

# Использование обучения с подкреплением в задаче автоматического тестирования мобильных приложений

Фомин Сергей

**Научный руководитель:**

Турдаков Денис Юрьевич

**Научный консультант:**

Сорокин Константин Сергеевич

ИСП РАН

12.04.2021

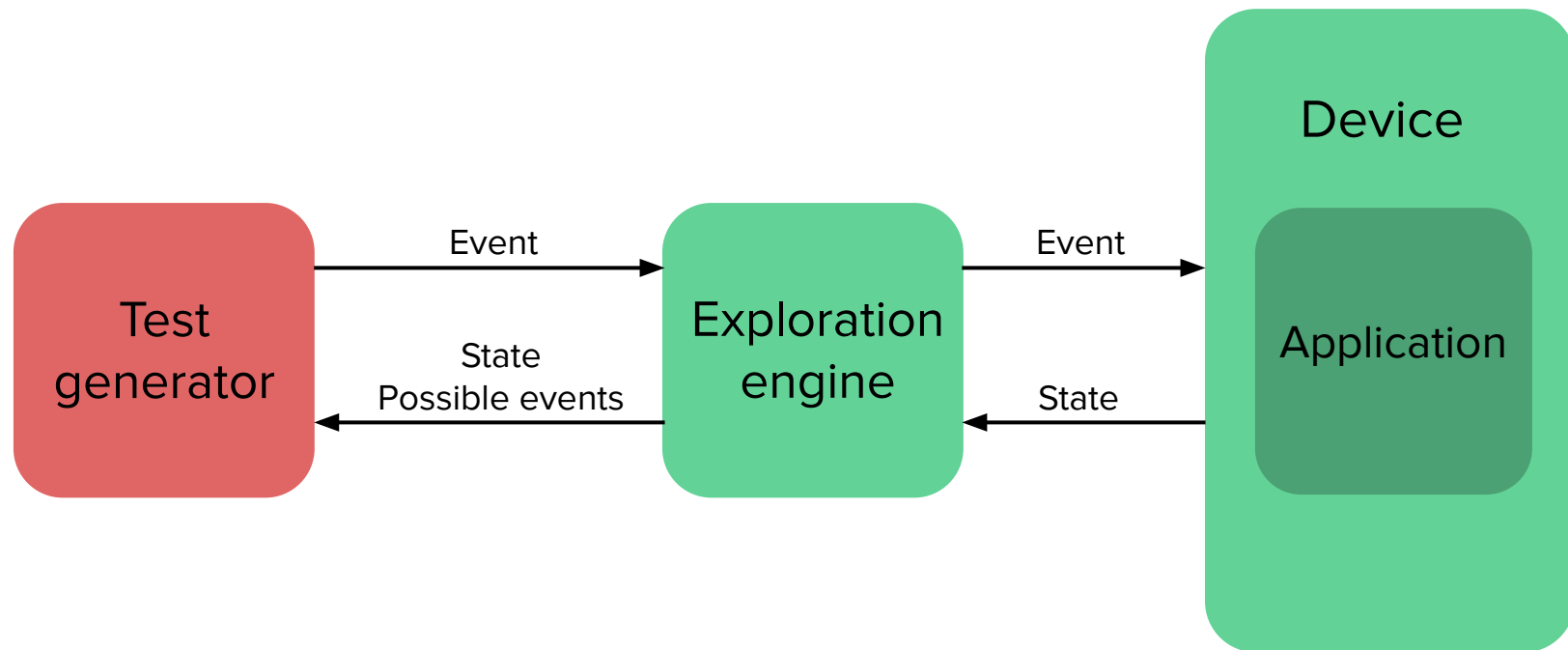
# Актуальность

- Востребованность мобильной разработки
- Промышленная востребованность: ручное тестирование - дорого, долго и ненадежно
- Отсутствие оптимального инструмента:
  - Dynodroid: An Input Generation System for Android Apps (2013)
  - Automated Test Input Generation for Android (2015)
  - QLearning-Based Exploration of Android Applications (2018)
  - A Deep Learning based Approach to Automated Android App Testing (Humanoid 2019)
  - Deep Reinforcement Learning for Functional Software Testing (2020)

# Постановка задачи

- Исследование методов обучения с подкреплением в задаче тестирования графического интерфейса мобильных приложений
- Реализация и внедрение алгоритмов обучения с подкреплением в систему тестирования DroidBot + Humanoid
- Сравнение разных стратегий и функций наград алгоритмов обучения с подкреплением на основе следующих метрик:
  - Количество уникальных состояний
  - Количество уникальных Активностей
- Сравнение лучшего алгоритма обучения с подкреплением с алгоритмом основанным на глубоких нейронных сетях (Humanoid)

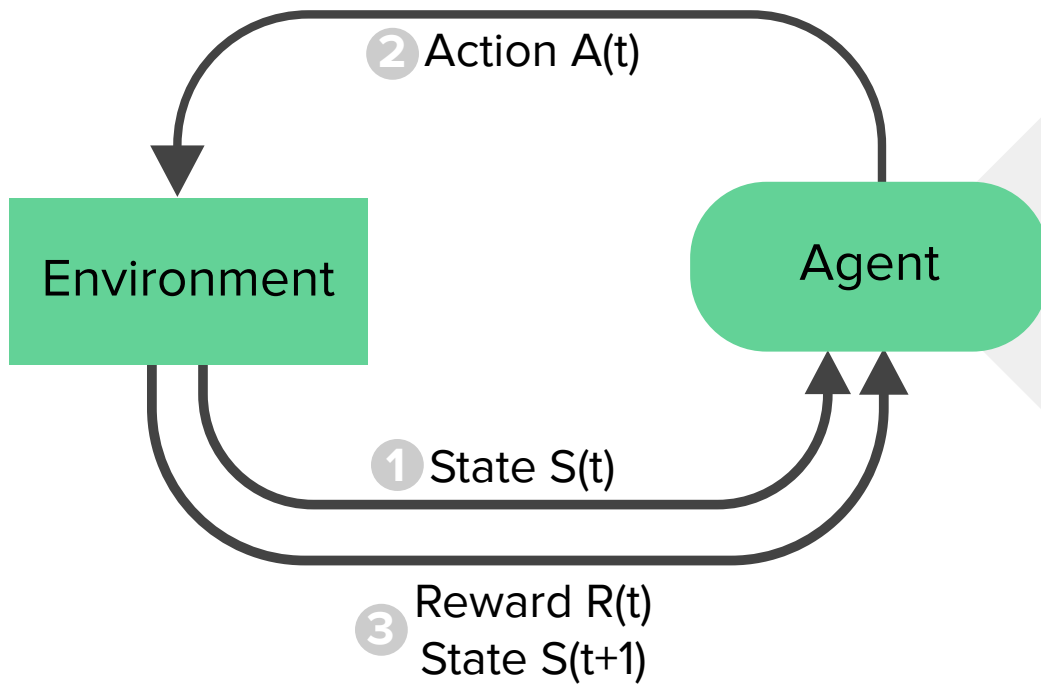
# Схема взаимодействия



# Обучение с подкреплением

- Automatic Black-Box Testing of Interactive Applications (2012)
- Automated Test Input Generation for Android (2015)
- A Reinforcement Learning Based Approach to Automated Testing of Android Applications (2018)
- QLearning-Based Exploration of Android Applications (2018)
- **Reinforcement Learning for Android GUI Testing (2018)**
- Deep Reinforcement Learning for Functional Software Testing (2020)

# Q-learning



	A1	A2	A3	A4
S1				
S2				
S3				
S4				
S5				
S6				

# Терминология

- Состояние - уникальный набор интерактивных элементов с их атрибутами в текущий момент времени
- Активность - обобщенное состояние введенное разработчиками Android как некоторый класс языка программирования
- Действие - жест, воспроизводимый тестирующей системой в текущем состоянии при взаимодействии с некоторым элементом

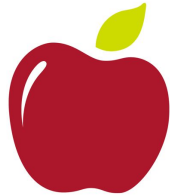
# Приложения



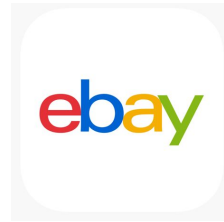
Booking



Wall Street  
Journal



AppleBee's



EBAY



The New  
York Times

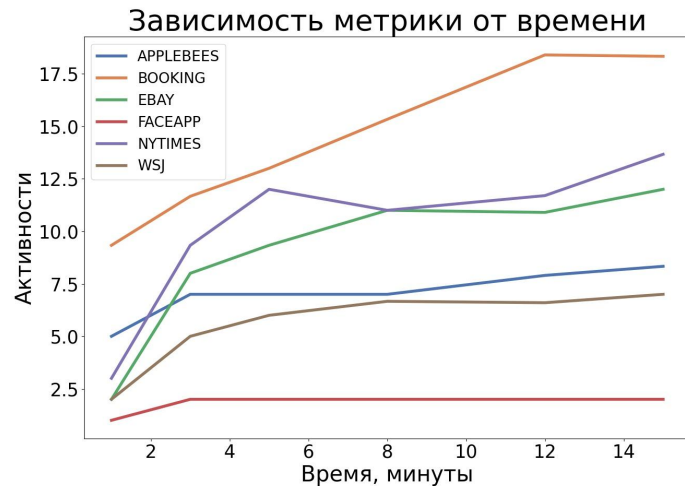
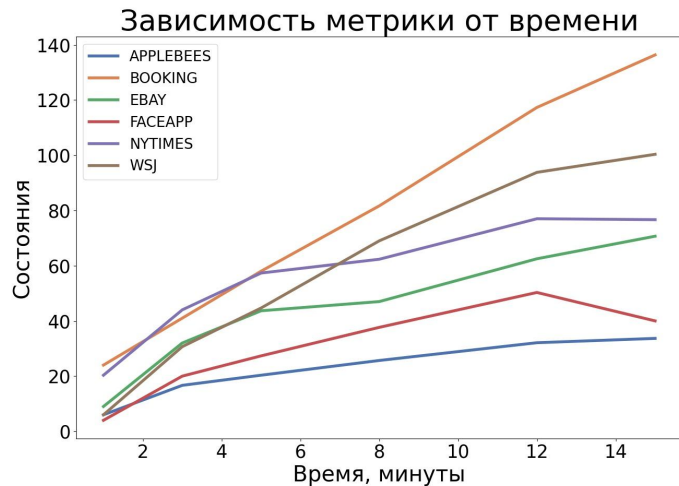


FaceApp

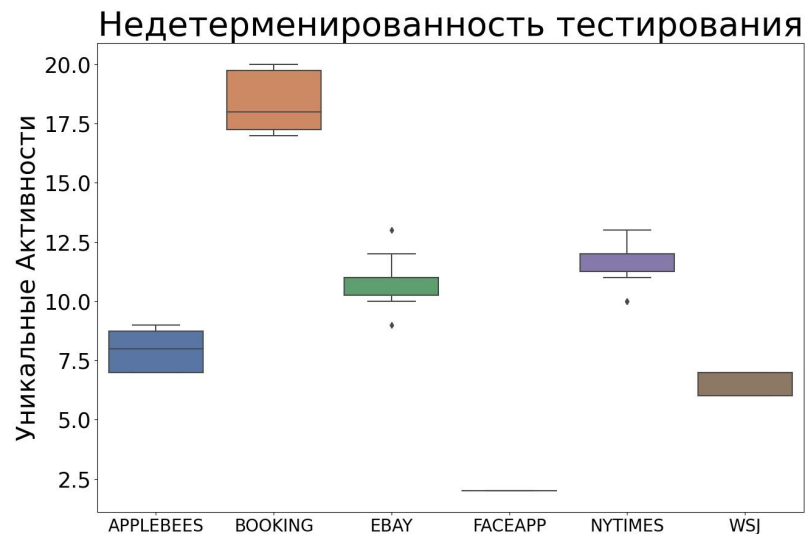
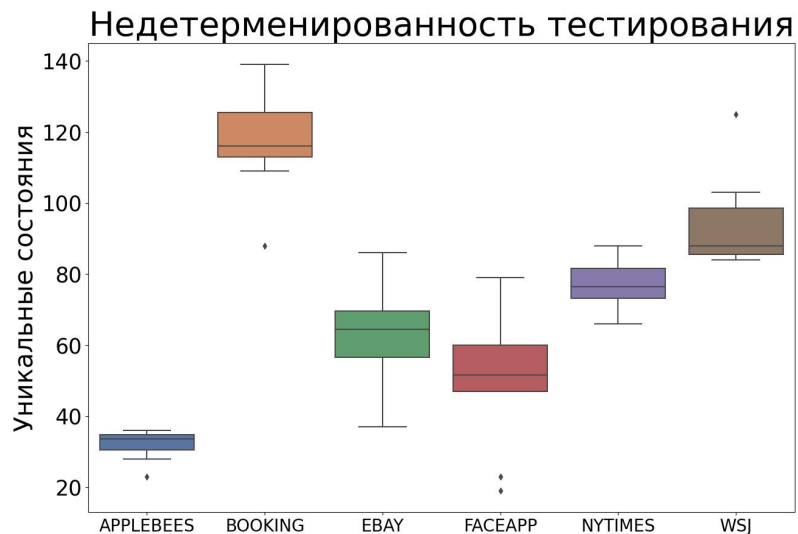


# Метрики качества

- Количество уникальных состояний
- Количество уникальных Активностей
- Покрытие кода
- Количество найденных ошибок



# Недетерминированность



# Стратегии

1. Награда: Обратная величина к количеству данных взаимодействий

$$\frac{1}{count(state[t], event[t])}$$

2. Награда: Количество интерактивных элементов в новом состоянии

$$\frac{|events|}{count(state[t], event[t])} \quad \frac{1}{|events|count(state[t], event[t])}$$

3. Награда: Расстояние между деревьями состояний (Tree Edit Distance)

$$\frac{dist(state[t], state[t + 1])}{count(state[t], event[t])}$$

4. Эпсилон жадная стратегия

# Сравнение стратегий

Стратегия	booking	applebees	faceapp	ebay	nytimes	wsj
Обратная частота нажатий	117	33	54	<b>65</b>	<b>77</b>	93
Количество интерактивных элементов	85	30	50	46	45	<b>119</b>
Обратное количество интерактивных элементов	85	34	46	38	49	87
Расстояние между состояниями	86	32	37	46	74	81
Эпсилон жадная стратегия	<b>128</b>	<b>36</b>	<b>60</b>	41	70	84

Метрика: уникальные состояния

# Подходы обучения с подкреплением

- Предобучение Q-таблицы перед тестированием с помощью награды пропорциональной количеству интерактивных элементов (4 эпизода обучения + 1 эпизод тест)
- Предобучение Q-таблицы эpsilon жадной стратегией с уменьшением epsilon на каждом эпизоде (4 эпизода обучения + 1 эпизод тест)

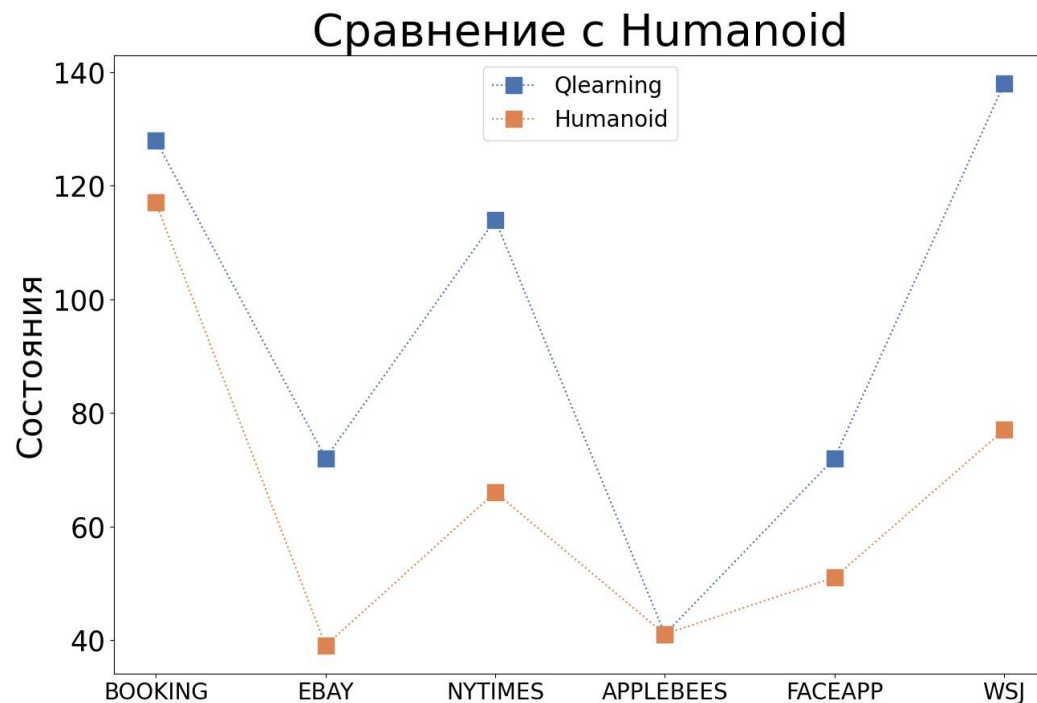
Стратегия	booking	applebees	faceapp	ebay	nytimes	wsj
Предобучение + Обратная частота нажатий	124	<b>72</b>	<b>114</b>	<b>41</b>	<b>72</b>	93
Эpsilon жадное предобучение + Обратная частота нажатий	<b>128</b>	67	63	24	57	<b>138</b>

# Независимость от приложения

- Абстрактные состояния
  - Состояния кодируются количеством интерактивных элементов на них
  - Награда пропорциональна количеству интерактивных элементов в новом состоянии
- DQN
  - Состояние кодируется изображением с масками интерактивных элементов
  - Сверточная сеть предсказывает Q-значение исходя из состояния и действия

Стратегия	booking	ebay	nytimes	applebees	faceapp	wsj
Обратная частота нажатий	117	65	77	33	54	93
Количество интерактивных элементов	85	46	45	30	50	119
Обратное количество интерактивных элементов	85	34	46	38	49	87
Расстояние между состояниями	86	46	74	32	37	81
Эпсилон жадная стратегия	<b>128</b>	41	70	36	60	84
Предобучение	124	<b>72</b>	<b>114</b>	<b>41</b>	<b>72</b>	93
Эпсилон жадное предобучение	<b>128</b>	67	63	24	57	<b>138</b>
Обобщенные состояния			COMING SOON			
Сверточная нейронная сеть			COMING SOON			

# Сравнение с Humanoid





# Результаты и дальнейшая работа

- Изучены Q-learning подходы в задаче тестирования мобильных приложения
- Реализованы и внедрены несколько стратегий обучения с подкреплением в инструмент DroidBot
- Произведено сравнение различных стратегий и функций наград Q-learning алгоритмов на основе двух метрик
- Q-learning подход с предобучением Q-таблицы превзошел современный инструмент тестирования Humanoid

# Результаты и дальнейшая работа

- В перспективе можно рассмотреть влияние альтернативного представления состояний приложения (в том числе эмбединги)
- LASER подход (поиск оптимальной стратегии параллельно с оптимальным представлением)
- Более сложные походы глубокого обучения с подкреплением