

МЕТОДИ РОЙОВОГО ІНТЕЛЕКТУ РОЗВ'ЯЗАННЯ ПРИКЛАДНИХ ЗАДАЧ В ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Василь Литвин¹, Дмитро Угрин²

¹ Національний університет "Львівська політехніка"

² Чернівецький філософсько-правовий ліцей № 2

¹ vasyi.v.lytvyn@lpnu.ua, ORCID – 0000-0002-9676-0180

² ugrund38@gmail.com, ORCID – 0000-0003-4858-4511

© Литвин В., Угрин Д., 2020

Запропоновано для автоматизації процедур формування множини альтернативних рішень та вибору раціонального рішення у галузевих ГІС використовувати інтелектуальних агентів планування діяльності з використанням онтологічного підходу. Запропоновано використовувати розроблену базу знань у галузі методів ройового інтелекту на основі адаптивної онтології та бази даних наукових публікацій у цій галузі. Всі прикладні задачі в галузевих геоінформаційних системах поділено на класи задач: стаціонарні, квазістаціонарні, динамічні. Запропоновано визначати вільні параметри для окремих ройових алгоритмів на основі машинного навчання з підкріпленням, а саме методом Q-Learning. На основі цього методу побудовано ланцюги Маркова для ройових алгоритмів. Підкріплення полягало в аналізі отриманих результатів певним ройовим алгоритмом експертним шляхом. На прикладі адміністративно-територіального управління було знайдено оптимальні значення параметрів окремих ройових алгоритмів.

Ключові слова: ройовий інтелект, вільні параметри, оптимізаційні задачі, галузеві геоінформаційні системи, прийняття рішень.

Вступ

Останнім часом збільшується коло практичних задач, пов'язаних із прийняттям рішень на основі отримання, аналізу, моделювання та візуалізації просторових і атрибутивних цифрових даних про місцезнаходження і властивості територіально розподілених об'єктів. Так, для підтримки прийняття рішень в адміністративно-територіальному та муніципальному управлінні, у соціальних проектах при дослідженні туристичного потенціалу територій та проведенні геомаркетингу, у військових додатках, системах екологічної та техногенної безпеки активно створюються та використовуються галузеві геоінформаційні системи (ГГІС). З іншого боку, для підтримки прийняття обґрунтованих рішень в умовах невизначеності при обробці великих вхідних даних, які мають мінливий характер, розподілені джерела та неоднорідну семантичну складову активно розробляють стохастичні методи, які в різних публікаціях називають метаевристичними, багатоагентними, популяційними, ройовими тощо. Методи ройового інтелекту (MPI) порівняно з класичними методами прийняття обґрунтованих рішень в умовах невизначеності можуть дати змогу ефективніше відшукати субоптимальне рішення при розв'язуванні задач високої розмірності, мультимодальних та слабко формалізованих задач, забезпечити високу ймовірність локалізації глобального екстремуму функції, що оптимізується. Проте відсутність формалізованого підходу щодо визначення необхідних MPI та обмеженість засобів щодо налаштування великого числа їх

вільних параметрів гальмує застосування МРІ для створення інтегрованих геоінформаційних технологій підтримки прийняття рішень множини галузевих задач із власними критеріями та обмеженнями із врахуванням набору вхідних геопросторових даних та способу їх візуалізації.

Постановка проблеми

Для автоматизації процедур формування множини альтернативних рішень та вибору раціонального (прийнятного) рішення в ГГІС запропоновано використовувати інтелектуальних агентів планування діяльності з використанням онтологічного підходу. Запропоновано використовувати розроблену базу знань у галузі МРІ на основі адаптивної онтології та бази даних наукових публікацій у цій галузі. Всі прикладні задачі в галузевих геоінформаційних системах поділено на 3 класи задач: Стаціонарні, Квазістаціонарні, Динамічні. Кожен клас задач містить підзадачі розміщення (Placing) або транспортування (Transportation).

Однією з особливостей ройових алгоритмів є наявність у них значної кількості вільних параметрів, від значень яких може залежати ефективність алгоритму, однак формальні рекомендації з вибору значень цих параметрів, враховуючи особливості оптимізаційної задачі, відсутні. Запропоновано визначати такі параметри для окремих ройових алгоритмів на основі машинного навчання з підкріпленням. Для визначення параметрів ройових алгоритмів використано метод Q-Learning. На основі цього методу побудовано ланцюги Маркова для 3-х ройових алгоритмів (мурашиної колонії, зграї птахів, рою часток). Підкріплення полягало в аналізі отриманих результатів певним ройовим алгоритмом експертним шляхом. На прикладі адміністративно-територіального управління було знайдено оптимальні значення параметрів окремих ройових алгоритмів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Наукові дослідження в напрямі використання онтологій під час розроблення та функціонування інтелектуальних агентів (ІА) почалися в кінці минулого століття та інтенсивно розвиваються. Основні теоретичні засади формальних математичних моделей онтологій розроблено у роботах Т. Грубера, Н. Гуаріно, Дж. Сови [1–3], які запропонували онтологію розглядати як тривимірний кортеж; використання онтологій під час функціонування прикладних інформаційних систем описано в роботах Р. Кнаппе, А. Келлі, Alexandre Galopina [4–6]; проблему побудови інтелектуальних систем на основі онтологій розглянуто в роботах Rune Fensli, Jan Pettersen, Ugon A., Galopin A., Marco Rospocher [7–11].

Суть діяльності ІА полягає у знаходженні шляху із початкового стану в стан мети Goal із задоволенням певних критеріїв. Як правило, такі критерії задають раціональну поведінку ІА. Суть їх полягає у знаходженні такого Path, щоб затрати на перехід були мінімальні, а виграш (реакція зовнішнього середовища, в межах якого функціонує ІА) від такого переходу був максимальний, тобто така задача є двокритеріальною.

Складність пошуку розв'язку сформульованої задачі безпосередньо залежить від кількості альтернатив переходу між двома станами, в яких може перебувати ІА. Множини альтернатив переходів між станами задають простір пошуку Path. Для звуження простору пошуку і для визначення релевантного переходу між станами використовують знання, якими володіє ІА. Тобто основною компонентою ІА є база знань (БЗ), призначення якої полягає у зберіганні, впорядкуванні та керуванні інформацією про предметну область (ПО) та задачі, які в ній виникають.

Алгоритм Q-Learning запропонував Воткінс (Watkins) у 1989 році. Цей алгоритм належить до групи алгоритмів навчання з підкріпленням. Навчання з підкріпленням представляє клас задач, в яких автономний агент, діючи в певному середовищі, повинен знайти оптимальну стратегію взаємодії з нею [12–14]. У термінах задачі машинного навчання з підкріпленням процес навчання – це процес взаємодії агента з середовищем, в якому успішність дій агента оцінюється за допомогою нагороди, одержуваної від середовища [15].

Найпростішу форму однокрокового QL визначають так:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)],$$

де Q – функція корисності; s_t – стан середовища в момент t ; a_t – дія, яку виконав агент під час стану s_t ; r_t – нагорода після виконання агентом дії a_t .

Формулювання цілі статті

Метою статті є підвищення ефективності підтримки прийняття рішень для галузевих геоінформаційних систем завдяки створенню відповідної методики вибору методу ройового інтелекту та вільних параметрів для пошуку оптимізаційних рішень. Метою роботи визначено необхідність розв'язання таких задач:

1. Розроблення узагальненої моделі ройового інтелекту;
2. Побудова класифікатора відомих ройових алгоритмів з метою визначення особливостей ройових алгоритмів індивідуально;
3. Розроблення онтології, яку можна використовувати для підтримки прийняття рішень вибору ройових методів аналізом літературних та інших джерел застосування методів ройового інтелекту для розв'язування задач у галузевих інформаційних системах. Поділ прикладних задач у галузевих геоінформаційних системах;
4. Розроблення та представлення задачі вибору значень вільних параметрів окремих ройових алгоритмів;
5. Організація та розроблення геоінформаційної технології підтримки прийняття рішень щодо створення адміністративно-територіальних одиниць на основі моделювання запропонованої методики.

Виклад основного матеріалу

Узагальнену модель ройового інтелекту (extended swarm intelligence) представимо кортежем:

$$ESI = \langle S, X, A, N, P, I, O \rangle, \quad (1)$$

де S – множина агентів (особин), тобто рій (популяція); X – множина станів агентів рою; A – алгоритм створення множини станів агентів рою; N – окіл (сусідство) агентів рою; P – множина вільних параметрів алгоритму A (евристичні коефіцієнти); $I = \{I_1, I_{oc}\}$, I_1 – вхід системи, на який подається цільова функція, обмеження, I_{oc} – вхід для зворотного зв'язку; $O = \{O_1, O_{oc}\}$, O_1 – вихід (найкращий знайдений розв'язок задачі); O_{oc} – вихід для зворотного зв'язку.

Система PI взаємодіє із зовнішнім середовищем (цільовою функцією $f(x)$ і обмеженнями $G(x)$). Керовані впливи на рій (запуск, зупинка, завдання параметрів, кількості агентів) позначимо U (рис. 1).

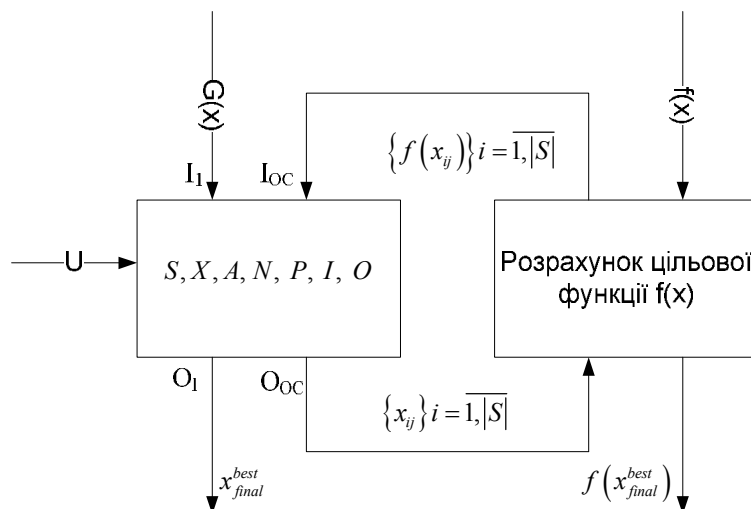


Рис. 1. Функціональна схема ройового інтелекту

Усі множини є скінченними, і їхні елементи можуть набувати такого значення:

$P = \{Статичні, Динамічні\}$ – вільні параметри, які використовуються в методі роювого інтелекту MPI , що можуть змінюватись під час роботи алгоритму (динамічні) або залишатись незмінними (статичні);

A визначаються, як правило, від станів (відстань, вага, швидкість, когнітивна поведінка, соціальна поведінка тощо) об'єднання роїв (X), які можуть бути змінними або постійними $X = \{Змінні, Постійні\}$ – під час функціонування алгоритму метрики сусідства роїв змінюються ($Змінні$), або залишаються сталими ($Постійні$);

$S_i = \{Якість, Тип\}$ – місце агента визначається його якістю або типом (деяка вагова функція);

$S = \{Статичні, Динамічні\}$ – під час об'єднання роїв з'являються нові особини (динамічні) або залишаються всі, які є (статичні);

$N = \{Статичні, Динамічні\}$ – під час функціонування алгоритму окіл особини змінюється (динамічний) або залишається сталим (статичний);

$SA = \{Прості, Складні\}$ – ітерація містить один процес (прості) або декілька процесів (складні).

У роботі описано існуючі основні MPI на основі розробленої моделі (1) (табл. 1).

Вибір раціонального MPI відповідно до задачі галузевих геоінформаційних систем (ГГІС), реалізованої у вигляді інтелектуальної системи інформаційного пошуку, для якої адаптивна онтологія, з одного боку, є інструментом для інформаційного пошуку, аналізу і класифікації, а з іншого – сама використовує засоби пошуку для постачання нових даних для свого наповнення, синтезу нових предикатів і правил, навчання нових понять та семантичних зв'язків між ними.

Таблиця 1

Класифікатор відомих роювих алгоритмів

№	Назва алгоритму A	Параметри P	Множина станів агентів рою X	Агент рою S_i	Рій S (статичні, динамічні)	Окіл агента рою N	Складність алгоритму SA
1	Мурашиний	Статичні	Змінні	Якість	Постійні	Динамічний	Простий
2	Бджолиний	Статичні	Постійні	Тип	Постійні	Динамічний	Простий
3	Летючих мишей	Статичні	Постійні	Тип	Постійні	Динамічний	Простий
4	Косяк риб	Динамічні	Постійні	Якість	Постійні	Динамічний	Простий
5	Генетичний алгоритм	Динамічні	Змінні	Якість	Змінні	Динамічний	Складний
6	Рою часток	Статичні	Постійні	Якість	Змінні	Динамічний	Простий
7	Пошук гармонії HS	Статичні	Постійні	Якість	Постійні	Статичний	Складний
8	Світлячків	Статичні	Постійні	Якість	Змінні	Динамічний	Простий
9	Сірих вовків	Динамічні	Постійні	Тип	Постійні	Динамічний	Простий
10	Стохастичний ди- фузійний пошук SDS	Статичні	Змінні	Якість	Змінні	Статичний	Простий
11	Динамічних сіток VMO	Динамічні	Постійні	Якість	Постійні	Статичний	Складний
12	Жаб SFL	Динамічні	Постійні	Якість	Змінні	Динамічний	Простий
13	Алгоритм зграї птахів MBO	Статичні	Постійні	Якість	Змінні	Динамічний	Простий
14	Диференційної еволюції	Статичні	Постійні	Якість	Постійні	Статичний	Простий
15	Бактеріальний пошук	Динамічні	Змінні	Якість	Змінні	Статичний	Простий
16	Штучна імунна система	Статичні	Постійні	Якість	Постійні	Статичний	Простий

Для ефективного планування дій інтелектуальний агент (ІА) повинен вміти оцінювати стани та дії. З цією метою скористаємося моделлю адаптивної онтології. Така онтологія визначається так:

$$\hat{O} = \langle \hat{C}, \hat{R}, F \rangle, \quad (2)$$

де $\hat{C} = \langle C, W \rangle$ – скінченна множина понять галузі МРІ, для якої створюється онтологія O ; $\hat{R} = \langle R, L \rangle$ – скінченна множина відношень між поняттями $R: C \rightarrow C$; W – вага важливості понять C ; L – вага важливості відношень; F – скінченна множина функцій інтерпретації, заданих на поняттях чи відношеннях онтології \hat{O} .

Нехай у деякий момент часу t вага концепту \tilde{C}_k онтології \hat{O} дорівнює W_k^t . Для зростання ваг концептів використовують електронні природномовні документи T (статті, тези конференцій, анотації статті, якщо сама стаття недоступна, монографії тощо). Кожен такий документ T належить до певного джерела інформації U (науковий журнал, сайт тощо). Тобто існує множина джерел $U = \{U_1, U_2, \dots, U_K\}$, а кожне таке джерело містить множину текстових документів $U_i = \{T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{ik_i}\}$. Міру довіри до джерела U_i позначатимемо $\sigma_i \in [0, 1]$, $\sigma_i = 0$ – повна недовіра до джерела U_i , $\sigma_i = 1$ – максимальна довіра до джерела U_i . Насамперед вважаємо, що міра довіри всіх джерел дорівнює 0,5. Під час наповнення онтології концептами із текстових документів міра довіри до джерела змінюється. Запропоновано такий метод зміни міри довіри: нова міра довіри σ_H до джерела дорівнює $\sigma_H = 2 \cdot \sigma_C - \sigma_C^2$, якщо експерт включив текстовий документ із цього джерела для наповнення онтології, де σ_C – стара міра довіри, і $\sigma_H = \sigma_C - \sigma_C^2$, якщо експерт не включив жодного текстового документа з цього джерела для наповнення онтології. Якщо $\sigma_H < 1$, то таке джерело інформації далі не розглядається. Тобто, якщо з певного джерела 6 разів підряд не взято жодного документа для наповнення онтології, то його $\sigma_H \approx 0,099$, й таке джерело вилучають із подальших переглядів.

Тоді ваги концептів \tilde{C}_k змінюються за такою формулою:

$$W_k^{t+1} = W_k^t + \sum_{T_{ij} \otimes U_i} \sigma_i,$$

де запис $T_{ij} \otimes U_i$ означає, що текст T_{ij} був використаний для наповнення онтології.

Із онтології вилучають ті концепти, для яких $W_k^{t+1} - W_k^t < \Delta^t$. Такий метод дає змогу зменшити простір пошуку Path.

Отримаємо таку послідовність кроків функціонування системи автоматизованої розбудови онтології:

Крок 1. Сформувати множину джерел інформації U .

Крок 2. Перерахувати довіру σ_i до джерела інформації U_i .

Крок 3. Обчислити вагу W концепту C онтології.

Крок 4. Відредагувати онтологію залежно від приросту ваги концепту.

Розроблена система має дві основні функції:

1) інтерактивна автоматизована побудова онтології галузі МРІ (рис. 2, а);

2) пошук, збереження і класифікація (ранжування) наукових публікацій як в інтерактивному напівавтоматичному, так і в автоматичному режимі (рис. 2, б).

Розглянемо деяку прикладну задачу для галузевих геоінформаційних систем, яку можна розв'язати одним із методів ройового інтелекту. Необхідно вибрати із множини методів ройового інтелекту релевантний метод до сформованої задачі або релевантний набір таких методів (гібрид), яким доречно розв'язувати цю задачу.

Як приклад розглянемо прикладну задачу для галузевих геоінформаційних систем, а саме створення спроможної територіальної громади (з множини населених пунктів), беручи до уваги

рекомендації Методики, затвердженої Кабінетом Міністрів України, що: 1) основним обмежувальним ресурсофактором слугує наявність розвинутої інфраструктури в населених пунктах (школи, дитячі садки, лікарні, поліцейні відділи, пожежні частини); 2) суміжність населених пунктів; 3) відстань від кожного населеного пункту до центру територіальної громади має бути не більшою за 25 км; 4) відсутність утворення так званих “білих плям”.

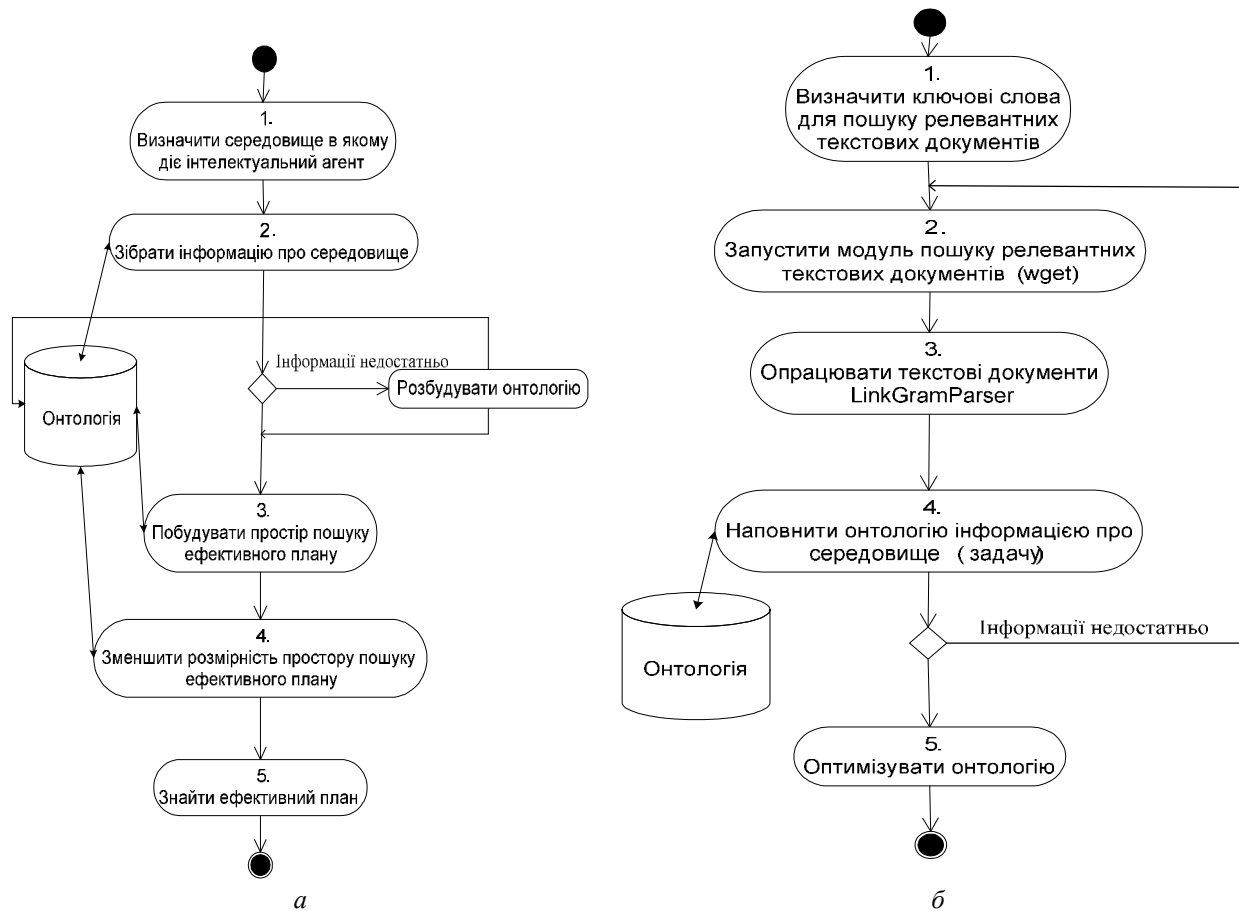


Рис. 2. Діаграма діяльності

Запропоновану архітектуру системи планування дій спеціалізованих інтелектуальних агентів наведено на рис. 3.

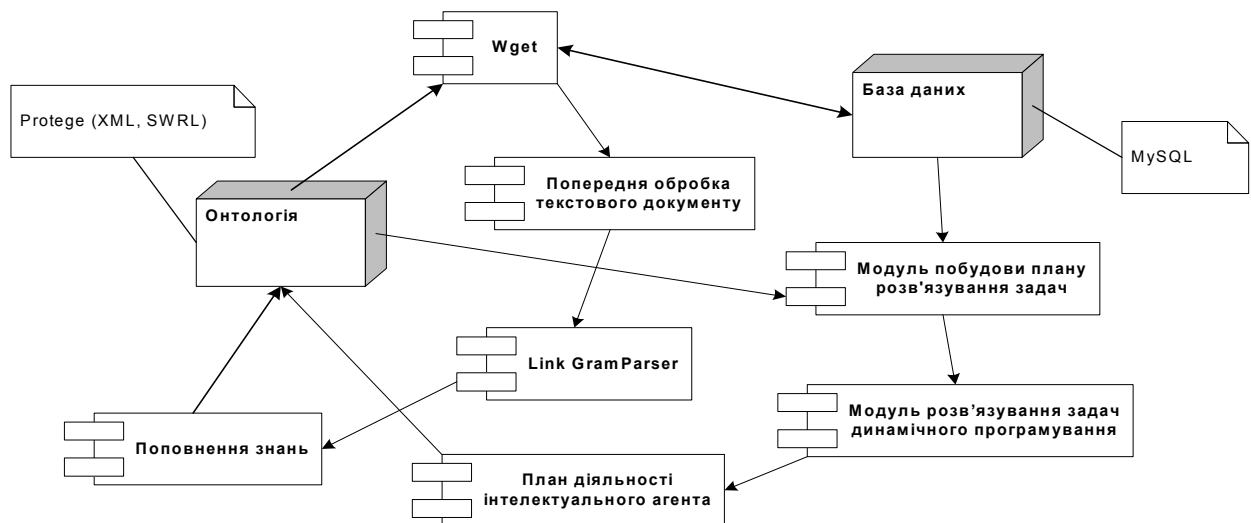


Рис. 3. Архітектура системи планування дій спеціалізованих інтелектуальних агентів

Загальне правило формування спроможної територіальної громади формують так: ЯКЩО ((Потрібно сформувати нову спроможну територіальну громаду) АБО (Настала подія приєднання до громади нового населеного пункту/ів) АБО (Визначено, що інфраструктура планованої громади слабо розвинена чи утворився дуальний зв'язок)) І (Наявні ресурси для формування спроможної територіальної громади) ТО (Сформувати спроможну територіальну громаду).

База знань деталізує це правило через систему уточнювальних продукційних правил. Для ІА інформаційного пошуку цінною вважається інформація, яка наявна в Методиці. Початковим станом є стан “населені пункти”. Стан мети: “громада”. Завдання ділимо на шість етапів: 1) визначення множини населених пунктів – претендентів для формування громади; 2) визначення наявних інфраструктурних (муніципальних) будівель; 3) визначення суміжності населених пунктів враховуючи інфраструктуру; 4) встановлення відстаней між населеними пунктами претендентів для формування громади; 5) визначення адміністративного центру громади, 6) кінцеве формування множини населених пунктів, що утворили громаду.

Базова онтологія предметної області щодо створення спроможної територіальної громади будувалася на основі знань експерта в галузі адміністративно-територіального управління та Методики КМУ. Автоматизована розбудова онтології щодо вирішення завдань 5 та 6 технологічних етапів здійснювалася на основі таких джерел інформації: IEEE Transactions on Systems (U1), Swarm Intelligence Journal (U2), Journal of Artificial Evolution and Applications (U3), Springer (U4), Technical Journal of Engineering and Applied Science (U5), Neural Computing and Applications (U6), Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (U7), Journal of Parallel Computing and Distributed Computing (U8), Journal of Computational and Theoretical Nanoscience (U9), Bell System Technical Journal (U10), Journal of intelligent manufacturing (U11). Графік зміни міри довіри до цих 11 джерел інформації залежно від етапу розбудови онтології наведено на рис. 4.

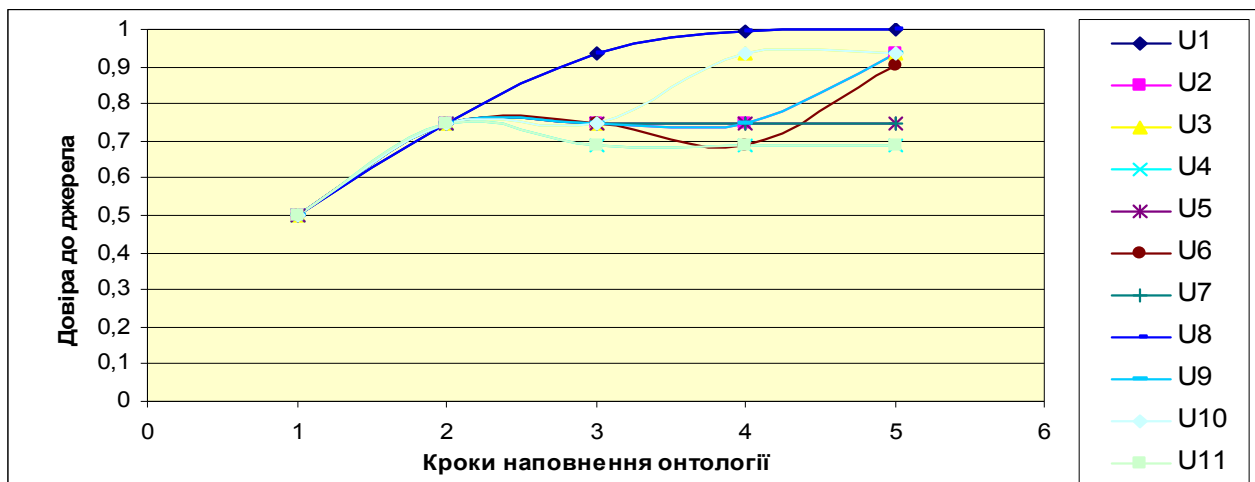


Рис. 4. Зміна довіри до джерел інформації, якими наповнюють онтологію

Для цього проаналізовано літературні та інші джерела застосування методів ройового інтелекту для розв'язування задач у галузевих інформаційних системах. На основі цього аналізу побудовано онтологію, яку можна використовувати для підтримки прийняття рішень вибору таких ройових методів. Таксономію понять онтології наведено на рис. 5.

Усі прикладні задачі в галузевих геоінформаційних системах поділено на 3 класи задач: Стационарні (в онтології поняття – Stationary), Квазістационарні (Quasistationary), Динамічні (Dynamic). Стационарними є задачі в галузі створення адміністративно-територіальних громад (одиниць); квазістационарними – створення регіональних туристичних мереж; динамічними – розгортання військових угруповань. Кожен клас задач містить підзадачі розміщення (Placing) або транспортування (Transportation).

Екземпляри класів підзадач в онтології наведено на рис. 6.

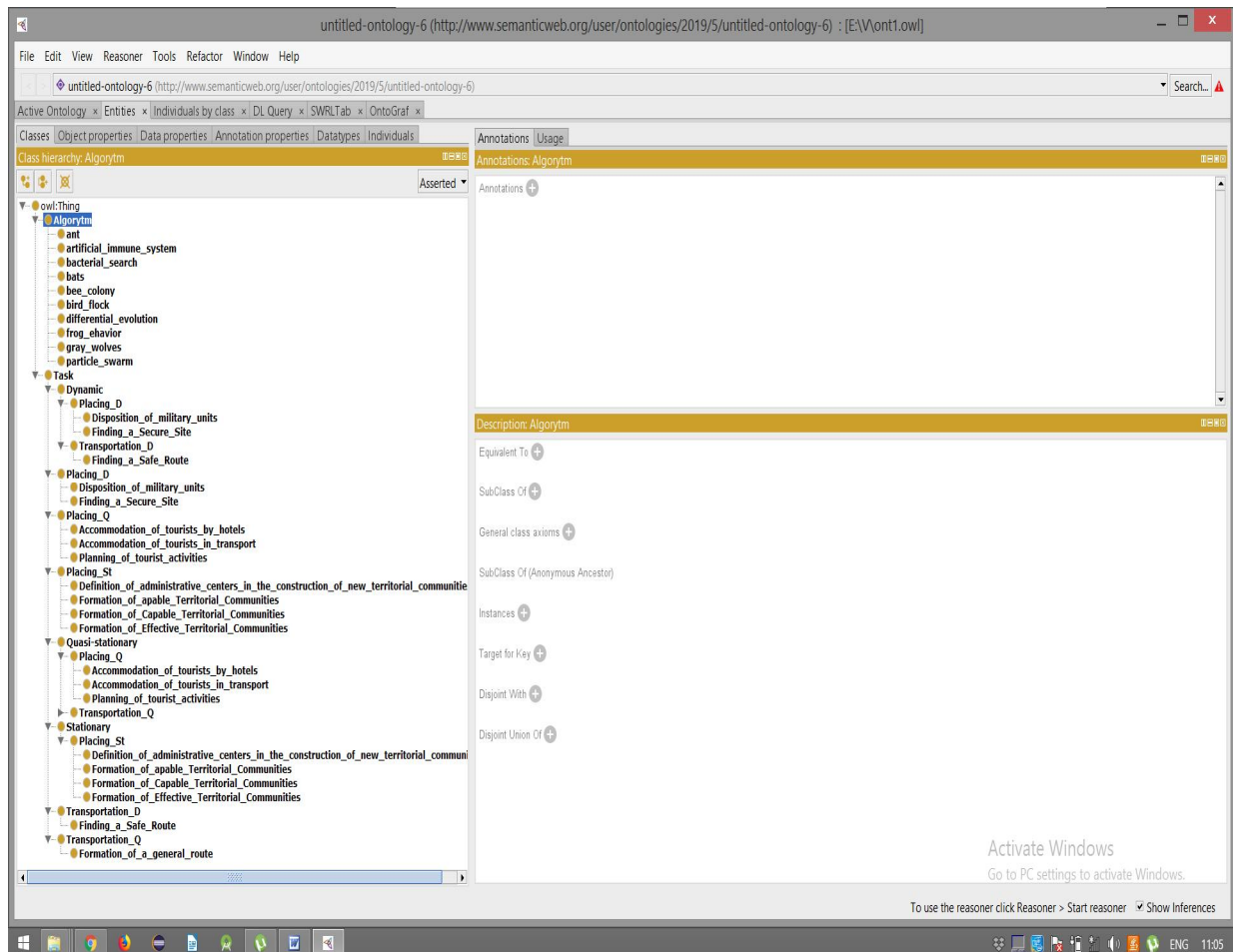


Рис. 5. Представлення таксономії понять онтології

Справа наведено, до якого саме класу задач належить екземпляр. Для прикладу: для класу динамічних задач розміщення належать задачі Пошук безпечної ділянки та Дислокація військових одиниць, а до класу транспортування – задача Пошук безпечного маршруту.

У верхній частині таксономії понять онтології наведено найпоширеніші методи ройового інтелекту. Аналіз наукової літератури дав змогу розробити правила вибору ройових методів залежно від задачі. Отримано такі правила:

- $\text{Placing_St} (?x) \wedge \text{Definition_of_administrative_centers_in_the_construction_of_new_territorial_communities} (?x) \rightarrow \text{gray_wolves}$
- $\text{Placing_St} (?x) \wedge \text{Formation_of_Effective_Territorial_Communities} (?x) \rightarrow \text{Hybrid} (\text{gray_wolves} \wedge \text{bats})$
- $\text{Placing_St} (?x) \wedge \text{Formation_of_apable_Territorial_Communities} (?x) \rightarrow \text{ant} (?x)$
- $\text{Placing_St} (?x) \wedge \text{Formation_of_Capable_Territorial_Communities} (?x) \rightarrow \text{bird_flock} (?x)$
- $\text{Placing_Q} (?x) \wedge \text{Accommodation_of_tourists_in_transport} (?x) \rightarrow \text{differential_evolution} (?x)$
- $\text{Placing_Q} (?x) \wedge \text{Accommodation_of_tourists_by_hotels} (?x) \rightarrow \text{particle_swarm} (?x)$
- $\text{Placing_Q} (?x) \wedge \text{Planning_of_tourist_activities} (?x) \rightarrow \text{bee_colony} (?x)$
- $\text{Placing_D} (?x) \wedge \text{Finding_a_Secure_Site} (?x) \rightarrow \text{particle_swarm} (?x)$
- $\text{Placing_D} (?x) \wedge \text{Disposition_of_military_units} (?x) \rightarrow \text{frog_ehavior} (?x)$
- $\text{Transportation_Q} (?x) \wedge \text{Formation_of_a_general_route} (?x) \rightarrow \text{ant} (?x)$
- $\text{Transportation_D} (?x) \wedge \text{Finding_a_Safe_Route} (?x) \wedge \text{Hybrid} (?y, ?z) \rightarrow \text{artificial_immune_system} (?y) \wedge \text{bacterial_search} (?z)$

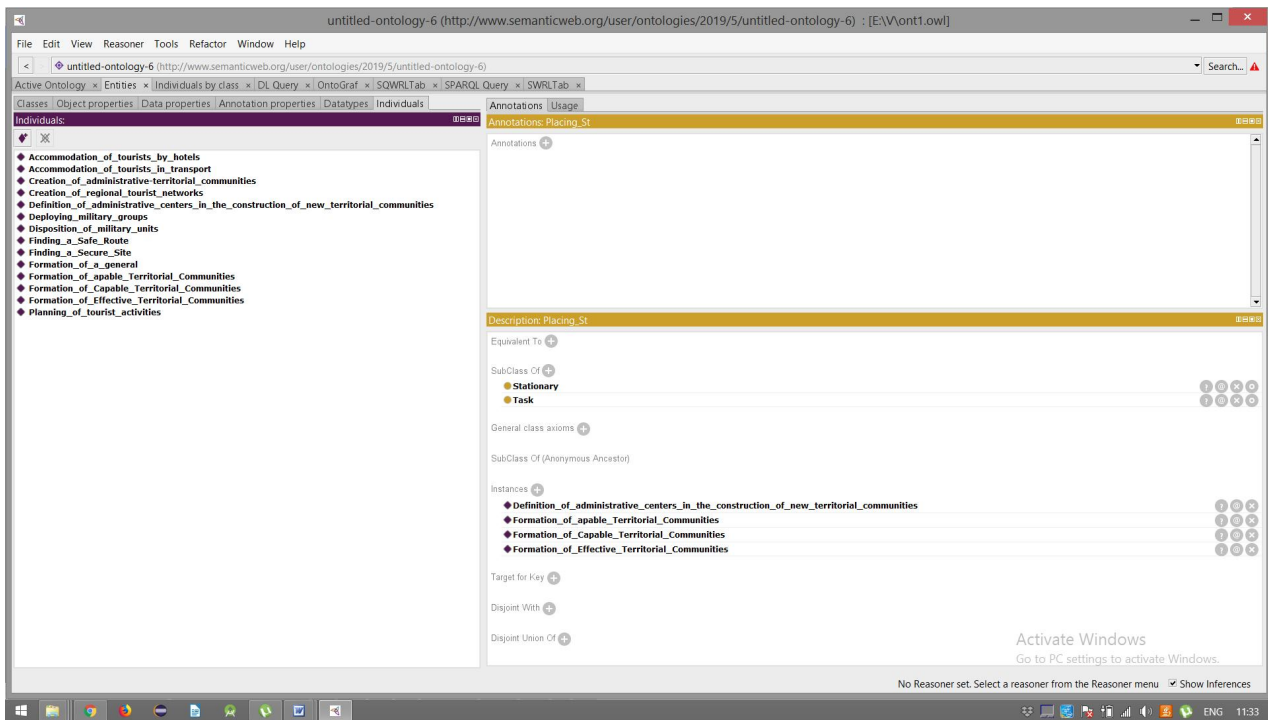


Рис. 6. Подання екземплярів класів підзадач в онтології

Для отримання релевантного методу ройового інтелекту розв'язування деякої задачі (наприклад, формування спроможних територіальних громад, в онтології — *Formation_of_apable_Territorial_Communities*) використовуємо мову запитів SPARQL до онтології. Наприклад, запит

- PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
- PREFIX owl: <http://www.w3.org/2002/07/owl#>
- PREFIX rdfs: <http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#>
- PREFIX xsd: <http://www.w3.org/2001/XMLSchema#>
- SELECT ?Algorytm
- WHERE { ?Algorytm rdfs:subClassOf ?Placing_St {rdfs:Individuals <#
Formation_of_apable_Territorial_Communities >}}

повертає, що методом для розв'язування цієї задачі є метод мурашиної колонії (ant).

Кількість альтернатив для кожного етапу з використанням та без використання онтологій та значення відповідних функцій наведено в табл. 2.

Представлення задачі вибору значень вільних параметрів окремих ройових алгоритмів

Однією з особливостей ройових алгоритмів є наявність в них значної кількості вільних параметрів. Від значень цих параметрів може сильно залежати ефективність алгоритму, однак формальні рекомендації з вибору значень цих параметрів, враховуючи особливості оптимізаційної задачі, відсутні. Запропоновано визначати такі параметри для окремих ройових алгоритмів на основі машинного навчання з підкріпленням. Для визначення параметрів ройових алгоритмів використано метод Q-Learning. На основі цього методу побудовано ланцюги Маркова для 3 ройових алгоритмів (мурашиної колонії, зграї птахів, рою часток). Підкріплення полягало в аналізі отриманих результатів певним ройовим алгоритмом експертним шляхом. Для 3 класів задач (туристична сфера, адміністративно-територіальне управління, військова сфера), було знайдено оптимальні значення параметрів окремих ройових алгоритмів.

Для мурашиного алгоритму існує ряд параметрів, що впливають на ефективність його роботи:

- коефіцієнт врахування значення феромону при переході між вузлами α ;

- коефіцієнт врахування довжини ребер при переході між вузлами β ;
- параметр інтенсивності випаровування феромону P ;
- коефіцієнт оновлення феромону на переході Q .

Таблиця 2

Порівняльна таблиця методів з використанням та без використання онтологій

Етапи та функції	Назва етапів та функцій	Метод обробки за стандартом	Метод обробки після наповнення онтології	Метод обробки після наповнення онтології з урахуванням оцінки довіри до джерела інформації
1	К-сть альтернатив етапу “Множина претендентів”	1	необмежена	необмежена
2	К-сть альтернатив етапу “Інфраструктурні будівлі”	1	1	1
3	К-сть альтернатив етапу “Суміжність претендентів”	1	1	1
4	К-сть альтернатив етапу “Відстані між претендентами”	1	1	1
5	К-сть альтернатив етапу “Адміністративний центр громади”	1	11	3
6	К-сть альтернатив етапу “кінцеве формування”	1	11	3
$Min V$	Вартість, у.о.	1200	920	950
$Max Q$	Час експлуатації, роки	20	42	42
$minf=V/Q$		60	21,9	22,6

Щоб визначити, наскільки набір значення коефіцієнтів впливає на результат роботи алгоритмів, необхідно використовувати варіювання значень параметрів. У розробленій системі коефіцієнтами, для яких можна ввести значення перед виконанням програми, є α , β , а значення параметрів P , Q динамічно змінюється протягом виконання програми.

Спочатку основні коефіцієнти алгоритму мали такі значення: $\alpha=0,5$, $\beta=0,5$, $P=0,5$, $Q=1$.

На основі методу Q-Learning для мурашиного алгоритму підбір параметрів при $\alpha=0,2$, $\beta=0,8$ є оптимальними (рис. 7).

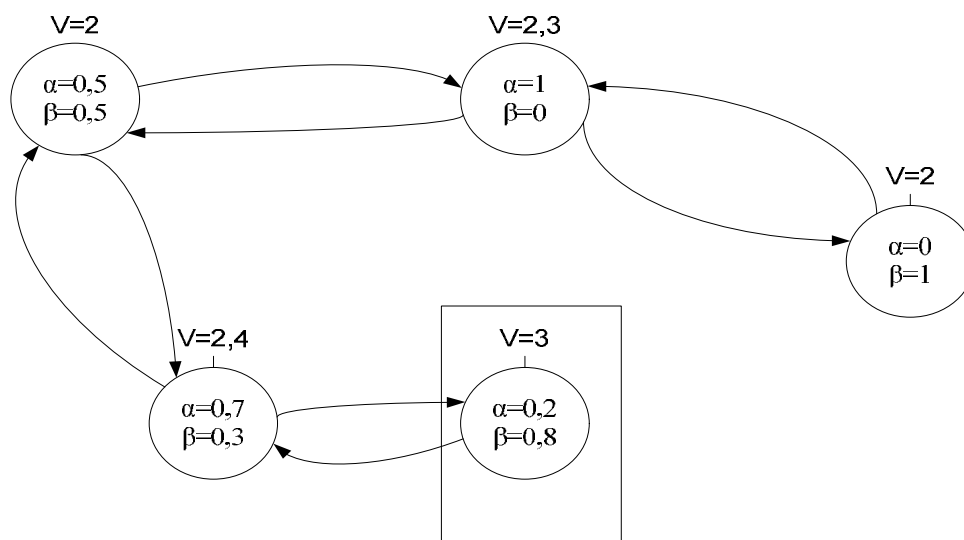


Рис. 7. Застосування методу Q-Learning для мурашиного алгоритму

Водночас для алгоритму зграї птахів основними є такі параметри:

- коефіцієнт когнітивної поведінки C_1 ;
- коефіцієнт соціальної поведінки C_2 ;
- параметр інерційності агента ω .

Щоб визначити, наскільки набір значення коефіцієнтів впливає на результат роботи алгоритмів, необхідно використовувати варіювання значень параметрів. У розробленій системі коефіцієнтами, для яких можна ввести значення перед виконанням програми, є C_1 та C_2 , а значення параметра ω динамічно змінюється протягом виконання програми.

Спочатку основні коефіцієнти алгоритму мали такі значення: $C_1 = 0,5$, $C_2 = 0,5$, $\omega = 1,05$.

На основі методу Q-Learning для алгоритму зграї птахів підбір параметрів при $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,8$ є оптимальними (рис. 8).

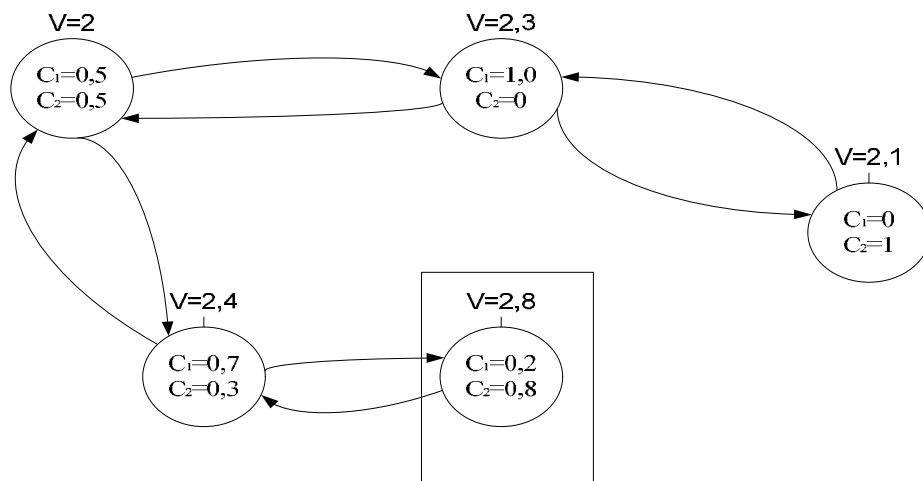


Рис. 8. Застосування методу Q-Learning для алгоритму зграї птахів

З метою оптимального розміщення туристичних груп у кожному із запланованих міст використано алгоритм рою часток. Цим алгоритмом система пропонує рішення щодо кількості заселення туристів із заданими потребами в місті запланованого маршруту.

На початку основні коефіцієнти алгоритму мали такі значення: $v = 0,1$, $p_{best} = 0,9$, $a_1, a_2 = 1,0$, $r_{nd} = 0,1$.

Значення параметрів a_1, a_2 та r_{nd} динамічно змінювалися протягом виконання програми.

На основі методу Q-Learning для алгоритму рою часток підбір параметрів при $v = 0,3$, $p_{best} = 0,7$ є оптимальним для обраного прикладу (рис. 9).

Організація пошукових процедур на основі моделювання запропонованої методики

Для організації пошукових процедур на основі моделювання методики вибору методу ройового інтелекту та вільних параметрів для пошуку оптимізаційних рішень прикладних задач у галузевих геоінформаційних системах обрано певний район України і проведено імітаційне моделювання планів адміністративно-територіального об'єднання. Прикладом тестування системи може бути задача моделювання спроможних територіальних громад (ТГ) для окремої частини Чернівецької області. Адміністративно-територіальний устрій Чернівецької області такий: 11 районів, 2 міста обласного значення, 2 міста районного значення, 398 сіл, та 8 СМТ.

Для моделювання територіальних громад та для дослідження результатів виконання програми, використовуватиметься частина Сторожинецького району.

Для моделювання вибрано такі критерії:

- кількість шкіл ($S > 0$);
- кількість дошкільних навчальних закладів ($D > 0$);

- кількість лікарень ($L > 0$);
- кількість станцій швидкої допомоги ($SH > 0$);
- кількість установ правоохоронної діяльності ($V > 0$);
- кількість установ пожежної безпеки ($B > 0$);
- зона доступності населених пунктів до адміністративного центру, км (25).

Зазначені дані критеріїв для прикладу наведено у табл. 3.

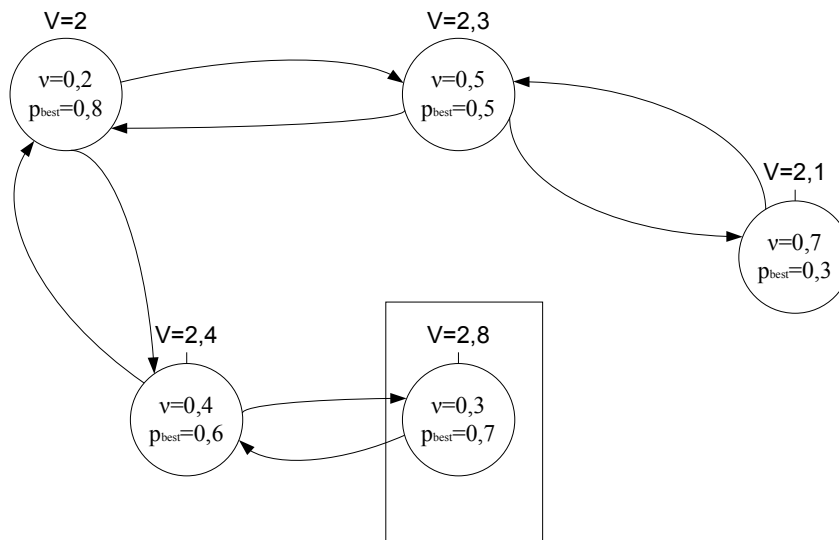


Рис. 9. Застосування методу Q-Learning для алгоритму рою часток

Таблиця 3

Вхідні дані для формування ТГ

НП	Тип	S	D	L	SH	V	B	Бюджет, грн.
1. Сторожинець	місто	4	3	1	1	1	1	5.000.000
2. Панка	село	1	–	–	–	–	–	450.000
3. Череш	село	–	2	–	–	–	–	800.000
4. Зруб-Комарівський	село	–	–	–	–	–	–	500.000
5. Давидівка	село	3	–	1	–	1	–	750.000
6. Комарівці	село	–	1	–	–	–	1	1.000.000
7. Нова Жадова	село	1	1	–	1	–	–	1.200.000
8. Стара Жадова	село	2	–	1	–	1	–	1.700.000

Також для моделювання важливою є інформація про відстані між окремими НП. Цю інформацію наведено в табл. 4 (усі величини зазначено в метрах).

Таблиця 4

Відстані між НП окремої частини Сторожинецького району

НП	1	2	3	4	5	6	7	8
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0	7620	13482	13204	16938	13873	16578	20800
2	7620	0	21102	5853	9587	8431	11136	14200
3	13482	21102	0	10098	8197	27355	30060	32305
4	13204	5853	10098	0	3747	5973	11402	13647
5	16938	9587	8197	3747	0	9707	15136	14540

Продовження табл. 4

1	2	3	4	5	6	7	8	9
6	13873	8431	27355	5973	9707	0	5800	7674
7	16578	11136	30060	11402	15136	5800	0	3406
8	20800	14200	32305	13647	14540	7674	3406	0

Провівши ряд експериментів з використанням різних значень параметрів, необхідно знайти таке поєднання коефіцієнтів алгоритмів, за якого алгоритми видадуть найоптимальніше значення або найближче до нього в більшості випадків запуску алгоритмів.

Рішення може бути не оптимальним і навіть одним з найгірших, проте через наявність випадковості у виборі розв'язків, алгоритми можуть видавати досить точний результат.

Щоб визначити, наскільки набір значення коефіцієнтів впливає на результат роботи алгоритмів, необхідно використовувати варіювання значень параметрів. У розробленій системі коефіцієнтами, для яких можна ввести значення перед виконанням програми, є α, β, C_1, C_2 , а значення параметрів P, Q, ω динамічно змінюється протягом виконання програми.

На початку основні коефіцієнти алгоритмів мали такі значення:

$$\alpha = 0,5, \beta = 0,5, C_1 = 0,5, C_2 = 0,5, P = 0,5, Q = 1, \omega = 1,05.$$

Під час тестування було досліджено вплив зміни параметрів на якість запропонованого рішення. В процесі тестування значення основних коефіцієнтів змінювалось з деяким кроком. Для оцінювання якості застосованих алгоритмів було використано загальну довжину від центру L до кожного НП, який входить до громади, оскільки критерій “Зона доступності” визначає перспективність плану об'єднання перед його оприлюдненням. Окрім цього, доцільно дослідити сумарну величину доходів сформованої громади Q для оцінювання можливості бюджетного розвитку та надання фінансової субвенції громаді. Цей критерій є важливим для складання кошторису сформованої громади і здійснення бюджетного моніторингу.

При використанні значень коефіцієнтів $\alpha = 0,5, \beta = 0,5, C_1 = 0,5, C_2 = 0,5$ було отримано результати, що наведені у табл. 5 та 6. Графічний результат запуску алгоритмів зображено на рис. 10.

Таблиця 5

Запропоновані ТГ за алгоритмом АСО при $\alpha = 0,5, \beta = 0,5$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Давидівка, Зруб-Комарівський, Стара Жадова, Комарівці, Панка	Нова Жадова	5.600.000
2	Череш	Сторожинець	5.800.000

Таблиця 6

Запропоновані ТГ за алгоритмом МВО при $C_1 = 0,5, C_2 = 0,5$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Пропонований центр ТГ	Q
1	Сторожинець, Череш, Давидівка	Зруб-Комарівський	7.050.000
2	Нова Жадова, Стара Жадова, Панка	Комарівці	4.350.000

Використовуючи значення коефіцієнтів $\alpha = 0, \beta = 1, C_1 = 0, C_2 = 1$, отримано результати, наведені у табл. 7 та 8. Графічний результат запуску алгоритмів зображено на рис. 11.

Увівши значення коефіцієнтів $\alpha = 0,2, \beta = 0,8, C_1 = 0,2, C_2 = 0,8$, отримано результати, наведені у табл. 9 та 10. Графічний результат запуску алгоритмів зображено на рис. 12.

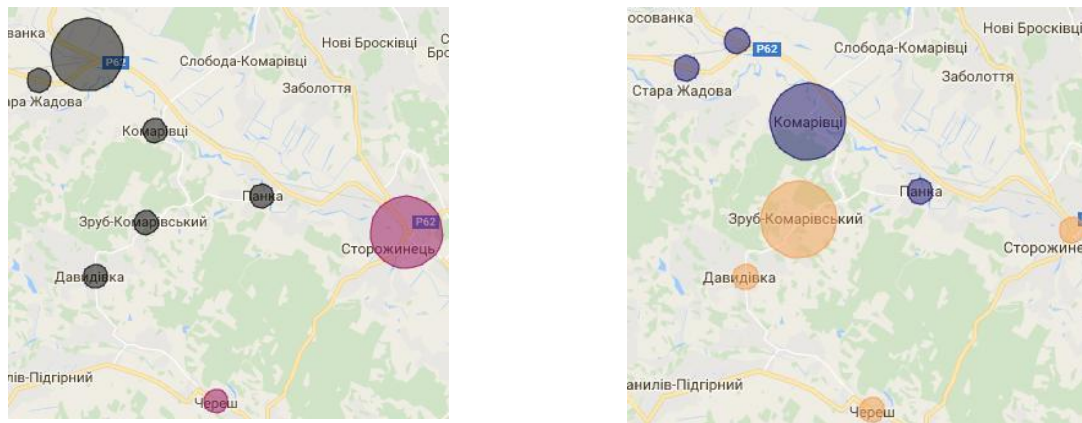


Рис. 10. Результати тестування № 1

Таблиця 7

Запропоновано ТГ за алгоритмом АСО при $\alpha = 0, \beta = 1$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Нова Жадова, Комарівці, Стара Жадова, Зруб-Комарівський	Давидівка	5.150.000
2	Череш, Панка	Сторожинець	6.250.000

Таблиця 8

Запропоновано ТГ за алгоритмом МВО при $C_1 = 0, C_2 = 1$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Сторожинець, Панка, Давидівка, Комарівці, Череш, Стара Жадова, Нова Жадова	Зруб-Комарівський	11.400.000

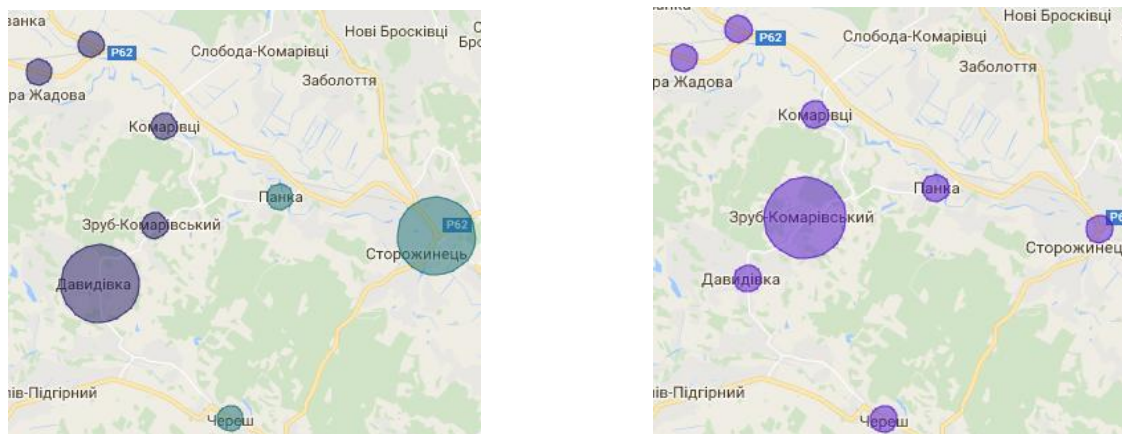


Рис. 11. Результати тестування № 2

Таблиця 9

Запропоновані ТГ за алгоритмом АСО при $\alpha = 0,2, \beta = 0,8$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Череш, Стара Жадова, Комарівці, Нова Жадова, Зруб-Комарівський, Давидівка, Панка	Сторожинець	11.400.000

Таблиця 10

Запропоновані ТГ за алгоритмом МВО при $C_1 = 0,2$, $C_2 = 0,8$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Сторожинець, Зруб-Комарівський, Давидівка, Панка, Череш, Нова Жадова, Стара Жадова	Комарівці	11.400.000

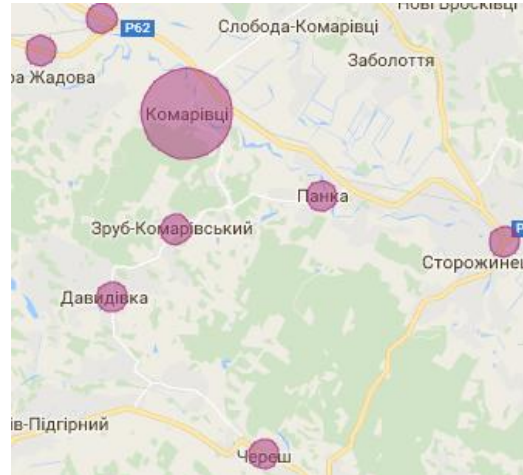
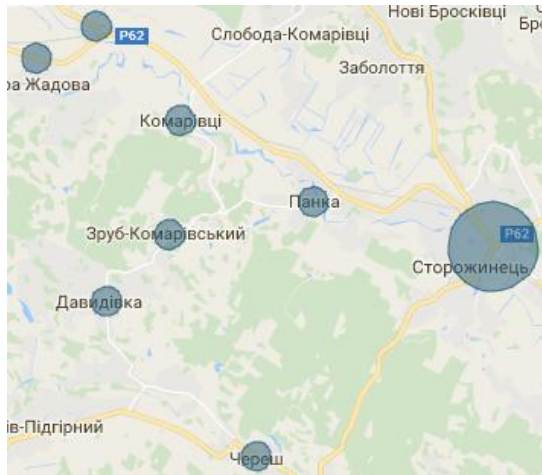


Рис. 12. Результати тестування № 3

Тестуючи вплив коефіцієнтів було введено наступні значення:

$$\alpha = 0,7, \beta = 0,3, C_1 = 0,7, C_2 = 0,3,$$

при цьому отримано результати, наведені у табл. 11 та 12. Графічний результат запуску алгоритмів зображено на рис. 13.

Таблиця 11

Запропоновані ТГ за алгоритмом АСО при $\alpha = 0,7$, $\beta = 0,3$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Череш	Сторожинець	5.800.000
2	Панка, Нова Жадова, Стара Жадова, Комарівці, Зруб-Комарівський	Давидівка	5.600.000

Таблиця 12

Запропоновані ТГ за алгоритмом МВО при $C_1 = 0,7$, $C_2 = 0,3$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Череш, Давидівка, Комарівці	Зруб-Комарівський	2.500.000
2	Сторожинець, Нова Жадова, Стара Жадова	Панка	8.900.000

Після тестування зі значеннями $\alpha = 1,0$, $\beta = 0$, $C_1 = 1,0$, $C_2 = 0$ отримано результати, наведені у табл. 13 та 14. Графічний результат запуску алгоритмів зображено на рис. 14.

Таблиця 13

Запропоновані ТГ за алгоритмом АСО при $\alpha = 1,0$, $\beta = 0$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Панка, Зруб-Комарівський, Комарівці, Нова Жадова	Давидівка	3.900.000
2	Стара Жадова, Череш	Сторожинець	7.500.000

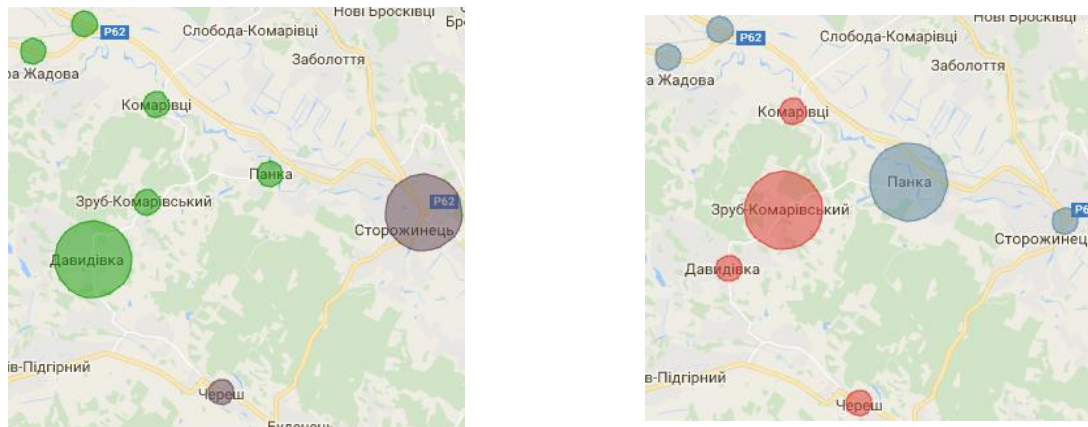


Рис. 13. Результати тестування № 4

Таблиця 14

Запропоновані ТГ за алгоритмом МВО при $C_1 = 1, 0$, $C_2 = 0$

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q
1	Нова жадова, Стара Жадова, Давидівка, Панка, Зруб-Комарівський	Комарівці	5.600.000
2	Череш	Сторожинець	5.800.000

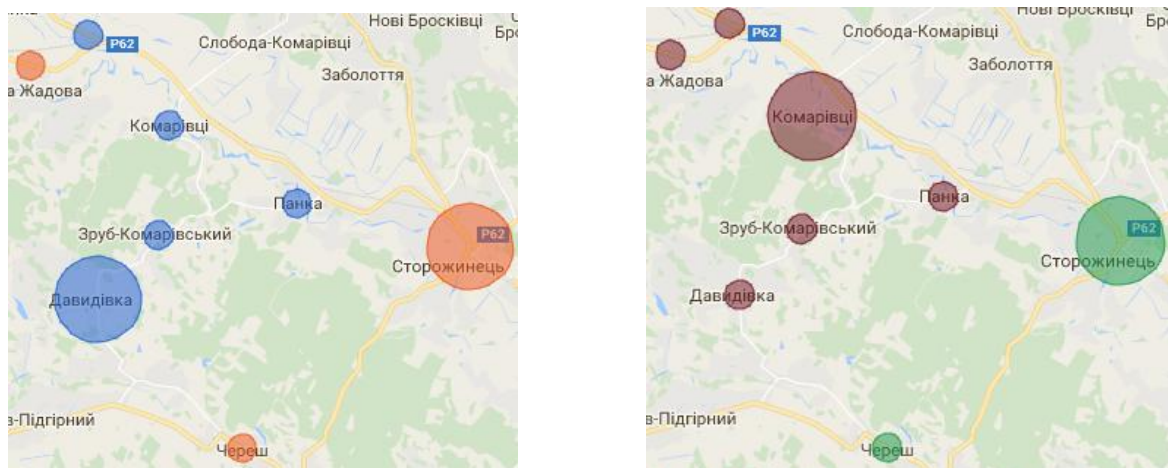


Рис. 14. Результати тестування № 5

В табл. 15 наведено результати для комбінацій коефіцієнтів алгоритму АСО.

Таблиця 15

Результати для різних комбінацій α , β

№ експерименту	α	β	L
1	0	1	64232
2	0.2	0.8	100518
3	0.5	0.5	60362
4	0.7	0.3	66199
5	1.0	0.0	70482

В табл. 16 наведено результати для комбінацій коефіцієнтів алгоритму МВО.

Таблиця 16

Результати для різних комбінацій C_1, C_2

№ експерименту	C_1	C_2	L
1	0.0	1.0	63924
2	0.2	0.8	78442
3	0.5	0.5	48583
4	0.7	0.3	52774
5	1.0	0.0	50696

Проведене тестування базується на аналізі даних, які отримано стохастичним способом, завдяки особливостям алгоритмів АСО і МВО щодо пошуку найоптимальнішого розбиття району. Для порівняння отриманих даних необхідно дослідити спроможні громади, які були б запропоновані робочою групою. Керуючись методикою формування ТГ, для розглянутого прикладу найкращим (еталонним) рішенням може бути результат, наведений у табл. 17.

Таблиця 17

Запропоновані ТГ за методикою формування ТГ

Номер ТГ	НП, які увійшли у громаду	Запропонований центр ТГ	Q	L
1	Нова Жадова, Стара Жадова	Комарівці	3.900.000	64718
2	Череш, Давидівка, Панка, Зруб-Комарівський	Сторожинець	7.500.000	

Найоптимальніше рішення базується на мінімізації відстані між НП та центром ТГ. На рис. 15 та 16 графічно зображено результати експериментів.

Досліджуючи вплив параметрів на якість отримання найоптимальнішого розбиття району, можна зробити висновок, що зміна значень коефіцієнтів значно впливає на якість запропонованого рішення. В методиці вказано, що формування спроможних ТГ у заданому районі має відбуватись розділенням повноважень між НП, які можуть надавати всі необхідні послуги, вибираючи при цьому центрами громад НП, які мають якнайменшу сумарну відстань до кожного НП у громаді, це показує специфіку задачі формування ТГ.

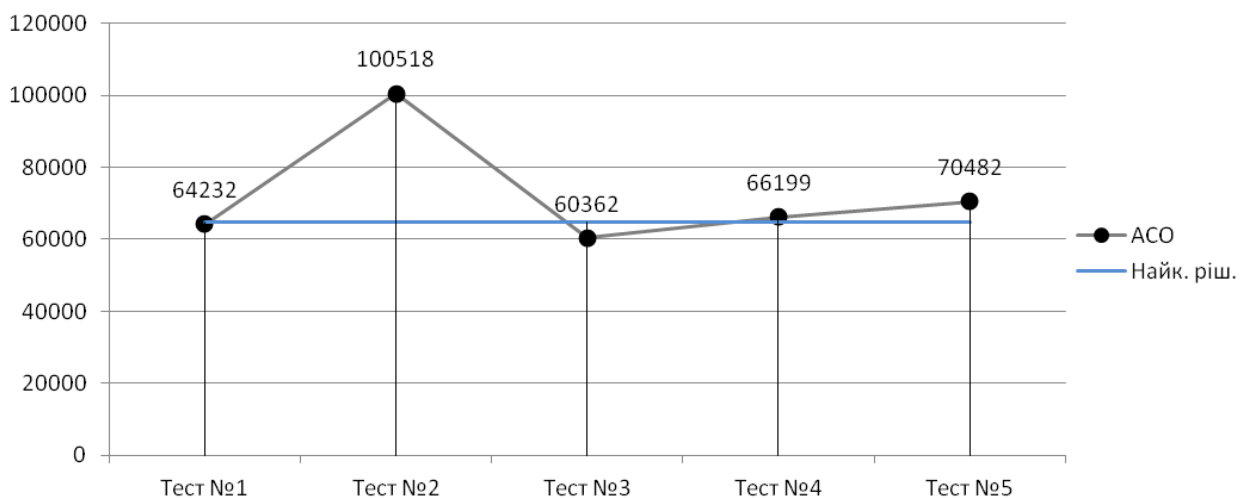


Рис. 15. Вплив зміни параметрів на якість рішення алгоритмом АСО

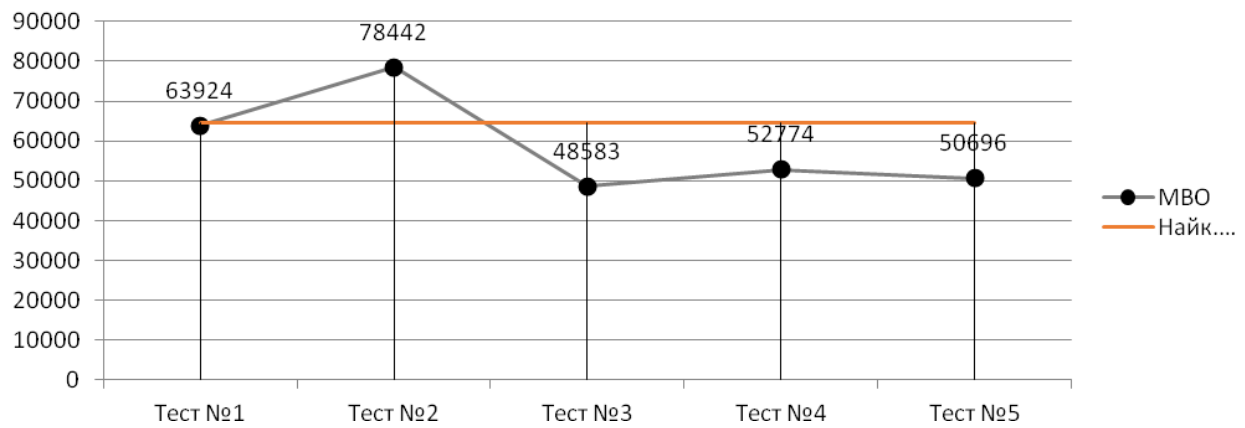


Рис. 16. Вплив зміни параметрів на якість розв'язання алгоритмом MBO

Алгоритм колонії мурах продемонстрував, що при збільшенні його коефіцієнта β найоптимальніші розв'язки опираються на відстані між окремими НП, серед яких можливо сформувати громади. При $\beta = 1$, алгоритм продемонстрував “жадність” до врахування відстані між НП. За великих значень α отримане рішення значно залежить від феромону на шляху. При $\alpha = 1$, вибір НП взагалі не опирається на значення відстані при формуванні ТГ. Найоптимальніший розв'язок було отримано, використовуючи значення $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,5$.

Алгоритм зграї птахів показав, що зменшуючи коефіцієнт впливу C_2 алгоритм опирався на локальні розв'язки кожного агента, зменшуючи сумарну відстань до НП у громаді. Зменшуючи коефіцієнт локального оптимуму C_1 , формування громад опиралось на загальний розв'язок, знайдений зграєю, що давало збільшення області ТГ через залучення нових НП до сформованих громад. Найоптимальніший розв'язок було отримано, використовуючи значення $C_1 = 1,0$, $C_2 = 0$, тому що він продемонстрував оптимальний вибір центрів ТГ.

Отримані результати необхідно досліджувати на практиці для конкретних районів України, остаточний результат може бути не найкращим, – він лише демонструє застосування методів для вирішення завдання. Специфіка задачі формування ТГ передбачає врахування всіх НП, серед яких необхідно змодельовати ТГ, обираючи центром ті НП, до яких можна дістатись навіть із найвіддаленіших НП. Доцільно перезапускати алгоритми, поки не буде знайдено кращого розв'язку за попередній.

Можна перекоонатись, що незалежно від вибору центру громади, абсолютно всі ТГ мають критерії визнання спроможності, множину яких визначено на початку тестування. Що стосується сумарної кількості бюджету ТГ, то в процесі тестування цей параметр динамічно змінювався. Це інструмент ефективного впливу на всі процеси соціально-економічного розвитку ТГ. Саме через місцеві фінанси складаються певні взаємовідносини органів самоврядування практично з усіма підприємствами, установами, що розташовані на території ТГ і населенням даної ТГ. Аналіз найоптимальніших розв'язків демонструє схожий розподіл ресурсів, що дає змогу побудувати ефективну систему управління, скеровану на розвиток усіх сформованих ТГ.

Проведені дослідження базуються на даних, які були отримані стохастичним способом через специфіку роботи алгоритмів ройового інтелекту. Здійснення їх аналізу і визначення найкращого рішення може стати основою для обґрунтування спроможності сформованих громад. Запропоновані методи показали ефективність на прикладі формування спроможних ТГ для частини Сторожинецького району Чернівецької області під час мінімізації суми відстаней від центру громади до інших НП при вибраних обмеженнях визнання спроможності громад.

Висновки

Для автоматизації процедур формування множини альтернативних рішень та вибору раціонального (прийнятного) рішення в ГГІС запропоновано використовувати інтелектуальних агентів планування діяльності з використанням онтологічного підходу. Запропоновано використовувати розроблену базу знань у галузі МРІ на основі адаптивної онтології та бази даних наукових публікацій у цій галузі. Всі прикладні задачі в галузевих геоінформаційних системах поділено на три класи задач: Стационарні, Квазістационарні, Динамічні. Кожний з класів задач містить підзадачі розміщення (Placing) або транспортування (Transportation).

Однією з особливостей ройових алгоритмів є наявність в них значної кількості вільних параметрів, від значень яких може залежати ефективність алгоритму, однак формальні рекомендації з вибору значень цих параметрів, враховуючи особливості оптимізаційної задачі, відсутні. Запропоновано визначати такі параметри для окремих ройових алгоритмів на основі машинного навчання з підкріпленням. Для визначення параметрів ройових алгоритмів використано метод Q-Learning. На основі цього методу побудовано ланцюги Маркова для 3 ройових алгоритмів (мурашиної колонії, зграї птахів, рою часток). Підкріплення полягало в аналізі отриманих результатів певним ройовим алгоритмом експертним шляхом. На прикладі адміністративно-територіального управління було знайдено оптимальні значення параметрів окремих ройових алгоритмів.

У процесі розроблення програми було адаптовано 2 алгоритми ройової оптимізації для розв'язання задачі формування громад. Але недоліком є те, що не було враховано всіх характеристик, які можуть впливати на прийняття рішення. Надалі для кращої роботи алгоритму можна було б включити до оптимізаційної задачі такі обмеження:

- загальна площа ТГ, що формується;
- кількість населення в громаді;
- розклад руху транспортних засобів (потяги, автобуси тощо).

Що стосується застосованих алгоритмів вирішення, то можна було покращити алгоритм АСО, додавши застосування елітних мурах, їх кількість, частоту запуску. “Елітні” мурахи-агенти пересуваються по графу так само, як звичайні агенти. Мета їх запуску – це збільшення значень міток на з'єднаннях, що входять до знайденої сукупності кращих результатів та, відповідно, відсіювання занадто довгих маршрутів. Але кількість та частота запуску елітних мурах-агентів ще не є до кінця дослідженими, бо при частому їх використанні можуть залишитись нерозглянутими розв'язки, які б входили до потенційно оптимальних маршрутів.

Що стосується алгоритму зграї птахів, то перспективним напрямком є гібридизація алгоритму з іншими методами пошуку оптимуму, зокрема, локальним пошуком, методом переміщення бактерій і генетичними алгоритмами.

Список літератури

1. Gruber, T. R. (1993). A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge Acquisition*, 5 (2), 199–220. <https://doi.org/10.1006/knac.1993.1008>.
2. Guarino, N. (1995). Formal ontology, conceptual analysis and knowledge representation. *International Journal of Human-Computer Studies*, 43 (5-6), 625–640. <https://doi.org/10.1006/ijhc.1995.1066>.
3. Sowa, J. F. (1992). Conceptual graphs as a universal knowledge representation. *Computers & Mathematics with Applications*, 23 (2-5), 75–93. [https://doi.org/10.1016/0898-1221\(92\)90137-7](https://doi.org/10.1016/0898-1221(92)90137-7).
4. Bulskov, H., & R. Knappe, T., & Andreasen, R. (2004). On Querying Ontologies and Databases. *Lecture Notes in Computer Science*, 191–202. https://doi.org/10.1007/978-3-540-25957-2_16.
5. Cali, A., & G. Gottlob, A. & Pieris, A. (2010). Advanced processing for ontological queries. *Proceedings of the VLDB Endowment*. 3 (1-2), 554–565. <https://doi.org/10.14778/1920841.1920912>.
6. Galopin, A., & Bouaud, J. & Pereira, S., & Seroussi, B. (2015). An Ontology-Based Clinical Decision Support System for the Management of Patients with Multiple Chronic Disorders. *Stud Health Technol Inform*. 216, 275–279.
7. Zhao, T. (2014). An Ontology-Based Decision Support System for Interventions based on Monitoring Medical Conditions on Patients in Hospital Wards. *University of Agder*. 125.

8. Ugon, A., & Sedki, K., & Kotti, A., & Seroussi, B., & Philippe, C., & Ganascia, JG., & Garda, P., & Bouaud, J., & Pinna, A. (2016). Decision System Integrating Preferences to Support Sleep Staging. *Studies in health technology and informatics*. 228, 514–518.
9. Rospoche, M., & Serafini L. (2013). An Ontological Framework for Decision Support. *Lecture Notes in Computer Science*. 239–254. https://doi.org/10.1007/978-3-642-37996-3_16.
10. Rospoche, M., & Serafini L. (2012). Ontology-centric decision support. *Proceedings of the International Conference on Semantic Technologies Meet Recommender Systems & Big Data (SeRSy'12)*. 919. 61–72.
11. Wong, W., & Liu, W., & Bennamoun, M. (2012). Ontology learning from text. *ACM Computing Surveys*. 44 (4), 1–36. <https://doi.org/10.1145/2333112.2333115>.
12. Sutton, R., & Bartow, A. (1998). *Reinforcement Learning: An Introduction*. / MIT Press. 322.
13. Maes, F. (2009). Structured prediction with reinforcement learning. *Machine Learning*. 271–301.
14. Jiang, J. (2012). Learned Prioritization for Trading Off Accuracy and Speed. *Inferning: Interactions between Inference and Learning*. Divisions. Retrieved October 28, 2019, from <https://papers.nips.cc/paper/4556-learned-prioritization-fortrading-off-accuracy-and-speed.pdf>.
15. Sutton, R., & Bartow, A. (2014). Reinforcement learning. *Laboratory of knowledge*. 42–96.

METHODS OF SWARM ALGORITHMS SOLUTION OF APPLIED TASKS IN GEOINFORMATION SYSTEMS

Vasyl Lytvyn¹, Dmytro Uhryn²

¹ Lviv Polytechnic National University, Information Systems and Networks Department

² Chernivtsi Philosophical and Legal Lyceum № 2, Chernivtsi

¹ vasyli.v.lytvyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-9676-0180

² ugrund38@gmail.com, ORCID 0000-0003-4858-4511

© Lytvyn V., Uhryn D., 2020

At this article proposed to use intelligent planning agents using ontological approach to automate the procedures of formation of many alternative solutions and the choice of rational decision in branch of GIS. It proposed to use the developed knowledge base in the field of methods of swarm intelligence based on adaptive ontology and a database of scientific publications in this field. All applied problems in the branch of geoinformation systems are divided into classes of problems: stationary, quasi-stationary, dynamic. It is suggested to determine the free parameters for individual swarm algorithms based on machine learning with reinforcement, namely the Q-Learning method. On the basis of this method Markov chains for the swarm algorithms were constructed. Reinforcement consisted of the expert analysis of the results obtained by a certain swarm algorithm. On the example of territorial administration, optimal values of the parameters of individual swarm algorithms were found.

Key words: swarm intelligence, free parameters, optimization problems, branch geoinformation systems, decision making.