

Применение алгоритмов коллаборативной фильтрации для рекомендации банковских услуг

Романцова Вера
Студент группы DS-17



Постановка задачи

1



Рекомендательные системы (RS)

- это комплекс алгоритмов, программ и сервисов, задача которого предсказать, что может заинтересовать того или иного пользователя на основе знаний о пользователе, продукте и его предыдущих покупок или интересов.



Описание проблемы

В условиях переизбытка информации пользователем крайне важно рекомендовать ему то, что будет наиболее интересным в текущий момент времени.

Рекомендательная система для банковской сферы отличается от классических рекомендательных систем, таких как Netflix, Amazon и пр. тем, что:

1. Информация о банковских продуктах зачастую очень скудна.
2. В традиционных задачах RS продукту присваивается рейтинг, как правило, по 5-10 балльной шкале. У банков же есть только бинарная информация о покупке продукта.
3. Самих банковских продуктов немного.
4. Но при этом, даже когда человек еще не стал клиентом банка, а только думает об этом, банк уже обычно знает о человеке очень много.



Актуальность проблемы

Наличие рекомендательной системы позволяет компании:

1. Увеличить прибыль
2. Увеличить продажи
3. Увеличить жизненную ценность клиента
4. Увеличить лояльность пользователей

По оценкам McKinsey, благодаря рекомендательным системам, Amazon увеличивает продажи на 35%, а Netflix - на 75%.



Этапы решения задачи

- 1 Первичный анализ задачи.
- 2 Поиск аномалий и заполнение пропусков в данных.
- 3 Создание **base-line** модели - **item-based** коллаборативной фильтрации, подбор гиперпараметров.
- 4 Создание альтернативной модели на основе скрытых факторов (на основе SVD)
- 5 Решение проблемы **холодного старта** для нового пользователя.
- 6 Создание более сложной гибридной модели.
- 7 Анализ качества моделей.



Целевая метрика

В основе рекомендательной системы лежит получение прогноза оценки продукта потребителем.

Мы будем сравнивать прогнозное значение оценки с фактическим. В нашем случае оценка бинарная: купил/не купил (0/1).

Метрика для сравнения модели и подбора гиперпараметров:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$



Первичный анализ

2



EDA

Исходные данные

Был использован [датасет](#), содержащий покупки банковских продуктов крупнейшей финансово-кредитной группы Испании Santander
Ноутбук доступен по [ссылке](#).

- Объем датасета:
13 647 309 объектов. Каждый объект - история покупок пользователем за месяц. Всего в выборке N месяцев на каждого пользователя
- Количество уникальных пользователей:
956 645. Для пользователей в датасете указаны характеристики пользователя, н-р такие как пол, возраст, уровень дохода и пр. Всего характеристик - 21.
- Количество продуктов:
24

*Ввиду того, что датасет большой и для расчетов требуются сервера с высокой производительностью для расчетов использовался датасет по 2% пользователей.



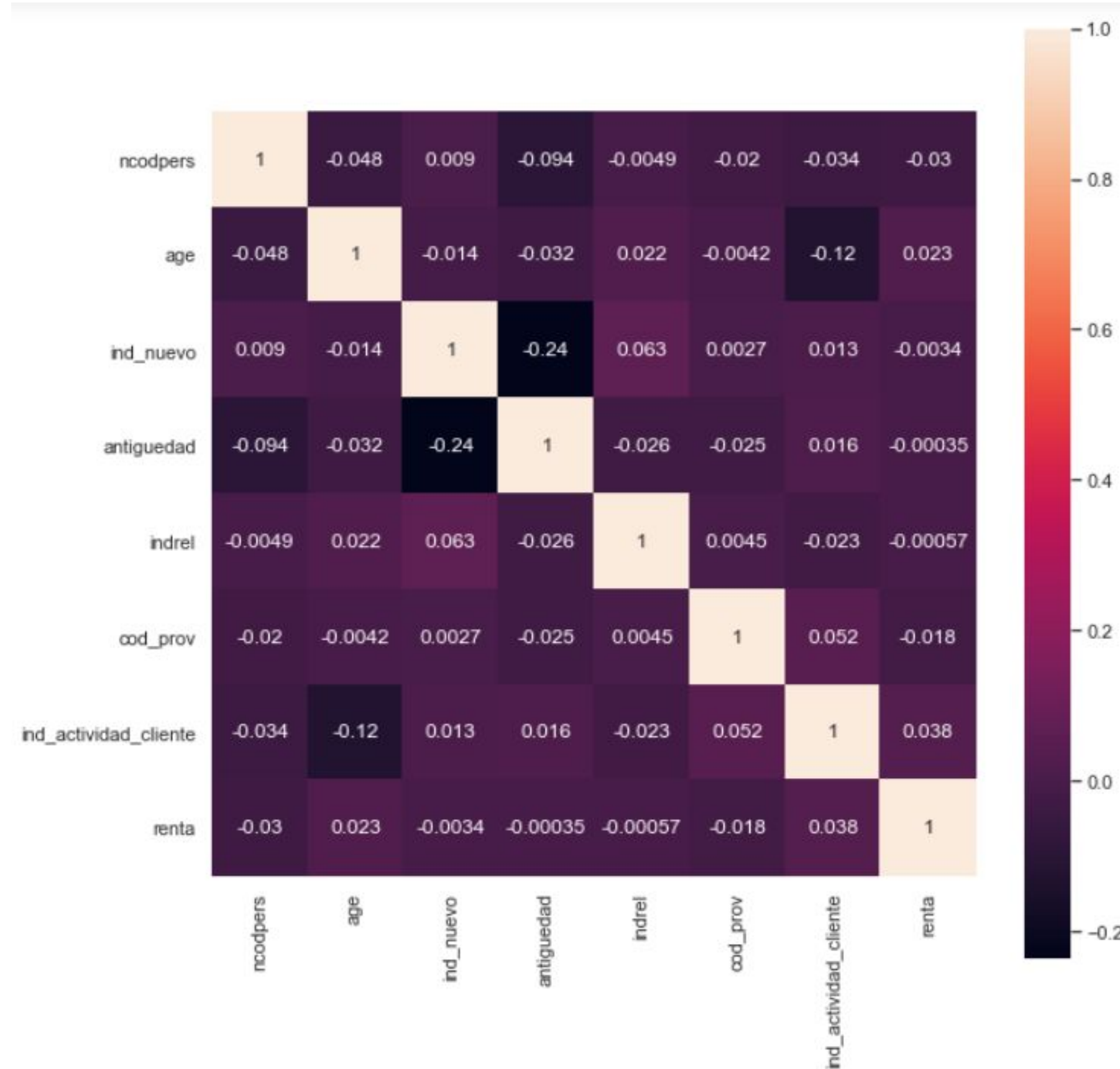
EDA

Выбор признаков

Удалим признаки из датасета, которые фактически дублируют информацию:

- например, код провинции и название провинции

Количественные признаки
не скоррелированы друг с другом
- можем их использовать все



Поиск аномалий и работа с пропусками

3



EDA

Работа с пропусками

- Для признаков по потребителю:

Для категориальных признаков заменили пропуски значением моды по каждому признаку.

Пропуски по числовым признакам заменили средним значением по каждой провинции*

- Пропуски по продуктам:

Заменили на 0, так если данных о приобретении продукта нет, мы не можем говорить о его приобретении.



fecha_dato	0
ncodpers	0
ind_empleado	764
pais_residencia	764
sexo	764
age	764
fecha_alta	764
ind_nuevo	764
antiguedad	764
indrel	764
indrel_1mes	765
tiprel_1mes	765
indresi	764
indext	764
conyuemp	290501
canal_entrada	3695
indfall	764
tipodom	765
cod_prov	2156
ind_actividad_cliente	764
renta	39575
segmento	4028

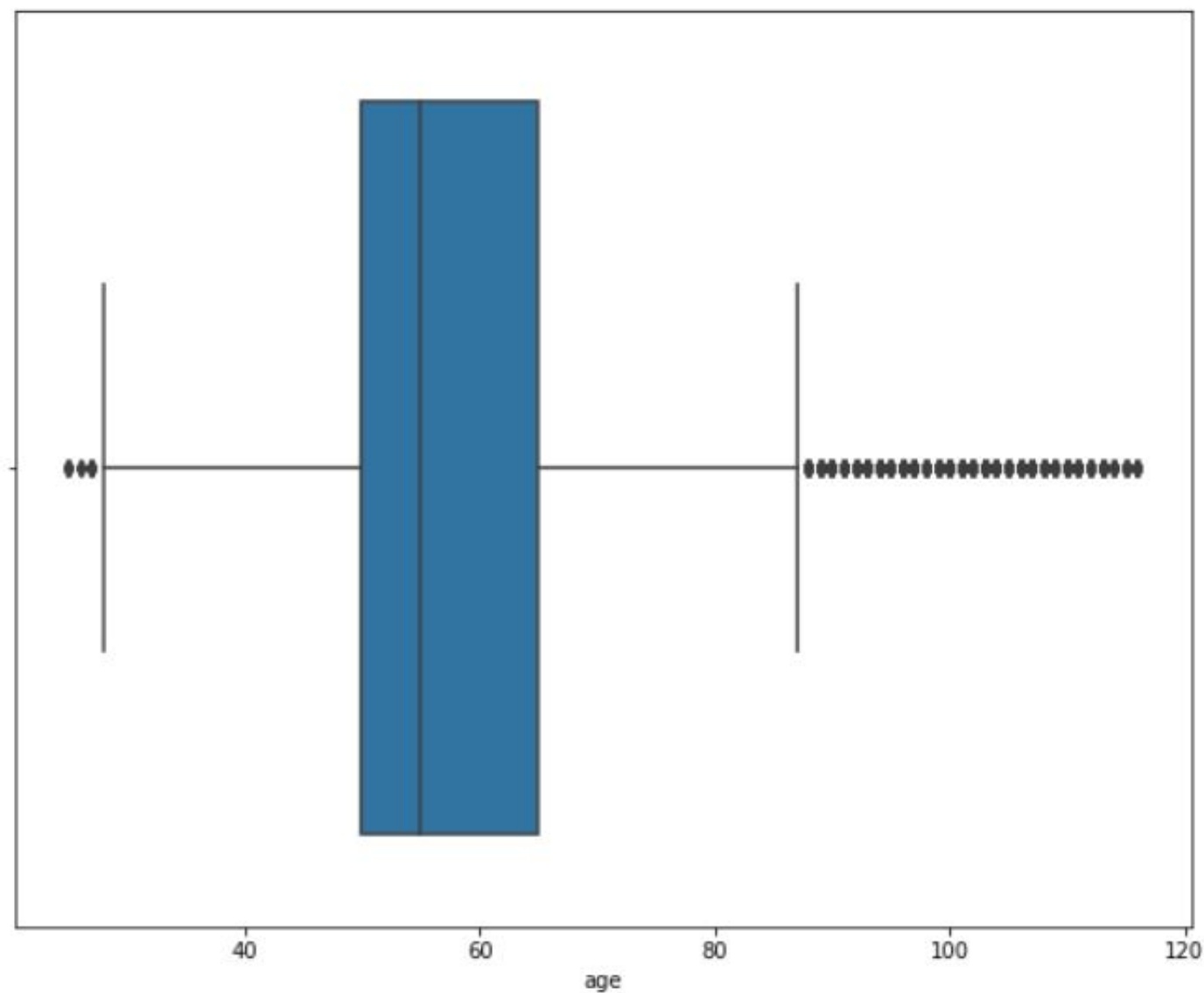
• в рамках урезанного датасета часть признаков пришлось заменить значениями по всему датасету



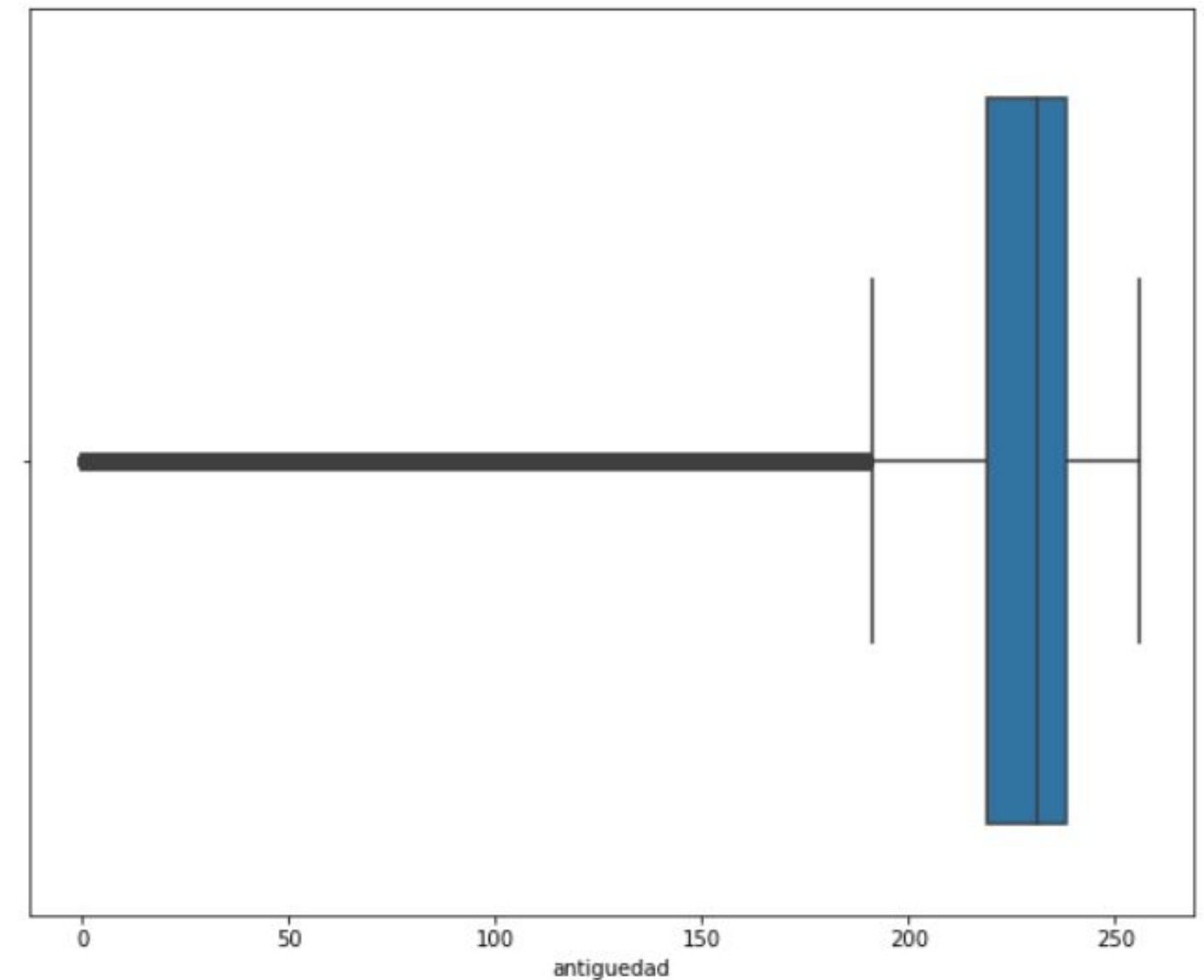
EDA

Поиск аномалий

- Для количественных переменных данные проверены на наличие аномалий



Долгожителей не убираем из датасета - для них также есть продукты - пенсии



Стаж работы покупателей также в пределах разумного и не превышает 20 лет



Методы и алгоритмы

4

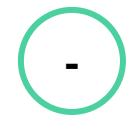


Item-based Collaborative Filtering



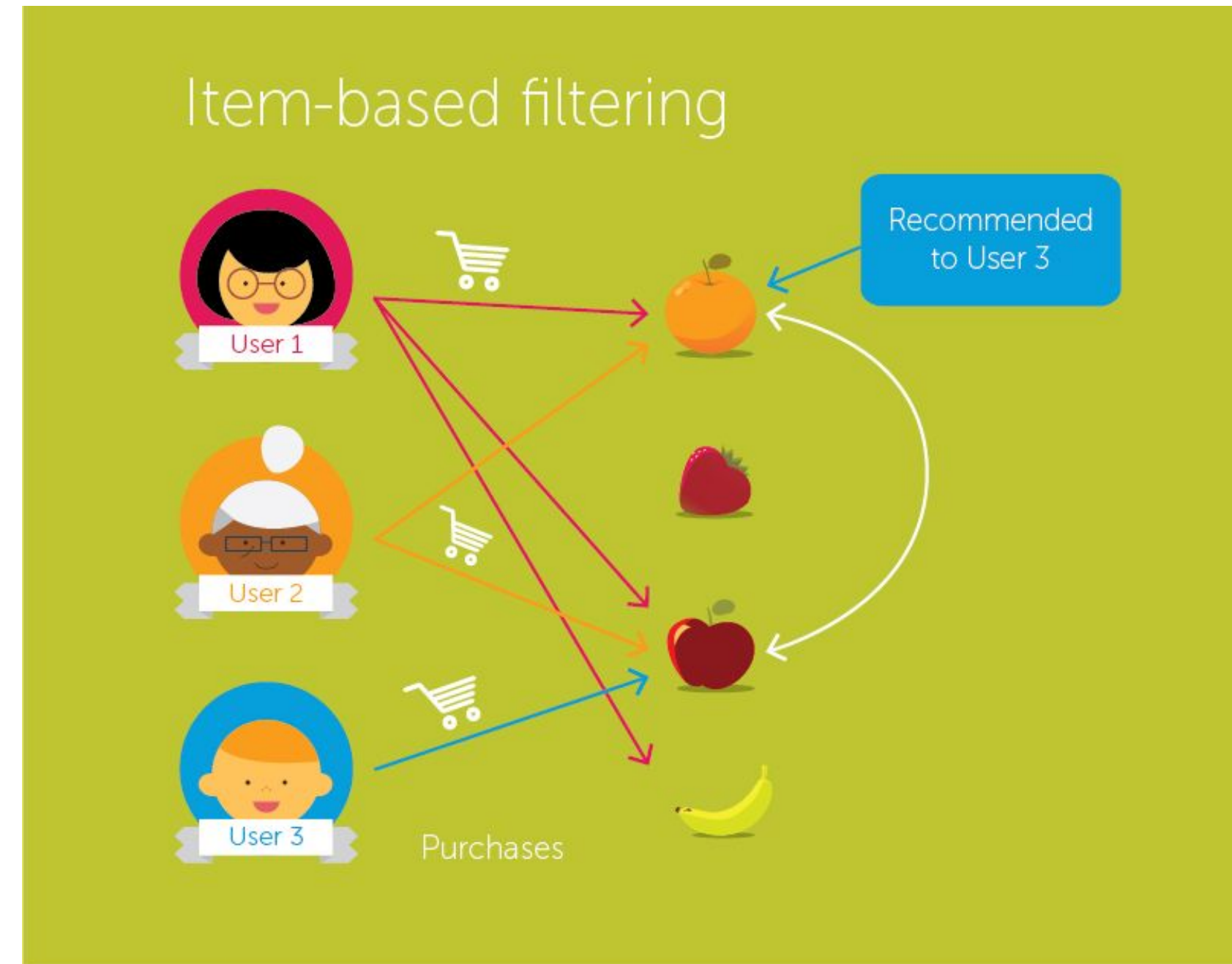
Преимущества

- универсальность метода
- вычислимость (если продуктов меньше, чем пользователей)



Недостатки

- проблема “холодного” старта



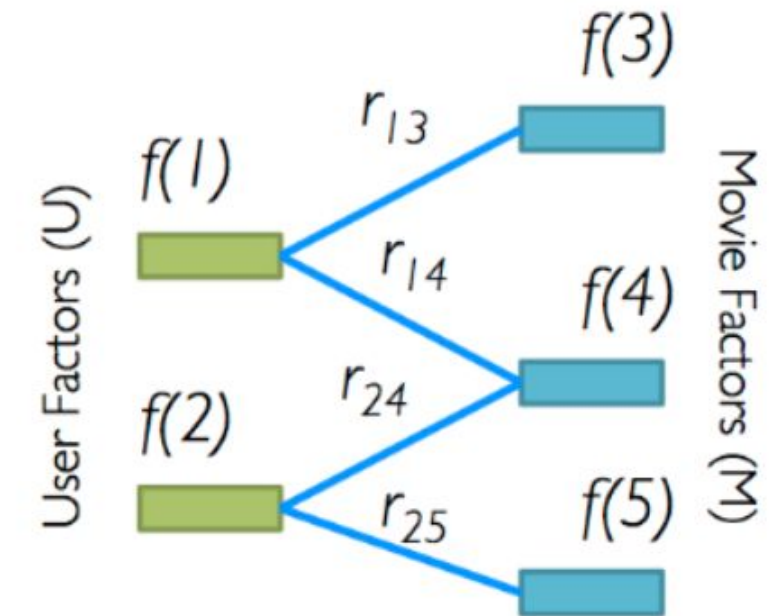
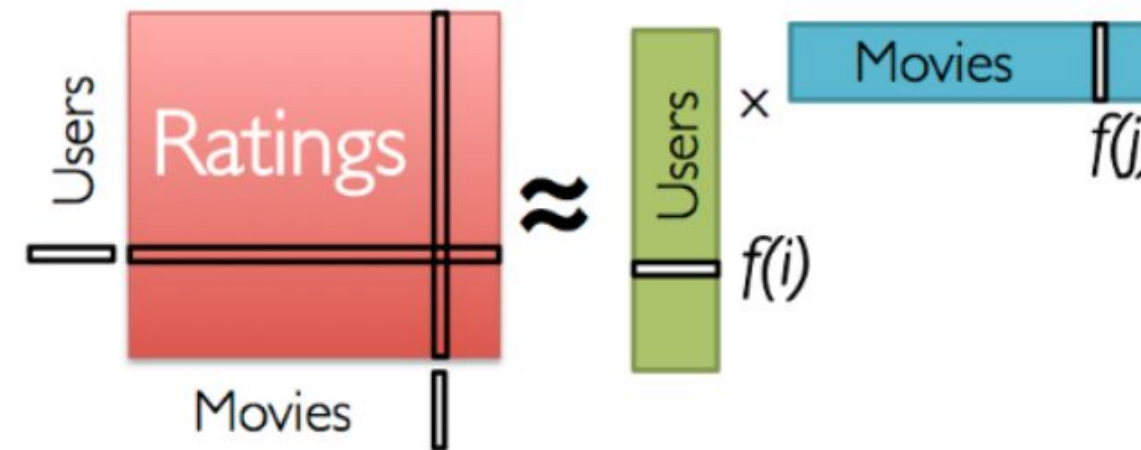
SVD-разложение (рекомендации на основе скрытых факторов)

+

Преимущества

- алгоритм позволяет выявлять скрытые признаки объектов и интересы пользователей

Low-Rank Matrix Factorization:



-

Недостатки

- матрица Ratings нам полностью неизвестна и не можем просто взять ее SVD разложение
- SVD разложение нужно пересчитывать с каждым новым пользователем и товаром
- **ВЫЧИСЛИМОСТЬ**



Hybrid RS

+

Преимущества

- объединяют несколько подходов и имеют **наибольшую** эффективность

-

Недостатки

- наиболее сложны в реализации
- **ВЫЧИСЛИМОСТЬ**



*Например, у Netflix в гибридной системе объединено 27(!) алгоритмов



Аналоги

1

XGBoost

- решение данной задачи с применением XGBoost доступно по [ссылке](#)

2

RandomForestClassifier

- решение данной задачи с применением RandomForestClassifier доступно по [ссылке](#)

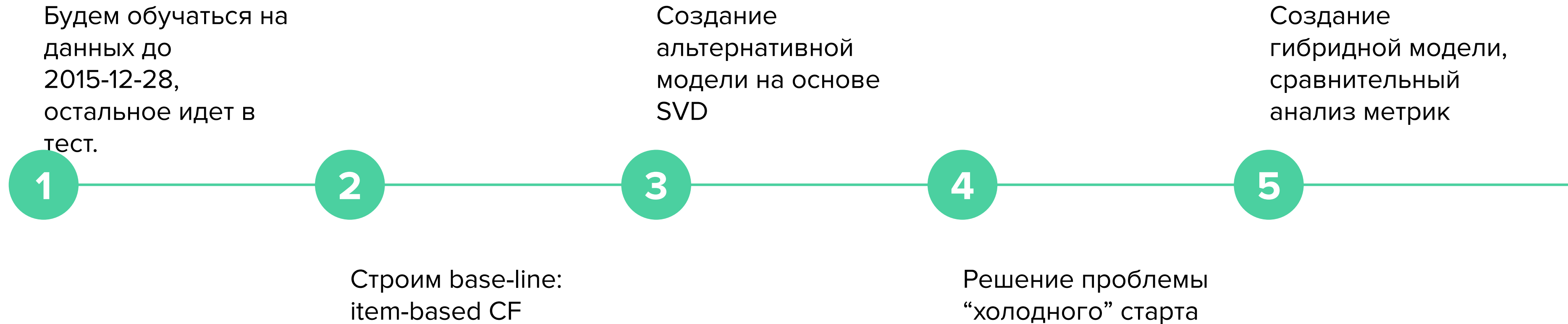


Этапы реализации

5



Этапы реализации системы рекомендации



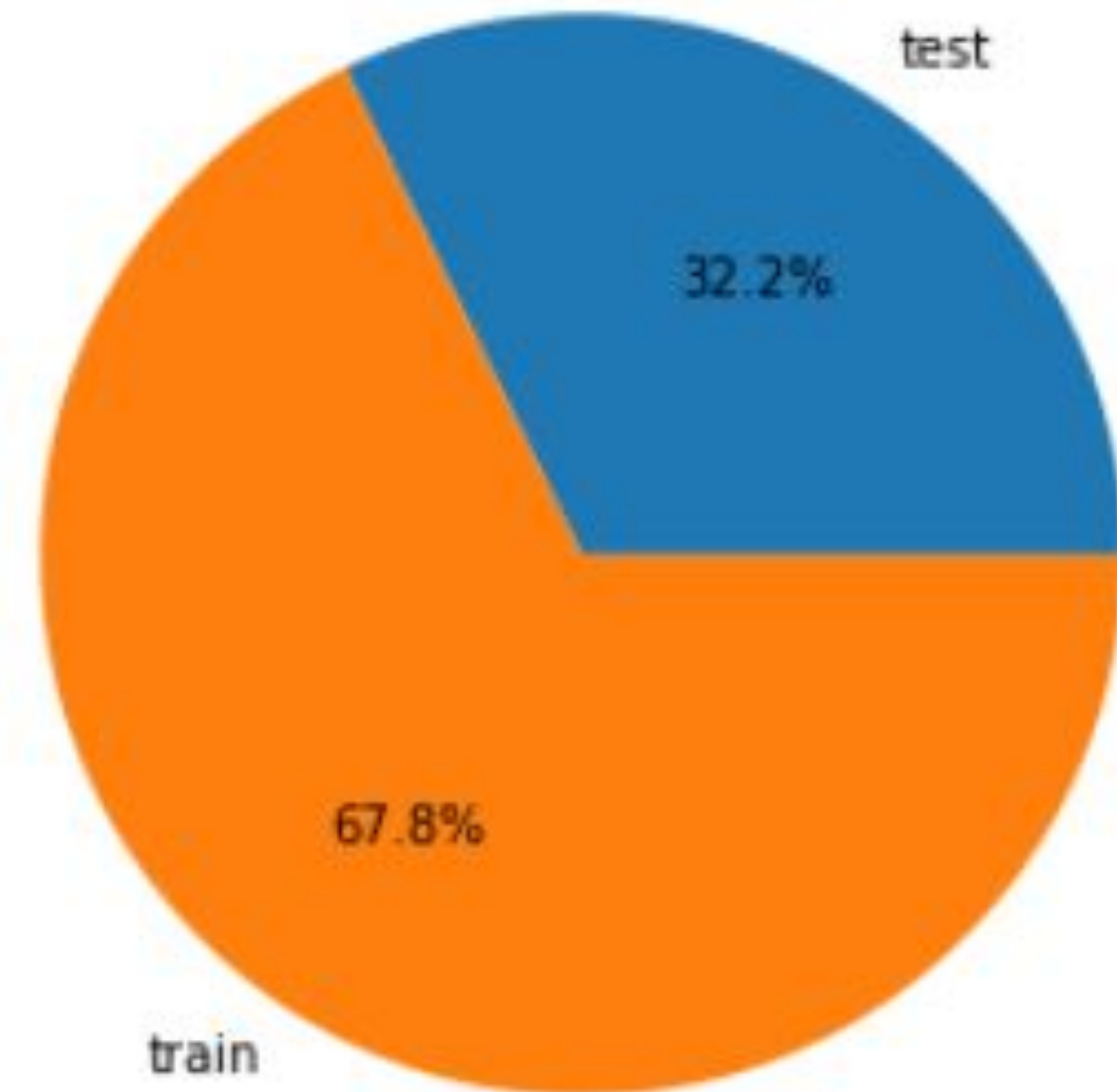
Разбивка датасета на train/test

- в исходном датасете по пользователю известны данные о нем (пол, возраст и т.д)
- в классических RS используется только 3 признака (user_id, product_id, rating)
- для корректного сравнения метрик классических методов RS и с использованием признаков пользователя делали разбивку по дате покупки



- был написан метод для разбивки данных на train/test с учетом этого фактора

Распределение данных по train/test



Item-based Collaborative Filtering

На основе KNNWithMeans подобраны следующие гиперпараметры, минимизирующие RMSE:

- с количеством соседей, равным 10
- и мерой сходства: корреляцией по Пирсону



SVD-разложение (рекомендации на основе скрытых факторов)

На основе SVD использованы следующие гиперпараметры:

- с числом скрытых факторов, равным 20
- и на 20 эпохах



Решение проблемы “холодного” старта Cold-start

На основе характеристик пользователя (пол, возраст и пр.) на основе сходства признаков найти продукты, наиболее интересные “соседям”:

- нашли пользователей с максимальным количеством категориальных совпавших фич
- получили рейтинги “соседей” для разных продуктов
- получили финальные рекомендации усреднением рейтингов “соседей”



Создание гибридной модели

Если пользователь ничего не купил:

- Рекомендуем ему то, что выбрали пользователи - “соседи” (с максимальным набором одинаковых признаков)

Если пользователь уже совершал покупки:

- Рекомендации на основе Item-based CF, SVD, Cold-start в равной пропорции



Результаты

5



Сравнительный анализ метрик и выбор модели

- Для случайных 1000 пользователей из тестовой выборки предсказали рекомендации и сравнили с ground_truth

Model	RMSE \pm std
RMSE for Cold_Start	0.1235 \pm 0.0510
RMSE for Item-based CF	0.1427 \pm 0.0614
RMSE for SVD	0.1387 \pm 0.0637
RMSE for Hybrid	0.1161 \pm 0.0506

Гипотеза, почему так происходит: (Cold-start лучше Item-based CF) - т.к. в обоих методах используется поиск ближайших соседей, то одна из возможных причин такого поведения - это намного **большая информативность** категориальных фичей при поиске ближайшего соседа, именно поэтому Cold-start используется в гибридной модели для пользователя с покупками.



Выводы

6



Выводы:

1. В ходе работы проанализирован исходный датасет, данные проверены на наличие аномалий и заполнены пропуски.
2. Для построения рекомендательной системы выбраны Item-based CF, рекомендации на основе скрытых факторов, гибридная модель и решение проблемы холодного старта на основе близости признаков пользователей.
3. В ходе работы выяснено, что категориальные признаки пользователя можно использовать для решения проблемы холодного старта, и помимо этого, использовать для пользователей, уже совершавших покупки ранее.
4. По данным RMSE выбрана лучшая модель - **Hybrid model**
5. Написана функция, дающая рекомендации для пользователя из датасета.



Дальнейшие пути развития:

1. На сервере подобрать оптимальные параметры для SVD
2. Использовать более сложную модель для холодного старта (для XGBoost)
3. Подобрать наилучшие веса для ансамбля модели в Hybrid
4. На высокопроизводительном сервере использовать данные всего датасета



Спасибо за внимание!

