

УДК 004.946.5:793.7

DOI: 10.31673/2412-9070.2024.024851

Є. О. КУЗЬМЕНКО, студент;

О. А. ДІБРІВНИЙ, доктор філософії,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

МЕТОДИКИ ГЕНЕРАЦІЇ СЦЕНАРІЮ ПОВЕДІНКИ СУПРОТИВНИКА В ІГРАХ ЖАНРУ ПОКРОКОВОЇ СТРАТЕГІЇ

Досліджено методи генерації сценарію поведінки супротивника в іграх жанру покрокової стратегії. Супротивник у грі є невід'ємною частиною ігрового процесу. Від його роботи, складності та взаємодії з гравцем залежить якість гри загалом.

Зосереджено увагу на аналізі сучасних систем генерації поведінки супротивника, їх недоліках, а також на загальних характеристиках і особливостях штучного інтелекту в іграх жанру покрокової стратегії. Було доведено, що наявні методи генерації поведінки штучного інтелекту супротивника мають низку як переваг, так і недоліків.

Ключові слова: штучний інтелект; алгоритми генерації; покрокова стратегія; методи генерації.

Вступ

У сучасному світі ринок комп'ютерної гральної індустрії тільки продовжує поширюватися, а з ним зростає і попит користувачів на унікальний продукт серед різних жанрів, зокрема і на ігри в жанрі покрокової стратегії. Сьогодні гравця може зацікавити оригінальний продукт, що базується на принципах жанру, але є окремою унікальною одиницею ринку. Один із ключових моментів покрокової стратегії — це наявність супротивника зі штучним інтелектом. Від якості створюваного супротивника залежить успіх гри на ринку. Тому важливим є розроблення якісного алгоритму дій супротивника.

Аналіз дослідження. Систему стохастичних алгоритмів було використано в стратегічній покроковій грі Tribes, яку розглянуто в дослідженні «Оптимізація руху підрозділів у покроковій стратегічній грі» за авторством таких науковців, як Крісто Радіон Пурбаа, Ліліанаб та Йохан Праната. Тут автори визначають, що методи *Monte Carlo*, *Monte Carlo Tree Search* та *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms* є найкращою реалізацією методів штучного інтелекту для покрокових стратегій. Також, демонструючи розрахунки, автори статті [1] зауважують, що метод *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms* показує кращі результати, ніж інші методи стосовно ігор жанру покрокової стратегії.

У праці [2] було репрезентовано STRATEGA — загальну структуру стратегічних ігор для покрокових стратегій у реальному часі для кількох гравців. Зараз на платформі реалізовано покрокові ігри, які можна налаштувати за допомогою YAML-файлів. Він надає API із доступом до провідної моделі для полегшення дослідження статистичних агентів перспективного планування. Фреймворк і агенти можуть реєструвати інформацію під час ігор для аналізу та налагодження алгоритмів. Крім того, наведено кілька прикладів

агентів на основі правил, а також на основі пошуку, як-от *Monte Carlo Tree Search* і *Rolling Horizon Evolution*, і кількісно проаналізовано їх продуктивність, щоб продемонструвати використання фреймворку.

Результати дослідження в цій статті, хоча й чисто ілюстративні, але унаочнюють відомі проблеми, які виникають у традиційних агентів на основі пошуку, коли вони мають справу з високими факторами розгалуження в цих іграх.

Отже, за проведеним дослідженням можна дійти висновку, що якість супротивників штучного інтелекту часто залишає бажати кращого, що ставить перед дослідниками штучного інтелекту багато привабливих завдань. З цього погляду особливий інтерес становлять покрокові стратегії (TBS).

А в статті за авторством R. D. Gaina, S. Devlin, S. M. Lucas and D. Perez [3] зазначається, що ігрові еволюційні алгоритми, зокрема еволюційні алгоритми *Rolling Horizon*, нещодавно зуміли перевершити сучасні технології за показником виграшу в багатьох відеоіграх. Проте найкращі результати у грі значною мірою залежать від конкретної конфігурації модифікацій і гібридів, уведених у кількох документах, кожна з яких додає додаткові параметри до основного алгоритму.

Мета нашого дослідження полягає в підвищенні якості роботи супротивника в іграх жанру покрокової стратегії через аналіз методів *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms* та *Monte Carlo Tree Search*. Це дослідження спрямовано на порівняння ефективності зазначених методів з іншими підходами в розробленні штучного інтелекту для покрокових стратегій.

Для досягнення цієї мети було сформульовано такі завдання:

- ретельно проаналізувати сучасні методи штучного інтелекту, що використовуються для реалізації покрокових стратегій у іграх;

- розробити алгоритм штучного інтелекту, заснований на методах *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms* та *Monte Carlo Tree Search* і спеціально призначений для оптимізації дії супротивника в іграх покрової стратегії;

- порівняти розроблений алгоритм із наявними методами штучного інтелекту за критеріями ефективності розвитку та дієвості супротивника у грі.

Основна частина

Метод дерева пошуку Монте-Карло (*Monte Carlo Tree Search*, MCTS) є методом пошуку, який поєднує точність пошуку в дереві з узагальненістю випадкового вибіркового вивчення. Це покращена версія Monte Carlo. Він набув чималого інтересу через свій вражаючий успіх у складній задачі комп'ютерної гри в Го, а також виявився корисним у низці інших сфер.

Алгоритм дерева пошуку Монте-Карло є одним із найефективніших алгоритмів і агентом гри зі штучним інтелектом. Це різновид пошукової техніки, яка не ґрунтується на професійних польових знаннях. Тому розробникам не потрібно вивчати багато знань стосовно предметної галузі, заощаджуючи час на розроблення. Принцип роботи MCTS полягає в тому, щоб визначити всі операції, доступні для поточної ситуації. Потім для кожної ймовірної дії буде проаналізовано, як гравець може відповісти. Після цього етапу розглядатимуться всі можливі дії для гравця і те, які відповіді він може зробити тощо.

Загалом існує чотири етапи у виконанні MCTS, а саме: вибір, розширення, моделювання (або ж симуляція) та зворотне поширення. Спочатку на дереві пошуку є тільки один вузол, і він потрібен для ухвалення рішення щодо цієї ситуації. Кожен вузол пошуку містить три типи основної інформації: представлену ситуацію, кількість відвідувань і сукупний бал.

Головним супротивником MCTS у створенні штучного інтелекту для покрової стратегії, або стратегії реального часу є еволюційні алгоритми *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms*, RHEA, які нещодавно зуміли перевершити сучасні технології за показником виграшу в багатьох відеоіграх. Метод RHEA використовує еволюційні алгоритми (EA) для розроблення внутрішньоігрової послідовності дій на кожному ігровому тикі з обмеженим часом обчислення на виконання. У цьому застосуванні EA для гри генотип описується як вектор цілих чисел довжиною L (індивідуальна довжина), де кожне ціле число a міститься в діапазоні $[0, N)$, де N є максимальною кількістю дій у заданій грі. Це перекладається як фенотип, як послідовність дій у грі, починаючи зі стану S_0 , або, інакше кажучи, поведінка гравця. Якщо дія, вибрана на будь-якому етапі гри, є не за правилами

ми або неможлива з розумних підстав (наприклад, входить в стіну), ігровий двигунець автоматично розглядає її як «нічого не робити», тому EA не бачить жодних осіб або генів у осіб, як поза правилами або нездійсненні. Щоб оцінити індивіда в цьому контексті, RHEA використовує пряму модель (FM) гри, внутрішню модель світу, щоб імітувати дії одну за одною. RHEA природно обробляє неперервні простори дії. Політика постійно вдосконалюється за допомогою розгортання все точнішої стратегії планування.

Monte Carlo Tree Search — один із найкращих методів для створення штучного інтелекту супротивника в іграх жанру покрової стратегії. Найбільшою перевагою є головна особливість методу: вміння розгортати розрахунок дій для пошуку найкращого за значенням результату. У такий спосіб алгоритм здобуває статистично одні з найкращих результатів під час тестування.

Через відсутність механізму запам'ятовування варіантів, які показали гірші показники, у разі великого обсягу варіантів дій та потреби в подальшому розрахунку швидкість методу відчутно зменшується на великих обсягах інформації.

Проаналізувавши принцип дії методу *Rolling Horizon Evolutionary Algorithms*, можна дійти висновку, що головною його перевагою є гарне прогнозування найкращих варіантів за малих горизонтах дій. До недоліків методу можна віднести підвищення неефективності методу на більших відстанях. Також через принцип дії алгоритму є ймовірність, що він не помітить, як у список виконуваних дій може потрапити дія, яка є неможливою.

Отже, загальні проблеми та обмеження обох методів такі:

- зменшення продуктивності за великої кількості можливих дій, що ускладнює ефективне ухвалення рішень;
 - недостатня тактична та стратегічна глибина, що погіршує координацію дій та оптимальне використання ресурсів у різних ситуаціях;
 - проблеми з високим коефіцієнтом розгалуження;
 - потреба у створенні системи для оцінювання інформації, навченої в процесі навчання з підсиленням, щоб забезпечити точність ухвалення оптимальних рішень за умов неповної або хибної інформації.
- Як переваги обох методів можна виокремити:
- здатність RHEA ухвалювати розумні короткострокові рішення;
 - статистичну успішність порівняно з іншими методами в цьому напрямі;
 - можливість зменшення потреби в глибокому вивченні предметної сфери, що заощаджує час на розробленні;
 - більш гнучку реакцію на дії гравців;

- здатність MCTS до навчання.

Проведене дослідження спрямовано на виявлення переваг та недоліків обох методів у контексті створення штучного інтелекту для супротивників у покровових стратегічних іграх. Результати показали, що обидва методи мають свої переваги та обмеження, на які варто зважати в процесі їх використання.

Обговорення результатів проведеного дослідження. Для розроблення алгоритму штучного інтелекту для покровових стратегій на основі методу Rolling Horizon Evolutionary Algorithms використано мову програмування C#. Алгоритми, створені на методі RHEA, розвивають свою послідовність дій від аналізу поточного стану індивідуальних частин до їх фінального стану. Стан, встановлений наприкінці цієї послідовності, оцінюється тією самою функцією аналізу стану та дає можливість алгоритму зробити висновки щодо придатності індивідуальної частини. Після вичерпання заданого бюджету вибирається послідовність із найвищою придатністю, а її перша дія реалізується у грі. Еволюційні оператори застосовують для відбору особин, кросинговеру, мутації та елітарності.

Для порівняння розробленого алгоритму з наявними методами створення штучного інтелекту для керування супротивником у грі було виконано експерименти на ефективність роботи розробленого алгоритму. Для оцінювання ефективності використовувались такі критерії, як рівень стратегічного планування, ефективність досягнення перемоги та статистика перемог як коефіцієнт виграшу.

Результати експериментів показали, що розроблений алгоритм є ефективним для керування супротивником у грі жанру покровової стратегії. Порівняно з іншими методами запропонований алгоритм швидше розвивається та має більшу кількість перемог завдяки успішнішому розподіленню ресурсів (таблиця).

Висновки

Отже, у процесі дослідження методів створення штучного інтелекту для супротивників у іграх жанру покровової стратегії було проаналізовано

два основні підходи: еволюційні алгоритми *Rolling Horizon (RHEA)* та дерево пошуку Монте-Карло (MCTS). Обидва методи виявили статистично вищу продуктивність та успішність порівняно з іншими підходами, зокрема Monte Carlo, One-Step Look Ahead, Rule Based тощо. Проте з'ясувалося, що метод RHEA більш ефективний і демонструє вищу якість роботи порівняно з іншими наявними методами. На основі цього було розроблено алгоритм, який покращив результати роботи та успішно розв'язав поставлені завдання.

Під час аналізу наявних розробок було окреслено ключові проблеми, пов'язані з передбачуваністю штучного інтелекту супротивника: часті помилки в разі неповноцінної або неточної інформації, обмеженість аналізу розгалужень та складність у керуванні великою кількістю можливих дій.

На основі аналізу теорії та практичного дослідження вважаємо доцільним у подальших розробленнях базуватися на принципі RHEA та MCTS.

Основним завданням у майбутніх роботах є вдосконалення власного методу генерації сценарію поведінки супротивника в іграх жанру покровової стратегії, а отже, виправлення недоліків попередніх методів та покращення результатів гри.

Список використаної літератури

1. *Tribes: A New Turn-Based Strategy Game for AI Research* / Y.-J. Hsu, S. Emmanouilidis, B. Khaleque, R. Gaina // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment*. 2020. 16(1). P. 252–258. URL: <https://doi.org/10.1609/aiide.v16i1.7438>
2. *STRATEGA - A General Strategy Games Framework* / A. Dockhorn, J. Hurtado-Grueso, D. Jeurissen, D. Perez-Liebana. 2020. URL: <https://qmro.qmul.ac.uk/xmlui/bitstream/handle/123456789/69386/Perez-Liebana%20Stratega%20-%20A%20General%20Strategy%20Games%20Framework%202020%20Accepted.pdf?sequence=2> (дата звернення 23.10.2023)
3. *Rolling horizon evolutionary algorithms for general video game playing* / R. D. Gaina, S. Devlin, S. M. Lucas, D. Perez // *IEEE ToG*. 2021. P. 1–11.

Результати тестування методу

Метод	Коефіцієнт виграшу	Середня кількість ходів за переможною грою	Середня кількість балів цінності за проведені ігри	Ефективність досягнення перемоги
Розроблений метод	52%	9	4850	538,88
Класичний RHEA	48%	11	5800	527,27

Ye. Kuzmenko, O. Dibrivnyi

METHODS OF GENERATING SCENARIOS OF ENEMY BEHAVIOR IN TURN-BASED STRATEGY GAMES

This scientific article is devoted to the methods of generating the scenario of the opponent's behavior in turn-based strategy games. The opponent in the game is an integral part of the gameplay. The quality of the game as a whole depends on artificial intelligence work, complexity and interaction with the player.

The topic of the article focuses on the analysis of existing systems for generating the behavior of the opponent and their shortcomings, as well as on the general characteristics and features of artificial intelligence in turn-based strategy games. The result of the analysis is the conclusion that the existing methods of generating the behavior of the opponent's artificial intelligence has both a number of advantages and disadvantages.

During the comprehensive analysis of existing methodologies in the field, critical challenges pertaining to the predictability of artificial intelligence (AI) adversaries have been revealed. These challenges encompass frequent errors arising from incomplete or imprecise information, limitations in the analysis of diverse decision pathways, and the complexity associated with managing a substantial array of potential actions.

Following an exhaustive review of both theoretical concepts and empirical investigations, it is evident that leveraging the foundational principles of RHEA (Rolling Horizon Evolution Algorithm) and MCTS (Monte Carlo Tree Search) holds significant promise for future advancements. The primary objective in forthcoming endeavors involves the refinement and enhancement of the current algorithm designed to generate behavioral scenarios for adversaries within turn-based strategy games. This strategic goal is aimed explicitly at rectifying the deficiencies observed in prior methodologies and augmenting the overall efficacy and quality of gaming experiences.

Keywords: artificial Intelligence; genetic algorithm; turn-based strategy game; generation methods.

