

Трофименко І.В.

Державний університет інфраструктури та технологій

Войченко Т.О.

Державний університет інфраструктури та технологій

Пліта Л.Л.

Державний університет інфраструктури та технологій

Федунов В.М.

Державний університет інфраструктури та технологій

РОЗРОБКА ПРОПОЗИЦІЙ ЩОДО ЗАСТОСУВАННЯ МЕТАЕВРИСТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ В ЗАДАЧАХ БАГАТОАГЕНТНОЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ МОРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ ВАНТАЖІВ

Метою статті є розробка пропозицій щодо застосування метаевристичних алгоритмів в задачах багатоагентної маршрутизації морських перевезень вантажів у контексті синтезу алгоритмів кластеризації для задачі мультиагентного комівояжера. Поставлена мета досягається шляхом дослідження використання еволюційних багатоагентних алгоритмів для розв'язання задач, таких як багатоагентний комівояжерний маршрут, та шляхом аналізу їх ефективності та можливості оптимізації. Для розподілу вершин між подорожуючими агентами застосовується кластеризація з використанням алгоритму максимального зрізу. Досліджено перспективи методу кластеризації (зокрема, заснованого на побудові максимальних перетинів) в поєднанні з метаевристикою. Якщо мережу було попередньо оброблено з урахуванням її структури, тобто виявлено поділ мережевого графа на підграфи (кластеризація), можна розв'язати задачу побудови маршрутів комівояжерів на мережі меншої розмірності. Гібридні алгоритми можуть оптимізувати основні алгоритми, як це виявлено в результаті дослідження алгоритмів на відомих графах. Визначено, що у прикладних задачах маршрутизації, таких як задача комівояжера для морських перевезень вантажів, оптимальніше поєднувати кілька підходів, включаючи кластеризацію та проектування мережі на більш просту структуру з поліноміальною складністю рішення. Найбільш суттєвим результатом є структура процедури синтезу алгоритмів кластеризації та розв'язання задачі комівояжера для морських перевезень вантажів. Цей підхід синтезу алгоритмів можна використовувати не лише для задачі комівояжера, оскільки цільова функція може бути використана для будь-якої задачі дискретної оптимізації на графах, де потрібна кластеризація та можливе формулювання умови збіжності для алгоритму синтезу. Дослідження демонструє потенціал для значного підвищення ефективності морських перевезень, що може призвести до оптимізації логістичних процесів, зниження витрат та покращення загальної продуктивності у галузі морських вантажоперевезень.

Ключові слова: морські перевезення вантажів, багатоагентна маршрутизація, задача комівояжера, кластеризація, оптимальний маршрут.

Постановка проблеми. Задача комівояжера, відома як Traveling Salesman Problem (TSP), має значну історію досліджень теоретичних аспектів, алгоритмічних розробок та практичних застосувань, в тому числі і в галузі морських перевезень вантажів. Оскільки TSP є NP-складною у сильному сенсі, вона використовується як тестова задача для нових ідей вирішення NP-складних комбінаторних оптимізаційних задач. З іншого

боку, TSP входить до моделі маршрутизації разом з іншими дискретними задачами оптимізації. Задача комівояжера пов'язана з класичними результатами теорії графів, де розв'язання екстремальних задач є надзвичайно складним завданням. Сучасні дослідження націлені на вирішення задач багатоагентної маршрутизації (кратні TSP або mTSP) на складних мережах, які мають великі розмірності та складну структуру.

Ці задачі належать до класу дискретних оптимізаційних задач.

Таким чином, задачі TSP та mTSP масового масштабу є NP-повними, але існують окремі екземпляри цих задач, які можуть бути розв'язані швидко за допомогою точних, евристичних або комбінованих алгоритмів. Попереднє розпізнавання складності задач перед числовими обчисленнями є майже неможливим. Однак, якщо задача mTSP є моделлю реальної прикладної задачі, такої як маршрутизація морських перевезень вантажів, її можна переформулювати та виразити у вигляді поліноміально розв'язуваних задач TSP або mTSP, знявши деякі обмеження. Для цього необхідно створити базу даних поліноміально розв'язуваних задач та розробити алгоритми розпізнавання або формування вхідних даних у формі, що дозволяє їх розв'язувати поліномами. Важливим аспектом є зменшення розмірності етапу перетворення з експоненціальною складністю, що можна досягти, наприклад, за допомогою мережевої кластеризації при розв'язанні задач маршрутизації морських перевезень вантажів. Такий підхід дозволяє окремо обробляти хороші та погані екземпляри задач, а також фіксувати обмеження, які суттєво погіршують їх розв'язуваність.

Таким чином, задача mTSP формулюється як узагальнення задачі TSP для багатьох комівояжерів. Аналіз публікацій на цю тему підтверджує необхідність розробки приблизних алгоритмів вибору оптимальних маршрутів в складних мережах – на великих графіках, таких, наприклад, як в задачах маршрутизації морських перевезень вантажів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Рішення mTSP з використанням інформації до TSP отримано у роботах [1] і [2]. Точні підходи до рішення mTSP засновані або на перетворенні mTSP в TSP або на ослабленні деяких обмежень задачі. Перша спроба розв'язання mTSP без перетворення в стандартний TSP була запропонована у роботі [3], в якій запропонували два точних алгоритму прямий і зворотний. У роботі [4] запропоновано алгоритм відгалуження і кордонів, що використовує лагранжівську релаксацію і субградієнтний алгоритм для розв'язання подвійної лагранжівської задачі, яка моделюється як асиметрична mTSP. Алгоритм може бути застосований як до симетричних, так і до асиметричних mTSP. У роботі [5] розроблено перший алгоритм для розв'язання великомасштабних mTSP. Вони використовували метод відгалужень і кордонів, вста-

новлюючи нижні межі за допомогою лагранжівської релаксації.

Ефективним підходом для розв'язання відповідних задач є застосування евристичних підходів. Найбільш поширеним розв'язання mTSP є генетичний алгоритм (GA). Наприклад, у статті [6] розглядається mTSP, що мінімізує суму відстаней всіх маршрутів. Модель містить у собі кілька складів, закритий шлях і вимогу до мінімальної кількості міст, які повинен відвідати кожен агент. Для розв'язання поставлених задач пропонуються два GA. Перший використовується в поєднанні з вибором рулетки і елітним вибором, в якому пропонується чотири нових види мутаційної хірургії. Другий пов'язує селекцію і мутацію воедино. Стаття [7] пропонує новий ефективний GA з локальними операторами для розв'язання mTSP в розумні терміни для реальних застосувань. Два нових локальних оператора покликані прискорити зближення процесу пошуку і підвищити якість рішення. У роботі [8] розглянуто, як алгоритм мурашиної колонії (АМК) може бути застосований до безперервної оптимізації, і обговорено нову тенденцію в АМК, яка використовує гібридний метод оптимізації для вирішення mTSP. Автори роботи [9] запропонували інший підхід, який можна застосувати до розв'язання mTSP з обмеженими функціями. Автори уникнули застою і передчасної конвергенції, використовуючи стратегію розподілу вихідних мурах і динамічного евристичного оновлення параметрів на основі ентропії. Також в літературі пропонується використання гібридних алгоритмів на основі GA, наприклад у роботі [10]. У статті [11] міста групуються в кластери, де кожен кластер являє собою сукупність суміжних міст, а потім використовується один з відомих підходів до оптимізації для пошуку оптимального маршруту для кожного кластера. Автори застосовують алгоритм мурашиних колоній, а також GA для послідовного і паралельного програмування.

Таким чином, існує значна кількість підходів до розв'язання багатоагентних задач маршрутизації. Аналіз підтверджує доцільність вибору алгоритмів, що використовуються у даній розв'язання для вирішення задач багатоагентної маршрутизації морських перевезень вантажів.

Постановка завдання. Метою статті є розробка пропозицій щодо застосування мета-евристичних алгоритмів в задачах багатоагентної маршрутизації морських перевезень вантажів у контексті синтезу алгоритмів кластеризації для задачі мультиагентного комівояжера.

Виклад основного матеріалу. У статті розглянуто задачу кластеризації, яка узгоджується з основним завданням побудови маршрутів у складній мережі, наприклад, при розв'язанні задач маршрутизації морських перевезень вантажів, що дозволяє синтезувати алгоритми ієрархічних рішень, що значно скорочують час побудови прийнятного наближеного рішення.

Будь-яка складна мережа являє собою граф великої розмірності, що складається з вершин і дуг, яким відповідають множини кількісних (метричних) і якісних характеристик, ознак. Ви можете виявити, що для деяких ділянок мережі (кластерів) обрані властивості не сильно змінюються, а зазнають змін на кордонах кластера. У зв'язку з цим метою кластеризації є спрощення вихідної складної мережі, виявлення в ній характерних структур для подальшого аналізу кластерів і міжкластерних зв'язків, а також побудова наближених (раціональних, в реальному часі, швидких) рішень відповідних задач дискретної оптимізації на графах.

Результатом кластеризації є сукупність кластерів, які повністю охоплюють мережевий граф, або межі кластерів, визначені дугами перерізів між кластерами. Залежно від початкових формулювань завдань дискретної оптимізації в мережі виникає множина різних мультиагентних задач на кластерах і міжкластерних комунікаціях.

Для даної (частково або повністю) складної мережі необхідно знайти, що відповідає задачі маршрутизації, компоновку мережі на певну кількість кластерів, що забезпечує високу точність і швидкість розв'язання відповідних екстремальних задач на графах.

Відповідним способом ефективного розв'язання задач маршрутизації у складно структурованих мережах є використання математичних моделей, що описують колективну поведінку децентралізованої самоорганізованої системи, що складається з множини агентів, які локально взаємодіють один з одним і з навколишнім середовищем для досягнення глобальної мети. У природі прикладами таких систем є, наприклад, мурашині колонії, рої бджіл. Кожен агент у системі функціонує автономно, використовуючи прості правила. При цьому алгоритм спільної поведінки всіх агентів дозволяє розв'язати таку задачу. Колективний інтелект розглядається як ефективна процедура оптимізації, яка характеризується масштабованістю, здатністю розв'язувати задачі незалежно від їх розмірності, гнучкістю, відсутністю жорсткої структури, простотою правил поведінки агентів.

При переході до математичних багатоагентних моделей колективного інтелекту вводяться так звані евристичні коефіцієнти, які є керуючими параметрами мультиагентних методів і алгоритмів. Значення цих параметрів залежить від того, наскільки ефективно буде розв'язана задача оптимізації. Параметри можуть приймати нескінченну кількість значень з діапазону. Тому виникає питання про їх вибір і необхідності проведення експериментальних досліджень за загальними модельними (еталонними) тестовими завданнями з бібліотек з метою з'ясування оптимальних значень коефіцієнтів і оцінки обчислювальної складності методів колективного інтелекту. Іншими словами, необхідно з'ясувати, наскільки точно такі методи можуть розв'язувати задачі дискретної оптимізації в порівнянні з відомими методами; яка оцінка їх обчислювальної складності, а також які оптимальні значення евристичних коефіцієнтів, що використовуються в методах, і як вони впливають на кінцевий результат.

З урахуванням цих підходів представимо результати розробки алгоритмів кластеризації, придатних для розв'язання задач багатьох коміво-яжерів і їх програмної реалізації.

Методи кластеризації можна умовно розділити на автоматичні та інтерактивні, що використовують апріорну інформацію, або універсальні, які не використовують апріорну інформацію (про компактність, однорідність тощо). До універсальної групи методів і алгоритмів належать алгоритм *K*-середніх; алгоритми, що використовують метричні характеристики; алгоритми побудови різних розділів тощо.

Алгоритм *K*-середніх передбачає швидкий кластерний аналіз шляхом виділення k кластерів, які розташовані на максимальній відстані один від одного. Кількість кластерів k вибирається інтуїтивно або на основі результатів експериментів. Ідея алгоритму полягає в тому, що центри кластерів відповідають локальним максимумам щільності розподілу даних. Основний алгоритм *K*-середніх передбачає випадковий або евристичний вибір k кластерних центрів, розміщення кожної вершини графа в кластері з найближчим центром до цієї вершини, після чого центри кластерів перераховуються знову, поки процес збіжності не стане збіжним. Алгоритм гарантовано зійдеться, але не обов'язково приведе до оптимального рішення, так як залежить від початкового набору кластерів і значення k . Обчислювальна складність алгоритму *K*-середніх дорівнює $O(nkt)$, де

n – розмірність мережі, k – кількість кластерів, а t – кількість ітерацій, які потрібні алгоритмом для приведення кластерів у стабільний стан. До недоліків алгоритму можна віднести його чутливість до локальних змін в мережі (заборони, приписи, видалення елементів і т. д.), зниження швидкості роботи над великими обсягами даних, необхідність попередньо вказуватися кількість кластерів k .

Метод розрізу графа передбачає, що складна мережа представляється у вигляді зваженого ненаправленого графа. Між усіма вершинами будуються ребра, ваги яких показують міру подібності між вершинами в якійсь характеристиці. Вихідна графоподібна мережа розрізається на підграфи таким чином, щоб всередині підграфа ваги ребер значно відрізнялися від ваг ребер, що з'єднують підграфи. При цьому більшість алгоритмів для мінімальної ділянки графа мають трудомісткість $O(n)$, де n – загальна кількість вершин графа, але вимагають значних витрат пам'яті на зберігання матриць відстані. Тому їх складно застосувати до великовимірних мереж. Таким чином, проблема побудови алгоритмів кластеризації всієї мережі на основі кластеризації графів з прийнятними вимогами до пам'яті і продуктивності залишається актуальною.

Автоматичні методи і алгоритми не дозволяють знайти розв'язки довільних задач кластеризації з гарантованим результатом. Жоден з автоматичних методів і алгоритмів не ідеальний, в кращому випадку необхідно використовувати гібридну кластеризацію з різних комбінацій алгоритмів кластеризації, отриманих різними методами з різними параметрами. Алгоритми кластеризації зазвичай використовують точність і швидкість виконання в якості критерію порівняння. При цьому, для алгоритму кластеризації важлива складність оброблюваної мережі.

Краща точність кластеризації для складно структурованих мереж показана мурашиними алгоритмами, зокрема, для завдань обробки зображень. Дані цих досліджень показали значний вплив цільових функцій мурашиних алгоритмів на процес маркування мереж на кластерах, що дозволяє зробити висновок, що точність результату залежить від критеріїв використовуваної цільової функції. Аналіз алгоритмів еволюційних стратегій і генетичних алгоритмів показав, що даний підхід може бути використаний для обробки складних мереж, але результат має менший ступінь точності, а збіжність спостерігається в меншому відсотку випадків.

В якості задачі дискретної оптимізації візьмемо mTSP для $m=k$ агентів. Шуканий граф буде мати велику кількість вершин, тому один з евристичних алгоритмів буде використаний для розв'язання mTSP. Граф має повну зв'язність.

Розв'язуються дві задачі:

- 1) пошук оптимальних центрів кластерів;
- 2) формування оптимальних кластерів на основі критерію якості та розв'язання mTSP на кластерах.

При пошуку оптимальних кластерних центрів в якості вихідних даних визначимо кількість кластерів k . Припустимо, що оптимальність кластерного центру визначається двома параметрами: відстанню центру від інших центрів кластера; виконання «гіпотези компактності» для поточного кластера. Гіпотеза компактності в задачах кластеризації – це припущення про те, що подібні об'єкти набагато частіше лежать в одному кластері, ніж в різних, або, іншими словами, що кластери утворюють компактно локалізовані підмножини в об'єктному просторі. Це також означає, що межа між кластерами має досить просту форму.

Для розв'язання цієї задачі підійде алгоритм кластеризації К-середніх. У класичній реалізації алгоритму К-середніх, не потрібно вказувати потрібні центри, але досить знати кількість кластерів. Тому алгоритм здатний виділити оптимальні для нього кластери (підграфи). Розбивши граф на відповідні підграфи, можна взяти центр кожного підграфа, де центром є множина вершин, що мають мінімальний ексцентриситет. Відповідні вершини будуть оптимальними центрами для вихідного графа із заданою кількістю кластерів.

Про перевагу алгоритму К-середніх можна стверджувати тим, що даний алгоритм показує хороші результати кластеризації з різними критеріями якості. Алгоритм К-середніх також дотримується гіпотези компактності (форма кластерів сферична), оскільки використовує в якості критерію «подібності» відстань від вершини до центру кластера. Звідси і те, що центри кластерів будуть знаходитися якомога далі один від одного.

При пошуку оптимальних кластерів на основі критерію якості розглянемо TSP для k агентів. При цьому є вихідний графік, на якому виділені бази для кожного агента. Припустимо, що кожен отримує «приблизно» рівний підграф шуканого графа. Ставиться завдання: по визначеним центрам розбити графік на k кластерів G_i ; $i=1;k$ так, що всі агенти долають майже рівні відстані

$f_i(G_i) \approx f_{\text{середнє}}; i = \overline{1; k}$. Рівність кластерів по відношенню до TSP буде оцінюватися за таким критерієм якості:

$$\left| \max_{1 \leq i \leq k} f_i(G_i) - \min_{1 \leq i \leq k} f_i(G_i) \right| \leq \varepsilon. \quad (1)$$

В якості цільової функції вибирається значення пройденого шляху в TSP. Пошук найкоротшого шляху буде здійснюватися GA з елітним відбором, частково відповідним схрещуванням і з використанням жадібної евристики. Дана модифікація передбачає, що одна з хромосом GA в початковій популяції буде утворена жадібним алгоритмом (найближчий сусід). Така хромосома гарантує локальний оптимум, як і будь-яка жадібна евристика, і в той же час сприяє більш швидкому зближенню GA. Проблема «застою» в локальному оптимумі розв'язується тим, що при селекції половина хромосом з попереднього покоління залишиться в новому поколінні. Тому «слабкі» хромосоми можуть сприяти подальшому виходу з локального оптимуму.

Отримавши за генетичним алгоритмом початковий розбиття графа на k кластерів і значення цільової функції для кожного підграфа, оптимізуємо кластери, збалансувавши значення цільової функції для кожного кластера. Для цього нам потрібно перекинути вершини від найбільшої в перерахунку на значення цільової функції кластера $G_{\max}$ до найменшої – $G_{\min}$. Візьмемо найближчу вершину від $G_{\max}$ до $G_{\min}$ і присвоїмо їйого кластеру $G_{\max}$. У цьому випадку, якщо відстань між кластерами велика і / або між ними є інші кластери, то необхідно перенести вершину від $G_{\max}$ до $G_{\min}$ транзитом через всі кластери, що лежать між даними:

$$G_{\max} \rightarrow G_1 \rightarrow \dots \rightarrow G_m \rightarrow G_{\min}, \quad (2)$$

де G_i – кластери між $G_{\max}$ і $G_{\min}$, $i = \overline{1; m}$.

Припустимо, що кластер G_i лежить між G_n і G_m , якщо:

$$\begin{cases} \rho(G_n, G_i) < \rho(G_n, G_m), \\ \rho(G_i, G_m) < \rho(G_n, G_m), \end{cases} \quad (3)$$

де $\rho(x, y)$ – відстань від центру кластера x до центру кластера y . Після першого перемикавання вершин застосовуємо генетичний алгоритм для нового розділу. Такі кидки будемо виконувати до тих пір, поки не буде виконана умова зупинки (1). При цьому ε може бути довільно малим. Однак не варто брати занадто малі значення через те, що алгоритм може виділяти кластери з дуже великим поширенням вершин, що неприпустимо. Про-

грамна реалізація використовує динамічне збільшення ε (порогу), якщо алгоритм не зміг підібрати кластери на певну кількість ітерацій.

Даний алгоритм дозволяє виділити оптимальні підграфи зі збереженням заданих центрів для кожного кластера. Розбиття на розділи практично завжди буде неприйнятним, якщо є центри, які розташовані близько один до одного. У цьому випадку потрібно спочатку знайти оптимальні центри, а потім вже застосовувати цей алгоритм.

У найпростішому випадку під синтезом алгоритмів кластеризації і розв'язання TSP буде розумітися використання будь-якого алгоритму кластеризації для отримання початкового поділу вихідного графа на підграфи і будь-якого алгоритму розв'язання TSP. Структура процедури синтезу алгоритмів кластеризації та розв'язання mTSP для морських перевезень вантажів наведена на рис. 1.

В якості алгоритму кластеризації графів для початкового розбиття підійде будь-який алгоритм кластеризації з чіткою вершинною приналежністю. TSP також може бути розв'язаний будь-яким з відомих алгоритмів. Даний синтез алгоритмів може бути застосований не тільки до TSP, так як цільова функція може бути цільовою функцією будь-якої задачі дискретної оптимізації на графах, для якої необхідна кластеризація і для якої можна сформулювати умову збіжності алгоритму синтезу.

Висновки. У статті досліджено застосування еволюційних багатоагентних алгоритмів для розв'язання задач, таких як багатокомівоєжерів, та досліджено їх ефективність та можливість оптимізації. Для розподілу вершин між подорожуючими агентами використовується кластеризація з використанням алгоритму максимального зрізу. Різні алгоритми, такі як мураха, частинки рою, бджолиний, генетичний, багатоагентний жадібний алгоритм і їх комбінації, порівнюються.

Досліджено перспективи методу кластеризації (зокрема, заснованого на побудові максимальних перетинів) в поєднанні з метаевристикою. Якщо мережа була попередньо оброблена з урахуванням її структури, тобто виявлено поділ мережевого графа на підграфи (кластеризація), можна розв'язати задачу побудови маршрутів комівоєжерів на мережі меншої розмірності. Гібридні алгоритми можуть оптимізувати основні алгоритми, як це виявлено в результаті дослідження алгоритмів на відомих графах. Зокрема, мурашиний алгоритм потребує додаткової обробки, а алгоритм моделювання відпалу дозволяє отримати набли-

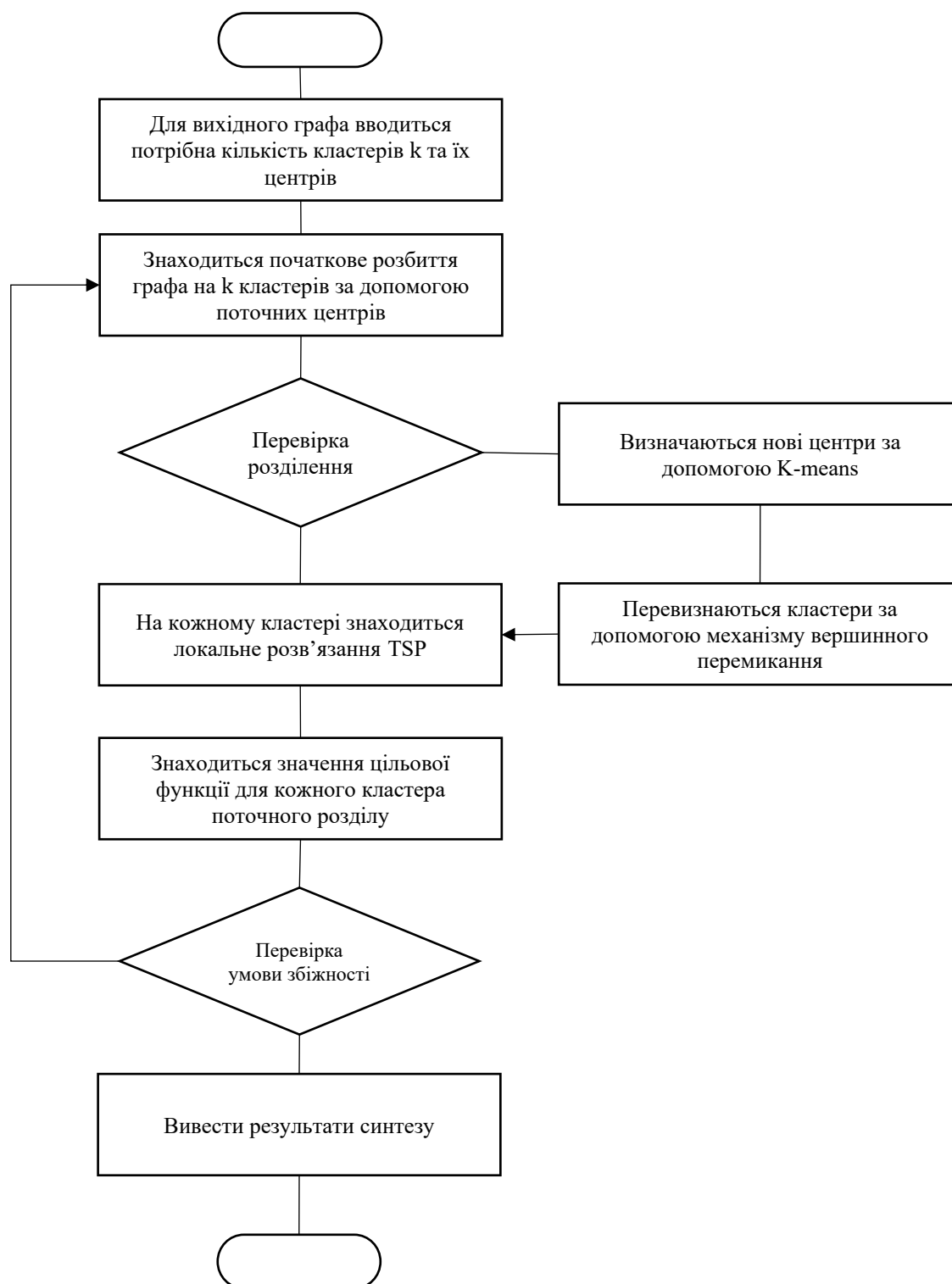


Рис. 1. Структура процедури синтезу алгоритмів кластеризації та розв'язання mTSP для морських перевезень вантажів для $m=k$ агентів

ження до оптимального рішення. У прикладних задачах маршрутизації, таких як mTSP морських перевезень вантажів, оптимальніше поєднувати кілька підходів, включаючи кластеризацію та проектування мережі на більш просту структуру з поліноміальною складністю рішення. Рекомен-

дується використовувати склади алгоритмів, такі як метаевристика, генетика та рій. Одним з раціональних алгоритмів поліноміальної жадібності є пошук попередніх маршрутів морських перевезень вантажів, застосування яких дозволяє уточнити рішення.

Список літератури:

1. Bellmore M. Hong S. Transformation of multisalesman problem to the standard traveling salesman problem. *Journal of the ACM*. 1974. Vol. 21. P. 500–504.
2. Bektas T. The multiple traveling salesman problem: an overview of formulations and solution procedures. *Omega*. 2006. Vol. 34. P. 209–219.
3. Laporte G., Nobert Y. A. Cutting planes algorithm for the m-salesmen problem. *Journal of the Operational Research Society*. 1980. Vol. 31, No. 11. P. 1011023.
4. Ali A. I., Kennington J. L. The asymmetric m-traveling salesmen problem: a duality based branch-and-bound algorithm. *Discrete Applied Mathematics*. 1986. Vol. 13, To. 2. P. 259–276.
5. Gavish B., Srikanth K. An optimal solution method for Large-Scale multiple traveling salesmen problems. *Operations Research*. 1986. Vol. 34. P. 698–717.
6. Zhou H., Song M., Pedrycz W. A comparative study of improved GA and PSO in solving multiple traveling salesmen problem. *Applied Soft Computing*. 2018. Vol. 64. P. 564–580.
7. A genetic algorithm with new local operators for multiple traveling salesman problems / K.-M. Lo et al. *International Journal of Computational Intelligence Systems*. 2018. Vol. 11. P. 692–705.
8. Blum C. Ant colony optimization: introduction and recent trends. *Physics of Life Reviews*. 2005. Vol. 2. P. 353–373.
9. Krishna H., Singh R. An approach for solving multiple travelling salesman problem using ant colony optimization. *Computer Engineering and Intelligent Systems*. 2015. Vol. 6. P. 13–17.
10. An effective parallel approach to solve multiple traveling salesmen problem / A. Othman et al. *Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development (AI2SD'2018)*. Ezziyyani, Mostafa. Cham : Springer International Publishing, 2019. P. 647–664.
11. A novel hybrid approach for solving the multiple traveling salesmen problem / Y. Harrath et al. *Arab Journal of Basic and Applied Sciences*. 2019. Vol. 26. P. 103–112.

Trofymenko I.V., Voichenko T.O., Plita L.L., Fedunov V.M. DEVELOPMENT OF PROPOSALS FOR THE APPLICATION OF METAHEURISTIC ALGORITHMS IN THE PROBLEMS OF MULTIAGENT ROUTING OF SEA FREIGHT TRANSPORTATION

The aim of the article is to develop proposals for the application of metaheuristic algorithms in the problems of multiagent routing of sea freight in the context of synthesizing clustering algorithms for the multiagent traveling salesman problem. This goal is achieved by investigating the use of evolutionary multiagent algorithms to solve problems such as the multiagent traveling salesman problem and by analysing their efficiency and optimization capabilities. To distribute vertices among traveling agents, clustering using the maximum cut algorithm is applied. The prospects of the clustering method (in particular, based on the construction of maximum intersections) in combination with metaheuristics are investigated. If the network has been pre-processed taking into account its structure, i.e., the division of the network graph into subgraphs (clustering) has been detected, the problem of building salesmen's routes on a network of smaller dimensionality can be solved. Hybrid algorithms can optimize basic algorithms, as revealed by the study of algorithms on known graphs. It is determined that in applied routing problems, such as the salesman problem for sea freight, it is more optimal to combine several approaches, including clustering and designing the network into a simpler structure with polynomial solution complexity. The most significant result is the structure of the procedure for synthesizing clustering algorithms and solving the traveling salesman problem for sea freight transportation. This approach to algorithm synthesis can be used not only for the traveling salesman problem, since the objective function can be used for any discrete optimization problem on graphs where clustering is required and a convergence condition for the synthesis algorithm can be formulated.

Key words: sea freight transportation, multi-agent routing, traveling salesman problem, clustering, optimal route.