DOI 10.31891/2307-5732-2023-321-3-74-82
УДК 637.5.02

НЕСКОРОДЄВА ТЕТЯНА
Донецький національний університет ім. Василя Стуса
ORCID ID: 0000-0003-2474-7697
e-mail: t.neskorodieva@donnu.edu.ua
ФЕДОРОВ ЄВГЕН
Черкаський державний технологічний університет
Донецький національний університет ім. Василя Стуса
ORCID ID: 0000-0003-3841-7373
e-mail: fedorovee75@ukr.net
АНТОНОВ ЮРІЙ
Донецький національний університет ім. Василя Стуса
ORCID ID: 0000-0001-9285-2988
e-mail: y.s.antonov@gmail.com
НЕСКОРОДЄВА АНАСТАСІЯ
Донецький національний університет ім. Василя Стуса
ORCID ID: 0000-0002-8591-085X
e-mail: a.neskorodieva@donnu.edu.ua

МЕТАЕВРИСТИЧНІ МЕТОДИ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКИ СОЦІАЛЬНИХ ПАВУКІВ ДЛЯ ЗАДАЧ ВНУТРІШНЬОГО АУДИТУ

На сьогодні актуальною задачею є підвищення ефективності внутрішнього аудиту діяльності мережевих виробничо-торгівельних систем в умовах застосування ІТ. Для забезпечення ефективності діяльності таких систем при прийнятті рішення щодо асортименту, обсягів і ціни купівлі-продажу застосовуються методи оптимізації. На сьогодні ці проблеми вирішуються за допомогою метаевристичних методів оптимізації, наприклад, на основі поведінки соціальних павуків. Класичні методи, що ґрунтуються на поведінці соціальних павуків, не враховують номер ітерації в операторі генерації рішення, що знижує точність пошуку рішення. Запропоновані в роботі методи дозволяють усунути зазначені недоліки. Обидва методи за рахунок використання динамічних параметрів виконують глобальний пошук на початкових ітераціях та локальний пошук на заключних ітераціях дозволяють підвищити швидкість і точність пошуку оптимального рішення. Запропоновані методи оптимізації на основі популяційної метаевристики можуть використовуватися для ідентифікації параметрів штучних нейронних мереж інформаційних моделей перетворення даних аудиту. Під час проведення чисельних досліджень, для оцінки ефективності запропонованих методів використовувалась функція Ackley.

Ключові слова: оптимізація, прийняття рішення, внутрішній аудит, метаевристичний метод, соціальні павуки.

NESKORODIEVA TETIANA
Vasyl' Stus Donetsk National University
FEDOROV EUGENE
Cherkasy State Technological University
Vasyl' Stus Donetsk National University
ANTONOV YURIY
Vasyl' Stus Donetsk National University
NESKORODIEVA ANASTASIIA
Vasyl' Stus Donetsk National University

METAHEURISTIC METHODS BASED ON THE BEHAVIOUR OF SOCIAL SPIDERS FOR INTERNAL AUDIT TASKS

Today, the actual task is to increase the efficiency of the internal audit of the network production activities and trade systems in terms of IT application. To ensure the efficiency of such systems operation, when decision-making on the choice of assortment, volume and purchase (sale) price, optimization methods are developed. Optimization methods, which find the exact solution, have high computational complexity. Optimization methods, that find an approximate solution using directed search, have a high probability of hitting a local extremum. Random search methods do not guarantee convergence. In this connection, there is an optimization method insufficient efficiency problem, which needs to be solved. Today, these problems are solved by using metaheuristic optimization methods, for example, based on the behavior of social spiders. Classical methods based on the behavior of social spiders do not consider the iteration number in the solution generation operator, which reduces the accuracy of the solution search. The methods proposed in work allow to eliminate the mentioned shortcomings. To find the minimum continuous functions, a population metaheuristic method based on social spiders optimization was developed. Due to the dynamic parameters use, the proposed method performs a global search at the initial iterations and a local search at the final iterations, allowing to an increase in the speed and accuracy of the search. To find the minimum continuous functions, a population metaheuristic method based on the social spider algorithm was developed. Due to the dynamic parameters use, the proposed method performs a global search at the initial iterations and a local search at the final iterations, allowing to increase in the speed and accuracy of the search. The proposed optimization methods based on population metaheuristics can be used to identify parameters of artificial neural networks of information models for audit data transformation. Prospects for further research consist in testing the proposed methods on a wider set of test data. The proposed methods numerical study was carried out on the Ackley function example.

Keywords: optimization, decision-making, internal audit, metaheuristic method, social spiders.

Вступ. Актуальною науково-технічною проблемою сучасних інформаційних технологій у фінансовій та економічній сферах є створення методології формування систем підтримки прийняття рішень

(СППР) під час аудиту підприємств в умовах застосування ІТ на підприємствах та з використанням інформаційних технологій [1]. Сучасні автоматизовані СППР аудиту засновані на автоматизованому аналізі великих обсягів даних про фінансово-господарську діяльність та стани підприємств з багаторівневою ієрархічною структурою різнорідних, багатоваріантних, багатофункціональних зв'язків, взаємозв'язків та взаємодії об'єктів аудиту. Завданнями автоматизованого аудиту СППР є розширення функціональних можливостей, підвищення ефективності та універсальності ІТ-аудиту. Для вирішення завдань аудиту ефективності діяльності мережевих виробничо-торгівельних систем важливу роль відіграють метаевристичні методи оптимізації.

Література та огляд досліджень. Методи оптимізації, що знаходять точне рішення, мають високу обчислювальну складність. Методи оптимізації, що знаходять наближене рішення за допомогою спрямованого пошуку, мають високу ймовірність потрапляння до локального екстремуму. Методи випадкового пошуку не гарантують збіжності. У зв'язку з цим виникає проблема недостатньої ефективності методів оптимізації, яка потребує вирішення.

Для прискореного знаходження квазіоптимального розв’язку задач оптимізації та зниження ймовірності потрапляння до локального екстремуму використовуються метаевристики (або сучасні евристики) [2, 3]. Метаевристика розширює можливості евристики, комбінуючи евристичні методи на основі високорівневої стратегії [4, 5].

В роботі [5] виокремлено дев'ять властивостей метаевристики:

1. Метаевристика є стратегією, яка керує процесом пошуку.

2. Метою метаевристики є ефективне дослідження простору пошуку знаходження (суб)оптимального розв’язку.

3. Методи, що використовуються метаевристичним алгоритмом, перебувають у діапазоні від простого локального пошуку до складного процесу навчання.

4. Метаевристичний алгоритм є наближеним і зазвичай детермінованим.

5. Метаевристика може використовувати механізм, що запобігає потраплянню у пастку в обмеженій області простору пошуку.

6. Основні положення метаевристики допускають абстрактний опис.

7. Метаевристика не є проблемно-орієнтованою.

8. Метаевристика може використовувати проблемно-орієнтоване знання у формі евристик, керованих високорівневою стратегією.

9. Передові метаевристики використовують досвід, накопичений у процесі пошуку та представлений у вигляді пам'яті, для керування пошуком.

Метаевристики за кількістю використовуваних розв’язок поділяються на:

- Непопуляційні (використовують один потенційний розв’язок);
- Популяційні (використовують множину потенційних розв’язок).

Непопуляційні метаевристики поділяються на:

– натуральні (біологічні та фізичні);
– ненатуральні.

Під ненатуральними метаевристиками авторами розуміються метаевристики, які засновані на моделюванні процесів і механізмів біологічних чи фізичних систем. Навпаки, натуральні евристики побудовані з урахуванням моделей природних систем.

Популяційні метаевристики поділяються на:

– еволюційні (детерміновані та імовірнісні);
– роєві (біологічні та фізичні);
– імунні;
– ненатуральні.

Існуючі метаевристики мають один або більше з таких недоліків:

– є лише абстрактний опис методу чи опис методу, який орієнтовний на рішення лише певної задачі [6, 7];
– не враховується вплив номера ітерації на процес пошуку розв’язку[8, 9];
– не гарантується збіжність методу [10, 11];
– відсутня можливість використовувати небінарні потенційні розв’язки [12, 13];
– не автоматизовано процедуру визначення значень параметрів [14, 15];
– відсутня можливість вирішувати завдання умовної оптимізації [16, 17];
– недостатня точність методу [18, 19].

У зв'язку з цим постає завдання побудови ефективних метаевристичних методів оптимізації.

Одними з популярних метаевристик є популяційні метаевристики [20], серед яких можна виокремити оптимізацію соціальних павуків [21] та алгоритм соціального павука [22], що дозволяє вирішувати завдання неперервної оптимізації. Більшість павуків виявляють здобич, відчуваючи вібрації на своєму павутинні. Деякі соціальні види павуків, наприклад Mallos gregalis та Oecobius civitas живуть групами і взаємодіють з іншими членами тієї ж групи. Павуки можуть розділяти різні вібрації та відчувати їхню відповідну інтенсивність. Соціальні павуки пасивно сприймають вібрації, що генеруються іншими павуками на тому ж павутинні, щоб мати чіткий огляд павутиння. Поведінку соціального павука можна описати як спільний рух павуків до джерела їжі.

Мета та завдання. Мета роботи – пошук мінімуму неперервних функцій шляхом створення методу оптимізації на основі популяційної метаевристики.

Для досягнення мети було поставлено та вирішено такі завдання:

1. Провести аналіз існуючих методів неперервної оптимізації.

2. Створити популяційний метаевристичний метод на основі оптимізації соціальних павуків для пошуку мінімуму неперервних функцій.

3. Розробити популяційний метаевристичний метод на основі алгоритму соціального павука для пошуку мінімуму неперервних функцій.

4. Провести чисельне дослідження.

Постановка проблеми

Проблема підвищення точності пошуку мінімуму функції $F(\mathbf{x})$, де $\mathbf{x}$ – вектор змінних, представляється як проблема знаходження для цієї функції такої множини операторів оптимізації $\{A_i\}$, який задовольняє критерію $F(x) \to \min\limits_{x}$.

1. Оптимізація соціальних павуків із динамічними параметрами

Оптимізація соціальних павуків (social spider optimization) запропонована вченими Куевасом (Cuevas), Сьєнфуегосом (Cienfuegos), Залдіваром (Zaldívar), Перес-Сіснеросом (Pérez-Cisneros) [21] і заснована на паруванні соціальних павуків. Група павуків взаємодіє один з одним з урахуванням біологічних законів кооперативної колонії. Алгоритм враховує стать павуків. Залежно від статі, кожна особина проходить набір різних перетворень, які імітують різні кооперативні моделі поведінки, які зазвичай зустрічаються в колонії. У цій статті для прискорення пошуку розв'язку використовуються динамічні параметри та ймовірність парування. Як шуканий розв'язок (вектор значень змінних) виступає позиція павука.

Структура запропонованого популяційного метаевристичного методу представлена на рис. 1.

1. Ініціалізація.

1.1. Завдання порогової ймовірності p^f, мінімальної та максимальної ймовірностей спарювання $q^{\min}, q^{\max}$, $\delta^{\min}, \delta^{\max}$ параметрів, $\alpha^{\min}, \alpha^{\max}$ для $\beta^{\min}, \beta^{\max}$ генерації нової позиції, $0 < q^{\min} < q^{\max} < 1$, $0 < \alpha^{\min} < \alpha^{\max} < 1$, $0 < \beta^{\min} < \beta^{\max} < 1$, $0 < \delta^{\min} < \delta^{\max} < 1$.

1.2. Завдання максимальної кількості ітерацій N, розміру популяції K, кількості самок павуків K^f, $[0.65N] \le K^f \le [0.9N]$, де $[\cdot]$– ціла частина числа, кількості самців павуків K^m, $K^m = K - K^f$, довжини вектору позиції павука M, мінімальних і максимальних значень вектору позиції $x_j^{\min}, x_j^{\max}$, $j \in \overline{1,M}$.

1.3 . Створення вихідної популяції P.

1.3.1. Номер павука $k = 1$, $P = \varnothing$.

1.3.2. Створення випадковим чином векторної позиції $x_k = (x_{k1},...,x_{kM})$, $x_{kj} = x_j^{\min} + (x_j^{\max} - x_j^{\min})U(0,1)$, де $U(0,1)$ - функція, що повертає стандартно рівномірно розподілене випадкове число.

1.3.3. Якщо $x_k \notin P$, то $P = P \bigcup \{x_k\}$, $k = k + 1$.

1.3.4. Якщо $k \le K$ перехід на крок 1.3.2.

1.4. Розбиття популяції P на підпопуляцію самок $P^f = \{x_k^f\}$ (K^f перших павуків) та підпопуляції самців $P^m = \{x_k^m\}$ (K^m останніх павуків).

1.5. Обчислення радіуса спарювання $r = \dfrac{1}{2M} \sum\limits_{j=1}^{M} (x_j^{\max} - x_j^{\min})$.

1.6. Визначити павука найкращого за функцією мети $k^* = \arg\min\limits_{k} F(x_k)$, $k \in \overline{1,K}$, $x^* = x_{k^*}$.

1.7. Ініціалізація ймовірності спарювання та параметрів $q(n) = q^{\max}$, $\alpha(n) = \alpha^{\max}$, $\beta(n) = \beta^{\min}$, $\delta(n) = \delta^{\min}$.

2. Номер ітерації $n = 1$.

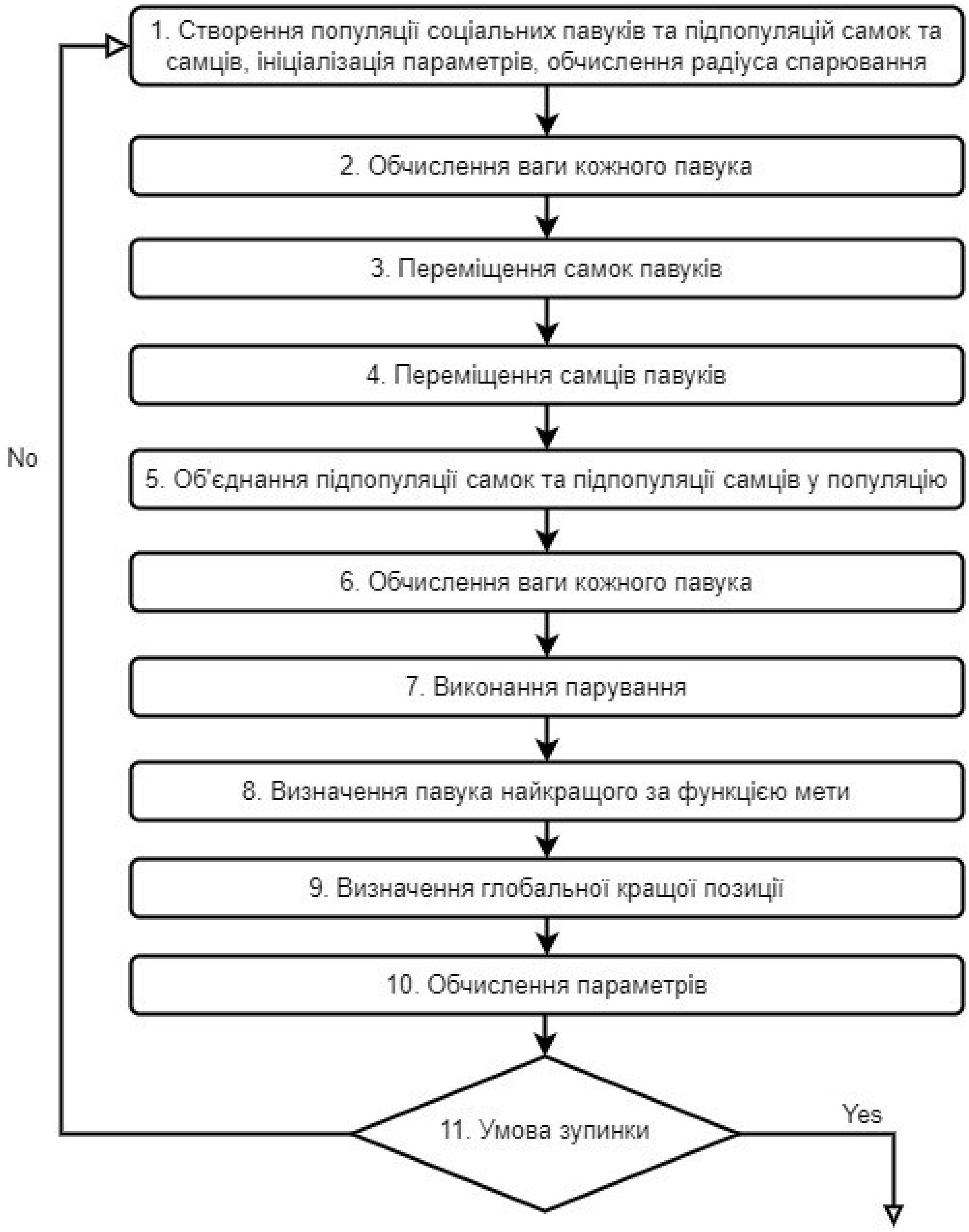

Рис. 1. Структура запропонованого популяційного метаевристичного методу пошуку мінімуму неперервних функцій

3. Обчислити вагу кожного павука $w_k = \dfrac{F(x_k) - \max\limits_{s \in \overline{1,K}} F(x_s)}{\min\limits_{s \in \overline{1,K}} F(x_s) - \max\limits_{s \in \overline{1,K}} F(x_s)}$, $k \in \overline{1,K}$.

4. Перемістити самок павуків.

4.1. Номер самки павука $k = 1$.

4.2. Визначити самку/самця павука, який найближчий до k-ї самки павука і має більшу вагу, ніж вона/він.

4.2.1. $U_k = \{x_s \mid w_k < w_s, s \in \overline{1,K}\}$.

4.2.2. Якщо $\exists s \in \overline{1,K}$: $x_s = \arg\min\limits_{x \in U_k} \left\| x - x_k^f \right\|$, то $x^c = x_s$, $w^c = w_s$.

4.3. Обчислити вібрацію, отриману k-ю самкою павука від самки/самця павука, яка найближча до неї і має більшу вагу, ніж вона $V_k^c = w^c \exp\left(-\left\| x^c - x_k^f \right\|^2\right)$.

4.4. Обчислити вібрацію отриману k-ю самкою павука від самки/самця павука кращого за функцією мети $w^* = \max\limits_{s \in \overline{1,K}} w_s$, $V_k^* = w^* \exp\left(-\left\| x^* - x_k^f \right\|^2\right)$.

4.5. Обчислити нову позицію самки $r_k = U(0,1)$, $\lambda_k = U(0,1)$,

$$x_k^f=\begin{cases}x_k^f+\alpha(n)V_k^c(x^c-x_k^f)+\beta(n)V_k^*(x^*-x_k^f)+\delta(n)(r_k-0.5), & \lambda_k<p^f\\ x_k^f-\alpha(n)V_k^c(x^c-x_k^f)-\beta(n)V_k^*(x^*-x_k^f)+\delta(n)(r_k-0.5), & \lambda_k\ge p^f\end{cases}.$$

4.6. Якщо $k<K^f$, то $k=k+1$ перехід на крок 4.2.

5. Перемістити самців павуків.

5.1. Визначити за вагою медіанного самця павука підпопуляції P^m з позицією x_l^m та вагою w_{K^f+l}.

$$l=\left(\arg\underset{s\in\overline{K^f+1,K}}{\mathrm{median}}\,w_s\right)-K^f.$$

5.2. Номер самця павука $k=1$.

5.3. Визначити самку павука, найближчу до k-го самця павука якщо $\exists s\in\overline{1,K^f}$: $x_s=\arg\min\limits_{x\in P^f}\left\|x-x_k^m\right\|$, то $x^f=x_s$, $w^f=w_s$.

5.4. Обчислити вібрацію, отриману k-м самцем павука від найближчої до нього самки павука $V_k^f=w^f\exp\left(-\left\|x^f-x_k^m\right\|^2\right)$.

5.5. Обчислити нову позицію самця $r_k=U(0,1)$,

$$x_k^m=\begin{cases}x_k^m+\alpha(n)V_k^f(x^f-x_k^m)+\delta(n)(r_k-0.5), & w_{K^f+k}>w_{K^f+l}\\ x_k^m+\alpha(n)\left(\dfrac{\sum\limits_{s=1}^{K^m}w_{K^f+s}x_s^m}{\sum\limits_{s=1}^{K^m}w_{K^f+s}}-x_k^m\right), & w_{K^f+k}\le w_{K^f+l}\end{cases}.$$

5.6. Якщо $k<K^m$, то $k=k+1$ перехід на крок 5.3.

6. Об'єднання підпопуляції самок $P^f=\{x_k^f\}$ та підпопуляції самців $P^m=\{x_k^m\}$ у популяцію P.

7. Обчислити вагу кожного павука $w_k=\dfrac{F(x_k)-\max\limits_{s\in\overline{1,K}}F(x_s)}{\min\limits_{s\in\overline{1,K}}F(x_s)-\max\limits_{s\in\overline{1,K}}F(x_s)}$, $k\in\overline{1,K}$.

8. Виконати спарювання.

8.1. Якщо $U(0,1)\ge q(n)$, то перехід на крок 9.

8.2. Визначити за вагою медіанного самця павука підпопуляції P^m з позицією x_l^m та вагою w_{K^f+l}.

$$l=\left(\arg\underset{s\in\overline{K^f+1,K}}{\mathrm{median}}\,w_s\right)-K^f.$$

8.3. Сформувати множину домінантних самців $D=\left\{x_s^m\mid w_{K^f+s}>w_{K^f+l},s\in\overline{1,K^m}\right\}$.

8.4. Кількість домінантних самців павуків, для яких є множина самок павуків $Z=0$.

8.5. Номер самця павука $k=1$.

8.6. Сформувати для домінантного самця множину самок павуків, найближчих до нього, і включити до цієї множини домінантного самця.

8.6.1. Якщо $x_k^m\notin D$, то перехід на крок 8.9.

8.6.2. $U_k=\left\{x_s^f\mid\left\|x_s^f-x_k^m\right\|<r,s\in\overline{1,K}\right\}$.

8.6.3. Якщо $U_k=\varnothing$, то перехід на крок 8.9.

8.6.4. $U_k=U_k\bigcup\{x_k^m\}$.

8.7. Сформувати нову позицію павука на основі рулетки (пропорційного відбору).

8.7.1. $Z=Z+1$.

8.7.2. Обчислити імовірності

$$p_m=\frac{\sum\limits_{s=1}^{K}[x_s=u_{km}]w_s}{\sum\limits_{q=1}^{|U_k|}\sum\limits_{s=1}^{K}[x_s=u_{kq}]w_s},\ [x_s=u_{km}]=\begin{cases}1, & x_s=u_{km}\\ 0, & x_s\ne u_{km}\end{cases},\ m\in\overline{1,|U_k|}.$$

8.7.3. Упорядкувати множину ймовірностей U_k, тобто $p_m>p_{m+1}$.

8.7.4. $j=1$.

8.7.5. Обрати компоненту m, яка задовольняє нерівності $\sum\limits_{s=1}^{m}p_s<U(0,1)\le\sum\limits_{s=m+1}^{|U_k|}p_s$.

8.7.6. $x_{Zj}^{new} = u_{mj}$.

8.7.7. Якщо $j < M$, то $j = j+1$ перехід до кроку 8.7.5.

8.8. Якщо $k < K^m$, то $k = k+1$ перехід до кроку 8.6.

8. 9. Номер домінантного самця павука $z = 1$.

8.10. Визначити павука найгіршого за функцією мети $q = \arg\max_{s \in \overline{1,K}} F(x_s)$.

8.11. Замінити павука найгіршого за функцією мети.

8.11.1. Якщо $F(x_z^{new}) \ge F(x_q)$, то перехід до кроку 8.12.

8.11.2. Якщо $\exists s \in \overline{1,K^f}$: $x_s^f = x_q$, то $x_s^f = x_z^{new}$.

8.11.3. Якщо $\exists s \in \overline{1,K^m}$: $x_s^m = x_q$, то $x_s^m = x_z^{new}$.

8.11.4. $x_q = x_z^{new}$.

8.12. Якщо $z < Z$, то $z = z+1$ перехід до кроку 8.10.

9. Визначити павука найкращого за функцією мети $k^* = \arg\min_k F(x_k)$, $k \in \overline{1,K}$.

10. Визначити глобальну кращу позицію, якщо $F(x_{k^*}) < F(x^*)$, то $x^* = x_{k^*}$.

11. Обчислити параметри $q(n) = q^{\max} - (q^{\max} - q^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$, $\alpha(n) = \alpha^{\max} - (\alpha^{\max} - \alpha^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$,

$\beta(n) = \beta^{\max} - (\beta^{\max} - \beta^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$, $\delta(n) = \delta^{\max} - (\delta^{\max} - \delta^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$.

12. Якщо $n < N$, то $n = n+1$ перехід до кроку 3

Результатом є x^*.

2. Алгоритм соціального павука з динамічними параметрами

Алгоритм соціального павука (social spider algorithm) запропонований Ю (Yu), Лі (Li) [22] та імітує обмін інформацією про кормову стратегію соціальних павуків, використовуючи вібрації на павутині для визначення становища жертв. Простір пошуку формується як гіперрозмірне павутиння, на якому кожна позиція є розв'язком. Павутиння також є засобом передачі вібрацій, що генеруються павуками. Кожен павук на павутині займає свою позицію, а функція мети сприймається як потенціал перебування джерела їжі у цій позиції. Павуки можуть вільно переміщуватися павутинням. Коли павук пересувається на нову позицію, він генерує вібрацію, яка поширюється павутинням. Інтенсивність вібрації корелює зі значенням функції мети. Таким чином, павуки в одному павутинні діляться своєю особистою інформацією з іншими, щоб сформувати колективне соціальне знання. Як шуканий розв'язок (вектор значень змінних) виступає позиція павука.

Структура запропонованого популяційного метаевристичного методу представлена рис. 2.

1. Ініціалізація.

1.1. Завдання параметра r^a, який регулює швидкість згасання інтенсивності вібрації (чим більше r^a, тим менше згасання вібрації), ймовірностей p^c і p^m формування маски, константи C для обчислення інтенсивності вібрації (мале числоділенню на нуль розподілу на нуль), параметрів $\alpha^{\min}, \alpha^{\max}, \beta^{\min}, \beta^{\max}$ для генерації нової позиції причому $r^a \in (0, \infty)$, $0 < \alpha^{\min} < \alpha^{\max} < 1$, $0 < \beta^{\min} < \beta^{\max} < 1$.

1.2. Завдання максимального числа ітерацій N, розміру популяції K, довжини вектору позиції павука M , мінімальних та максимальних значень для позиції вектору $x_j^{\min}, x_j^{\max}$. $j \in \overline{1,M}$.

1.3. Створення початкової популяції P.

1.3.1. Номер павука $k = 1$, $P = \varnothing$.

1.3.2. Створення випадковим чином векторної позиції $x_k(1)$.

$x_k(1) = (x_{k1}(1), ..., x_{kM}(1))$, $x_{kj}(1) = x_j^{\min} + (x_j^{\max} - x_j^{\min})U(0,1)$,

де $U(0,1)$ - функція, що повертає стандартно рівномірно розподілене випадкове число.

1.3.3. Якщо $x_k(1) \notin P$, то $P = P \bigcup \{x_k(1)\}$, $k = k+1$.

1.3.4. Якщо $k \le K$ перехід на крок 1.3.2.

1.3.5. Номер павука $k = 1$, $P = \varnothing$.

1.3.6. Обчислення $r = round(1 + (K-1)U(0,1))$, де $round()$ – функція, що округлює число до найближчого цілого.

1.3.7. Створення цільової позиції вектора x_k^{tar}.

Якщо $k \ne r$, то $x_k^{tar} = x_r(1)$, інакше перехід на крок 1.3.6.

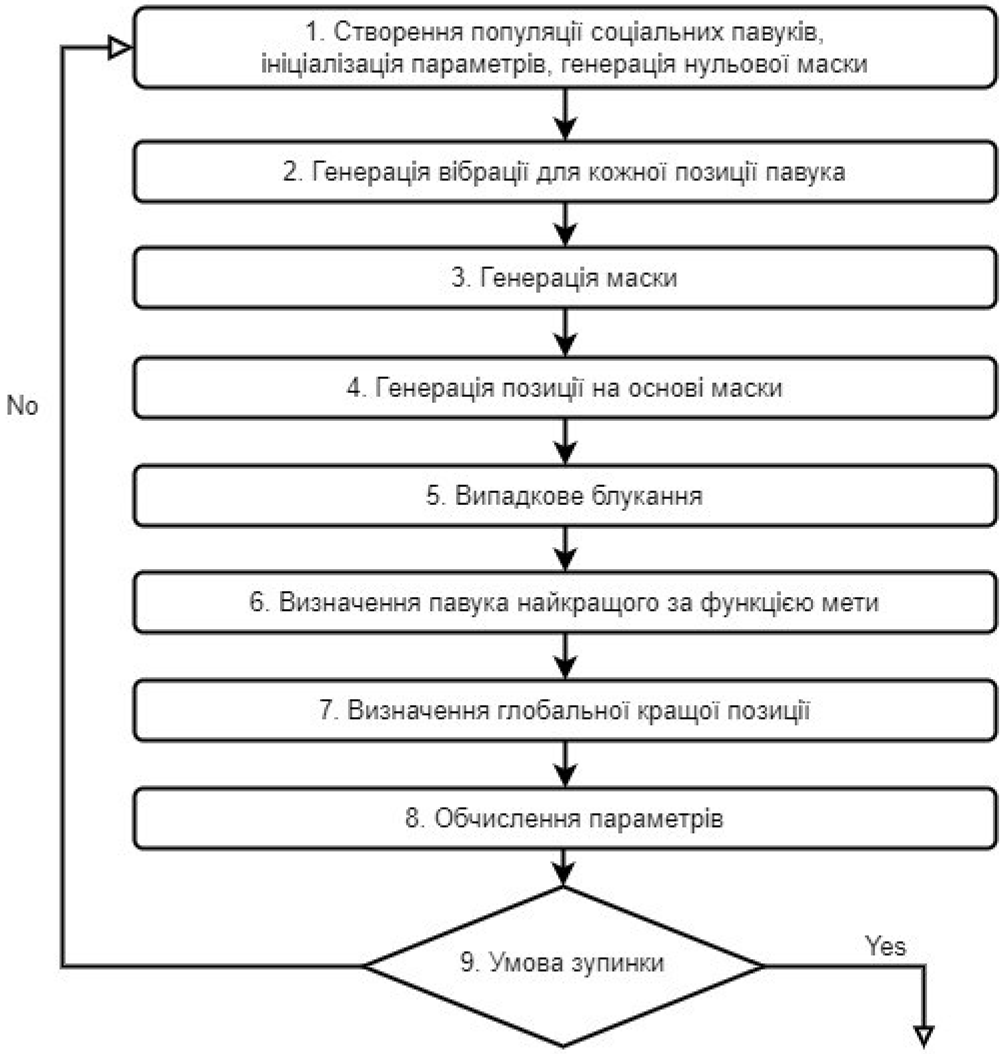

Рис. 2. Структура запропонованого популяційного метаевристичного методу пошуку мінімуму неперервних функцій

1.3.8. Обнуління лічильника кількості ітерацій, на яких не відбувалося зміни цільової позиції $c_k = 0$.

1.3.9. $P = P \bigcup \{(x_k(1), x_k^{tar}, c_k)\}$.

1.3.10. Якщо $k < K$, то $k = k + 1$ перехід на крок 1.3.6.

1.4. Генерація маски

$m_{kj} = 0$, $j \in \overline{1,M}$, $k \in \overline{1,K}$.

1.5. Визначення павука найкращого за функцією мети $k^* = \arg\min\limits_k F(x_k(1))$, $k \in \overline{1,K}$, $x^* = x_{k^*}$.

1.6. Ініціалізація параметрів

$\alpha(n) = \alpha^{\max}$, $\beta(n) = \beta^{\min}$.

2. Номер ітерації $n = 1$.

3. Генерація вібрації для кожної позиції павука.

3.1. Обчислення середньоквадратичного відхилення

$$\sigma = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{s=1}^{K} \left(x_{sj}(n) \right)^2 - \left(\frac{1}{K} \sum_{s=1}^{K} x_{sj}(n) \right)^2} .$$

3.2. Обчислення інтенсивності вібрації, створюваної кожним k павуком в позиції $x_k(n)$ і відчувається кожним l павуком в позиції $x_l(n)$

$$I(x_k(n), x_l(n)) = \ln\left(\frac{1}{F(x_k(n)) - C} + 1 \right) \exp\left(-\frac{\left\| x_k(n) - x_l(n) \right\|^2}{r^a \sigma} \right),\ k \in \overline{1,K}\ , l \in \overline{1,K} .$$

3.3. Визначення для кожного l павука в позиції $x_l(n)$ павука створює вібрацію максимальної інтенсивності

$k^* = \arg\max\limits_{k \in \{1,...,K\} \setminus \{l\}} I(x_k(n), x_l(n))$, $l \in \overline{1,K}$.

3.4. Якщо $I(x_{k^*}(n), x_l(n)) > I(x_l^{tar}, x_l(n))$, то $x_l^{tar} = x_{k^*}(n)$, $c_l = 0$, інакше $c_l = c_l + 1$.

4. Генерація маски. Якщо $U(0,1) > \left(p^c\right)^{c_l}$, то $m_{lj} = \begin{cases} 0, & U(0,1) \ge p^m \\ 1, & U(0,1) < p^m \end{cases}$, $j \in \overline{1,M}$, $l \in \overline{1,K}$.

5. Генерація позиції на основі маски.

$r = round(1 + (K-1)U(0,1))$, $x_{lj}^m = \begin{cases} x_{lj}^{tar}, & m_{lj} = 0 \\ x_{rj}, & m_{lj} = 1 \end{cases}$, $j \in \overline{1,M}$, $l \in \overline{1,K}$.

6. Випадкове блукання.

6.1. Якщо $n = 1$, то $x_{lj}(n+1) = x_{lj}(n) + \beta(n)(x_{lj}^m(n) - x_{lj}(n))U(0,1)$, інакше

$x_{lj}(n+1) = x_{lj}(n) + \alpha(n)(x_{lj}(n) - x_{lj}(n-1))U(0,1) + \beta(n)(x_{lj}^m(n) - x_{lj}(n))U(0,1)$, $j \in \overline{1,M}$, $l \in \overline{1,K}$.

6.2. $x_{lj}(n+1) = \max\{x_j^{\min}, x_{lj}(n+1)\}$, $x_{kj}(n+1) = \min\{x_j^{\max}, x_{kj}(n+1)\}$, $j \in \overline{1,M}$, $k \in \overline{1,K}$.

7. Визначення павука найкращого за функцією мети $k^* = \arg\min_k F(x_k(n+1))$, $k \in \overline{1,K}$.

8. Визначення глобальної кращої позиції. Якщо $F(x_{k^*}) < F(x^*)$, то $x^* = x_{k^*}$.

9. Обчислюються параметри $\alpha(n) = \alpha^{\max} - (\alpha^{\max} - \alpha^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$ $\beta(n) = \beta^{\max} - (\beta^{\max} - \beta^{\min})\left(\dfrac{n}{N}\right)$.

10. Якщо $n < N$, то $n = n+1$ перехід до кроку 3.

Результатом є x^*.

3. Чисельне дослідження запропонованих методів

Чисельне дослідження проводилося з використанням функції Ackley

$$f(x) = -a\exp\left(-b\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} x_j^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\cos(cx_j)\right) + a + \exp(1),$$

де $a = 20,\ b = 0.2,\ c = 2\pi$, $x_j^{\min} = -32.768,\ x_j^{\max} = 32.768$, $M = 30$.

У роботі розмір популяції $K = 50$, максимальна кількість ітерацій $N = 100$, кількість самок павуків $K^f = 35$, кількість самців павуків $K^m = 15$, $\delta^{\min} = 0.1, \delta^{\max} = 0.9$ порогова ймовірність $p^f = 0.7$, мінімальна і максимальна ймовірності спарювання $q^{\min} = 0.1,\ q^{\max} = 0.9$, параметри $\alpha^{\min} = 0.1,\ \alpha^{\max} = 0.9$, $\beta^{\min} = 0.1,\ \beta^{\max} = 0.9$ для генерації нової позиції, параметр $r^a = 1$ для регулювання швидкості згасання інтенсивності вібрації, ймовірності $p^c = 0.7$ та $p^m = 0.1$ для формування маски $C = 0.001$.

Результати порівняння запропонованих методів із класичними методами наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння запропонованих метаевристичних методів пошуку мінімуму неперервної функції з існуючими

№ п/п	Метод	Середньоквадратична помилка методу	
		запропонованого з динамічними параметрами	існуючого
1	оптимізація соціальних павуків	0.04	0.08
2	алгоритм соціального павука	0.03	0.07

Обрані значення параметрів запропонованих методів пошуку мінімуму неперервної функції забезпечують високу ймовірність спарювання та генерації випадкового рішення на початкових ітераціях та низьку ймовірність спарювання та генерації випадкового розв'язку на заключних ітераціях.

Класичні методи, що ґрунтуються на поведінці соціальних павуків, не враховують номер ітерації в операторі генерації розв'язку, що знижує точність пошуку розв'язку (табл. 1).

Запропоновані методи дозволяють усунути зазначені недоліки.

Висновки

1. Для пошуку мінімуму неперервних функцій розроблений популяційний метаевристичний метод на основі оптимізації соціальних павуків та алгоритму соціального павука. Запропонований метод, за рахунок використання динамічних параметрів виконує глобальний пошук на початкових ітераціях і локальний пошук на заключних ітераціях, дозволяє підвищити швидкість і точність пошуку.

2. Запропоновані методи оптимізації на основі популяційної метаевристики можуть використовуватися для ідентифікації параметрів штучних нейронних мереж інформаційних моделей перетворень даних аудиту. Перспективи подальших досліджень полягають у тестуванні запропонованих методів на більш широкому наборі тестових даних.

Література

1. The World Bank: World Development Report 2016. Digital Dividends. URL: https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2016.

2. Talbi El-G. Metaheuristics: from design to implementation. Hoboken, New Jersey: Wiley & Sons, 2009. 618 p.

3. Engelbrecht A.P. Computational Intelligence: an introduction. Chichester, West Sussex: Wiley & Sons, 2007. 630 p.

4. Yang X.-S. Nature-inspired Algorithms and Applied Optimization. Charm: Springer, 2018. 330 p.

5. Blum C., Raidl G.R. Hybrid Metaheuristics. Powerful Tools for Optimization. Charm: Springer, 2016. 157 p.

6. Glover F., Kochenberger G.A. Handbook of Metaheuristics. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2003. 570 p.

7. Yang X.-S. Optimization Techniques and Applications with Examples. Hoboken, New Jersey: Wiley & Sons, 2018. 364 p.

8. Martí R., Pardalos P.M., Resende M.G.C. Handbook of Heuristics. Charm: Springer, 2018. 1289 p.

9. Gendreau M., Potvin J.-Y. Handbook of Metaheuristics. New York: Springer, 2010. 640 p.

10. Doerner K.F., Gendreau M., Greistorfer P., Gutjahr W., Hartl R.F., Reimann M. Metaheuristics. Progress in Complex Systems Optimization. New York: Springer, 2007. 408 p.

11. Bozorg ‑ Haddad O., Solgi M., Loaiciga H. Meta-heuristic and Evolutionary Algorithms for Engineering Optimization. Hoboken, New Jersey: Wiley & Sons, 2017. 293 p.

12. Chopard B., Tomassini M. An Introduction to Metaheuristics for Optimization. New York: Springer, 2018. 230 p.

13. Radosavljević J. Metaheuristic Optimization in Power Engineering. New York: The Institution of Engineering and Technology, 2018. 536 p.

14. Grygor O., Fedorov E., Utkina T., Lukashenko A., Rudakov K., Harder D., Lukashenko V. Optimization method based on the synthesis of clonal selection and annealing simulation algorithms. Radio Electronics, Computer Science, Control. 2019. № 2. P. 90–99.

15. Fedorov E., Lukashenko V., Utkina T., Lukashenk A., Rudakov K. Method for parametric identification of Gaussian mixture model based on clonal selection algorithm. CEUR Workshop Proceedings. 2019. Vol. 2353. P. 41-55.

16. Alba E., Nakib A., Siarry P. Metaheuristics for Dynamic Optimization. Berlin: Springer-Verlag, 2013. 398 p.

17. Du K.-L., Swamy M.N.S. Search and Optimization by Metaheuristics. Techniques and Algorithms Inspired by Nature. Charm: Springer, 2016. 434 p.

18. Nakib A., Talbi El-G. Metaheuristics for Medicine and Biology. Berlin: Springer-Verlag, 2017. 211 p.

19. Subbotin S., Oliinyk A., Levashenko V., Zaitseva E. Diagnostic Rule Mining Based on Artificial Immune System for a Case of Uneven Distribution of Classes in Sample. Communications. Vol. 3. 2016. P. 3–11.

20. Brownlee J. Clever Algorithms: Nature-Inspired Programming Recipes. Melbourne: Brownlee, 2011. 436 p.

21. Cuevas E., Cienfuegos M., Zaldvar D., Prez-Cisneros M. A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social-spider. Expert Syst Appl. 2013. Vol. 40, № 16. P. 6374-6384.

22. Yu J.J.Q., Li V.O.K. A social spider algorithm for global optimization. Appl Soft Comput. 2015. Vol. 30. P. 614-627.