

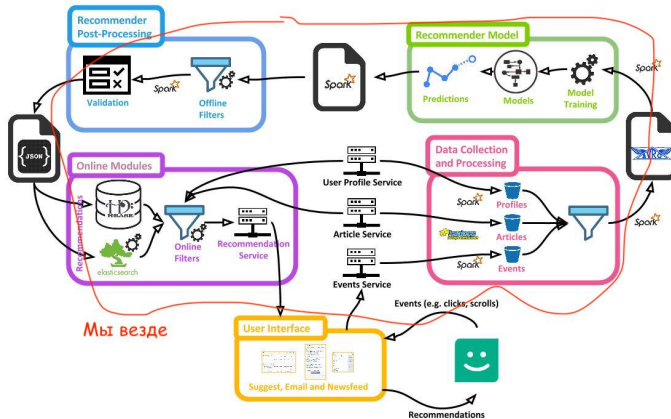
Recommendations + Reinforcement Learning = ♥

Николай Анохин

14 ноября 2024 г.



Контекст



Сложности в постановке задачи рекомендаций

1. Оцениваем айтемы по-отдельности, а показываем по несколько (лентой)
2. Смещение между распределениями на обучении и применении
3. Модель не объясняет, почему именно эти айтемы подходят пользователю
4. Не учитывается долгосрочный эффект рекомендаций



Долгосрочный эффект рекомендаций



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○●○○○○

Многорукие бандиты
○○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
○○

Полная постановка RL в рекомендациях
○○○

Итоги
○○○○○

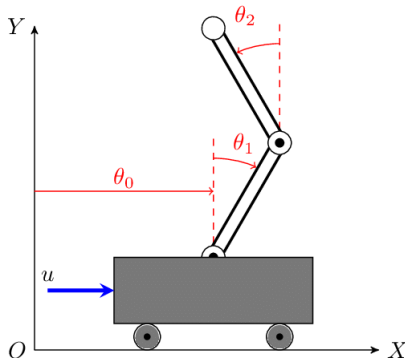
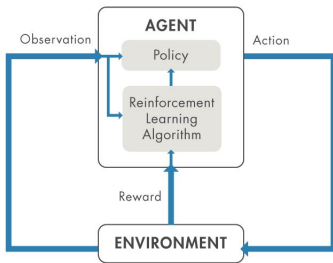


Долгосрочный эффект рекомендаций

1. Эволюция пользователя (рекомендер влияет на пользователя)
2. Эволюция рекомендера (рекомендер влияет на себя)
3. Отложенная награда



Постановка задачи Reinforcement Learning



Markov Decision Process (MDP)

| | |
|----------------------|---|
| История | $H_t = O_1, A_1, R_1, \dots O_t, A_t, R_t$ |
| Состояние | $S_t = f(H_t)$ |
| Среда | $\mathcal{P}(S_t A_t, S_{t-1})$ |
| Награда | $R(S_t S_{t-1})$ |
| Политика | $\pi(A S)$ |
| Кумулятивная награда | $G_t = R_t + \gamma R_{t+1} + \gamma^2 R_{t+2} + \dots$ |

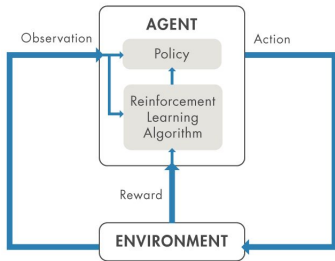
Цель: выбрать оптимальную политику

MDP: (S, A, \mathcal{P}, R)

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} \mathbb{E}_{\mathcal{P}, \pi} G_t$$



Рекомендации как Reinforcement Learning



RecSys

Пользователь

Контекст

Рекомендательный сервис

Алгоритм рекомендаций

Рекомендация

Покупка, просмотр, клик

???

→

RL

→

Среда (environment)

→

Наблюдение (observation)

→

Агент (agent)

→

Политика (policy)

→

Действие (action)

→

Награда (reward)

→

Эпизод (episode)



Почему RL (почти) не используется в продакшен рекомендерах?

- Огромное меняющееся пространство действий-состояний
- Отсутствие данных (сред) для проверки идей
- Дорогая реализация алгоритмов



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○○○○○○

Многорукие бандиты
●○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
○○

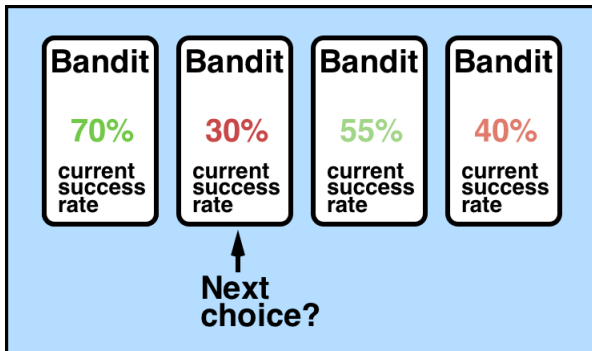
Полная постановка RL в рекомендациях
○○○

Итоги
○○○○○

Многорукие бандиты



Multi-armed bandit



$$Q_n(a) = \mathbb{E}[R_n \mid A_n = a]$$

$$A_n^* = \max_a Q_n(a)$$



Варианты решений I [BAN19b]

- ε -greedy: выбираем случайную руку с вероятностью ε , иначе жадно
- ε -decay: как ε -greedy, но уменьшаем ε со временем

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{1 + n\beta}$$

- Upper Confidence Bound (UCB)

$$A_n = \arg \max_a \left(Q_n(a) + c \sqrt{\frac{\log(n)}{N_n(a)}} \right)$$



Варианты решений II: Gradient Bandit [BAN19c]

Политика, которая чаще выбирает “хорошие” руки

$H(A_k)$ – value руки k

$$\pi(A_k) = \frac{\exp H(A_k)}{\sum_j \exp H(A_j)}$$

Обновление

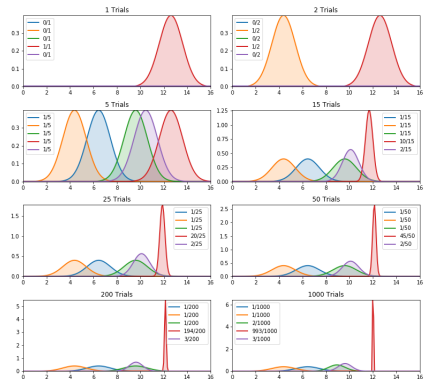
$$H_{t+1}(A_t) = H_t(A_t) + \alpha(R_t - \bar{R}_t)(1 - \pi_t(A_t))$$

$$H_{t+1}(a) = H_t(a) - \alpha(R_t - \bar{R}_t)\pi_t(a), \forall a \neq A_t$$

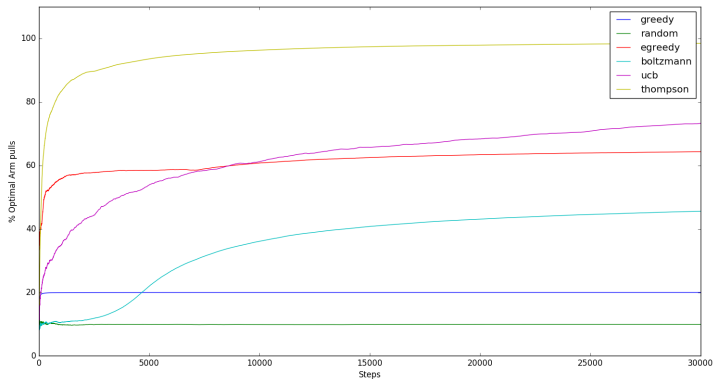


Варианты решений III: Thompson Sampling

1. Для каждой руки оцениваем распределение награды
2. Семплируем значение из каждого из распределений
3. Выбираем руку с наибольшим значением



Сравнение алгоритмов¹



¹<https://sudeeppraja.github.io/Bandits/>



Итоги

- (В некоторых случаях) оптимально соблюдают баланс Explore/Exploit
- Простые и работают на практике для задач с небольшим количеством действий

- Не учитывают состояния среды



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○○○○○○

Многорукие бандиты
○○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
●○

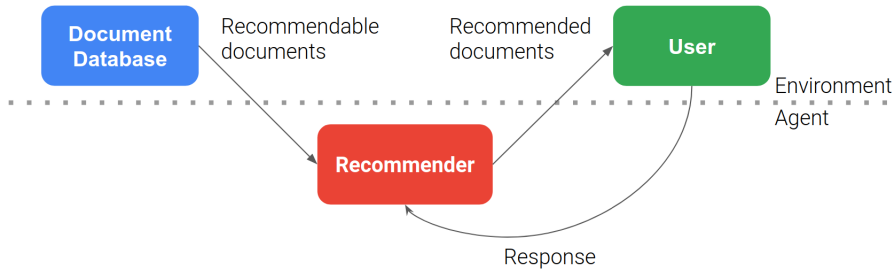
Полная постановка RL в рекомендациях
○○○

Итоги
○○○○○

Симуляторы для рекомендаций



RecSim: A Configurable Simulation Platform for Recommender Systems [IHM⁺19]



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○○○○○○

Многорукие бандиты
○○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
○○

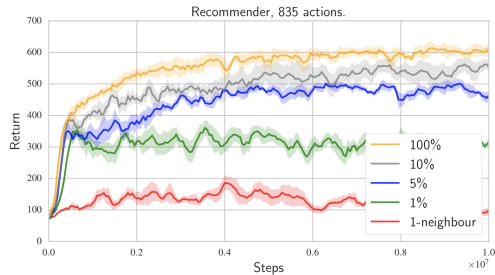
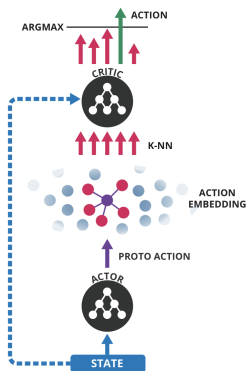
Полная постановка RL в рекомендациях
●○○

Итоги
○○○○○

Полная постановка RL в рекомендациях



Deep Reinforcement Learning in Large Discrete Action Spaces [DAEH⁺15]²

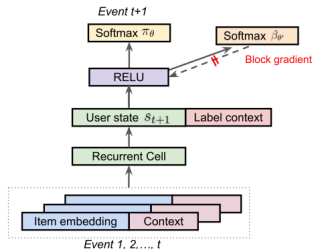


²Пример использования в рекомендациях: <https://arxiv.org/abs/1811.05869>



Top-K Off-Policy Correction for a REINFORCE Recommender System [CBC⁺18]

- Масштабировали алгоритм REINFORCE на огромное пространство действий.
- Применили корректировку смещения между logging и обучаемой политикой.
- Изобрели новую корректировку на top-k рекомендации.
- Применили все это в продакшене YouTube.



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○○○○○○

Многорукие бандиты
○○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
○○

Полная постановка RL в рекомендациях
○○○

Итоги
●○○○○○

Итоги



Итоги

Постановка задачи RL очень хорошо соответствует задаче рекомендаций.

В рекомендациях все признают проблемы explore/exploit и смещений. Их решают методами, заимствованными из RL.

Придется подождать, пока RL в рекомендациях станет общей практикой.



Итоги курса

В будущем рекомендательные системы будут давать релевантные, разнообразные и полезные рекомендации. Они будут учитывать долгосрочные интересы пользователей. А пользователи будут понимать, почему им что-то предлагают и смогут контролировать механизмы построения рекомендаций.

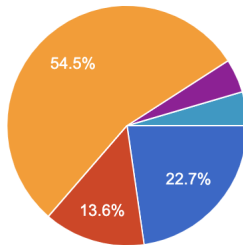
Но понадобится ваша помощь. И научная честность.



Мои ожидания от этого курса

22 responses

 Copy



- Хочу получить базовое введение в рекомендательные сервисы
- Хочу получить глубокие теоретические знания о задаче реко...
- Хочу научиться создавать боевые рекомендательные сервисы
- Хочу просто пройти курс, это требуется, чтобы закончить ВУЗ
- Хочется и теории и хорошей практи...
- В первую очередь очень хочу закон...



Долгосрочный эффект рекомендаций
○○○○○○○

Многорукие бандиты
○○○○○○○

Симуляторы для рекомендаций
○○






Полная постановка RL в рекомендациях
○○○

Итоги
○○○○●

<https://t.me/mlvok>




Литература I

-  *13 solutions to multi-arm bandit problem for non-mathematicians*, 2019.
-  *Multi-armed bandits and reinforcement learning*, 2019.
-  *Multi-armed bandits and reinforcement learning 2*, 2019.
-  Minmin Chen, Alex Beutel, Paul Covington, Sagar Jain, Francois Belletti, and Ed H. Chi, *Top-k off-policy correction for a REINFORCE recommender system*, CoRR **abs/1812.02353** (2018).
-  Gabriel Dulac-Arnold, Richard Evans, H. V. Hasselt, Peter Sunehag, Timothy P. Lillicrap, Jonathan J. Hunt, Timothy A. Mann, Théophane Weber, Thomas Degris, and Ben Coppin, *Deep reinforcement learning in large discrete action spaces*, arXiv: Artificial Intelligence (2015).



Литература II

-  Eugene Ie, Chih-wei Hsu, Martin Mladenov, Vihan Jain, Sanmit Narvekar, Jing Wang, Rui Wu, and Craig Boutilier, *Recsim: A configurable simulation platform for recommender systems*, 2019, cite arxiv:1909.04847.

