

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ИНСТРУМЕНТЫ НЕЧЁТКОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ МОНЕТИЗАЦИИ В ВИДЕОИГРАХ

Швец Станислав Фёдорович

магистр программной инженерии, Ташкентский университет информационных технологий им. Мухаммада Ал-Хоразми – ПОИТ, Узбекистан, г. Ташкент

FUZZY LOGIC MATHEMATICAL TOOLS FOR OPTIMIZING MONETIZATION IN VIDEO GAMES

Stanislav Shvets

Master of Software Engineering, Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad Al-Khwarizmi – ITS, Uzbekistan, Tashkent

Аннотация. По мере роста популярности видеоигр возникают вопросы с их монетизацией - процессом превращения игрового контента в прибыль для разработчиков. Вопросы монетизации стали предметом активных исследований как среди практиков отрасли, так и среди ученых, изучающих экономические и социальные аспекты игр. В данной статье представлен анализ практического применения математических инструментов нечёткой логики для оптимизации монетизации в видеоиграх.

Abstract. As video games grow in popularity, questions arise regarding their monetization - the process of turning game content into profit for developers. Monetization issues have become the subject of active research among both industry practitioners and academics studying the economic and social aspects of games. This article presents an analysis of the practical application of fuzzy logic mathematical tools to optimize monetization in video games.

Ключевые слова: видеоигры, монетизация, нечётная логика, оптимизация, игровая индустрия, пользовательский опыт, динамическое управление, прогнозирование, нечётные inferенционные системы (НИС), математические модели.

Keywords: video games, monetization, fuzzy logic, optimization, gaming industry, user experience, dynamic control, forecasting, fuzzy inference systems (FIS), mathematical models.

При разработке и монетизации видеоигр разработчики и издатели сталкиваются с рядом вызовов, которые требуют инновационных и эффективных решений.

«Монетизация должна отвечать требованиям конкретного времени и места. Способы получения прибыли постоянно перестраиваются в гонке вооружений с иммунитетом игроков. Без внесения изменений невозможно поддерживать выручку даже при растущей аудитории. Игроки покупают у вас развлечение, контент и внутриигровой статус» [1].

«Эволюция модели монетизации привела к значительным изменениям в дизайне игр. Если игрок легко пришёл, то уйти из игры ему стало ещё проще, чем если бы он потратил на неё 60 долларов» [2].

В настоящее время многие аспекты поведения игроков в видеоиграх представляют собой расплывчатые понятия, которые не всегда можно однозначно описать или смоделировать с помощью традиционных методов анализа. В последние десятилетия нечеткая логика стала важным инструментом моделирования и анализа различных неопределённых и нечетких концепциях. В контексте экономического климата индустрии видеоигр она является мощным инструментом для оценки, управления и оптимизации монетизации. Данный инструмент предлагает формальный метод описания неопределенностей и двусмысленностей, которые часто возникают в игровых сценариях в контексте принятия решений и высказывания мнений, как игроком, так и разработчиком.

«Применение нечеткой логики в экономике имеет много преимуществ. Во-первых, это позволяет сделать более точные и объективные решения, так как жесткие модели могут проваливаться в непредсказуемых ситуациях. Во-вторых, нечеткая логика позволяет учитывать все факторы, которые могут влиять на экономические решения» [3].

Лучше погрузиться в контекст поможет рассмотрение некоторых из этих вызовов и способов их решения с использованием математических инструментов нечёткой логики:

Вызов 1: Разнообразие игровых моделей монетизации и их оптимизация

Игровая индустрия предлагает разнообразные модели монетизации, такие как покупка игры, микротранзакции, реклама и подписки. Определение оптимальной модели монетизации для конкретной игры и ее адаптация к требованиям рынка являются сложными задачами.

Решение: С помощью нечёткой логики можно анализировать предпочтения игроков и оптимизировать модели монетизации в зависимости от различных факторов, таких как тип игры, целевая аудитория и уровень удовлетворенности игрока. Нечёткая логика позволяет создавать модели, которые учитывают неопределенность и разнообразие игровых сценариев, и оптимизировать монетизацию для максимальной прибыли и удовлетворения игроков.

Вызов 2: Динамическое управление монетизацией в игровых приложениях

С ростом числа игроков и изменением их предпочтений становится важным динамически адаптировать стратегии монетизации и предложения в игровых приложениях.

Решение: Нечёткая логика может быть использована для создания моделей, которые анализируют игровую активность и автоматически адаптируют предложения монетизации в реальном времени. Это позволяет разработчикам реагировать на изменения в поведении игроков и оптимизировать монетизацию для максимальной эффективности.

Вызов 3: Управление пользовательскими ожиданиями и удовлетворением

Удовлетворение игроков и управление их ожиданиями являются ключевыми аспектами успешной монетизации в видеоиграх. Необходимо находить баланс между предложениями монетизации и пользовательским опытом.

Решение: Нечёткая логика может помочь разработчикам анализировать предпочтения и уровень удовлетворенности игроков и принимать решения по управлению монетизацией, учитывая эти факторы. Это позволяет создавать персонализированные предложения и максимизировать пользовательское удовлетворение.

Вызов 4: Прогнозирование и адаптация к изменениям в рыночной среде

Игровая индустрия постоянно меняется, и для успешной монетизации необходимо прогнозировать изменения в рыночной среде и адаптироваться к ним.

Решение: С помощью нечёткой логики можно создавать модели, которые анализируют рыночные тенденции и прогнозируют изменения в поведении игроков. Это помогает разработчикам адаптироваться к изменениям в рыночной среде и эффективно управлять монетизацией для достижения бизнес-целей.

«В настоящее время в экономических исследованиях широко применяется инструментарий нечеткой логики. При оценке инвестиционных рисков он помогает сформировать полный спектр возможных сценариев инвестиционного процесса, получить всю совокупность оценок для принятия инвестиционного решения и руководствоваться не точечным показателем ожидаемой эффективности проекта, а полем ее интервальных значений со своим распределением ожиданий» [4, с. 16].

«В реальной ситуации процент ожидаемой прибыли по каждому направлению вложения денежных средств определяется как на основе анализа статистических данных за предыдущие периоды, так и мнений экспертов, оценивающих и прогнозирующих изменения политической, экономической ситуации и социологических факторов в планируемом периоде, исходные данные задачи могут быть представлены в виде некоторых размытых множеств» [5, с. 2].

Теперь можно подробнее рассмотреть математическую основу нечёткой логики:

Основные концепции нечеткой логики включают нечеткие множества, функции принадлежности, нечеткие правила вывода и нечеткие инференционные системы (НИС). Нечеткое множество — это набор элементов с неопределенными границами или степенью принадлежности к этому множеству, что позволяет описывать нечеткие понятия, такие как “высокий уровень удовлетворенности”, “весьма важно”, “близко” или “высокая вероятность покупки”.

«Степень принадлежности элемента можно определить с помощью характеристической функции, называемой функцией принадлежности, в нечеткой логике. Для множества “А” и элемента с именем “μ” эту связь можно определить следующим образом: $\mu_A(u): U \rightarrow [0, 1]$ » [6, с. 511].

К примеру, представим нечеткое множество "высокая вероятность покупки" игроков монетизацией в видеоигре в виде этого множества. Определение функции принадлежности для него:

$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \geq 0.8 \\ \frac{(1-x)}{0.2}, & \text{если } 0.6 \leq x < 0.8 \\ 0, & \text{если } x < 0.6 \end{cases}$$

Здесь x - высокая вероятность покупки, который может варьироваться от 0 до 1.

Правила нечеткого вывода определяют логику принятия решений на основе нечетких условий и выдают нечеткие результаты. Нечеткие правила вывода определяют логику принятия решений на основе нечетких условий и выводят нечеткие результаты. Примером может служить нечеткое правило вывода в видеоигре: "Если уровень сложности высокий и время игры мало, то повысить вероятность предложения покупки дополнительных жизней".

Нечеткие инференционные системы (НИС) представляют собой математические модели для реализации нечетких правил вывода. Они включают в себя нечеткие базы правил, нечеткую базу данных и процесс нечеткой инференции. НИС в экономическом контексте применяются для анализа финансовых данных и принятия решений на рынке. Они могут использоваться для определения тенденций рынка, прогнозирования цен акций, определения рисков инвестиций и т. д.

Все вышеперечисленные аспекты нечёткой логики определяются и настраиваются

специалистами на местах относительно каждого проекта и ситуации. То есть если для одной игры приемлемый уровень “высокой вероятности покупки” =0.7, то для другой игры такие показатели будут слишком низкими.

В развитых экономических моделях игровой индустрии монетизация игрового контента имеет критическое значение для компаний. Различные модели монетизации, такие как покупка игры, микротранзакции, подписки, реклама, и т.д. предоставляют разные возможности для генерации дохода и по-разному влияют на пользовательский опыт. Применение нечеткой логики может помочь разработчикам оптимизировать процессы монетизации и, тем самым, увеличить прибыль. Также грамотно настроенная монетизация улучшает пользовательский опыт игроков.

Практические примеры:

Пример №1: Оптимизация ценовой стратегии.

Одним из ключевых аспектов монетизации в видеоиграх является определение ценовой стратегии для игрового контента и внутриигровых товаров.

Формула для оценки цены товара с учетом неопределенности:

$$R = Y + \mu_z(x) * F$$

Здесь:

- **R** – искомая цена.
- **Y** – базовая цена товара.
- **$\mu_z(x)$** – степень удовлетворенности игрока.
- **F** – коэффициент коррекции, учитывающий неопределенность и другие факторы.

Пример 2: Динамическое управление рекламой и микротранзакциями.

Для оптимизации пользовательского опыта и монетизации игрового контента важно динамически адаптировать предложения рекламы и микротранзакций в зависимости от поведения и предпочтений игроков. Нечеткая логика может быть использована для создания моделей, которые анализируют игровую активность и автоматически адаптируют предложения рекламы и микротранзакций.

Формула для определения уровня предложения микротранзакций:

$$T = \mu_l(x) * K + \mu_z(y) * E$$

Здесь:

- **T** – уровень предложения микротранзакций.
- **$\mu_l(x)$** – степень активности игроков.
- **K** – базовый уровень предложения.
- **$\mu_z(y)$** – степень удовлетворенности игрока.
- **E** – бонусный коэффициент, зависящий от степени удовлетворенности игрока.

Используя нечеткую логику, можно создать модели для предсказания поведения игроков и прогнозирования их действий в контексте монетизации. Эти модели могут анализировать различные факторы, такие как история игровой активности, предпочтения игрока, а также внешние условия, и определять оптимальные стратегии монетизации для каждого игрока.

Пример 3: Предсказание поведения игроков.

Используя нечеткую логику, можно создать модели для предсказания поведения игроков и прогнозирования их действий в контексте монетизации. Эти модели могут анализировать различные факторы, такие как история игровой активности, предпочтения игрока, а также

внешние условия, и определять оптимальные стратегии монетизации для каждого игрока.

Формула для прогнозирования вероятности покупки товара:

$$M = \mu_l(x) * \mu_z(y) * S$$

Здесь:

- M - вероятность покупки товара,
- S - базовая вероятность покупки.
- $\mu_l(x)$ - степень активности игроков.
- $\mu_z(y)$ - степень удовлетворенности игрока.

Пример 4: НИС для оптимизации множества параметров.

Предположим, есть бесплатная мобильная игра, в которой игроки могут приобретать внутриигровые предметы за реальные деньги. Цель - максимизировать доходы от монетизации, учитывая различные факторы, такие как число активных игроков, средний чек покупки, частота совершения покупок и т. д.

Для этого создаётся следующий НИС:

1. Входные переменные:

- **Число активных игроков (Players):** от 0 до 1000.
- **Средний чек покупки (Avg_Purchase):** от 0 до 1000 долларов.
- **Частота совершения покупок (Purchase_Frequency):** от 0 до 1 (где 0 - редкие покупки, 1 - частые покупки).

2. Лингвистические переменные:

- **Players:** Низкое, Среднее, Высокое.
- **Avg_Purchase:** Низкий, Средний, Высокий.
- **Purchase_Frequency:** Низкая, Средняя, Высокая.

3. База правил:

- Если Players - Низкое И Avg_Purchase - Низкий, то Монетизация - Низкая.
- Если Players - Среднее И Avg_Purchase - Средний И Purchase_Frequency - Средняя, то Монетизация - Средняя.
- Если Players - Высокое И Avg_Purchase - Высокий И Purchase_Frequency - Высокая, то Монетизация - Высокая.
- И так далее, правила могут быть более сложными в зависимости от конкретной ситуации и являются одним из самых главных настраиваемых элементов.

4. Агрегация и вывод: Для каждой комбинации входных переменных определяется степень истинности каждого вывода (Низкая, Средняя, Высокая) на основе базы правил.

5. Дефаззификация: Используя метод дефаззификации (например, средневзвешенное значение), определяется четкое число, представляющее оценку монетизации в игре.

Формулы, которые можно использовать для вычисления степени истинности каждого вывода в НИС:

• Степень истинности для "Низкая" монетизации:

1. $\min(\mu(\text{Players}=\text{Low}))$
2. $\mu(\text{Avg_Purchase}=\text{Low}))$

• Степень истинности для "Средняя" монетизации:

1. $\min(\mu(\text{Players}=\text{Medium}))$
2. $\mu(\text{Avg_Purchase}=\text{Medium})$
3. $\mu(\text{Purchase_Frequency}=\text{Medium}))$

• **Степень истинности для "Высокая" монетизации:**

1. $\min(\mu(\text{Players}=\text{High}))$
2. $\mu(\text{Avg_Purchase}=\text{High})$
3. $\mu(\text{Purchase_Frequency}=\text{High}))$

В заключение можно отметить, что использование математических инструментов нечеткой логики при монетизации видеоигр является многообещающим подходом, который поможет оптимизировать процессы монетизации и улучшить пользовательский опыт. Использование нечеткой логики позволяет разработчикам адаптировать стратегии монетизации к различным сценариям и условиям, принимая во внимание разные факторы, такие как поведение игроков, предпочтения аудитории и изменения на рынке.

Практическое предложение: Для успешной реализации практических аспектов нечеткой логики в монетизации видеоигр рекомендуется создавать специализированные инструменты и платформы, позволяющие разработчикам легко реализовывать и настраивать нечеткую логику в своих проектах. Такие инструменты должны быть доступными и простыми в использовании, чтобы обеспечить их широкое использование в индустрии видеоигр.

Рекомендация: Разработчикам следует активно исследовать и внедрять нечеткую логику в свои проекты, обращая внимание на ее потенциал для оптимизации монетизации и улучшения пользовательского опыта. Кроме того, следует учитывать преимущества сотрудничества и обмена опытом с другими участниками отрасли для совместной разработки и улучшения практических аспектов использования нечеткой логики в монетизации видеоигр.

Список литературы:

1. Монетизация игр - Playground.ru [Электронный ресурс], 2016. URL: https://www.playground.ru/misc/news/monetizatsiya_igr-227929 (дата обращения: 11.04.2024).
2. Прошлое, настоящее и будущее монетизации в видеоиграх - Dtf.ru [Электронный ресурс], 2019. URL: <https://dtf.ru/gameindustry/64745-proshloe-nastoyashee-i-budushee-monetizacii-v-videoigrah> (дата обращения: 15.04.2024).
3. Как теория нечетких множеств может улучшить экономические прогнозы и принятие решений - Lexcodex.ru [Электронный ресурс], 2022. URL: <https://lexcodex.ru/ekonomika/kak-teoriya-necetkix-mnozestv-mozet-ulucsit-ekonomiceskie-prognozy-i-prinyatie-resenii> (дата обращения: 15.04.2024).
4. Котов В.И. Риск-анализ на основе функций чувствительности и теории нечетких множеств. – СПб.: «Астерион», 2014. – 219 с. (дата обращения: 15.04.2024).
5. Utku Köse - Developing a fuzzy logic based game system // Researchgate – 2012. Publication № 235763103. С. 517. (дата обращения: 12.04.2024)
6. Зак Ю.А. - Принятие решений в условиях нечетких и размытых данных: Fuzzy-технологии. — М.: «ЛИБРОКОМ», 2013. — с. 352. (дата обращения: 13.04.2024).