

М. О. Зачепило

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна

БАГАТОРІВНЕВІ ЕКОСИСТЕМИ ДЛЯ АДАПТИВНИХ АГЕНТІВ: ВІД МОДЕЛЮВАННЯ ДО ПРАКТИЧНИХ ЗАСТОСУВАНЬ

Анотація. У статті розглядається розробка багаторівневих екосистем, які забезпечують навчання автономних систем у складних і змінних умовах. Основна мета дослідження полягає у створенні середовищ із різними рівнями складності, що дозволяє автономним агентам адаптуватися до динамічних сценаріїв, долати перешкоди та ефективно використовувати ресурси. Такий підхід спрямований на вдосконалення методів навчання, які можуть бути застосовані для підготовки систем штучного інтелекту до роботи в реальних умовах. У роботі акцентується увага на моделюванні багаторівневих екосистем, що включають статичні та динамічні перешкоди, конкурентні взаємодії між агентами та обмежені ресурси. Для цього запропоновано використання алгоритмів навчання з підкріпленням, які дозволяють агентам оптимізувати свої стратегії поведінки в умовах постійно змінюваного середовища. Розроблені моделі сприяють кращому розумінню того, як агенти можуть адаптуватися до складних умов та які фактори впливають на ефективність їхньої поведінки. Особливу увагу приділено аналізу можливостей практичного застосування таких підходів у робототехніці. Зокрема, моделі багаторівневих екосистем можуть бути використані для навчання автономних роботів, які працюють у складних середовищах, наприклад, під час рятувальних операцій, дослідження незвіданих територій або виконання завдань у міських умовах. Ці моделі дозволяють створювати більш адаптивні та надійні автономні системи, здатні ефективно реагувати на змінні фактори зовнішнього середовища. Результати дослідження показують, що багаторівневі екосистеми є ефективним інструментом для підготовки автономних систем до роботи в реальних умовах. Запропоновані підходи не лише сприяють підвищенню адаптивності та ефективності агентів, але й відкривають нові можливості для їхнього застосування в різних галузях, включаючи промисловість, логістику та наукові дослідження. Використання багаторівневих середовищ забезпечує автономним системам перевагу в складних і непередбачуваних умовах, що є актуальним завданням сучасної науки та технологій.

Ключові слова: адаптивний агент, багаторівнева екосистема, навчання з підкріпленням.

Вступ

Актуальність дослідження. У сучасному світі автономні системи та штучний інтелект відіграють ключову роль у розв'язанні багатьох завдань, зокрема у сфері робототехніки, транспортних систем і автоматизації. Для забезпечення високої ефективності та адаптивності таких систем важливо розробляти методи навчання, які дозволяють агентам швидко пристосовуватися до змінюваних і багаторівневих умов середовища. Багаторівневі екосистеми, які моделюють різні рівні складності, є перспективним підходом для створення середовищ навчання, що стимулюють розвиток складних стратегій поведінки.

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю вирішення низки викликів, які стоять перед сучасними автономними системами.

Зокрема, такі системи мають демонструвати здатність адаптуватися до нових умов, долати перешкоди та ефективно використовувати ресурси в обмежених середовищах. Імітація реальних сценаріїв у багаторівневих екосистемах дозволяє створити умови для розвитку таких здібностей, що особливо важливо для застосувань у промисловості, логістиці та наукових дослідженнях.

Запропоновані багаторівневі екосистеми дозволяють включати різні рівні складності, такі як статичні та рухомі перешкоди, конкурентні агенти та змінні ресурси. Завдяки цьому створюються умови, що стимулюють розвиток складних поведінкових стратегій у агентів. Це, у свою чергу, сприяє підвищенню ефективності систем навчання з підкріпленням, особливо у задачах, що потребують довгострокової адаптації.

Дослідження, представлене у цій роботі, зосереджене на розробці моделі навчання в умовах складних екосистем і аналізі її потенційного застосування в робототехніці. Результати моделювання демонструють, що багаторівневі екосистеми є ефективним інструментом для тренування автономних систем, які повинні працювати у складних і змінних середовищах.

Таким чином, актуальність роботи полягає у внеску в розвиток методів створення адаптивних систем, які здатні не лише вирішувати поточні задачі, але й навчатися нових стратегій у динамічних умовах. Це відкриває перспективи для впровадження новітніх технологій у галузі штучного інтелекту та автоматизації.

Мета та задачі дослідження. Метою цього дослідження є розробка багаторівневих екосистем, які створюють умови різної складності для навчання автономних систем. Такі середовища дають змогу імітувати реальні сценарії, де системи мають адаптуватися до динамічних умов, вирішувати складні завдання та ефективно використовувати ресурси. Завдяки цьому стає можливим тренування автономних агентів, здатних не лише реагувати на зовнішні подразники, але й навчатися нових стратегій поведінки, які є важливими для їхнього довгострокового функціонування.

Одним із ключових завдань є створення моделі навчання, яка враховує складність екосистем. У цій моделі агенти мають працювати в середовищах із різними рівнями складності: від простих статичних умов до динамічних середовищ із рухомими перешкодами, конкурентами та обмеженими ресурсами. Це дозволяє агентам покращувати свої адаптивні

здібності, використовуючи механізми навчання з підкріпленням, еволюційні алгоритми чи інші інтелектуальні підходи. Вивчення того, як агенти пристосовуються до змінних умов і які стратегії вони використовують для досягнення цілей, є важливим аспектом цього завдання.

Іншим важливим напрямком дослідження є аналіз можливостей застосування розроблених моделей у робототехніці. Навчання автономних роботів у середовищах із різними рівнями складності дозволяє створити системи, які зможуть працювати у реальних сценаріях, таких як навігація в міському середовищі, участь у рятувальних операціях або дослідження важкодоступних територій. Завдяки таким багаторівневим середовищам навчання роботи зможуть адаптуватися до змінних умов, приймати ефективні рішення та взаємодіяти з іншими системами чи людьми.

Запропоновані підходи мають не лише теоретичну цінність, але й практичне значення. Вони дозволяють моделювати різні ситуації, які можуть виникнути у реальному світі, і створювати навчальні алгоритми, що враховують обмеження, ризики та ресурси. Це відкриває нові горизонти для розробки автономних систем, здатних функціонувати у складних та непередбачуваних умовах.

Таким чином, результати цього дослідження сприяють розвитку інноваційних підходів до навчання автономних систем. Розробка багаторівневих екосистем забезпечує основи для створення роботів і систем штучного інтелекту, які є адаптивними, надійними та здатними працювати у реальних динамічних середовищах.

Огляд літератури та існуючих рішень. Для моделювання динаміки популяції агентів у багаторівневих екосистемах та аналізу впливу зовнішніх змін середовища на поведінку агентів у [1, 2] використовують математичний апарат теорії диференціальних рівнянь, а саме рівняння Лотки-Вольтерри для опису взаємодій між різними агентами або рівнями екосистем.

У цьому напрямку теорію марковських процесів [3, 4] застосовують для моделювання переходів між станами агентів (наприклад, виживання, навчання, відтворення) та для оцінки ймовірностей успішної адаптації агентів у середовищах різної складності.

Алгоритми нейроеволюції (NEAT - NeuroEvolution of Augmenting Topologies) [5, 6] застосовують еволюції топологій нейронних мереж агентів у багаторівневих середовищах та для адаптацій до змінних умов середовища через мутацію та схрещування.

Для аналізу стратегій взаємодії агентів у конкурентному середовищі та визначення рівноваги між кооперативними та конкурентними стратегіями використовують теорію ігор [7, 8].

Математичний апарат фрактального [9, 10] аналізу може бути застосовано для моделювання складності середовища через фрактальні структури та створення багаторівневих перешкод або ресурсів із фрактальними характеристиками. У свою чергу мультиагентні системи [11, 12] з використанням графів знайшли використання при моделюванні відносин

між агентами через графові структури та вивчення динаміки взаємодій на різних рівнях екосистем.

Інформаційну ентропію (Shannon Entropy) [13, 14] застосовують для оцінки складності та різноманітності станів системи та для аналізу адаптації агентів у багаторівневих умовах. Оптимізаційні моделі на основі рою (PSO) [15, 16] використовуються для оптимізації рішень у складних екосистемах та вивчення групових стратегій агентів.

Аналіз стійкості через власні числа матриць Якобі [17, 18] дозволяють оцінити стійкість системи при зміні параметрів. У свою чергу для навчання агентів ефективних стратегій у багаторівневих середовищах використовують Алгоритми навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) [19, 20], які розраховують баланс між експлуатацією та дослідженням. Також цей математичний апарат дозволить створити комплексну модель для дослідження багаторівневих екосистем та їх застосувань у робототехніці та навчанні автономних систем.

Результати досліджень

1. Формалізація моделі навчання в багаторівневих екосистемах. Модель базується на багаторівневій екосистемі, в якій агенти повинні адаптуватися до різних рівнів складності (перешкоди, ресурси, конкуренція). Навчання реалізується через алгоритм навчання з підкріпленням (Q-Learning), модифікований для умов багаторівневої адаптації.

Введемо основну формулу для Q-Learning:

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(s, a) + \alpha \times [R(s, a) + \gamma \max_a Q(s', a) - Q(s, a)], \quad (1)$$

де s – поточний стан агента, a – виконана дія, $R(s, a)$ – винагорода за виконання дії a в стані s , s' – наступний стан після дії a , α – швидкість навчання, γ – коефіцієнт дисконтування (важливість майбутніх винагород).

Для реалізації багаторівневих екосистем модель екосистеми визначимо входними параметрами. Рівні складності задамо наступним чином (табл. 1).

Таблиця 1 – Рівні складності системи

L_1	Просте середовище (ресурси без перешкод)
L_2	Ресурси з фіксованими перешкодами
L_3	Динамічне середовище (рухомі перешкоди + конкурентні агенти)

Винагорода $R(s, a)$ розраховується за таким співвідношенням:

$$R(s, a) = \begin{cases} +10, & \text{агент успішно досягає ресурсу;} \\ -5, & \text{агент натрапляє на перешкоду;} \\ -10, & \text{якщо енергія агента вичерпана.} \end{cases} \quad (2)$$

На рівні L_3 перешкоди рухаються за правилом, яке задає таке співвідношення:

$$x_t = x_{t-1} + v \cdot \Delta t, \quad (3)$$

де v — швидкість перешкоди, Δt — час кроку.

2. Практична реалізація моделі. Задамо початкові умови системи. Агент стартує в початковому стані $s_0 = (x_0, y_0)$ в середовищі L_2 . Метою агента визначимо досягнути ресурсу, уникаючи перешкод. Причому параметрами моделі присвоюємо такі значення:

$$\begin{aligned}\alpha &= 0.1, \\ \gamma &= 0.9, \\ R_{\text{ресурс}} &= +10, \\ R_{\text{перешкода}} &= -5.\end{aligned}$$

На кроці 1 агент виконує дію a_1 (рух вперед). Тоді поточний стан системи стане $s_0 = (2,3)$, а наступний визначимо $s_1 = (3,3)$.

Очевидно, якщо агент зіткнувся з перешкодою, то $R(s_0, a_1) = -5$.

Виконуємо оновлення $Q(s_0, a_1)$ за основною формулою для Q-Learning (1):

$$\begin{aligned}Q(s_0, a_1) &= \\ &= 0 + 0.1 \cdot (-5 + 0.9 \cdot \max_{a'} Q(s_1, a') - 0).\end{aligned}\quad (4)$$

Припустимо тепер, що

$$\max_{a'} Q(s_1, a') = 2,$$

тоді

$$Q(s_0, a_1) = 0 + 0.1 \cdot (-5 + 0.9 \cdot 2) = -0.1.\quad (5)$$

На кроці 2 агент виконує дію a_2 (обхід перешкоди). Тоді поточний стан системи стане $s_1 = (3,3)$, а наступний визначимо $s_2 = (4,4)$.

Очевидно, якщо агент дістався ресурсу, то $R(s_1, a_2) = +10$.

Виконуємо оновлення $Q(s_1, a_2)$ за основною формулою для Q-Learning (1):

$$\begin{aligned}Q(s_1, a_2) &= \\ &= 0 + 0.1 \cdot (10 + 0.9 \cdot \max_{a'} Q(s_2, a') - 0).\end{aligned}\quad (6)$$

Припустимо тепер, що

$$\max_{a'} Q(s_2, a') = 0,$$

тоді

$$Q(s_1, a_2) = 0 + 0.1 \cdot (10 + 0) = 1.0.\quad (7)$$

У результаті моделювання агент навчається обирати дії, які максимізують його винагороду, уникаючи перешкод і досягаючи ресурсу.

У складних рівнях середовища (L_3) агенти демонструють адаптивну поведінку завдяки динамічним оновленням Q-значень.

У результаті моделювання агент навчається обирати дії, які максимізують його винагороду, уникаючи перешкод і досягаючи ресурсу.

У складних рівнях середовища (L_3) агенти демонструють адаптивну поведінку завдяки динамічним оновленням Q-значень.

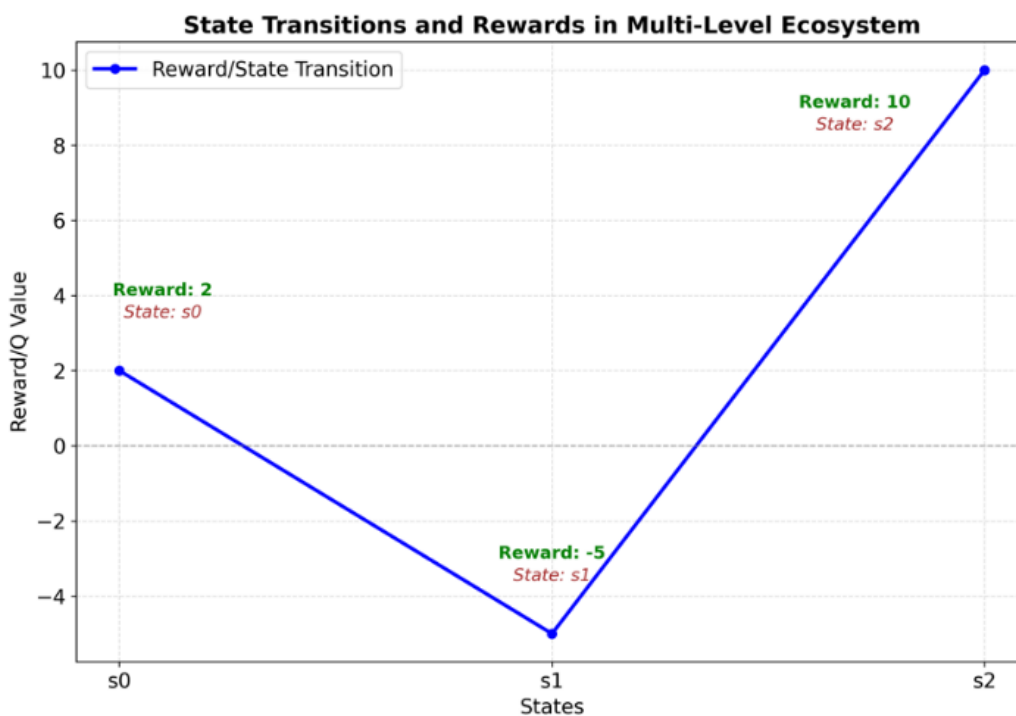


Рис. 1. Переходи між станами агентів у багаторівневій екосистемі з зазначенням винагород на кожному етапі

Висновки

Багаторівневі екосистеми демонструють високий потенціал для моделювання адаптивної поведінки агентів у складних умовах.

Використання таких систем дозволяє розробляти методики навчання, що імітують реальні сценарії, де агенти мають взаємодіяти з різними рівнями складності середовища. Результати дослідження показують, що динамічні багаторівневі середовища

стимулюють розвиток складних стратегій і сприяють ефективнішій адаптації автономних систем.

Запропонована модель, заснована на алгоритмах навчання з підкріпленням, дозволила продемонструвати, як агенти здатні навчатися ухилятися від перешкод і досягати ресурсів, отримуючи максимальні винагороди. Зміна складності середовища в реальному часі створює умови для формування поведінки, яка не лише орієнтована на виживання, але й сприяє довгостроковому покращенню адаптивних стратегій.

Це відкриває перспективи для використання таких моделей у робототехніці, зокрема для автономних транспортних систем і роботів-дослідників.

Практична значущість дослідження полягає у впровадженні багаторівневих екосистем у навчальні процеси автономних систем, що дозволяє підвищити їх стійкість та ефективність у динамічних умовах. Такий підхід може бути корисним для створення систем штучного інтелекту, здатних адаптуватися до складних і непередбачуваних середовищ, що актуально для промислових, наукових та соціальних завдань.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Lawrence Perko. *Differential Equations and Dynamical Systems*: Springer, 2021. – 553 p.
2. David Betounes. *Differential Equations: Theory and Applications*: Springer, 2020. – 634 p.
3. Paul A. Gagniu. *Markov Chains: From Theory to Implementation and Experimentation*: Wiley, 2021. – 256 p.
4. Pierre Brémaud. *Discrete Probability Models and Methods*: Springer, 2020. – 556 p.
5. Sebastian Risi, Julian Togelius. *Neuro evolution: From Algorithms to Applications*: Springer, 2020. – 150 p.
6. Kenneth O. Stanley, Joel Lehman. *Why Greatness Cannot Be Planned: The Myth of the Objective*: Springer, 2020. – 141 p.
7. Kevin Leyton-Brown, Yoav Shoham. *Essentials of Game Theory: A Concise, Multidisciplinary Introduction*: Morgan & Claypool Publishers, 2020. – 88 p.
8. Martin J. Osborne. *An Introduction to Game Theory*: Oxford University Press, 2021. – 533 p.
9. Michael Frame. *Fractal Worlds: Grown, Built, and Imagined*: Yale University Press, 2021. – 312 p.
10. Christoph Bandt, Kenneth Falconer, Martina Zähle. *Fractal Geometry and Stochastics VI*: Birkhäuser, 2021. – 340 p.
11. Maria Gini, Toru Ishida, Cristiano Castelfranchi, W. Lewis Johnson. *Massively Multi-Agent Systems I*: Springer, 2020. – 300 p.
12. Adelinde M. Uhrmacher, Danny Weyns. *Multi-Agent Systems: Simulation and Applications*: CRC Press, 2020. – 566 p.
13. Myron Tribus. *Thermostatistics and Thermodynamics*: Springer, 2021. – 698 p.
14. Arieh Ben-Naim. *Entropy and the Second Law: Interpretation and Misinterpretations*: World Scientific, 2020. – 250 p.
15. Maurice Clerc. *Particle Swarm Optimization*: Wiley-ISTE, 2020. – 243 p.
16. Daniel Bratton, James Kennedy. *Computational Intelligence: The Honey Bee Swarm Approach*: Springer, 2021. – 150 p.
17. David G. Luenberger, Yinyu Ye. *Linear and Nonlinear Programming*: Springer, 2021. – 546 p.
18. Stephen Boyd, Lieven Vandenberghe. *Introduction to Applied Linear Algebra: Vectors, Matrices, and Least Squares*: Cambridge University Press, 2020. – 477 p.
19. Richard S. Sutton, Andrew G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*: MIT Press, 2020. – 552 p.
20. Marco Wiering, Martijn van Otterlo. *Reinforcement Learning: State-of-the-Art*: Springer, 2020. – 638 p.

Received (Надійшла) 25.11.2024

Accepted for publication (Прийнята до друку) 29.01.2025

Multilevel ecosystems for adaptive agents: from modelling to practical applications

M. O. Zachepylo

Abstract. The article considers the development of multilevel ecosystems that provide training for autonomous systems in complex and changing conditions. The main goal of the research is to create environments with different levels of complexity, which allows autonomous agents to adapt to dynamic scenarios, overcome obstacles and effectively use resources. This approach is aimed at improving training methods that can be used to prepare artificial intelligence systems for work in real conditions. The work focuses on modelling multilevel ecosystems that include static and dynamic obstacles, competitive interactions between agents and limited resources. For this purpose, the use of reinforcement learning algorithms is proposed, which allow agents to optimize their behavioural strategies in a constantly changing environment. The developed models contribute to a better understanding of how agents can adapt to complex conditions and what factors affect the effectiveness of their behaviour. Special attention is paid to the analysis of the possibilities of practical application of such approaches in robotics. In particular, multi-level ecosystem models can be used to train autonomous robots operating in complex environments, for example, during rescue operations, exploration of unexplored territories or performing tasks in urban conditions. These models allow creating more adaptive and reliable autonomous systems that are able to effectively respond to changing environmental factors. The results of the study show that multi-level ecosystems are an effective tool for preparing autonomous systems for operation in real conditions. The proposed approaches not only contribute to increasing the adaptability and efficiency of agents, but also open up new opportunities for their application in various industries, including industry, logistics and scientific research. The use of multi-level environments provides autonomous systems with an advantage in complex and unpredictable conditions, which is an urgent task of modern science and technology.

Keywords: adaptive agent, multi-level ecosystem, reinforcement learning.