Эффекты самоорганизации в рекомендательных системах

Дементьев Сергей

Московский физико-технический институт

17 апреля, 2025

Цель исследования

- Если не учитывать эффекты самоорганизации в рекомендательных системах, то можно получить деградацию модели
- Также можно получить смещение распределения пользователей останутся только те, кому нравится именно этот рекомендательный алгоритм. (петля обратной связи)
- Но если мы знаем какие параметры влияют на возникновение петли и каков характер этой связи, то мы можем контролировать появление самоорганизации в системе.

Проблема

- Существующие компоненты системы:
 - Алгоритм рекомендаций (a_{rec}): отвечает за формирование персональных рекомендаций товаров пользователям.
 - **Алгоритм выбора пользователя** (*a_{choice}*): моделирует, на какие из предложенных рекомендаций пользователь вероятно отреагирует.
 - Генераторы новых пользователей (userGAN) и новых товаров(itemGAN): алгоритмы, способный изменять распределения объектов: как удаляют, так и добавляют новых.
- Динамика распределений:
 - В процессе взаимодействия происходит изменение распределения по некоторому закону, который мы и хотим исследовать.
 - D оператор эволюции распределения.
 - ullet Распределение пользователей: f_u^t и $\mathbf{D} f_u^t = f_u^{t+1}$
 - ullet Распределение товаров: f_i^t и $oldsymbol{\mathsf{D}} f_i^t = f_i^{t+1}$



Гипотезы

На возникновение петли обратной связи в рекомендательной системе влияют следующие ключевые факторы:

- Характеристики данных:
 - Размерность данных: чем выше размерность, тем сложнее может быть обнаружение истинных зависимостей.
 - **Наличие шума:** высокий уровень шума может искажать сигналы и приводить к неверным выводам.
- Функция удовлетворенности:
 - Тип зависимости: характер изменения удовлетворенности пользователей от рекомендаций с течением времени (например, линейная, убывающая, насыщающая).
- Информационная обеспеченность алгоритма:
 - Объем доступной информации: количество данных о пользователях, товарах и их взаимодействиях, которое использует алгоритм рекомендаций.



Как определить, что петля есть?

Определение:

Пусть A_t — рекомендации системы, а R_t — оценки пользователей на шаге t. Если:

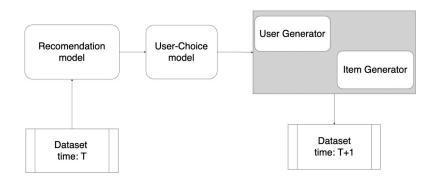
$$P(\{R_s\}_{s=1}^t \mid \{A_s\}_{s=1}^t) \neq \prod_{s=1}^t P(R_s \mid A_s)$$

Тогда мы считаем, что в системе возникает петля обратной связи.

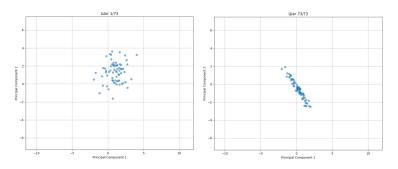
Численный критерий возникновения петли:

Пусть F, \mathcal{L} — функционал качества и функция Лосса $\exists t_0, \Delta \in \mathbb{N}: \quad \mathcal{L}(R_{t+1}, A_{t+1}) < \mathcal{L}(R_t, A_t), \text{ а также}$ $F(R_{t+1}, A_{t+1}) < F(R_t, A_t) \quad \forall t \in t_0, \ldots t_0 + \Delta - 1$

Модель

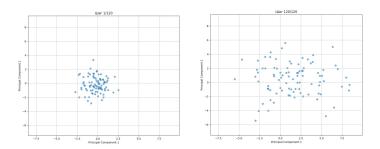


Эксперимент и его результаты



Скрытая петля положительной обратной связи

Эксперимент и его результаты



Скрытая петля отрицательной обратной связи

Анализируем результаты

- В ходе экспериментов была получена явная зависимость от времени, которую если не учитывать, то система будет либо сходится к стационарной, либо будет происходить data drift только малой части данных
- От количества информации в данных зависит возникновение петли. Это легко получить, используя разные размеры эмбеддингов для модели рекомендации, а также изменяя преобзования эмбеддингов

Вывод

- Мы получили качественное правило появления петли обратной связи
- Смогли получить петлю на реальных данных
- в дальнейшем будем исследовать сходимость многомерных распределений, а также рассматривать *KL*-дивергенцию между соседними распределениями

Список литературы



Wenlong Sun et al. Debiasing the Human-Recommender System Feedback Loop in Collaborative Filtering, 2019.



Karl Krauth et al. Breaking Feedback Loops in Recommender Systems with Causal Inference, 2022.



Anton Khritankov. Positive feedback loops lead to concept drift in machine learning systems, 2023.