

OPTIMASI DESAIN PENAMPANG STRUKTUR RANGKA BATANG BAJA BERBASIS RELIABILITAS MENGUNAKAN *SYMBIOTIC ORGANISMS SEARCH* DAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*

Willy Husada^{*1}, Doddy Prayogo¹, Christoffel Felio Thamrin² dan Ronald Herdjijono²

¹Dosen, Program Studi Teknik Sipil, Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan,
Universitas Kristen Petra, Surabaya

²Mahasiswa, Program Studi Teknik Sipil, Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan,
Universitas Kristen Petra, Surabaya
Korespondensi: willy.husada@petra.ac.id

ABSTRACT

Safety and economic factors are the two main consideration in designing a structure. The structural engineer always try to find the optimal structure design with minimum cost that satisfy the safety requirement. This safety requirement can be expressed as structural reliability that associated to a certain failure probability threshold. An integrated Reliability-based Design Optimization (RBDO) framework usually employed to minimize the cost objective function subjected to the failure probability limit. Failure probability mostly computed by using a time-consuming Monte Carlo Simulation (MCS) method. This study develops two hybrid RBDO framework, SOS-ANN and PSO-ANN, which combine the metaheuristic method, Symbiotic Organisms Search (SOS) and Particle Swarm Optimization (PSO) with a machine learning method, Artificial Neural Network (ANN). The SOS and PSO method are used to solve the discrete optimization problem. The ANN method is adopted to replace the MCS method in predicting the reliability of every solution using binary classification. A practical RBDO case of steel truss structure is used to demonstrate the performance of both SOS-ANN and PSO-ANN method in finding the optimal structural design. The results show that the SOS-ANN method outperforms the PSO-ANN method in terms of solution quality, computational efficiency and consistency.

Keywords : *Artificial neural network, Metaheuristic, Reliability-based design optimization, Steel truss structure, Symbiotic organisms search*

1. PENDAHULUAN

Dalam mendesain struktur, perencana struktur pasti akan berusaha menemukan desain struktur yang optimal dengan biaya minimum. Selain itu, desain struktur yang optimal tersebut juga harus memenuhi syarat keamanan yang dapat dinyatakan sebagai kehandalan atau reliabilitas struktur dengan batasan maksimum probabilitas kegagalan atau *failure probability* [1]. *Failure probability* (P_f) ini biasanya dicari menggunakan metode *Monte Carlo Simulation* (MCS). Selanjutnya, P_f ini akan menjadi syarat batas pada sebuah sistem terintegrasi yaitu optimasi desain berbasis reliabilitas atau *Reliability-based Design Optimization* (RBDO). Salah satu kendala dari penerapan

RBDO adalah lamanya waktu komputasi yang dibutuhkan metode MCS dalam menghitung nilai P_f karena kompleksitas model dan kebutuhan jumlah simulasi dari setiap sampel yang sangat banyak [2]. Sebagai contoh, jika dikehendaki desain struktur yang handal dengan batasan P_f maksimum ($P_{f\max}$) sebesar 10^{-4} , maka setiap alternatif desain harus dievaluasi minimal 10.000 kali simulasi.

Oleh karena itu, banyak penelitian dikembangkan untuk mempercepat waktu komputasi nilai P_f dari metode MCS. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan bantuan sebuah model prediksi. Hasil simulasi dari seluruh sampel pada metode MCS akan dicari hubungan pola antar

variabel-variabel desainnya. Hubungan antar variabel ini akan direpresentasikan dalam sebuah model prediksi. Model prediksi ini akan dibuat dalam bentuk model klasifikasi biner (*binary classification*) menggunakan salah satu metode *machine learning* yaitu *Artificial Neural Network* (ANN). Metode ANN pertama kali ditemukan oleh McCulloch dan Pitts pada tahun 1943 [3]. Metode ANN dipilih karena kemampuannya dalam menangani masalah di berbagai bidang yang memiliki data-data kompleks dan non-linear. Metode ANN juga berhasil diterapkan untuk menangani permasalahan di bidang teknik sipil seperti prediksi dari kandungan rongga udara (*air void content*) dari campuran agregat pada beberapa tipe campuran beton aspal [4], dan estimasi biaya serta manfaat dari implementasi metode *Building Information Modeling* (BIM) pada berbagai perusahaan konstruksi [5]. Metode ANN akan digunakan untuk memprediksi status reliabilitas struktur dari setiap alternatif desain yang ada.

Permasalahan optimasi desain struktur pada sistem RBDO adalah hal yang rumit akibat dari data-data yang sangat kompleks. Kompleksitas ini dikarenakan variabel-variabel desain yang terdapat pada sistem RBDO biasanya bersifat acak dan terdistribusi secara non-normal. Adapun, fungsi syarat batas reliabilitas strukturnya bersifat non-linear dan kemungkinan alternatif jumlah elemen yang dapat digunakan adalah sangat banyak. Salah satu cara yang cukup sering digunakan oleh perencana struktur dalam mendesain adalah metode *trial-and-error* yang didasarkan pada intuisi dan pengalaman pribadi. Namun, tidak ada jaminan bahwa hasil desain dari metode *trial-and-error* ini sudah mencapai optimal [6]. Hal inilah yang mendorong kebutuhan akan pengembangan berbagai macam metode optimasi yang lebih baik.

Dalam beberapa tahun terakhir, metode metaheuristik sering digunakan untuk menyelesaikan berbagai persoalan optimasi yang kompleks. Metode metaheuristik ini terinspirasi dari perilaku interaksi dari suatu populasi makhluk hidup pada fenomena alam. Salah satu contoh metode metaheuristik yang sering digunakan adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang menirukan perilaku sosial dari kawanan burung atau ikan saat bergerak mencari makanan di sebuah ruang pencarian [7]. Setiap partikel dalam metode

PSO akan saling bertukar informasi mengenai lokasi terbaik miliknya, lokasi terbaik milik kawanannya, dan lokasi sebelumnya di dalam memperbarui solusi optimalnya. Contoh penerapan metode PSO pada problem teknik sipil di antaranya, yaitu optimasi mekanisme kontrol getaran dari balok [8], dan optimasi sistem jaringan distribusi air bersih [9]. Baru-baru ini, Cheng dan Prayogo menemukan metode metaheuristik baru pada tahun 2014 yaitu *Symbiotic Organisms Search* (SOS) yang terinspirasi oleh simbiosis dari makhluk hidup dalam suatu ekosistem [10]. Metode SOS memiliki tiga fase simbiosis utama yaitu *mutualism phase*, *commensalism phase* dan *parasitism phase* yang mampu memperbaiki solusi optimal dengan efektif dan efisien. Contoh aplikasi metode SOS dalam penyelesaian kasus penelitian teknik sipil di antaranya, yaitu optimasi tata letak dari fasilitas-fasilitas di proyek [11], optimasi penggunaan sumber daya manusia pada problem *resource leveling* [12], optimasi massa dan perpindahan dari struktur rangka batang [13]. Diharapkan dengan menggunakan metode SOS atau PSO, akan diperoleh desain struktur yang optimal dengan berat total struktur yang minimum.

Dalam penelitian ini, akan dibuat model optimasi yang mengkombinasikan metode metaheuristik yaitu SOS dan PSO dengan metode *machine learning* yaitu ANN di dalam menyelesaikan kasus RBDO. Tujuan dari penelitian ini adalah ingin melihat efektivitas dari metode ANN dalam mengklasifikasikan status reliabilitas struktur berdasarkan nilai P_f untuk menggantikan peran metode MCS serta melihat performa optimasi antara metode SOS dan PSO dalam menyelesaikan permasalahan RBDO. Untuk mendemonstrasikan kemampuan dari model yang diusulkan, digunakan sebuah studi kasus optimasi struktur rangka batang baja yaitu *10-bar planar truss*. Struktur rangka batang ini akan didesain menggunakan profil struktur berongga pipa bulat yang terbuat dari material baja. Fungsi objektif yang akan dioptimasi adalah berat total dari struktur rangka batang baja yang harus memenuhi syarat batasan desain sesuai peraturan SNI 1729:2015 dengan nilai faktor beban ultimit dan faktor reduksi kekuatan untuk kasus RBDO sebesar 1,0 [14]. Syarat batasan desain tersebut adalah kapasitas batang tarik, kapasitas batang tekan, kelangsingan batang dan syarat

tambahan berupa syarat reliabilitas sistem struktur secara keseluruhan. Model yang telah dibuat akan dibandingkan performanya dalam segi tingkat akurasi dari model klasifikasi biner dalam memprediksi nilai P_f , nilai fungsi objektif berat struktur yang diperoleh serta lama waktu komputasi yang diperlukan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Optimasi Desain Penampang Struktur Rangka Batang Berbasis Reliabilitas (RBDO)

Optimasi desain penampang struktur rangka batang berbasis reliabilitas (RBDO) yang dilakukan pada penelitian ini adalah optimasi berat total struktur rangka batang dengan menggunakan profil struktur berongga pipa bulat yang dimensinya tersedia pada tabel profil konstruksi baja [15]. Desain terakhir yang diperoleh dari model optimasi akan diperiksa terhadap syarat batas kekuatan batang, kelangsingan batang dan reliabilitas sistem struktur. Problem optimasi desain penampang berbasis reliabilitas dari sebuah struktur rangka batang yang memiliki batang sejumlah N buah dapat dirumuskan pada **persamaan 1 dan 2** berikut ini [6]:

$$\text{Min } W = \sum_{m=1}^N \rho_m L_m A_m \quad (1)$$

$$\text{Subjected to } P_f \leq P_{f_{\max}} \quad (2)$$

Dimana:

W = Berat total struktur rangka batang

ρ_m = Berat jenis batang ke-m

L_m = Panjang batang ke-m

A_m = Luas penampang batang ke-m

P_f = *Failure probability* yang terjadi

$P_{f_{\max}}$ = *Failure probability* maksimum

Peraturan SNI 1729:2015 [14] akan digunakan untuk memeriksa syarat batas kekuatan dan kestabilan dari dimensi profil struktur berongga pipa bulat setiap batang yang terdapat dalam struktur rangka batang baja. Pada kasus RBDO, unsur ketidakpastian dari besaran variabel beban dan kekuatan sudah diakomodasi oleh distribusi probabilitiknya. Maka dari itu, nilai faktor beban ultimit dan faktor reduksi kekuatan harus diambil sama dengan 1,0. Beberapa pasal ketentuan yang harus dipenuhi untuk desain elemen rangka batang menggunakan profil struktur berongga pipa bulat seperti pada **Gambar 1** adalah kapasitas batang tarik (Bab D), kapasitas

batang tekan (Bab E) dan syarat kelangsingan batang yang dapat dijabarkan pada **persamaan 3, 4 dan 5** sebagai berikut:

$$P_m \leq F_{y,m} A_{g,m} ; F_{u,m} A_{e,m} \quad (\text{Batang Tarik}) \quad (3)$$

$$P_m \leq F_{cr,m} A_{g,m} \quad (\text{Batang Tekan}) \quad (4)$$

$$\lambda = \frac{D}{t} < 0,11 \frac{E}{f_y} \quad (\text{Rasio Kelangsingan}) \quad (5)$$

Dimana:

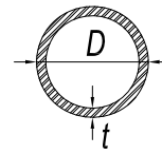
P_m = Gaya aksial batang ke-m dari hasil analisis linear metode elemen hingga

$F_{y,m}$ = Tegangan leleh minimum batang ke-m

$A_{g,m}$ = Luas penampang bruto batang ke-m

$F_{u,m}$ = Tegangan putus minimum batang ke-m

$A_{e,m}$ = Luas penampang efektif batang ke-m



Gambar 1. Rasio Diameter terhadap Tebal pada Profil Struktur Berongga Pipa Bulat

2.2 Symbiotic Organisms Search (SOS)

Metode SOS terinspirasi dari interaksi simbiosis antar makhluk hidup atau organisme dalam suatu ekosistem yang bertujuan untuk mempertahankan kelangsungan hidup dari organisme tersebut [10]. Terdapat tiga macam simbiosis dalam operasi metode SOS, yaitu simbiosis mutualisme, komensalisme dan parasitisme yang diilustrasikan dengan contoh pada **Gambar 2**. Keuntungan dari penggunaan metode SOS adalah tidak diperlukannya pengaturan parameter-parameter secara spesifik dalam pengoperasiannya. Metode SOS diawali dengan pembentukan populasi awal yaitu ekosistem dengan cara melakukan inisialisasi sekelompok organisme secara acak. Setiap organisme ini mewakili sebuah kandidat solusi dari masalah yang ditinjau dan akan melakukan tiga interaksi simbiosis yang ada secara iteratif hingga memenuhi kriteria yang ditetapkan.



Gambar 2. Ilustrasi Simbiosis Mutualisme, Komensalisme dan Parasitisme

2.2.1 Mutualism Phase

Pada *mutualism phase*, organisme X_i akan berinteraksi dengan organisme lain yang dipilih secara acak pada ekosistem ke- i yaitu organisme X_j . Dari simbiosis mutualisme kedua organisme tersebut, akan diperoleh dua kandidat solusi baru yaitu $X_{i\text{new}}$ dan $X_{j\text{new}}$. Organisme X_i dan X_j akan diperbarui menjadi $X_{i\text{new}}$ dan $X_{j\text{new}}$ jika nilai fungsi objektif dari $X_{i\text{new}}$ dan $X_{j\text{new}}$ yang dihitung dengan **persamaan 6, 7 dan 8** adalah lebih baik daripada nilai fungsi objektif X_i dan X_j pada saat sebelum terjadi simbiosis mutualisme.

$$X_{i\text{new}} = X_i + \text{rand}(0,1) * (X_{\text{best}} - \text{Mutual}_{\text{Vector}} * BF_1) \quad (6)$$

$$X_{j\text{new}} = X_j + \text{rand}(0,1) * (X_{\text{best}} - \text{Mutual}_{\text{Vector}} * BF_2) \quad (7)$$

$$\text{Mutual}_{\text{Vector}} = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (8)$$

Dimana:

X_i = Organisme anggota ke- i dari ekosistem

X_j = Organisme pilihan acak dari ekosistem

$X_{i\text{new}}$ = Kandidat baru dari X_i

$X_{j\text{new}}$ = Kandidat baru dari X_j

BF_1 = Angka acak bernilai antara 1 atau 2

BF_2 = Angka acak bernilai antara 1 atau 2

X_{best} = Organisme dengan solusi terbaik

2.2.2 Commensalism Phase

Pada *commensalism phase*, organisme X_i yang telah melewati *mutualism phase* akan berinteraksi lebih lanjut dengan organisme lain yang dipilih secara acak pada ekosistem ke- i yaitu organisme X_j . Dari simbiosis komensalisme kedua organisme tersebut, akan diperoleh satu kandidat solusi baru yaitu $X_{i\text{new}}$. Organisme X_i akan diperbarui menjadi $X_{i\text{new}}$ jika nilai fungsi objektif dari $X_{i\text{new}}$ yang dihitung dengan **persamaan 9** adalah lebih baik daripada nilai fungsi objektif X_i pada saat sebelum terjadi simbiosis komensalisme.

$$X_{i\text{new}} = X_i + \text{rand}(-1,1) * (X_{\text{best}} - X_j) \quad (9)$$

Dimana:

X_i = Organisme anggota ke- i dari ekosistem

X_j = Organisme pilihan acak dari ekosistem

$X_{i\text{new}}$ = Kandidat baru dari X_i

X_{best} = Organisme dengan solusi terbaik

2.2.3 Parasitism Phase

Pada *parasitism phase*, organisme X_i akan memproduksi parasit buatan yaitu $\text{Parasite}_{\text{Vector}}$ yang merupakan modifikasi acak dari organisme X_i yang ditentukan menggunakan **persamaan 10**.

Kemudian, organisme X_j akan dipilih secara acak dari ekosistem untuk menjadi *host* atau inang dari parasit buatan tersebut. Dari simbiosis parasitisme antara $\text{Parasite}_{\text{Vector}}$ dengan organisme X_j tersebut, akan ada kemungkinan bagi organisme X_j untuk mati dan digantikan oleh $\text{Parasite}_{\text{Vector}}$. Organisme X_j akan mati dan posisinya akan digantikan oleh $\text{Parasite}_{\text{Vector}}$ jika nilai fungsi objektif dari $\text{Parasite}_{\text{Vector}}$ adalah lebih baik daripada nilai fungsi objektif X_j pada saat sebelum terjadi simbiosis parasitisme.

$$\text{Parasite}_{\text{Vector}} = F * X_i + (1 - F) * (\text{rand}(0,1) * (ub - lb) + lb) \quad (10)$$

Dimana:

$\text{Parasite}_{\text{Vector}}$ = Parasit buatan organisme ke- i

X_i = Organisme anggota ke- i dari ekosistem

F = Matriks biner acak untuk modifikasi

ub = Batas atas rentang pencarian solusi

lb = Batas bawah rentang pencarian solusi

2.3 Particle Swarm Optimization (PSO)

Metode PSO merupakan algoritma optimasi *swarm intelligence* yang dikenalkan pada tahun 1995 oleh Dr. Kennedy dan Dr. Eberhart [7]. Metode PSO menirukan analogi pergerakan kawanan burung atau ikan saat mencari makanan bersama. Metode PSO dimulai dengan penempatan partikel secara acak pada ruang pencarian. Setiap partikel memiliki kecepatan pergerakan tertentu. Lokasi selanjutnya dari setiap partikel akan diperbarui dengan **persamaan 11 dan 12**. Pergerakan setiap partikel dipengaruhi oleh empat faktor yaitu, kecepatan partikel saat ini ($v_i(t)$), lokasi terbaik yang pernah ditempati partikel tersebut ($X_{pbest}(t)$), lokasi terbaik dari populasi ($X_{gbest}(t)$), dan lokasi partikel saat ini ($X_i(t)$). Ilustrasi pergerakan partikel dari metode PSO dapat dilihat pada **Gambar 3**.

$$X_i(t+1) = X_i(t) + v_i(t+1) \quad (11)$$

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + r_1c_1(X_{pbest}(t) - X_i(t)) + r_2c_2(X_{gbest}(t) - X_i(t)) \quad (12)$$

Dimana:

$X_i(t+1)$ = Lokasi partikel selanjutnya

$X_i(t)$ = Lokasi partikel saat ini

$V_i(t+1)$ = Kecepatan partikel selanjutnya

w = Berat partikel

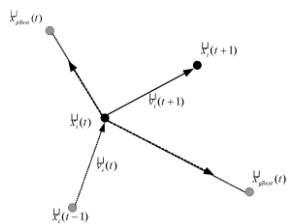
$V_i(t)$ = Kecepatan partikel saat ini

r_1, r_2 = Angka acak antara 0-1

c_1, c_2 = Konstanta

$X_{pbest}(t)$ = Lokasi terbaik dari partikel

$X_{gbest}(t)$ = Lokasi terbaik dari populasi

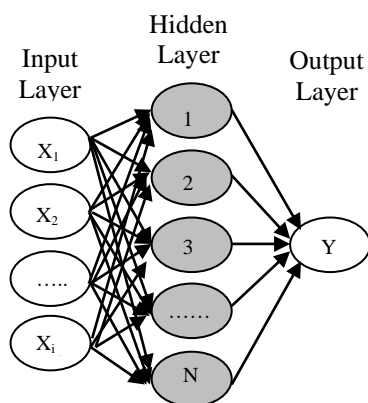


Gambar 3. Ilustrasi Pergerakan Partikel PSO

2.4 Artificial Neural Network (ANN)

Metode ANN adalah metode *machine learning* yang terinspirasi oleh struktur neuron pada sistem saraf otak manusia guna membantu memprediksi suatu output dari sekumpulan input data tertentu [16]. Metode ANN akan mempelajari pola dari kumpulan data dengan cara membentuk pemetaan hubungan antara data input dengan data output yang terhubung dalam suatu jaringan dengan bobot koneksi tertentu. Satu model ANN memiliki satu *input layer*, satu *output layer* dan satu atau lebih *hidden layer(s)* dengan sejumlah neuron tertentu. Contoh diagram struktur dari model ANN dapat dilihat pada

Gambar 4. Metode ANN akan diimplementasikan untuk membuat model prediksi dengan menggunakan sekelompok *training dataset* yang dihasilkan terlebih dahulu oleh metode MCS. Nantinya, model prediksi ini akan divalidasi dahulu dengan *testing dataset* menggunakan *k-fold cross validation*. Model prediksi yang sudah divalidasi tersebut, selanjutnya akan digunakan untuk mengklasifikasikan nilai *Pf* dari suatu struktur akibat variasi beban dan material yang terdapat dalam problem RBDO.



Gambar 4. Diagram Struktur Metode ANN

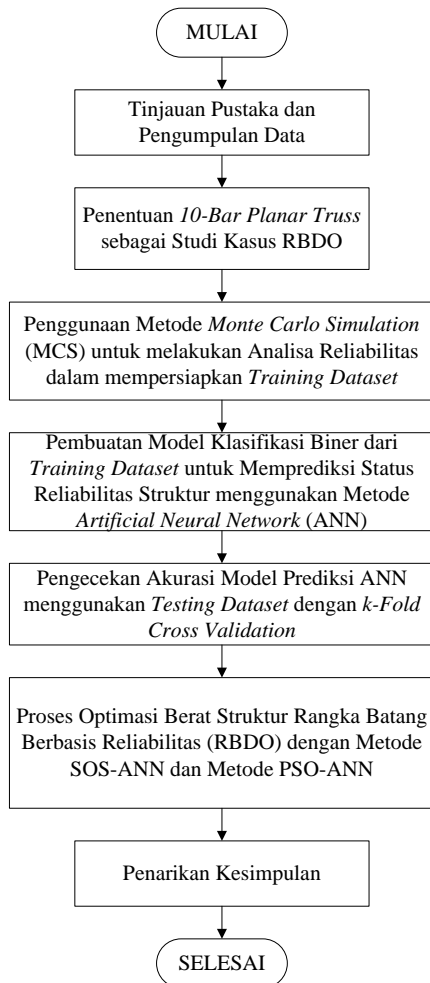
3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dimulai dengan meninjau

literatur-literatur terkait optimasi desain penampang struktur rangka batang berbasis reliabilitas (RBDO) beserta metode yang akan digunakan, yaitu metode SOS, PSO dan ANN. Studi kasus RBDO yang digunakan adalah struktur *10-bar planar truss*. Pertama-tama, metode MCS digunakan untuk melakukan analisa reliabilitas pada alternatif-alternatif desain dari studi kasus untuk mempersiapkan *training dataset*. Dari *training dataset* tersebut, dapat dibuat sebuah model klasifikasi biner untuk memprediksi status reliabilitas dari struktur rangka batang menggunakan metode ANN. Model klasifikasi yang dihasilkan dengan metode ANN tersebut akan diperiksa akurasiya menggunakan *testing dataset* dengan *k-fold cross validation*. Setelah akurasi model klasifikasi tersebut sudah cukup baik, maka dilanjutkan ke proses optimasi berat struktur rangka batang berbasis reliabilitas (RBDO) dengan menggunakan metode kombinasi yaitu metode SOS-ANN dan metode PSO-ANN.

Tahapan optimasi dimulai dengan proses inialisasi parameter berupa pemodelan struktur rangka batang beserta pengacakan besaran variabelnya. Selanjutnya, metode SOS akan mengambil profil penampang awal dari setiap batang secara acak yang dievaluasi nilai fungsi objektifnya dan dilakukan proses pembaharuan solusi. Kombinasi profil penampang rangka batang tersebut akan diperiksa terhadap syarat fungsi pembatas berupa syarat tegangan batang dan syarat reliabilitas sistem struktur. Tegangan setiap batang didapat dari hasil analisis struktur menggunakan metode kekakuan langsung (*direct stiffness method*), sedangkan status reliabilitas dari sistem struktur rangka batang akan diprediksi menggunakan model klasifikasi ANN. Apabila ada syarat fungsi pembatas yang dilanggar, maka nilai fungsi objektif yaitu berat total struktur harus diberi penalti nilai berat yang sangat besar agar solusi tersebut tidak terpilih. Proses di atas diulang sesuai jumlah iterasi yang ditentukan yaitu sebanyak 30 kali simulasi untuk setiap metode. Nilai berat total struktur dari masing-masing metode akan direkap untuk mendapatkan nilai terbaik, nilai terburuk, nilai rata-rata dan standar deviasi yang diperiksa untuk membandingkan performa optimasi antara metode SOS-ANN dengan metode PSO-ANN. Diagram alir penelitian secara lengkap dapat dilihat pada

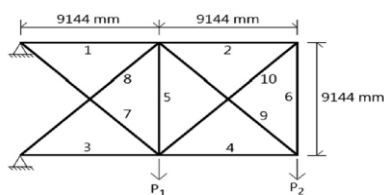
Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Alir Optimasi Penampang Struktur Rangka Batang Berbasis Reliabilitas

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Konfigurasi struktur untuk studi kasus *10-bar planar truss* dapat dilihat pada **Gambar 6** [17]. Struktur ini memiliki variabel-variabel acak yaitu luas penampang profil (A), modulus elastisitas baja (E), tegangan leleh (F_y) dan beban luar (P_1 dan P_2) yang detailnya dapat dilihat pada **Tabel 1**. Berat jenis (ρ) material baja yang digunakan sebesar 7800 kg/m^3 . Tingkat reliabilitas struktur yang disyaratkan adalah $99,99\%$ dengan *Failure probability* maksimum ($P_{f \text{ max}}$) sebesar 10^{-4} .

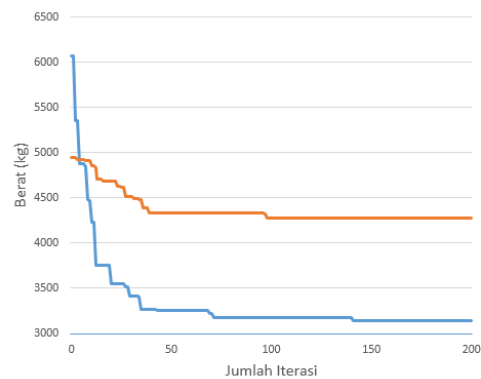


Gambar 6. Struktur *10-Bar Planar Truss*

Tabel 1. Variabel Acak *10-Bar Planar Truss*

Parameter	Distribution	Mean	C.o.V
<i>Cross-Sectional Area</i> (mm^2)	<i>Uniform</i>	\bar{A}	4%
E (Mpa)	<i>Constant</i>	68971 MPa	-
F_y (MPa)	<i>Lognormal</i>	172,43 MPa	8%
P_1, P_2 (kN)	<i>Extreme Type 1</i>	296,67 kN	10%

Tabel 2 menunjukkan hasil optimasi untuk kasus RBDO pada struktur *10-bar planar truss* berupa dimensi penampang profil yang dipakai, berat terbaik, berat terburuk, berat rata-rata dan standar deviasi. Dapat dilihat bahwa hasil optimasi berat struktur dari metode SOS-ANN lebih baik daripada metode PSO-ANN. Kemudian, grafik konvergensi dari hasil optimasi struktur *10-bar planar truss* dengan kedua metode dapat dilihat pada

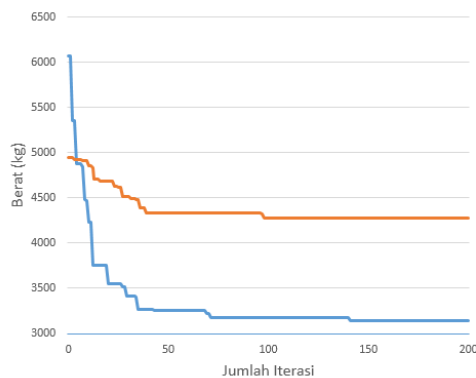


Gambar 7. Dari grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa metode SOS-ANN memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode PSO-ANN.

Tabel 2. Hasil Optimasi untuk Kasus RBDO pada Struktur *10-Bar Planar Truss*

Variabel	SOS-ANN	PSO-ANN
A1	mm^2 5890,5	5890,5
A2	mm^2 1552,3	2271,8
A3	mm^2 7021,1	7021,1
A4	mm^2 1540,4	2994,3
A5	mm^2 2994,3	2516,4
A6	mm^2 1552,3	1540,4
A7	mm^2 5890,5	5726,5

A8	mm ²	2994,3	3964,1
A9	mm ²	1540,4	1540,4
A10	mm ²	2994,3	2994,3
Terbaik	kg	2819,331	3020,688
Terburuk	kg	3106,037	4017,426
Rata-Rata	kg	2924,625	3421,348
Standar Deviasi	kg	74,509	277,050



Gambar 7. Grafik Konvergensi untuk Struktur 10-Bar Planar Truss

Penggunaan model klasifikasi ANN dapat mempercepat waktu komputasi dalam memprediksi status reliabilitas dari struktur 10-bar planar truss. Waktu komputasi yang semula 20 jam saat memakai metode MCS dapat berkurang signifikan menjadi hanya 4 menit saat memakai metode ANN. Akurasi prediksi dari model klasifikasi ANN ini juga cukup baik dalam memprediksi status reliabilitas dari struktur 10-bar planar truss. Akurasi prediksi yang diperoleh adalah sebesar 93,33% yang dapat dinyatakan dalam sebuah *confusion matrix* pada **Tabel 3**.

Tabel 3. *Confusion Matrix* dari Model Klasifikasi ANN untuk 10-Bar Planar Truss

Klasifikasi	Klasifikasi Output yang Diprediksi oleh ANN	
	Failure (Gagal)	Safe (Aman)
Confusion Matrix dari Model Klasifikasi ANN untuk Kasus 10-Bar Planar Truss dengan Total 30 Populasi Data	0	2

Output yang Aktual	Safe (Aman)	0	28
Akurasi Prediksi		93.33%	

5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, digunakan metode SOS dan PSO yang dikombinasikan dengan metode ANN untuk mengoptimasi struktur rangka batang berbasis reliabilitas (RBDO). Sebuah studi kasus dipakai untuk menguji performa dari metode SOS-ANN dan metode PSO-ANN dalam menyelesaikan kasus RBDO yaitu struktur 10-bar planar truss. Berdasarkan hasil olah data yang sudah dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode SOS-ANN memiliki performa optimasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode PSO-ANN yang dapat dilihat dari nilai fungsi objektif yaitu berat struktur beserta konsistensinya. Hal ini ditunjukkan dengan nilai rata-rata dan standar deviasi dari berat struktur rangka batang yang lebih kecil pada hasil metode SOS-ANN dibandingkan dengan hasil pada metode PSO-ANN dari 30 kali simulasi pada studi kasus yang digunakan.
2. Metode ANN terbukti efektif dalam melakukan prediksi klasifikasi biner yaitu status reliabilitas struktur rangka batang. Model klasifikasi biner yang dihasilkan oleh metode ANN ini memiliki akurasi prediksi yang baik. Metode ANN dapat mempercepat waktu komputasi (*running time*) yang diperlukan untuk menentukan status reliabilitas struktur rangka batang bila dibandingkan dengan metode MCS.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] I.-T. Yang and W. Husada, "Improving Classification Accuracy for Single-loop Reliability-based Design Optimization," *Lect. Notes Eng. Comput. Sci.*, vol. 2228, pp. 1036–1040, 2017.
- [2] J. B. Cardoso, J. R. de Almeida, J. M. Dias, and P. G. Coelho, "Structural reliability analysis using Monte Carlo simulation and neural networks," *Adv. Eng. Softw.*, vol. 39, no. 6, pp. 505–513, 2008, doi: 10.1016/j.advengsoft.2007.03.015.
- [3] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bull. Math. Biophys.*, vol. 5, no. 4, pp. 115–133, 1943.
- [4] N. Zavrtnik, J. Prosen, M. Tušar, and G. Turk,

- “The use of artificial neural networks for modeling air void content in aggregate mixture,” *Autom. Constr.*, vol. 63, pp. 155–161, 2016, doi: 10.1016/j.autcon.2015.12.009.
- [5] Y. Hong, A. W. A. Hammad, A. Akbarnezhad, and M. Arashpour, “A neural network approach to predicting the net costs associated with BIM adoption,” *Autom. Constr.*, vol. 119, no. November 2019, p. 103306, 2020, doi: 10.1016/j.autcon.2020.103306.
- [6] D. Prayogo, W. F. Tjong, R. Gunawan, S. K. Ali, and S. Sugianto, “Optimasi Ukuran Penampang Rangka Batang Baja berdasarkan SNI 1729:2015 dengan Metode Metaheuristik Symbiotic Organisms Search,” *J. Tek. Sipil*, vol. 25, no. 1, p. 41, 2018, doi: 10.5614/jts.2018.25.1.6.
- [7] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle Swarm Optimization,” in *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, pp. 1942–1948.
- [8] M. Marinaki, Y. Marinakis, and G. E. Stavroulakis, “Vibration control of beams with piezoelectric sensors and actuators using particle swarm optimization,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 6, pp. 6872–6883, 2011, doi: 10.1016/j.eswa.2010.12.037.
- [9] I. Montalvo, J. Izquierdo, R. Pérez, and M. M. Tung, “Particle Swarm Optimization applied to the design of water supply systems,” *Comput. Math. with Appl.*, vol. 56, no. 3, pp. 769–776, 2008, doi: 10.1016/j.camwa.2008.02.006.
- [10] M. Y. Cheng and D. Prayogo, “Symbiotic Organisms Search: A new metaheuristic optimization algorithm,” *Comput. Struct.*, vol. 139, pp. 98–112, 2014, doi: 10.1016/j.compstruc.2014.03.007.
- [11] D. Prayogo, J. C. Sutanto, H. E. Suryo, and S. Eric, “A Comparative Study on Bio-Inspired Algorithms in Layout Optimization of Construction Site Facilities,” *Civ. Eng. Dimens.*, vol. 20, no. 2, p. 102, 2018, doi: 10.9744/ced.20.2.102-110.
- [12] D. Prayogo and C. T. Kusuma, “Optimization of resource leveling problem under multiple objective criteria using a symbiotic organisms search,” *Civ. Eng. Dimens.*, vol. 21, no. 1, pp. 43–49, 2019, doi: 10.9744/ced.21.1.43-49.
- [13] G. G. Tejani, N. Pholdee, S. Bureerat, and D. Prayogo, “Multiobjective adaptive symbiotic organisms search for truss optimization problems,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 161, pp. 398–414, 2018, doi: 10.1016/j.knosys.2018.08.005.
- [14] Badan Standarisasi Nasional, *Spesifikasi untuk bangunan gedung baja struktural (SNI 1729:2015)*. 2015.
- [15] R. Gunawan, “Tabel Profil Konstruksi Baja.” Kanisius, 1988.
- [16] H. Adeli and S.-L. Hung, *Machine Learning: Neural Networks, Genetic Algorithms, and Fuzzy Systems*. John Wiley & Sons, Inc., 1995.
- [17] I. T. Yang and Y. H. Hsieh, “Reliability-based design optimization with discrete design variables and non-smooth performance functions: AB-PSO algorithm,” *Autom. Constr.*, vol. 20, no. 5, pp. 610–619, 2011, doi: 10.1016/j.autcon.2010.12.003.