

Investigating Human Priors for Playing Video Games

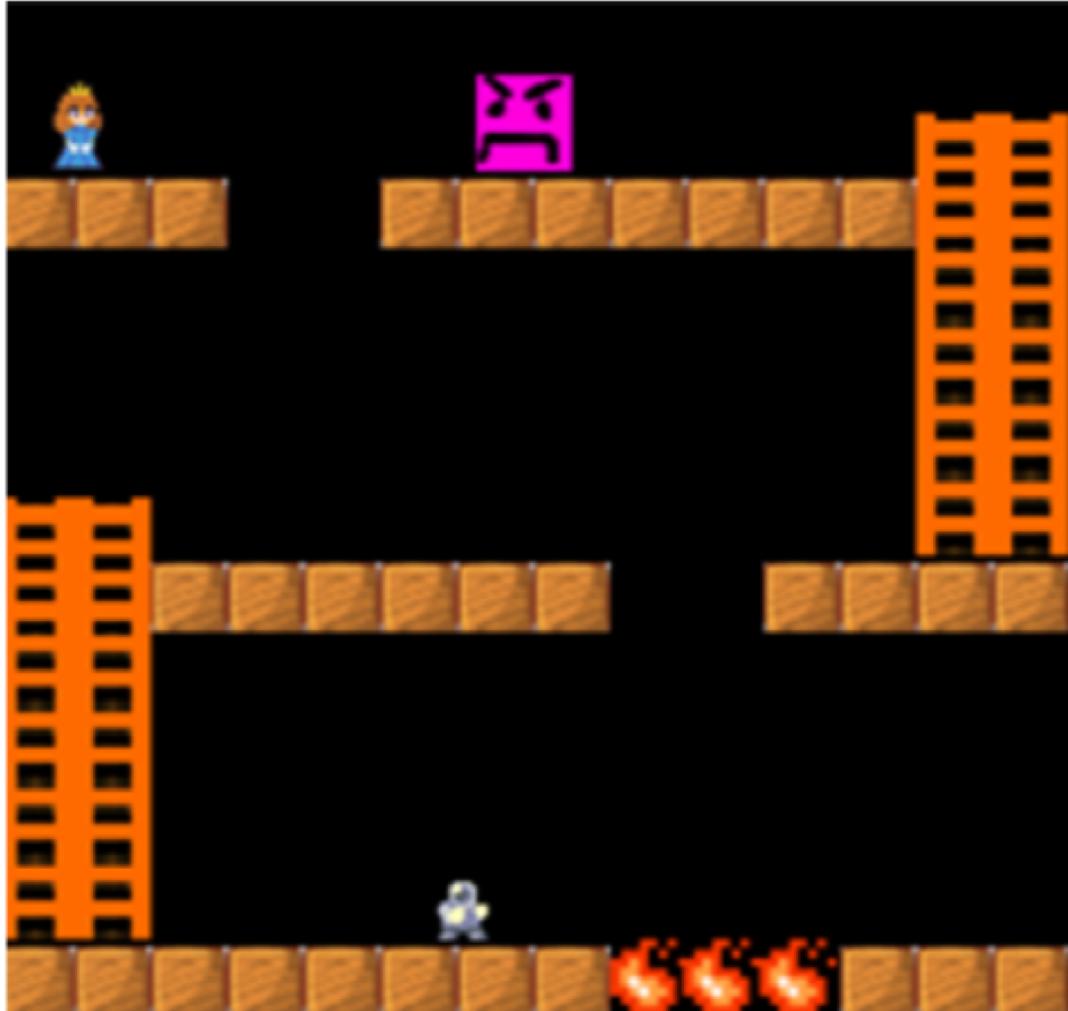
Петров Тимур

HSE

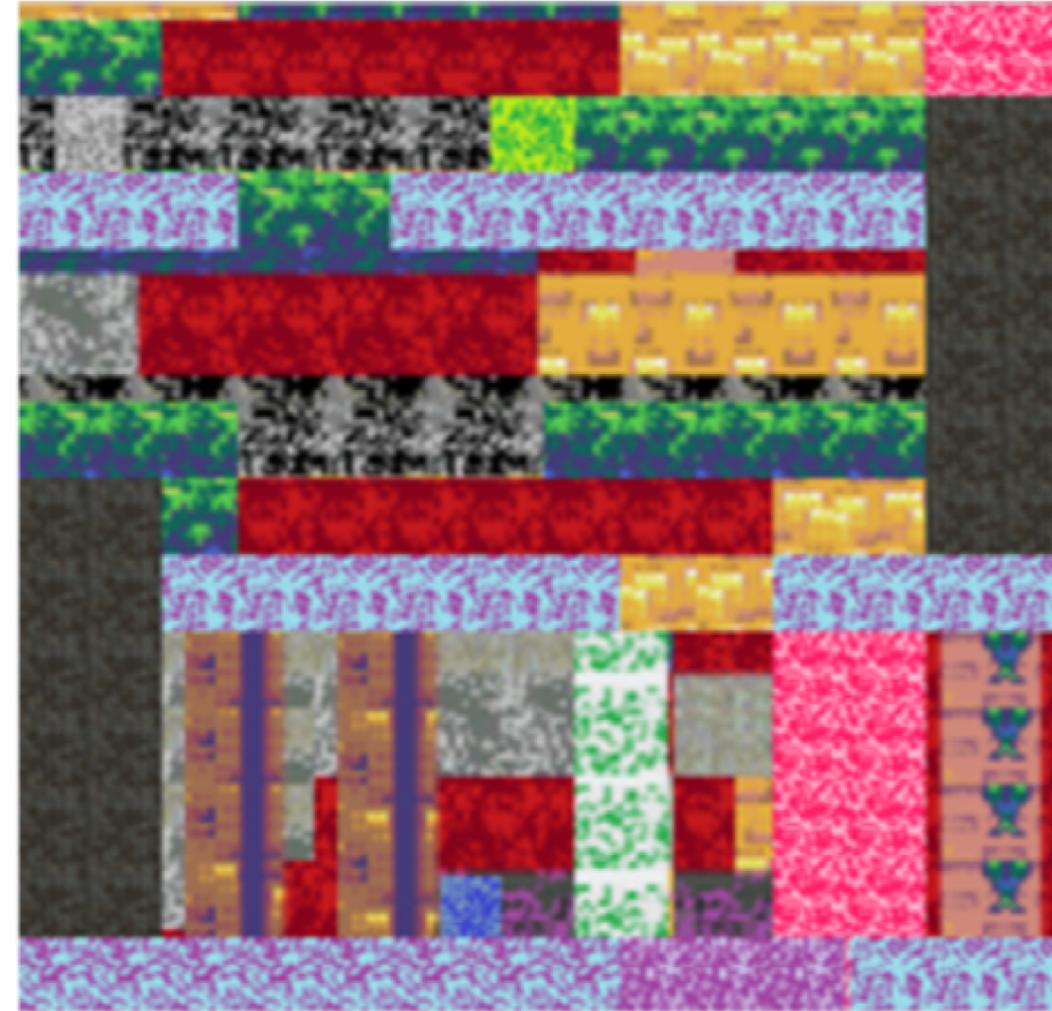
5 апреля 2019 г.

Повторение: RL

- Главная идея: методом проб и ошибок пытаемся найти наиболее выгодную стратегию (как ребенок, который обучается через исследование окружающего мира)
- Но не всегда человек обучается только за счет проб, в течение времени мы приобретаем некоторое априорное знание относительно различных вещей
- А если попробовать в нашу модель внести некоторые такие знания?



(a) Original Game



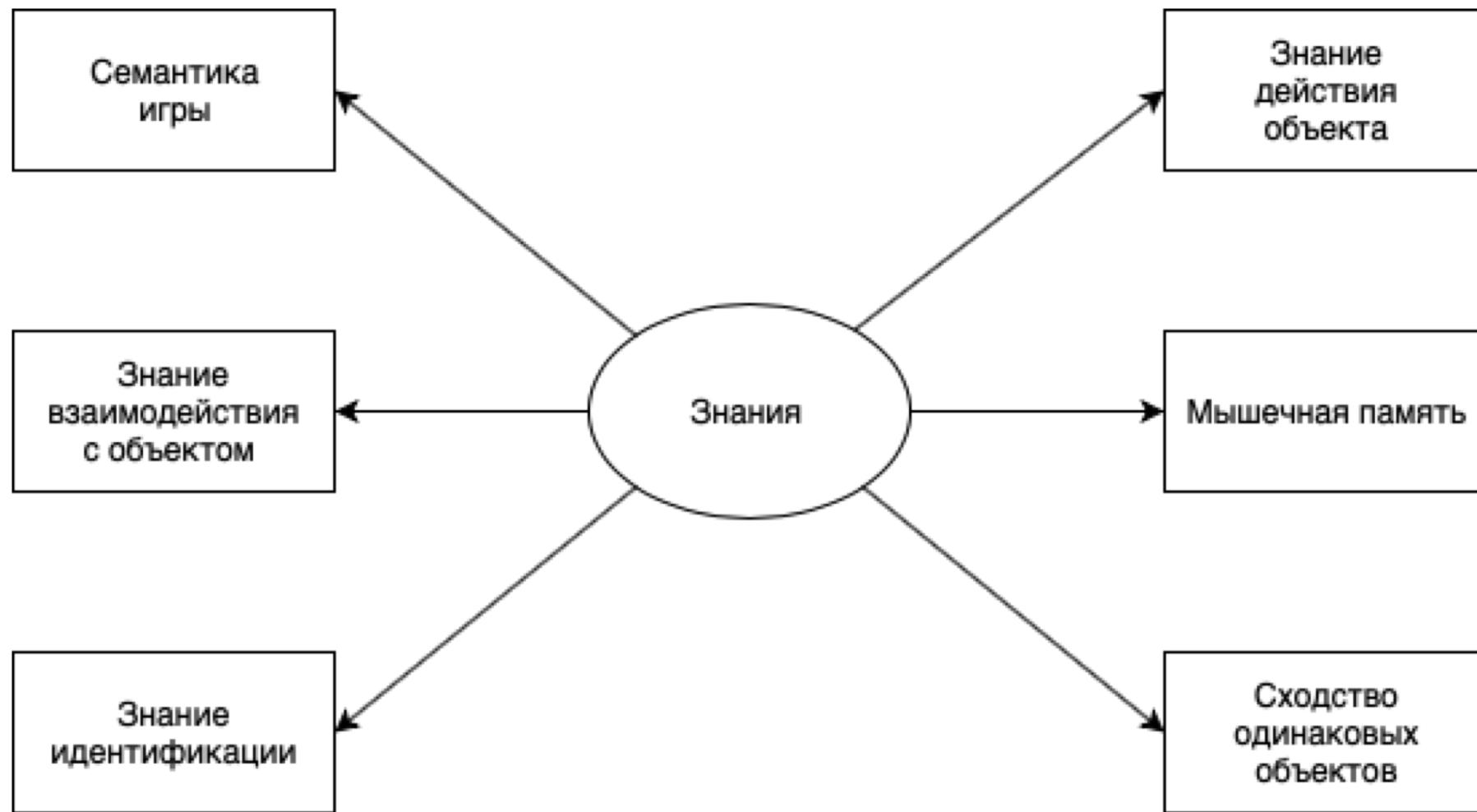
(b) Modified Game

Для RL нет никакой разницы между этими играми!

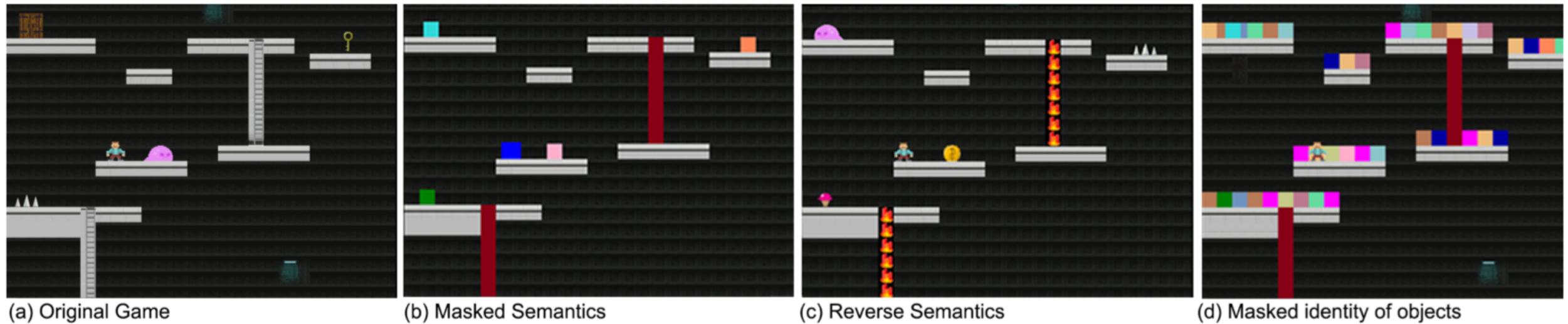
Априорное знание

- Цель статьи: понять, какие именно априорные знания важнее и сильнее влияют на нашу способность быстрее играть в подобные игры, чтобы в будущем (возможно) имплементировать их в качестве “знания” нашей модели
- Методика измерения:
120 человек на каждую игру, которые играли 30 минут и получали по 1 доллару за каждую успешно пройденную игру (в каждой игре все люди – разные, то есть люди не знали, как выглядит игра исходно)

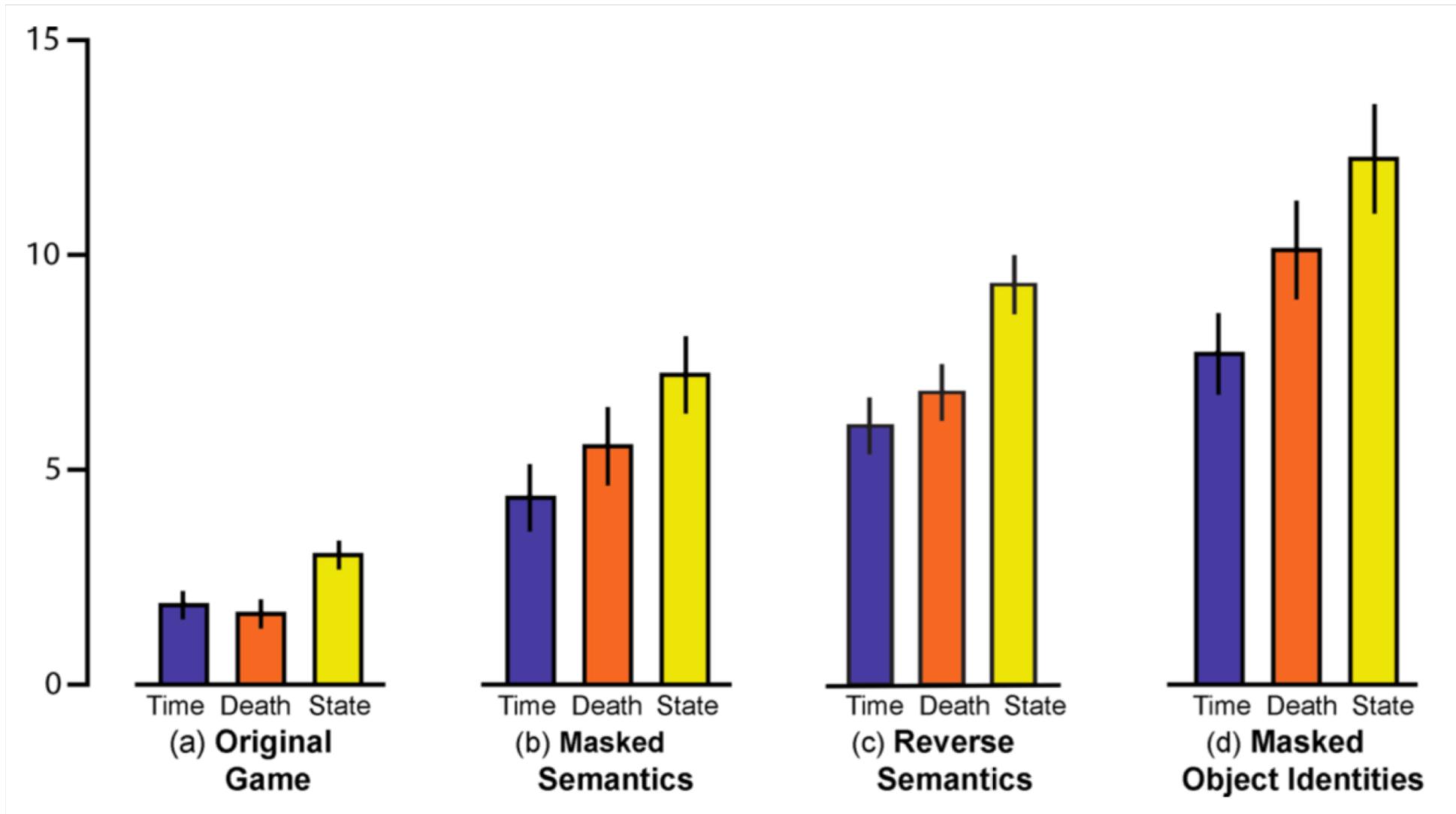
Априорное знание



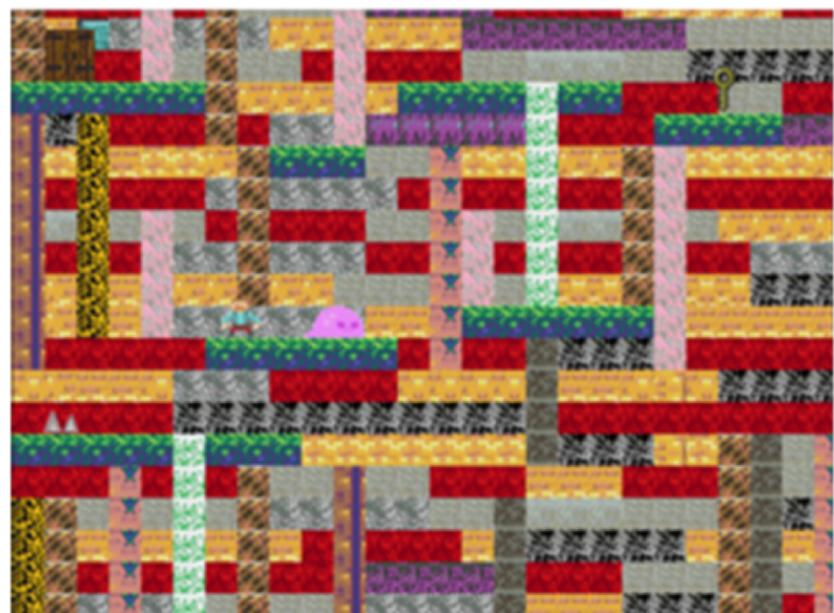
Семантика и идентификация



Семантика и идентификация



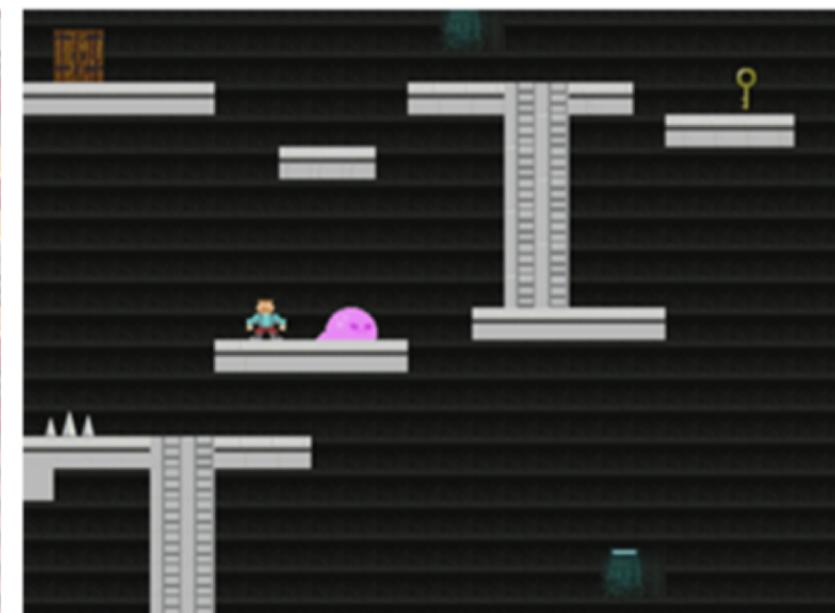
Действие, схожесть и взаимодействие



(e) Masked Affordances

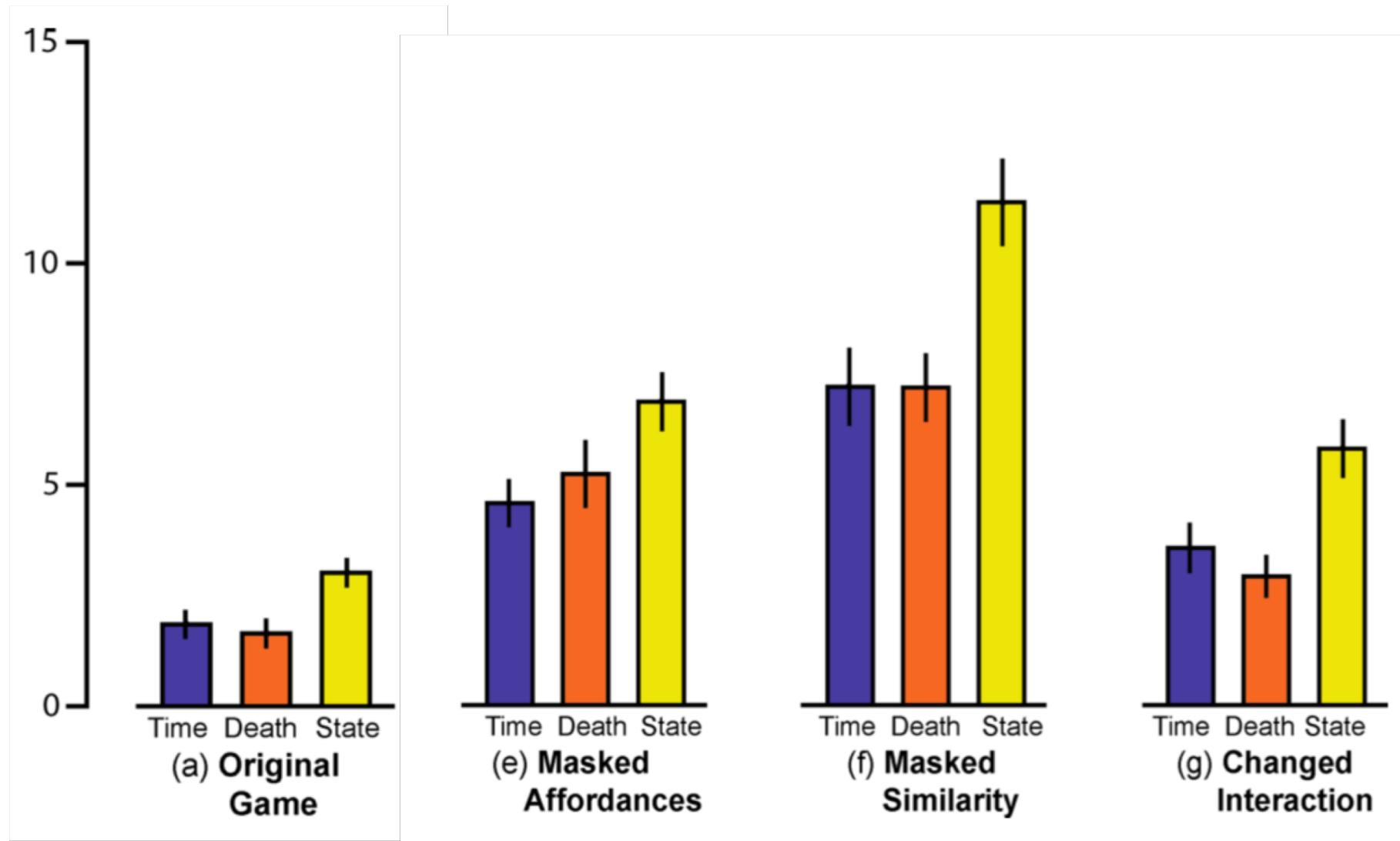


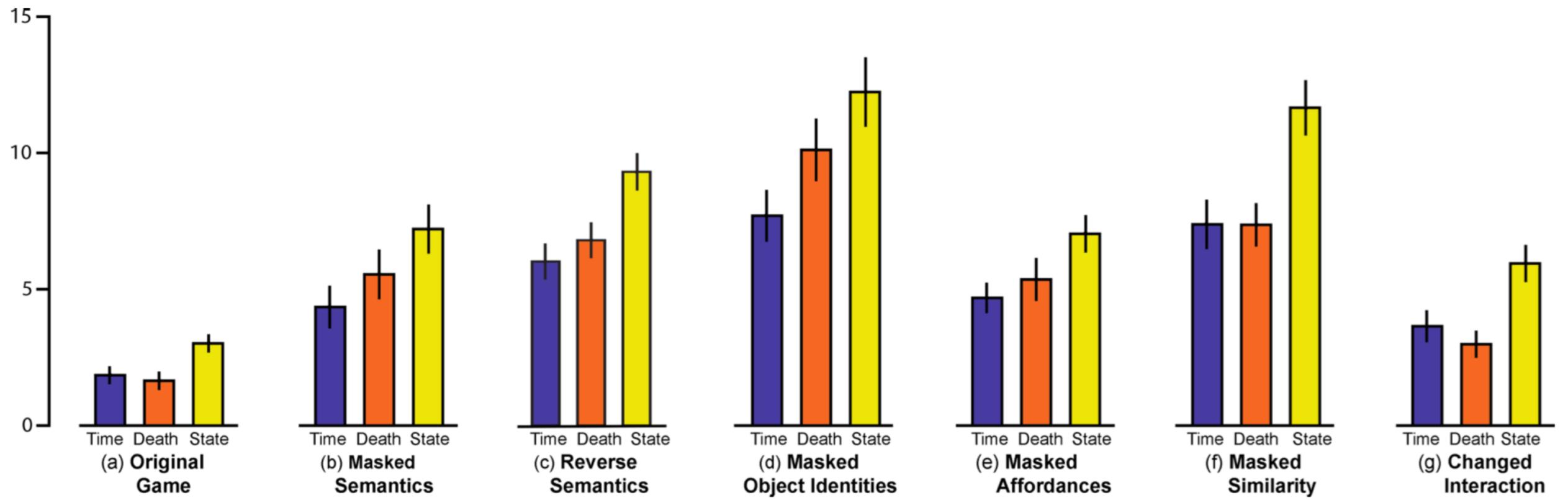
(f) Masked Visual Similarity



(g) Changed ladder interaction

Действие, схожесть и взаимодействие





Hard Mode

- Давайте попробуем убрать все предыдущие априорные знания!

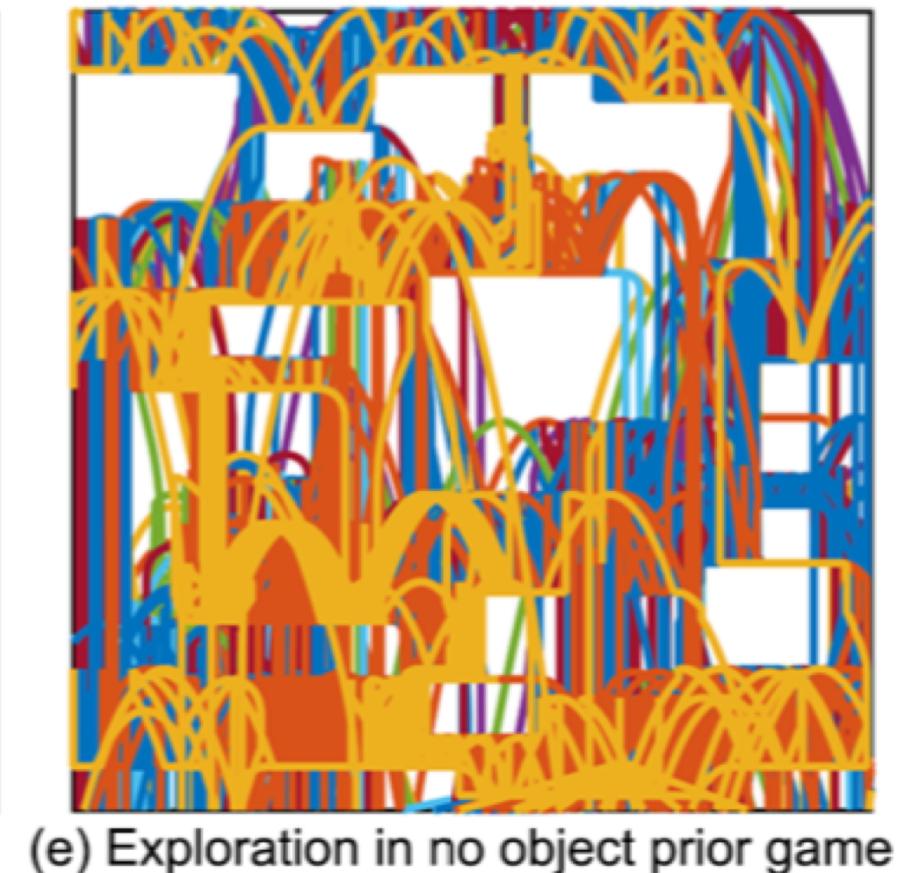
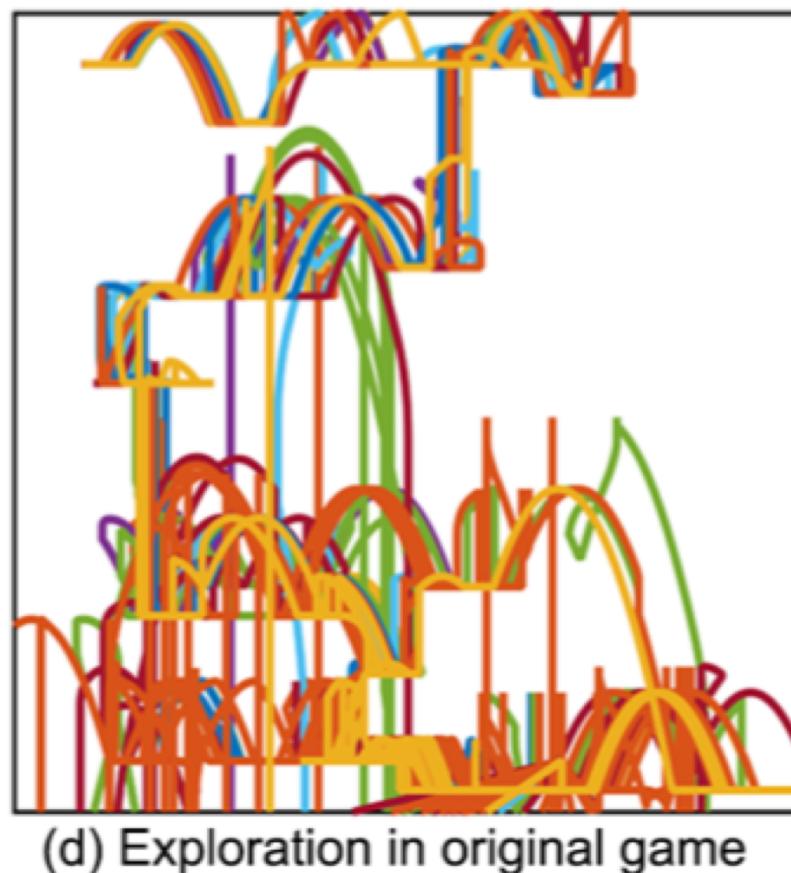
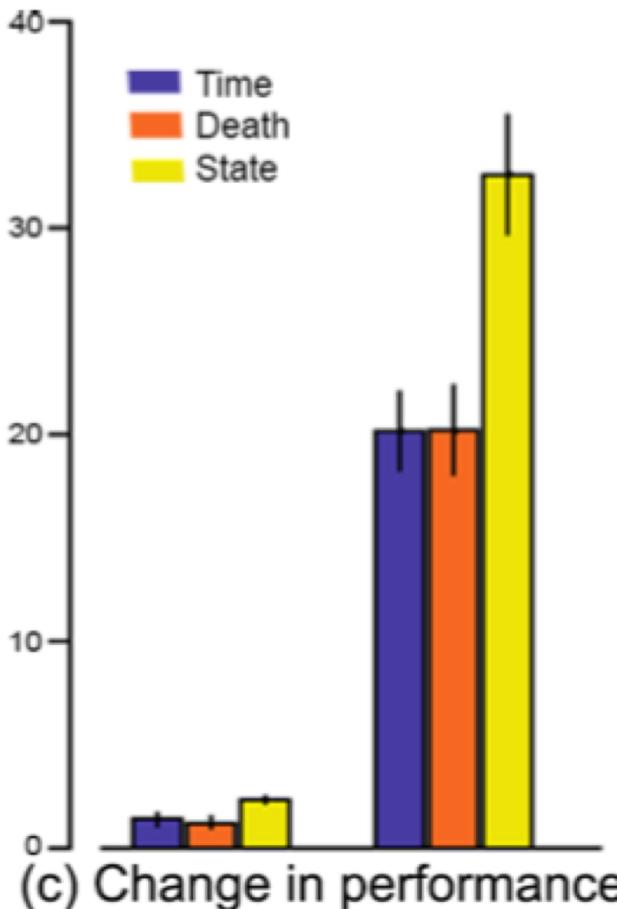


(a) Original Game



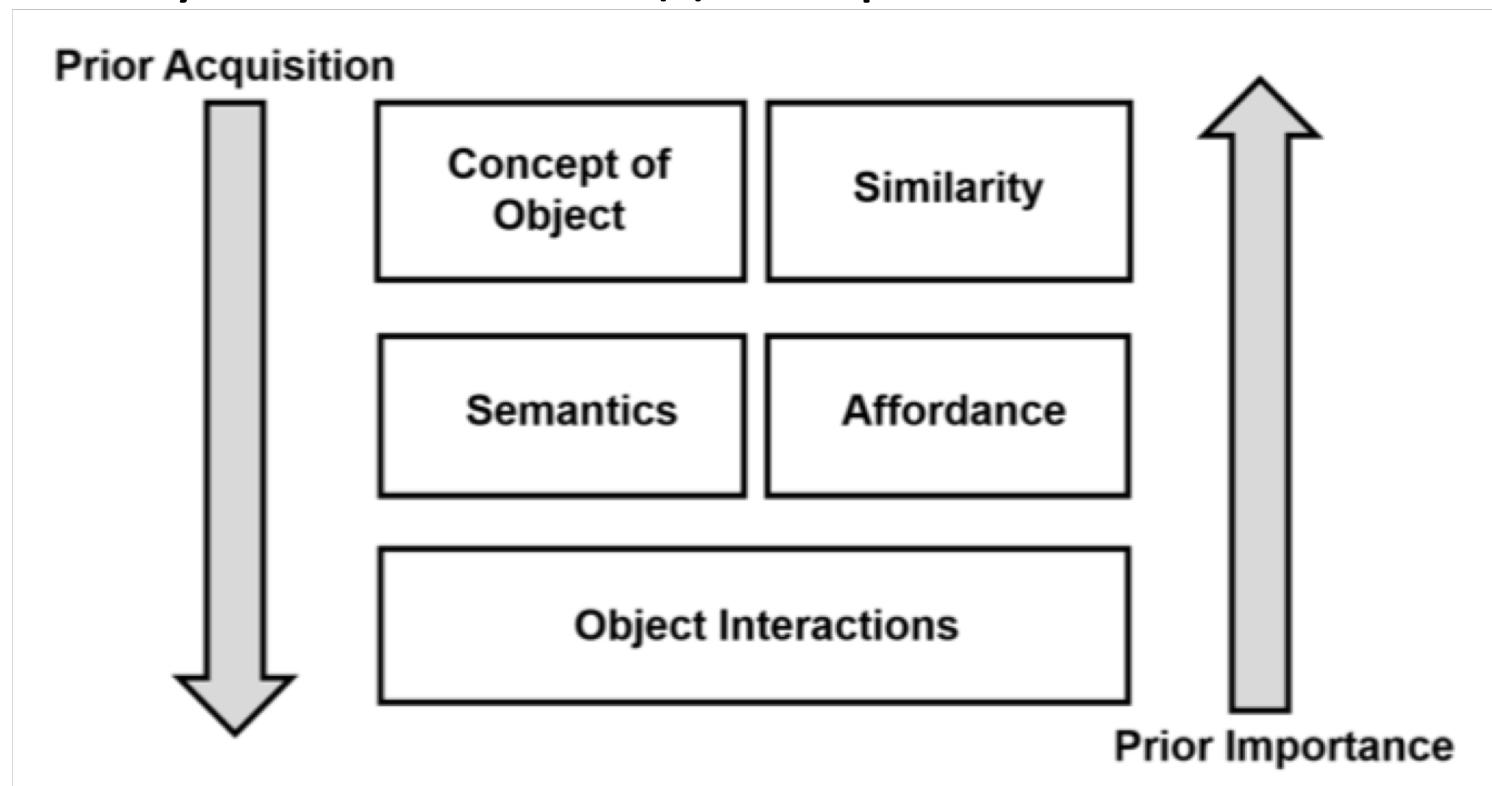
(b) Game with all object priors removed

Hard Mode



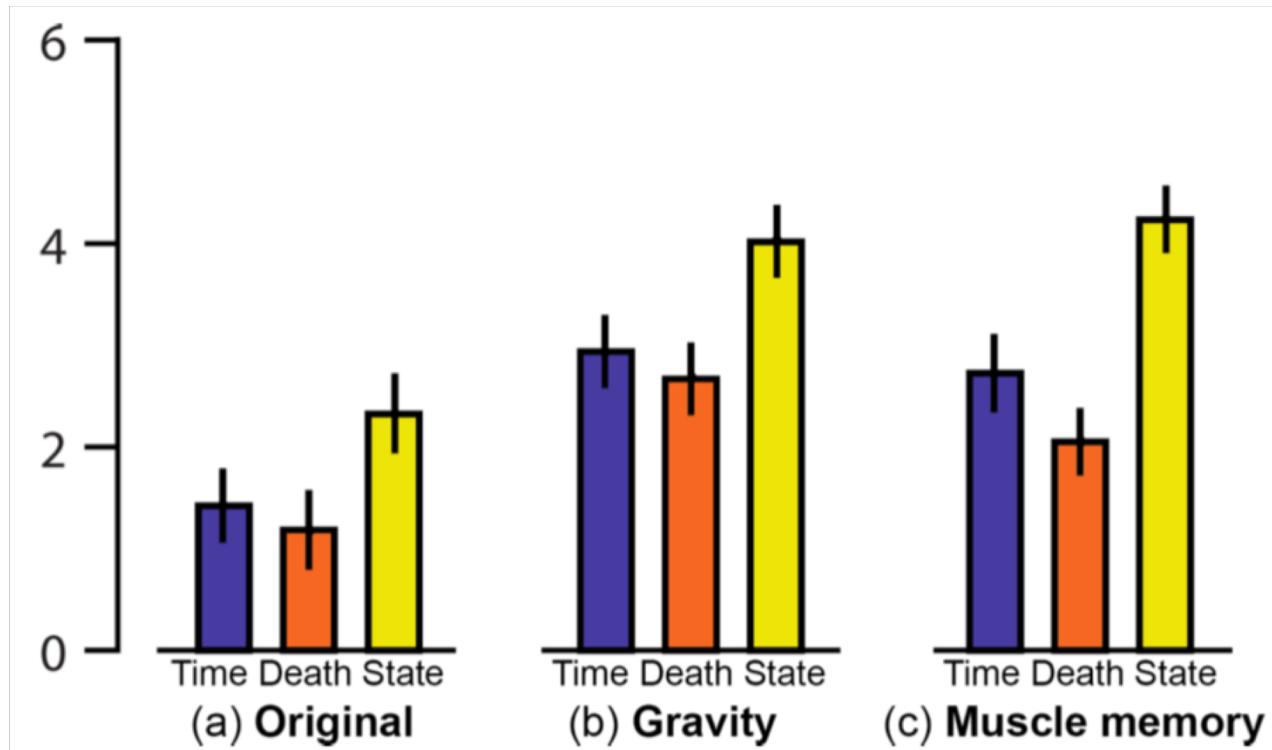
Классификация

- Исходя из результатов, мы можем заметить, что априорные знания, которые приобретены в более раннем возрасте, имеют большую значимость для игры



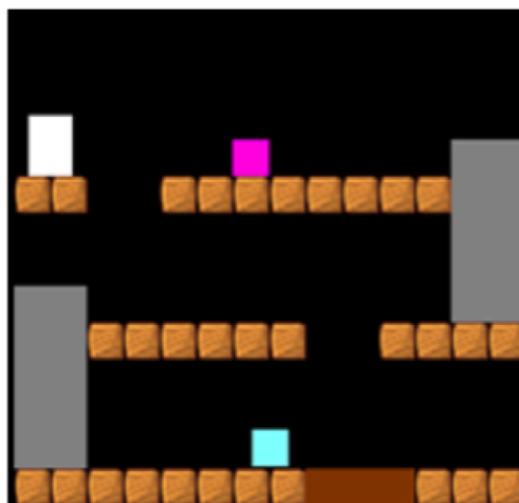
Мышечная память

- Отдельно рассмотрим изменение в физике игры – изменим гравитацию и изменение управления (чтобы пройти вперед, надо нажать “назад”)

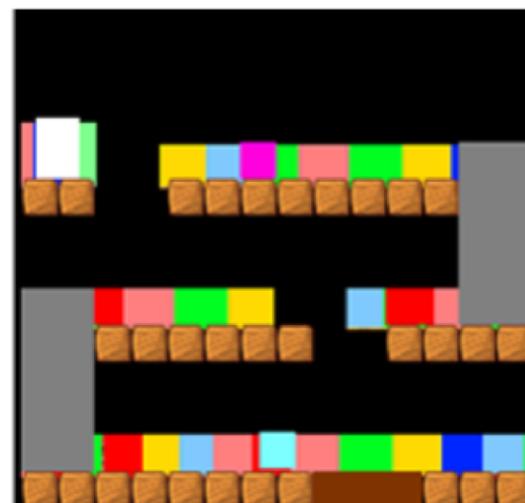


Результаты RL

- Наша гипотеза: если априорные знания важны для улучшения скорости прохождения, то наш RL-агент должен показывать одинаковые результаты



(a) Masked semantics



(b) Masked object identities



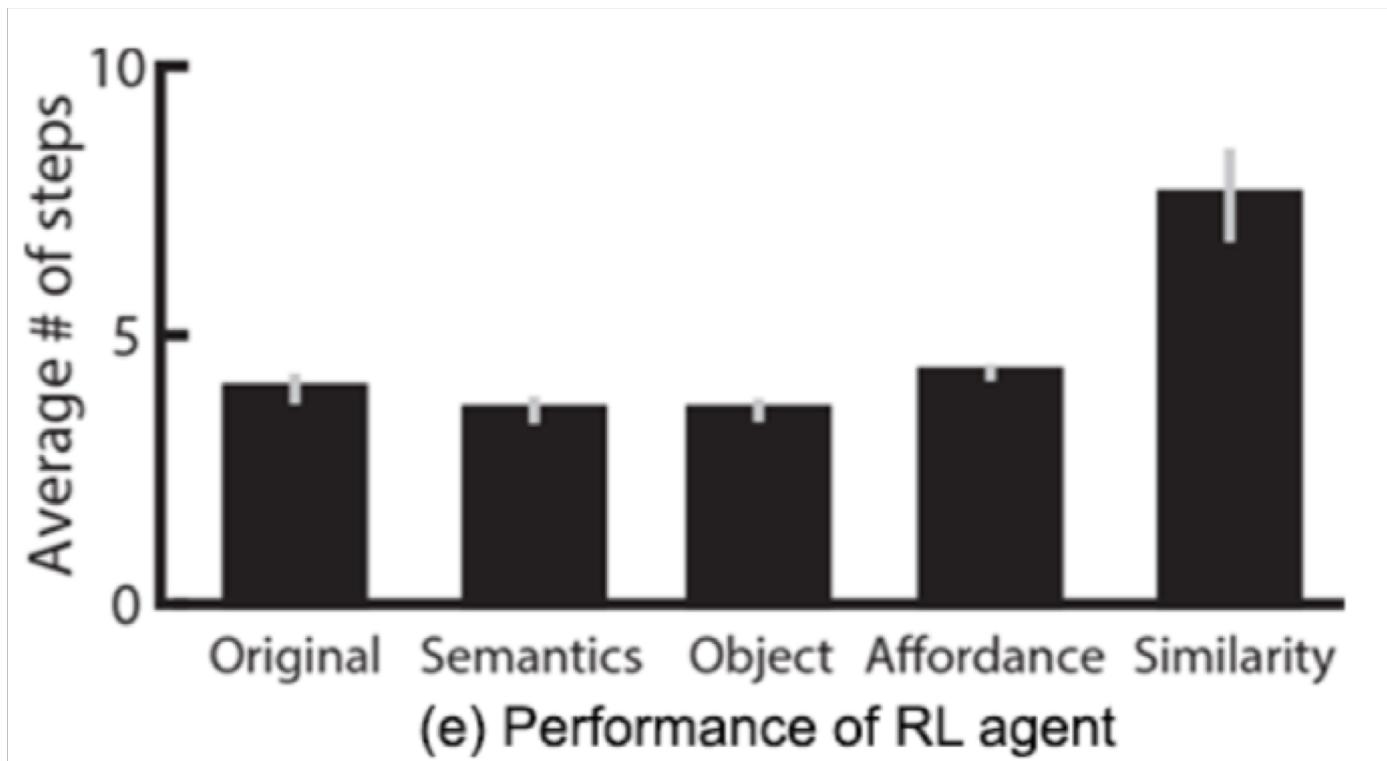
(c) Masked affordances



(d) Masked similarity

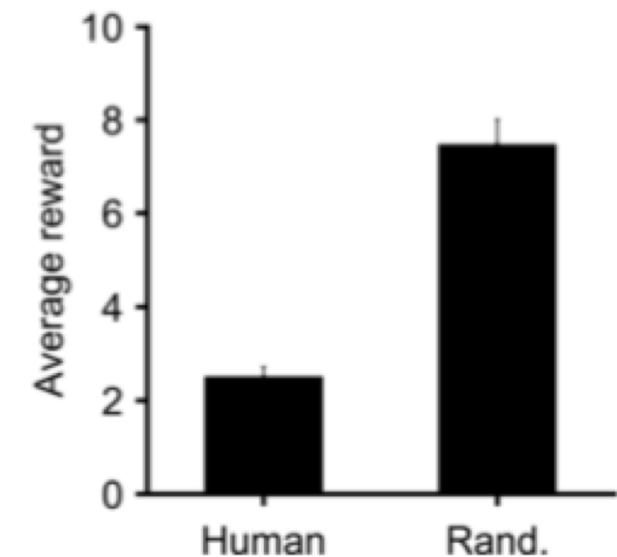
Результаты RL

- Мы видим примерно одинаковые результаты (увеличение среднего числа шагов в последнем случае, по мнению авторов статьи, происходит из-за использования CNN в модели)



Ограничение

- Хотя наши исследования говорят, что априорное знание важно, но стоит иметь в виду, что эти же знания ограничивают наше восприятие и могут сильно ухудшать результаты



Выводы

- В процессе прохождения игр человек использует априорные знания
- Чем более первично априорное знание, тем оно более значимо для более быстрого прохождения
- Без априорных знаний человек проходит игру сильно дольше (в 10 раз)
- Закладывание подобных знаний в модель RL может сильно улучшить работу модели, но имеет свои ограничения

Источники

- [Статья](#)