https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-78-36
УДК 004.738.5:519.68:004.45

МАНЖУЛА Володимир
Західноукраїнський національний університет
https://orcid.org/0000-0001-5222-8443
e-mail: v.manzhula@wunu.edu.ua
ДИВАК Микола
Західноукраїнський національний університет
https://orcid.org/0000-0002-9049-4993
e-mail: mdy@wunu.edu.ua

МОДЕЛЮВАННЯ СТАТИЧНИХ СИСТЕМ З НЕЛІНІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ОНТОЛОГІЧНОГО ПІДХОДУ

У праці обґрунтовано та побудовано гібридний метод ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками, що базується на знання-орієнтованому підході до опису предметної області стосовно класу задач ідентифікації та правил комбінування методів оптимізації для їх розв'язування. Розроблено правила застосування методів структурної та параметричної ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками, які базуються на характеристиках класу задач ідентифікації, таких як розмірність оптимізаційних задач та властивості цільової функції. Формалізація запропонованих правил уможливила автоматизований вибір найбільш ефективних методів та алгоритмів ідентифікації в рамках процедурної частини онтології моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками.

Переваги запропонованого підходу проілюстровано на прикладі задачі моделювання генерованої електроенергії денного циклу модуля сонячної електростанції.

Ключові слова: статична система, нелінійні характеристики, інтервальна модель, експериментальні дані, задача ідентифікації, оптимізаційна задача, цільова функція, онтологія предметної області, методи оптимізації.

MANZHULA Volodymyr, DYVAK Mykola
West Ukrainian National University

MODELLING STATIC SYSTEMS WITH NONLINEAR CHARACTERISTICS USING AN ONTOLOGICAL APPROACH

In this study, a hybrid method for identifying interval models of static systems with nonlinear characteristics is substantiated and developed. The method is based on a knowledge-oriented approach to describing the domain concerning the class of identification problems and the rules for combining optimization methods to solve them. Rules for applying structural and parametric identification methods for interval models of static systems with nonlinear characteristics have been developed. These rules are based on the characteristics of the class of identification problems, such as the dimensionality of optimization problems and the properties of the objective function. The formalization of the proposed rules enabled the automated selection of the most effective identification methods and algorithms within the procedural part of the ontology for modelling static systems with nonlinear characteristics. The advantages of the proposed approach are illustrated using the example of modelling the generated power of the daily cycle of a solar power plant module.

The work substantiates and implements ontological descriptions of the subject area of modeling static systems with nonlinear characteristics based on interval data to ensure automated control of the modeling process. As a result of the conducted research, the following results were obtained:

- on the basis of the analysis of temporal characteristics and the convergence of methods of structural and parametric identification of interval models of static systems with nonlinear characteristics, rules for the application of these methods have been developed, which are based on the properties of the identification problem, in particular, such as the dimension of the optimization problem and the complexity of the objective function. The formalization of the proposed rules enabled the automated selection of the most effective identification methods and algorithms in the implementation of the procedural part of the ontology modeling of static systems with nonlinear characteristics;

- the concept of identifying interval models of static systems with non-linear characteristics using an ontology, which includes a knowledge model, the task of which is to structure knowledge about the characteristics of problems of identifying static systems and optimization methods, and to determine the criteria for choosing a method depending on the characteristics of the problem, which collectively made it possible creation of a unified hybrid method of identification, which is the most effective from a computational point of view;

- a hybrid method of identifying interval models of static systems with nonlinear characteristics is substantiated and built, which is based on a knowledge-oriented approach to the description of the subject area of identification tasks and rules for combining optimization methods, in particular global search based on gradient methods and methods of swarm intelligence (swarms of particles, behavioral models of bee colonies), based on the ontology, which collectively ensured a reduction in the computational complexity of identifying interval nonlinear models.

- as a result of the experimental studies, it was established that the hybrid method is based on the formalization of the identification process by choosing an effective optimization method based on the characteristics of the problem, which provides more effective modeling and identification of interval nonlinear models of static systems with nonlinear characteristics compared to existing ones. The advantages of the proposed approach are illustrated on the example of the problem of modeling the generated electricity power of the daily cycle of the power plant module.

Thus, the results obtained in the work contribute to the further development of methods for modeling static systems with nonlinear characteristics based on interval data, which has the potential for wide application in various fields of science and technology.
Keywords: static system, nonlinear characteristics, interval model, experimental data, identification problem, optimization problem, objective function, domain ontology, optimization methods.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Онтологічний підхід уможливлює створення формального представлення знань в певній області, що є важливим для систематизації та структурування інформації [1]. Однак, в контексті моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних, існуючі методи на основі онтологічного підходу не забезпечують достатніх засобів для активного управління процесом моделювання. Причиною цьому є те, що існуючі методи орієнтовані на опис структури та взаємозв'язків між елементами системи, а не на обчислювальні процедури реалізації алгоритмів моделювання [2,3].

В прикладній площині більшість відомих методів побудови математичних моделей вбудовано в конкретні програмні засоби або потребують формальної інтерпретації для використання в загальних математичних інструментах. Наприклад, для моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками необхідним є спеціалізоване програмне забезпечення для аналізу інтервальних даних. Формалізація таких моделей включає в себе чітке визначення синтаксичних та семантичних правил, які є підставою для ідентифікації моделей із застосуванням різних програмних середовищ.

Процедурна частина онтологічного опису визначає набір процедур для реалізації методів побудови математичних моделей, які належать до конкретних програмних модулів та бібліотек модулів. Своєю чергою, це обмежує можливість адаптації та переносу таких процедурних знань до інших контекстів або програмних середовищ. Наприклад, алгоритми для обробки інтервальних даних можуть бути реалізовані в одному програмному продукті, але не доступні для використання в іншому. Декларативні представлення, що описують, завдання можуть забезпечити більшу гнучкість, але їх реалізація вимагає більшої формалізації та інтеграції в існуючі системи.

Створення онтологічних описів для моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних дає можливість подолати обмеження в існуючих програмних засобах. Такі онтологічні описи забезпечують більшу гнучкість процесу моделювання, уможливлюючи використання різних програмних інструментів в інтегрованому середовищі. Наприклад, онтологічна модель може описувати різні методи обробки інтервальних даних та їх застосування в моделюванні, що спрощує вибір та комбінування методів для конкретних задач.

Зважаючи на викладене вище, **метою даного дослідження** є розробка онтологічних описів предметної області моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних для забезпечення автоматизованого управління процесом моделювання, особливо в контексті застосування різних методів побудови інтервальних моделей. Як відомо, ці методи ґрунтуються на розв'язуванні різних типів оптимізаційних задач структурної та параметричної ідентифікації таких моделей [4]. Застосування онтологічного підходу, який формалізує знання про задачі та методи, адаптивні рекомендації на основі аналізу характеристик оптимізаційних задач, уможливлює розробку гібридного методу моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі автоматизованого вибору найбільш ефективного методу оптимізації.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНТЕРВАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ СТАТИЧНИХ СИСТЕМ З НЕЛІНІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

Статичні системи, як правило, описують функціональними залежностями між значеннями вхідних факторів та вихідними значеннями нелінійних характеристик системи у вигляді алгебраїчного виразу [4]:

$$y(X) = \cdot\, f_1(\vec{\beta}, X) + f_2(\vec{\beta}, X) + \cdots + f_m(\vec{\beta}, X), \tag{1}$$

де

$y(X)$ – модельоване значення нелінійної характеристики статичної системи;

$\vec{\beta}$ – невідомий вектор параметрів інтервальної моделі;

$\lambda_m = \{f_1(\vec{\beta}, X), f_2(\vec{\beta}, X), \dots, f_m(\vec{\beta}, X)\}$ – множина базисних нелінійних;

m – кількість базисних функцій моделі, тобто її структурних елементів.

Результати експерименту, які необхідні для ідентифікації нелінійних (в загальному вигляді) інтервальних моделей (1) отримують у такому вигляді:

$$\vec{X}_i \to [y_i^-; y_i^+], i = 1, \dots, N, \tag{2}$$

де

$[y_i^-; y_i^+]$ – нижня та верхня межі експериментально отриманих значень нелінійної характеристики статичної системи в i-му спостереженні, $i = 1, \dots, N$;

$\vec{X}_i$ – значення факторів впливу (вхідних змінних) на систему в i-му спостереженні;

N – загальна кількість спостережень в експерименті.

Останнім часом набули розвитку методи ідентифікації інтервальних моделей на основі точкових оцінок параметрів $\vec{\hat{\beta}}^m$. У цьому випадку, структурна та параметрична ідентифікації базуються на оптимізаційних задачах, для розв'язку яких застосовуються методи багатовимірної нелінійної оптимізації [5, 6]. При цьому розв'язують оптимізаційну задачу для ідентифікації структури такого вигляду [5]:

$$\delta(\vec{\lambda}_m, \vec{\beta}^m) \xrightarrow{\vec{\hat{\lambda}}_m, \vec{\hat{\beta}}^m, \alpha_i} min \tag{3}$$

$$\lambda_m \in \lambda_s, \tag{4}$$

$$\alpha_i \in [0,1], i = 1, \dots, N. \tag{5}$$

де

λ_s – множина всіх можливих елементів структури інтервальної моделі;

s – кількість всіх можливих елементів структури;

α_i – коефіцієнти лінійної комбінації для визначення точки в межах експериментальних даних $[y_i^-; y_i^+]$.

В межах задачі структурної ідентифікації, для поточної структури також розв'язують оптимізаційну задачу ідентифікації параметрів такого вигляду [5]:

$$\delta(\vec{\beta}^m) \xrightarrow{\vec{\hat{\beta}}^m, \hat{\alpha}_i} min \tag{6}$$

$$\lambda_m \in \lambda_s, \tag{7}$$

$$\alpha_i \in [0,1], i = 1, \dots, N \tag{8}$$

Цільова функція в обох випадках є критерієм мінімізації квадратичної похибки, моделі вигляду:

$$\hat{y}_i(\vec{X}_i) = f_1\left(\vec{\hat{\beta}}_1, \vec{X}_i\right) + f_2\left(\vec{\hat{\beta}}_2, \vec{X}_i\right) + \dots + f_m\left(\vec{\hat{\beta}}_m, \vec{X}_i\right), i = 1, \dots, N, \tag{9}$$

та має такий вигляд [7]:

$$\delta(\vec{\beta}^m) = \sum_{i=1}^{N}\left(\hat{y}_i(\vec{X}_i) - P([y_i^-; y_i^+], \alpha_i)\right)^2, i = 1, \dots, N, \tag{10}$$

де

$$P([y_i^-; y_i^+], \alpha_i) = \alpha_i \cdot y_i^- + (1 - \alpha_i) \cdot y_i^+, i = 1, \dots, N. \tag{11}$$

В якості додаткового критерію зупинки оптимізаційних процедур використовують умову належності модельованих значень інтервальним значенням експериментальних даних для випадку точкової моделі [7]:

$$\hat{y}_i(\vec{X}) \in [y_i^-; y_i^+], i = 1, \dots, N. \tag{12}$$

Істинність такого твердження гарантує адекватність та задану точність побудованої моделі.

ХАРАКТЕРИСТИКИ ЗАДАЧІ МОДЕЛЮВАННЯ СТАТИЧНИХ СИСТЕМ З НЕЛІНІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

Наведена вище постановка задачі параметричної ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками як оптимізаційної задачі (6-8) є базовою для ідентифікації інтервальних моделей статичних систем в цілому. Зазначену задачу вирішують у спосіб використання багатовимірної оптимізації [8]. Дослідження та розробка методів ідентифікації на основі градієнтних методів пошуку у комбінації з методами глобального пошуку, показали достатню ефективність та прийнятну обчислювальну складність [7]. Проте, розроблені методи чутливі до типу та характеристик оптимізаційної задачі. До таких характеристик можна віднести нелінійність цільової функції, яка може впливати на її диференційованість та появу точок розриву першого та другого роду. Також важливою характеристикою є розмірність вхідних даних задачі ідентифікації статичних систем з нелінійними характеристиками. Наведені характеристики в сукупності породжують численні локальні мінімуми, які суттєво ускладнюють оптимізацію параметрів інтервальних нелінійних моделей. Тому актуальним є питання обґрунтування характеристик задач ідентифікації статичних систем з нелінійними характеристиками для вибору ефективного методу нелінійної оптимізації.

Розглянемо основні характеристики багатовимірного простору пошуку, які можуть зумовлювати переваги та обмеження застосування відповідних методів оптимізації. На підставі аналізу та практичних міркувань виділимо дві загальні характеристики задачі оптимізації параметрів інтервальних нелінійних моделей, що обумовлюють вибір відповідних методів:

розмірність простору оптимізації;
складність цільової функції.

Кожна характеристика може містити декілька ознак (рис. 1), відповідно розглянемо їх детально.

Розмірність простору оптимізації.

На підставі практичного досвіду розв'язування численних прикладів окреслимо ознаки розмірності оптимізаційної задачі ідентифікації параметрів інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками:

низька розмірність, ($n<50$);
середня розмірність, ($50<n\leq100$);
висока розмірність, ($n>100$),

де $n=N+m$; N – кількість спостережень, m – кількість параметрів моделі.

Варто зауважити, що такий спосіб визначення розмірності задачі параметричної ідентифікації моделей статичних систем з нелінійними характеристиками, пов'язаний із способом представлення цільової функції (10).

Складність цільової функції.

Наявність численних локальних мінімумів може значно ускладнює пошук глобального мінімуму. Наявність властивостей диференційованості та неперервності цільової функції в задачі ідентифікації моделі дає можливість знизити обчислювальну складність процесу оптимізації, оскільки уможливлює застосування градієнтних методів оптимізації в комбінації з методами глобального пошуку. Наявність розривів першого або другого роду у цільовій функції суттєво ускладнюють процедури оптимізації. У такому випадку використовують метаевристичні алгоритми чи алгоритми стохастичного пошуку.

Рис. 1. Характеристики оптимізаційної задачі ідентифікації статичних систем з нелінійними характеристиками

Для оцінки ефективності застосування різних методів оптимізації для розв'язування задач ідентифікації моделей статичних систем з нелінійними характеристиками критеріями є часова складність та масштабованість.

Таким чином у в роботі запропоновано дослідити за зазначеними критеріями ряд відомих методів глобального пошуку, які процедурно реалізовані у практично усіх відомих програмних інструментаріях: метод Global Search в комбінації з різними методами локального пошуку [9, 10, 11], метод на основі рою частинок (Particle Swarm Optimization, PSO) [12] та метод на основі поведінкових моделей бджолиних колоній (Artificial Bee Colony, ABC) [13,14]. Ці методи можуть бути ефективними в умовах складного «ландшафту» цільової функції та за наявності її розривів.

Масштабованість алгоритму визначає його здатність ефективно працювати зі збільшенням розмірності задачі. Деякі алгоритми можуть добре працювати в низькорозмірних просторах, але бути менш ефективними у високорозмірних.

Для дослідження можливостей методів нелінійної оптимізації розв'язувати задачу ідентифікації статичних систем враховуючи наведені характеристики проведемо чисельні експерименти на основі тестових функцій. Обираючи тестові функції для чисельних експериментів дослідження впливу характеристик задачі оптимізації на вибір методу, сформулюємо такі вимоги до них:

функції повинні мати певний рівень складності обчислювальної складності, які відповідають реальним задачам оптимізації.

функції повинні мати різні властивості, такі як диференційованість, або розриви, наявну множинну мінімумів.

Відповідно, було обрано функції Розенброка, Растригіна та функції з розривами першого та другого роду.

Функція Розенброка широко використовується для оцінки ефективності чисельних методів оптимізації та має такий вигляд [15]:

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], x \in [-30, 30] \tag{13}$$

Вона має «вузькі довгі долини», що робить її складною для знаходження глобального мінімуму. Зазначена функція також демонструє властивості парності мінімумів, що робить її ефективною для тестування збіжності різних алгоритмів оптимізації.

Функція Растригіна має такий вигляд [15]:

$$y(x) = -20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} cos(2\pi x_i)} + 20 + e, x \in [-32{,}768, 32{,}768]. \tag{14}$$

Дана функція відома своїми «широкими і глибокими басейнами тяжіння» до оптимумів, а також великою кількістю локальних мінімумів. Вона дає можливість перевіряти ефективність та здатність методів оптимізації знаходити глобальний мінімум через наявність численних локальних мінімумів.

Обираючи функції з розривами для тестування чисельних методів оптимізації, важливо обрати такі, що відображають реальні сценарії або властивості задач, де можуть виникати особливості у роботі методів. Для оцінки здатності методів оптимізації знаходити оптимальні значення в умовах, коли функція має розриви, використано функцію з розривами першого роду такого вигляду:

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n} \begin{cases} (x_i - 2)^2 + (x_i - 3)^2, \text{якщо } x_i < 0, \\ (x_i + 2)^2 + (x_i + 3)^2, \text{якщо } x_i \geq 0. \end{cases} \tag{15}$$

Для оцінки здатності методів оптимізації шукати розв'язки цільових функцій з більш складними розривами, які можуть породжувати високу обчислювальну складність було використано функцію з розривами другого роду такого вигляду:

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i^2 - 1)^2}{(x_i - 2)^2}. \tag{16}$$

В таблиці 1 наведено результати чисельних експериментів з оптимізації на основі функції Розенброка за допомогою різних методів:

GlobalSearch та GlobalSearch із використанням методу Nelder-Mead (у випадках неможливості обчислення похідних цільової функції),

PSO (Particle Swarm Optimization),

ABC (Artificial Bee Colony).

Як зазначалося вище, для аналізу результатів було обрано два показники: час виконання (t, c) та значення цільової функції (fval). Значення розмірності задачі моделює дослідження задач з різною складністю і вимогами до обчислювальних ресурсів. При цьому для всіх методів були визначені рівні умови:

кількість точок (розмір популяції):

низька розмірність, (*n*<*50*) – *2n*;

середня розмірність, (*50*<*n*≤*100*) – *n*;

висока розмірність, (*n*>*100*) – *200*.

максимальна кількість ітерацій – 2000, що уможливить дослідження як часових характеристик методів, так і збіжність методів на основі значення цільової функції.

Таблиця 1

Результати чисельних експериментів оптимізації на основі функції Розенброка

Розмірність задачі, n	GlobalSearch		GlobalSearch +Nelder-Mead	
	t, c	Fval	t, c	Fval
10	0.2022	6.41287e-11	0.02189	21.7808
50	0.3653	41.9778	0.136469	9072.6192
100	0.2827	0.2253	0.3103	101024.575
500	0.6365	32.9266	17.25212	6217893.878
1000	0.8115	212.398	67.68573	13441705.706
	PSO		ABC	
	t, c	Fval	t, c	fval
10	0.3814	0.2852	0.0748	6561.5031
50	1.0445	46.1405	0.24062	320237.5139
100	2.5327	111.379	0.54522	757218.484
500	14.6704	11160.4341	3.4393	5145465.71
1000	42.236	293637.61	6.27198	11356482.67

Аналізуючи результати таблиці 1, бачимо, що процедури оптимізації на основі методу GlobalSearch показують досить стабільні результати з точки зору часу виконання і значень цільової функції для всіх задач, розглянутих розмірностей. Час виконання процедур методу відносно невеликий, і значення цільової функції в більшості випадків близьке до нуля, що є глобальним мінімумом функції Розенброка. GlobalSearch разом з методом Недлера-Міда, що реалізує багатовимірний пошук для нелінійних функцій, показав прийнятних час обчислень для малих та середніх розмірностей (n = 100), але при цьому дуже низьку збіжність.

Застосування методу PSO, до розв'язування оптимізаційних задач із зазначеними тестовими цільовими функціями також показує конкурентоспроможні результати, але його час виконання зростає зі збільшенням розмірності задачі. При зростанні розмірності задачі ці методи показують низьку збіжність. Методи на основі ABC демонструють вищу часову складність у порівнянні з методами GlobalSearch і PSO, крім випадку задач низької розмірності.

Отже, для задач із цільовою функцією, оптимізація якої має низьку конвергенцію, метод GlobalSearch виявився найефективнішим за критеріями часу виконання та досягнення оптимуму цільової функції, особливо для задач середніх та високих розмірностей.

У таблиці 2. наведено результати чисельних експериментів з оптимізації на основі функції Растригіна, яка відзначається великою кількістю локальних мінімумів.

Таблиця 2

Результати чисельних експериментів оптимізації на основі функції Растригіна

Розмірність задачі, n	GlobalSearch		GlobalSearch +Nelder-Mead	
	t, c	fval	t, c	fval
10	0.2129	-0.0459	0.0318	92.0783
50	0.1513	-0.3534	0.0828	401.2185
100	0.146	-0.1379	0.3029	1210.8273
500	1.8609	-0.0392	17.8538	8171.5758
1000	2.1907	-0.2216	65.5429	18203.07
	PSO		ABC	
	t, c	fval	t, c	fval
10	0.0552	13.8957	0.0917	91.6063
50	0.1103	197.8292	0.3428	637.5112
100	0.5769	339.6717	0.9878	1494.5734
500	20.095	2481.0978	7.4179	8283.9717
1000	44.5976	6433.64	12.076	17337.654

Отже, аналіз таблиці 2 продемонстрував, що при наявності великої кількості локальних мінімумів метод GlobalSearch також виявився найбільш ефективним методом з точки зору швидкості виконання і досягнення оптимуму цільової функції. Методи ройового інтелекту PSO і ABC показують гірші результати, особливо на великих розмірностях, коли вимагається збільшення обчислювальних ресурсів.

У таблиці 3. наведено результати чисельних експериментів з оптимізації на основі функції з розривами першого роду, яка показує здатність методів знаходити оптимум у випадку негладкої функції.

Аналіз результатів (таблиця 3) показує, що час обчислень (t) для методу глобального пошуку метод GlobalSearch зростає зі зростанням розмірністю задачі, проте і у цих випадках зазначений метод демонструє високу збіжність. Це означає, що метод GlobalSearch досить ефективно знаходить оптимальні значення навіть для негладких цільових функцій та більш складних задач. Для методу GlobalSearch із застосуванням методу локальної оптимізації Nelder-Mead час обчислень значно зростає з розмірністю задачі. Значення функції (fval) також зростає, що вказує на проблеми із збіжністю та точністю оптимізації для більш складних задач.

Таблиця 3

Результати чисельних експериментів оптимізації на основі функції з розривами першого роду

Розмірність задачі, n	GlobalSearch		GlobalSearch +Nelder-Mead	
	t, c	fval	t, c	Fval
10	0.1822	130	0.0121	225.0635
50	0.181	650	0.1242	1291.4163
100	0.1939	1300	0.3032	3089.7564
500	0.3774	6500	17.2544	27236.6572
1000	0.5735	13000	65.5887	54930.8517
	PSO		ABC	
	t, c	fval	t, c	fval
10	0.0279	130	0.0392	290.017
50	0.2525	650.0031	0.1685	2085.7988
100	1.3988	1300.0482	0.5295	4533.7481
500	14.9203	7130.0754	3.4743	25039.9897
1000	38.3542	18439.1297	6.473	51627.5984

Для методу PSO час обчислень є відносно невеликим. Значення функції залишаються стабільними, що показує, що метод PSO забезпечує збіжність для задач різної розмірності. Застосування методу ABC не забезпечує високої збіжності для розглянутої задачі, а також його час виконання більший відносно часу реалізації на підставі методу PSO.

Для тестової функції, що містить точки розриву другого роду отримали аналогічні результати, згідно яких для великих розмірностей глобальний пошук може бути ефективнішим за ройові алгоритми. Для задач низької розмірності ефективним є застосування методу ABC. Результати чисельних експериментів оптимізації для випадку функції з розривами другого роду наведено у таблиці 4.

Таблиця 4

Результати чисельних експериментів оптимізації на основі функції з розривами другого роду

Розмірність задачі, n	GlobalSearch		GlobalSearch +Nelder-Mead	
	t, c	fval	t, c	Fval
10	1.0017	1.2601e-15	0.0329	167.1384
50	0.2193	6.3006e-15	0.156	1118.1638
100	0.2281	1.2601e-14	0.3442	1972.1909
500	0.5303	1.3623e-07	16.9923	23981.025
1000	0.7469	1.0735	66.3117	196100.96
	PSO		ABC	
	t, c	fval	t, c	fval
10	0.1307	6.5658e-08	0.0732	4.9985
50	0.3039	2.0437e-06	0.1559	576.9664
100	1.5745	6.5588e-06	0.4369	1540.4201
500	0.831	13799.525	2.9922	14868.8648
1000	1.5122	33648.0926	5.5061	33359.8355

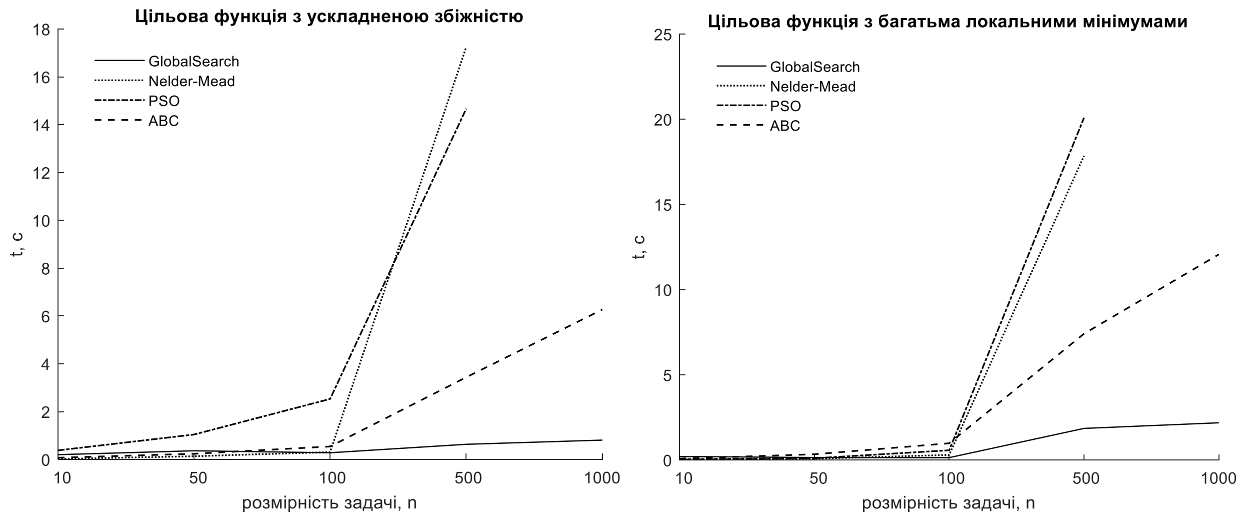
Відповідно, охарактеризуємо, кожен з методів з точки зору ефективності застосування.

Глобальний пошук (GlobalSearch). Цей метод поєднує локальну оптимізацію на основі методу внутрішньої точки та глобальні стратегії пошуку на основі множини точок, що досліджують всю область визначення. Таким чином, зазначений метод придатний для задач різної розмірності та складності цільової функції. Проте, умовою його ефективності є диференційованість цільової функції.

Також метод GlobalSearch на тестових прикладах продемонстрував найкращу збіжність та час обчислень для тестових функцій із ускладненою збіжністю (рис. 2.а) та за наявності багаточисленних локальних мінімумів (рис. 2.б).

Крім того, за наявності стратегії глобального пошуку метод показує прийнятні результати у випадку цільових функцій з розривами першого та другого роду в задачах середньої та високої розмірності (рис. 3.а та рис. 3.б).

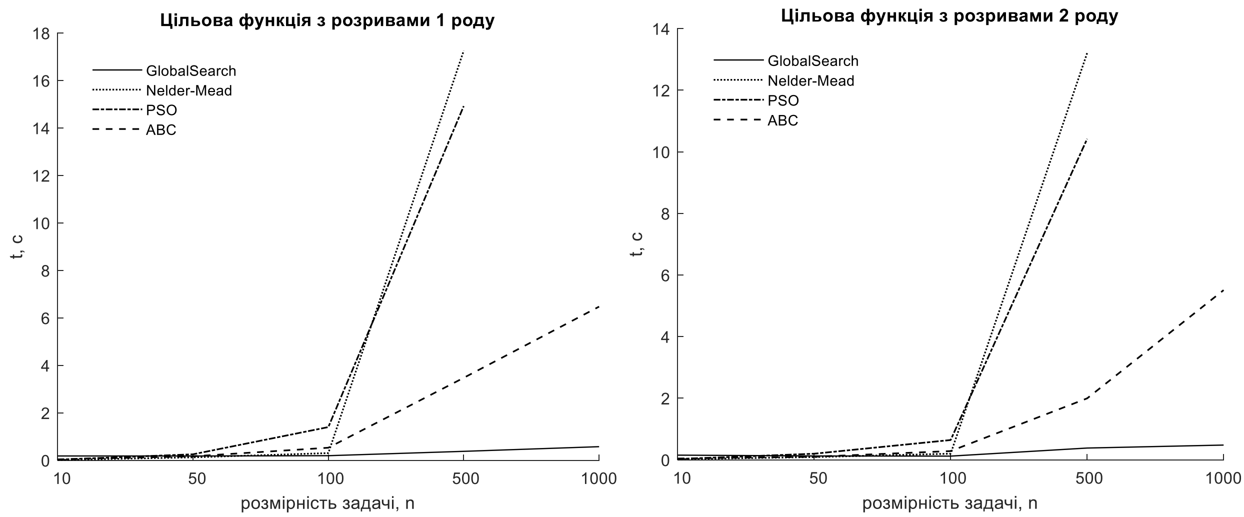
У випадку застосування GlobalSearch в комбінації з методом Nelder-Mead, який застосовний для задач малої розмірності, результати виявилися негативними з точки зору збіжності.



а) б)

Рис. 2. Залежність часової складності оптимізації диференційованих функцій від розмірності задачі: а) функція Розенброка, б) функція Растригіна

Для алгоритмів ройового інтелекту (PSO, ABC) результати засвідчили доцільність застосування для задач з недиференційованою цільовою функцією малої розмірності. Крім того, алгоритм бджолиної колонії продемонстрував здатність ефективно вирішувати задачу оптимізації високої розмірності на основі недиференційованої цільової функції з розривами другого роду.



а) б)

Рис. 3. Залежність часової складності оптимізації функцій з розривами від розмірності задачі: а) функція з розривами 1 роду, б) функція з розривами 2 роду

Підводячи підсумки чисельних експериментів визначимо умови застосування відповідних методів в залежності від характеристик задачі ідентифікації статичних систем з нелінійними характеристиками (таблиця 5).

Таблиця 5

Вибір методів оптимізації на основі характеристик задач моделювання

Характеристики	**Розмірність**		
Складність	**низька,** $n \leq 30$	**середня,** $30 < n \leq 100$	**висока,** $n > 100$
Ускладнена збіжність	GlobalSearch	GlobalSearch	GlobalSearch
Локальні мінімуми	GlobalSearch	GlobalSearch	GlobalSearch
Не диференційована (розриви 1 роду)	PSO	GlobalSearch	GlobalSearch
Не диференційована (розриви 2 роду)	ABC	GlobalSearch	GlobalSearch

Розроблені рекомендації будуть слугувати основою для розробки онтології моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками та на її основі універсального методу, який забезпечить розробку ефективного інструментарію ідентифікації статичних систем на основі інтервальних даних.

ОНТОЛОГІЯ ЗАДАЧІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ МОДЕЛЕЙ СТАТИЧНИХ СИСТЕМ З НЕЛІНІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ НА ОСНОВІ ІНТЕРВАЛЬНИХ ДАНИХ

Онтологічний підхід до реалізації систем моделювання, особливо для статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних, має ряд переваг, які підвищують ефективність у кількох ключових аспектах. Онтологія забезпечує формалізовану та структуровану основу для подання знань. Онтології можуть бути легко розширені та модифіковані, що дозволяє легко додавати нові методи оптимізації, типи задач або характеристики задачі. Завдяки формалізованим правилам та структурованим базам даних, онтологічний підхід дозволяє автоматизувати процес вибору оптимальних методів для конкретних задач. Збереження та аналіз даних про виконання різних методів для схожих задач дозволяє використовувати емпіричні дані для вдосконалення цих рекомендацій.

Особливістю запропонованого підходу є уможливлення повторного використання компонентів розроблених моделей в процесі ідентифікації нових моделей. Рівняння, змінні та припущення, які використано для існуючих моделей можуть бути повторно використані при створенні інших моделей. Крім того, сформована база математичних моделей може бути використана для інтерпретації та повторного використання в інших інформаційних системах [42, 99].

Пропонується використати онтологічний підхід для розробки універсального методу ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками у спосіб процедурного вибору найефективнішого методу для кожної конкретної задачі. Онтологія у цьому контексті означає формалізацію знань про задачі та методи ідентифікації.

Основними компоненти онтології моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних є:

модель знань, завданням якої є структурування знань про характеристики задач ідентифікації статичних систем та методи оптимізації, визначення критеріїв вибору методу залежно від характеристик задачі (характер нелінійності, розмірність, диференційованість цільової функції);

база даних задач та методів для збереження інформації про різні типи задач оптимізації та ефективність застосування різних методів до них та використання історичних даних для покращення рекомендацій;

правила вибору методу для реалізації алгоритмів, які аналізують характеристики задачі і пропонують найефективніший метод оптимізації із врахуванням критеріїв, таких як час виконання, точність, обчислювальні ресурси тощо.

Онтологія математичного моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних забезпечить формалізацію та структурування процесу моделювання, а також уможливить вибір оптимальних методів ідентифікації на основі характеристик задачі.

Загальну схему онтології наведено на рисунку 4.

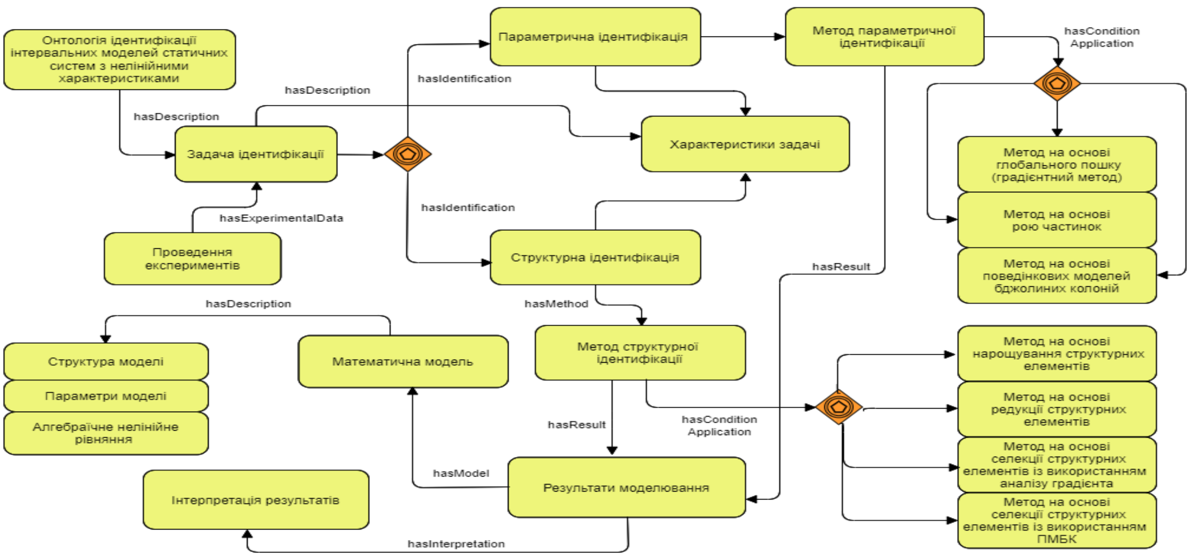


Рис. 4. Загальна схема онтології підтримки процесів ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками

Розробка такої онтології передбачає визначення ключових елементів та взаємозв'язків між ними, спираючись на вказані структури.

Формалізуємо основні елементи моделі знань.

Предметна область *A*, яка описує контекст, у якому будується або використовується математична модель:

$$A = \{\, a_i = (id_a, name_a, desc_a) \mid i \in I_A \,\},$$

де d_i – предметна область, id_a – ідентифікатор предметної області, $name_a$ – назва предметної області, $desc_a$ – опис предметної області, I_A – множина ідентифікаторів предметних областей.

Множина об'єктів O з нелінійними характеристиками, для яких може розв’язуватися задача ідентифікації моделі:

$$O = \{o_k = (id_o, name_o, desc_o) \mid k \in I_O\}$$

де o_k – об'єкт з нелінійними характеристиками, id_o – ідентифікатор об'єкта, $name_a$ – назва об’єкта, $desc_o$ – інформація, що описує об'єкт, I_o – множина ідентифікаторів об’єктів.

Множина вхідних змінних X, на основі яких проводиться ідентифікація об’єкта у вигляді статичної системи з нелінійними характеристиками:

$$X = \{\, x_i = (id_x, x_n, x_t, x_v) \mid i \in I_X \,\},$$

де x_i – це вхідні змінні для ідентифікації статичної системи (об’єкту), id_x – ідентифікатор вхідних значень для фактора, x_n – назва фактора, x_t – тип значень, x_v – значення вхідних змінних, I_X – множина ідентифікаторів вхідних змінних.

Множина значень Y спостережуваних нелінійних характеристик статичної системи:

$$Y = \left\{ y_i = \left(id_y, y_n, y_t, y_v\right) \mid i \in I_Y \right\},$$

де y_i – значення спостережуваних нелінійних характеристик статичної системи статичної систем (об’єкта), id_y – ідентифікатор вихідних значень характеристики, y_n – назва характеристики y_t – тип значень, y_v – значення характеристики, I_Y – множина ідентифікаторів спостережуваних нелінійних характеристик.

Опис математичної моделі, який включає формалізовані рівняння та інші характеристики математичної моделі:

$$M = \left\{ m_j = \left(id_{eq}, eq\right) \mid j \in I_M \right\},$$

де, id_{eq} – ідентифікатор рівняння, eq – формалізований опис рівняння, який містить інформацію про структуру та параметри моделі:

$$eq = \left(id_\beta, id_f, id_{type}, eq_{ch}\right),$$

де id_β – ідентифікатор параметрів, id_f – ідентифікатор структури моделі, id_{type} – ідентифікатор типу рівняння (лінійне, нелінійне тощо), eq_{ch} – символьне значення моделі, I_M – множина ідентифікаторів моделей.

Множина параметрів *P* може бути описаною у такий спосіб:

$$P = \left\{ \beta_j = (id_\beta, \beta_t, \beta_v) \mid j \in I_P \right\},$$

де β_j – параметри інтервальної моделі, id_β – ідентифікатор параметрів, β_t – тип параметра, який визначає точковий або інтервальний вигляд, β_v – значення параметрів нелінійної моделі, I_P – множина ідентифікаторів параметрів моделей.

Множина структурних елементів F, які визначають структуру моделі:

$$F = \left\{ f_s = (id_f, f_t, f_v) \mid s \in I_F \right\},$$

де f_s – це нелінійні функції (структурні елементи), від вхідних змінних та параметрів для моделювання залежності вихідної змінної від вхідних змінних, id_f – ідентифікатор множини структурних елементів на основі нелінійних функцій, f_t – тип нелінійної функції, f_v – значення структури.

Методи ідентифікації параметрів, описуються множиною IP, яка містить відомості про методи та алгоритми параметричної ідентифікації, умови їх застосування:

$$IP = \{ip_k = (id_{IP}, M_{IP}, op_{IP}, desc_{IP}) \mid k \in I_{IP}\}$$

де id_{IP} – ідентифікатор методу параметричної ідентифікації нелінійних моделей статичних систем, M_{IP} – метод ідентифікації параметрів моделі, op_{IP} – це множина операторів, які визначають реалізацію алгоритму методу, $desc_{IP}$ – опис умов застосування методу, в залежності від характеристик задачі ідентифікації, I_{IP} – множина ідентифікаторів методів параметричної ідентифікації.

Методи ідентифікації структури інтервальної моделі, описуються множиною IS, яка містить відомості про методи та алгоритми структурної ідентифікації, умови їх застосування:

$$IS = \{is_k = (id_{IS}, M_{IS}, op_{IS}, desc_{IS}) \mid k \in I_{IS}\}$$

де id_{IS} – ідентифікатор методу структурної ідентифікації нелінійних моделей статичних систем, M_{IS} – метод ідентифікації структури інтервальної моделі, op_{IS} – множина операторів, які визначають реалізацію алгоритму методу, $desc_{IS}$ – опис умов застосування методу, в залежності від характеристик оптимізаційної задачі ідентифікації, I_{IS} – множина ідентифікаторів методів структурної ідентифікації.

Характеристики оптимізаційної задачі ідентифікації інтервальних моделей статичних систем запишемо у вигляді множини Ch:

$$Ch = \{ch_i = (id_{ch}, ch_n, feat_n, feat_t, feat_v) \mid i \in I_{Ch}\},$$

де ch_i – характеристика оптимізаційної задачі, ch_n – назва характеристики, ch_t – тип характеристики, ch_v – значення характеристики, $feat_n$ – назва ознаки, $feat_t$ – тип ознаки характеристики, $feat_v$ – значення ознаки характеристики, I_{Ch} – множина ідентифікаторів характеристик.

Результати побудови інтервальної моделі R, визначаються множиною, що містить основні твердження стосовно отриманого результату ідентифікації:

$$R = \{r_i = (id_r, iterpr_r, desc_r) \mid i \in I_R\},$$

де r_i – результат ідентифікації інтервальної моделі, $\mathrm{id_r}$ – ідентифікатор результату, $iterpr_r$ – інтерпретація результатів побудови моделі, $\mathrm{desc_r}$ – твердження, які описують результат, I_R – множина ідентифікаторів результатів.

Формалізуємо онтологічну модель задачі ідентифікації моделей статичних систем з нелінійними характеристиками на основі вибору ефективних методів ідентифікації із врахуванням розглянутих в попередньому параграфі характеристик цих оптимізаційних задач. Для формалізації онтологій зазвичай використовують алгебру кортежів. Відповідно, запишемо базову структуру онтології у вигляді кортежу, який визначає задачу ідентифікації нелінійної інтервальної моделі, у такому вигляді:

$$T = \langle O_T, Ch_T, Idnt, M_T, R_T \rangle.$$

Деталізуємо основні елементи визначеної структури.

Структура, що визначає об’єкт моделювання, який розглядається як статична система з нелінійними характеристиками:

$$O_T = \langle id_o, id_a, id_x, id_y \rangle.$$

Структура O_T визначає об’єкт за ідентифікатором id_o із заданої предметної області, id_a та результатами проведених експериментів з об’єктом, які репрезентуються значеннями вхідних змінних id_x та вихідними значеннями нелінійних характеристик id_y.

Структура Ch_T визначає характеристики задачі ідентифікації інтервальної нелінійної моделі на основі розмірності вхідних даних та складності нелінійних функцій, що формують множину структурних елементів:

$$Ch_T = \langle id_{Ch}, id_O, id_f \rangle$$

Структура, яка визначає результати вибору методів ідентифікації інтервальних моделей, які включають структурну та параметричну ідентифікацію, має такий вигляд:

$$Idnt = \langle id_{IS}, id_{IP}, id_{Ch} \rangle.$$

Структуру, що описує математичну модель на основі нелінійного алгебраїчного рівняння та визначених параметрів задаємо у такому вигляді:

$$M_T = \langle id_m, id_O \rangle.$$

Відповідно, структуру для визначення результатів моделювання опишемо за допомогою такого кортежу:

$$R_T = \langle id_r, id_m, id_O, id_A \rangle.$$

Відповідно, декларативна частина побудованої онтології містить опис концепцій, об'єктів та їхніх властивостей.

Процедурна частина розробленої онтологія включає логічні правила для автоматичного виведення нових знань на основі наявних даних. Зокрема, на основі експериментальних даних об'єкта з нелінійними характеристиками, системою може бути згенеровано відповідну математичну модель. Також, містить правила вибору оптимальних методів ідентифікації на основі заданих характеристик задачі ідентифікації, які породжують нові знання шляхом уточнення умов застосування різних методів ідентифікації за результатами перебігу процесу ідентифікації.

Розглянемо схему ідентифікації інтервальної моделі статичної системи з нелінійними характеристиками із застосуванням онтологічного опису. Спочатку із застосуванням декларативної частини онтології визначаємо необхідні властивості системи, отримуємо експериментальні дані та визначаємо характеристики задачі ідентифікації. Потім, із застосуванням процедурної частини визначимо адекватні алгоритми ідентифікації, які реалізують відповідні методи параметричної або структурної ідентифікації. Результати обробки будуть інтерпретовані та представлені користувачу.

Такий підхід забезпечує структурований і систематичний спосіб збору, обробки та аналізу даних для ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками, що дозволяє підвищити точність і надійність отриманих результатів а також забезпечить розробку рекомендаційних висновків для інтерпретації результатів моделювання та їх візуалізацію.

МЕТОД МОДЕЛЮВАННЯ СТАТИЧНИХ СИСТЕМ З НЕЛІНІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ НА ОСНОВІ ОНТОЛОГІЧНОГО ПІДХОДУ

Використання, в нашому випадку, онтологічного підходу полягає у формалізації процесу ідентифікації моделі у спосіб вибору найефективнішого методу оптимізації на основі характеристик задачі, що забезпечує моделювання та ідентифікацію інтервальних нелінійних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками. Вибір методу базується на ключових характеристиках задачі, таких як диференційованість цільової функції, розмірність вхідних даних задачі, тип задачі та обмеження, що дозволяє досягти оптимальних результатів з мінімальними витратами часу та обчислювальних ресурсів.

Розглянемо метод моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі розробленої онтології задачі ідентифікації. Суть даного методу полягає у виборі оптимального за характеристиками обчислювальної складності методу параметричної ідентифікації на основі аналізу характеристик оптимізаційної задачі. Такий підхід спростить процедури як параметричної так і структурної ідентифікації інтервальних нелінійних моделей. Для формування множини характеристик беремо до уваги розмірність простору вхідних даних, яка впливає на формування багатовимірного простору оптимізації параметрів та тип базових нелінійних функцій для структурних елементів, які формуватимуть структуру моделі, а відповідно, визначатимуть властивості цільової функції.

Метод ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками, заснований на онтологічному підході, має на меті спрощення процесу параметричної та структурної ідентифікації. Окреслимо основні етапи реалізації цього методу.

Етап ініціалізації. Предметна область застосування, наприклад, екологія, медицина, енергетика тощо ініціалізується на цьому етапі. Об'єкт для ідентифікації визначається шляхом проекції та вибірки даних за атрибутами предметної області. Також на цьому етапі визначаються результати проведення експериментів над об’єктом для отримання вхідних значень факторів впливу та вихідних значень досліджуваних нелінійних характеристик. Враховуючи специфіку об’єкта та його характеристик, визначаємо структуру моделі або множину структурних елементів, у разі коли структура невідома. На основі експериментальних даних та базисних нелінійних функції визначаємо характеристики задачі ідентифікації, на основі яких ґрунтується вибір оптимальних методів параметричної та структурної ідентифікації.

Етап вибору методів ідентифікації. Якщо структура моделі невідома, здійснюється вибір методу структурної ідентифікації. Вибір методу базується на аналізі умов застосування та характеристик оптимізаційної задачі.

Визначення методу ідентифікації параметрів моделі на основі аналізу характеристик оптимізаційної задачі також включає операції проекції, вибірки та впорядкування даних про умови застосування методів.

Етап формування результатів. На основі експериментальних даних для об'єкта будується інтервальна нелінійна модель. Результатом цього етапу є структура моделі та вектор параметрів. Також здійснюється інтерпретація отриманих результатів та визначення основних тверджень щодо використання моделі. Цей етап включає операції проекції, вибірки та впорядкування даних для формування підсумкових результатів.

Етап оновлення умов застосування методів. Останнім етапом є оновлення умов застосування методів структурної та параметричної ідентифікації залежно від характеристик оптимізаційної задачі та перебігу процесу ідентифікації. Це забезпечує адаптацію методу моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками шляхом уточнення нових змін в умовах застосування різних методів.

В основу реалізації методу покладено елементи та операції алгебри кортежів: $\_C$ – префікс та процедура вибору елементів, π – операція проекції алгебри кортежів, σ – операція вибірки з множини за заданими атрибутами та умовами, τ – операція впорядкування за значеннями заданих атрибутів.

Алгоритм реалізації методу ідентифікації інтервальних нелінійних моделей на основі онтологічного підходу наведено нижче.

Алгоритм 1. Ідентифікації інтервальних нелінійних моделей на основі онтологічного підходу

Ініціалізація:

Предметна область id_a_C;

Об'єкт для ідентифікації:

$$O_T\_C = \pi_{id_o}\left(\sigma_{O(id_a)=id_a\_C \wedge O(id_x)=id_x\_C \wedge O(id_y)=id_y\_C}\left(\tau(O)\right)\right);$$

Вихідні дані для побудови моделі:

вхідні значення для факторів впливу id_x_C;

вихідні значення характеристики id_y_C;

множина структурних елементів або множина елементів для відомої структури id_f_C;

характеристики задачі ідентифікації id_{Ch}_C;

Виконати

Якщо невідома структура

Вибір методу структурної ідентифікації id_{IS}_C;

$$Idnt\_C = \pi_{id_{IS}, M_{IS}}\left(\sigma_{\substack{IP(id_o)=id_o\_C \wedge IP(id_m)=id_m\_C \wedge \\ \wedge IP(id_{Ch})=id_{Ch}\_C}}\left(\tau(IP)\right)\right);$$

Кінець

Вибір методу ідентифікації параметрів моделі на основі характеристик оптимізаційної задачі:

$$Idnt\_C = \pi_{id_{IP}, M_{IP}}\left(\sigma_{\substack{IP(id_o)=id_o\_C \wedge IP(id_m)=id_m\_C \wedge \\ \wedge IP(id_{Ch})=id_{Ch}\_C}}\left(\tau(IP)\right)\right);$$

Побудова інтервальної нелінійної моделі на основі експериментальних даних для об'єкта O_C предментої області id_o:

$$M_T\_C = \pi_{id_m}\left(\sigma_{\substack{M(id_o)=id_o\_C \wedge M(id_\beta)=id_\beta\_C \wedge \\ \wedge M(id_f)=id_f\_C}}\left(\tau(M)\right)\right),$$

результатом побудови є структура моделі id_f та вектор параметрів id_β;

Формування результатів побудови моделі, інтерпретації результатів та основних тверджень використання моделі:

$$R_T\_C = \pi_{id_r}\left(\sigma_{R_T(id_o)=id_o\_C \wedge R_T(id_m)=id_m\_C}\left(\tau(R)\right)\right),$$

Оновлення умов застосування методів структурної та параметричної ідентифікації, в залежності від характеристик оптимізаційної задачі ідентифікації:

$IP\_C = \pi_{desc_{IP}}\left(\sigma_{IP(id_{IP})=id_{IP\_C} \wedge M(id_{Ch})=id_{Ch\_C}}\left(\tau(IP)\right)\right);$

$IS\_C = \pi_{desc_{IS}}\left(\sigma_{IP(id_{IS})=id_{IS\_C} \wedge M(id_{Ch})=id_{Ch\_C}}\left(\tau(IS)\right)\right);$

Кінець

Повернути результати побудови моделі R;

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ НА ОСНОВІ ЗАДАЧІ МОДЕЛЮВАННЯ ОБСЯГУ ГЕНЕРОВАНОЇ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ МОДУЛЕМ СОНЯЧНОЇ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЇ

Дослідимо ефективність розробленого методу та алгоритму його реалізації на прикладі задачі моделювання генерованої потужності сонячної електроенергії денного циклу. Основною метою дослідження є порівняльний аналіз результатів комбінування методів структурної та параметричної ідентифікації із результатами, які отримаємо на основі запропонованого онтологічного підходу.

Задача моделювання генерованої потужності сонячної електроенергії денного циклу розв’язується з метою встановлення причинно-наслідкових зв’язків між генерованою потужністю та зовнішніми факторами впливу. Встановлена залежність буде основою навчання моделей для прогнозування генерованої потужності з метою оптимізації роботи сонячної електростанції.

Отже, розглянемо покроково виконання алгоритму на основі розробленої декларативної та процедурної частин онтології моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками.

Крок 1. Ініціалізація

Ініціалізація предметної області:

id_a: 1

$name_a$: «Генерування сонячної електроенергії»

$desc_a$: «Генерація сонячної (фотоелектричної) електроенергії – це процес перетворення сонячної енергії в електричну за допомогою фотоелектричних (PV) панелей. Цей процес використовує властивості напівпровідникових матеріалів, які генерують електричний струм при опроміненні сонячним світлом.

Основні компоненти системи:

- сонячні панелі (PV-панелі), які складаються з фотоелектричних комірок, зазвичай виготовлених з кремнію, які перетворюють сонячне світло в постійний струм (DC).
- інвертори для перетворення постійного струму, що генерується панелями, в змінний струм (AC), який використовується для живлення електричних пристроїв або подається в мережу.
- системи зберігання енергії у вигляді акумуляторів, які накопичують надлишок генерованої електроенергії для використання в періоди низької сонячної активності.
- система моніторингу та управління для відстеження продуктивності, діагностики та оптимізації роботи фотоелектричних систем.

Вплив факторів навколишнього середовища:

- інсоляція – кількість сонячної радіації, що досягає панелей, впливає на їх продуктивність. Інсоляція залежить від географічного розташування, часу доби, пори року та погодних умов;
- температура поверхні панелі – висока температура може знижувати ефективність фотоелектричних комірок;
- температура навколишнього середовища;
- кут нахилу та орієнтація відносно сонця максимізують їх продуктивність.»

Ініціалізація об’єкта (статичної системи):

id_0: 1

$name_o$: «Модуль сонячної електростанції»

$desc_o$: «Модуль сонячної електростанції складається із 40 панелей типу LG NeON R 450W. Тип модулів: монокристалічний кремній.

Експериментальні дані, які вимірюються давачами, формують набори даних для вихідних характеристик модуля сонячної електростанції у такому вигляді:

DATE_TIME – дата та час вимірювання;

PLANT_ID – ідентифікатор електростанції;

SOURCE_KEY – ідентифікатор давача модуля;

DC_POWER – генерована потужність постійного струму, кВт;

AC_POWER – вихідна потужність змінного струму, кВт;

DAILY_YIELD – генерована денна потужність електроенергії, кВт;

TOTAL_YIELD – загальна генерована потужність електроенергії, кВт.

Експериментальні дані для вхідних факторів, що впливають на ефективність роботи модуля сонячної електростанції, формують набори даних у такому вигляді:

DATE_TIME – дата та час вимірювання;

PLANT_ID – ідентифікатор електростанції;
SOURCE_KEY – ідентифікатор давача;
AMBIENT_TEMPERATURE – температура навколишнього середовища ºC;
MODULE_TEMPERATURE – температура поверхні модуля, ºC;
IRRADIATION – інтенсивність сонячної радіації (інсоляція), кВт/м2.

Експериментальні значення вихідної характеристики з урахуванням всіх факторів та погодних умов отримані в межах похибки вимірювань 10%.

Ініціалізація вхідних даних для моделювання:

Для побудови моделі здійснювалася вибірка даних за світловий день, який на дату проведення вимірювань тривав з 6:00 по 18:45. Приклад формування даних на основі вимірювань для одного модуля електростанції:

DATE_TIME – 2022-06-14 (13 годин світлового дня з 6:00 по 18:00);
PLANT_ID – 4135001;
SOURCE_KEY – HmiyD2TTLFNqkNe.

Множина вхідних змінних на основі факторів:

$X = \{x_1, x_2, x_3\}$,

де,

x_1 = (1, «Температура навколишнього середовища», «double», (21.53, 22.74, 24.47, 26.19, 26.95, 28.78, 28.6, 29.03, 27.19, 27.93, 27.74, 26.43));

x_2 = (2, «Температура поверхні модуля», «double», (20.39, 25.8, 35.34, 42.29, 43.85, 50.65, 44.7, 45.4, 33.99, 41.36, 34.53, 33.65, 27.62));

x_3 = (3, «Інтенсивність сонячної радіації, кВт/м2», «double», (0.00968, 0.1557, 0.4587, 0.5729, 0.6171, 0.7027, 0.7445, 0.7324, 0.269, 0.4233, 0.1252, 0.1937, 0.0388)).

Множина вихідних змінних характеристики об’єкта:

$Y = \{y_1\}$,

де,

y_1 = (1, «Вихідна потужність змінного струму, Вт», ([7.728; 9.072], [175.036; 205.477], [534.73; 627.727], [668.7348; 785.036], [710.309; 833.841], [995.831; 1169.019], [713.115; 837.135], [806.771; 947.079], [359.915; 422.509], [546.94; 642.06], [147.279; 172.893], [231.643; 271.928], [43.989; 51.639])).

Множина функцій для структурних елементів:

$$F = \left\{ \begin{matrix} \beta_1 \cdot x_1, \beta_1 \cdot x_2, \beta_1 \cdot x_3, \beta_1 \cdot x_1^{\beta_2}, \beta_1 \cdot x_2^{\beta_2}, \beta_1 \cdot x_3^{\beta_2}, \beta_1 \cdot x_1 \cdot x_2^{\beta_2}, \beta_1 \cdot x_1 \cdot x_3^{\beta_2}, \\ \beta_1 \cdot x_2 \cdot x_3^{\beta_2}, \beta_1 \cdot x_1^{\beta_2} \cdot x_2^{\beta_3}, \beta_1 \cdot x_1^{\beta_2} \cdot x_3^{\beta_3}, \beta_1 \cdot x_2^{\beta_2} \cdot x_3^{\beta_3} \end{matrix} \right\}.$$

Ініціалізація характеристик задачі ідентифікації:

$Ch = \{ch_1, ch_2\}$,

де,

ch_1 = (1, «Розмірність», «низька» «int», 26);
ch_2 = (2, «Складність», «локальні мінімуми», «bool», 1, «диференційована», «bool», 1).

Граф створених концептів під час ініціалізації наведено на рисунку 5.

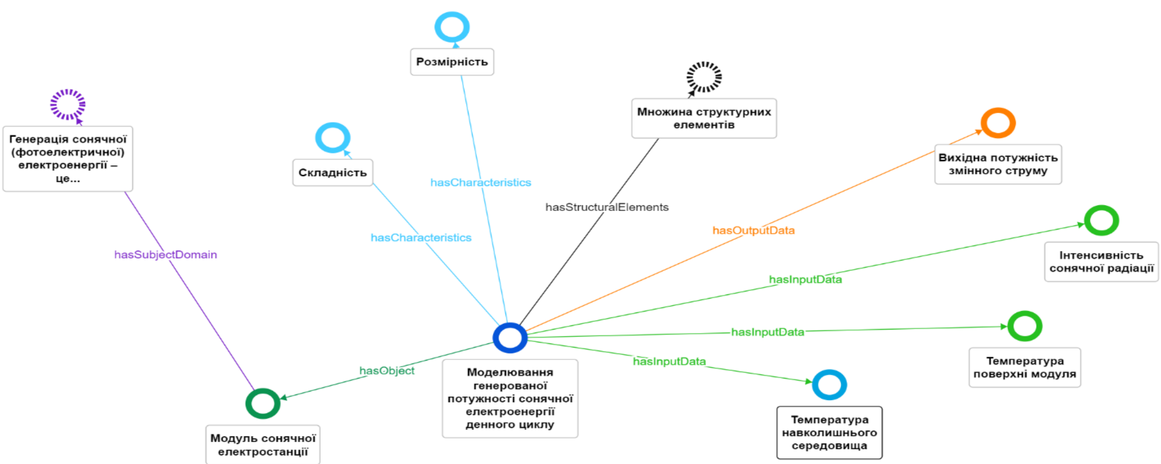


Рис. 5. Ілюстрація ініціалізації концептів на кроці 1

Крок 2. Вибір методу структурної ідентифікації:

$Idnt = is_1$,

де,

is_1 = (1, «Структурна ідентифікація на основі аналізу градієнта цільової функції», «Алгоритм структурної ідентифікації: IS_1.m», «Умови застосування: диференційована цільова функція».

Крок 3. Вибір методу параметричної ідентифікації:

$Idnt = (is_1, ip_1, id_{Ch})$,

де,

ip_1 = (1, «Параметрична ідентифікація на основі градієнтних методів», «Алгоритм параметричної ідентифікації на основі модуля GlobalSearch: IP_1.m», «Умови застосування: диференційована цільова функція, низка розмірність та локальні мінімуми, середня розмірність, висока розмірність».

Крок 4. Побудова моделі:

$M = (m_1, 1, 1)$,

де,

m_1 = (1, ($id_\beta = 1, id_f = 1, id_{type} =$ Нелінійна: показникова, "$y(x) = 426.6487 - 22.0263\ x_1 + +0.006x_2^{2.9319} + 763.8778x_2^{0.6913}$")),
$\beta_1 = (1, \text{"point"}, (426.6487, -22.0263, 0.006, 2.9319, 763.8778, 0.6913))$, $f_1 = (1, 2, (1, 4, 6))$.

Крок 5. Формування результатів:

$R = (r_1, m_1, 1, 1)$,

де,

r_1 = (1. «1. Модель описує залежність генерованої електроенергії модулем сонячної електростанції від зовнішніх факторів: температура навколишнього середовища, температури поверхні модуля, інсоляції. 2. Модель відтворює залежність із заданою точністю.»)

Формування візуальних об'єктів на основі аналізу точності та адекватності (прогностичних властивостей) моделей. (рис. 6).

Крок 6. Оновлення умов застосування методів: в межах існуючих

Ілюстрація концептів, які створені в ході виконання кроків 2-6 наведено на рисунку 7.

Для оцінки ефективності розробленого методу ідентифікації інтервальних нелінійних моделей наведемо порівняльну характеристику часу ідентифікації на основі комбінування всіх методів, які використовуються для вибору з репозиторію.

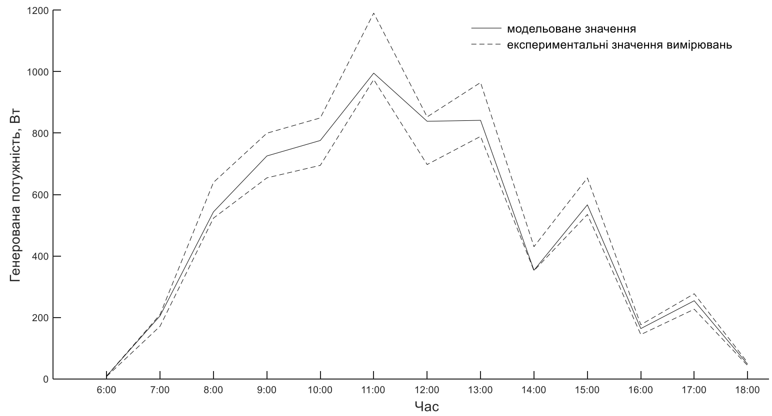


Рис. 6. Ілюстрація прогностичних властивостей побудованої моделі

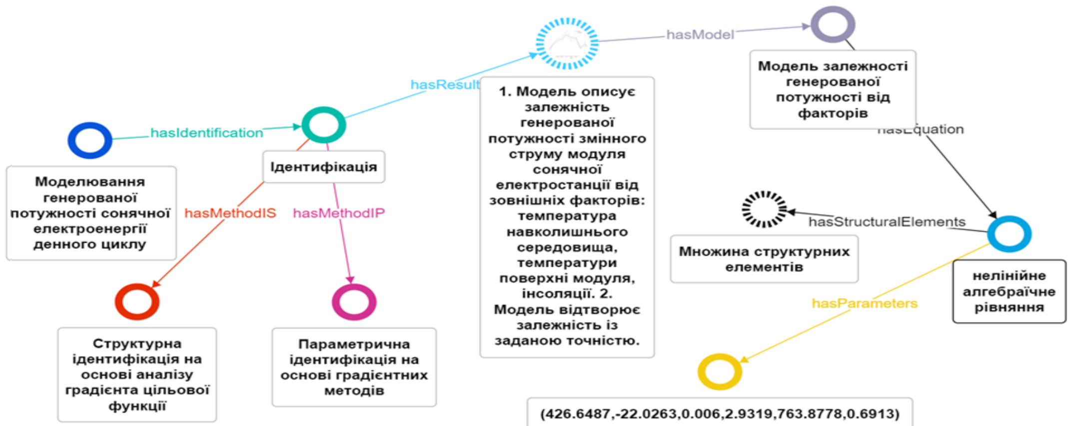


Рис. 7. Ілюстрація концептів реалізованих на кроках 2-6 алгоритму

В таблиці 5 наведено часові характеристики ідентифікації наведеної вище моделі шляхом комбінування методів структурної та параметричної ідентифікації.

Таблиця 5

Порівняльна характеристика методів ідентифікації інтервальних нелінійних моделей, (час, с)

	Структурна ідентифікація	
Параметрична ідентифікація	**Метод селекції на основі аналізу градієнта (АГ)**	**Метод селекції на основі поведінкових моделей бджолиних колоній (ПМБК)**
Метод глобального пошуку на основі градієнта (ГПГ)	2.105	3.0947
Метод на основі рою частинок (РЧ)	3.7695	6.9246
Метод на основі поведінкових моделей бджолиних колоній (ПМБК)	2.6103	4.7797

Зокрема, для порівняння з обраними в ході тестування алгоритму розробленого методу ідентифікації на основі онтологічного підходу використовувалися метод структурної ідентифікації на основі поведінкових моделей бджолиних колоній (ПМБК) [16] та методи параметричної ідентифікації на основі рою частинок (РЧ) та поведінкових моделей бджолиних колоній (ПМБК).

Як бачимо з рисунку 8, використання методів структурної (АГ) [5] та параметричної (ГПГ) ідентифікації на основі градієнтного аналізу [7] є найбільш ефективним для даної задачі, що засвідчує коректність визначених характеристик задачі ідентифікації статичних систем з нелінійними характеристиками та правил вибору відповідних методів на основі даних характеристик.

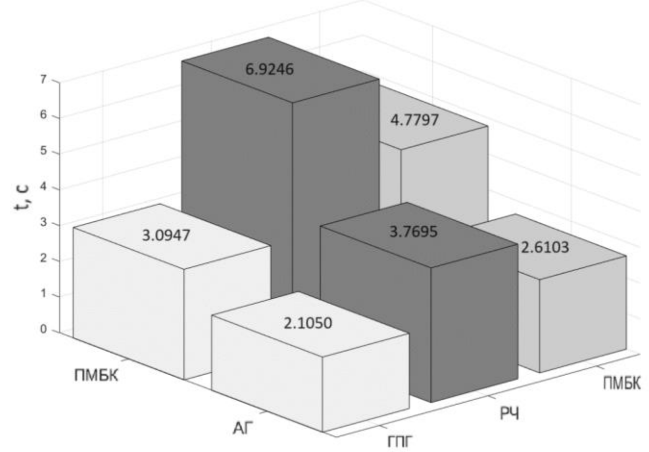


Рис. 8. Компаративний аналіз ефективності комбінування методів ідентифікації

Отримані часові характеристики для обраних в ході виконання алгоритму методів слугують для оновлення умов застосування відповідних методів, які зберігаються у їх концептах онтології. Таким чином, в процесі використання даної онтології оновлення умов буде покращувати ефективність розробленого методу.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ У ДАНОМУ НАПРЯМІ

В роботі обґрунтовано та реалізовано онтологічні описи предметної області моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних для забезпечення автоматизованого управління процесом моделювання. В результаті проведених досліджень отримано такі результати:

- на основі аналізу часових характеристик та збіжності методів структурної та параметричної ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками розроблено правила застосування цих методів, які ґрунтуються на властивостях задачі ідентифікації, зокрема таких як розмірність оптимізаційної задачі та складність цільової функції. Формалізація запропонованих правил уможливила автоматизований вибір найбільш ефективних методів та алгоритмів ідентифікації при реалізації процедурної частини онтології моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками;
- набула подальшого розвитку концепція ідентифікації інтервальних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками із використанням онтології, що включає модель знань, завданням якої є структурування знань про характеристики задач ідентифікації статичних систем та методи оптимізації, визначення критеріїв вибору методу залежно від характеристик задачі, що у сукупності уможливило створення уніфікованого гібридного методу ідентифікації, який є найбільш ефективним з обчислювальної точки зору;

- обґрунтовано та побудовано гібридний метод ідентифікації інтервальних моделей статичних системи з нелінійними характеристиками, який ґрунтується та знання-орієнтованому підході опису предметної області задач ідентифікації та правил комбінування методів оптимізації, зокрема глобального пошуку на основі градієнтних методів та методів ройового інтелекту (рою частинок, поведінкових моделей бджолиної колоній), на основі онтології, що у сукупності забезпечило зниження обчислювальної складності ідентифікації інтервальних нелінійних моделей.
- у результаті проведених експериментальних досліджень встановлено, що гібридний метод на основі формалізації процесу ідентифікації шляхом вибору ефективного методу оптимізації на основі характеристик задачі, що забезпечує більш ефективне моделювання та ідентифікацію інтервальних нелінійних моделей статичних систем з нелінійними характеристиками в порівняні з існуючими. Переваги запропонованого підходу проілюстровано на прикладі задачі моделювання генерованої потужності електроенергії денного циклу модуля електростанції.

Таким чином, результати, які отримані в праці сприяють подальшому розвитку методів моделювання статичних систем з нелінійними характеристиками на основі інтервальних даних, що має потенціал для широкого застосування в різних галузях науки та техніки.

Література

1. Jinzhi L., Ma J., Zheng X., Wang G., Kiritsis D. Design ontology supporting model-based systems-engineering formalisms. Journal of Latex Class Files. Vol. 14. No. 8, August 2015.
2. Дивак М.П. Знання-орієнтовані системи для ідентифікації інтервальних математичних моделей складних динамічних та статичних об'єктів [Електронний ресурс]: монографія / М. П. Дивак, А. М. Мельник, В. І. Манжула [et al.]. - Тернопіль : ЗУНУ, 2024. - 288 с.- 212 с.
3. Mykola Dyvak, Andriy Melnyk, Artur Rot, Marcin Hernes, Andriy Pukas, "Ontology of mathematical modelling based on interval data", Complexity, vol. 2022, Article ID 8062969, 24 pages, 2022.
4. Дивак М. П. Прикладні задачі структурної та параметричної ідентифікації інтервальних моделей складних об'єктів [Електронний ресурс]: монографія / М. П. Дивак, А. В. Пукас, Н. П. Парплиця, А. М. Мельник. - Тернопіль : Університетська думка, 2021.
5. М. Дивак, В. Манжула, А. Мельник, і А. Пукас, «Метод структурної ідентифікації нелінійних інтервальних моделей статичних об’єктів», ІТКІ, вип. 54, вип. 2, 2022. с. 103–114.
6. M. Dyvak, V. Manzhula, Yu. Trufanova. Interval Non-linear Model of Information Signal Characteristics Distribution for Detection of Recurrent Laryngeal Nerve during Thyroid Surgery. In: Proceedings of the 5th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2022), CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3302, pp. 99–107.
7. Manzhula, V., Dyvak, M., & Zabchuk, V. (2024). The Improved Method for Identifying Parameters of Interval Nonlinear Models of Static Systems. International Journal of Computing, 23(1), 19-25. https://doi.org/10.47839/ijc.23.1.3431.
8. A. Beck, Introduction to nonlinear optimization: Theory, algorithms, and applications with MATLAB, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.
9. Global Optimization Toolbox, https://www.mathworks.com/products/global-optimization.html.
10. Bubeck, S. (2015). Stochastic gradient descent and related optimization methods. Foundations and Trends in Machine Learning, 8(3-4), 179-364
11. Anders Forsgren, Philip E. Gill, Margaret H. Wright, “Interior methods for nonlinear optimization”, SIAM review, 44.4, pp. 525-597, 2002.
12. A. Slowik, Swarm Intelligence Algorithms: Modification and Applications, 1st ed.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2020.
13. A. Abraham, R.K. Jatoth, A. Rajasekhar, “Hybrid differential artificial bee colony algorithm”, J. Comput. Theor. Nanosci., 9, 249–257, 2012.
14. B. Akay, D. Karaboga, B. Gorkemli, E. Kaya, “A survey on the artificial bee colony algorithm variants for binary, integer and mixed integer programming problems”, Appl. Soft Comput., 106, 107351, 2021.
15. R. W. Garden and A. P. Engelbrecht, “Analysis and classification of optimisation benchmark functions and benchmark suites,” in Proc. IEEE CEC, pp. 1641-1649, 2014.
16. Dyvak M., Melnyk A., Martsenyuk Y., Rohatynska N., Brukhanskyi R., Pytel S. Evolutionary method based on artificial bee colony and ontological approach for structural identification of interval discrete models of objects with distributed parameters. 2022 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT). Spisska Kapitula, Slovakia. 2022. P. 95–100.

References

1. Jinzhi L., Ma J., Zheng X., Wang G., Kiritsis D. Design ontology supporting model-based systems-engineering formalisms. Journal of Latex Class Files. Vol. 14. No. 8, August 2015.
2. Dyvak M.P. Knowledge-oriented systems for the identification of interval mathematical models of complex dynamic and static objects [Electronic resource]: monograph / M. P. Dyvak, A. M. Melnyk, V. I. Manzhula [et al.]. - Ternopil: ZUNU, 2024. - 288 p. - 212 p.
3. Mykola Dyvak, Andriy Melnyk, Artur Rot, Marcin Hernes, Andriy Pukas, "Ontology of mathematical modelling based on interval data", Complexity, vol. 2022, Article ID 8062969, 24 pages, 2022.
4. Dyvak M. P. Prykladni zadachi strukturnoi ta parametrychnoi identyfikatsii intervalnykh modelei skladnykh obiektiv [Elektronnyi resurs]: monohrafiia / M. P. Dyvak, A. V. Pukas, N. P. Parplytsia, A. M. Melnyk. - Ternopil : Universytetska dumka, 2021. - 212 s.
5. M. Dyvak, V. Manzhula, A. Melnyk, and A. Pukas, "Method of structural identification of nonlinear interval models of static objects", ITCE, vol. 54, issue 2, 2022. p. 103–114.
6. M. Dyvak, V. Manzhula, Yu. Trufanova. Interval Non-linear Model of Information Signal Characteristics Distribution for Detection of Recurrent Laryngeal Nerve during Thyroid Surgery. In: Proceedings of the 5th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2022), CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3302, pp. 99–107.
7. Manzhula, V., Dyvak, M., & Zabchuk, V. (2024). The Improved Method for Identifying Parameters of Interval Nonlinear Models of Static Systems. International Journal of Computing, 23(1), 19-25. https://doi.org/10.47839/ijc.23.1.3431.
8. A. Beck, Introduction to nonlinear optimization: Theory, algorithms, and applications with MATLAB, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.
9. Global Optimization Toolbox, https://www.mathworks.com/products/global-optimization.html.
10. Bubeck, S. (2015). Stochastic gradient descent and related optimization methods. Foundations and Trends in Machine Learning, 8(3-4), 179-364
11. Anders Forsgren, Philip E. Gill, Margaret H. Wright, “Interior methods for nonlinear optimization”, SIAM review, 44.4, pp. 525-597, 2002.
12. A. Slowik, Swarm Intelligence Algorithms: Modification and Applications, 1st ed.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2020.
13. A. Abraham, R.K. Jatoth, A. Rajasekhar, “Hybrid differential artificial bee colony algorithm”, J. Comput. Theor. Nanosci., 9, 249–257, 2012.
14. B. Akay, D. Karaboga, B. Gorkemli, E. Kaya, “A survey on the artificial bee colony algorithm variants for binary, integer and mixed integer programming problems”, Appl. Soft Comput., 106, 107351, 2021.
15. R. W. Garden and A. P. Engelbrecht, “Analysis and classification of optimisation benchmark functions and benchmark suites,” in Proc. IEEE CEC, pp. 1641-1649, 2014.
16. Dyvak M., Melnyk A., Martsenyuk Y., Rohatynska N., Brukhanskyi R., Pytel S. Evolutionary method based on artificial bee colony and ontological approach for structural identification of interval discrete models of objects with distributed parameters. 2022 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT). Spisska Kapitula, Slovakia. 2022. P. 95–100.