

ШТУЧНІ ІМУННІ СИСТЕМИ ЯК СУЧАСНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ВИРІШЕННЯ БАГАТОЦІЛЬОВИХ ОПТИМІЗАЦІЙНИХ ЗАДАЧ У СФЕРІ ЛОГІСТИКИ

© 2017 СКИЦЬКО В. І.

УДК 004.94:519.8:658.8

Скицько В. І.

Штучні імунні системи як сучасний інструментарій вирішення багатоцільових оптимізаційних задач у сфері логістики

У роботі досліджено різні аспекти функціонування штучних імунних систем і їх використання щодо вирішення різних задач. Аналіз опрацьованої літератури показав, що на сьогодні існує поєднання штучних імунних систем, зокрема, із генетичними алгоритмами, методом рою часток, штучними нейронними мережами тощо для вирішення різноманітних задач, проте економічним задачам, зокрема зі сфери логістики, приділено мало уваги. В статті наведено основну термінологію штучних імунних систем; описано кроки клонового (клонувального) алгоритму відбору, а також коротко описано негативний алгоритм відбору, імунний мережний алгоритм і дендритний алгоритм; сформульовано концептуальні аспекти використання штучної імунної системи для вирішення багатоцільових оптимізаційних задач та описано приклад такого використання для задач зі сфери логістики. Штучні імунні системи як засіб вирішення різних слабоструктурованих, багатокритеріальних і багатоцільових економічних задач, зокрема зі сфери логістики, є перспективним інструментарієм, що потребує подальших досліджень. Тому доцільно надалі зосередитися на використанні різних існуючих імунних алгоритмів у вирішенні різних економічних задач.

Ключові слова: штучні імунні системи, імунні алгоритми, формула Уілсона, логістика, багатоцільова оптимізаційна задача.

Формул: 1. **Бібл.:** 17.

Скицько Володимир Іванович – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри економіко-математичного моделювання, Київський національний економічний університет ім. В. Гетьмана (пр. Перемоги, 54/1, Київ, 03068, Україна)

E-mail: skitsko.kneu@gmail.com

УДК 004.94:519.8:658.8

UDC 004.94:519.8:658.8

Скицько В. І. Искусственные иммунные системы как современный инструментальный решения многоцелевых оптимизационных задач в сфере логистики

В работе исследованы различные аспекты функционирования искусственных иммунных систем и их использования для решения различных задач. Анализ обработанной литературы показал, что на сегодняшний день существует сочетание искусственных иммунных систем, в частности, с генетическими алгоритмами, методом роя частиц, искусственными нейронными сетями и т.п. для решения различных задач, однако экономическим задачам, в частности из сферы логистики, уделено мало внимания. В статье приведена основная терминология искусственных иммунных систем; описаны шаги клонового алгоритма отбора, а также кратко описаны отрицательный алгоритм отбора, иммунный сетевой алгоритм и дендритный алгоритм; сформулированы концептуальные аспекты использования искусственной иммунной системы для решения многоцелевых оптимизационных задач, и описан пример такого использования для задачи из сферы логистики. Искусственные иммунные системы как средство решения различных слабоструктурированных, многокритериальных и многоцелевых экономических задач, в частности из сферы логистики, являются перспективным инструментарием, который требует дальнейших исследований. Поэтому целесообразно в дальнейшем сосредоточиться на использовании различных существующих иммунных алгоритмов в решении различных экономических задач.

Ключевые слова: искусственные иммунные системы, иммунные алгоритмы, формула Уилсона, логистика, многоцелевая оптимизационная задача.

Формул: 1. **Библ.:** 17.

Скицько Владимир Иванович – кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры экономико-математического моделирования, Киевский национальный экономический университет им. В. Гетьмана (пр. Победы, 54/1, Киев, 03068, Украина)

E-mail: skitsko.kneu@gmail.com

Skitsko V. I. Artificial Immune Systems as a Modern Tool for Solving Multi-Purpose Optimization Tasks in the Field of Logistics

The article investigates various aspects of the functioning of artificial immune systems and their using to solve different tasks. The analysis of the studied literature showed that nowadays there exist combinations of artificial immune systems, in particular with genetic algorithms, the particle swarm optimization method, artificial neural networks, etc., to solve different tasks. However, the solving of economic tasks is paid little attention. The article presents the basic terminology of artificial immune systems; the steps of the clonal selection algorithm are described, as well as a brief description of the negative selection algorithm, the immune network algorithm and the dendritic algorithm is given; conceptual aspects of the use of an artificial immune system for solving multi-purpose optimization problems are formulated, and an example of solving a problem in the field of logistics is described. Artificial immune systems as a means of solving various weakly structured, multi-criteria and multi-purpose economic tasks, in particular in the sphere of logistics, are a promising tool that requires further research. Therefore, it is advisable in the future to focus on the use of various existing immune algorithms for solving various economic problems.

Keywords: artificial immune systems, immune algorithms, Wilson formula, logistics, multi-purpose optimization task.

Formulae: 1. **Bibl.:** 17.

Skitsko Volodymyr I. – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economic and Mathematical Modeling, Kyiv National Economic University named after V. Hetman (54/1 Peremohy Ave., Kyiv, 03068, Ukraine)

E-mail: skitsko.kneu@gmail.com

Постановка проблеми. Значна кількість задач в економіці є багатоцільовими оптимізаційними задачами, вирішення яких потребує, зокрема, використання сучасного інструментарію моделювання. На сьогодні одним із напрямків у економіко-математичному моделюванні, що бурхливо розвивається, є засоби природних обчислень (англ. – natural computing), до яких відносять: штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми, системи Лінденмайера (L-системи), мурашині алгоритми, метод рою часток, мембранні системи, бджолині алгоритми, штучні імунні системи, бактеріальні алгоритми, аморфні обчислення, метод зозулі тощо. Серед зазначених засобів є такі, що широко використовуються у вирішенні різноманітних задач, зокрема, штучні нейронні мережі, й такі, які ще недостатньо досліджені, проте мають великий потенціал у вирішенні складних економічних задач, зокрема, штучні імунні системи.

Природна імунна система є складним утворенням, що вирішує одночасно безліч різних завдань щодо захисту живого організму від негативних впливів зовнішнього середовища. Вона здатна ефективно обробляти значний обсяг інформації за допомогою великої кількості складних високопаралельних розподільних обчислень [1, с. 22; 2]. Тому адаптація механізмів природної імунної системи у вигляді штучної імунної системи для вирішення різноманітних багатоцільових оптимізаційних задач, що потребують значних обчислень, є досить перспективним напрямком наукових і практичних досліджень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наразі штучні імунні системи найкраще показали себе у вирішенні таких задач: комп'ютерна безпека, виявлення комп'ютерних вірусів, моніторинг процесів, знаходження аномалій у часових рядах даних, виявлення та діагностика несправностей, розпізнавання образів тощо [1, с. 31–38]. З кожним роком кількість наукових теоретичних і практичних робіт щодо різних аспектів використання штучних імунних систем лише зростає. Окрім того, є продуктивним поєднання кількох різних засобів природних обчислень, зокрема, відомі поєднання штучних імунних систем із генетичними алгоритмами, методом рою часток, штучними нейронними мережами тощо [3–5].

Наприклад, у роботі [3] запропоновано гібридний адаптивний імунний алгоритм, що використовує такі оператори генетичних і меметичних алгоритмів: клонова селекція з використанням методу аналізу ієрархії Сааті; парний адаптивний кросовер, що передбачає обмін між клітинами-клонами генетичною інформацією; адаптивна мутація; оператор одновимірної локальної пошуку методом золотого перетину (Фібоначчі); оператор стиснення. Основними перевагами такого алгоритму є: стала ефективність, що не залежить від розмірності задачі; результатом роботи алгоритму є не одне рішення, а їх множина (альтернативи); рішення отримується за значно менший проміжок часу (на порядок) порівняно з іншими засобами [3]. Авторами роботи [4] запропоновано гібридний алгоритм на основі штучної імунної системи й алгоритму рою часток з метою об'єднати їх переваги та нівелювати недоліки один одного: штучна імунна система має високу ймовірність локалізації глобального екстремуму цільової функції, але малу швидкість збіжності, та навпаки, алгоритм рою часток має велику швидкість збіжності та не-

значну ймовірність локалізації глобального екстремуму. Використання нейромережних детекторів у вигляді нейронної мережі Кохонена в імунному алгоритмі запропоновано у роботі [5] для виявлення позаштатних ситуацій і можливих порушень функціонування обчислювальних мереж. Проведені авторами [5] дослідження показали, що запропонована ними система спроможна достатньо точно виявити різні мережні атаки разом із невеликою кількістю хибних спрацювань, а вибрані параметри мережної статистики не потребують для свого формування значних обчислювальних витрат.

У [6] розглядається модель прогнозування часових рядів на основі штучної імунної системи, що використовує метод виводу за прецедентами, яка показала хорошу роботу під час вирішення задач короткострокового прогнозування, проте потребує наявності навчальної вибірки великого обсягу через те, що за малого розміру неможливо знайти мультиантитіло з високою афінністю (тобто у базі відсутні прийнятні прецеденти), і система може потребувати додаткового навчання. Задачі аналізу та класифікації електронних повідомлень присвячено дослідження [7], в якому для її (задачі) вирішення запропоновано використовувати двокласифікаційну штучну імунну систему. Задачі розпізнавання образів і контролю стану штучних конструкцій присвячено роботу [8], в якій наведено алгоритм функціонування мультиагентної штучної імунної системи для адаптивної реєстрації пошкоджень у системі моніторингу. У роботі [9] досліджується використання розподільчої штучної імунної системи для вирішення задачі символічної регресії, суть якої полягає у відновленні символічного представлення функції по значеннях у заданих точках простору.

Аналіз зазначених та інших джерел дозволяє зробити висновок щодо актуальності проблеми використання штучних імунних систем у вирішенні задач різних сфер діяльності людини та бізнесу та існування низки аспектів, що потребують подальших досліджень. Наразі переважна частина публікацій щодо використання штучних імунних систем так чи інакше пов'язана з інформаційними технологіями (когнітивні моделі, розпізнавання образів, системи комп'ютерної та інтернет-безпеки, засоби здобуття інформації тощо), проте використанню штучних імунних систем у вирішенні економічних задач, зокрема у сфері логістики, приділено не достатньо уваги. Тому цією роботою хочеться певною мірою заповнити цю прогалину.

Мета роботи полягає у дослідженні різних аспектів використання штучних імунних систем для вирішення багатоцільових оптимізаційних задач у сфері логістики.

Основні результати дослідження. Штучна імунна система (англ. – Artificial Immune System, AIS [11]) – це адаптивна обчислювальна система, яка використовує основні аспекти функціонування природної імунної системи живих організмів (її функції, механізми, принципи, моделі) під час вирішення різноманітних прикладних задач [10]. Вважають, що в штучних імунних системах певною мірою знайшли відображення генетичні алгоритми та штучні нейронні мережі [9].

Для однозначного розуміння матеріалу наведемо далі основну термінологію штучних імунних систем на основі джерел [4; 6; 9–11].

Антитіло (англ. – *Antibody, Ab*) – це компонент штучної імунної системи, внутрішня клітина (лімфоцит), що відповідає можливому рішенню задачі.

Антиген (англ. – *Antigen, Ag*) – це зовнішній вплив (вірус, бактерія).

Афінність антитіла (клітини) – міра реакції лімфоциту на деякий антиген, термодинамічна характеристика, яка кількісно описує силу взаємодії антигена й антитіла; в штучній імунній системі може оцінювати міру близькості (подібності) генетичних наборів антигена й антитіла; це значення цільової функції. Якщо у штучній імунній системі використовується бінарне кодування, то афінність може бути визначена як відстань Хемінга; якщо кодування здійснюється з використанням дійсних чисел, то афінність визначається як евклідова відстань.

Поняття афінності також використовуються для визначення подібності антитіл між собою чи їх різноманітності (наприклад, див. [1, с. 242]).

Популяція антитіл – це множина можливих рішень задачі.

Клон антитіла (клітини) – це клітина, яка є абсолютною копією деякого антитіла.

Мутація антитіла (клітини) – випадковій зміні в деякому антитілі; у штучній імунній системі відповідає випадковим змінам у можливому рішенні.

Епоха еволюції – один такт циклу функціонування алгоритму штучної імунної системи, який (алгоритм) відображає механізм адаптації у штучних імунних системах. В штучних імунних системах виокремлюють такі основні алгоритми: клоновий алгоритм відбору, негативний алгоритм відбору, імунний мережний алгоритм, дендритний алгоритм [4; 11].

Клоновий (клонувальний) алгоритм відбору (англ. – *The CLONal selection ALGORITHM – CLONALG*) передбачає, що зі збільшенням афінності клітини збільшується кількість її копій та зменшується ймовірність виникнення мутацій у цій клітині [4; 10; 11]. В загальному випадку цей алгоритм складається з таких кроків [4; 10; 11]:

- 1) створення випадковим чином популяції (множини) антитіл Ab , що складається з N клітин та містить дві підмножини: $Ab\{m\}$ – множина клітин пам'яті розмірності N_m , $Ab\{r\}$ – множина клітин, які використовуються для підвищення різноманітності популяції, розмірності N_r . Зауважимо, що $Ab = Ab\{m\} \cup Ab\{r\}$, $N = N_m + N_r$;
- 2) для кожного антитіла з множини Ab визначається афінність щодо досліджуваного антигена та здійснюється їх упорядкування за отриманими значеннями (створюється своєрідний рейтинг);
- 3) з множини Ab обирається n антитіл (клітин) з найбільшими значеннями афінності, які формують множину $Ab\{n\}$;
- 4) здійснюється клонування (репродукція) усіх антитіл множини $Ab\{n\}$, і результати поміщаються до множини C . Кількість клонів визначається за формулою:

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}\left(\frac{\beta \cdot N}{i}\right)$$

де $\text{round}()$ – операція округлення до найближчого цілого числа;

$\beta > 0$ – множник, який регулює кількість клонів відібраних антитіл (множником може бути будь-яке число більше нуля, в т.ч. й дробове). Кожен доданок у цій сумі відповідає кількості клонів відповідного антитіла. Наприклад, множина Ab містить 50 клітин ($Ab = 50$), $\beta = 0,5$, $n = 10$, тоді перший доданок буде дорівнювати 25 (тобто для клітини з найбільшим значенням афінності буде вироблено 25 її клонів), другий доданок буде дорівняти 13 (тобто для клітини, яка за значенням афінності посіла друге місце у рейтингу, що був сформований на другому кроці, буде вироблено 13 її клонів), третій доданок буде дорівняти 8 (тобто для клітини, яка за значенням афінності посіла третє місце у рейтингу, буде вироблено 8 клонів) і т. д.;

- 5) до клонів множини C застосовується операція мутації (чим більша є афінність клону, тим меншим є значення ймовірності його мутації). В результаті отримується множина C^* ;
- 6) для клітин множини C^* розраховується афінність щодо досліджуваного антигена;
- 7) обираємо з множини C^* за значенням афінності найкращі клітини та переміщуємо їх до множини $Ab\{m\}$, а також замінюємо цими клітинами їх батьківські антитіла з множини $Ab\{r\}$ за умови, що афінність клітин-нащадків є вищою за афінність антитіл-батьків;
- 8) для збереження різноманіття популяції $Ab\{r\}$ замінюємо в ній d найгірших клітин за значенням афінності новими, що згенеровані випадковим чином.

Якщо антигенів кілька, то зазначені кроки алгоритму виконуються для кожного з них, і після цього кажуть, що одне покоління закінчено, тобто відбулася одна епоха еволюції. Критерієм зупинки алгоритму може бути, наприклад: кількість побудованих поколінь; час, який відведено на еволюцію, тощо.

У роботі [11] описано зміни, які потрібно зробити для використання клонового алгоритму відбору, що зазначений вище, під час вирішення оптимізаційних задач:

- множина антигенів відсутня, є лише один антиген, який відповідає цільовій функції оптимізаційної задачі;
- множина антитіл Ab не розбивається на дві підмножини, а вважається єдиною множиною;
- на кроці 7 клітини-нащадки замінюють клітини-батьків лише один раз за умови, що їх (клітин-нащадків) афінність є більшою.

Окрім того, якщо процес оптимізації спрямований на пошук множини оптимумів у межах однієї популяції антитіл, то можна припустити, що $n = N$, тобто всі антитіла допускаються до процедури клонування, і кількість клонів кожного антитіла не буде залежати від значення його афінності, а буде для усіх клітин однаковою і дорівнюватиме $\beta \cdot N$; проте ймовірність мутації буде залежати від значення афінності, як це зазначалось раніше в [11]. В алгоритмі *CLONALG* відтворення нових популяцій антитіл здійснюється виключно з найкращих клітин (антитіл)

попереднього покоління, а отже, кожне наступне (нове) покоління містить клітини з кращими характеристиками, ніж у попередньому поколінні [10], проте в цьому випадку це буде не так. Тому, щоб не втратити найкращі антитіла на деякому етапі у процесі еволюції, можна зберегти одну оригінальну клітину для кожного клону до початку процесу мутації [11].

Негативний алгоритм відбору. Суть цього алгоритму полягає в тому, що кожне новоутворене у процесі мутації антитіло імунної системи піддається своєрідному тесту щодо його (антитіла) подібності до клітин цього організму, і у разі наявності певних збігів таке антитіло знищується (вважається, що інакше така клітина буде атакувати клітини цього організму, тобто буде мати місце аутоімунна реакція) [10]. Завдяки негативній селекції утворюються шаблони клітин, які не є подібними до клітин цього організму, тобто вони подібні до зовнішніх вірусів (бактерій), і коли деяке антитіло підходить під такий шаблон, то воно вважається не властивим цьому організму, чужим [10]. Коли лімфоцитами імунної системи на основі деякого шаблону знайдено відповідний вірус (бактерію), то генеруються антитіла з використанням клонової селекції, які й знищують цей вірус (бактерію) [10]. Цей алгоритм відбору використовується переважно під час вирішення задач класифікації та розпізнавання образів [4].

Імунний мережний алгоритм використовує структуру мережного графа, в якому вузли відповідають антитілам, а відстані між ними (вузлами) залежать від ступеня їх умовної близькості (подібності) [10]. Імунний мережний алгоритм дозволяє вирішувати задачі кластеризації, візуалізації даних, розробки штучних нейронних мереж, оптимізації мультимодальної функції тощо [4; 10; 12].

Дендритний алгоритм спирається на моделі дендритних клітин, основна функція яких полягає у обробці інформації про антигени та представлення її антитілам імунної системи, тому їх називають антигенпредставляючими (антигенпрезентуючими) клітинами [10; 13]. Своєю назву ці клітини отримали від грецького слова «дендрон», що означає дерево, через те, що у процесі свого розвитку вони утворюють розгалужені відростки [13].

На основі опрацьованих джерел [1–12] та власного бачення щодо досліджуваної в цій статті проблеми сформуємо концептуальні аспекти використання штучної імунної системи для вирішення багатоцільових оптимізаційних задач.

У загальному випадку під час вирішення багатоцільових оптимізаційних задач вводяться змінні, які показують ступінь досягнення кожної з цілей задачі [14]. В контексті штучних імунних систем ці змінні можуть відповідати афінності антитіл, що собою будуть представляти можливі рішення задач. Для вирішення багатоцільових оптимізаційних задач доцільно скористатися поняттям мультиантитіла та мультиантигена [6; 15]. Мультиантитіло буде являти собою набір значень цілей задачі на деякому такті циклу функціонування алгоритму штучної імунної системи, а мультиагент – бажані значення цих цілей. В цьому випадку афінність може бути визначена як комплексний показник афінностей, що будуть оцінювати міру близькості (подібності) відповідних частин мультиантитіл і мультиагента, які відповідають одній і тій самій цілі. За загальноприйня-

того підходу [14] під час вирішення багатоцільових оптимізаційних задач вводиться пріоритет цілей, який визначає порядок важливості цілей для особи, що приймає рішення. Цей пріоритет може мати своє відображення як деякий ваговий коефіцієнт відповідної часткової афінності у комплексному показнику афінності. Наприклад, такий ваговий коефіцієнт може приймати значення з діапазону (0, 1]: чим важливіша ціль для особи, що приймає рішення, тим більшим буде значення вагового коефіцієнта, тобто ближчим до 1. Сума всіх вагових коефіцієнтів має дорівнювати 1.

Значення загальної афінності буде впливати на загальну кількість клонів цього антитіла, а також на ймовірність мутації в антитілі в цілому. Значення часткових афінностей разом із їх ваговими коефіцієнтами можуть впливати на ймовірність мутації лише у відповідній частині антитіла. Зі збільшенням значення добутку вагового коефіцієнта та часткової афінності підвищується також ймовірність мутації у відповідній частині антитіла.

Результатом роботи імунного алгоритму буде мультиантитіло, у якого значення загальної афінності буде найменшим серед інших, тобто воно буде найбільш подібним до мультиантигена.

Сутність логістики полягає в ефективному управлінні насамперед матеріальними потоками з метою безперервного забезпечення усіх учасників логістичного ланцюга постачання (чи компонента логістичної системи) необхідною їм сировиною, напівфабрикатами, готовою продукцією тощо. Однією із задач такого управління є знаходження оптимального обсягу запасів товарно-матеріальних цінностей деякого підприємства-учасника логістичного ланцюга постачання з урахуванням різних умов постачання, витрат на зберігання тощо. За класичного підходу ця задача знаходження оптимального обсягу запасів трансформується у задачу визначення економічного розміру замовлення за допомогою формули Уілсона:

$$Q = \sqrt{\frac{2 \cdot P \cdot K}{H \cdot T \cdot Z}}, \quad (1)$$

де Q – економічний (оптимальний) розмір замовлення одного виду продукції, вимірюється в одиницях, упаковках, штуках;

P – попит на продукції (або потреба в продукції) за період, який аналізується (вважається постійним), розмірність: *штук/період*;

K – питомі витрати на створення запасів (вважаються постійними, тобто витрати на розміщення та отримання одного замовлення не залежать від розміру цього замовлення), вимірюється в грошових одиницях (наприклад, *грн*);

H – питомі витрати щодо зберігання запасів (вважаються постійними), тобто витрати на зберігання одиниці запасів за одиницю часу, розмірність: $\frac{\text{грн}}{\text{грн} \times \text{рік}}$ або $1/\text{рік}$;

T – тривалість досліджуваного періоду в річному вимірі, розмірність: $\text{рік}/\text{період}$;

Z – закупівельна вартість одиниці продукції (*грн/шт.*) [16; 17].

Формула Уілсона (1) має низку обмежень (припущень), які враховано у її модифікаціях, зокрема: вона використовується лише для одного виду продукції; величи-

ни показників P, K, H, Z є постійними; кожне замовлення здійснюється окремою поставкою; виконання замовлення здійснюється миттєво; досліджуються лише поточні запаси; нове замовлення продукції доставляється у момент досягнення обсягу поточних запасів нуля; втрати від дефіциту відсутні; інтервал часу між замовленням постійний; відсутні обмеження щодо потужностей складу зберігання поточних запасів [16; 17].

Приклад. Припустимо, що деяка торгова компанія здійснює продаж товарів щоденного вжитку. Різна продукція з метою її подальшої реалізації замовляється компанією один раз, одночасно, та розміщується у відповідних складських приміщеннях. Відомо: максимальні обсяги завантаження складів компанії різною продукцією S_i (вимірюється в *штуках*), де $i = \overline{1, n}$ – i -те найменування продукції, n – кількість найменувань продукції; ціни продажу кожного найменування продукції c_i ; K_i – питомі витрати на створення запасів i -го найменування продукції (*грн*); H_i – питомі витрати на зберігання запасів i -го найменування продукції (*1/рік*); T – тривалість досліджуваного періоду в річному вимірі (*рік/період*); Z_i – закупівельна ціна одиниці продукції i -го найменування (*грн/шт.*). Усі змінні є більшими за нуль або можуть йому дорівнювати. Необхідно визначити попит на продукції i -го найменування P_i за досліджуваній період (*штук/період*), що забезпечить виконання таких цілей компанії: отримати заданий прибуток, а не просто максимально можливий; мінімізувати загальне завантаження складів (з метою зменшення ефективного використання складських приміщень).

В цьому випадку оптимізаційна задача може мати такий вигляд:

$$\sum_{i=1}^n c_i P_i \rightarrow \max - \text{цільова функція, яка відображає ба-$$

жання менеджменту підприємства отримати максимальний прибуток за обмежень;

$$\sqrt{\frac{2 \cdot P_i \cdot K_i}{H_i \cdot T \cdot Z_i}} \leq S_i - \text{завантаженість складів за кожним}$$

найменуванням продукції, $i = \overline{1, n}$;

$$P_i \geq 0, i = \overline{1, n};$$

$$K_i = \text{const} \geq 0, H_i = \text{const} \geq 0, Z_i = \text{const} \geq 0, i = \overline{1, n}.$$

Частини мультантигена будуть відповідати бажаним значенням цілей компанії: обсягу заданого прибутку та бажаній площі складських приміщень. Мультантигена (як можливі рішення задачі) будуть являти собою клітини, що містять частини, які відповідають значенням можливого попиту P_i , $i = \overline{1, n}$ (ці частини клітини у процесі роботи імунного алгоритму будуть піддаватися мутації), та частини, які відповідають значенням обсягу прибутку та площі складських приміщень, що отримані в результаті розрахунків із використанням цих значень P_i (до цих частин клітини операції мутації не застосовується, проте вони беруть участь у розрахунку афінності). В нашій задачі поставлено дві цілі, тому введемо дві змінні d_1 та d_2 , що відповідають мірам досягнення кожної з двох цілей. Тоді загальна афінність може бути розрахована як $l_1 d_1 + l_2 d_2$, де l_1, l_2 – вагові коефіцієнти цілей, $l_1 + l_2 = 1, l_1 \geq 0, l_2 \geq 0$.

Робота імунного алгоритму штучної імунної системи для вирішення цієї задачі може здійснювати аналогічно наведеному вище опису клонового алгоритму відбору. В результаті отримаємо мультантигенітило зі значеннями попиту P_i , $i = \overline{1, n}$, що забезпечують найкраще досягнення поставлених цілей.

Висновки. Сучасні економічні задачі переважно є складними, слабоструктурованими, багатокритеріальними та багатоцільовими задачами, які необхідно вирішувати швидко та якомога точніше. Для цього можна скористатися різноманітним інструментарієм природних обчислень, зокрема, штучними імунними системами. У роботі наведено основні засади функціонування різних імунних алгоритмів штучної імунної системи, сформульовано концептуальні аспекти їх застосування щодо вирішення багатоцільових оптимізаційних задач та описано приклад такого використання для задачі зі сфери логістики. У подальших дослідженнях доцільно розглянути, зокрема, таке: сформулювати та вирішити запропоновану у роботі задачу з використанням штучних імунних систем за умови, що значення показників, які прийнято як константи, можуть змінюватися; дослідити вирішення різних логістичних задач із використанням різних імунних алгоритмів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Искусственные иммунные системы и их применение/ под ред. Д. Дасгупты; пер. с англ. под ред. А. А. Романюхи. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. 344 с.
2. Frank S. A. The design of natural and artificial adaptive systems. N.Y.: Academic Press, M. R. Rose and G. V. Lauder edition, 1996.
3. Желдак Т. А., Слесарев В. В. Алгоритм моделювання штучної імунної системи з селективним оператором Саати та одновимірним локальним пошуком. *Искусственный интеллект*. 2013. № 4. С. 101–112.
4. Карпенко А. П., Щербакова Н. О., Буланов В. А. Гибридный алгоритм глобальной оптимизации на основе алгоритмов искусственной иммунной системы и роя частиц. *Наука и образование: науч. изд. МГТУ им. Н. Э. Баумана*. 2014. № 3. С. 255–274.
5. Сухов В. Е. Система обнаружения аномалий сетевого трафика на основе искусственных иммунных систем и нейросетевых детекторов. *Вестник РГТУ*. 2015. № 4. Вып. 54, ч. 1. С. 84–90.
6. Кораблев Н. М., Иващенко Г. С. Применение искусственных иммунных сетей для прогнозирования временных рядов. *Системы обработки информации*. 2012. Вып. 9. С. 42–45.
7. Бурлаков М. Е. Двухклассификационная искусственная иммунная система. *Вестник СамГУ*. 2014. № 7 (118). С. 207–220.
8. Шабельников В. А. Мультиагентная искусственная иммунная система для адаптивной регистрации повреждений в распределенной сети мониторинга. *Известия ВолгГТУ*. 2011. № 11. С. 100–104.
9. Ушаков С. А. Использование распределенных искусственных иммунных систем для решения задачи символьной регрессии. *Инноватика*. 2014. № 1. URL: <http://innovatika.esrae.ru/pdf/2014/1/3.pdf>
10. Кушнир Н. В., Кушнир А. В., Анацкая Е. В., Катышева П. А., Устинов К. Г. Искусственные иммунные системы: обзор и со-

временное состояние. *Научные труды КубГТУ*. 2015. № 12. URL: <http://ntk.kubstu.ru/file/714>

11. Castro L. N., Zuben F. J. **Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle**. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems*. 2002. Vol. 6, no. 3. P. 239–251. DOI: 10.1109/TEVC.2002.1011539

12. Castro L., Timmis J. An Artificial Immune Network for Multimodal Function Optimization. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'02)*. 2002. Vol. 1. P. 699–674. DOI: 10.1109/CEC.2002.1007011

13. Дендритні клітини // Вільна енциклопедія «Вікіпедія». URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Дендритні_клітини

14. Марченко И. В. Тема 8. Многокритериальная оптимизация // Электронное учебное пособие (ЭУП) по дисциплине «Экономико-математические методы» (лекции). URL: http://eos.ibi.spb.ru/umk/4_4/5/print/5_R1_T8.pdf

15. Корабльов, М. М. Гібридні методи і моделі обробки нечіткої інформації на основі штучних імунних систем: автореф. дис. ... д-ра техн. наук: 05.13.23 Харків, 2012. 38 с.

16. Гаджинский А. М. *Логистика: учебник*. М.: Дашков и Ко, 2008. 484 с.

17. Балабанова Л. В., Германчук А. М. *Логистика: підручник*. Львів: Магнолія 2006, 2013. 368 с.

REFERENCES

Burlakov, M. E. "Dvukhklassifikatsionnaya iskusstvennaya immunnaya sistema" [Two-class artificial immune system]. *Vestnik SamGU*, no. 7 (118) (2014): 207-220.

Balabanova, L. V., and Hermanchuk, A. M. *Lohistyka* [Logistics]. Lviv: Mahnoliia 2006, 2013.

Castro, L. N., and Zuben, F. J. "Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle" *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems* vol. 6, no. 3 (2002): 239-251.

Castro, L., and Timmis, J. "An Artificial Immune Network for Multimodal Function Optimization" *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'02)* vol. 1 (2002): 699-674.

"Dendrytni klityny" [Dendritic cells]. *Vilna entsyklopediia «Vikipediia»*. https://uk.wikipedia.org/wiki/Дендритні_клітини

Frank, S. A. *The design of natural and artificial adaptive systems* New York: Academic Press, M. R. Rose and G. V. Lauder edition, 1996.

Gadzhinskiy, A. M. *Logistika* [Logistics]. Moscow: Dashkov i Ko, 2008.

Iskusstvennyye immunnye sistemy i ikh primeneniye [Artificial immune systems and their applications]. Moscow: FIZMATLIT, 2006.

Kushnir, N. V. et al. "Iskusstvennyye immunnye sistemy: obzor i sovremennoye sostoyaniye" [Artificial immune systems: review and current status]. <http://ntk.kubstu.ru/file/714>

Karpenko, A. P., Shcherbakova, N. O., and Bulanov, V. A. "Gibridnyy algoritm globalnoy optimizatsii na osnove algoritmov iskusstvennoy immunnoy sistemy i roya chastits" [A hybrid global optimization algorithm based on the algorithms of artificial immune system and particle swarm]. *Nauka i obrazovaniye*, no. 3 (2014): 255-274.

Korablyov, M. M. "Hibrydni metody i modeli obrobky nechitkoi informatsii na osnovi shtuchnykh imunnykh system" [Hybrid methods and models of processing fuzzy information based on artificial immune systems]. *avto ref. dys. ... d-ra tekhn. nauk: 05.13.23*, 2012.

Korablev, N. M., and Ivashchenko, G. S. "Primeneniye iskusstvennykh immunnykh setey dlya prognozirovaniya vremennykh ryadov" [Application of artificial immune networks for time series forecasting]. *Sistemy obrobky informatsii*, no. 9 (2012): 42-45.

Marchenko, I. V. "Tema 8. Mnogokriterialnaya optimizatsiya" [Theme 8. Multi-objective optimization]. *Elektronnoye uchebnoye posobiye (EUP) po distsipline «Ekonomiko-matematicheskiye metody» (leksii)*. http://eos.ibi.spb.ru/umk/4_4/5/print/5_R1_T8.pdf

Sukhov, V. E. "Sistema obnaruzheniya anomalii setevogo trafika na osnove iskusstvennykh immunnykh sistem i neyrosetevykh detektorov" [System anomaly detection of network traffic based on artificial immune systems and neural network detectors]. *Vestnik RGRU* vol. 54, part 1, no. 4 (2015): 84-90.

Shabelnikov, V. A. "Multiagentnaya iskusstvennaya immunnaya sistema dlya adaptivnoy registratsii povrezhdeniy v raspredelennoy seti monitoringa" [Multi-agent artificial immune system for adaptive registration of damages in a distributed network monitoring]. *Izvestiya VolgGTU*, no. 11 (2011): 100-104.

Ushakov, S. A. "Ispolzovaniye raspredelennykh iskusstvennykh immunnykh sistem dlya resheniya zadachi simvolnoy regressii" [The use of distributed artificial immune systems for solving the task of symbolic regression]. *Innovatika*. <http://innovatika.esrae.ru/pdf/2014/1/3.pdf>

Zheldak, T. A., and Sliesariev, V. V. "Alhorytm modeliuvaniya shtuchnoi imunnoi sistemy z selektivnym operatorom Saati ta odnovymirnym lokalnym poshukom" [Simulation algorithm artificial immune system operator Saaty selective and one-dimensional local search]. *Iskusstvennyi intellekt*, no. 4 (2013): 101-112.