 1622 | 1032 | 193.28889 | 1049 | 550 | 777 | 445 |
| | | Best | 343.231 | 954 | 516 | 1593 | 950 | 28.1404 | 810 | 432 | 596 | 345 |
| | | Worst | 1023.59 | 1313 | 729 | 1754 | 1093 | 483.107 | 1202 | 659 | 1000 | 595 |
| | | Std Dev | 152.226074 | 70 | 48 | 50 | 27 | 99.98774987 | 72 | 48 | 79 | 52 |
| | | Mean | 5.03806E-05 | 0 | 0 | 0.2 | 0.3 | 7.16662E-18 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | 3 | Best | 2.06539E-17 | 0 | 0 | 0.01 | 0.02 | 3.68389E-34 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | | Worst | 0.00100761 | 0.03 | 0 | 0.66 | 2 | 5.74098E-17 | 0.03 | 0 | 0 | 0 |
| | | Std Dev | 0.000225308 | 0.01 | 0 | 0.13 | 0.2 | 1.45938E-17 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | | Mean | 17.78159889 | 99 | 20 | 226 | 154 | 3.35934E-17 | 95 | 17 | 13 | 3 |
| | | Best | 0.000750834 | 25 | 4.1 | 107 | 67 | 4.65108E-37 | 22 | 2.9 | 0.8 | 1 |
| 2' minima | 30 | Worst | 344.33 | 265 | 91 | 447 | 487 | 5.55281E-16 | 259 | 85 | 44 | 17 |
| | | Std Dev | 76.88452942 | 51 | 16 | 70 | 64 | 1.23394E-16 | 51 | 15 | 8 | 2 |
| | | Mean | 1057.16095 | 1293 | 255 | 2915 | 1553 | 5.58934E-08 | 1235 | 225 | 731 | 73 |
| | | Best | 20.4652 | 618 | 88 | 1267 | 875 | 2.72067E-08 | 571 | 75 | 291 | 38 |
| | | Std Dev | 45.5116 | 2177 | 984 | 7104 | 3203 | 0.00010812 | 2698 | 894 | 1821 | 243 |
| | 3 | Mean | 34.5100199 | 384 | 147 | 972 | 456 | 2.43888E-05 | 376 | 137 | 297 | 35 |
| | | Best | -234.9963 | -229 | -221 | -224 | -211 | -234.9965 | -229 | -221 | -234 | -222 |
| | | Worst | -234.997 | -235 | -235 | -235 | -234 | -234.997 | -235 | -235 | -235 | -235 |
| | | Std Dev | 234.935 | -174 | -178 | -198 | -168 | -234.994 | -174 | -178 | -207 | -178 |
| | | Mean | 0.020519824 | 14.3 | 15.3 | 7 | 16 | 0.00074616 | 14 | 15 | 5 | 15 |
| Rosenbrock | 30 | Std Dev | -1862.425 | -1798 | -1846 | -1076 | -1246 | -2207.3215 | -1815 | -1868 | -1989 | -1989 |
| | | Best | -2177.11 | -2007 | -2038 | -1375 | -1360 | -2343.97 | -2024 | -2194 | -2208 | -2208 |
| | | Worst | -1614.27 | -1563 | -1649 | -682 | -1080 | -1952.2 | -1568 | -1671 | -1802 | -1728 |
| | | Std Dev | 1683.750799 | 96 | 81 | 150 | 57 | 100.833531 | 94 | 79 | 76 | 73 |
| | | Best | -5001.226 | -4373 | -4724 | -2001 | -3816 | -7211.546 | -4864 | -4775 | -6317 | -5192 |
| | 100 | Mean | -8924.5 | -5417 | -5074 | -2703 | -4141 | -7458.74 | -5553 | -5108 | -6744 | -5546 |
| | | Worst | -4088.04 | -4055 | -4338 | -1076 | -3463 | -4865.42 | -4167 | -4367 | -5942 | -4805 |
| | | Std Dev | 543.4152607 | 267 | 159 | 311 | 109 | 121.9854282 | 266 | 160 | 186 | 154 |
| | | Mean | 7.1403E-11 | N/A | N/A | N/A | N/A | 2.07222E-13 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Best | 6.10768E-33 | N/A | N/A | N/A | N/A | 5.6091E-125 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| Schwefel | 3 | Worst | 3.19211E-10 | N/A | N/A | N/A | N/A | 2.38385E-12 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Std Dev | 1.11748E-10 | N/A | N/A | N/A | N/A | 5.4032E-13 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Mean | 0.387319347 | N/A | N/A | N/A | N/A | 5.79445E-11 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Best | 3.26103E-06 | N/A | N/A | N/A | N/A | 1.13352E-14 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Worst | 3.55906 | N/A | N/A | N/A | N/A | 4.37839E-10 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | 30 | Std Dev | 0.893176037 | N/A | N/A | N/A | N/A | 1.1448E-10 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Mean | 116.0749004 | N/A | N/A | N/A | N/A | 6.98095041 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Best | 0.634465 | N/A | N/A | N/A | N/A | 3.47557E-09 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Worst | 987.914 | N/A | N/A | N/A | N/A | 131.617 | N/A | N/A | N/A | N/A |
| | | Std Dev | 257.0612103 | N/A | N/A | N/A | N/A | 29.4394568 | N/A | N/A | N/A | N/A |







Tabel 1. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Three Bars Truss*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|----------------------------|-------------|-------------|-------------|---------------|
| NNA | 263.904 | 263.896 | 263.896 | 0.002447545 |
| CS (Gandomi dkk. 2013) | N.A | 264.0669 | 263.971 | 0.00009 |
| SNS (Bayzidi dkk. 2021) | 263.8958561 | 263.8958462 | 263.8958434 | 3.31056E – 06 |
| PSO-DE (Liu dkk. 2010) | 263.8958434 | 263.8958434 | 263.8958434 | 4.5E10 |
| SaC (Ray dkk. 2003) | 263.9697564 | 263.9033567 | 263.8958465 | 1.3E02 |
| MBA (Saddollah dkk. 2013) | 263.915983 | 263.897996 | 263.895852 | 3.93E–03 |
| HEAA (Saddollah dkk. 2013) | 263.896099 | 263.895865 | 263.895843 | 4.9E–05 |
| DEDS (Saddollah dkk. 2013) | 263.895849 | 263.895843 | 263.895843 | 9.7E–07 |
| SC (Saddollah dkk. 2013) | 263.969756 | 263.903356 | 263.895846 | 1.3E–02 |
| MVDE (Melo dkk. 2013) | 263.8958434 | 263.8958434 | 263.8958434 | 2.576062e7 |

Tabel 2. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Pressure Vessel*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|-------------------------------|------------|-------------|-------------|------------|
| NNA | 8249.95 | 6503.917619 | 5915.61 | 579.397517 |
| C-ITGO (Ferreira dkk. 2018) | 6059.7143 | 6059.7143 | 6059.7143 | 9.8E–13 |
| MBA (Saddollah dkk. 2013) | 6392.5062 | 6200.64765 | 5889.3216 | 160.34 |
| WCA (Eskandar dkk. 2012) | 6590.2129 | 6198.6172 | 5885.3327 | 213.049 |
| CPSO (He dkk. 2006) | 6363.8041 | 6147.1332 | 6061.0777 | 8.65E+01 |
| IAPSO (Ferreira dkk. 2018) | 6090.5314 | 6068.7539 | 6059.7143 | 1.40E+01 |
| CPSO (He dkk. 2006) | 6363.8041 | 6147.1332 | 6061.0777 | 8.65E+01 |
| PSO -DE (Liu dkk. 2010) | N.A | 6059.714 | 6059.714 | N.A |
| MVDE (Melo dkk. 2013) | 6090.53353 | 6059.99724 | 6059.7144 | 2.9103 |
| HPSO (Hamzehkolaei dkk. 2021) | 6288.677 | 6099.9323 | 6059.7143 | 86.20 0 0 |
| UPSO (Ferreira dkk. 2018) | N.A | 9032.55 | 6544.27 | 9.95E+02 |
| CMA-ES (Ferreira dkk. 2018) | 6410.08676 | 6170.25055 | 6059.7143 | 140.4843 |
| LCA (Ferreira dkk. 2018) | 6090.6114 | 6070.5884 | 6059.8553 | 11.37534 |
| IAPSO (Guedria 2016) | 6090.5314 | 6068.7539 | 6059.7143 | 14.0057 |
| GA-1(Guedria 2016) | 6308.497 | 6293.8432 | 6288.7445 | 7.4133 |
| NM-PSO (Zahara dkk. 2009) | 5960.0557 | 5946.7901 | 5930.3137 | 9.161 |
| DE (Melo dkk. 2012) | N.A | 6059.770876 | 6059.714337 | 0.22613805 |

Tabel 3. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Tension Compression Design*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|--------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| NNA | 0.0150836 | 0.013439038 | 0.0126947 | 0.000789732 |
| CPSO (He dkk. 2006) | 0.012924 | 0.01273 | 0.0126747 | 5.20E-05 |
| GA (Coello dkk. 2002) | 0.012973 | 0.012742 | 1.30E-02 | 5.90E-05 |
| MSCA (Chen dkk. 2020) | N.A | N.A | 0.012667 | N.A |
| CGO (Talatari dkk. 2020) | 0.012719055 | 0.012670085 | 0.012665246 | 1.09E-05 |
| CS (Gandomi dkk. 2013) | 0.001420272 | 0.01350052 | 0.01266522 | 3.93E-03 |
| SaC (Ray dkk. 2003) | 0.0167172 | 0.0129227 | 0.0126692 | 5.1985E-05 |

Tabel 4. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Speed Reducer*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|--|-------------|-------------|-------------|-----------|
| NNA | 3097 | 3049.955714 | 2996.35 | 29.149995 |
| RL-PSO (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 2996.85284 | N.A |
| RL-DE (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 2996.33574 | N.A |
| RL-NES (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 3000.15554 | N.A |
| Artificial Bee Colony (Akay dkk. 2010) | N.A | 2997.058412 | 2997.058412 | 0.00E+00 |
| SAR (Shabani dkk. 2020) | 2994.471066 | 2994.471066 | 2994.471066 | 0.00E+00 |
| PSO-DE (Shabani dkk. 2020) | 2996.348204 | 2996.348174 | 2996.348167 | 6.40E-06 |
| MDE (Shabani dkk. 2020) | 2996.390137 | 2996.36722 | 2996.356689 | 8.20E-03 |
| EJAYA (Zhang dkk. 2021) | 2994.471097 | 2994.47107 | 2994.471066 | 7.1926E-6 |
| CS (Zhang dkk. 2021) | N.A | N.A | 3000.981 | N.A |
| SC (Zhang dkk. 2021) | N.A | N.A | 2996.669016 | N.A |
| WCA (Eskandar dkk. 2012) | 2994.505578 | 2994.474392 | 2994.471066 | 7.4E03 |
| C-ITGO (Ferreira dkk. 2018) | 2996.348165 | 2996.348165 | 2996.348165 | 7.5E-13 |
| IAPSO (Ferreira dkk. 2018) | 2996.348165 | 2996.348165 | 2996.348165 | 6,88E-13 |

Tabel 5. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Piston Lever*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|-------------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| NNA | 295.493 | 160.8942595 | 8.41285 | 77.34948714 |
| CS (Gandomi dkk. 2013) | 168.592 | 40.2319 | 8.4271 | 5.91E+01 |
| PSO (Gandomi dkk. 2013) | 294 | 166 | 1.22E+02 | 5.17E+01 |
| DE (Gandomi dkk. 2013) | 199 | 187 | 159 | 14.2 |
| MSMF (Hamzehkolaei dkk. 2021) | 11.6085 | 9.50055 | 7.8978 | 0.32156 |
| MCEO (Hamzehkolaei dkk. 2021) | 15.6823 | 10.7613 | 8.4516 | 1.8564 |
| HPSO (Hamzehkolaei dkk. 2021) | 197 | 187 | 162 | 13.4 |
| SNS (Bayzidi dkk. 2021) | 167.4727747 | 24.3189743 | 8.412698349 | 47.71792646 |
| HPSO (KIM dkk. 2009) | 197 | 187 | 162 | 13.4 |
| PSO (KIM dkk. 2009) | 294 | 166 | 122 | 51.7 |

Tabel 6. Hasil Performa terbaik, terburuk, rata-rata dan standard deviasi dari berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan *Weldead Beam*

| Metode | Worst | Mean | Best | Std |
|-----------------------------|-----------|------------|-----------|-------------|
| NNA | 1.80506 | 1.73188619 | 1.72486 | 0.018128157 |
| PSO -DE (Liu dkk. 2010) | 1.7248811 | 1.7248579 | 1.7248531 | 4.1E06 |
| SaC (Ray dkk. 2003) | 6.3996785 | 3.0025883 | 2.39E+00 | 9.6E01 |
| CDE(Huangdkk. 2007) | 1.824105 | 1.768158 | 1.733461 | 0.022194 |
| CPSO (He dkk. 2006) | 1.782143 | 1.748831 | 1.728024 | 0.012926 |
| GA (Coello 2000) | 1.785835 | 1.771973 | 1.748309 | 0.01122 |
| WCA (Eskandar dkk. 2012) | 1.744697 | 1.726427 | 1.724856 | 4.29E03 |
| WCA I (Eskandar dkk. 2012) | 1.801127 | 1.73594 | 1.724857 | 1.89E02 |
| RL-PSO (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 1.75005 | N.A |
| RL-DE (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 1.72755 | N.A |
| RL-NES (Hadaideh dkk. 2021) | N.A | N.A | 1.7249 | N.A |
| C-ITGO (Ferreira dkk. 2018) | 1.7248523 | 1.7248523 | 1.7248523 | 3.65E-12 |
| C-ITGO (Ferreira dkk. 2018) | 1.7249215 | 1.748831 | 1.728024 | 7.88E-06 |
| MBA (Saddollah dkk. 2013) | 1.724853 | 1.724853 | 1.724853 | 6.94E-19 |

Tabel 5. Hasil optimum dari beberapa metode dalam menyelesaikan permasalahan *speed reducer*

| Item | NNA | RL-PSO | PSO | ABC | CS |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| x_1 | 3.500000 | 3.500000 | 3.500000 | 3.500000 | 3.501500 |
| x_2 | 0.700000 | 0.700000 | 0.700000 | 0.700000 | 0.700000 |
| x_3 | 17.000000 | 17.000000 | 17.000000 | 17.000000 | 17.000000 |
| x_4 | 7.300270 | 7.300000 | 8.067020 | 7.300000 | 7.605000 |
| x_5 | 7.800030 | 7.800000 | 8.086810 | 7.800000 | 7.818100 |
| x_6 | 3.350220 | 3.352050 | 3.900000 | 3.350220 | 3.352000 |
| x_7 | 5.286680 | 5.286740 | 5.322400 | 5.287800 | 5.287500 |
| g_1 | -0.073915 | -0.07392 | -0.07392 | -0.07392 | -0.074312 |
| g_2 | -0.197999 | -0.19800 | -0.19800 | -0.19800 | -0.198342 |
| g_3 | -0.499120 | -0.50027 | -0.63196 | -0.49917 | -0.434943 |
| g_4 | -0.901470 | -0.90148 | -0.89312 | -0.90156 | -0.900845 |
| g_5 | -0.000004 | -0.00165 | -0.36524 | 0.000000 | -0.001077 |
| g_6 | 0.000002 | -0.00003 | -0.01994 | -0.00063 | -0.000460 |
| g_7 | -0.702500 | -0.70250 | -0.70250 | -0.70250 | -0.702500 |
| g_8 | -0.583333 | 0.000000 | 0.000000 | 0.000000 | -0.583155 |
| g_9 | 0.000000 | -0.58333 | -0.58333 | -0.58333 | -0.000428 |
| g_{10} | -0.051360 | -0.05095 | -0.03930 | -0.05133 | -0.089020 |
| g_{11} | -0.010857 | -0.01084 | -0.04108 | -0.01070 | -0.013028 |
| $f(x)$ | 2996.350000 | 2996.852840 | 3198.960720 | 2997.058410 | 3000.981000 |

Tabel 5. Hasil optimum dari beberapa metode dalam menyelesaikan permasalahan *Weldead Beam*

| Item | NNA | RL-PSO | PSO | RL-DE | CPSO |
|--------|------------|------------|--------------|-----------|-------------|
| x_1 | 0.2057270 | 0.1995300 | 0.2751700 | 0.2045200 | 0.2023690 |
| x_2 | 3.4705400 | 3.6449100 | 4.3130400 | 3.4987300 | 3.5442140 |
| x_3 | 9.0366200 | 9.0233700 | 9.2512900 | 9.0405400 | 9.0482100 |
| x_4 | 0.2057300 | 0.2075400 | 0.3502500 | 0.2057400 | 0.2057230 |
| g_1 | 0.0218498 | -90.07913 | -5236.15894 | -10.69933 | -13.6555000 |
| g_2 | -0.0265638 | -174.30163 | -13187.02019 | -27.93511 | -75.8141000 |
| g_3 | -0.0000030 | -0.00801 | -0.07508 | -0.00123 | -0.0033540 |
| g_4 | -3.4329800 | -3.40609 | -2.13725 | -3.42973 | -3.4245700 |
| g_5 | -0.0807270 | -0.07453 | -0.15017 | -0.07952 | -0.0773690 |
| g_6 | -0.2355400 | -0.23560 | -0.24208 | -0.23556 | -0.2355950 |
| g_7 | -0.0298094 | -153.88119 | -24064.46402 | -2.86378 | -4.4728600 |
| $f(x)$ | 1.7248600 | 1.7500500 | 3.2156100 | 1.7275500 | 1.7280240 |

6. Kesimpulan

Pada penelitian ini, kami mengusulkan metode NNA untuk menyelesaikan permasalahan optimasi berkendala, penyelesaian sejumlah permasalahan optimasi berkendala yang ditemukan dalam bidang engineering dan sejumlah fungsi benchmark berdimensi besar. Pada fungsi berkendala, diperlukan konstruksi ulang agar fungsi tersebut menjadi fungsi tidak berkendala. Kami telah mengkonfirmasi/ melakukan validasi terhadap metode yang kami usulkan dalam menyelesaikan sejumlah permasalahan yang ditemukan dari berbagai literatur. Hasil yang didapatkan telah dibandingkan dengan berbagai metode seperti Spiral Dynamic Optimization Algorithm (Tamura dkk. 2011), Social Network Search (Bayzidi dkk. 2021), Hybrid multi-level cross entropy moth-flame (Hamzekolaei dkk. 2021), Cuckoo Search Algorithm (Gandomi dkk. 2013), Rule based reinforcement learning (Radaideh dkk. 2021), WCA (Eskandar dkk. 2012), Artificial bee colony algorithm (Akay dkk. 2012), IPSO (Guedria 2015), Search and rescue optimization algorithm (Shabani dkk.2020), Chaos game optimization (Talatahari dkk. 2020), Mine blast algorithm (Sadollah dkk. 2013), metode yang kami usulkan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi berkendala dan fungsi benchmark berdimensi besar tidak hanya menghasilkan keakuratan yang sangat baik namun juga memiliki laju konvergensi serta implementasi yang sederhana dibandingkan dengan metode-metode yang disebutkan diatas.

Ada beberapa hal yang perlu dipertimbangkan dalam melakukan/ menyelesaikan setiap permasalahan yang diusulkan pada penelitian ini, pada kasus fungsi berdimensi besar dan multimodal sebaiknya nilai NPOP dibuat dalam rentang/ range (100-140) dan maksimum iterasi MAX = (1000-1500), sedangkan pada fungsi yang memiliki kendala, banyaknya kendala yang ada dan sifat nonlinear dari fungsi tersebut juga dapat dijadikan pertimbangan dalam memilih NPOP dan MAX. Disisi lain kerandoman bilangan juga perlu dipertimbangkan, dalam penelitian ini pemilihan bilangan random menggunakan standart library yang ada pada bahasa pemrograman c++ yang menjamin bahwa bilangan yang dibangkitkan pada setiap proses optimisasi bersifat acak.

2—References

- [1]— C. Liu, *New Multi-objective Genetic Algorithm for Nonlinear Constrained Optimization Problems*, IEEE International Conference on Automation and Logistics, pp. 118–120, Aug. 2007.
- [2]— Xiuyu Wang, Xingwu Jiang and Q. Liu, *A homotopy method for solving a class of nonlinear programming problems*, IEEE International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering, pp. 35–38, Aug. 2010.

- [3] H. Chun hua, Z. Xiang wei, L. Wen ge and X. Qing hua, *Study of the Application of Election Survey Algorithm for Nonlinear Constrained Optimization Problems*, IEEE Third International Conference on Information and Computing, pp. 96-99, Oct. 2010.
- [4] Nocedal, Jorge & Wright, Stephen J, *Numerical Optimization*, ed. 2, Springer, 2006.
- [5] Griva, Igor & Nash, G Stephen , *Linear and Nonlinear Optimization*, ed. 2, Siam, 2009.
- [6] Fletcher, R, *Practical Methods of Optimization*, ed. 2, John Wiley & Sons, 2000.
- [7] K. Tamura and K.Yasuda, *Spiral Dynamic Inspired Optimization*, IEEE Jurnal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, pp. 1116-1122, July. 2011.
- [8] Kuntjoro Adji Sidarto and Adhe Kania, *Finding All Solutions of System of Nonlinear Equations Using Spiral Dynamics Inspired Optimization with Clustering*, Jurnal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, pp. 1116-1122, July. 2015.
- [9] Xin She Yang, *Nature Inspired Optimization Algorithm*, ed. 1, Elsevier, 2014.

Acknowledgement

The author is grateful to