

Review of modern algorithms for Structural Optimization

Peleshko Ivan¹, Ivaneyko Volodymyr²

Department of building production,
Lviv Polytechnic National University,
UKRAINE, Lviv, S. Bandery street 12,
E-mail: ¹ipeleshko@hotmail.com
²iv.mybox@gmail.com

This text reviews some robust and innovative heuristic optimization algorithm for design of skeletal structures. New search techniques strictly avoid gradient-based search to counteract with challenges that traditional optimization algorithms have faced for years [4].

The text begins with an Introduction which briefly describes the history of optimization methods (Fig. 1). Then some fields of heuristic optimization algorithms are discussed. Stochastic search is a sub-fields of heuristic optimization algorithms which include metaheuristic algorithms and evolutionary computing algorithms. Evolutionary computing has two sub-fields: evolutionary algorithms and swarm intelligence (Fig. 2).

Next section describes some optimization algorithm such as harmony search (HS), adaptive harmony search (AHS), genetic algorithm (GA), particle swarm optimization (PSO), ant colony optimization (ACO), particle swarm ant colony optimization (PSACO), heuristic particle swarm ant colony optimization (HPSACO), hybrid big bang–big crunch (HBB-BC), charged system search (CSS), and artificial bee colony (ABC).

Table 2 presents a comparison of the performance of the some heuristic algorithms on benchmark example. The topology and nodal numbering of a 25-bar spatial truss structure, shown in Fig. 3 are known as a benchmark example in the field of structural optimization. The material density is considered as 0.1 lb/in³ (2767.990 kg/m³) and the modulus of elasticity is taken as 10,000 ksi (68,950 MPa). Twenty-five members are categorized into eight groups. This spatial truss is subjected to two loading conditions shown in Table 1.

The charged system search (CSS) algorithm achieves the best solution after 7000 searches. However, the big bang–big crunch (HBB-BC) and HPSACO algorithms find the best solution after about 12500 and 9875 analyses respectively, which are more than the charged system search (CSS). Harmony search (HS) find the best solution after 15000 searches [9].

The best weight solution find harmony search (HS) 246.93 kg. The standard harmony search (HS) algorithm generally fails to produce satisfactory results for large structural optimization problems [4]. In [4] described an adaptive harmony search (AHS) algorithm as robust method for effectively dealing with large structural optimization problems.

Огляд сучасних методів оптимізації будівельних конструкцій

Пелешко Іван¹, Іванейко Володимир²

Кафедра будівельного виробництва,
Національний університет “Львівська політехніка”,
УКРАЇНА, м. Львів, вул. С. Бандери, 12,
E-mail: ¹ipeleshko@hotmail.com
²iv.mybox@gmail.com

У доповіді розглянуто особливості деяких евристичних методів оптимізації, що використовуються при оптимізації будівельних конструкцій. Описано коротку історію розвитку та класифікацію методів оптимізації будівельних конструкцій.

На основі результатів розв’язування тестової задачі оптимізації просторової стержневої конструкції, що складається з 25-ти стержнів показано ефективність різних методів оптимізації.

Ключові слова – методи оптимізації, евристичні методи оптимізації, стержневі конструкції, пошук гармонії, метод рою часток, мурашиний алгоритм, пошук зарядженої системи.

I. Вступ

Сучасна оптимізація будівельних конструкцій бере свій початок з 1960-х років [1] і на сьогодні є надійним засобом їхнього вдосконалення.

З розвитком можливостей обчислювальної техніки з’явилися нові методи оптимізації будівельних конструкцій. На рис. 1 показано історію розвитку методів оптимізації [2], що можуть бути використані для оптимального проектування будівельних конструкцій. Як бачимо, за останні 10 років було розроблено багато нових методів оптимізації. Високі темпи розвитку методів оптимізації ускладнюють вибір найкращого методу для розв’язання поставленої задачі тому, що ефективність методів оптимізації змінюється в залежності від типу задачі. Також методи оптимізації відрізняються вимогами до типу функції мети, обмежень та змінних проектування. Кожен метод досягає необхідного результату за різну кількість ітерацій. Це показник може бути критичним при розв’язанні задач із багатьма елементами.

II. Класифікація методів оптимізації

Методи оптимізації будівельних конструкцій можна розділити на дві великі групи: *класичні методи* та *евристичні методи*. Як у класичних так і в евристичних методах оптимізації присутні певні недоліки. Евристичні методи оптимізації можуть мати недостатнє теоретичне обґрунтування, а застосування класичних методів у свою чергу може наштовхнутися на труднощі при оптимальному проектуванні реальних конструкцій з великою кількістю елементів [1]. Зважаючи на потужність сучасних



Рис. 1 Історія публікацій методів оптимізації

обчислювальних засобів, що доступні інженерам, та на стрімкий розвиток евристичних методів упродовж останніх років, наведені вище недоліки помалу втрачають свою значимість.

Оскільки більшість задач оптимізації будівельних конструкцій, що зустрічаються на практиці, мають велику кількість елементів, то зупинимось на аналізі евристичних методів, що зазвичай вимагають меншої кількості обчислень та не потребують обчислення похідних функцій.

Евристичні методи оптимізації можна поділити на *стохастичні* (генерують та використовують випадкові змінні), *метаалгоритми* (раз за разом повторюють алгоритм, шукаючи потрібний результат), *еволюційне числення* (імітують колективну поведінку систем, що складаються з відносно простих елементів) та *локальний пошук* (пошук ведеться на основі поточного стану системи, а попередні стани не враховуються). Еволюційне числення у свою чергу поділяється на *еволюційні алгоритми* (імітує механізм біологічної еволюції) та *ройові алгоритми* (імітують колективну поведінку штучних чи природних систем) (рис. 2).

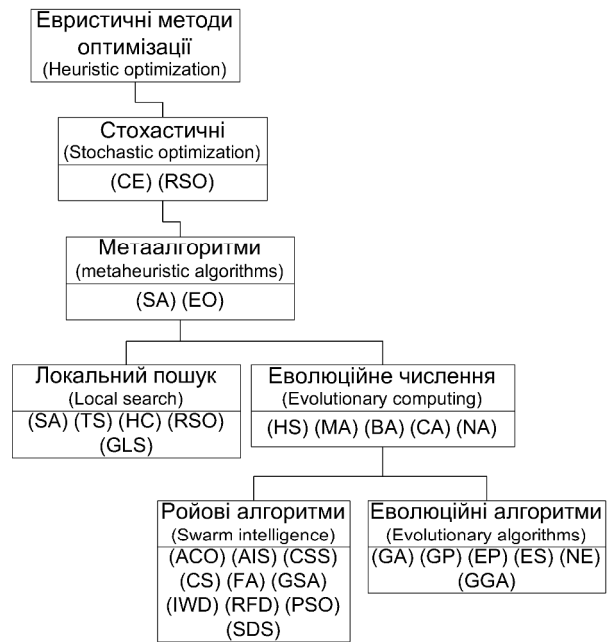


Рис. 2. Класифікація методів оптимізації (у дужках указано скорочення назв методів оптимізації)

III. Порівняння методів оптимізації

Для порівняння опишемо принцип роботи наступних методів оптимізації.

Пошук гармонії (англ. harmony search, HS) це алгоритм, що натхненний імпровізацією музикантів. У цьому алгоритмі кожен музикант (відповідає змінній проектування) грає (генерує) ноту (значення змінної проектування) для пошуку найкращої гармонії (глобального оптимуму). Основними перевагами методу пошуку гармонії є те, що він може розглядати розривні функції та працювати з дискретними змінними [3].

Удосконаленим методом пошуку гармонії є *адаптований пошук гармонії* (англ. adaptive harmony search, AHS) який є ефективний при розв'язанні «великих» задач оптимізації [4].

Генетичний алгоритм (англ. genetic algorithm, GA) це еволюційний алгоритм пошуку, сутність якого полягає в зміні однієї популяції (розв'язку задачі оптимізації) наступною, краще пристосованою. Популяція складається з особин, кожна з яких представляє певний набір значень змінних проектування. Правила відбору прагнуть залишити лише ті особини з популяції за допомогою яких досягається оптимум функції. Пристосованіші особини отримують можливість для відтворення нащадків (генерації нового набору змінних проектування) за допомогою схрещення (обміну значеннями змінних проектування) з іншими особинами популяції. При цьому вони утворюють нове покоління особин (розв'язків), що мають кращі властивості [5].

Метод рою часток (англ. particle swarm optimization, PSO). Основою методу є рій, до складу якого входять

частки (можливі розв'язки). Ці частки рухаються в просторі розв'язків (значень змінних проектування) у пошуках кращої позиції (оптимуму). Напрямок руху та швидкість частинок визначається найкращим відомим розв'язком частинки та найкращим загальним розв'язком для всього рою [6].

Мурашиний алгоритм (англ. ant colony optimization, ACO). Мураха в алгоритмі є обчислювальним агентом, який на кожній ітерації шукає шлях до їжі (будує проміжні рішення задачі оптимізації). Потім кожна мураха обчислює набір можливих маршрутів та рухається (створює новий розв'язок) по одному з них, залишаючи певну кількість феромону. Вибір маршруту залежить від кількості феромону (якості розв'язку), що залишений мурахами, і випадкової складової. Найкращими розв'язками є ті маршрути, де є найбільше феромону [7].

Гібриди *методу рою часток та мурашиного алгоритму* (particle swarm ant colony optimization, PSACO) та *евристичний метод рою часток та мурашиного алгоритму* (heuristic particle swarm ant colony optimization, HPSACO), складаються із двох етапів. На першому етапі частинки методу рою часток знаходять проміжні рішення, а на другому етапі колонії мурах проводять локальний пошук для покращення знайденого розв'язку [11][12].

Гібридний алгоритм великого вибуху-великого стиснення (hybrid big bang–big crunch optimization, HBB–BC) спирається на одну з теорій еволюції всесвіту, а саме на теорію великого вибуху й великого стиснення. У фазі великого вибуху енергія розсіювання випадково розкидає частки (проміжні розв'язки), положення яких відповідає змінним проектування, тоді як у фазі великого стиснення випадковим чином розподілені частки збираються до центру ваги всієї системи, утворюючи нові (кращі) частки (розв'язки), які будуть використовуватися в наступній ітерації, замінюючи попередні. Після утворення нових часток змінюється й центр ваги системи [8][13].

Пошук зарядженої системи (англ. charged system search, CSS). Цей метод використовує закони Кулона й Гауса для електростатики, а також ньютонівський закон механіки. В алгоритмі є так звані заряджені частинки (змінні проектування), які генерують електричні сили, що впливають на рух інших частинок згідно законів Кулона й Гауса. Результируюча сила та закони руху Ньютона визначають нове положення (значення) заряджених частинок (змінних проектування). Якщо після закінчення руху деякі частинки мають кращий розв'язок ніж ті, що були в попередньому поколінні, то вони замінюють їх. Пошук повторюється, поки не буде досягнуто задане число ітерацій або знайдено достатньо хороше рішення [9][14].

Штучні колонії бджіл (англ. artificial bee colony, ABC). Рій ділиться на такі види бджіл: робітники, спостерігачі й дослідники. Спочатку робітники шукають джерела нектару (проміжні розв'язки). Кожному джерелу нектару відповідає одна бджола-робітник.

Після того як бджоли робітники закінчили свій пошук вони діляться інформацією про джерела нектару із бджолами спостерігачами. Які аналізують інформацію від усіх робітників та вибирають (проводять локальний пошук), ті джерела яким відповідає більша кількість нектару (якість знайденого рішення). Бджоли робітники, рішення яких стають не актуальні перетворюються в дослідників, які випадковому порядку шукають нові джерела нектару. Пошук повторюється, поки не буде досягнуто задане число ітерацій або знайдено місце з найбільшою кількістю нектару (глобальний оптимум) [10].

Розглянуті вище методи оптимізації порівняємо на прикладі задачі просторової ферми з 25-ти стержнів (рис. 3). Обчислення для порівняння методів були описані та опубліковані в [9]. Для порівняння взято такі методи: *генетичний алгоритм* (GA), *рою часток* (PSO), *пошук гармонії* (HS), *рою часток та мурашиного алгоритму* (PSACO), *евристичний метод рою часток та мурашиного алгоритму* (HPSACO), *гібридний алгоритм великого вибуху-великого стиснення* (HBB–BC), *пошук зарядженої системи* (CSS).

Розрахункову схему, що зображена на рис. 3, завантажено двома завантаженнями (див. табл. 1). Об'ємна вага матеріалу прийнята 2767.99 кг/м^3 . Модуль жорсткості 68.95 МПа . Усі стержні розбиті за типами поперечного перерізу на 8 груп.

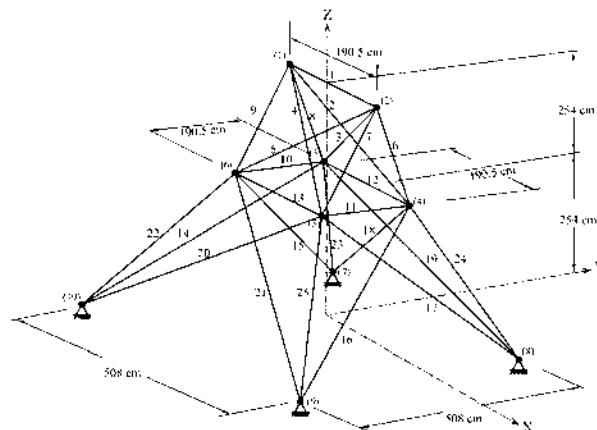


Рис. 3. Просторова ферма з 25 стержнів

Таблиця 1

ЗАВАНТАЖЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ ФЕРМИ

Вузол №	Завантаження 1			Завантаження 2		
	PX кН	PY кН	PZ кН	PX кН	PY кН	PZ кН
1	0	89	-22.25	-4.45	44.5	-22.25
2	0	-89	-22.25	0	44.5	-22.25
3	0	0	0	2.22	0	0
6	0	0	0	2.22	0	0

Результати розв'язання задачі відповідними методами оптимізації приведені в таблиці 2.

ПОРІВНЯННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ДЛЯ ЗАДАЧІ ПРОСТОРОВОЇ ФЕРМИ З 25 СТЕРЖНІВ

Критерій для порівняння	Алгоритм (рік публікації)						
	GA (1994)	PSO (2002)	HS (2004)	PSACO (2009)	HPSACO (2009)	HBB-BC (2009)	CSS (2009)
Найменша маса, кг	247.661	247.303	246.927	247.226	247.203	247.280	247.253
Середня маса, кг	N/A	248.042	N/A	N/A	247.444	247.507	247.471
Кількість ітерацій	N/A	9596	15000	28850	9875	12500	7000

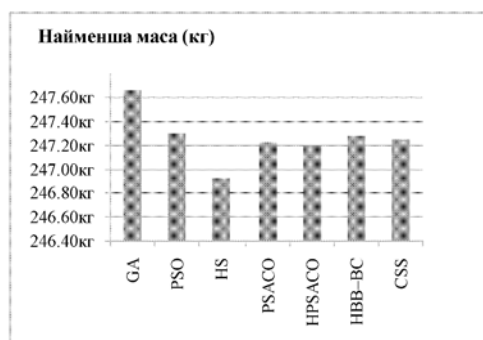


Рис. 4. Порівняння результатів розв'язування задачі оптимізації просторової ферми різними методами

ВИСНОВОК

За останні роки появилися десятки нових методів оптимізації, що використовують різноманітні технології для оптимізації конструкцій. Іноді нові та вдосконалені методи оптимізації є ефективнішими за їхніх попередників навіть на невеликих задачах (рис. 4).

Виходячи з даних табл. 2 найменшу масу конструкції було отримано за допомогою методу пошуку гармонії (HS). Хоча для отримання цього результату було проведено 15000 кроків, що вдвічі більше ніж для методу пошуку зарядженої системи (CSS). При невеликій різниці в результаті кількість ітерацій може стати визначальним параметром при розв'язанні задач із багатьма елементами. Відзначимо також, що алгоритм адаптивного пошуку гармонії (AHS) є ефективнішим при розв'язанні задач оптимізації стержневих конструкцій із багатьма елементами за звичайний алгоритм пошуку гармонії (HS) [4].

Література

- [1] Spillers W. R. Structural Optimization / W. R. Spillers, K. M. MacBain. – Dordrecht : Springer, 2009. – 309 p. – ISBN 978-0-387-95864-4.
- [2] Дописувачі Вікіпедії. Metaheuristic [Інтернет] / Дописувачі Вікіпедії. – Wikipedia, the free encyclopedia; 3 September 2011 at 22:19 UTC [цитовано 8 вересня 2011]. Доступно із: <http://en.wikipedia.org/wiki/Metaheuristic>
- [3] Geem Z.W. A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search / Z.W. Geem, J.H. Kim, G.V. Loganathan // Simulation – 2001. – № 76. – P. 60–68.
- [4] Hasançebi O. Adaptive Harmony Search Method for Structural Optimization / O. Hasançebi, F. Erdal, M. P. Saka // Journal of Structural Engineering – 2010. – № 136. – P. 419-431.
- [5] Пелешко І.Д., Юрченко В.В. Застосування генетичних алгоритмів для пошуку оптимальних проектних рішень металевих конструкцій // VIII Українська науково-технічна конференція "Металіческіе конструкції: взгляд в прошле и будуще". Сборник докладов. – Часть 1 / Под ред. Шимановского А.В. – К.: Сталь, 2004. – С. 250-260
- [6] Poli R. Particle swarm optimization an overview / R. Poli, J. Kennedy, T. Blackwell // Swarm intelligence – 2007. – № 1. – P. 33–57.
- [7] Dorigo M. Ant Colony Optimization / M. Dorigo and T. Stützle – Cambridge : MIT Press, 2004. – 306 p. – ISBN 0-262-04219-3.
- [8] Erol O. K. A new optimization method: Big Bang–Big Crunch / O. K. Erol, I. Eksin // Advances in Engineering Software – 2006. – № 36. – P. 106–111.
- [9] Kaveh A. Optimal design of skeletal structures via the charged system search algorithm / A. Kaveh S. Talatahari // Structural and Multidisciplinary Optimization – 2010. – № 41. – P. 893–911.
- [10] Karaboga D. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm / D. Karaboga, B. Basturk // Structural and Multidisciplinary Optimization – 2007. – № 39. – P. 459–471.
- [11] Kaveh A. A hybrid particle swarm and ant colony optimization for design of truss structures / A. Kaveh S. Talatahari // Asian journal of civil engineering (building and housing) – 2008. – № 4. – P. 329–348.
- [12] Kaveh A. An improved HPSACO for engineering optimum design problems / A. Kaveh, S. Talatahari, B. Farahmand Azar // Asian journal of civil engineering (building and housing) – 2011. – № 2. – P. 133–141.
- [13] Kaveh A. A discrete big bang – big crunch algorithm for optimal design of skeletal structures / A. Kaveh S. Talatahari // Asian journal of civil engineering (building and housing) – 2010. – № 11. – P. 103 – 122.
- [14] Kaveh A. Shape and size optimization of truss structures with frequency constraints using enhanced charged system search algorithm / A. Kaveh, A. Zolghadr // Asian journal of civil engineering (building and housing) – 2011. – № 12. – P. 487 – 509.