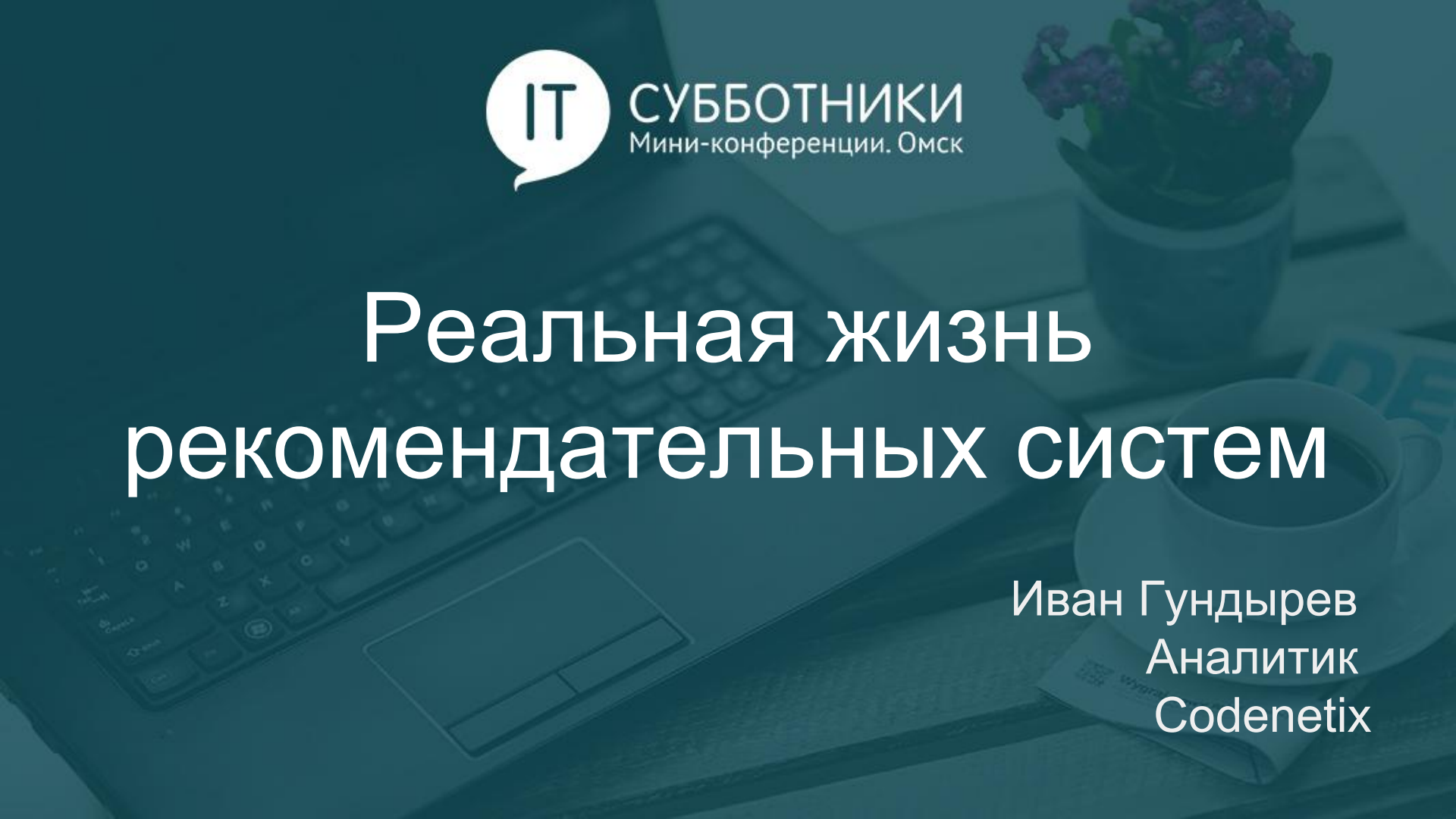



# Реальная жизнь рекомендательных систем

Иван Гундырев
Аналитик
Codenetix

# Рекомендательные системы = RS

- Основная задача - спрогнозировать, какой контент (фильмы, музыка, книги, новости, веб-сайты) будет интересен пользователю.
- Для решения этой задачи используются - профили пользователей, история взаимодействия с контентом (покупки, просмотры, закладки, поисковые запросы), информация о контенте.

# RS для онлайн-кинотеатров:

- Пользователи – подписчики сервиса, посетители сайта.

# RS для онлайн-кинотеатров:

- Пользователи – подписчики сервиса, посетители сайта.
- Контент – фильмы, сериалы, TV-программы.

RS для онлайн-кинотеатров:

- Пользователи – подписчики сервиса, посетители сайта.
- Контент – фильмы, сериалы, TV-программы.
- Задача – удержание пользователей (чтобы им было интересно смотреть и они продлевали подписку) + увеличение продаж контента.

# Кто лидер и делает Rocket Science в этой области ?

# Кто лидер и делает Rocket Science в этой области ?


[Artwork Personalization at Netflix]
[Data Science and the Art of Producing Entertainment at Netflix]

# Историческое замечание

- Широко известный конкурс Netflix_Prize 2006-2009 поднял интерес к RS в целом и привлек многих исследователей к задачам, возникающим при разработке RS.

# Основные идеи RS

- 1. Фильтрация на основе содержания — выбор жанров, актеров  и рейтингование контента, попадающего под эти условия.

# Основные идеи RS

- 1. Фильтрация на основе содержания — выбор жанров, актеров  и рейтингование контента, попадающего под эти условия.
- 2. Коллаборативная фильтрация — используется история пользователей в прошлом (покупки, просмотры).

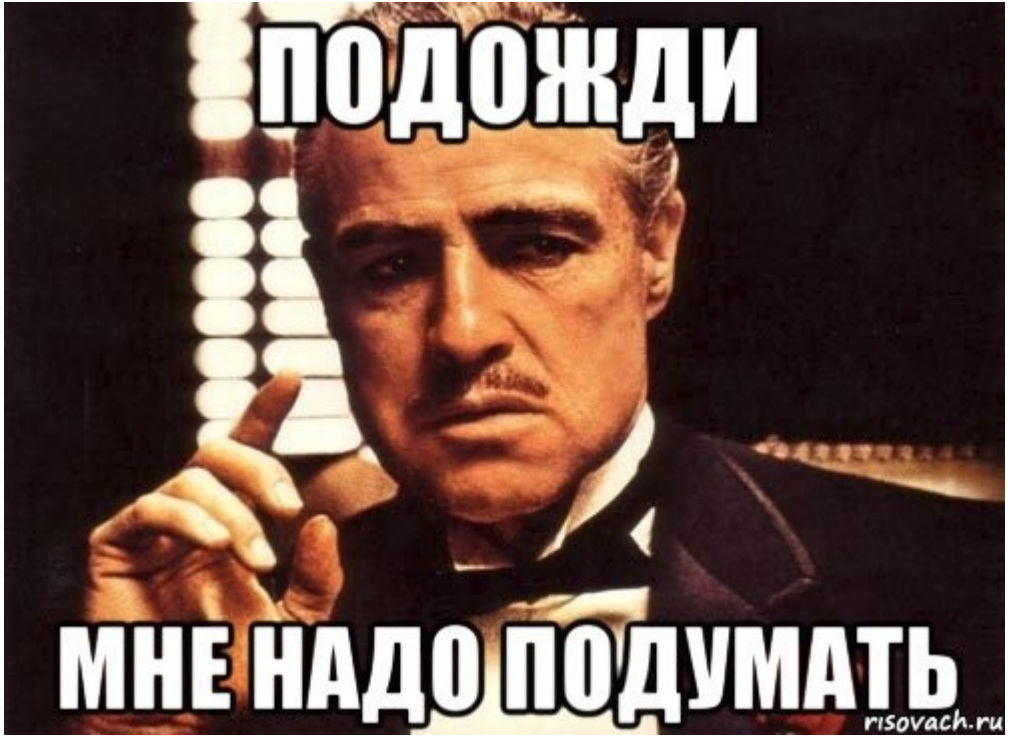
# Основные идеи RS

- 1. Фильтрация на основе содержания — выбор жанров, актеров  и рейтингование контента, попадающего под эти условия.
- 2. Коллаборативная фильтрация — используется история пользователей в прошлом (покупки, просмотры).
- 3. Гибридная модель — сочетание  моделей 1 и 2.

Вопрос:

Какая RS лучше работает ?

Вопрос: Какая RS лучше работает ?



Вопрос: Какая RS лучше работает ?


- Ответ: Можно понять только после сравнительного тестирования.

Вопрос: Какая RS лучше работает ?

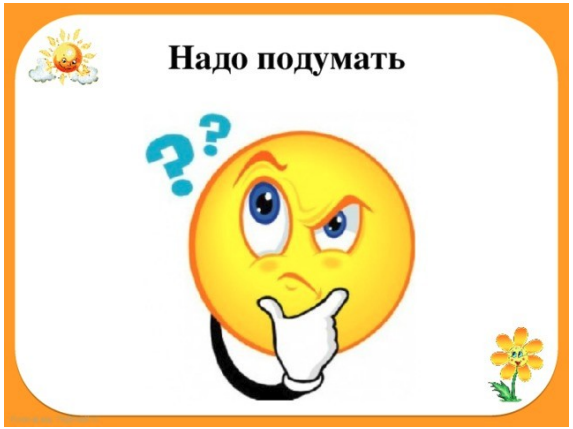

- Ответ: Можно понять только после сравнительного тестирования.
- Хорошо организованное A/B – тестирование очень важно в переговорах с заказчиком.

Важное замечание:


- Всегда реализуйте легкий способ смешивания (гибридизации) рекомендаций от разных моделей RS в различных пропорциях.

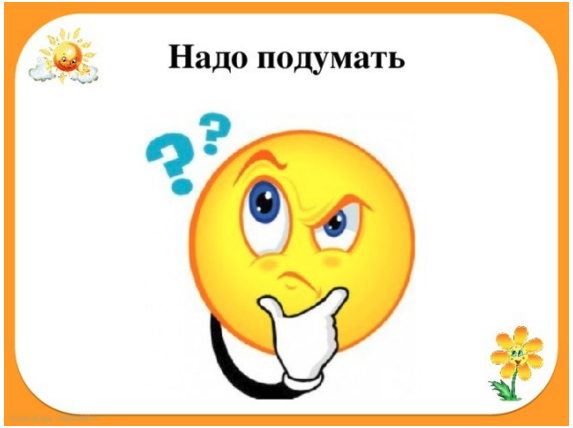
# Предварительный этап

- Что нужно для запуска алгоритмов ?



# Предварительный этап

- Что нужно для запуска алгоритмов ?




Базовая таблица:
Строка – id пользователя,
Столбец – id контента,
Значение элемента таблицы – это оценка контента пользователем.

Чуть – чуть математики :-).

Обозначим через U – множество пользователей в системе,
V – весь известный системе контент,
M – возможные оценки контента (подмножество вещественных чисел),
D – подмножество $U \times V$ такое, что для любой пары $(u,v) \in D$ известна оценка.
NA – неизвестное значение.

Тогда базовая таблица RS: $f : U \times V \to M \cup \{NA\}$ и $f(D) \subset M$

Обычно для многих пар $(u,v) \in U \times V$ значение $f(u,v)$ неизвестно. Поскольку пользователь просматривал (покупал) лишь небольшую часть контента в системе.

**Задача RS** – по известному отображению $f$ спрогнозировать оценки для таких пар (дозаполнить таблицу). И предложить контент с max оценками пользователю.

# Вся мощь линейной алгебры в помощь!

- Для решения задачи заполнения пропусков в базовой таблице один из самых широко используемых методов – классический SVD (Singular-value decomposition).

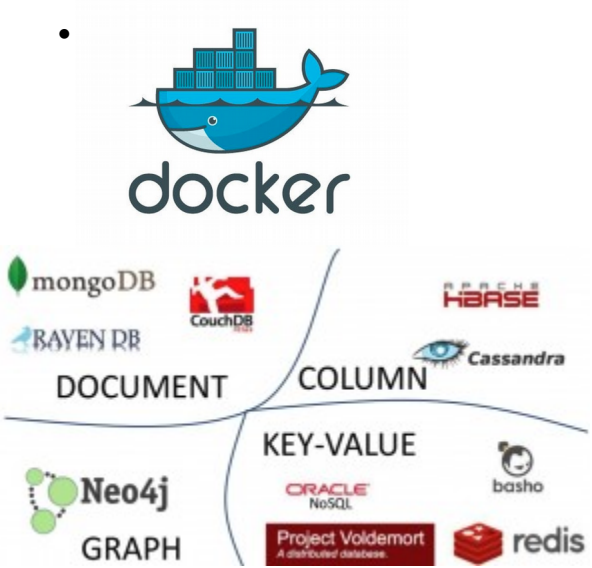
**SVD**

$$X_{[n \times m]} = U_{[n \times r]}\, S_{[r \times r]}\, (V_{[m \times r]})^{\top}$$

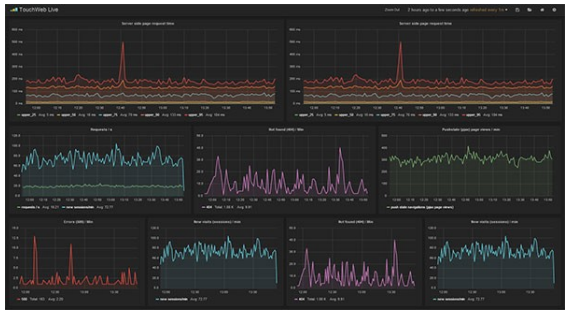
$$\underset{m \times n}{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ x_{m1} & & & x_{mn} \end{pmatrix} = \underset{m \times r}{U} \begin{pmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1r} \\ \vdots & \ddots & \\ u_{m1} & & u_{mr} \end{pmatrix} \underset{r \times r}{S} \begin{pmatrix} s_{11} & 0 & \cdots \\ 0 & \ddots & \\ \vdots & & s_{rr} \end{pmatrix} \underset{r \times n}{V^{\top}} \begin{pmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1n} \\ \vdots & \ddots & \\ v_{r1} & & v_{rn} \end{pmatrix}$$

- **X**: *m x n* matrix (e.g., m users, n videos)
- **U**: *m x r* matrix (m users, r concepts)
- **S**: *r x r* diagonal matrix (strength of each 'concept') (r: rank of the matrix)
- **V**: r x n matrix (n videos, r concepts)

# Немного о технологиях

- Почти наверняка будет использоваться: облачная инфраструтура, docker контейнеры, NoSQL базы данных, системы мониторинга – Graphana.
- 





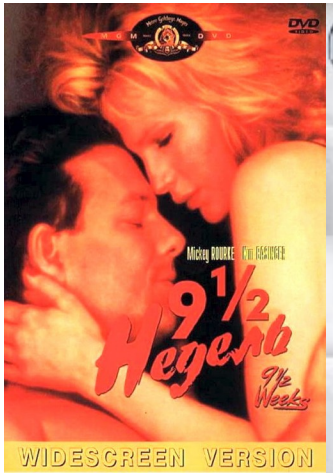
# Что же делать?

- Как жить, дядя Мить?

# Что же делать?

- Как жить, дядя Мить?
- 
- 
- Кадры, овладевшие техникой, решают всё!

# Кино для взрослых ≠ Adult Movie







1) Какой фильм скрывается под знаком вопроса ?
2) Какой фильм “лишний” в этой подборке ?

# Познавательные (не технические) книги

- Эрик Сигель “Просчитать будущее. Кто кликнет, купит, соврет или умрет”.
- Сет Стивенс-Давидовиц “Все лгут. Поисковики, Big Data и Интернет знают о вас все”.
- Гарри Каспаров “Человек и компьютер. Взгляд в будущее”.

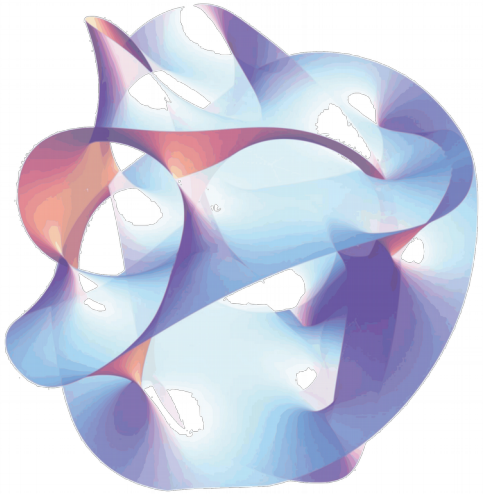


## Познавательные (технические + много математики) видео

- Разработка рекомендательной системы для интерактивного телевидения
- Тестирование рекомендательных систем, или как проверить то - не знаю что
- Машинное обучение в Дзене
- Построение рекомендательной системы на Python
- Какие задачи решает команда рекомендаций в Avito

# Пара слов о работе с унаследованным кодом

Картинки на которые можно смотреть пока докладчик, что-то рассказывает



# Вопросы ?

Гундырев Иван, Аналитик, Codenetix