

SESSION-BASED RECOMMENDATIONS WITH RECURRENT NEURAL NETWORKS

김태진

Overview

Contents Based

User-based

Item-based

Session-Based?

Session?

Session?

네트워크 상에서 사용자(클라이언트)와 컴퓨터(서버) 사이 연결된 상태

Ex) 클라이언트가 원격 컴퓨터에 접속한 상태

Ex) 사용자가 온라인 쇼핑몰에 접속한 상태

Session?

Session-based Recommendation ?

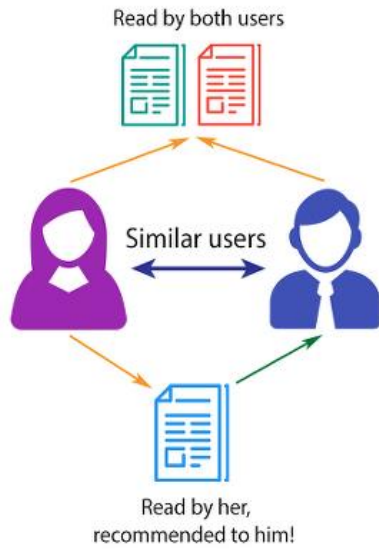
사용자 기반 프로필이 **굳이 없더라도**,

한 세션 안에서 만들어진 **시퀀스** 만을 가지고

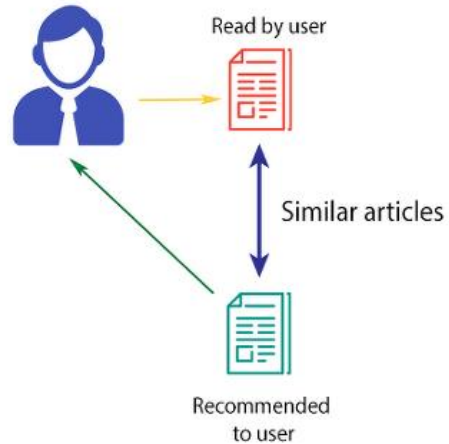
마지막 클릭 이후, **다음 클릭할 아이템**은 과연 무엇일까를 예측!

일반적으로..

COLLABORATIVE FILTERING



CONTENT-BASED FILTERING



Factor model (ex. MF) 기준

사용자 로그가 엄청 활발한 플랫폼의 경우
-> OK

But, 그렇지 않은 경우가 많다면 (ex. Cold Start)
-> ??

Session?

[illegible][illegible][illegible][illegible][illegible]





[Inicio](#)
[Ayuda](#)
[Tus datos](#)
[Historial de pedidos](#)
[Carrito](#)
[Cuenta](#)

[Hogar y cocina](#)
[Hogar y cocina](#)
[Decoración y estilo](#)
[Cocina y comedor](#)
[Jardín](#)
[Equipamiento electrónico](#)
[Supermercado](#)
[Limpieza y bienestar](#)
[Automoción](#)

[Envíos](#)
[Garantías](#)
[Devoluciones](#)

Hogar y cocina

Happy Friends® Cafetera Espresso en Acero Inoxidable - Plata - 4 Tazas


4.5 estrellas (1.135 opiniones)

Envío: EUR 21,67 - **PRIMA** (GRATIS Envío 1 día)

Preço final del producto

En stock.

¡Quédete pendiente al precio 9,95€! Cópialo antes de 22 feb y 18 mar y elige Envío 1 día al completo periodo. No devuélvas.

Enviable por Amazon Prime y gestionado por Amazon. Se puede enviar por regalo.

Normal: 1 desde EUR 21,67

4 Tazas

2 Tazas EUR 18,67 <small>añadir</small>	4 Tazas EUR 21,67 <small>añadir</small>	6 Tazas EUR 26,67 <small>añadir</small>	10 Tazas EUR 32,67 <small>añadir</small>
---	---	---	--

1 CALIDAD PREMIUM SUPERIOR hecho en acero inoxidable 18/10 de alta calidad y elaborado con otros materiales de máxima calidad.

ALTA RETENCIÓN DEL CALOR para mantener por más tiempo tu café espresso a la temperatura ideal.

ALTA RETENCIÓN DEL CALOR para mantener por más tiempo tu café espresso a la temperatura ideal.

INTERIO ELEGANTE con mango especialmente diseñado y resistente al calor para un agarre seguro y libre de quemaduras. Incluye un cable con esta calidad que permite de proveer un enchufe cable europeo diseñado especialmente su línea.

4 años para todo tipo de fallas, excepto malos usos.

GARANTÍA 2 Años. Garantizamos la calidad de nuestros productos. Si por cualquier razón no queda satisfecho, garantizamos la devolución del dinero.

1 año de garantía.

언제 필요한가?

- 유의미한 유저 로그를 수집, 분석하기에는 서비스 크기가 그렇게 크지 않음

휴대폰 케이스 업체 vs 넷플릭스

- 개인정보에 민감한 경우
- 비로그인 사용자가 많은 경우 (눈팅)
- 그때 그때 사용자의 목적에 따른 추천을 하고 싶을 때

장단점

Pros

사용자가 서비스를 이용하는 목적은 항상 같지 않다.

실제 사용자의 취향을 반영할 확률이 높다.

Cons

그저 세션 안에서 벌어진 시퀀스를 분석할 뿐,

사용자의 장기적인 취향은 반영하기 힘들다.

Data

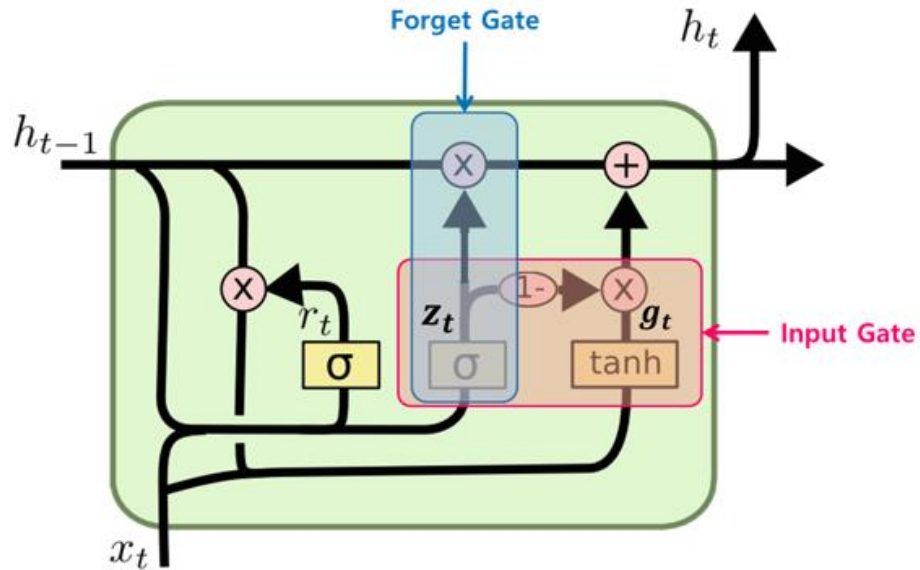
Session ID	Timestamp	Item ID	Label
------------	-----------	---------	-------

3	, 2014-04-02T13:26:02.515Z	, 214774687	, 0
3	, 2014-04-02T13:30:12.318Z	, 214832672	, 0
4	, 2014-04-07T12:09:10.948Z	, 214836765	, 0
4	, 2014-04-07T12:26:25.416Z	, 214706482	, 0
6	, 2014-04-06T16:58:20.848Z	, 214701242	, 0
6	, 2014-04-06T17:02:26.976Z	, 214826623	, 0
7	, 2014-04-02T06:38:53.104Z	, 214826835	, 0
7	, 2014-04-02T06:39:05.854Z	, 214826715	, 0
8	, 2014-04-06T08:49:58.728Z	, 214838855	, 0
8	, 2014-04-06T08:52:12.647Z	, 214838855	, 0
9	, 2014-04-06T11:26:24.127Z	, 214576500	, 0
9	, 2014-04-06T11:28:54.654Z	, 214576500	, 0
9	, 2014-04-06T11:29:13.479Z	, 214576500	, 0
11	, 2014-04-03T10:44:35.672Z	, 214821275	, 0
11	, 2014-04-03T10:45:01.674Z	, 214821275	, 0

사용자 User Profile을 굳이 필요로 하지 않는다.

Model

Gate Recurrent Unit (GRU)



$$\mathbf{h}_t = (1 - \mathbf{z}_t)\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{z}_t\hat{\mathbf{h}}_t$$

where the update gate is given by:

$$\mathbf{z}_t = \sigma(W_z\mathbf{x}_t + U_z\mathbf{h}_{t-1})$$

while the candidate activation function $\hat{\mathbf{h}}_t$ is computed in a similar manner:

$$\hat{\mathbf{h}}_t = \tanh(W\mathbf{x}_t + U(\mathbf{r}_t \odot \mathbf{h}_{t-1}))$$

and finally the reset gate \mathbf{r}_t is given by:

$$\mathbf{r}_t = \sigma(W_r\mathbf{x}_t + U_r\mathbf{h}_{t-1})$$

Model

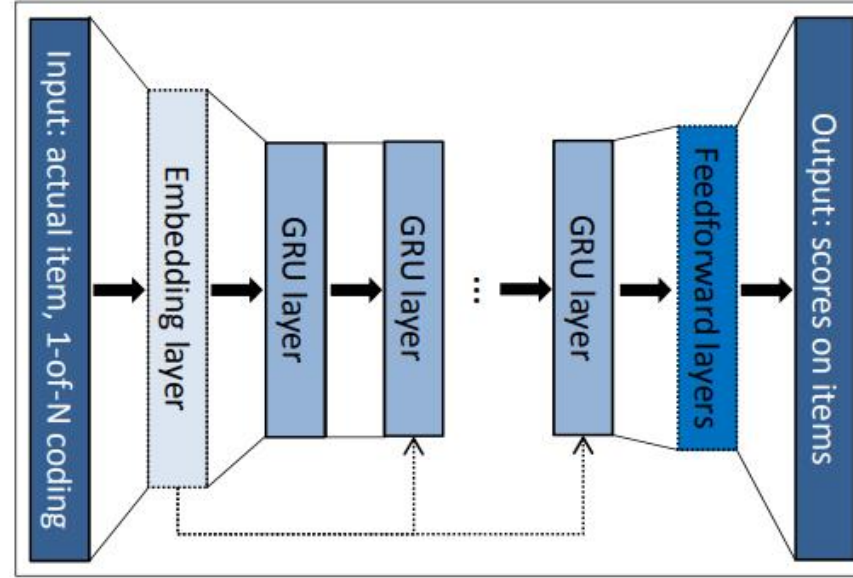


Figure 1: General architecture of the network. Processing of one event of the event stream at once.

Parallel mini-batch

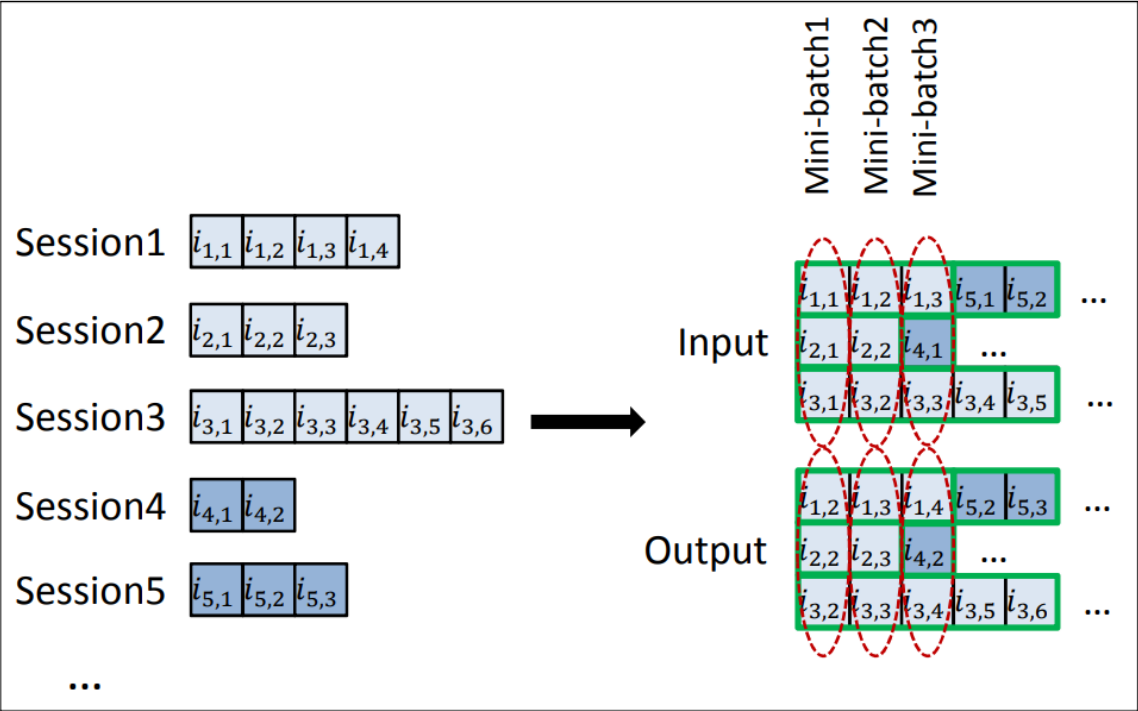
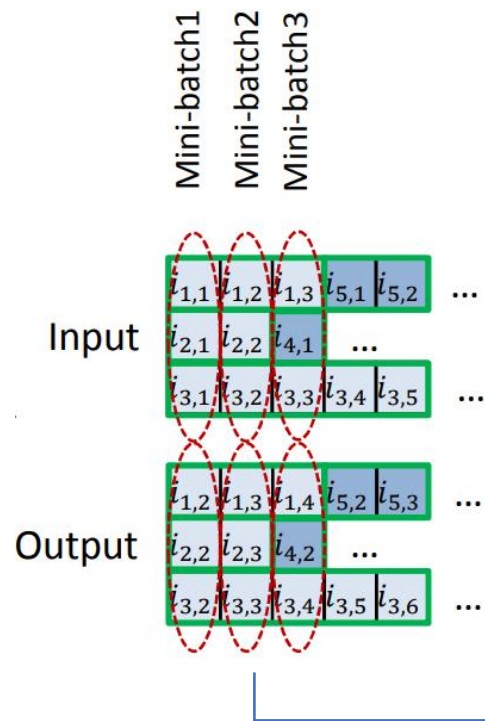


Figure 2: Session-parallel mini-batch creation

보통 세션의 크기는 천차 만별

**학습을 효과적으로 하기 위해
한 세션에 데이터가 끝나면
다른 세션을 바로 다음 배치에 넣음**

Sampling



존재하는 모든 아이템의
Score를 다루는 것은 비효율적

아이템 샘플링
(Popularity 기준)

인기 아이템인데 안 봤으면
싫어할 확률이 높다.

다른 세션의 아이템을
Negative Sample로 사용

코드 간결화

컴퓨팅 시간 절약

Ranking Loss

Pairwise ranking loss 가장 잘 동작 함.

BPR
(Bayesian
Personalized
Ranking)

$$L_s = -\frac{1}{N_S} \cdot \sum_{j=1}^{N_S} \log(\sigma(\hat{r}_{s,i} - \hat{r}_{s,j}))$$

Ns : sample size

r : score

i : actual item

s : negative sample

TOP1
(저자가 직접 만듦)

$$L_s = \frac{1}{N_S} \cdot \sum_{j=1}^{N_S} \sigma(\hat{r}_{s,j} - \hat{r}_{s,i}) + \sigma(\hat{r}_{s,j}^2)$$

Regularization term

Experiments - Datasets

RSC
(Recsys Challenge 2015)

전자상거래 유저의
클릭 기록과 구매기록

기본 전처리 추가

VIDEO
(Youtube-like OTT)

유튜브 Like Service

세션이 너무 긴 것은 Bot으로 의심

Experiments - Baseline

Table 1: Recall@20 and MRR@20 using the baseline methods

Baseline	RSC15		VIDEO	
	Recall@20	MRR@20	Recall@20	MRR@20
POP	0.0050	0.0012	0.0499	0.0117
S-POP	0.2672	0.1775	0.1301	0.0863
Item-KNN	0.5065	0.2048	0.5508	0.3381
BPR-MF	0.2574	0.0618	0.0692	0.0374

Baseline 채택

- POP : 가장 인기 상품
- S-POP : 현재 세션의 가장 인기 상품
- Item-KNN : 같이 노출된 정도에 따라 아이템에 유사도 부여
- BRR-MF : 주로 사용되는 MF 알고리즘

Result

Table 3: Recall@20 and MRR@20 for different types of a single layer of GRU, compared to the best baseline (item-KNN). Best results per dataset are highlighted.

Loss / #Units	RSC15		VIDEO	
	Recall@20	MRR@20	Recall@20	MRR@20
TOP1 100	0.5853 (+15.55%)	0.2305 (+12.58%)	0.6141 (+11.50%)	0.3511 (+3.84%)
BPR 100	0.6069 (+19.82%)	0.2407 (+17.54%)	0.5999 (+8.92%)	0.3260 (-3.56%)
Cross-entropy 100	0.6074 (+19.91%)	0.2430 (+18.65%)	0.6372 (+15.69%)	0.3720 (+10.04%)
TOP1 1000	0.6206 (+22.53%)	0.2693 (+31.49%)	0.6624 (+20.27%)	0.3891 (+15.08%)
BPR 1000	0.6322 (+24.82%)	0.2467 (+20.47%)	0.6311 (+14.58%)	0.3136 (-7.23%)
Cross-entropy 1000	0.5777 (+14.06%)	0.2153 (+5.16%)	—	—

Result

- GRU가 제일 좋았다. LSTM은 비슷했는데 속도가 더 느렸다.
- GRU 레이어가 하나여도 충분했다.
- 경우에 따라서 GRU 사이즈는 늘리는 것 추천
- 추론속도 빠르고 재학습

끝