

УДК 004.8

***РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННЫХ ИГРОВЫХ ОППОНЕНТОВ С  
ПРИМЕНЕНИЕМ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО  
ОБУЧЕНИЯ***

***Лянной А.П.***

*магистрант,*

*МИРЭА – Российский Технологический Университет,*

*Москва, Россия*

***Иванова А.П.***

*к.ф.-м.н., доцент,*

*МИРЭА – Российский Технологический Университет,*

*Москва, Россия*

**Аннотация:**

В статье рассматривается процесс разработки искусственных игровых оппонентов, его теоретические основы, применяемые на практике методы, современные стандарты индустрии и перспективы развития. В работе представлен ориентированный на конечный результат метод разработки искусственных игровых оппонентов с применением классификационных моделей машинного обучения, обладающий повышенным уровнем автоматизации с сохранением вовлечённости в процесс разработчиков видеоигрового продукта.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, игровой интеллект, машинное обучение, автоматизированная разработка программного обеспечения, видеоигры.

***DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL GAME OPPONENTS USING MACHINE  
LEARNING CLASSIFICATION MODELS***

***Liannoi A.P.***

*master's student,*

*MIREA – Russian Technological University,*

*Moscow, Russia*

***Ivanova A.P.***

*PhD, Associate Professor,*

*MIREA – Russian Technological University,*

*Moscow, Russia*

**Abstract:** This paper reviews the process of development of artificial game opponents, its theoretical basis, practically applied methods, modern industry standards and prospects of future development. This work presents an end result-driven method of development of artificial game opponents using machine learning classification models, automated to a greater degree while keeping the involvement of videogame product developers in the process.

**Keywords:** artificial intelligence, game intelligence, machine learning, automated software engineering, videogames.

История игрового противостояния между человеком и искусственными оппонентами начинается в двадцатом веке. С тех пор при создании искусственных оппонентов применялись различные подходы, от аппаратных средств до программного обеспечения, разрабатываемого с помощью абстракций разных уровней.

Первая игра с действительно искусственным оппонентом была представлена в виде релейного автомата El Ajedrecista. Автомат представлял собой чисто аппаратную реализацию шахматного эндшпиля, основанную на алгоритме из пяти последовательных условий [1].

Первым игровым программным обеспечением для вычислительных машин общего назначения является ОХО, игра в «крестики-нолики» на компьютере на Дневник науки | [www.dnevniknauki.ru](http://www.dnevniknauki.ru) | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

электронных лампах. Алгоритм оптимальной последовательности ходов, исключающей поражение, был реализован с помощью программного кода [2].

Большим прорывом в разработке искусственных игровых оппонентов, направленных на оптимальное решение игр, стал шахматный суперкомпьютер Deep Blue, победивший являвшегося на момент представления чемпионом мира по шахматам Гарри Каспарова. В основе искусственного игрового оппонента лежал оптимизационный обход дерева будущих игровых состояний с выбором лучшей ветви [3].

Первой коммерческой видеоигрой с искусственным игровым оппонентом, играющим по тем же правилам, что живой игрок, является Pong. Заданный алгоритм позволял противнику играть неидеально и допускать ошибки, чтобы внёсший в аркадный автомат плату игрок получал удовольствие от победы и платил за возможность поиграть подольше [4].

Программная реализация открыла возможность создавать искусственных игровых оппонентов, играющих по сильно отличающимся от живого игрока правилам. Одним из первых коммерчески успешных представителей с ассиметричным игровым процессом является игра Space Invaders, в которой живой игрок управлял пушкой, отстреливающей инопланетные корабли, управляемые искусственным игровым оппонентом [5].

В современной индустрии стандартной является следующая классификация представителей искусственного интеллекта в видеоиграх [6]:

- NPC (англ. Non-Playable Character, неиграбельный персонаж) – игровая сущность, с которой возможно базовое взаимодействие, например, диалог и торговля;
- моб (англ. mob, банда) – управляемая искусственным оппонентом сущность, непохожая на игрока;
- бот (сокр. робот) – управляемая искусственным оппонентом сущность, внешне и функционально совпадающая с живым игроком.

Простейшей математической абстракцией искусственного игрового оппонента, отличного от базового NPC, является дискретный автомат. Последовательностью входных сигналов является история ходов живого игрока, а состояниями являются ходы противника.

Разработка искусственного игрового оппонента данным образом на практике выполнялась для простых аппаратных игр. Программная реализация игровых продуктов позволяет применять более эффективные абстракции.

Наиболее распространённым современным методом разработки искусственных игровых оппонентов являются поведенческие деревья, специализированные деревья решений. Пример поведенческого дерева в игровом движке Unreal Engine приведён на рисунке 1 [7].

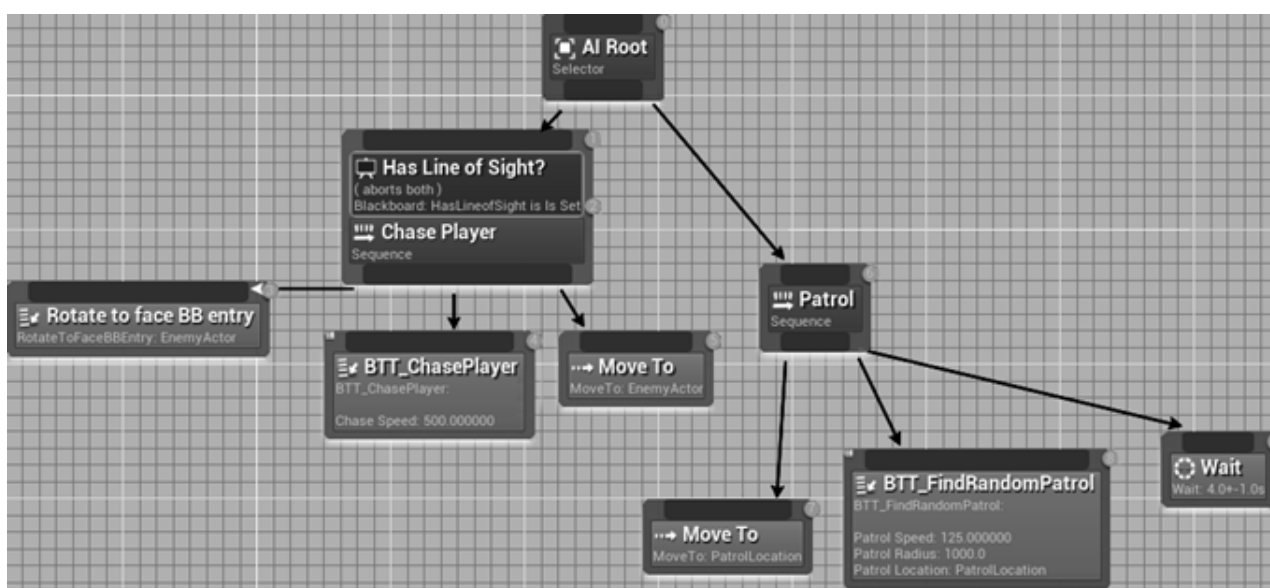


Рис. 1 – Поведенческое дерево простого искусственного оппонента, [7]

Данный подход позволяет эффективно разрабатывать логику искусственных игровых оппонентов, однако не позволяет сопоставить игровые ходы с их последствиями и требует точной ручной конфигурации для достижения желаемого результата. Рассмотрим альтернативный метод,

решающий вышеописанные проблемы посредством классификационных моделей машинного обучения.

Сначала проводится полная или частичная симуляция игровых партий с сохранением истории ходов оппонентов, дополненная данными об исходе партии. Пример выходного набора данных представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Результат симуляции игровых партий. Авторская разработка

Игрок 1 Ход 1	Игрок 2 Ход 1	...	Игрок 1 Ход N	Игрок 2 Ход N	Игрок 2 Счёт
1	1	...	1	1	100
1	1	...	1	-1	150
...	...	...	...	...	...
-1	-1	...	-1	1	80
-1	-1	...	-1	-1	70

Обозначим ход игрока  $i$ , сделанный  $n$  ходов назад, как  $X[i][n]$ . Составим обучающую выборку, включающую все подпоследовательности ходов заданной длины, в конечном итоге приводящие к желаемому проектировщиком игры усреднённому исходу для искусственного оппонента на позиции второго игрока.

Если на момент начала подпоследовательности предыдущие ходы ещё не были сделаны, следует заполнить соответствующие столбцы нейтральными элементами для сохранения структурированности данных. Пример выборки для среднего счёта в диапазоне 70-90 с памятью ходов 3 представлен в таблице 2.

Таблица 2 – Обучающая выборка. Авторская разработка

$X[1][3]$	$X[2][3]$	$X[1][2]$	$X[2][2]$	$X[1][1]$	$X[2][1]$	$X[2][0]$	Игрок 2 Счёт Среднее
0	0	0	0	0	0	1	90
0	0	0	0	0	0	-1	70
...	...	...	...	...	...	...	...
-1	-1	1	-1	-1	1	-1	75
1	-1	-1	1	-1	1	1	85

В данной выборке целевой классовой меткой является  $X[2][0]$ , текущий ход второго игрока, а предыдущие ходы обоих игроков – признаками. Обучение на этих данных классификационной модели позволит автоматизированно получить преобразователь последовательности последних ходов в следующий ход. Целеполагание и сложность искусственного игрового оппонента в этом случае зависят от выбранных среднего исхода партии и глубины памяти ходов, выбранных разработчиком видеоигрового продукта.

Тип модели машинного обучения зависит от специфики реализуемой игры. Если игра допускает повторение ходов, возможно применение однозначного классификатора, например, на основе деревьев решений [8]. В противном случае целесообразно применение вероятностных моделей, генерирующих вектор вероятностей, определяющий более и менее приоритетные ходы, например, наивного байесовского классификатора [9].

Таким образом, предложенный метод позволяет применять машинное обучение при разработке искусственных игровых оппонентов, что позволяет снизить нагрузку на разработчиков видеоигрового продукта. Описанный подход позволяет создавать различных искусственных игровых оппонентов, отличающихся целеполаганием и сложностью, определяемых проектировщиками игры. Сохранение вовлечённости живых участников процесса разработки видеоигры позволяет обеспечить контроль качества и не утратить «живые ощущения» игрового процесса конечного продукта.

### **Библиографический список:**

1. Богатырёв Р.П. Анатомия искусственного интеллекта. Компьютерные шахматы // Мир ПК. – 2004. – №8. – С. 14-21.
2. Крючкова О.М., Гузенко А.Д. Развитие индустрии компьютерных игр // Экономика и социум. – 2014. – №4. – С. 45-48.

3. Гэллоуэй А.Р. Радикальная иллюзия (Игра против) // *Game and Culture*. – 2007. – №2. – С. 376-391.
4. Кириенко В.В. Из чего сделаны компьютерные игры? // *Galactica Media: Journal of Media Studies*. – 2024. – №10. – С. 634-648.
5. Николаев Н.И. Видеоигровая индустрия: краткая история, перспективы развития и влияние на экономику // *E-Scio*. – 2019. – №10. м С. 215-229.
6. Шутов К.И., Акатьев Я.А., Лобанов А.А. Анализ особенностей поведения неигровых персонажей в виртуальных мирах // *E-Scio*. – 2023. – №3. – С. 140-154.
7. Behavior Trees – Unreal Engine Developer Documentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа – URL: <https://dev.epicgames.com/documentation/en-us/unreal-engine/behavior-trees-in-unreal-engine> (Дата обращения 18.03.2026)
8. Кафтанников И.Л., Парасич А.В. Особенности применения деревьев решений в задачах классификации // *Вестник южно-уральского государственного университета*. – 2015. – №3. – С. 26-32.
9. Сабуров В.С., Влацкая И.В. Байесовский классификатор в машинном обучении // *Шаг в науку*. – 2024. – №1. – С. 78-81.