

당신 취향의 맛집을 추천해드립니다 : 장소 개인화 추천 시스템의 비밀

Collaborative Filtering Meets the Item Embedding

CONTENTS

1. 오늘 저녁, 지금 여기에서 어디에서 저녁을 먹어야할지 고민된다면?
2. 장소 개인화 추천 시스템
3. '오늘의 PICK'을 통해 풀어나간 문제들
4. Lesson Learned (a.k.a. It's Real World!)
5. 더 풀어야하는 숙제들

1. 오늘 저녁, 지금 어디에서 저녁을 먹어야할지 고민된다면?

a.k.a. 100만개 식당에서 나만의 맛집 찾기

오늘 저녁, 어디에서 저녁을 먹어야할지 고민하고 계신가요?



너무나 많은 주변의 맛집들 중에 나에게 딱 맞는 곳을 찾아야 한다면?





우리 오늘 뭐 먹음?

난 아무거나 다 좋아ㅋㅋㅋ



ㅋㅋㅋㅋ나도 아무거나

ㅋㅋㅋㅋ삼겹살 먹을래?
아님 양꼬치에 칭따오?

세상에서 제일 고르기 어려운 메뉴..

어디쯤 새롭고 **관찰은 곳** 없나?



난 너네가 선택하면 그냥
따라갈게



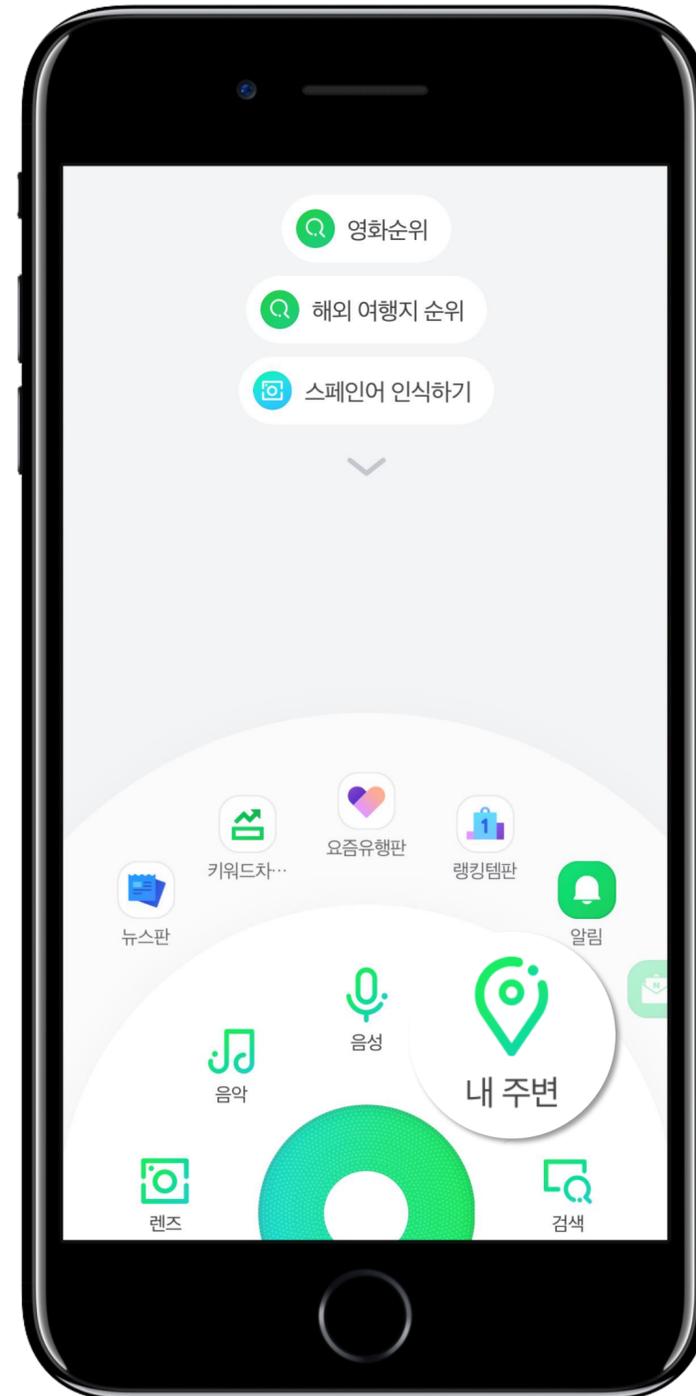
나도ㅋㅋㅋㅋ

아니 그래서 뭐ㅋㅋㅋㅋ

지금 이 순간 가장 가볼 만한 장소의 발견 스마트어라운드



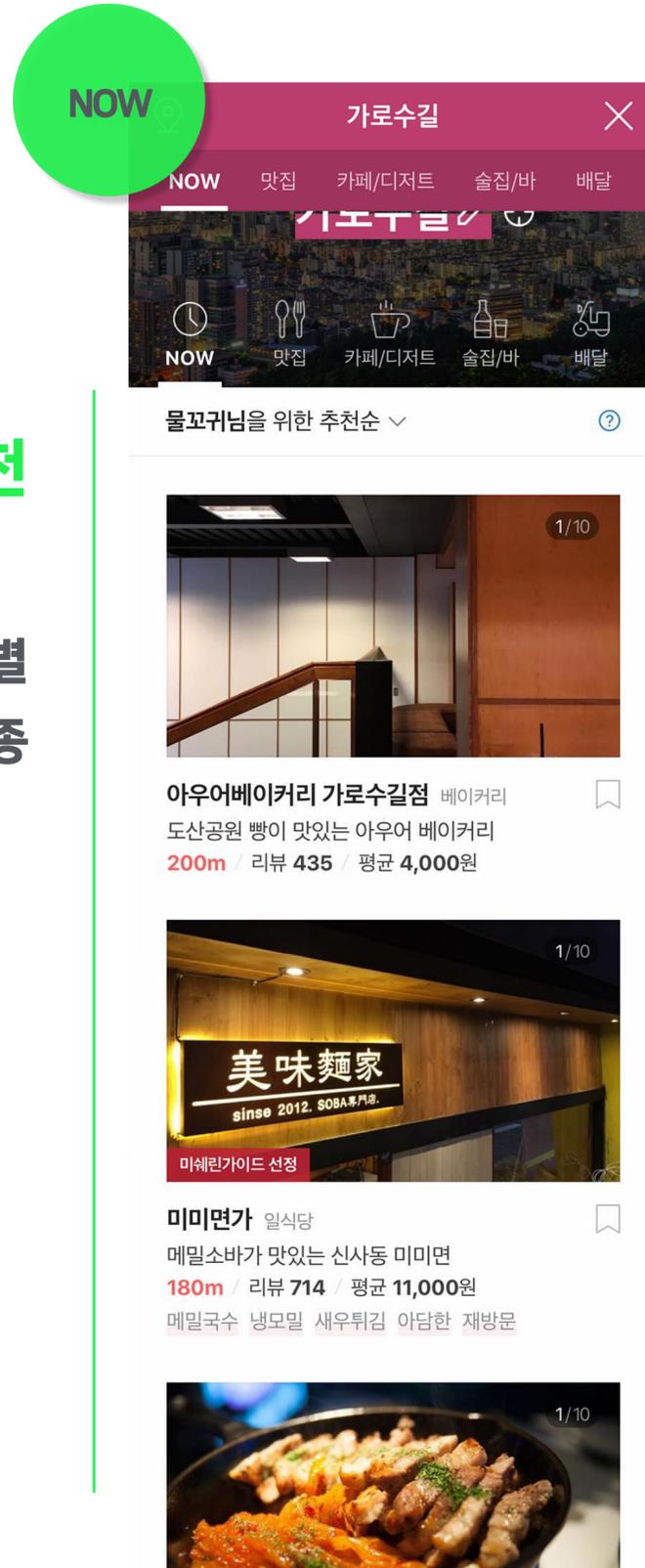
내 주변, 맛있고 즐거운 발견을 위한 **스마트어라운드**



내 주변, 맛있고 즐거운 발견을 위한 **스마트어라운드**

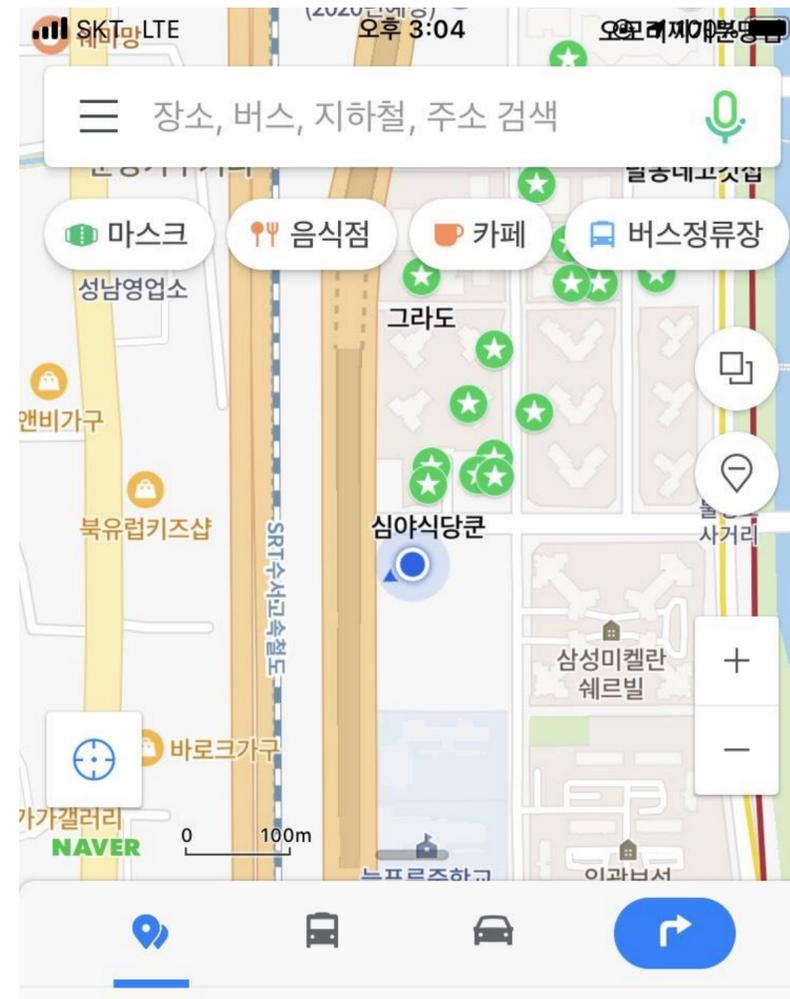
개인화된 맞춤형 장소 추천

현위치, 시간, 연령/성별
+ 사용자 선호 분위기, 메뉴, 업종

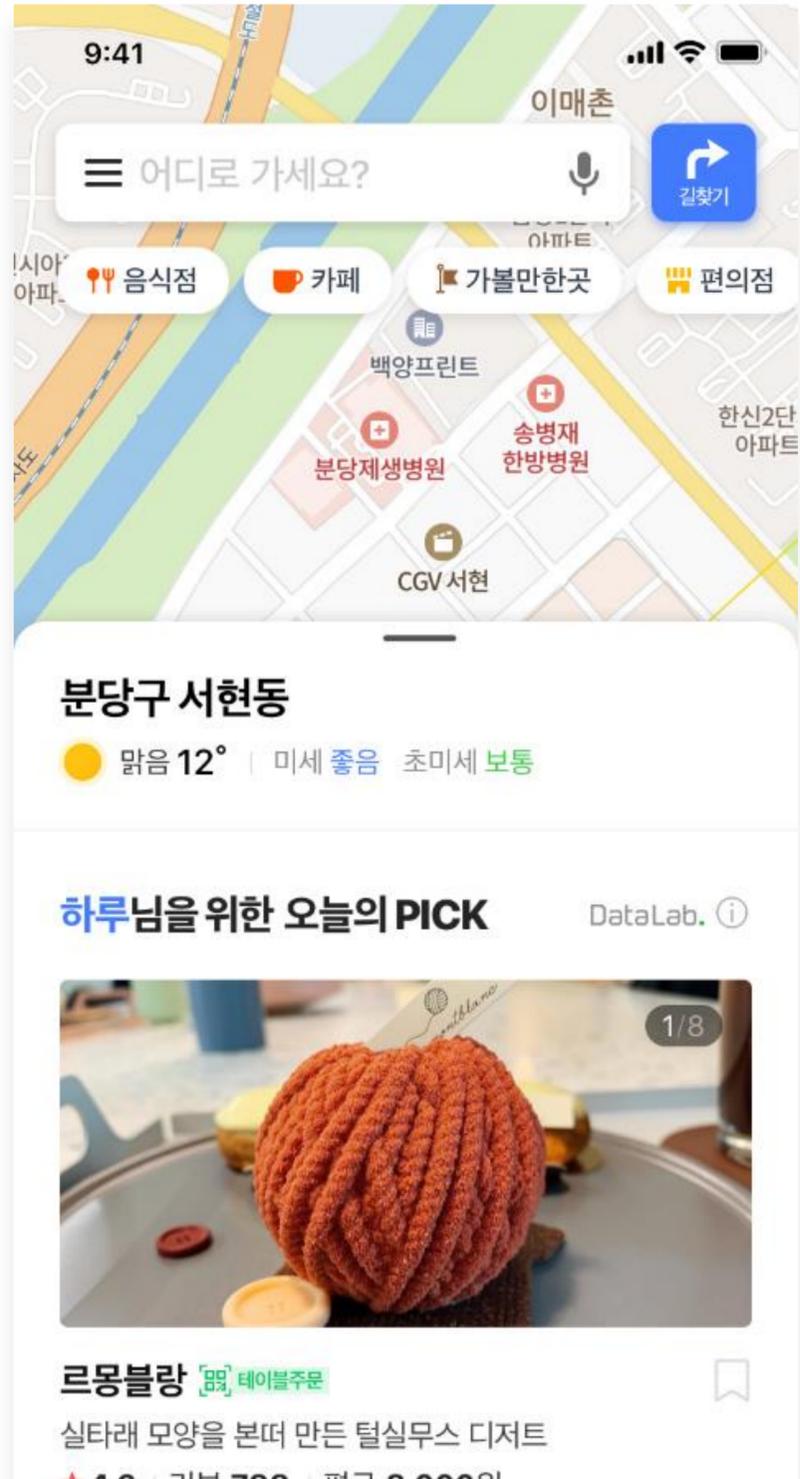


빅데이터 분석을 통한

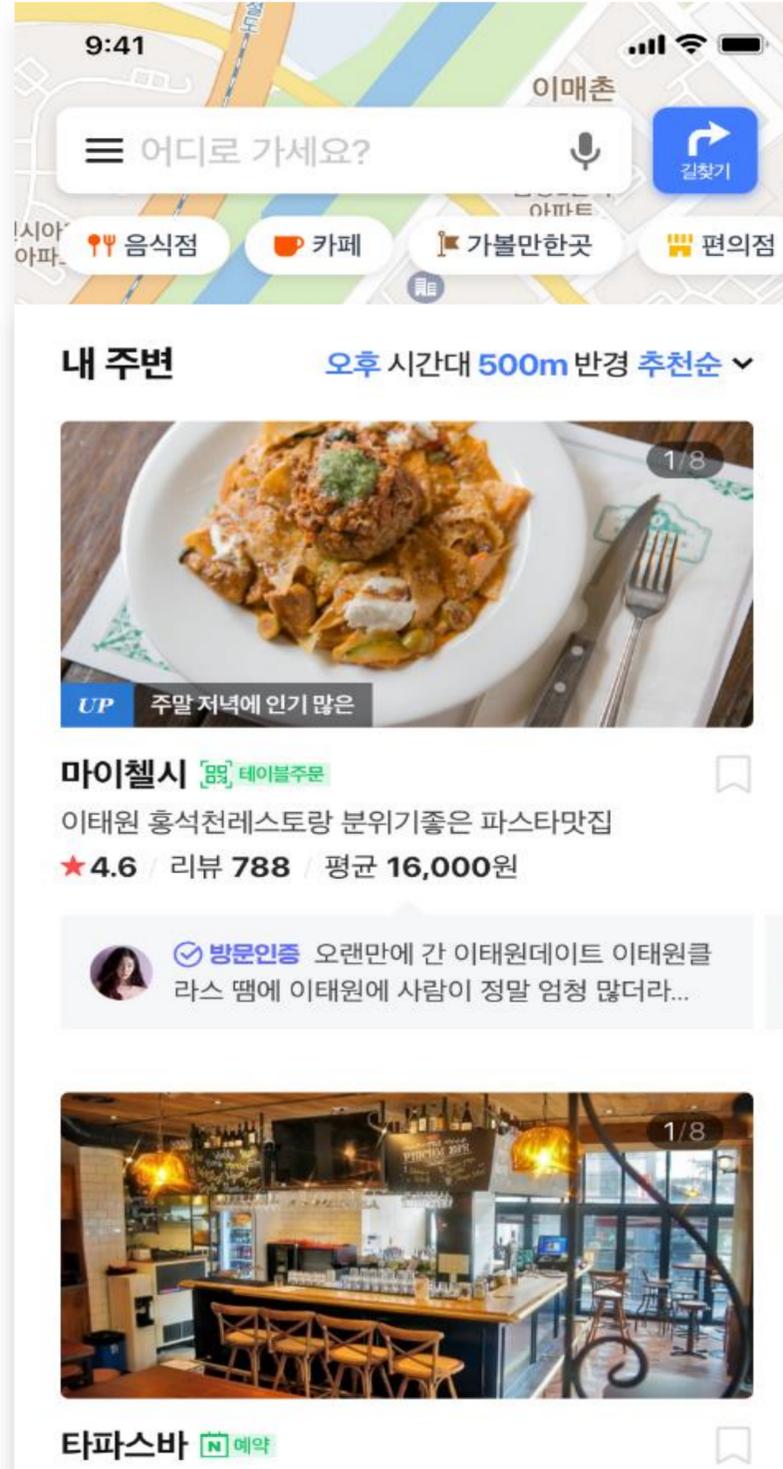
내 주변, 맛있고 즐거운 발견을 위한 **스마트어라운드**



내 주변, 맛있고 즐거운 발견을 위한 스마트어라운드



내 주변, 맛있고 즐거운 발견을 위한 **스마트어라운드**

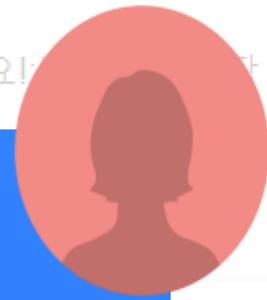


스마트어라운드 유저 보이스 (좋아요)

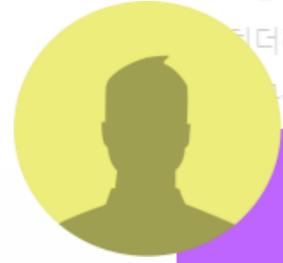
스마트어라운드 서비스는 사용자가 느끼던 기존 맛집 검색의 불편함을 꽤 많은 부분 해소해줬다. 인천 영종도 물회맛집 네이버 스마트 어라운드로 찾은



특히 관광지나 친구들 만나는 약속장소에서 스마트어라운드 활용을 하면 좋을듯하다. 집
01__ 정보 탐색의 불편함 해... 맛집 맞네
네이버 지도로 다른곳 클릭해서 길찾는 중에 보니까 요즘 네이버에서 SmartAround라는 기능이 있더라구요. ... 모르는 동네 가서 맛집 찾아서 먹기 부담스러운데 자주 검색되 곳이라고 딱 뜨니 엄청 편하더라구요!



육칼 정말 코피나게 맛있게 먹고 왔어요 ~ 네이버 지도 좌측 하단 '주변 ' 을 누르면 SmartAround가 나옵니다. 인근의 가볼만한 장소를 추천해주는 건데 봤더니 평이 좋아서 방문했어요.



요즘 네이버 지도를 키면 '주변 ' 메뉴에 스마트 어라운드라고 해서 내가 위치한 곳 주변의 식당을 띄워준다. ... 인간적으로 단호박 케익 비주얼이 매혹적이거나 ... 그냥 가고 싶은 마음이 팍팍 ...



영종도 놀러가서 물회 맛집 추천 받았는데 정확도 100% 너무 맛있게 잘 먹고 왔어요!

꿈꾸는 캣서토끼
항상 친구들이랑 맛집 결정하고 간 뒤 다시 한번 인터넷 검색으로 주변 카페를 찾아다니는데 스마트 어라운드를 이용하면 주변 지역 맛집과 카페를 한번에 찾을 수 있겠네요~!시!



왜 좋은데?

스마트어라운드 서비스는 사용자가 느끼던 기존 맛집 검색의 불편함을 꽤 많은 부분 해소해주고 있다.

특히 관광지나 친구들 만나는 약속장소에서 스마트어라운드 활용을 하면 좋을듯하다.

01__ 정보 탐색의 불편함 해소

기존에 맛집을 검색하는 건 보통 아래와 같은 경로를 거친다.

불금에 압구정 다녀왔어요

S63 · 2018. 9. 15. 19:49

URL 복사 +이웃추가

버스로 이동하는데 특이하게도 압구정역 근처에 맛집이 많지 않하더라구요~
간만에 친구들과 맛있는거 먹고 좋은시간 보내고
어제 맛집 검색할때 스마트어라운드 이용했는데

스마트어라운드 유저 보이스 (아쉬워요)

꿈꾸는 캣셔토끼

항상 친구들이랑 맛집 결정하고 간 뒤 다시 한번 인터넷 검색으로 주변 카페를 찾아다니는데 스마트 어라운드를 이용하면 주변 지역 맛집과 카페를 한번에 찾을 수 있겠네요~!시!

신세계~☆



2018.6.29. 15:45

매번 낯선 곳에서 음식점 검색을 해서 갔었고
검색을 해도 중복된 음식점이 많아서
음식점을 선택하는데 어려움이 있었는데

이제 이러한 부분이 어느정도 해결되면서

어쩔 이렇게 좋은 기능이 ㅋㅋ 인스타들어가서 맛집을 뒤적거릴필요가 없게됐네요 ㅎㅎㅎ

아공
2018. 6. 25. 6:00

+이웃추가

인천 영종도 물회맛집 네이버 스마트 어라운드로 찾은 집 선녀풍 2호점 맛집 맞네

네이

애물단지탱

점점더 똑똑해지는 스마트네이버네요!) 자주 이용할 것 같아요~
2018.6.29. 23:23

답글

♡0

데이터보그

맛집 코업코성형 장형준

제 어디가 AI 기능이 점점 더 발전하는 것 같네요..
단순한 검색에서 벗어나 연관된 여러가지 정보를 주는군요
2018.6.30. 19:00

♡0

평내골프카페

스마트어라운드 뭔가 시스럽네요~^^

2018.4.8. 23:53

답글

♡0

하네요 ^^

2018.6.30. 22:32

답글

스마트어라운드 유저 보이스 (아쉬워요)

스마트어라운드 서비스는 사용자가 느끼던 기존 맛집 검색의 불편함을 꽤 많은 부분 해소해주고 있

인천 영종도 물회맛집 네이버 스마트 어라운드로 찾은



특히 관광지나 친구들 만나는 약속장소에서 스마트어라운드 활용을 하면 좋을듯하다.

01__ 정보 탐색의 불편함 해

근처에 있는 맛집들 쪽 보여주는거가 좋긴 하네요. 제 취향에 맞는 식당도 딱 짚어주면 좋겠어요~

기존에 맛집을 검색하는 건 보통 아래와 같은

불금에 밥먹고 싶어졌어요

S63 · 2018. 9.

식당 안 찾아봐도 되게, 매일 매일 다른 맛집 하나씩 보여주면 좋겠어요!

버스로 이동하는데 토

간만에 친구들과 맛있는거 먹고 좋은시간 보내고

주변 맛집을 찾아야될때가 많은데 그때 사용하면 아주 좋겠네요 이

2018.6.30. 06:48

꿈꾸는 캣서토끼

항상 친구들이랑 맛집 결정하고 간 뒤 다시 한번 인터넷 검색으로 주변 카페를 찾아다니는데 스마트 어라운드를 이용하면 주변 지역 맛집과 카페를 한번에 찾을 수 있겠네요~!시!

신세계~☆



2018.6.29. 15:45

매번 낯선 곳에서 음식점 검색을 해서 갔었고 검색을 해도 중복된 음식점이 많아서 음식점을 선택하는데 어려움이 있었는데

이제 이러한 부분이 어느정도 해결되면서

어쩔 이렇게 좋은 기능이 ㅋㅋ 인스타들어가서 맛집을 뒤적거릴필요가 없게됐네요 ㅎㅎ

평내골프카페

스마트어라운드 뭔가 시스럽네요~^^

답글

데이터보그

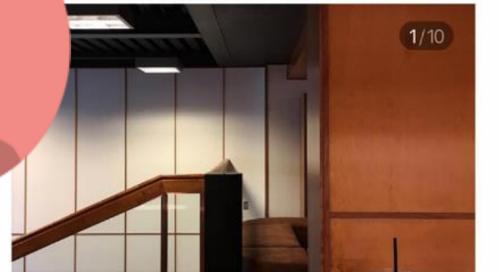
맛집 제 어디가 2018.6.30

하네요 ^^

답글



목포귀님을 위한 추천순



아우어베이커리 가로수길점 베이커리 도산공원 빵이 맛있는 아우어 베이커리 200m / 리뷰 435 / 평균 4,000원



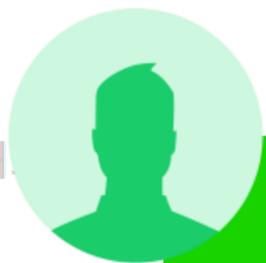
미미면가 일식당 메밀소바가 맛있는 신사동 미미면 180m / 리뷰 714 / 평균 11,000원



스마트어라운드 유저 보이스 (아쉬워요)

스마트어라운드 서비스는 사용자가 느끼던 기존 맛집 검색의 불편함을 꽤 많은 부분 해소한다.

인천 영종도 물회맛집 네이버 스마트 어라운드로 찾은



특히 관광지나 친구들 만나는 약속장소에서 스마트어라운드 활용을 하면 좋을듯하다.

01__ 정보 탐색의 불편함 해

근처에 있는 맛집들 쪽 보여주는거가 좋긴 하네요. 제 취향에 맞는 식당도 딱 짚어주면 좋겠어요~

기존에 맛집을 검색하는 건 보통 아래와 같은

불금에 밥 1정 먹어줬어요

S63 · 2018. 9.

식당 안 찾아봐도 되게, 매일 매일 다른 맛집 하나씩 보여주면 좋겠어요!

버스로 이동하는데

무지 막히더라구요~

간만에 친구들과 맛있는거 먹고 좋은시간 보내고

어제 맛집 검색할때 스마트어라운드 이용했

주변 맛집을 찾아야될때가 많은데 그때 사용하면 아주 좋겠네요 이 제 어디가 먹거리 걱정은 안해도 되겠네요

점점더 똑똑해지는 스마 2018.6.29. 23:23

꿈꾸는 캣셔토끼

항상 친구들이랑 맛집 결정하고 간 뒤

다시 주변 스마 주변 한번

신세

매번 낯선 곳에서 음식점

데이타보그

맛집 코업코성형 장형준

제 어디가

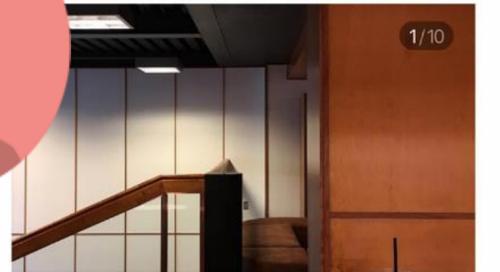
발전하는 벗어나 연권

장소 개인화 추천 서비스

어쩔 이렇게 좋은 기능이 ㅋㅋ 인스타들어가서 맛집을 뒤적거릴필요가 없게됐네요 ㅎㅎ



목포귀님을 위한 추천순



아우어베이커리 가로수길점 베이커리 도산공원 빵이 맛있는 아우어 베이커리 200m / 리뷰 435 / 평균 4,000원



미미면가 일식당 메밀소바가 맛있는 신사동 미미면 180m / 리뷰 714 / 평균 11,000원 메밀국수 냉모밀 새우튀김 아담한 재방문



장소 개인화 추천 시스템 **오늘의 PICK**

하루님을 위한 오늘의 PICK

DataLab. ⓘ



르몽블랑 [르몽] 테이블주문

실타래 모양을 본떠 만든 털실무스 디저트

★4.6 / 리뷰 788 / 평균 8,000원

95%
추천지수

카페, 디저트에 관심 있어 보임



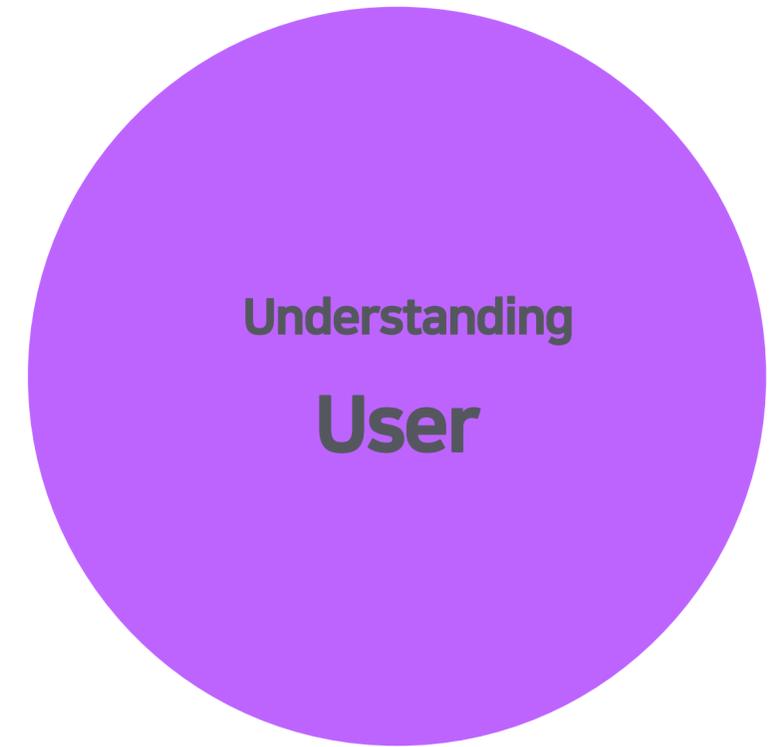
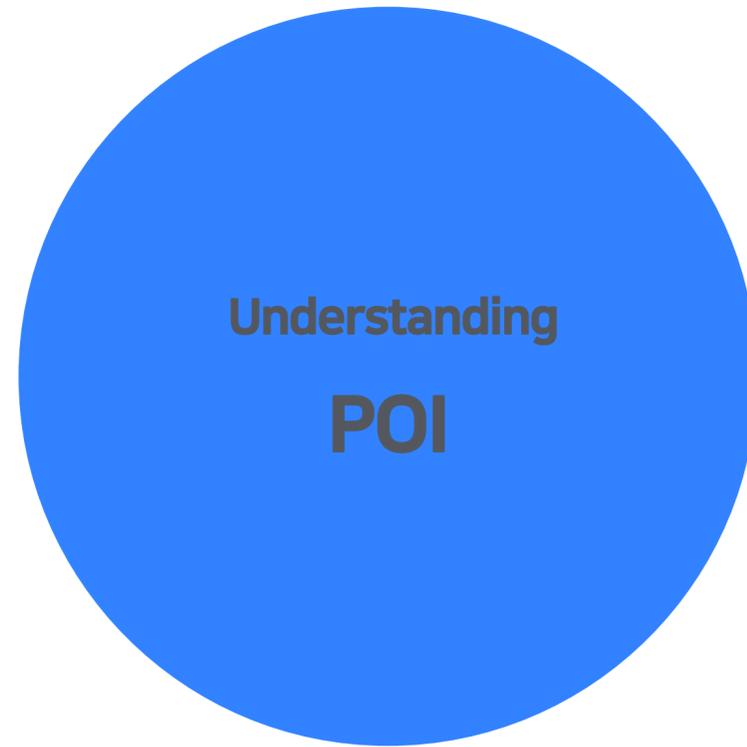
2. 장소 개인화 추천 시스템



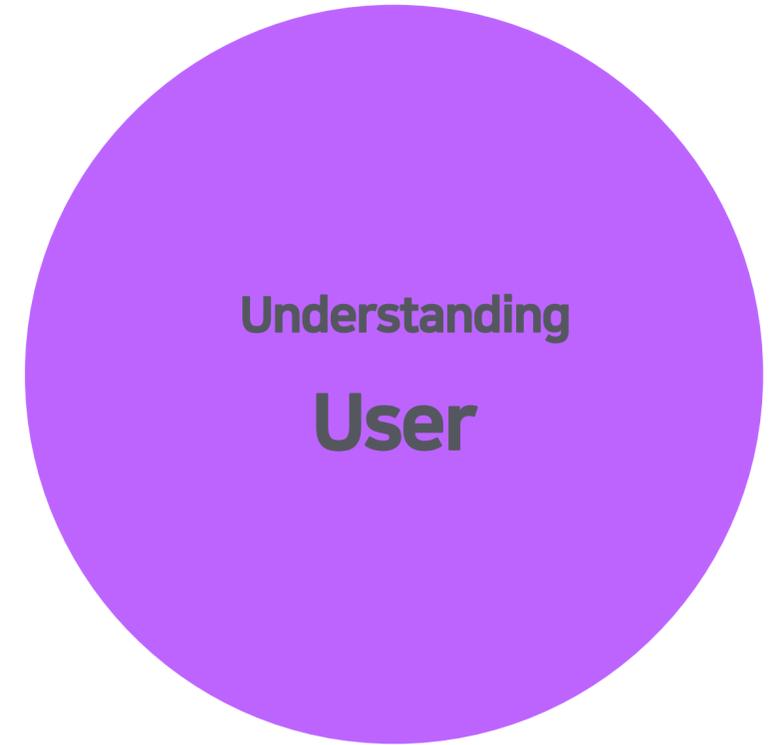
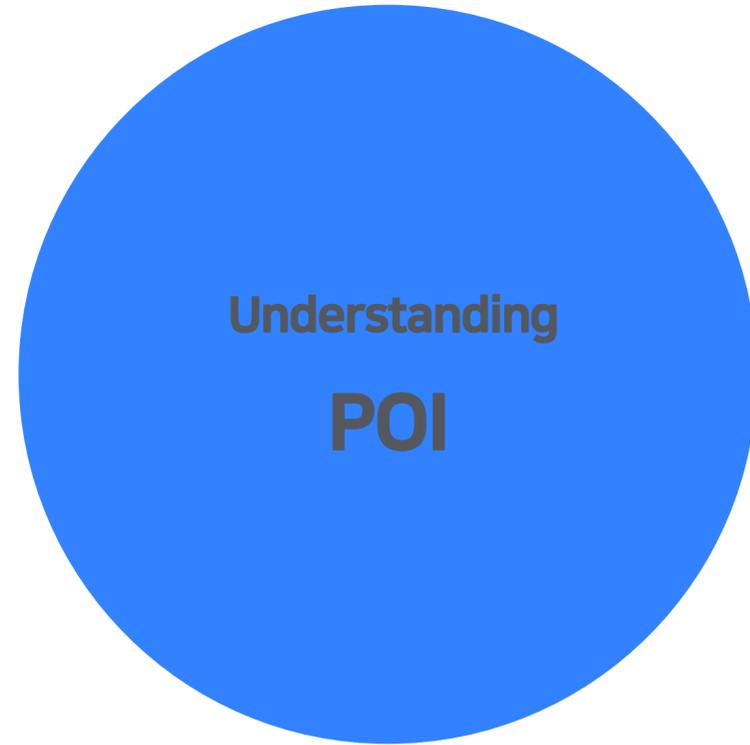
장소 개인화 추천 시스템의 소개

장소 개인화 추천 시스템이란 무엇일까?

장소 개인화 추천 시스템의 구성요소

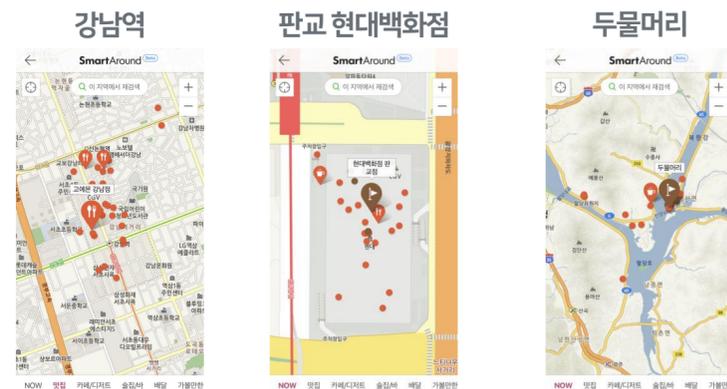


장소 개인화 추천 시스템의 구성요소

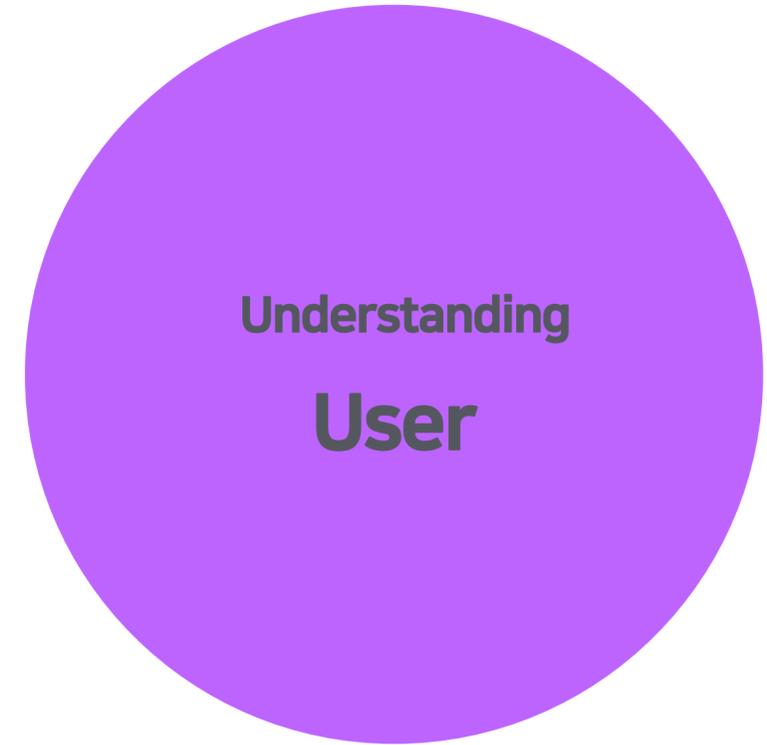
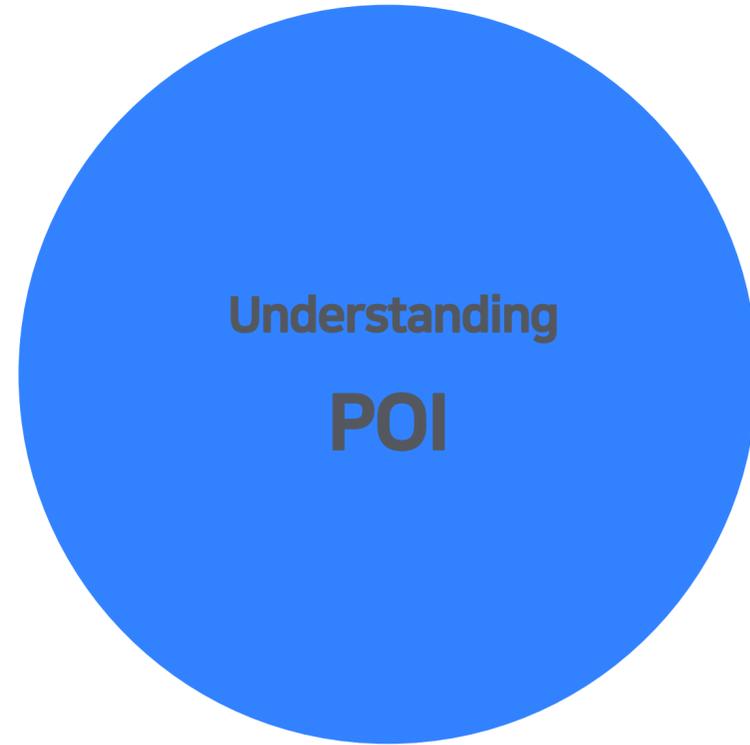


“이 주변 어디까지 가볼까?”

“이 지역은 어떤 특성을 가진 지역일까?”



장소 개인화 추천 시스템의 구성요소



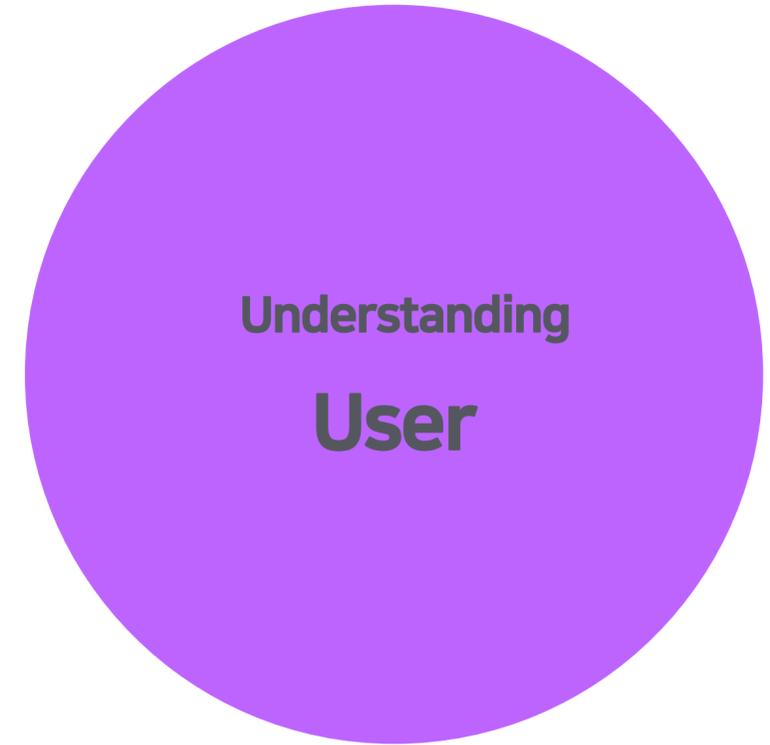
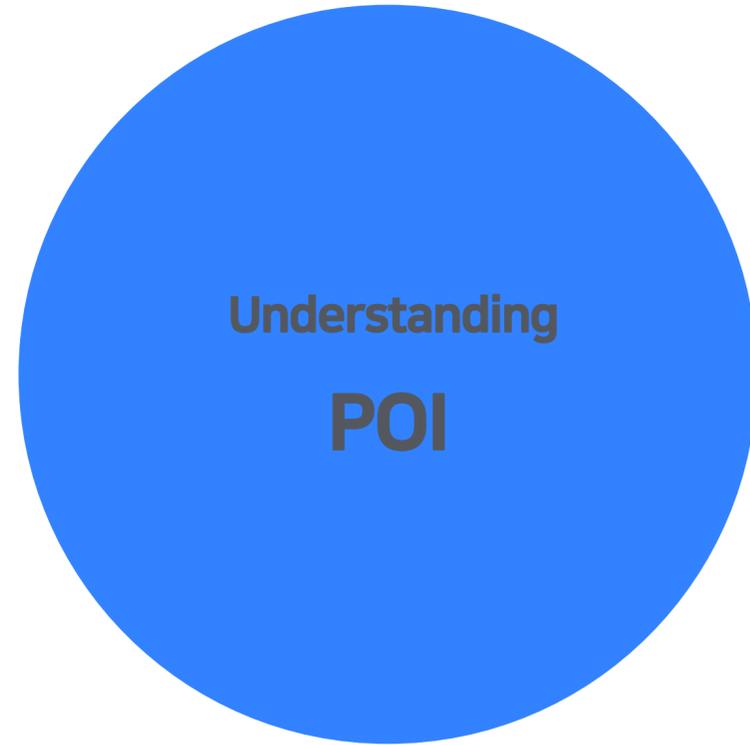
POI* : Point of Interest의 약자,
관심 장소를 말함. Ex) 맛집

“이 장소는 믿고 올만한 곳인가?”

“이 장소에서 사람들은 뭘 즐길까?”



장소 개인화 추천 시스템의 구성요소



“나의 취향과 관심사는 무엇일까?”

“나와 비슷한 취향을 지닌 사람들은 누구일까?”



이름: 김여자
나이: 23
성별: 여자
시간: 오후 12:30
취향: 유아한 분위기



이름: 김남자
나이: 26
성별: 남자
시간: 오후 6:30
취향: 국물, 기름진



장소 개인화 추천 시스템의 정의

Understanding
Location

Understanding
POI

Understanding
User

Location과 POI, User를 이해하여

User의 취향에 맞는 장소를 상황에 맞추어 제안해주는 시스템

“이 주변 어디까지 가볼까?”

“이 장소는 믿고 올만한 곳인가?”

“나의 취향과 관심사는 무엇일까?”

“이 지역은 어떤 특성을 가진 지역일까?”

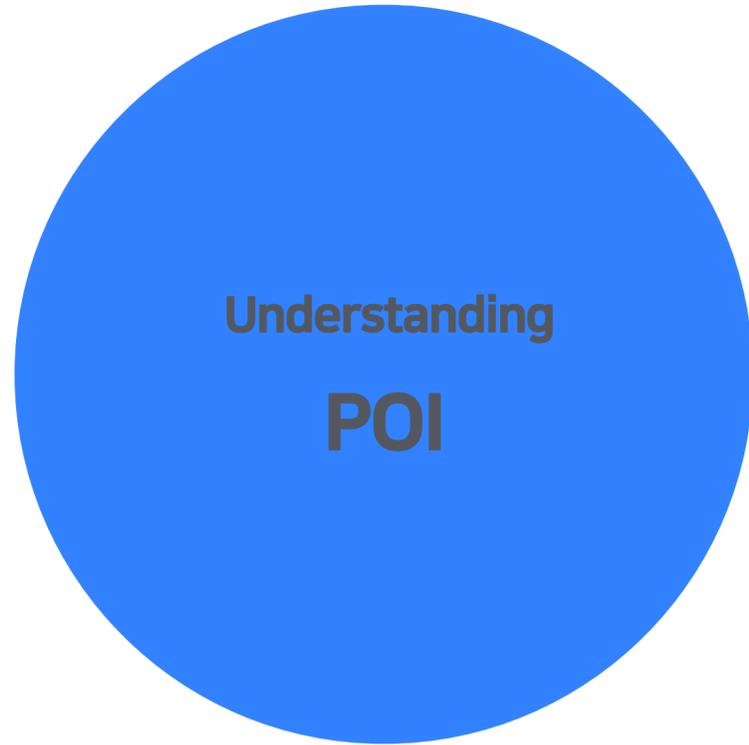
“이 장소에서 사람들은 뭘 즐길까?”

“나와 비슷한 취향을 지닌 사람들은 누구일까?”

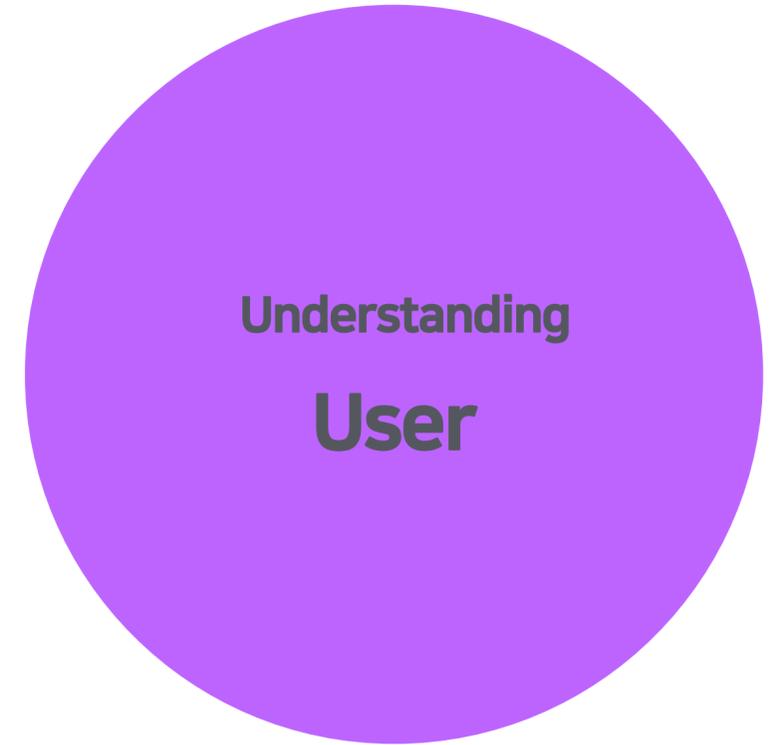
장소 개인화 추천 시스템 '오늘의 PICK'



Understanding
Location

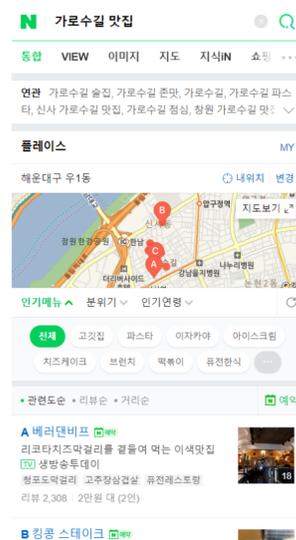


Understanding
POI



Understanding
User

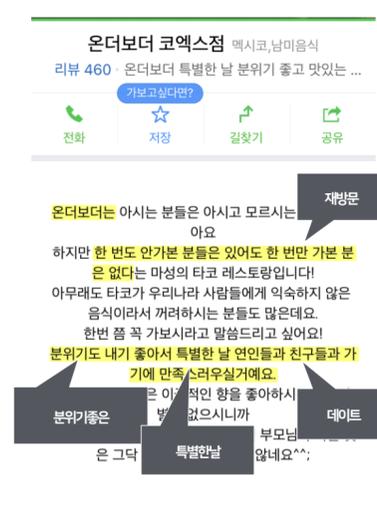
Search



SmartAround



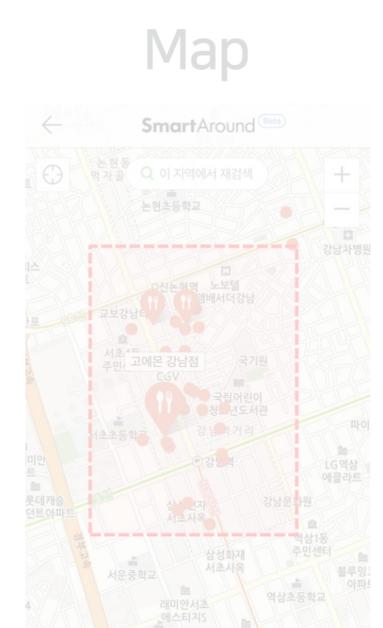
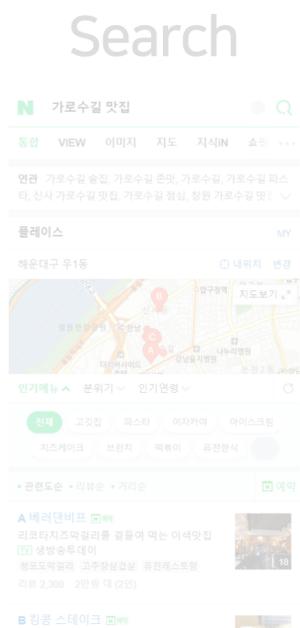
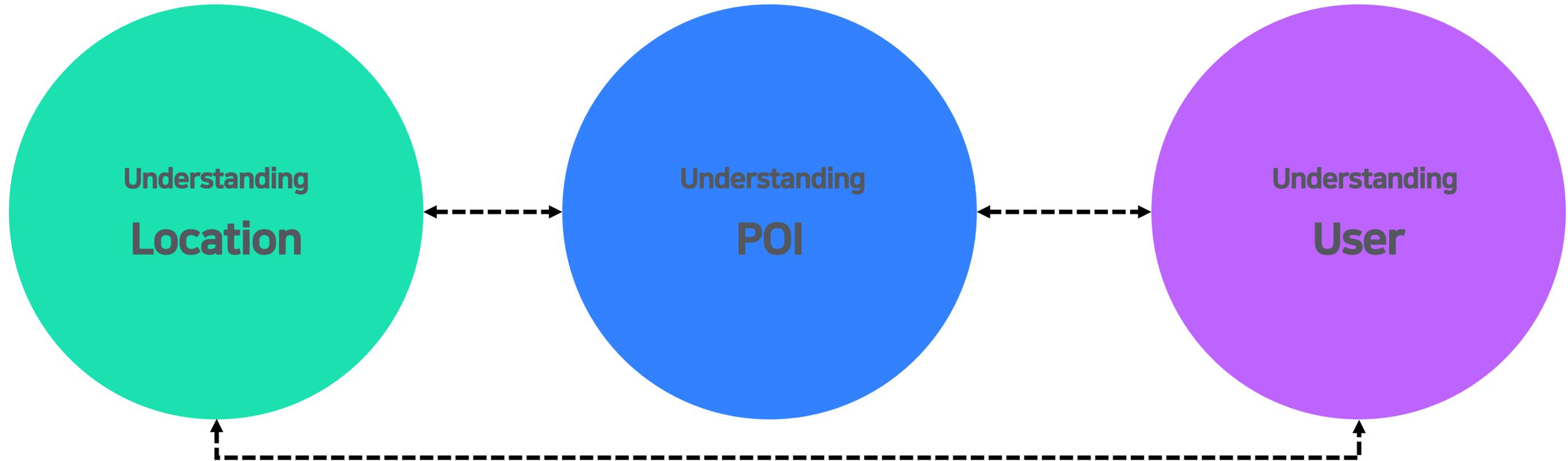
Blog



Map

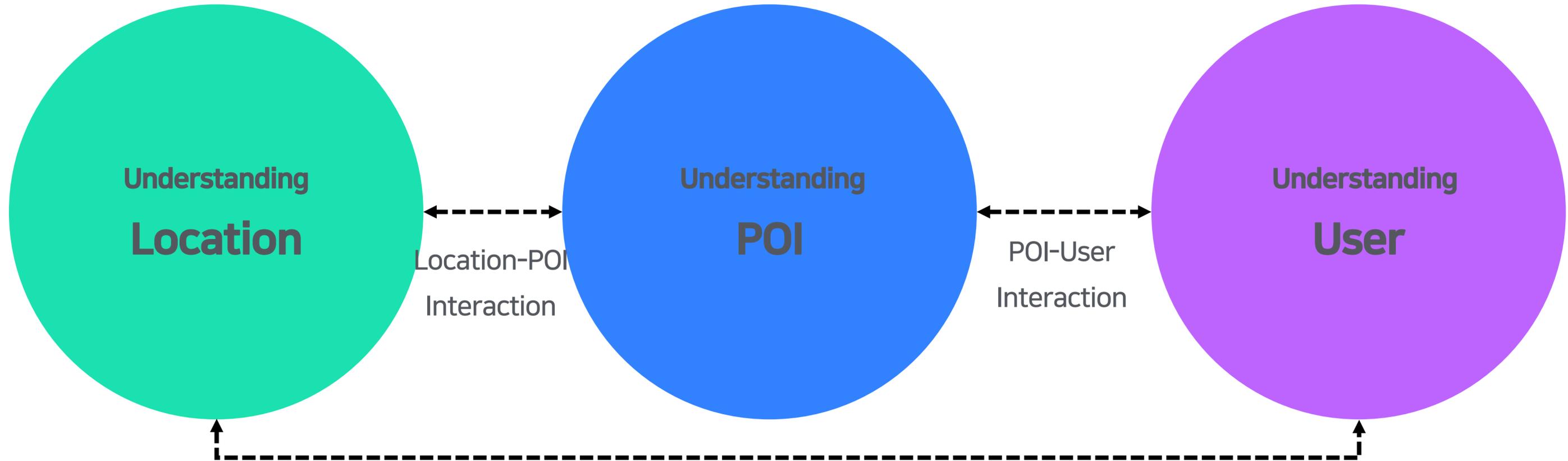


장소 개인화 추천 시스템 '오늘의 PICK'



User History

장소 개인화 추천 시스템 '오늘의 PICK'

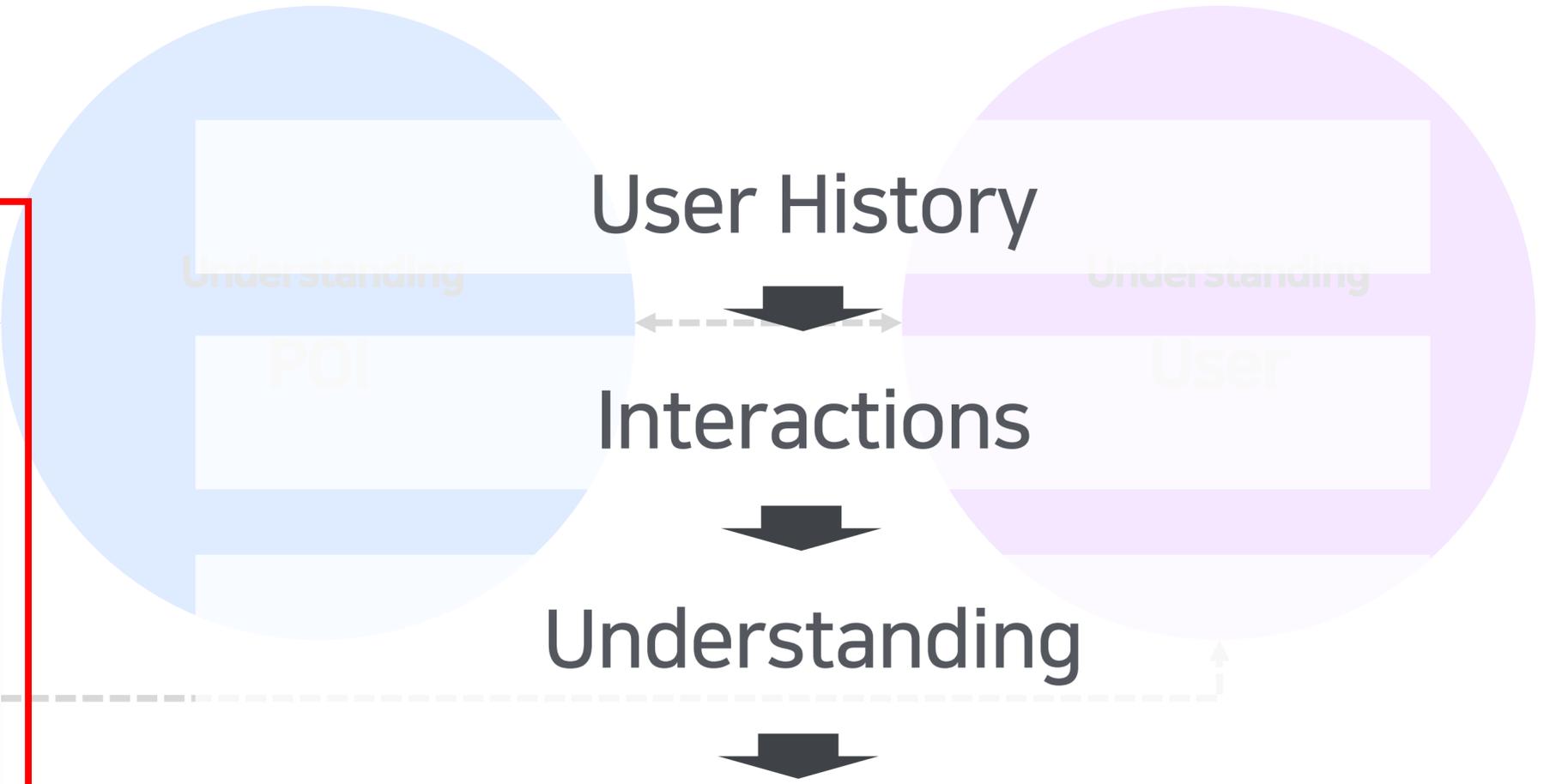
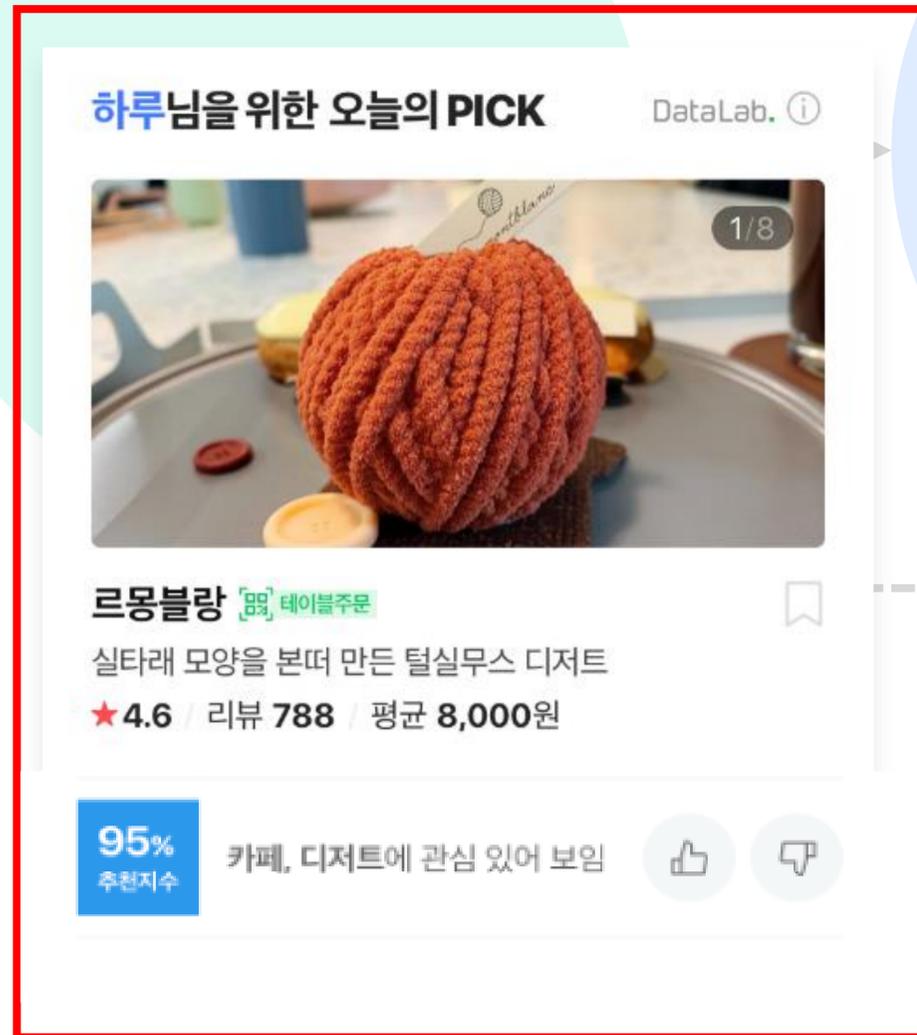


Search SmartAround Blog Map

Location-User Interaction

User History

장소 개인화 추천 시스템 '오늘의 PICK'



History-based POI Recommendation System

3. '오늘의 PICK'을 통해 풀어낸 문제들

어떤 문제를 풀어야할까?

USER의 맛집 취향을
어떻게 잘 이해할 수 있을까?

장소를 장소답게 추천하려면
어떻게 해야할까?

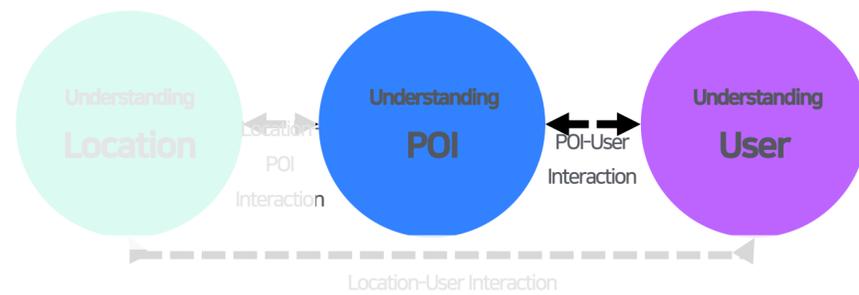
어떤 문제를 풀어야할까?

USER의 맛집 취향을
어떻게 잘 이해할 수 있을까?

장소를 장소답게 추천하려면
어떻게 해야할까?

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

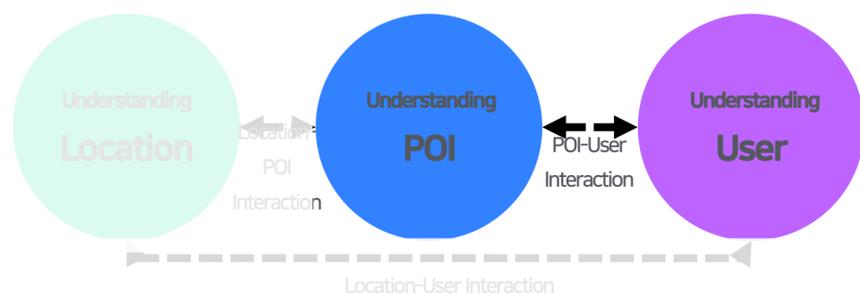
Collaborative Filtering



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

가정 : 사용자의 과거의 Preference가
미래에서도 그대로 유지될 것이다.

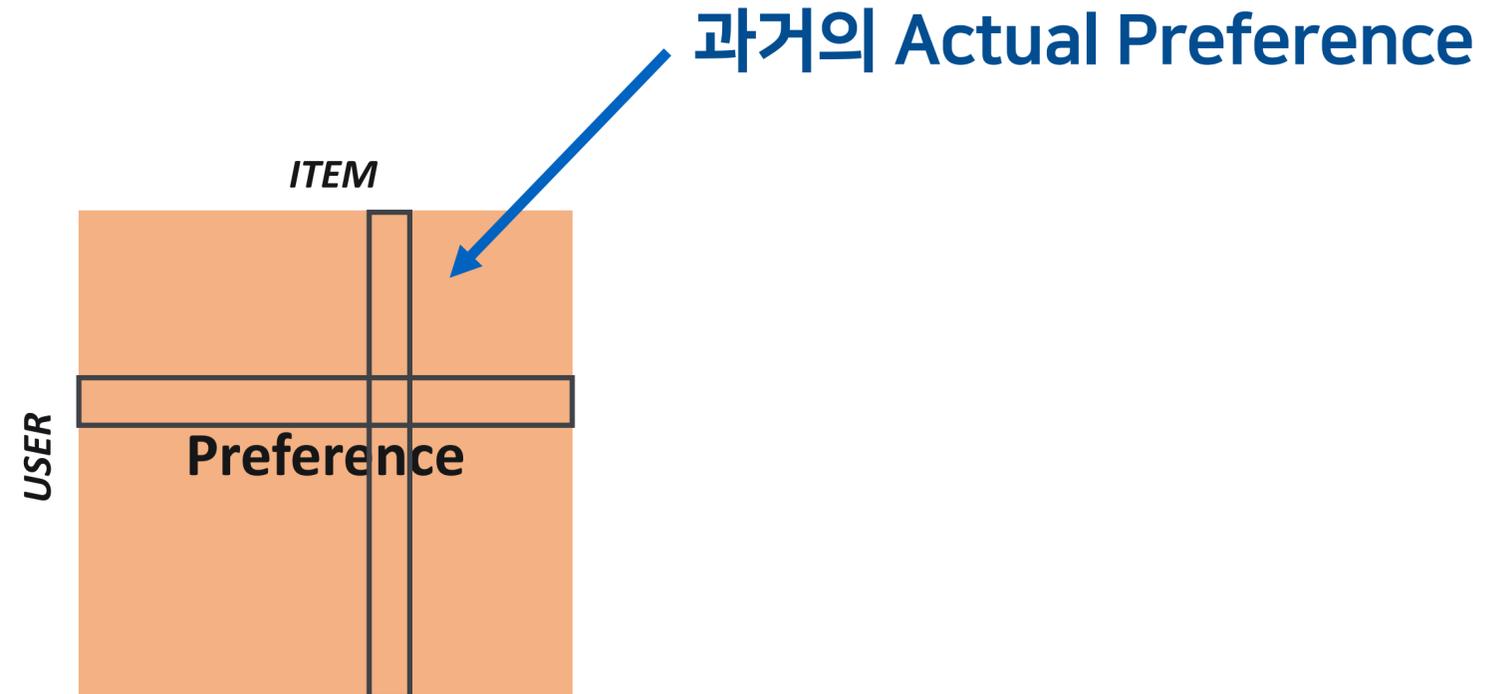
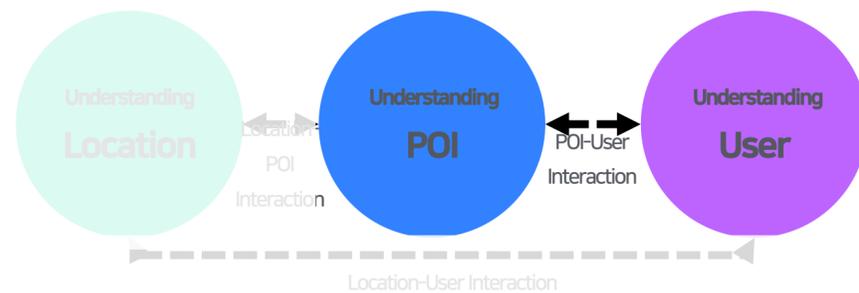
Collaborative Filtering



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

가정 : 사용자의 과거의 Preference가
미래에서도 그대로 유지될 것이다.

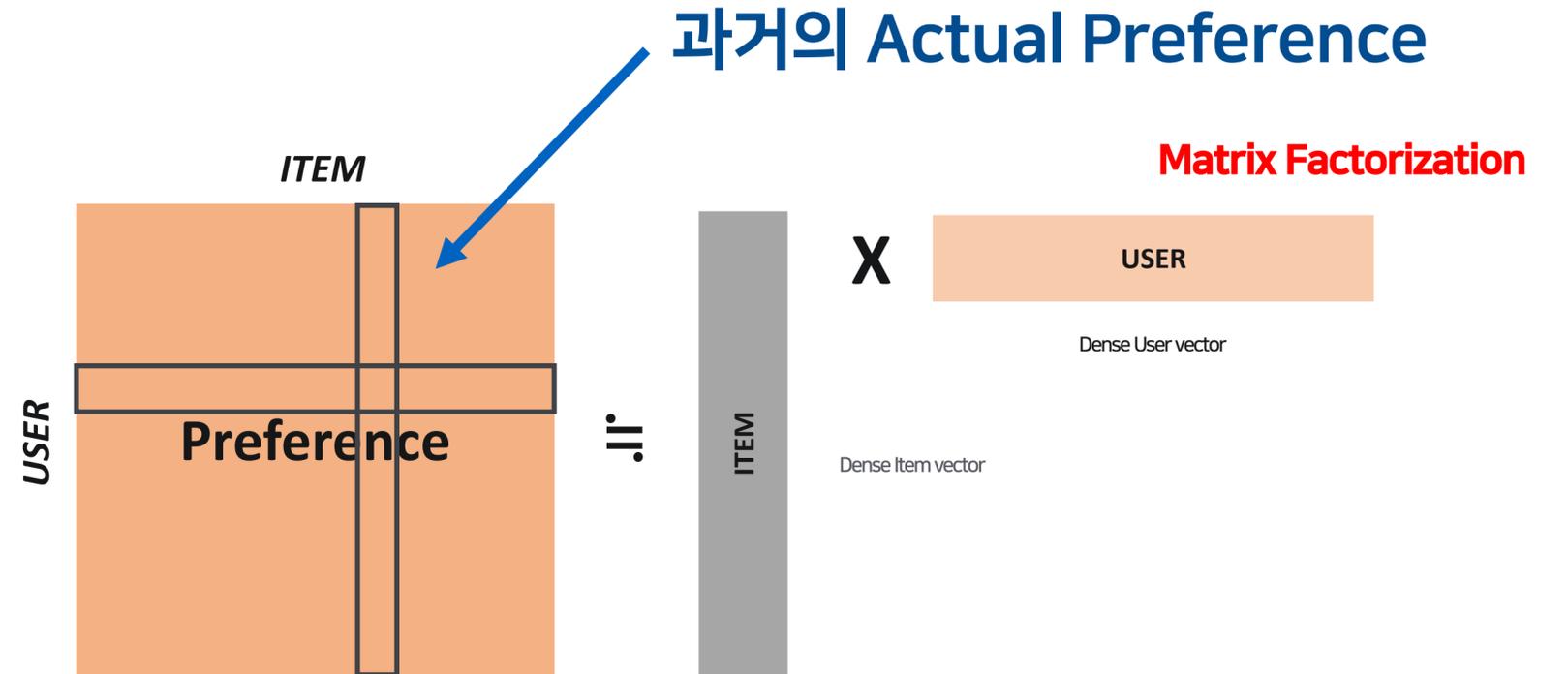
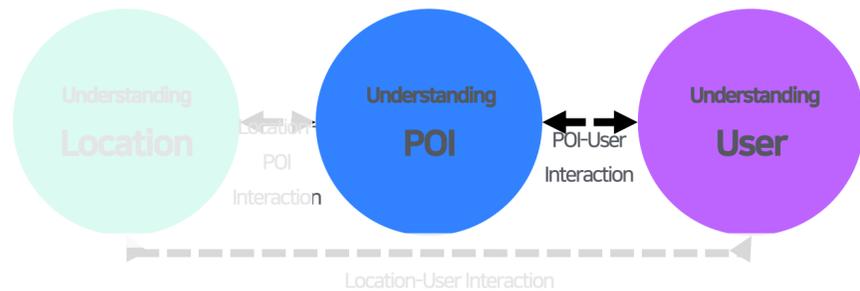
Collaborative Filtering



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

가정 : 사용자의 과거의 Preference가
미래에서도 그대로 유지될 것이다.

Collaborative Filtering

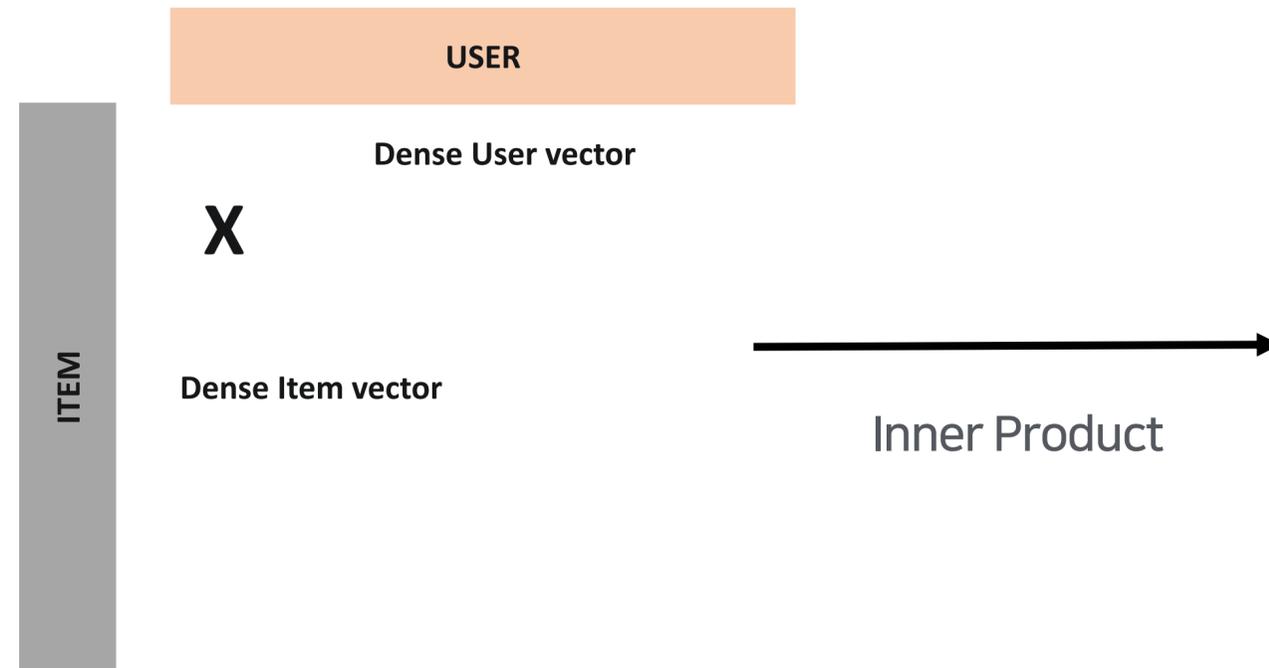
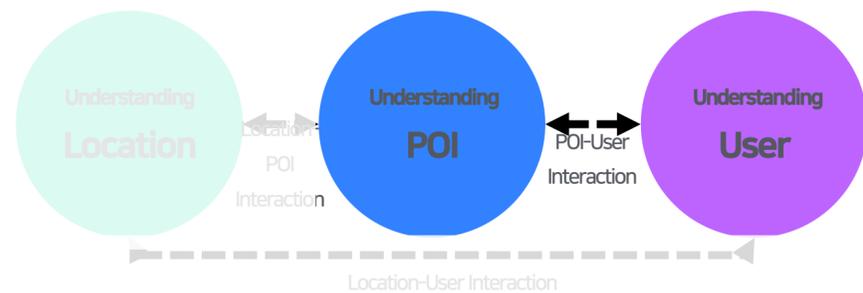


$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^n (Expected_i - Actual_i)^2}{n}}$$

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

가정 : 사용자의 과거의 Preference가
미래에서도 그대로 유지될 것이다.

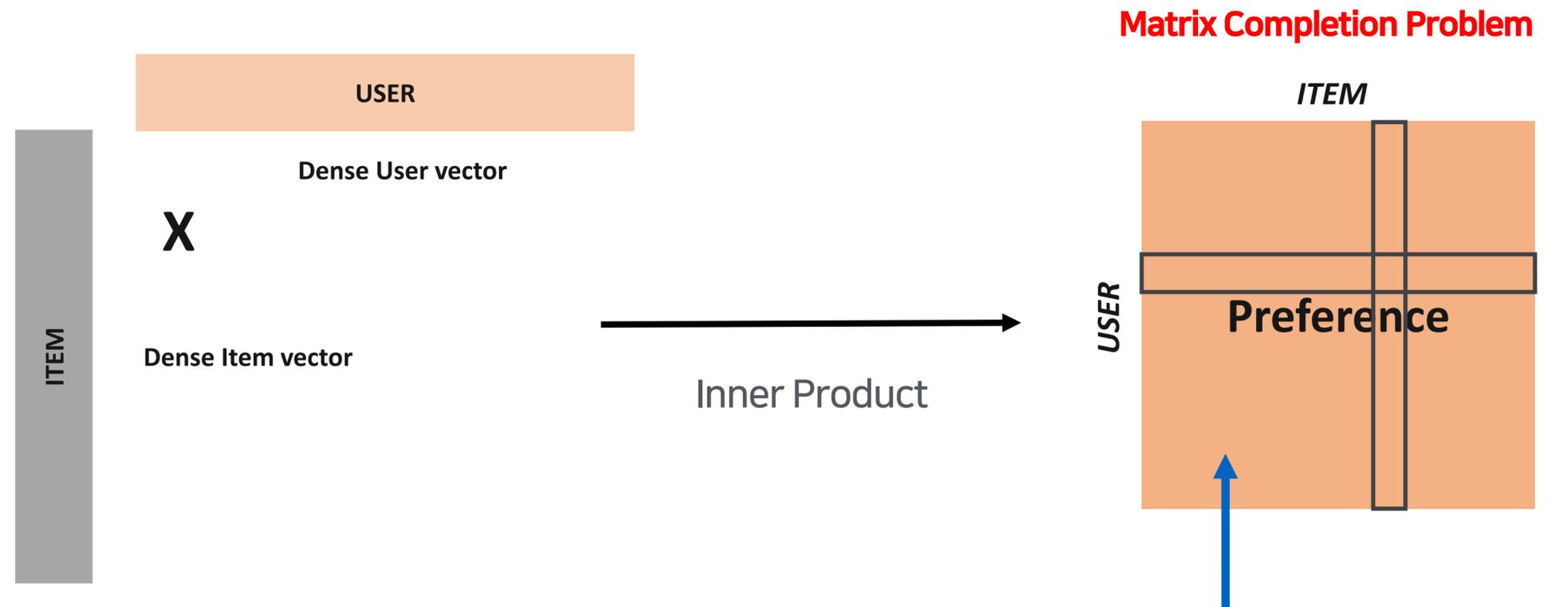
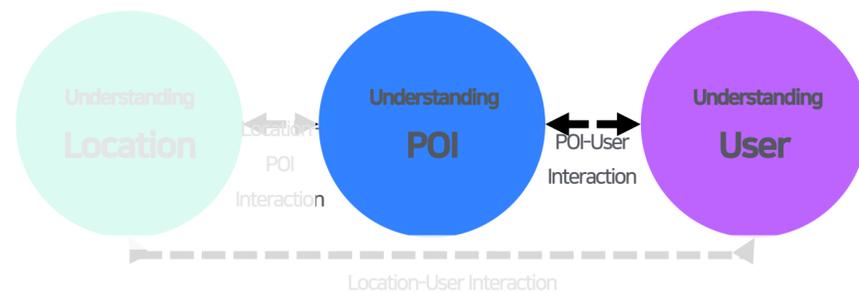
Collaborative Filtering



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

가정 : 사용자의 과거의 Preference가
미래에서도 그대로 유지될 것이다.

Collaborative Filtering

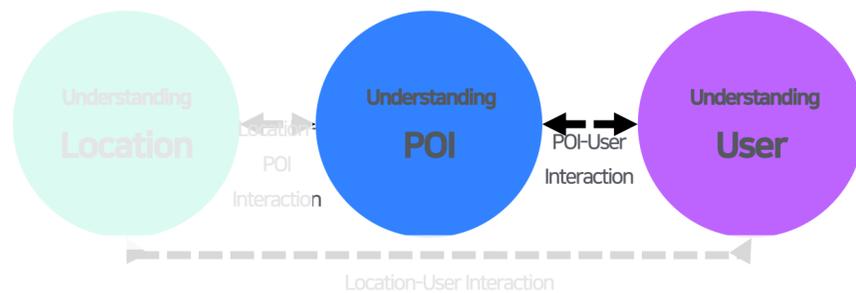


Expected Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

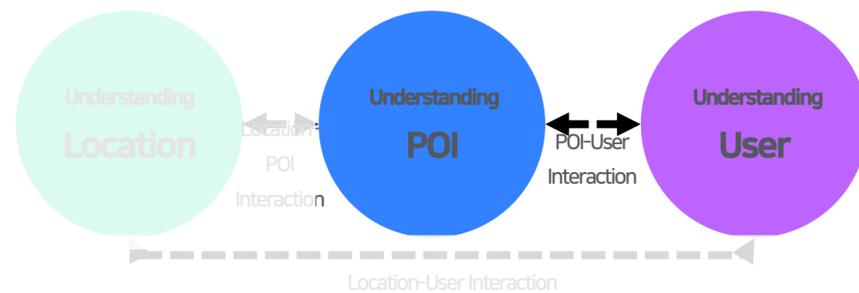
USER-POI Interaction을 바탕으로
Preference를 예측해보자!



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

USER-POI Interaction을 바탕으로 Preference를 예측해보자!



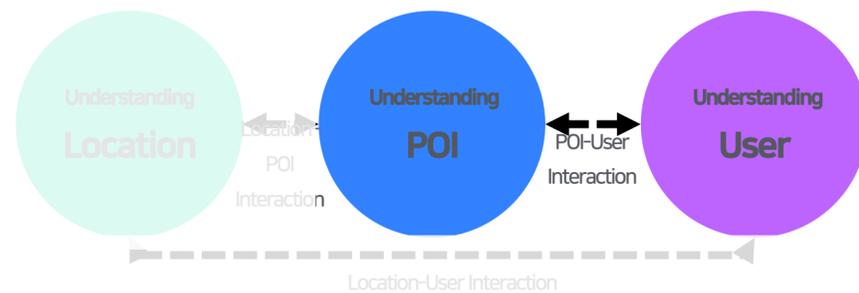
$P(i, j)$ = user i 의 POI j 에 대한 Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

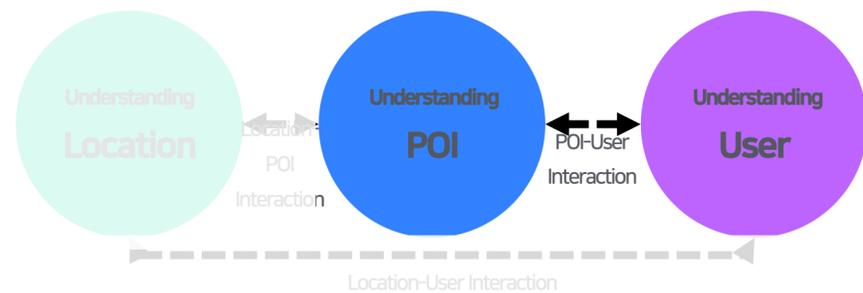
IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'
THEN 'User는 POI에 대해 관심이 있다!'

Collaborative Filtering



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'
THEN 'User는 POI에 대해 관심이 있다!'

User A

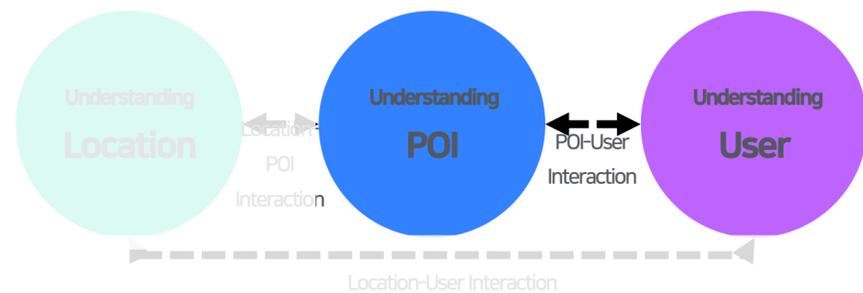


User B



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

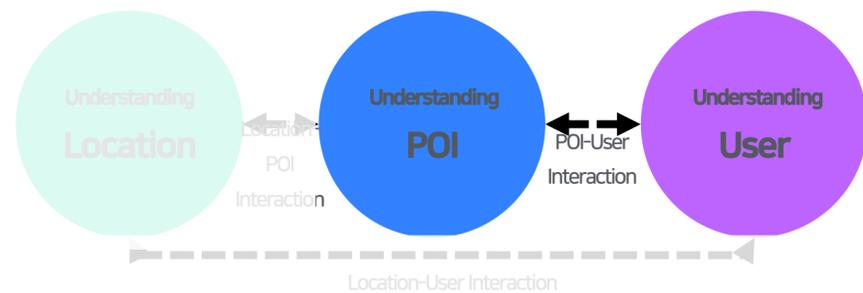
IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'
THEN 'User는 POI에 대해 관심이 있다!'



User A는 업체 A에 대해, 3만큼
업체 B에 대해 1만큼 관심이 있다.

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'
THEN 'User는 POI에 대해 관심이 있다!'

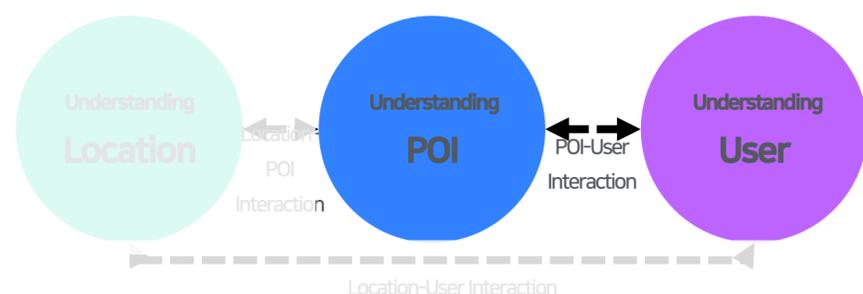


User A는 업체 A에 대해, 3만큼
업체 B에 대해 1만큼 관심이 있다.

User B는 업체 A에 대해, 1만큼
업체 B에 대해 2만큼, 업체 C에 1만큼 관심이 있다.

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'
THEN 'User는 POI에 대해 관심이 있다!'

User A



User B



$$P(A, A) = 3 \quad P(A, B) = 1$$

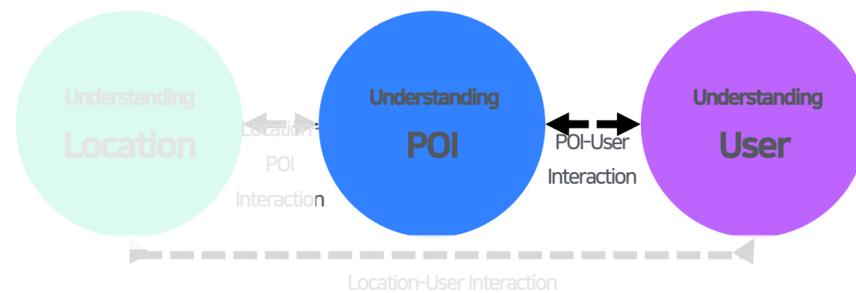
$$P(B, A) = 1 \quad P(B, B) = 2 \quad P(B, C) = 1$$

$P(i, j)$ = user i 의 POI j 에 대한 Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

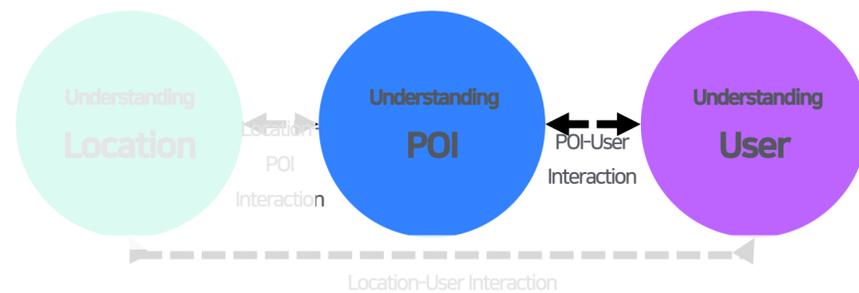
어떻게 $P(i, j)$ 를 정의할 것인가?



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

목표 : 사용자의 취향을 강하게 반영하여,
사용자 취향에 딱 맞는 업체를 추천하자.

Collaborative Filtering



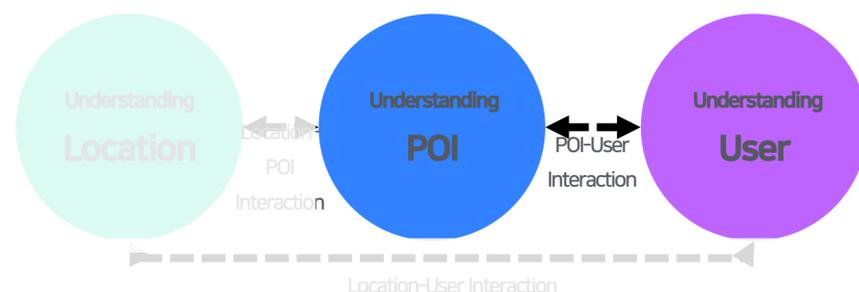
Serendipity가 있는 추천을 하자!

뜻밖의 발견!

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

목표 : 사용자의 취향을 강하게 반영하여,
사용자 취향에 딱 맞는 업체를 추천하자.

Collaborative Filtering



Serendipity가 있는 추천을 하자!

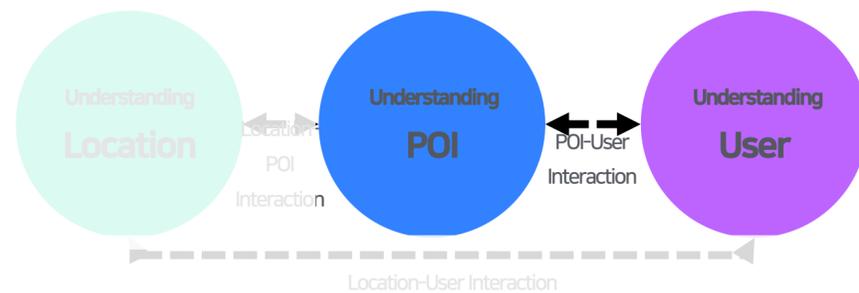
뜻밖의 발견!

**Click based Preference
(Explicit Feedback)**

$$P(i, j) = n(\text{click})$$

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'

THEN 'User는 POI에 대해 Click수만큼 좋아한다.'

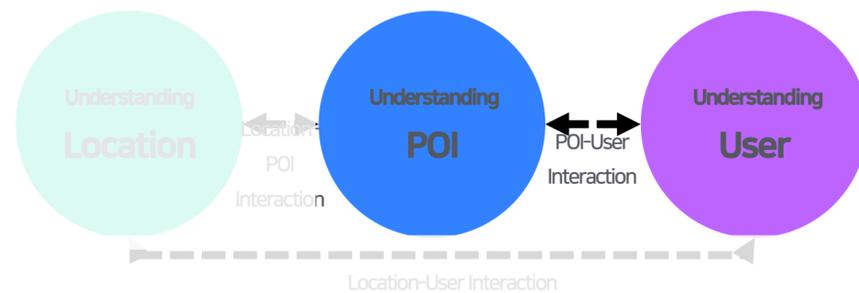
POI Preference Matrix

**Click based Preference
(Explicit Feedback)**

	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1	3	2	
User 2 (강남)		5	1	2
User 3 (강남)	1		1	3
User 4 (분당)		2	3	
User 5 (분당)	2	1		2

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'

THEN 'User는 POI에 대해 Click수만큼 좋아한다.'

POI Preference Matrix

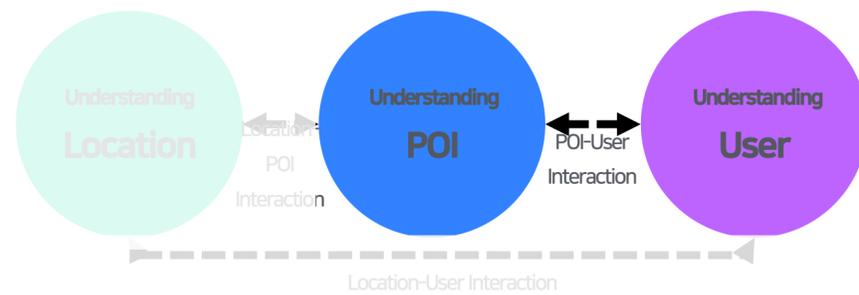
**Click based Preference
(Explicit Feedback)**

	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1	3	2	2
User 2 (강남)	2	5	1	2
User 3 (강남)	1	1	1	3
User 4 (분당)	1	2	3	3
User 5 (분당)	2	1	3	2

Actual Preference
Expected Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

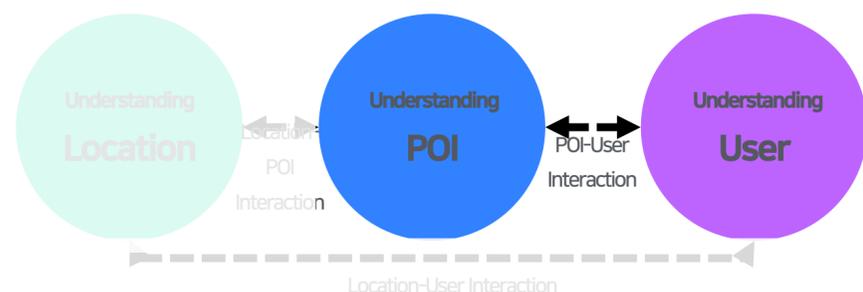
Collaborative Filtering



문제 : 뜬금없는 POI들이 추천되는 현상

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



문제 : 뜬금없는 POI들이 추천되는 현상

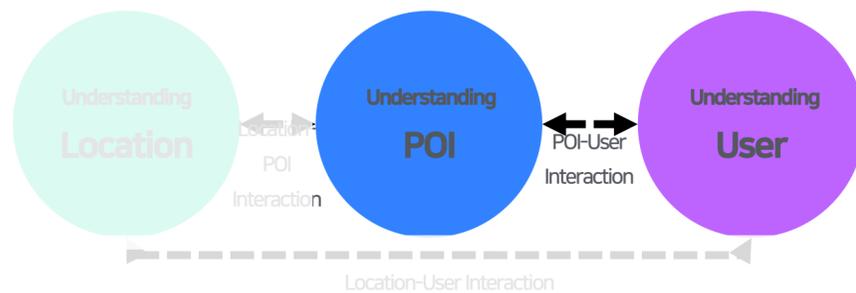
원인 : 일부 높은 $P(i, j)$ 에 의해 Model이 왜곡됨

Abuser의 문제!

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

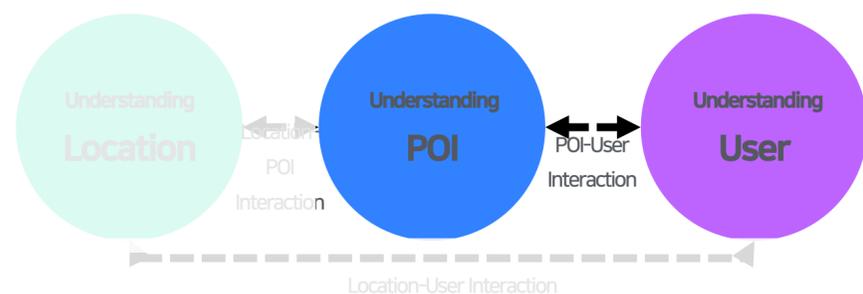
*사용자의 Click이 n 배 차이난다고 해서
해당 업체를 n 배만큼 좋아한다고 할 수 있을까?*



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

목표 : 일부 $P(i, j)$ 에 Overfitting되지 않는 model을 만들자



USER의 Click을 일부만 믿어보자!

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

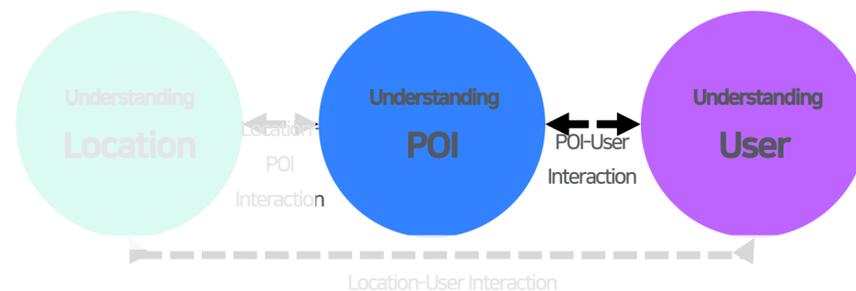
USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'

THEN 'User의 POI에 대한 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자.'

Collaborative Filtering

목표 : 일부 $P(i, j)$ 에 Overfitting되지 않는 model을 만들자



Click based Preference
(Implicit Feedback)

$$P(i, j) = 1 + a \times n(\text{click})$$

a = confidence level

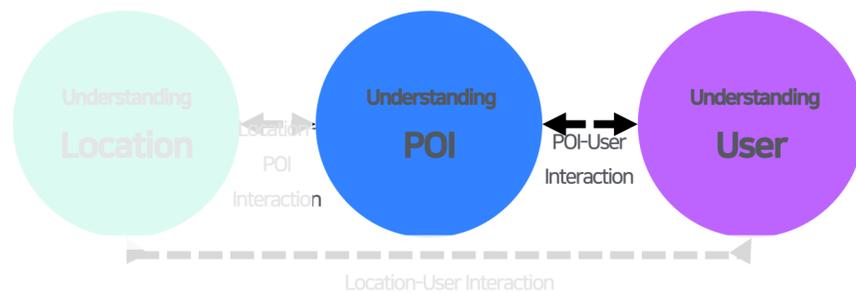
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'

THEN 'User의 POI에 대한 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자.'

Collaborative Filtering



POI Preference Matrix

**Click based Preference
(Implicit Feedback)**

$$a = 0.01$$

	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1.01	1.03	1.02	
User 2 (강남)		1.05	1.01	
User 3 (강남)			1.01	1.03
User 4 (분당)		1.02	1.03	
User 5 (분당)	1.02	1.01		1.02

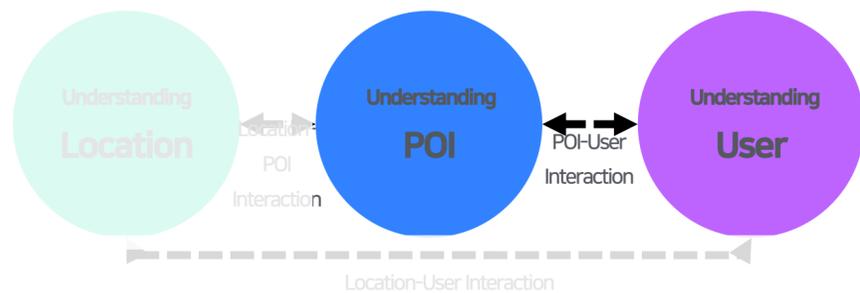
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

IF 'User가 POI에 대해 Click을 했다.'

THEN 'User의 POI에 대한 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자.'

Collaborative Filtering



POI Preference Matrix

**Click based Preference
(Implicit Feedback)**

$$a = 0.01$$

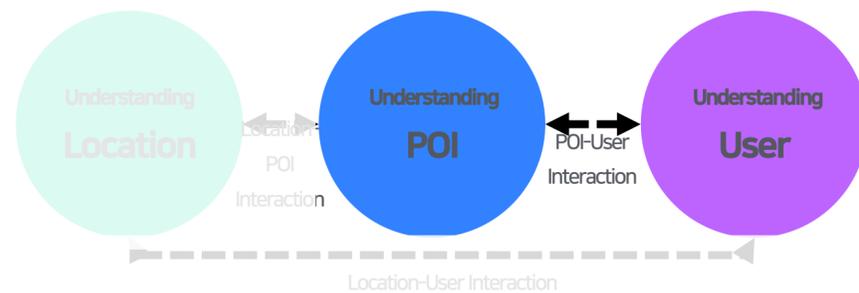
	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1.01	1.03	1.02	1.04
User 2 (강남)	1.02	1.05	1.01	1.01
User 3 (강남)	1.03	1.12	1.01	1.03
User 4 (분당)	1.01	1.02	1.03	1.02
User 5 (분당)	1.02	1.01	1.14	1.02

Actual Preference
Expected Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

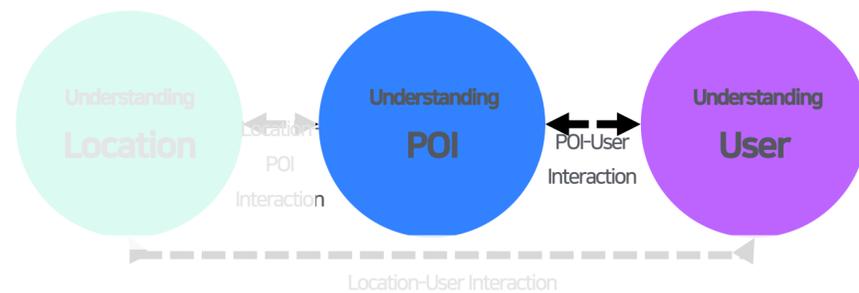
문제 : 사용자의 Preference가 잘 반영되지 않음



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

문제 : 사용자의 Preference가 잘 반영되지 않음



현상 1 : Popular 맛집만 추천되는 현상

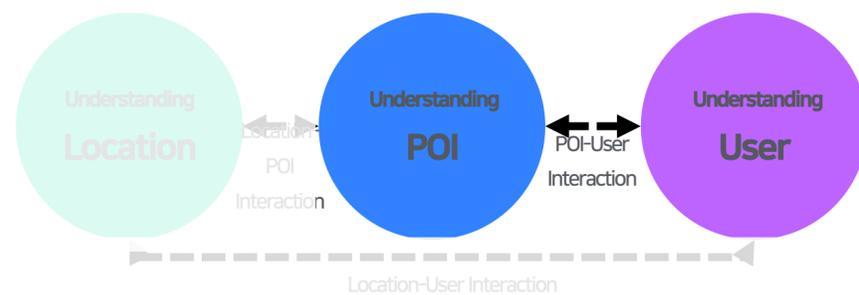
현상 2 : Accuracy가 낮은 현상

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

현상 1 : Popular 맛집만 추천되는 문제

원인 : 많은 USER가 클릭을 한 맛집 위주로 학습되는 문제

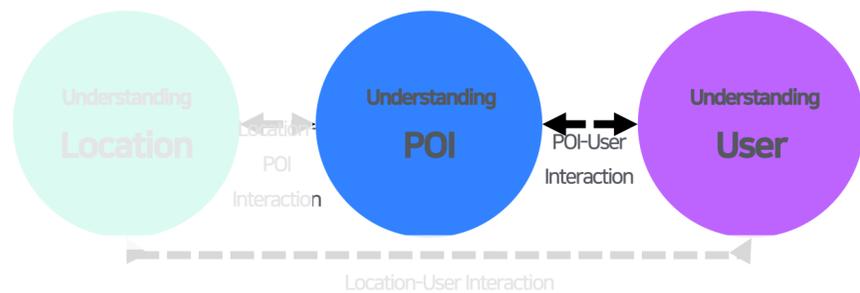


USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

많은 USER가 클릭을 한 맛집 위주로 학습되는 문제

Collaborative Filtering



POI Preference Matrix

**Click based Preference
(Implicit Feedback)**

$$a = 0.01$$

	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1.01	1.03	1.02	1.04
User 2 (강남)	1.02	1.05	1.01	1.01
User 3 (강남)	1.03	1.12	1.01	1.03
User 4 (분당)	1.01	1.02	1.03	1.02
User 5 (분당)	1.02	1.01	1.14	1.02

Actual Preference
Expected Preference

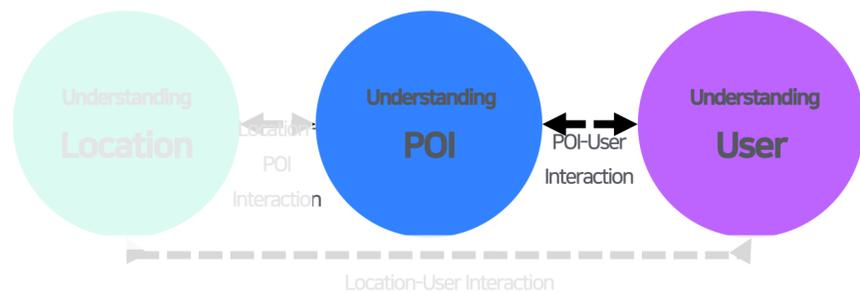
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

많은 USER가 클릭을 한 맛집 위주로 학습되는 문제

Actual Preference가 많은 POI 위주로 학습을 해야
RMSE가 낮아짐

Collaborative Filtering



POI Preference Matrix

Click based Preference
(Implicit Feedback)

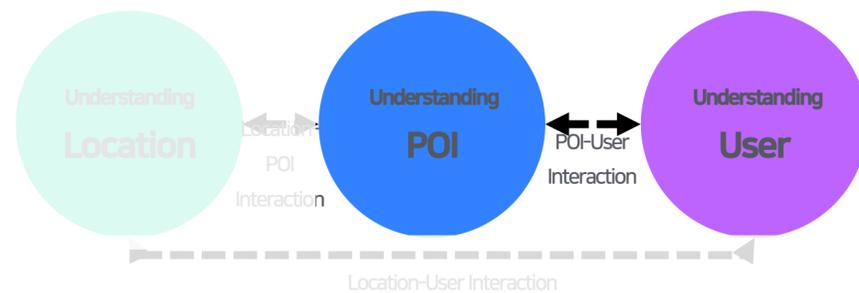
$$a = 0.01$$

	호접몽 (분당)	하누비노 (분당)	달아래 (강남)	장서는날 (강남)
User 1 (분당)	1.01	1.03	1.02	1.04
User 2 (강남)	1.02	1.05	1.01	1.01
User 3 (강남)	1.03	1.12	1.01	1.03
User 4 (분당)	1.01	1.02	1.03	1.02
User 5 (분당)	1.02	1.01	1.14	1.02

Actual Preference
Expected Preference

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

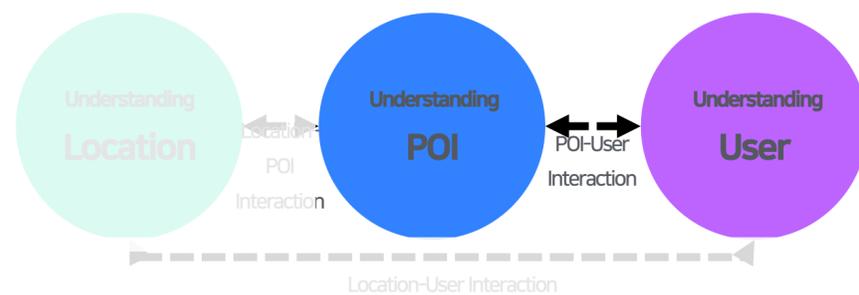


**USER의 Click (USER-POI Interaction)에만
의존한다.**

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering

현상 2 : Accuracy가 낮은 문제



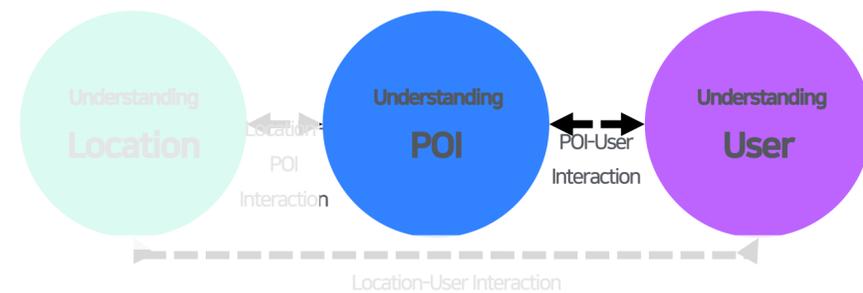
원인 1 : Data가 너무 Sparse하다.

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

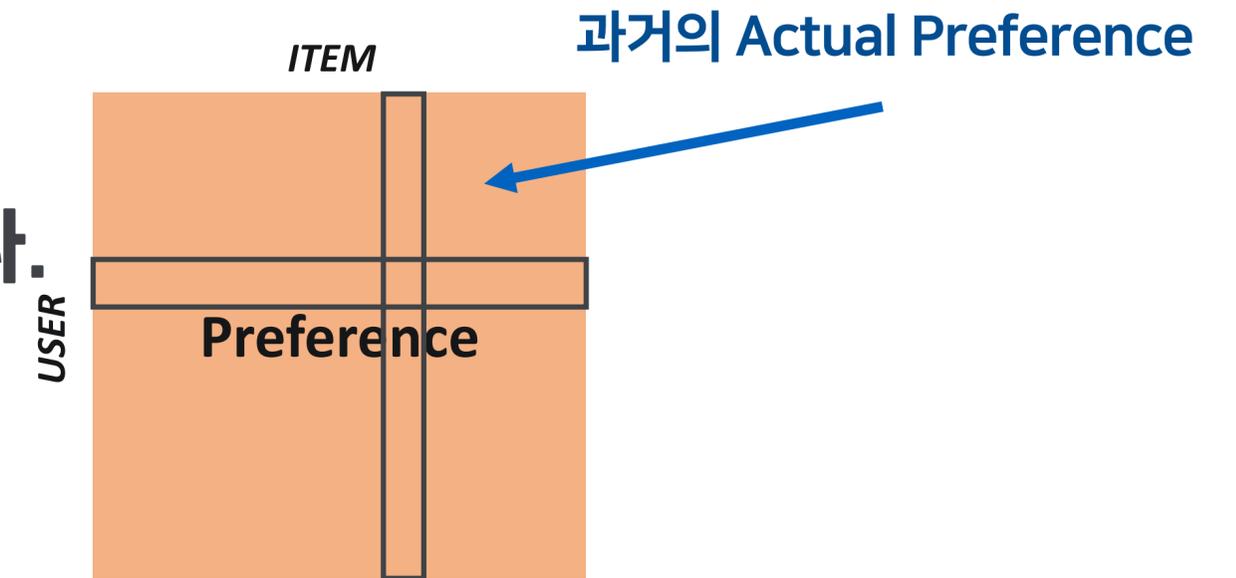
Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering



Data가 너무 Sparse하다.

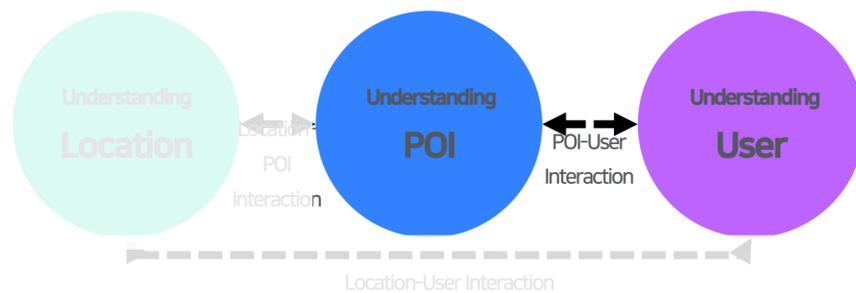
99.99%의 Sparsity



**음악이나 동영상 콘텐츠는 자주 소비하지만,
장소는 Needs가 있을 때만 낮은 빈도로 소비한다.**

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

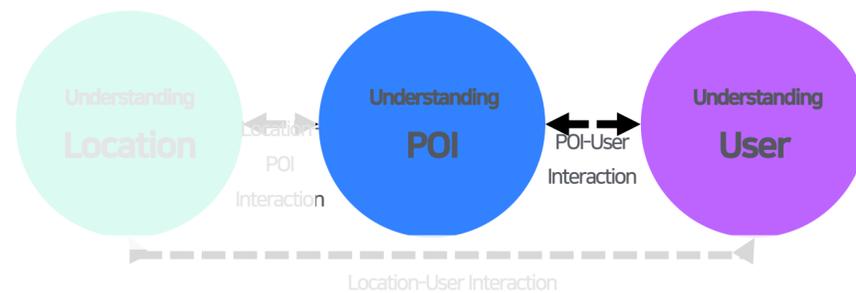
Collaborative Filtering



USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



현상 2 : Accuracy가 낮은 문제

원인 2 : Folding 현상이 발생한다.

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

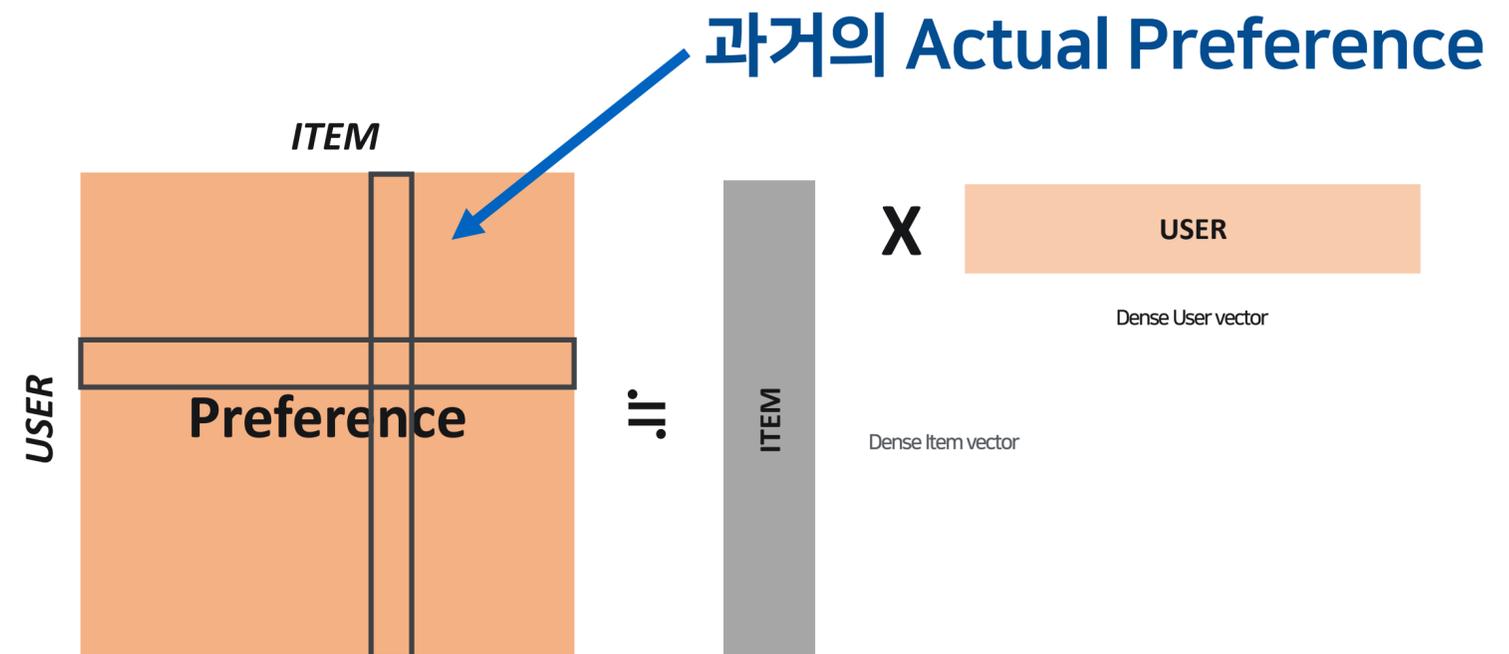
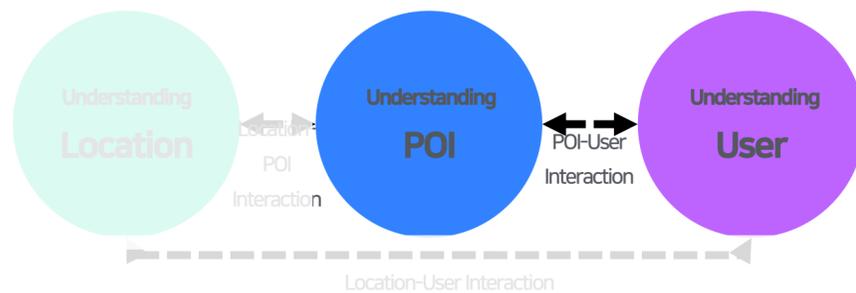
USER-POI Interaction

Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상 이란?

- Matrix Factorization에서 발생하는 현상



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

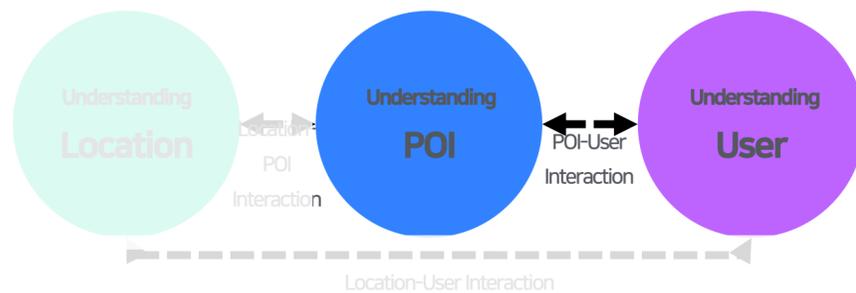
USER-POI Interaction

Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상 이란?

- Matrix Factorization에서 발생하는 현상
- 누락된 데이터를 잘못 처리하면서, 서로 다른 Preference를 가진 USER와 ITEM들이 유사한 Dense Vector를 갖게 하는 것



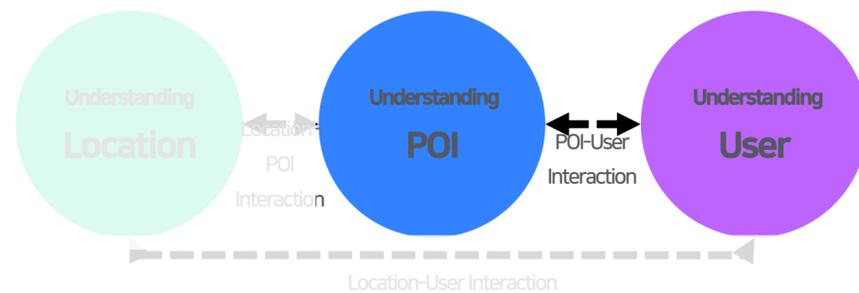
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상은 왜 일어날까?



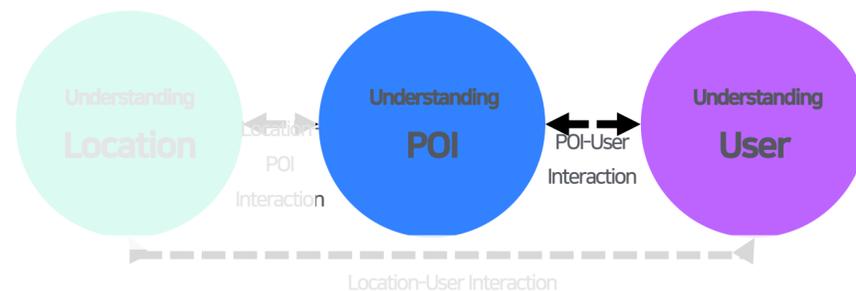
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상은 왜 일어날까?



부산에 사는 사람은 부산에서만 POI를 소비한다!

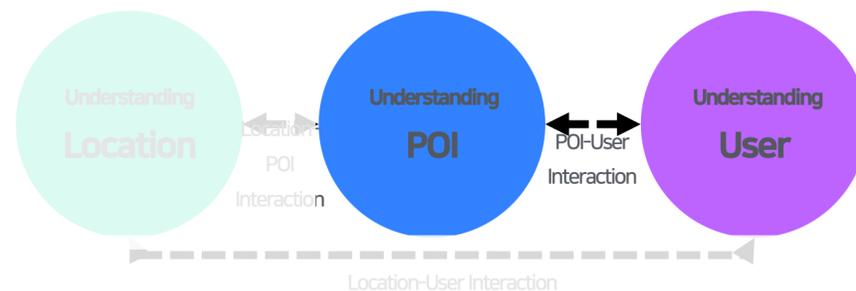
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상은 왜 일어날까?



Partitioning the unobserved data!

부산에 사는 사람은 부산에서만 POI를 소비한다!

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

USER-POI Interaction

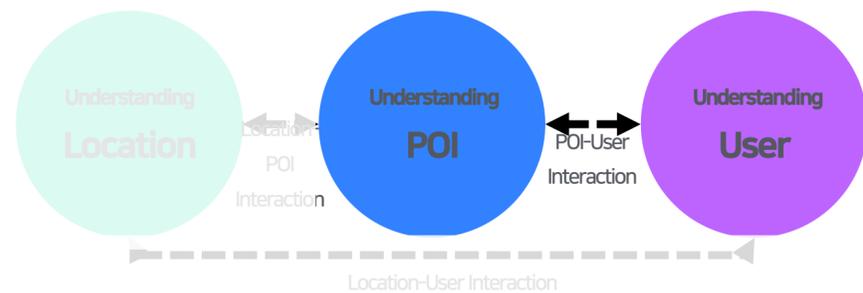
Accuracy가 너무 낮은 문제

Collaborative Filtering

Folding 현상은 왜 일어날까?

지역 Data의 가장 큰 특징

Partitioning the unobserved data!



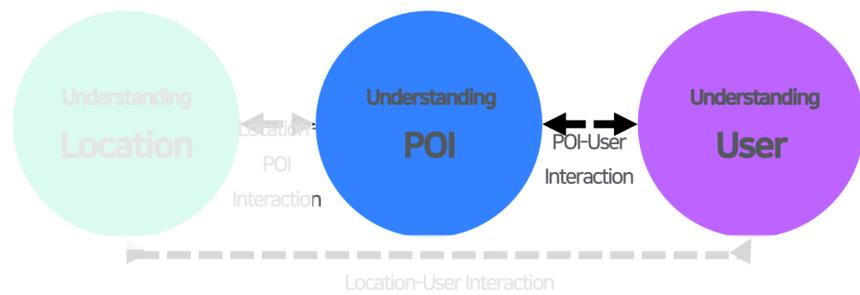
POI Preference Matrix

Click based Preference (Implicit Feedback)

	초량밀면 (부산)	본전돼지국밥 (부산)	돈사돈 (제주)	장서는날 (서울)
User 1 (부산)	1.01	1.03		
User 2 (부산)	1.02	1.05		
User 3 (제주)			1.01	
User 4 (서울)				1.01
User 5 (서울)				1.01

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

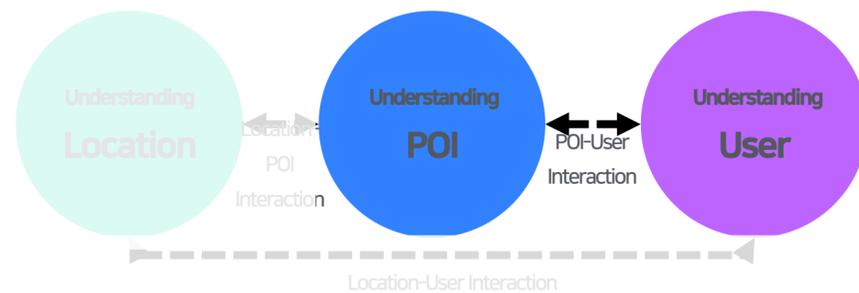
Collaborative Filtering



Unobserved data가 Partitioning되는 이유는 무엇일까?

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

Collaborative Filtering



USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

문제
원인
해결책

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

문제
원인
해결책

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

문제
원인
해결책

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

문제
원인
해결책

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집
위주로 학습되는 문제

Data가 너무 Sparse한 문제

Folding 현상이 발생하는
문제

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

문제
원인
해결책

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집
위주로 학습되는 문제

Data가 너무 Sparse한 문제

Folding 현상이 발생하는
문제

USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

문제
원인
해결책

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집
위주로 학습되는 문제

Data가 너무 Sparse한 문제

Folding 현상이 발생하는
문제

USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

더 다양한 Interaction을 모델에 녹여보자!

Collaborative Filtering의 개선 과정

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도만큼 간주하자
POI-POI Interaction을 추가적으로 사용해보자!

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집
위주로 학습되는 문제

Data가 너무 Sparse한 문제

Folding 현상이 발생하는
문제

USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

더 다양한 Interaction을 모델에 녹여보자!

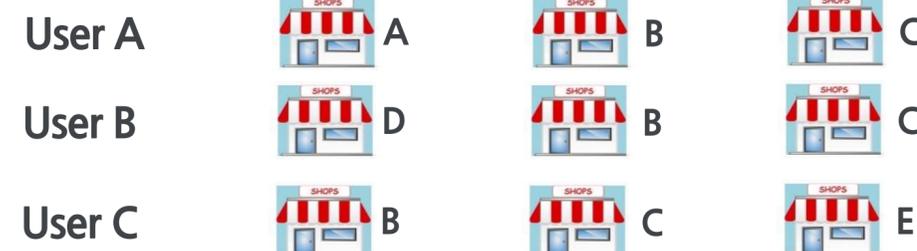
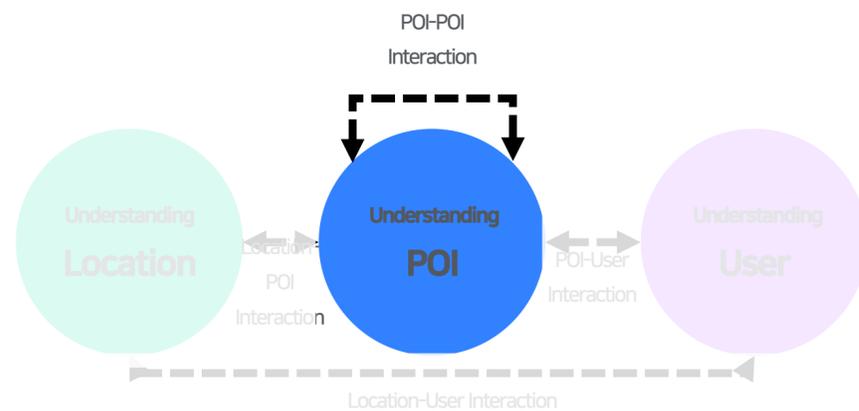
문제
원인
해결책

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

Item Embedding

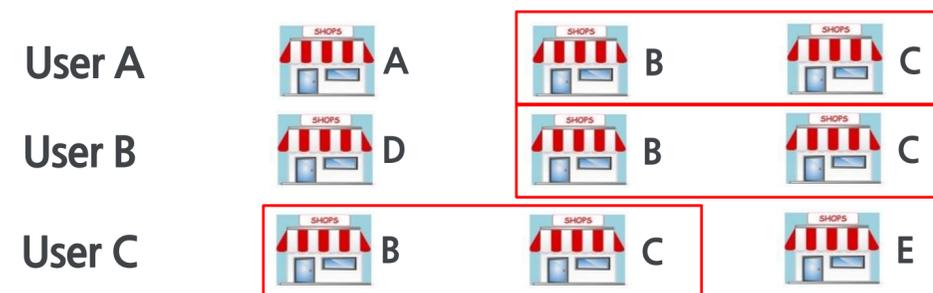
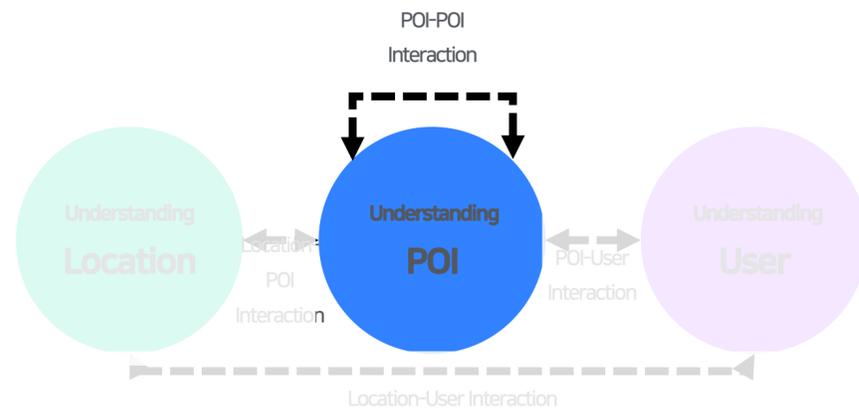


USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

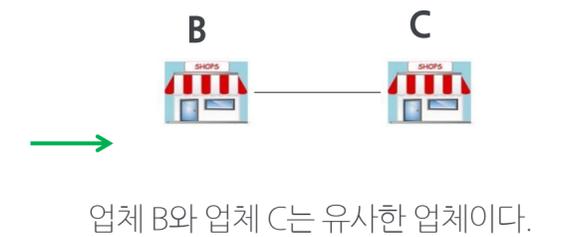
POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

Item Embedding



User 들이 업체 B와 업체 C를 동시에 많이 클릭하였다.

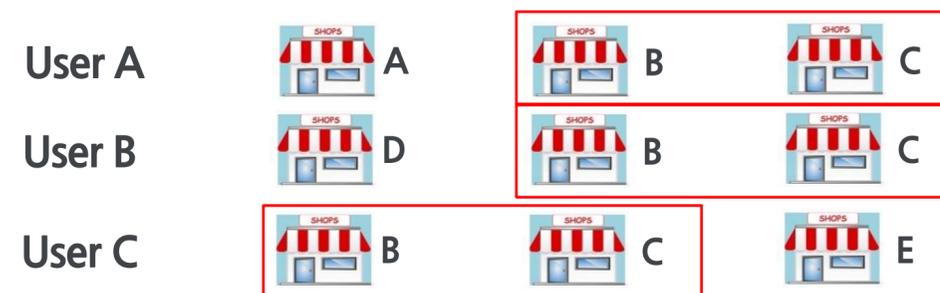
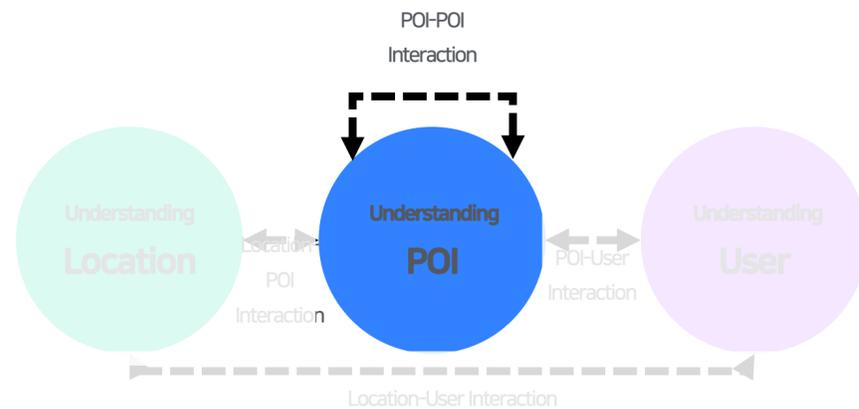


USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

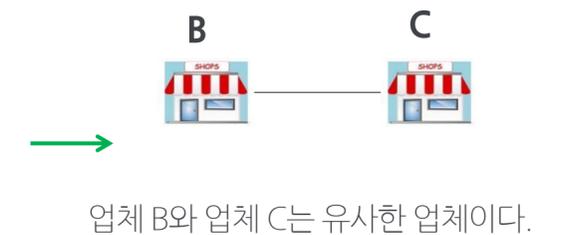
POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

Item Embedding



User 들이 업체 B와 업체 C를 동시에 많이 클릭하였다.



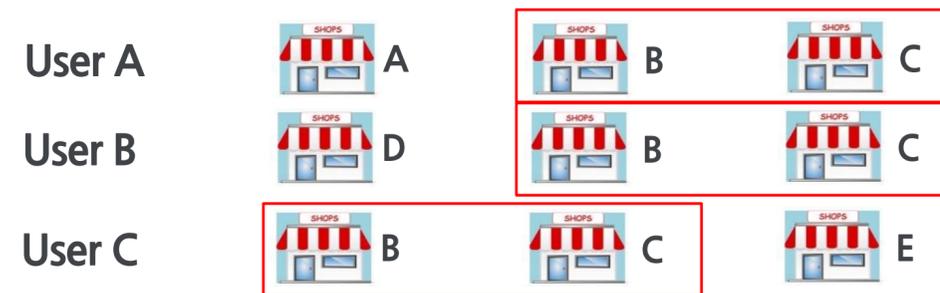
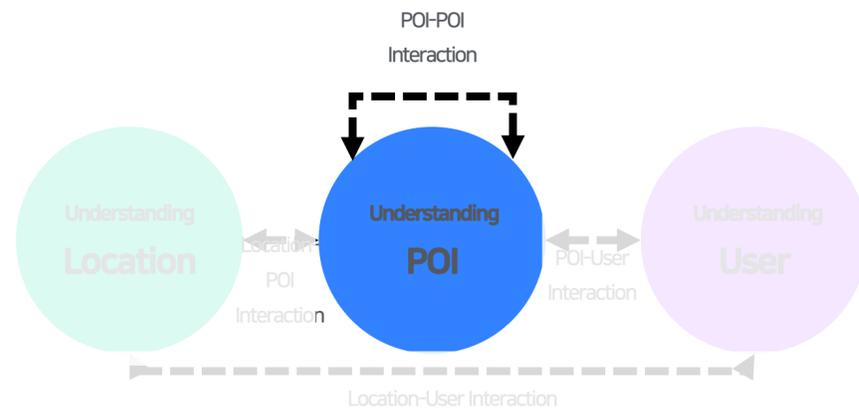
업체 i, j가 함께 등장할 확률을 계산하는 방법은?

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

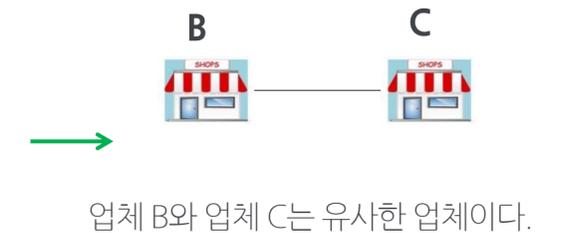
POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

Item Embedding



User 들이 업체 B와 업체 C를 동시에 많이 클릭하였다.



업체 i, j가 함께 등장할 확률을 계산하는 방법은?

Pointwise Mutual Information

$$PMI(i, j) = \log \frac{\#(i, j) \cdot D}{\#(i) \cdot \#(j)}$$

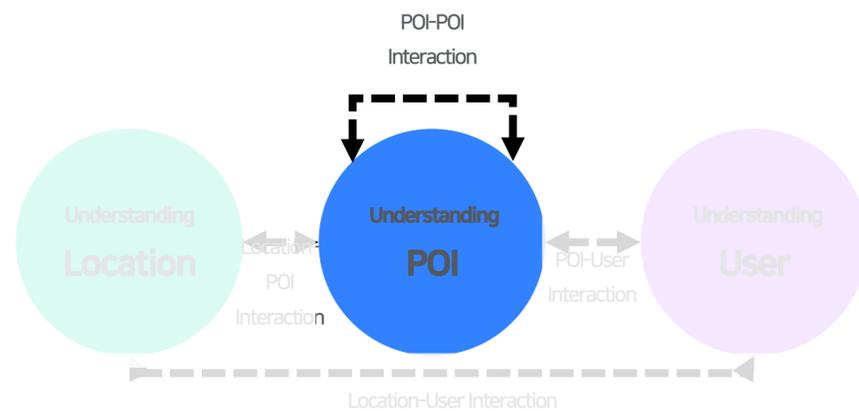
current word/item
context word/item

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

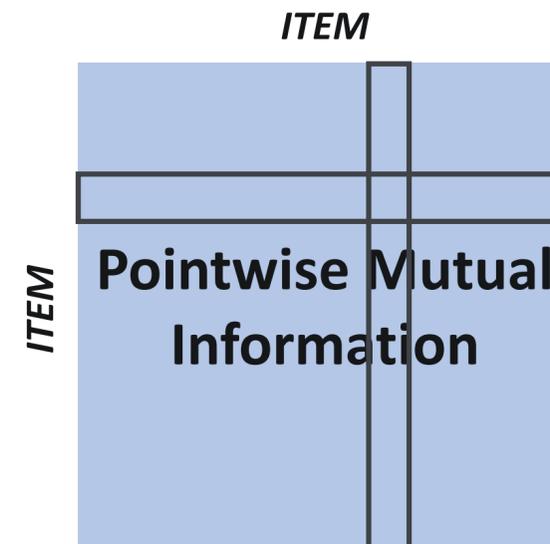
Item Embedding



Item Embedding
(Item Co-occurrence
Matrix Factorization)

$$PMI(i, j) = \log \frac{\#(i, j) \cdot D}{\#(i) \cdot \#(j)}$$

current word/item context word/item

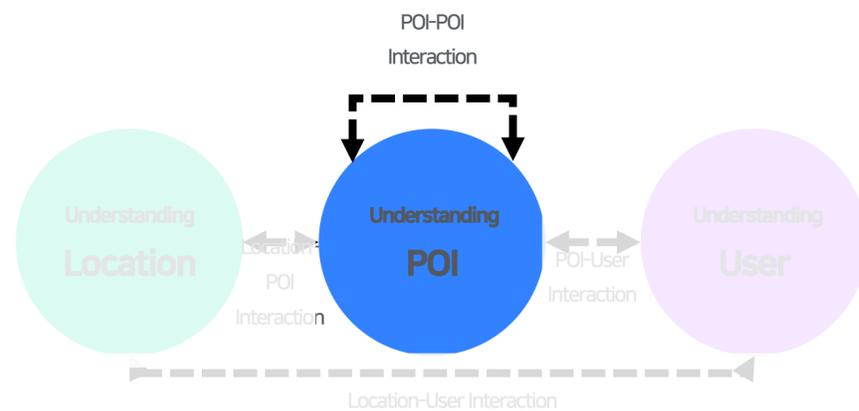


USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction

IF '어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.'
THEN '해당 POI들은 서로 유사하다!'

Item Embedding

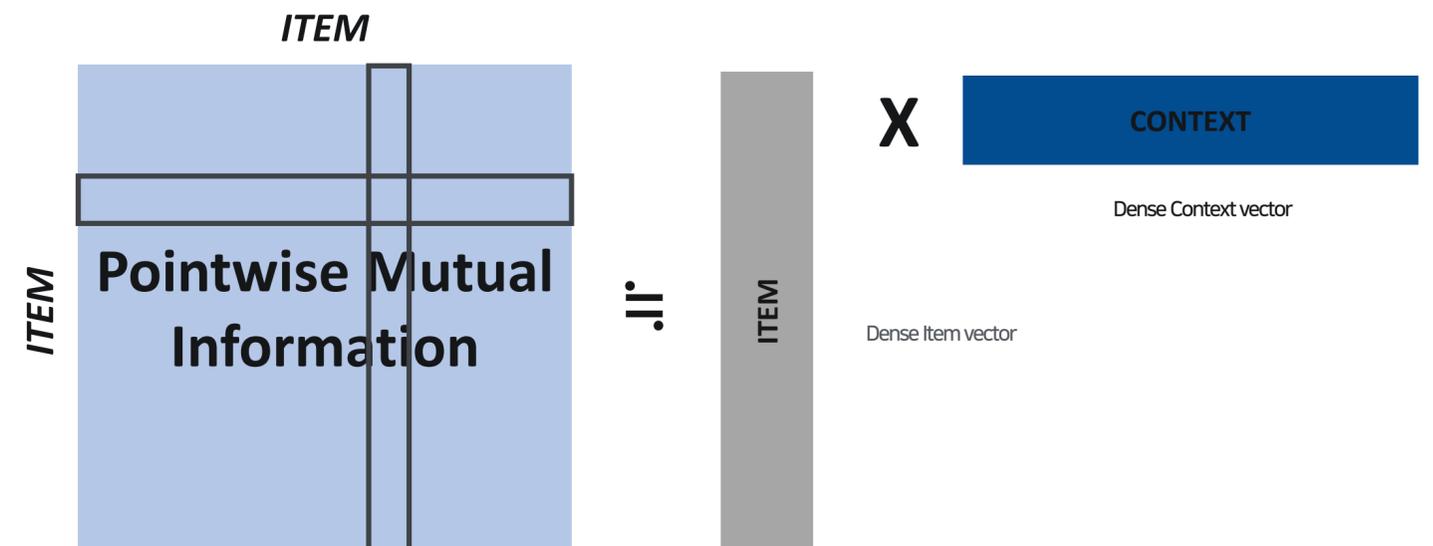


Item Embedding
(Item Co-occurrence
Matrix Factorization)

$$PMI(i, j) = \log \frac{\#(i, j) \cdot D}{\#(i) \cdot \#(j)}$$

current word/item context word/item

skip-gram word2vec is
implicitly factorizing (some variation of)
the pointwise mutual information (PMI) matrix.
-Levy & Goldberg (NIPS 14) -

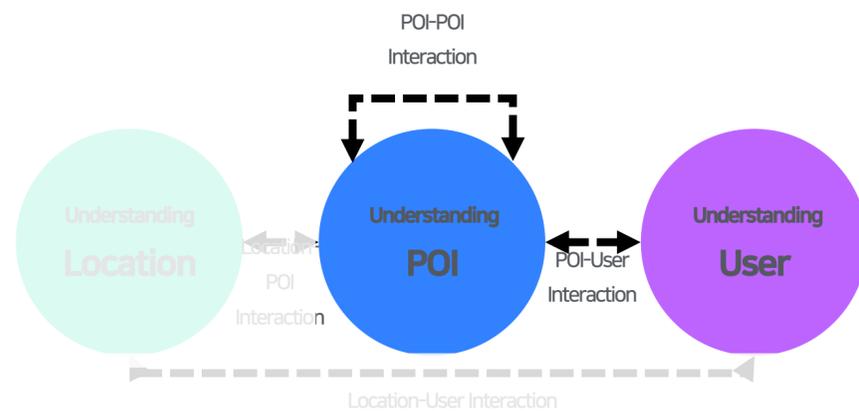


$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^n (Expected_i - Actual_i)^2}{n}}$$

USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

목표 : USER의 취향을 더 잘 이해해보자!

CoFactor



**POI-POI Interaction을
USER-POI Interaction과 함께 사용하여,
추천을 더 잘 해보자!**

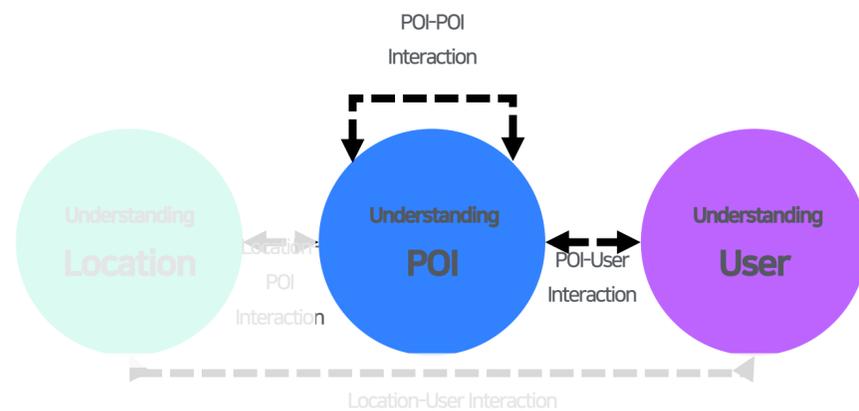
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction + USER-POI Interaction

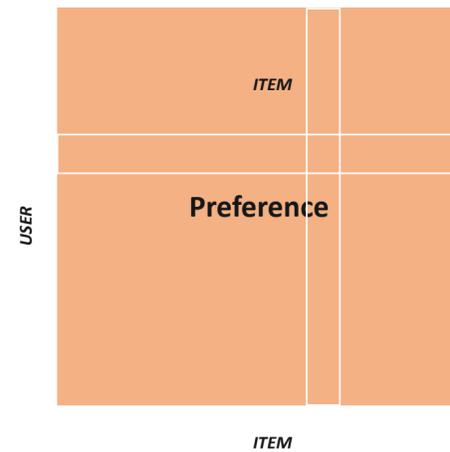
어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.

User가 특정 POI에 관심이 있다.

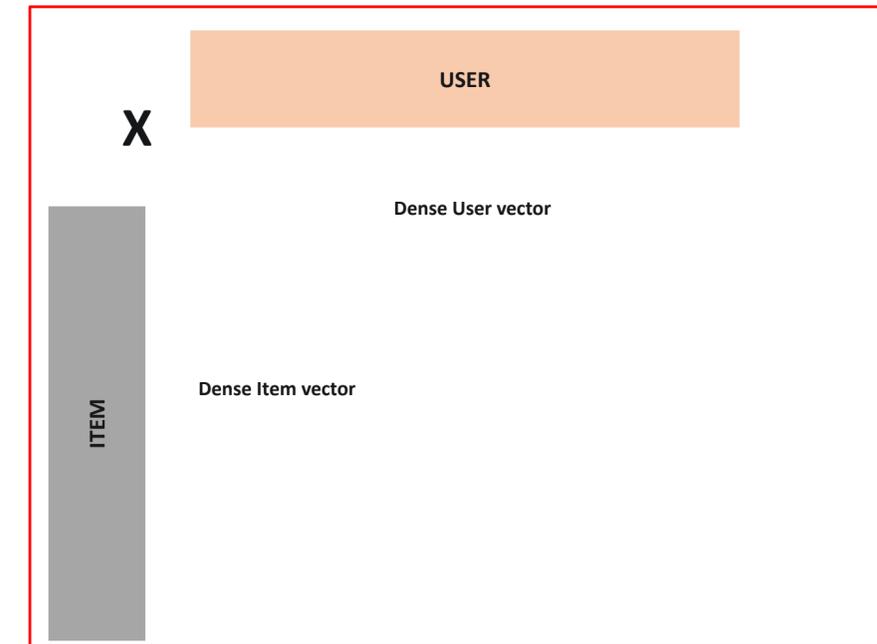
CoFactor



Collaborative Filtering
(Matrix Factorization)



Expected Preference가 Actual Preference와 유사하도록



USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

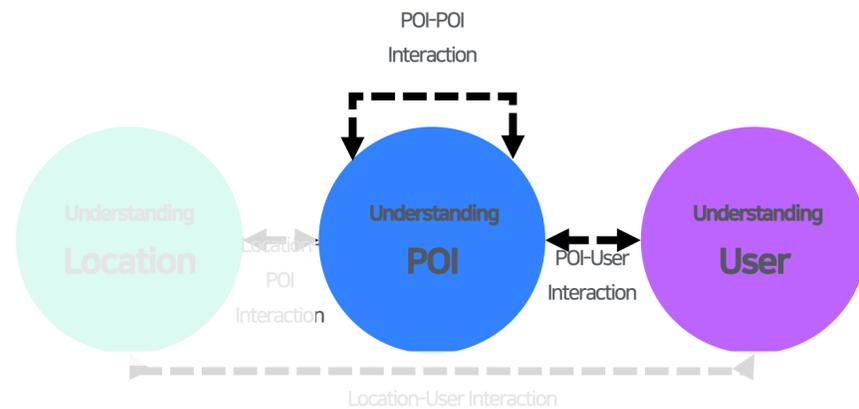
POI-POI Interaction

어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.

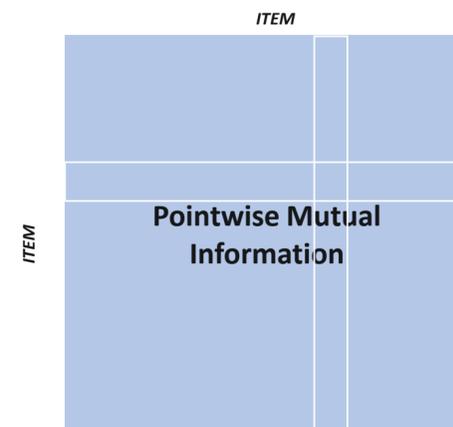
+ USER-POI Interaction

User가 특정 POI에 관심이 있다.

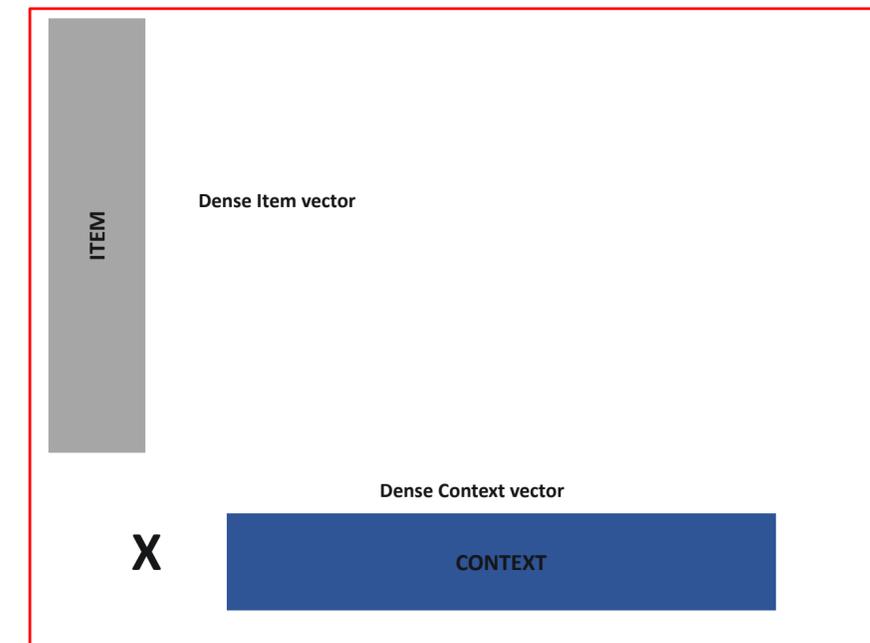
CoFactor



Item Embedding
(Item Co-occurrence
Matrix Factorization)



\cdot



Expected PMI가 Actual PMI와 유사하도록

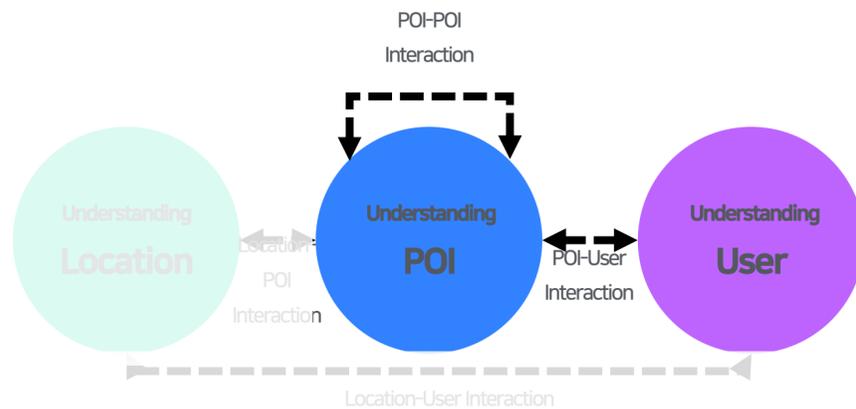
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction + USER-POI Interaction

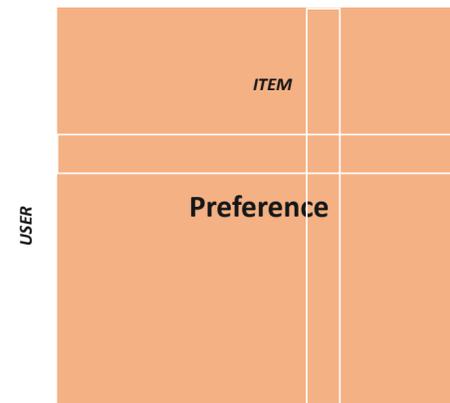
어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.

User가 특정 POI에 관심이 있다.

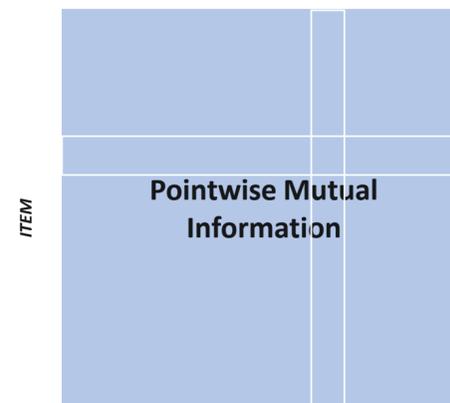
CoFactor



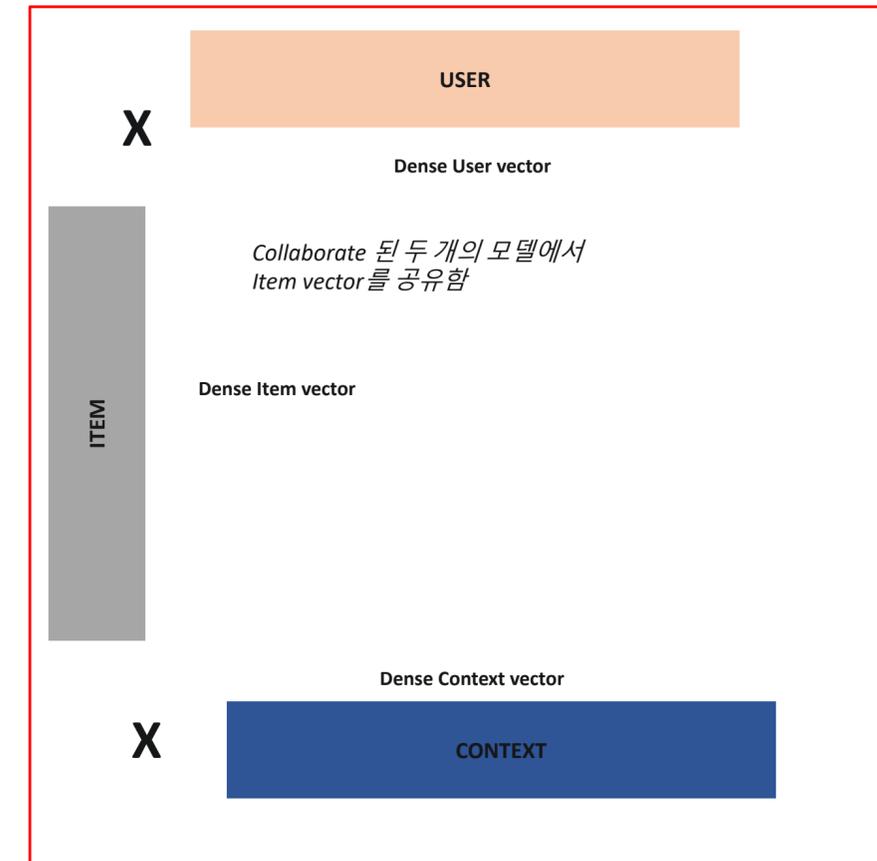
Collaborative Filtering
(Matrix Factorization)



Item Embedding
(Item Co-occurrence
Matrix Factorization)



Expected Preference가 Actual Preference와 유사하도록



Expected PMI가 Actual PMI와 유사하도록

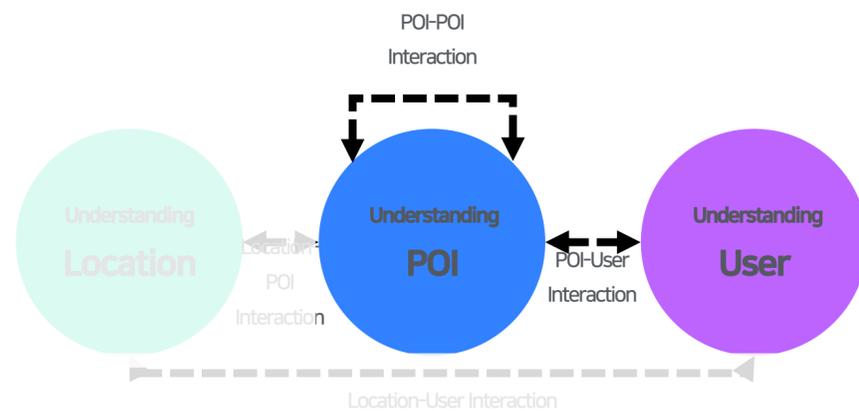
USER의 취향을 어떻게 알 수 있을까?

POI-POI Interaction + USER-POI Interaction

어떤 POI가 특정 POI와 함께 많이 등장한다.

User가 특정 POI에 관심이 있다.

CoFactor



Collaborative Filtering의 개선 과정

문제
원인
해결책

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집
위주로 학습되는 문제

Data가 너무 Sparse한 문제

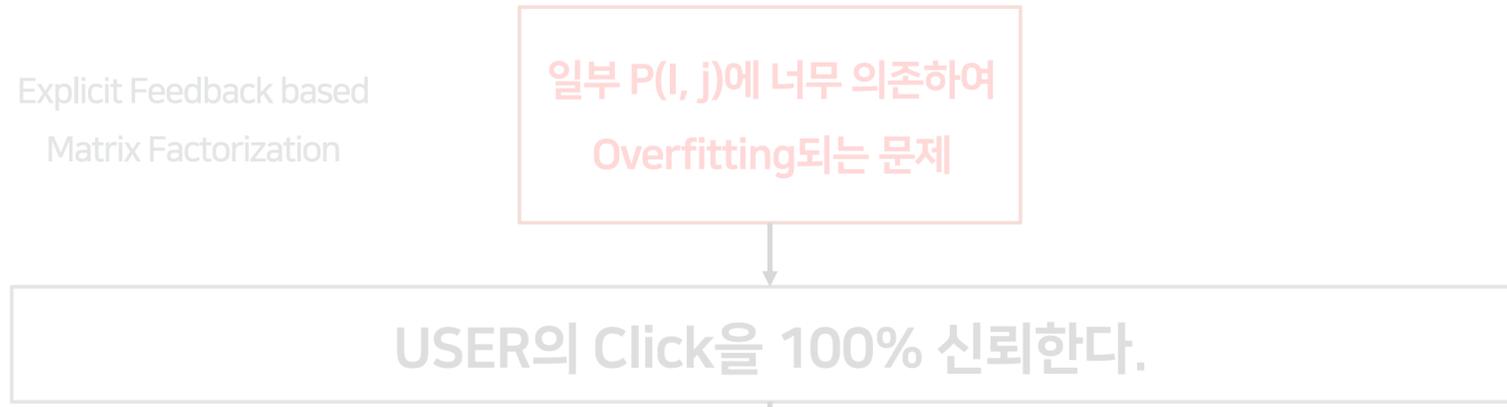
Folding 현상이 발생하는
문제

USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

더 다양한 Interaction을 모델에 녹여보자!

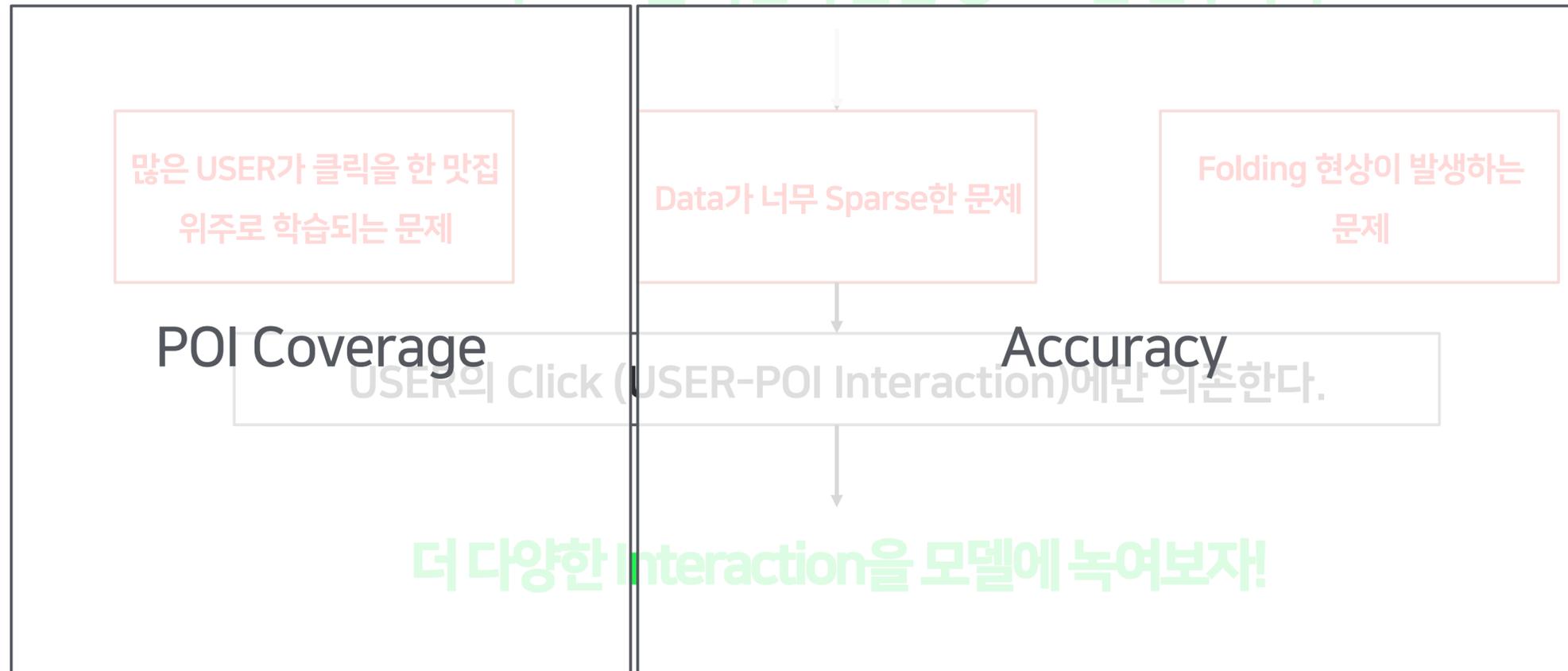
Collaborative Filtering의 개선 과정

문제
원인
해결책



USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

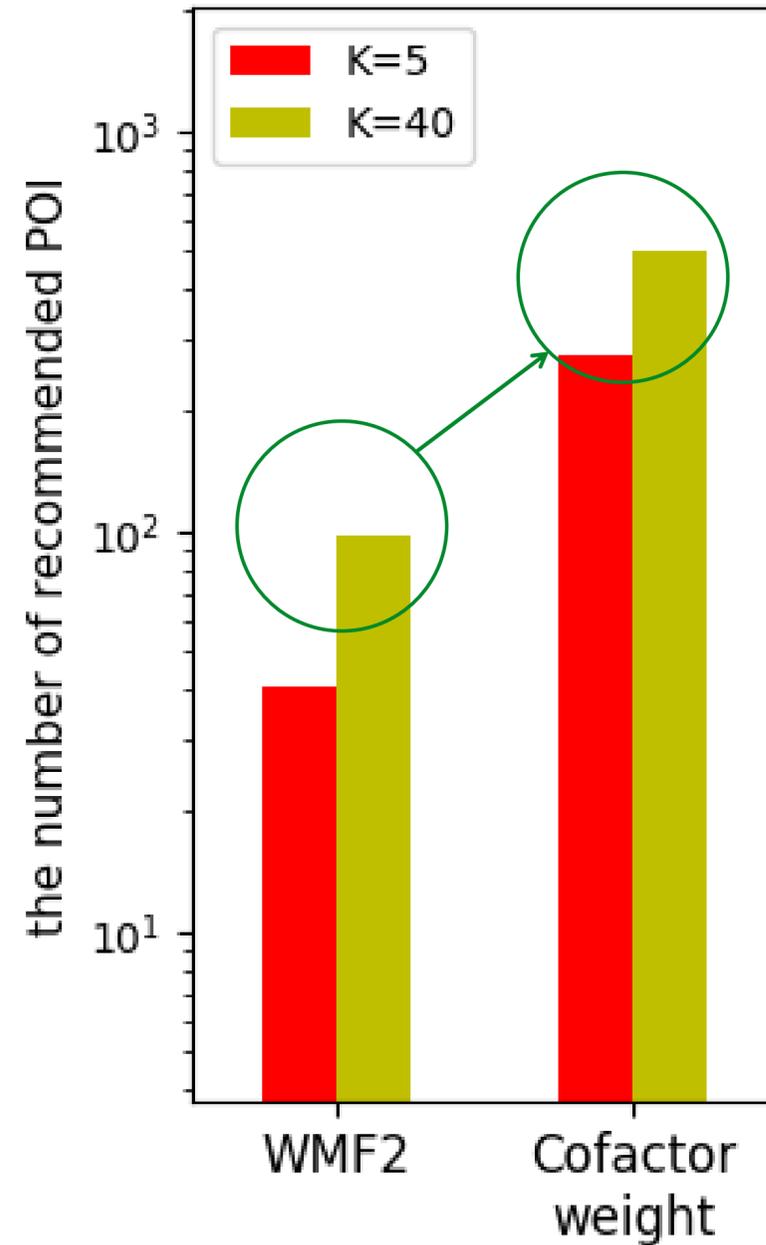
Implicit Feedback based Matrix Factorization



CoFactor를 통해 정말 더 좋아졌는가?

POI Coverage

USER에게 상위 K개 까지
노출되는 POI의 갯수



Popularity -> Serendipity

WMF2 = Implicit Feedback based Recommendation

Cofactor weight = CoFactor

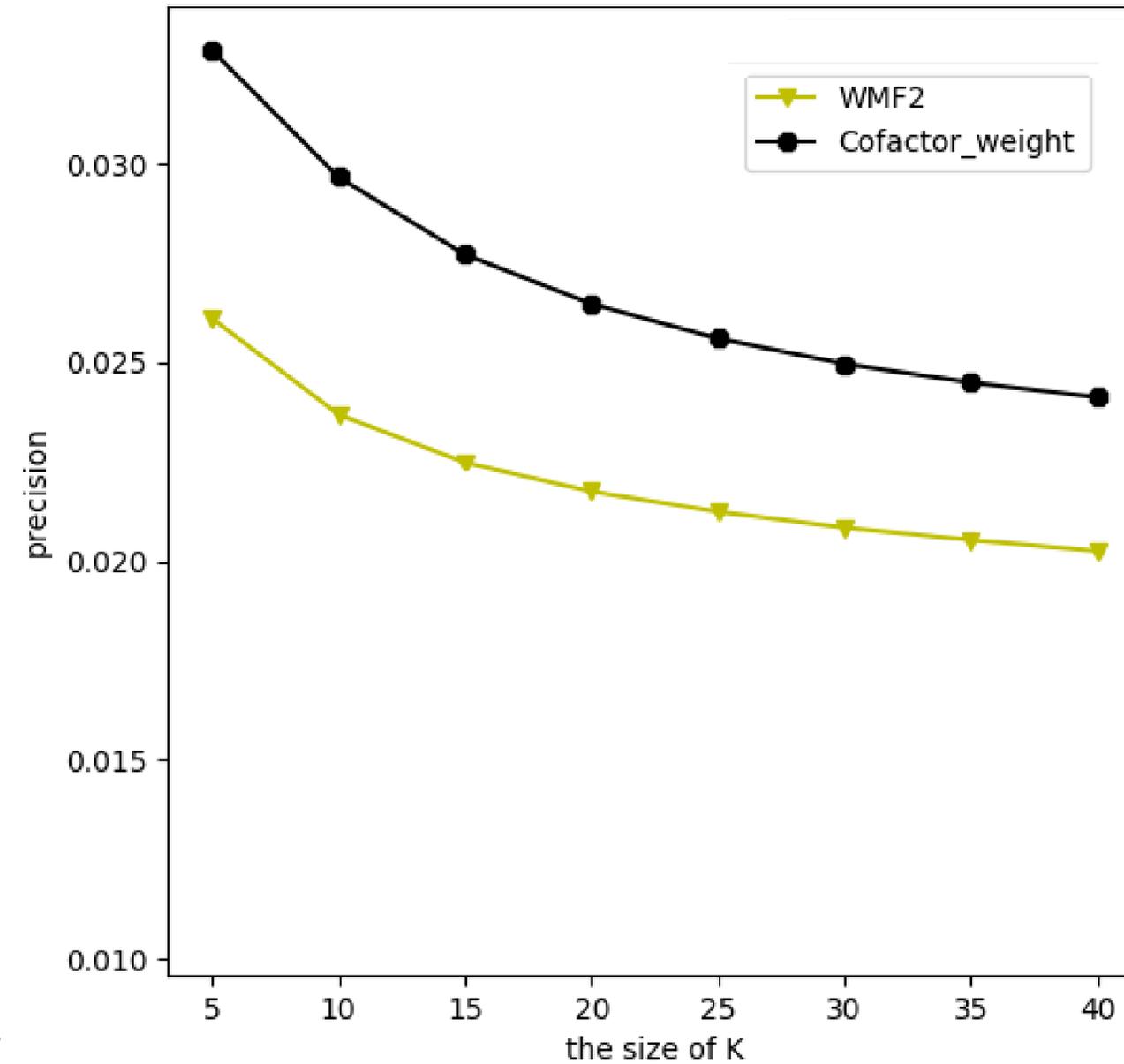
CoFactor를 통해 정말 더 좋아졌는가?

Precision

USER가 관심 보인 업체를
추천해줄 확률

Train Data : Test Data = 7 : 3

WMF2 = Implicit Feedback based Recommendation
Cofactor weight = CoFactor



CoFactor를 통해 정말 더 좋아졌는가?

문제
원인
해결책

Explicit Feedback based
Matrix Factorization

일부 $P(i, j)$ 에 너무 의존하여
Overfitting되는 문제

USER의 Click을 100% 신뢰한다.

USER의 Click을 약간의 관심 정도로만 간주하자

Implicit Feedback based
Matrix Factorization

많은 USER가 클릭을 한 맛집

Serendipity가 있는 추천!

POI Coverage

Data가 너무 Sparse한 문제

USER의 취향을 더 잘 반영한 추천!

Accuracy

Folding 현상이 발생하는

USER의 Click (USER-POI Interaction)에만 의존한다.

더 다양한 Interaction을 모델에 녹여보자!

어떤 문제를 풀어야할까?

USER의 맛집 취향을
어떻게 잘 이해할 수 있을까?

장소를 장소답게 추천하려면
어떻게 해야할까?

'오늘의 PICK'이 장소를 추천하는 과정



어떤 USER가

특정 Location에 갔을 때,

취향에 맞는 POI들을 추천

'오늘의 PICK'이 장소를 추천하는 과정

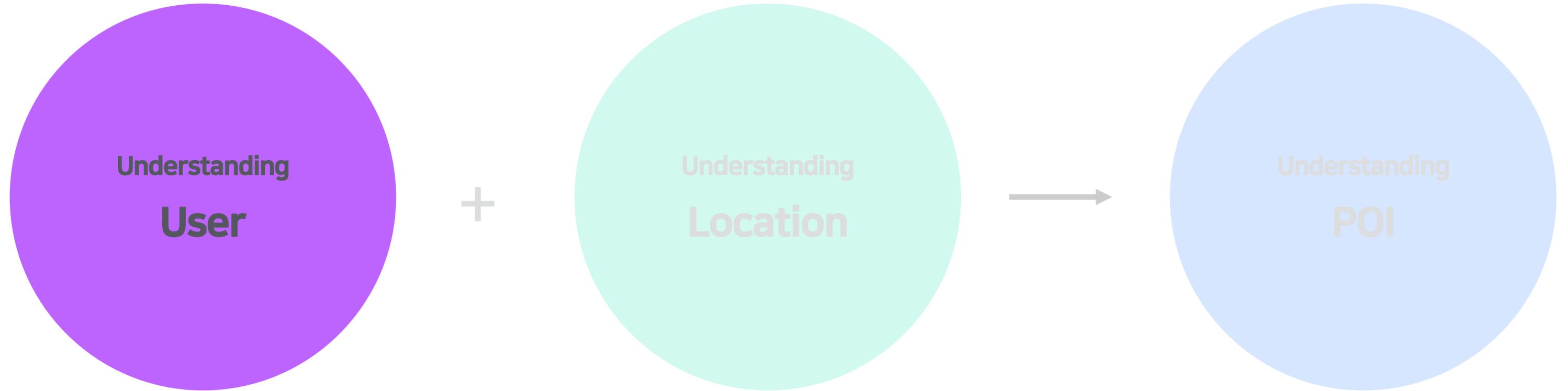


“맛집에 대해 관심이 많은 USER부터
전혀 관심이 없는 USER까지 다양하다!”

“사람들은 Location에 따라,
추천 받고 싶어하는 장소가 다르다!”

“추천받는 POI를
신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

'오늘의 PICK'이 장소를 추천하는 과정



“맛집에 대해 관심이 많은 USER부터
전혀 관심이 없는 USER까지 다양하다!”

“사람들은 Location에 따라,
추천 받고 싶어하는 장소가 다르다!”

“추천받는 POI를
신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

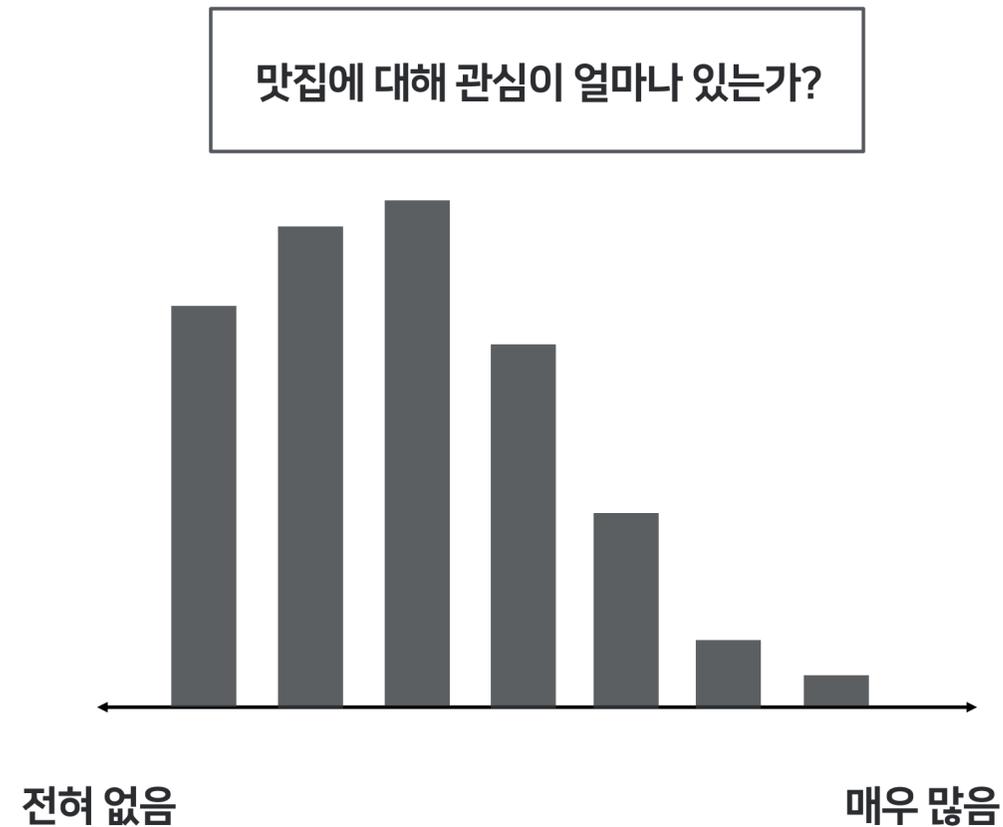
“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.

“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

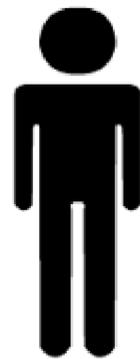
맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.

NAVER USER들



“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$



$Y = \text{User Group}$
 $\text{Click} = \text{POI와 관련된 문서의 클릭}$
 $\text{Save} = \text{POI에 대한 저장 수}$
 $\text{Call} = \text{POI에 대한 전화}$
 $\text{Navi} = \text{POI에 대한 길찾기}$

USER Group

Heavy User (13%)

Middle User (25%)

Light User (62%)

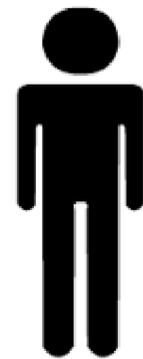
Dense

Sparse



“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$



$Y = \text{User Group}$
 $\text{Click} = \text{POI와 관련된 문서의 클릭}$
 $\text{Save} = \text{POI에 대한 저장 수}$
 $\text{Call} = \text{POI에 대한 전화}$
 $\text{Navi} = \text{POI에 대한 길찾기}$

USER Group

Heavy User (13%)

Middle User (25%)

Light User (62%)

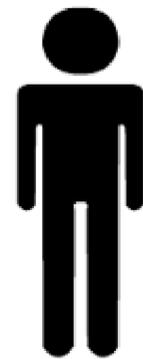
Dense

Sparse

CoFactor
(Collaborative Filtering)

“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$



$Y = \text{User Group}$
 $\text{Click} = \text{POI와 관련된 문서의 클릭}$
 $\text{Save} = \text{POI에 대한 저장 수}$
 $\text{Call} = \text{POI에 대한 전화}$
 $\text{Navi} = \text{POI에 대한 길찾기}$

USER Group

Heavy User (13%)

Middle User (25%)

Light User (62%)

Dense

Sparse

CoFactor
(Collaborative Filtering)

POI2VEC
(Item Embedding)

Statistical Model
(Group based Recommendation)

“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.

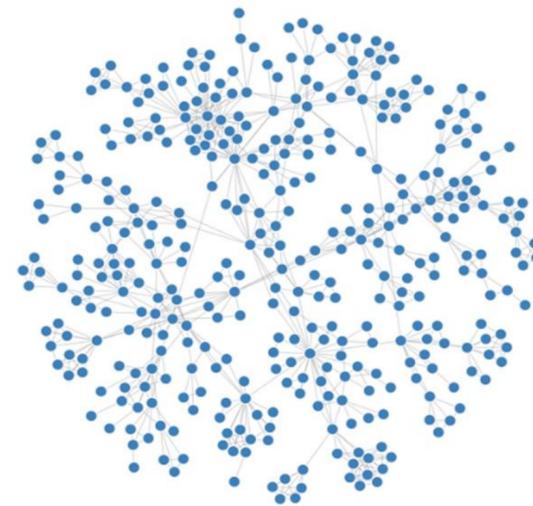
POI2VEC
(Item Embedding)

Middle User (25%)

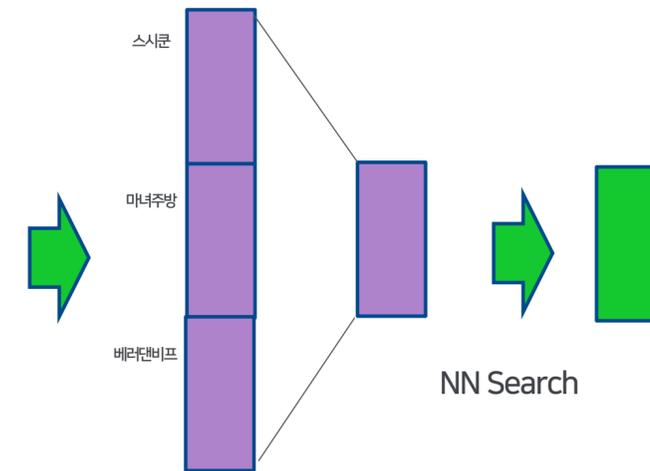
User POI click history

유저 목록	유저의 click history			
User1	코이라멘	고쿠텐	스시쿤	토나리스시
User2	마녀주방	88 브레드	에머이	배러댄비프
		⋮		
User2404	가야밀면	금수복국	부산족발	할매국밥

실제 관측된 click history 로
POI 의 관계 그래프 구성



Word2Vec



“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.

Statistical Model
(Group based Recommendation)

Light User (62%)

POI에 대한 검색, 클릭로그

Statistical Model

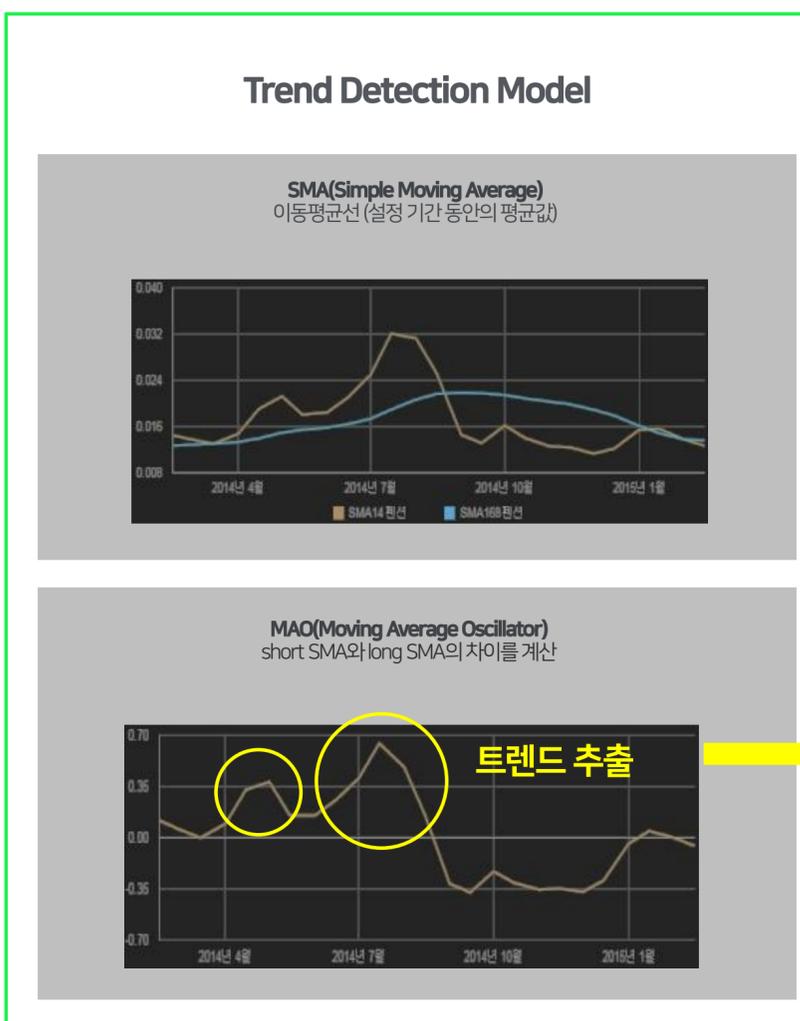
시간/연령/성별 인기도



온더보더 코엑스점 멕시코,남미음식
리뷰 460 · 온더보더 특별한 날 분위기 좋고 맛있는 ...
가보고싶다면?
전화 저장 길찾기 공유
홈 메뉴 리뷰 포토

클릭시간 + 클릭문서

UGC/지도/문서/...
blog N

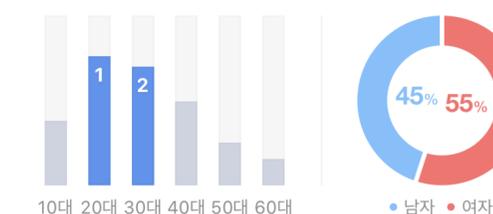


온더보더 코엑스점 멕시코,남미음식
리뷰 460 · 온더보더 특별한 날 분위기 좋고 맛있는 ...

목요일 시간대별 검색 인기도

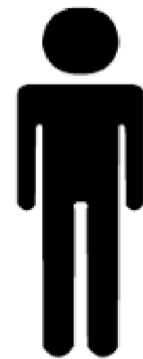


연령별 / 성별 검색 인기도



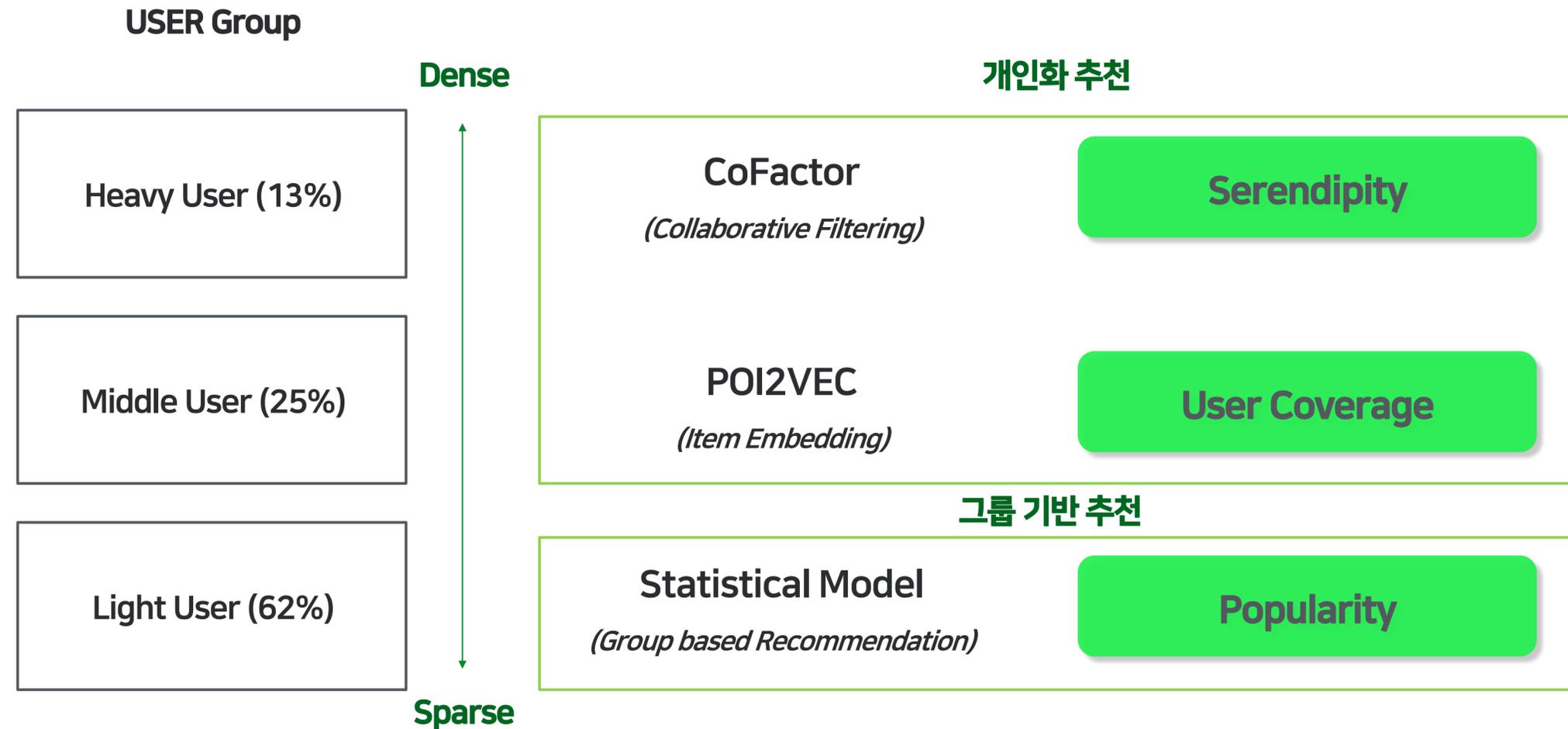
“USER의 맛집에 대한 관심도는 천차만별이다!”

맛집 관심도에 따라 적당한 추천의 방식이 다르다.



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$

$Y = \text{User Group}$
 Click = POI와 관련된 문서의 클릭
 Save = POI에 대한 저장 수
 Call = POI에 대한 전화
 Navi = POI에 대한 길찾기



'오늘의 PICK'이 장소를 추천하는 과정



“맛집에 대해 관심이 많은 USER부터
전혀 관심이 없는 USER까지 다양하다!”

“사람들은 Location에 따라,
추천 받고 싶어하는 장소가 다르다!”

“추천받는 POI를
신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

일상

여행 혹은 일탈

“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

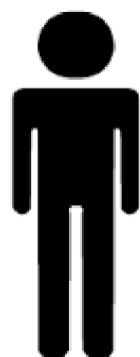
일상

여행 혹은 일탈

Location에 대한 검색, 클릭로그



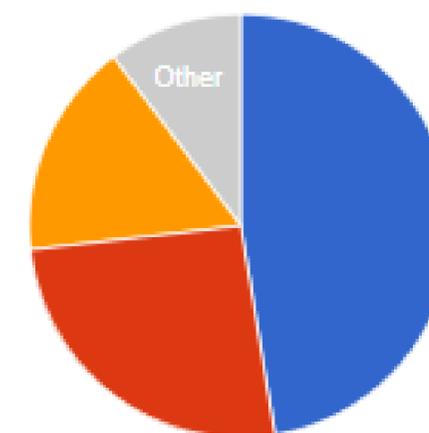
주로 활동하는 지역은
3곳을 넘어가지 않는다!



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$

- Y = Location에 대한 관심도*
- Click = Location와 관련된 문서의 클릭*
- Save = Location에 대한 저장 수*
- Call = Location에 대한 전화*
- Navi = Location에 대한 길찾기*

지역 관심도



- 서울특별시, 강남구
- 서울특별시, 서초구
- 서울특별시, 성동구
- Other

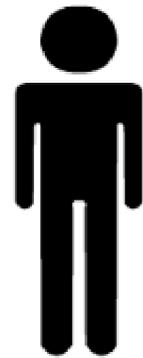
“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

일상

여행 혹은 일탈

지역 관심도



$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$



Y = Location에 대한 관심도

Click = Location와 관련된 문서의 클릭

Save = Location에 대한 저장 수

Call = Location에 대한 전화

Navi = Location에 대한 길찾기

강남구 (32%)	주 활동 지역
분당구 (25%)	
용산구 (17%)	
기타 (26%)	그 외 지역

“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

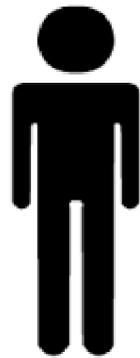
일상

여행 혹은 일탈

주 활동 지역

지역 관심도

맛집들을 이미 많이 알테니,
취향을 반영한 새로운 맛집을 추천!

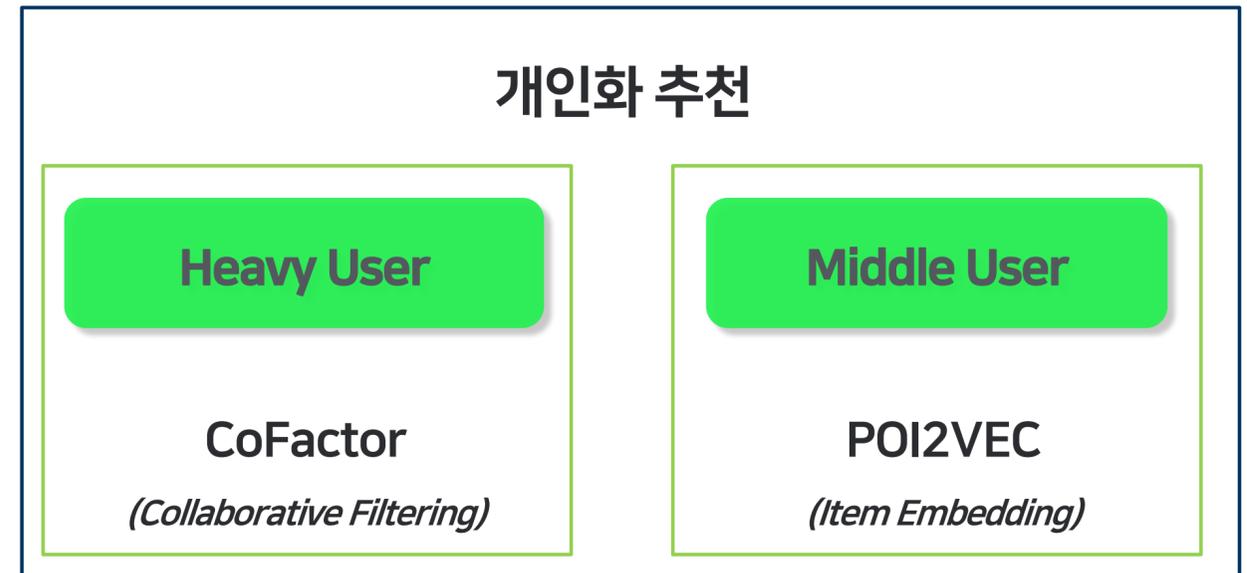


$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$



Y = Location에 대한 관심도
Click = Location와 관련된 문서의 클릭
Save = Location에 대한 저장 수
Call = Location에 대한 전화
Navi = Location에 대한 길찾기

강남구 (32%)
분당구 (25%)
용산구 (17%)
기타 (26%)



“Location의 방문 빈도에 따라 원하는 것이 다르다!”

자주 가는 곳과 가끔 가는 곳에서 원하는 맛집이 다르다.

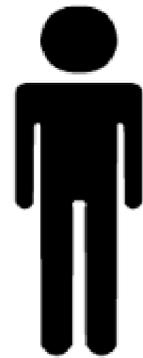
일상

여행 혹은 일탈

그 외 지역

지역 관심도

이 지역이 낯설테니,
대중적으로 좋아할만한 장소를 추천!

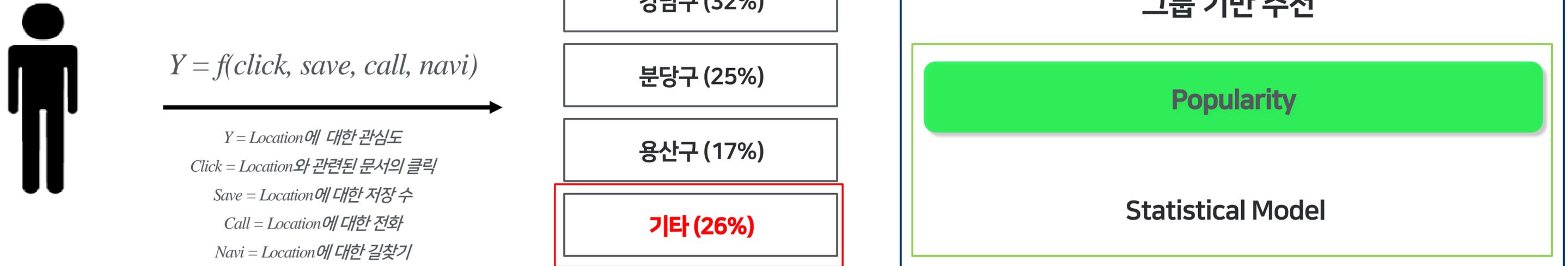
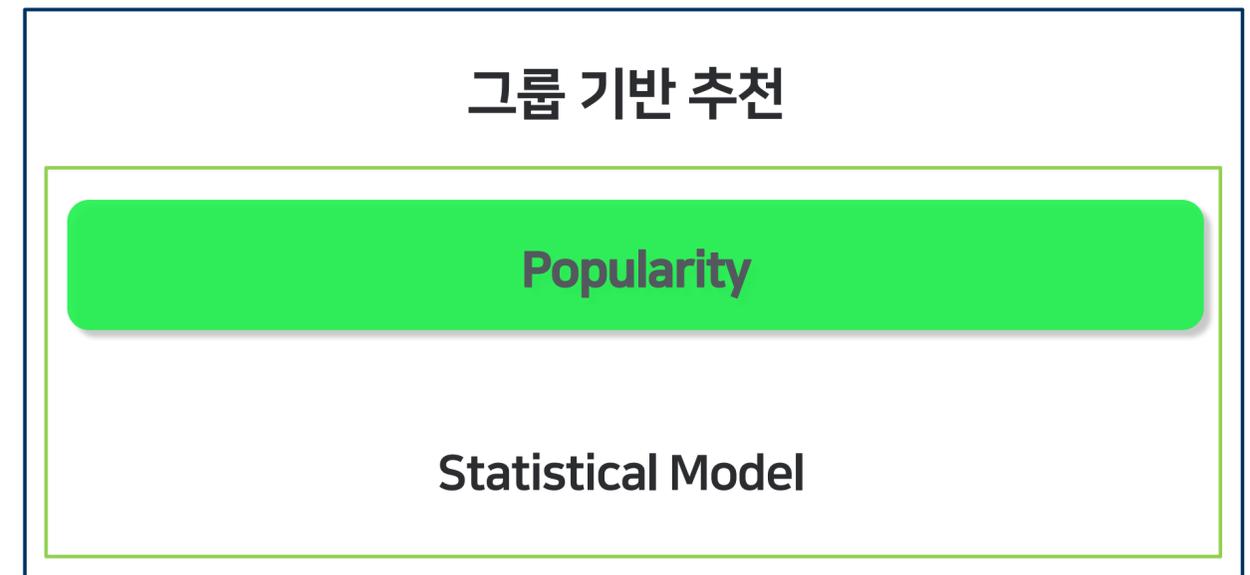


$$Y = f(\text{click}, \text{save}, \text{call}, \text{navi})$$

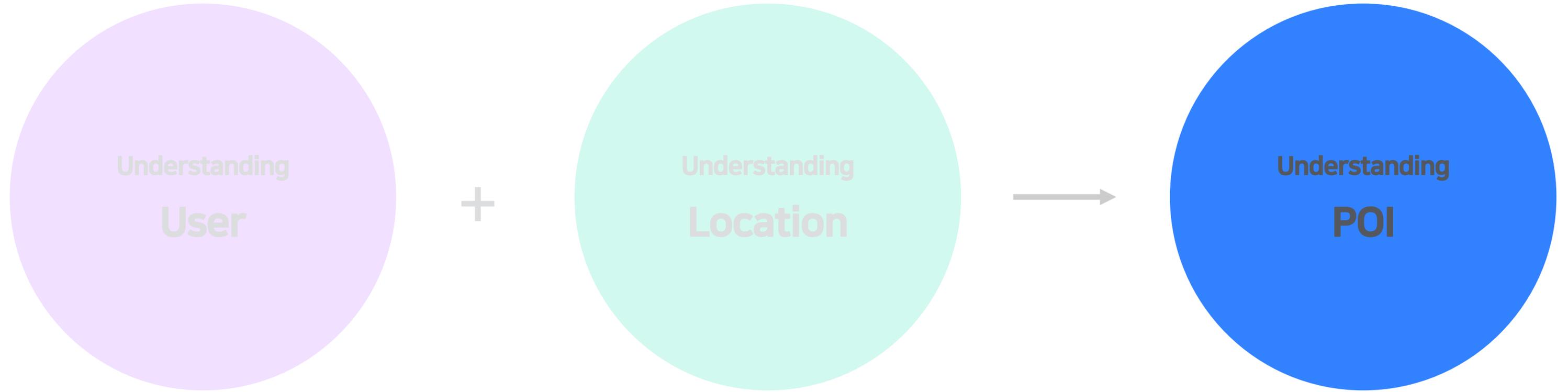


Y = Location에 대한 관심도
Click = Location와 관련된 문서의 클릭
Save = Location에 대한 저장 수
Call = Location에 대한 전화
Navi = Location에 대한 길찾기

강남구 (32%)
분당구 (25%)
용산구 (17%)
기타 (26%)



'오늘의 PICK'이 장소를 추천하는 과정



“맛집에 대해 관심이 많은 USER부터
전혀 관심이 없는 USER까지 다양하다!”

“사람들은 Location에 따라,
추천 받고 싶어하는 장소가 다르다!”

“추천받는 POI를
신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

“추천받는 POI를 신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

추천에 대한 설명이 있으면 추천에 대해 믿음이 간다!

하루님을 위한 오늘의 PICK DataLab. ⓘ



1/8

르몽블랑 [매] 테이블주문

실타래 모양을 본떠 만든 털실무스 디저트

★4.6 / 리뷰 788 / 평균 8,000원

“추천받는 POI를 신뢰할 수 있으면 좋겠다!”

추천에 대한 설명이 있으면 추천에 대해 믿음이 간다!

하루님을 위한 오늘의 PICK DataLab. ⓘ



1/8

르몽블랑 [명] 테이블주문

실타래 모양을 본떠 만든 털실무스 디저트

★4.6 / 리뷰 788 / 평균 8,000원

95% 추천지수

카페, 디저트에 관심 있어 보임

추천 지수

CoFactor <i>(Collaborative Filtering)</i>	POI2VEC <i>(Item Embedding)</i>
Expected Preference	Similarity

추천 사유

POI Metadata

4. Lesson Learned

a.k.a. It's Real World!

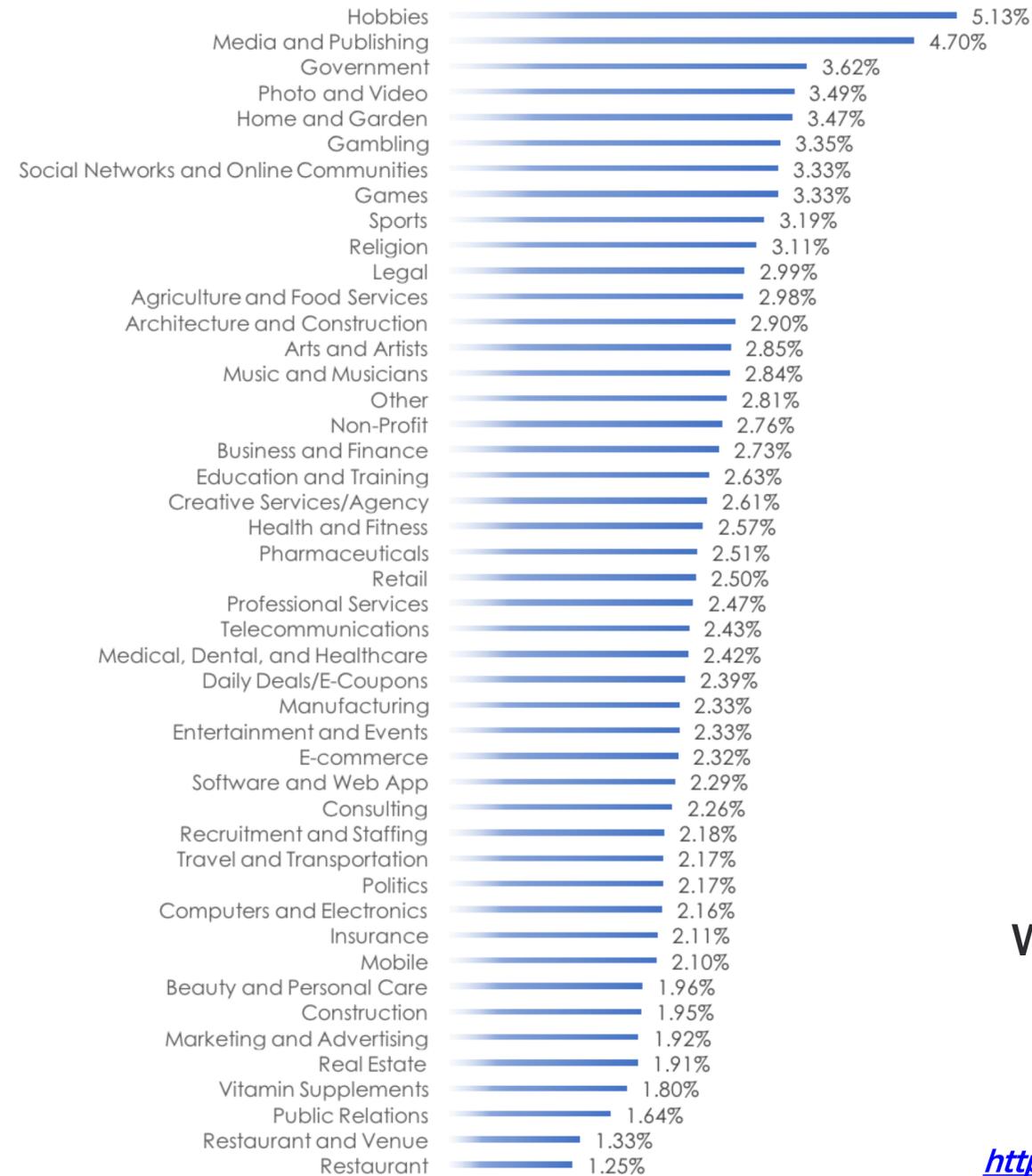
Click Through Rate Benchmark

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

Click Through Rate Benchmark

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

CLICK-THROUGH RATE BY INDUSTRY



■ Click-Through Rate

What is a "Good" Click-Through Rate?
Click-Through Rate Benchmarks

<https://cxl.com/guides/click-through-rate/benchmarks/>

Click Through Rate Benchmark

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

CLICK-THROUGH RATE BY INDUSTRY



Restaurant Industry는 굉장히 낮은 CTR을 보인다!

Benchmark 기준 : 약 1.25%

What is a "Good" Click-Through Rate?
Click-Through Rate Benchmarks

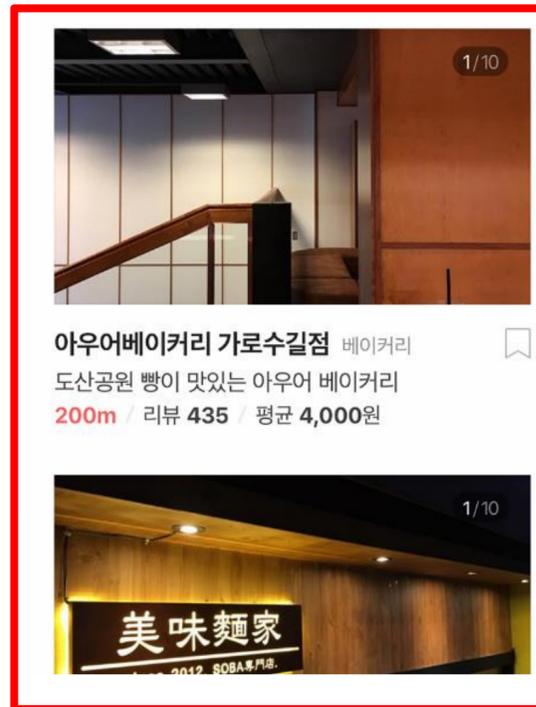
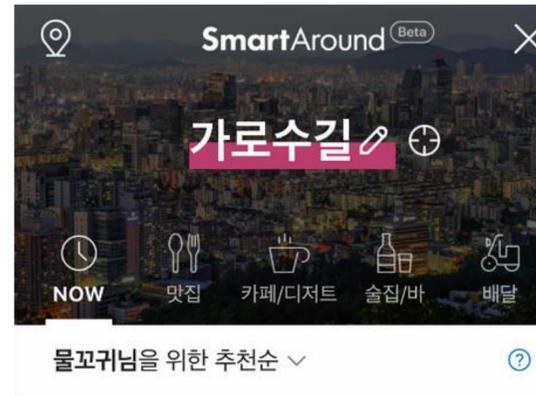
<https://cxl.com/guides/click-through-rate/benchmarks/>

얼마나 좋아졌는가?

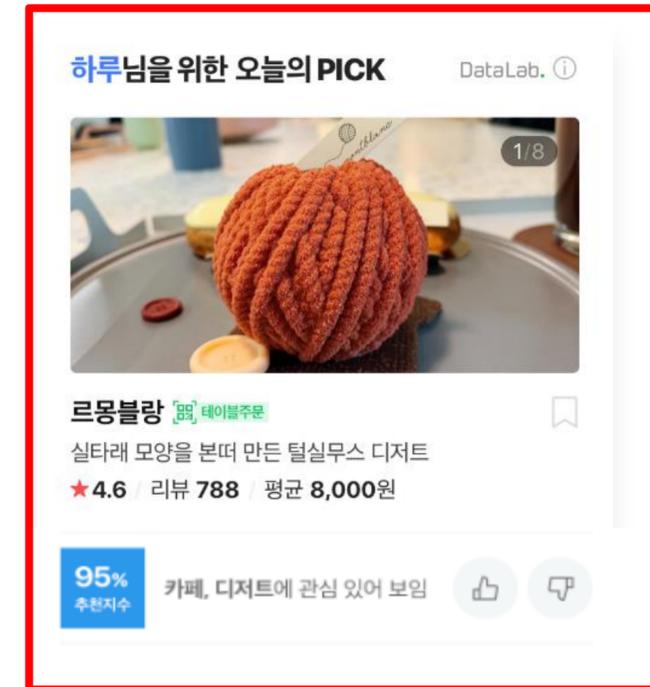
$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

유의미한 User Action = POI Click, 저장

전국 단위 Data / 3개월치 Data



내 주변



오늘의 PICK

얼마나 좋아졌는가?

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

유의미한 User Action = POI Click, 저장

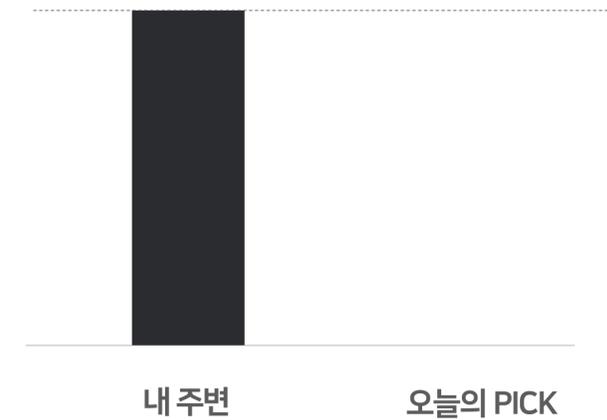
전국 단위 Data / 3개월치 Data

Action Type = Click

0.95%

Action Type = 저장

0.05%

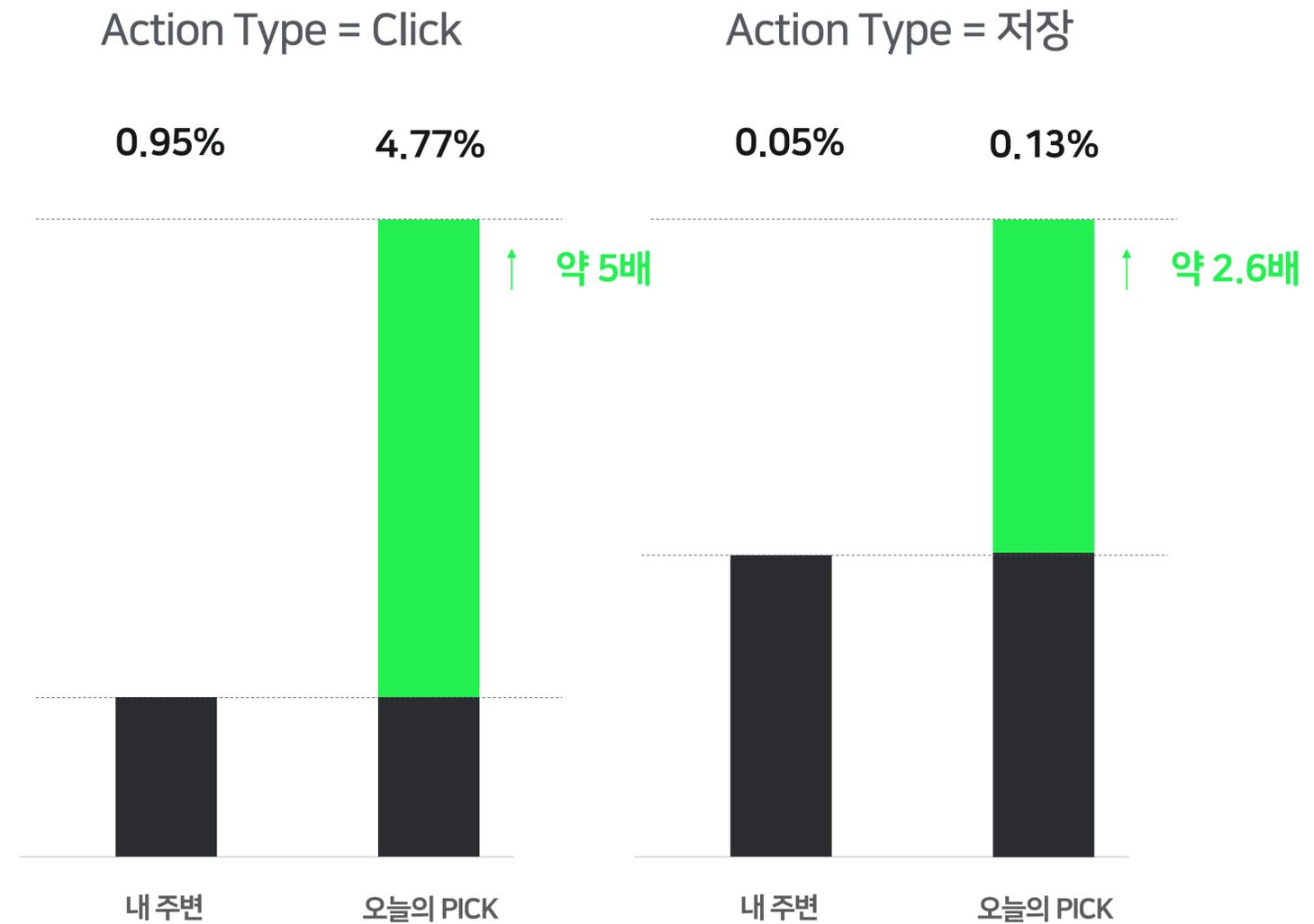


얼마나 좋아졌는가?

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

유의미한 User Action = POI Click, 저장

전국 단위 Data / 3개월치 Data



얼마나 좋아졌는가?

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

Action Type = All

1.0%

유의미한 User Action = POI Click, 저장

전국 단위 Data / 3개월치 Data

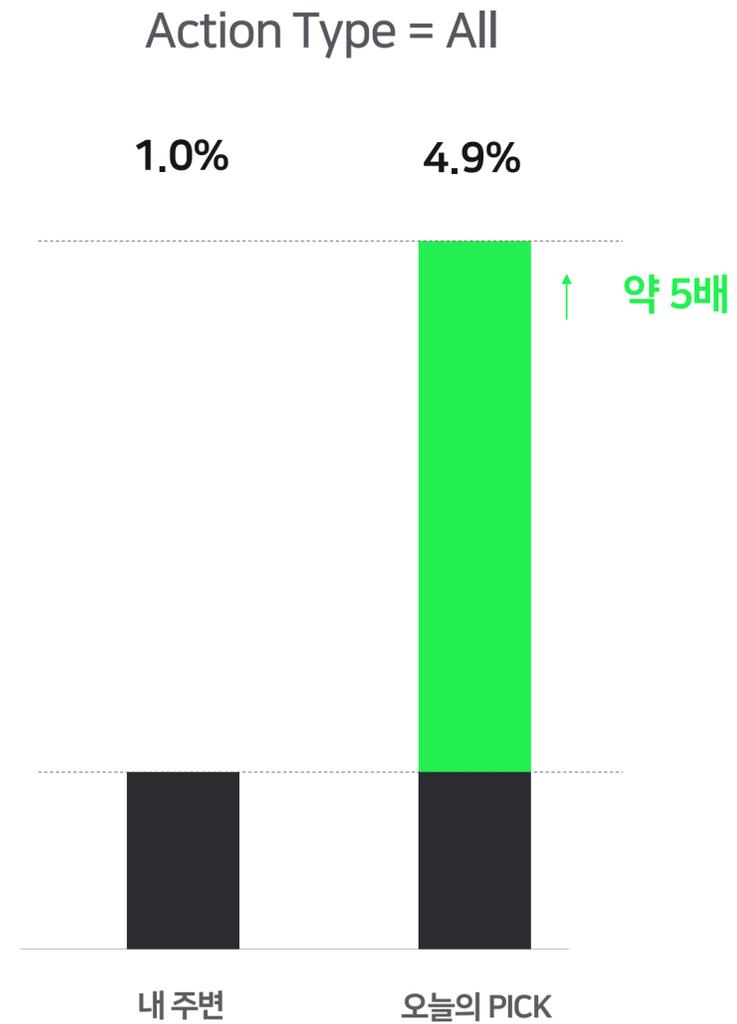


얼마나 좋아졌는가?

$$CTR = \frac{\text{Action이 있는 업체수}}{\text{노출된 업체수}}$$

유의미한 User Action = POI Click, 저장

전국 단위 Data / 3개월치 Data



얼마나 좋아졌는가?

일상

히라이 - 선릉역 중식당



22시간 전

URL 복사

+이웃추가



지난 주말 선릉역 쪽에 가게 되었다
간짜장이 며칠 전부터 생각나서 메뉴는 바로 결정

어디가 맛집인지 모르니
네이버 지도 smart around

나를 위한 오늘의 PICK!으로 검색

내 위치에서 가까운 곳을 중심으로
소개를 해주니 편리하다.



간짜장과 삼선짬뽕 그리고 탕수육~~~

간짜장 사진은 없다...

사진엔 없지만 간짜장도 맛있고
이 짬뽕 국물이 정말 맛있다는 거
깔끔하고 적당히 매콤한 국물이
근래 먹어 본 짬뽕 중 최고!!!

양도 많아서 면은 다 먹지 못했다.

탕수육도 맛있었지만

배불러서 반은 포장해 왔다.

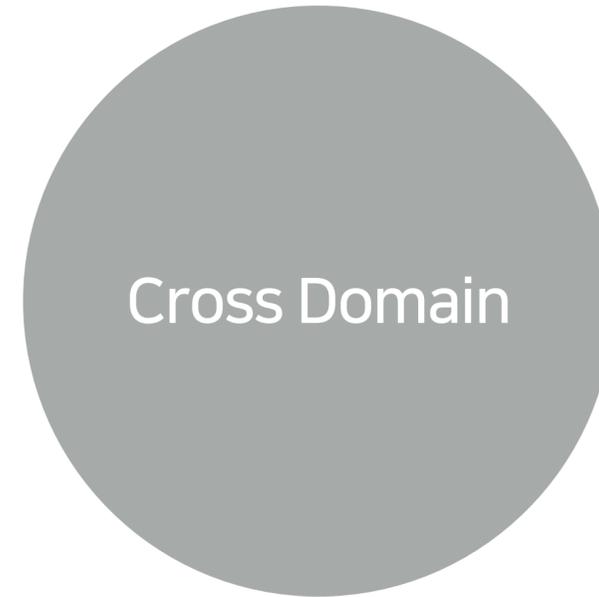
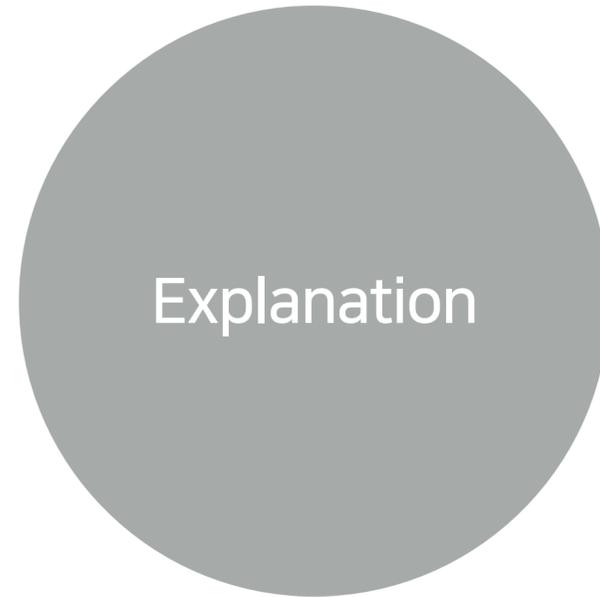
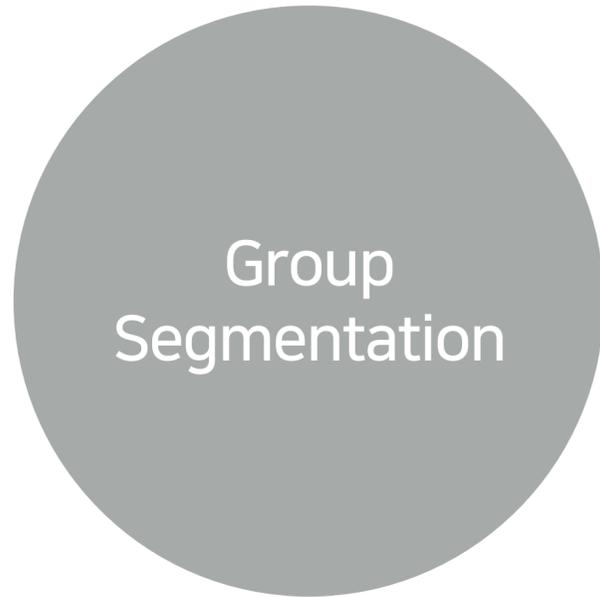
식어도 맛있는 걸 보면 여기 탕수육도 맛집이다.

다른 메뉴도 맛있을 거 같아
다시 방문해 보고 싶은 곳이다.

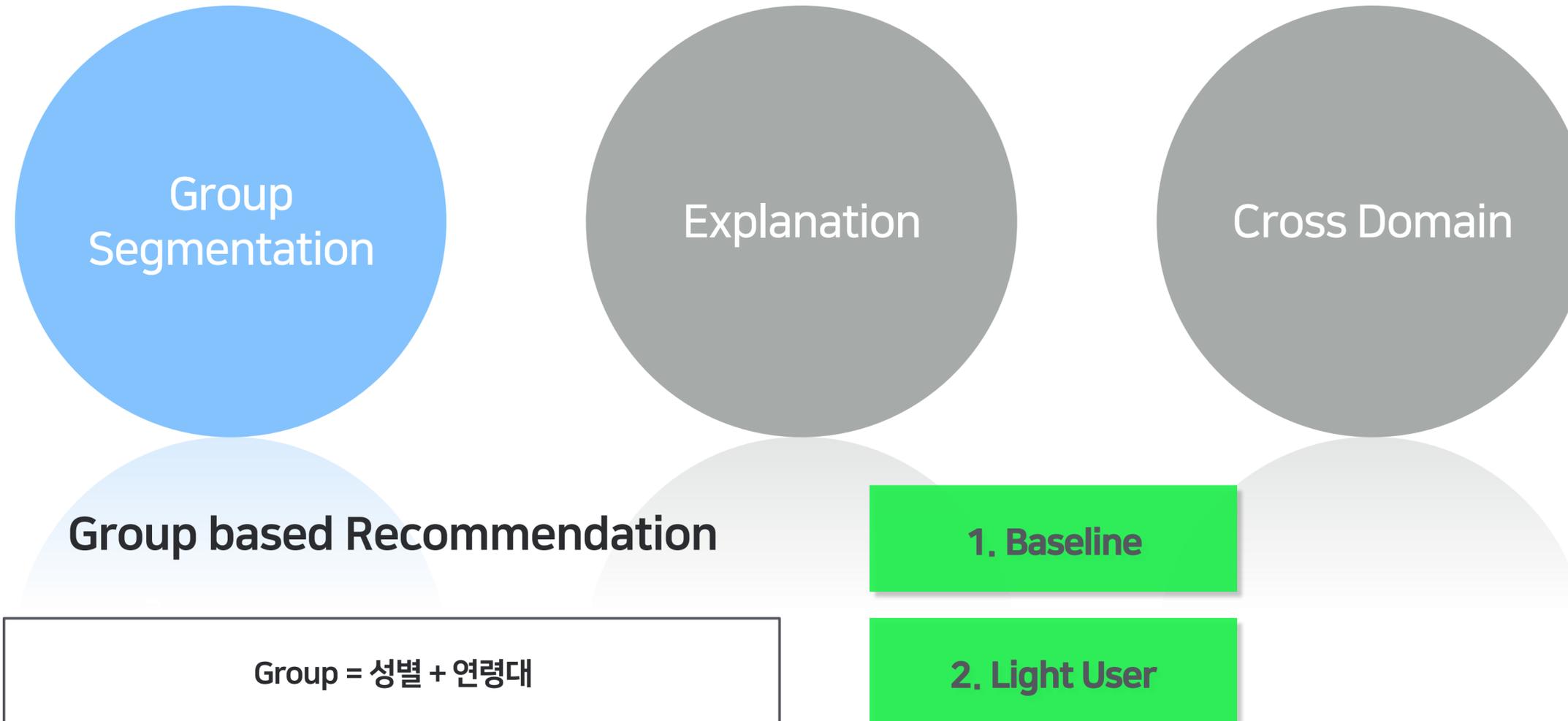
5. 더 풀어야하는 숙제들



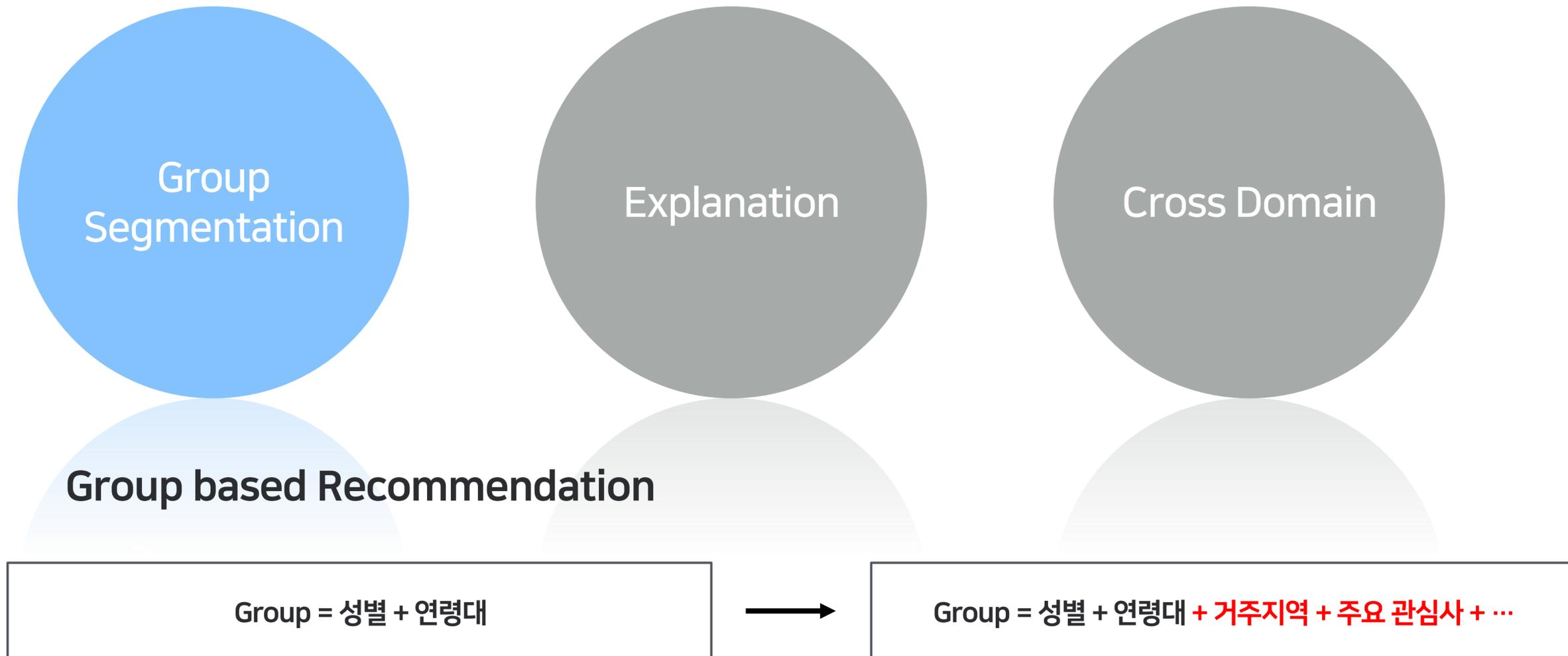
어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



어떠한 것들을 개선해나가야 할까?

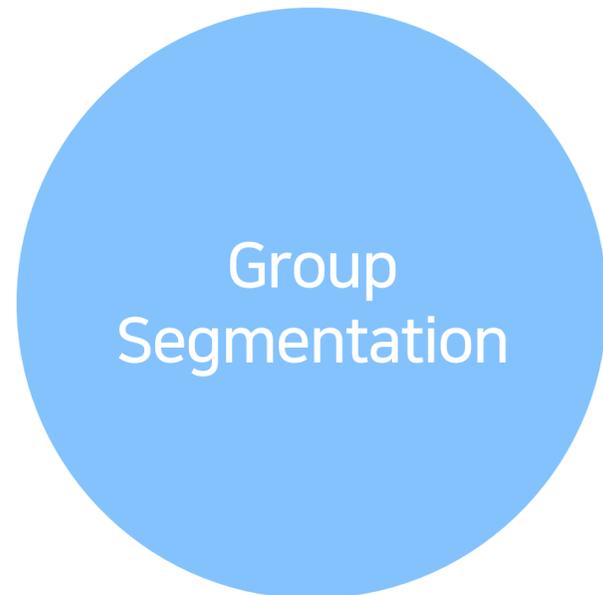


어떠한 것들을 개선해나가야 할까?

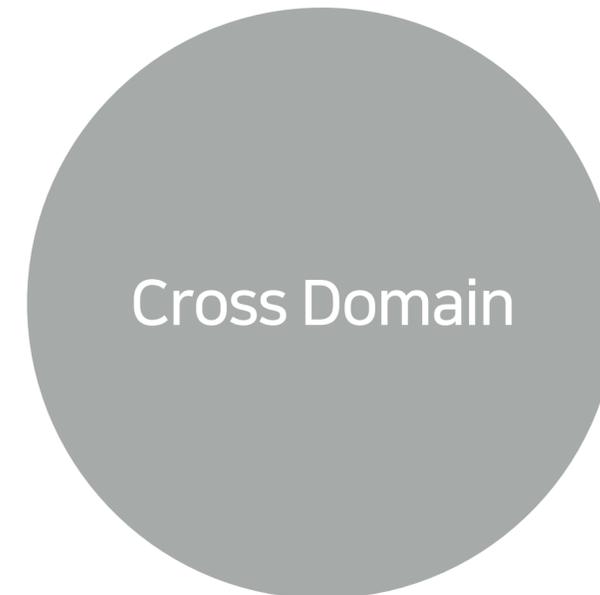
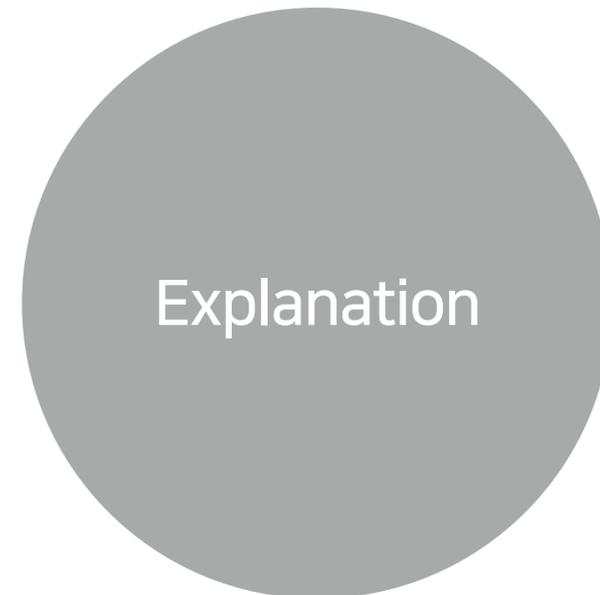


Metadata Embeddings for Group Segmentation

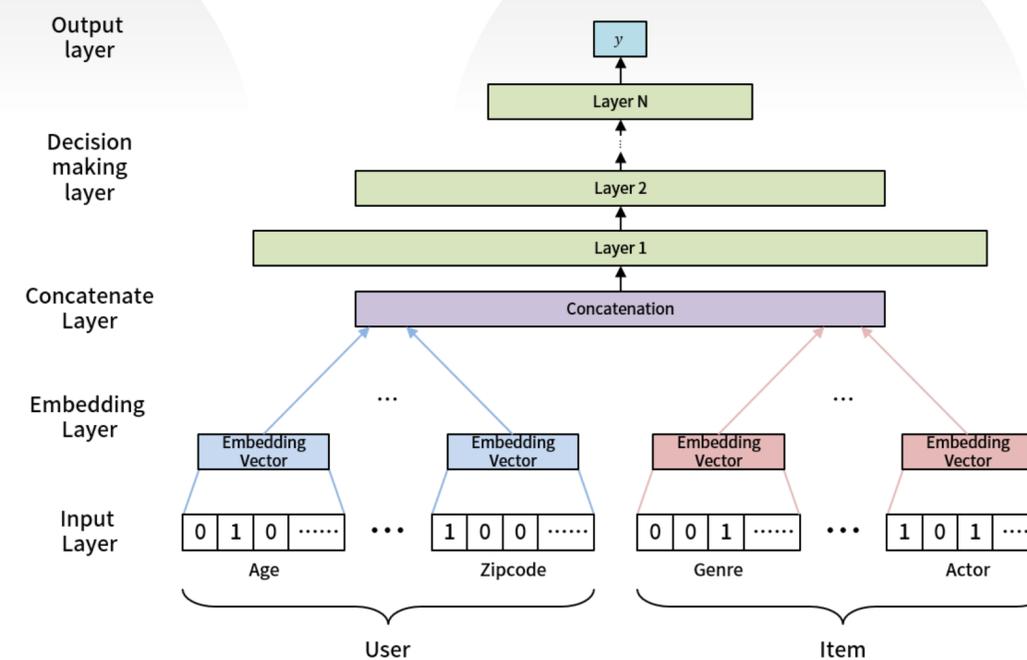
어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



Group based Recommendation



**Metadata Embeddings
for Group Segmentation**



어떠한 것들을 개선해나가야 할까?

Group
Segmentation

Explanation

Cross Domain

하루님을 위한 오늘의 PICK DataLab. ⓘ



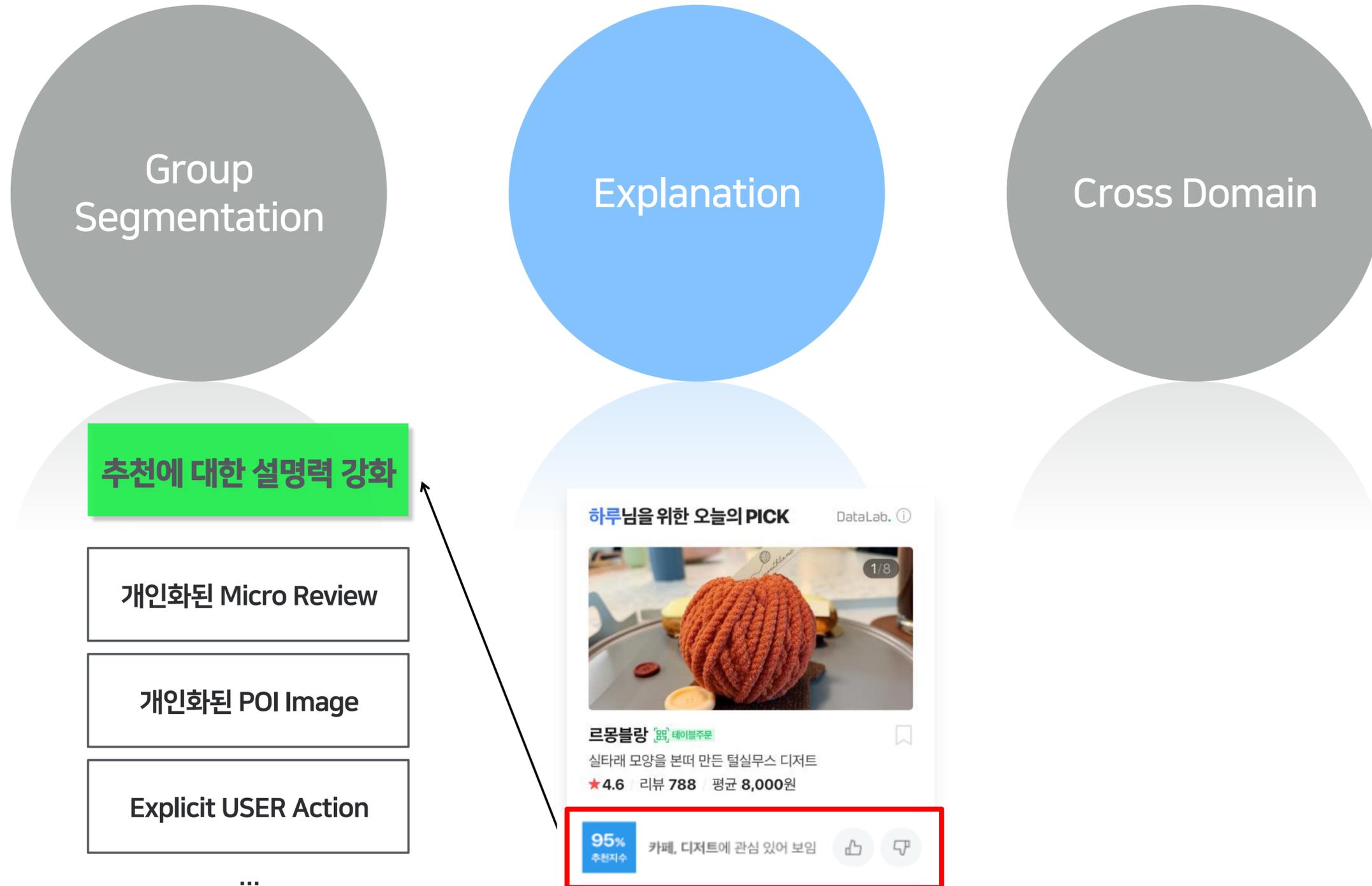
르몽블랑 [85] 테이블주문

실타래 모양을 본떠 만든 털실무스 디저트

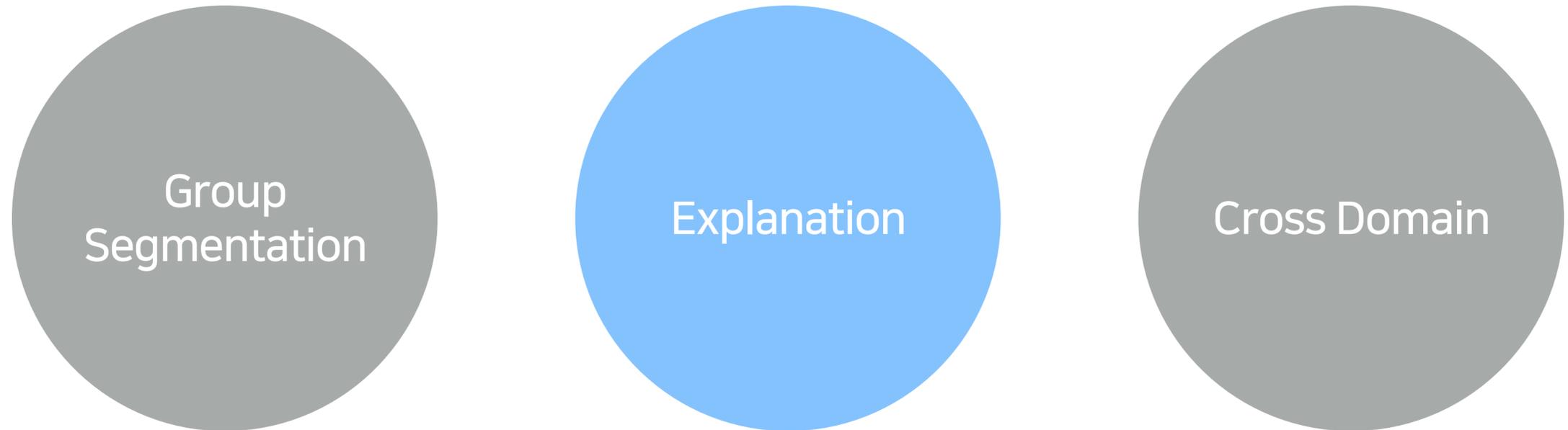
★ 4.6 / 리뷰 788 / 평균 8,000원

95% 추천지수 카페, 디저트에 관심 있어 보임

어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



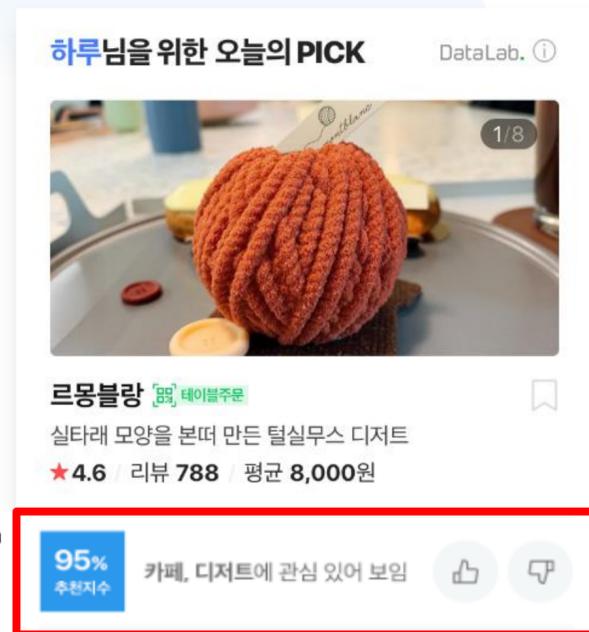
추천에 대한 설명력 강화

개인화된 Micro Review

개인화된 POI Image

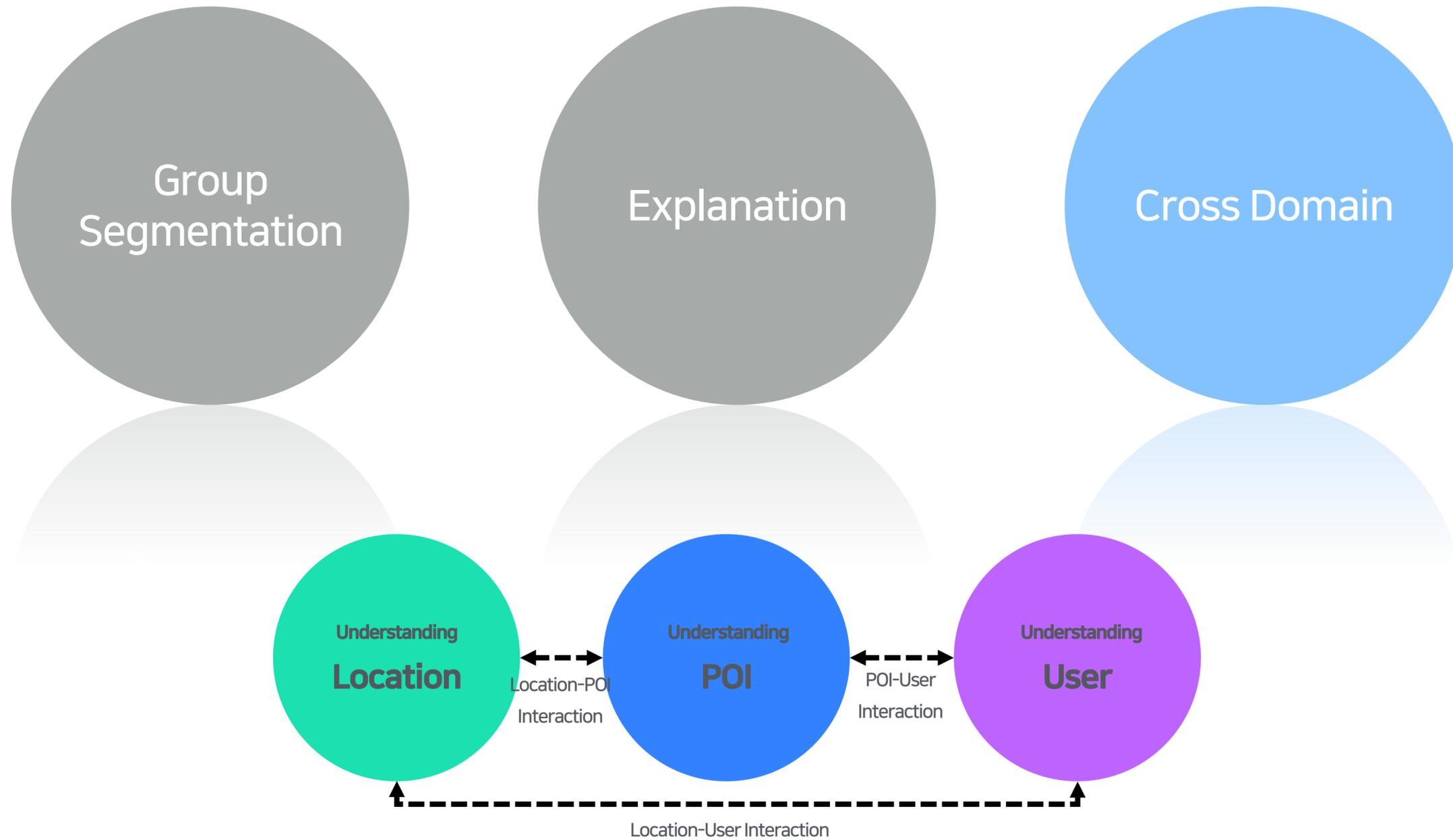
Explicit USER Action

...

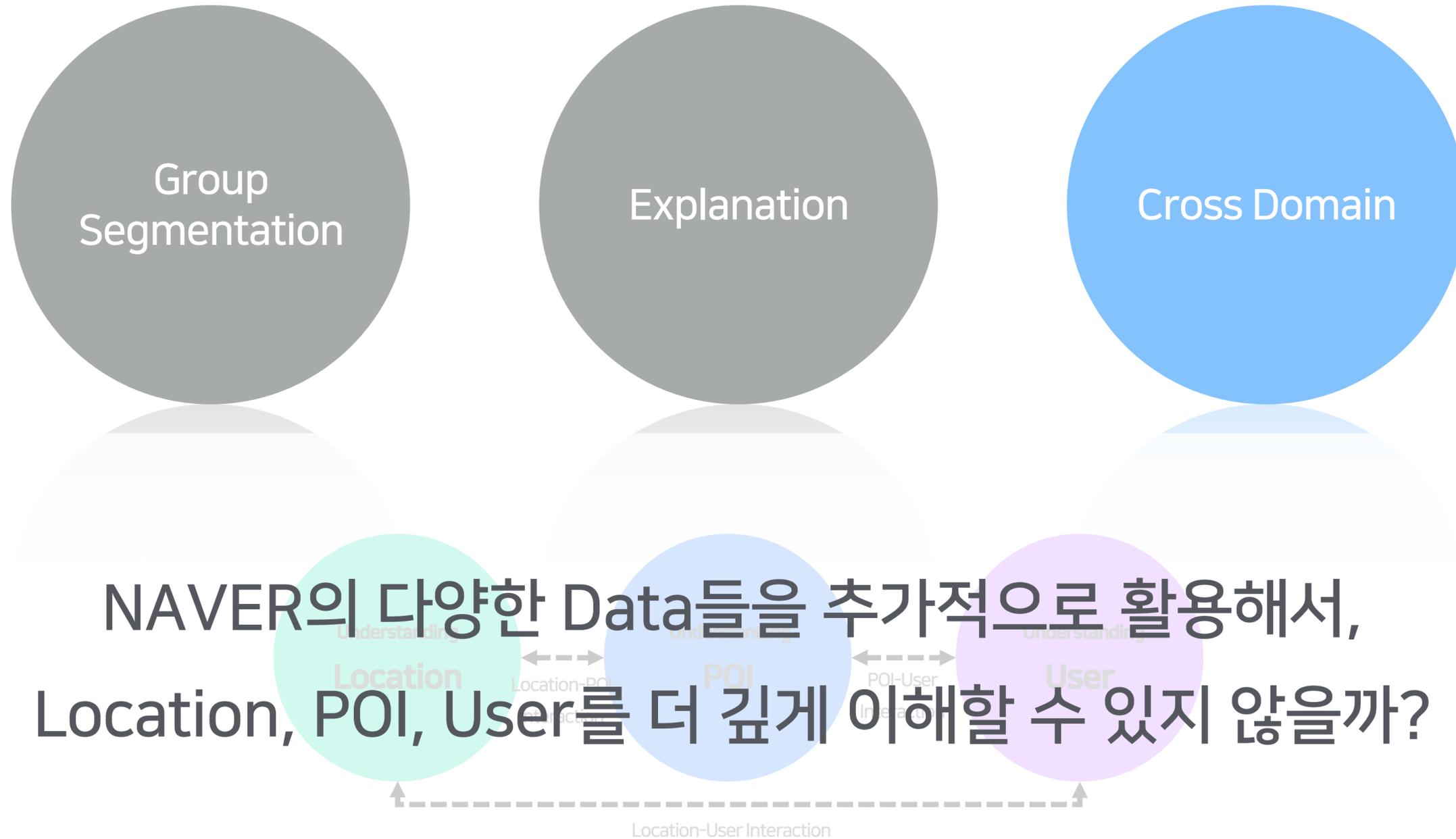


Explainable AI
+
Recommendation System

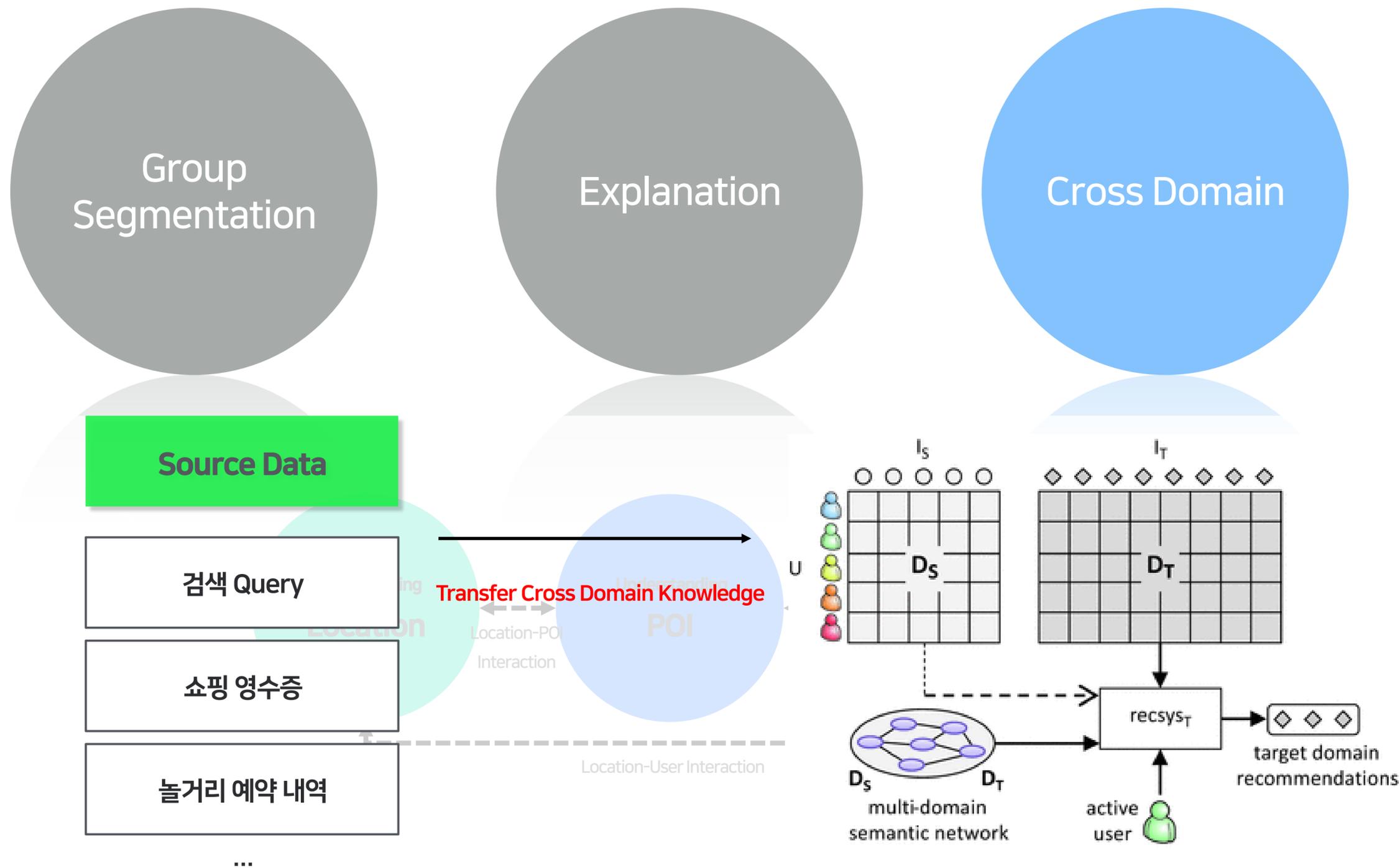
어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



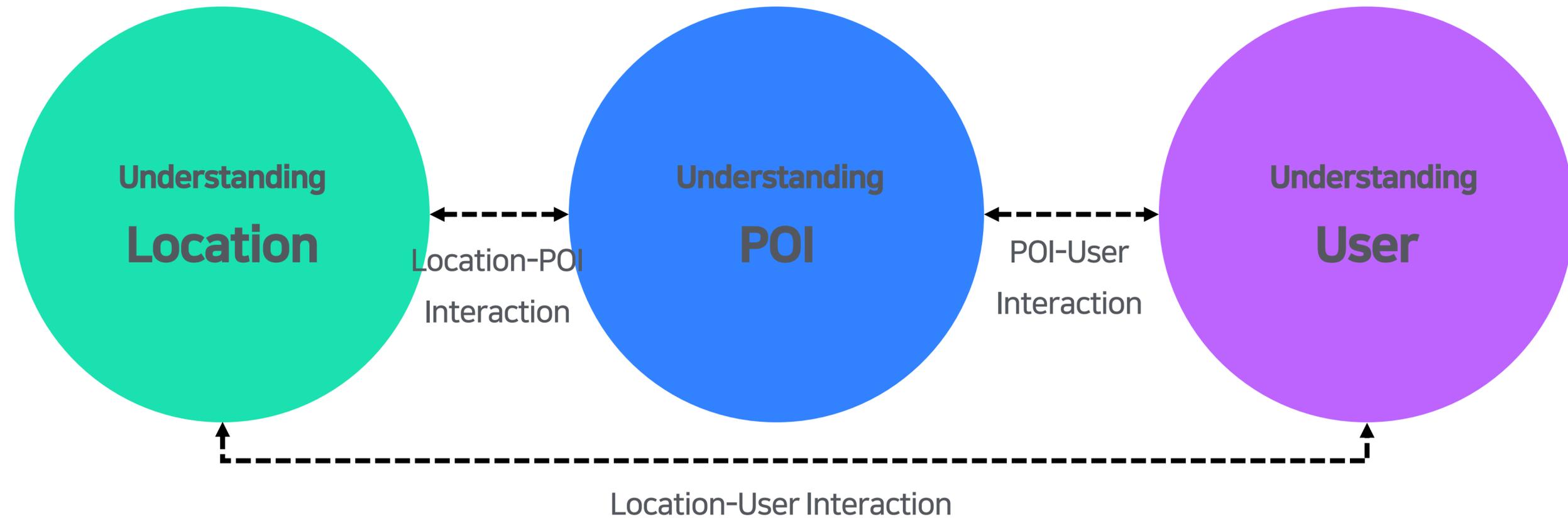
어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



어떠한 것들을 개선해나가야 할까?



장소 개인화 추천 시스템 **오늘의 PICK** Review



장소 개인화 추천 시스템 **오늘의 PICK** Review





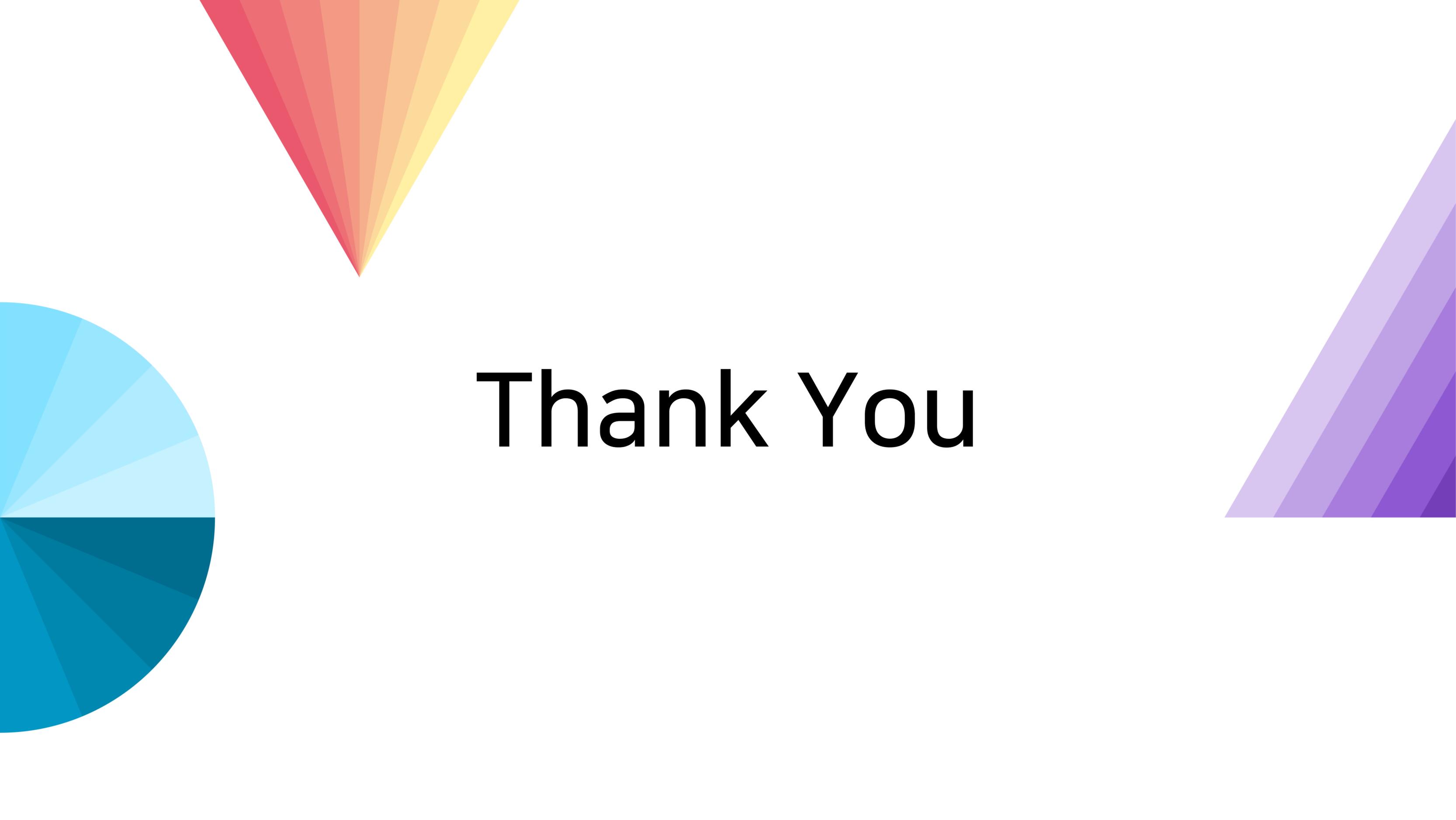
We are Hiring!

네이버/LINE 지역검색 및 추천서비스 개발 (신입/경력)

<https://recruit.navercorp.com/naver/job/detail/developer?annold=20004456>



Q & A



Thank You



Appendix