

УДК 519.7:004.89

DOI: 10.15587/2312-8372.2018.150512

РОЗРОБЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧ ДИСКРЕТНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ РОЙОВОГО ІНТЕЛЕКТУ

Литвин В. В., Угрин Д. І., Оливко Р. М., Боровець Я. В.

1. Вступ

Особливості задач глобальної оптимізації пояснюють відсутність універсального алгоритму їх розв'язування і, навпаки, наявність значного числа алгоритмів, їх модифікацій і гібридизації. Для ефективного розв'язування задач дискретної оптимізації в 1980-х рр. почали інтенсивно розробляти клас стохастичних пошукових алгоритмів оптимізації, які в різних публікаціях називають поведінковими, інтелектуальними, метаевристичними, натхненними (інспірованими) природою, ройовими, багатоагентними, популяційними і т. д. Ройові алгоритми припускають одночасну обробку декількох варіантів розв'язування задачі оптимізації і являють собою альтернативу класичним «траєкторним» пошуковим алгоритмам, у яких в області пошуку еволюціонує тільки один кандидат на розв'язування цієї задачі.

Переважає більшість розглянутих алгоритмів опубліковано в англійській літературі, в якій замість традиційного для українського читача терміну «метод» прийнято використовувати термін «алгоритм». Для того, щоб уникнути можливої неоднозначності ідентифікації розглянутих об'єктів, також використовується останній термін, хоча він з точки зору україномовних публікацій не зовсім коректний.

Всі ройові алгоритми відносяться до класу евристичних алгоритмів (heuristic algorithms), тобто алгоритмів, для яких збіжність до розв'язку не доведена, але експериментально встановлено, що в більшості випадків вони дають досить непоганий розв'язок. Однією з особливостей ройових алгоритмів є те, що в переважній більшості випадків для них є досить цікава аналогія у людському суспільстві, живій або неживій природі. Так, відомі ройові алгоритми еволюції розуму, колонії мурах, рою бджіл, світлячків, гравітаційного і електромагнітного пошуку і т. д.

У роботі пропонується вирішення цієї актуальної науково-прикладної проблеми у вигляді теоретично обґрунтованих моделей розв'язування задач дискретної оптимізації (ДО) на основі ройових алгоритмів. Суть цих моделей та методів полягає у:

- науковому обґрунтуванню застосування різного класу методів ройового інтелекту для розв'язування задач ДО;
- поєднанні методів ройового інтелекту для розв'язування певного класу задач;
- визначенні оптимального значення параметрів певних методів ройового інтелекту.

2. Об'єкт дослідження та його технічний аудит

Об'єктом даного дослідження є процедура побудови інформаційних технологій, функціонування яких базується на методах ройового інтелекту, для розв'язування задач ДО.

До задач глобальної оптимізації зводиться значна кількість прикладних задач:

- оптимізації на мережах;
- маршрутизації трафіку в комунікаційних мережах;
- задачі розміщення економічних об'єктів;
- задачі оптимізації автоматизованих систем планування ресурсів;
- задачі логістики;
- задачі штучного інтелекту та робототехніки тощо.

Особливостями таких задач часто є нелінійність, недиференційність, багатоекстремальність (мультиmodalність), відсутність аналітичного виразу (погана формалізованість) і висока обчислювальна складність оптимізованих функцій, висока розмірність простору пошуку, складна топологія області допустимих значень і т. д.

Ройові алгоритми у порівнянні з класичними алгоритмами мають незаперечні переваги, перш за все, при розв'язуванні задач високої розмірності, мультиmodalних та погано формалізованих задач. У цих умовах ройові алгоритми можуть забезпечити високу ймовірність локалізації глобального екстремуму функції, що оптимізується. Важливо також, що популяційні алгоритми дають змогу ефективніше, ніж класичні алгоритми, відшукати субоптимальний (близький до оптимального) розв'язок. Часто достатнім є саме такий розв'язок. Очевидно, що використовувати ройові алгоритми для задач невеликої розмірності не має сенсу, оскільки методом повного перебору завжди можна знайти оптимальний розв'язок.

До недоліків популяційних алгоритмів слід віднести також сильну залежність їх ефективності від значень вільних параметрів, число яких в більшості алгоритмів досить велике.

Для розв'язування будь-якої задачі оптимізації в множині ройових алгоритмів, напевно знайдеться хоча б один алгоритм, який дасть, як мінімум, задовільні результати. Однак, немає і не може бути алгоритму, який міг би забезпечити високу ефективність при вирішенні всіх задач оптимізації. Тому для кожного з ройових алгоритмів можуть бути виділені класи завдань, які він вирішує: краще за інші алгоритми; приблизно як інші алгоритми; гірше інших алгоритмів.

3. Мета та задачі дослідження

Мета дослідження – розроблення інформаційних технологій для розв'язування задач дискретної оптимізації на основі алгоритмів ройового інтелекту.

Для досягнення поставленої мети необхідно:

1. Провести аналіз специфіки задач ДО та методів ройового інтелекту для їх розв'язування, шляхом їх класифікації.
2. Здійснити розроблення інформаційної технології використання методів ройового інтелекту для розв'язування задач ДО.
3. Здійснити розроблення інформаційної технології поєднання окремих

методів ройового інтелекту для розв'язування певного класу задач ДО.

4. Дослідження існуючих рішень проблеми

Для розв'язування будь-якої задачі оптимізації в множині ройових алгоритмів, напевно знайдеться хоча б один алгоритм, який дасть, як мінімум, задовільні результати. Однак немає і не може бути алгоритму, який міг би забезпечити високу ефективність при вирішенні всіх задач оптимізації. Тому для кожного з ройових алгоритмів можуть бути виділені класи завдань, які він вирішує:

- краще за інші алгоритми;
- приблизно як інші алгоритми;
- гірше інших алгоритмів.

До недоліків популяційних алгоритмів слід віднести також сильну залежність їх ефективності від значень вільних параметрів, число яких в більшості алгоритмів досить велике.

Підсумовуючи вище наведене, наукове протиріччя полягає в тому, що з однієї сторони значна кількість прикладних задач зводяться до задач дискретної оптимізації, а з іншої сторони об'єми інформації, які необхідно обробляти ростуть значними темпами. Це унеможливує використання класичних методів для розв'язування задач ДО. Тому для їх розв'язування доцільніше використовувати ройові алгоритми, однак для певного класу задач ДО не всі ройові алгоритми дають задовільні розв'язки.

Використання ройових алгоритмів для розв'язування прикладних задач дискретної оптимізації описано в багатьох літературних джерелах, однак, у жодному з них не наведено обґрунтування: чому саме цей алгоритм було використано для розв'язування певної задачі. У табл. 1, з огляду на аналіз літературних джерел, наведено перелік задач, які розв'язуються ройовими алгоритмами.

Таблиця 1

Види популяційних алгоритмів

Задачі оптимізації	Ройовий алгоритм	№ джерел
1	2	3
Пошук раціонального шляху на графі; задача комівояжера; задача календарного планування; розрахунки комп'ютерних і телекомунікаційних мереж; задача розмальовки графа; задача оптимізації мережевих трафіків	Алгоритми мурашиної колонії (Ant Colony Algorithm) та його модифікації	[1–3]
Вирішення задачі календарного планування; задачі комівояжера; транспортної задачі; оптимізація управління; оптимізація класифікаторів	Метод бджолоїної колонії (Bee Colony Optimization) та його модифікації	[4, 5]
Розв'язування нелінійних транспортних задач; задач календарного планування; задач машинного навчання; задач оптимізації функцій багатьох параметрів, форм, розмірів і топологій; область проектування; біоінженерія, біомеханіка, біохімія	Алгоритм рою часток (Particle Swarm Optimization)	[6–8]
Виконання ітерацій для отримання глобального мінімуму (або максимуму)	Метод диференційної еволюції	[9]

Продовження таблиці 1

1	2	3
Алгоритм пошуку їжі	Алгоритм сірих вовків	[10, 11]
Пошук точок і областей по локальному мінімуму та максимуму	Алгоритм кажанів	[12–14]
Алгоритм пошуку на основі розповсюдження	Алгоритм жаб	[15]
Вирішення задач оптимізації і моделювання шляхом послідовного підбору, комбінування та варіації шуканих параметрів	Генетичний алгоритм	[16]
Вирішення задач багатовимірної неперервної оптимізації	Алгоритм оптимізації зграєю птахів (Migrating Bird Optimization)	[17]

На основі проведеного літературного аналізу робимо висновок, що виникає проблема – розроблення методології використання методів ройового інтелекту для розв’язування певного класу задач ДО. У роботах [18, 19] автори даного дослідження зробили першу спробу побудови такої методології, однак, без врахування специфіки ройових алгоритмів. У цій роботі автори пропонують описувати ройові алгоритми сімома ознаками.

5. Методи досліджень

Задача дискретної оптимізації – це задача пошуку максимуму або мінімуму функції f , що визначена на кінцевій або зліченній множині D :

$$f(x) \rightarrow \text{extr}, x \in D. \quad (1)$$

Функція f називається цільовою функцією, а елементи множини D – допустимими рішеннями. Якщо множина D задається системою обмежень:

$$\begin{aligned} g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m_1, g_i(x) = 0, i = m_1 + 1, \dots, m, \\ x = (x_1, \dots, x_n) \in R_n, x_j \in \Omega_j \subset R, j = 1, \dots, n_1, n_1 \leq n, \end{aligned}$$

де кожна Ω_j – або кінцева множина, що містить не менше двох елементів, або зліченна множина.

Загальна схема ройових алгоритмів включає в себе наступні етапи:

1. *Ініціалізація популяції.* В області пошуку тим чи іншим чином створюємо певну кількість початкових наближень до шуканого розв’язку задачі – ініціалізуємо популяцію агентів.

2. *Міграція агентів популяції.* За допомогою деякого набору міграційних операторів, специфічних для кожного з ройових алгоритмів, переміщуємо агентів в області пошуку таким чином, щоб в кінцевому рахунку наблизитися до шуканого екстремуму функції, що оптимізується.

3. *Завершення пошуку.* Перевіряємо виконання умов закінчення ітерацій і, якщо вони виконані, завершуємо обчислення, приймаючи найкраще із знайде-

них положень агентів популяції за наближене рішення задачі. Якщо зазначені умови не виконані, повертаємося до виконання етапу 2.

У якості завершення пошуку використовують, як правило, умову досягнення заданого числа ітерацій (поколінь). Часто використовують також умову стагнації (stagnation) алгоритму, коли краще досягнуте значення функції, що оптимізується, не змінюється протягом заданого числа поколінь. Можуть бути використані й інші умови, наприклад, умова вичерпання часу, відпущеного на вирішення задачі.

Найважливішим поняттям ройових алгоритмів є поняття фітнес-функції (fitness-function). Часто цю функцію називають функцією придатності, функцією корисності, функцією пристосованості і т. д. Важливість функції обумовлена тією обставиною, що з її допомогою оцінюють «якість» агентів популяції. Стратегічно, в процесі міграції агенти рухаються таким чином, щоб наблизитися до глобального екстремуму фітнес-функції. Однією з основних проблем конструювання ройових алгоритмів є забезпечення балансу між інтенсивністю пошуку (швидкістю збіжності алгоритму) і шириною пошуку (диверсифікацією пошуку). Основними критеріями ефективності ройових алгоритмів є надійність алгоритму – оцінка ймовірності локалізації глобального екстремуму, а також швидкість його збіжності – оцінка математичного очікування необхідного числа випробувань (обчислень значення функції, що оптимізується).

6. Результати досліджень

Особливостями задач глобальної оптимізації, що виникають в даний час у багатьох додатках, є:

- нелінійність;
- недиференційованість;
- багатоекстремальність (мультимодальність);
- ямковість;
- відсутність аналітичного виразу (погана формалізованість) і висока обчислювальна складність оптимізуючих функцій;
- висока розмірність простору пошуку;
- складна топологія області допустимих значень і т. д.

На рис. 1 подано інформаційну технологію застосування ройових алгоритмів (РА) для розв'язування задач дискретної оптимізації.

Інформаційна технологія полягає у наступному:

Етап 1. Аналізуємо чи задача ДО потрібна для розв'язування ройових алгоритмів. Для цього перевіряється складність та тип задачі. Якщо потрібно РА, то етап 2.

Етап 2. Аналізуються характеристики задачі та предметної області, для якої необхідно розв'язати задачу ДО. Наприклад, чи можна побудувати початкову популяцію, яка близька до оптимального розв'язку, чи не можна й т. д.

Етап 3. На основі характеристик визначається тип РА, який доцільно використати для розв'язування задачі ДО.

Етап 4. Запускаємо алгоритм та аналізуємо отриманий розв'язок.

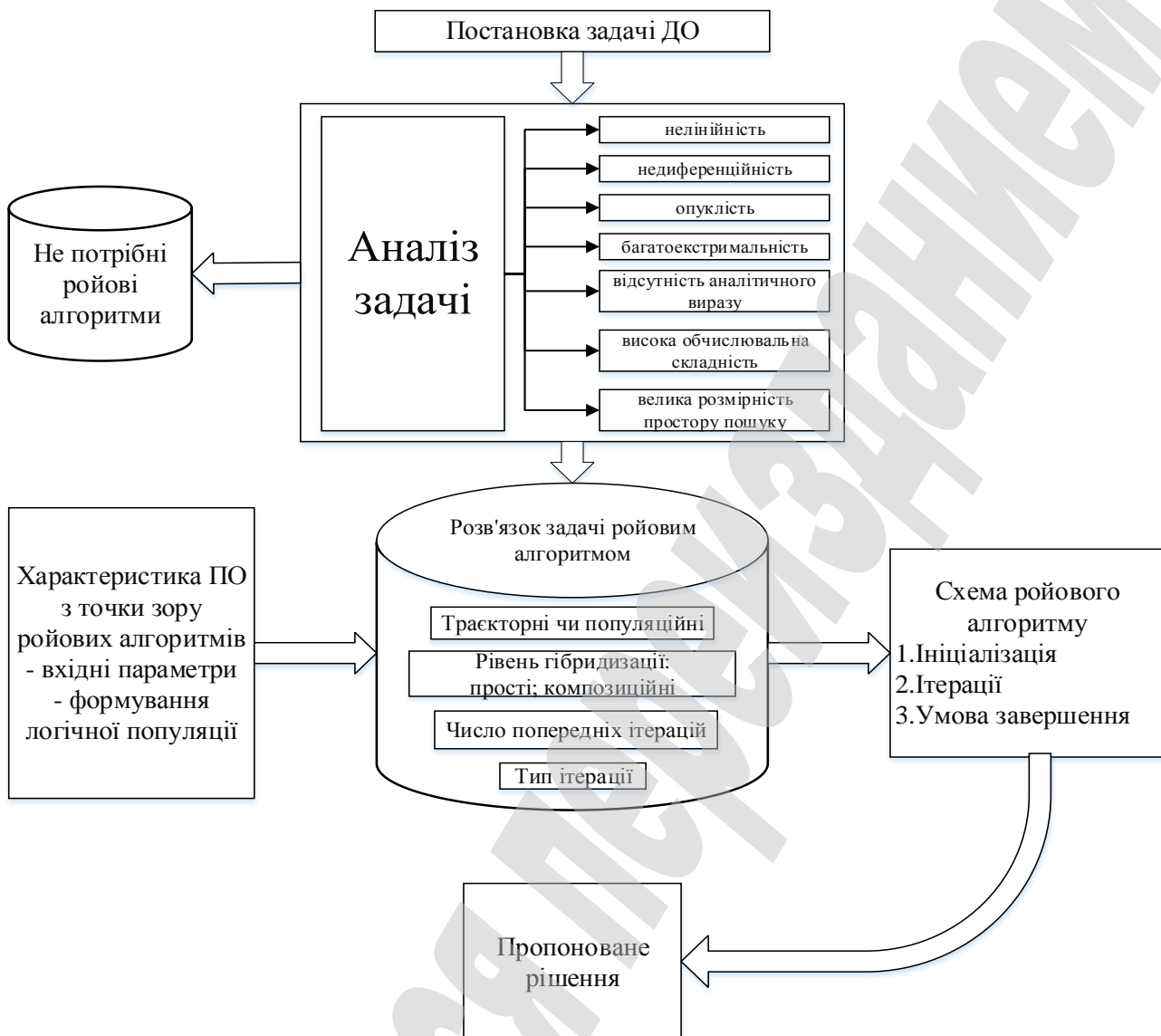


Рис. 1. Інформаційна технологія застосування роєвих алгоритмів для розв'язування задач дискретної оптимізації

Розрізняють траекторні і популяційні алгоритми пошукової глобальної оптимізації. Траекторні алгоритми (single-state algorithms) припускають оновлення на кожній ітерації положення лише одного кандидата у вирішенні завдання. При цьому загальне число кандидатів може бути більшим одиниці, і на різних ітераціях можуть переміщатися різні кандидати. У роєвих алгоритмах, по-перше, число кандидатів (особин) більше одиниці. А, по-друге, на кожній з ітерацій переміщуються або всі особини, виключаючи, можливо, лише деякі з них (наприклад, «кращі» особини), або, щонайменше, певна кількість особин, що перевищує одиницю.

Загальна схема РА має такий вигляд:

1. Ініціалізуємо алгоритм. Задаємо початкове значення лічильника числа ітерацій $t = 0$, початкові стани особин $V_i(0), i \in \overline{1:|S|}$, тобто генеруємо початкову популяцію, а також задаємо значення вільних параметрів алгоритму.

2. Виконуємо свої для кожної зі складових поточного вектора $V_i = V_i(t)$ еволюційні оператори даного ройового алгоритму, в результаті чого особина набуває нового положення в області пошуку $X_i(t+1) = X'_i$, нову швидкість пошуку $\delta X_i(t+1) = \delta X'_i$ і нове прискорення $\delta^2 X_i(t+1) = \delta^2 X'_i; i \in [1: |S|]$.

3. Перевіряємо виконання умов завершення еволюційного процесу. Якщо ці умови не виконані, вважаємо $t = t+1$ і повертаємося до кроку 2. В іншому випадку приймаємо найкраще із знайдених положень особин в якості наближеного рішення задачі.

Відомі численні приклади успішного вирішення за допомогою ройових алгоритмів складних практичних завдань глобальної оптимізації, наприклад, задач автоматизованого проектування, синтезу складних хімічних сполук, оптимального управління динамічними системами. Ройові алгоритми також успішно використовуються в алгоритмах багатокритеріальної оптимізації, які передбачають попередню побудову деякої апроксимації множини (фронт) Парето відповідної задачі багатокритеріальної оптимізації.

Ройовий алгоритм (РА) задається кортежем з 7 ознак (множин):

$$РА = \langle VP, POP, O, P, OO, CPP, TI \rangle,$$

де VP – Вільні параметри; POP – простір об'єднання популяцій; O – особина; P – популяція; OO – окіл особини; CPP – число попередніх ітерацій; TI – тип ітерації. Всі множини є скінченними і їх елементи можуть приймати таке значення:

VP = {Статичні, Динамічні} – вільні параметри, які використовуються в РА, що можуть змінюватись під час роботи алгоритму (динамічні) або залишатись незмінними (статичні);

POP = {Статичні, Динамічні} – під час функціонування алгоритму метрики сусідств популяцій змінюються (динамічні), або залишаються сталими (статичні);

O = {Тип, Якість} – місце особини визначається її типом або якістю (деяка вагова функція);

P = {Статичні, Динамічні} – під час об'єднання популяцій появляються нові особини (динамічні), або залишаються всі, які є (статичні);

OO = {Статичні, Динамічні} – під час функціонування алгоритму окіл особини змінюється (динамічний), або залишається сталим (статичний);

CPP = {Однокрокові, Багатокрокові} – на чергову популяцію впливає лише попередня ітерація (однокрокові) або сукупність попередніх ітерацій (багатокрокові);

TI = {Прості, Складні} – ітерація містить один процес (прості) або декілька процесів (складні).

У роботі проведено аналіз 11 основних РА стосовно їх видів згідно до наведених 7 ознак. Результати аналізу наведено у табл. 2.

Таблиця 2

Аналіз видів ройових алгоритмів до їх ознак

№	Властивості	Вільні параметри (статичні, динамічні)	Простір об'єднання популяцій (статичні, динамічні)	Особина (якість, тип)	Популяція (статичні, динамічні)	Окіл особини (статичні, динамічні)	Число попередніх ітерацій (однокрокові, багатокрокові)	Тип ітерації (прості, складні)
	Алгоритм							
1	Мурашиний CACO (Continuous Ant Colony Optimization)	Статичні	Статичні	Тип	Статичні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
2	Бджолиний BA	Статичні	Статичні	Тип	Статичні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
3	Летючих мишей BI (Bat-Inspired)	Статичні	Статичні	Тип	Статичні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
4	Оптимізація косяком риб FSS (Fish School Search)	Динамічні	Статичні	Якість	Статичні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
5	Генетичний алгоритм і оператор гаусової мутації	Динамічні	Динамічні	Якість	Динамічні	Динамічний	Багатокрокові	Складний
6	Рою часток PSO (Particle Swarm Optimization)	Статичні	Статичні	Якість	Динамічні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
7	Пошук гармонії HS (Harmony Search)	Статичні	Статичні	Якість	Статичні	Статичний	Багатокрокові	Складний
8	Світлячків GSO (Glowworm swarm optimization)	Статичні	Статичні	Якість	Динамічні	Динамічний	Багатокрокові	Простий
9	Стохастичний дифузійний пошук SDS	Статичні	Динамічні	Якість	Динамічні	Статичний	Багатокрокові	Простий
10	Динамічних сіток VMO (Variable Mesh Optimization)	Динамічні	Статичні	Якість	Статичні	Статичний	Багатокрокові	Простий
11	SFL (Shuffled Frog Leaping Algorithm)	Динамічні	Статичні	Якість	Динамічні	Динамічний	Багатокрокові	Простий

Такий аналіз дає змогу будувати ефективні гібридні РА, коли ознаки одного алгоритму доповнюють ознаки іншого. Тобто недоліки одного алгоритму можна покрити іншим алгоритмом. Інформаційна технологія такої гібридизації наведена на рис. 2.

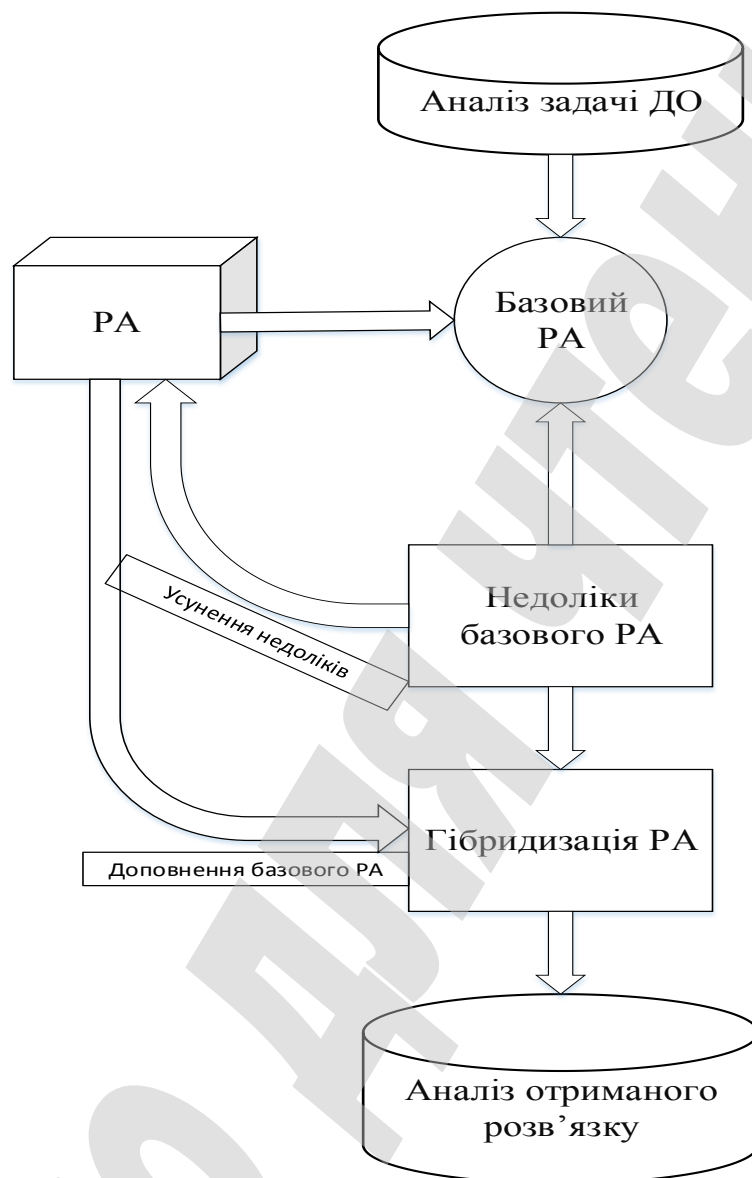


Рис. 2. Інформаційна технологія гібридизації ройових алгоритмів

Результатами дослідження є розроблені інформаційні технології застосування ройових алгоритмів для розв'язування задач дискретної оптимізації та гібридизації ройових алгоритмів.

7. SWOT-аналіз результатів дослідження

Strengths. Серед сильних сторін даного дослідження є те, що при застосуванні проведених досліджень можна отримати змогу будувати ефективні гібридні РА, коли ознаки одного алгоритму доповнюють ознаки іншого і недоліки одного алгоритму можна покрити іншим алгоритмом.

Weaknesses. Слабка сторона дослідження полягає в тому, що для перевірки, який саме з алгоритмів буде субоптимальним, для вирішення деякої оптимізаційної задачі необхідна рекомендація експерта з ройового інтелекту. Оскільки ройових алгоритмів є багато, а особливості кожного ройового алгоритму зале-

жать від специфіки досліджуваної задачі.

Opportunities. Додаткові можливості, які забезпечать більш ефективний результат є застосування та випробовування пропонованого методу у країнах Європи. Наприклад, випробувати метод розрахунку безпечної позиції із вогневим потенціалом на спільних військових навчаннях України із країнами-партнерами. Такий підхід дозволить перевірити метод на ефективність його виконання.

Threats. Складність із прикладним застосуванням даного методу обумовлений тим, що перевірити ефективність можна тільки за допомогою комп'ютерних технологій.

Таким чином, SWOT-аналіз результатів дослідження дозволяє визначити, що при пошуку необхідної інформаційної технології для обрання ройового алгоритму під якусь конкретну задачу предметної області потрібно використовувати універсальні методи та технічне обладнання.

8. Висновки

1. Проаналізовано проблему розв'язування задач ДО та обґрунтовано перспективність вирішення проблеми підвищення ефективності цих систем завдяки використанню методів ройового інтелекту. Це дало змогу виділити невирішені раніше проблеми з розроблення методів та засобів побудови систем підтримки прийняття рішень для розв'язування задач ДО. Досліджено класи задач ДО та методи їх розв'язування за допомогою ройових алгоритмів. Це дало змогу науково обґрунтувати використання різних методів ройового інтелекту в залежності від класу задач ДО.

2. Розроблено інформаційну технологію використання ройових алгоритмів у залежності від класу задачі дискретної оптимізації, який ґрунтується на характеристиках ройових алгоритмів (вид вхідних параметрів, окіл популяцій, тип формування популяцій, тип ітераційних процесів). Це дало змогу обирати релевантний ройовий алгоритм для розв'язування прикладних задач та класифікувати ці задачі в залежності від характеристик ройових алгоритмів, який використовується для її розв'язання.

3. Розроблено інформаційну технологію використання сукупності різних методів ройових алгоритмів для розв'язування певного класу задач, що, на відміну від інших підходів, базується на гібридному підході використання ройових алгоритмів в залежності від їх характеристик. Це дає змогу використати перевагу певного ройового алгоритму й тим самим підвищити ефективність розв'язування певних класів прикладних задач дискретної оптимізації.

Література

1. Dorigo M., Stützle T. The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances // International Series in Operations Research & Management Science. Boston: Springer, 2003. P. 250–285. doi: http://doi.org/10.1007/0-306-48056-5_9
2. Adubi S. A., Misra S. A comparative study on the ant colony optimization algorithms // 2014 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). 2014. doi: <http://doi.org/10.1109/icecco.2014.6997567>
3. SinghJadon R., Dutta U. Modified Ant Colony Optimization Algorithm with

Uniform Mutation using Self-Adaptive Approach // International Journal of Computer Applications. 2013. Vol. 74, Issue 13. P. 5–8. doi: <http://doi.org/10.5120/12943-9931>

4. The Bees Algorithm / Pham D. T. et. al. // Technical Note, Manufacturing Engineering Centre. Cardiff University, 2005.

5. Basturk B., Karaboga D. An artificial bee colony (abc) algorithm for numeric function optimization // IEEE Swarm Intelligence Symposium 2006. Indianapolis, Indiana, 2006.

6. Гальченко В. Я., Якимов А. Н. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации роем частиц: учебное пособие. Черкассы: ФЛП Третьяков А. Н., 2015. 160 с.

7. Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems / Del Valle Y. et. al. // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2008. Vol. 12, Issue 2. P. 171–195. doi: <http://doi.org/10.1109/tevc.2007.896686>

8. Coello C. A. C. An Introduction to Multi-Objective Particle Swarm Optimizers // Soft Computing in Industrial Applications. 2011. P. 3–12. doi: http://doi.org/10.1007/978-3-642-20505-7_1

9. Карпенко А. П. Популяционные алгоритмы глобальной оптимизации. Обзор новых и малоизвестных алгоритмов // Приложение к журналу «Информационные технологии». 2012. № 7. С. 1–32.

10. Mirjalili S., Mirjalili S. M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer // Advances in Engineering Software. 2014. Vol. 69. P. 46–61. doi: <http://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>

11. Madadi A., Motlagh M. Optimal Control of DC Motor Using Grey Wolf Optimizer Algorithm // Technical Journal of Engineering and Applied Science. 2014. Vol. 4, Issue 4. P. 373–379.

12. Bat algorithm for constrained optimization tasks / Gandomi A. H. et. al. // Neural Computing and Applications. 2012. Vol. 22, Issue 6. P. 1239–1255. doi: <http://doi.org/10.1007/s00521-012-1028-9>

13. BBA: A Binary Bat Algorithm for Feature Selection / Nakamura R. Y. M. et. al. // 2012 25th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images. 2012. P. 291–297. doi: <http://doi.org/10.1109/sibgrapi.2012.47>

14. Yang X. S., He X. Bat algorithm: literature review and applications // International Journal of Bio-Inspired Computation. 2013. Vol. 5, Issue 3. P. 141–149. doi: <http://doi.org/10.1504/ijbic.2013.055093>

15. Курейчик В. В., Курейчик В. М., Родзин С. И. Концепция эволюционных вычислений инспирированных природными вычислениями // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». 2009. № 4 (93). С. 16–24.

16. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: учебное пособие. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 446 с.

17. Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G. Swarm intelligence: From Natural to Artificial Systems. Oxford University Press, 1999. 320 p.

18. Development of the method for territorial community formation based on multi-criteria swarm algorithm approach / Lytvyn V. et. al. // Technology Audit and Production Reserves. 2017. Vol. 3, Issue 2 (35). P. 20–27. doi: <http://doi.org/10.15587/2312-8372.2017.105379>

19. Modeling of the process of territorial communities formation using swarm intelligence algorithms / Lytvyn V. et. al. // Technology Audit and Production Reserves. 2017. Vol. 5, Issue 2 (37). P. 17–33. doi: <http://doi.org/10.15587/2312-8372.2017.112198>