

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ БІОНІКИ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

© Устенко С. В., Бібко О. О., 2015

Розглянуто метод бджолиної колонії та його модифікації як спосіб розв’язання складних комбінаторних задач оптимізації. Досліджено біологічне підґрунтя, переваги, недоліки та напрями використання цього методу.

Ключові слова: агент, бджолина колонія, біонічний метод, колективний інтелект, оптимізація, самоорганізація.

A bee colony optimization algorithm and its modifications as a way to solve the complex combinatorial optimization problems are described. Biological basis, advantages, disadvantages and usage of this method are studied.

Key words: agent, bee colony, bionic method, swarm intelligence, optimization, self-organization.

Вступ. Загальна постановка проблеми

Розроблення та створення інтелектуальних інформаційних систем нового покоління, зокрема інструментальних комплексів інформаційно-когнітивної підтримки процесів синтезу, інтегрування та актуалізації знань є одним з головних напрямів фундаментальних наукових досліджень у галузі штучного інтелекту (ШІ) та характеризуються інноваційністю у багатьох технічних галузях.

Новим напрямом розвитку ШІ є методи інтелектуальної оптимізації, що моделюють колективний інтелект суспільних живих істот, – методи Swarm Intelligence. Цей напрям штучного інтелекту мало досліджений, проте забезпечує хороші результати у розв’язанні різних задач оптимізації, що свідчить про перспективність його подальшого розвитку.

Мета розв’язання складних комбінаторних задач оптимізації – пошук та визначення найбільш оптимальних рішень для оптимізації (знаходження мінімуму або максимуму) цільової функції (ціни, точності, часу, відстані тощо) з дискретної множини можливих рішень.

Основною особливістю методів оптимізації на базі колективного інтелекту є їх біонічна природа, тобто вони ґрунтуються на моделюванні діяльності тварин, поведінка яких має колективний характер. Така поведінка дає змогу цим тваринам максимально ефективно вирішувати різні важливі практичні завдання у природі, що свідчить про високу ефективність роботи цих методів при вирішенні практичних комплексних задач оптимізації [1]. Тому актуальним є розгорнуте вивчення методів, можливих галузей їх застосування, а також розроблення нових математичних моделей, основаних на поведінці соціальних тварин у контексті розв’язання оптимізаційних задач, до яких такі методи ще не застосовувалися.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Біонічні методи плідно досліджували європейські вчені з середини 90-х років XX ст. Механізми самоорганізації біологічних систем висвітлено у працях S. Camazine, G. Deneubourg та J. Sneyd [2–4]. Найбільшого поширення набули праці M. Dorigo, A. Colomi та L. M. Gambardella, які розглядали метод мурашиних колоній, D. Teodorovic та P. Lucic [5–7], що вивчали метод бджолиних колоній. Серед вітчизняних авторів варто згадати С. О. Субботіна, А. О. Олійника та О. О. Олійника [8], які у своїх дослідженнях значну увагу приділяють мультиагентним методам колективного інтелекту, що використовуються в задачах діагностики, оцінювання і прогнозування.

Метою статті є дослідження можливостей біонічних методів на основі колективного інтелекту як шляхів розв'язання оптимізаційних задач у різних технічних галузях.

Виклад основного матеріалу

Для визначення основних принципів колективного інтелекту варто розглянути механізм поведінки суспільних тварин, які живуть колоніями. В основу поведінки колоній покладено принцип самоорганізації [2, 3].

Самоорганізація – множина динамічних механізмів, відповідно до яких система регулюється на глобальному рівні завдяки взаємодії її компонентів на нижньому рівні без прямої взаємодії між цими компонентами. Самоорганізація ґрунтується на чотирьох складових.

1. Позитивний зворотний зв'язок: досягається за рахунок виконання простих поведінкових емпіричних прийомів, які забезпечують створення ефективних рішень.

2. Негативний зворотний зв'язок: урівноважує позитивний зворотний зв'язок, що веде до стабілізації колективної поведінки.

3. Нестійкість позитивного зворотного зв'язку: випадкові відхилення в рішеннях – основа для нових рішень.

4. Вимога множинної взаємодії між особинами, завдяки чому з'являються нові продуктивні стійкі рішення.

До біонічних методів, основаних на колективному інтелекті, належать метод мурашиних колоній (Ant Colony Optimization, ACO), метод бджолоїної колонії (Bee Colony Optimization, BCO) [4, 9], оптимізація за допомогою рою часток (Particle Swarm Optimization, PSO) та деякі інші.

Для реалізації вказаних методів використовується парадигма агентно-орієнтованого програмування, що значно підвищує продуктивність обчислень [10, 11]. Колонію мурах або рій бджіл можна розглядати як багатоагентну систему, кожний агент (мураха чи бджола) якої функціонує автономно за дуже простими правилами. Майже примітивна поведінка окремих агентів формує розумну поведінку всієї системи.

Прикладну мультиагентну систему у загальному випадку можна подати у вигляді наступної множини [12, 13]:

$MAC = \langle \text{Агенти}, \text{Середовище}, \text{Зв'язки} \rangle$.

Кожен i -ий Агент_i описується за допомогою такої множини чотирьох елементів:

$\text{Агент}_i = \langle \text{Стан}_i, \text{Вхід}_i, \text{Вихід}_i, \text{Процес}_i \rangle$,

де Стан_i – це множина змінних, що повністю визначають агента; Вхід_i та Вихід_i – підмножина Стану_i , елементи якої пов'язані із середовищем; Процес_i – автономний метод (викликається без будь-якого зовнішнього впливу), що виконує відповідні зміни над Станом .

Середовище – це множина з двох елементів:

$\text{Середовище} = \langle \text{Стан}_c, \text{Процес}_c \rangle$,

де індекс c інформує про те, що ці елементи належать до середовища, а не до будь-якого іншого агента.

Важливою особливістю такого подання Середовища є те, що Середовище саме по собі активне, оскільки воно містить власний Процес_c , котрий може змінювати Стан_c незалежно від агентів, що входять до цього Середовища .

Вхід_i та Вихід_i різноманітних агентів пов'язані з елементами Стану_c , але середовище не відрізняє, які з елементів Стану_c перебувають у залежності з ними. Відсутність Входу та Виходу у Середовищі означає, що воно, на відміну від агентів, є необмеженим.

Мультиагентна система функціонує в умовах апіорної невизначеності інформації про стан середовища прийняття рішень та дії окремих агентів. Тому стратегії поведінки агентів повинні бути адаптивними завдяки здатності агентів до самонавчання. Практично привабливими є заохочувальні методи навчання, оскільки вони забезпечують можливість приймати рішення безпосередньо у процесі навчання [14, 15].

У статті розглянемо характерні особливості та функціональні можливості такого методу мультиагентної комбінаторної оптимізації, як метод бджолоїної колонії.

Метод бджолиних колоній являє собою евристичний ітеративний метод випадкового пошуку і застосовується для розв'язання різних задач оптимізації, які належать як до дискретної, так і до неперервної оптимізації.

Для описання поведінки бджіл у природі використовують три основні поняття: джерело нектару (квітка), зайняті робочі бджоли (фуражири), незайняті робочі бджоли.

Джерело нектару характеризується значущістю, що зумовлена такими факторами, як відстань від вулика, концентрація нектару та зручність видобутку нектару.

Метод бджолиної колонії має такі особливості:

1. Всіх агентів поділяють за різними типами згідно з діями, які вони виконують у процесі вирішення завдання:

1) зайняті фуражири забезпечують використання вже знайдених джерел нектару, тобто незначно змінюють уже знайдені раніше рішення;

2) незайняті фуражири забезпечують продовження пошуку нових джерел нектару, тобто агенти такого типу шукають нові допустимі рішення.

Незайняті фуражири, своєю чергою, бувають двох типів:

1) спостерігачі – очікують у вулику інших агентів. Вони не виконують жодних дій, фактично очікують моменту, коли їм потрібно буде також розпочати пошук рішень;

2) розвідники – забезпечують пошук нових джерел нектару. При цьому пошук здійснюється випадково, тобто вони випадково обирають у просторі пошуку можливе рішення.

Кожна незайнята бджола може полетіти до джерела нектару за бджолою-розвідником, яка знайшла дорогу до квітки. Цього досягають завдяки тому, що кожний вулик має так звану закриту площину для танцю, на якій бджоли, знайшовши джерело нектару, виконують зигзагоподібний танець, тим самим спонукаючи інших незайнятих бджіл йти за ними. Якщо бджола вирішує залишити вулик, щоб дістати нектар, вона летить за однією із бджіл-розвідників до місця з нектаром. Так незайнята бджола стає зайнятою.

Після досягнення місця з нектаром зайняті робочі бджоли добувають нектар і повертаються у вулик, залишаючи нектар там. Після того, як бджола залишає нектар, вона може виконувати одну із таких трьох дій: залишити джерело нектару і знову стати незайнятою робочою бджолою; продовжити літати до того джерела з нектаром, не вербуючи інших особин свого вулика; виконати танець і таким чином завербувати інших.

Бджола вибирає одну з альтернатив з деякою ймовірністю. Механізми, згідно з якими вона вирішує йти за іншою бджолою, досліджено недостатньо, але припускається, що вербування серед бджіл з математичного погляду завжди є функцією якості джерела нектару [4].

Тобто, виконується поділ функцій між зайнятими бджолами і бджолами-розвідниками на покращене вивчення знайдених місць з нектаром і знаходження нових місць. Завдяки такому розподілу обов'язків підвищується ефективність роботи всього рою бджіл.

2. Зв'язок між рішеннями агентів здійснюється моделюванням виконання бджолами зигзагоподібного танцю. При цьому виконання кружляючого танцю забезпечує утворення двох типів зворотного зв'язку: позитивний зворотний зв'язок і негативний зворотний зв'язок.

Позитивний зворотний зв'язок полягає в тому, що агенти, ґрунтуючись на інформації про рішення інших агентів, можуть розпочати досліджувати рішення, отримане іншим агентом.

Негативний зворотний зв'язок полягає в тому, що агенти, одержавши інформацію про знайдені іншими агентами рішення, можуть прийняти рішення щодо припинення дослідження свого рішення у зв'язку з гіршими характеристиками порівняно з іншими отриманими рішеннями.

3. Процес пошуку рішення забезпечується двома процедурами:

1) пошук нових джерел нектару в усьому просторі пошуку, чого досягають за допомогою агентів-розвідників. Отже, забезпечується дослідження всього простору пошуку;

2) поглиблене використання ділянок, у яких розміщено вже знайдені джерела нектару (досягається за допомогою зайнятих фуражирів). Тобто знаходяться рішення, що перебувають у просторі пошуку поблизу від розглянутого рішення.

У [16] запропоновано поведінкову модель самоорганізації колонії бджіл, у якій бджоли-фуражири, що переміщуються до квіток, повертаються до вулика, а також мають інформацію про корисність відповідного джерела. Зібраний нектар забезпечує зворотний зв'язок з поточним станом потоку нектару у вулику. Корисність – функція якості нектару, кількості нектару й відстані від вулика. Зворотний зв'язок встановлює відповідний поріг для сигналу вербування, також відомий як кружляючий танець, тривалість якого залежить як від порога, так і від корисності. Кружляючий танець виконується на спеціальній площадці для танців, де окремі фуражири можуть спостерігати за їх виконанням. Фуражири можуть випадково обирати танець для спостереження й відповідно до танцю вони можуть визначити місце розташування ділянки квітки та покинути вулик для фуражування. Модель самоорганізації забезпечує пропорційний зворотний зв'язок з якістю джерела нектару.

Поведінкову модель самоорганізації колонії бджіл можна подати у термінах числення зв'язних систем (Calculus of Communicating Systems, CCS) [9].

CCS – математична модель (формальна мова), призначена для опису процесів, що зазвичай використовують у вивченні паралелізму. CCS містить набір термів, операторів і аксіом, які використовуються для опису й керування складеними виразами. Вирази характеризують елементи паралельної системи, а керування цими виразами показує, як поводить система. Центральним елементом у CCS є унікально іменований агент, що має специфічну поведінку. Поведінка агента визначається множиною подій і дій, які може виконувати агент. Множина подій, виконуваних агентом, описується за допомогою оператора “дія”, що позначається як “.”. Іншим важливим оператором у CCS є оператор “+”, що є оператором вибору. Цей оператор використовується у випадку, якщо описується участь агента в одній з кількох альтернативних дій.

CCS має справу з агентами, які описують стан бджоли або стан групи бджіл, та з діями, що являють собою можливість переходу з одного стану в інший [17]. Отже, колонію можна подати у вигляді зв'язаного графу, вершинами якого є агенти, а ребра – діями. Наприклад, агент може бути поданий у такому вигляді:

Розвідник b_i = гарний($b_i, 1...n$)(s).Пошук($b_i, 1...n$)(s) + поганий($b_i, 1...n$).Незайнятий($b_i, 1...n$).

У разі, якщо розвідник буде *погано* шукати нектар, то він стане *незайнятим* фуражиром, якщо ж буде *добре* шукати, то він продовжить Пошук($b_i, 1...n$)(s) деякого джерела s .

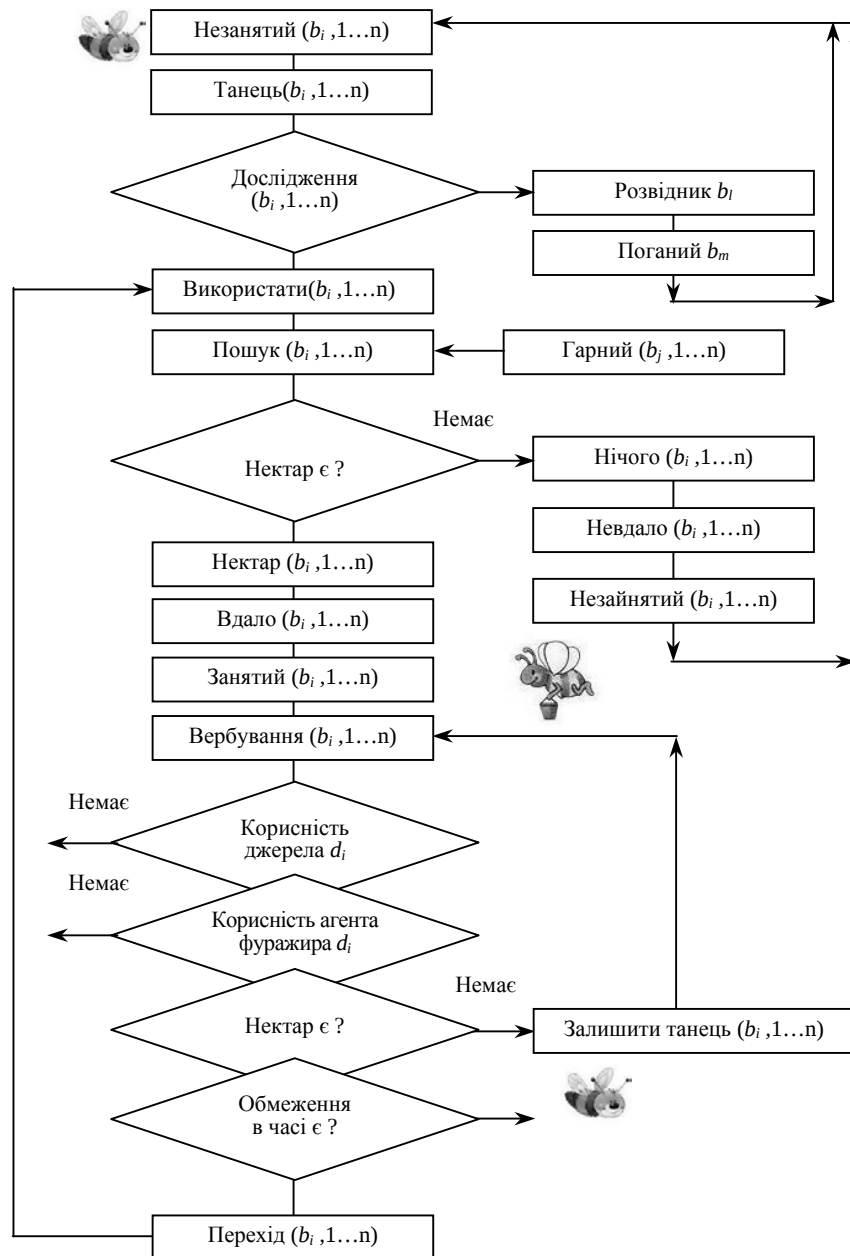
Тоді моделювання поведінки бджіл у термінах CCS можна зобразити, як на рисунку.

Основна ідея парадигми бджолиної колонії полягає у використанні дворівневої стратегії пошуку. На першому рівні за допомогою бджіл-розвідників формується множина перспективних позицій (джерел), на другому рівні за допомогою бджіл-фуражирів досліджуються околиці цих джерел. Мета бджолиної колонії – знайти джерело, що містить максимальну кількість нектару.

В алгоритмах кожне рішення представляється у вигляді точки (позиції) у просторі пошуку. Знайдена кількість нектару являє собою значення цільової функції у цій точці. Розроблення поведінкової моделі самоорганізації колонії бджіл полягає у розробленні методів і механізмів:

- формування простору пошуку;
- формування кількісного складу рою агентів-розвідників і рою агентів-фуражирів;
- пошуку агентами-розвідниками перспективних позицій;
- вибору базових позицій серед перспективних для дослідження їх околиць;
- вибору агентами-фуражирами базових позицій;
- формування околиць базових позицій;
- вибору агентами-фуражирами позицій в околицях базових позицій;
- загальної структури оптимізаційного процесу.

Ключовою операцією бджолиного алгоритму є дослідження перспективних позицій та їх околиць у просторі пошуку. Сенс, що початково закладається у поняття околиці, полягає в тому, що рішення, які лежать в околиці деякої позиції, мають високий ступінь подібності і, як правило, незначно відрізняються один від одного. На початку процесу пошуку всі агенти розташовані поза простором пошуку.



Алгоритм моделювання поведінки бджіл за допомогою CCS

Уявімо, що розташування глобального екстремуму – це ділянка, де найбільша кількість нектару, причому ця ділянка єдина, тобто в інших місцях нектар є, але його менше. Бджоли живуть у багатовимірному просторі, де кожна координата являє собою один параметр функції, яку потрібно оптимізувати. Знайдена кількість нектару являє собою значення цільової функції у цій точці.

На першому кроці алгоритму в точки, які описуються випадковими координатами, відправляється s бджіл-розвідників. Залежно від значення цільової функції, що визначається координатами бджоли, виділяються два види перспективних ділянок на поверхні функції, поблизу яких, можливо, знаходиться глобальний максимум, а саме:

- обирається n кращих ділянок, де значення цільової функції максимальні;
- обирається m ділянок, де значення цільової функції менше, ніж на кращих ділянках, але ці ділянки все одно є непоганими з погляду значення цільової функції.

В околиці n кращих ділянок відсилається N бджіл, а в околиці m обраних ділянок відсилається M бджіл, причому на кожен з кращих ділянок повинно припадати більше бджіл, ніж на кожен з

обраних ділянок. Величини N і M можуть бути фіксованими або пропорційними цільовим функціям.

Бджоли відсилаються не точно на те місце, де бджоли-розвідники знайшли перспективні та кращі місця, а в їх околиці; більш точно координати визначаються випадково. Крім того, околиці, що визначають область, в яку може бути відправлена бджола, можна зменшувати у міру збільшення номера ітерації, щоб рішення поступово збігалось до самого “кінчика” екстремуму. З іншого боку, якщо область зменшувати надто швидко, то рішення може застрягнути в локальному екстремумі.

Після відправлення бджіл на кращі та обрані ділянки можна відправити тих самих бджіл-розвідників на інші випадкові точки.

Далі знову знаходять n кращих і m обраних ділянок, на цей раз серед усіх бджіл із рою, а не тільки серед розвідників. Запам'ятовується найкраще місце на функції, – значення, більше якого поки не було знайдено. Це і буде проміжним рішенням. Алгоритм повторюється доти, поки не спрацює прийнятий критерій останови.

На основі запропонованих підходів було розроблено метод бджолоїної колонії для розв'язання задачі календарного планування (Bee Colony Optimization for Job-Shop Scheduling Problem, BCO-JSSP). Цей метод порівнювався з методом мурашиних колоній. Експерименти [18] довели, що результати, отримані за допомогою методу бджолоїної колонії, майже не відрізняються від результатів, отриманих за допомогою методу мурашиних колоній.

Lucic і Teodorovic першими використали основні принципи колективного інтелекту бджіл для розв'язання задач комбінаторної оптимізації [5, 6]. Вони розробили так званий метод системи бджіл (Bee System, BS) і перевірили його під час розв'язання задачі комівояжера. На основі BS було запропоновано метаевристичний метод бджолоїної колонії (Bee Colony Optimization Metaheuristic, BCO) і метод нечіткої бджолоїної системи (Fuzzy Bee System, FBS) [7].

BCO, як і методи динамічного програмування, допомагає розв'язувати комбінаторні задачі оптимізації поетапно. У BCO, на відміну від BCO-JSSP, немає поділу в ролях агентів (зайняті фуражири, незайняті фуражири й розвідники), і розв'язок отримується поетапно, у міру знаходження часткових рішень, поки не буде отримано повного прийнятного рішення.

Однією із задач, що часто виникають у процесі моделювання складних об'єктів і систем, є знаходження глобального оптимуму багатовимірної функції. Для розв'язання цієї задачі застосовують такі методи (наприклад, методи Коші, Ньютона), які, однак, вимагають неперервності та диференційованості цільових функцій. Тому пропонується застосовувати метод бджолоїної колонії для вирішення задачі оптимізації багатовимірної функції, оскільки він не накладає жодних вимог на цільову функцію.

У [20] описано застосування методу бджолоїної колонії для розв'язання задач, заснованих на розподілі ресурсів (наприклад, транспортної задачі). На основі цього опису в [8] розроблено модифікацію методу бджолоїної колонії для відбору інформативних ознак при побудові класифікуючих моделей у задачах діагностики і розпізнавання образів.

Метод FBS призначений для розв'язання задач, що характеризуються невизначеністю, агенти під час розв'язання задачі використовують правила нечіткої логіки для організації зв'язку між агентами та їхніми діями.

Розглянемо алгоритм мінімізації похибки навчання нечітких систем.

Bxid: початкова кількість розвідників S , масив фуражирів W , максимальне число ітерацій $IterM$, початкова температура T_0 , значення α .

Buxid: оптимальні параметри нечіткої системи.

1. $IterM:=1, BS:=S, T:=T_0, W:=\emptyset$.
2. Створення випадкових BS векторів-рішень за кожним із розвідників, обчислення для кожного вектору помилки рішення.
3. Визначення кращого рішення $best$ у $\{BS \cup W\}$.
4. Цикл по j від 1 до BS Виконати

Якщо $\exp(-|помилка.j - помилка.best| / T) > rand$,
то включити j -те рішення в масив фуражирів W .

5. Формування нових рішень NW на базі W .

Цикл по j від 1 до $|W|$ Виконати

$NW.x := W.x \pm rand(W.x - best)$

6. Формування нових рішень NB на базі $best$.

Цикл по j від 1 до $|W|$ Виконати

$NB.x := best \pm rand(W.x - best)$

7. Обчислення нормованої помилки рішень для усіх фуражирів $F := NW + NB + W$:

$co.j := помилка.j / \sum_i помилка.i$.

8. Формування W . До нього увійдуть рішення із F :

$co.j \begin{cases} \leq 0,01, \text{ то рішення } j \text{ включається 4 рази,} \\ \leq 0,1, \text{ то рішення } j \text{ включається 2 рази,} \\ \leq 0,3, \text{ то рішення } j \text{ включається 1 раз.} \end{cases}$

9. Формування розвідників $BS := |F| - |W|$.

10. Якщо перевищено кількість ітерацій $IterM$ або досягнуто потрібної точності, то *Вихід*, інакше $\{Iter := Iter + 1, T := \alpha T, \text{ перехід на крок 2}\}$.

Експерименти показали, що застосування представленого методу характеризується достатньою точністю і швидкою збіжністю. Розроблений алгоритм має універсальний характер і є ефективним способом пошуку раціональних рішень для складних комплексних задач оптимізації, а саме: розміщення, планування, побудова мереж зв'язків, навчання і розпізнавання образів тощо.

Висновки та перспективи подальших наукових розвідок

Метод бджолоїної колонії являє собою імовірнісну метаевристику, де імовірності встановлюються, виходячи з інформації про якість рішення, отриманої з попередніх рішень. Вони можуть використовуватися як для статичних, так і для динамічних комбінаторних оптимізаційних задач. Збіжність гарантована, тобто в будь-якому випадку ми отримаємо оптимальне рішення, однак швидкість збіжності невідома.

У найпоширенішому своєму варіанті алгоритм оперує бджолами двох типів: розвідники та робочі. Розвідники шукають квіткові поля, а робочі бджоли, відповідно, збирають з цих полів корисний ресурс – нектар. При переході від живої природи до реалій комбінаторної оптимізації можна стверджувати, що бджоли-розвідники шукають сприятливі точки у просторі рішень поставленої задачі, а бджоли-робочі намагаються розширити ці локальні області з надією покращити поточні результати.

Проаналізувавши існуючі модифікації та різні сфери застосування методу бджолоїної колонії, можна виділити такі його переваги:

- метод доволі простий у реалізації і не потребує значних обчислювальних витрат;
- метод є несхильним до зациклення в локальних оптимумах, оскільки в його основу покладено випадковий пошук;
- пошук кінцевого кращого рішення ґрунтується на часткових рішеннях агентів всієї колонії бджіл;
- може використовуватися для розв'язання динамічних задач, оскільки здатен швидко адаптуватися до змін навколишнього середовища;
- може використовуватися для вирішення як дискретних, так і неперервних задач оптимізації.

До недоліків методу бджолоїної колонії належать:

- доволі висока ітеративність;

- труднощі теоретичного аналізу процесу одержання рішень, зумовлені тим, що пошук рішення має стохастичну природу;
- апіорна невизначеність часу збіжності, хоча збіжність гарантується;
- залежність методу від налаштування параметрів, які підбираються експериментально.

1. Люгер Дж. Ф. *Искусственный интеллект*. – М.: Изд. дом “Вильямс”, 2005. – 864 с.
2. Bonabeau E. *Self-organization in social insects* / E. Bonabeau, G. Theraulaz, J. L. Deneubourg, S. Aron, S. Camazine // *Trends in Ecology and Evolution*. – № 12 (50). – 1997. – P. 188 – 193.
3. Camazine S. *Self-organization in biological systems* / S. Camazine, J. L. Deneubourg, N. R. Franks, J. Sneyd, G. Theraulaz, E. Bonabeau. – NJ, Princeton: Princeton University Press, 2001. – 560 p.
4. Camazine S. *A model of collective nectar source by honey bees: self-organization through simple rules* / S. Camazine, J. Sneyd // *Journal of Theoretical Biology*. – 1991. – № 149. – P. 547 – 571.
5. Lučić P. *Bee system: modeling combinatorial optimization transportation engineering problems by swarm intelligence* / P. Lučić, D. Teodorović // *Transportation Analysis: Proceedings of the Triennial Symposium TRISTAN IV*. – Sao Miguel: Azores Press. – 2001. – P. 441 – 445.
6. Lučić P. *Computing with bees: attacking complex transportation engineering problems* / P. Lučić, D. Teodorović // *International Journal on Artificial Intelligence Tools*. – 2003. – № 12. – P. 375 – 394.
7. Teodorović D. *Bee colony optimization – a cooperative learning approach to complex transportation problems* / D. Teodorović, M. Dell’Orco // *Advanced OR and AI Methods in Transportation: Proceedings of 16th Mini-EURO Conference and 10th Meeting of EWGT (13–16 September 2005)*. – Poznan: Publishing House of the Polish Operational and System Research. – 2005. – P. 51 – 60.
8. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. *Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія* / За заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
9. Sumpter D.J. T. *Formalising the link between worker and society in honey bee colonies* / D.J. T. Sumpter, D. S. Broomhead // *Lecture Notes In Computer Science: Proceedings of the First International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation (MABS ’98)*. – Berlin: Springer. – 1998. – P.95 – 110.
10. Beni G. *Swarm intelligence* / G. Beni, J. Wang // *Annual Meeting of the Robotics Society: Proceedings of Seventh International Conference*. – Tokyo: RSJ Press. – 1989. – P. 425 – 428.
11. Bonabeau E. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems* / E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz. – New York: Oxford University Press, 1999. – 320 p.
12. Ferber J. *Influences and reactions: a model of situated multiagent systems* / J. Ferber, J. P. Müller // *Proceedings of the 2nd International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-96)*. – Menlo Park: IEEE Computer Society Press. – 1996. – P. 72–79.
13. Müller J. P. *The design of intelligent agents: a layered approach (lecture notes in computer science)* / J. P. Müller. – Berlin: Springer, 1996. – 227 p.
14. Кравець П. О. *Заохочувальне навчання мультиагентних систем* / П. О. Кравець // *Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”*. – Л.: Вид-во Львівської політехніки. – 2012. – № 743. – 231 с.
15. Вовнянка Р. В. *Моделювання поведінки інтелектуального агента на основі стимулюючого навчання* / Р. В. Вовнянка, О. В. Оборська // *Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”*. – Л.: Вид-во Львівської політехніки. – 2014. – № 805.
16. Seeley T. D. *The wisdom of the hive* / T. D. Seeley. – Cambridge: Harvard University Press, 1995. – 265 p.
17. Milner R. *Communication and concurrency* / R. Milner. – Edinburgh: Prentice Hall, 1989. – 272 p.
18. Chong S. C. *A bee colony optimization algorithm to job shop scheduling* / S. C. Chong, M.Y. H. Low // *Winter Simulation Conference: Proceedings of the 38th conference on Winter simulation*. – Monterey: Monterey Press. – 2006. – P. 1954 – 1961.
19. Nakrani S. *On honey bees and dynamic allocation in an internet server colony* / S. Nakrani, C. Tovey // *Adaptive Behavior*. – 2004. – № 12. – P. 223 – 240.
20. Quijano N. *Honey bee social foraging algorithms for resource allocation: theory and application* / N. Quijano, K. M. Passino. – Columbus: Publishing house of the Ohio State University, 2007. – 39 p.