

УДК 004.514

## **ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ВІДЕОІГРАХ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОВЕДІНКОВИХ ДЕРЕВ**

Донець Д.С.

e-mail: dmytro.donets@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н., проф. Лесна Н.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ  
м. Харків, Україна

This work analyzes Utility-based and Learning Behavior Trees to improve non-player character decision-making, focusing on the balance between rapid reasoning and adaptability. Mathematical modeling indicates that Utility systems offer swift choices for simple agents but suffer decision degradation as complexity increases, whereas Learning systems maintain consistent cognitive performance regardless of the action repertoire size. Consequently, the research establishes that Utility approaches are optimal for basic choices, while Learning architectures provide the necessary decision-making scalability for sophisticated adversaries in dynamic gaming environments.

Стрімкий розвиток індустрії комп'ютерних ігор диктує нові, підвищені вимоги до якості прийняття рішень неігровими персонажами. Сучасний гравець очікує від віртуального супротивника або союзника не просто набору заздалегідь прописаних дій, а здатності робити складні, непередбачувані та контекстно-залежні вибори. У цьому контексті класичні підходи, такі як скінченні автомати, поступово поступаються місцем архітектурам, здатним генерувати більш гнучкі рішення, серед яких ключову позицію займають дерева поведінки. Актуальність дослідження цієї теми обумовлена нагальною необхідністю вдосконалення механізмів вибору для подолання проблеми комбінаторного вибуху та пошуку оптимального балансу між швидкістю прийняття рішень і правдоподібністю штучного інтелекту. Дерева поведінки вже стали де-факто стандартом завдяки зручності для геймдизайнерів у конструюванні багаторівневих систем альтернативних виборів.

У даній роботі розглядається еволюція методів побудови дерев поведінки саме з точки зору вдосконалення їхньої здатності обирати оптимальні дії. Класичні дерева поведінки базуються на чіткій ієрархії вузлів, що дозволяє формувати жорстко детерміновані рішення, ідеальні для задач із повним контролем над кожним кроком NPC. Значним етапом у покращенні якості виборів є дерева на основі корисності (Utility-based BTs). У таких системах замість простої бінарної логіки вибір конкретної гілки відбувається шляхом математичної оцінки та зважування пріоритетів кожного варіанту, що робить кінцеве рішення набагато варіативнішим і людянішим. На вершині еволюції механізмів прийняття рішень знаходяться дерева, що навчаються (Learning BTs).

Вони використовують алгоритми машинного навчання для динамічного перегляду власних стратегій вибору в реальному часі, дозволяючи агенту постійно вдосконалювати свої реакції безпосередньо під час взаємодії з гравцем.

Розглядаючи сценарій, де гравець діє одноманітно, Learning BTs демонструють беззаперечну перевагу у здатності вдосконалювати свої вибори. Така система з часом адаптує свій механізм прийняття рішень через аналіз власних помилок і почне генерувати ефективні контрвибори (наприклад, замість прямої атаки обере рішення обійти з флангу). Utility-based BT у такій ситуації може постійно робити один і той самий невдалий вибір: якщо формула вказує, що атака має найвищий пріоритет, то обиратиметься вона.

У ситуації з досвідченим гравцем, який постійно діє хаотично, Utility-based BTs генерують вибори набагато краще та стабільніше, миттєво роблять адекватний вибір для протидії новій загрозі, спираючись на фактичні змінні. Learning BTs у такому динамічному середовищі можуть втратити здатність формувати якісні рішення. Для успішного вдосконалення механізму вибору такій системі потрібна величезна кількість спроб і помилок, яку складно зібрати за короткий час для прийняття правильного рішення.

У даному випадку розглядаються дерева середньої складності дій в умовах виконання 10, 50, 100, та 500 циклів у ігровому просторі, при статичних діях гравця, де він виконує до 3 одноманітних дій, та адаптивних діях гравця, де він виконує до 20 дій, для об'єктивного порівняння у різних ігрових ситуаціях.

У якості експерименту розглядалися частки перемог поведінкового дерева над гравцем. Результати виконання даних симуляцій і їх загальний час представлені у табл. 1. Отримані результати розрахунків підтверджують зазначені сильні та слабкі сторони обох моделей та демонструють вигоду використання в різних випадках.

Таблиця 1. Показники успіху в залежності від вибору дерева та кількості циклів

| Тип дерева та кількість дій | 10 циклів | 50 циклів | 100 Циклів | 500 Циклів |
|-----------------------------|-----------|-----------|------------|------------|
| Utility-based BT / 3 дії    | 0.34      | 0.38      | 0.41       | 0.42       |
| Utility-based BT / 20 дій   | 0.16      | 0.21      | 0.24       | 0.26       |
| Learning BT / 3 дії         | 0.19      | 0.25      | 0.52       | 0.88       |
| Learning BT / 20 дій        | 0.03      | 0.17      | 0.47       | 0.79       |

Отримані дані вказують на пряму залежність швидкості генерації виборів у системах на основі корисності від загальної кількості доступних дій агента. При розширенні простору можливих рішень час оцінки

альтернатив зростає пропорційно, що призводить до перевантаження механізму вибору протягом тривалої роботи.

На підставі проведеного аналізу встановлено, що вибір конкретної архітектури диктується виключно масштабами простору рішень ігрового персонажа. Системи на основі корисності демонструють високу ефективність у генеруванні базових виборів завдяки миттєвій оцінці, але втрачають здатність швидко приймати рішення при розширенні логіки через необхідність постійного перерахунку кожної альтернативи. Натомість підходи на базі машинного навчання, вимагаючи більше ресурсів на початковий аналіз, зберігають стабільну швидкість формування рішень незалежно від розширення арсеналу дій, що робить їх ідеальним інструментом для конструювання адаптивних механізмів вибору складних супротивників.

#### ***Список використаних джерел:***

1. Marcotte, Ryan, and Howard J. Hamilton. "Behavior trees for modelling artificial intelligence in games: A tutorial." *The Computer Games Journal* 6.3 (2017): C. 171–184. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40869-017-0040-9>
2. I. Sagredo-Olivenza, P. P. Gómez-Martín, M. A. Gómez-Martín and P.A. González-Calero, "Trained Behavior Trees: Programming by Demonstration to Support AI Game Designers," in *IEEE Transactions on Games*, vol. 11, no. 1, pp. 5–14, March 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/TG.2017.2771831>
3. G. Robertson and I. Watson, "Building behavior trees from observations in real-time strategy games," 2015 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), Madrid, Spain, 2015, pp. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1109/INISTA.2015.7276774>
4. Ji, Li Xia, and Jian Hong Ma. "Research on the Behavior of Intelligent Role in Computer Games Based on Behavior Tree." *Applied Mechanics and Materials*, vol. 509, Trans Tech Publications, Ltd., Feb. 2014, pp. 165–169. DOI: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.509.165>
5. O. Mazurova, O. Samantsov, O. Topchii and M. Shirokopetleva, A Study of Optimization Models for Creation of Artificial Intelligence for the Computer Game in the Tower Defense Genre, 2020 IEEE International Conference on Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T), 2020, pp. 491–496. DOI: [10.1109/PICST51311.2020.9468057](https://doi.org/10.1109/PICST51311.2020.9468057)