

УДК 519.816

Н.К. ТИМОФІЄВА

Міжнародний науково-навчальний центр
інформаційних технологій та систем НАН та МОН України

МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА ПІДХОДИ ДО РОЗВ'ЯЗАННЯ ОПТИМІЗАЦІЙНИХ ЗАДАЧ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

До оптимізаційних задач штучного інтелекту відносять задачі розпізнавання (образів, мовлення), задача клінічної діагностики, порівняння текстів на плагіат, автоматичний переклад текстів з однієї мови на іншу, класифікація тощо. Для реалізації цих задач автоматизованим способом необхідно адекватно сформулювати їхню математичну модель. Незважаючи на те, що цій проблемі присвячено багато робіт, точної математичної постановки, яка б дала змогу розробляти ефективні для їхнього розв'язання алгоритми, ще не розроблено. Також для них не змодельовано цільової функції в явному вигляді. До того ж одержаний глобальний розв'язок за розробленою цільовою функцією не завжди збігається з метою дослідження. Це пов'язано з тим, що характерною особливістю цих задач є наявність ситуації невизначеності, що ускладнює як їхнє моделювання, так і розв'язання.

Для моделювання задач цього класу використовують різні підходи, зокрема стохастичні, логіко-лінгвістичні методи, моделі Маркова, лінійне цілочислове програмування, теорію розпізнавання образів, нейронні мережі. Для їхнього вирішення використовують швидкий метод розповсюдження обмежень, евристичні методи. Під евристичними алгоритмами, як правило, розуміють способи прийняття рішень подібні до того, як це робить людина, та побудовані на інтуїтивних міркуваннях, що спираються на попередній досвід. Використання евристичних алгоритмів поширене в задачах розпізнавання різної природи. Для багатьох практичних проблем ці алгоритми чи не єдиною можливий шлях для отримання задовільного рішення в реальному часі.

Значна частина прикладних задач штучного інтелекту в процесі їхнього розв'язання потребують перебору варіантів, що вказує на їхню комбінаторну природу. Тому ці задачі зводяться до задач комбінаторної оптимізації. Відомі методи моделювання не завжди пояснюють перебірну природу задач штучного інтелекту. У даній роботі для деяких задач цього класу побудовано математичні моделі з використанням теорії комбінаторної оптимізації. Показано, що аргументом цільової функції є комбінаторні конфігурації різних типів.

Ключові слова: задачі штучного інтелекту, розпізнавання мовлення, класифікація, задача клінічної діагностики, задачі із семантики.

Н.К. ТИМОФЕЕВА

Международный научно-учебный центр
информационных технологий и систем НАН и МОН Украины

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И ПОДХОДЫ К РЕШЕНИЮ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ ЗАДАЧ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

К оптимизационным задачам искусственного интеллекта относят задачи распознавания (образов, речи), задача клинической диагностики, сравнение текстов на плагиат, автоматический перевод текстов с одного языка на другой, классификация и т. д. Для реализации этих задач автоматизированным способом необходимо адекватно сформулировать их математическую модель. Несмотря на то, что этой проблеме посвящено много работ, точной математической постановки, которая бы позволила разрабатывать эффективные для их решения алгоритмы, еще не разработано. Также для них не смоделирована целевая функция в явном виде. К тому же полученное глобальное решение с использованием разработанной целевой функции не всегда совпадает с целью исследования. Это связано с тем, что характерной особенностью данных задач является наличие ситуации неопределенности, что затрудняет как их моделирование, так и решение.

Для моделирования задач этого класса используют различные подходы, в частности, стохастические, логико-лингвистические методы, модели Маркова, линейное целочисленное программирование, теория распознавания образов, нейронные сети. Для их решения используются быстрый метод распространения ограничений, эвристические методы. Под эвристическими алгоритмами, как правило, понимают способы принятия решений подобные тому, как это делает человек, и построенные на интуитивных рассуждениях, опирающихся на предыдущий опыт. Использование эвристических алгоритмов распространено в задачах распознавания различной природы.

Для многих практических проблем эти алгоритмы являются единственно возможные для получения удовлетворительного решения в реальном времени.

Значительная часть прикладных задач искусственного интеллекта в процессе их решения требуют перебора вариантов, что указывает на их комбинаторную природу. Поэтому эти задачи сводятся к задачам комбинаторной оптимизации. Известные методы моделирования не всегда объясняют переборную природу задач искусственного интеллекта. В данной работе для некоторых задач этого класса построены математические модели с использованием теории комбинаторной оптимизации. Показано, что аргументом целевой функции являются комбинаторные конфигурации различных типов.

Ключевые слова: задачи искусственного интеллекта, распознавание речи, классификация, задача клинической диагностики, задачи семантики.

N.K. TYMOFIJEVA
International Scientific Training Centre
for Information Technologies and Systems

MATHEMATICAL MODELS AND APPROACHES TO SOLVING OPTIMIZATION PROBLEMS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The optimization problems of artificial intelligence include the problems of recognition (images, speech), the problems of clinical diagnosis, comparison of texts on plagiarism, automatic translation of texts from one language to another, classification and more. To implement problems in an automated way, it is necessary to adequately formulate their mathematical model. Although many papers have been devoted to this problem, a precise mathematical formulation that would allow algorithms to be developed that are effective in solving them has not yet been developed. Also, the objective function is not simulated explicitly for them. In addition, the resulting global solution for the modeled objective function does not always coincide with the purpose of the study. This is due to the fact that characteristic feature these problems is the presence of a situation of uncertainty, which complicates both their modeling and resolution.

Various approaches are used to model problems of this class, in particular stochastic, logical-linguistic methods, Markov models, linear integer programming, pattern recognition theory, neural networks. To solve them, a fast method of spreading constraints and heuristic methods are used. Heuristic algorithms are usually understood as ways of making decisions similar to how a person does it, and built on intuitive reasoning based on previous experience. The use of heuristic algorithms is widespread in problems of recognition of different nature. For many practical problems, these algorithms are almost the only possible way to obtain a satisfactory solution in real time.

Much of the applied problems of artificial intelligence in the process of solving them require a search for options, which indicates their combinatorial nature. Therefore, these problems are reduced to the problems of combinatorial optimization. Known modeling methods do not always explain combinatorial nature of artificial intelligence problems. In this paper, mathematical models using combinatorial optimization theory are constructed for some problems of this class. It is shown that the argument of the objective function are combinatorial configurations of various types.

Key words: artificial intelligence problems, speech recognition, classification, clinical diagnostics problem, semantics problems.

Постановка задачі

До оптимізаційних задач штучного інтелекту відносяться задачі розпізнавання (образів [1], мовлення [2]), задачі з медицини [3], порівняння текстів на плагіат, автоматичний переклад текстів з однієї мови на іншу, класифікація тощо. Задачі цього класу складні за своєю природою та не завжди піддаються формалізації.

Але багато прикладних задач штучного інтелекту в процесі їхнього розв'язання потребують перебору варіантів, що вказує на їхню комбінаторну природу. Відомі методи моделювання не завжди пояснюють перебірну природу задач штучного інтелекту. Використання для їхнього моделювання теорії комбінаторної оптимізації дозволяє визначити аргумент цільової функції, яким є комбінаторні конфігурації різних типів, в деяких випадках змоделювати цільову функцію в явному вигляді, а для їхнього розв'язання використовувати підходи, які розроблено в дискретній математиці.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Моделюванню та розв'язанню задач штучного інтелекту присвячено багато робіт. Для моделювання задач цього класу використовують різні підходи: стохастичні, логіко-лінгвістичні методи, моделі Маркова, лінійне цілочислове програмування, теорію розпізнавання образів, нейронні мережі [1-4]. Відомі методи моделювання не завжди дозволяють сформулювати цільову функцію в явному вигляді. В задачах штучного інтелекту при прийнятті оптимального рішення досить часто використовуються методи, які класифікують як евристичні [5]. Під евристичними алгоритмами, як правило, розуміють способи прийняття рішень подібні до того, як це робить людина, та побудовані на інтуїтивних міркуваннях, що спираються на попередній досвід. До них відносять підходи, які складно формалізувати та неможливо довести їхню точність. Використання евристичних алгоритмів дуже поширене в задачах розпізнавання різної природи. Для багатьох практичних проблем ці алгоритми чи не єдино можливий шлях для отримання задовільного рішення в реальному часі. Іноді такий алгоритм може бути точним, тобто він знаходить дійсно найкраще рішення, але його називають евристичним із-за неможливості довести їхню точність. Ці методи ефективні за швидкістю, але досить часто результат, одержаний за їхньою допомогою, далекий від оптимального.

У штучному інтелекті використовують метаевристики, які розширюють можливості евристик, комбінуючи евристичні методи (процедури) на основі певної високорівневої стратегії [6]. До них відносяться генетичні, еволюційні алгоритми (детерміновані еволюційні метаевристики), роєві метаевристики. Виділяють роєві біологічні метаевристики та роєві фізичні метаевристики. До роєвих біологічних метаевристик відносяться: оптимізація рою часток, алгоритм зграї риб, зозулін пошук, алгоритм кажанів, оптимізація зграї кішок, алгоритм імітації стрибаючих жаб, мурашкові алгоритми, світлякові алгоритми, оптимізація рою жуків-світляків, алгоритм рою бджіл, оптимізація колонії ос, алгоритм імітації поведінки бактерій, алгоритм розповсюдження бур'янів. Роєві метаевристики імітують інтелект рою, що є колективною поведінкою децентралізованих та самоорганізованих агентів в популяції або рою.

Відомі методи моделювання не пояснюють перебірну природу задач штучного інтелекту. При моделюванні цільової функції за її аргумент, як правило, приймають вхідні дані. Системний аналіз задач цього класу показує, що аргументом цільової функції в них є комбінаторні конфігурації різних типів. Використання теорії комбінаторної оптимізації для їхнього моделювання дозволяє встановити їхню комбінаторну природу, сформулювати цільову функцію в явному вигляді, виявити характерні ознаки, за якими встановлюється подібність задач як комбінаторної оптимізації, так і штучного інтелекту. Також такий підхід дозволяє визначати для їхнього розв'язання підходи, які розроблено в дискретній математиці.

Мета дослідження

Для пояснення перебіркої природи задач штучного інтелекту необхідно їх змоделювати в рамках теорії комбінаторної оптимізації. Перш за все необхідно визначити її вид (статична чи динамічна), визначити аргумент цільової функції (комбінаторну конфігурацію), змоделювати цільову функцію. В явному вигляді останню не завжди можна сформулювати із-за невизначеності, яка має місце при розв'язанні задач цього класу.

Викладення основного матеріалу дослідження

Підходи, що використовуються для розв'язання оптимізаційних задач штучного інтелекту

Для розв'язання задач із класів задач комбінаторної оптимізації виділимо такі основні підходи:

- а) ітераційні методи та алгоритми, що ґрунтуються на частковому переборі варіантів;
- б) методи та алгоритми, що ґрунтуються на розпізнаванні структури вхідної інформації [7].

Метод найближчого сусіда, "жадібний" алгоритм, метод північно-західного кута, деякі алгоритми розв'язання задач із штучного інтелекту, в яких використано розповсюдження обмежень, ґрунтуються на розпізнаванні структури вхідних даних. До цього напряму відноситься проблема знаходження підкласів розв'язних задач [7]. В оговорених підходах шляхом розпізнавання структури вхідної інформації визначається аргумент, для якого цільова функція набуває оптимального значення.

Як правило, відомі методи та алгоритми, що ґрунтуються на розпізнаванні структури вхідної інформації, ефективні за швидкістю, але результат розв'язання при цьому може бути далекий від оптимального. З цієї причини другому підходу, незважаючи на те, що саме їхнє використання ефективне при розв'язанні задач штучного інтелекту, в літературі достатньої уваги не приділяють. Але підходи, які ґрунтуються на розпізнаванні структури вхідної інформації, відносяться до методів штучного інтелекту. Як правило, їх називають евристичними, такими, в яких моделюються правила вибору оптимального рішення людини в ручному режимі та неявно моделюється функція зору людини. Вони характеризуються великою швидкістю і з використанням правил оброблення вхідної інформації, в яких ураховано певні властивості прикладних задач, дозволяють знаходити глобальний або наближений до нього розв'язок.

Задачі, аргументом цільової функції в яких є розбиття n -елементної базової множини на підмножини

До задач розбиття відносяться кластеризація та класифікація. Вони виникають при розв'язанні задач клінічної діагностики, розпізнаванні мовлення, семантики тощо.

Розглянемо задачу *кластеризації*, в якій аргументом цільової функції є розбиття n -елементної базової множини A на η підмножин [7]. Назвемо множину підмножин (кластерів) $\rho = (\rho_1, \dots, \rho_\eta)$ таку, що $\rho_1 \cup \dots \cup \rho_\eta = A$, $\rho_p \cap \rho_l = \emptyset$, $p \neq l$, $\rho_p \neq \emptyset$, $p, l \in \{1, \dots, \eta\}$. Непуста підмножина $\rho_p = \{a_1, \dots, a_{\xi_p}\}$, $a_s \in A$, $s \in \{1, \dots, \xi_p\}$, може мати від 1 до n елементів ($\xi_p \in \{1, \dots, n\}$). Кількість підмножин ρ_p у розбитті ρ може бути від 1 до n ($\eta \in \{1, \dots, n\}$). Їхню множину позначимо Θ .

Два розбиття ρ^k і ρ^i назвемо ізоморфними, якщо кількість їхніх підмножин однакова, і для будь-якої підмножини $\rho_p^k \subset \rho^k$ можна знайти у множині ρ^i підмножину ρ_p^i , яка не відрізняється від ρ_p^k кількістю елементів, а відрізняється самими елементами; $k, i \in \{1, \dots, q\}$ – порядкові номери ρ^k та ρ^i у Θ , q – їхня кількість у Θ .

Підмножину $\Theta_\eta \subset \Theta$ назвемо підмножиною ізоморфних комбінаторних конфігурацій, якщо її елементи – ізоморфні комбінаторні конфігурації.

Для моделювання цільової функції в задачі кластеризації необхідно а) урахувати множину ознак заданих елементів $a_i \in A$; б) для визначення подібності елементів $a_i \in A$ увести міру подібності; в) визначити спосіб оцінки кластера.

Використаємо такі способи оцінки кластера: 1) оптимізацію проводимо так, щоб сумарне значення ваг між елементами одного кластера було найбільшим; 2) оптимізацію проводимо так, щоб середнє значення ваг між елементами одного кластера було найбільшим.

Оскільки множина розбиттів Θ складається з підмножин ізоморфних розбиттів $\Theta_\eta \subset \Theta$, то при розв'язанні задачі кластеризації з'являється ситуація невизначеності, пов'язана із структурою аргументу цільової функції. Для її вирішення вводяться змінні критерії, які ураховують подібність між кластерами, з наступним зведенням їх до зваженого критерію (лінійної згортки).

З вищевикладеного випливає, що для задачі кластеризації розбиття n -елементної множини A на η підмножин та оцінка результату за змодельованою цільовою функцією проводиться одночасно, тобто вона є статичною.

Задача кластеризації полягає в розбитті елементів заданої множини A на кластери так, щоб змодельована цільова функція набувала оптимального значення. Оптимізація проводиться за критерієм найбільшої подібності між ознаками, якими покривається певний об'єкт.

Розглянемо задачу *класифікації*. Для неї виділимо такі підзадачі:

а) задано скінченну базову множину A . Класи можуть бути як задано, так і не задано. Необхідно розподілити елементи базової множини по класах так, щоб останні не перетиналися. Ця задача зводиться до задачі кластеризації;

б) задано скінченну базову множину A . Класи можуть бути як задано, так і не задано. Елементи множини A розподіляються так, що один елемент може належати різним класам. В даному разі аргументом цільової функції є розбиття n -елементної множини A на η підмножин з повтореннями;

в) задано нескінченну базову множину, частина елементів якої відома, а частина визначається в процесі розв'язання задачі, тобто інформація поступає в процесі розв'язання задачі і змінюється в часі. Аргументом цільової функції в ній є часткове розбиття нескінченної множини A на η підмножин з повтореннями. В цьому разі вводиться часткова цільова функція і часткове розбиття.

Оскільки для перших двох задач розбиття утворюється із елементів скінченної множини, яке характерне для задачі кластеризації, розглянемо третю задачу. Уведемо базову нескінченну множину \tilde{A} , в якій елементи \tilde{a}_s для $s = \overline{1, n}$ задано, а для $s > n$ визначаються в процесі розв'язання задачі. З відомих елементів $\tilde{a}_r \in \tilde{A}$, $r = \overline{1, \tilde{q}}$, утворюємо часткове розбиття множини \tilde{A} на η підмножин (блоків) $\tilde{\rho} = (\tilde{\rho}_1, \dots, \tilde{\rho}_\eta)$, \tilde{q} – кількість відомих елементів. Тоді множина підмножин $\tilde{\rho} = (\tilde{\rho}_1, \dots, \tilde{\rho}_\eta)$ має такі характеристики: $\tilde{\rho}_1 \cup \dots \cup \tilde{\rho}_\eta = \tilde{A}$, $\tilde{\rho}_p \cap \tilde{\rho}_l = \emptyset$ або $\tilde{\rho}_p \cap \tilde{\rho}_l \neq \emptyset$, $p \neq l$, $\tilde{\rho}_p \neq \emptyset$, $p, l \in \{1, \dots, \eta\}$. Непуста підмножина $\tilde{\rho}_p = \{\tilde{a}_1, \dots, \tilde{a}_{\xi_p}\}$ може мати від 1 до q' елементів ($\xi_p \in \{1, \dots, q'\}$), $\eta \in \{1, \dots, \tilde{q}\}$, $q' > \tilde{q}$, $\tilde{a}_r = \tilde{a}_s$ або $\tilde{a}_r \neq \tilde{a}_s$, $\tilde{a}_r, \tilde{a}_s \in \rho_p$, $r, s \in \{1, \dots, \xi_p\}$.

Як правило, при моделюванні задачі класифікації аргументом цільової функції вважають вхідні дані. Але в цій задачі оцінка результату проводиться за частковими цільовими функціями, аргументом якої є часткове розбиття нескінченної множини на підмножини з повтореннями $\tilde{\rho}^k$.

Для розв'язання задачі класифікації часто використовують метод опорних векторів. Якщо проаналізувати роботу цього методу, то можна побачити, що він ґрунтується на розпізнаванні структури вхідної інформації.

Задачі штучного інтелекту, в яких використано задачу кластеризації

Прикладні задачі складні за своєю природою і основна задача, як правило, розділяється на підзадачі, а цільова функція, за якою оцінюється оптимальний розв'язок, залежить від кількох змінних, якими є комбінаторні конфігурації різних типів. Якщо побудувати математичні моделі задач розпізнавання мовленнєвих сигналів та клінічної діагностики з використанням теорії комбінаторної оптимізації, то можна побачити, що вони розділяються на три підзадачі, тобто ці задачі за аргументом цільової функції – подібні.

Задача розпізнавання мовлення полягає у знаходженні для вхідного сигналу найбільш правдоподібного еталонного з усіх можливих еталонних сигналів. Для розв'язання цієї задачі необхідно провести пошук певного еталону в бібліотеці і порівняти його із вхідним сигналом [2].

Задача клінічної діагностики полягає у знаходженні для вхідної інформації, яка містить множину ознак певного захворювання найбільш правдоподібного одного або кількох еталонів із множини захворювань, тобто за вхідними ознаками устанавлюється одне або кілька захворювань. Як і в розпізнаванні мовлення, необхідно провести пошук певного еталону в бібліотеці і порівняти його із вхідним сигналом.

Аналіз цих задач показує, що задача клінічної діагностики і розпізнавання мовлення розділяються на три підзадачі: структуризація бібліотеки еталонів; пошук у бібліотеці еталонної інформації; порівняння еталонної і вхідної інформації. Для обох класів задач аргументом цільової функції в першій підзадачі є розбиття n -елементної множини на підмножини, в другій підзадачі – розміщення без повторень, а в третій – сполучення без повторень.

Структуризація бібліотеки еталонних сигналів проводиться один раз. Для пошуку у бібліотеці еталонної інформації та порівняння еталонної та вхідної інформації розроблено гібридний алгоритм, який працює в ітераційному режимі.

Задачі семантики належать до задач розпізнавання і полягають в тому, що необхідно встановити суть певного об'єкта. До цієї проблеми належать порівняння текстів з метою встановлення плагіату, криптографія, дешифрування забутих писемностей, автоматичний переклад текстів з однієї мови на іншу та багато інших. При семантичному моделюванні виникає задача максимального його покриття заданого об'єкта певними ознаками, які його характеризують. Змоделювавши цю задачу в рамках теорії комбінаторної оптимізації, можна побачити, що вона належить до задач розбиття, аргументом цільової функції в якій є розбиття n -елементної множини A на підмножини, як з повтореннями, так і без повторень. Відповідно, в цьому разі необхідно розв'язувати задачу кластеризації або класифікації.

Висновки

Отже, багато задач із штучного інтелекту мають перебірну природу та зводяться до задач комбінаторної оптимізації. Використання теорії комбінаторної оптимізації для їхнього моделювання дозволяє встановити їхню комбінаторну природу, сформулювати цільову функцію в явному вигляді, виявити характерні ознаки, за якими встановлюється подібність задач як комбінаторної оптимізації так і штучного інтелекту. Ці задачі досить складні за своєю природою і за аргументом цільової функції можуть розділятися на підзадачі. Для їхньої реалізації розроблено гібридні алгоритми, які працюють в ітераційному режимі. Кожна з таких підзадач може розв'язуватися

алгоритмами, які реалізовано на основі різних методів. Оскільки задачі штучного інтелекту зводяться до задач комбінаторної оптимізації, то для їхнього розв'язання можна використовувати підходи, які розроблено в дискретній математиці, а також ті, які ґрунтуються на розпізнаванні структури вхідної інформації. Їх називають евристичними та досить часто використовують у штучному інтелекті. Вони характеризуються великою швидкістю і з урахуванням певних властивостей прикладних задач дозволяють знаходити глобальний або наближений до нього розв'язок.

Список використаної літератури

1. Шлезингер М.И., Главач В. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. Киев: Наукова думка, 2004. 546 с.
2. Винцюк Т.К. Анализ, распознавание и интерпретация речевых сигналов. Киев: Наукова думка, 1987. 262 с.
3. Мисик А. В. Аналіз одновимірних та двовимірних діагностичних даних методами штучних нейронних мереж: автореф. дис... канд. фіз.-мат. наук: 03.00.04. Харків, 2004. 19с.
4. Савин А.Н., Тимофеева Н.Е., Гераськин А.С., Мавлютова Ю.А. Разработка системы распознавания речи на основе скрытых марковских моделей отдельных слов. *Изв. Саратов. ун-та. Нов. сер. Сер. Математика. Механика. Информатика*. 2017. Т. 17. вып. 4. С. 452–464.
5. Тимофієва Н.К. Про методи комбінаторної оптимізації, що ґрунтуються на розпізнаванні вхідної інформації, евристичні алгоритми та обчислювальний інтелект. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. № 2. С. 106–111.
6. Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики. Донецк: Ноулидж, 2013. 426 с.
7. Тимофієва Н.К. Теоретико-числові методи розв'язання задач комбінаторної оптимізації: автореф. дис... докт. техн. наук: 01.05.02. Київ, 2007. 32 с.

References

1. Chlezinger, M.I., & Glavath, V. (2004). Desjat leksi'j po statisticheskomu i strukturnomu raspoznavaniju. Kiev: Naukova dumka.
2. Vintsuk, T.K. (1987). Analiz, raspoznavanije i interpretatsija rethevyx signalov. Kiev: Naukova dumka.
3. Mysyk, A.V. (2004). Analiz odnovymirnyx ta dvovymirnyx diagnostychnyx danyx metodamy shtuchnyx nejronnyx merezh. (Extended abstract of Ph.D thesis). Xarkiv.
4. Savin, A. N., Timofeeva, N.E., Geraskin, A.S., & Mavljutova, JU.A. (2017). Razrabotka sistemy raspoznavanija rethi na osnove skrytyx markovskix modelej ot delnyx slov. *Izv. Sarat. un-ma. Nov. ser. Ser. Matematika. Mexanika. Informatika*. 17, 4, 452–464.
5. Tymofieva, N.K. (2015). Pro metody kombinatornoji optymizathiji, tho gruntujutsja na rozpiznavanni vxidnoji informathiji, evrystychni algorytmy ta obthysljuvalny'j intelekt. *Visnyk Vinnythkogo politexnichnogo instytutu*. 2, 106–111.
6. Skobthov, Ju.A., & Fedorov, E.E. (2013). Metaevristiky: monografija. Donethk: Noulidzj.
7. Tymofieva, N.K. (2007). Teoretyko-chyslovi metody rozviazannia zadach kombinatornoji optymizatsii. (Extended abstract of Doctor's thesis). Kyiv.

Тимофієва Надія Костянтинівна — д.т.н., ст. наук. співр., пров. наук. співр. Міжнародного науково-навчального центру інформаційних технологій та систем НАН та МОН України, Київ, e-mail Tymnad@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0312-1153.