

УДК 004.94

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕВРИСТИЧНИХ МЕТОДІВ ДЛЯ РІШЕННЯ ЗАДАЧ ДИНАМІЧНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ

Лавренова Єлизавета Русланівна

д.т.н. професор каф. Інформаційних систем Арсірій Олена Олександрівна
Національний університет «Одеська Політехніка», УКРАЇНА

АНОТАЦІЯ. Надано формальне представлення задачі динамічної оптимізації та показано можливості фреймворку Moving Peaks Benchmark, щодо оцінки ефективності алгоритмів її вирішення. Показано стратегії модифікації та використання евристичних алгоритмів для вирішення задач динамічної оптимізації. Виявлено недостатню ефективність цих алгоритмів при вирішенні мультимодальних задач.

Вступ. Проблеми реального світу динамічні через зміни пріоритетів споживачів, позапланове технічне обслуговування обладнання та несподівані природні явища. Приклади динамічних проблем включають маршрутизацію трафіку, проблеми з розкладом польотів, рішення щодо портфоліо на фондовому ринку тощо. У такому динамічному середовищі виникають задачі динамічної оптимізації, коли змінюється (еволюціонує) середовище, значення та положення оптимуму. Саме на рішення таких задач спрямовані евристичні алгоритми

Мета роботи. Метою даної роботи є дослідження ефективності вирішення задач динамічної оптимізації з використанням евристичних методів.

Основна частина роботи. Задачі статичної оптимізації (Static Optimization Problems, SOPs) передбачають оптимізацію системи в один момент часу, тоді як задачі динамічної оптимізації (Dynamic Optimization Problems, DOPs) передбачають оптимізацію системи протягом певного періоду часу з урахуванням обмежень і динамічних зв'язків між змінними. DOPs складаються із серії змінних у часі SOPs [1]. Їх можна представити таким чином:

$$F(x) = f(x, \theta^t) = [f(x, \theta^1), f(x, \theta^2), \dots, f(x, \theta^T)] \quad 1$$

де f - цільова функція, яка є складовою DOP і змінюється з часом разом із навколишнім середовищем, що зрештою призводить до зміни оптимального рішення. $x = [x_1, x_2, \dots, x_D]$ - вектор змінних рішення (D вказує на розмірність задачі), θ^t - контрольний параметр змін середовища, $t \in [1, T]$ вказує на конкретне середовище, де T - загальна кількість станів середовища.

Послідовність SOPs можна вважати DOP лише тоді, коли існують зв'язки між окремими статичними екземплярами. Інакше повторного запуску оптимізації для кожного статичного екземпляра було б достатньо, і не було б потреби у складних алгоритмах. Вважається, що DOP реального світу піддаються досить невеликим модифікаціям, тому доцільно повторно використовувати попередні рішення замість того, щоб починати оптимізацію з нуля після кожної зміни.

Довгий час єдиною метою динамічної оптимізації був пошук у середовищі найкращого рішення для кожного моменту часу. Цей підхід прийнято називати відстеженням рухомого оптимуму (Tracking Moving Optima, TMO). Іншою метою динамічної оптимізації, яка була запропонована відносно нещодавно, є робастна оптимізація з часом (Robust Optimizatон Over Time, ROOT). Її задача полягає в тому, щоб знайти такі змінні рішення, які будуть робастними впродовж багатьох змін середовища. Зокрема рішення є робастним тоді, коли його якість прийнятна для задачі після зміни адаптивного ландшафту з часом.

Підхід ігнорування динаміки, розглядання кожної зміни як появи нової статичної проблеми та повторна оптимізація для реальних задач не є ефективним, оскільки часта зміна рішень небажана або може бути дуже дорогою [2].

Для досягнення цілей TMO та ROOT були створені спеціальні алгоритми динамічної оптимізації (Dynamic optimization algorithm DOA), які використовують евристичний підхід. Вони

виконуються один раз і адаптуються до змін під час виконання. Таким чином, вони можуть використовувати інформацію з минулого та збігатися швидше, ніж оптимізація, розпочата з нуля.

Еволюційні методи (Evolutionary Algorithm, EA) та їх варіанти, як різновид евристичних алгоритмів, були найбільш широко використовуваними методами для вирішення DOP, у його класичному розумінні ТМО. Для задачі ROOT, навпаки, використовуються лише алгоритми ройового інтелекту (Swarm Intelligence, SI).

EA та SI спочатку розроблені для вирішення задач статичної оптимізації: вони не можуть бути застосовані для оптимізації DOP безпосередньо через можливу втрату різноманітності та застрягання в локальному оптимумі. Щоб зробити ці алгоритми придатними для цілей динамічної оптимізації: уникати попереднього збіжного оптимуму та ефективно відстежувати новий, запропоновано декілька стратегій [1,5]:

— Підтримка різноманітності. Для запобігання передчасної збіжності алгоритму та появи мертвих зон - ділянок простору пошуку, де немає особин рою, важливим є примусове введення різноманітності. Для цього використовують такі механізми, як оператори мутації, додавання нових рандомізованих особин, тощо.

— Виявлення змін. Іншим підходом є активне виявлення змін, щоб потім адаптувати поведінку алгоритму. Зміну можна виявити, наприклад, шляхом повторної оцінки осіб. Якщо їхні значення фітнес-функції на поточному кроці часу t відрізняються від значень на попередньому кроці часу $t-1$ - фітнес-функція змінилась. Після виявлення зміни введення різноманітності, наприклад, шляхом додавання випадкових особин у популяцію, може бути стратегією для відкриття нового оптимуму.

— Пам'ять. Крім того, алгоритм може використовувати пам'ять, яка зберігає хороші рішення, знайдені під час попередніх поколінь. Індивідууми з пам'яті могли б замінити індивідів популяції в наступних поколіннях, якщо вони мають кращі значення фітнес-функції. Це може бути корисно, особливо якщо зміни є циклічними.

— Мультипопуляція. У багатопопуляційних підходах кілька популяцій одночасно здійснюють пошук у різних областях простору рішення. Таким чином можна охопити не тільки глобальні, але й локальні піки одночасно. Якщо один із локальних піків стає глобальним, оптимізатор може збігатися дуже швидко, оскільки на цьому піку вже є особини популяції.

— Прогнозування. Корисним може бути використання в алгоритмах прогнозних моделей, які передбачають наступний оптимум після того, як була виявлена зміна. Вставляючи це передбачення як рішення в наступну популяцію, алгоритм починається з популяції, що містить особину, яка розташована десь близько до реального оптимуму. Цей підхід найкраще працює, якщо зміни не є абсолютно випадковими, а відповідають певному шаблону.

— Гібридизація. Дія поєднання компонентів з різних алгоритмів на даний момент є найбільш успішним і ефективним напрямком оптимізації. Розрізняють гібридизацію евристичних алгоритмів з іншими евристичними алгоритмами, методами дослідження операцій, нечіткими та клітинними автоматами.

Для оцінки ефективності DOA розроблено спеціальні тестові фреймворки, основним серед яких є *Moving Peaks Benchmark* (MPB) (рис 1). Його особливістю є наявність декількох піків у багатовимірному просторі, де висота, ширина та положення кожного піку змінюються у часі.

Ефективність DOA найчастіше оцінюють за метрикою *offline error* (2), яка є середнім значенням фітнес-функції для найкращого вектора змінних, знайденої роєм у кожен момент часу [3]:

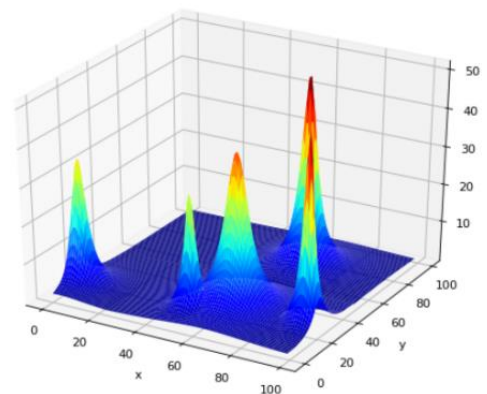


Рисунок 1 - Moving Peaks Benchmark

$$offlineerror = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(F(global_{opt}(t)) - F(swarm_{best}(t)) \right) \quad 2$$

де T — загальна кількість ітерацій, а $swarm_{best}(t)$ — найкраще рішення в рою на ітерації t .

В роботі [4] було винайдено новий алгоритм *parent-child artifishial fish swarm algorithm* (PCAFSA), заснований на поведінці косяка риб, який може швидко знаходити піки в проблемному просторі та слідувати за ними після зміни середовища. Він показав кращу ефективність у порівнянні з іншими найбільш вживаними DOA за показником *offline error*. Результати тестування алгоритму з використанням МРВ наведено у таблиці 1. Однак, проаналізувавши результати, можна побачити, що зі збільшенням кількості вершин цей показник стрімко падає, значення *offline error* зростає.

Таблиця 1- Результати тестування алгоритму

Алгоритм	Кількість вершин							
	1	5	10	20	30	50	100	200
PCAFSA	0,33	0,48	0,65	1,03	1,46	1,53	1,6	1,65

Тому метою подальшого дослідження є підвищення якості відстеження рухомого оптимуму (ТМО) в задачах динамічної оптимізації шляхом вдосконалення існуючого алгоритму, який показав свою ефективність в задачах статичної оптимізації, та перевірка ефективності розробленого алгоритму для робастної у часі оптимізації (ROOT).

Висновки. Було проаналізовано задачі динамічної оптимізації та показано можливості фреймворку Moving Peaks Benchmark, щодо оцінки ефективності алгоритмів динамічної оптимізації. Були вивчені підходи для модифікації евристичних алгоритмів та їх використання для вирішення задач динамічної оптимізації. Виявлено недостатню ефективність цих алгоритмів при вирішенні мультимодальних задач.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Yazdani, D., Cheng, R., Yazdani, D., Branke, J., Jin, Y., & Yao, X. (2021). A Survey of Evolutionary Continuous Dynamic Optimization Over Two Decades: Part A. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 25(4), 609-629. [9356715]. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2021.3060014>
2. R. Ahsan, W. Shahzad and A. R. Baig, "Trends and challenges in dynamic optimization problems," 2011 11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS), Melacca, Malaysia, 2011, pp. 283-288, doi: 10.1109/HIS.2011.6122119.
3. Yazdani, D., Cheng, R., Yazdani, D., Branke, J., Jin, Y., & Yao, X. (2021). A Survey of Evolutionary Continuous Dynamic Optimization Over Two Decades: Part B. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 25(4), 630-650. [9356720]. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2021.3060012>
4. Yazdani, Danial & Sepas-Moghaddam, Alireza & Dehban, Atabak & Horta, Nuno. (2016). A Novel Approach for Optimization in Dynamic Environments Based on Modified Artificial Fish Swarm Algorithm. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*. 15. 1650010. 10.1142/S1469026816500103.
5. Boyko, N. I. & Muzyka, M. V. Methods, of analysis of multimodal data to increase the accuracy of classification. *Applied Aspects of Information Technology*. Publ. Nauka i Tekhnika. Odessa: Ukraine. 2 2022; Vol. 5 No. 2: 147–160. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.05.2022.11>

A SURVEY OF HEURISTIC METHODS FOR SOLVING PROBLEMS OF DYNAMIC OPTIMIZATION

Yelyzaveta Lavrenova,

DrSc, Professor of the department of IS Olena Arsiirii

National University "Odesa Polytechnic", UKRAINE

ANNOTATION. A formal presentation of the dynamic optimization problem is provided and the capabilities of the Moving Peaks Benchmark are shown in terms of evaluating the effectiveness of algorithms for the optimization. Strategies for modification and use of heuristic algorithms for solving dynamic optimization problems are shown. The insufficient effectiveness of these algorithms in solving multimodal problems was revealed.