


AspeRa: Aspect-based Rating Prediction Model

Sergey I. Nikolenko, Elena Tutubalina, Valentin Malykh, Ilya Shenbin, Anton Alekseev

([статья](#), представленная на )

Санкт-Петербургское отделение Математического института им. В.А. Стеклова РАН

DataFest, Минск
27 апреля 2019

(34 слайда)



Sergey Nikolenko
Laboratory Head



Elena Tutubalina
Researcher



Valentin Malykh
Researcher



Anton Alekseev
Researcher



Ilya Shenbin
Researcher



Andrey Savchenko
Senior Researcher



Alexandr Rassadin
Researcher



Ekaterina Arkhangelskaya
Researcher



Ivan Grechikhin
Researcher

КТО МЫ?

Исследовательский центр Самсунг-ПОМИ

Joint Samsung-PDMI AI Center
(Artificial Intelligence Laboratory,
Steklov Mathematical Institute
St Petersburg)

Распределённая команда
исследователей, работающих
над рядом прикладных задач,
как правило, “требующих”
применения нейросетевых методов

План

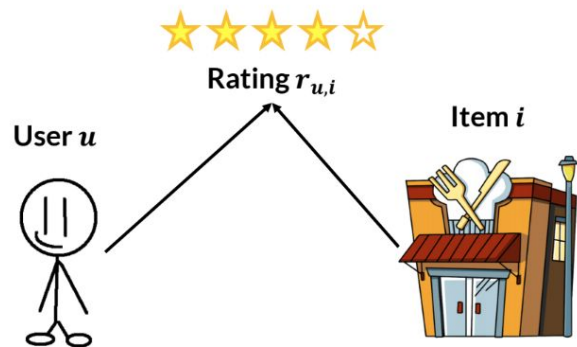
1. Рекомендательные системы
2. Извлечение аспектов
3. Рекомендации на основе аспектов: AspeRa
4. Обсуждение и направления дальнейшей работы

Рекомендательные системы: постановка задачи

Цель: на основе выражения пользователями отношения к объектам (напр., товарам) в формате любого типа, предлагать пользователям новые **объекты**

Как правило, выделяют

- **контентную фильтрацию**
(определение, какие объекты предпочитают пользователи, по описанию объектов)
- **коллаборативную фильтрацию**
(предсказание предпочтений с использованием предпочтений других)



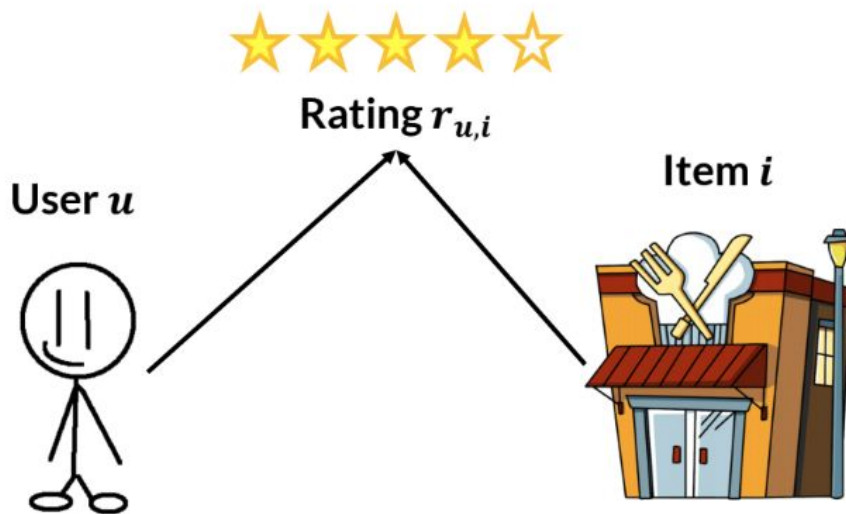
Рекомендательные системы: постановка задачи

Матрица “обратной связи пользователей”: оценки (рейтинги) объектам

$$R_{N \times M} = \{ r_{u,i} \text{ in } 0..5 \}$$

значения 1..5 если польз. u
взаимодействовал с объектом i

0 — если не взаимодействовал



Задача: порекомендовать пользователю новые
Объекты, которые тот высоко оценит (или нет)

Рекомендательные системы, традиц. подход: коллаборативная фильтрация

Широко использующиеся на практике
и хорошо изученные методы

NMF: nonnegative matrix factorization
(неотрицательное матричное разложение)

SVD: singular value decomposition
(сингулярное разложение)

...И прочие сорта и расцветки матричного
разложения с дополнительными трюками и
ограничениями

$$\begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}^W \times \begin{bmatrix} & & & & & & & \\ & & & & & & & \\ & & & & & & & \end{bmatrix}^H \approx \begin{bmatrix} & & & & & & & \\ & & & & & & & \\ & & & & & & & \end{bmatrix}^V$$

$$\begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}^A = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}^U \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}^L \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}^{V^T}$$

Текстовые рекомендательные системы: why?

...грех не использовать дополнительные данные

Часто просят не только поставить “класс”,
но и поделиться впечатлениями ⇒
доверие + информативность

То есть в данных появляется новый сигнал:



Img src: <https://drive.google.com/file/d/1ILrOhHO8K9V-euVg0Ur2xtsKYhRPNyfb/view>

Darleen V.
👤 0 🌟 4
1/29/2019
My party had a 7:30 reservation. We seated right away but the wait time for drinks was ABYSMAL! When my party ordered waters for drinks the waiter rolled his eyes. Two out of 6 orders were wrong. We were waiting more than preferred, for food. We had to ask what time our order would arrive. Not much diversity, we were a mostly Hispanic party...

[Read more](#)

Alex G.
👤 54 🌟 213 📷 189
Elite '19

10/14/2018

I do like Russian Samovar. I often stay at Novotel next door when on business so I start getting into the habit of stopping at Russian samovar for a drink and something to eat at the bar. Well, I am Russian speaking, and from that region, and know everything about the food they serve. Stroganoff are quite good there, and

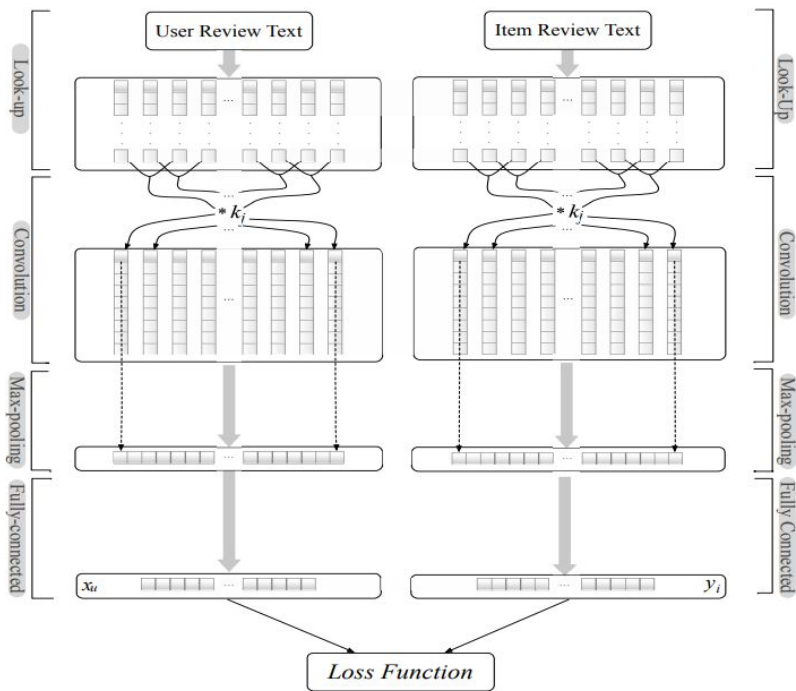
[Read more](#)

Tom P.
👤 1 🌟 9 📷 1

1/25/2019

Going to Cher show with the wife. The Samovar is across the street from the show and was awesome. The Vodka was quite tasty. I had the Beef short ribs and

Пример базового решения (baseline): DeepCoNN



Lei Zheng, Vahid Noroozi, and Philip S Yu. 2017. Joint deep modeling of users and items using reviews for recommendation. In WSDM. ACM, 425-434.

Склеиваются все отзывы

- написанные данным пользователем
- и посвящённые данному объекту

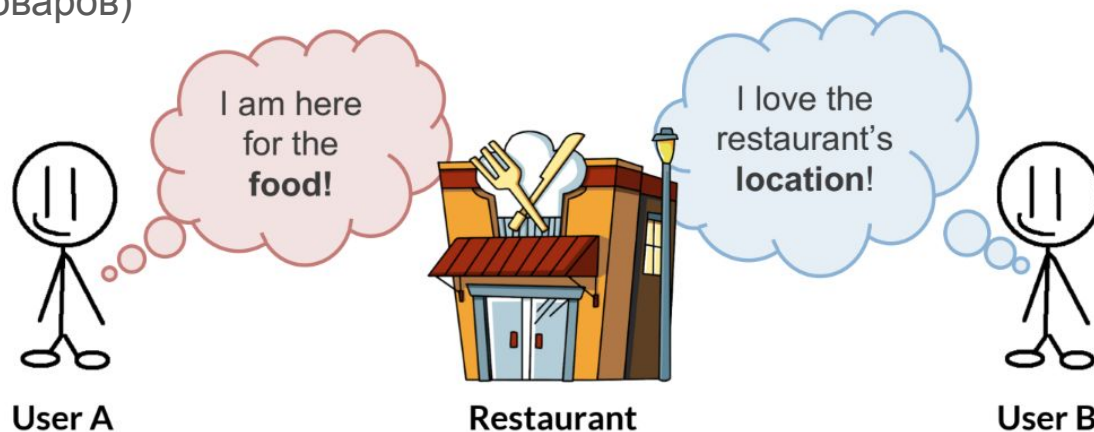
и для них в матрицу склеиваются векторные представления

Стандартная “двухголовая” архитектура

Аспектные рекомендательные системы

В объектах пользователи ценят разное, и выражают своё отношение к разным “фичам”, “качествам” (аспектам) объектов, и высказывают о каждом порой противоположные мнения разными словами. Учитывая это, можно

- повысить качество предсказаний
- попытаться анализировать наиболее ценные/скверные аспекты объектов (например, товаров)



Что можно улучшить

- рекомендации на основе текстов имеют ограниченные возможности для интерпретации результатов
- аспектные системы обычно используют сторонние инструменты для извлечения аспектов, поэтому ограничены в качестве предсказаний

План

- ~~1. Рекомендательные системы~~
2. Извлечение аспектов
3. Рекомендации на основе аспектов: AspeRa
4. Обсуждение и направления дальнейшей работы

Извлечение аспектов

цель = извлечь **характеристики/ параметры объектов, о которых написан отзыв**

На практике часто **на правилах/ результат обучения с учителем**

НО: не адаптируется к новым видам объектов

То есть подходы с **обучением без учителя** очень нужны; обычно это различные расширения **LDA, ВТМ** и так далее

НО: отзывы короткие, треб. “доп. усилия” по оценке распределения документов; можно и что-то другое

#	sent.	sentiment words
1	neu	соус [sauce], салат [salad], кусочек [slice], сыр [cheese], овощ [vegetable], масло [oil], лук [onions], перец [pepper]
	pos	приятный [pleasant], атмосфера [atmosphere], вечер [evening], музыка [music], ужин [dinner], романтично [romantic]
	neg	ресторан [restaurant], официант [waiter], внимание [attention], обслуживание [service], обращать [to notice], обслуживать [to serve],
2	neu	стол [table], заказывать [to order], вечер [evening], прийти [to come], место [place], заранее [in advance], встреча [meeting]
	pos	место [place], хороший [good], вкус [taste], самый лучший [best], вполне [quite], отличный [excellent], интересно [interesting]
	neg	еда [food], вообще [in general], никакой [none], не появляться [appear], вкус [taste], ужасный [awful]
3	neu	девушка [girl], спрашивать [to ask], вопрос [question], официантка [waitress], официант [waiter], говорить [to talk]
	pos	большой [big], место [place], выбор [choice], хорошая цена [price], порция [portion], небольшой [small],
	neg	цена [price], обслуживание [service], качество [quality], кухня [kitchen], средний [average], ценник [price tag]

An Unsupervised Neural Attention Model for Aspect Extraction

Ruidan He^{†‡}, Wee Sun Lee[†], Hwee Tou Ng[†], and Daniel Dahlmeier[‡]

АВАЕ, простой и эффективный нейросетевой метод, по сути автокодировщик (autoencoder):

1. каждому слову сопоставим **векторное представление (word embedding)**
2. сложим представления слов с весами из **механизма внимания (attention)**, чтобы “исключить” “неаспектные” слова
3. преобразуем **представление предложения (sentence embedding)** одним **полносвязным слоем**, получим “выраженность аспектов”
4. ...восстанавливаем представление предложения, домножив полученный вектор “выраженности” на **матрицу представлений аспектов T**

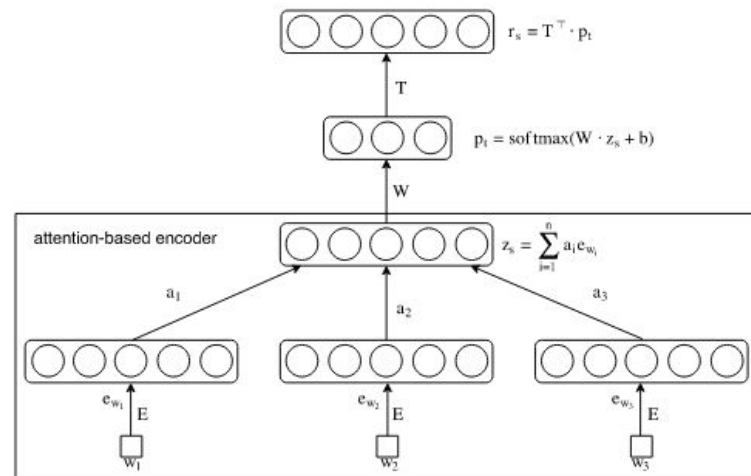


Figure 1: An example of the ABAE structure.

An Unsupervised Neural Attention Model for Aspect Extraction

Ruidan He^{†‡}, Wenhan Lee[†], Hwee Tou Ng[†], and Daniel Dahlmeier[‡]

DETAILS

“Обращаем внимание” на представления слов \mathbf{e}_w с оглядкой на среднее представление \mathbf{y}_s

$\mathbf{T}_n \mathbf{T}_n^T$ также должно быть близким к ортогональному, чтобы избавиться от избыточности

Основная функция потерь: восстановление (max-margin)

$$a_i = \frac{\exp(d_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(d_j)}$$

$$d_i = \mathbf{e}_{w_i}^T \cdot \mathbf{M} \cdot \mathbf{y}_s$$

$$\mathbf{y}_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{e}_{w_i}$$

$$U(\theta) = \|\mathbf{T}_n \cdot \mathbf{T}_n^T - \mathbf{I}\|$$

$$J(\theta) = \sum_{s \in D} \sum_{i=1}^m \max(0, 1 - \mathbf{r}_s \mathbf{z}_s + \mathbf{r}_s \mathbf{n}_i)$$

восстановленное представление предложения

исходное представление предложения

“негативный семпл”

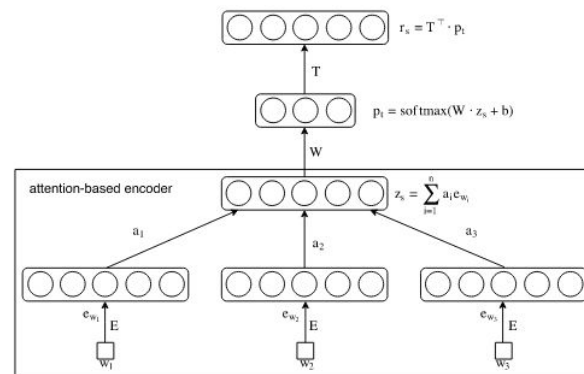


Figure 1: An example of the ABAE structure.

An Unsupervised Neural Attention Model for Aspect Extraction

Ruidan He^{†‡}, Wee Sun Lee[†], Hwee Tou Ng[†], and Daniel Dahlmeier[‡]

EXAMPLES

Inferred Aspects	Representative Words	Gold Aspects
Main Dishes	beef, duck, pork, mahi, filet, veal	Food
Dessert	gelato, banana, caramel, cheesecake, pudding, vanilla	
Drink	bottle, selection, cocktail, beverage, pinot, sangria	
Ingredient	cucumber, scallion, smothered, stewed, chilli, cheddar	
General	cooking, homestyle, traditional, cuisine, authentic, freshness	
Physical Ambience	wall, lighting, ceiling, wood, lounge, floor	Ambience
Adjectives	intimate, comfy, spacious, modern, relaxing, chic	
Staff	waitstaff, server, staff, waitress, bartender, waiter	Staff
Service	unprofessional, response, condescending, aggressive, behavior, rudeness	
Price	charge, paid, bill, reservation, came, dollar	Price
Anecdotes	celebrate, anniversary, wife, fiance, recently, wedding	Anecdotes
Location	park, street, village, avenue, manhattan, brooklyn	Misc.
General	excellent, great, enjoyed, best, wonderful, fantastic	
Other	aged, reward, white, maison, mediocrity, principle	

Ruidan He^{†‡}, Wee Sun Lee[†], Hwee Tou Ng[†], and Daniel Dahlmeier[‡]

На этапе предсказания аспектов,

- 1) **степени выраженности аспектов** для текста берём на выходе у softmax (перед аспектной матрицей)
- 2) **слова, описывающие аспекты** (как на пред. слайде) — ближайшие соседи к представлениям аспектов из матрицы **T**

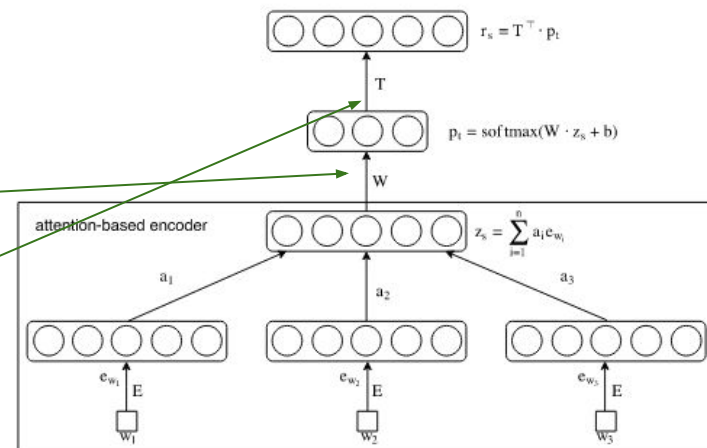


Figure 1: An example of the ABAE structure.

Обсуждение

Из опыта:

- фильтрация стоп-слов помогает
- использование обученных на текстах той же тематики word2vec-ов помогает получить “более интерпретируемые” аспекты
- не получается “завести” на “неотзывах” (большие тексты, где понятие аспекта может не иметь смысла: новости, обзоры)
- хорошая инициализация матрицы аспектов **очень важна**

5	'wordprocessing blogging picasa blackboard sketchup youtubi
6	'kardon harman altec sound harmon lansing speaker treble au
7	'price clearance officemax mart wal msrp bb reward tax financ
8	'screen display tint uniform ppi saturated representation colorf
9	'lug dorm tote bike carrying travel motorcycle briefcase commu
10	pant perpendicular bathroom thump nose upwards cringe blan
11	'circa xt spectre theasus sb fujitsu weighed hp pavillion thinnes
12	'redundantly liveupdate inflate deference <unk> exasperated s
13	'resists grippy faux rubberized rubbery machined velvet alloy f
14	'headquarters phoned mailed dept authorization kentucky apo

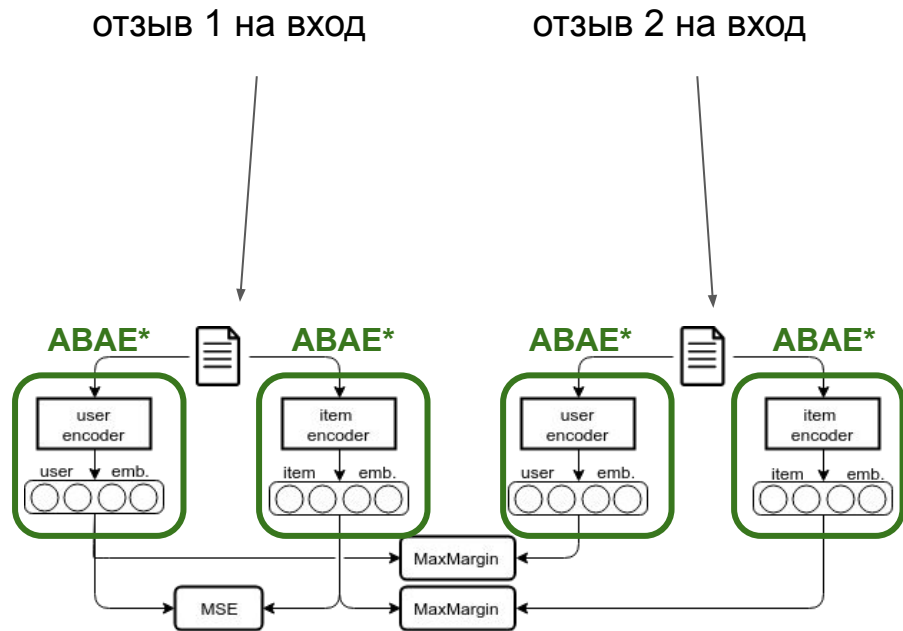
План

- ~~1. Рекомендательные системы~~
- ~~2. Извлечение аспектов~~
3. Рекомендации на основе аспектов: AspeRa
4. Обсуждение и направления дальнейшей работы

AspeRa: идея

Две “головы”, в каждой по два кодировщика, похожих на АВАЕ, которые восстанавливают “пользовательские представления” (“user embeddings”) и “представления объектов” (“item embeddings”)

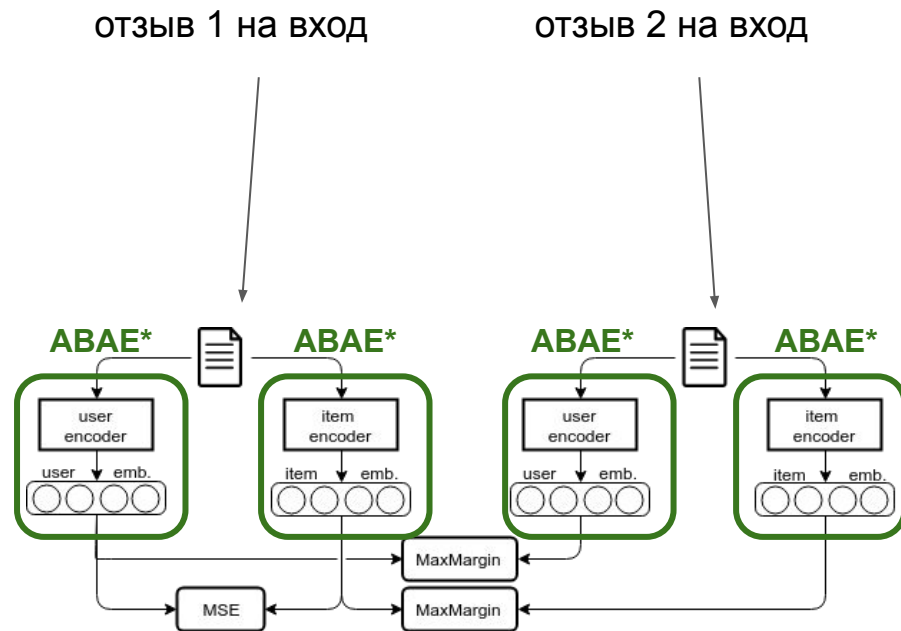
Интуиция: у каждого объекта есть характеристики (аспекты), **важные для пользователя**, но есть и **другие**.



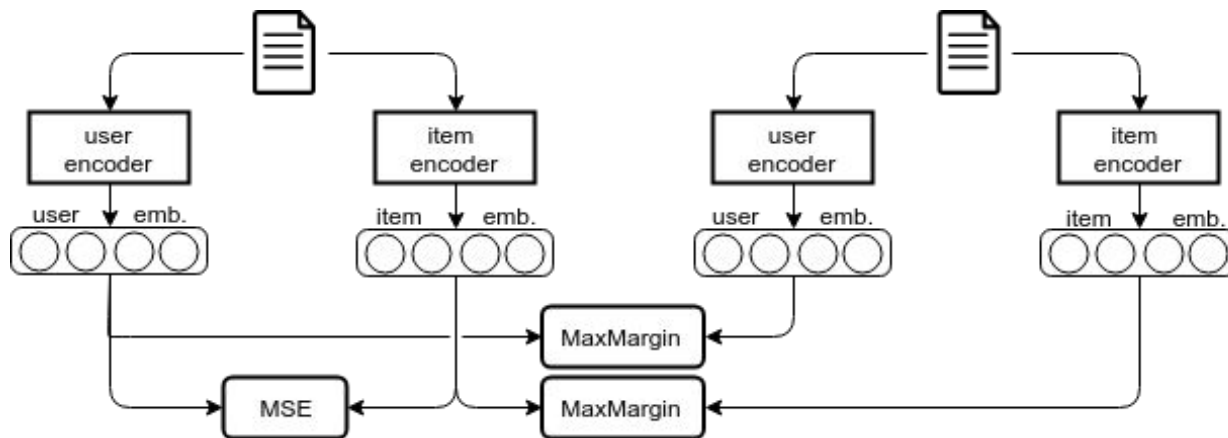
AspeRa: идея

Идея: разделить информацию, связанную с объектом, и информацию, связанную с пользователем, чтобы иметь возможность анализировать предпочтения пользователя и характеристики объекта

Внимание: не используются в явном виде ни user ID, ни item ID; все предсказания — на основе текстов



AspeRa: посмотрим поближе

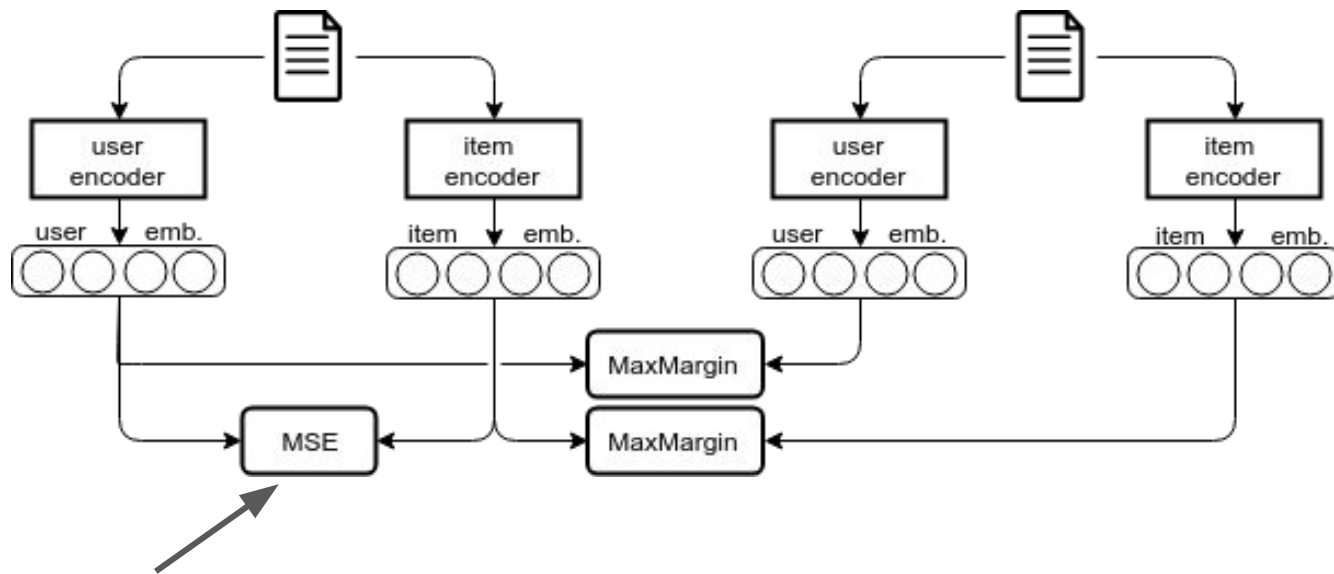


Пример для обучения = два отзыва; как и в ABAE, каждый преобразовывается в набор векторных представлений слов (GloVe/word2vec-SGNS), который подаётся на вход ABAE-подобным кодировщиком, каждый в свою “голову”

Либо это отзывы **от одного пользователя**, либо отзывы **об одном объекте**

Но **явного негативного семплирования** (как в ABAE) в AspeRa нет

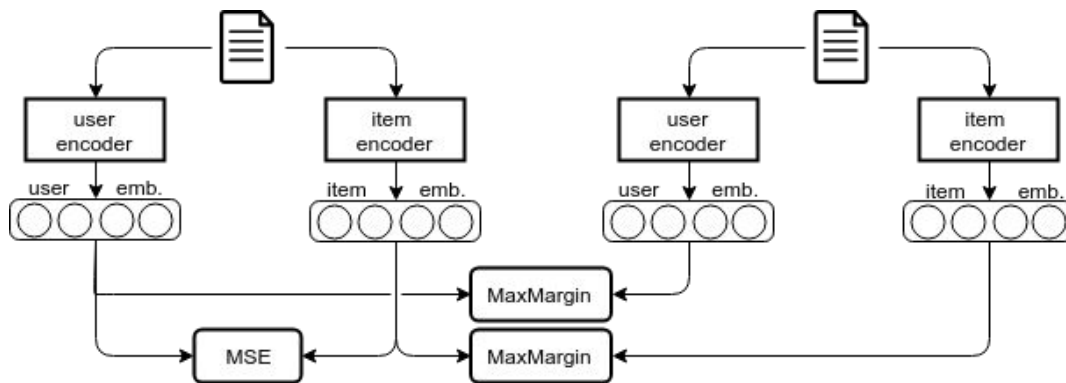
AspreRa: функции потерь



$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\mathbf{z}_j^u \top \mathbf{z}_j^i - r_j)^2$$

скалярное произведение представлений (эмбеддингов) пользователя и объекта как предсказание рейтинга; функция потерь — MSE

AspreRa: функции потерь



$$\text{MaxMargin}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{i, j} \max(0, 1 - \mathbf{r}_i^{u \top} \mathbf{z}_i^u + \mathbf{r}_i^{u \top} \mathbf{z}_i^i + \mathbf{r}_i^{u \top} \mathbf{z}_j^i)$$

(1) ↑
как в АВАЕ

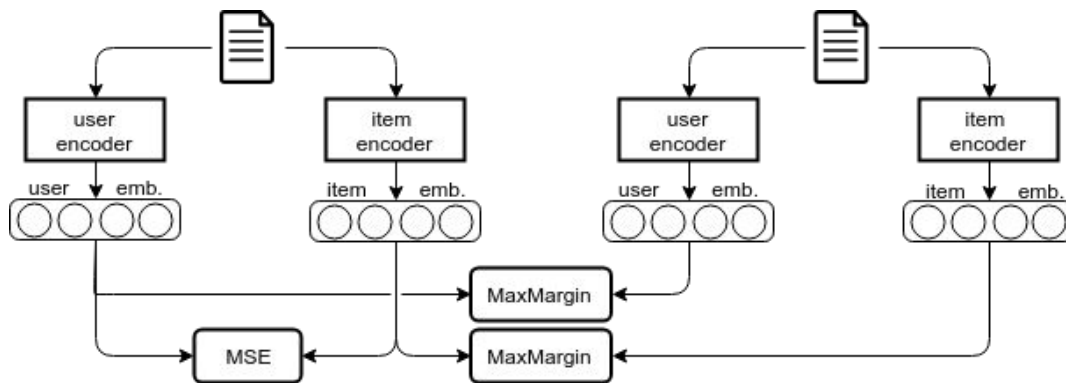
(2) ↖ ↗

Вместо негативного семплирования в АВАЕ

для каждого пользователя “тянем”

- 1) исходное и восстановленное представления предложений **ближе** к каждому пользователю i
- 2) исходные представления для обоих объектов **дальше** от **восстановленного** представления пользователя

AspreRa: функции потерь



$$\text{MaxMargin}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{i, j} \max(0, 1 - \mathbf{z}_i^u \top \mathbf{z}_j^u + \mathbf{z}_i^u \top \mathbf{z}_i^i + \mathbf{z}_i^u \top \mathbf{z}_j^i)$$

(1)

(2)

случай того же самого пользователя, мы “тянем”

- 1) исходные представления предложений **ближе** к каждому пользователю i
- 2) исходные представления предложений для обоих объектов **дальше** от пользователя

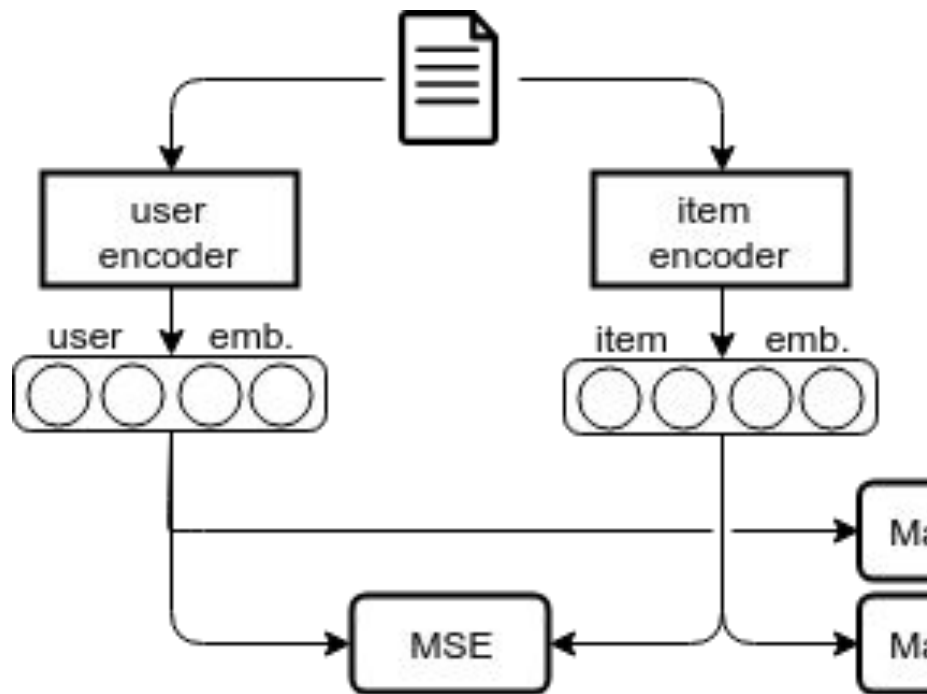
AspeRa: функции потерь

... + почти такие же **max-margin losses**,
но для объектов, а не пользователей

AspeRa: предсказания

Для предсказаний используется одна “голова”, у которой “на выходе” MSE loss: рейтинг вычисляется как скалярное произведение “пользовательского эмбединга” и “эмбединга объекта”

Отзыв на вход



Рейтинг на выходе

AspeRa: оценка качества предсказания рейтинга

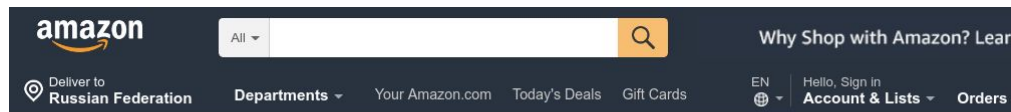
Отзывы: Amazon Instant Videos 5-core

- 37,126 отзывов,
- 5,130 пользователей,
- 1,685 объектов,
- 3,454,453 не уникальных токена.

Отзывы: Amazon Toys and Games 5-core

- 167,597 отзывов,
- 19,412 пользователей,
- 11,924 объекта,
- 17,082,324 не уникальных токена

<http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>



Best Rated in Toys & Games

Compare the most helpful customer reviews of the best rated products in our Toys & Games store. These products are shortlisted based on overall star rating and the number of customer reviews received by each product in the store, and are refreshed regularly.

Best Rated by Department

Current Department


- Toys & Games
- Toy Figures & Playsets
- Arts & Crafts Supplies
- Baby & Toddler Toys
- Building Toys
- Dolls & Accessories
- Dress Up & Pretend Play
- Kids' Electronics
- Games
- Grown-Up Toys
- Hobbies
- Kids' Furniture & Décor
- Learning & Education Toys
- Toys & Games Activities & Amusements
- Kids' Party Supplies

Explore top rated products in Toys & Games by category

Toy Figures & Playsets	Arts & Crafts Supplies	Baby & Toddler Toys	Building Toys	Dolls & Accessories
------------------------	------------------------	---------------------	---------------	---------------------

[See more categories](#)

Top rated products in Toys & Games



★★★★★ 4.8 | 1,212 customer reviews
1,168 of the 1,212 reviews are 4-stars or 5-stars

★★★★★ **Clean and simple. Great toy airplane!**
I have found from experience that Green Toys makes the best toys for little kids these days and this airplane is no exception.
By AAA

★★★★★ **Five Stars**
Super cute and very lightweight, perfect size! I have seen other Green Toys offers their toys in more colors... my son loves it.
By Ericka

★★★★★ **Another great toy from Green Toys!**

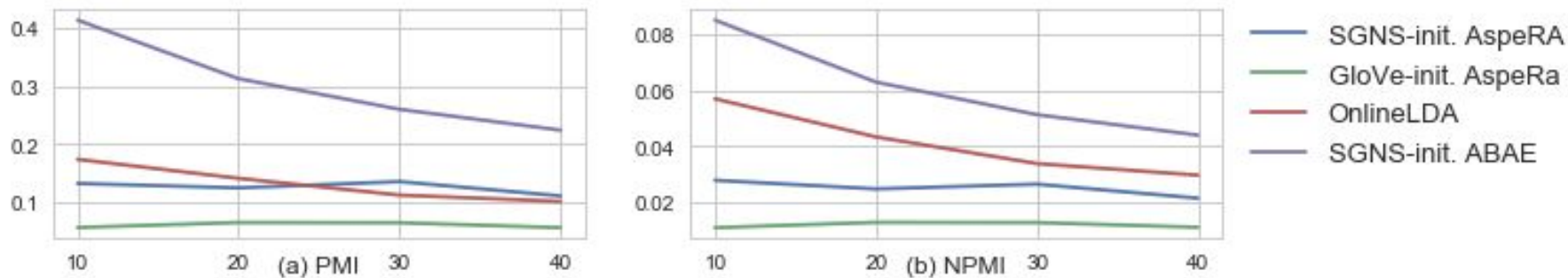
AspeRa: численная оценка качества

...как предсказание рейтинга:
документ из тестового множества
подаётся в первую “голову”, и
предсказание сравнивается с
истинной оценкой

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2.$$

Model	MSE	
	Instant Videos	Toys & Games
NMF	0.946	0.821
DeepCoNN	0.943	0.851
Attn+CNN	0.936	-
SVD	0.904	0.788
HFT	0.888	0.784
TransRev	0.884	0.784
NARRE	-	0.769
AspeRa (GloVe)	0.870	0.730
AspeRa (SGNS)	0.660	0.571

Численный анализ качества (когерентности) тематик



Стандартные способы оценки когерентности тематик (аспектов):

- PMI для top N слов в тематике (см. ось x)

$$PMI(w_i, w_j) = \log \frac{P(w_i, w_j) + \epsilon}{P(w_i)P(w_j)}$$

$$C_{uci} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N PMI(w_i, w_j)$$

- её нормализованная версия (NPMI)

$$NPMI(w_i, w_j) = \left(\frac{PMI(w_i, w_j)}{-\log P(w_i, w_j) + \epsilon} \right)^\gamma$$

AspeRa: качественный анализ

#	Aspect words
1	communities governments incidents poverty unity hardships slaves citizens fought
2	coppola guillermo bram kurosawa toro ridley del prolific ti festivals
3	brisk dialouge manipulation snappy plotlines dialogues taunt camerawork muddled
4	sock vegans peanut stifling bats buh ammonium trollstench vegetables pepsi
5	the a and to is of joe's enters that fatal

AspeRa на векторах SGNS

#	Aspect words
1	protein diagnose cell genes brain membrane interacts interact oxygen spinal
2	boost monetary raise introduce measures credit expects increase push demand
3	towel soaked greasy towels cloth dripping tucked crisp coat buckets
4	offbeat comic parody spoof comedic quirky cinematic campy parodies animated
5	sheesh wham whew hurrah oops yikes c'mon shhh oooh och

AspeRa на векторах GloVe

План

- ~~1. Рекомендательные системы~~
- ~~2. Извлечение аспектов~~
- ~~3. Рекомендации на основе аспектов: AspeRa~~
4. Обсуждение и направления дальнейшей работы

AspeRa: выводы

- аспектные рекомендации могут работать хорошо
- АВАЕ может быть энкодером, как часть другой системы
- правильный выбор эмбеддингов имеет значение
- над хорошей интерпретируемостью аспектов AspeRa ещё предстоит поработать

Что делать дальше?

- сравнение с более свежими моделями, например, ANR (эксперименты в процессе!)
- улучшение качества аспектов
- анализ применимости при “холодном старте”
- кросс-доменные рекомендации на основе текстов и аспектов

и т. д.



AspeRa: Aspect-based Rating Prediction Model

Sergey I. Nikolenko, Elena Tutubalina, Valentin Malykh, Ilya Shenbin, Anton Alekseev

Спасибо за внимание!

anton.m.alexeyev@gmail.com

Антон, соавтор статьи,
ответственный за оценку
качества