

# 제 7회 롯데 멤버스 빅데이터 경진대회

- 고객 소비 성향 및 위치 기반 맞춤형 상품 추천 서비스를 통한 개인화 마케팅 전략 수립 -

Brother Shin

김유경

박주영

조영상

# CONTENTS

---

## 01 분석 배경 및 목표

---

분석 배경

분석 목표

## 02 데이터 정의 및 EDA

---

데이터 정의

EDA

## 03 고객 세그멘테이션 파이프 라인 구축

---

고객 프로파일링

상품 군집화

점포 위치 반영

고객 RFM 분석

## 04 분석 결과

---

상품 추천 알고리즘

## 05 활용 방안

---

동일 제휴사 내 추천

타 제휴사 내 추천

## 06 기대효과

---

# 01. 분석 배경 및 목표

# 01. 분석배경 및 목표

## 분석 배경

### i. 펜트업 트렌드의 도래

엔데믹 시대에서 기대되는 펜트업 트렌드의 도래로  
소비자 개개인의 성향을 반영한 소비의 비중이 증가할 것  
따라서 고객의 다양한 소비 욕망을 파악한  
비즈니스 모델 구축 필요

### ii. 정확한 고객상 파악의 중요성

고객 프로파일링을 활용한 CCC의 사례:  
각 개인의 구매데이터를 수집해 고객 프로파일링과  
이를 활용한 고도의 타겟팅 마케팅 전략 수립 가능

### iii. 정교한 추천시스템의 필요성

롯데 하이마트 날씨 기반 상품 추천 사례:  
날씨 데이터를 기반으로 한 맞춤형 상품 추천 서비스로 인한  
구매전환율 4배 이상 상승 효과 참고

## 분석 목표

"고객 개개인의 소비 성향을 기반으로 하는  
맞춤형 상품 추천 서비스를 통해  
정교한 개인화 마케팅 전략 수립"



## 02. 데이터 정의 및 EDA

**L.PAY** with **L.POINT**

## ii. 고객의 제휴사별 구매 금액 차이

i. 제휴사별 상품명 Word Cloud



### iii. 제휴사별 성연령대별 구매량

A grouped bar chart titled 'gender' comparing the 'buy\_count' for 'female' (blue bars) and 'male' (orange bars) across different 'ages' (20, 30, 40, 50, 60, 70). The y-axis is labeled 'buy\_count' and ranges from 0 to 200,000. The x-axis is labeled 'ages'. The chart shows that for both genders, the highest buy count is in the 40 age group. Female buyers have significantly higher buy counts than male buyers across all age groups.

ages	female	male
20	45,000	10,000
30	140,000	48,000
40	220,000	72,000
50	125,000	38,000
60	48,000	10,000
70	10,000	5,000

**A01** 전반적으로 여성 > 남성이며 30, 40대의 소비가 많은 편



# 02. 데이터 정의 및 EDA

## 데이터 정의

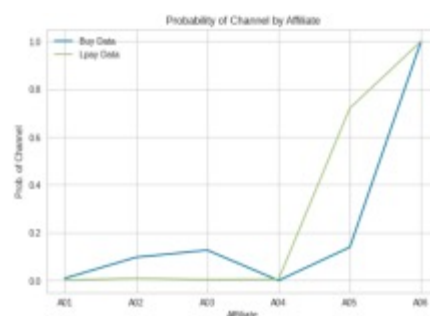
내부 데이터	주요 활용
Demo	고객 정보 파악
상품 구매 정보	제휴사 별 구매 데이터 파악
상품 분류 정보	상품명 확인
점포 정보	사용 점포 지역 중분류 내 다른 제휴사 확인
엘페이 이용	엘페이 사용 여부 파악

### 내부 데이터 파악

- 엘페이 활성화를 위한 개인화 마케팅 전략을 위해 주어진 내부데이터의 활용 계획 수립
- 각 제휴사 별로 고객들의 엘페이 사용 패턴이 다를 것이라 예상

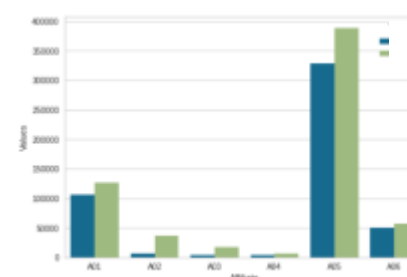
## EDA: 결제방식에 따른 차이 확인

### i. 제휴사별 온라인 이용률

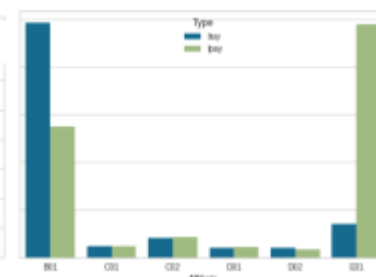


A05 L.pay의 온라인 이용률이 높음

### ii. 제휴사별 건당 평균 구매 금액

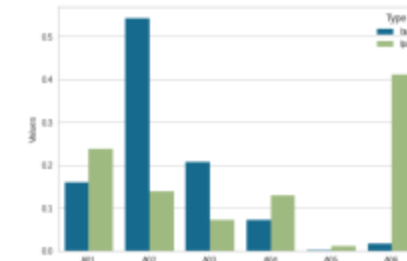


B01 일반 결제의 건당 평균 금액이 높음

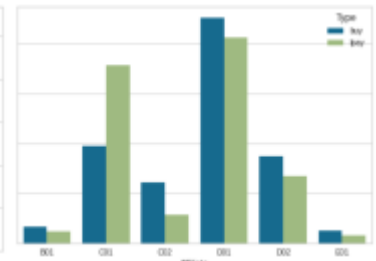


E01 L.pay의 건당 평균 구매 금액이 높음

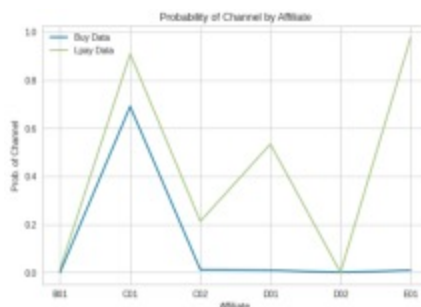
### iii. 제휴사별 구매 금액 분포



A02 일반 결제의 구매 금액이 높은편



C01 L.pay의 구매 금액이 높은편



D01 / E01 L.pay의 온라인 이용률이 높음

## 02. 데이터 정의 및 EDA

L.PAY with L.POINT

### 데이터 정의

내부 데이터	주요 활용
Demo	고객 정보 파악
상품 구매 정보	제휴사별 구매 데이터 파악
상품 분류 정보	상품명 확인
사용 정보 지역 구분	지역별 구매 패턴 파악
엘페이 이용	엘페이 사용 여부 파악

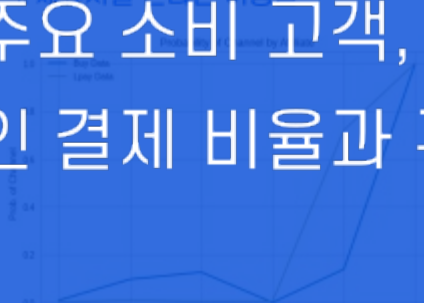
"제휴사별 상품 / 고객 세분화를 통한 개인화 맞춤형 상품 추천 이후 Lpay를 통한 결제 유도"

### 내부 데이터 파악

- 엘페이 활성화를 위한 개인화 마케팅 전략을 위해 주어진 내부데이터의 활용 계획 수립
- 각 제휴사 별로 고객들의 엘페이 사용 패턴이 다를 것이라 예상

### EDA: 결제방식에 따른 차이 확인

i. 제휴사별 온라인 이용률



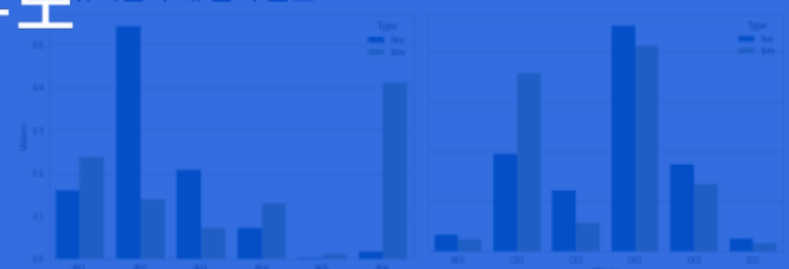
D01, E01에서 Lpay의 온라인 이용률이 높음

ii. 제휴사별 거당 평균 구매 금액



A01, A02에서 일반 결제의 평균 구매 금액이 높음

제휴사별 구매 금액 분포



A02에서 일반 결제의 구매 금액이 높은편

C01에서는 Lpay의 구매 금액이 높은편



# 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

# 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

L.PAY with L.POINT

제휴사별 데이터프레임 생성 (ex. A01)

고객 ID	성별	연령대	...	제휴사	상품코드	구매일자	구매가격	구매개수
M120588590	여성	70대	...	A01	PD0097	2021-01-01	8980.0	1
M120588590	여성	70대	...	A01	PD0159	2021-01-01	25960.0	2
...	...	...	...	...	...	...	...	...

고도의 개인화 상품 추천 및 차별화된 마케팅 전략 수립 위해  
각 제휴사별 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축 (✓)

개인화 상품추천  
시스템 구축

차별화된 마케팅  
전략 수립

- 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- ← □ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

## i. 고객 프로파일링



고객 지향변수: 구매 데이터를 활용하여 각 고객 개인의 속성 및 구매 성향 정의

## ii. 상품군 군집화



SOM 클러스터링: 1933개 상품을 가격, 구매 건수 등의 변수를 사용한 군집화를 통해 상품군 구분



## iii.

### 점포 위치 반영



위치 기반 상품 추천: 구매한 점포 위치 근방에 있는 모든 제휴사 내 상품 추천

## iv.

### 고객 세그멘테이션



RFM 고객 세분화: 구매 데이터를 활용하여 각 고객의 등급을 구분해 차별화된 마케팅 전략 수립

# I. 고객 프로파일링

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

### 고객 지향 변수 생성

고객 개개인의 소비 성향 및 생활 패턴을 추가적으로 파악할 수 있는 지향 변수 생성

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

**STEP 1** 특성 지향을 생성할 상품군 정의  
→ 기본적으로는 대분류를 사용하되 지향을 나타낼만한 중분류, 상품명 모두 반영

**STEP 2** 상품별 특성 지향에 속하는 상품의 구매 비율 계산

**STEP 3** 이상치의 영향력을 줄이기 위해 Quantile Scaling 진행

$$x_{scale} = \begin{cases} x - 0.01 \times \log(1 + \log(1 + \Delta)), & x < Q_5(X) \\ \frac{x - Q_5(X)}{Q_{95}(X) - Q_5(X)}, & Q_5(X) \leq x \leq Q_{95}(X) \\ x + 0.01 \times \log(1 + \log(1 + \Delta)), & x > Q_{95}(X) \end{cases}, \quad \Delta = \begin{cases} |x - Q_5(X)|, & x < Q_5(X) \\ |x - Q_{95}(X)|, & x > Q_{95}(X) \end{cases}$$

**STEP 4** 고객별 특성 지향에 속하는 상품의 구매 비율 계산  
→ 전체 판매량 대비 고객의 상대적인 구매량을 반영한 고객의 특성 수집


**STEP 5** 고객별 지향 지수 = (상품별 특성 지향에 속하는 상품의 구매 비율  
× 고객별 특성 지향에 속하는 상품의 구매 비율)의 행별 합

- ☒ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ☐ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ☐ 점포 위치 근방 체류시별 별도의 상품 추천
- ☐ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급별 마케팅 전략 수립

# I. 고객 프로파일링

## 고객 프로파일링 예시

고객의 데모 정보에 가장 높은 값을 갖는 지향 변수 TOP3 추가



ID	M003918629
성별	여성
나이대	40대
지역	Z10

순위	
1	요리 및 후식
2	가사
3	자녀

"식재료와 가사 용품을 주로 소비하고  
자녀가 있는 Z10에 거주하는 40대 여성"

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ☒ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ☐ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ☐ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- ☐ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립



ID	M996023982
성별	남성
나이대	50대
지역	Z17

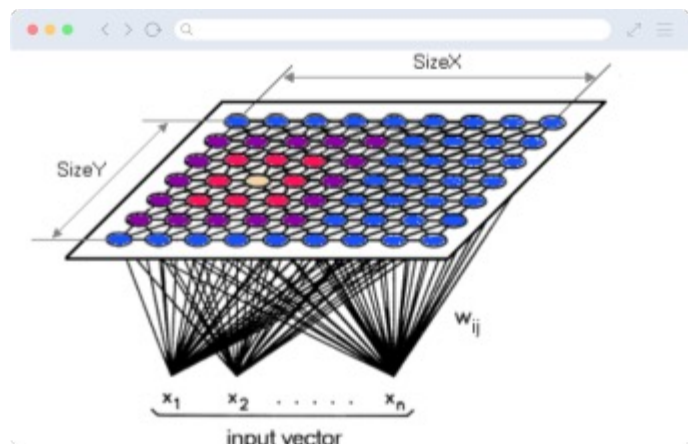
순위	
1	아웃도어
2	요리 및 후식
3	스트레스 해소

"아웃도어 취미가 있고  
식료품과 담배 및 주류를 주로 소비하는  
Z17에 거주하는 50대 남성"

## II. 상품 군집화

### Self Organizing Map (SOM)

비지도 신경망으로 고차원의 데이터를 저차원으로 정렬해 지도 형태로 형상화하는 군집모델



- 비지도 신경망으로 고차원의 데이터를 경쟁학습을 바탕으로 이해하기 쉬운 저차원(2차원)의 뉴런으로 정렬해 지도의 형태로 형상화하는 것으로 입력 변수의 위치 관계를 그대로 보존

- 시각적인 이해가 쉽고, 실제 데이터가 유사하면 지도상에서 가깝게 표현돼 패턴 발견에 뛰어난 성능

- 경쟁학습: 각 뉴런이 입력 벡터와 얼마나 가까운가를 반복적으로 재조정하면서 계산해 연결강도를 학습하여 입력 패턴과 가장 유사한 뉴런이 승자가 되는 방식

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ✓ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

### STEP 1 Preprocessing

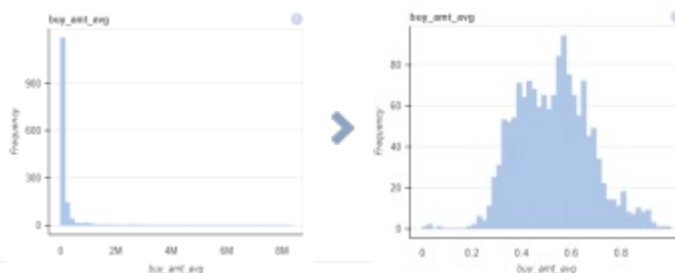
#### 파생변수 생성

구매 데이터를 사용해 상품군집화를 위해 사용할 파생변수 생성

- 1) buy\_amt\_avg: 상품 평균 가격
- 2) buy\_amt\_sd: 상품 가격 편차
- 3) buy\_cnt\_sum: 상품 구매 개수
- 4) buy\_cnt\_uniq: 상품을 산 고객의 수

#### 로그변환

각 변수들이 상당히 skew된 형태의 분포를 가지므로 로그변환을 취해줌



#### 스케일링

각 변수를 동일조건 하에서 파악하기 위해 min-max 스케일링 진행

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$



## II. 상품 군집화

### Self Organizing Map (SOM)

비지도 신경망으로 고차원의 데이터를 저차원으로 정렬해 지도 형태로 형상화하는 군집모델

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ☒ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ☒ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ☐ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- ☐ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

### STEP 2 클러스터링 진행 및 결과 확인

#### 하이퍼 파라미터 튜닝

하이퍼 파라미터를 다양하게 조합해서 모델을 생성하고,  
모델별 QE(Quantization Error)값과 클러스터 개수 정보가 담긴 데이터프레임을 생성

sizes	sigma	learning rate	init	qe	cluster
2X2	0.8	0.7	pca	0.200603	4
2X2	0.7	0.7	pca	0.200622	4
...	...	...	...	...	...

qe가 가장 작은  
하이퍼 파라미터 조합 선택 후  
클러스터링 진행

#### 최종 상품군 확인(ex. A01)

상품군1(107개): 가끔 구매하고 가격대가 비슷한 상품

상품명	평균가격	가격편차	구매건수	구매고객수
핸드폰충전	0.9257	0.0	0.0	0.0
화장대	0.9065	0.0	0.0	0.0
...	...	...	...	...
공병/공박스	0.0205	0.2384	0.1126	0.0

상품군3(499개): 가격대가 상이한 상품

상품명	평균가격	가격편차	구매건수	구매고객수
그림/인테리어펜탈	1.0	0.9928	0.0710	0.0854
모니터	0.9105	0.8883	0.0939	0.1128
...	...	...	...	...
상주	0.2016	0.4557	0.3070	0.3335

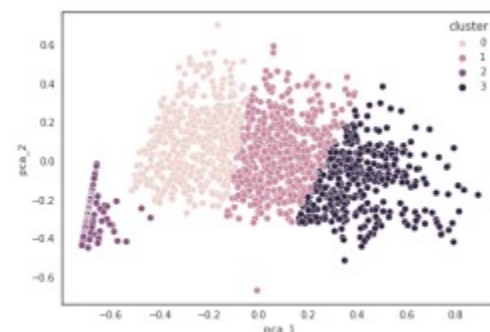
상품군2(615개): 비교적 특색이 뚜렷하지 않은 상품

상품명	평균가격	가격편차	구매건수	구매고객수
냉장/냉동 가전소모품	0.9791	0.9452	0.2904	0.2481
시계세트	0.9581	1.0	0.2307	0.2772
...	...	...	...	...
봉투류	0.0	0.2121	0.4667	0.5308

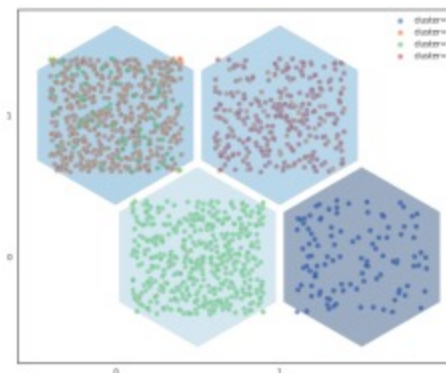
상품군4(244개): 자주 소비하고 가격대가 상이한 상품

상품명	평균가격	가격편차	구매건수	구매고객수
여성가방 액세서리	0.8688	0.9102	0.6828	0.6899
반지	0.8406	0.9266	0.6239	0.6754
...	...	...	...	...
쇼핑백	0.0673	0.5016	0.6403	0.7240

### 군집 결과 시각화 vs K-Means



K-Means 군집화  
결과 시각화



SOM 군집화  
결과 시각화

- 대표적인 위치 기반 군집화 알고리즘인 K-Means를 사용해 군집화한 결과와 비교
- K-Means의 경우 데이터가 다양한 분포를 가질 경우 잘못된 군집화 결과를 출력
- 시각화 결과를 통해 볼 수 있듯이 데이터의 분포를 고려하지 않고 인위적으로 군집화 진행

> 거리 학습을 통한 군집화인 SOM의 결과가 적절하다고 판단

### III. 점포 위치 반영

#### 위치 기반 상품 추천

구매한 점포 위치 근방에 있는 타 제휴사 내 상품 추천

### 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ✓ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ✓ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

#### STEP 1 구매 점포 위치 파악

INPUT



고객 ID



구매상품



점포 코드



점포 정보  
데이터프레임

점포 코드	제휴사	점포 위치 (대분류)	점포 위치 (중분류)
A010001	A01	Z17	Z17024
A010002	A01	Z17	Z17018
A010003	A01	Z17	Z17011
...	...	...	...

고객이 구매한 점포 코드(ex. A010002)의 위치 중분류를 반환

#### STEP 2 타 제휴사 상품 추천

INPUT

점포 코드	제휴사	점포 위치 (대분류)	점포 위치 (중분류)
A010002	A01	Z17	Z17018
A020006	A02	Z17	Z17018
...	...	...	...
A030118	A03	Z17	Z17018

해당 점포 위치 중분류에 속하는 타 제휴사 반환(ex. A02, A03)

각 제휴사별  
추천 상품

상품명	코사인 유사도	상품명	코사인 유사도
상품1	값1	상품1	값1
상품2	값2	상품2	값2
...	...	...	...
상품n	값n	상품n	값n

A02

A03



# 개인화 상품 추천

## 상품 추천 시스템

고객 개개인의 소비 성향을 기반으로 하는 맞춤형 상품 추천 서비스 구상

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

개인화 상품추천  
시스템 구축

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ✓ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ✓ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

## 개인화 상품 추천 시스템 구상 내용

### 각 단계별 기대 효과

#### i. 고객 프로파일링

고객 구매 성향 및 특징을 반영해  
보다 정확한 추천 시스템 구현

#### ii. 상품 군집화

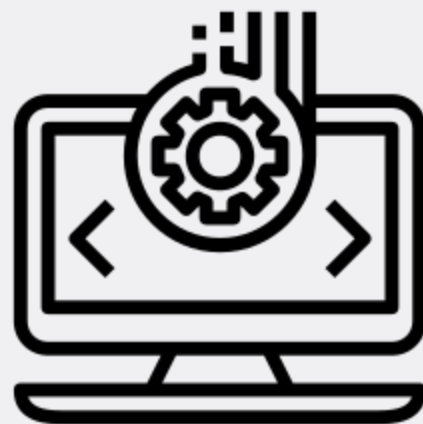
비슷한 구매 특징을 갖는 상품군 분류  
바탕으로 정교한 추천 목록 생성 가능

#### iii. 점포 위치 반영

주변에 위치한 타 제휴사 내 상품 추천을 통해  
제휴사 전반적인 구매 전환율 향상

### 추천 시스템 내용

- ✓ 어떤 고객이 특정 상품군에 속하는 상품을 구매할 경우 구매 성향 및 특징을 반영해 상품 추천
- ✓ 구매한 점포가 위치한 지역 내 다른 제휴사에 있는 관련 상품도 추천



## IV. 고객 RFM 분석

### RFM 파생 변수 생성

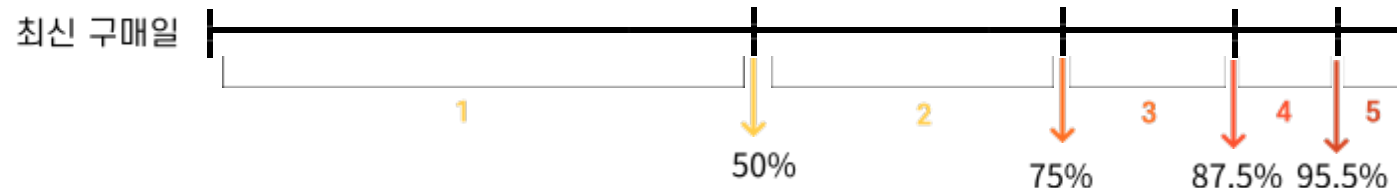
제휴사별 특징을 반영할 수 있도록 상대적인 기준값 설정

### 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ✓ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ✓ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- ✓ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

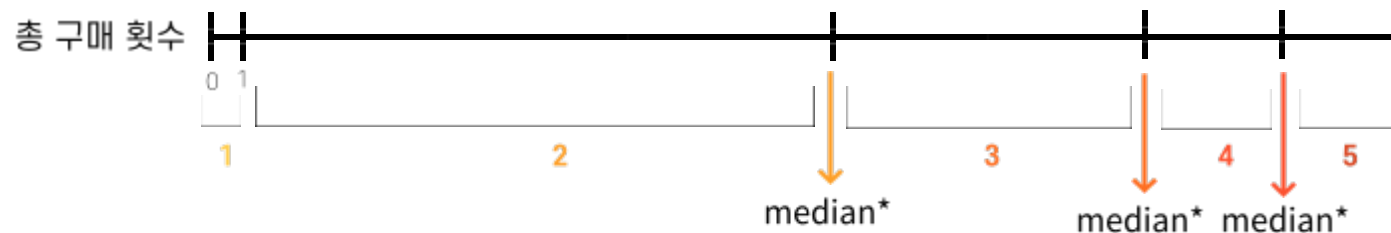
#### Recency

얼마나 최근에 구매했는가?



#### Frequency

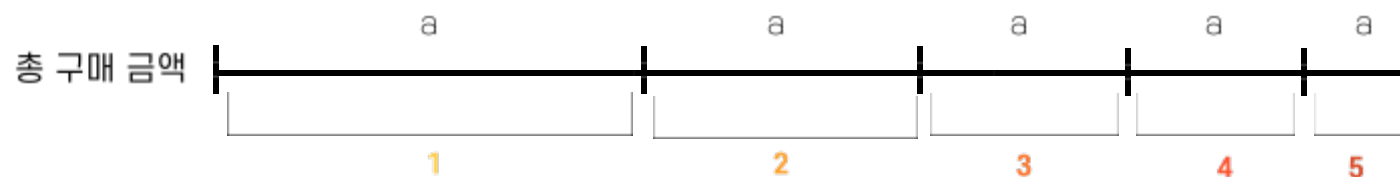
얼마나 자주 구매했는가?



median\* : 남은 구간의 중위수

#### Monetary

얼마나 많이 구매했는가?

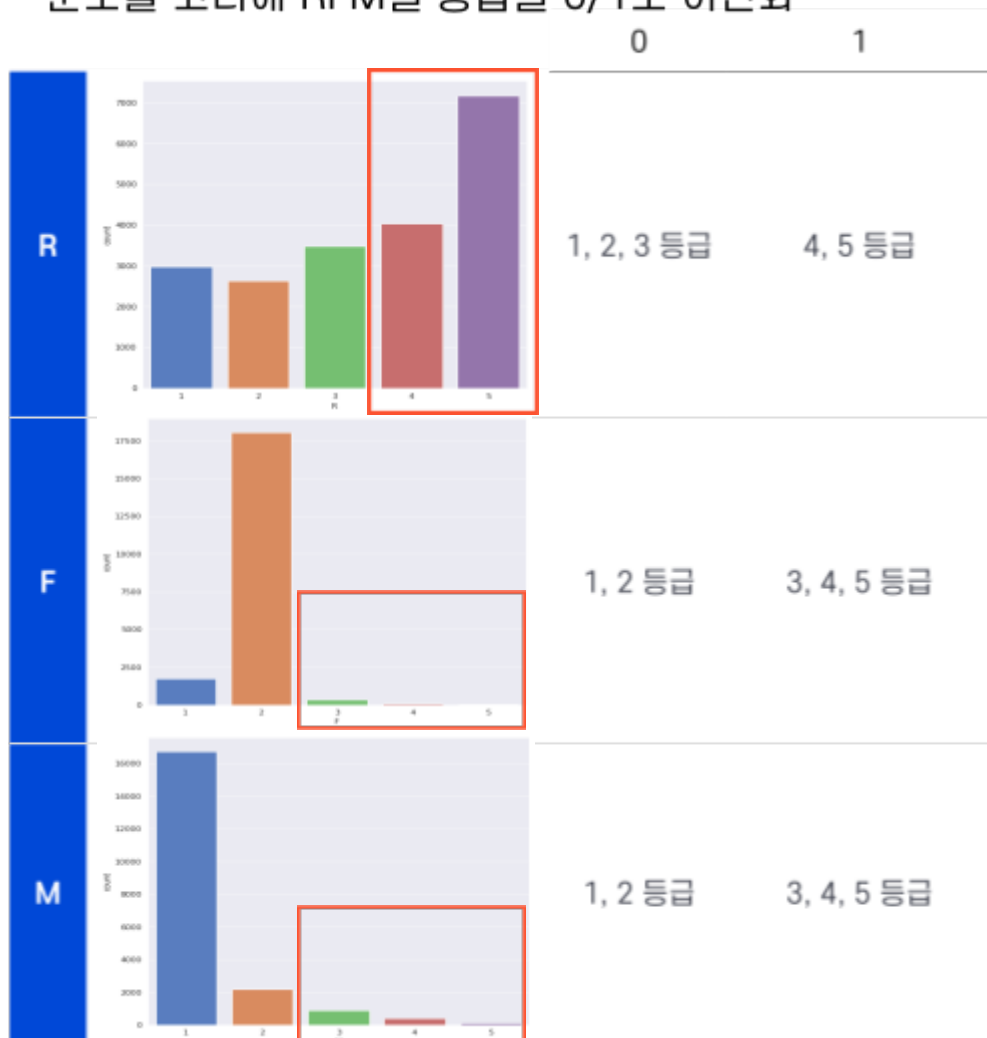


a : 해당 구간의 구매 금액 합계

## IV. 고객 RFM 분석

### RFM Segmentation

분포를 고려해 RFM별 등급을 0/1로 이진화



ex. A01

### 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

- ✓ 고객 지향변수 생성을 통한 소비 성향 파악
- ✓ 상품 군집화를 통한 추천 상품 정확도 향상
- ✓ 점포 위치 근방 제휴사별 별도의 상품 추천
- ✓ 고객 RFM 분석을 통해 구분된 고객 등급 별 마케팅 전략 수립

충성도에 따른 고객 등급 분류

R	F	M	고객 등급
1	1	1	서비스 충성도가 높은 VIP
1	1	0	구매 빈도가 높은 잠재 VIP
1	0	1	구매 액수가 큰 잠재 VIP
1	0	0	신규 고객
0	1	1	떠나간 VIP 고객
0	0	1	떠나간 잠재 VIP 고객
0	1	0	떠나간 잠재 VIP 고객
0	0	0	구매 이력이 거의 없는 고객

→ 고객 상황과 니즈에 맞는 차별화된 상품 추천  
및 개인화 마케팅 전략 수립 용이

# 최종 데이터 프레임

## 03. 고객 세그멘테이션 파이프라인 구축

코사인 유사도 분석을 위한 최종 데이터 프레임 생성

L.PAY with L.POINT

[ 입력 데이터 ]



[ 예시. A01 유통사에서 과일음료와 같은 상품 Group에 속한 물품의 구매 데이터 ]

고객의 Demo특성					고객의 RFM			고객의 특성 지향 순위		
id	gender	ages	buy_count	product_name	R	F	M	rank1	rank2	rank3
M000225114	여성	40대	1	남성티셔츠	1	0	0	간편지향	요리및후식지향	외모지향
M000225114	여성	40대	1	여성블라우스	1	0	0	간편지향	요리및후식지향	외모지향
M000225114	여성	40대	1	디저트	1	0	0	간편지향	요리및후식지향	외모지향
M000225114	여성	40대	1	디저트	1	0	0	간편지향	요리및후식지향	외모지향
M000225114	여성	40대	1	디저트	1	0	0	간편지향	요리및후식지향	외모지향
M999849895	여성	20대	1	임대매출	0	0	0	기타지향	간편지향	교육지향
M999849895	여성	20대	1	임대매출	0	0	0	기타지향	간편지향	교육지향
M999849895	여성	20대	1	임대매출	0	0	0	기타지향	간편지향	교육지향

500382 rows × 15 columns

# 코사인 유사도 알고리즘

## 코사인 유사도를 통한 추천 알고리즘

L.PAY with L.POINT

### 최종 데이터프레임을 활용한 추천 알고리즘

#### 추천알고리즘 : Recommendation Algorithm

사용자가 선호할만한 아이템을 추측함으로써 적합한 특정 항목을 추천하여 제공하는 알고리즘

Group-Based 추천은 고객들을 특정 분야로 나눠서 그에 특화된 추천을 제공하는 방법

세분화된 Group별 Item-Based 협업 필터링(Collaborative Filtering, CF) 개념 사용

#### Item - Based 협업 필터링(Collaborative Filtering)

- 상품간 유사도를 계산하여 상품 추천

[예시]

고객 M0045939820이 구매한 **과일음료** 상품은 **일반 스낵**과 함께 구매하는 경우가 많음.  
즉, 같은 고객 Group 내에서 두 상품의 유사도는 높음

➡ **과일음료** 만 구매한 고객 M004593982에게 **일반 스낵** 추천

- 유사도 계산 방법으로는 코사인 유사도를 활용

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

Customer Group



Product Group



구매

추천

## 04. 분석 결과

# 04.분석 결과

## 고객 지향 순위와 인구통계적 특성을 고려한 분석 결과 1

### Input Customer

ID: M004593982

성별: 여성

나이: 20대

지향 순위1 : 간편지향 순위2 : 외모지향 순위3 : 요리 및 후식지향

### 고객 RFM

R: 1 F: 1 M: 1

Input Customer : 서비스 충성도가 높은 VIP

=====

구매 상품: 과일음료

이용 유통사: A01

=====

입력 고객과 동일한 성별, 나이, 지향 구성을 갖는 고객들의 구매 건수: 8915

Product_name	Cosine_Similarity
일반 스낵	0.502784
기타여성의류세트	0.483466
쿠키	0.483429
가공우유	0.442326
여성베스트	0.425628
과채혼합음료	0.391578
여성속옷세트	0.373002
일반떡	0.363798
팔찌	0.361158
토마토	0.357681

예시1. Input Customer에 따른 추천 목록 상위 10개

### 결과 해석

- 입력된 고객의 유통사 A01에서 소비 지향과 나이로 미루어 보면, 외모에 관심이 많고 간단한 식사를 하는 여성으로 볼 수 있음.
- 이러한 특성을 가진 고객이 **과일음료**를 구매했을때 가장 추천을 해줄 수 있는 상품은 **일반 스낵**이다.
- 고객 RFM 분석 결과, RFM 모두 1로 유통사 A01에 충성도가 높은 VIP임.

# 04.분석 결과

## 고객 지향 순위와 인구통계적 특성을 고려한 분석 결과 2

### Input Customer

ID: M430112881

성별: 여성

나이: 50대

지향 순위1 : 간편지향 순위2 : 외모지향 순위3 : 요리 및 후식지향

### 고객 RFM

R: 1 F: 0 M: 0

Input Customer : 신규 고객

=====

구매 상품: 남성티셔츠

이용 유통사: A01

=====

입력 고객과 동일한 성별, 나이, 지향 구성을 갖는 고객들의 구매 건수: 28976

Product_name	Cosine_Similarity
남성캐주얼바지	0.42253
남성남방셔츠	0.402871
남성런닝/트레이닝화	0.39026
기타잎채소	0.384725
남성청바지	0.383864
남성스웨터/폴오버	0.382509
디저트	0.379247
여성티셔츠/탑	0.363317
성인이불/이불커버	0.353244
장식소품	0.351909

예시2. Input Customer에 따른 추천 목록 상위 10개

### 결과 해석

- 입력된 고객의 유통사 A01에서 소비 지향과 나이로 미루어 보면, 외모에 관심이 많고 간단한 식사를 하는 여성으로 볼 수 있음.
- 이러한 특성을 가진 고객이 남성티셔츠를 구매했을때 가장 추천을 해줄 수 있는 상품은 남성캐주얼바지이다.
- 고객 RFM 분석 결과 신규고객으로 분류됨
- 다만, 코사인 유사도 수치가 높지 않아 실제 추천을 할지는 고려해보아야 함



## 04.분석 결과

### 고객 지향 순위와 인구통계적 특성을 고려한 분석 결과 3

#### Input Customer

ID: M190648124

성별: 여성

나이: 30대

지향 순위1 : 취미지향 순위2 : 가사지향 순위3 : 요리 및 후식지향

#### 고객 RFM

R: 0 F: 0 M: 1

Input Customer : 떠나간 잠재 VIP

=====

구매 상품: UHD

이용 유통사: A05

=====

입력 고객과 동일한 성별, 나이, 지향 구성을 갖는 고객들의 구매 건수: 129

Product_name	Cosine_Similarity
TV장식장/거치대	0.977008
기타청소기	0.854704
핸디형청소기	0.854704
사운드바	0.805823
건조기	0.476731
기타냉방가전	0.476731
식기세척기	0.476731
오븐/전자레인지	0.476731
드럼세탁기	0.47194
익류스타일러	0.47194

예시3. Input Customer에 따른 추천 목록 상위 10개

#### 결과 해석

- 입력된 고객의 유통사 A05에서 소비 지향과 나이로 미루어 보면, 취미를 즐기고 요리, 가사 관련 상품을 자주 구매하는 여성으로 볼 수 있음.
- 성별과 나이대, 구매 상품을 고려했을때, 이러한 고객들이 **UHD**와 같이 구매하는 상품은 **TV장식장/거치대**임
- **UHD TV**를 사면서 **TV장식장/거치대**를 같이 사는 경우가 많으므로 청소기류 상품을 더욱 추천하는 것이 좋아보임

# 04.분석 결과

## 위치기반 상품 추천 분석 결과 - 같은 지역 내 타 제휴사 상품 추가 추천

### Input Customer

ID: M004593982

성별: 여성

나이: 20대

지향 순위1 : 간편지향 순위2 : 외모지향 순위3 : 요리 및 후식지향

### 고객 RFM

R: 1 F: 0 M: 0

Input Customer : 신규고객

구매 상품: 과일음료 구매 위치: Z16007

이용 유통사: A01 추천 유통사: A04

입력 고객과 동일한 성별, 나이, 지향 구성을 갖는 고객들의 구매 건수: 1859

Product_name	Cosine_Similarity
바나나	0.689695
파이	0.680009
생리대	0.672917
콘아이스크림	0.662406
쿠키	0.617004
크래커	0.616757
건강마스크	0.557692
비아이스크림	0.524935
젤초콜릿	0.518875
바초콜릿	0.493473

예시4. 위치 및 상품에 따른 추천 목록 상위 10개

### 결과 해석

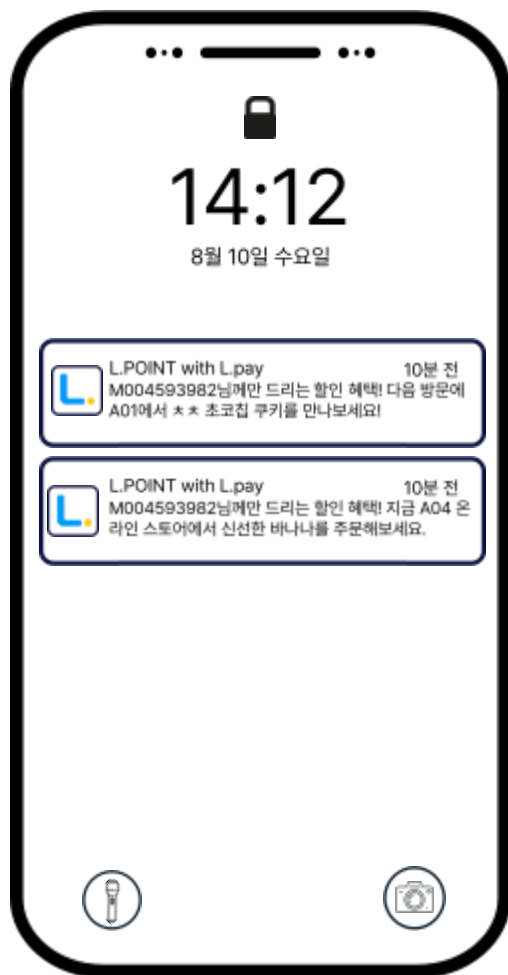
- 입력 고객이 이용한 유통사는 A01이며 이용 점포와 같은 지역에 있는 타 유통사 중 A04에서 잠재적으로 구매 가능성이 높은 상품 추천
- A04에서 과일음료를 구매한 입력고객과 같은 지향의 고객들의 구매 데이터를 기반으로 **바나나**를 추천.
- A04에서 고객의 RFM은 1, 0, 0으로 A01과 달리 신규고객으로 분류됨.

## 05. 활용 방안

# 05. 활용방안

L.PAY with L.POINT

L.pay 어플을 통한 추천 예시



마케터 A



L.POINT with L.pay

10분 전

M004593982님께만 드리는 할인 혜택! 다음 방문에 A01에서 \*\* 초코칩 쿠키를 만나보세요!

## 마케터의 고민

고객들의 구매 촉진을 위한 개인화 마케팅을  
어떻게 효과적으로 할 수 있을까?



## Brother Shin의 제안

'과일음료'를 구매했을때 **개개인의 소비 성향을 반영한**  
추천 알고리즘 결과에 따른 상품 추천

# 05. 활용방안

L.PAY with L.POINT

## L.pay 어플을 통한 추천 예시

- 같은 제휴사 내 오프라인 매장 상품 추천



마케터 A

### 마케터의 고민

고객군별로 차별화된 마케팅을 제공하면서  
오펜이 결제를 유도할 수 있을까?



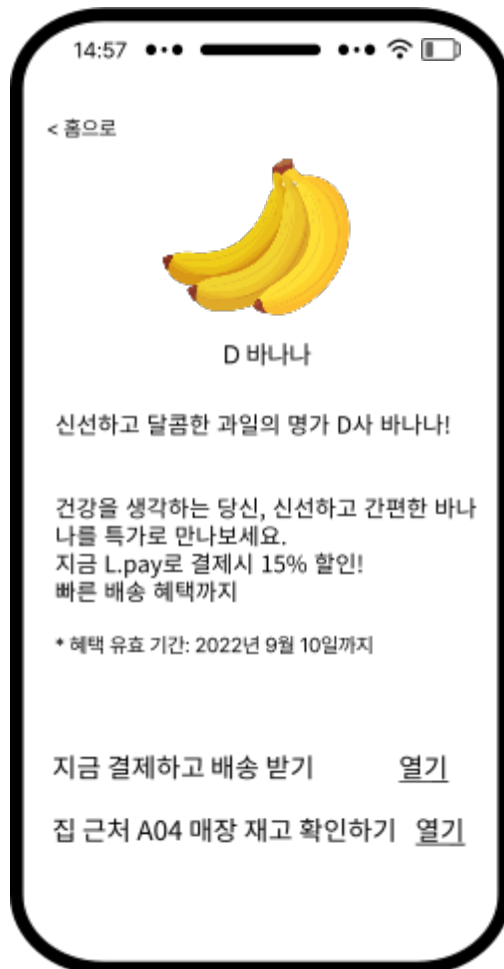
### Brother Shin의 제안

오펜이 사용시 할인 혜택 제공,  
**RFM 분류 기준**으로 충성도가 높은 고객일수록 유효기간 연장 등  
차별화된 혜택 부여

# 05. 활용방안

L.PAY with L.POINT

## L.pay 어플을 통한 추천 예시 - 타 제휴사 내 온라인 상품 추천



마케터 A

### 마케터의 고민

제공하는 할인 쿠폰의 사용률을 높일 수 있는 방법이 있을까?



### Brother Shin의 제안

제휴사별 구매 패턴을 반영하여  
온라인 결제율이 높은 A04 제휴사의 경우  
온라인 쿠폰 제공

## 06. 기대효과

# 06.기대효과

L.PAY with L.POINT

## 1. 충성고객 잡기 경쟁 치열

[뉴투분석] "충성고객 잡아라"...롯데·신세계·11번가 등 유통업체 유료 멤버십 경쟁 '후끈'

- 기업 간의 뚜렷한 차별점이 줄어들고 경쟁이 심화하는 시장 속에서 충성고객 확보의 중요성 인지
- 기존의 충성고객에는 더 나은 혜택을, 충성고객이 아닌 고객들에게는 적절한 유인책 제공.

## 2. 위치기반 서비스(L.pot) 종료

[엘포인트] 위치기반서비스(L.pot) 종료 안내 •

2022.06.10

- 2022년 6월 30일 L.pot 종료: 개인정보 보안 리스크 등의 이유로 고객 이용률 저조
- 폐이를 운영하는 업체 입장에서 위치 기반 서비스는 필수적인 기능이므로 기존의 보안 리스크를 최소화하는 방향의 new 위치기반서비스 제안

## 고객 소비 성향 및 위치 기반 맞춤형 상품 추천 서비스를 통한 개인화 마케팅 전략

### 1. 고객 등급별 차별화 마케팅

- 고객 RFM 분석을 통해 구분한 고객군에 따라 차별화된 혜택을 제공해 충성고객 확보
- ex1. VIP 잠재 등급(p.16 참고) 고객들에게는 확실한 충성고객이 될만한 유인책 마케팅
- ex2. 신규고객들에게는 추천 서비스의 편리성을 강조하여 지속적인 사용유도

### 2. 오프라인 매장 활성화

- 고객 위치정보를 사용하지 않고 구매한 점포의 위치정보를 사용하여 개인정보보안 리스크 감소
- 타 제휴사에서 구매할 수 있는 상품 추천을 통해 제휴사 간 연계효과 및 오프라인 매장 활성화 기대



THANKYOU

Brother Shin————— LPOINT WITH LPAY