

СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ

SYSTEM ANALYSIS

УДК 519.6:001.3

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.6.15>

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОБЛЕМ ОПТИМІЗАЦІЇ СКЛАДНИХ СИСТЕМ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Строєва В. О. – кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри математичного моделювання та системного аналізу
Дніпровського державного технічного університету
ORCID ID: 0000-0001-8890-9056

Пузік А. О. – здобувач третього (доктора філософії) рівня вищої освіти
Дніпровського державного технічного університету
ORCID ID: 0009-0009-1859-1623

У роботі розглянуто актуальну проблему застосування деяких підходів щодо оптимізації в умовах невизначеності у розрізі досліджень складних систем із багатьма взаємодіючими факторами, динамічними змінними та непередбачуваними зовнішніми чинниками. Встановлено основні параметри, що впливають на формування математичної моделі задачі. Нами визначено деякі початкові параметри системи, характеристики зв'язків між її компонентами, а також специфіка цільової функції. Під час дослідження було проаналізовано еволюцію станів системи при оптимізації для різних значень ключових параметрів, таких як модуль синаптичних зв'язків та зовнішні зміщення, обґрунтовано підхід до зменшення ймовірності виникнення неефективних станів системи. З'ясовано, як ці параметри впливають на формування локально стабільних станів, що не відповідають глобальному оптимуму задачі, а також оцінено їх вплив на якість рішень, прийнятих у таких умовах. Розроблено алгоритм оптимізації, який враховує особливості складних систем і базується на послідовному формуванні початкових даних, багатоступінчастому ітераційному процесі досліджуваної системи та її переході до оптимального стану. Запропоновано методіку оптимального налаштування параметрів моделі, яка в умовах невизначеності забезпечує адаптивність алгоритму та підвищує ймовірність досягнення глобального екстремуму цільової функції. Визначено деякий підхід до структуризації умов невизначеності системи шляхом ранжування критеріїв релевантності, що дає можливість враховувати багатокритеріальний характер задачі та підвищувати ефективність процесу прийняття рішень. Розроблено практичні рекомендації щодо вибору оптимальних значень вагових коефіцієнтів, налаштування параметрів модуля зв'язків та адаптації алгоритму залежно від складності задачі та специфіки її рівня невизначеності.

Ключові слова: оптимізація, невизначеність, синаптичні зв'язки, ітераційна релаксація, адаптація алгоритму, багатокритеріальність, глобальний екстремум.

Stroieva V. O., Puzik A. O. Study of optimization problems of complex systems under conditions of uncertainty

The paper considers the actual problem of applying some approaches to optimization under conditions of uncertainty in the context of research of complex systems with many interacting factors, dynamic variables and unpredictable external factors. The main factors affecting the formation of the mathematical model of the problem are established, in particular, the attention is focused on the initial parameters of the system, the characteristics of the connections between its components, as well as the specificity of the optimization function. During the study, the evolution of system states during optimization for different values of key parameters, such as the module of synaptic connections and external displacements, was analyzed, and an approach to reducing the probability of inefficient states was substantiated. It was found out how these parameters affect the formation of locally stable states that do not correspond to the global optimum of the problem, and their influence on the quality of decisions made in such conditions was also evaluated. An optimization algorithm has been developed that takes into account the features of complex systems and is based on the sequential formation of initial data, the multi-stage iterative process of the studied system and its transition to the optimal state. The method of optimal setting of the model parameters is proposed, which ensures the adaptability of the algorithm in conditions of uncertainty and increases the probability of reaching the global extreme of the objective function. An approach to the structuring of the uncertainty conditions of the system by ranking the relevance criteria is defined, which makes it possible to take into account the multi-criteria nature of the problem and increase the efficiency of the decision-making process. Practical recommendations have been developed for choosing the optimal values of the weighting factors, setting the parameters of the connection module, and adapting the algorithm depending on the complexity of the task and the level of uncertainty.

Key words: *optimization, uncertainty, synaptic connections, iterative relaxation, algorithm adaptation, multi-criteria, global extreme.*

Вступ. В умовах сучасного динамічного середовища, що характеризується нестабільністю соціально-економічних процесів та постійними змінами, дослідження оптимізаційних задач в умовах невизначеності стає надзвичайно важливим напрямом наукової діяльності. Стрімкий розвиток технологій, глобалізація економічних процесів, зростання екологічних викликів та виникнення соціально-економічних криз створюють нові завдання для науковців-практиків, змушуючи їх шукати ефективні підходи до побудови моделей прийняття рішень, що зможуть працювати в умовах обмеженої інформації та непередбачуваних змін певних систем. Невизначеність, яка виникає через брак достовірних даних, труднощі у прогнозуванні або нестабільність існуючих тенденцій, значно ускладнюють процес оптимізації складних систем, особливо у таких критичних сферах, як управління ресурсами, стратегічне планування та розробка перспективних рішень для бізнесу і державного управління, тощо. У зв'язку з цим виникає необхідність у пошуку нових підходів, які можуть адаптуватися до складних умов і забезпечувати ефективне функціонування систем у непередбачуваних обставинах.

Найбільшої актуальності ці питання набувають у контексті сучасної цифровізації різноманітної інформації. Разом з цим, використання великих обсягів даних та алгоритмів штучного інтелекту дає можливість вирішувати складні оптимізаційні задачі, однак, вимагає інтеграції інноваційних підходів у традиційні методи. Наприклад, застосування нейронних мереж та інших сучасних технологій дозволяють адаптувати умови невизначеності до процесів оптимізації. Вивчення та розробка універсальних методів оптимізації, спрямовані на мінімізацію ризиків та забезпечення стійкості складних систем; на дослідження надзвичайно актуальних питань теорії і практики прийнятих рішень, якість яких забезпечує ефективність діяльності підприємств, організацій, державних структур, а також підвищення рівня адаптивності та стійкості управлінських рішень до сучасних умов.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження оптимізаційних задач в умовах невизначеності набули широкого застосування у наукових дослідженнях

завдяки їх важливості у багатьох сферах господарської діяльності. Так, у роботі Берцімас Д., Маргарітіс Г. [1], досліджуються методи динамічного програмування, які стали основою для багатьох сучасних підходів до вирішення таких задач. Як відомо, ще Р. Беллман наголошував на важливості побудови моделей, здатних адаптуватися до зміни умов у процесі розв'язання задач. Сучасні дослідження, зокрема роботи з використання стохастичного програмування (Ракшит П., Коноар А., Бхоумік П., Госвами І., Дас С., Нагар А. К., Джанартанан Р. [2]), пропонують моделі, що враховують ймовірнісний характер змінних у задачах оптимізації. Стохастичні методи дозволяють моделювати невизначеність шляхом введення випадкових параметрів, що значно підвищує точність прогнозування та якість прийняття рішень у таких умовах.

Іншою важливою групою підходів є методи оптимізації на основі нейронних мереж. Наприклад, роботи Аркетті К., Катаруца Д., Гу В., Ож'є М., Семет Ф. [3], Метеленко Н. Г., Коваленко О. В., Македон В., Мержинський Ю. К., Рудич А. І. [4], запропонували ідеї, які використовуються у сучасних алгоритмах штучного інтелекту для розв'язання комбінаторних оптимізаційних задач. У сфері багатокритеріальної оптимізації значний внесок зробили Діман Г., Гарг М., Нагар А., Кумар В., Дегані М. [5], які розробляють моделі компромісного прийняття рішень. Зокрема, такі моделі знаходять широке застосування у задачах стратегічного планування в умовах обмежених ресурсів. Окремо потрібно виділити дослідження, присвячені використанню алгоритмів еволюційного програмування, це наукова робота Діман Г., Сінгх К. К., Соні М., Нагар А., Дегані М. [6]. Показані ними методи демонструють високу ефективність у вирішенні задач із великою кількістю варіантів рішень, де класичні підходи можуть бути малоефективними. Інтеграція таких підходів у процес оптимізації відкриває нові перспективи для вирішення задач різного рівня складності. Отже, приведений огляд наукових здобутків підтверджує, що сучасні методи оптимізації в умовах невизначеності активно розвиваються та формують можливості удосконалення існуючих моделей для підвищення їх адаптивності і ефективності, а також створюють нові підходи, орієнтовані на вирішення актуальних теоретичних та практичних задач.

Мета дослідження. Метою представленого дослідження є удосконалення існуючих підходів до вирішення оптимізаційних задач, що виникають в умовах невизначеності, шляхом врахування впливу початкових параметрів системи, специфіки невизначеності та взаємодій між елементами системи, що забезпечує адаптацію до складних умов і підвищує ефективність розв'язання.

Виклад основного матеріалу дослідження. У задачах оптимізації в умовах невизначеності початкові параметри системи задаються вектором, який визначає початковий стан усіх її компонентів. У процесі вирішення задачі кожен елемент системи, обирається випадковим чином для оновлення свого стану. Цей елемент отримує сигнали, зважені відповідно до зв'язків з іншими елементами, і адаптує свій стан згідно з отриманою інформацією. Далі процес повторюється з іншими елементами, поки система не досягне стабільного стану, за якого жоден компонент більше не змінює свого стану після оновлення.

Остаточний стабільний стан системи, позначений як U^* , формується залежно від початкового стану U^0 та особливостей виду умов оптимізації в умовах невизначеності, визначеного функцією $E(U, T, I)$, яка враховує простір станів. Для спрощення задачі, вигляд функції оптимізації обумовлюється параметрами синаптичних зв'язків T та матрицею певної продуктивності $\{r_{ji}\}$.

За умови множини варіантів значень матриці продуктивності та довільного рівня модуля зв'язків, система може не досягти глобального екстремуму цільової

функції. Більше того, можливе формування локально стабільних станів, які не відповідають оптимальному рішення задачі. Для уникнення таких ситуацій застосовується додаткове узгодження між значеннями модуля зв'язків та зовнішніми параметрами системи шляхом масштабування останніх. Вибір відповідного коефіцієнта масштабування зовнішніх даних базується на дослідженні впливу модуля зв'язків T на вид функції E для конкретної матриці продуктивності. Це дозволяє забезпечити більш ефективний перехід системи до стану, який відповідає глобальному екстремуму цільової функції.

Розглянемо модельний варіант задачі з матрицею продуктивності виду: $r_{ij} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 3 \end{pmatrix}$. Кожному вихідному стану мережі U поставимо у відповідність чотирьох розрядний бінарний код, який представляє собою розгорнуту по рядках матрицю $\{u_{ji}\}$, та дослідимо поведінку цільової функції та її складових в залежності від стану мережі.

$$E_0 = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{\mu=1}^n \sum_{\nu=1}^n T_{j\mu\nu} u_{ji} u_{\mu\nu} \quad (1)$$

Зокрема власна складова (1) незалежно від значення модуля зв'язків приймає нульове значення на двох станах, де характеризуються наявністю не більше одного компонента невизначеності. Значення вимушеної складової функції оптимізації $E_c = -\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n l_{ji} u_{ji}$, визначається зовнішніми.

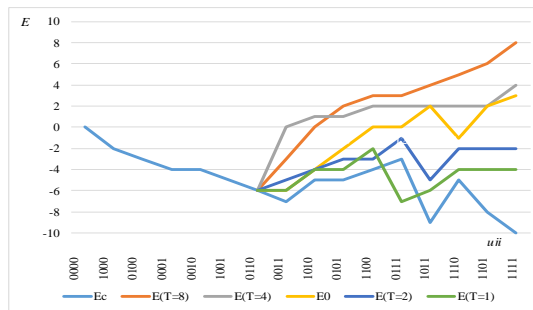


Рис. 1. Графік цільової функції та її складових в залежності від стану мережі

Зміщеннями відповідно до матриці продуктивностей та не залежить від значення модуля зв'язків, а цільова функція визначається, як $E = E_0 + E_c$. Як видно з проведеного аналізу представлених результатів, при досить малих значеннях модуля зв'язків вигляд функції оптимізації складний і багатоекстремальний. Незважаючи на те, що в даному варіанті чотиривимірний простір станів мережі відображено на цілочисельну вісь, навіть таке спрощене зображення дозволяє зробити висновок про те, що зі збільшенням значення T від функції оптимізації стає все більш гладким, зменшується число локальних екстремумів і виділяється глобальний. Більш конструктивні висновки можна зробити за результатами дослідження якості розв'язання задачі про призначення при різних значеннях модуля зв'язків.

Для цього розглянемо задачу оптимізації з матрицею: $\begin{pmatrix} 10 & 5 & 4 & 6 \\ 6 & 4 & 9 & 7 \\ 1 & 8 & 3 & 6 \\ 5 & 3 & 7 & 2 \end{pmatrix}$. Всього в даному випадку існує 24 можливих плани призначень критеріїв оцінювання знайдених умов невизначеності системи, на яких значення функції вартості лежать в діапазоні від 10 до 30 позицій. Останнє значення відповідає оптимальному рішення, яке є єдиним. Задамо сім'ю початкових станів мережі $U^{(0)}$, кожен з яких складається

з одного компонента невизначеності і збуджених всіх інших. Перебираючи, таким чином, послідовно всі компоненти, проведемо серію з шістнадцяти реалізацій еволюційних процесів мережі з різних початкових станів з вище обраної матрицею продуктивностей і конкретним значенням модуля зв'язків T . На рисунку 2 представлено результати розв'язано задачі по шести серіях, які відповідають значенням модуля зв'язків від 5 до 10.

При великих значеннях T , близьких до максимального елементу матриці продуктивностей r_{max} , з шістнадцяти рішень в серії шість результатів дають оптимальний план призначень. При цьому десять інших рішень серії відповідають локальним екстремумам, значення функції вартості, в яких не менше 28. Такий стан зберігається і при подальшому збільшенні модуля зв'язків. Зменшення модуля зв'язків до значення, близького до середнього за всіма елементами матриці продуктивностей, що призводить до зростання числа строго оптимальних рішень, зменшення числа локально оптимальних рішень і появи стійких станів, які не відповідають планам призначень, число яких зростає.

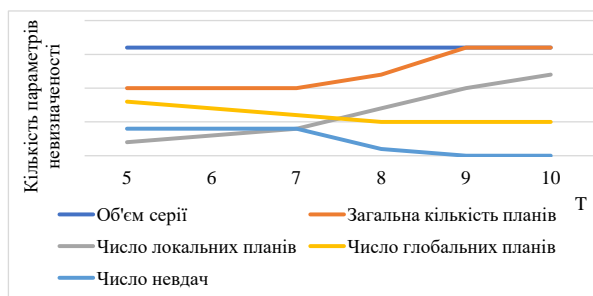


Рис. 2. Реалізація еволюційних процесів в залежності від модуля зв'язків

За наведеними результатами можна зробити деякі практичні рекомендації. При розв'язанні задачі про призначення, за допомогою формування функції оцінки рівня невизначеності, значення модуля синаптичних зв'язків має належати діапазону від середнього до максимального елемента матриці продуктивностей [7]. На практиці, коли зміна значень модуля синаптичних зв'язків представляє собою непрсту технологічну проблему, цю рекомендацію доцільно реалізовувати шляхом масштабування вихідних значень продуктивностей, перед введенням їх в мережу, у вигляді зміщень параметрів функції при заданому значенні T . Ваговий коефіцієнт k_m обирається з діапазону $k_m \in [\frac{r_{mid}}{T}, \frac{r_{max}}{T}]$, а сигнали зміщень визначаються у вигляді $I_{ji} = \frac{r_{ji}}{k_m}$, $j, i = 1, \dots, n$. Остаточний вибір здійснюється у кожному конкретному випадку в залежності від необхідної якості рішення [8]. Якщо достатньо отримати досить наближений розв'язок задачі, ваговий коефіцієнт обирають близьким до $k_m = \frac{r_{max}}{T}$ шляхом одного звернення до мережі. Якщо ж необхідно отримати строго оптимальне рішення і є можливість кілька разів звернутися до мережі, коефіцієнт обирається близьким до $k_m = \frac{r_{mid}}{T}$. Отримується серія рішень для різних початкових станів мережі і серед знайдених планів обирається кращий. На рисунку 3 наведено загальну блок-схему розробленого алгоритму оптимізації в умовах невизначеності при векторному критерії релевантності.

На перших трьох етапах формуються вихідні дані алгоритму, задається кількість запусків релаксації цільової функції [9]. На наступному етапі, на основі статистичних, динамічних внутрішніх і динамічних зовнішніх факторів формується

вектор критеріїв релевантності умов невизначеності системи: $v_i, i=1, \dots, N$. Так як критеріїв v_i – на порядок більше ніж умов невизначеності системи d_j , то критерії комбінаторно групуються за всіма можливими поєднаннями без повторів і кожне угруповання приймається за одиницю призначення.

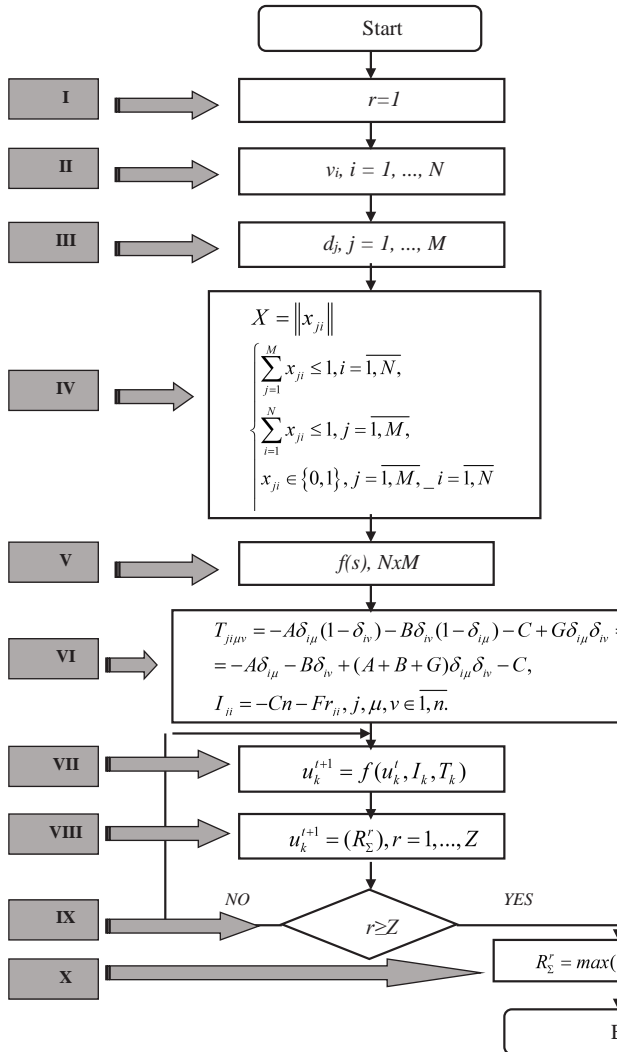


Рис. 3. Блок-схема алгоритму оптимізації в умовах невизначеності при векторному критерії релевантності

При виконанні третього етапу обирається неупорядкована частина множини знайдених умов невизначеності системи, що підлягає ранжируванню: $d_j, j=1, \dots, M$. На цьому етапі будується таблиця $X = ||x_{ji}||$ відповідності множини D знайдених умов невизначеності системи множини V критеріїв значущості. Таблиця визначає вихідні дані для розв'язання завдання ранжирування в межах комбінаторної задачі про призначення. П'ятий етап визначає структуру цільової функції – вид функції активації $f(s)$, число параметрів функції, яке залежить від розмірності

векторів вихідних даних і режиму функціонування (асинхронний режим). На цьому етапі за формулами обчислюються коефіцієнти зв'язків $T_{j\mu\nu}$ і зміщення I_{ji} , моделі мережі Хопфілда цільової функції $u=f(u,I,T)$, де u – виходи виду невизначеності, I – величини зміщень, T – коефіцієнти синаптичних зв'язків. Наступний етап реалізує ініціалізацію задачі випадковим вхідним вектором u^0 , на якому ітераційним процесом встановлюється рівноважний стан системи $u_k^{i+1} = f(u_k^i, I_k, T_k)$ [10]. На передостанньому етапі здійснюється однозначна інтерпретація вихідних сигналів параметрів функції.

Інтерпретація результатів цільової функції дозволяє отримати бажану послідовність індексів умов невизначеності системи відповідно до заданої множини критеріїв релевантності і сумарне значення релевантності R_Σ^r на r -му кроці. Етапи з сьомого по дев'ятий виконуються до досягнення заданої кількості обчислення функції ($r \geq Z$). На заключному етапі обирається та послідовність подання умов невизначеності системи, сумарне значення релевантності, якої є максимальним $R_\Sigma^r = \max(R_\Sigma^r), r = 1, \dots, Z$.

Висновки і перспективи подальших досліджень. За результатами проведеного дослідження визначено деякі підходи щодо оптимізації складних систем в умовах невизначеності. Показано, що стабільний стан системи залежить від початкових параметрів системи, характеристик зв'язків між її компонентами, а також специфіки цільової функції. Досліджено вплив модуля синаптичних зв'язків на формування оптимізації, що дозволило виявити закономірності зменшення кількості локальних екстремумів та виділення глобального екстремуму з підвищенням значення модуля. Оцінено якість розв'язання задачі про призначення за допомогою побудови функції оптимізації, яка забезпечує відповідність умов невизначеності системи заданим критеріям релевантності та доведено, що збільшення модуля зв'язків сприяє збільшенню кількості оптимальних рішень. Обґрунтовано доцільність використання масштабування вихідних параметрів функції оптимізації для спрощення процесу її налаштування та забезпечення досягнення оптимального розв'язку задачі в умовах невизначеності. Розроблено алгоритм оптимізації, який базується на поетапному формуванні вихідних даних, використанні випадкових вхідних векторів і поступовій релаксації цільової функції до екстремального стану. Алгоритм враховує як зовнішні, так і внутрішні фактори, що впливають на результати. Розроблено блок-схему розробленого алгоритму, який дозволяє ефективно реалізувати етапи збору, обробки даних і ранжування умов невизначеності, забезпечуючи надійність отриманих результатів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Bertsimas D., & Margaritis G. (2023). Global Optimization: A Machine Learning Approach. arXiv preprint arXiv:2311.01742. <https://doi.org/10.1007/s10898-024-01434-9>
2. Rakshit P., Konar A., Bhowmik P., Goswami I., Das S., Nagar A. K., Janarthanan R. Realization of an Adaptive Memetic Algorithm Using Differential Evolution and Q-Learning: A Case Study in Multirobot Path Planning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2013. № 43(4). pp. 814–831. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2012.2222371>
3. Archetti C., Feillet D., Mor A., & Speranza M. G. (2020). Dynamic Traveling Salesman Problem with Stochastic Release Dates. *European Journal of Operational Research*, 280(3), 832–844. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.08.011>
4. Metelenko N.G., Kovalenko O.V., Makedon V., Merzhynskiy Y.K., Rudych A.I. (2019). Infrastructure security of formation and development of sectoral corporate

clusters, *Journal of Security and Sustainability Issues* 9(1): 77–89. <http://doi.org/10.9770/jssi.2019.9.1>

5. Dhiman, G., Garg, M., Nagar, A., Kumar, V., & Dehghani, M. (2021). A Novel Algorithm for Global Optimization: Rat Swarm Optimizer. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12(8), 8457–8474. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02580-0>

6. Dhiman G., Singh K.K., Soni M., Nagar A., Dehghani M. MOSOA: A New Multi-Objective Seagull Optimization Algorithm. *Expert Systems with Applications*. 2021. №168. pp. 114150. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114150>

7. Makedon V., Kostyshyna T., Tuzhylkina O., Stepanova L., Filippov V. Ensuring the Efficiency of Integration Processes in the International Corporate Sector on the Basis of Strategic Management. *Academy of Strategic Management Journal*. 2019. Volume 18(S11). URL: <https://www.abacademies.org/articles/Ensuring-the-efficiency-of-integration-processes-in-the-international-corporate-sector-on-the-basis-of-strategic-management-1939-6104-18-SI-1-452.pdf>

8. Bera S., Nagar A.K., Sriram S., Subramanian K.G. An Array P System Based on a New Variant of Pure 2D Context-Free Grammars. *Theoretical Computer Science*. 2023. №948. pp. 114027. <https://doi.org/10.1016/j.tcs.2023.114027>

9. Archetti, C., Cattaruzza, D., Gu, W., Ogier, M., & Semet, F. (2022). A Sequential Approach for a Multi-Commodity Two-Echelon Distribution Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 163, 107797. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107797>

10. Nwankwor E., Nagar A.K., Reid D.C. Hybrid Differential Evolution and Particle Swarm Optimization for Optimal Well Placement. *Computational Geosciences*. 2013. №17(2). pp. 249–268. <https://doi.org/10.1007/s10596-012-9328-9>

REFERENCES:

1. Bertsimas D., & Margaritis G. (2023). Global Optimization: A Machine Learning Approach. arXiv preprint arXiv:2311.01742. <https://doi.org/10.1007/s10898-024-01434-9>

2. Rakshit P., Konar A., Bhowmik P., Goswami I., Das S., Nagar A. K., Janarthanan R. Realization of an Adaptive Memetic Algorithm Using Differential Evolution and Q-Learning: A Case Study in Multirobot Path Planning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2013. № 43(4). pp. 814–831. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2012.2222371>

3. Archetti C., Feillet D., Mor A., & Speranza M. G. (2020). Dynamic Traveling Salesman Problem with Stochastic Release Dates. *European Journal of Operational Research*, 280(3), 832–844. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.08.011>

4. Metelenko N.G., Kovalenko O.V., Makedon V., Merzhynskiy Y.K., Rudych A.I. (2019). Infrastructure security of formation and development of sectoral corporate clusters, *Journal of Security and Sustainability Issues* 9(1): 77–89. <http://doi.org/10.9770/jssi.2019.9.1>

5. Dhiman, G., Garg, M., Nagar, A., Kumar, V., & Dehghani, M. (2021). A Novel Algorithm for Global Optimization: Rat Swarm Optimizer. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12(8), 8457–8474. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02580-0>

6. Dhiman G., Singh K.K., Soni M., Nagar A., Dehghani M. MOSOA: A New Multi-Objective Seagull Optimization Algorithm. *Expert Systems with Applications*. 2021. № 168. pp. 114150. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114150>

7. Makedon V., Kostyshyna T., Tuzhylkina O., Stepanova L., Filippov V. Ensuring the Efficiency of Integration Processes in the International Corporate Sector on the Basis of Strategic Management. *Academy of Strategic Management Journal*. 2019. Volume 18(S11). URL: <https://www.abacademies.org/articles/Ensuring-the-efficiency-of-integration-processes-in-the-international-corporate-sector-on-the-basis-of-strategic-management-1939-6104-18-SI-1-452.pdf>

8. Bera S., Nagar A.K., Sriram S., Subramanian K.G. An Array P System Based on a New Variant of Pure 2D Context-Free Grammars. *Theoretical Computer Science*. 2023. № 948. pp. 114027. <https://doi.org/10.1016/j.tcs.2023.114027>
 9. Archetti, C., Cattaruzza, D., Gu, W., Ogier, M., & Semet, F. (2022). A Sequential Approach for a Multi-Commodity Two-Echelon Distribution Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 163, 107797. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107797>
 10. Nwankwor E., Nagar A.K., Reid D.C. Hybrid Differential Evolution and Particle Swarm Optimization for Optimal Well Placement. *Computational Geosciences*. 2013. № 17(2). pp. 249–268. <https://doi.org/10.1007/s10596-012-9328-9>
-