OPTIMASI TOPOLOGI DAN UKURAN PENAMPANG STRUKTUR RANGKA BATANG DENGAN METODE METAHEURISTIK

Hieronimus Enrico Suryo[1], Ricky Agusta Hartono[2], Doddy Prayogo[3] dan Wong Foek Tjong[4]

ABSTRAK : Struktur rangka batang baja merupakan salah satu tipe struktur yang populer karena nilai fungsi dan kepraktisannya. Oleh karena itu optimasi struktur menjadi semakin penting untuk mendapatkan struktur rangka batang baja yang paling efisien. Optimasi topologi dari struktur rangka batang baja memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan optimasi luas penampang karena batang dan *nodes* yang tidak berguna pada struktur dapat dihilangkan. Fungsi objektif dari algoritma metaheuristik adalah untuk meminimalkan massa total struktur rangka batang baja terhadap *constraints* statis dan dinamis berdasarkan studi kasus dan spesifikasi bangunan baja struktural Indonesia, SNI 1729:2015. Empat algoritma yang digunakan pada studi ini adalah: *Particle Swarm Optimization*, *Differential Evolution*, *Teaching-Learning-Based Optimization*, dan *Symbiotic Organisms Search*. Algoritma-algoritma tersebut diuji pada satu studi kasus *72-bar truss*. Performa dari algoritma tersebut diukur dari lima kriteria massa. Lima kriteria massa yang digunakan adalah massa terbaik, terburuk, rata-rata, standar deviasi, dan median dari struktur rangka batang baja. Hasil penelitian menunjukkan SOS memiliki performa terbaik pada studi kasus *72-bar truss*.

KATA KUNCI: optimasi, topologi , ukuran penampang, metaheuristik, SNI 1729: 2015

1. PENDAHULUAN

Optimasi rangka batang merupakan salah satu tipe optimasi struktural yang paling populer (Kaveh & Talatahari, 2009). Optimasi rangka batang sendiri dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori: optimasi ukuran penampang, bentuk, dan topologi (Deb & Gulati, 2001). Penelitian ini hanya mempertimbangkan optimasi ukuran penampang dan topologi saja, dimana konektivitas dan ukuran penampang menjadi variabel optimasi. Material rangka batang juga merupakan salah satu faktor untuk dapat menghasilkan struktur yang optimal. Baja merupakan material yang sangat baik untuk pengaplikasian pada struktur rangka batang. Dalam mendesain struktur baja, massa total struktur baja digunakan sebagai patokan fungsi objektif. Dimana objektif akhir dari penelitian ini adalah meminimalkan massa total struktur rangka batang baja melalui kombinasi topologi rangka batang dan ukuran penampang batang. Penelitian mengenai struktur rangka batang pada penelitian-penelitian sebelumnya cenderung hanya menggunakan *constraints* statis saja sebagai parameter desain struktur. Pada kenyataannya, struktur rangka batang tersebut juga mengalami beban dinamis pada masa layannya, sehingga frekuensi natural dari struktur juga merupakan parameter penting dalam mendesain struktur (Savsani et al., 2016). Dalam mendesain bangunan struktur baja tersebut diperlukan spesifikasi desain. SNI 1729:2015 telah digunakan baik oleh praktisi maupun peneliti dalam mendesain struktur baja, maka SNI 1729:2015 dapat dikategorikan sebagai spesifikasi desain yang terpercaya untuk mendesain struktur baja. Desainer pada umumnya menggunakan insting dan

[1] *Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, m21415011@john.petra.ac.id*
[2] *Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, rickyagusta.h@gmail.com*
[3] *Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, prayogo@petra.ac.id*
[4] *Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, wftjong@petra.ac.id*

pengalaman sebelumnya dalam mendesain topologi rangka batang. Metode tersebut belum tentu dapat menghasilkan topologi yang optimal. Metaheuristik merupakan salah satu metode untuk mengoptimasi berbagai macam kasus optimasi, karena metaheuristik mudah diaplikasikan, terjamin, dan *derivative-free* (Tejani et al., 2017). Solusi-solusi dihasilkan melalui proses pengacakan agar algoritma bergerak dari optimum lokal menuju ke optimum global menjadikan metaheuristik sebagai metode yang efisien dalam menghasilkan solusi melalui metode *trial and error* dalam waktu yang cukup singkat (Yang, 2011). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dari beberapa macam algoritma metaheuristik, yaitu *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Differential Evolution* (DE), *Teaching-Learning-Based Optimization* (TLBO), dan *Symbiotic Organisms Search* (SOS) dalam kasus optimasi topologi dan ukuran penampang struktur rangka batang baja.

2. LANDASAN TEORI

Kata heuristik pada metaheuristik berasal dari Bahasa Yunani, heuriskein, yang berarti "untuk mencari", sedangkan kata meta berarti "prosedur yang lebih tinggi" (Bianchi et al., 2009). Maka, metaheuristik dapat didefinisikan sebagai metode dengan heuristik dengan tingkat prosedur yang lebih tinggi. Tiap algoritma metaheuristik memiliki strategi dan konsep dalam melakukan pencarian hasil yang optimal.

2.1 *Particle Swarm Optimization* (PSO)

Ditemukan oleh Kennedy dan Eberhart (1995), PSO merupakan algoritma yang sangat sederhana yang dapat dengan mudah diprogram pada komputer. PSO menirukan fenomena kawanan burung yang menggunakan posisi lokal masing-masing burung tersebut untuk menentukan lokasi (solusi) berikutnya. Mula-mula, inisialisasi partikel secara acak dilakukan pada ruang pencarian. Setiap partikel tersebut memiliki posisi dan kecepatan awal yang diperbarui melalui proses iterasi untuk menemukan hasil yang optimal.

2.2 *Differential Evolution* (DE)

Berbasiskan *evolutionary algorithm*, DE merupakan algorithma algoritma metaheuristik yang dikembangkan oleh Storn dan Price (1997). Proses DE dibagi menjadi 3 tahap: mutasi, *crossover*, dan seleksi. Vektor mutasi terbentuk berdasarkan hasil mutasi terhadap tiga buah populasi yang dipilih secara acak pada tahap mutasi. *Crossover* terjadi antara populasi asli dan vektor mutasi untuk membentuk vektor *trial*. Suatu populasi tergantikan dengan vektor *trial* apabila vektor *trial* memiliki *fitness value* yang lebih baik dari *fitness value* populasi.

2.3 *Teaching-Learning-Based Optimization* (TLBO)

Menirukan proses belajar mengajar antara guru dan pelajar di ruang kelas, TLBO dikembangkan oleh Rao et al. (2011). Dalam algoritma ini, guru dianggap sebagai orang terpintar yang membagikan ilmunya kepada pelajar. TLBO dibagi menjadi 2 tahap, yaitu: fase guru dan fase pelajar. Dalam fase guru, guru mengangkat nilai dari pelajar menuju ke nilai dari guru tersebut. Pada fase murid, seorang murid secara acak berinteraksi atau berdiskusi dengan murid lainnya dengan harapan murid tersebut dapat belajar hal baru melalui interaksi dengan murid lain yang lebih pintar dari dia.

2.4 *Symbiotic Organisms Search* (SOS)

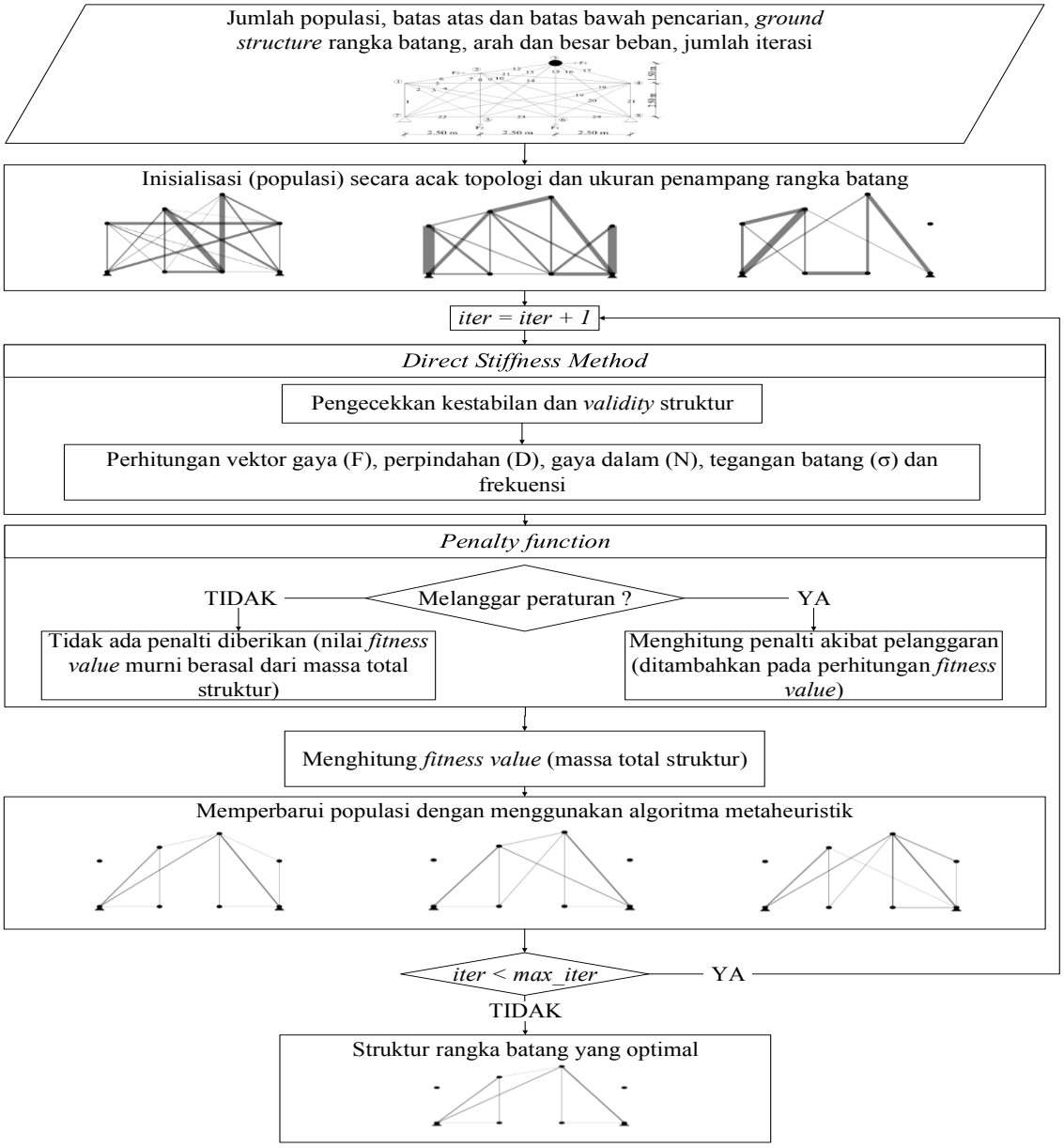
SOS merupakan salah satu algoritma metaheuristik modern yang ditemukan oleh Cheng dan Prayogo (2014). SOS mensimulasikan perilaku interaksi (simbiosis) antar organisme di dalam suatu ekosistem. SOS mengaplikasikan tiga jenis simbiosis yang paling umum, yaitu: simbiosis mutualisme, komensalisme, dan parasitisme. Dalam simbiosis mutualisme, dua organisme acak dipilih untuk berinteraksi secara mutualisme yang diharapkan dapat meningkatkan nilai kedua *fitness value* organisme tersebut. Hal serupa terjadi pada simbiosis komensalisme, hanya saja organisme kedua tidak mendapatkan keuntungan maupun kerugian dari hasil interaksi tersebut. Vektor parasit terbentuk dan menggantikan posisi dari suatu organisme apabila vektor parasit tersebut memiliki *fitness value* yang lebih baik dibandingkan *fitness value* dari organisme tersebut.

2.5 Kapasitas Tarik dan Tekan berdasarkan SNI 1729:2015

Profil Struktur Berongga (PSB) bulat dengan mutu BJ37 yang diambil dari (Gunawan, 1988) dengan total 49 ukuran digunakan sebagai desain variabel pada studi ini. Perhitungan kapasitas yang digunakan pada penelitian ini yaitu kapasitas tarik (BAB D) dan kapasitas tekan (BAB E) pada SNI 1729:2015.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Secara umum, konsep pengerjaan optimasi topologi dan ukuran penampang rangka batang adalah dengan melalui proses iterasi menghilangkan atau mempertahankan batang pada *ground structure* seperti terlihat pada **Gambar 1**. *Ground structure* merupakan bentuk dasar struktur yang berisi seluruh kombinasi dari segala kemungkinan konektivitas antar *nodes* di dalam studi kasus.

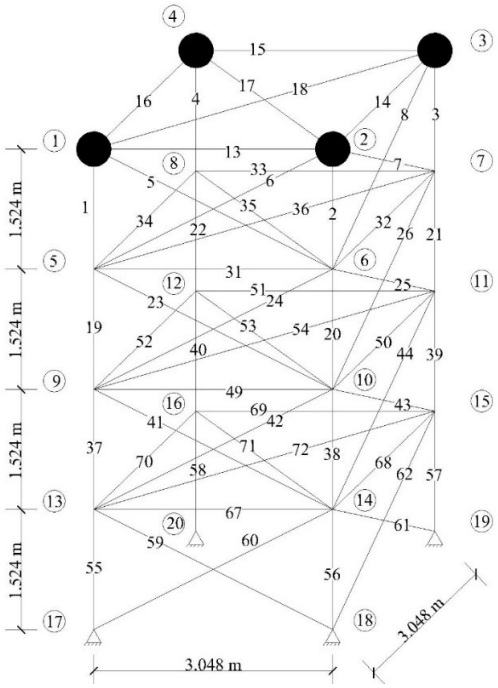


Gambar 1. Diagram Alir Optimasi Topologi dan Ukuran Penampang Struktur Rangka Batang

Untuk dapat membandingkan performa dari keempat algoritma tersebut, digunakan satu buah studi kasus, *72-bar truss*, yang pertama kali diusulkan oleh Kaveh dan Zolghadr (2013). Pada studi kasus yang diusulkan terdapat tujuh buah *constraints* statis dan dinamis, yaitu: *constraints* tegangan batang, perpindahan *nodes*, *Euler buckling* batang, frekuensi natural struktur, stabilitas struktur, dan validitas struktur. Karena pada penelitian ini digunakn SNI 1729:2015 sebagai acuan untuk menentukan kapasitas tarik dan tekan, maka *constraints* tegangan batang dan *Euler buckling* pada kasus awal dihilangkan. Kemudian, ditambahkan *constraints* kekuatan tarik dan tekan dari SNI 1729:2015. Masing-masing algoritma dijalankan sebanyak 30 *runs* dengan maskimal 100000 *function evaluations* untuk mengetahui konsistensi hasil optimasi dari masing-masing algoritma.

4. HASIL DAN DISKUSI

Gambar 2 menampilkan *Ground structure* dari *72-bar truss* yang dikelompokkan menjadi 16 kelompok / *groups*.



Gambar 2. *Ground Structure* dari Studi Kasus *72-Bar Truss*

Tabel 1 menunjukkan pembebanan dan *constraints* dari kasus *72-bar truss*. Terdapat dua kondisi pembebanan dalam kasus ini, dimana hasil akhir optimasi harus memenuhi kedua kondisi pembebanan tersebut. Pada *nodes* 1 hingga 4 terdapat massa terpusat yaitu sebesar 2270 kg. Perpindahan maksimum horizontal pada *nodes* 1 hingga 4 adalah 6.35 mm. *Constraint* dinamis yaitu frekuensi minimum pada mode ke-1 adalah 4 Hz dan mode ke-3 adalah 6 Hz.

Tabel 1. Beban dan *Constraints* Studi Kasus *72-Bar Truss*

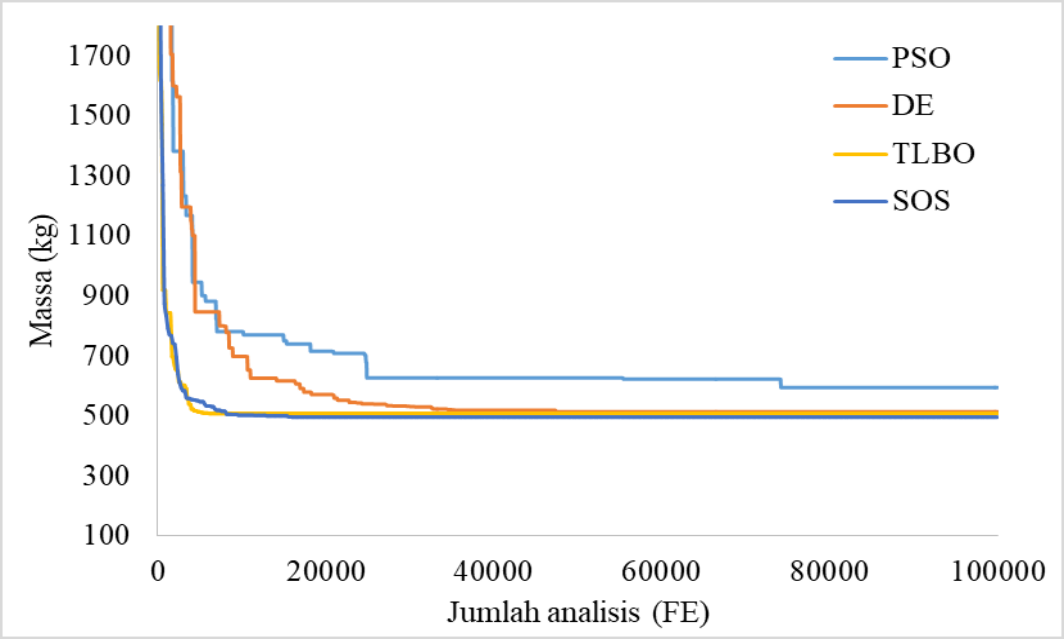
Parameter	Nilai
Kondisi pembebanan 1 (kN)	$F_{1x} = 22.25$ $F_{1y} = 22.25$ $F_{1z} = -22.25$
Kondisi pembebanan 2 (kN)	$F_{1z} = -22.25$ $F_{2z} = -22.25$ $F_{3z} = -22.25$ $F_{4z} = -22.25$
Massa terpusat di *node* 1, 2, 3, dan 4 (kg)	2270
Perpindahan maksimum (mm) (*nodes* 1 - 4 x dan y-axis)	6.35
Frekuensi minimum (Hz) (1st dan 3rd *mode*)	$f_1 = 4$ $f_3 = 6$

Tabel 2 menunjukkan hasil optimasi dari kasus *72-bar truss* dengan menggunakan keempat algoritma. Algortima TLBO dan SOS mampu menghasilkan topologi dan ukuran penampang yang sama dengan massa total 494.87 kg. DE juga mampu menghasilkan topologi yang sama, hanya saja terpadat perbedaan ukuran penampang pada *group* ke-8 dibandingkan hasil dari TLBO dan SOS. PSO mendapatkan topologi yang berbeda dan mendapatkan hasil terburuk.

Tabel 2. Hasil dari Studi Kasus *72-Bar Truss*

Variabel		PSO	DE	TLBO	SOS
G_1	mm^2	334.50	291.90	291.90	291.90
G_2	mm^2	291.90	334.50	334.50	334.50
G_3	mm^2	420.50	291.90	291.90	291.90
G_4	mm^2	759.10	402.90	402.90	402.90
G_5	mm^2	646.50	291.90	291.90	291.90
G_6	mm^2	291.90	291.90	291.90	291.90
G_7	mm^2	0.00	0.00	0.00	0.00
G_8	mm^2	0.00	179.90	123.80	123.80
G_9	mm^2	402.90	351.00	351.00	351.00
G_{10}	mm^2	291.90	291.90	291.90	291.90
G_{11}	mm^2	0.00	0.00	0.00	0.00
G_{12}	mm^2	0.00	0.00	0.00	0.00
G_{13}	mm^2	646.50	576.00	576.00	576.00
G_{14}	mm^2	291.90	291.90	291.90	291.90
G_{15}	mm^2	0.00	0.00	0.00	0.00
G_{16}	mm^2	0.00	0.00	0.00	0.00
f_1	Hz	4.23	4.01	4.01	4.01
f_3	Hz	6.14	6.24	6.24	6.24
δ_{1x}	mm	2.81	3.02	3.03	3.03
δ_{1y}	mm	2.81	3.02	3.03	3.03
δ_{2x}	mm	2.54	2.65	2.65	2.65
δ_{2y}	mm	2.49	2.57	2.57	2.57
δ_{3x}	mm	2.59	2.70	2.70	2.70
δ_{3y}	mm	2.59	2.70	2.70	2.70
δ_{4x}	mm	2.49	2.57	2.57	2.57
δ_{4y}	mm	2.54	2.65	2.65	2.65
Terbaik	kg	538.65	498.67	494.87	494.87
Terburuk	kg	693.91	596.79	576.56	511.52
Rata-rata	kg	601.25	525.59	517.56	500.01
Standar deviasi	kg	33.46	29.67	21.32	4.98
Median	kg	594.96	514.11	507.96	496.23
FE		100000	100000	100000	100000

Gambar 3 menunjukkan grafik konvergensi dari masing-masing algoritma diambil dari hasil *run* median dari ke-30 *run* tersebut. Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa TLBO mampu mendapatkan massa yang lebih rendah pada awal-awal iterasi, pada ±5000 FE. Namun dengan seiring bertambahnya FE, SOS mampu mengungguli TLBO. DE juga mampu menuju ke suatu nilai massa yang mendekati TLBO dan SOS pada ±30000 FE.



Gambar 3. Grafik Konvergensi Kasus *72-Bar Truss*

Keempat grafik pada **Gambar 4** merupakan perbandingan nilai efisiensi desain diukur dari SNI 1729:2015. Nilai efisiensi untuk algoritma TLBO dan SOS memiliki nilai yang persis sama karena hasil optimal kedua algoritma tersebut menghasilkan topologi dan luasan yang sama. Untuk batang tarik pada pembebanan 1 dan 2 dapat dilihat pada **Gambar 4(a) dan 4(b)** bahwa nilai efisiensi tidak ada yang melebihi 0.2. Namun di sisi lain, untuk batang tekan didapatkan hasil yang cukup efisien dimana pada **Gambar 4(c) dan 4(d)** didapatkan batang tekan dengan nilai efisiensi mencapai 0.99.

5. REKAPITULASI

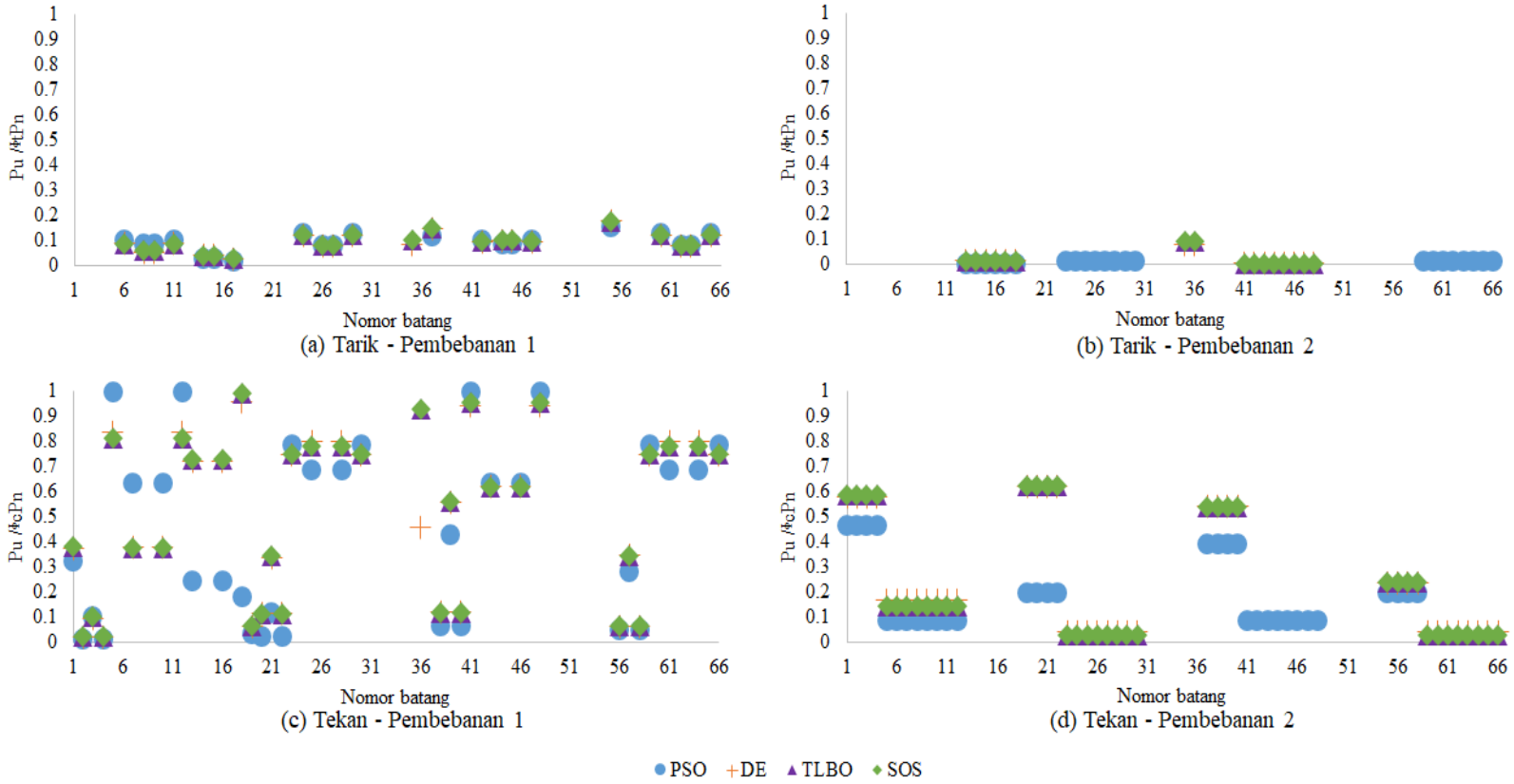
Tabel 3 menunjukkan peringkat dari masing-masing algoritma untuk kelima kriteria yang ditinjau pada tiap kasus. Angka 1 menunjukan peringkat dengan peforma terbaik diantara peringkat lainnya. Sebaliknya angka 4 menunjukan peringkat dengan peforma terburuk diantara peringkat lainnya.

Tabel 3. Rekapitulasi Peringkat Algoritma untuk Tiap Kasus

Kriteria	PSO	DE	TLBO	SOS
72 bar				
Terbaik	3	2	1	1
Terburuk	4	3	2	1
Rata-rata	4	3	2	1
Standar deviasi	4	3	2	1
Median	4	3	2	1

6. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, peneliti telah membandingkan performa optimasi dari empat buah algoritma metaheuristik yaitu PSO, DE, TLBO, dan SOS dengan meninjau satu buah studi kasus *72-bar truss*. Algoritma SOS memiliki performa terbaik dibandingkan dengan tiga algoritma lainnya dalam kemampuannya menemukan massa teroptimal, kecepatan konvergensi, dan konsistensi yang diukur melalui lima kriteria massa. Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma metaheuristik yang telah dimodifikasi agar dapat menemukan hasil optimasi yang lebih optimal dan konsisten.



Gambar 4. Perbandingan Nilai Efisiensi Desain terhadap SNI 1729:2015 dari Tiap Batang pada Kasus *72-Bar Truss*

7. DAFTAR REFERENSI

Bianchi, L., Dorigo, M., Maria Gambardella, L., & J. Gutjahr, W. (2009). A Survey on Metaheuristics for Stochastic Combinatorial Optimization. *Natural Computing, 8*(2), 239-287.

Cheng, M.-Y., & Prayogo, D. (2014). Symbiotic Organisms Search: A New Metaheuristic Optimization Algorithm. *Computers & Structures, 139*, 98-112. doi: https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2014.03.007

Deb, K., & Gulati, S. (2001). Design of Truss-Structures for Minimum Weight Using Genetic Algorithms. *Finite Elements in Analysis and Design, 37*(5), 447-465. doi: https://doi.org/10.1016/S0168-874X(00)00057-3

Gunawan, R. (1988). *Tabel Profil Konstruksi Baja* (Vol. 7th). Yogyakarta: Kanisius.

Kaveh, A., & Talatahari, S. (2009). Size Optimization of Space Trusses Using Big Bang–Big Crunch Algorithm. *Computers & Structures, 87*(17), 1129-1140. doi: https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2009.04.011

Kaveh, A., & Zolghadr, A. (2013). Topology Optimization of Trusses Considering Static and Dynamic Constraints Using the CSS. *Applied Soft Computing, 13*(5), 2727-2734.

Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, 27 Nov.-1 Dec. 1995). *Particle Swarm Optimization.* Paper presented at the Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, Perth, Australia.

Savsani, V. J., Tejani, G. G., & Patel, V. K. (2016). Truss Topology Optimization with Static and Dynamic Constraints Using Modified Subpopulation Teaching–Learning-Based Optimization. *Engineering Optimization, 48*(11), 1990-2006. doi: 10.1080/0305215X.2016.1150468

Storn, R., & Price, K. (1997). Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization, 11*(4), 341-359.

Tejani, G., Savsani, V., Bureerat, S., & Patel, V. (2017). Topology and Size Optimization of Trusses with Static and Dynamic Bounds by Modified Symbiotic Organisms Search. *Journal of Computing in Civil Engineering, 32*(2), 1-11.

Venkata Rao, R., Savsani, V., & P. Vakharia, D. (2011). Teaching-Learning-Based Optimization: A Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems. *Computer-Aided Design, 43*(2), 303-315.

Yang, X.-S. (2011). Review of Meta-heuristics and Generalised Evolutionary Walk Algorithm. *Int. J. Bio-Inspired Comput., 3*(2), 77-84.