

ПІДВИЩЕННЯ СИТУАЦІЙНОЇ ОБІЗНАНОСТІ РОЮ ДРОНІВ ШЛЯХОМ КОНТЕКСТНОГО АНАЛІЗУ СТИГМЕРГІЇ

Стернійчук С.Ю.¹, Булах Б.В.²

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна

¹ sterniichuk.serhii@gmail.com, ² bogdan.bulakh@gmail.com

У роботі розглянуто підхід до підвищення ситуаційної обізнаності рою БПЛА на основі контекстного аналізу стигмергійних слідів. Запропоновано модель віртуальних феромонів із адаптивним коефіцієнтом випаровування, що реагує на динамічні та статичні загрози. У середовищі Gazebo проведено моделювання на основі трьох БПЛА (3DR Iris) з використанням сенсорів LiDAR/камера та FANET-зв'язку. Результати демонструють скорочення часу місії та зменшення енергоспоживання у сценаріях рухомих загроз і шумних даних. Наукова новизна полягає у контекстній інтерпретації феромонної карти. Практична значимість – у підвищенні автономності та надійності рою дронів у складних умовах.

Ключові слова: рой дронів, стигмергія, віртуальні феромони, ситуаційна обізнаність, Gazebo.

1. ВСТУП

Рої безпілотних літальних апаратів (БПЛА) демонструють високу ефективність у задачах розвідки, картографування, моніторингу та пошукових операцій. Одним із ключових підходів до самоорганізації таких систем є стигмергія – механізм непрямої координації через середовище, де агенти залишають сліди (феромони), що впливають на поведінку інших агентів.

У класичному вигляді стигмергія передбачає лише реакцію на феромон, проте для автономних роїв цього недостатньо. У реальних середовищах присутні:

- динамічні загрози, що змінюють положення у просторі;
- сумнівні або шумні сенсорні дані;
- накладення застарілих феромонів, що призводять до деградації карти.

Тому ключовим завданням стає підвищення ситуаційної обізнаності – здатності рою розуміти контекст появи стигмергійних слідів і адаптувати поведінку.

У цій роботі розглянуто підхід контекстного аналізу, побудований на патерн-рекогнішн феромонної карти, оцінці часової динаміки та визначенні рухомості загроз.

2. МЕТОД І КОМУНІКАЦІЙНА МОДЕЛЬ

2.1. Віртуальні феромони

Використано підхід *virtual pheromones*, у якому феромони представлені як цифрова карта, що оновлюється окремими агентами рою. Кожна мітка містить значення інтенсивності та параметр довіри, який зменшується з часом відповідно до коефіцієнта випаровування. Адаптивне випаровування застосовується з урахуванням контексту мітки, що дає змогу швидше видаляти недостовірні або застарілі феромонні сліди. Такий підхід дозволяє формувати узгоджену інформаційну карту середовища, яка надалі використовується в алгоритмах ситуаційної обізнаності.

2.2. Комунікація у FANET та синхронізація карти

Зв'язок між дронами реалізовано через FANET з використанням UDP та протоколу MAVLink. Передаються не повні карти, а лише *події*: оновлення локальних міток, підтвердження загроз, зміни довіри. У випадку втрати зв'язку застосовується опортуністична дельта-синхронізація, коли дрон після повернення отримує лише зміни карти. Така модель мінімізує трафік та дозволяє працювати з обмеженим каналом.

2.3. Патерн-рекогнішн феромонної карти

Контекстна інтерпретація стигмергійних слідів у рої БПЛА базується на аналізі просторової та часової динаміки феромонної карти. Для кожної феромонної області обчислюється її центр мас, що дозволяє оцінювати зміщення мітки та відокремлювати статичні загрози від рухомих. Центр мас визначається за формулою:

$$C_t = \left(\frac{\sum x_i \tau_i}{\sum \tau_i}, \frac{\sum y_i \tau_i}{\sum \tau_i} \right).$$

Порівняння значень у два моменти часу дає вектор переміщення феромонної плями:

$$v = \frac{C_{t_1} - C_{t_0}}{t_1 - t_0}.$$

Якщо $\text{norm } v < \epsilon$, мітка вважається статичною; при $\text{norm } v \geq \epsilon$ фіксується динамічна загроза. Такий підхід забезпечує виявлення руху без застосування важких ML-моделей.

Крім зміщення, аналізується форма розподілу феромонів $\tau(x, y)$. Статичні загрози формують компактний кластер з низькою ексцентриситетністю, тоді як рухомі створюють витягнуту структуру, орієнтовану вздовж напрямку руху. Для оцінки використовується метод головних компонент (PCA): перша компонента визначає домінуючий напрямок, а співвідношення власних значень $k = \lambda_1 / \lambda_2$ відображає ступінь витягнутості (при $k \approx 1$ кластер статичний, при $k \gg 1$ – характерний «слід» рухомої загрози). Цей критерій дозволяє коректно ідентифікувати динамічні об'єкти навіть при незначному зміщенні центру.

Оскільки FANET-зв'язок може бути нестабільним, частина феромонних міток може бути зашумленою або отриманою лише одним дроном. Тому вводиться параметр довіри conf , що залежить від кількості підтверджень іншими агентами та часу останньої перевірки. Формально:

$$\text{conf} = \alpha * N_{\text{confirm}} - \beta * (t - t_{\text{last}}).$$

Коли $\text{conf} < \text{conf_min}$, мітка вважається недостовірною, і для неї збільшується коефіцієнт випаровування, що забезпечує її швидке видалення. Це критично у випадках пошкоджених сенсорів, тимчасових артефактів камери та одиничних хибних детекцій.

Для рухомих загроз застосовується адаптивне випаровування. Коефіцієнт ρ визначається залежно від динамічності:

$$\rho = \rho_{\text{dynamic}} \text{ if } \text{dynamic} = 1, \rho_{\text{static}} \text{ if } \text{dynamic} = 0,$$

де $\rho_{\text{static}} = 0.02 \dots 0.1$, $\rho_{\text{dynamic}} = 0.3 \dots 0.7$. Таким чином, система «забуває» рухомі мітки значно швидше, перешкоджаючи накопиченню застарілої або хибної інформації, що знижує кількість неправильних обходів та оптимізує маршрути.

У сукупності ці механізми забезпечують формування актуальної та достовірної феромонної карти, що на пряму підвищує ситуаційну обізнаність рою, якість прийняття рішень та ефективність виконання місії.

3. СЕРЕДОВИЩЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Моделювання виконано в Gazebo Harmonic (рис. 1) на основі міської мапи Берліна (OpenStreetMap).

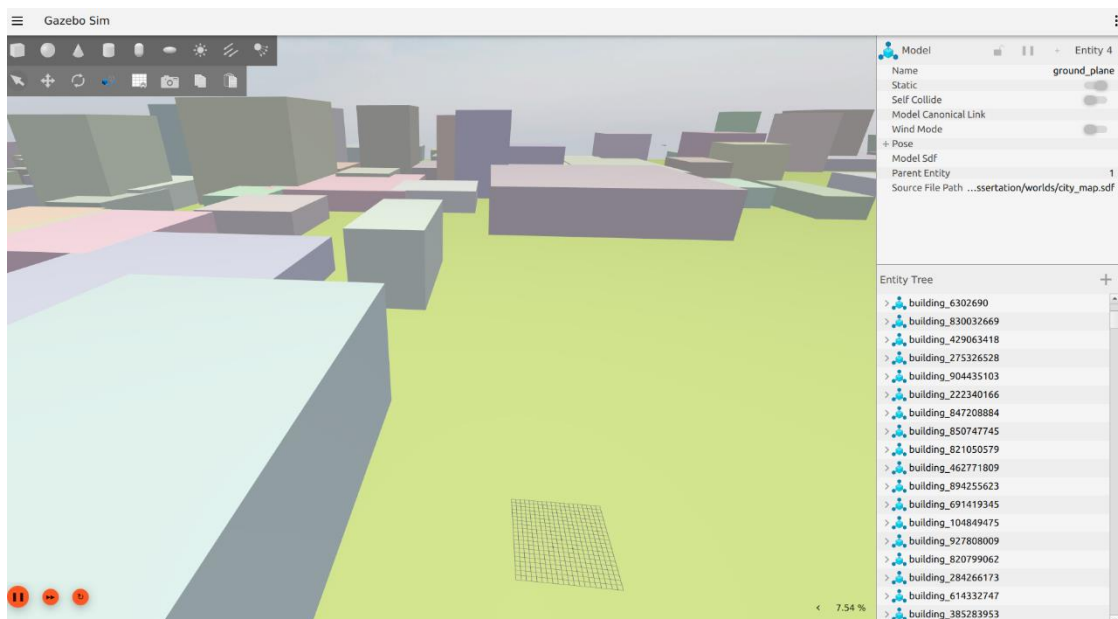


Рисунок 1. Gazebo simulation

Використано три БПЛА моделі 3DR Iris з сенсорами LiDAR та камерою (рис. 2). FANET забезпечує зв'язок до 500 м.

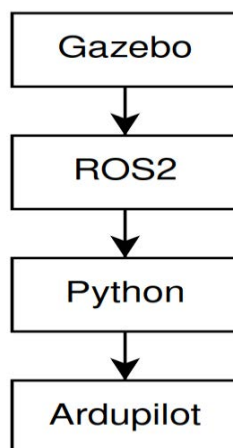


Рисунок 2. Ланцюжок передачі даних від симулятора до автопілота

4. РЕЗУЛЬТАТИ

Оцінено три сценарії: рухома загроза, пошкоджений сенсор та засмічення карти феромонами. Порівняно базову стигмергію та запропонований контекстний аналіз. Результати подано у відносному вигляді (% до гіршого методу).

Таблиця 1. Результати

Сценарій	Підхід	Час місії	Заряд
Рухома загроза	Базовий	0 %	0 %
	Контекстний	−15 %	+8 %
Пошкоджений сенсор	Базовий	0 %	0 %
	Контекстний	−7 %	+3 %
Засмічення карти	Базовий	0 %	0 %
	Контекстний	−9 %	+4 %

Контекстний аналіз скорочує час місії на 7–15 % та підвищує залишковий заряд на 3–8 %, що пов'язано з уникненням зайвих обходів і видаленням недостовірних міток.

5. ВИСНОВКИ

Запропонований підхід до ситуаційної обізнаності рою БПЛА дозволяє адаптивно інтерпретувати стигмергійні мітки на основі їх просторово-часових патернів. Визначення рухомості загроз, класифікація форм кластера та оцінка достовірності забезпечують побудову актуальної феромонної карти, що напряду підвищує ефективність рою. Моделювання підтверджує скорочення часу місії та зменшення енергоспоживання порівняно з класичною стигмергією. Запропонований метод може бути інтегрований у системи координації БПЛА для складних урбаністичних середовищ.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Dorigo M., Birattari M. Ant Colony Optimization. Springer, 2010.
2. Payton D. Digital Pheromones in Autonomous Swarms. AAAI, 2001.
3. OpenStreetMap Project
4. Gazebo Harmonic Documentation, Open Robotics, 2024.
5. Swarm Robotics: Principles and Applications. MIT Press, 2021.
6. ArduPilot Developer Documentation, 2024.
7. MAVLink Protocol Specifications. mavlink.io, 2024.