Рекомендательные системы ШАД Весна 2025

Лекция 1: Введение

#### Команда курса

Лекторы: Ткаченко Даня, Лавка Зайцева Алена, Лавка Хрыльченко Кирилл, Портал

Семинаристы:
Нигматуллин Рома, constructor.com, ех. Лавка
Красильников Леша, Портал, ех. Лавка
Матвеев Артем, Портал
Байкалов Владимир, Портал

#### Даня Ткаченко

- окончил мехмат МГУ, матлог
- пришел в Яндекс в 2018ом улучшать качество поиска по видео
- с 2019ого года занимался рексистемами в разных местах портала
- с 2020 года делал рекомендации в Дзене
- в 2022 году пришел делать рекомендации в Лавку, и в 2023 постепенно начал руководить там всем ML

#### Алена Зайцева

- окончила <mark>Бауманку (ИУ7</mark>, программная инженерия)
- поработала в стартапе, где писали "у нас есть attention дома"
- пришла в Яндекс в 2023-м году, поработала над поиском, ллм-ками и рекомендациями
- руковожу командой рекомендаций и драйвлю использование AI в разных частях Лавки

#### Кирилл Хрыльченко

- занимается машинкой с 2017-го года
- окончил ВМК МГУ (бакалавриат матстата, магистратуру ммп)
- пришел в Яндекс в 2020-м году делать нейросетевые технологии для рекомендаций; с 2022-го года руковожу командой, занимающейся R&D рексистем для всей экосистемы Яндекса
- помогал улучшать рекомендации Музыки, Маркета, Кинопоиска, Алисы, Лавки, а также Поиск и Рекламу

## Что будет в курсе

Лекция и семинар 1

Лекция и семинар 2

Старт контеста

Лекция и семинар 3

Выдача Д3-1

Лекция и семинар 4

Лекция и семинар 5

Лекция и семинар 6

Выдача Д3-2

Лекция и семинар 7

Лекция и семинар 🚦

Введение

Оффлайн и онлайн метрики

Кандидатогенерация, модели

Про ранжирование

Нейросетевое ранжирование

Нейросетевая кандидатогенерация

**Case Study** 

Тренды в RecSys

#### Оценки

**Домашка**Первая из 6 баллов
Вторая из 10 баллов

**Контест 3 бейзлайна** 

2 балла за первый

4 балла за второй

**6** баллов за третий

Бонусные баллы
Топ-3/Топ-10 в контесте
Баллы от семинаристов
за проактивность

отл 24, хор 20, уд 14

# Дисклеймер Про что этот курс и не про что этот курс

- Курс посвящен не только рекомендациям как математической задаче
- В том числе пробуем дать представление (не очень длинное 🥹) о том, как может выглядеть рек-система in your friendly neighborhood рантайме
- Цель курса: чтобы вы смогли пройти к нам собес на джуна
- Мы = абстрактная продуктовая или исследовательская команда по рекам

## Да кто такие эти ваши RecSys-темы

A **recommender system (RecSys)**, or a **recommendation system** (sometimes replacing *system* with terms such as *platform*, *engine*, or *algorithm*), is a subclass of information filtering system that provides suggestions for items that are most pertinent to a particular user. [1][2][3] Recommender systems are particularly useful when an individual needs to choose an item from a potentially overwhelming number of items that a service may offer. [1][4]

...обычно где-то, где кто-то должен выбрать что- то, но он не очень хочет этого делать.

#### Зачем

#### Бизнес:

- Ключевые метрики (e.g. GMV, CPC, etc)
- Timespent для подписочных сервисов
- Доказанный эффект на longterm -метрики (retention, NPS, etc)
- Дешево в проде, все еще можно говорить, что Al

#### Зачем

#### Пользователи:

- Обычно не сильно любят выбирать
- Редко знают, что хотят
- Хотим знать за них

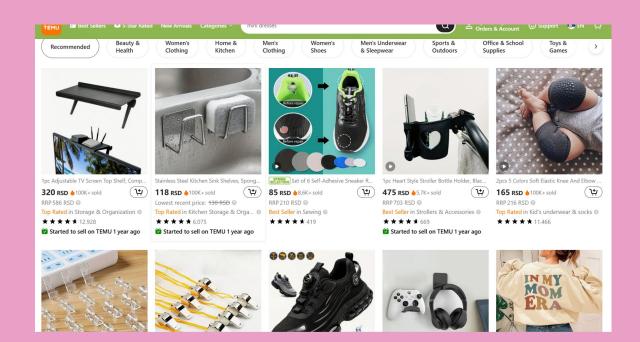
#### Зачем

#### Мы:

- Можно заниматься не только трансформерами
- Всегда на стыке продукта и ML
- Нам платят

(если все хорошо)







- Бизнес может больше продавать
- Пользователю проще выбирать из миллионов товаров

#### **tinder**

- Бизнесу нужны а) подписки б) рекламная выручка
- Пользователям нужны матчи

При помощи рекомендательной системы можно оптимизировать функцию от этого [1]





# **TikTok**

- Бизнесу нужен жесткий таймспент ради рекламы и иногда счастье авторов
- Пользователю нужно меньше смотреть тикток и начать жить [2]



# Google Ads

- Бизнесу надо денег с аукционов второй цены
- Для честного аукциона нужна хорошая вероятность клика [3]
- **Ну вы поняли, это** рексистема
- Пользователям ничего из этого не надо
- Смешную картинку не нашел

#### Коротенькая история Датасет MovieLens



- Movielens изначально сайт с системой рекомендаций фильмов, запущенный GroupLens в 1997
- Все еще работает (qr-code в углу)
- Делали, чтобы собирать данные для рисерча
- Был go-to-dataset-ом много лет, замеры легко найти в статьях через одну, все еще широко используется [4]
- Перестал обновляться в районе 2019 из-за privacy concern-ов

#### Коротенькая история Netflix Prize

- Контест, проводившийся Netflix-ом в 2006-2009гг.
- Датасет и бейзлайн к нему предоставлялся Netflix (их алгоритм рекомендаций на тот момент)
- 100,480,507 оценок, которые поставили 480,189 пользователей 17,770 фильмам, с датами
- 1,000,000\$ самому крутому, кто побьет их алгоритм на 10% на RMSE
- Победители выиграли по времени (разница 20 минут)

#### Коротенькая история Последствия Netflix Prize

- Коллаборативная фильтрация с помощью матричной факторизации is king (SVD/ALS)
- Но не без ансамблирования и экстенсивной предобработки
- Привлек большое внимание к рекомендательным системам, взрыв рисерча
- Довольно рано стала понятна ценность правильной метрики (и что RMSE неправильная)
- Hinton et al. Предложили первые нейронки (RBM)
- Подробно тут [5]

# **Коротенькая история** Появление нейронок

- 2013, DSSM-like рекомендации: двухбашенные MLP с одной башней для пользователя и одной для айтема [6]
- 2016, Wide&Deep: комбинация из линейной (memorization) и нейронной (generalization) модели [7]
- 2017, DCN: эмуляцию взаимодействий второго порядка при помощи Cross-слоев [8]
- 2018, SASRec, переформулировали задачу и впихнули attention (в прод естественно такое не завезти) [9]
- 2024, HSTU: первый генеративный подход, который сработал в проде [10]

# Так как порекомендовать что-нибудь?

#### Модельный кейс:

- Рекомендации новостей из классической статьи Yahoo про многоруких бандитов в рекомендациях [11]
- В проде уже что-то работает
- Нас просят сделать рекомендации прямо сейчас, и нет времени писать фронтенд-логи (дальше в курсе будет про важность этого)
- У нас есть только позитивные взаимодействия

Попробуем собрать что-то совсем простое.



Figure 1: A snapshot of the "Featured" tab in the Today Module on Yahoo! Front Page. By default, the article at F1 position is highlighted at the story position.



# Самый полезный слайд во всем курсе



#### Как решить вашу ML-задачу

- Что хочет бизнес?
- Что мы можем предсказать, что плюс-минус этому соответствует ?
- Какая модель может это предсказать?
- Какие признаки?
- Как строится датасет?
- Как провалидировать результаты в **оффлайне**
- Как провалидировать результаты в онлайне





# Что хочет бизнес?





Что хочет бизнес? Допустим, бизнес хочет как можно больше прочитанных новостей.



бизнес

Что мы можем предсказать, что плюс-минус этому соответстует?



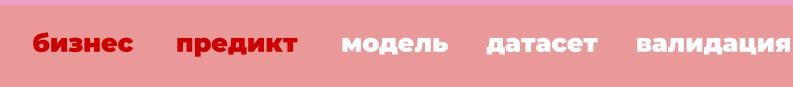
Что мы можем предсказать, что плюс-минус этому соответстует? Допустим, вероятность клика. Если у нас есть эта вероятность, мы просто можем отсортировать по ней.





Какая модель может это предсказать?







Какая модель может это предсказать? Something something CrossEntropy. В качестве модели возьмем градиентный бустинг для простоты, скорости инференса и патриотических соображений.



Какие признаки у модели?





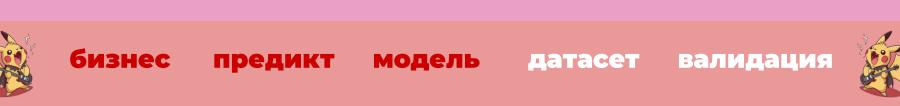
Какие признаки у модели?

Пользователь, Мир вокруг, Новость, Их взаимодействие



Как строится датасет?





Как строится датасет?

Разделение, позитивы, негативы.

Разделение – горячий топик. На практике в индустрии всегда разделяют по времени. Больше об этом дальше в курсе.



датасет

# Как провалидировать результаты



Как провалидировать результаты

В оффлайне: ваши любимые способы для бинарной классификации.

В рантайме: шмальнуть АБ на пользователей. Нужно придумать метрики, чтобы знать, что все хорошо. И что все плохо :smirk:



#### Спасибо!

Даня Ткаченко, Служба ML-сервисов Лавки, Белград 2025

15	Recommender Systems in Industry: A Netflix Case study
	Deep Neural Networks for YouTube Recommendations
7	[1606.07792] Wide & Deep Learning for Recommender Systems
[8]	[1708.05123] Deep & Cross Network for Ad Click Predictions
9	[1808.09781] Self-Attentive Sequential Recommendation
110	1 [2402.17152] Actions Speak Louder than Words: Trillion-Parameter Seguential Transducers

[11] [1003.0146] A Contextual-Bandit Approach to Personalized News Article Recommendation

[1] Machine Learning Recommendation Algorithms in Online Dating

[2] The Mystery of DNNs: Debunked and Explained | TikTok

[3] Как работает аукцион в Директе

[4] MovieLens | GroupLens

for Generative Recommendations