

УДК 004.8+004.94]:502

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.050123

Д. С. БУР'ЯНОВ, студент,

ORCID: 0009-0003-0737-4865

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО МОДЕЛЮВАННЯ АДАПТИВНОЇ ПОВЕДІНКИ АГЕНТІВ У ВІРТУАЛЬНИХ ЕКОСИСТЕМАХ

Моделювання адаптивної поведінки у віртуальних екосистемах - це перспективний і міждисциплінарний напрям досліджень, що поєднує досягнення інформатики, екології, соціології та штучного інтелекту. У цій статті розглядаються сучасні методи та інструменти, які дозволяють створювати багатоагентні системи (MAS), здатні адаптуватися до змін середовища у віртуальному просторі.

Особливу увагу приділено ключовим технологіям, таким як нейронні мережі, еволюційні алгоритми та фізично обґрунтовані симуляції. Також аналізуються переваги та обмеження популярних платформ — зокрема AnyLogic, Unity, TensorFlow і ML.NET. Агентне моделювання (ABM) є базовим інструментом у створенні автономних агентів, які здатні реагувати на зміни довкілля. Порівняно можливості таких платформ, як NetLogo і AnyLogic: перша є зручною для побудови простих моделей, тоді як друга дозволяє реалізовувати складніші сценарії, але потребує глибших технічних знань та більше обчислювальних ресурсів.

Нейронні мережі та методи машинного навчання (ML) відіграють ключову роль у розвитку адаптивної поведінки агентів. TensorFlow показує високу ефективність при роботі з великими обсягами даних, а PyTorch відзначається гнучкістю та зручністю для швидкого прототипування, що особливо важливо на початкових етапах досліджень.

Еволюційні алгоритми та генетичне програмування добре зарекомендували себе у завданнях адаптації та оптимізації. Такі бібліотеки, як DEAP (Python) і GAlib (C++), дозволяють моделювати механізми природного добору, хоча й вимагають ретельного налаштування параметрів і значних обчислювальних потужностей.

Багатоагентні системи (MAS) розглядаються як розширення підходу ABM, з акцентом на взаємодію агентів між собою. Платформи Repast і MASON дають змогу моделювати складну колективну динаміку — як у біологічних, так і в соціальних системах. Інтеграція фізичних симуляцій у Unity ML-Agents або Unreal Engine дозволяє створювати більш реалістичні сценарії взаємодії агентів із середовищем. Unity при цьому вирізняється широкою підтримкою інструментів ML, тоді як Unreal Engine забезпечує надзвичайно якісну візуалізацію.

Застосування моделювання адаптивної поведінки охоплює широкий спектр галузей: від екології (моделювання взаємодії між видами) до економіки (аналіз поведінки споживачів) та соціології (дослідження інформаційного поширення у мережах). Це ще раз підтверджує універсальність підходів до створення віртуальних екосистем.

Водночас залишаються й певні виклики: значні обчислювальні витрати, складність досягнення правдоподібної поведінки агентів, а також необхідність тісної міждисциплінарної співпраці. У майбутньому очікується активне впровадження новітніх технологій — зокрема квантових обчислень, інтеграції даних у реальному часі через IoT та комбінування різних підходів для підвищення точності симуляцій.

У підсумку, моделювання адаптивної поведінки відкриває нові горизонти в аналізі складних систем. Для простих моделей достатньо NetLogo, а для складніших і більш реалістичних симуляцій краще підходять TensorFlow, Unity або AnyLogic. Перспективи цього напрямку пов'язані з гібридними рішеннями, які поєднують переваги нейромереж, агентного підходу та еволюційних алгоритмів, створюючи масштабні та достовірні віртуальні екосистеми.

Ключові слова: адаптивна поведінка; багатоагентні системи; машинне навчання; нейронні мережі; віртуальні екосистеми; еволюційні алгоритми; TensorFlow; Unity ML-Agents; AnyLogic.

Вступ

Постановка проблеми. Сьогодні віртуальні екосистеми стають все більш популярним інструментом для дослідження складних процесів та взаємодій між окремими агентами в умовах, що постійно змінюються. Але у багатьох випадках традиційні підходи, що базуються на фіксованих наборах правил, не дають змоги достатньо точно змодельовати гнучку та адаптивну поведінку — таку, яку ми бачимо у природних системах. Через це виникає потреба у більш гнучких рішеннях, які дозволяють агентам самостійно підлаштовуватись до середовища і змінювати свою поведінку відповідно до нових обставин. Найбільш перспективними в цьому напрямку є міждисциплінарні підходи, що поєднують машинне навчання, фізичне моделювання та методи штучного інтелекту.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Упродовж останніх років науковці дедалі більше уваги приділяють моделюванню адаптивної поведінки агентів, які можуть не лише взаємодіяти з навколишнім середовищем, а й навчатися змінювати свою поведінку на основі отриманого досвіду. Один із класичних оглядів таких підходів подано у фундаментальній праці П. Норвіга та С. Рассела, де докладно описано принципи проєктування інтелектуальних агентів, зокрема для багатокомпонентних систем [1]. Серед сучасних інструментів варто виділити Unity ML-Agents, який дозволяє створювати візуально насичені симуляції з можливістю використання алгоритмів навчання з підкріпленням [2]. А такі фреймворки, як TensorFlow і PyTorch, надають широкі можливості для побудови та навчання нейронних мереж, які здатні реалізовувати складні сценарії поведінки та приймати рішення на основі змін середовища.

Мета і завдання дослідження. Ця робота має на меті дослідити сучасні підходи до моделювання адаптивної поведінки агентів у віртуальних екосистемах. Основна увага зосереджена на використанні методів машинного навчання, багатоагентних систем та фізичного моделювання для створення більш «живих» і гнучких моделей. Щоб досягти поставленої мети, необхідно виконати такі завдання:

- Розглянути наявні інструменти, які дозволяють створювати агентів у симуляціях.
- Порівняти різні підходи на практичних прикладах і оцінити їх ефективність.
- Дослідити потенціал гібридних рішень, які поєднують кілька технологій для підвищення рівня адаптивності агентів.

Основна частина

Агент-орієнтоване моделювання (ABM). Агент-орієнтоване моделювання (англ. Agent-Based Modeling, ABM) — це спосіб змусити складні системи "ожити" на екрані. Замість того, щоб описувати систему загальними рівняннями, ми створюємо окремих "агентів" — умовних істот, кожна з яких поводить себе автономно, приймає рішення, реагує на середовище і взаємодіє з іншими. Саме з таких простих елементів і виникає складна поведінка всієї системи. ABM знаходить застосування в екології, соціології, економіці, урбаністиці — всюди, де важлива динаміка поведінки на рівні окремих учасників. У нашому дослідженні ми звернули увагу на сучасні інструменти, які дозволяють будувати такі моделі — від простих симуляцій до складних віртуальних екосистем.

Платформи для ABM:

- NetLogo — одна з найпопулярніших платформ для розробки агент-орієнтованих моделей, особливо в освітньому та науково-дослідному середовищі. Завдяки інтуїтивному інтерфейсу та розгалуженій бібліотеці прикладів, вона дає змогу швидко реалізовувати моделі соціальних, екологічних та інших систем. Водночас її продуктивність істотно знижується за умови масштабування.

- AnyLogic — комерційне середовище моделювання, яке підтримує ABM, дискретно-подійне моделювання та системну динаміку. Платформа дозволяє створювати гібридні моделі з інтеграцією реальних даних, проте потребує відповідного досвіду роботи та потужних обчислювальних ресурсів [3].

Нейронні мережі та машинне навчання. У випадках, коли поведінка агентів є адаптивною та не може бути повністю описана жорсткими правилами, доцільним є застосування методів машинного навчання, зокрема штучних нейронних мереж (ШНМ). У роботі були розглянуті два найпоширеніші фреймворки:

- TensorFlow — відзначається високою продуктивністю при роботі з великими обсягами даних та складними архітектурами моделей. Часто використовується у промислових застосуваннях [4].

- PyTorch — забезпечує гнучкість і зручність у процесі досліджень, що робить його популярним у науковому середовищі [5].

Обидва фреймворки активно застосовуються для навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning), що дозволяє агентам адаптуватися до змін у навколишньому середовищі.

Генетичні алгоритми та еволюційне моделювання. Генетичні алгоритми (ГА) ґрунтуються на принципах природного добору та є дієвим інструментом для розв’язання задач оптимізації в умовах невизначеності. Вони дозволяють знаходити ефективні рішення там, де класичні методи виявляються малоефективними.

Серед актуальних інструментів можна виокремити:

- DEAP (Python) — гнучка бібліотека, що підтримує багатопоточність та кастомізацію алгоритмів.

- GALib (C++) — орієнтована на високу продуктивність, однак має застарілий інтерфейс і обмежені можливості інтеграції з сучасними фреймворками.

Ці засоби дозволяють моделювати процеси еволюції агентів у динамічних умовах.

Фізичне моделювання та віртуальні середовища. Для створення реалістичних симуляцій агентної поведінки важливо враховувати фізичні характеристики середовища. У цьому контексті широко застосовуються сучасні рушії, Unity та Unreal Engine дають змогу моделювати гравітацію, зіткнення, динаміку рідин тощо [6]. Unity ML-Agents — фреймворк, що поєднує можливості Unity з інструментами машинного навчання, дозволяючи агентам вивчати середовище у режимі реального часу.

Мультиагентні системи (MAS). Мультиагентні системи дозволяють моделювати колективну поведінку, самоорганізацію, комунікацію та конкуренцію між агентами. Серед поширених інструментів можна виділити:

- Repast — підтримує Java, Python та .NET, має широкі можливості для візуалізації, але потребує ґрунтовних знань.

- MASON — високопродуктивна Java-бібліотека, орієнтована на моделювання у реальному часі.

Ці системи ефективно використовуються для дослідження соціальних процесів, екологічних змін та транспортних моделей.

Інтеграція міждисциплінарних підходів. Створення ефективних моделей потребує поєднання знань із різних галузей:

- Екологія — моделювання популяцій, міжвидових взаємодій, адаптації до середовища;
- Соціологія — аналіз соціальних норм, мережних структур та поведінкових патернів;
- Фізика — симуляція природних явищ, зокрема кліматичних процесів, гідродинаміки тощо.

Такий синтез забезпечує комплексне розуміння динаміки систем і підвищує точність моделювання віртуальних екосистем.

Порівняльну характеристику розглянутих інструментів наведено у таблиці.

Порівняльна характеристика інструментів для моделювання адаптивної поведінки

Інструмент / Платформа	Тип моделювання	Переваги	Обмеження	Галузь застосування
NetLogo	ABM	Простий інтерфейс, велика бібліотека готових моделей	Обмежена масштабованість, підходить лише для простих сценаріїв	Освіта, соціальні системи

AnyLogic	ABM, SD, DES	Гібридне моделювання, інтеграція з реальними даними, потужний функціонал	Висока вартість, складність у використанні, вимоги до ресурсів	Бізнес-симуляції, логістика, охорона здоров'я
TensorFlow	Машинне навчання	Висока продуктивність, підтримка великих моделей, промислове використання	Менш зручний для швидкого прототипування	Інженерія, фінанси, аналіз даних
PyTorch	Машинне навчання	Гнучкість, зручність для досліджень, інтуїтивний API	Менш оптимізований для продакшену (web/mobile)	Наукові дослідження, експерименти
DEAP	Генетичні алгоритми	Висока кастомізація, підтримка паралельних обчислень, активна спільнота	Потрібно реалізовувати деякі алгоритми вручну	Оптимізація, еволюційне моделювання
GAlib	Генетичні алгоритми	Простота використання для базових алгоритмів	Застарілий інтерфейс, обмежена підтримка сучасних мов	Академічні дослідження
Unity + ML-Agents	Віртуальне середовище + RL	Реалістична графіка, фізичне моделювання, інтеграція з М.Н.	Високі вимоги до ресурсів, необхідність програмування	Ігри, симуляції екосистем, навчання агентів
Repast	MAS	Потужні аналітичні інструменти, підтримка Java/Python/.NET	Високий поріг входу, складність у налаштуванні	Соціальні системи, урбаністика
MASON	MAS	Висока продуктивність, підтримка симуляцій у реальному часу	Мінімалістичний інтерфейс, не підходить для складних візуалізацій	Фізичні та біологічні моделі

Висновки і перспективи подальших досліджень

Сучасні методи моделювання адаптивної поведінки відкривають нові перспективи для вивчення складних систем. Наше дослідження показало, що поєднання нейронних мереж, багатоагентних систем та генетичних алгоритмів дозволяє створювати значно точніші та ефективніші моделі. Ці гібридні підходи дозволяють більш точно відтворювати динаміку реальних процесів, в яких агенти здатні адаптуватися до змінних умов навколишнього середовища.

Порівняльний аналіз інструментів підтверджує ефективність комплексного підходу до вибору середовища моделювання, залежно від задачі, ресурсів та вимог до візуалізації.

Важливим досягненням нашого дослідження стало те, що інтеграція сучасних технологій, таких як квантові обчислення, Інтернет речей (IoT) та машинне навчання, відкриває можливість для створення складніших і реалістичніших симуляцій. Це наближає віртуальні екосистеми

до поведінки реальних біологічних, соціальних і економічних систем, що значно розширює межі їх застосування.

Отримані результати мають не лише теоретичну цінність, але й значний практичний потенціал. Вони можуть бути корисними у таких сферах:

- Екологія — моделювання адаптації видів до змін клімату.
- Соціологія — аналіз динаміки соціальних мереж і колективної поведінки.
- Економіка — прогнозування ринкових трендів і поведінки споживачів.
- Штучний інтелект — розробка автономних агентів, здатних до навчання.

Таким чином, подальший розвиток цього напрямку досліджень відкриває ще більші можливості — від створення високореалістичних симуляцій до вирішення складних прикладних задач у реальному часі.

Список літератури

1. Расселл С., Норвіг П. – *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 2021.
2. ML.NET Team – *ML.NET Framework Overview*. Microsoft Docs, 2023.
2. Борщев А., Грігорєв І. – *The Big Book of Simulation Modeling*. AnyLogic North America, 2013.
3. Абді М. – *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems*. Google Brain, 2016.
4. Паске А., Гросс С., Макка Ф., Лепер А. – *PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library*. NeurIPS, 2019.
5. Epic Games. *Unreal Engine Documentation*. Epic Games, 2023.
6. Unity Documentation. *Physics API Overview*. Unity Technologies, 2023.
7. DEAP Library Documentation. *Distributed Evolutionary Algorithms in Python*. Accessed 2023.
8. Вулдрідж М. – *An Introduction to MultiAgent Systems*. Wiley, 2020.
9. Де Кок В., Ван Зул Л. – *Multi-agent System Modelling in Complex Adaptive Systems*. Elsevier, 2021.

D. Burianov

MODERN APPROACHES TO MODELING ADAPTIVE BEHAVIOR OF AGENTS IN VIRTUAL ECOSYSTEMS

Modeling adaptive behavior in virtual ecosystems is a promising and interdisciplinary research area that combines the achievements of computer science, ecology, sociology, and artificial intelligence. This article reviews modern methods and tools that allow creating multi-agent systems (MAS) that are able to adapt to environmental changes in virtual space.

Particular attention is paid to key technologies such as neural networks, evolutionary algorithms, and physically based simulations. The advantages and limitations of popular platforms, including AnyLogic, Unity, TensorFlow, and ML.NET, are also analyzed.

Agent-based modeling (ABM) is a basic tool in creating autonomous agents that are able to respond to environmental changes. The capabilities of such platforms as NetLogo and AnyLogic are compared: the former is convenient for building simple models, while the latter allows for implementing more complex scenarios, but requires deeper technical knowledge and more computational resources.

Neural networks and machine learning (ML) methods play a key role in the development of adaptive behavior of agents. TensorFlow shows high efficiency when working with large amounts of data, and PyTorch is distinguished by its flexibility and convenience for rapid prototyping, which is especially important in the initial stages of research.

Evolutionary algorithms and genetic programming have proven themselves well in adaptation and optimization tasks. Libraries such as DEAP (Python) and GALib (C++) allow you to model the mechanisms of natural selection, although they require careful parameter tuning and significant computing power.

Multi-agent systems (MAS) are considered as an extension of the ABM approach, with an emphasis on the interaction of agents with each other. The Repast and MASON platforms allow you to model complex collective dynamics - both in biological and social systems. The integration of physical simu-

lations in Unity ML-Agents or Unreal Engine allows you to create more realistic scenarios of agent interaction with the environment. Unity is distinguished by its broad support for ML tools, while Unreal Engine provides extremely high-quality visualization.

The application of adaptive behavior modeling covers a wide range of industries: from ecology (modeling interactions between species) to economics (analysis of consumer behavior) and sociology (study of information dissemination in networks). This once again confirms the universality of approaches to creating virtual ecosystems.

At the same time, certain challenges remain: significant computational costs, the complexity of achieving plausible agent behavior, as well as the need for close interdisciplinary cooperation. In the future, active implementation of the latest technologies is expected - in particular, quantum computing, real-time data integration via IoT, and combining different approaches to increase the accuracy of simulations.

As a result, adaptive behavior modeling opens up new horizons in the analysis of complex systems. For simple models, NetLogo is sufficient, and for more complex and more realistic simulations, TensorFlow, Unity, or AnyLogic are better suited. The prospects of this direction are associated with hybrid solutions that combine the advantages of neural networks, agent-based approaches, and evolutionary algorithms, creating large-scale and reliable virtual ecosystems.

Keywords: adaptive behavior; multi-agent systems; machine learning; neural networks; virtual ecosystems; evolutionary algorithms; TensorFlow; Unity ML-Agents; AnyLogic.
