

Yonsei Data Science Lab

# DSL Modeling Project

# What2eat

C조였으면 추천C스템

권수현  
김채은  
김형민  
손승진  
전혜령



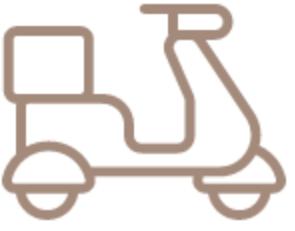
# Contents

01



서비스 소개

02



데이터 소개

03



모델 설명

04



결과물

05

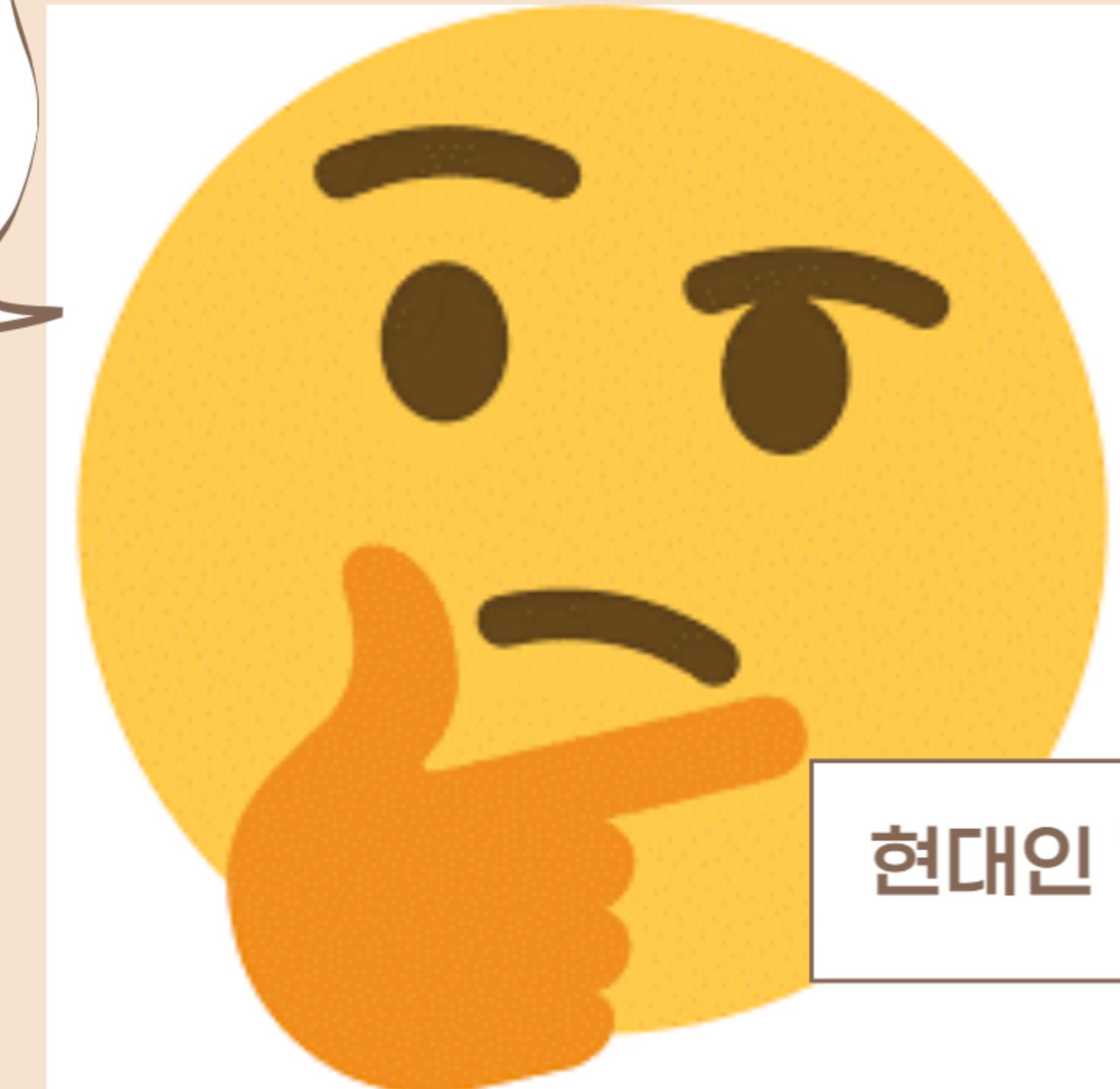


한계점

## 01 서비스 소개 What2eat

아... 오늘 저녁 뭐 먹지?  
메뉴 고르기 귀찮네...

현대인들의 희대의 고민 :  
"아... 오늘 뭐 먹지?"  
= What2eat



현대인 "데셀이"

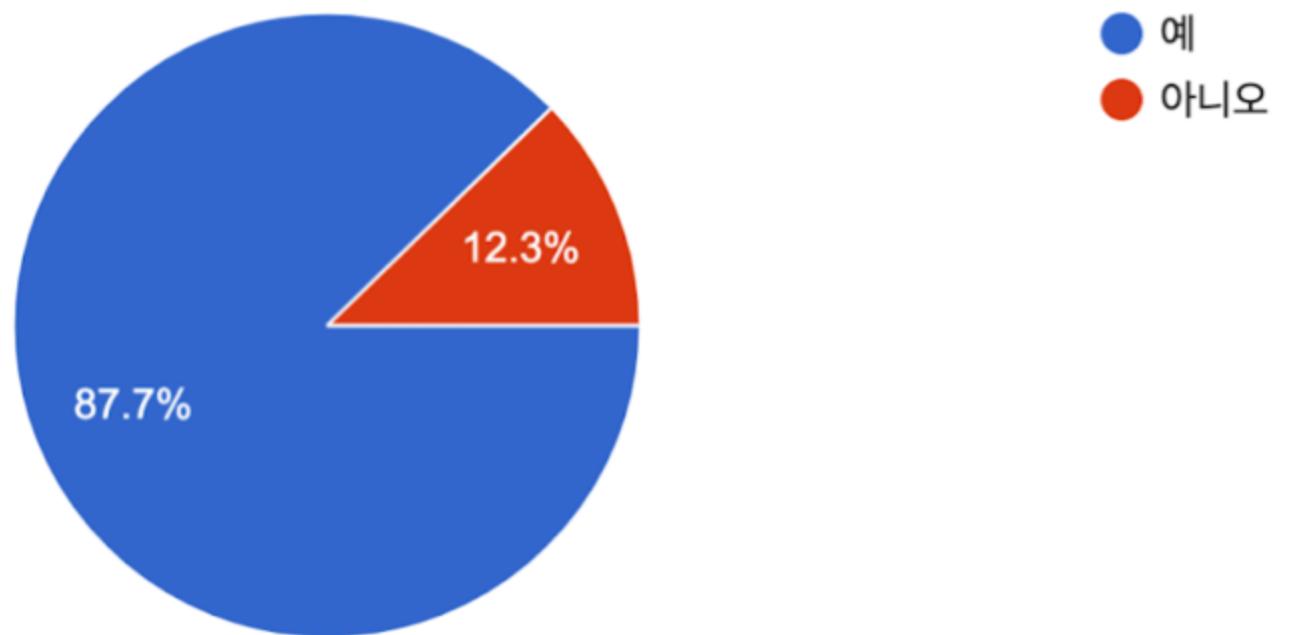
# 01 서비스 소개

## What2eat

식사 메뉴를 추천해주는 앱이 있다면 사용할 의향이 있으십니까?

점심, 저녁 메뉴를 추천해주는 앱이 있다면 사용할 의향이 있으십니까?

응답 57개

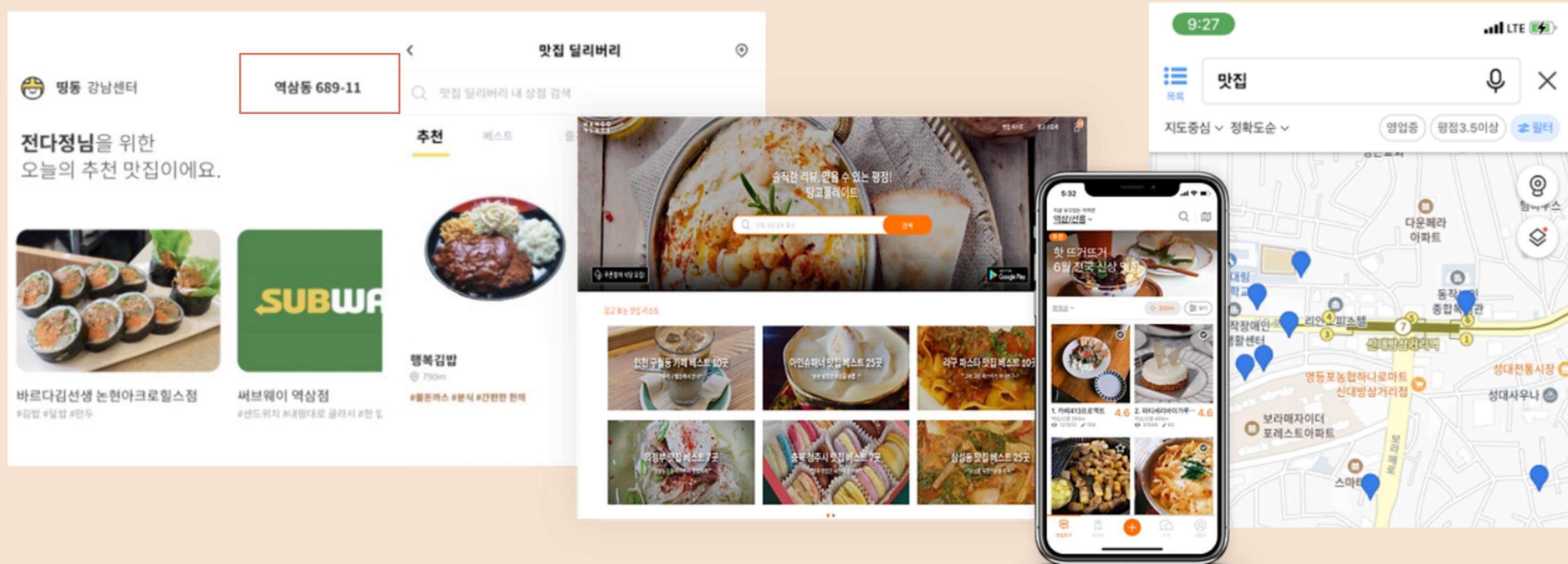


87.7%

"네"

# 01 서비스 소개 What2eat

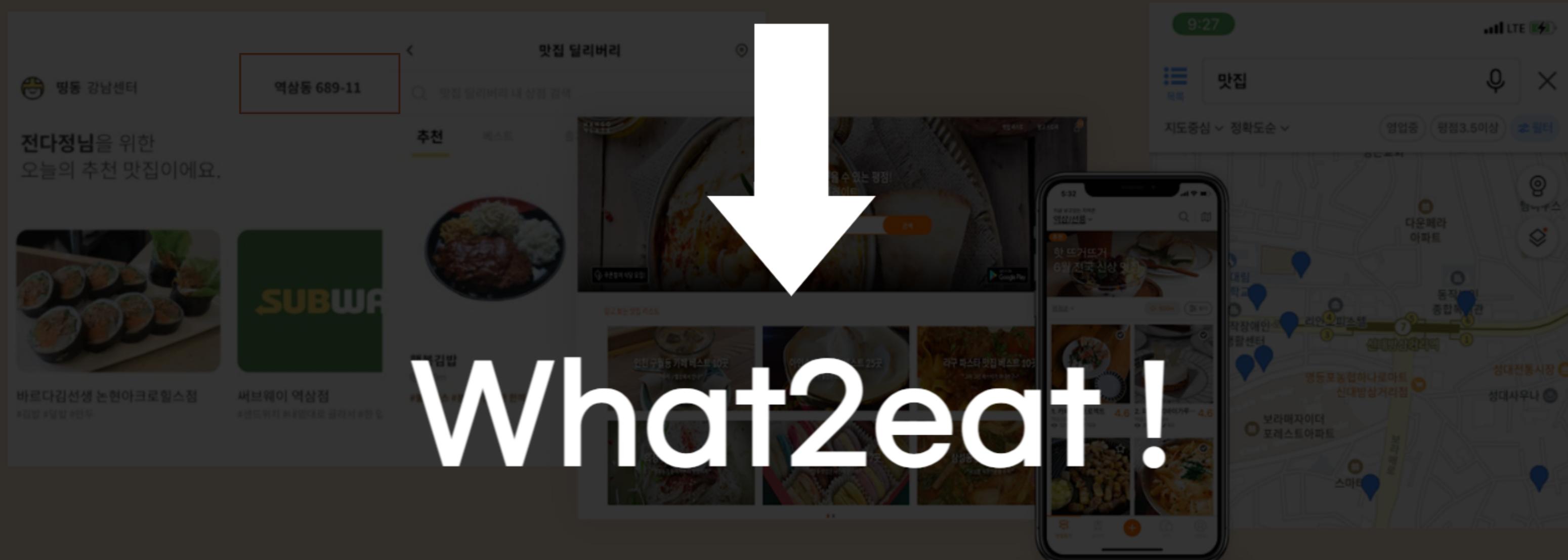
현재 대부분의 음식 추천 시스템은 개개인의 위치와 평점을 기반으로 맛집을 추천함  
= Where2eat



# 01 서비스 소개

## What2eat

'아무거나' 족 또는 메뉴 선정에 큰 시간을 들이는 사람들을 위한  
현재 대부분의 음식 주전 시스템은 개개인의 위치와 평점을 기반으로 맛집을 추천함  
음식 메뉴 추천 시스템 고안



# What2eat!

# 01 서비스 소개 What2eat

현재 대부분의 음식 추천 시스템은 개개인의 위치와 평점을 기반으로 맛집을 추천함

= Where2eat

사람들이 최근 먹었던 음식을 고려하여 추천해줄 수는 없을까?



# 02 데이터 소개

## Dacon 구내 식당 식단 데이터셋

각 조식메뉴, 중식메뉴, 석식메뉴별로 메인 메뉴 추출

아침 : 빵 죽 국 반찬

점심 : 국 메인반찬1 메인반찬2

저녁 : 국 메인반찬1 메인반찬2

일자	요일	본사정원수	본사휴가자수	본사출장자수	본사시간외근무명령서승인건수	현본사소속자택근무자수	조식메뉴	중식메뉴	석식메뉴	등식계	석식계
0	2016-02-01	월	2601	50	150	238	모닝롤/찐빵 우유/두유/주스 계란후라이 호두죽/쌀밥 (쌀:국내산) 된장찌개 쥐...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 오징어찌개 쇠불고기 (쇠고기:호주산) 계란찜 ...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 육개장 자반고등어구이 두부조림 건파래무침 ...	39.0	331.0
1	2016-02-02	화	2601	50	173	319	모닝롤/단호박샌드 우유/두유/주스 계란후라이 팥죽/쌀밥 (쌀:국내산) 호박젓국찌...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 김치찌개 가자미튀김 모둠소세지구이 마늘쫑무...	콩나물밥*양념장 (쌀,현미흑미:국내산) 어묵국 유산슬 (쇠고기:호주산) 아삭고추무...	67.0	560.0
2	2016-02-03	수	2601	56	180	111	모닝롤/베이글 우유/두유/주스 계란후라이 표고버섯죽/쌀밥 (쌀:국내산) 콩나물국...	카레덮밥 (쌀,현미흑미:국내산) 팽이장국 치킨핑거 (닭고기:국내산) 쫄면야채무침 ...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 청국장찌개 황태양념구이 (황태:러시아산) 고기...	17.0	573.0
3	2016-02-04	목	2601	104	220	355	모닝롤/토마토샌드 우유/두유/주스 계란후라이 닭죽/쌀밥 (쌀,닭:국내산) 근대국...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 쇠고기무국 주꾸미볶음 부추전 시금치나물 ...	미니김밥*겨자장 (쌀,현미흑미:국내산) 우동 멕시칸샐러드 군고구마 무피클 포...	78.0	525.0
4	2016-02-05	금	2601	278	181	34	모닝롤/와플 우유/두유/주스 계란후라이 쇠고기죽/쌀밥 (쌀:국내산) 재첩국 방...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 떡국 돈육 씨앗강정 (돼지고기:국내산) 우엉잡채...	쌀밥/잡곡밥 (쌀,현미흑미:국내산) 차돌박이찌개 (쇠고기:호주산) 닭갈비 (닭고기:...	25.0	330.0

# 02 데이터 소개

## 나이스 교육정보 개방 포털 급식 식단 정보

총 409일(20200701-20221031)의 가락고 식단표  
각 식단별로 메인 메뉴 1가지 추출

### 데이터셋

홈 > 데이터셋 > 데이터셋



#### 급식식단정보

총평점 ★★★★★ ★★★★★ OK

메타 정보 닫기 ▾

분류명	교육여건 > 급식식단	DATA 개방일	2019-04-01
태그	급식식단정보, 학교급식, 급식정보, 요리명		
제공 기관	교육부, 17개 시도교육청	적재 주기	매일
이용 허락 범위	이용 허락 범위 제한없음		
내용	학교에서 제공하는 현재년도 급식의 요리명, 원산지정보, 칼로리정보, 영양정보 등의 일자별 현황입니다. * 요리명에 표시된 번호는 알레르기를 유발할수 있는 식재료입니다 (1.난류, 2.우유, 3.메밀, 4.땅콩, 5.대두, 6.밀, 7.고등어, 8.게, 9.새우, 10.돼지고기, 11.복숭아, 12.토마토, 13.야황산염, 14.호두, 15.닭고기, 16.쇠고기, 17.오징어, 18.조개류(굴,전복,총합 등))		

# 02 데이터 소개 자체 설문조사 응답 데이터

응답자들의 3일간의 아침, 점심, 저녁 메뉴 데이터

	1_아침	1_아침메뉴	1_점심	1_점심메뉴	1_저녁	1_저녁메뉴	2_아침	2_아침메뉴	2_점심	2_점심메뉴	2_저녁	2_저녁메뉴	3_아침	3_아침메뉴	3_점심	3_점심메뉴	3_저녁	3_저녁메뉴
0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	먹지 않음	NaN	양식	스테이크	패스트푸드	라면	먹지 않음	NaN	샐러드류 (샐러드, 시리얼류 등등)	오트밀	에너지바, 두유	NaN	빵, 두유	NaN	한식	돼지고기 두루치기	일식	돈까스
2	먹지 않음	NaN	한식	된장찌개	양식	파스타	먹지 않음	NaN	한식	갈비찜	멕시칸	타코	먹지 않음	NaN	한식	생선구이	패스트푸드	쉑쉑버거
3	먹지 않음	NaN	뷔페식	뷔페	디저트류	빵	먹지 않음	NaN	베트남 음식	쌀국수	한식	김밥	먹지 않음	NaN	한식	제육볶음 계란밥	양식	피자
4	먹지 않음	NaN	한식	김치찌개	양식	베이컨햄볶음밥	먹지 않음	NaN	한식	잔치국수	한식	짬닭	먹지 않음	NaN	중식	설렁탕	한식	참치마요덮밥

## 03 모델 설명

### Session-Based Recommendation

RNN-Based

**GRU4Rec**

GNN-Based

**LightGCN**

Transformer-Based

**BERT4Rec** SASRec

AutoEncoder-Based

**RecVAE** Multi-VAE

## 03 모델 설명

# Session-Based Recommendation

세션에 기반하여 item을 추천해주는 방식

세션이란? 사용자의 일련의 활동 기록 => 사용자의 sequential한 행동

### CF, MF

user 데이터를 기반으로 추천  
ex. 과거 소비이력, 관심 item history

즉,  
사용자 맞춤 취향 기반 추천

과거 이력 데이터가 없는 사용자라면?  
고객이 소비한 item의 순서를 추천에 반영하고 싶다면?

### Session-Based Recommendation

session sequence를 학습하여  
각 user별 데이터가 부족하더라도

해당 session 다음에 관심 가질만한 item 추천

## 03 모델 설명

# Session-Based Recommendation

## why we use Session-Based Recommendation?

유저 개개인이 섭취한 메뉴 sequence 데이터 수집의 어려움  
식단 데이터를 통해 음식 섭취의 순서 정보 활용 가능

ex. 과거 소비 이력, 관심 item history

즉,  
사용자 맞춤 취향 기반 추천

과거 이력 데이터가 없는 사용자라면?  
고객이 소비한 item의 순서를 추천에 반영하고 싶다면?

session sequence를 학습하여

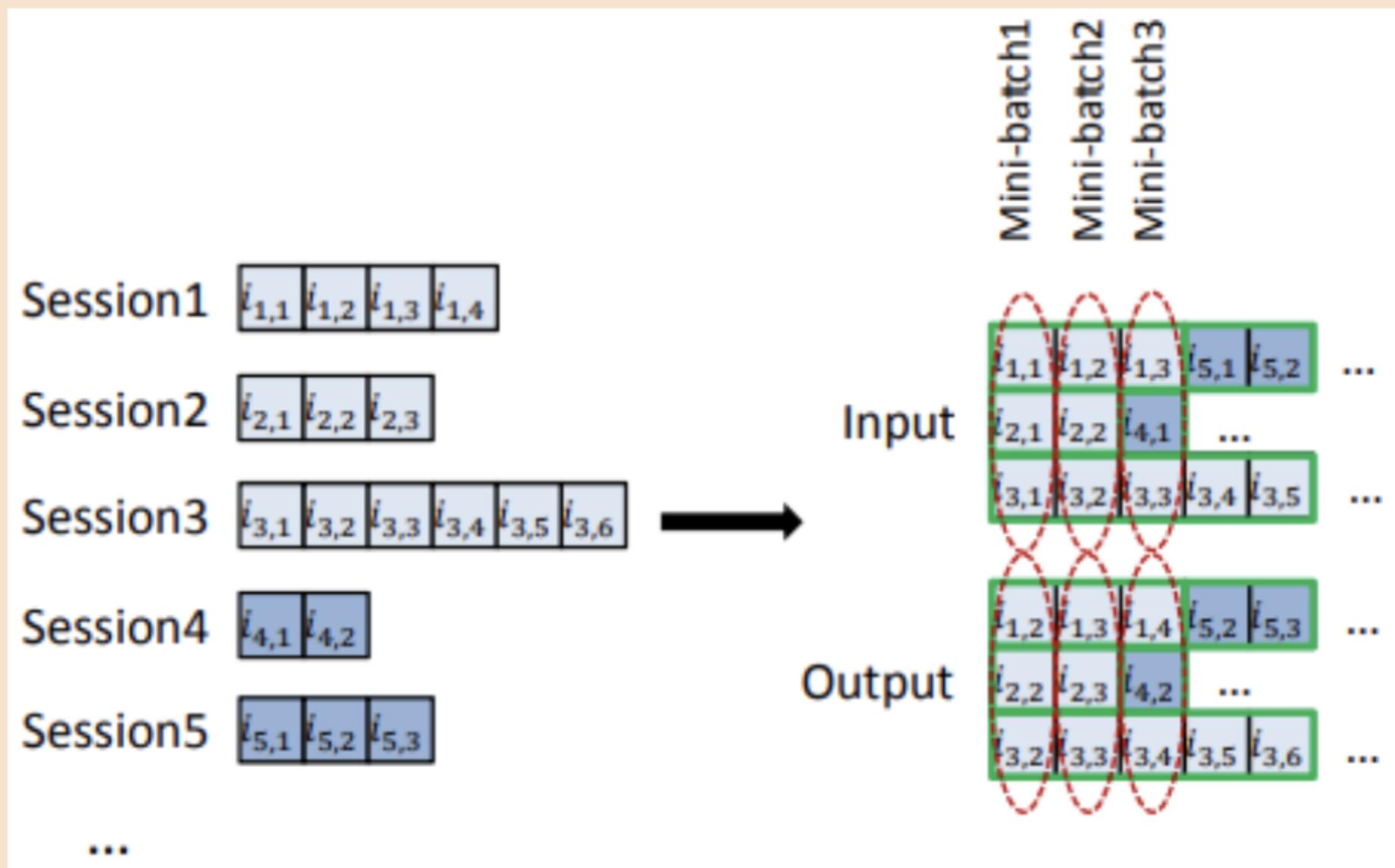
각 user별 데이터가 부족하더라도

해당 session 다음에 관심 가질만한 item 추천

## 03 모델 설명

# Session Parallel Mini Batches

Mini-batch가 session 병렬 방법으로 들어감



1. 세션을 시간 순으로 정렬
2. 각 세션의 첫 번째가 하나의 배치로 묶이고, 두 번째가 하나의 배치로 묶이고, ...
3. 첫 번째 배치가 input으로 들어가면 두 번째 배치가 output으로 제시
4. 각 세션의 길이가 다르기 때문에 짧은 세션이 종료될 경우, 다음 세션의 데이터 삽입
5. 다음 세션 데이터가 들어올 때 hidden state 초기화

## 03 모델 설명

# Session Parallel Mini Batches

### 데이터셋 구성

	일자	조식메뉴	중식메뉴	석식메뉴
0	2016-02-01	찐빵	오징어찌개	육개장
1	2016-02-02	단호박샌드	김치찌개	어묵국
2	2016-02-03	베이글	팽이장국	청국장찌개
3	2016-02-04	토마토샌드	쇠고기무국	우동
4	2016-02-05	와플	떡국	차돌박이찌개



SessionID	Menu	timestamp
0	찐빵	1
1	오징어찌개	2
2	육개장	3
3	단호박샌드	4
4	김치찌개	5
5	어묵국	6

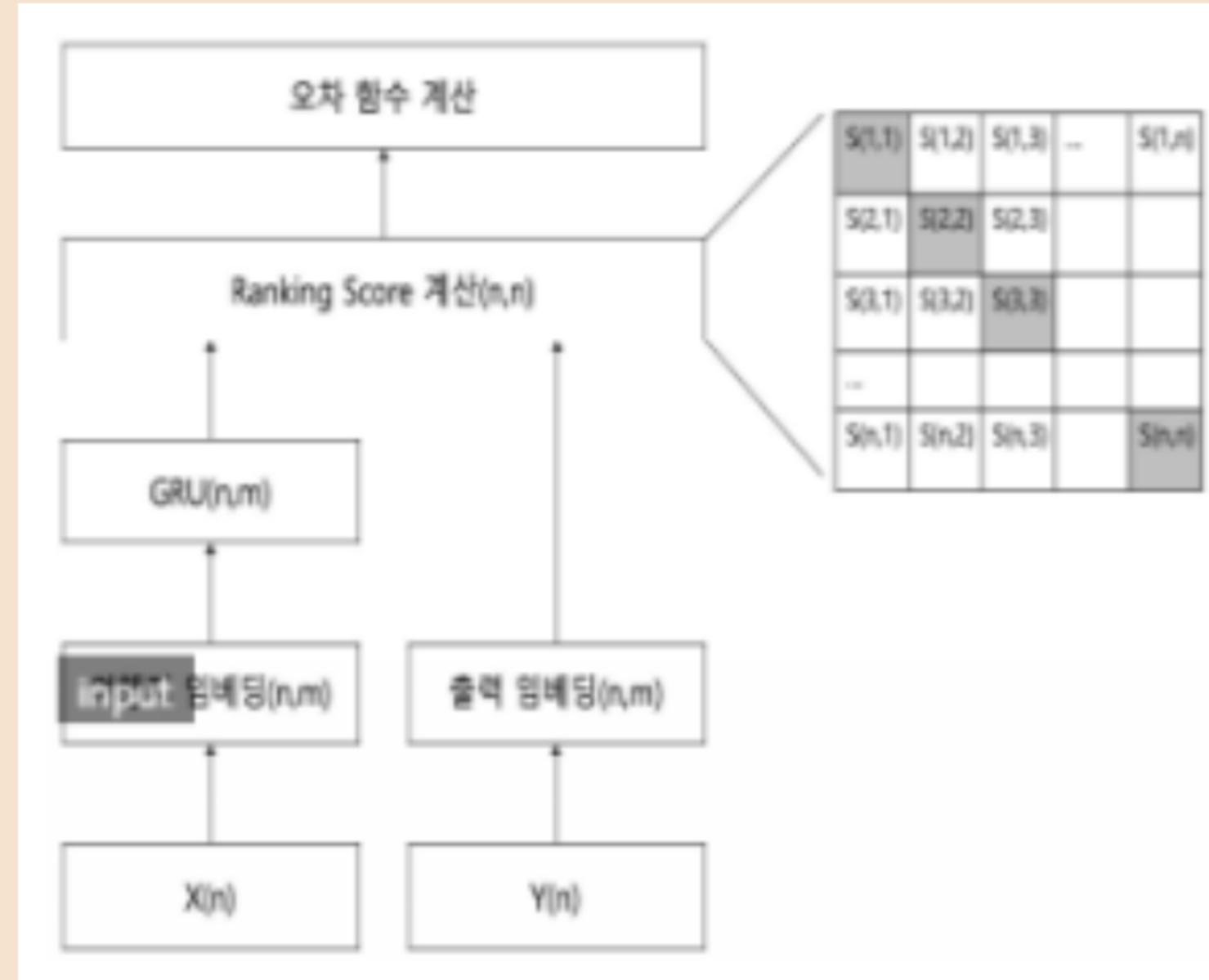
각 일자별 조식, 중식, 석식메뉴에서 메인 메뉴 추출

조식-중식-석식-조식-중식-석식-... 순으로 메뉴 나열 후  
세션 길이를 29으로 하여 하나의 세션 구성  
ex. 찐빵-오징어찌개-육개장-...(총 30개의 메뉴) => session1

## 03 모델 설명

### Sampling on the output

Loss 계산시 전체 item에 대해 sampling 진행



- loss를 구하기 위해 수많은 item과 일일히 score를 계산해야하는 비효율 문제 해결
- loss 계산시 mini batch를 negative sampling으로 활용  
mini batch 내에서의 정답이 positive, 오답이 negative
- loss 계산시 positive sample 간의 점수는 크게,  
negative sample 간의 점수는 작아지도록 학습

## 03 모델 설명

# HIT Rate@k & TOP-N-Accuracy

### HIT Rate@k

전체 사용자 수 대비 적중한 사용자 수를 의미

유저마다 Top-k recommendation에서 hit한게 존재하면 hit

Rank	GT					
	neg					
	0.6	0.7	0.1	0.2	0.1	0.4
	2	1	5	4	6	3

HR@1 : 1개 추천하면 GT가 없으므로  $\rightarrow 0$

HR@2  $\rightarrow 1$

(GT = ground truth, neg = negative sample)

## 03 모델 설명

# HIT Rate@k & TOP-N-Accuracy

## TOP-N-Accuracy

예측 클래스가 소프트맥스 분포의 상위 N값에 포함되는 비율 측정

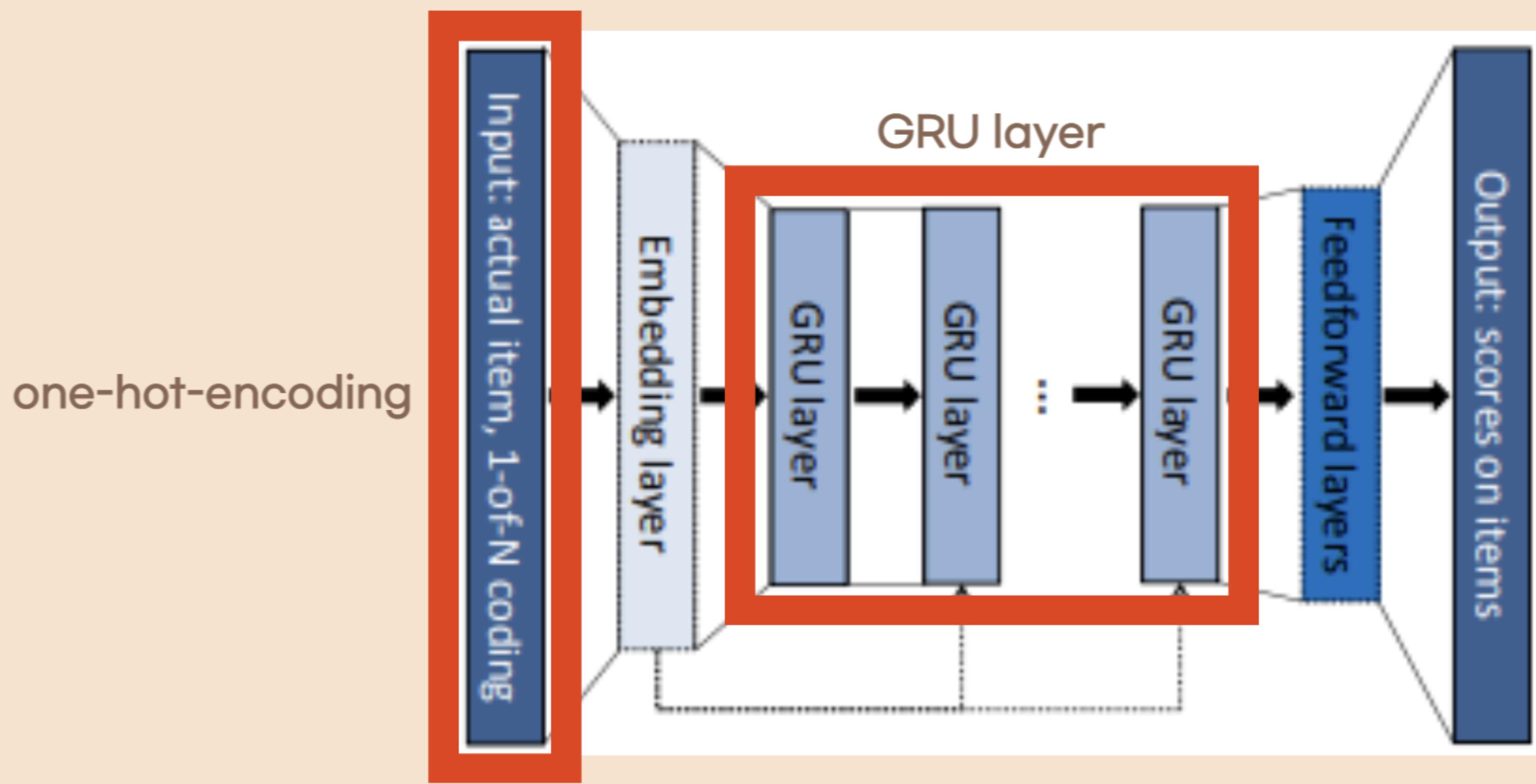
TOP-3 class : 비행기, 배, 자동차

예측 class가 자동차면 -> 1회 일치  
예측 class가 트럭이면 -> 1회 실패

비행기	자동차	새	고양이	사슴	개	개구리	말	배	트럭
0.5	0.1	0.03	0.02	0	0	0.05	0.1	0.2	0

testset에 대해 수행하면서 성공 data에 대해 +=1 해준 후,  
마지막에 testset의 length로 나눠주어 accuracy를 구하는 방식

## 03 모델 설명 GRU4Rec



# 03 모델 설명

## GRU4Rec

### Ranking loss

#### BPR loss

positive sample의 점수를 negative sample이 점수보다 높게 학습시킴

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

$N_s$ : sample size ,  $\hat{r}_{s,i}$ : yhat of positive sample ,  $\hat{r}_{s,j}$ : yhat of negative sample

#### TOP1 loss

positive sample의 점수를 negative sample이 점수보다 높게 학습시키면서 어떤 positive sample이 negative sample로 동작하면서 score가 높아지는 현상을 회피하기 위해 regularization term을 더해줌

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

# 03 모델 설명

## Transformer-Based

유저 최근 행동의 context를 기반으로 한 추천을 목표

### 기존 모델의 단점 1

Sequential Recommender Model의  
입력 공간의 크기가 매우 큼

즉,  
context로 사용되는 유저의 행동에 따라  
지수적으로 입력 공간 증가

### 기존 모델의 단점 2

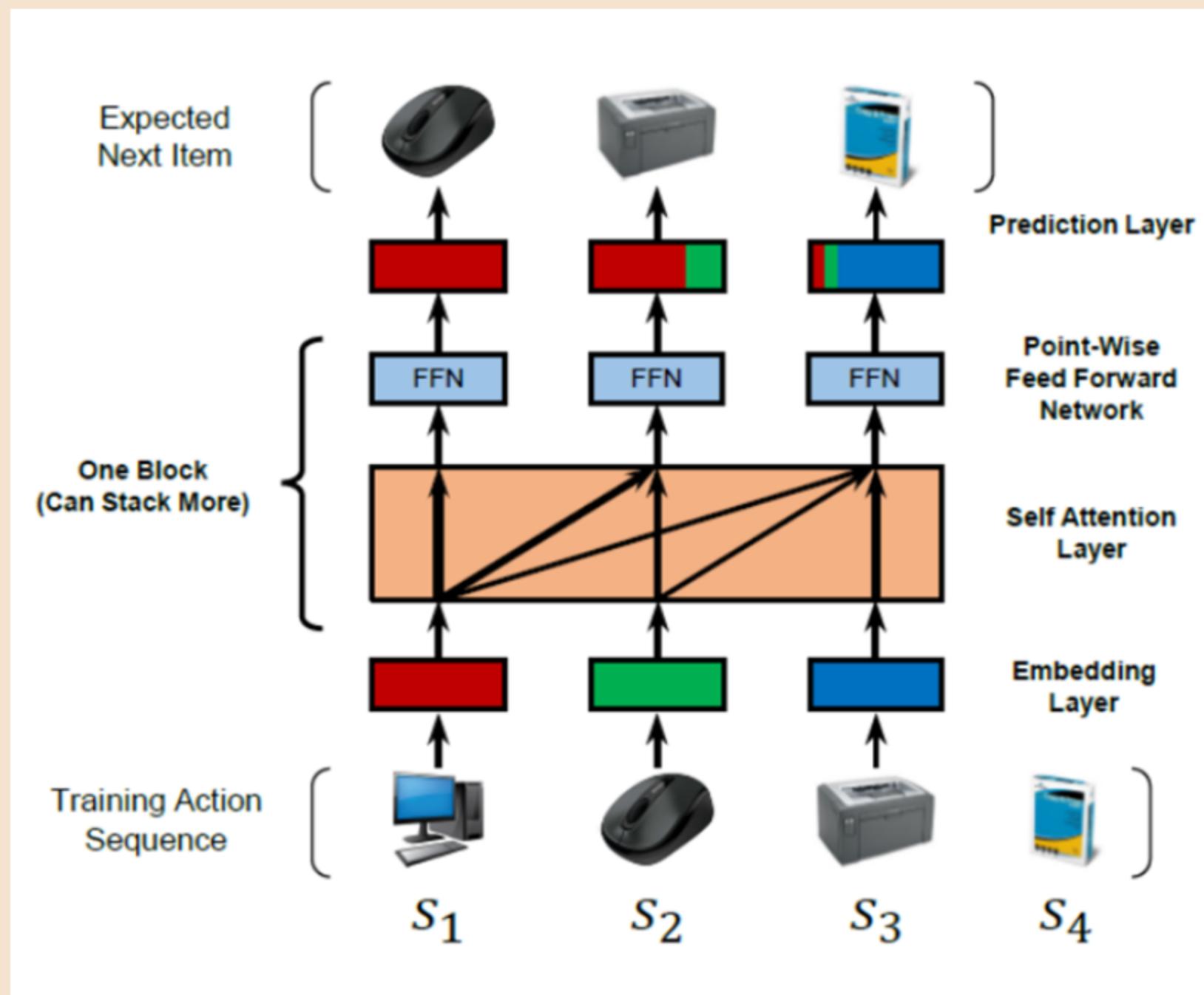
Markov Chains  
: sparse한 데이터에만 잘 작동  
: 복잡한 관계 학습이 어려움

RNN  
: 많은 양의 데이터 요구  
=> 희소 데이터에서 성능 안좋음

=> Transformer 도입!

# 03 모델 설명

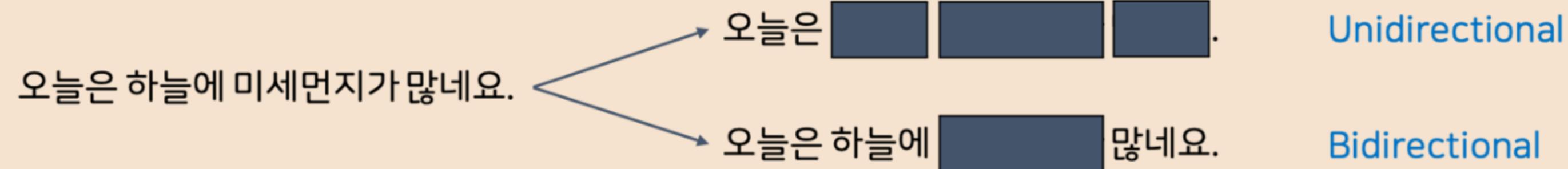
## SASRec



- Self-Attention 기법을 적용한 Transformer 모델을 추천시스템에 적용
- 시퀀스 내에 존재하는 모든 행동의 연관성을 파악  
=> 행동 간의 복잡한 관계 학습
- Positional Encoding 부분을 학습 파라미터로 설정했다는 점이 Transformer와 구별됨
- 현재 이후의 시점에 대해서 마스킹 처리하여 학습  
(실제 추천 알고리즘이 미래의 유저 행동을 볼 수 없기 때문)

# 03 모델 설명

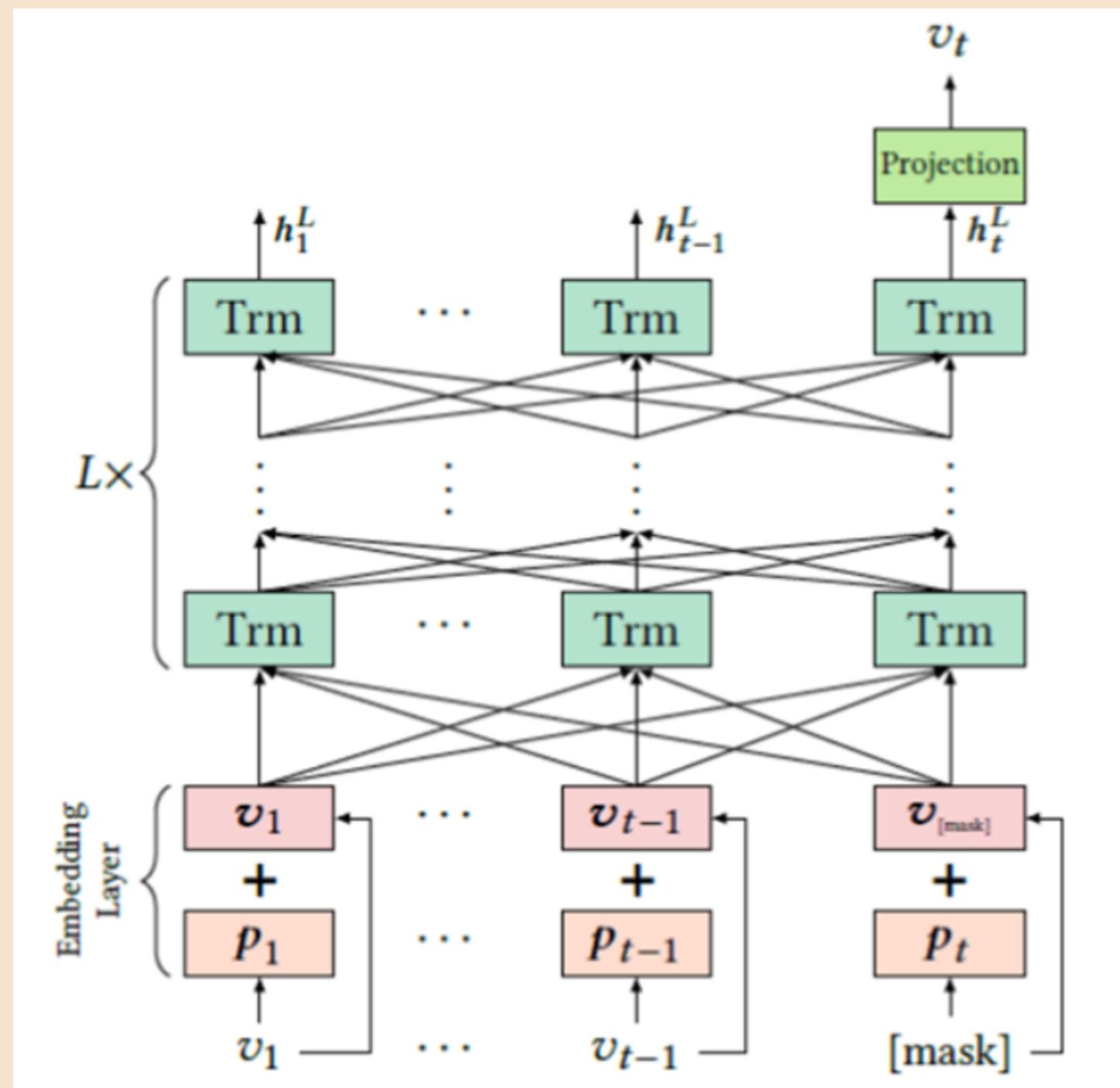
## BERT4Rec



- 기존의 Unidirectional Model은 시퀀스를 왼쪽에서 오른쪽의 순서로 읽어가며 빈칸을 예측
  - 그러나 추천시스템의 경우는 자연어와 달리 natural order가 존재하지 않고, 품사 등의 제한이 없음
  - 또한 관측할 수 없는 다양한 외부 요인 때문에 사용자의 행동 순서에서 숨겨진 representation이 제한
- 양방향으로 '하늘에'와 '많네요'를 둘 다 참조한다면 더 예측하기가 수월!
  - BERT를 추천시스템에 적용해보자
  - GRU4Rec -> CASER -> SASRec(self-attention) -> BERT4Rec

# 03 모델 설명

## BERT4Rec



### 1. Multi-head Self-Attention

- $h$ 개의 subspace에 projection 후 concatenate
- Scaled Dot-Product Attention

### 2. Position-wise Feed-Forward Network

- Multi-head Self-Attention은 linear projection
- 비선형성을 주기 위해 FC layer에 GeLU 함수를 사용
- GeLU : ReLU와 달리 음수에 대해서도 미분이 가능해 약간의 그래디언트를 더 전달할 수 있음

# 03 모델 설명

## BERT4Rec

유저 벡터

$$\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_{|\mathcal{U}|}\}$$

아이템 벡터

$$\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_{|\mathcal{V}|}\}$$

상호작용 시퀀스

$$\mathcal{S}_u = [v_1^{(u)}, \dots, v_t^u, \dots, v_{n_u}^u]$$

유저  $u$ 의 상호작용 시퀀스 길이  
 $t$  시점에서 유저  $u$ 가 상호작용하는 아이템

Training : Random Masked

컴퓨터 마우스 [ ] 종이

컴퓨터 [ ] 프린트 종이

[ ] 마우스 [ ] 종이

Many samples

- 유저가 선택할 수 있는 모든 가능한 아이템들의 확률을 구하여 모델링
- Training : 매 epoch마다 랜덤하게 masking  $nCk$  samples

Input:  $[v_1, v_2, v_3, v_4, v_5] \longrightarrow [v_1, [mask]_1, v_3, [mask]_2, v_5]$

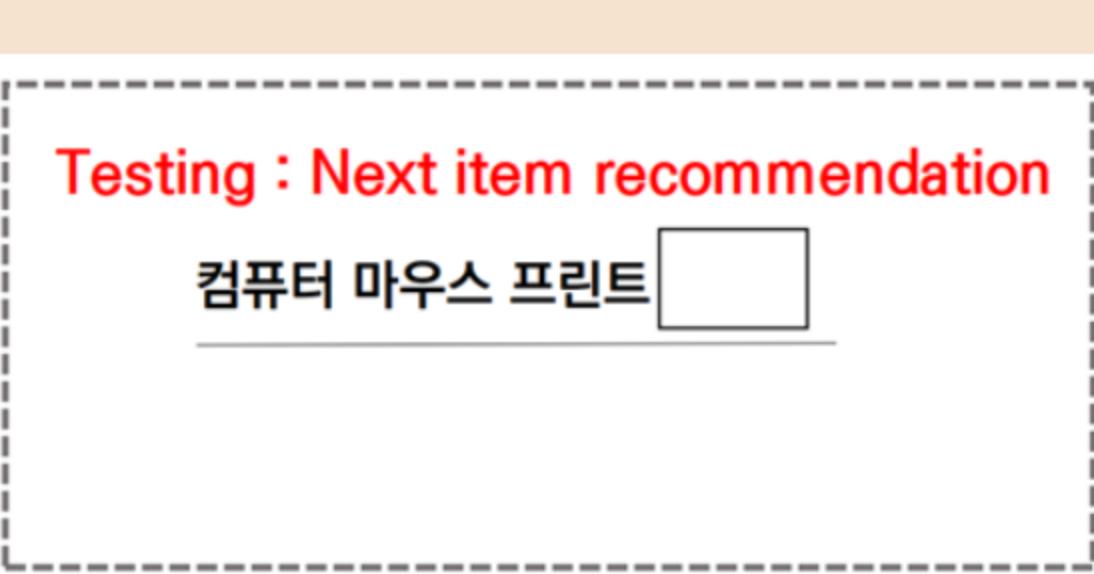
Labels:  $[mask]_1 = v_2, [mask]_2 = v_4$

# 03 모델 설명

## BERT4Rec

$$\mathcal{L} = \frac{1}{|\mathcal{S}_u^m|} \sum_{v_m \in \mathcal{S}_u^m} -\log P(v_m = v_m^* | \mathcal{S}'_u)$$

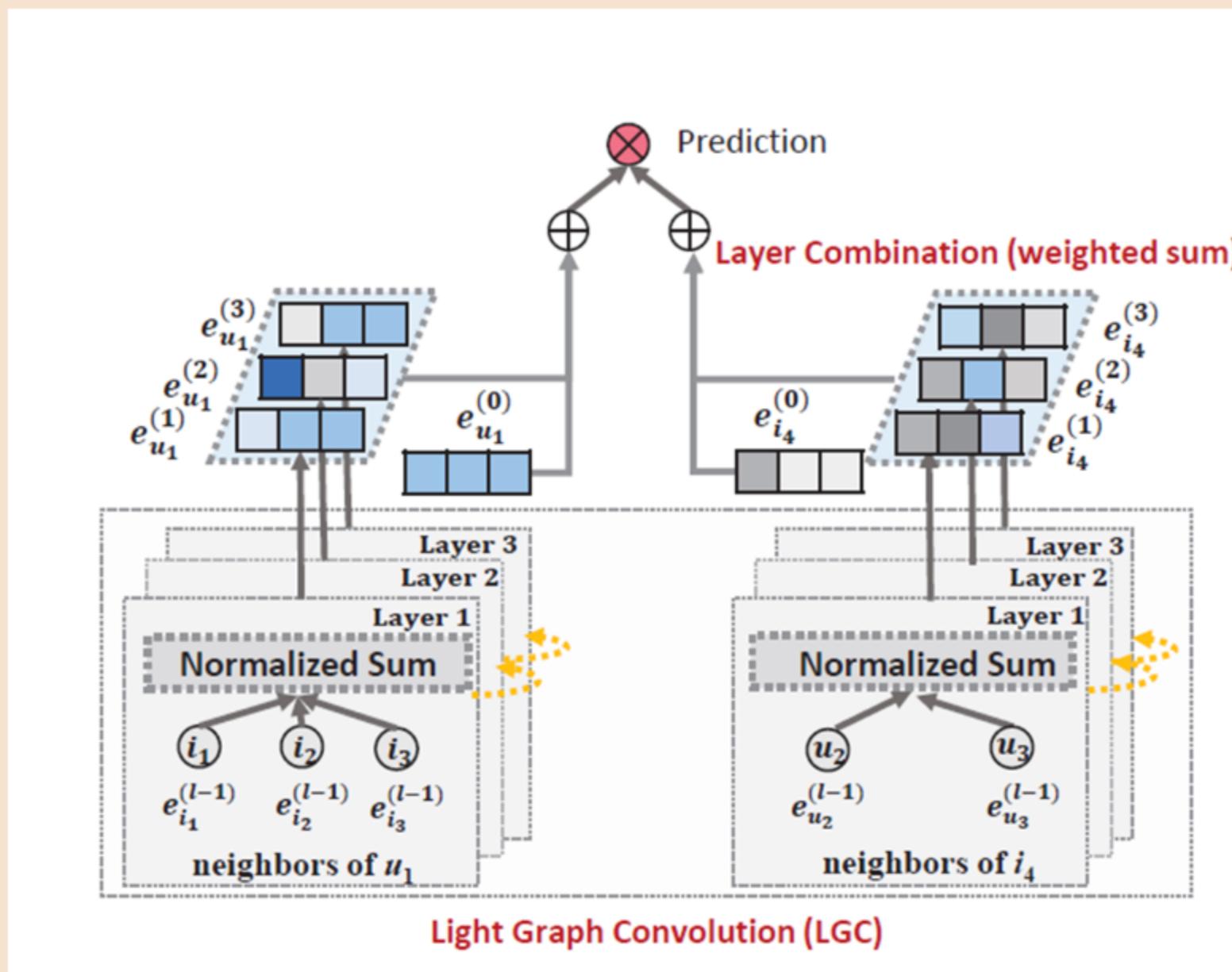
- Negative Log Likelihood를 이용하여 label과 예측값간의 loss를 정의
  - 원래 자리가 ground truth가 되고, 나머지는 negative sample
  - 아래 수식을 통해 ground truth는 점수가 높게, negative samples는 점수가 낮게 나오도록 학습
- Testing
  - 유저 u가 t+1 시점에서 상호작용할 아이템 예측
  - Mask를 last item에 하나만 적용
  - $p(v_{n_u+1}^{(u)} = v | \mathcal{S}_u)$



# 03 모델 설명

## LightGCN

GNN-Based : item간 복잡한 관계를 탐구하고 item에 대한 더 정확한 임베딩 벡터 생성 가능

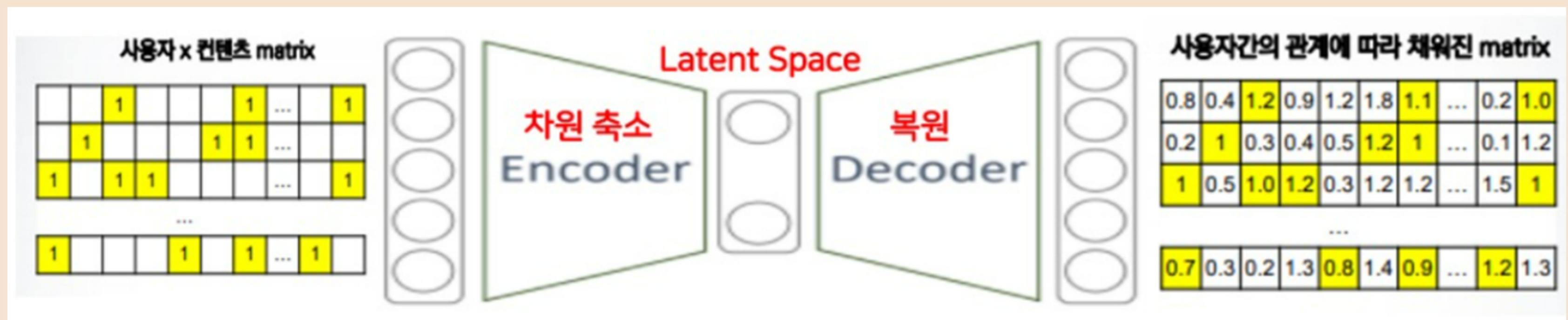


- GNN 기반 모델이 사용하던 feature transformation이나 non-linear activation은 다 제거하고 neighborhood aggregation이라는 가장 중요한 요소에만 집중
- 왼쪽 user embedding과 오른쪽 item embedding에서 layer를 거칠때마다 단순 normalized sum만 다음 layer로 넘어가서 학습
- 모델 이름 그대로 light하게 파라미터를 줄이면서 성능을 높임

# 03 모델 설명

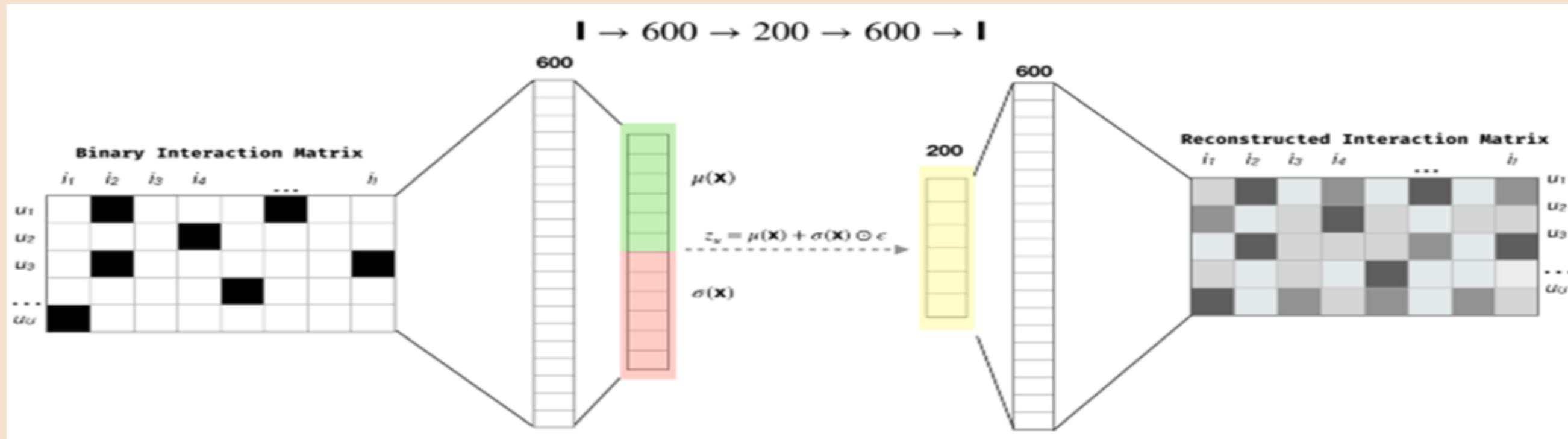
## AutoEncoder-Based

- Encoder가 차원을 축소하는 역할을 하기 때문에 이 축소된 차원에서 Latent Space를 찾을 수 있음
- Decoder가 input Data로 복원을 해주는데 이러한 형식이 마치 추천시스템의 Latent Model과 유사
- Input으로 사용자의 컨텐츠 Matrix가 들어왔다고 가정한다면 AutoEncoder의 Encoder와 Decoder를 거쳐서 복원된 사용자의 컨텐츠 Matrix를 활용하여 컨텐츠를 추천



# 03 모델 설명

## Multi-VAE



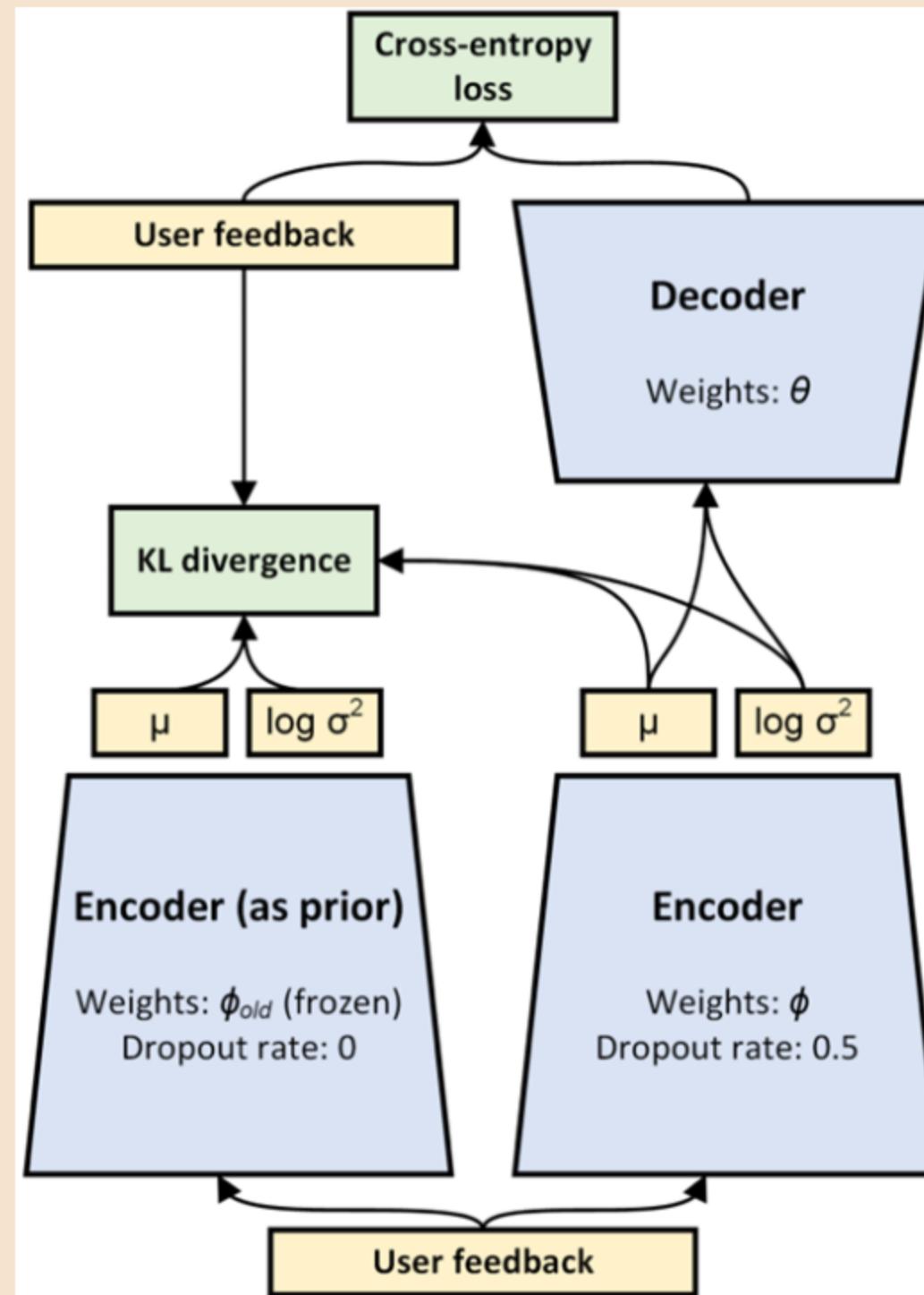
- VAE의 차원 축소-복구 과정을 이용한 컨텐츠 추천  
(사용자 컨텐츠 사이의 interaction을 학습 => 사용자가 보지 않은 컨텐츠도 학습)
- 비선형 활성 함수를 활용해 사용자 간의 관계를 모델링해 기존 선형 학습법에 비해 성능 향상
- 단순 Matrix Factorization에 비해 sparse matrix에서 좋은 성능을 보임

$$\mathcal{L}_{\text{Mult-VAE}} = \mathbb{E}_{q_{\phi}(z_u|\hat{x}_u)} \mathbb{E}_{p(\hat{x}_u|x_u)} \left[ \log p_{\theta}(x_u|z_u) - \beta \text{KL} \left( q_{\phi}(z_u|x_u) || p(z_u) \right) \right]$$

$\beta$  - vae , D-vae 등의 컨셉이 합쳐져서 Multi-VAE로 부름

# 03 모델 설명

## RecVAE



### RecVAE vs Multi-VAE

이전, Multi-VAE(multinomial likelihood 사용)에서 더 나은 성능을 구현하기 위해 몇 가지 모델 구조 변형

- 새로운 prior distribution -->  $p(z)$  가 아니라  $p(z|\phi_{old}, x)$
- β - vae 논문에서 활용한 β hyperparameter 적용
- 학습과정에서 alternating update 적용

기존 autoencoder base 추천 알고리즘 Multi VAE와 RaCT보다 우수한 성능을 보임

$$p(z|\phi_{old}, x) = \alpha \mathcal{N}(z|0, I) + (1 - \alpha) q_{\phi_{old}}(z|x)$$

수식의 첫번째 항은 overfitting을 방지 해주는 역할,  
두번째 항은 optimization 중 large step을 조정하는 보조적인 loss function

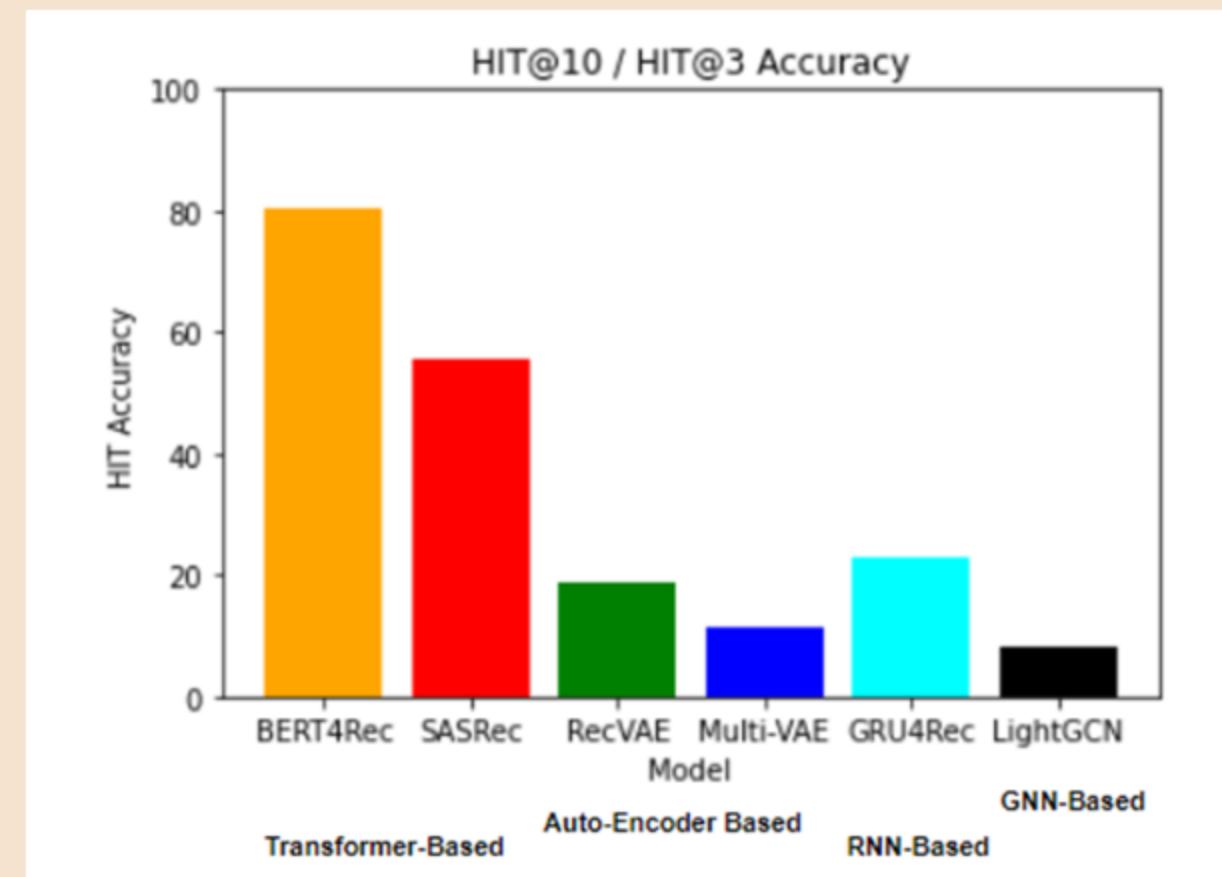
## 03 모델 설명

### 1차 결과 및 한계점

#### 모델별 HIT@10 / HIT@3 지표

Transformer-Based > RNN-Based > AutoEncoder-Based > GNN-Based

[Train 데이터셋에 대한 모델별 HIT 지표]



#### 한계점

- HIT 지표의 특성상 정확한 menu를 추천해줄 경우에만 positive score
- 비슷한 음식 특성이나 동일한 음식 카테고리의 menu를 추천하더라도 negative score
- HIT@10 / HIT@3 지표는 결국 낮을 수밖에 없는 평가 지표라고 판단

"모델 성능을 과소평가할 가능성 존재"

## 03 모델 설명

# Category HIT Score & Property HIT Score

총 2529개의 음식에 대해 음식 카테고리 및 음식 특성 태깅 작업 진행

### 음식 카테고리

- 나라에 따른 대분류 4개  
한식, 일식, 양식, 중식

### 음식 특성

- 조리 형태에 따른 분류 10개  
국류, 찌개류, 탕류, 무침류, 찜류, 볶음류, 조림류, 전류, 튀김류, 구이류
- 주재료에 따른 분류 8개  
빵류, 면류, 디저트류, 패스트푸드류, 고기류, 밥류, 샐러드류, 회(생선회)류

## 03 모델 설명

# Category HIT Score & Property HIT Score

총 2529개의 음식에 대해 음식 카테고리 및 음식 특성 태깅 작업 진행

단순히 정확한 menu를 추천했을 때만 점수를 부여하는 것이 아닌,

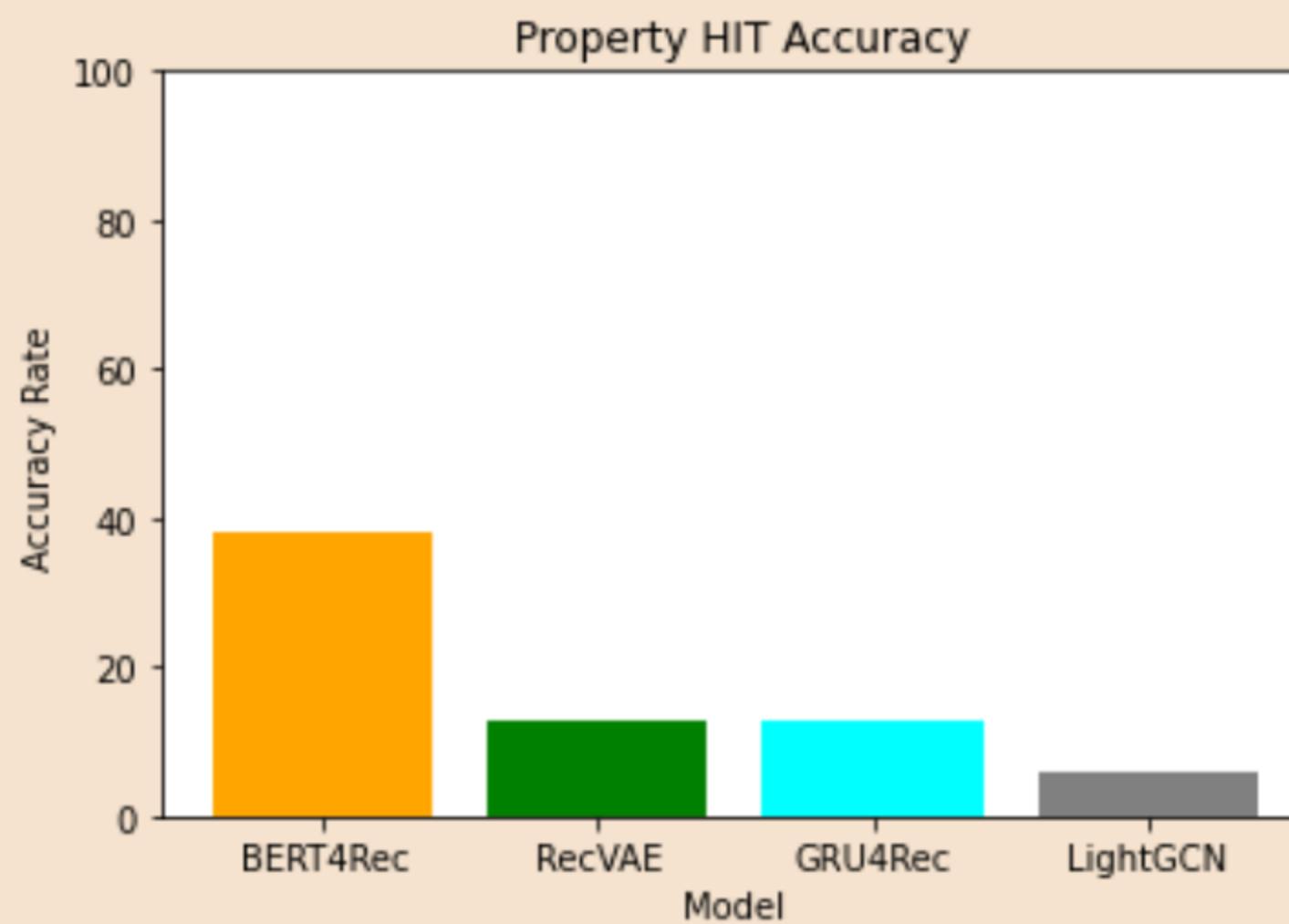
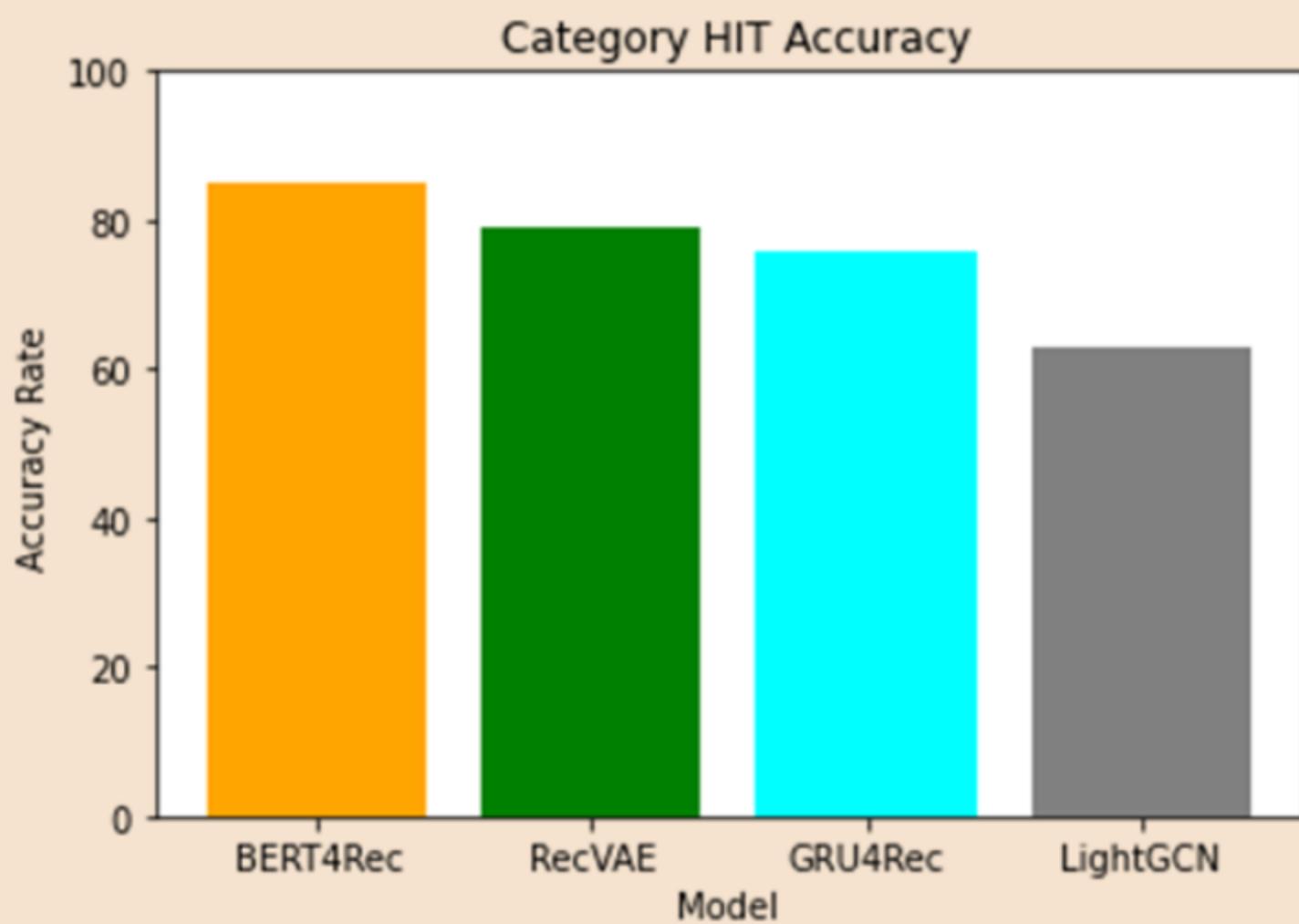
비슷한 유형의 menu를 추천했을 때도 점수를 부여하고자 하는 취지

음식 특성

- 조리 형태에 따른 분류 10개  
국류, 찌개류, 탕류, 무침류, 짬류, 볶음류, 조림류, 전류, 튀김류, 구이류
- 주재료에 따른 분류 8개  
빵류, 면류, 디저트류, 패스트푸드류, 고기류, 밥류, 샐러드류, 회(생선회)류

## 03 모델 설명 2차 결과

분류	모델	Category HIT	Property HIT
RNN-Based	GRU4Rec	0.76	0.13
GNN-Based	LightGCN	0.63	0.06
Transformer-Based	BERT4Rec	0.85	0.38
AutoEncoder-Based	RecVAE	0.79	0.13



## 04 결과물 최종 모델 예측 결과

먹은 것	제육볶음
	삼겹살구이
	간장계란장
	청국장찌개
	컵라면&찐계란
	시리얼과일샐러드
	된장찌개
추천	동파삼겹수육

오늘 뭐 먹지?  
**What2eat**

최근에 먹은 식사 메뉴를 순서대로 입력해주세요.

제육볶음 삼겹살구이 간장계란장 청국장찌개  
컵라면&찐계란 시리얼과일샐러드 된장찌개

확인



## 04 결과물 최종 모델 예측 결과

먹은 것	제육볶음
	삼겹살구이
	간장계란장
	청국장찌개
	컵라면&찐계란
	시리얼과일샐러드
	된장찌개
추천	동파삼겹수육



## 05 한계점

- train 데이터의 대부분이 식단 데이터셋인 점 : 개개인의 다양한 식단 데이터를 받아보지 못함
- 메인 메뉴 1가지만 추려서 학습을 진행한 점 : 사람들이 식사 때 1가지 메뉴만 먹지는 않음 & 반찬 메뉴 추천이 불가능
- 추가적으로 취향 기반 메뉴 추천시스템을 구현하지 못한 점 : 취향이 반영된 유저 데이터 수집의 어려움
- 카테고리와 특성을 고려하여 학습을 진행하지 못한 점 : 하지만 성능 평가는 카테고리와 특성을 고려하여 진행

# 06 Reference

---

- <https://lsjsj92.tistory.com/590>
- [https://greeksharifa.github.io/machine\\_learning/2021/07/03/SRGNN/](https://greeksharifa.github.io/machine_learning/2021/07/03/SRGNN/)
- <https://github.com/SeongBeomLEE/RecsysTutorial>
- [https://github.com/flowel1/gru4rec-keras/blob/master/Gru4Rec\\_Keras.ipynb](https://github.com/flowel1/gru4rec-keras/blob/master/Gru4Rec_Keras.ipynb)

# 감사합니다

