

## ОПТИМИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА WAVE FUNCTION COLLAPSE С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

**Кобелев Л. К.**

**Научный руководитель – канд. техн. наук, доцент Волчек Д. Г.**

Университет ИТМО

314940@niuitmo.ru

### **Введение**

В современной компьютерной графике и разработке игр одной из ключевых задач является эффективная генерация контента — от ландшафтов и уровней до текстур и объектов. Алгоритм Wave Function Collapse (WFC) зарекомендовал себя как мощный инструмент процедурной генерации, позволяющий создавать сложные, согласованные структуры на основе ограниченного набора правил и примеров [1]. Его популярность обусловлена относительной простотой реализации, гибкостью и способностью порождать разнообразный контент при сохранении локальной согласованности.

Тем не менее у WFC есть существенные ограничения. В частности, алгоритм склонен к неразрешимым конфликтам из-за правил в процессе генерации, требует полного перезапуска при ошибках, не всегда эффективно масштабируется на большие пространства и слабо учитывает глобальные паттерны. Эти недостатки снижают его практическую применимость в сценариях, где нужны высокая скорость, устойчивость и контроль над итоговым результатом. В связи с этим возникает потребность в методах, способных оптимизировать работу WFC — например, за счёт интеграции инструментов машинного обучения.

В научных и прикладных разработках всё чаще пробуют совмещать процедурные алгоритмы с методами машинного обучения [2, 3, 4]. Однако применительно к алгоритму WFC такие исследования пока носят эпизодический характер: остаются открытыми ключевые вопросы — от выбора оптимальных архитектур до определения метрик качества и релевантных сценариев применения [5].

Цель данной работы — исследовать возможности оптимизации алгоритма WFC с помощью методов машинного обучения. В рамках исследования анализируются слабые места WFC, разрабатываются и тестируются ML-модули, призванные снизить число конфликтов, тем самым ускорить генерацию. Результаты экспериментов позволяют оценить, насколько интеграция ML способна улучшить ключевые характеристики алгоритма в условиях реальных задач.

### **Основная часть**

Предлагаемое решение направлено на оптимизацию алгоритма Wave Function Collapse за счёт интеграции двух специализированных модулей на основе машинного обучения — Judge и Advisor. Их совместная работа позволяет снизить число конфликтных ситуаций и тем самым ускорить генерацию. Ключевая идея — дополнить классический WFC механизмами прогнозирования и интеллектуального выбора действий: вместо слепого перебора вариантов алгоритм получает возможность «предугадывать» проблемы и принимать обоснованные решения на каждом шаге.

Модуль Judge выполняет функцию «эксперта», оценивающего текущее состояние процесса генерации. Он анализирует глобальный контекст пространства (характеристики энтропии) и прогнозирует, приведёт ли следующий шаг к конфликту. Если риск конфликта высок, Judge сигнализирует о необходимости скорректировать процесс генерации — откатиться на несколько шагов назад. Такой прогноз строится на основе обученной ML-модели, в качестве которой могут быть использованы любые

модели для решения задачи бинарной классификации, которая выявляет типичные предпосылки конфликтов и учится распознавать их на ранних стадиях. Благодаря Judge алгоритм реже попадает в тупиковые ситуации, что сокращает число полных перезапусков и экономит вычислительные ресурсы.

Модуль Advisor действует как «советник», помогающий выбрать оптимальный паттерн для заполнения текущей ячейки. В отличие от стандартного WFC, где выбор часто случаен или основан на простых эвристиках, Advisor использует ML-модель для оценки всех допустимых вариантов и ранжирования их по критерию «перспективности». Модель учитывает не только правила соседства из настроек алгоритма, но и локальные закономерности вокруг клетки, выявленные на этапе обучения (например, предпочтительные композиции или частотные сочетания паттернов). На каждом шаге Advisor предлагает наиболее вероятный и согласованный вариант, что снижает вероятность конфликтов из-за сложных правил, которые невозможно отобразить в конфиге алгоритма. В результате алгоритм работает быстрее, сохраняя при этом гибкость и масштабируемость WFC.

### Выводы

Результаты исследования подтверждают практическую ценность интеграции ML-модулей Judge и Advisor в алгоритм Wave Function Collapse (WFC): их применение позволяет снизить частоту конфликтов и сократить время генерации контента за счёт прогнозирования проблемных ситуаций и более обоснованного выбора паттернов на каждом шаге. Для проверки эффективности решения планируется провести серию испытаний на синтетических примерах — с измерением двух ключевых показателей: среднего времени генерации и среднего числа шагов (итераций), необходимых для успешного завершения процесса, по множеству запусков. В ходе экспериментов будет протестирован ряд моделей машинного обучения — от классических алгоритмов (например, логистической регрессии, случайного леса) до нейронных сетей разной архитектуры, чтобы определить, какие из них обеспечивают наилучший баланс между скоростью работы и снижением числа конфликтов при интеграции с WFC. Ожидаемый результат — сокращение времени генерации на 30–50 % по сравнению с классической версией алгоритма.

### Литература

1. Gumin, M. Wave Function Collapse [Электронный ресурс] / M. Gumin. — 2022. — URL: <https://github.com/mxgmn/WaveFunctionCollapse> (дата обращения: 17.02.2026).
2. Noor Shaker, Julian Togelius, M. J. N. Procedural Content Generation in Games: A Textbook and an Overview of Current Research / Noor Shaker, Julian Togelius, M. J. N. — Springer, 2016. — URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-42716-4>.
3. Jialin Liu, Sam Snodgrass, A. K. Deep Learning for Procedural Content Generation / Jialin Liu, Sam Snodgrass, A. K. // arXiv preprint. — 2020. — arXiv:2010.04548. — URL: <https://arxiv.org/abs/2010.04548>.
4. Adam Summerville, Sam Snodgrass, M. G. Procedural Content Generation via Machine Learning (PCGML) / Adam Summerville, Sam Snodgrass, M. G. // arXiv preprint. — 2017. — arXiv:1702.00539. — URL: <https://arxiv.org/abs/1702.00539>.
5. Stooke, Adam, Mahajan, Anuj, B. C. Open-Ended Learning Leads to Generally Capable Agents / Adam Stooke, Anuj Mahajan, B. C. // arXiv preprint. — 2021. — arXiv:2107.12808. — URL: <https://arxiv.org/abs/2107.12808>.