

OPTIMASI *MULTI-OBJECTIVE* DESAIN STRUKTUR RANGKA BATANG DENGAN METODE METAHEURISTIK

Kurniawan Susanto¹, Seli Noviodore Ballo², Wong Foek Tjong³, dan Doddy Prayogo⁴

ABSTRAK: Studi ini dilakukan untuk membandingkan kemampuan optimasi dari empat algoritma metaheuristik yaitu *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Differential Evolution* (DE), *Teaching Learning Based Optimization* (TLBO) dan *Symbiotic Organisms Search* (SOS) dalam optimasi *multi-objective* terhadap berat dan perpindahan maksimum setiap batang. Tujuan penelitian ini adalah mengevaluasi algoritma metaheuristik yang memiliki performa paling baik dalam mendesain struktur rangka batang yang optimum dalam ranah *multi-objective*. Karena algoritma metaheuristik selalu memilih profil secara acak, maka pengujian untuk setiap algoritma dilakukan sebanyak tiga puluh kali untuk mendapatkan data sampel yang kemudian akan diolah menggunakan analisa statistik berupa rata-rata dan standar deviasi. Data yang telah diolah akan dibandingkan untuk melihat performa dari masing-masing metode yang digunakan. Performa algoritma terbaik akan dilihat dari analisa *hypervolume*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SOS memiliki performa terbaik pada ketiga struktur dengan profil yang didapat dari penelitian sebelumnya.

KATA KUNCI: desain, optimasi, *multi-objective*, metaheuristik dan strktur rangka batang.

1. PENDAHULUAN

Dalam perencanaan struktur bangunan, kebutuhan akan desain bangunan yang paling efisien untuk dilaksanakan semakin meningkat maka dari itu optimasi dalam bidang desain struktural sangat diperlukan (Perez and Behdinan, 2007). Namun efisiensi tersebut tidak boleh terlepas dari kemampuan seluruh komponennya untuk menahan beban yang terjadi. Pada dasarnya, seluruh stuktur bangunan dapat di optimasi, tetapi salah satu struktur yang paling digemari untuk di optimasi adalah struktur rangka batang dengan komponen baja. Hal ini didukung oleh fakta bahwa pencarian efisiensi rangka batang dapat di korelasikan terhadap berat baja komponen itu sendiri sehingga optimasi dapat dengan mudah dilakukan. Beberapa tahun terakhir, banyak dilakukan penelitian optimasi yang menggunakan algoritma metaheuristik (Lee and Geem, 2005; Panda and Pani, 2016) dimana metaheuristik sendiri berbasis pada perilaku natural organisme di dalam lingkungan (Panda and Pani, 2016). Meskipun begitu, kebanyakan dari penelitian tersebut hanya bersifat *single-objective* yaitu mencari berat struktur yang paling ringan. Faktanya dalam penyelesaian problem optimasi yang kompleks, terdapat beberapa alternatif fungsi objektif atau disebut juga bersifat *multi-objective* yang dapat memberikan pilihan yang lebih banyak untuk perencana struktur. Algoritma dengan konsep *multi-objective optimization* menghasilkan *pareto optimal solution* dan disajikan dalam bentuk grafik *pareto front* (Angelo *et al.*, 2015). Dalam hal ini, penelitian untuk membandingkan kemampuan dari masing-masing algoritma metahueristik yang berbasis *multi-objective* sangat diperlukan sehingga dapat ditemukan algoritma yang paling baik untuk menghasilkan solusi yang memiliki grafik *pareto front* yang paling baik. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan jawaban bahwa optimasi struktur rangka batang tidak hanya terbatas pada berat struktur tetapi dapat bersifat fleksibel sesuai dengan keinginan perencana

¹ Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, starbek123@gmail.com

² Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, selinov95@gmail.com

³ Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, wftjong@peter.petra.ac.id

⁴ Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra Surabaya, prayogo@peter.petra.ac.id

sehingga pelaku konstruksi maupun struktur dapat memberikan struktur yang sesuai menggunakan metode optimasi yang paling baik.

2. LANDASAN TEORI

Metaheuristik merupakan perkembangan dari metode heuristik yang telah ada sebelumnya. Dalam Yunani, *meta* berarti level yang lebih tinggi, dengan demikian metaheuristik memiliki tingkatan yang lebih tinggi dari pada metode pendahulunya. Meskipun memiliki beberapa macam algoritma, komponen utama dari setiap tipe algoritma dalam metode ini memiliki intensifikasi dan diversifikasi yang unik setiap algoritma dimana kombinasi dari keduanya akan menunjukkan hasil yang paling optimum secara global (Gandomi *et al.*, 2013).

2.1. Particle Swarm Optimization (PSO)

Algoritma yang dirintis oleh (Eberhart and Kennedy, 1995) ini merupakan metode optimasi yang berbasis pada perilaku sosial organisme dimana dalam kawanan organisme tersebut tidak terdapat *control* dari pusat, melainkan mengandalkan posisi lokal masing-masing partikel yang perilakunya terkoordinasi (Talbi, 2009). Pada awal algoritma PSO, terdapat populasi yang diberi posisi dan kecepatan awal secara acak, dimana populasi ini kemudian akan bergerak setiap iterasinya untuk mencari solusi-solusi yang tidak terdominasi.

2.2. Differential Evolution (DE)

DE merupakan salah satu dari banyak algoritma yang memiliki basis *evolutionary algorithm* yang ditemukan oleh (Storn and Price, 1997) dimana algoritma ini akan membuat suatu populasi yang akan berevolusi. Tahapan evolusi yang digunakan adalah mutasi dan *crossover* yang kemudian akan dilakukan *selection* guna mencari obyektif yang tidak terdominasi.

2.3. Teaching–Learning Based Optimization (TLBO)

Algoritma yang bekerja dengan pemikiran dari pengajaran dan pembelajaran didalam kelas ini dikembangkan oleh (Rao *et al.*, 2011). Metode TLBO dimana guru merupakan subyek yang paling optimal untuk melakukan pengajaran sehingga dapat meningkatkan populasi murid dalam kelas tersebut. Algoritma ini menggunakan 2 fase, fase mengajar dimana guru berperan penting dan fase pembelajaran dimana dalam populasi murid terjadi interaksi yang menguntungkan diantara mereka.

2.4. Symbiotic Organisms Search (SOS)

Algoritma SOS yang dikembangkan oleh (Cheng and Prayogo, 2014) memiliki dasar pemikiran pada hubungan antar organisme dalam bentuk simbiosis mutualisme, komensalisme, dan parasitisme dengan tujuan mencari organisme yang paling sesuai dengan kriteria yang diinginkan. Sehingga dalam algoritma ini mensimulasikan organisme-organisme dalam suatu populasi ekosistem sehingga terjadi interaksi secara acak dan mengalami ketiga simbiosis tersebut. Algoritma SOS ini sudah banyak digunakan dan dapat dibuktikan memiliki kesuksesan dalam menyelesaikan banyak permasalahan yang kompleks (Prayogo, 2015; Cheng and Prayogo, 2016; Cheng *et al.*, 2016; Tran *et al.*, 2016; Prayogo *et al.*, 2017; Prayogo *et al.*, 2017).

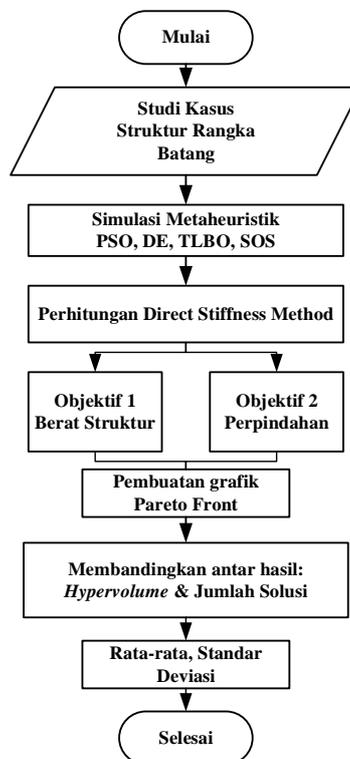
2.5. Optimasi Multi-Objective

Hasil akhir dari optimasi *multi-objective* adalah satu rangkaian solusi yang biasa disebut *pareto optimal solutions* yang kemudian digambarkan dalam grafik *pareto front*. Kemudian nilai fungsi objektif dapat dicapai maksimum dengan menurunkan nilai fungsi yang lain sehingga tidak ada fungsi yang mendominasi satu dengan yang lainnya atau disebut *pareto optimal* atau solusi *non-dominated*. Berdasarkan (Tran *et al.*, 2015), Optimisasi *multi-objective* lebih kompleks dan tidak bisa dievaluasi secara langsung dan karena setiap algoritma yang dipakai akan menghasilkan *pareto optimal* yang berbeda, maka digunakan metode lebih lanjut untuk menganalisa yaitu dengan jumlah solusi dan *hypervolume*. Dengan jumlah solusi, grafik *pareto front* yang memiliki solusi *non-dominated* yang paling banyak dapat memberikan ragam pilihan, tetapi diperlukan pula *hypervolume* yang

membandingkan luasan dari *pareto optimal* tersebut sehingga dapat ditemukan grafik *pareto front* yang paling mendekati optimum di antara yang lainnya.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini akan dilakukan dengan mengkombinasikan metode *Direct Stiffness Method* (DSM) dan empat algoritma metaheuristik yaitu PSO, DE, TLBO dan SOS. DSM sendiri digunakan untuk menghitung tegangan dan perpindahan joint yang kemudian digabung dengan algoritma metaheuristik untuk mencari satu set solusi yang berisi berat dan perpindahan maksimum struktur. Peneliti telah menyiapkan tiga studi kasus yang akan dioptimasi menggunakan program yang telah dibuat yaitu MATLAB R2015a. Dalam setiap iterasi perhitungan, akan dicatat berat struktur dan perpindahan maksimum struktur untuk setiap algoritma. Kemudian dari berat struktur dan perpindahan akan dibuat dalam grafik *pareto front* dengan solusi *non-dominated* sehingga dapat dilakukan analisa berdasarkan jumlah solusi dan *hypervolume* untuk setiap studi kasus dalam setiap simulasi. Hal ini dilakukan untuk menghitung rata-rata dan standar deviasi dari total simulasi. Nilai-nilai tersebut akan digunakan sebagai parameter kepiawaian masing-masing algoritma dalam mengoptimasi *multi-objective* struktur rangka batang yang digunakan dalam penelitian. Diagram alir prosedur simulasi optimasi digambarkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Diagram Alir Prosedur Simulasi Optimasi

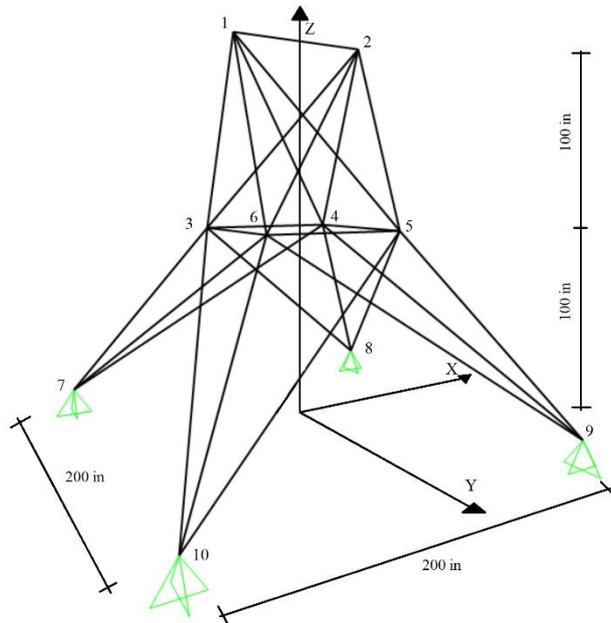
4. HASIL DAN DISKUSI

Tiga struktur yang ditinjau pada penelitian ini adalah rangka batang planar-10, spasial-25 dan spasial-72 dimana masing-masing sesuai dengan studi kasus memiliki berat jenis (ρ) = 0.1 lb/in³ dan Modulus Elastisitas (E) = 10.000 ksi dengan luasan dan batasan berdasarkan masing-masing studi kasus. Pada kesempatan ini, peneliti hanya membahas mengenai rangka batang spasial-25 saja.

4.1. Rangka Batang Spasial-25

Bentuk struktur rangka batang spasial-25 dapat dilihat pada **Gambar 2**. Terdapat pula kelompok luasan pada **Tabel 1** dan pembebanan yang ada sesuai dengan **Tabel 2**. Batasan ijin yang dipakai dalam rangka batang spasial-25 ini adalah [-40,40] ksi. Adapun variabel solusi yang akan dipilih dari sejumlah 30

penampang profil yang telah tersedia yaitu : [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1, 1.2, 1.3, 1.4, 1.5, 1.6, 1.7, 1.8, 1.9, 2.0, 2.1, 2.2, 2.3, 2.4, 2.5, 2.6, 2.8, 3.0, 3.2, 3.4] (in²). **Gambar 3** merupakan hasil dari simulasi pemograman yang dibuat oleh peneliti. Dapat dilihat secara visual memberikan hasil yang menyerupai terutama dari algoritma SOS dan TLBO baik dari berat struktur maupun perpindahan maksimum dari struktur sementara dua algoritma lainnya sedangkan PSO memberikan hasil yang kurang daripada algoritma yang lainnya.



Gambar 2. Struktur Rangka Batang spasial-25

Tabel 1. Member Grouping Pada Struktur Rangka Batang Spasial-25

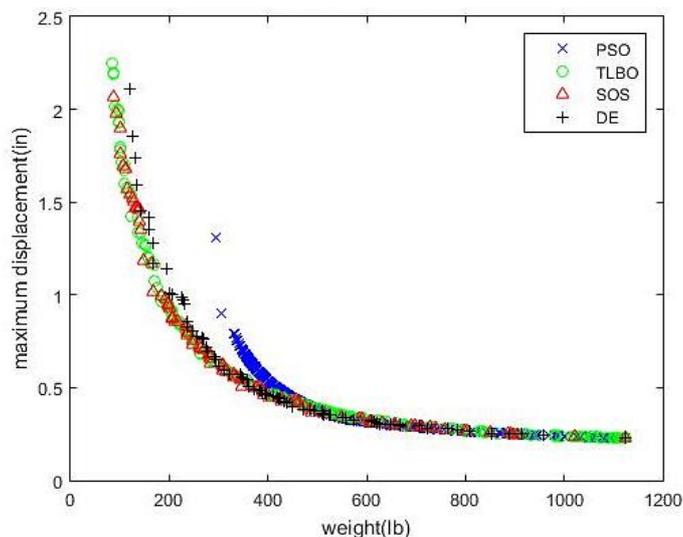
Group	Konektivitas
A ₁	1-2
A ₂	1-4, 2-3, 1-5, 2-6
A ₃	2-5, 2-4, 1-3, 1-6
A ₄	3-6, 4-5
A ₅	3-4, 5-6
A ₆	3-10, 6-7, 4-9, 5-8
A ₇	3-8, 4-7, 6-9, 5-10
A ₈	3-7, 4-8, 5-9, 6-10

Tabel 2. Pembebanan Pada Struktur Rangka Batang Spasial-25

Joint	F _x (kips)	F _y (kips)	F _z (kips)
1	1.0	-10.0	-10.0
2	0.0	-10.0	-10.0
3	0.5	0.0	0.0
6	0.6	0.0	0.0

Selanjutnya **Tabel 3** dan **Tabel 4** memberikan rincian performa masing-masing algoritma berdasarkan jumlah solusi dan analisa *hypervolume*. Berdasarkan dari **Tabel 3** tersebut, PSO memiliki rata-rata jumlah solusi terbanyak sementara DE paling sedikit. Meskipun begitu PSO memiliki standar deviasi yang terbesar dibanding algoritma lainnya. Untuk peringkat *hypervolume*, **Tabel 4** memberikan data dan rangking untuk rata-rata dari setiap algoritma dimana dapat terlihat bahwa kinerja SOS terbaik dalam

menyelesaikan optimasi *multi-objective* struktur rangka batang spasial-25 sedangkan PSO memiliki performa yang terburuk dibandingkan ketiga algoritma yang lainnya.



Gambar 3. Pareto Front Struktur Spasial-25

Tabel 3. Hasil Analisa Struktur Spasial-25 (Studi Kasus) Berdasarkan Jumlah Solusi

Simulasi ke-	Jumlah Solusi			
	PSO	TLBO	SOS	DE
1	583	156	85	72
2	542	162	84	72
3	560	179	80	67
4	583	156	85	72
5	542	162	84	72
6	560	179	80	67
7	583	156	85	72
8	542	162	84	72
9	560	179	80	67
10	405	155	86	70
11	583	156	85	72
12	542	162	84	72
13	583	156	85	72
14	542	162	84	72
15	560	179	80	67
16	583	156	85	72
17	542	162	84	72
18	560	179	80	67
19	405	155	86	70
20	394	159	79	72
21	159	177	91	71
22	455	202	97	76

Tabel 3. Hasil Analisa Struktur Spasial-25 (Studi Kasus) Berdasarkan Jumlah Solusi (Sambungan)

Simulasi ke-	Jumlah Solusi			
	PSO	TLBO	SOS	DE
23	583	156	85	72
24	542	162	84	72
25	560	179	80	67
26	405	155	86	70
27	583	156	85	72
28	542	162	84	72
29	560	179	80	67
30	405	155	86	70
Maximum	583	202	97	76
Minimum	159	155	79	67
<i>Average</i>	518.3	165.2	84.1	70.1
Standar Deviasi	92.9	11.8	3.6	2.3

*) Angka yang dicetak tebal menunjukkan jumlah solusi terbanyak

Tabel 4. Hasil Analisa Struktur Spasial-25 (Studi Kasus) Berdasarkan *Hypervolume*

Simulasi ke-	<i>Hypervolume</i>			
	PSO	TLBO	SOS	DE
1	0.2310	0.2594	0.3160	0.2950
2	0.2651	0.2673	0.3052	0.1873
3	0.1479	0.2396	0.3077	0.2799
4	0.2310	0.2594	0.3160	0.2950
5	0.2655	0.2676	0.3058	0.1875
6	0.1478	0.2393	0.3068	0.2793
7	0.2307	0.2594	0.3159	0.2952
8	0.2655	0.2677	0.3058	0.1871
9	0.1471	0.2391	0.3070	0.2793
10	0.2809	0.2605	0.2793	0.2699
11	0.2304	0.2588	0.3151	0.2943
12	0.2653	0.2675	0.3055	0.1870
13	0.2308	0.2592	0.3157	0.2950
14	0.2655	0.2677	0.3058	0.1871
15	0.1471	0.2391	0.3070	0.2793
16	0.2300	0.2583	0.3150	0.2941
17	0.2664	0.2681	0.3060	0.1875
18	0.1478	0.2393	0.3068	0.2793
19	0.2821	0.2615	0.2804	0.2709
20	0.0536	0.2638	0.3189	0.2725
21	0.3080	0.2730	0.2929	0.2426

Tabel 4. Hasil Analisa Struktur Spasial-25 (Studi Kasus) Berdasarkan Hypervolume (Sambungan)

Simulasi ke-	Hypervolume			
	PSO	TLBO	SOS	DE
22	0.2888	0.2720	0.3181	0.2702
23	0.2309	0.2594	0.3160	0.2950
24	0.2662	0.2682	0.3066	0.1874
25	0.1476	0.2399	0.3076	0.2799
26	0.2811	0.2610	0.2795	0.2705
27	0.2307	0.2594	0.3159	0.2952
28	0.2655	0.2677	0.3058	0.1871
29	0.1471	0.2391	0.3070	0.2793
30	0.2809	0.2605	0.2793	0.2699
Maximum	0.3080	0.2730	0.3189	0.2952
Minimum	0.0536	0.2391	0.2793	0.1870
Average	0.2259	0.2581	0.3057	0.2560
Standar Deviasi	0.0612	0.0113	0.0118	0.0436

*) Angka yang dicetak tebal menunjukkan nilai *hypervolume* terbesar

4.2. DISKUSI

Pada **Tabel 7** terlihat bahwa algoritma SOS memiliki performa terbaik dalam menyelesaikan ketiga studi kasus. Secara keseluruhan, algoritma PSO memiliki performa terburuk dengan peringkat terendah dari keempat algoritma yang diuji pada ketiga studi kasus.

Tabel 7. Rekapitulasi Peringkat Performa Algoritma Metaheuristik

Luasan	Studi Kasus	Algoritma			
		PSO	TLBO	SOS	DE
Diskrit	planar-10	4	3	1	2
	spasial-25	4	2	1	3
	spasial-72	4	2	1	3

5. KESIMPULAN

Pada studi ini, peneliti telah membandingkan performa optimasi dari empat algoritma metaheuristik yaitu PSO, TLBO, SOS dan DE dengan hasil dari penelitian sebelumnya. Algoritma metaheuristik SOS memiliki performa yang lebih baik dibanding tiga algoritma yang lain pada studi kasus rangka batang planar-10, spasial-25 dan spasial-72 untuk profil luasan diskrit. Untuk penelitian selanjutnya, algoritma metaheuristik yang ada dapat dimodifikasi agar dapat menghasilkan hasil yang lebih baik untuk struktur yang lebih besar atau *large-scale structure*.

6. DAFTAR REFERENSI

- Angelo, J. S., Bernardino, H. S. and Barbosa, H. J. C. (2015). "Ant Colony Approaches for Multiobjective Structural Optimization Problems with A Cardinality Constraint." *Advances in Engineering Software* **80**: 101-115.
- Cheng, M.-Y. and Prayogo, D. (2014). "Symbiotic Organisms Search: A New Metaheuristic Optimization Algorithm." *Computers & Structures* **139**: 98-112.

- Cheng, M.-Y. and Prayogo, D. (2016). *Modeling the Permanent Deformation Behavior of Asphalt Mixtures Using A Novel Hybrid Computational Intelligence*, International Association for Automation and Robotics in Construction (IAARC).
- Cheng, M.-Y., Prayogo, D. and Tran, D.-H. (2016). "Optimizing Multiple-Resources Leveling in Multiple Projects Using Discrete Symbiotic Organisms Search." *Journal of Computing in Civil Engineering* **30**(3): 04015036.
- Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995). *A New Optimizer Using Particle Swarm Theory*. Micro Machine And Human Science, 1995. MHS '95., Proceedings of the Sixth International Symposium on, 39-43.
- Gandomi, A. H., Yang, X.-S., Alavi, A. H. and Talatahari, S. (2013). "Bat Algorithm for Constrained Optimization Tasks." *Neural Computing and Applications* **22**(6): 1239-1255.
- Lee, K. S. and Geem, Z. W. (2005). "A New Meta-Heuristic Algorithm for Continuous Engineering Optimization: Harmony Search Theory and Practice." *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* **194**(36): 3902-3933.
- Panda, A. and Pani, S. (2016). "A Symbiotic Organisms Search Algorithm with Adaptive Penalty Function to Solve Multi-Objective Constrained Optimization Problems." *Applied Soft Computing* **46**: 344-360.
- Perez, R. E. and Behdinan, K. (2007). "Particle Swarm Approach For Structural Design Optimization." *Computers & Structures* **85**(19): 1579-1588.
- Prayogo, D. (2015). *An Innovative Parameter-Free Symbiotic Organisms Search (SOS) for Solving Construction-Engineering Problems*, PhD Dissertation, National Taiwan University of Science and Technology.
- Prayogo, D., Cheng, M.-Y. and Prayogo, H. (2017). "A Novel Implementation of Nature-inspired Optimization for Civil Engineering: A Comparative Study of Symbiotic Organisms Search." *Civil Engineering Dimension* **19**(1): 36-43.
- Prayogo, D., Cheng, M., Widjaja, J., Ongkowijoyo, H. and Prayogo, H. (2017). *Prediction of Concrete Compressive Strength from Early Age Test Result Using an Advanced Metaheuristic-Based Machine Learning Technique*. ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction, Vilnius Gediminas Technical University, Department of Construction Economics & Property.
- Prayogo, D., Cheng, M. Y., Widjaja, J., Ongkowijoyo, H. and Prayogo, H. (2017). *Prediction of Concrete Compressive Strength from Early Age Test Result Using an Advanced Metaheuristic-Based Machine Learning Technique*. ISARC 2017 - Proceedings of the 34th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, 856-863.
- Rao, R. V., Savsani, V. J. and Vakharia, D. P. (2011). "Teaching-Learning-Based Optimization: A Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems." *Computer-Aided Design* **43**(3): 303-315.
- Storn, R. and Price, K. (1997). "Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces." *Journal of Global Optimization* **11**(4): 341-359.
- Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation*, John Wiley & Sons.
- Tran, D.-H., Cheng, M.-Y. and Prayogo, D. (2016). "A novel Multiple Objective Symbiotic Organisms Search (MOSOS) for time-cost-labor utilization tradeoff problem." *Knowledge-Based Systems* **94**(Supplement C): 132-145.
- Tran, H., Cheng, M.-Y. and Prayogo, D. (2015). *A Novel Multiple Objective Symbiotic Organisms Search (MOSOS) for Time-Cost-Labor Utilization Tradeoff Problem*.