

# ВЛИЯНИЕ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ СТРУКТУРЫ НА БОЕВОЙ ПОТЕНЦИАЛ ОТРЯДА В СТРАТЕГИЧЕСКОЙ ИГРЕ<sup>1</sup>

Ларюшин И.Д.

Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского,  
Ниžний Новгород, Россия  
ilaryushin@mail.ru

*Аннотация. Представлены результаты применения различных подходов машинного обучения для определения влияния пространственного расположения юнитов на исход битвы в клеточной среде. Показана высокая чувствительность системы к начальным условиям. Продемонстрирована разница между динамикой, возникающей под действием автоматических правил и под управлением ИИ.*

*Ключевые слова: стратегические игры, автобаттлер, оптимизация, обучение с подкреплением.*

## Введение

Современные компьютерные стратегии являются актуальной платформой для исследований алгоритмов мультиагентного обучения с подкреплением, проверки математических моделей для задач прогнозирования и оптимального управления [1–7]. Пространственная организация боевых единиц в стратегических играх является критическим, но слабо формализуемым фактором, определяющим исход сражений. В условиях автоматизированных систем, таких как клеточные автобаттлеры [6, 7], где тактика сводится к начальной расстановке юнитов, понимание влияния пространственной структуры на боевой потенциал приобретает фундаментальное значение, например, для разработки сбалансированных игровых механик.

В данной работе демонстрируется критическая чувствительность исхода боя к начальным условиям: перестановка одного юнита вызывает отклонения результатов, сопоставимые с полной перестановкой всей армии, что отражается в невозможности точного прогнозирования исхода стандартными методами машинного обучения (коэффициент детерминации  $R^2 \approx 0.2$ ). Для преодоления ограничений предсказательных моделей предлагается метод эволюционной оптимизации на основе генетического алгоритма, позволяющий находить субоптимальные конфигурации против фиксированных вражеских армий. Также продемонстрирована тенденция к изменению формы построения в ходе эволюции сражения при управлении ИИ, обученным по методике глубокого обучения с подкреплением.

## 1. Прогнозирование исхода сражения по начальной конфигурации: применение и ограничения регрессионных моделей

Так как вычисление исхода сражения является результатом ресурсозатратной симуляции, создание высококачественной регрессионной модели, предсказывающей исход, позволило бы существенно облегчить решение оптимизационных задач. Однако попытки обучить модели (нейросети и случайный лес) предсказывать исходы битв по начальной расстановке, даже для сражений маленьких одинаковых отрядов по 6 юнитов (3 ближнего и 3 дальнего боя) на клеточном поле  $12 \times 8$ , приводили к коэффициентам детерминации  $R^2$  не выше 0.23 ( $R^2 = 0$  соответствует модели, возвращающей среднее по выборке значение, а 1 означает идеальное соответствие предсказаний). В качестве целевой переменной использовался боевой потенциал выживших в конце сражения юнитов [4–6]

$$H_0 = D_r(h_r + 2h_m)/2 + D_m h_m/2, \quad (1)$$

где  $h_{m,r}$  – суммарное здоровье юнитов ближнего и дальнего боя, а  $D_{m,r}$  – их суммарный урон в секунду. Боевой потенциал (1) получается из анализа сражений, где юниты выстроены в аккуратные шеренги, а в данном случае он используется в качестве оценки. Разность боевых потенциалов двух армий будем называть гамильтонианом [4–6].

Примеры начальных расстановок представлены на Рис. 1. Юниты дальнего боя обозначены оранжевым и голубым, ближнего – красным и синим. Юниты каждого типа генерируются случайно внутри разрешенных для данного типа полос. Правила сражения и параметры юнитов аналогичны описанным в работе [6].

<sup>1</sup> Работа выполнена при поддержке Российского Научного Фонда (грант № 25-21-20077).

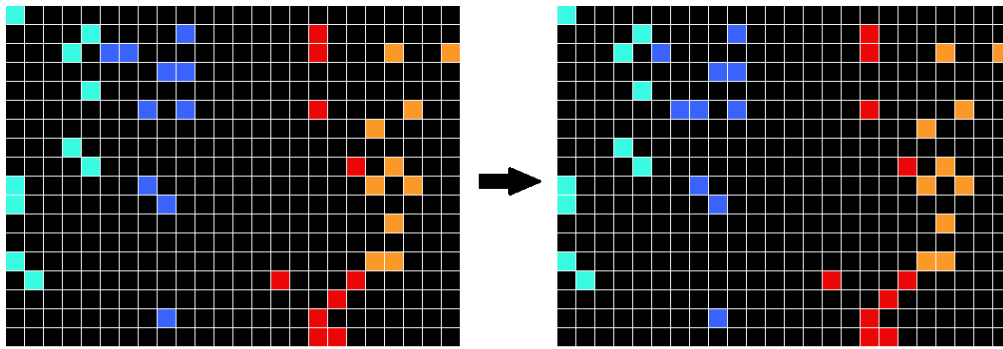


Рис. 1. Примеры начальных расстановок, различающиеся перемещением одного юнита по вертикали

Низкую эффективность регрессионных моделей можно связать с экстремальной чувствительностью исхода сражения к начальным условиям. На левой панели Рис. 2 каждая кривая порождена случайной расстановкой на нулевой итерации, а каждая следующая итерация отличается от нулевой сдвигом одного юнита на случайную свободную клетку в том же ряду, т.е. с сохранением дистанции до линии фронта. Разница между двумя такими расстановками минимальна и даже на глаз определить изменение довольно непросто. На правой панели сопоставлено стандартное отклонение гамильтониана по всей выборке  $\sigma_g$  (т.е. для произвольных начальных расстановок) и среднее отклонение внутри семейств расстановок, отличающихся друг от друга одиночным сдвигом,  $\sigma_s$ , нормированные на боевой потенциал каждой из армий в начале сражения (1). Как видно из графика, независимо от размера армии  $\sigma_s / \sigma_g \approx 0.8$ , что согласуется с ограничением коэффициента детерминации регрессионных моделей около 0.2, т.к. это фактически и есть степень влияния конкретного паттерна на исход сражения.

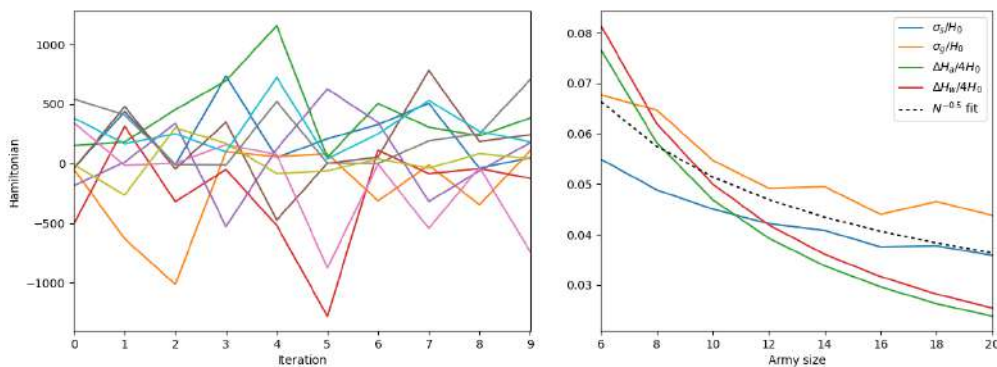


Рис. 2. Левая панель – изменения гамильтониана при минимальном изменении начальных условий для 10 различных случайных генераций. Правая панель: зависимости отношений стандартных отклонений к гамильтониану от размера армии, сопоставленные с изменениями гамильтониана при удалении одного юнита

На правой панели Рис. 2 также приведено сопоставление стандартных отклонений с изменениями гамильтониана при удалении одного юнита ближнего боя ( $\Delta H_m$ ) и дальнего ( $\Delta H_r$ ), которые при использованных параметрах очень слабо отличаются, и при размере армии в 10 юнитов четырехкратно превышают стандартное отклонение. Грубо экстраполируя, можно прийти к выводу, что за счет оптимизации расстановок в армии из 50 юнитов реалистично достичь эффекта, сопоставимого с добавлением от одного до трёх юнитов при использовании случайной расстановки.

## 2. Поиск оптимальных начальных расстановок с использованием генетического алгоритма

Ввиду ранее изложенного поиск высокоэффективных расстановок в подобной системе фактически упирается в простой перебор, в данной работе был использован генетический алгоритм, в котором на каждой итерации отбирались лучшие 10% популяции, далее генерировалось 40% потомков со случайными сдвигами и примешивались 50% новых случайных расстановок. Результаты поиска оптимальной для синих расстановки, где им разрешено размещать юнитов в трёх квадрантах против заданной расстановки красных, представлены на Рис. 3, а антиоптимальной на Рис. 4.

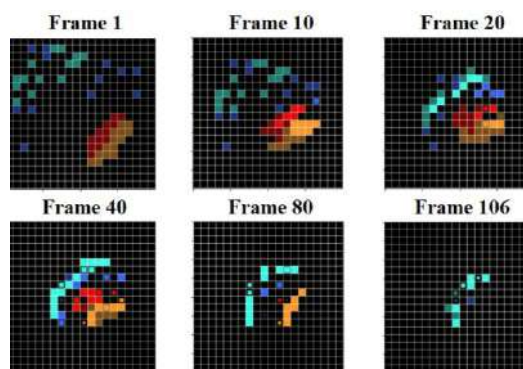


Рис. 3. Ход сражения при оптимальной начальной расстановке синих

Первой характерной особенностью обоих случаев является отсутствие явных паттернов в начальной расстановке и возникновение паттернов в ходе сражения. Интересным обстоятельством является «пожертвование» синими в квазиоптимальном сценарии части ближних юнитов в начале для формирования выгодного паттерна к середине сражения. При этом качественно паттерн антиоптимального случая напоминает противоположный, в обоих случаях синие формируют окружающий «полумесяц».

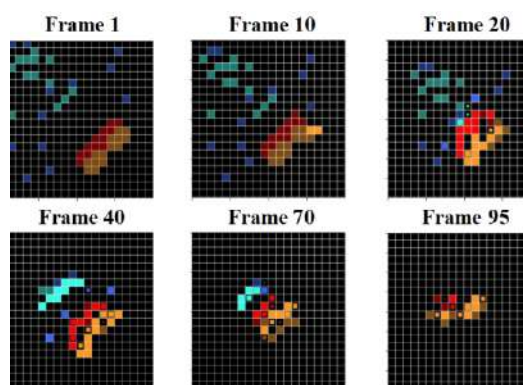


Рис. 4. Ход сражения при антиоптимальной начальной расстановке синих

Ключевым различием между оптимальным и антиоптимальным случаями является как раз возникновение помех, создаваемых собственными юнитами для своих же, а не просто эффективный «рисунок» сражения. Затемнение клетки на рисунках 3 – 5 соответствует тому, что юнит находится в состоянии перемещения и в этот момент не атакует. Когда перемещение на одну клетку в направлении центра масс вражеской армии заблокировано своими же, и целей для атаки нет, юнит вынужден «перепрыгивать» с большим штрафом, чтобы не оказываться запертым. Хотя данный эффект можно, на первый взгляд, отнести на счёт узкоспецифичной механики нашей примитивной среды, однако невозможность плотного пространственного размещения собственных боевых единиц в реальных системах обусловлено наличием артиллерии, что может создавать похожие эффекты. Немаловажным обстоятельством, видимым на последних кадрах рисунков 3 и 4 является то, что даже относительно небольшие поправки к гамильтониану могут соответствовать большому количеству выживших на низких показателях здоровья юнитов (размер маркера пропорционален здоровью).

### 3. Глубокое обучение с подкреплением для управления неоднородными отрядами

Для исследования управлений более сложных, чем автоматические, базовый автобаттлер был преобразован в PettingZoo [8] среду, позволяющую применять алгоритмы глубокого мультиагентного обучения с подкреплением для управления неоднородными армиями, в данном случае использовался алгоритм QMIX [9]. Обучение проходило в минималистичном формате: на сражениях 3x3 с двумя юнитами ближнего боя, имеющими повышенный объем здоровья и скорость передвижения, и одним юнитом дальнего боя (область атаки обозначена на первом кадре Рис. 5) с высоким уроном за фрейм. Красная армия управлялась по стандартным правилам автобаттлера с добавлением стохастичности перемещений, начальные расстановки генерировались в каждом эпизоде случайно, области генерации локализовывались в противоположных квадрантах.

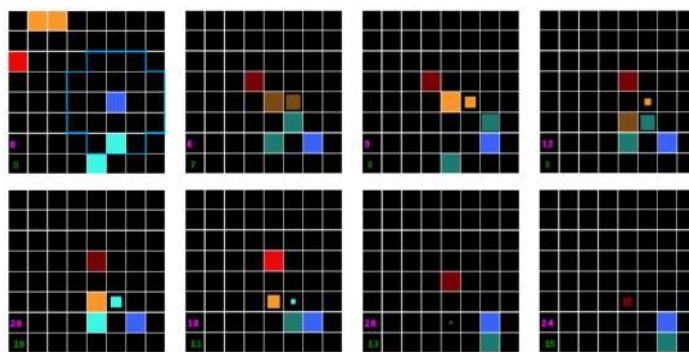


Рис. 5. Пример управления ИИ против равносильной армии, управляемой по автоматическим правилам. Номер фрейма подписан в нижнем левом углу (1, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 15 из 16)

В примере сражения, изображенном на Рис. 5, наблюдается интересное динамическое построение: сначала (до 11-го фрейма) дальнобойный юнит синих прячется за своими юнитами ближнего боя, выполняющими отвлекающую функцию, а затем выживший ближний юнит синей армии, наоборот, прячется за дальнего, давая ему уничтожить последнего врага во время движения, когда тот не может атаковать согласно механике игры. В этом случае не наблюдается стремления поддерживать какую-то одну «оптимальную» формацию, но под каждую боевую ситуацию подбираются определенные согласованные действия всех юнитов.

#### 4. Заключение

Исследовано влияние пространственной структуры на исходы сражений одинаковых армий в стратегическом симуляторе. Показано, что исход сражения при автоматическом управлении крайне чувствителен к начальным условиям, и при этом квазиоптимальные начальные расстановки могут не содержать выраженных паттернов, однако явные паттерны могут возникать уже в ходе сражения. Оптимизация пространственной расстановки оказывается эквивалентна увеличению численности армии на 3–10% при отсутствии такой оптимизации. Также показано, что для оптимальных управлений, выполняемых искусственным интеллектом, основанном на современных алгоритмах глубокого мультиагентного обучения с подкреплением, характерны многократные быстрые изменения пространственной структуры отряда, сообразные с боевой ситуацией.

#### Литература

1. Vinyals O. et al. Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning // Nature. – 2019. – Vol. 575, № 7782. – P. 350–354.
2. Wender S., Watson I. Applying reinforcement learning to small scale combat in the real-time strategy game StarCraft: Broodwar // Proc. 2012 IEEE conference on computational intelligence and games (cig). – IEEE, 2012. – P. 402–408.
3. Barriga N.A., Stanescu M., Besoain F., Buro M. Improving RTS game AI by supervised policy learning, tactical search, and deep reinforcement learning // IEEE Computational Intelligence Magazine – 2019. – Vol. 14. – P. 8–18.
4. Laryushin I.D. Advanced Lanchester Combat Model for Inhomogeneous Armies in RTS Games // IEEE Trans. on Games. – 2023. – Vol. 15. – P. 148–156.
5. Laryushin I.D., Pashin D.S., Koltochenko Y.A., Ereshko F.I. Models of Battle Dynamics in Strategic Computer Games // Proc. 2023 16th International Conference Management of large-scale system development (MLSD). – Moscow, 2023. – P. 1–5.
6. Ларюшин И.Д., Колточенко, Я.А. Расширенная модель Ланчестера–Осипова для учета боевых единиц с однократным действием в стратегических компьютерных играх // Автоматика и телемеханика. – 2024. – Т. 10. – С. 144–154.
7. Xu J. et al. Lineup mining and balance analysis of auto battler // Proc. of the 2020 International Conference on Aviation Safety and Information Technology, 2020.
8. Terry J. et al. Pettingzoo: Gym for multi-agent reinforcement learning // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2021. – Vol. 34. – P. 15032–15043.
9. Rashid T. et al. Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement learning // Journal of Machine Learning Research. – 2020. – Vol. 21. – P. 1–51.