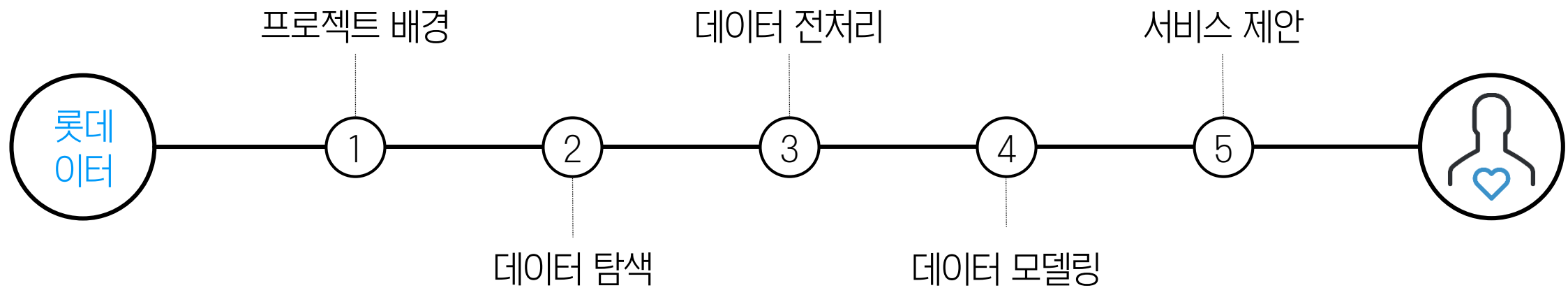
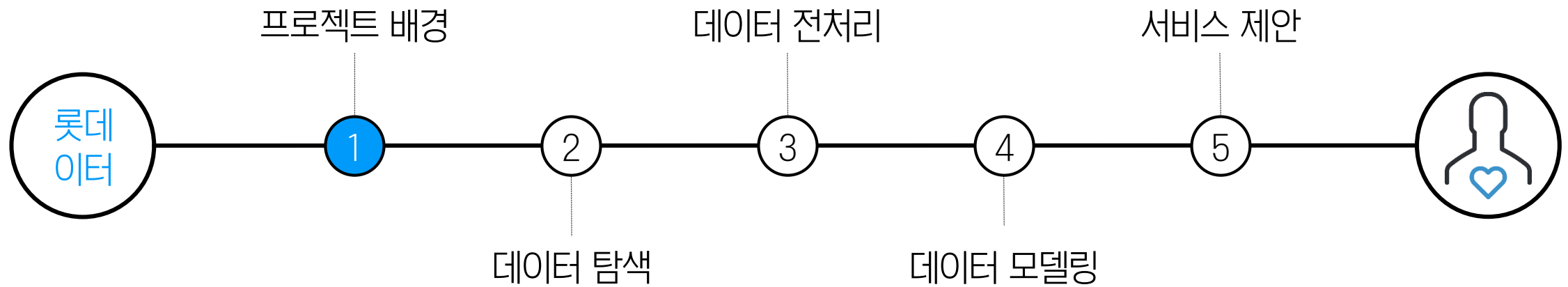


## 구매 경향 별 세그먼트와 사용자 기반 협업필터링(CF)에 기반한 개인화 상품추천

팀명 : 롯데이터

김동현 김선빈 류지승

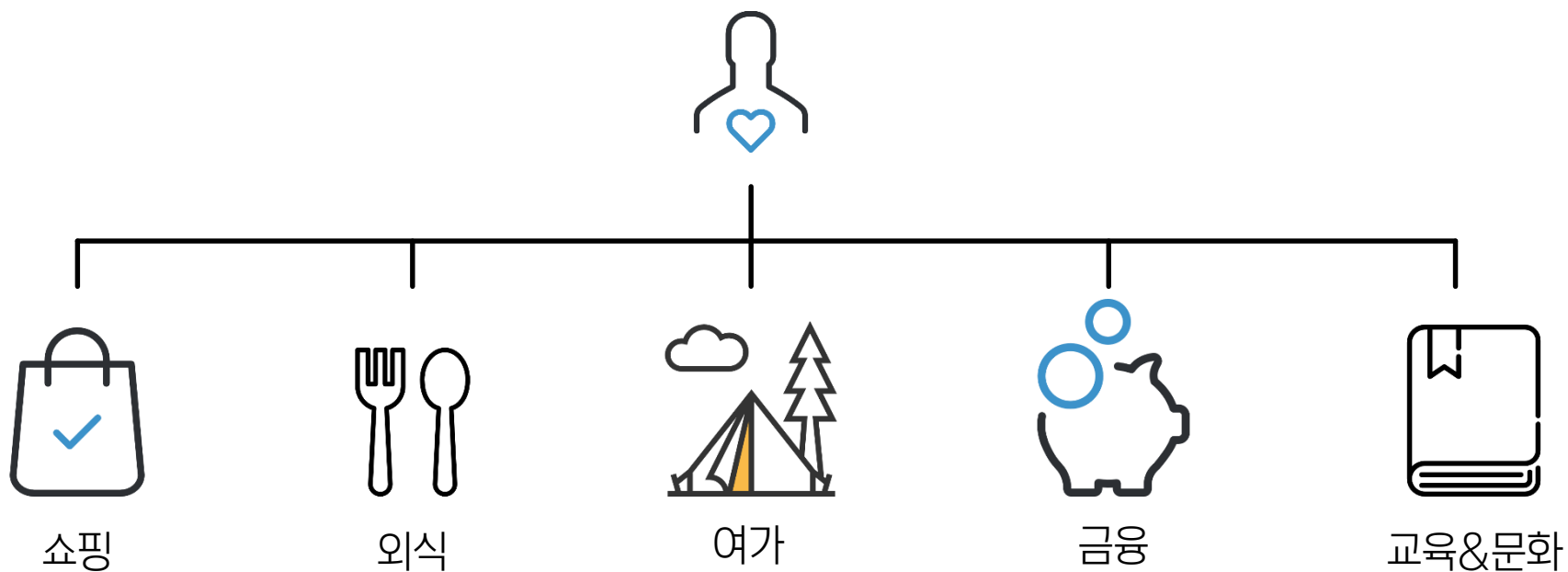




# ① 프로젝트 배경

## 1.1 공모전 개요

### "스마트 라이프 큐레이터"



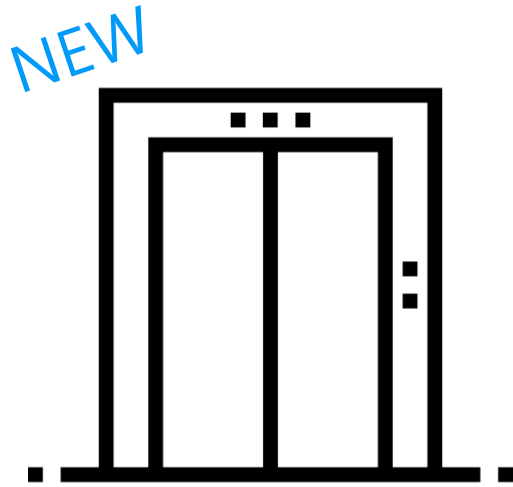
- 1) 고객의 성향 및 라이프 스타일 파악
- 2) 고객의 니즈와 취향에 맞는 상품 및 서비스 등 맞춤형 콘텐츠 제안

# ① 프로젝트 배경

## 1.2 엘리베이터와 거울

엘리베이터 속 거울 이야기를 아시나요?

1



미국 내 고층 빌딩 열풍이 한참이던 1853년 오티스사는 세계 최초로 안전 장치가 부착된 엘리베이터를 개발했다.

2



하지만, 초기의 엘리베이터는 속도가 빠르지 않았고 그에 따라 이용객들의 불만이 쌓이기 시작했다.

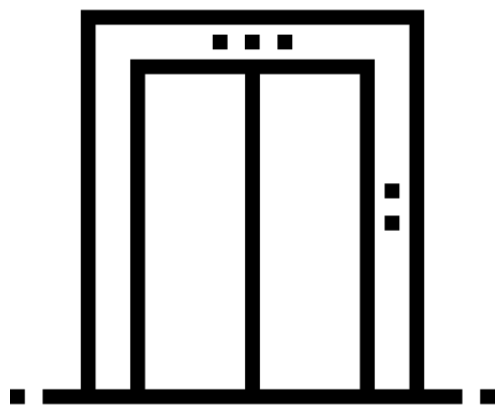
# ① 프로젝트 배경

## 1.2 엘리베이터와 거울

" 두 가지 접근 모두 올바른 해결책이다! "

1

SPEED UP!

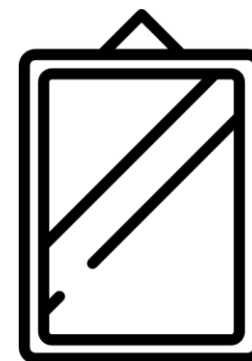
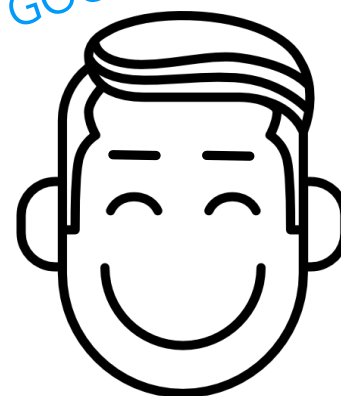


연구를 통해 엘리베이터의 속도를 올리자

연구하기

2

GOOD!



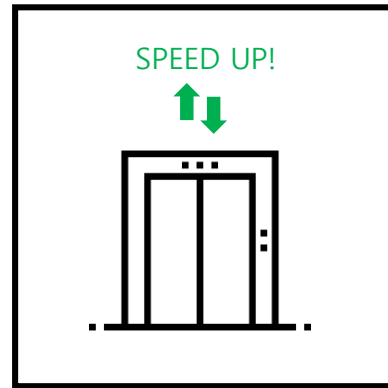
엘리베이터에 거울을 부착해  
지루함을 덜 느끼게 하자

공감하기

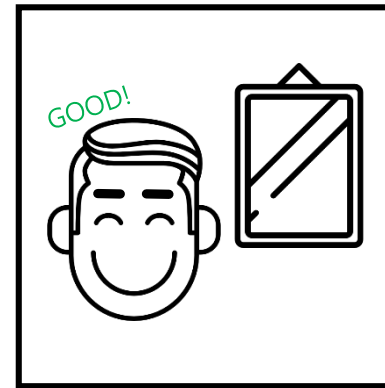
# ① 프로젝트 배경

## 1.3 분석 방향성과 목표 제시

" 분석의 방향성과 목표 "

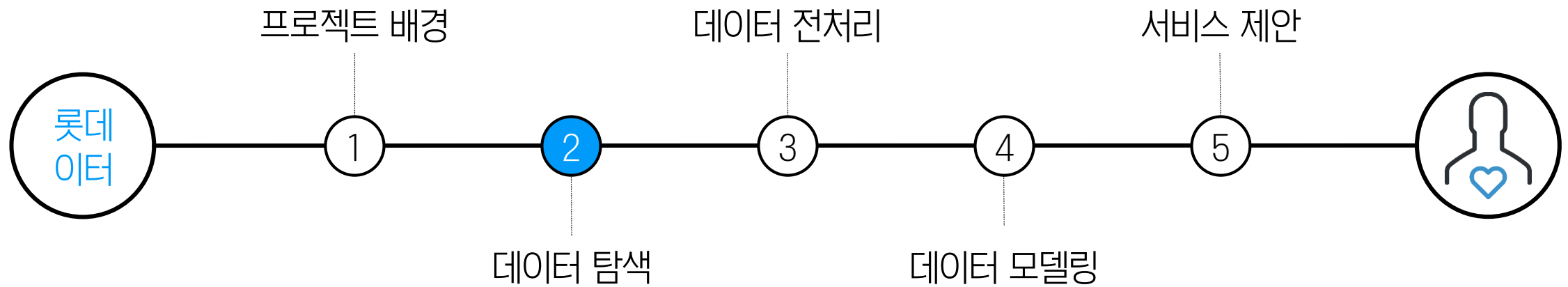


연구하기



공감하기

- 1) 개인화 추천 알고리즘의 정확도, 고도화 연구
- 2) 고객들은 어떤 상품/서비스를 제안 받고 싶을까?에 대한 고민
- 3) 현실화 가능한 추천서비스 구현





## ② 데이터 탐색

### 2.1 데이터설명 및 획득

1) 데이터 설명 : 1년간 롯데그룹의 14개의 계열사에서 구매한 고객  
 ※ 2015년도 구매 고객 중 일부 발췌

2) 데이터 획득

# 2-1 롯데 제공데이터

- Demo : 고객ID, 성별, 연령대, 거주지 우편번호
- 쇼핑업종 상품 구매정보 : 고객ID, 영수증번호, 업종, 상품소분류코드, 점포코드, 구매일자, 구매시간, 구매금액, 구매수량
- 쇼핑 외 업종 이용정보 : 고객ID, 업종, 이용월, 이용금액, 이용건수
- 쇼핑 업종 상품 분류 정보 : 업종, 상품 소분류 코드, 소분류명, 중분류명, 대분류명

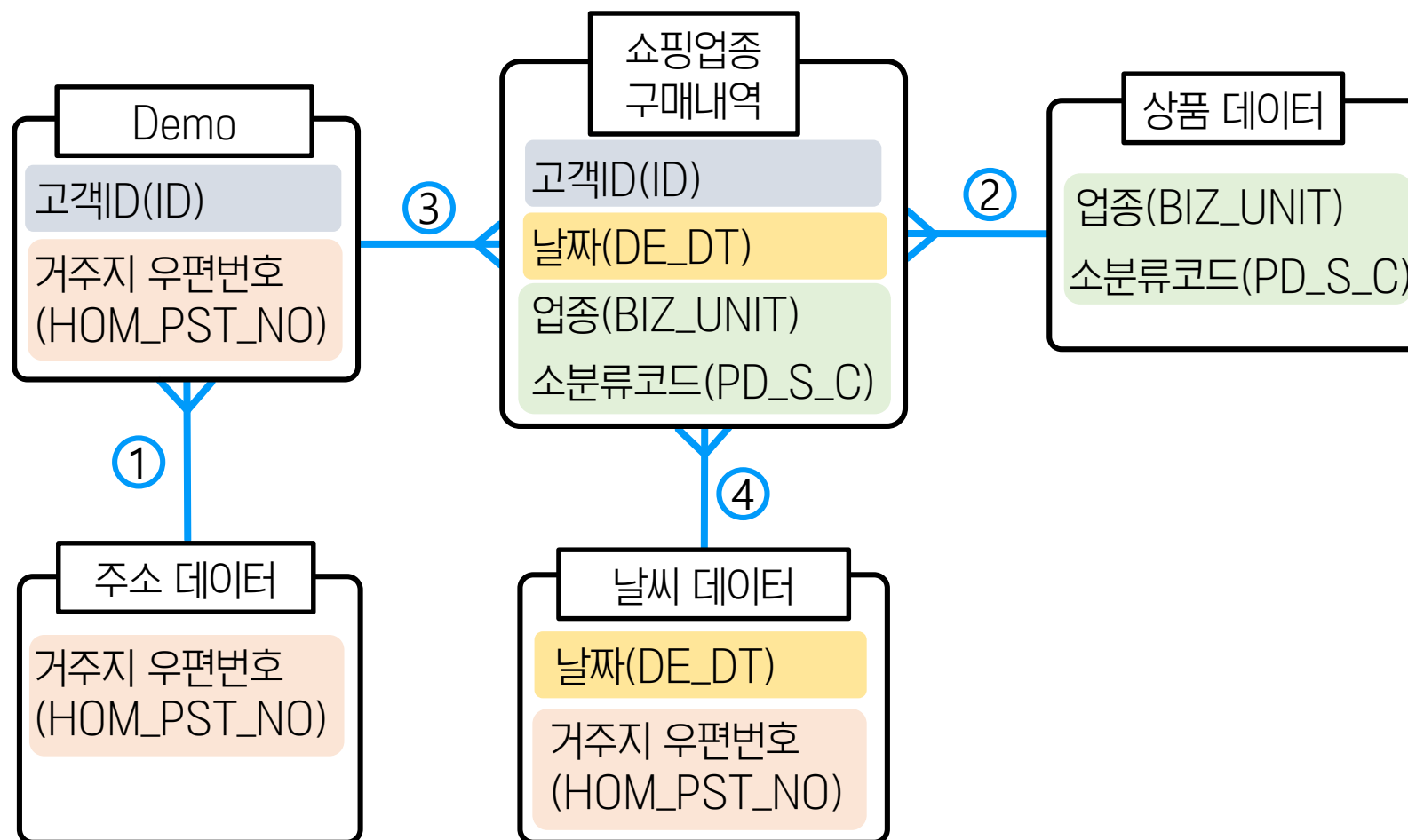
# 2-2 외부데이터

- 주소 : 거주지 우편번호, 시, 도
- 날씨 : 날짜, 온도, 강우량, 풍속, 거주지 우편번호
- ※ 출처 : 공공데이터 포털(주소), 기상청 데이터 포털(날씨)

## ② 데이터 탐색

### 2.2 데이터 통합

### 통합데이터 조인 프로세스(SPI)



## ② 데이터 탐색

### 2.3 데이터 탐색

### SPI 데이터 탐색

데이터항목	변수명	변수설명	데이터항목	변수명	변수설명
고객ID	ID		성별	GENDER	남자 : 1, 여자 : 2
년도	YR		나이	AGE_PRD	20대 ~ 60대
월	MON		거주지 우편번호	HOM_LPST_NO	
날짜(일)	DE_DT		거주 시	Si	
날짜카운트	COUNT	날짜별 순차적 카운트	거주 구	Gu	
구매발생시간	DE_HR		평균온도	TEM	
소분류코드	PD_S_C		강우량	RAIN	
소분류코드명	PS_S_NM		풍속	WIND	
중분류코드명	PD_M_NM		요일	Day	날짜의 요일정보
대분류코드명	PD_H_NM		구매금액	BUY_AM	
영수증번호	RCT_NO		구매수량	BUY_CT	
점포코드	BR_C		1개 금액	BUY_AVG	BUY_AM/BUY_CT
업종	BIZ_UNIT	A01 ~ A05	시간블럭	TB	"아침", "점심", "저녁", "새벽"

## ② 데이터 탐색

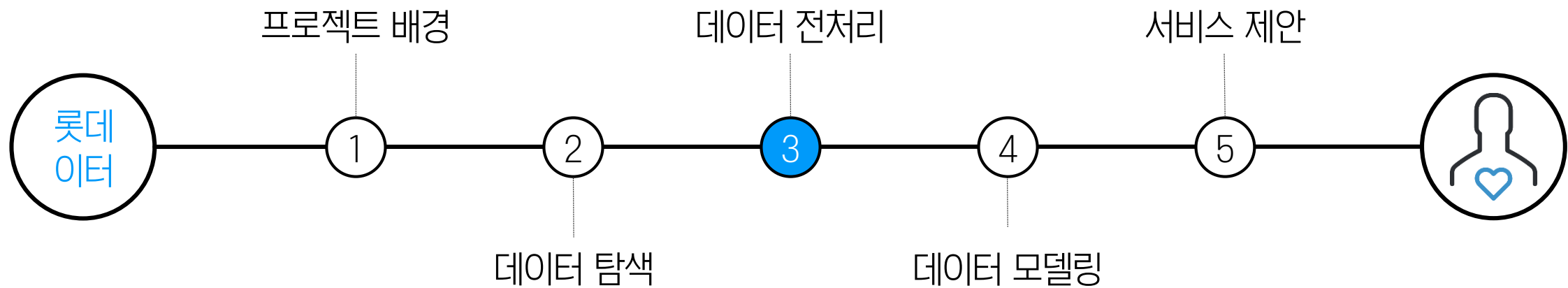
### 2.3 데이터 탐색

### SPI 데이터로 알 수 있는 사실

SPI를 통해

**Who** 고객의 나이, 고객의 성별, 고객의 거주지역  
**When** 구매 날짜, 시간, 요일, 그 날의 날씨  
**Where** 구매 업종/구매점포에서  
**What** 무엇을 샀는지, 무엇을 같이 샀는지  
**How** 고객이 얼마나 구매했는지, 얼마나 금액을 썼는지

를 알 수 있다.



### ③ 데이터 전처리



우리들의 궁금증 ?

Q1

통합 데이터의 오류가 존재할까? 또는 추천에 적합하지 않는 상품이 존재할까?

Q2

각 고객의 어떤 업종/대분류 상품에 따른 구매경향성을 알 수 있을까?

Q3

고객의 최근 관심상품 = ex)골프용품, 아동  
 고객의 꾸준한 관심상품 = ex)식품, 채소, 의류.. ) → 어떻게 추천알고리즘에 녹일 수 있을까?

### ③ 데이터 전처리

#### 3.2 데이터 클리닝 (1/4)



Q1 통합 데이터의 오류가 존재할까? 또는 추천에 적합하지 않는 상품이 존재할까?

발견된 통합 데이터의 오류와 해결책

- |                                     |        |                             |
|-------------------------------------|--------|-----------------------------|
| #1-1 날짜, 시간, 업종, 소분류코드, 소분류명이 같은 경우 | .....→ | 같은 상품으로 보고 구매금액과 구매수량을 합친다. |
| #1-2 구매금액이 0인 경우                    | .....→ | 해당 데이터를 제거                  |
| #1-3 영수증 번호가 같은데 구매날짜가 다른 경우        | .....→ | 다른 구매로 판단 영수증 번호 컬럼 재설정     |
| #1-4 상품소분류코드가 다르지만 소분류명은 같은 경우      | .....→ | 코드가 다르므로 다른 상품으로 판단         |
| #1-5 주소데이터가 없는 고객                   | .....→ | 자주 가는 점포와 지역 매칭으로 해결        |

### ③ 데이터 전처리

#### 3.2 데이터 클리닝 (2/4)



Q1 통합 데이터의 오류가 존재할까? 또는 추천에 적합하지 않는 상품이 존재할까?

추천에 적합하지 않는 상품과 해결책

#2-1 소분류명이 기타종류 상품, 담배, 식당가, 수면실

#2-2 가격이 0인 상품

#2-3 인기가 없는 상품

#2-4 대다수의 사람들이 구입을 하는 상품 ex)종량제봉투, 생수

" 개인화 추천상품 목록에서 제거 "

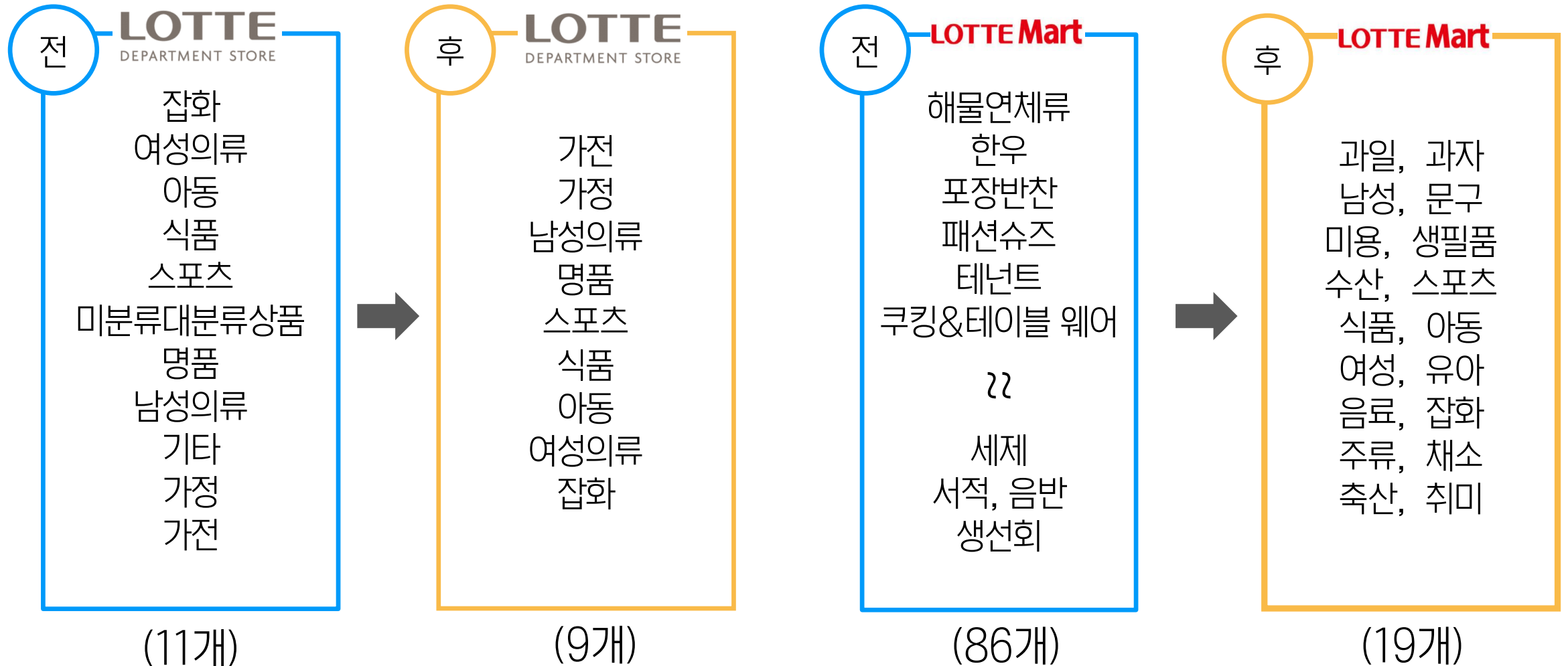
상품 카테고리에서 추천과는 거리가 먼 상품들을 봤다. 담배, 종량제봉투가 그 예시다. 추가로 식당가, 수면실, 가격이 없는 상품, 인기가 없는 상품 등을 제거 했다. 인기가 없는 상품은 전체 구매에서 구매수량이 10개 이하인 상품들이다.



### ③ 데이터 전처리

#### 3.2 데이터 클리닝 (3/4)

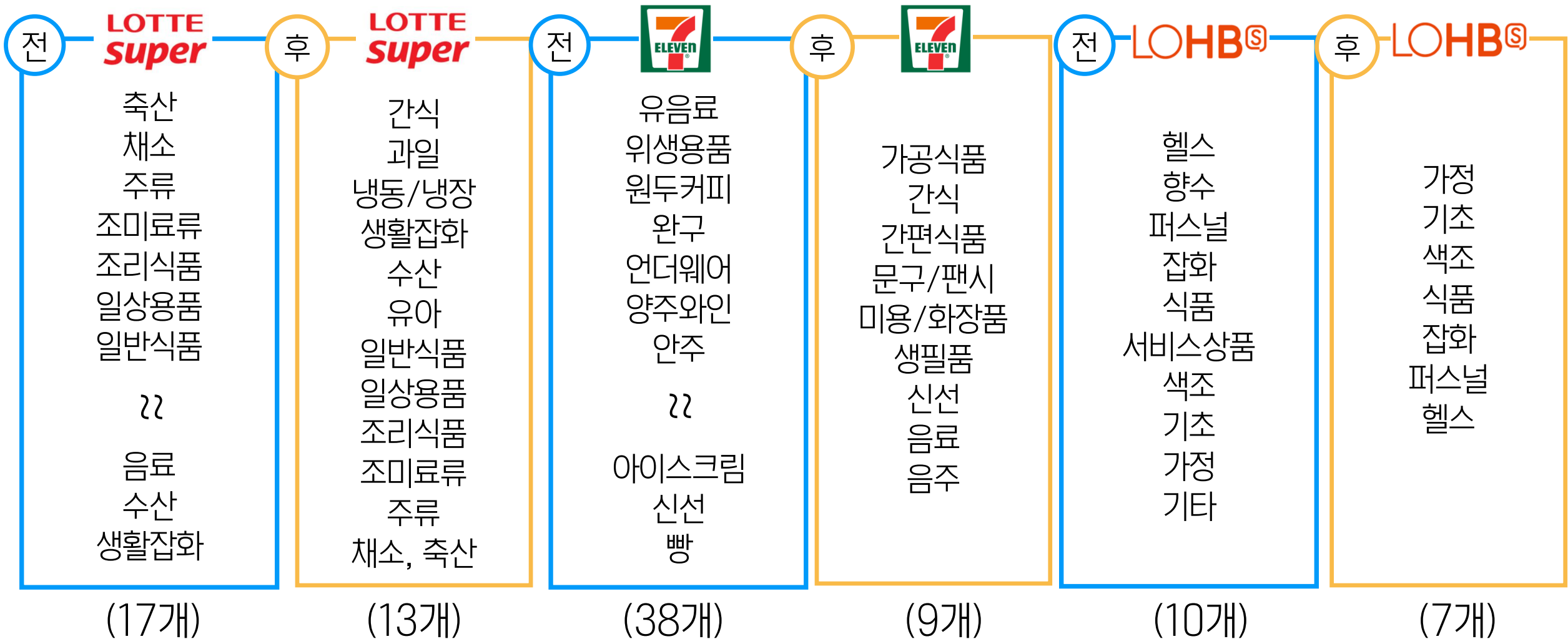
구매경향&업종별 방문목적에 맞도록 상품 대분류명을 재분류하였다.



### ③ 데이터 전처리

#### 3.2 데이터 클린징 (4/4)

구매경향&업종별 방문목적에 맞도록 상품 대분류명을 재분류



### ③ 데이터 전처리

#### 3.3 고객의 구매경향성 (1/7)

Q2 각 고객의 어떤 업종/대분류 상품에 따른 구매경향성을 알 수 있을까?

업종별  
판매상품

**LOTTE**  
DEPARTMENT STORE

가전, 가정, 남성의류, 명품, 스포츠, 식품, 아동, 여성의류, 잡화

**LOTTE Mart**

가정, 과일,과자 ,남성, 문구, 미용, 생필품,수산,스포츠, 식품, 아동, 여성, 유아, 음료, 잡화, 주류, 채소, 축산, 취미

**LOTTE  
super**

간식, 과일, 냉동/냉장, 생활잡화, 수산, 유아, 일반식품, 일상용품, 조리식품, 조미료류, 주류, 채소, 축산



가공식품, 간식, 간편식품, 문구/팬시, 미용/화장품, 생필품, 신선, 음료, 음주

**LOHBS**

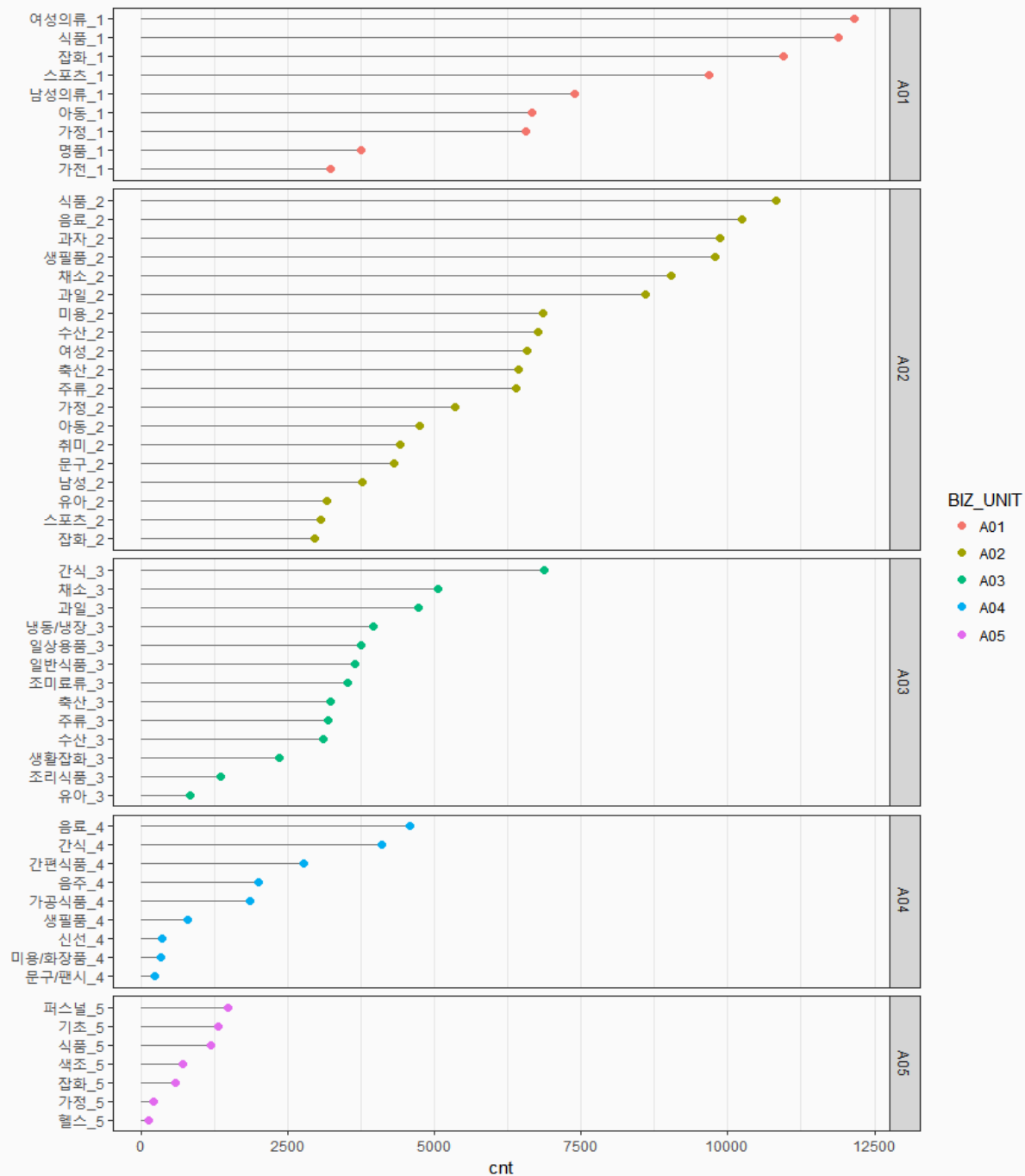
가정, 기초, 색조, 식품, 잡화, 퍼스널, 헬스

### ③ 데이터 전처리

#### 3.3 고객의 구매경향성 (2/7)

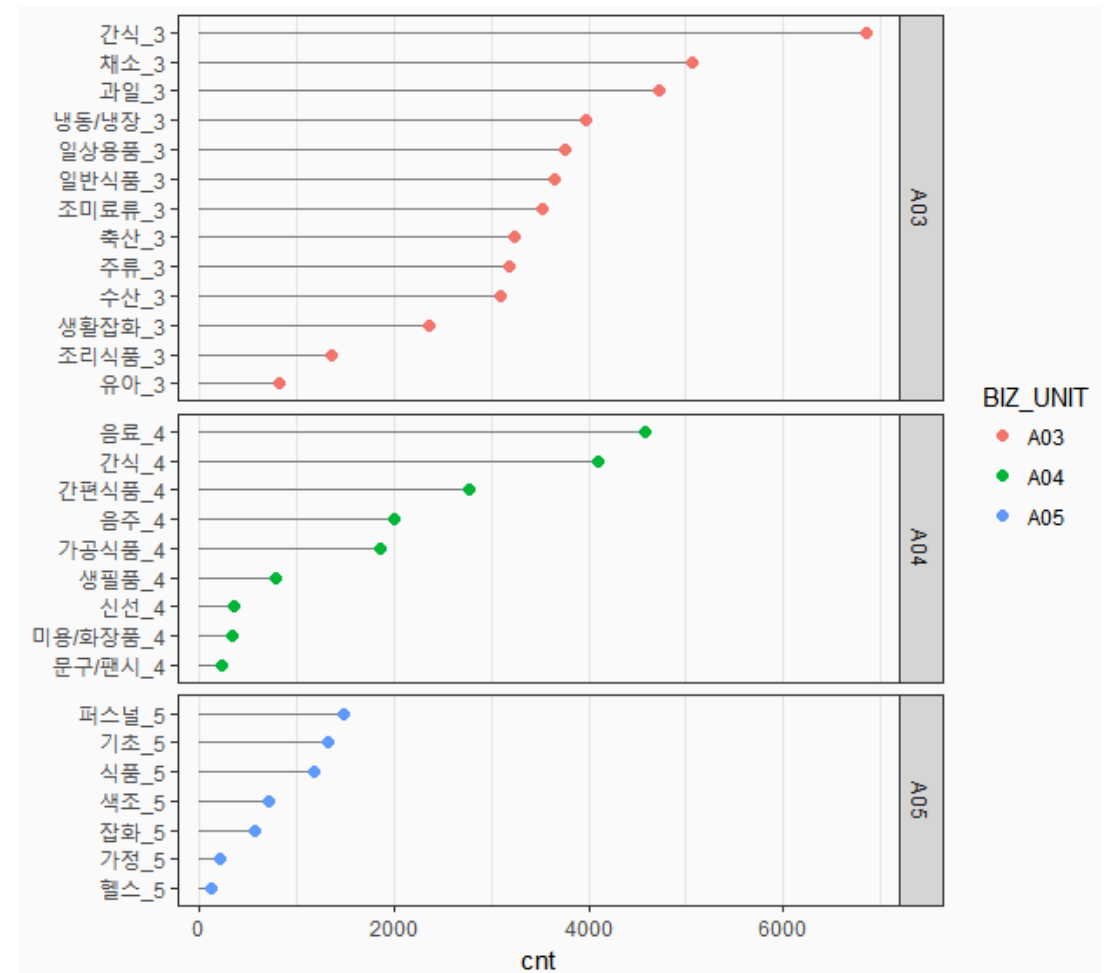
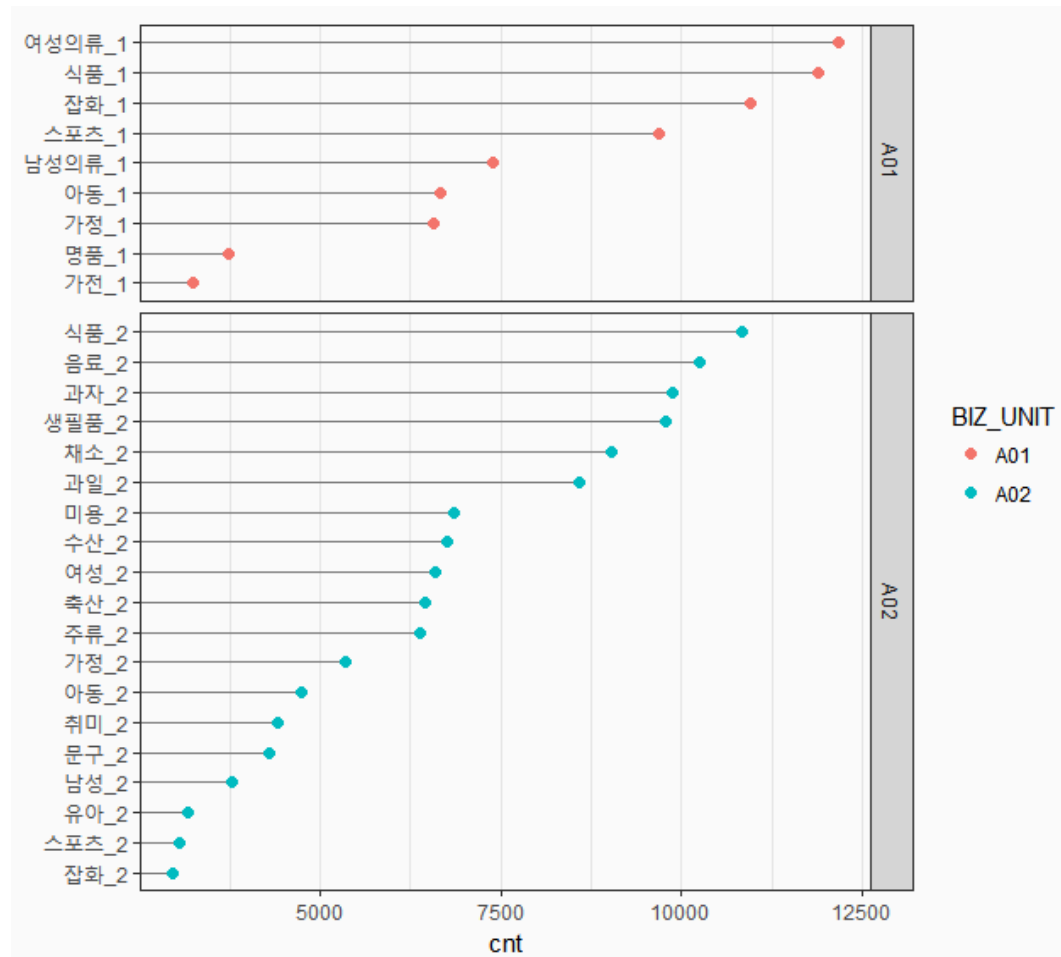


업종별로 방문목적은?



자세히 보기

## [ 업종별 대분류상품기준 구매 고객 수 ]




A01에서는 여성의류, A02에서는 식품, A03에서 간식, A04에서는 음료, A05에서는 퍼스널을 구매하기 위해 방문한 고객이 가장 많았다.

### ③ 데이터 전처리

#### 3.3 고객의 구매경향성 (3/7)

" 업종별로 방문하는 주된 목적이 다르다. "

	1위	2위	3위	4위	5위
<b>LOTTE</b> DEPARTMENT STORE	 여성의류	 식품	 잡화	 스포츠	 남성의류
<b>LOTTE Mart</b>	 식품	 음료	 과자	 생필품	 채소
<b>LOTTE super</b>	 간식	 채소	 과일	 냉동/냉장	 일상용품
<b>7 ELEVEN</b>	 음료	 간식	 가공식품	 간편식품	 음주
<b>LOHB<sup>®</sup></b>	 퍼스널	 기초화장품	 색조화장품	 식품	 잡화

### ③ 데이터 전처리

#### 3.3 고객의 구매경향성 (4/7)

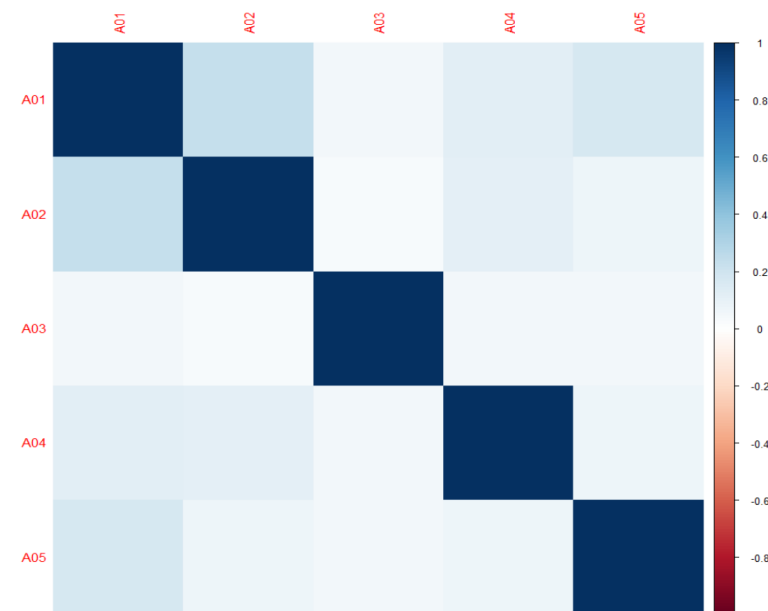
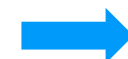
업종간 구매는 상관관계를 가질까?

업종별 방문 횟수 matrix

ID	A01	A02	A03	A04	A05
1	14	1	0	0	0
2	2	37	0	0	0
3	13	9	2	0	0
4	32	42	0	2	0
6	2	123	65	41	0
⋮					
20000	1	0	0	0	0

고객 수 : 18420명

업종간의 상관성 히트맵 차트



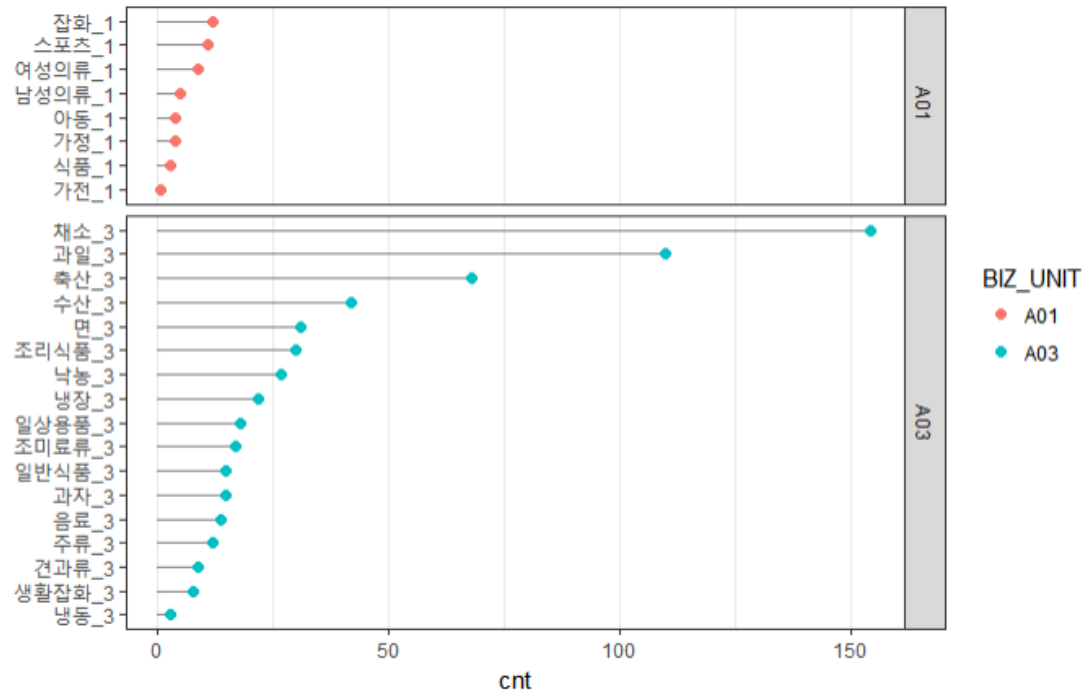
업종간의 상관성 히트맵 차트에서 업종간의 상관성이 낮은 것을 알 수 있다.  
그러므로 우리는 업종별로 추천 알고리즘을 나누기로 결정하였다.

### ③ 데이터 전처리

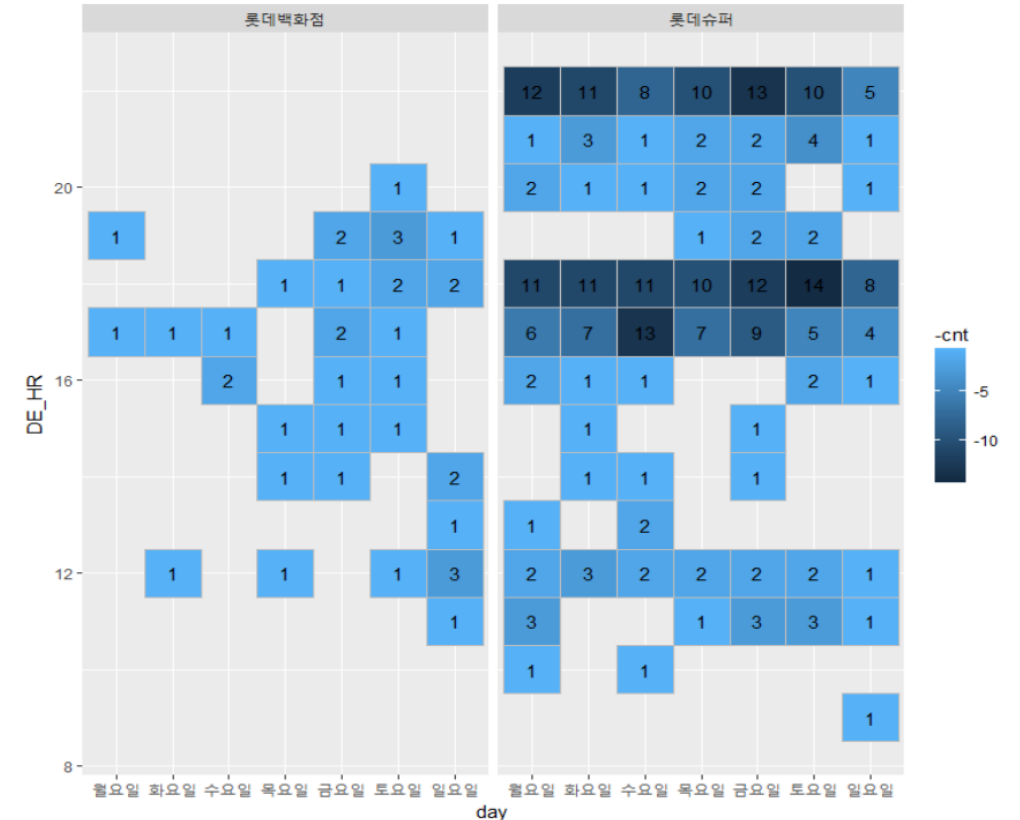
#### 3.3 고객의 구매경향성 (5/7)

더 들어가서! 개인으로 본다면?

고객ID:10397, GENDER : 여성  
AGE : 50대, ADDRESS : 대구광역시 거주



[업종 별 구매 경향 그래프]



[요일 시간 별 업종 방문 차트]

고객 10397은 A03(슈퍼)에서 채소를 구매하는 경향이 있고 A01(백화점)에서 잡화, 스포츠를 구매하는 경향이 있다.  
또 A03(슈퍼), A01(백화점)에서 오전부터 오후까지 구매시간이 다양하다.

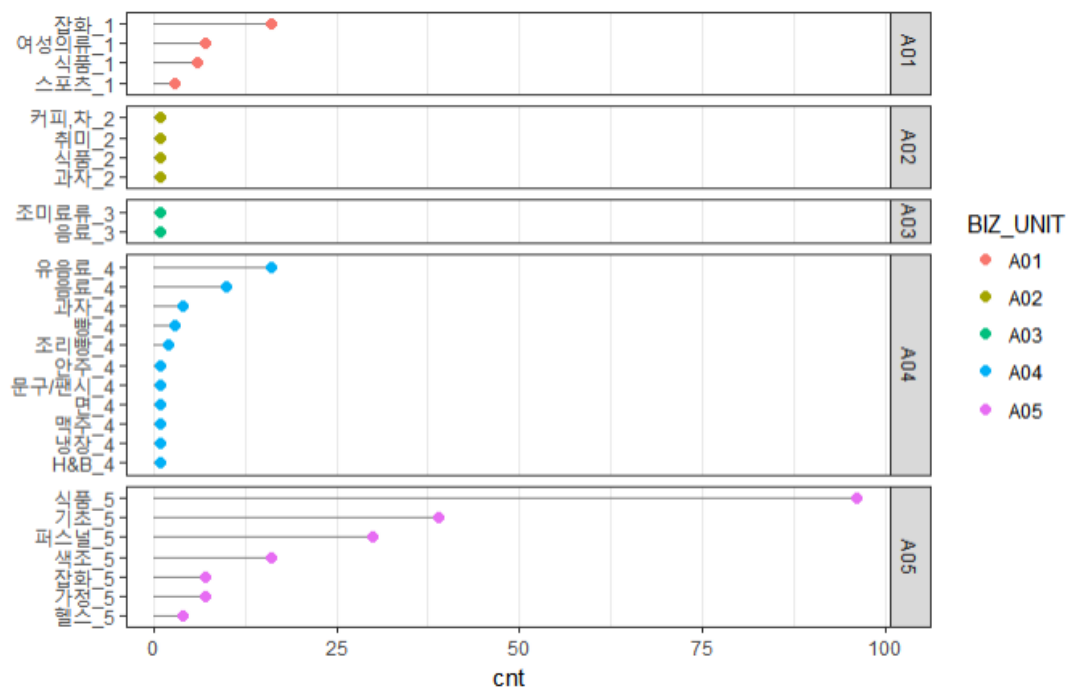


### ③ 데이터 전처리

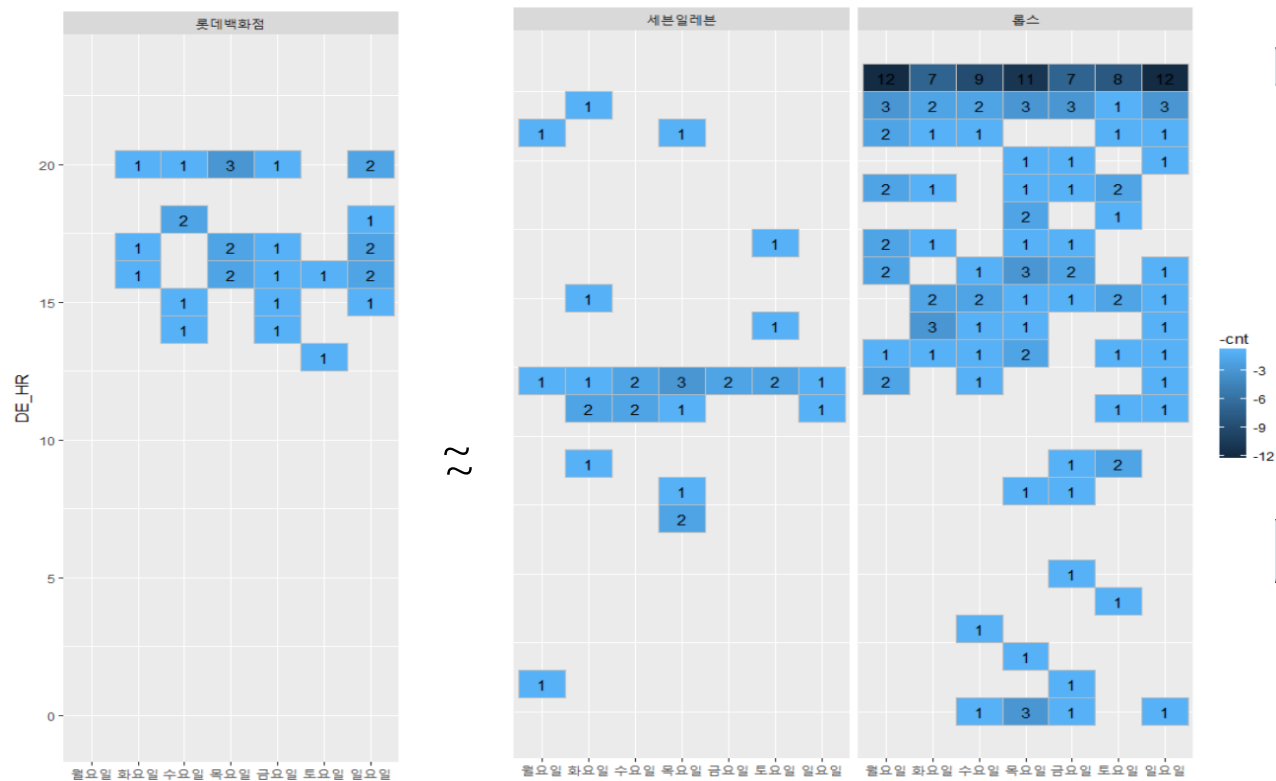
#### 3.3 고객의 구매경향성 (6/7)

더 들어가서! 개인으로 본다면?

고객ID:14876, GENDER : 여성  
AGE : 20대, ADDRESS : 부산광역시 거주



[업종 별 구매 경향 그래프]



[요일 시간 별 업종 방문 차트]

고객 14876은 A05(롭스)에서 식품, 기초화장품을 구매하는 경향을 보이고, A04(편의점)에서는 음료, 간식을 구매하는 경향을 보인다. 또 A05(롭스)는 저녁에 구매하는 경향이 보이고, A04(편의점)에서는 점심에 구매하는 경향을 보인다.

### ③ 데이터 전처리

#### 3.3 고객의 구매경향성 (7/7)

고객마다 선호하는 업종 다르고, 업종마다 구매경향도 다르다.

ex)

	스포츠	의류	식품 ... )
A ->	( 1 , 1 , 0 ... )		
B ->	( 0 , 1 , 0 ... )		
C ->	( 1 , 1 , 1 ... )		



군집	협업필터링 이웃
스포츠	A, C
의류	A, B, C
식품	C

" 구매경향이 같은 군집 = 협업필터링(CF) 대상 "

고객에게 추천해줄 때, 업종별로 구매하는 경향이 같은 고객끼리 군집하자!

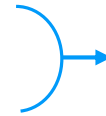
### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (1/6)



Q3

고객의 최근 관심상품 = ex)골프용품, 아동  
고객의 선호상품 = ex)식품, 채소, 의류..



어떻게 추천알고리즘에 녹일 수 있을까?

#### 상품별 RFM

- **Recency** - 거래의 최근성 : 고객이 얼마나 최근에 구입했는가?
- **Frequency** - 거래 빈도 : 고객이 얼마나 빈번하게 우리 상품을 구입했나?
- **Monetary** - 거래 규모 : 고객이 구입했던 총 금액은 어느 정도인가?

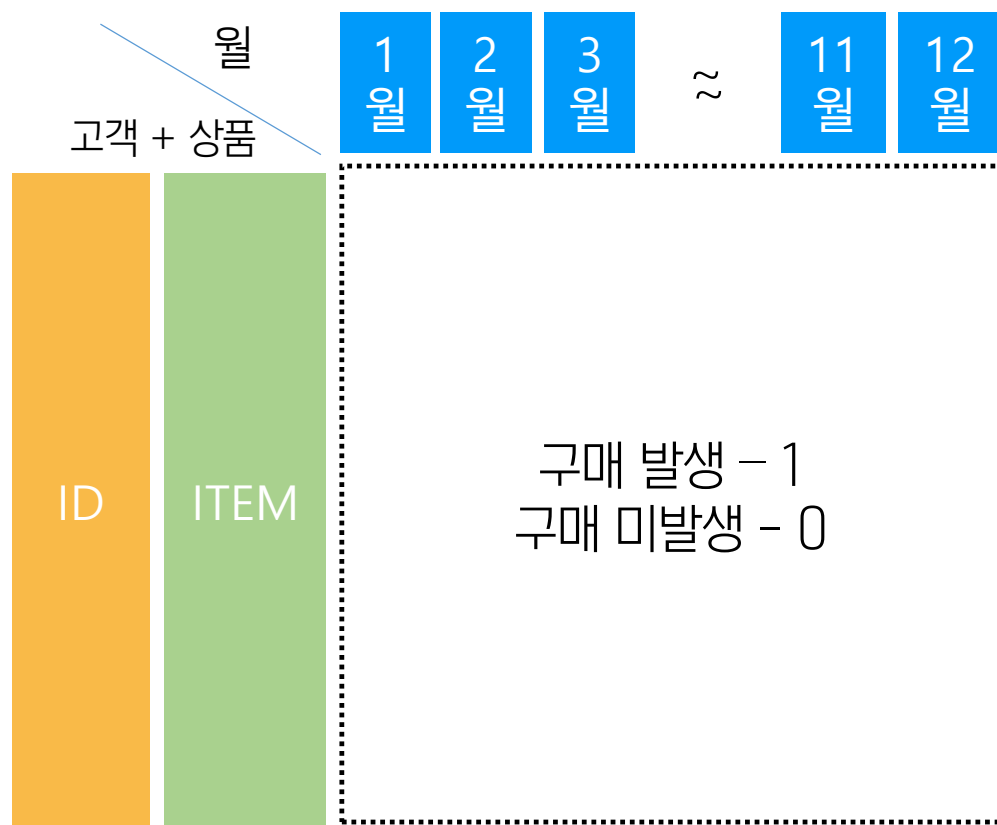
- 1) 최근에 구매했을 수록, 많이 살 수록, 많은 금액을 쓸 수록 점수상승!
- 2) 고객과 상품의 RFM스코어로 고객의 최근 관심상품, 꾸준한 관심상품을 점수화 한다.

### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (2/6)

#### RFM\_SCORE 계산 방법

· **Recency** - 거래의 최근성 : 고객이 얼마나 최근에 구입했는가?



12월 구매발생 - 12점  
11월 구매발생 - 11점  
10월 구매발생 - 10점  
9월 구매발생 - 9점  
8월 구매발생 - 8점  
.  
.  
1월 구매발생 - 1 점



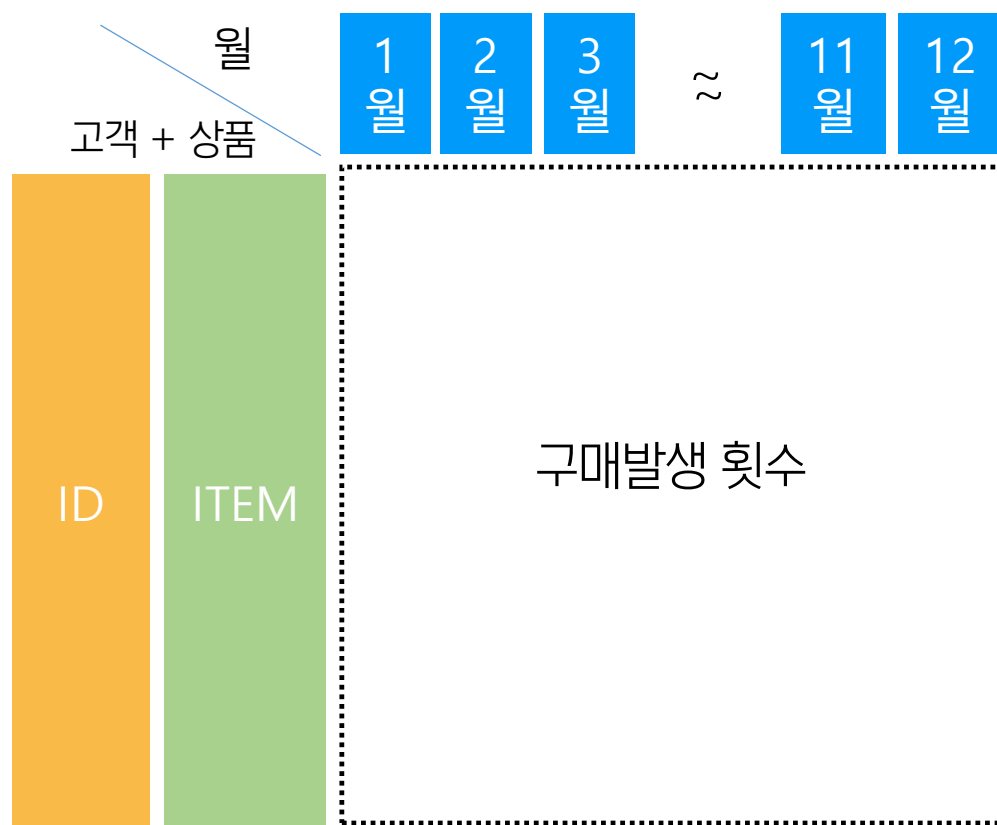
각 고객의 점수  
-----  
78(1부터12의 합)

### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (3/6)

#### RFM\_SCORE 계산 방법

· **Frequency** - 거래 빈도 : 고객이 얼마나 빈번하게 우리 상품을 구입했나?



$$\frac{\text{개인의 상품별 거래빈도} - \text{MIN}(F)}{\text{MAX}(F) - \text{MIN}(F)}$$

MAX(F) : 전체의 유저의 상품별 거래빈도 중 최고값

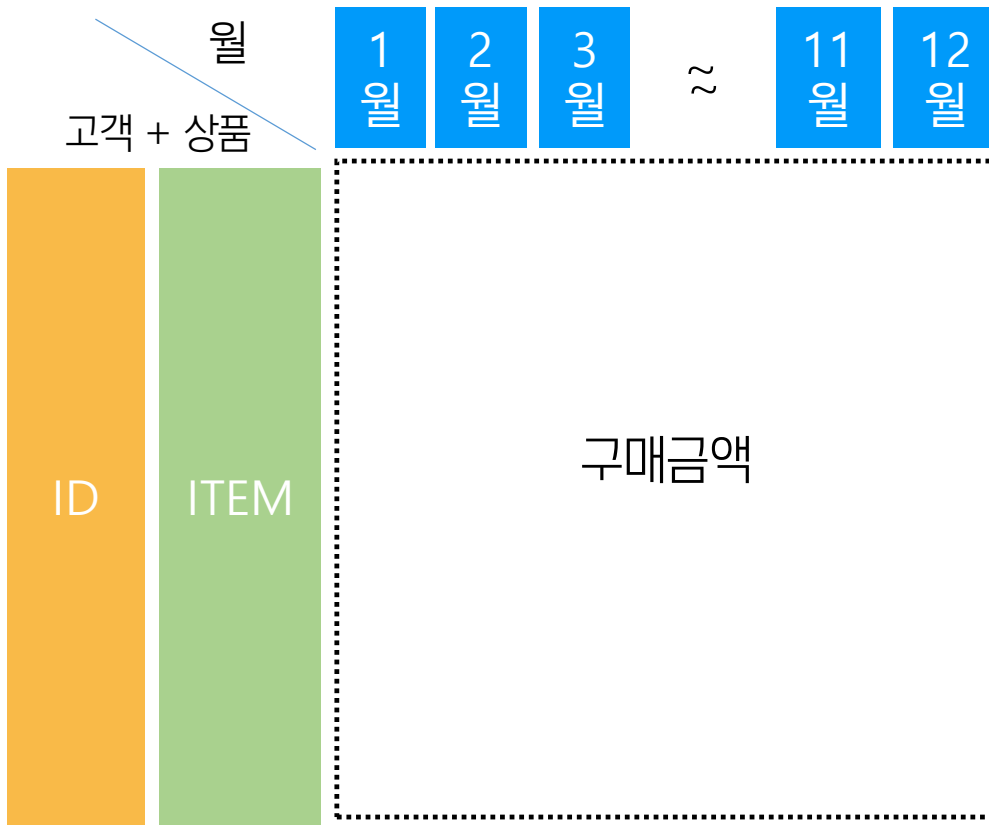
MIN(F) : 전체의 유저의 상품별 거래빈도 중 최저값

### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (4/6)

#### RFM\_SCORE 계산 방법

- **Monetary** - 거래 규모 : 고객이 구입했던 총 금액은 어느 정도인가?



$$\frac{\text{개인의 상품별 구매총액} - \text{MIN}(M)}{\text{MAX}(M) - \text{MIN}(M)}$$

MAX(M) : 전체의 유저의 상품별 구매총액 중 최고값

MIN(M) : 전체의 유저의 상품별 구매총액 중 최저값

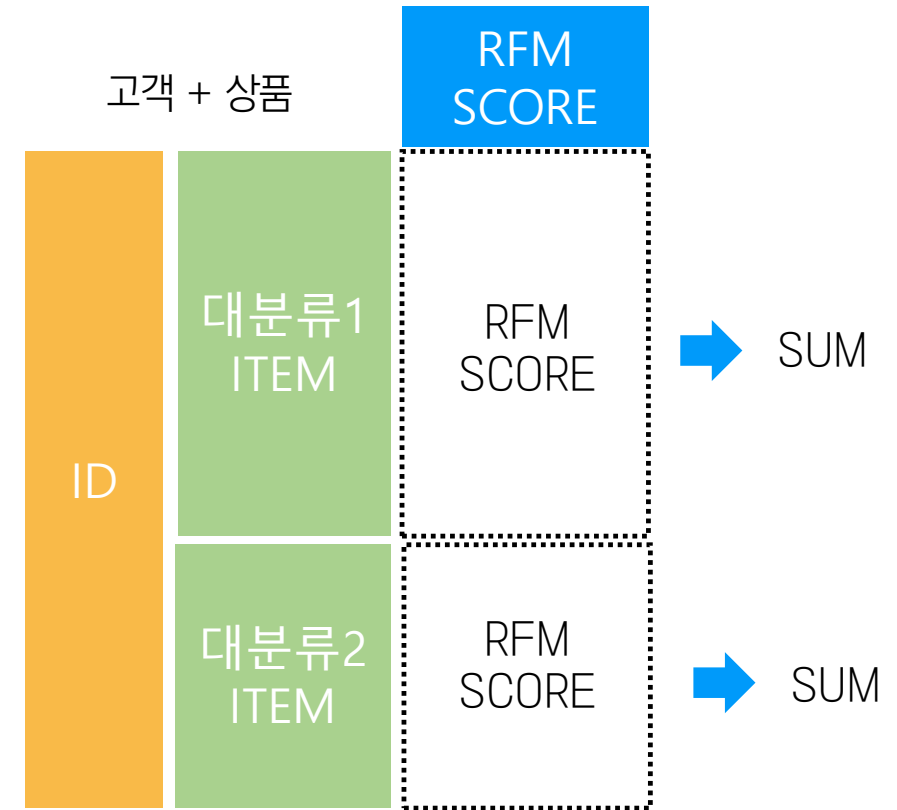
### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (5/6)

#### RFM\_SCORE 계산 방법

$$0.35 * R + 0.35 * F + 0.3 * M \\ = RFM\_SCORE$$

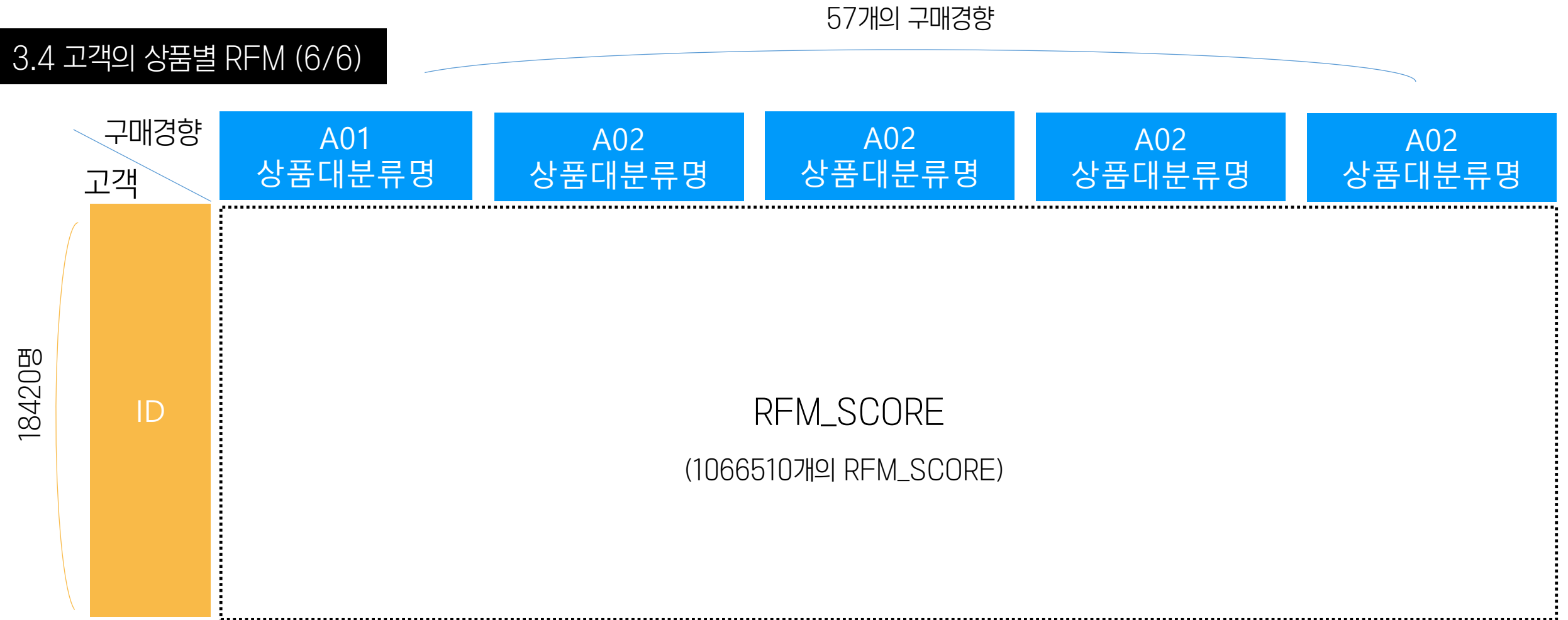
고객과 상품별로 나온 R, F, M의 점수에 0.35, 0.35, 0.3을 곱하여 최종 RFM\_SCORE를 구한다.



업종과 대분류상품(BIZ\_UNIT, PD\_H\_NM)을 기준으로 고객별 소분류상품 RFM\_SCORE의 합을 구한다.

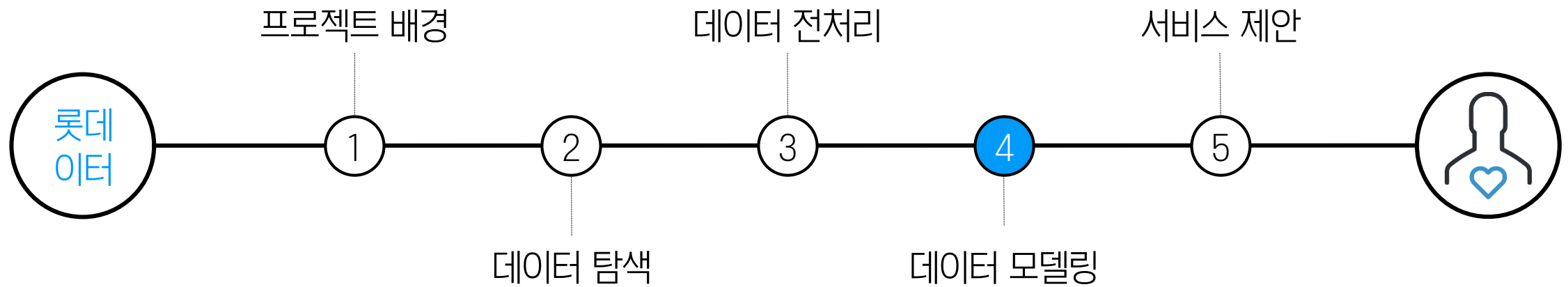
### ③ 데이터 전처리

#### 3.4 고객의 상품별 RFM (6/6)



가로는 업종(BIZ\_UNIT), 상품 대분류(PD\_H\_NM) 58개의 구매경향에 따른  
세로는 쇼핑내 업종에서 구매내역이 존재하는 18420명의 RFM\_SCORE를 구했다.





## ④ 데이터 모델링

### 4.1 추천서비스의 분류

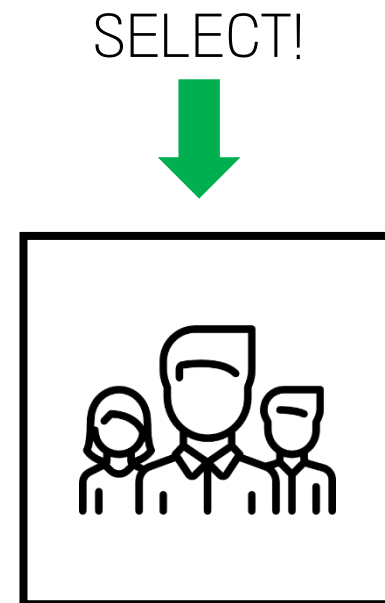
개인화 추천에는 어떤 추천시스템이 맞을까?



1. 통계형 추천



2. 상품기준 추천



3. 사용자 기반 추천

이 사용자가 평소에 무얼 보고, 구매했는지를 보는 사용자 기반 추천을 선택했다!

## ④ 데이터 모델링

### 4.2 사용자기반 추천시스템

개인화 추천에는 어떤 추천시스템이 맞을까?

[ 구매내역을 분석하여  
추천하는 시스템 ]

VS

[ 인구통계학적  
추천시스템 ]

고객이 남성(ID:16311)



생리대와 여성의류를 주기적으로 구매..  
(2월 ~ 12월 여성의류 구매)  
(11월~ 12월 생리대 구매)

&

남성화장품을 주기적으로 구매..  
(2월 ~ 9월 남성용 화장품상품 구매)



최근에 생리대를 주기적으로 구매한다, 그럼 이 고객에게 생리대를 추천 해야 하나?

YES!

포인트를 공유하는 부부일 가능성이 있다

## ④ 데이터 모델링

### 4.2 사용자기반 추천시스템

개인화 추천에는 어떤 추천시스템이 맞을까?

#### RULE1

고객의 과거 구매기록이  
충분하다면



고객의 인구통계학적인 특징보다  
구매사례기반의 추천 시스템이 더 적합

고객의 과거 구매기록이  
충분하지 않다면



인구통계, 지리통계학적 추천

## ④ 데이터 모델링

### 4.3 협업필터링(CF) (1/2)

#### 협업필터링 소개

협업 필터링(collaborative filtering)은 많은 사용자들로부터 얻은 기호정보(taste information)에 따라 사용자들의 관심사들을 자동적으로 예측하게 해주는 방법이다.

##### 협업필터링의 종류

1. UBCF : 사용자 기반 협업 필터링
2. IBCF : 아이템 기반 협업 필터링

##### 유사도 측정 방법의 종류

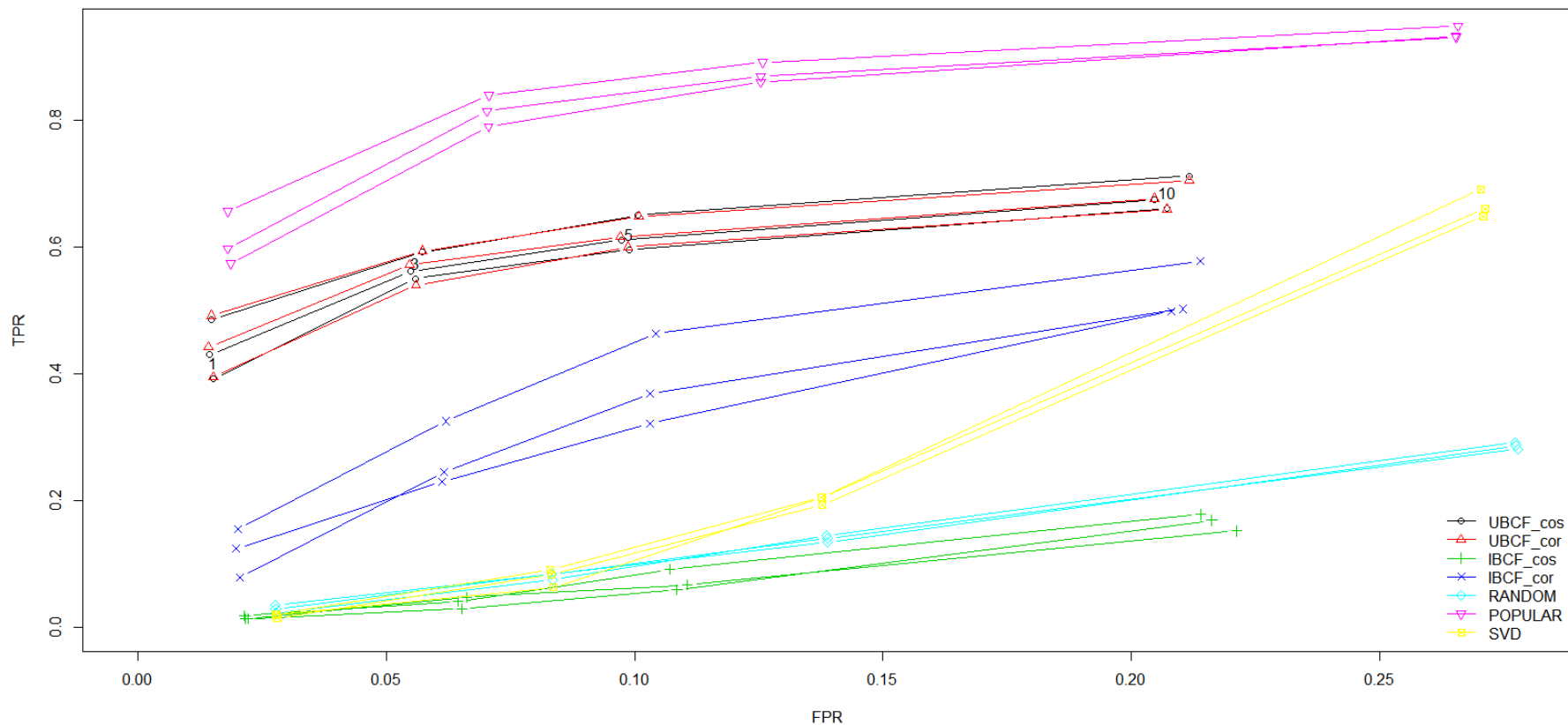
1. 코사인 유사도
2. 피어슨 유사도
3. SVD

협업필터링은 사용자 기반, 아이템기반으로 나뉘며,  
유사도 측정 방법으로는 코사인 유사도, 피어슨 유사도, SVD(singular-value decomposition) 3가지가 있다.

## ④ 데이터 모델링

### 4.3 협업필터링(CF) (2/2)

#### 협업 필터링 모델 종류와 유사도 측정방법 결정



위의 그래프는 유사도측정방법의 종류와 협업필터링의 종류에 따라 그려진 ROC커브이다. 평가 모델로는 UBCF\_cos, UBCF\_cor, IBCF\_cos, ICBF\_cor, RANDOM, POPULAR, SVD를 선택하였다. 여기서 POPULAR는 인기상품, RANDOM은 랜덤 추천이다. 모델은 POPULAR, UBCF\_cos, UBCF\_cor, IBCF\_cos, ICBF\_cor, SVD, RANDOM 순으로 평가 되었다. 우리는 인기상품 다음으로 평가가 좋은 사용자 기반 협업필터링(UBCF) 그리고 코사인 유사도로 유사도 측정을 하는 것으로 결정하였다.

## ④ 데이터 모델링

### 4.4 고객의 구매경향 정의

" 구매경향이 같은 군집 = 협업필터링(CF) 대상 "

고객의 구매경향에 대한 정의

Recency  
Frequency  
Monetary



고객	카테고리	RFM_SCORE		채택여부
철수	남성트렌디	0.89743590	→	O
철수	골프용품	0.34265981	→	O
철수	가공식품	0.04432656	→	X
영희	가공식품	0.89743590	→	O
영희	화장품	0.58974359	→	O
영희	차/커피	0.06410256	→	X
영희	아동	0.47692308	→	O

CUT-OFF

카테고리 별 상위 75% 대상

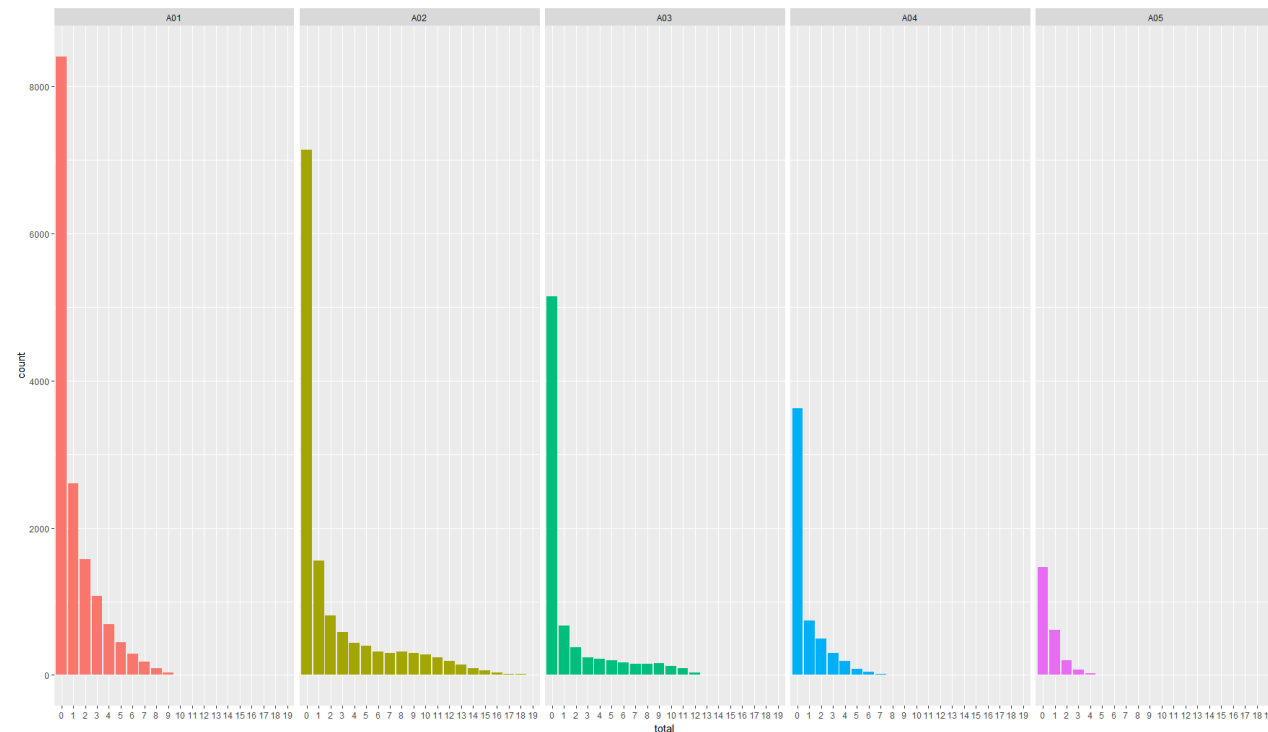
우리는 개인고객의 업종과 대분류별 RFM\_SCORE가 상위 25%에 해당하면 해당 카테고리를 구매하는 경향이 있다라고 판단하고, 고객별 구매경향을 뽑아냈다.

## ④ 데이터 모델링

### 4.4 고객의 구매경향 정의

업종과 대분류별 RFM\_SCORE가 상위 25%에 해당하는 고객들을 뽑아내, 고객별 몇 개의 구매경향이 있는지 확인하였다. 아래의 업종 전체에서 구매경험이 있는 고객 중 구매경향을 나타내는 고객 수와 구매경향 개수이다.

[업종 전체 구매경향 개수 비교]



마트와 슈퍼는 비교적 백화점, 편의점, 드러그스토어보다 더 많은 구매경향을 가진 고객을 가지고 있다.



## ④ 데이터 모델링

### 4.5 고객의 협업필터링 이웃

업종과 대분류별 RFM\_SCORE가 상위 25%에 해당하는 고객들을 뽑아내, 협업 필터링 대상 고객의 수를 표로 정리하였다.

**LOTTE**  
DEPARTMENT STORE

대분류	가전	가정	남성의류	명품	스포츠	식품	아동	여성의류	잡화
협업필터링 대상의 수	808	1640	1846	935	2419	2970	1667	3041	2736

**LOTTE Mart**

대분류	가정	과일	과자	남성	문구	미용	생필품	수산물	스포츠
협업필터링 대상의 수	1329	2140	2461	937	1067	1709	2440	1685	762
식품	아동	여성	유아	음료	잡화	주류	채소	축산	취미
2700	1182	1638	788	2557	735	1589	2253	1601	1101

## ④ 데이터 모델링

### 4.5 고객의 협업필터링 이웃

업종과 대분류별 RFM\_SCORE가 상위 25%에 해당하는 고객들을 뽑아내, 협업 필터링 대상 고객의 수를 표로 정리하였다.

**LOTTE**  
**super**

대분류	간식	과일	냉동/냉장	생활잡화	수산물	유아	일반식품	일상용품	조리식품	조미료류	주류	채소	축산
협업필터링 대상의 수	1715	1181	992	589	775	205	911	939	339	880	798	1267	809



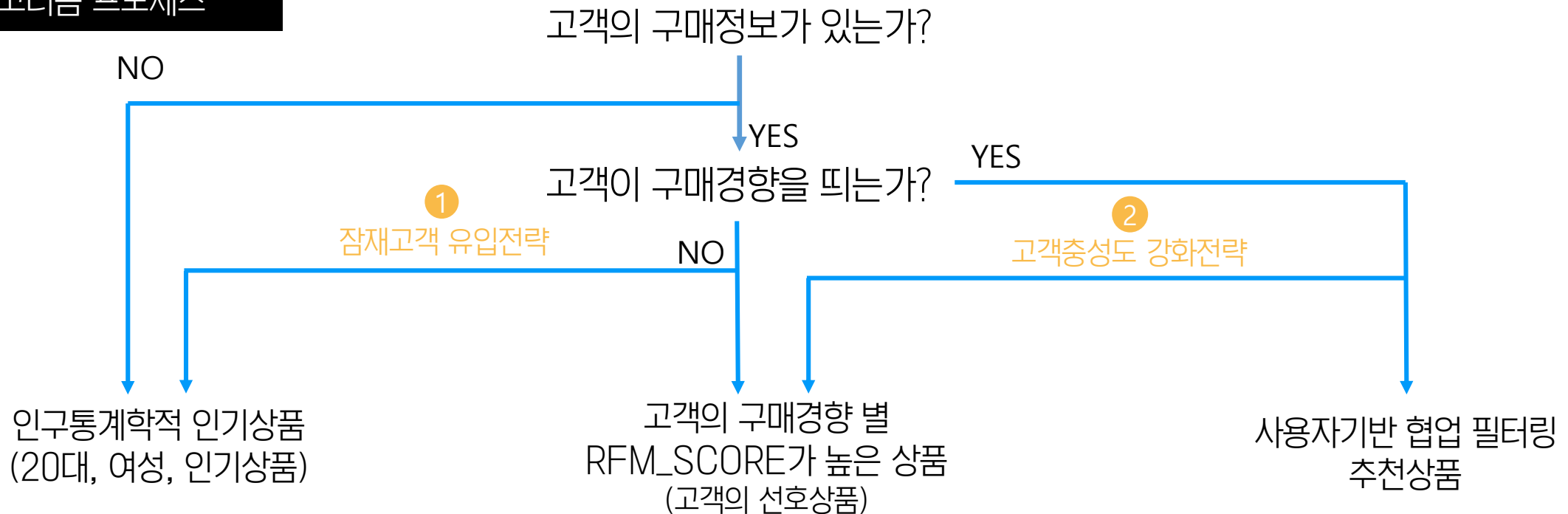
대분류	가공식품	간식	간편식품	미용/화장품	생필품	신선	여성용품	음료	음주
협업필터링 대상의 수	464	1025	693	59	85	197	87	1144	501

**LOHBS**

대분류	가정	기초	색조	식품	잡화	퍼스널	헬스
협업필터링 대상의 수	54	329	179	295	146	371	30

## ④ 데이터 모델링

### 4.5 추천 알고리즘 프로세스

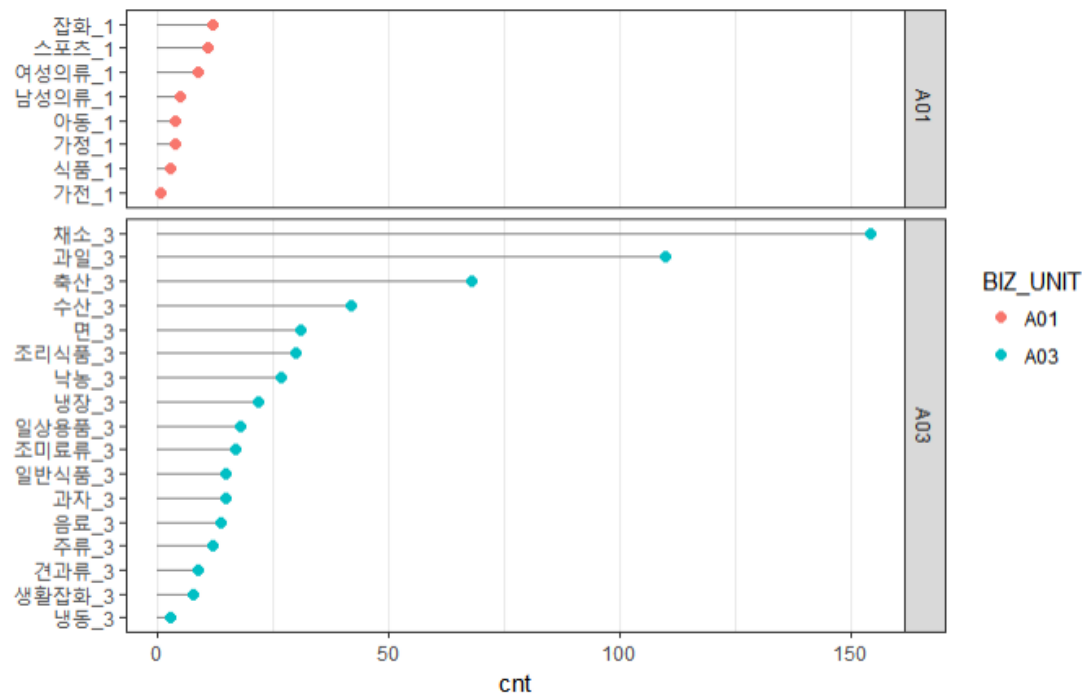


- 1) 고객의 구매정보가 없다면, 인구통계학적 인기상품을 추천한다.
- 2) 고객의 구매정보가 있지만, 고객의 구매경향이 없다면, 인구통계학적 인기상품과 구매경험이 있는 상품의 인기상품(신제품)을 추천한다.
- 3) 고객의 구매정보와 구매경향이 있다면, 고객에게는 사용자 기반 협업 필터링으로 상품을 추천하고, 구매 경향이 나타나는 선호상품에는 혜택을 주거나 신제품을 추천한다.

## ④ 데이터 모델링

### 4.6 개인화 추천결과

고객ID:10397, GENDER : 여성  
AGE : 50대, ADDRESS : 대구광역시 거주



[업종 별 구매 경향 그래프]

#### 1. [고객의 구매경향]

- A. 롯데백화점 : 여성의류, 스포츠, 잡화, 가정, 남성의류, 아동
- B. 롯데 마트 : NA
- C. 롯데 슈퍼 : 채소, 간식, 과일, 축산, 수산, 냉동/냉장, 조미료, 일상용품, 주류, 일반식품
- D. 세븐일레븐 : NA
- E. 롭스 : NA

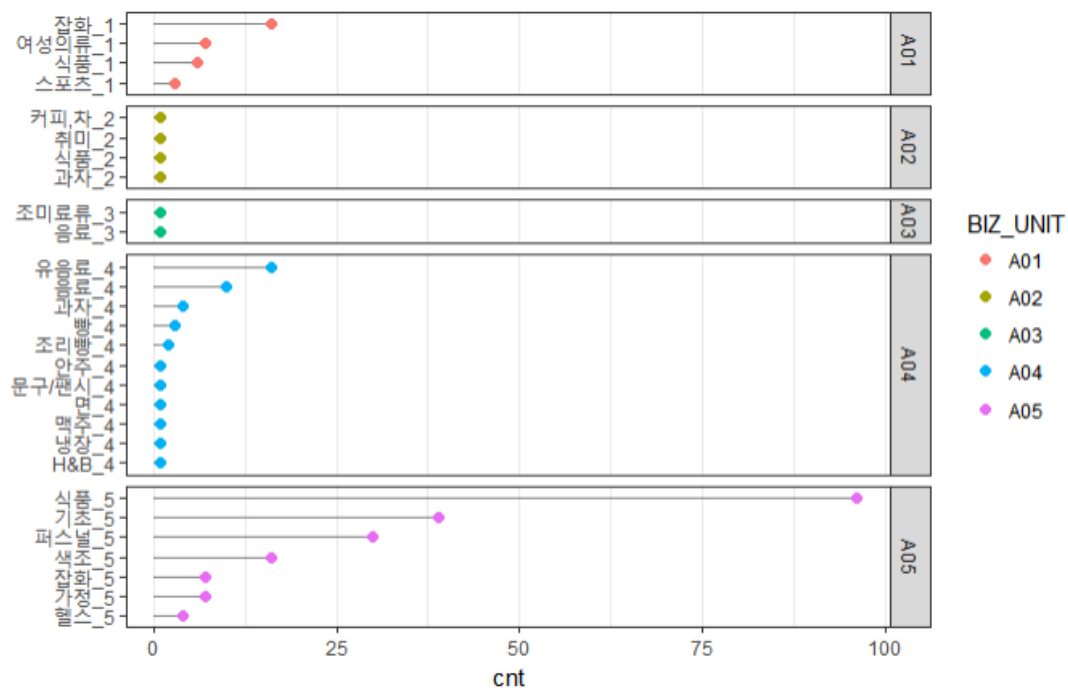
#### 2. [추천 알고리즘 결과]

- A. 롯데백화점 : 스트리트 ,크로커다일 상품군, 블랙야크, 코오롱스포츠,선글라스(특정), 수입주방, 크리스탈, 올젠상품군,헨리코튼상품군,유아복,유아용품
- C. 롯데 슈퍼 : 콩나물, 마, 국물봉지라면, 국수, 냉동망고, 국산돼지삼겹살, 국산돼지등심덧살, 오징어, 반건생선류, 어묵, 햄

B, D, E (구매경향이 나타나지 않는 업종): 50대 여성 인기상품 추천

## 상세한 정보는 [붙임파일] 3\_User\_Recommender\_System.Rmd 에서 확인하실 수 있습니다.

고객ID:14876, GENDER : 여성  
AGE : 20대, ADDRESS : 부산광역시 거주



[업종 별 구매 경향 그래프]

A. 롯데백화점 : 잡화  
B. 롯데 마트 : NA  
C. 롯데 슈퍼 : NA  
D. 세븐일레븐 : 음료, 간식, 문구/팬시  
E. 로프스 : 식품, 기초, 퍼스널, 색조, 가정, 잡화, 헬스

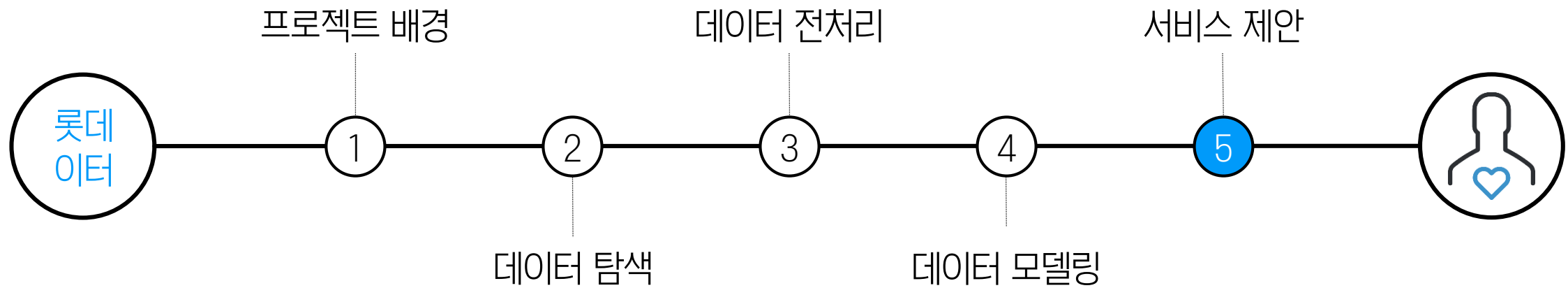
A. 롯데백화점 : 영트랜디, 핸드백, 기초 화장품, 4대 B/D, 네셔널, 무인양품, 패션갤러리움  
금강그룹, 아울렛(화장품), 향수

C. 세븐일레븐 : 과일향탄산(중), 냉장주스(대), 과자빵, 과일향캔디, 수첩메모, 축하카드  
녹차, 병커피, 구운과자, 어린이초코렛, 딸기우유, 에너지음료

E. 롭스 : 일반스낵, 녹차/홍차, 그림/밤/오일, 샴푸, 탐폰, BB/파운데이션, 메이크업세트  
차량용방향/제취제, 향초, 속눈썹/쌍꺼풀, 메탈미용소도구, 다이어트보조식품

B, C : (구매경향이 나타나지 않는 업종): 20대 여성 인기상품 추천

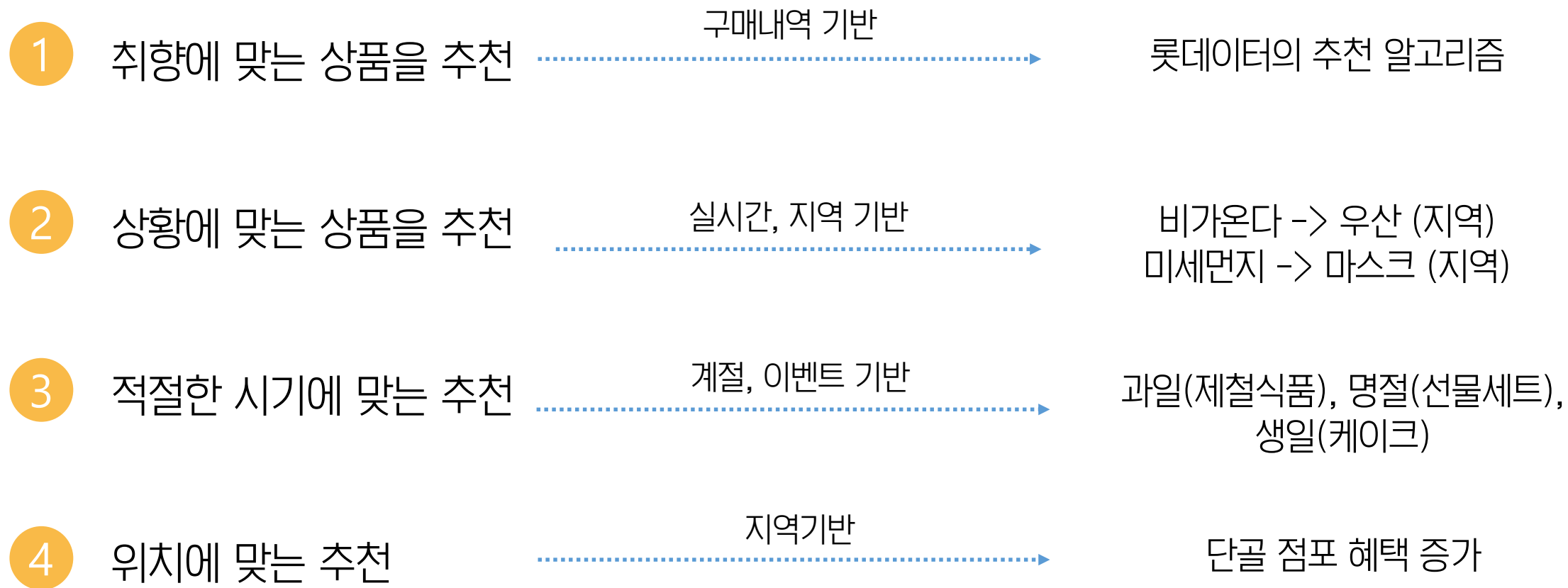
## 상세한 정보는 [붙임파일] 3\_User\_Recommender\_System.Rmd 에서 확인하실 수 있습니다.



## ⑤ 서비스 제안

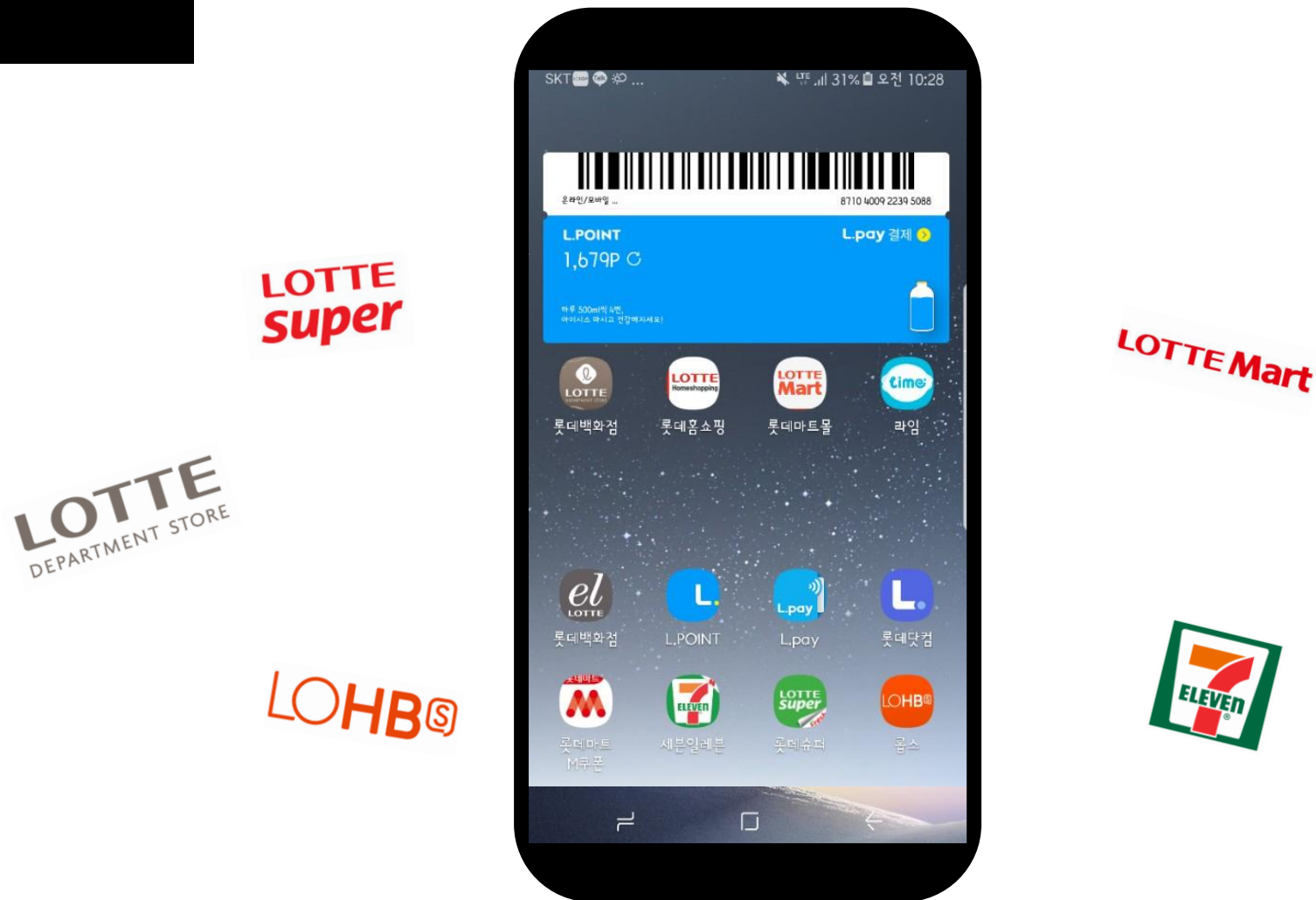
### 5.1 고객에 공감하자!

고객의 취향과 상황을 고려한 추천 로직  
고객에게 공감하자!



## ⑤ 서비스 제안

### 5.2 서비스 경로

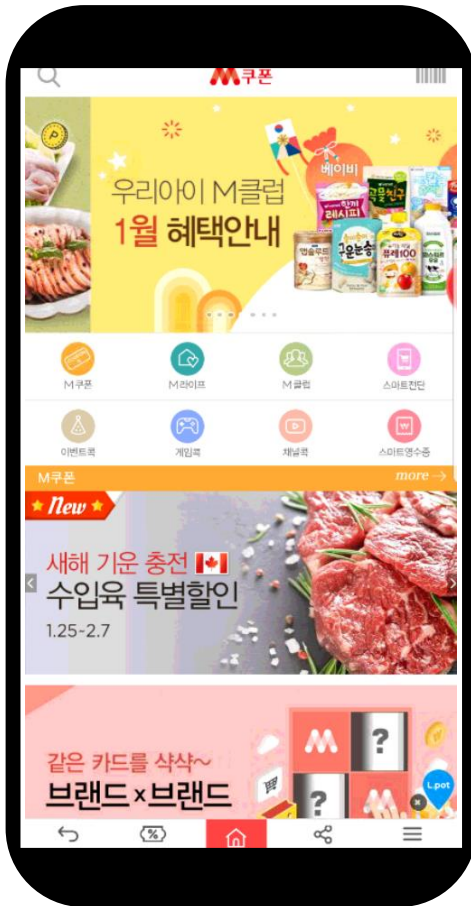


모든 업종이 L.POINT아이디로 사용할 수 있는 모바일 어플리케이션이 있다.

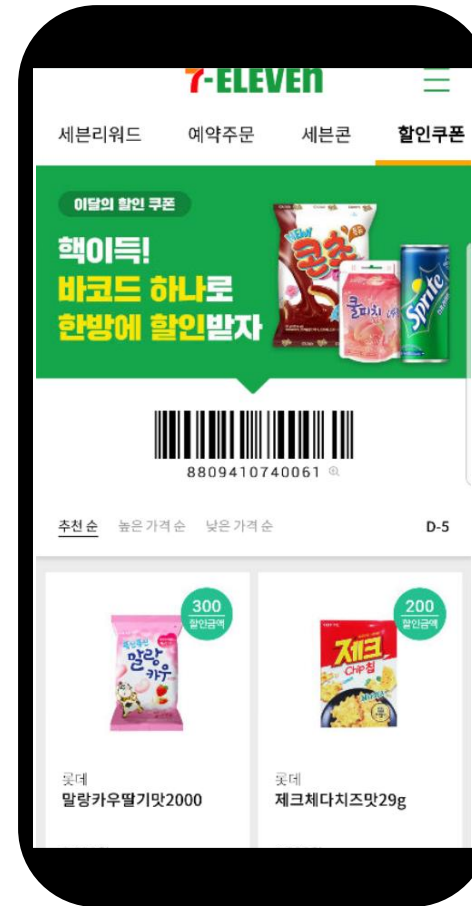
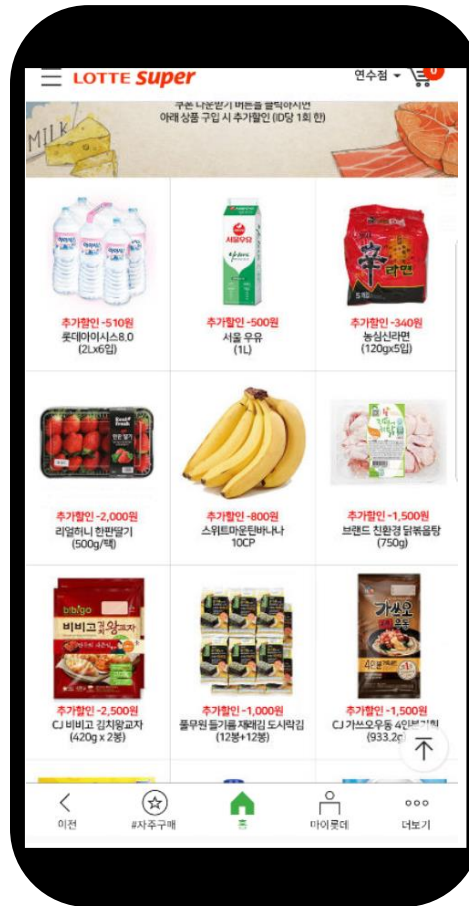


## ⑤ 서비스 제안

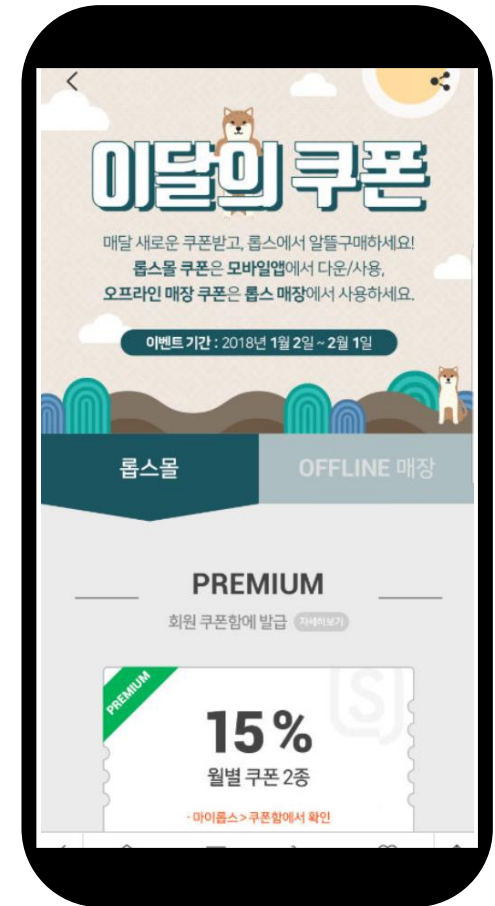
LOTTE Mart



LOTTE Super



LOHB®



현재 모바일에서 다양한 할인정책과 쿠폰/서비스를 통해 매장방문을 유도한다. 본 팀도 해당 모바일 어플을 이용한다.

## ④ 데이터 모델링

## 5.3 추천알고리즘의 활용방안1

모바일 어플리케이션 상품추천란에 동시에 노출시킨다

어? 이 상품 내가 좋아하는 상품인데..? 그 옆에 이 상품은 뭐지?  
이 상품이 나한테 적합하다는데.. 한 번 사볼까..?



혜택

개인의 상품별 RFM\_SCORE가 높은 추천상품

동시에 보여주기



제안

구매경향 세그멘테이션과  
사용자 기반 협업필터링을 통한 추천상품

개인이 좋아하는 상품에는 **혜택**을 주고, 동시에 고객이 경험하지 못한 새로운 상품은 **제안**함으로써  
고객으로 하여금, 제안된 **상품의 신뢰도**를 높이는 서비스이다.

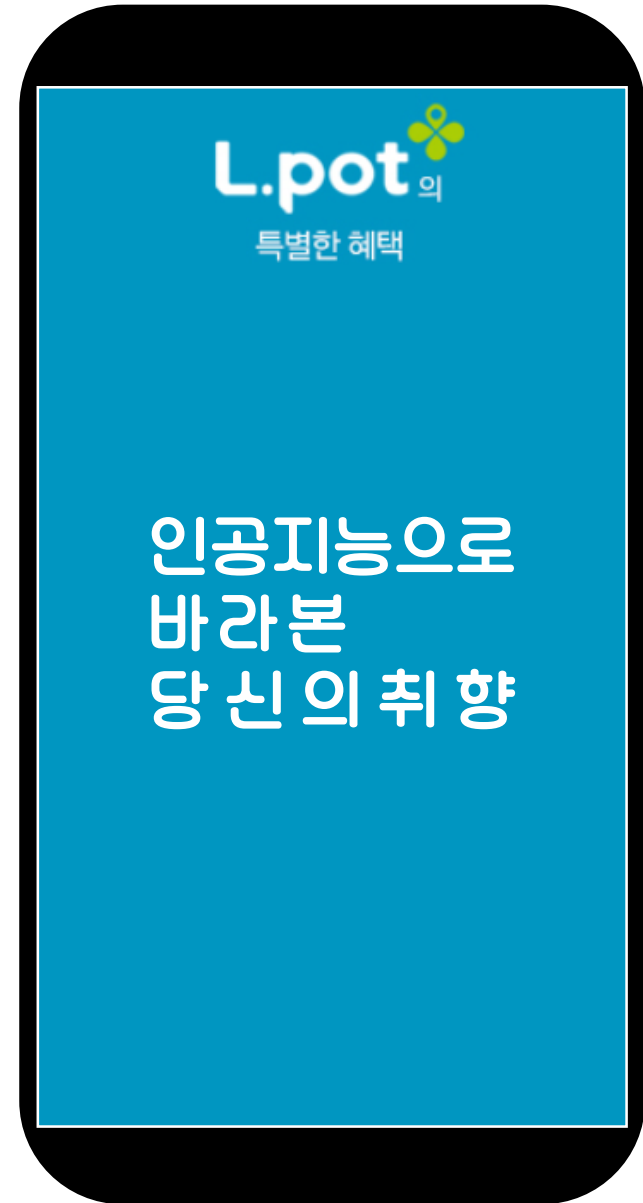
## ⑤ 서비스 제안

### 5.3 추천알고리즘의 활용방안2



#### 인공지능으로 바라본 당신의 취향 기획

- A. 추천 알고리즘대로 업종 별 선호상품, 추천상품을 랭킹 순으로 **번갈아** 보여줌.
- B. 고객에게 **좋아**, **싫어**, **잘 모르겠어** 3가지 선택지를 줌.
- C. 고객의 선택은 다시 알고리즘의 피드백으로 추천 알고리즘의 성능 개선.
- D. 추천을 받고 피드백을 해주신 고객에게는 리워드 보상.



NE



롯데백화점  
구매자  
선호상품  
(신)

제 4회 L.POINT Big Data Competition

감사합니다.

팀명 : 롯데이터

김동현 김선빈 류지승