

DOI: 10.18372/2310-5461.71.21451

УДК 004.896:629.7.05-519

О. М. Зудов, канд. тех. наук, доц.

Національний університет «Київський авіаційний інститут»

orcid.org/0000-0003-3313-1659

e-mail: oleh.zudov@npp.kai.edu.ua

О. В. Толстікова, канд. тех. наук, доц.

Національний університет «Київський авіаційний інститут»

orcid.org/0000-0002-7616-2757

e-mail: olena.tolstikova@npp.nau.edu.ua

В. В. Горіна, ст. викладач

Національний університет «Київський авіаційний інститут»

orcid.org/0000-0002-0052-0466

e-mail: violetta.horina@npp.kai.edu.ua

С. Л. Субота, канд. фіз.-мат. наук, асист.

Київський національний університет ім. Тараса Шевченка

orcid.org/0000-0002-1357-6768

e-mail: subota.svitlana@knu.ua

АВТОНОМНИЙ ПОШУК ЦІЛІ З НЕВІДОМИМИ КООРДИНАТАМИ ТА ОДНОЧАСНЕ ВОКСЕЛЬНЕ КАРТОГРАФУВАННЯ ТРИВИМІРНИХ ЛАБІРИНТОПОДІБНИХ СЕРЕДОВИЩ РОЄМ БЕЗПЛОТНИХ АГЕНТІВ

Вступ

Більшість сценаріїв навігації рою БПЛА, у яких ціль або кінцева точка маршруту відома апріорі, добре вивчені й піддаються прямій оптимізації – рій рухається під дією внутрішніх сил і штучних потенціальних полів перешкод, а топологічні пастки розв'язуються локальними евристичними виходу з тупиків. Проте значна частина практично важливих місій не надає рою жодної інформації про положення цілі: координати постраждалого, джерела витоку чи аномалії апріорі невідомі, а часто невідома і сама геометрія середовища.

Природний клас таких сценаріїв – підземні та замкнені простори зі складною, нелінійною топологією: природні печери та карстові порожнини, катакомби, військові бункери, шахти, тунелі, а також гірська місцевість із каньйонами й ущелинами. У всіх цих випадках супутникова навігація недоступна або ненадійна, карти часто відсутні, а людина-оператор не може отримати достовірну геометрію приміщення до моменту фізичного проникнення туди. Пошуково-рятувальні місії (обвали в шахтах, завалені бункери, труднодоступна гірська місцевість) є основним практичним середовищем таких задач: рій повинен одночасно (а) шукати ціль і (б) будувати придатну для подальшого використання карту простору –

навіть якщо ціль так і не буде знайдено, сама карта є цінним результатом місії для наземних рятувальних груп.

У цій роботі досліджується саме такий сценарій: пошук цілі з невідомими координатами у процедурно згенерованому тривимірному лабіринті з одночасною побудовою глобальної воксельної карти зайнятості простору. Робота використовує класичну базову модель ройової поведінки [1] з додатковими метаверистиками (APF, wall-following, local swarm memory [2–4]), акцент зміщено з цілеспрямованої навігації на дослідження невідомого простору і його картографування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Задача автономного дослідження невідомого простору формулюється як пошук стратегії руху, що максимізує швидкість приросту інформаційного покриття території без апріорного знання її структури чи положення цілі. Класичний підхід – Frontier-Based Exploration: агент послідовно обирає за ціль межу (фронтир) між дослідженим і недослідженим простором [3], рухаючись туди, де приріст інформації очікувано найбільший. Сучасні реалізації цього підходу адаптують його до тривимірних середовищ і колективних систем [4].

Найбільш обчислювально ефективним і стійким до комунікаційних обмежень способом фіксації накопиченої інформації про тривимірний

простір є дискретна воксельна модель покриття (Occupancy Grid Mapping) [5]: простір розбивається на комірки фіксованого розміру (воксели), кожна з яких поступово переходить зі стану «невідомо» у стан «вільно» або «перешкода» в міру того, як сенсори агентів її верифікують.

У багатороботових системах ключовою проблемою є координація: без явного розподілу зон агенти схильні до повторного відвідування вже досліджених ділянок, що знижує граничну корисність кожного додаткового агента. Класичний підхід [9] вирішує це явним призначенням кожному роботу окремої цільової точки з урахуванням вартості досягнення та корисності (очікуваного інформаційного приросту), що мінімізує перетин зон дослідження. Альтернативний, повністю децентралізований підхід – без явного узгодження цілей між агентами – спирається на локальні механізми відштовхування від уже відвіданих зон; ефективність такого підходу при масштабуванні кількості агентів є відкритим емпіричним питанням, що неодноразово піднімалося в літературі з ройового та багатороботового дослідження території [10, 11].

Біологічним прототипом децентралізованого підходу без явної координації є той самий амебоїдний організм *Physarum polycephalum*: слизовик позначає вже досліджені ділянки лабіринту позаклітинним слизом, який діє як зовнішня відштовхувальна пам'ять, що змушує організм досліджувати нові ділянки, а не повторювати вже пройдений шлях [6, 7]. Це й є біологічним натхненням для механізму «просторової пам'яті» (Spatial Memory Field), що в цій роботі відіграє роль головного рушія дослідження.

У сучасній літературі добре документовано, що додавання агентів до пошукової групи покращує швидкість покриття простору не пропорційно, а з ефектом перекриття (overlap) і вичерпних повернень: частина роботи виконується повторно [10, 11]. Менш висвітленим залишається питання форми цієї залежності для рою з суто локальними правилами взаємодії (без явного розподілу цілей, на відміну від [9]) у тривимірних лабіринтоподібних середовищах різної звивистості, а також питання того, наскільки різко зростає час місії в міру наближення цільового відсотка покриття до 100% - асиметрія, яка добре відома в порівняльних дослідженнях алгоритмів дослідження території [12], але рідко аналізується кількісно саме для роїв із чисто реактивною, некоординованою архітектурою.

Постановка задачі

Метою цієї роботи є кількісне дослідження залежності динаміки покриття невідомого тривимірного лабіринту від розміру рою та звивистості

середовища для децентралізованої ройової архітектури, що базується на штатній моделі Рейнольдса з тангенціальними силами та амебоподібною поведінкою (метаевристикою).

Методологія і математичний апарат досліджень

Спочатку треба зробити важливе зауваження щодо інформації агента (дрона) щодо своїх просторових координат. За умов відсутності сигналів глобальних навігаційних супутникових систем (GNSS-denied environments), ройова робототехнічна система може адаптивно переходити в режим зіставлення локальних лідарних або візуальних дескрипторів (просторових «відбитків») оточення для динамічного коригування кумулятивної похибки (дрейфу) одометрії [13]. Залежно від контексту місії та доступності обчислювальних ресурсів, активація цього режиму може відбуватися вибірково. Першочерговим завданням системи є генерація воксельно-топологічної карти відносних просторових переходів, яка визначає логістичну зв'язність між локаціями (наприклад, маршрутизацію між коридорами А та С). Для автономних пошуково-рятувальних місій побудова такої реляційної структури взаємозв'язків є критично пріоритетнішою, ніж обчислення абсолютних геопросторових координат агентів у просторі.

У нашій моделі була використана базова кінематика агентів (оновлення позиції й швидкості за схемою Ейлера). Кожен агент (дрон) i описується його стан-вектором, що включає тривимірну позицію $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3$ та швидкість $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^3$. Модель колективного руху базується на трьох правилах Рейнольдса: *розділення, вирівнювання і згуртованість* [1], що діють у межах комунікаційного радіуса з обов'язковою перевіркою прямої видимості між агентами.

Розділення перешкоджає надмірному зближенню агентів:

$$\mathbf{S}_i = \sum_{j \in N_i, d_{ij} < r_{sep}} \frac{\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j}{\max(d_{ij}, 0.3)}, \quad (1)$$

де $d_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|$ - відстань між дронами, $r_{sep} = 2.5 \cdot r_{drone}$ - зона виключення (2,5-кратний фізичний радіус габаритної сфери дрона r_{drone}).

В наступних копонентах присутнє обмеження швидкості v_{max} , що враховує фізику руху реальних дронів.

Вирівнювання задає прагнення до узгодженого руху:

$$\mathbf{A}_i = v_{max} \cdot \frac{\bar{\mathbf{v}}_{N_i}}{|\bar{\mathbf{v}}_{N_i}|} - \mathbf{v}_i, \quad \bar{\mathbf{v}}_{N_i} = \frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j. \quad (2)$$

Згуртованість притягує агент до центроїду видимих сусідів:

$$\mathbf{C}_i = v_{max} \cdot \frac{\bar{\mathbf{p}}_{N_i} - \mathbf{p}_i}{|\bar{\mathbf{p}}_{N_i} - \mathbf{p}_i|} - \mathbf{v}_i, \quad \bar{\mathbf{p}}_{N_i} = \frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \mathbf{p}_j. \quad (3)$$

Додатково до класичних сил Рейнольдса рій утримує цілісним слабке доцентрове поле, що протидіє некерованому розповсюдженню за межі робочої арили:

$$\mathbf{F}_{drift} = -\kappa \mathbf{p}_i \quad (4)$$

Комбіноване відштовхування є основною рушійною силою «штатного» режиму в цій роботі (без відомих координат цілі тяга до неї відсутня):

$$\mathbf{F}_{rep} = w_{rep} \cdot e^{-d_{\perp}/r_{safe}} \cdot (\hat{\mathbf{n}} + k_{\tau} \hat{\mathbf{t}}) \quad (5)$$

де r_{safe} – безпечний радіус відштовхування; $d_{\perp}$ – відстань до поверхні; w_{rep} – вага поля; k_{τ} – доля тангенційної складової (ковзання вздовж стін); $\hat{\mathbf{n}}$ і $\hat{\mathbf{t}}$ – нормальний і тангенційний одиничні вектори до поверхні.

Дана сила діє за гібридним механізмом штучного потенціального поля (APF) і ковзання вздовж стін (wall-following). Для «горизонтальних» ландшафтів типу міської промзони тангенційний вектор напрямлений завжди горизонтально, воксельна мапа має низьку роздільну здатність вздовж вертикальної осі. Натомість для реальних тривимірних сюжетів типу печер воксельна мапа ізотропна, а напрям тангенційної сили визначається за механізмом ray-casting (лідарного сканування простору). Рій визначає, куди потрапляють найдовші скануючі промені і рухається переважно в тому напрямку під дією тангенційної складової сили.

Повна сила у штатному режимі цього сценарію:

$$\mathbf{a}_i = w_s \mathbf{S}_i + w_a \mathbf{A}_i + w_c \mathbf{C}_i + \mathbf{F}_{rep,i} + w_d \mathbf{F}_{drift,i} + w_m \mathbf{M}_i \quad (6)$$

де w – відповідні ваги кожної компоненти; $\mathbf{M}_i$ – сила тимчасової просторової пам'яті (лічильник повторно відвіданих вокселів), що в цьому сценарії стає основним рушієм дослідження, а не допоміжним механізмом проти коливань.

Механізм просторової пам'яті реалізований наступним чином. Простір дискретизується сіткою комірок (вокселів). Для кожної відвіданої комірки накопичується лічильник відвідувань, а відштовхувальна сила просторової пам'яті діє на агента від уже залогованих зон.

У сценаріях з відомою ціллю ця сила лише запобігає маятниковим коливанням у тупиках, і як правило механізм пам'яті реалізований як короткостроковий. В нашому випадку пам'ять рою є колективною і постійною. Дрони обмінюються інформацією в реальному часі. За відсутності будь-якого зовнішнього вектора тяги, саме сила просторової пам'яті визначає характер руху рою. Агенти фізично не можуть тривалий час перебувати в одній зоні, оскільки пам'ять примусово «виштовхує» їх на фронтір - межу між дослідженим вільним простором і абсолютно невідомою

територією. До сили пам'яті додається невеликий стохастичний доданок, який має роль розбиття симетрії в точках, де поле з усіх сторін однаково за величиною (наприклад, у центрі симетричного перехрестя).

Другий основний режим – кінематична «Амеба» (пряме кінематичне присвоєння швидкості вздовж тангенційного напрямку поверхні, повне відключення інших сил окрім пружини зв'язності із найближчим LoS-сусідом, двоступеневий вихід через фазу regroup):

$$\mathbf{v}_i \leftarrow \alpha \cdot v_{max} \cdot \hat{\mathbf{t}}. \quad (7)$$

Функціональна роль режиму наступна: оскільки немає «тупика на шляху до цілі» в буквальному сенсі (координат цілі немає), активація режиму прив'язана до локальної густини вже накопиченої сили пам'яті $\mathbf{M}_i$ – коли агент тривалий час «затиснутий» у замкненій кишені високої щільності відвідувань, він перемикається на стінове ковзання. Механізм пам'яті реалізовано таким чином, що агент пам'ятає, як давно він відвідував дану комірку. Якщо відвідані комірки повторюються в малому інтервалі часу, діагностується стагнація і вмикається режим «Амеба». Вихід з режиму амеби є також двоступеневим: спочатку центроїд рою має T_{resume} кадрів підряд рухатись у напрямку цілі (кут $< 90^\circ$), після чого запускається фаза злиття – режим зберігається ще $T_{regroup}$ кадрів (або до примусового таймауту Timeout), поки рій не утворить єдину зв'язну компоненту за LoS-критерієм. Лише тоді стандартна динаміка Рейнольдса відновлюється повністю. Ця затримка є «ціною цілісності»: рій продовжує рух не розтягнутим ланцюжком, а компактною групою.

Метаевристика «Амеба» працює як інструмент детального тактильного обмацування контуру перешкод. Повільне кероване ковзання вздовж стіни забезпечує значно вищу щільність і точність фіксації геометрії об'єктів на воксельній мапі, ніж пролітання повз перешкоду на повній швидкості в штатному режимі.

Для лабіринтів з глибокими рекурсивними кишенями, особливо тривимірних (шахти, печери), де штатний режим може призвести не просто до сповільнення картування, а до повного застрягання рою, метаевристика «Амеба» може бути незамінною (див. розділ «Результати симуляції»).

Накопичена інформація про структуру середовища зберігається у вигляді дискретної тривимірної матриці зайнятості (3D occupancy grid [5]). Кожна комірка з воксельними координатами v_x, v_y, v_z зберігає дискретний стан:

$$S(v_x, v_y, v_z) \in \{0, 1, 2\}, \quad (8)$$

де 0 – невідома зона; 1 – верифікований вільний простір; 2 – перешкода. Періодично рій сканує простір і перевіряє відповідність кожної комірки тілам перешкод і за потреби переводить її у стан «перешкода». Для кожного агента на кожному кроці поновлюється лічильник відвідувань поточного вокселя; додатково виконується сканування навколишнього простору (рис. 1), якщо сусідні вокселі не є перешкодою, вони маркуються як вільні.

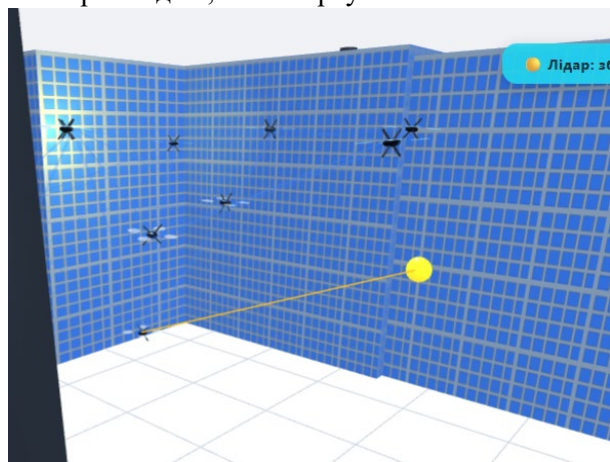


Рис. 1. Сканування перешкод (ray-casting)

Геометрія воксельної карти візуалізується методом «поверхні за межею видимого»: рендеряться лише ті грані вокселів, що є спільними між невідомою зоною і верифікованим простором, або лежать на поверхні перешкоди; внутрішній простір досліджених вільних вокселів залишається прозорим. Така схема формує наочну «оболонку» межі між вивченим і не вивченим простором (рис. 2).

LoS перевірялась методом ray-casting [8] – рис. 1. Додатково, у цьому сценарії LoS відіграє важливу роль: місія вважається завершеною (ціль «знайдена»), коли будь-який агент рою отримує пряму видимість цілі на відстані не більший за фіксований порог $d < d_{found}$.

Симулятор генерує різні типи ландшафтів, (промислове місто, гірська місцевість, печера), рій стартує щільним кластером в одному з кутів арени – це відтворює реалістичний сценарій входу групи дронів через єдиний відомий портал (шахтний стовбур, вхід у бункер, отвір печери). Паралельно з основним 3D-видом відображається інтерактивна міні-мапа – окрема сцена з власним рендером, що візуалізує в реальному часі поточний стан тривимірної воксельної матриці: невідомий воксель показано сірим кольором, верифікований вільний – прозорим, перешкода – червоним (рис. 2).

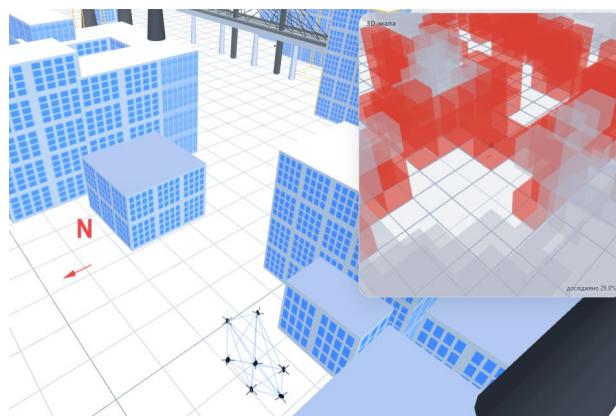


Рис. 2. Побудова воксельної мапи: червоні вокселі – перешкоди, прозорі – вільний простір, сірі – не досліджені області

Для оцінки складності і успішності місії використовувалося кілька параметрів. Основна метрика – динаміка покриття простору в часі $cover(t)$: відсоток верифікованих вокселів (вільних або зайнятих) від загальної кількості досяжних вокселів лабіринту. Похідні від неї величини – час досягнення порогових рівнів покриття t_{50} , t_{80} , t_{95} (час, за який досліджено відповідно 50 %, 80 % і 95 % простору).

Складність середовища оцінювалась за допомогою коефіцієнта звивистості (tortuosity) лабіринту:

$$\tau = \frac{L_{opt}}{d} \quad (9)$$

де L_{opt} – довжина оптимального шляху (A^*) між двома характерними точками лабіринту; d – пряма евклідова відстань між ними; τ використовується як параметр складності середовища для побудови сімейства кривих.

Результати симуляцій і обговорення

Вимірювання, отримані для промислового ландшафту з прямолінійними будівлями й трубами з великою кількістю тупиків і U-подібних споруд ($\tau = 1,1 \dots 1,5$), дають уявлення про динаміку симуляційного часу в залежності від розміру рою: при $N = 32$ агентах покриття 50% дослідженого об'єму досягалося в середньому за $t_{50} \approx 8300$ кроків, а рівень 80 % – за $t_{80} \approx 3 \times 10^4$ кроків. Розподіл дослідженого простору при цьому виявився рівномірним: сила просторової пам'яті (6) ефективно відштовхує агентів від уже покритих зон, і фронт дослідження просувається практично рівномірно по периметру.

На рис. 3, а подано сімейства кривих залежності часу місії, яка полягає в покритті заданого відсотка простору, від кількості дронів N для різних значень звивистості лабіринту τ з активними і деактивованими додатковими метаевристиками;

на рис. 3, б – аналогічні сімейства кривих залежності часу місії (при фіксованій кількості дронів) від цільового відсотка.

Кожна точка на кривій отримана за допомогою усереднення 8 запусків симуляції з однаковими параметрам і ідентичним ландшафтом/лабіринтом.

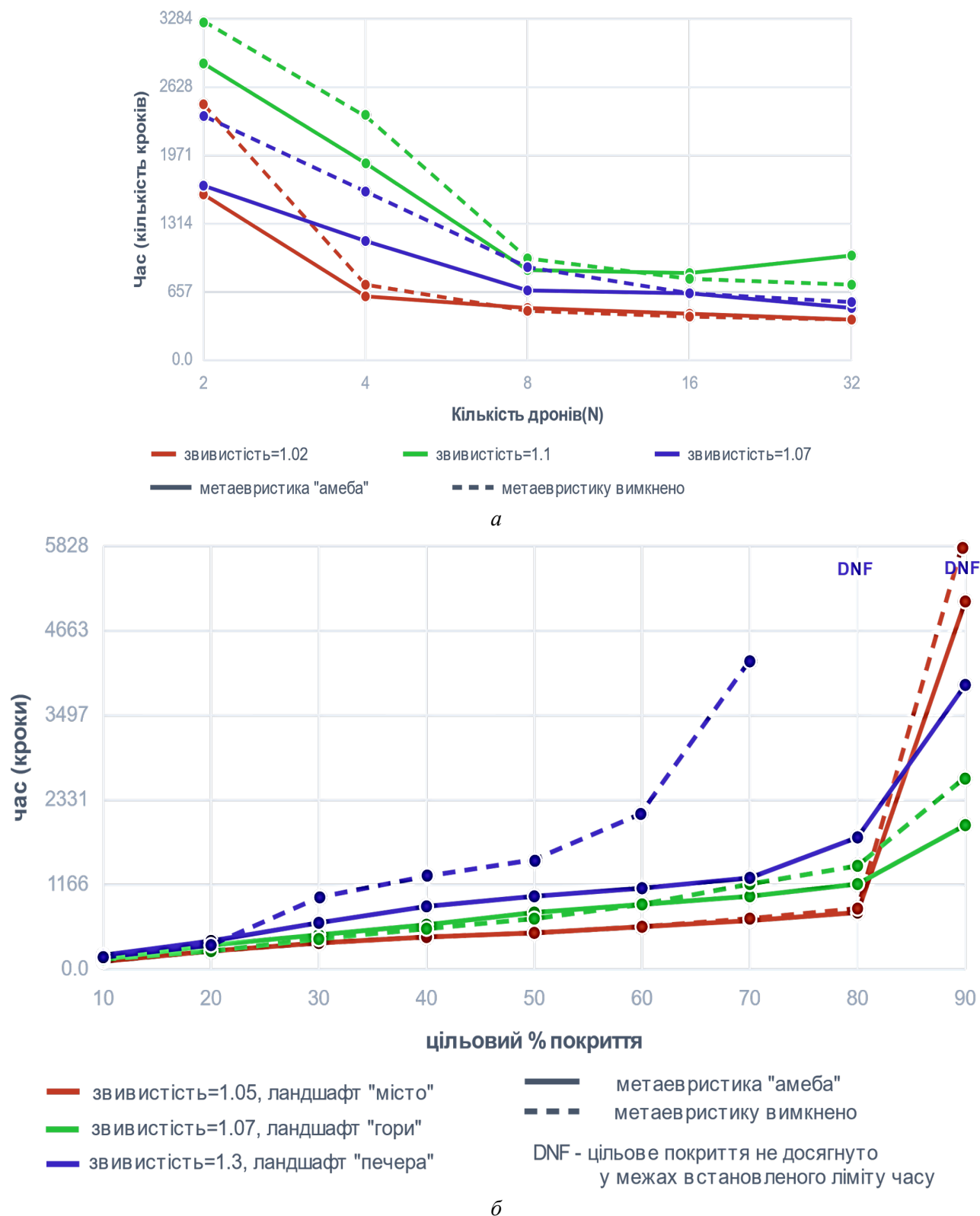


Рис. 3. а – залежність часу 50 % покриття мапи від кількості дронів $t_{50}(N)$; б – залежність часу покриття від цільового процента $cover(p)$ при фіксованій кількості дронів $N = 16$; пунктиром показано експерименти з деактивованою евристикою «амеба»

Отриманий характер залежностей є достатньо очікуваним і узгоджується із загальновідомими спостереженнями в літературі з багатороботового дослідження території [9–11]. Інтерес представляє не сам характер залежностей, а їхній характерний зсув за умови активації чи відключення додаткових метаевристик, які роблять автономний рій дронів більш «інтелектуальним».

Зі зростанням N час досягнення заданого рівня покриття зменшується, проте не пропорційно і не лінійно, а асимптотично – подвоєння кількості агентів не скорочує час досягнення цільового покриття вдвічі. Це прямий наслідок ефекту перекриття (overlap): частина агентів неминує повторно покриває вже досліджені зони, і додатковий агент приносить дедалі менший граничний внесок у швидкість покриття [10]. У координованих архітектурах з явним розподілом цільових точок цей ефект частково пом'якшується явним призначенням різних ділянок різним агентам [9], але в нашій повністю децентралізованій, реактивній архітектурі (без глобального узгодження цілей) перекриття є структурно неминучим наслідком локальності правил взаємодії. Більше того, за достатньо великого N можливий і немонотонний ефект: надлишкова густина агентів у вузьких прохідних зонах призводить до додаткових взаємних маневрів уникнення зіткнень, що в окремих конфігураціях середовища здатне навіть незначно збільшити час місії порівняно з трохи меншим роєм [11] – цей ефект слід очікувати і перевіряти саме на щільних лабіринтах із вузькими проходами. На рис. 3, а можна спостерігати даний ефект для складного середовища з коефіцієнтом звивистості 1,1.

Зі збільшенням заданого порогу покриття час місії зростає різко, нелінійно і прискорено – це знайома з суміжної області «проблема останньої милі» (last-mile problem): останні відсотки покриття території систематично коштують непропорційно багато часу порівняно з основною масою. Причина – це саме ті ділянки, що є найважчими для досягнення: глибокі кишені, вузькі вертикальні прольоти, ніші за гострими кутами, куди фронтір-орієнтований рух заводять рій лише в останню чергу. У літературі з оцінювання алгоритмів дослідження ця асиметрія розглядається через використання двох окремих метрик ефективності – часу досягнення «топологічно достатнього» покриття (наприклад, 80 %) і часу досягнення майже повного покриття (95 %). Різниця між ними систематично велика і малоінформативна [12].

Обидві залежності, представлені на рис. 3, цілком відповідають інтуїції й узгоджуються з відомими результатами для споріднених (хоч і не ідентичних архітектурно) систем багатороботового дослідження території [9–12]. Водночас якісний і

кількісний результат стосується ролі escape-метаевристики: рій з активованими режимом «Амеба» для досягнення тих самих рівнів покриття в лабіринтах із глибокими вкладеними кишенями демонстрував кращий результат, ніж та сама архітектура без цих режимів (на рис. 3 пунктирні лінії позначають експеримент з відключеними метаевристиками). Іншими словами: попри відсутність аномалій в самих кривих, метарівень керування (escape-метаевристики) залишається важливою умовою ефективності (а іноді і успіху, якщо мета – знаходження цілі з невідомими координатами за заданий інтервал часу) в топологічно складних середовищах.

Висновки

У роботі досліджено сценарій, у якому рій дронів не має апіорної інформації про положення цілі і виконує автономне дослідження тривимірного середовища. За таких умов просторова пам'ять із допоміжного механізму перетворюється на основний фактор, що визначає напрямок руху. Рій фактично уникає вже досліджених областей, а фронтір між відомим і невідомим простором стає природним атрактором колективної динаміки.

Симуляція дослідження автономного покриття невідомого тривимірного лабіринту роєм дронів без апіорного знання положення цілі підтверджує дві групи спостережень. По-перше, кількісна форма залежностей $t_{50}(N)$ і $cover(p)$ узгоджується з очікуваннями і відомими результатами суміжних робіт: ефект перекриття робить внесок кожного додаткового агента дедалі меншим (асимптотичне, а не пропорційне прискорення з ростом N), а проблема останньої милі робить вартість наближення до повного покриття різко зростаючою. По-друге, навіть у сценарії без відомої цілі, де штатна модель Рейнольдса з тангенціальними силами і чистий дрейф просторової пам'яті є основним рушієм руху, активація метарівня escape-стратегій залишається не опціональним покращенням, а необхідною умовою уникнення практичної відмови системи в топологічно складних середовищах.

Результати роботи продемонстрували, що навіть у відсутності заданої цілі метарівень поведінки залишається важливим. Активація запропонованої метаевристики ковзання вздовж стін «Амеба» дозволяє уникати тривалої стагнації в топологічно складних ділянках та забезпечує іноді в рази швидше картування.

Таким чином, у задачах автономного дослідження невідомих просторів ефективність рою визначається не лише локальними правилами взаємодії, а й здатністю накопичувати просторовий

досвід та змінювати режим поведінки в складних ситуаціях на базі метаевристик escape-стратегій.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Reynolds, C. W. "Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model," Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '87), 1987, pp. 25–34, <https://doi.org/10.1145/280811.281008>
- [2] Kim, D., Wang, H. and Shin, S., "Decentralized Control of Autonomous Swarm Systems Using Artificial Potential Functions: Analytical Design Guidelines," J Intell Robot Syst, vol. 45, pp. 369–394, 2006, <https://doi.org/10.1007/s10846-006-9050-8>
- [3] Yamauchi, B., "A frontier-based approach for autonomous exploration," Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA'97), 1997, pp. 146–151, <https://doi.org/10.1109/CIRA.1997.613851>
- [4] Caiza, I. D. C., Milas, A., Grova, M. A. M., Pérez-Grau, F. J. and Petrovic, T., "Autonomous exploration of unknown 3D environments using a frontier-based collector strategy," 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024, pp. 13566–13572, <https://doi.org/10.1109/ICRA57147.2024.10611139>
- [5] Thrun, S., "Learning Occupancy Grid Maps with Forward Sensor Models," Autonomous Robots, vol. 15, pp. 111–127, 2003, <https://doi.org/10.1023/A:1025584807625>
- [6] Nakagaki, T., Yamada, H. and Tóth, Á., "Maze-solving by an amoeboid organism," Nature, vol. 407, p. 470, 2000, <https://doi.org/10.1038/35035159>
- [7] Smith-Ferguson, J., Burnham, T. C. and Beekman, M., "Experience shapes future foraging decisions in a brainless organism," Adaptive Behavior, vol. 30, no. 3, pp. 211–221, 2022, <https://doi.org/10.1177/1059712321994684>
- [8] Möller, T. and Trumbore, B., "Fast, minimum storage ray-triangle intersection," Journal of Graphics Tools, vol. 2, no. 1, pp. 21–28, 1997, <https://doi.org/10.1080/10867651.1997.10487468>
- [9] Burgard, W., Moors, M., Stachniss, C. and Schneider, F. E., "Coordinated multi-robot exploration," IEEE Transactions on Robotics, vol. 21, no. 3, pp. 376–386, 2005, <https://doi.org/10.1109/TRO.2004.839232>
- [10] Senthilkumar, K. and Bharadwaj, K. K., "Multi-robot exploration and terrain coverage in an unknown environment," Robotics and Autonomous Systems, vol. 60, no. 1, pp. 123–132, 2012, <https://doi.org/10.1016/j.robot.2011.08.005>
- [11] Кравченко Ю., Мезенцев Є. Модель децентралізованого керування групою агентів у вигляді Dec-POMDP з динамічною топологією взаємодії та стохастичними порушеннями комунікації. Зв'язок. 2026. № 3. С. 87–96. <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2026.318107>
- [12] Xu, Y., Yu, J., Tang, J., Qiu, J., Wang, J., Shen, Y., Wang, Y. and Yang, H., "Explore-Bench: Data Sets, Metrics and Evaluations for Frontier-based and Deep-reinforcement-learning-based Autonomous Exploration," 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2022, pp. 6225–6231, <https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9812344>
- [13] Kim, G. and Kim, A., "Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3d point cloud map," 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018, pp. 4802–4809, <https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8593953>

Зудов О. М., Толстікова О.В., Горіна В. В., Субота С. Л.

АВТОНОМНИЙ ПОШУК ЦІЛІ З НЕВІДОМИМИ КООРДИНАТАМИ ТА ОДНОЧАСНЕ ВОКСЕЛЬНЕ КАРТОГРАФУВАННЯ ТРИВИМІРНИХ ЛАБІРИНТОПОДІБНИХ СЕРЕДОВИЩ РОЄМ БЕЗПЛОТНИХ АГЕНТІВ

У статті досліджено задачу автономного пошуку цілі з невідомими координатами та одночасного воксельного картографування тривимірних лабіринтоподібних середовищ роєм безпілотних агентів за умов відсутності супутникової навігації. Запропоновано децентралізовану реактивну архітектуру рою, що базується на класичних правилах Рейнольдса, методі штучних потенціальних полів та механізмі постійної колективної просторової пам'яті, яка примусово виштовхує агентів на інформаційний фронтір. Для подолання проблеми застрягання рою в глибоких рекурсивних кишенях лабіринту впроваджено кінематичну метаевристику ковзання вздовж стін «Амеба», яка активується в разі виявлення локальної стагнації. На основі симуляційного моделювання для різних типів ландшафтів оцінено динаміку покриття простору залежно від розміру рою та зливистості середовища. Результати підтверджують асимптотичний характер прискорення картування зі збільшенням кількості агентів через ефект перекриття, а також різке зростання часу на фінальних етапах дослідження через проблему «останньої милі». Доведено, що активація метаевристики «Амеба» є необхідною умовою для запобігання відмовам системи та забезпечує суттєве прискорення картографування в топологічно складних середовищах.

Ключові слова: БПЛА, ройови інтелект, воксельна мапа, децентралізоване керування, метаевристики.

Zudov O., Tolstikova O., Horina V., Subota S.

**AUTONOMOUS SEARCH OF A TARGET WITH UNKNOWN COORDINATES
AND SIMULTANEOUS VOXEL MAPPING OF THREE-DIMENSIONAL
LABYRINTH-LIKE ENVIRONMENTS BY A SWARM OF UNMANNED AGENTS**

This paper addresses the problem of autonomous target search with unknown coordinates and simultaneous voxel occupancy grid mapping of complex 3D labyrinth-like environments by a swarm of unmanned agents in GPS-denied scenarios. A fully decentralized, reactive swarm architecture is proposed, which builds upon classical Reynolds flocking rules, artificial potential fields, and a permanent collective spatial memory mechanism that drives the agents toward the exploration frontier. To mitigate swarm stagnation in deep recursive pockets and narrow passages, an escape metaheuristic called "Amoeba" is introduced, enabling kinematic wall-following behavior upon detecting local stagnation. Simulation experiments across various landscapes evaluate space coverage dynamics relative to swarm size and environment tortuosity. The results confirm an asymptotic rather than linear decrease in exploration time due to the overlap effect, alongside a sharp non-linear increase during the final percentages of mapping, known as the last-mile problem. Crucially, the activation of the "Amoeba" escape strategy is shown to prevent practical system failure and significantly accelerate mapping efficiency in topologically complex spaces.

Keywords: UAV, swarm intelligence, voxel map, decentralized control, metaheuristics.

Дата першого надходження: 01.07.2026 р.

Дата прийняття до друку: 17.08.2026 р.

Дата публікації: 10.09.2026 р.