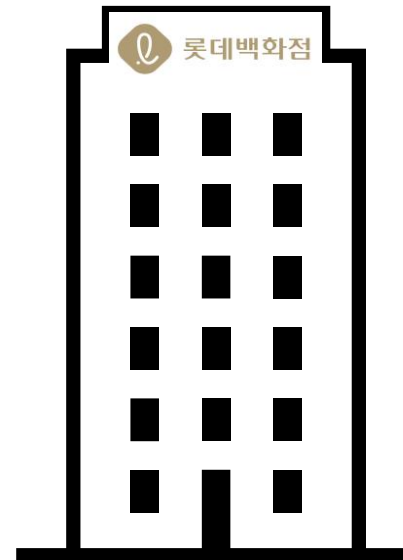
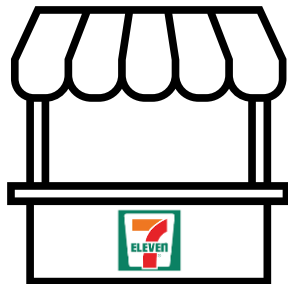


# 신규고객 잠재유형 예측 및 기존고객 유형화를 통한 개인화 마케팅 전략수립

Team. 우리 좀 롯데

( 백찬진, 이성규, 지윤혁 )

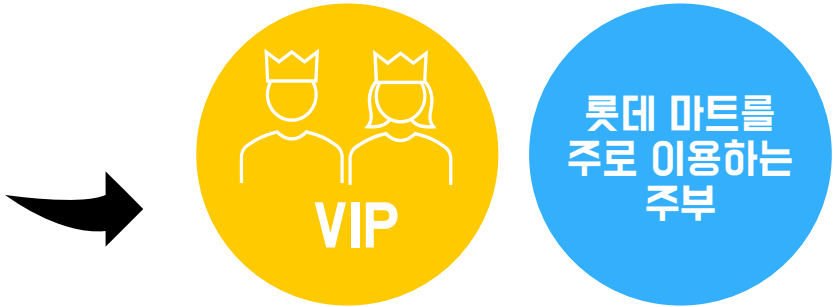


# 주제선정배경

## 1. 신규 고객의 잠재 유형을 예측

### 1. 기존고객 “구매건수가 3회 초과인 고객”

	A	B	C	D	E	F	G
1	기존고객						
2	고객 ID	나이	성별	거주지	관심 상품	충성도	구매력
3	1	23	남	서울	컴퓨터용품	하	하
4	2	51	여	경기도	식자재	상	중
5	3	42	여	부산	여성의류	상	상
6	4	62	남	경기도	식당	중	상



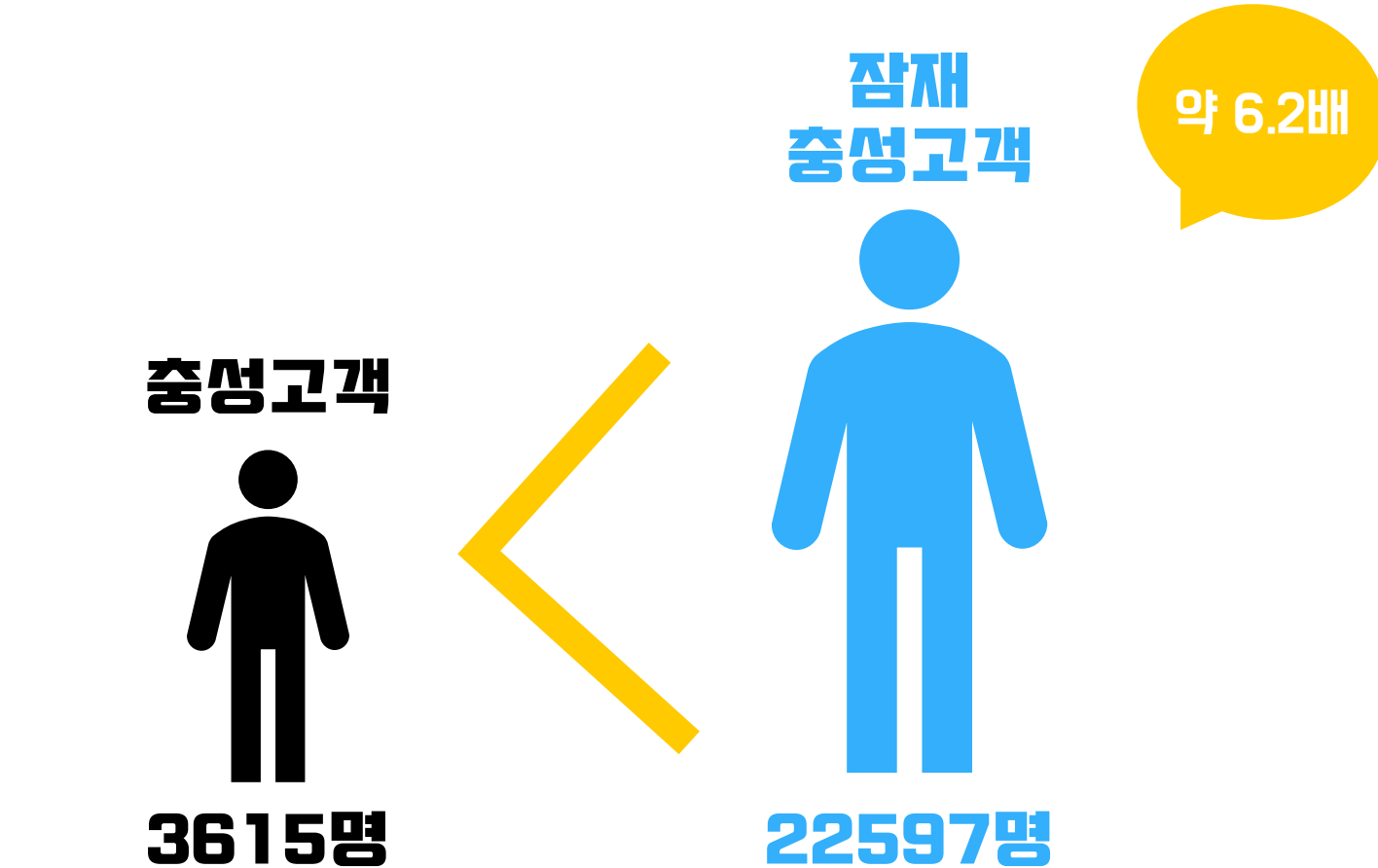
### 2. 신규고객 “구매건수가 3회 이하인 고객”

9	신규고객						
10	고객 ID	나이	성별	거주지	관심 상품	충성도	구매력
11	5	32	남	서울	?	?	?
12	6	25	여	부산	?	?	?



# 주제선정배경

2. 데이터에 기반하여 기존 고객을 유형화하고, 유형에 따라 개인화 마케팅 진행

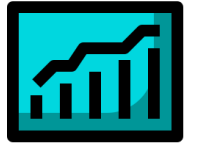
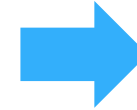
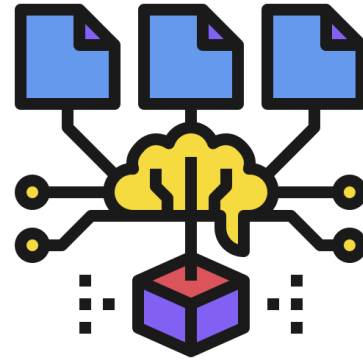
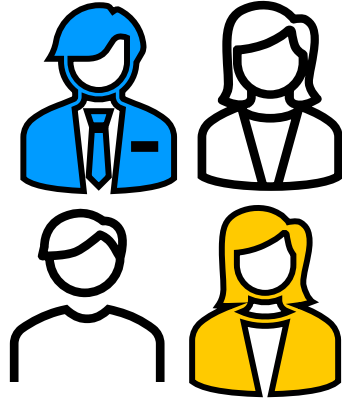
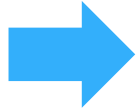
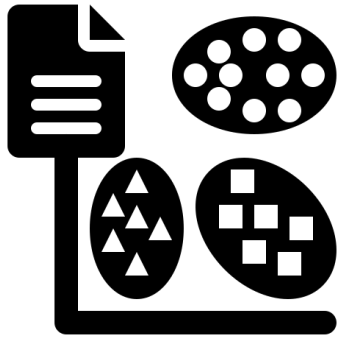


“

잠재 충성 고객의 수가 충성고객의 수보다 약 6.2배 많음  
잠재 충성 고객이 충성 고객으로 전환된다면 매출증대 예상

”

## 프로젝트개요



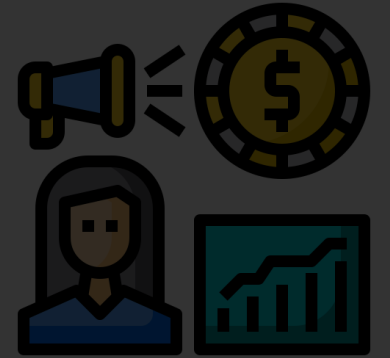
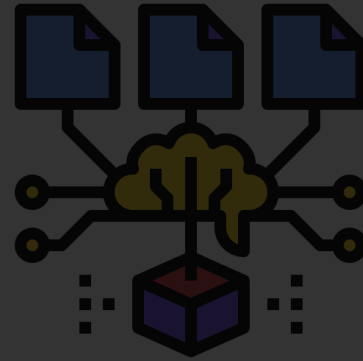
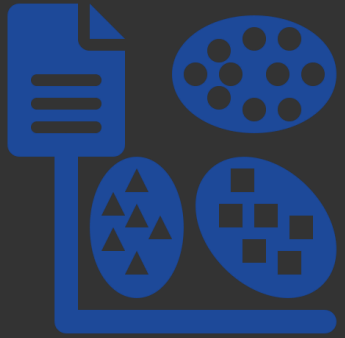
RFM기반 기존고객 유형화

유형별 특징분석

신규고객 유형 예측

고객 유형별 마케팅 제안

# 프로젝트개요



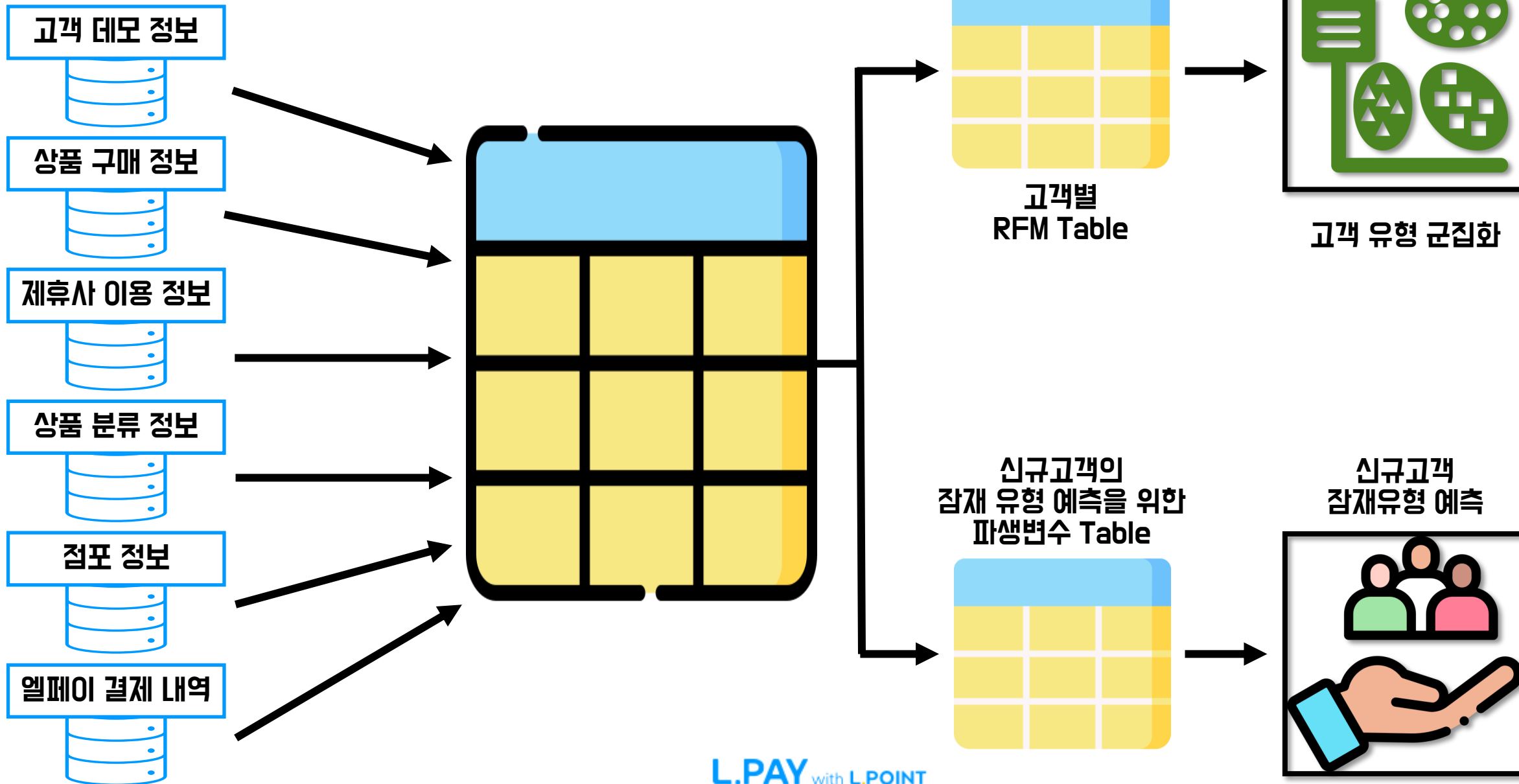
RFM기반 기존고객 유형화

유형별 특징분석

신규고객 유형 예측

고객 유형별 마케팅 제안

RFM기반 기존고객 유형화  
전처리 [ Flow ]



RFM기반 기존고객 유형화  
전처리 [ Flow ]

고객 데모 정보



상품 구매 정보



제휴사 이용 정보



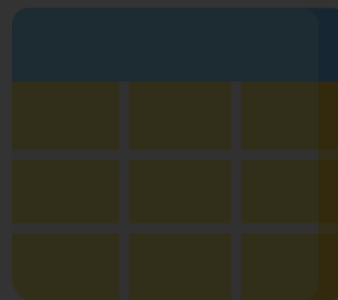
상품 분류 정보



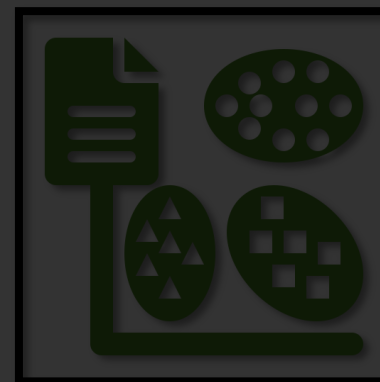
점포 정보



엘페이 결제 내역

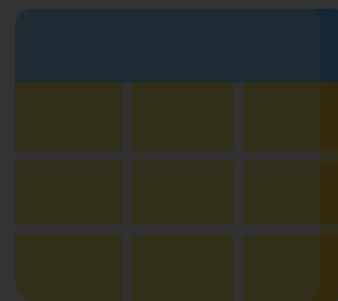


고객별  
RFM Table



고객 유형 군집화

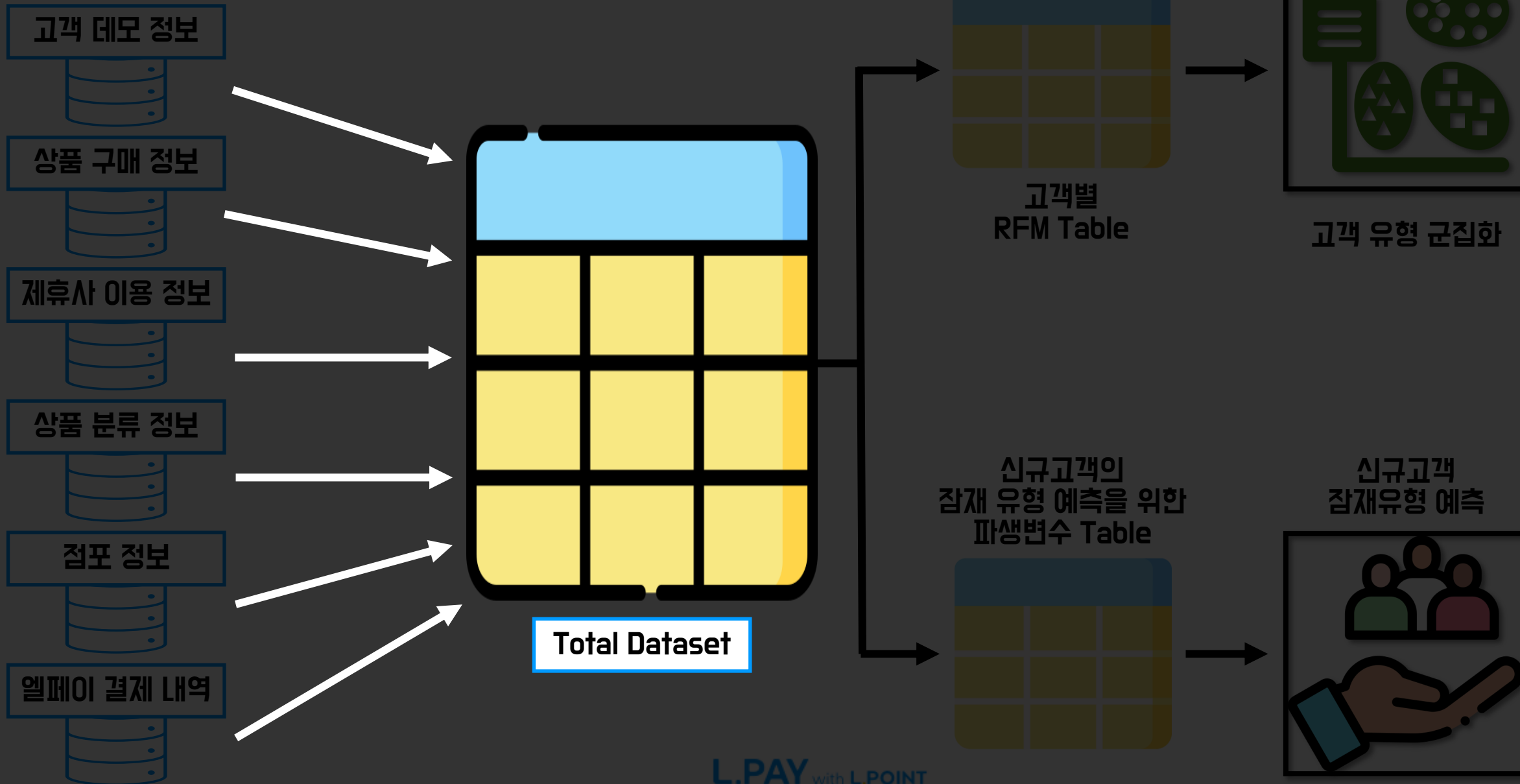
신규고객의  
잠재 유형 예측을 위한  
파생변수 Table



신규고객  
잠재유형 예측

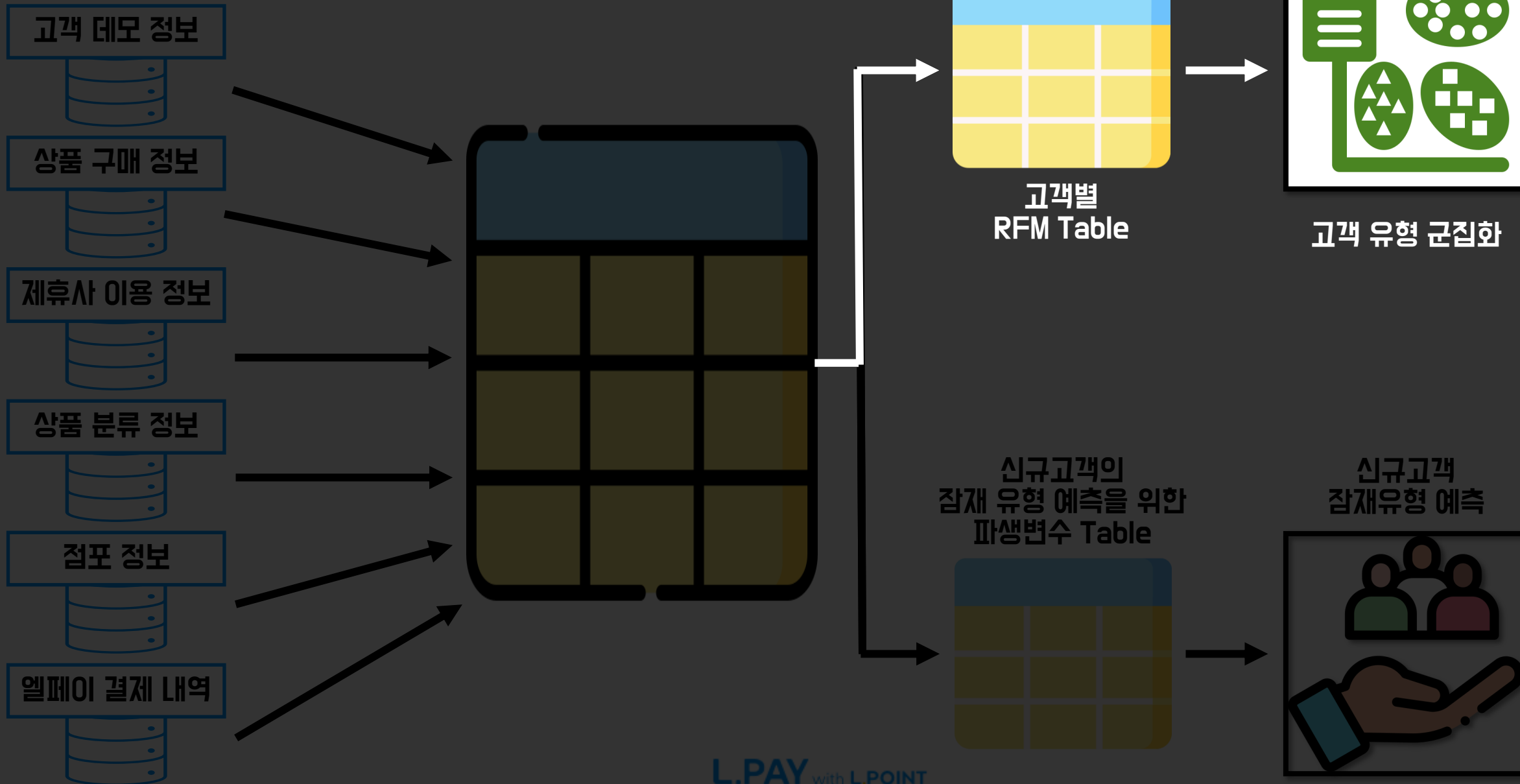


RFM기반 기존고객 유형화  
전처리 [ Flow ]





RFM기반 기존고객 유형화  
전처리 [ Flow ]



## Pre-processing 3 [고객별 RFM Table 구축]



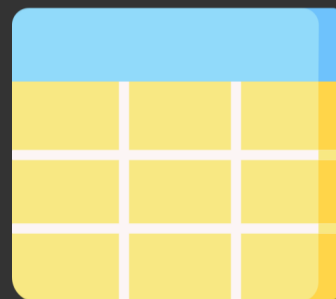
데이터셋의 시작시점을 기준으로 가장 **최근**  
구매한 날짜까지의 일수 간격을 구함  
→ 가장 최근에 방문한 고객이 가장 높은 점수



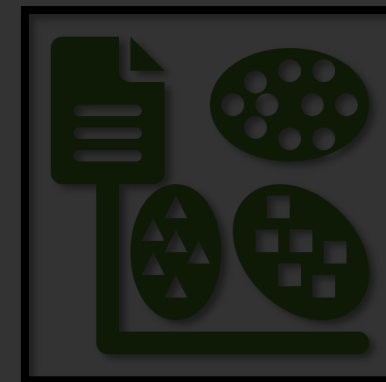
데이터셋에서 '영수증 번호'를 기준으로  
도출한 **구매횟수**  
→ 가장 많은 영수증 기록을 가진 고객이  
가장 높은 점수



**총 구매금액**  
→ 가장 많은 총 구매금액을 가진 고객이  
가장 높은 점수



고객별  
RFM Table



고객 유형 군집화

## RFM이란?

사용자별로 **얼마나 최근에, 얼마나 자주, 얼마나 많은 금액을**  
**지출했는지에** 따라 사용자들의 분포를 확인 하거나  
사용자 그룹(또는 등급)을 나누어 분류 하는 분석 기법

**R**ecency (거래 최근성): 얼마나 최근에 구입했는가?  
**F**requency (거래빈도): 얼마나 빈번하게 우리 상품을 구입했나?  
**M**onetary (거래규모): 구입했던 총 금액은 어느 정도인가?

## Customer Clustering

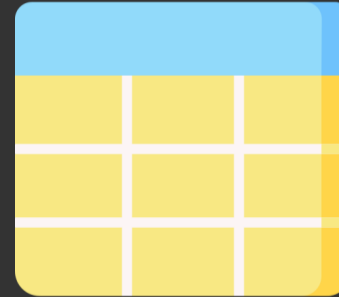
### K-means

각 데이터로부터 '데이터가 속한 군집의 중심까지의 거리'를 기준으로  
서로 유사한 데이터들은 같은 그룹으로,  
유사하지 않은 데이터는 다른 그룹으로 분리하는 비지도학습 방법

### 실루엣 계수

각 데이터 포인트와 주위 데이터 포인트들과의 거리를 계산함  
군집 안에 있는 데이터들은 잘 모여있는지, 군집끼리는  
서로 잘 구분되는지 클러스터링을 평가하는 척도

-> 실루엣 계수를 기준으로 점수가  
가장 높았던 **K-means**를 사용함 (약 0.588)

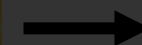
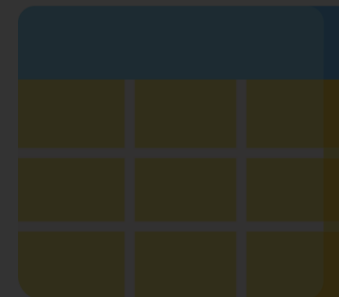


고객별  
RFM Table



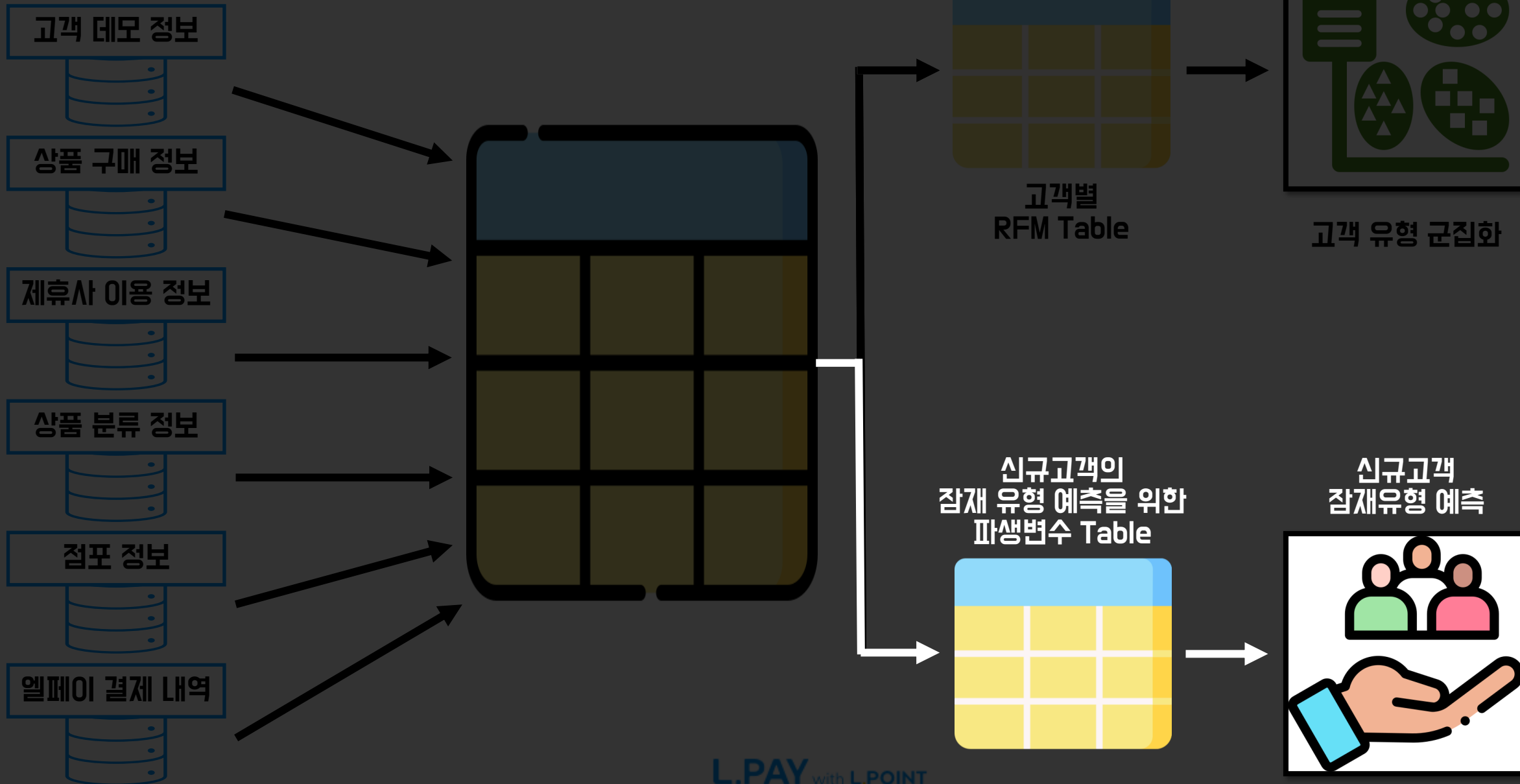
고객 유형 군집화

신규고객의  
잠재 유형 예측을 위한  
파생변수 Table

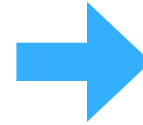
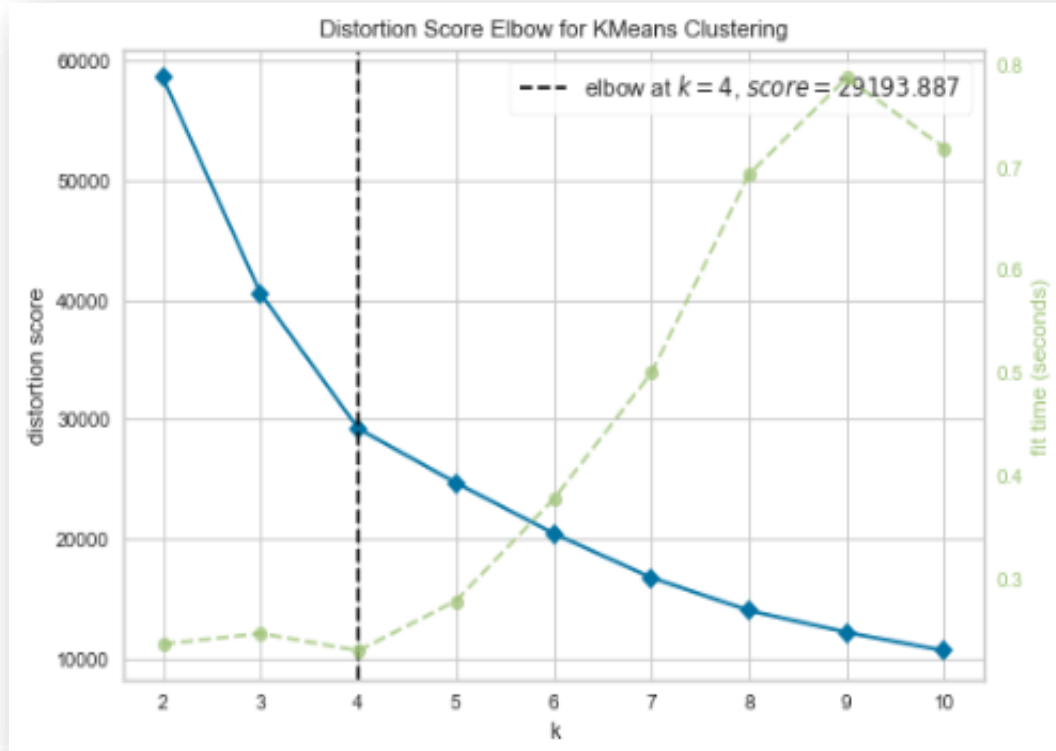


신규고객  
잠재유형 예측

RFM기반 기존고객 유형화  
전처리 [ Flow ]



RFM기반 기존고객 유형화  
**고객 유형화**  
 [ k-means Clustering ]



유형1

'코로나 싫어'



유형2

초보주부



유형3

롯데고수



유형4

주부9단

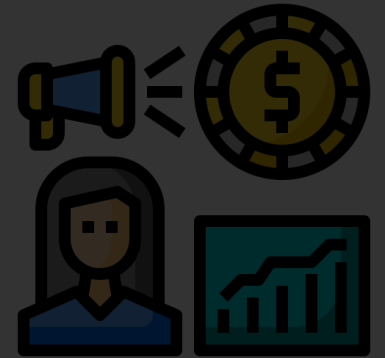
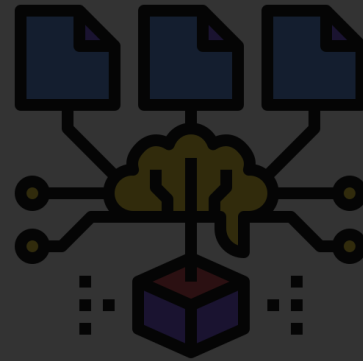
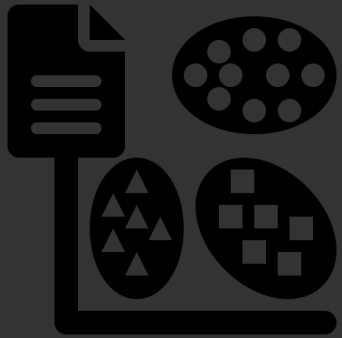


고객별 RFM 테이블의 K-means Clustering 실행 결과.

Elbow point를 고려하였을 때, 최적의 군집 수는4 구간이므로.

고객 유형을 **4개 군집**으로 세분화함

# 프로젝트개요



RFM기반 기존고객 유형화

유형별 특징분석

신규고객 유형 예측

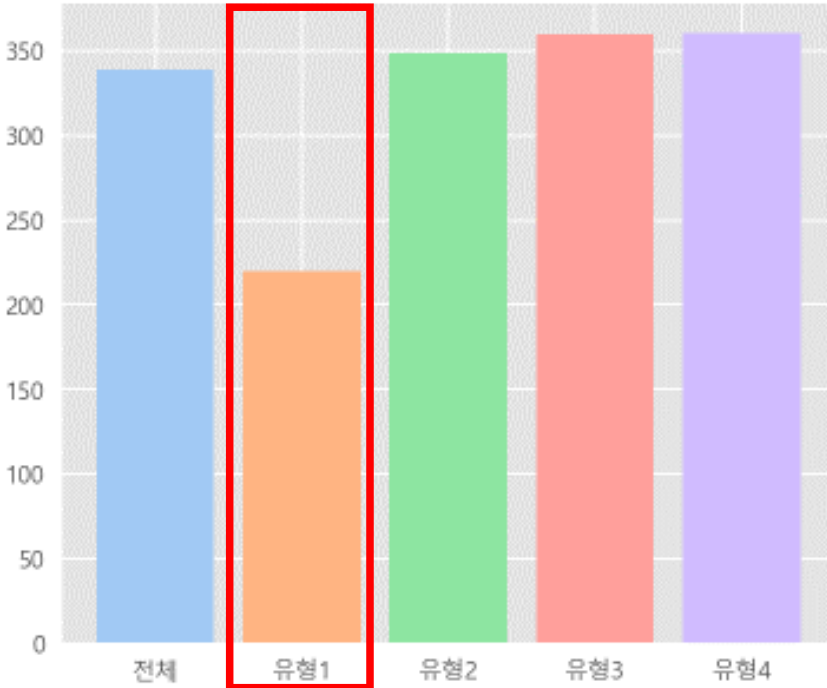
고객 유형별 마케팅 제안

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

유형별 특징분석

## 유형별 RFM의 평균값

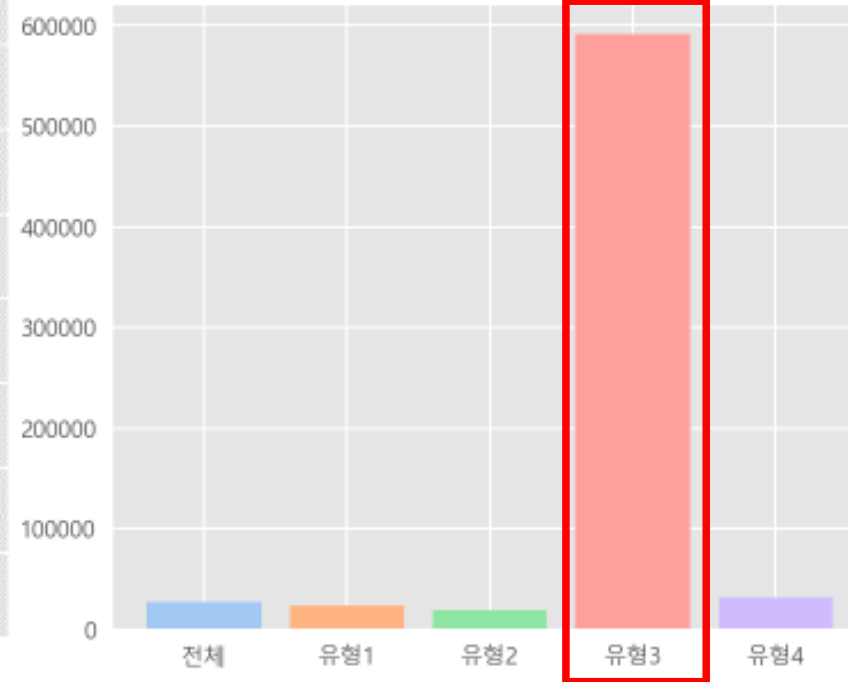
유형별 평균 Recency



**유형1의 경우**

**비교적 최근에 방문을 하지 않음**

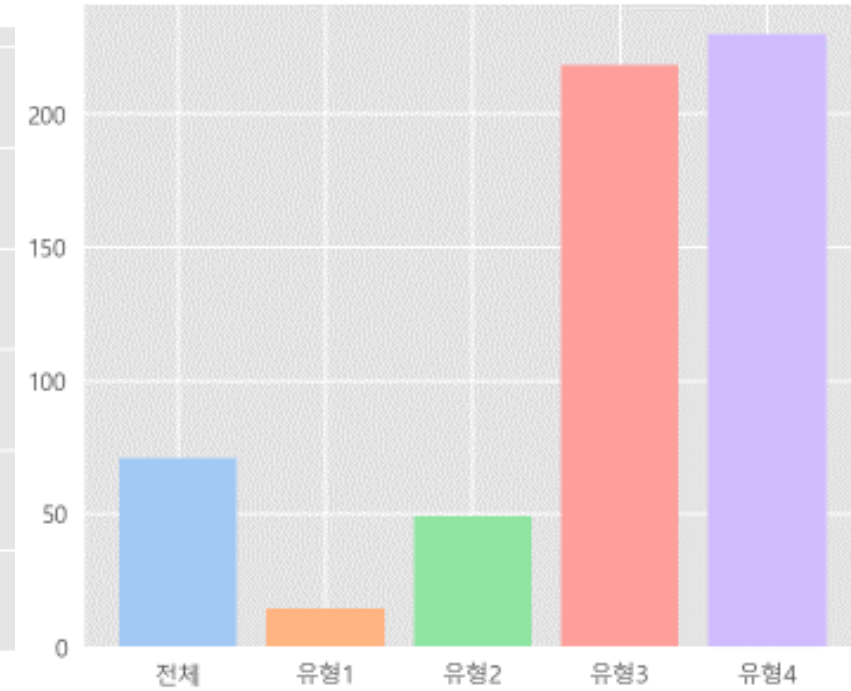
유형별 평균 구매금액



**유형3의 경우**

**평균 구매금액이 높음**

유형별 평균 방문일수



**유형1,2는 방문일수가 적고**

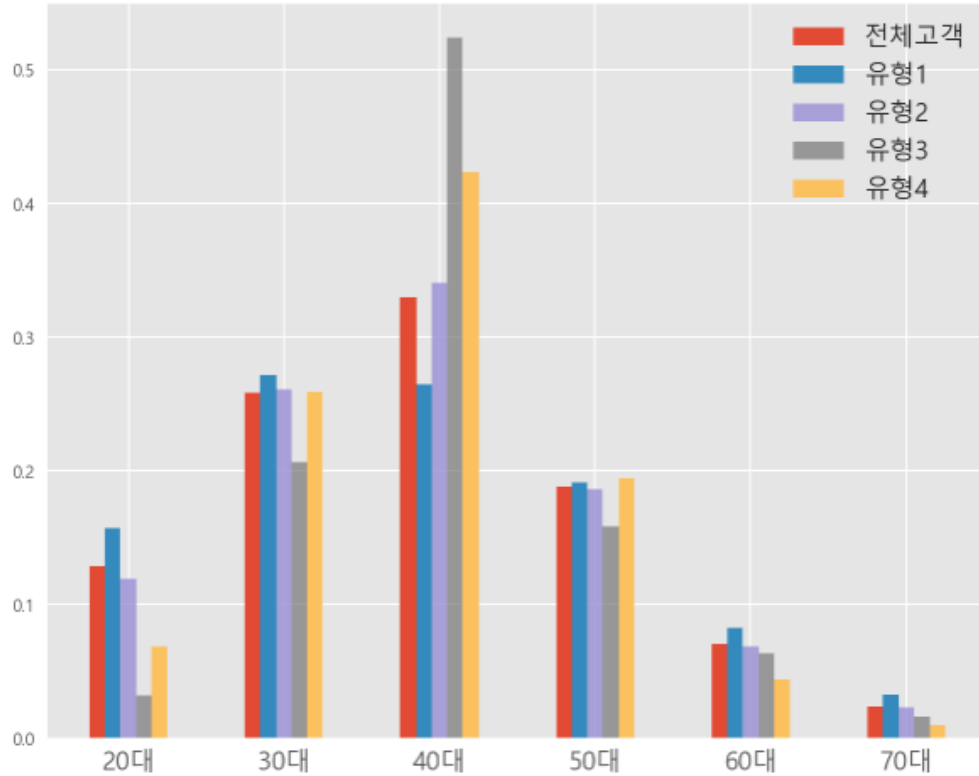
**유형3,4는 방문일수가 많음**

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

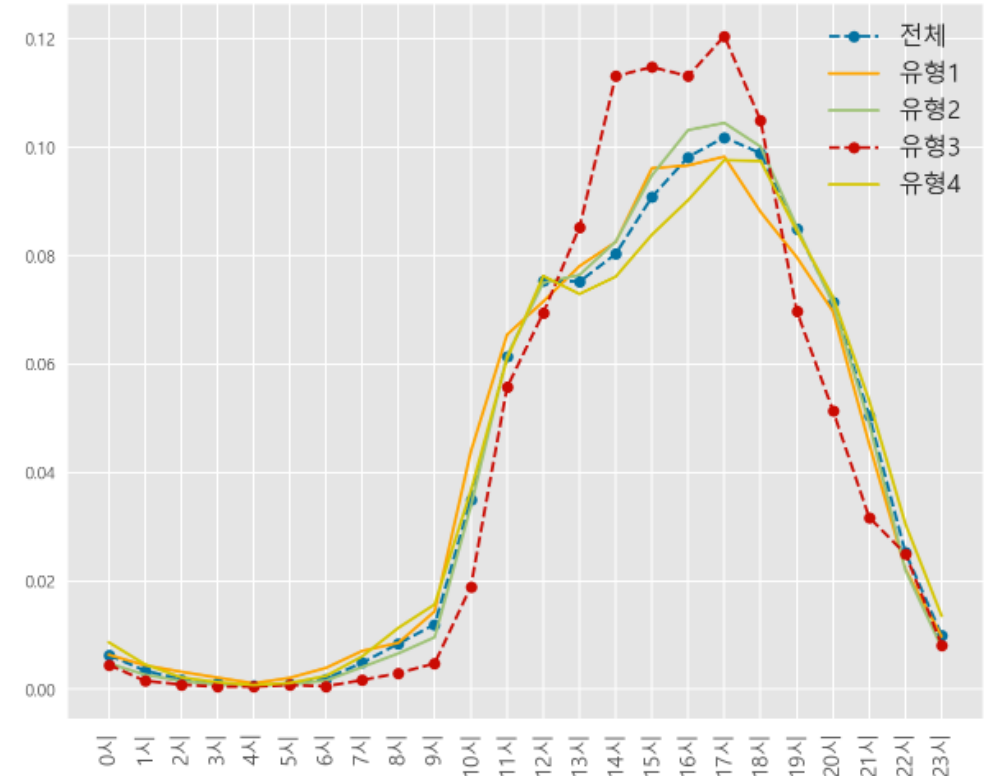
유형별 특징분석

연령대, 주이용시간

유형별 연령대 분포



유형별 구매시간 분포



**유형3, 4**의 경우 구매력이 높은 **40대**의 분포가 많음  
**유형1**의 경우 구매력이 비교적 낮은 **20대**의 분포가 많음

**유형 3**의 경우 구매시간이  
**오후 2시 ~ 5시** 사이에 많이 분포하는 모습을 보임

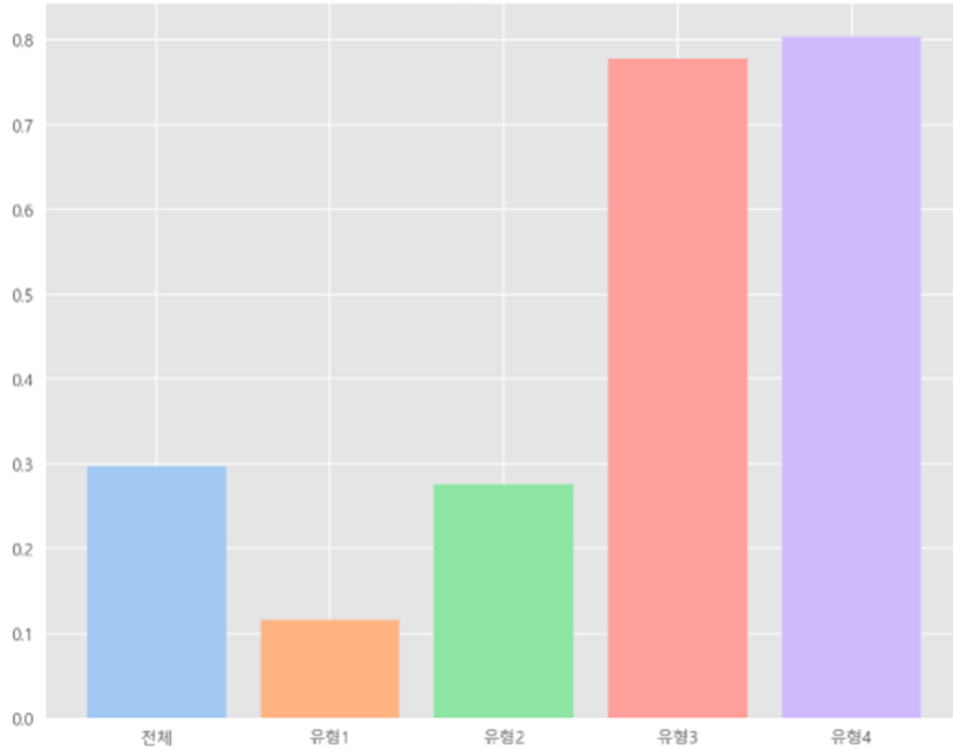


# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

유형별 특징분석

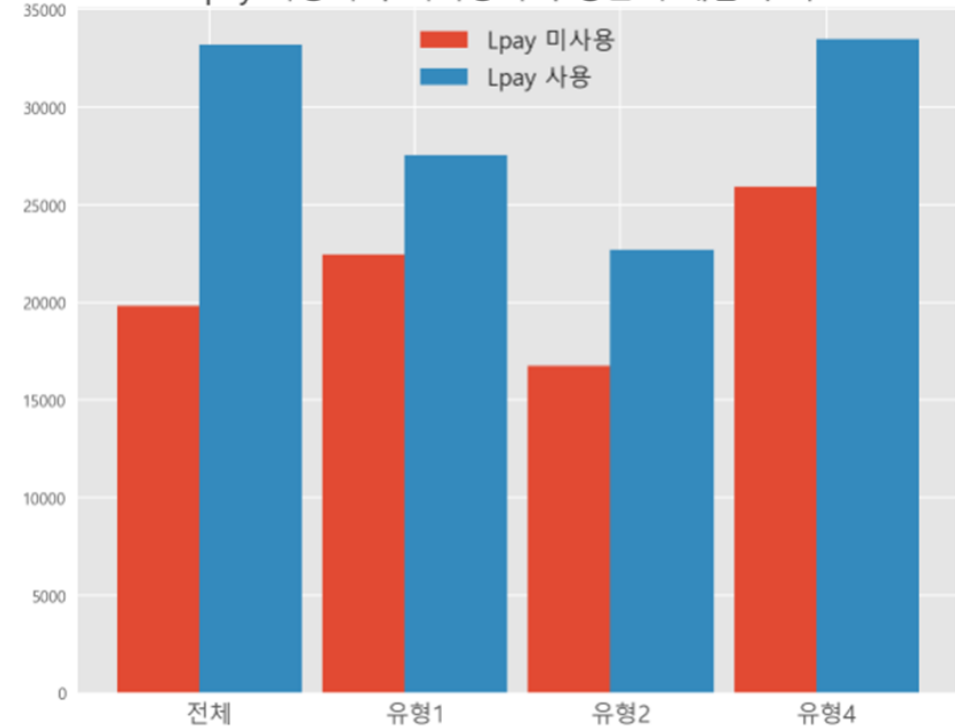
Lpay

유형별 Lpay 사용자 비율



**유형3,4의 경우 Lpay 사용률이 높음**

Lpay 사용자와 미사용자의 평균 구매금액 비교



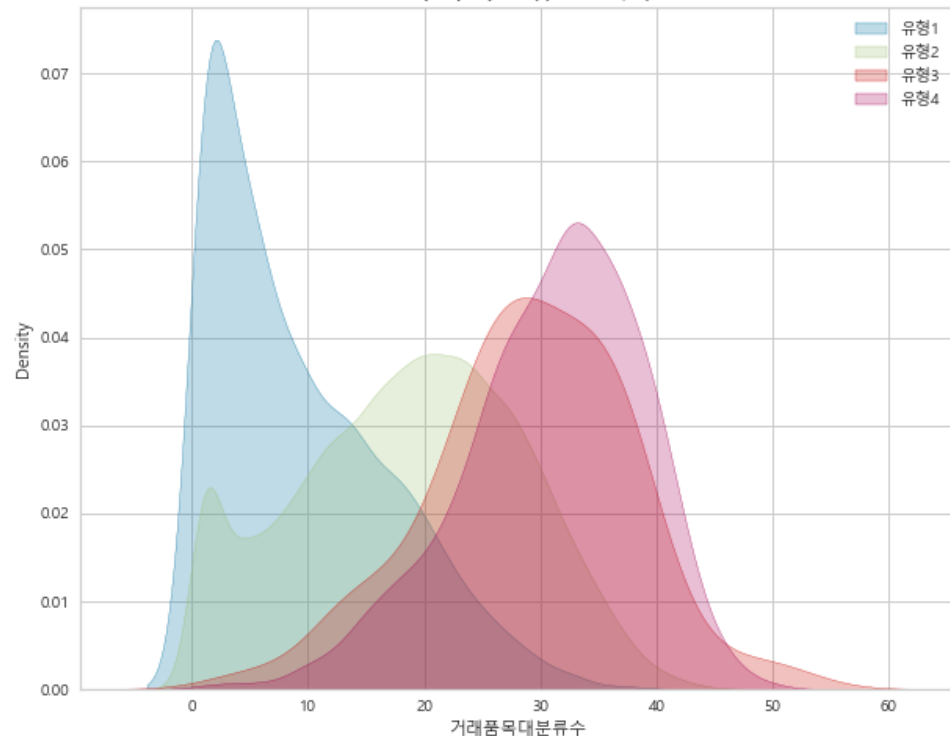
**유형 3을 제외한 모든 유형에서  
Lpay 사용자의 평균 구매금액이 미사용자보다 높음  
이후 Lpay 이용률을 높이기 위한  
마케팅을 진행 시 수익창출 기대**

# 유형별 특징분석 시각화를 통한 유형별 특징 분석

친다 구매 품목, 구매 대분류 품목수



유형별 거래대분류 품목수 분포



유형 3의 경우 비교적 가격대가 있는 제품군을 많이 구매

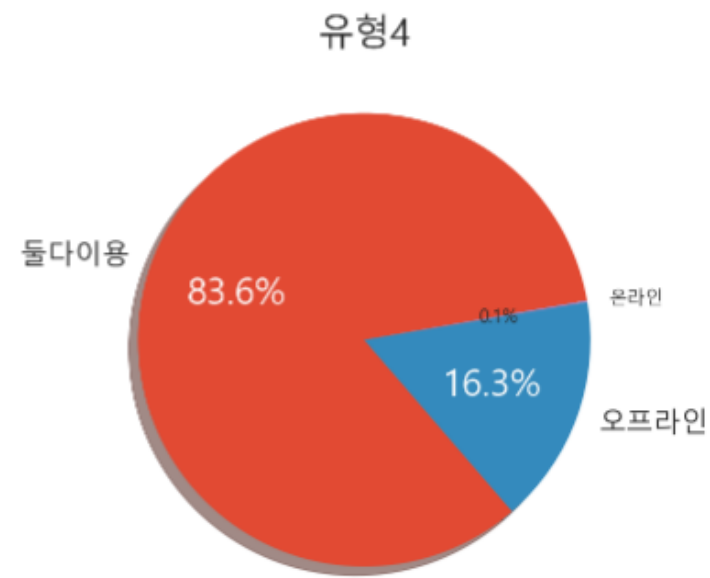
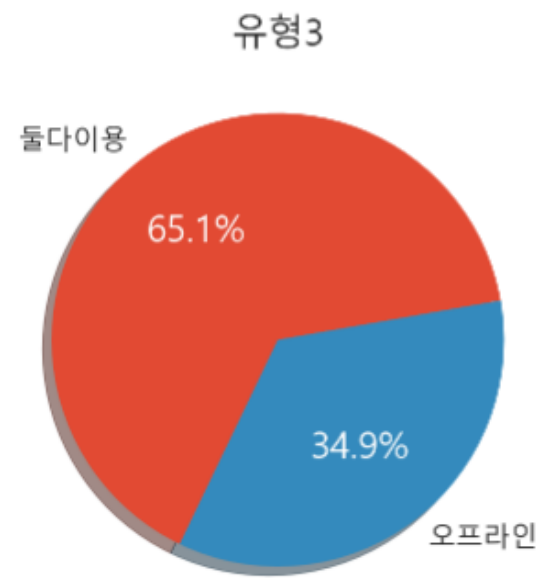
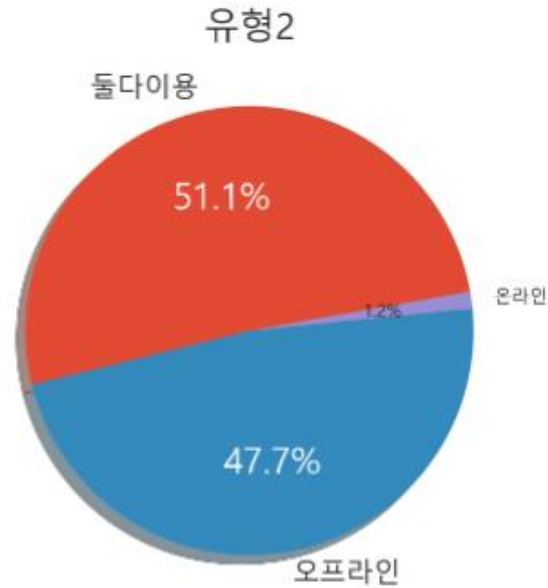
유형1, 2, 4의 경우 평균적으로 구매하는 제품군은 비슷함

충성도가 높은 유형일수록

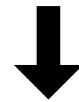
거래하는 대분류품목수가 많음을 알 수 있음

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

## 유형별 온,오프라인 이용자수 분포



유형 3, 4의 경우 온라인만을 이용한 고객의 분포가 거의 없는 반면,  
유형 1, 2의 경우 비교적 오프라인과 온라인의 비율이 높음.

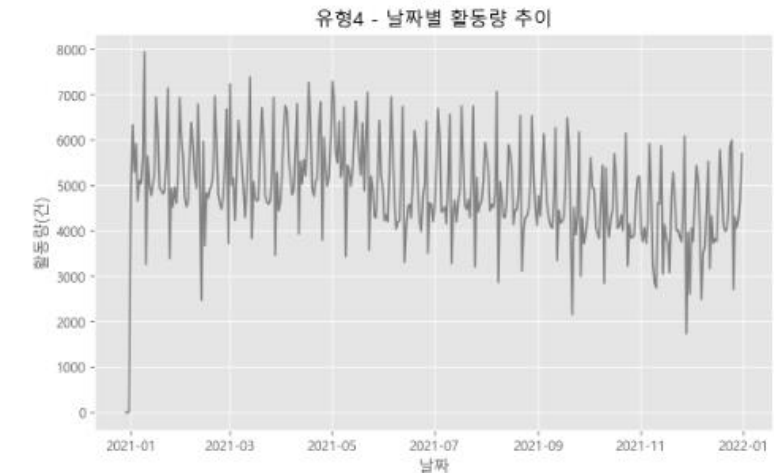
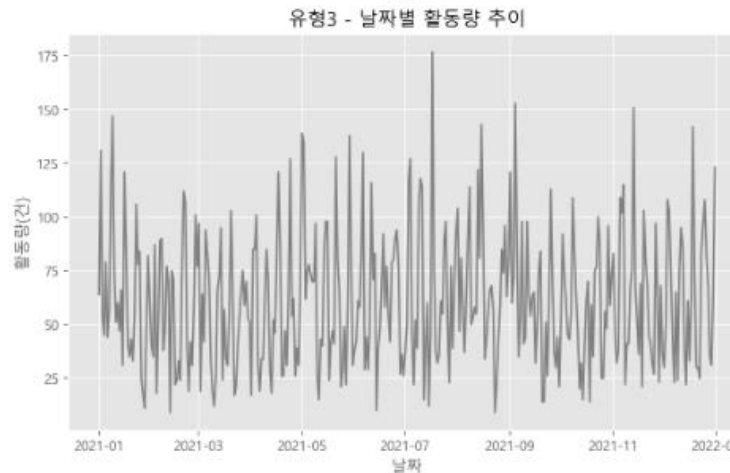
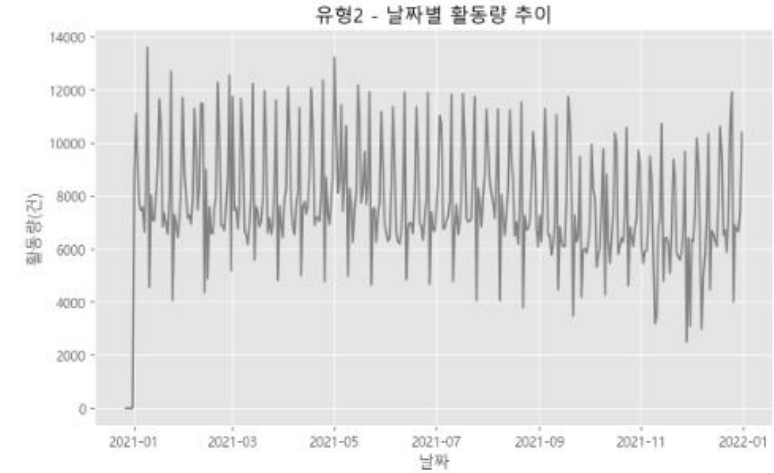
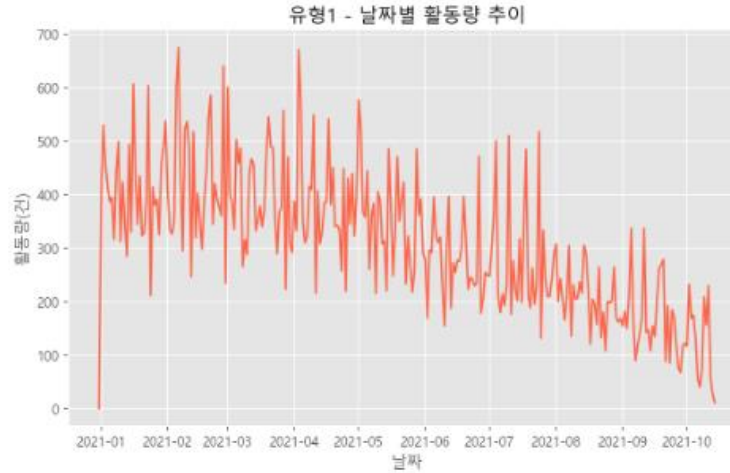
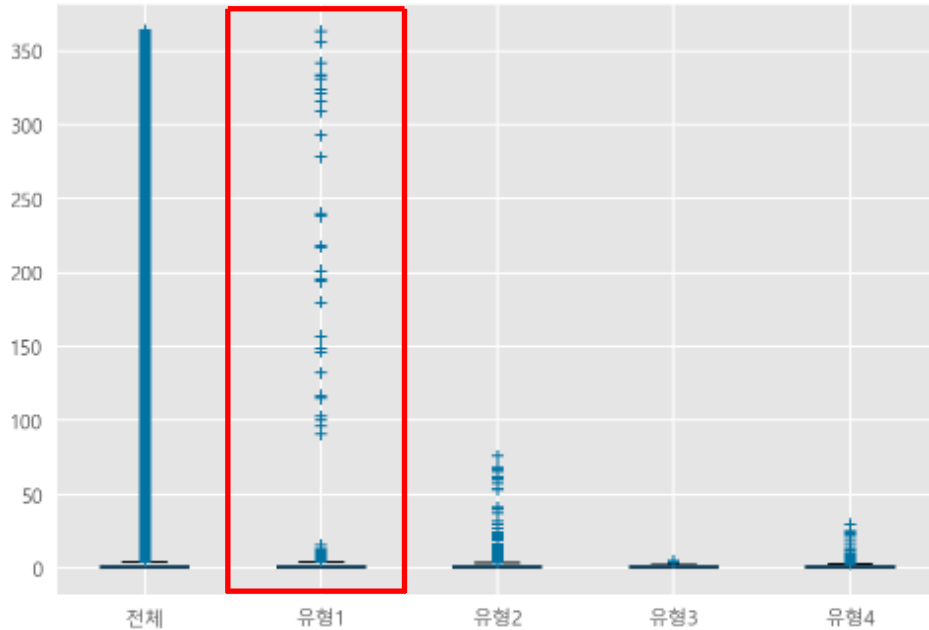


유형 1, 2, 4의 경우 **최다 구매품목이 비슷**했기 때문에  
유형 1, 2의 고객들에게 **온라인에 대한 홍보**를 한다면 충성고객의 수를 늘려 매출 증대에 기여할 수 있을 것으로 판단

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

이탈 위험 비율, 날짜별 활동량

유형별 이탈 위험률 분포



최종 구매경과일과 평균 구매주기를 고려하여  
고객의 이탈 위험률 계산  
유형 1, 2의 이탈 위험률 분포가  
유형 3, 4보다 높음

유형 1의 경우 날짜별 활동량의 추이가 감소하는 모습을 보임

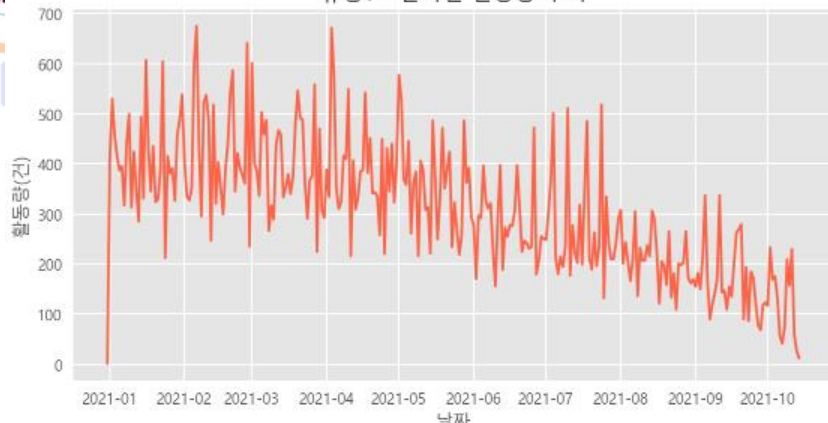
유형별 특징분석

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

[ 외부데이터 ]



유형1 - 날짜별 활동량 추이



제공받은 데이터는 코로나가 유행하던 시기

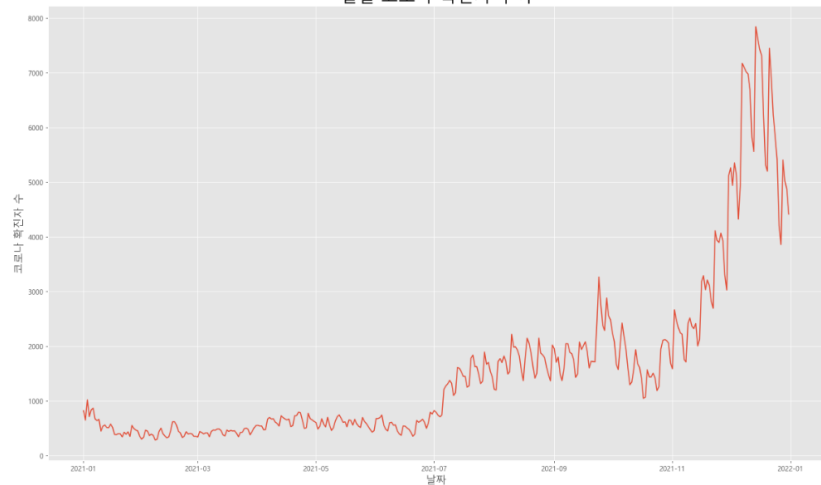


유형1의 활동량이 감소하는 이유는  
코로나와 관련이 있지 않을까?

## 대한민국의 코로나19 총 누적 확진자와 사망자

	국가	구분	일자	누적확진(명)	신규확진(명)	인구확진률(%)	인구(명)	누적사망(명)	신규사망(명)	사망률(%)
0	대한민국	일간	2021-01-01	62593	824	0.12	51815810	942	25	1.50
1	대한민국	일간	2021-01-02	63244	651	0.12	51815810	962	20	1.52
2	대한민국	일간	2021-01-03	64264	1020	0.12	51815810	981	19	1.53
3	대한민국	일간	2021-01-04	64979	715	0.13	51815810	1007	26	1.55
4	대한민국	일간	2021-01-05	65818	839	0.13	51815810	1027	20	1.56
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
581	대한민국	일간	2022-08-05	20383621	110610	39.34	51815810	25236	45	0.12
582	대한민국	일간	2022-08-06	20489128	105507	39.54	51815810	25263	27	0.12
583	대한민국	일간	2022-08-07	20544420	55292	39.65	51815810	25292	29	0.12
584	대한민국	일간	2022-08-08	20694239	149819	39.94	51815810	25332	40	0.12
585	대한민국	일간	2022-08-09	20845973	151734	40.23	51815810	25382	50	0.12

일별 코로나 확진자 추이



2021년 코로나 신규 확진자, 사망자, 등  
코로나에 관한 데이터를 외부 데이터로 사용

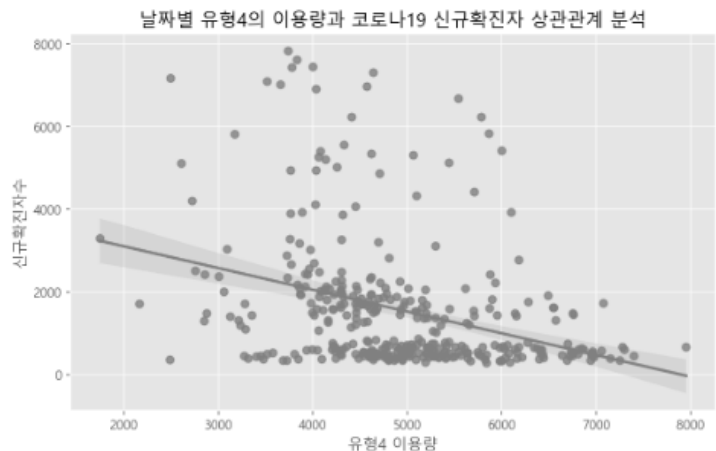
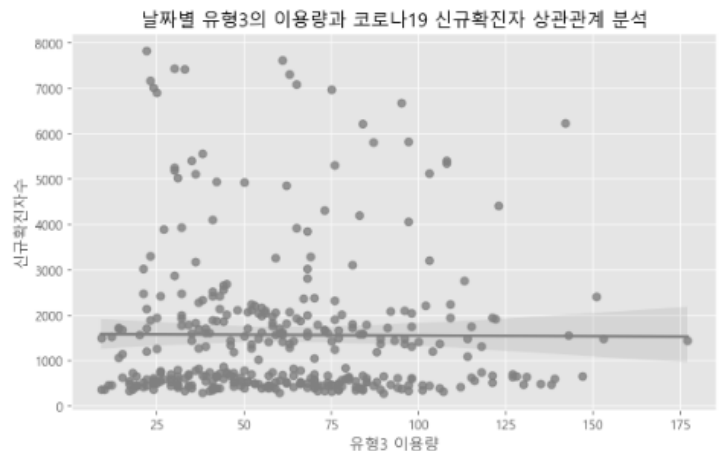
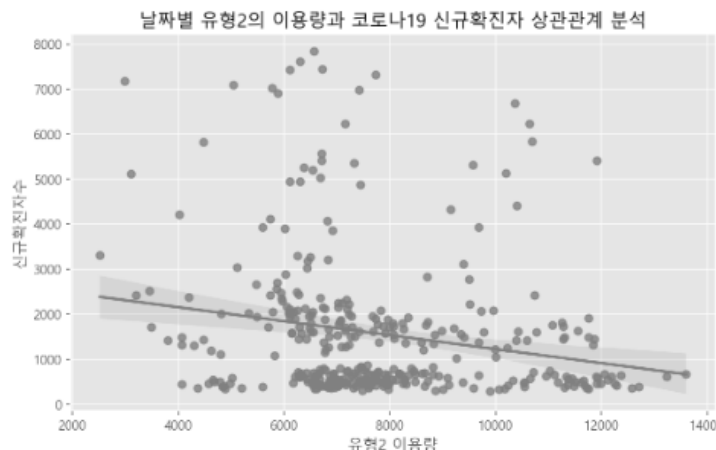
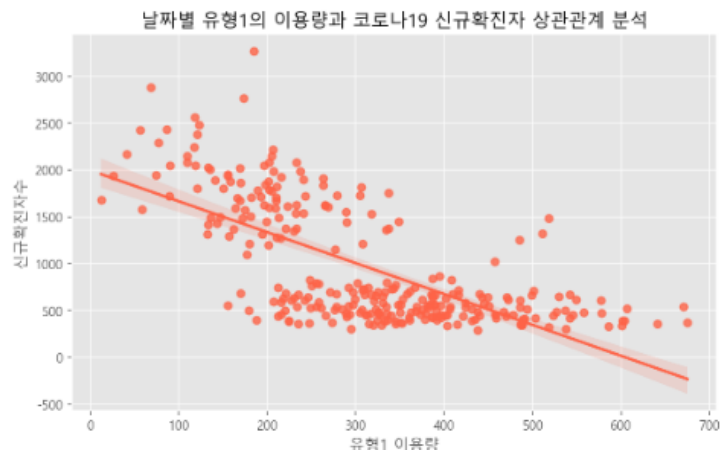
외부데이터출처:  **INSFILER**

[https://insfiler.com/detail/rt\\_corona19\\_all-0008](https://insfiler.com/detail/rt_corona19_all-0008)

**L.PAY** with L.POINT



유형 1의 활동량과 코로나 확진자 사이의 관계가 있는지 **피어슨 상관계수**를 확인하여 검증



유형	상관계수
<b>유형1</b>	<b>-0.678</b>
유형2	-0.201
유형3	-0.006
유형4	-0.339

유형1의 경우

**-0.678의 강한 상관계수를 보임**

**즉, 코로나 확진자 수가 증가할수록**

**유형 1의 활동량은 감소함을 알 수 있음**

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

## 유형1

### '코로나 싫어'

전체 유형중 방문한지 가장 오래됨  
평균 구매금액 낮음  
평균 방문일수 낮음  
전체 유형중 20대 비율 가장 높음  
Lpay사용비율 가장 낮음  
온라인 사용비율 가장 낮음  
이탈 위험률 분포 가장 높음  
코로나에 영향을 받음  
거대 대분류 품목수 비교적 적음



## 유형2

### 초보주부

구매금액은 평균과 가까움  
평균 방문일수 낮음  
전연령대 고르게 분포  
Lpay사용비율 낮음  
온라인 사용비율 낮음  
이탈 위험률 분포 비교적 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 적음



## 유형3

### 롯데고수

평균 구매금액 매우 높음  
평균 방문일수 매우 높음  
전체 유형중 40대 비율 가장 높음  
Lpay사용비율 비교적 높음  
비교적 가격대가 높은 품목 선호  
온,오프라인 동시 이용 비율 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 많음



## 유형4

### 주부9단

평균 구매금액 평균  
전체 중 평균 방문일수 매우 높음  
40대 비율 높음  
Lpay사용비율 가장 높음  
최다구매품목 생활용품  
온,오프라인 동시 이용 비율 가장 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 많음



# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

**유형1**  
**'코로나 싫어'**

전체 유형중 방문한 횟수가 가장 오래됨  
평균 구매금액 낮음  
평균 방문일수 낮음  
전체 유형중 20대 비율 가장 높음  
Lpay사용비율 가장 낮음  
온라인 사용비율 가장 낮음  
이탈 위험률 가장 높음  
코로나에 영향을 받음  
거대 대분류 품목수 비교적 적음

**적당히  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금**



**유형2**  
**보주부**

구매금액은 평균  
평균 방문일수 높음  
전 연령대 고 이용률  
Lpay사용비율 높음  
온라인 사용비율 낮음  
이탈 위험률 비교적 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 적음


**적당히  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금**



**유형3**  
**특대고수**

평균 구매금액 매우 높음  
평균 방문일수 매우 높음  
전체 유형중 40대 비율 가장 높음  
Lpay사용비율 비교적 높음  
비교적 가격대가 높은 품목 선호  
온,오프라인 동시 이용 비율 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 적음


**적당히  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금**



**유형4**  
**주부9단**

평균 구매금액 평균  
전체 중 평균 방문일수 매우 높음  
40대 비율 높음  
Lpay사용비율 가장 높음  
최다구매품목 생활용품  
온,오프라인 동시 이용 비율 가장 높음  
거대 대분류 품목수 비교적 많음

**적당히  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금  
조금**





유형별 특징분석

# 시각화를 통한 유형별 특징 분석

[ 그래프를 통한 확인 ]

“  
유형을 **충성도**와 **소비금액**에 따라 분류

소비금액

높음

유형3

롯데고수



낮음

충성도

매우 낮음

낮음

유형1

'코로나 싫어'



유형2

초보주부



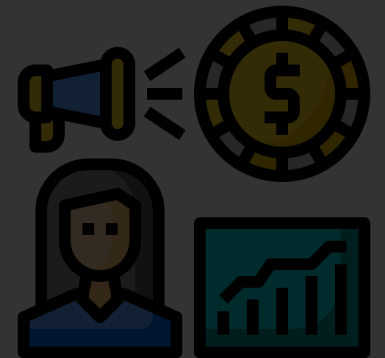
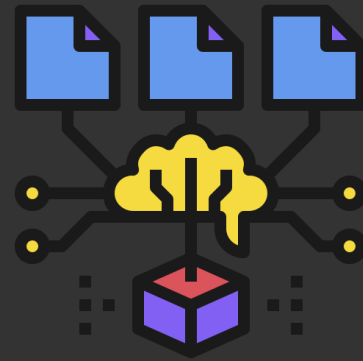
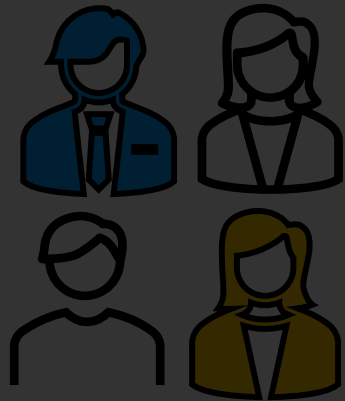
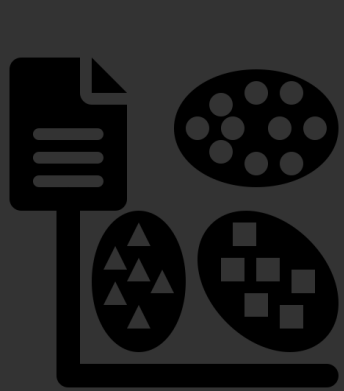
낮음

유형4

주부9단



# 프로젝트개요



RFM기반 기존고객 유형화

유형별 특징분석

신규고객 유형 예측

고객 유형별 마케팅 제안

## 파생변수 생성기준

1. EDA를 바탕으로 각 유형을 잘 분류할 수 있는 변수 생성
2. 신규 고객 유형 예측에 불리하게 작용할 변수 생성 금지

ex) 총구매금액, 총구매건수

-> 신규 고객의 경우 총 구매금액과 총구매건수가  
기존 고객에 비해 적기 때문에  
변수가 생성된다면 올바른 예측이 이뤄질 수 없음



## 일반 파생변수

### 영수증 거래내역

영수증번호길이평균, 영수증번호길이최대, 영수증 타입 최대값

### 구매일자

최다구매월, 최다 구매 계절, 평균구매일, 최다 구매 요일, 주중 주말  
선호도, 평균구매월, 구매 요일 최대값, 최다 구매년도

### 구매시간

평균구매시간, 최다구매시간, 주구매시간분류1(새벽, 오전, 오후, 저녁),  
주구매시간분류2(출근, 퇴근)

### 구매 금액

최대구매금액, 최소구매금액

### 구매 수량

평균구매수량, 최대구매수량, 최소구매수량

### 기타

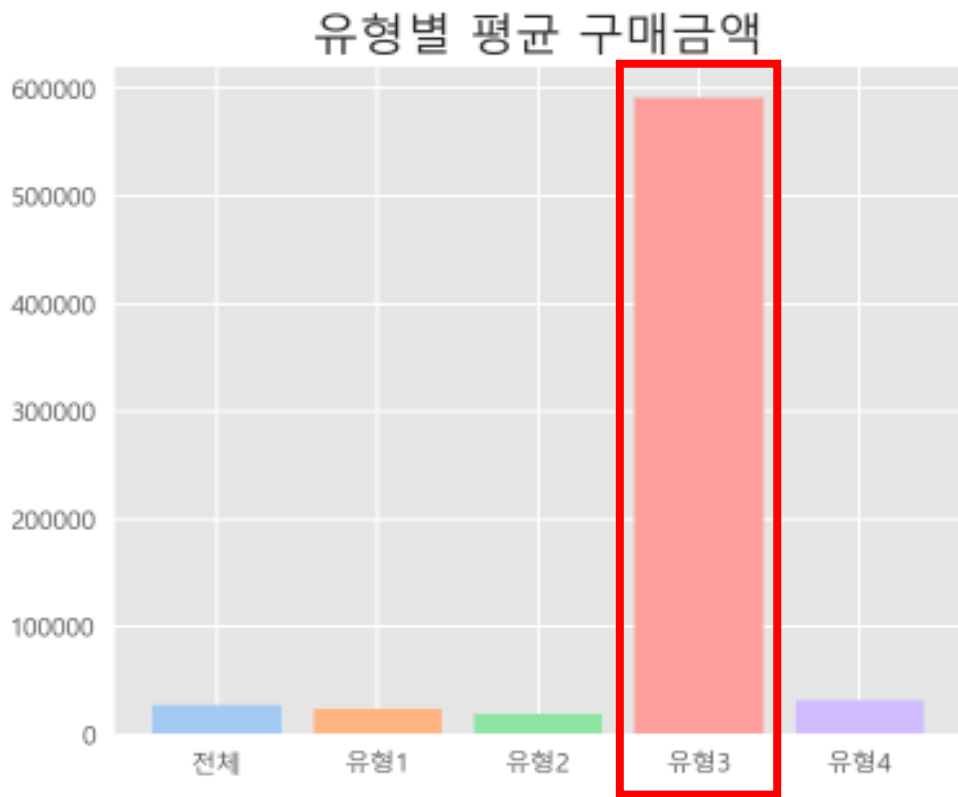
이용채널, 최다구매경로, 최다제휴사타입, 최다제휴사

신규고객 유형 예측

# 외부데이터와 EDA를 활용한 파생변수

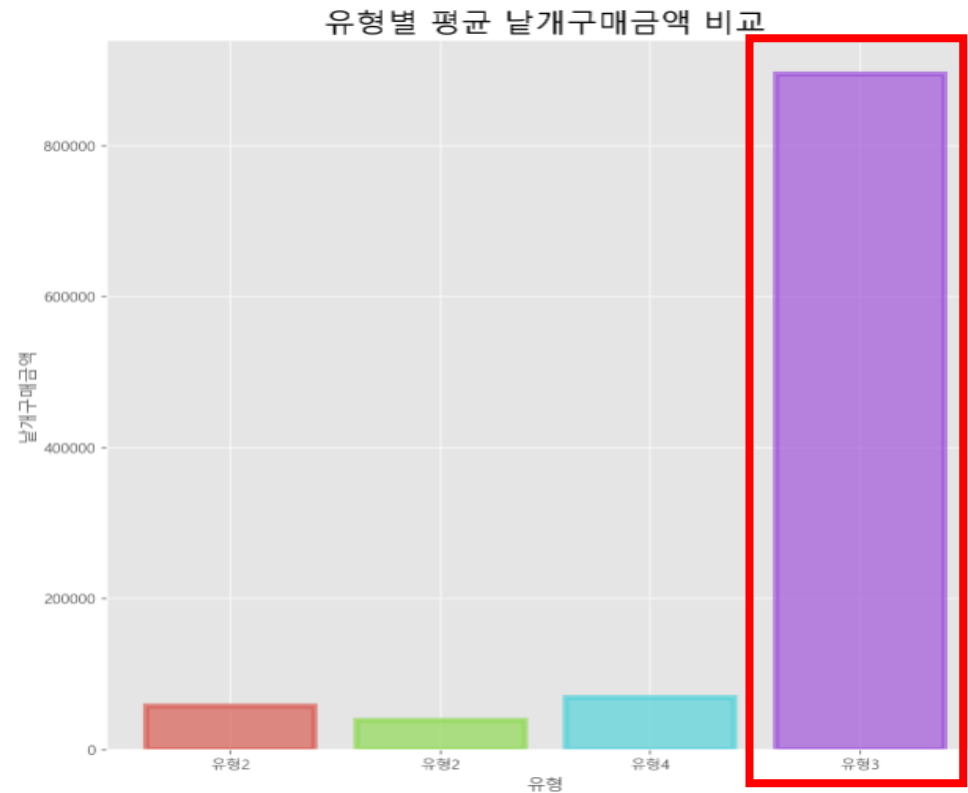
[ 파생변수 생성-중요변수 ]

## 평균 구매 금액



“고객이 한번 거래할 때, 평균적으로 지출하는 금액”

## 평균 날개 구매 금액



“고객이 한번 거래할 때, 하나의 수량의 평균금액”

신규고객 유형 예측

# 외부데이터와 EDA를 활용한 파생변수

[ 파생변수 생성-중요변수 ]

## 코로나 관련 변수



유형 1의 경우 코로나 확진자수에 영향을 많이 받음



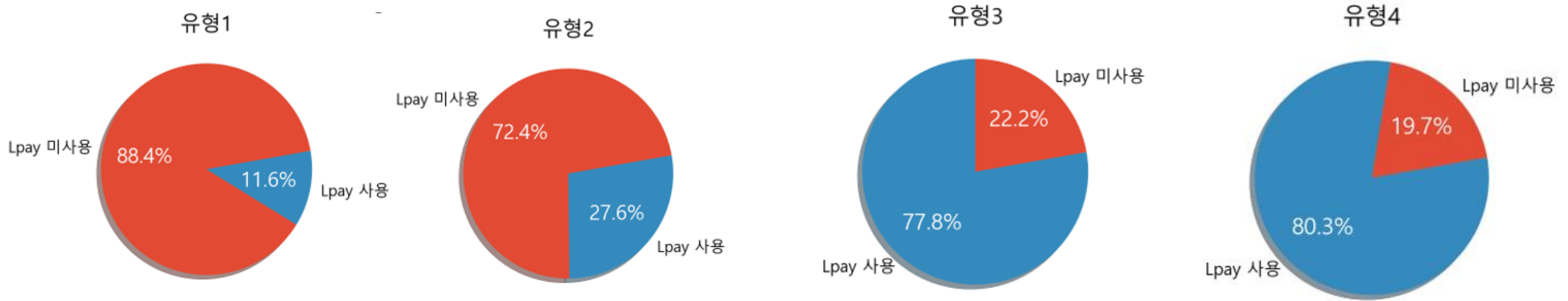
코로나의 정도를 알 수 있는

신규 확진자수와 신규 사망자수를 사용하여  
고객이 구매한 날짜들의 **평균 신규 확진자수**와  
**평균 신규 사망자수** 변수를 생성

# 외부데이터와 EDA를 활용한 파생변수

[ 파생변수 생성-중요변수 ]

## Lpay 사용 여부



(유형1, 유형2)에 비해 (유형3, 유형4)가 Lpay를 압도적으로 많이 사용



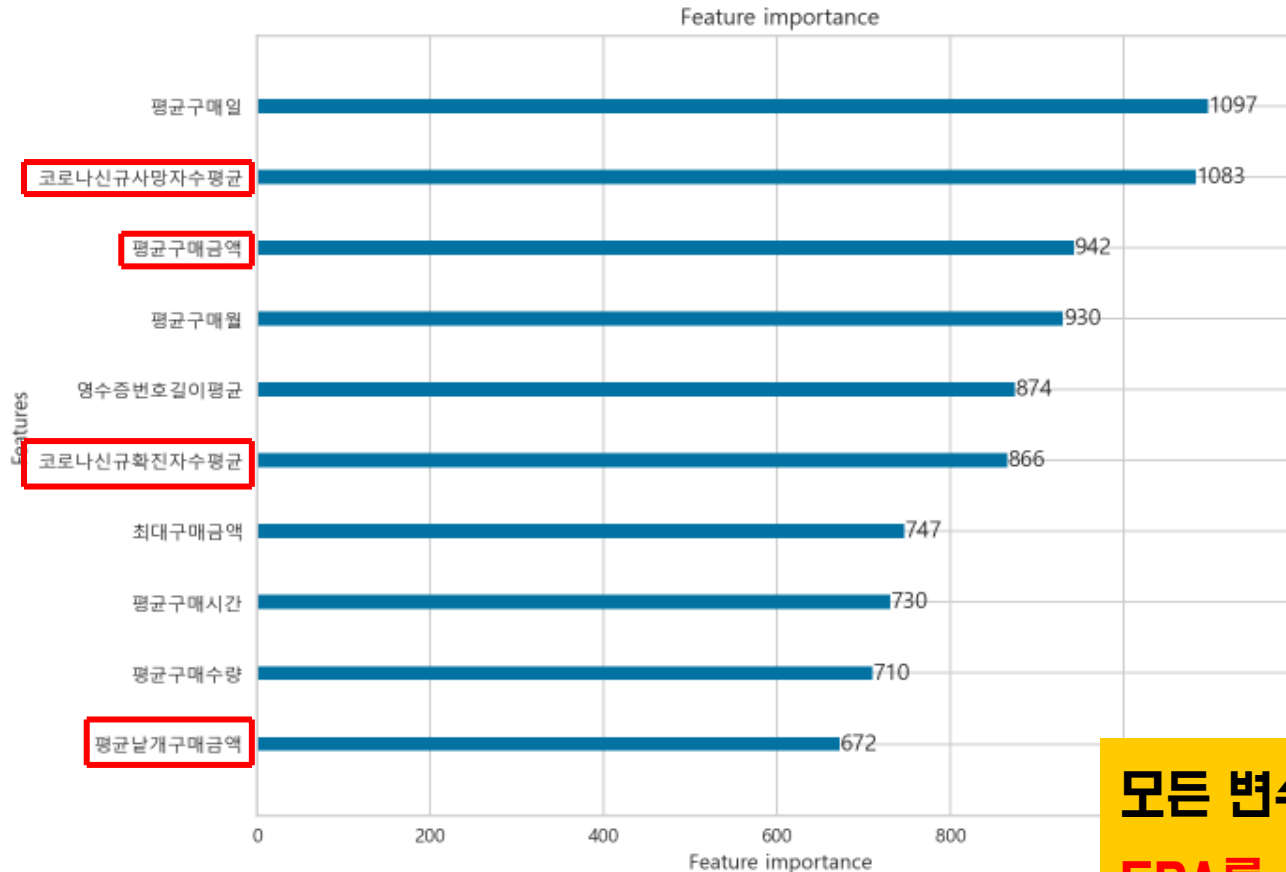
고객의 **Lpay 사용 여부** 변수를 생성한다면  
유형1,2와 유형3,4를 구분할 수 있는 유의미한 변수가 될 것이라고 판단

신규고객 유형 예측

# 외부데이터와 EDA를 활용한 파생변수

[ 파생변수 생성-변수중요도 검증 ]

CART Feature Importance



Permutation Importance

Weight	Feature
0.2674 ± 0.0096	평균구매금액
0.1932 ± 0.0052	코로나신규사망자수평균
0.1663 ± 0.0248	최소구매금액
0.1590 ± 0.0115	평균날개구매금액
0.1092 ± 0.0156	평균구매일
0.1061 ± 0.0021	구매월평균
0.0922 ± 0.0049	Lpay이용여부
0.0806 ± 0.0057	코로나신규확진자수평균
0.0683 ± 0.0073	영수증번호길이평균
0.0432 ± 0.0109	구매요일최대값
... 21 more ...	

모든 변수 중 중요한 변수 상위 10개씩을 도출한 결과이다.

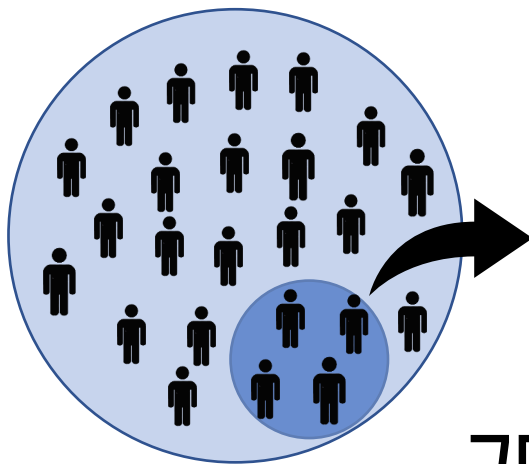
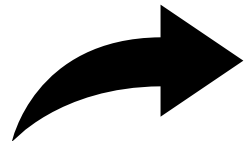
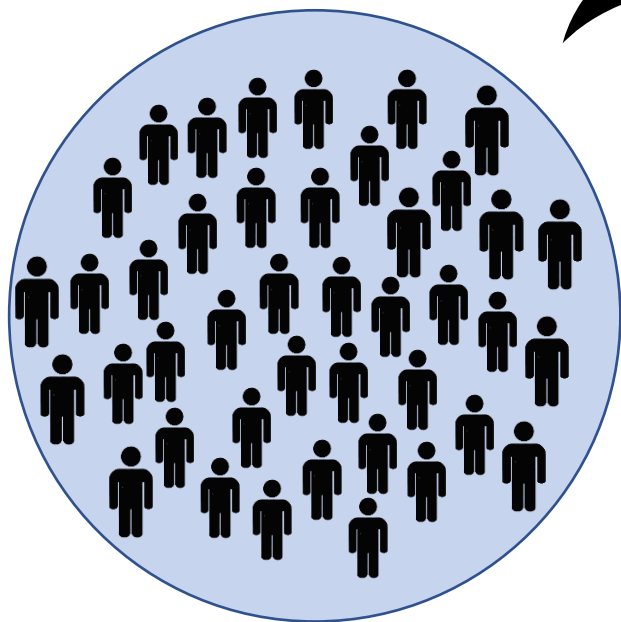
EDA를 통해 생성한 변수의 중요도가 높음을 알 수 있음.

외부 데이터를 사용하여 생성한 변수가 두방법 모두에서 관찰됨

# 신규고객 군집 예측모델

[ 모델 검증 과정 ]

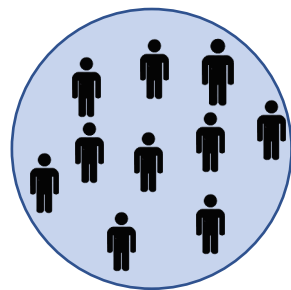
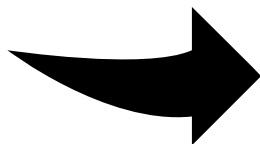
데이터 분리



[Train]

[Train] 의 20%를 검증데이터  
[Valid]로 활용

구매횟수가 3건이 넘어가는 고객을 추출하여  
해당 고객을 대상으로 모델을 학습



[Test]

구매횟수가 3건 이하인 고객을 대상으로 예측



신규고객 유형 예측

# 신규고객 군집 예측모델

[ 모델 성능 검증 ]

## 사용 모델



# LightGBM

Light Gradient Boosting Model ( LGBM )

Gradient Boosting 프레임워크

Tree 기반 학습 알고리즘으로 **속도가 빠르기** 때문에  
큰 사이즈의 데이터를 다룰 수 있고.

실행 시 **적은 메모리를 차지**한다는 장점을 가짐

**속도가 빠르고 사용 메모리가 적어** 실제 적용 시 이점이 있음

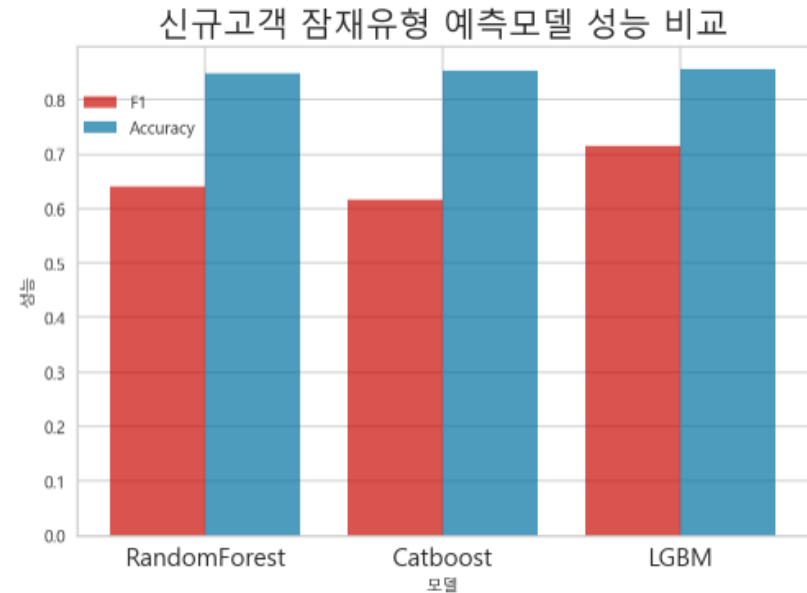
## 세부 사항

### 신규고객 잠재유형 예측모델

Model	LGBM	속도와 성능면에서 <b>가장 우수</b>
Encoding	Label Encoding	One Hot Encoding보다 <b>속도가 빠르고 간단함</b>
Scaling	Standard Scaler	기존 변수의 범위를 <b>정규분포로 변환</b>
목적	Multi Class	4가지의 유형으로 예측
평가지표	Accuracy. <b>F1 Score</b>	정확도에 더해 데이터의 <b>불균형까지 고려</b>

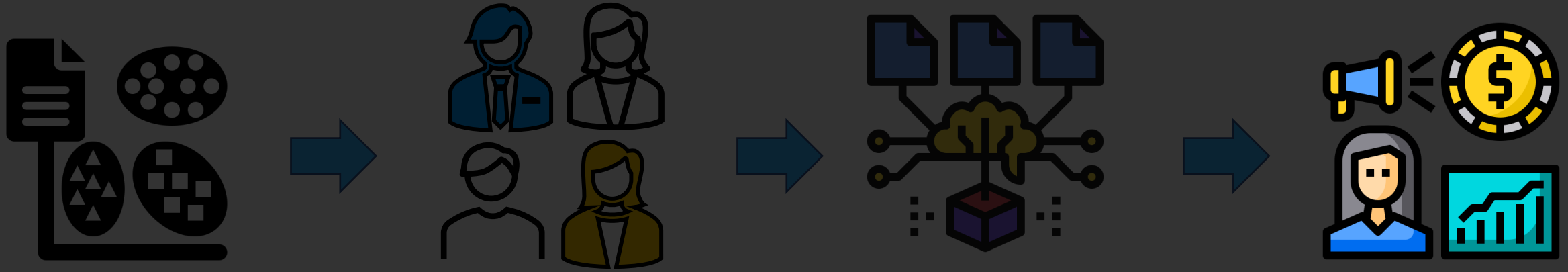


구분	F1 Score	Accuracy Score
RandomForest	0.6404	0.8483
LGBM	0.7139	0.8556
CatBoost	0.6161	0.8527



다른 모델들과 성능 비교 결과 **LGBM이 속도와 성능 측면에서 가장 좋은 모습**을 보임

# 프로젝트개요



RFM기반 기존고객 유형화

유형별 특징분석

신규고객 유형 예측

고객 유형별 마케팅 제안

# 고객유형별 마케팅제안 유형별 개인화 마케팅

## 유형1

### '코로나 싫어'

전체 유형중 20대 비율 가장 높음

전체 유형중 방문한지 가장 오래됨

평균 방문일수 낮음

평균 구매금액 낮음

Lpay사용비율 가장 낮음

온라인 사용비율 가장 낮음

이탈 위험률 분포 가장 높음



#방문횟수 적음 #온라인 이용률 낮음 #Lpay이용률 낮음 #20대 많음 #코로나의 영향을 많이 받음

## 마케팅 전략 1. 온라인 마케팅

코로나 영향 많이 받는 집단 -> '온라인' 마케팅 실시

20대의 분포가 많은 집단 -> 온라인 이벤트 마케팅 -> 참여율 고도화

온라인 이용률 향상을 통해 약점이었던 방문횟수, 온라인 이용률, 코로나로 인한 이탈 위험률 보완 가능

## 마케팅 전략 2. Lpay 권장 마케팅

Lpay 제휴사의 홍보, 확장을 통해 Lpay 이용률을 향상 시킬 수 있는 마케팅 실시  
'코로나 싫어' 유형의 분포 -> '주부9단'의 분포와 비슷하게 변함 -> 충성고객 전환 가능

## 마케팅 전략 3. 개인화 Push 알림 마케팅

일회성 구매 고객 많음 -> 지속적인 접속/방문을 유도할 수 있는 마케팅 진행 -> 개인화 Push 알림  
리텐션 확보

# 고객유형별 마케팅제안 유형별 개인화 마케팅

## 유형2 초보주부

전연령대 고르게 분포  
최근 방문 이력 있음  
평균 방문일수 낮음  
구매금액은 평균과 가까운  
Lpay사용비율 낮음  
온라인 사용비율 낮음  
이탈 위험률 분포 비교적 높음



#방문횟수 적음 #온라인 이용률 낮음 #Lpay이용률 낮음

‘초보주부’ 유형은 최근 방문 이력이 있고, 구매금액이 고객 평균 구매액과 비슷. But, 방문횟수 낮음!

-> 방문횟수를 높인다면 ‘주부9단’처럼 충성고객으로 발전할 가능성이 높음

### 마케팅 전략 1. 할인, 이벤트 등 방문횟수를 늘이기 위한 방안수립

- 주구매 품목의 할인을 통해 가격 경쟁력을 바탕으로 방문 횟수를 늘릴 수 있는 마케팅 실시
  - 이벤트를 통해 방문횟수를 늘일 수 있는 마케팅 방안 수립.
- Ex) 특정 기간 동안 방문 고객에 한해 적립율 보너스와 할인 진행

### 마케팅 전략 2. 온라인, Lpay 마케팅

- ‘코로나 싫어’ 유형과 마찬가지로 온라인과 Lpay 사용률을 높이기 위한 마케팅 진행
  - 온라인으로 방문만해도 포인트를 주는 마케팅 진행
  - Lpay로 처음 결제하였을 때의 혜택을 더욱 높인다면 (ex) 첫 결제 10% 할인)
- Lpay 사용률, 접근성 고도화에 도움이 될 것

# 고객유형별 마케팅제안 유형별 개인화 마케팅

## 유형3

### 롯데고수

평균 구매금액 **매우 높음**

평균 방문일수 **매우 높음**

전체 유형중 **40대** 비율 가장 높음

Lpay사용비율 **비교적 높음**

비교적 **가격대가 높은** 품목 선호

온,오프라인 동시 이용 비율 **높음**

거대 대분류 품목수 **비교적 많음**



#방문횟수 많음 #온라인 이용률 높음 #Lpay이용률 높음 #구매력 높음 #40대 비율 많음 #충성고객

## 마케팅 전략 1. MVG전용 혜택 고지

평균 구매금액이 **매우 높은** 집단

-> 더욱 고급화된 서비스를 통해 **해당 고객들이 MVG라는 느낌을 받을 수 있는 혜택**을 제공

MVG의 혜택을 높이고 긍정적인 이미지를 가질 수 있는 마케팅을 통해 **이탈을 방지**할 수 있음

## 마케팅 전략 2. 구매금액에 따른 캐시백

재방문 확률이 높은 유형이기 때문에

구매 금액에 따라 **'자사 상품권'**을 지급하는 마케팅을 진행

상품권 지급 -> 상품권 사용을 위해 **재방문**-> 투입비용 대비 **큰 효과**

# 고객유형별 마케팅제안 유형별 개인화 마케팅

## 유형4

### 주부9단

평균 구매금액 **평균**  
전체 중 평균 방문일수 **매우 높음**  
**40대** 비율 높음  
Lpay사용비율 **가장 높음**  
최다구매품목 **생활용품**  
온,오프라인 동시 이용 비율 **가장 높음**  
거대 대분류 품목수 **비교적 많음**



#방문횟수 많음 #온라인 이용률 높음 #Lpay이용률 높음 #구매금액 평균 #40대 비율 많음 #충성고객

'주부9단'의 대표 인물은 '40대 주부'일 것으로 예상

### 마케팅 전략 1. '주부' 타겟 마케팅 전략

주부가 한가한 오후 시간대를 공략하여 **특정 시간대에 방문을 유도할 수 있는 마케팅**을 진행

ex) 주부들을 위한 요리교실 클래스

**주부모임 단위 공략 마케팅**을 통해 **기존 고객과 연결된 신규 고객 유입 유도**

ex) **이웃 공동구매 서비스**를 통한 할인혜택 제공

### 마케팅 전략 2. 아이를 통한 우회 공략 마케팅 전략

**아이들을 위한 이벤트**를 진행하여 **아이를 통한 지출 유도**

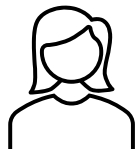
ex) 키즈카페 이용 시, 물건 할인혜택 제공

### 마케팅 전략 3. 개인화 Push 알림 마케팅

충성도가 높은 유형이기 때문에 **개인화 Push알림**을 통해 **이용률을 유지할 수 있는 마케팅** 진행.

ex) 개인화 Push알림 서비스를 진행하여 자주 구매하는 상품의 '세일 정보' 제공

# 실제 적용 예시

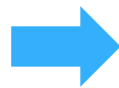


김00. 26세. 여성 “거래내역이 3건 이하인 신규고객”

	고객번호	영수증번호	채널구분	제휴사	구매일자	구매시간	구매금액	성별	연령대	충분류명
7000	M412637909	A02199868530	1	A02	20210726	19	500	여성	20대	주방정리용품/소모품
7001	M412637909	A02199868530	1	A02	20210726	19	1380	여성	20대	냉장간편식
7002	M412637909	A02199868530	1	A02	20210726	19	1260	여성	20대	향신료



신규고객 잠재유형 예측모델



## 잠재 유형: '코로나 싫어'유형

### \*특징

- 유형의 특징처럼 일회성 거래 형태를 보일  
가능성이 높음
- 온라인 이용과 Lpay 이용률이 적을 확률이 높음

### \*마케팅

개인화 Push알림 마케팅  
온라인 마케팅  
Lpay 권장 마케팅



## 비즈니스 기대효과



신규 고객의 **잠재 유형**을  
**예측하여** 통한 맞춤형 마케팅

충성고객 수의 증가로 인한  
**수익 창출 기대**



개인화 마케팅을 통한  
**기업의 긍정적 이미지 제고**



# Lpay is all you need !

