

А. И. Филон
(ГГУ имени Ф. Скорины, Гомель)
Науч. рук. **Е. И. Сукач**, канд. техн. наук, доцент

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ИГРЫ «САПЁР»

В нынешних реалиях одной из важнейших задач является разработка и обучение нейросетей для решения разнообразных проблем, включая их применение в игровой сфере. Искусственный интеллект (ИИ) все активнее используется для автоматизации сложных процессов, требующих умения анализировать данные, выстраивать стратегии и принимать решения в условиях неопределенности. Одним из ярких примеров подобной задачи является классическая игра «Сапёр», в которой игрок, опираясь на ограниченную информацию, должен определить местоположение мин на игровом поле. Для успешного прохождения требуется не только логическое мышление и внимательность, но и способность прогнозировать возможные ситуации. В данной работе рассматривается процесс создания и обучения нейросетевой модели, предназначенной для автоматического решения этой задачи. Основная цель исследования – разработка интеллектуального алгоритма, способного анализировать игровое пространство, предсказывать расположение мин и повышать вероятность успешного завершения игры.

В ходе реализации поставленной цели были пройдены следующие этапы. На первом этапе была разработана программная модель игры "Сапёр" с использованием библиотеки tkinter, что позволило создать удобный графический интерфейс для взаимодействия с пользователем. Следующим шагом стало моделирование игрового процесса и генерация игровых полей различной сложности, которые впоследствии использовались в качестве обучающих данных для нейросети. После этого была создана архитектура искусственной нейронной сети, основанная на платформе TensorFlow [1]. В ее основу легли сверточные слои, предназначенные для анализа пространственных взаимосвязей между клетками игрового поля, а также рекуррентные элементы, позволяющие учитывать последовательность открываемых клеток и выявлять закономерности в ходе игры.

После подключения необходимых библиотек в начале кода создаются две ключевые переменные – FIELD_SIZE и NUM_MINES. Эти переменные задают размерность игрового поля и количество мин соответственно. Они играют важную роль, так как определяют уровень сложности игры. FIELD_SIZE указывает на размеры игрового пространства, влияя на масштаб задачи как для игрока, так и для модели. Увеличение этого значения усложняет задачу, так как число возможных комбинаций расположения мин возрастает. NUM_MINES определяет количество мин, размещаемых на поле. Чем больше это значение, тем выше сложность игры, так как вероятность безопасного хода снижается. Эти параметры используются не только для формирования игровых условий, но и для обучения нейронной сети. Во время подготовки данных для модели именно они определяют, каким будет распределение мин и насколько сложные ситуации ей придется анализировать. Таким образом, FIELD_SIZE и NUM_MINES являются не просто настройками игры, но и ключевыми компонентами процесса обучения искусственного интеллекта, обеспечивая баланс между сложностью задач и возможностями модели.

Основная идея решения заключается в том, чтобы программа использовала обученную нейронную сеть для прогнозирования вероятности нахождения мин в ячейках игрового поля. Решение включает несколько ключевых этапов. На первом этапе осуществляется сбор данных для обучения нейросети. Для этого генерируются игровые поля с различными минными расположениями. На основании положения мин создаются

числовые подсказки, указывающие на количество мин в соседних клетках. Эти подготовленные данные используются в качестве входных параметров для модели, а истинные метки (расположение мин) – в качестве выходных значений. Далее осуществляется процесс обучения нейронной сети, в ходе которого модель изучает закономерности между числовыми подсказками и реальным положением мин. Процесс обучения включает многократный анализ данных, корректировку весов модели и оптимизацию точности предсказаний [2]. После завершения обучения нейросеть интегрируется в игровой процесс. В реальном времени она анализирует состояние игрового поля, делает предсказания и предлагает безопасные клетки для хода либо помечает предполагаемые мины. Такой подход позволяет объединить классическую игровую механику «Сапёра» с элементами искусственного интеллекта, предоставляя пользователю возможность наблюдать за тем, как нейросеть решает задачу на практике.

Для оценки успешности работы модели были определены несколько ключевых критериев. Если нейросеть раскрывает все безопасные клетки, это говорит о том, что обучение прошло успешно, а уровень сложности подобран корректно (рисунок 1).

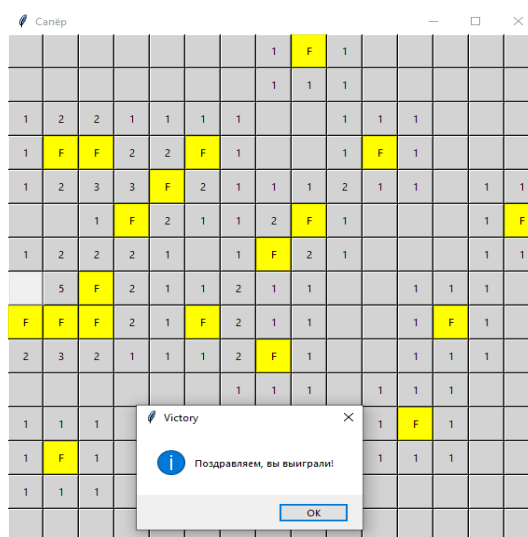


Рисунок 1 – Успешное завершение программы

В противном случае, если ИИ совершает ошибку и попадает на мину (рисунок 2), то это может свидетельствовать о нескольких возможных проблемах.

Во-первых, причиной может быть недообученность модели, возникающая из-за недостаточного количества обучающих примеров или недостаточного разнообразия тренировочных данных. Во-вторых, ошибка может быть связана с переобучением, когда нейросеть слишком сильно привыкает к определенным шаблонам и теряет способность адаптироваться к новым игровым ситуациям [3]. В-третьих, сложность игрового поля может быть слишком высокой, например, при чрезмерном количестве мин, что делает задачу предсказания слишком сложной даже для хорошо обученной модели. Учитывая эти факторы, дальнейшие улучшения алгоритма могут включать расширение обучающей выборки, оптимизацию архитектуры сети и использование дополнительных методов, таких как обучение с подкреплением, позволяющее модели лучше адаптироваться к сложным игровым ситуациям.

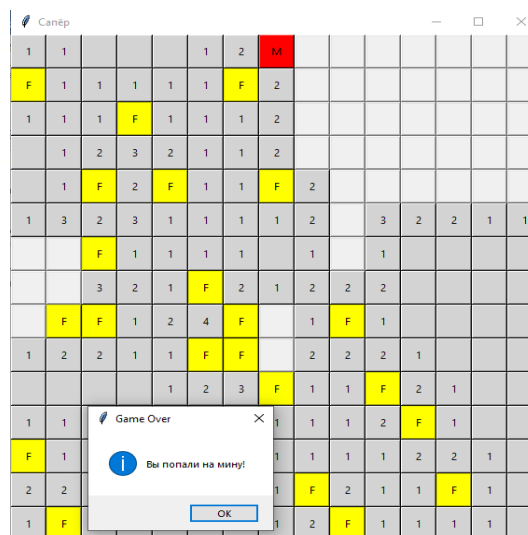


Рисунок 2 – Неудачное завершение программы

Разработанная нейросеть демонстрирует перспективность применения искусственного интеллекта в решении задач, связанных с прогнозированием и принятием решений в условиях высокой неопределенности.

Литература

1. Бенжио, Й. Глубокое обучение / Й. Бенжио, И. Гудфеллоу, А. Курвилл. – М. : ООО «Издательство ДМК Пресс», 2018. – 784 с.
2. Шолле, Ф. Практическое глубокое обучение на Python с использованием библиотек Keras и TensorFlow / Ф. Шолле. – М. : Издательство «ДМК Пресс», 2018. – 384 с.
3. Митчелл, Т. Машинное обучение. Основы и применения / Т. Митчелл. – М. : Мир, 2019. – 560 с.