Эффекты самоорганизации в рекомендательных системах

Дементьев Сергей
МФТИ
dementev.sa@phystech.edu

Веприков Андрей
МФТИ
veprikov.as@phystech.edu

Хританков Антон
ВШЭ, МФТИ
akhritankov@hse.ru

Аннотация

В работе исследуются петли скрытой обратной связи в рекомендательных системах. Решается задача поиска условий возникновения положительной обратной связи. Исследуется эффект самоорганизации в рекомендательной системе, в которой "товары"и "пользователи"меняются со временем.

Ключевые слова: Петли обратной связи · Рекомендательные системы · Контролируемое машинное обучение

1 Введение

Рекомендательные системы, формирующие пользовательский опыт на таких платформах, как YouTube, Netflix и социальные сети, играют ключевую роль в цифровой экосистеме, определяя, какой контент достигает аудитории. Однако их способность усиливать вовлечённость пользователей зачастую приводит к нежелательным последствиям, включая формирование эхо-камер и фильтрующих пузырей, которые ограничивают разнообразие информации и усиливают социальную поляризацию. Скрытые петли обратной. связи, возникающие, когда рекомендации изменяют поведение пользователей, а изменённые данные влияют на последующие алгоритмы, представляют серьёзную угрозу безопасности цифровых систем [1]. Обеспечение безопасности рекомендательных систем требует выявления и предотвращения таких петель, чтобы защитить пользователей от манипуляций, сохранить этичность алгоритмов и поддерживать доверие к платформам. Петли обратной связи создают множество рисков для безопасности. Во-первых, эхокамеры, формируемые алгоритмами, усиливающими существующие предпочтения, могут радикализировать пользователей, ограничивая их доступ к разнообразным точкам зрения и усиливая дезинформацию [3]. Например, гиперактивные пользователи, чьи действия непропорционально влияют на тренды, могут искажать рекомендации, создавая замкнутые циклы, где контент адаптируется под узкие интересы, угрожая информационной безопасности [2]. Во-вторых, злонамеренные агенты могут использовать уязвимости систем, искусственно продвигая контент через поддельные аккаунты, что подрывает целостность платформы и создаёт риски манипуляции общественным мнением [4].

Эти угрозы подчёркивают необходимость разработки безопасных алгоритмов, способных минимизировать влияние петель обратной связи. В данной работе мы рассматриваем рекомендательные системы как динамические системы, где предпочтения пользователей и характеристики товаров эволюционируют под воздействием алгоритмов рекомендаций. Основываясь на математической модели из [1], мы исследуем механизмы формирования эхо-камер, определяемых как слабая сходимость распределений предпочтений пользователей к смеси дельта-функций. Такой подход позволяет формально анализировать условия, при которых системы становятся уязвимыми, и предлагать стратегии повышения их безопасности. Наша цель — разработать теоретические и практические инструменты для отслеживания и предотвращения эхо-камер, обеспечивая устойчивость и безопасность рекомендательных систем в условиях скрытых петель обратной связи

В своей статье мы представляем несколько критериев, для выявления эхо-камеры, которые будут полезны не только специалистам в машинном-обучении, но и социологам :

1) Эхо-камера – это ситуация, при которой функция распределения пользователей сходится слабо к смеси дельта-функций: $f_{U_t} \underset{t\to\infty}{\rightharpoonup} \sum_{i=1}^{K} w_i \delta_{u_i}$, где K – количество получившихся "эхо-камер"в системе. А u_i нужно понимать как центр этого кластера (То есть, это портрет среднего пользователя в данной группе)

2) Необходимое и достаточное условие существование Эхо-камеры дает теорема I, при этом, на практике, можно проверять только свойство $\lambda(HDR_\alpha(f_{U_t})) \to 0$, где λ – мера Лебега на $\mathbb{R}^n$, а HDR (High Density Region) $= \{x \in \mathbb{R}^n | f(x) \geq c_\alpha\}$, где $c_\alpha = \sup\{c | \lambda(x \in HDR_\alpha(f)) \geq \alpha\}$

2 Related Work

На данный момент нет единого определения что такое петля.

Приведу несколько определений и затем мы проанализируем, как они соотносятся:

1) Согласно Wang et al. (11), эхо-камеры возникают, когда люди в основном подвергаются воздействию информации или мнений, которые соответствуют их собственным, что ограничивает их знакомство с разнообразными точками зрения и усиливает существующие убеждения.

В своей работе, они исследовали их возникновение с помощью нескольких метрик.

NCI (normalized clustering index), DG (глобальное недовольство), Pz (поляризация)

2) В исследовании 2024 года (12), посвященному возникновению скрытых петель в системах с большими языковыми моделями, авторы считают, что использование выхода модели – уже дает возможность полагать, что возникла петля обратной связи.

3) В статье (13) в рекомендательных системах формулируются как циклический процесс, в котором рекомендательная система влияет на данные о поведении пользователей, которые затем используются для обновления этой же системы.

Математически это выражается через нарушение независимости между наблюдениями в разные моменты времени. Ключевая формула, которая показывает наличие петли обратной связи, выражается уравнением:

$$P(\{R_s\}_{s=1}^{t} | \{A_s\}_{s=1}^{t}) = \prod_{s=1}^{t} P(R_s | A_s, \{R_{s'}, A_{s'}\}_{s'=1}^{s-1}) \neq \prod_{s=1}^{t} P(R_s | A_s)$$

Эта формула показывает, что совместное распределение рейтингов пользователей (R) при заданных рекомендациях (A) не распадается на произведение независимых распределений. Если левая и правая части этого уравнения не равны друг другу, это указывает на наличие петли обратной связи в системе рекомендаций.

В отсутствие петель обратной связи рейтинги в разные моменты времени были бы условно независимы при заданных рекомендациях. Неравенство показывает, что рейтинги на самом деле зависят не только от текущих рекомендаций, но и от всей предыдущей истории рекомендаций и рейтингов.

4) Также стоит отметить, что применительно к рекомендательным системам, можно дать следующее определение эхо-камере на "языке социологов"

Эхо-камера — это среда или экосистема, в которой участники сталкиваются с убеждениями, которые усиливают или подкрепляют их уже существующие убеждения посредством общения и повторения внутри закрытой системы и изолированы от опровержения. Эхо-камера распространяет существующие взгляды, не сталкиваясь с противоположными взглядами, что может привести к предвзятости подтверждения. Эхо-камеры могут усиливать социальную и политическую поляризацию и экстремизм. В социальных сетях считается, что эхо-камеры ограничивают воздействие различных точек зрения и способствуют и усиливают предполагаемые нарративы и идеологии.

Рассмотрев такие разные определения, сформулированные с применением аппарата из различных областей математики, что на данный момент четкого понимания, что же такое петля обратной связи. Но это не так, уже есть понимание, что петля обратной связи – это свойство системы. Оно не может быть измерено в определенный момент времени. Для понимания петли обратной связи, нужно исследовать полностью эволюцию системы.

3 Постановка задачи

Мы дадим определение эхо-камере, согласовав его с определением, пришедшим к нам от социологов. Имея математическое определение эхо-камеры, мы сможем построить математическую модель возникновения петли и используя введенные нами определения, формально отследить, когда возникает петля. Это позволит нам исследовать возникновение эхо-камер в рекомендательных системах в зависимости от различных параметров модели.

Возникновение эхо-камеры – это прямое следствие появления петли обратной связи в нашей системе. Мы будем считать, что наша система состоит из:

- I – множество товаров (items), которые будут рекомендоваться.
- U – множество пользователей (users), они будут взаимодействовать с рекомендациями от нашего алгоритма.
- R – отображение вида, $R : U \times I \to \mathbb{R}$, которое сопоставляет паре (пользователь, товар) оценку, в конечномерном случае, R можно понимать как матрицу, $R \in \mathbb{R}^{|U|\times|I|}$
- $D_t = (U_t, I_t, R_t)$ – датасет, именно такие данные будут подаваться нашему алгоритму обучения
- f_U, f_I – функции распределения пользователей и товаров. В данной модели, мы предполагаем, что эти функции измеримые, они существуют в каждый момент времени и ограничены.
- $\mathbf{D}_t$ – эволюционное отображение, введенное аналогично статье (1). $\mathbf{D}_t : \mathbf{F} \to \mathbf{F}$, где $\mathbf{F} := \left\{ f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}_+ | \int_{\mathbb{R}^n} f(x)dx = 1 \right\}$ – то есть множество всех функций, которые могут быть плотностью некоторого случайного вектора.

  Отображение эволюции важно тем, что оно задает очень важное рекурентное соотношение:

$$\mathbf{D}_t f_t = f_{t+1} \quad \forall t \in \mathbb{N}$$

,

В данной работе у нас есть множество пользователей U (users) и товаров I (items), эти множества не наделены никакой структурой, для постановки и решения задачи мы перейдем к E_U и E_I – евклидовым пространствам, в которые переводятся множества U и I, с помощью инъективных отображений ϕ_U и ϕ_I (эти функции сопоставляют каждому пользователю его "эмбеддинг"). Но в дальнейшем, мы будем опускать написание этих отображений и отождествлять пользователя $u \in U$ и эмбеддинг, представляющий пользователя $e_u \in E_U \subset \mathbb{R}^d$

В данной работе мы не будем исследовать поведение остатков модели, так как в отличие от (1) у нас задача многомерная и определить последовательность остатков – затруднительно.

Мы хотим исследовать поведение системы из пользователей и товаров с течением времени t, поэтому большинство величин имеет индекс t. Так как мы рассматриваем нашу модель как динамическую систему, то в каждый момент времени мы будем иметь D_t – датасет. Он будет использоваться для обучения всех алгоритмов на шаге t, а также валидации нашей модели.

Мы исследуем, когда при использовании последовательности отображений эволюций могут возникнуть эхо-камеры. Дальше мы будем отождествлять "оператор эволюции"и "отображение эволюции хотя, очевидно, что $\mathbf{D}_t$ – не обязательно линейное отображение и не обязательно отображение между линейными пространствами, но аналогично операторам, мы можем ввести норму отображения

$||\mathbf{D}|| := \sup_{||x||=1} ||\mathbf{D}x||$, и сузить класс возможных операторов эволюций.

Определение: Мы будем говорить, что в динамической системе, которая характеризуется начальными данными: $D_1 = (U_1, I_1, R_1)$, последовательностью операторов эволюции: $\{\mathbf{D}_t\}_{t=1}^{\infty}$ возникли эхо-камеры, если существует конечное множество точек $\{u_1, \dots u_K\} \subset \mathbb{R}^d, K \geq 1$ и соотвествующие веса $\{w_1, \dots w_K\}, \sum_{i=1}^{K} w_i = 1$, такие что:

$$f_t \underset{t\to\infty}{\rightharpoonup} \sum_{i=1}^{K} w_i \delta_{u_i}$$

(слабо сходится к смеси дельта-распределений)

4 Теоретические результаты

Введем отображение $HDR_\alpha(f)$ для некоторого $\alpha \in [0;1]$, которое функции, сопоставляет множество с наибольшей плотностью, и контроллируемой суммарной вероятностью этого множества. Более формально:

$HDR_\alpha(f)$= {x$\in \mathbb{R}^n | f(x) \geq c_\alpha$}, где $c_\alpha = \sup\{c|\lambda(x \in HDR_\alpha(f)) \geq \alpha\}$

Тогда мы можем сформулировать теорему, которая позволит нам отслеживать возникновение эхо-камер

Теорема I (критерий возникновения эхо-камеры) :

Пусть $\{f_t\}_{t=1}^{\infty}$ – последовательность функций плотности распределений в пространстве признаков $\mathbb{R}^d$. Эхо-камера формируется в системе тогда и только тогда, когда существует уровень $\alpha_0 \in (0;1)$ такой, что для любого $\alpha < \alpha_0$ выполняются следующие условия:

1. $K \in \mathbb{N}$ и момент времени T_0, такие что $\forall t > T_0$: множество $HDR_\alpha(f_t)$ состоит ровно из K компонент. $HDR_\alpha(f_t) = \cup_{i=1}^{K} C_{i,t}$

2. $\exists \delta > 0, T_0$ такое, что $\min\limits_{i \neq j} d(C_{i,t}, C_{j,t}) \geq \delta \quad \forall t > T_0$

Где $d(A,B) = \inf\limits_{x \in A, y \in B} ||x - y||$

3. $\lim\limits_{t \to \infty} \lambda\big(HDR_\alpha(f)\big) = 0$

4.

Обсуждение теоремы I: не смотря на свою громоздкость, условия, которые появляются в этой теореме – не слишком обременительны. Это лишь логичные предположения о возникновении эхо-камеры. Пункт 1 означает в какой-то момент времени произойдет стабилизация компонент и множество повышенной плотности будет состоять только из конечного числа компонент, к которым и будут сжиматься распределения. При этом, не исключено, что это число может быть равным одному $K = 1$, либо $K = |U|$ это может сигнализировать нам о том, что в системе очень мало людей.

В пункте 2 речь идет о том, что в какой-то момент времени кластеры можно различить. Причем это условие тоже может легко выполняться, так как мы вольны выбирать α_0 сколь угодно близкой к 0.

Ну и самый важный пункт – пункт 3, который говорит о том, что мера множеств составляющих кластер – стремится к нулю со временем.

При этом, можно центры кластеров – $u_i\}_{i=1}^{K}$ – могут быть различными характеристиками от кластеров. Но можно провести аналогию с тем, что u_i – показывает среднего пользователя в $i-$ом кластере.

При этом, мы будем отслеживать в каждый момент времени $HDR_\alpha(f_t)$ и на основе этого определять – возникла ли эхо-камера или нет.

При этом, аналогично теореме, задающей границу на скорость сходимость ошибки (1) можно построить аналогичную теорему:

Теорема II (критерий возникновения петли обратной связи):

Пусть $f_1 \in \mathbf{F}$ – некоторая начальная функция плотности. Если существуют точки $\{u_1, \dots u_K\}$ и веса $\{w_1, \dots w_K\}, \sum_{i=1}^{K} w_i = 1$, измеримые функции $\{g_1, \dots g_K\} \subset L_1(\mathbb{R})$ и неотрицательные последовательности $\{\psi_{1,t}, \dots \psi_{K,t}\}$ такие, что:

$$f_t(u) \leq \sum_{i=1}^{K} w_i (\psi_{i,t})^m |g_i(\psi_{i,t} \cdot (u - u_i))| \quad \forall u \in \mathbb{R}^d, t \in \mathbb{N}$$

И если:

1) $\forall i \psi_{i,t} \underset{t \to \infty}{\to} \infty$, то: $f_t \rightharpoonup \sum_{i=1}^{K} w_i \delta_{u_i}$

2) $\forall i \psi_{i,t} \underset{t \to \infty}{\to} 0$, то: $f_t \rightharpoonup \zeta$ (нулевое распределение)

3) Пусть $I \subset \overline{\{1, 2, \dots K\}}$ и если

$\forall i \in I : \psi_{i,t} \to \infty$ и $\forall j \in \overline{\{1,2,\dots K\}} \setminus I : \quad \psi_{j,t} \to 0$, то $f_t \rightharpoonup \sum_{i \in I} w_i \delta_{u_i}$

Обсуждение теоремы II:

В данном случае мы получаем оценку на скорость сходимости системы к эхо-камере. Что может подтолкнуть нас на более чувствительный критерий определения наличия петли в системе.

$\lambda(HDR_\alpha(f_t)) \sim \sum\limits_{i=1}^{K} \frac{1}{\psi_{i,t}^m}, \quad t \to \infty$

5 Метод

В нашей рекомендательной системе действует алгоритм рекомендаций $a_{rec}(u, i, \theta)$ – это отображение сопоставляет пользователю u и товару i число из интервала $[0; 1]$, которое характеризует вероятность взаимодействия пользователя с товаром. a_{rec} зависит также от θ – некоторых латентных параметров, которые вносят стохастичность в нашу динамическую систему. При этом, можно определить с помощью a_rec, A_t – рекомендации на шаге t для всех пользователей в системе. Например, мы для каждого пользователя и для каждого товара смотрим $a_{rec}(u, i)$ и для каждого пользователя оставляем только топ-K самых подходящих товаров.

Также у нас есть алгоритм a_{choice} – алгоритм выбора товара. Это отображение вида $U \times I^K \to I \cup \{\emptyset\}$, которое сопоставляет паре $(u, (i_1, i_2, ...i_K))$, состоящей из пользователя u и кортежа $(i_1, ...i_K)$ (которые далее будут интерпретироваться как порекомендованные товары), выбор из этих рекомендованных товаров, либо вообще не рекомендовать товар. Эта функция будет имитацией выбора товара пользователем, после предложения рекомендации алгоритмом a_{rec}.

Также у нас есть два алгоритма $a_{u'}$ и $a_{i'}$ – эти два алгоритма привносят в нашу динамическую систему новые товары и новых пользователей. Формально это лишь отображения из множества D_t в E_U или E_I. Помимо этого, эти алгоритмы могут убирать объекты из системы. Например, таким образом, моделируется уход пользователя, которому долго ничего не нравилось

Algorithm 1 Модель рекомендации для детекции петли обратной связи

$T \leftarrow 100$ ▷ ограничение на количество итераций
while $t < T$ do ▷ пока не дошли до ограничения по времени
  $a_{rec} \leftarrow \text{train}(D_t^*)$ ▷ тренируем модель рекомендаций, ей не доступна вся информация
  $a_{choice} \leftarrow \text{train}(D_t)$ ▷ тренируем модель выбора пользователей, ей доступна вся информация
  $A_t \leftarrow$ pick up recommendations(a_{rec}, D_t) ▷ подбираем рекомендации
  $R_{t+1} \leftarrow$ respond to recommendations(a_{choice}, D_t) ▷ Моделируем ответы пользователей на рекомендации
  $U_{t+1} \leftarrow a_{u'}(D_t)$ ▷ Обновляем пользователей
  $I_{t+1} \leftarrow a_{i'}(D_t)$ ▷ Обновляем товары
  $D_{t+1} \leftarrow (U_{t+1}, I_{t+1}, R_{t+1})$
  $D_{t+1}^* \leftarrow (\text{proj}(U_{t+1}, dims), \text{proj}(I_{t+1}, dims), R_{t+1})$ ▷ Сохраняем датасет с неполной информацией, чтобы на нем обучить a_{rec}
end while

При этом, в нашей системе есть множество параметров, которые зависят друг от друга сложным образом и которые непосредственно влияют на систему. Самые основные (по степени непосредственного влияния) выписаны в таблице ниже:

$\dim(E_U), \dim(E_I)$	размерность эмбеддинга пользователей и товаров
$\dim(E_U^{rec}), \dim(E_I^{rec})$	размерность эмбеддингов пользователей и товаров, которые будут подаваться в модель a_{rec}
$\dim(E_U^{choice}), \dim(E_I^{choice})$	размерность эмбеддингов пользователей и товаров, которые будут подаваться в модель a_{choice}
$\varphi_I^{rec}, \varphi_U^{rec}$	отображения, которые понижают размерность изначального пространства эмбеддингов. (Это может быть как PCA, t-SNE, так и просто взятие первых $\dim(E^{rec})$ координат от начального вектора)
$\varphi_I^{rec}, \varphi_U^{rec}$	отображения, которые понижают размерность изначального пространства эмбеддингов. (Это может быть как PCA, t-SNE, так и просто взятие первых $\dim(E^{rec})$ координат от начального вектора)
K	количество рекомендаций, предлагаемых определенному пользователю
$\mathcal{P}_U, \mathcal{P}_I$	Параметризованное семейство распределений, которое задает распределение эмбеддингов пользователей и товаров
T_{rec}, T_{choice}	период, в течение которого модель рекомендаций / выбора пользователей не обновляется
$\mathcal{A}_{\text{emb}}$	семейство алгоритмов оптимизации для получения эмбеддингов пользователей из начальных данных по сделкам (т.е. алгоритм для колаборативной фильтрации)
$\mathcal{A}_{\text{train}}$	алгоритм оптимизации для обучения модели a_{rec}, a_{choice}
Θ_{emb}	параметры модели, с помощью которой мы получили эмбеддинги
$\Theta_{\text{rec}}, \Theta_{\text{choice}}$	гиперпараметры моделей a_{rec} и a_{choice} (например, в случае полносвязных нейронных сетей – это количество скрытых слоев и нейронов в них)

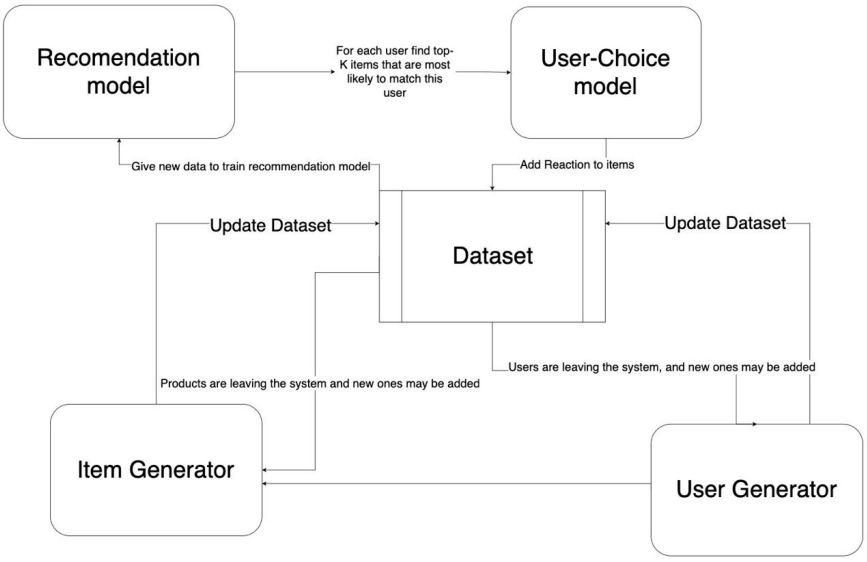
6 Вычислительный эксперимент

6.1 Описание данных

В качестве данных мы используем MovieLens 100K movie ratings.

6.2 Модель

Используется следующая модель:



В качестве a_{rec} мы используем нейронную двуслойную сеть с одной функцией активации. Аналогично с a_{choice}. Но в ходе эксперимента a_{choice} обучается только лишь с некоторой периодичностью.

В начальный момент времени мы возьмем выходы некоторой нейронной сети. И критерием того, что эмбеддинги подходят для представления пользователей – это их нормальность. (Она проверяется отдельно с помощью МПГ и теста Колмогорова-Смирнова). Причем, в каждый момент времени мы будем оценивать матрицу ковариации и вектор средних для пользователей, оставшихся в системе. Это и будет параметрами многомерного нормального распределения из которого мы будем генерировать новых пользователей и новые товары.

Также важно отметить, что вычисление HDR по выборке – отдельная задача вычислительной математики. А так как мы имеем дело со сложными мультимодальными распределениями, носитель которых может быть множеством с большой размерностью, то важно оценивать HDR максимально эффективно по времени и качеству оценки.

Пусть X – выборка из n элементов, по которой мы хотим оценить HDR, $X \subset \mathbb{R}^d$, k – параметр алгоритма оценки HDR, который будет пониматься как число соседей в вычислении $kNN(x,X)_j$ – $j-$ого ближайшего соседа из выборки X для элемента x. Если $x \in X$, то считаем, что $kNN(x,X)_1 = 0$, хотя как показано в (15), на асимптотические свойства дальнейших оценок это не будет влиять.

Предложенный ниже метод вычисления оценки $\widehat{HDR}$ основан на (14) и об асимптотических свойствах kNN оценки плотности распределения: $f_{kNN}(x) = \frac{1}{Z}\frac{k/n}{V_k(x)}$, где $V_k(x)$ – объём наименьшей $d-$мерной сферы, с центром в x и которая содержит не менее k точек из $X \setminus \{x\}$

Тогда можно ввести меру "разреженности"между точками, и тогда области с высокой разреженностью будут областью с низкой плотностью. Более формально: $M(x,X,k) := \sum_{j=1^K} ||x - kNN(x,X)_j||_2$ – мера разреженности.

Тогда можно посчитать для каждой точки $x \in X$ $M(x,X,k)$, составить из этих значений вариационный ряд, и определить $M^* = M_{(\lceil \alpha \cdot n \rceil)}$ Тогда

$$\widehat{HDR} = \{x \in \mathbb{R}^d | M(x,X,k) \leq M^*\}$$

А меру этого множества можно оценить методом Монте-Карло и алгоритм примет вид:

Стоит отметить, что для оценки Монте-Карло следует брать $l = O(n)$, а скорость сходимости этого алгоритма будет порядка $\frac{1}{\sqrt{n}}$. При этом, на практике можно улучшить этот алгоритм, предварительно выделив из множества $\{x \in X | x \in \widehat{HDR}\}$ кластеры, например, с помощью метода DBSCAN, и улучшить дисперсию оценки. Также, предложенный метод вычисления HDR позволяет избежать проклятия размерности (16).

Algorithm 2 Алгоритм вычисления $\lambda(HDR)$

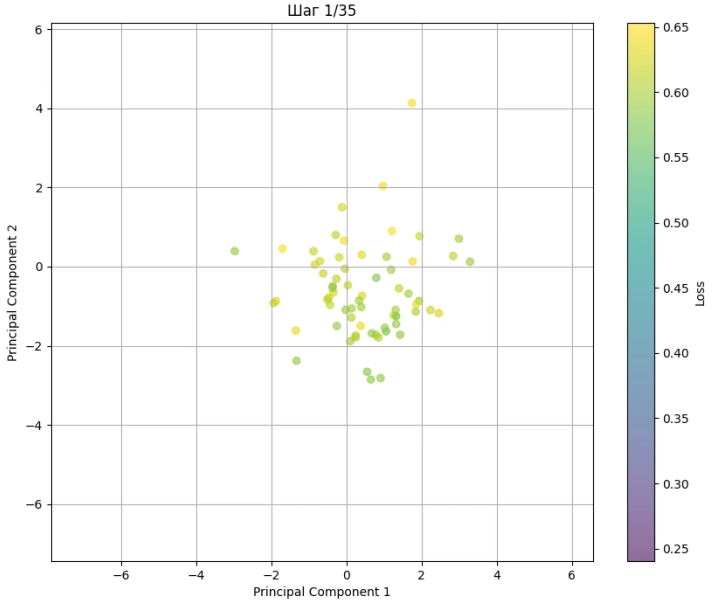
$k \leftarrow \lfloor \sqrt{n} \rfloor$ ▷ экспериментальная оценка для k
for $i \leftarrow 1$ to n do
    $M_i \leftarrow M(X_i, X, k)$
end for
$M^* \leftarrow M_{(\lceil \alpha \cdot n \rceil)}$ ▷ определяем константу для $\widehat{HDR}$
$B \leftarrow \prod_{j=1}^{d} [\min_{i \in \{1..n\}} (X_i(j)); \max_{i \in \{1..n\}} (X_i(j))]$ ▷ оцениваем носитель распределения
$y_1, y_2, \dots y_l \sim U(B)$ ▷ семплируем из равномерного распределения для метода Монте-Карло
$\lambda(HDR) = \frac{\sum_{j=1}^{l} [M(y_j, X, k) \leq M^*]}{l} \lambda(B)$
return $\lambda(HDR)$

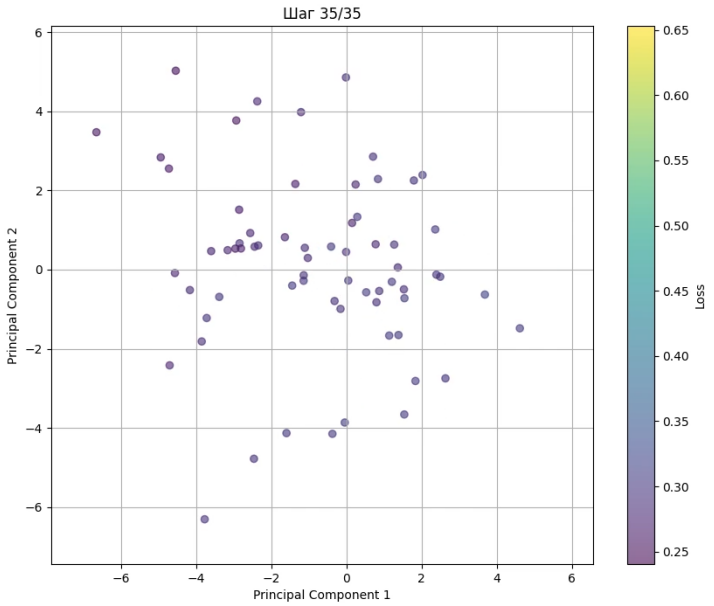
6.3 Результаты

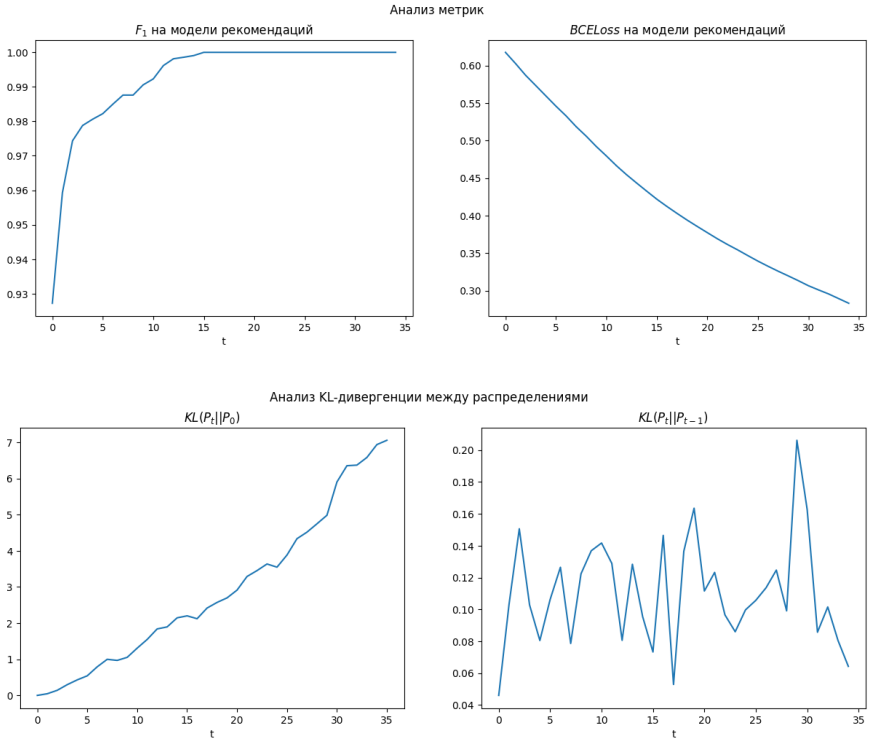
Таблица со степенью влияния:

$\dim(E_U), \dim(E_I)$	?
$\dim(E_U^{rec}), \dim(E_I^{rec})$	?
$\dim(E_U^{choice}), \dim(E_I^{choice})$	Влияет, только отношение этих размерностей к размерностям эмбеддингов для модели рекомендаций
$\varphi_I^{rec}, \varphi_U^{rec}$	Чем больше отображение сохраняет инфомрации – тем медленее произойдет появление эхокамеры
K	Если это число большое или маленькое, то можно увидеть очень быструю сходимость
$\mathcal{P}_U, \mathcal{P}_I$	Рассматривали только смеси нормальных распределений
T_{rec}, T_{choice}	Чем ближе к единице отношение T_{rec}/T_{choice}
$\mathcal{A}_{\text{emb}}$	при получении алгоритмов с помощью SGD сходимость была более быстрой к петле, нежели чем с Adam
$\mathcal{A}_{\text{train}}$	Чем быстрее скорость сходимость метода, тем быстрее получалась петля
Θ_{emb}	Менее глубокая сеть дает более быструю сходимость
$\Theta_{\text{rec}}, \Theta_{\text{choice}}$	?

После запуска эксперимента мы получили, что петля образуется тем быстрее, чем меньше информации доступно алгоритму a_{rec}.


Шаг 1/35
Principal Component 2
Principal Component 1
Loss


Шаг 35/35
Principal Component 2
Principal Component 1
Loss



7 Заключение

Список литературы

[1] Veprikov, A., et al. A Mathematical Model of the Hidden Feedback Loop Effect in Machine Learning Systems. https://arxiv.org/abs/2405.02726, 2024.

[2] Hidden Feedback Loops in Machine Learning Systems: A Simulation Model and Preliminary Results. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-65854-0_5, 2021.

[3] Analysis of hidden feedback loops in continuous machine learning systems. https://www.researchgate.net/publication/348487258_Analysis_of_hidden_feedback_loops_in_continuous_machine_learning_systems, 2021.

[4] A Classification of Feedback Loops and Their Relation to Biases in Automated Decision-Making Systems. https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3617694.3623227, 2023.

[5] Pariser, E. The Filter Bubble: How The New Personalized Web Is Changing What We Read And How We Think. Penguin Books, 2011.

[6] Bakshy, E., et al. Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. Science, 2015.

[7] Matz, S.C., et al. Psychological targeting as an effective approach to digital mass persuasion. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2017.

[8] Haimson, O., et al. The impact of algorithmic personalization on user behavior. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2021.

[9] De Vreeze, J.H., et al. The dynamics of algorithmic filtering: A computational model. Information Systems Research, 2020.

[10] Ribeiro, M.H., et al. Auditing radicalization pathways on YouTube. Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 2020.

[11] Wang, C., Liu, Z., Yang, D., Chen, X. Decoding Echo Chambers: LLM-Powered Simulations Revealing Polarization in Social Networks. arXiv preprint arXiv:2409.19338v2, 2025.

[12] Mehrabi, N., et al. FLIRT: Feedback Loop In-context Red Teaming. arXiv preprint arXiv:2308.04265, 2024.

[13] Krauth, K., Wang, Y., Jordan, M. I. Breaking Feedback Loops in Recommender Systems with Causal Inference. arXiv preprint arXiv:2207.01616v2, 2022.

[14] Deliu, N., Liseo, B. Alternative Approaches for Estimating Highest-Density Regions. arXiv preprint arXiv:2401.00245v2, 2024. Deliu, N., Liseo, B. Alternative Approaches for Estimating Highest-Density Regions. arXiv preprint arXiv:2401.00245v2, 2024.

[15] Density estimation for statistics and data analysis. Number 26 in Monographs on statistics and applied probability. Chapman Hall/CRC, Boca Raton.

[16] Bellman, R. E. (1961). "Adaptive Control Processes: A Guided Tour". Princeton University Press.