

나가 유통 데이터 분석

구매 감소 고객 예측 모델을 통한 마케팅 솔루션

. .

김예지, 김형중, 김희진, 양정민, 이정호

프로젝트 목차

01		분석 배경 데이터 소개, 연관 자료, 개발 환경
02	•	데이터 분석 및 주제 선정데이터 분석, 데이터 처리 및 정제
03	•	분류모델 개발 및 평가 라벨 설정, 변수 설정, 분류모델 학습 및 평가
04	•	분류 데이터 군집화 군집 변수 설정, 군집 후 분석
05	•	마케팅 솔루션 제안 고객 군집별 솔루션 제안



01

분석배경

• • •

분석 대상

사용 데이터

사용 데이터

외부 데이터

L사 4개 제휴사의 2014년~2015년 유통 데이터 멤버십여부 고객번호/ 멤버쉽명 / 가입년월

채널이용 고객번호 / 제휴사 / 이용횟수

경쟁사이용 고객번호 / 제휴사 / 경쟁사/ 이용년월 고객DEMO

고객번호/ 성별 / 연령대 / 거주지역

상품분류

제휴사 / 대중소분류코드 / 중 소분류명

구매상품TR

고객번호 / 영수증번호/ 대,중,소분류코드 / 구매일자 / 구매시간 / 구매금액

유통상품 표준DB:

대한상공회의소

유통물류진흥원

출처 :

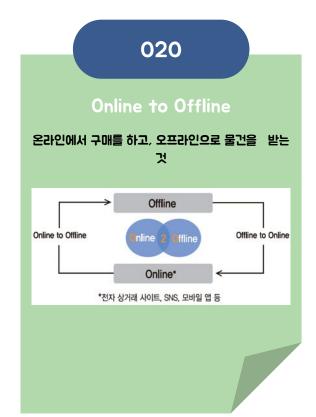
http://www.allproductkorea.or.kr/ products/database

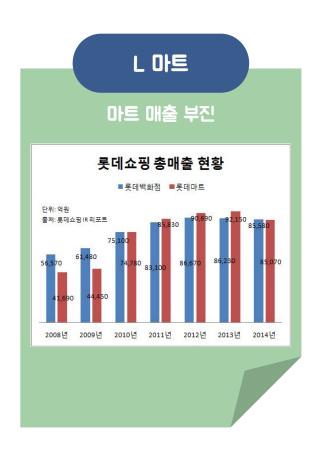
옴니채널

소비자가 모든 플랫폼이나 디바이스에 관계없이 일관된 브랜드 구매 경험을 창출하는 유통방식

2015년 유통업계 키워드는 "옴니채널·모바일·글로벌"









데이터 탐색 및 전처리







예측 모델 개발

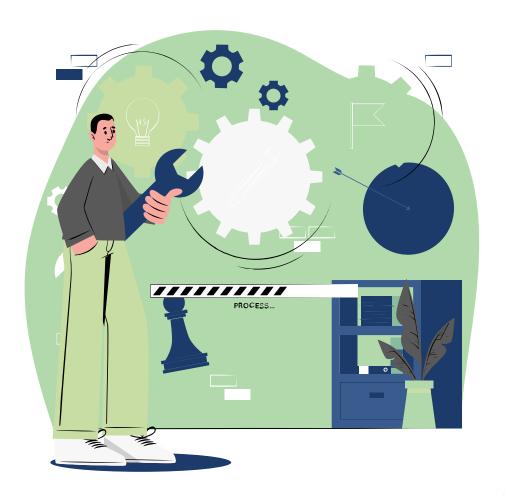






추천 시스템 개발

surprise

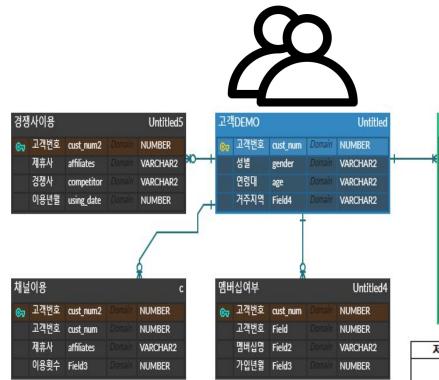


02

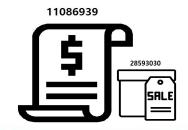
데이터 분석 및 주제 설정

• •

DataBase 분석



19383



	구매상품TR Untitled2						
Ī	© ⊋	고객번호	cust_num2	Domain	NUMBER		
K		제휴사	affiliates	Domain	VARCHAR2		
ı		영수증번호	receipt	Domain	VARCHAR2		
ı		대분류코드	l_category_code	Domain	NUMBER		
1		중분류코드	m_category_code	Domain	VARCHAR2		
1		소분류코드	s_category_code	Domain	VARCHAR2		
1		점포코드	store_num	Domain	VARCHAR2		
1		구매일자	pur_date	Domain	NUMBER		
1		구매시간	pur_time	Domain	NUMBER		
1		구매금액	pur_price	Domain	NUMBER		

상품분류		Untitled3
제휴사	affiliates	VARCHAR2
대분류코드	l_category_code	NUMBER
중분류코드	m_category_code	VARCHAR2
소분류코드	s_category_code	VARCHAR2
중분류명	m_category_name	VARCHAR2
소분류명	s_category_name	VARCHAR2

제휴사	판매수	판매액
Α	5770318	514841144030
В	13338074	111221686478
C	9379236	50060970889
D	105402	895355544

분류			
대분류	92		
중분류	656		
소분류	4386		

01 유통 데이터 대분류 추출

'전체 분류' 칼럼 안에 '대분류〉중분류〉소분류〉세분류' 형태로 입력되어 있음 -> 대분류만 추출하여 칼럼 추가

	KAN_CODE	전체 분류	현재 분류명	상품예시	분류1
0	1010101.0	가공식품>조미료>종합조미료>천연/발효조미료	천연/발효조미료	다시다, 미원, 멸치가루, 버섯가루	가공식 품
1	1010102.0	가공식품>조미료>종합조미료>식초	식초	과일초, 발효초, 감식초, 사과식초, 현미식초, 홍초	가공식 품
2	1010103.0	가공식품>조미료>종합조미료>천일염	천일염	구운천일염, 꽃소금, 굵은소금, 가는소금, 볶은소금	가 <mark>공식</mark> 품
3	1010104.0	가공식품>조미료>종합조미료>가공염	가공염	정제염, 맛소금, 허브솔트, 깨소금	가공식 품
4	1010105.0	가공식품>조미료>종합조미료>설탕	설탕	슈가파우더, 과당, 각설탕, 황설탕, 백설탕, 흑설탕	가공식 품
	***			and the same of th	
3107	11150301.0	패션잡화>양말>유아동주니어양말/기타양말>유아동주니어양 말	유아동주니어양말	유아동양말, 주니어양말, 유아동캐릭터양말	패션 잡 화

칼럼 추가

대분류

02 상품명 분리 후 대분류 지정

	중분류명	대분류명
0	가공	가공식품
1	가공식품	가공식품
2	식품	가공식품
3	조미료	가공식품
26388	실내화	패션잡화
26398	기타상품	기타상품

03 상품 분류 데이터와 결합하여 대분류 추가

	제휴사	대분류코드	중분류코드	소분류코드	중분류명	소분류명	대분류
0	Α	1	101	A010101	일용잡화	위생세제	일상용품
1	Α	1	101	A010102	일용잡화	휴지류	일상용품
2	А	1	101	A010103	일용잡화	뷰티상품	일상용품
3	Α	1	101	A010104	일용잡화	일용잡화	일상용품
4	Α	1	101	A010105	일용잡화	세트상품	일상용품

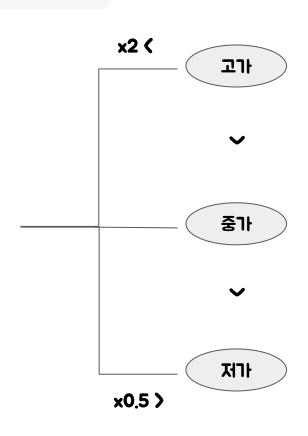
4381	D	8	802	D080204	아이메이크업	아이섀도우	일상용품
4382	D	8	802	D080205	아이메이크업	메이크업세트	일상용품
4383	D	8	803	D080301	립메이크업	립스틱/립라이너	일상용품
4384	D	8	803	D080302	립메이크업	립글로즈/틴트	일상용품
4385	D	8	804	D080401	네일메이크업	일반네일/케어류	일상용품

4386 rows × 7 columns

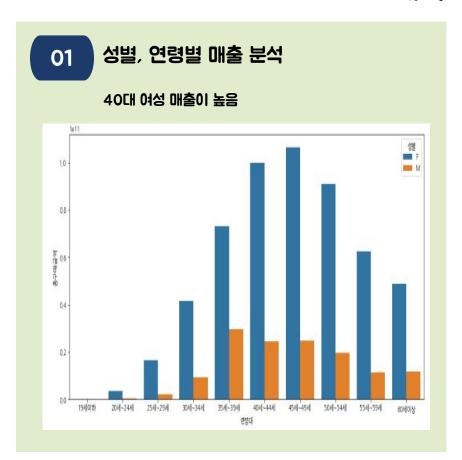
칼럼 추가

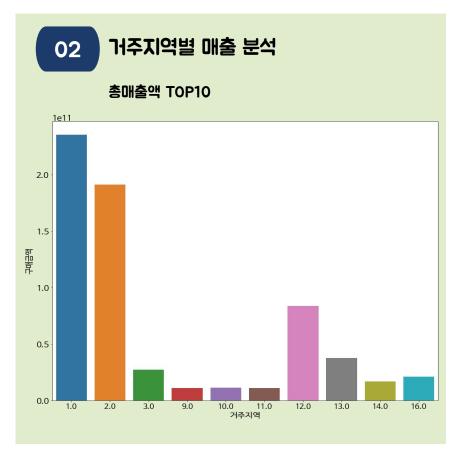
가격분류

대분류	평균급액
가공식품	10636,40
가구/인테리어	392312,89
교육/문화용품	51179,62
기타	93786,60
디지털/기전	30811.79
신선식품	5811,59
음식점	6448,87
의류	337481,82
의약품/의료기기	15365,52
일상용품	36345,13
전문스포츠/레저	14538,35
패션잡화	147900,05



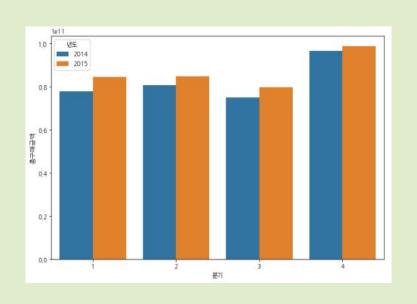
F114.55	7 CH 7 CH	
대분류	구매금액	是罪
일상용품	13500	재나
가공식품	2500	제가
기공식품	6470	중가
신선식품	15800	ארב
기공식품	8000	중가
일상용품	9000	ATI-
TIEI	647190	ארב
디지털/가전	25000	중가
신선식품	3990	중기
패션잡화	392400	۱۲E
교육/문화용품	22050	X11·
일상용품	377330	ארב
음식점	15800	ורב
패션잡화	14950	स्रा





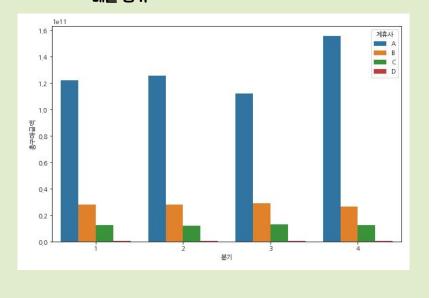
03 분기별 매출 분석

매출 증가, 3분기 매출이 가장 낮음



04 제휴사별 매출 분석

A사가 가장 큰 비중 B사만 매출 감소, 나머지 제휴사는 매출 증가



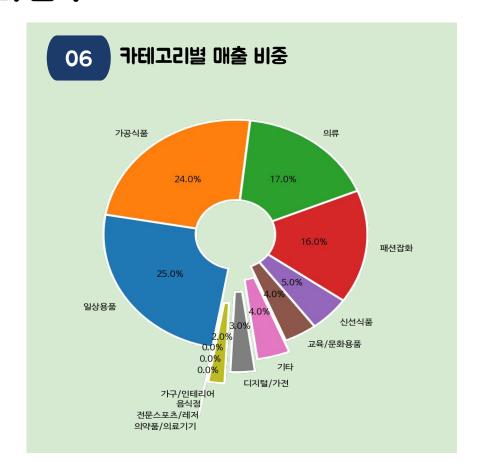
05

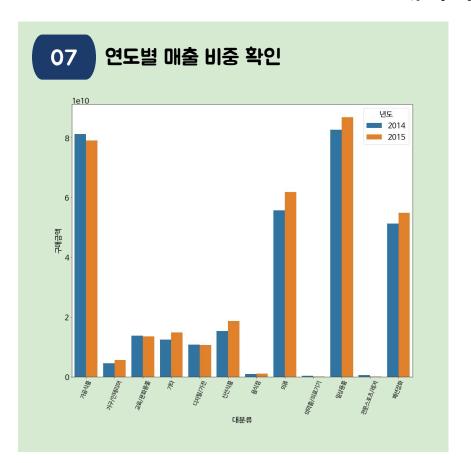
카테고리별 매출 분석

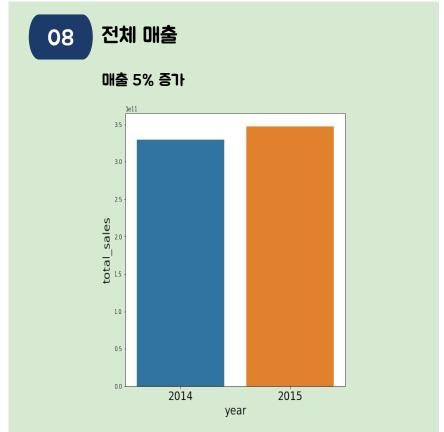
중분류 717개, 소분류 3520개로 매우 세분화 되어 있어 파악이 어려움



→ 유통상품 표준 DB를 기준으로 12개 대분류 분류 작업

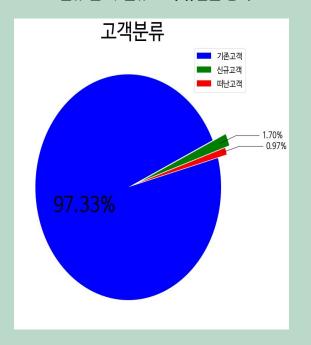






09 고객 분석

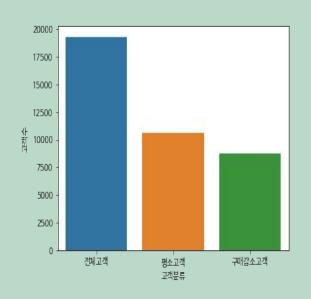
신규 점포, 신규 고객 유입은 증가



기존 고객이 전체 고객의 약98% 차지

→ 고객에 중점을 맞춤

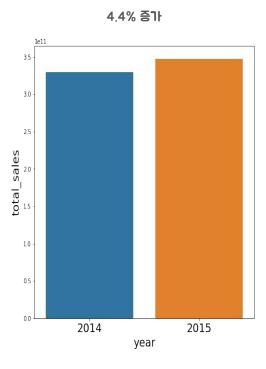
기존 고객 45% 구매 금액 감소



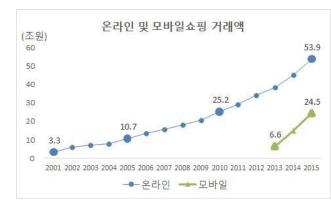
●지속고객 대상 연별 판매액

● 구매 연변화율 대비 고객 변화율 분류

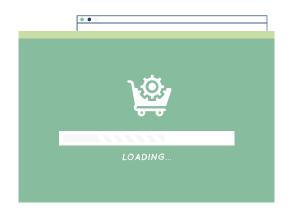
●옴니채널과 020와 같은 트렌드로 온라인 시장 확대







1. 분류모델을 통한 군집화 후 마케팅 솔루션 제안



2. 추천시스템을 통한 매출 증대





03

분류모델 개발 및 평가

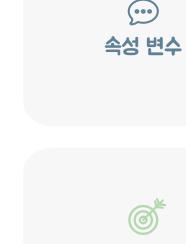
• • •

Train Set, Test Set 분리



변수 설정





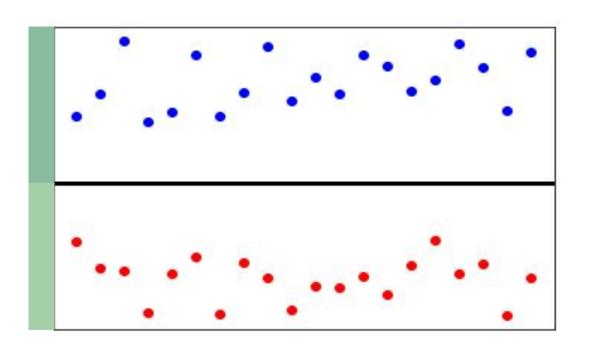


고객별 라벨 설정

기준

CAGR을 이용한 분기 평균 성장률

$$CAGR = \left(\frac{\text{마지막 값}}{\text{처음 값}}\right)^{\left\lfloor \frac{1}{\text{년수}} \right\rfloor} - 1$$



증가(달성) 고객: 1

감소(미달) 고객 : O

속성 변수

성별	남자 O, 여자 1				
연령대	10살 단위로 범주화				
거주지역	각 지역코드에 할당된 지역을 기준으로 0~17				
RFM	총 구매 금액, 최근 방문 일자, 총 구매 횟수				
멤버십 가입유무	회원(여러 제휴사의 회원일 경우도 포함) 1, 비회원 0				
온라인 이용유무	이용 1, 비이용 0				
경쟁사 이용 횟수	이용횟수를 기준으로 4등급				
주말 방문 구매액 비중	주말 방문 구매액 / 총 방문 구매액으로 0~1 사이의 값				
카테고리별 구매비중	4개 대분류별 구매금액 식품(가공식품, 신선식품), 패션(의류, 패션잡화), 취미(교육/문화용품, 전문스포츠/레저), 주거 (가구/인테리어, 디지털/가전)				

동적 변수

변동지수

카테고리별 구매/방문 지수

4개 대분류별 변화하는 구매 금액 / 방문 횟수 지수화

제휴사별 구매/방문 지수

제휴사별 변화하는 구매 금액 / 방문 횟수 지수화

금액별 방문 지수

분류별 변화하는 방문 횟수 지수화

총구매지수

총 구매 금액 지수화

구매 지수

고객의 분기별 변화하는 구매 금액을 지수화

방문 지수

고객의 분기별 변화하는 방문 횟수를 지수화

분기 평균 성장률

개인별 분기당 평균 성장률

예측시점 분기까지의 평균 성장률

[]

총 구매지수로 학습한 결과가 좋지 않아서 분기별 성장률 변수를 개발한 후, 적용 시킨 결과의 정확도가 더 높아 최종적으로 총 구매지수를 분기별 성장률로 대체

변수 지수화 방법

02 03 04 고객번호 A_방문지수 B_방문지수 가중치 계산 등급 나누기 0.8 -0.6 0.4 고객수 19383명으로 랭크화 0.4 2000명을 기준으로 2.0 3.8 변동폭: 등급 변동의 절대값의 합 10등급 나눔 증감폭: 마지막 분기와 첫 분기의 각 분기별 총 구매금액 & 등급 차 19379 2.4 4.0 -> 구매가 없는 고객이 대다수인 경우 각 분기별 총 방문 횟수 19380 0.0 1.0 인원수대로 등급을 나누면 1,10등급만 19381 9.0 존재하는 문제 발생 지수 = 변동폭*0.2 + 증감폭*0.8 1.0 -> 각 분기 최대 순위를 기준으로 10등급 0.0 0.0 분할하여 등급 조정 19383

분류모델 학습 및 평가

	Accuracy	Recall	Precision	Time(sec)	Prediction
Decision Tree	0.7574	0.8057	0.7651	0,186	0.7162
Light Gradient Boosting Machine	0.7617	0.7862	0.7822	0.156	0.6957
Random Forest	0.7600	0.7840	0.7815	0.950	0.7019

주요 피처 분석

LGBM	RandomForest	DecisionTree
분기평균성장률	분기평균성장률	분기평균성장률
식품구매비중	식품_구매지수	식품구매비중
구매횟수_F	고가_방문지수	패션구매비중
식품_구매지수	A_구매지수	주말구매비중
중가_방문지수	중가_방문지수	취미구매비중
고가_방문지수	저가_방문지수	주거구매비중
패션구매비중	식품_방문지수	취미_방문지수
A_구매지수	구매금액_M	주거_구매지수
구매금액_M	패션_구매지수	중가_방문지수

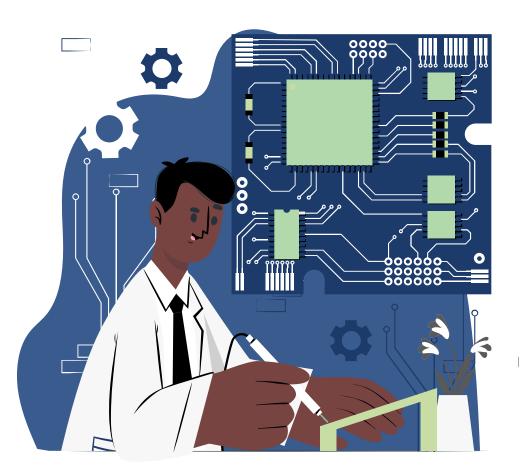
주요 피쳐 선정

▲ 분기평균성장률

▲ 식품구매비중

▲ 식품_방문지수

▲ 고가_방문지수

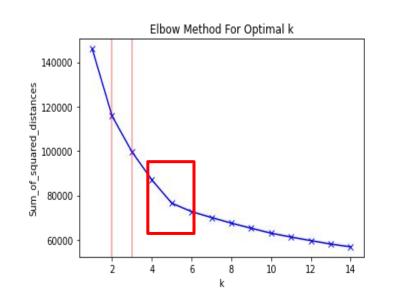


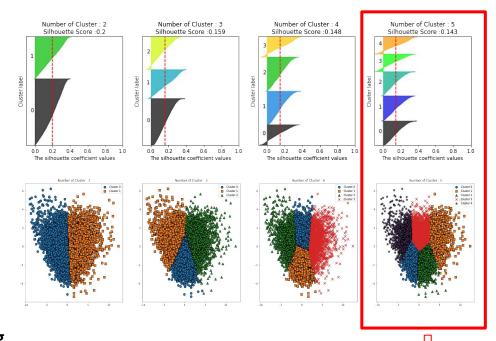
04 분류데이터 군집화

군집화



K-Means 군집화

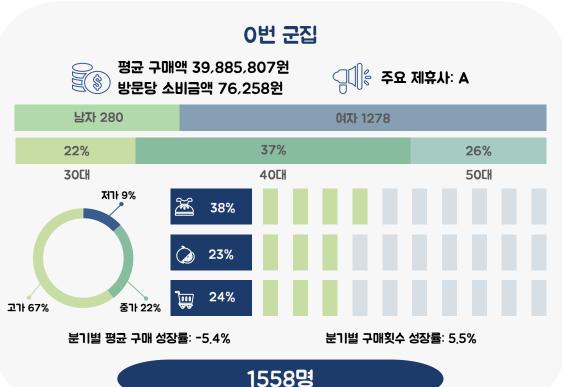






기울기가 급격하게 완만해지는 지점과 실루엣 계수를 확인 후 군집 개수 결정

Silhouette Score: 0.143





인사이트

구매금액 감소, 방문횟수 증가 구매욕구는 있으나 고가 물품에서 매력적인 상품이 없어서 구매 감소

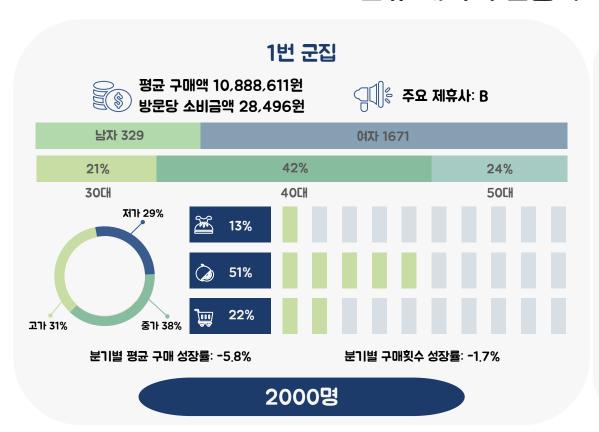
적절한 제품을 추천하면 구매금액 증가할 가능성이 높음



마케팅 방향

최신 유행에 맞춰 고가 물품 최신화

고가 물품 사은품 행사, 마일리지 추가 적립 등의 이벤트로 구매촉진 유도





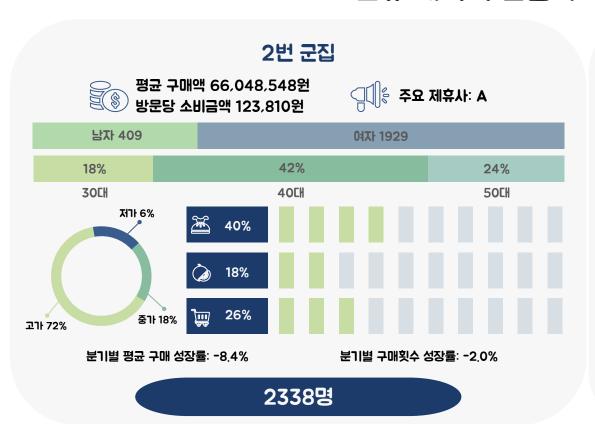
인사이트

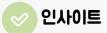
5개 군집 중 2,30대가 가장 많이 분포 방문 횟수 가장 낮음 여성 비율 가장 높음



마케팅 방향

화장품 할인이나 대형마트 판촉 추천 자주 방문하지 않기 때문에 출석 이벤트 일정 금액 이상 사면 사은품 증정 프로모션





군집 중 가장 많은 인원 수 평균 구매 금액 가장 높음 고가 물품 구매 금액 & 횟수 가장 높음 타 군집에 비해 패션, 취미 비율 높음



마케팅 방향

핵심 타겟층

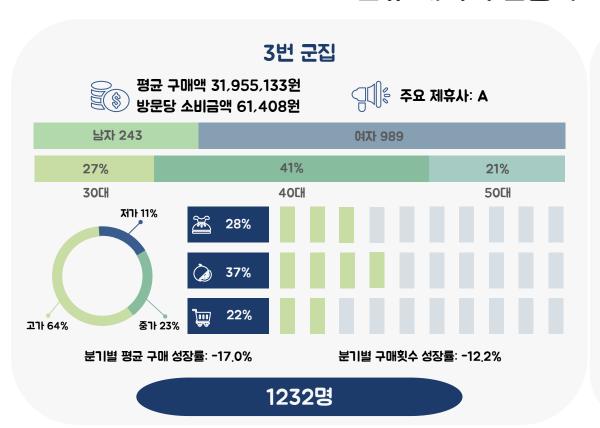
VIP 서비스와 비서 서비스 1년

구매 금액별로 VIP 세분화 전략

(VIP 전용 행사 주최)

개인별 취향 / 라이프 스타일에 맞춘

퍼스널 프로모션





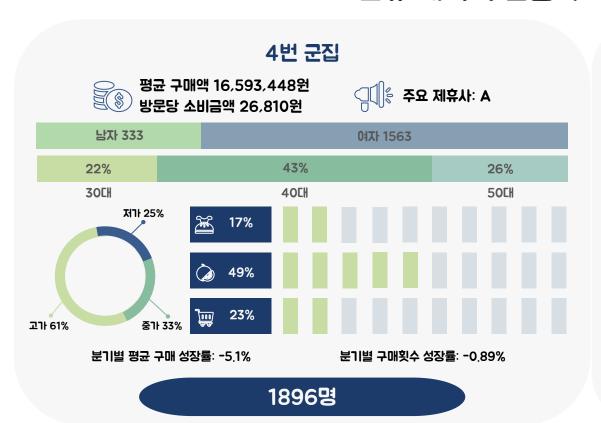
모든 상품군에서 급한 폭으로 감소 최근 방문 횟수가 가장 오래됨 마음이 떠나가는 고객 여러 제휴사 이용 고객 다른 군집 대비 낮은 연령대

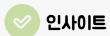


마케팅 방향

반복적인 상품 노출로 구매 유도 인플루언서를 이용한 홍보, 행사 진행시 지속적으로 문자 sns 메일 전송

젊은 층을 타겟으로 한 팝업 스토어 오픈



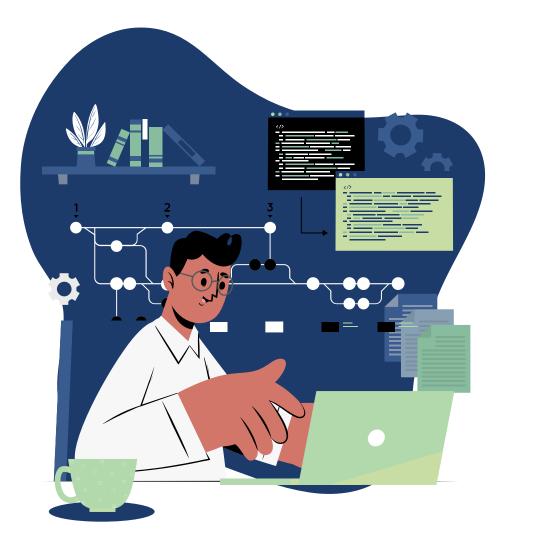


군집 중 C사 구매금액 가장 높음
주로 식품, 일상용품 구매
마지막 방문 일자가 가장 최근
방문횟수 가장 많음
필요한 상품을 그때그때 구매하는 고객



마케팅 방향

자주 방문하기 때문에 상품 프로모션에 초점 C사(슈퍼마켓) 매출이 가장 크기 때문에 마켓 식품 프로모션 위주



05

마케팅 솔루션 제안

• • •

마케팅 솔루션 제안

단위: 백만원

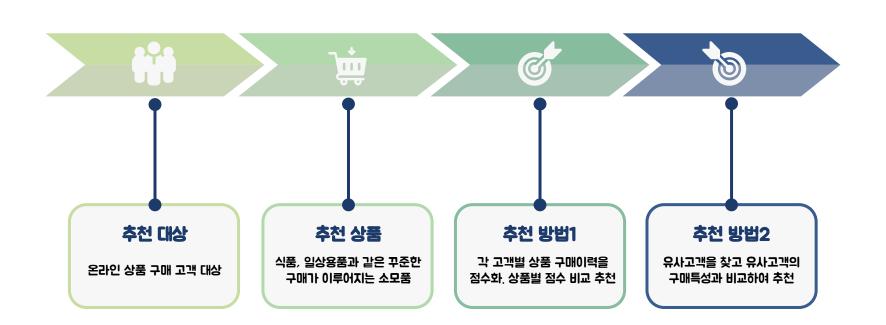


운영형태별	2010	2011	2012	2013	2014	2015
On/Offline몰	8,242,156	10,081,434	11,937,602	13,886,718	16,623,915	19,583,757
Online 몰	16,960,832	18,991,029	22,130,629	24,611,143	28,678,572	34,471,859
계	25,202,988	29,072,463	34,068,231	38,497,861	45,302,487	54,055,617

자료 : 국가 통계 포털 (온라인 쇼핑몰 운영형태별 거래액) (www.kosis.kr)

온라인 쇼핑의 더 큰 확장성 요구!!

추천 시스템



추천 시스템

df=df.query('구매일자 > 20141231 and 구매일자 <20151232')

고객번호	소분류명	영수증번호
1	Bag&Bag	1
1	L.B	1
1	L/C 아웃도어	1
1	N.B	1
1	VIC마켓피자	2
***	***	***
19383	풋케어	1
19383	하드캔디	1
19383	핸드로션/크림	1
19383	헤어에센스	1
19383	혼합탄산	1

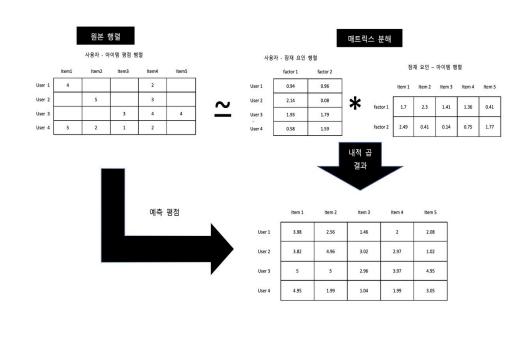
Train / Validation 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 **Predict** 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12

구매이력을 통한 추천

• 기간 내 구매이력을 이용하여 상품별 구매횟수를 1~5점으로 점수화

고객번호	소분류명	영수증번호	점수
1	Bag&Bag	1	1.00000
1	L.B	1	1.00000
1	L/C 아웃도어	1	1.00000
1	N.B	1	1.00000
1	VIC마켓피자	2	1.95925
	3		
19383	풋케어	1	1.00000
19383	하드캔디	1	1.00000
19383	핸드로션/크림	1	1.00000
19383	헤어에센스	1	1.00000
19383	혼합탄산	1	1.00000

• 잠재요인 협업필터링을 활용한 전 상품에 대한 점수 기재



구매이력을 통한 추천

cus_id

RealOrdered

{색조 화장품, 위생 세제, 청과, 유제품,

예측 데이터와 실제 데이터 비교



추천 점수가 높	은 5개 상품기준
구매이력이 없는 상품	1%
구매이력이 있는 상품	48%
전체 상품	13%

1	제과제빵, 쿠키, 일 반가공식품, 염모 제,		수입식품, 농산가공, 위생세제, 일반가공식품	청과, 유제품, 채소, 수입식품,
2	{타윌, 위생세제, 일 용잡화, 청과, 즉석 반찬, 기초A, 장류, 유제품, 주류, 일	[L/C 아웃도어, 직수입 골프 의류, 색조 화장품, JDX골프, 에이글, 파우치/즉	[기초 화장품, 수입주방, 유기농 채소, L/C골프의류, 주방잡화, 양 말(특정), 기	[기초 화장품, L/C 아웃도어, 수 입주방, 유기농채소, 직수입 골 프의류, L/C골
7	{브랑제리, 수산단 기행사, 일반계란, 일식델리, 위생세 제, 청과, 식당가 일 식, 유	[반하트디알바자, 직수입 골 프의류, 유기농채소, 에이글, 레저스포츠 단독매입, 지방	[기초 화장품, 청과, 일식델리, 전 문베이커리, 채소, 스포츠의류, 생활잡화균일가,	[기초 화장품, 반하트디알바자, 직수입 골프의류, 유기농채소, 에이글, 레저스포츠
8	(브랑제리, 음료, 건 강식품(비타민), 아 이웨어, 위생세제, 스포츠화, 청과, 즉 석	[JDX골프, 반하트디알바자, 전문베이커리, 영플라자(기 타), 휠라골프, PAT,	[기초 화장품, 수입식품, 유제품, 일반가공식품, 청과, 농산가공, 위생세제, 채소	[기초 화장품, 수입식품, 유제 품, 일반가공식품, 청과, JDX골 프, 농산가공, 위
10	{기타레토르트, 냉 장드레싱, 식초, 국 산대구, 생율, 순면 생리대, 무, 파스타 류,	[반하트디알바자, 레저스포 츠 단독매입, TI포맨, 유원시 설, 에이글, 유기농채소,	[생활잡화균일가, 기초 화장품, 생필(부대), 커피숍, 영플라자(기 타), 뷰티상품,	[반하트디알바자, 레저스포츠 단독매입, TI포맨, 유원시설, 에 이글, 유기농채소,

PredictedOrder(Reorder)

[반하트디알바자, TI포맨, [기초 화장품, 청과, 유제품, 채소, [기초 화장품, 반하트디알바자,

PredictedOrder(Total)

PredictedOrder(New)

유사고객과 비교 후 추천

고객특성 정보로 cosine similarity 계산

	고객번호	성별	거주지역	연령대	멤버십유무	경쟁사이용	온라인유무	Recency_R	구매횟수_F	구매금액_11
0	1	0	1	6	0	3	0	1	5	5
1	2	0	2	6	0	3	0	2	4	5
2	7	1	1	6	0	1	1	2	2	5
3	8	0	1	6	0	2	0	4	4	5
4	10	1	1	6	0	0	0	3	5	3
						500				
8651	19307	1	2	4	0	3	0	2	3	2
8652	19314	1	1	4	1	0	0	1	3	5
8653	19325	1	12	4	0	0	0	2	3	3
8654	19327	0	1	5	1	0	0	1	5	1
8655	19333	1	0	2	1	0	1	2	4	1

from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
simil=cosine_similarity(predict2.iloc[:,1:],predict2.iloc[:,1:])

	0	1	2	3	4
0	1.000000	0.984415	0.915047	0.943602	0.902530
1	0.984415	1.000000	0.941606	0.968960	0.905359
2	0.915047	0.941606	1.000000	0.945835	0.897315
3	0.943602	0.968960	0.945835	1.000000	0.942809
4	0.902530	0.905359	0.897315	0.942809	1.000000

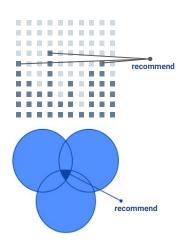
유사고객과 비교 후 추천



잘바구니 상품은 제외!!

해당 고객의 현재까지 구매 물품의 점수 비교 후 추천

유사 고객들의 구매이력 물품 점수 비교 후 추천



장바구니에 담은 상품 ['고추', '일반두유']

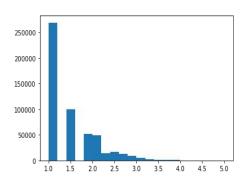
Result : 추천상품: {'즉석밥', '콘아이스크림', '두부류', '과일음료'}

추천상품2: {'일반린스단품', '감자스낵', '일반바나나', 'NB돼지고기', '여성화장품', '일반물티슈', '일반란', '일반화장품'}

추천시스템 기대효과

고객번호	온라인뮤	무	Lab	el	
1		0		0	
2		0	П	0	
7		1	П	0	
8		0	П	0	
10		0	ΙL	0	

점수 분	분포도
------	-----



	고객번호	대분류	소분류코드	소분류명	구매일자	영수증번호	구매금액
0	7	식품	A010625	패밀리레스토랑	20140413	1733412	20000
1	7	식품	A010601	한식델리	20150529	4406132	8000
2	7	식품	A010601	한식델리	20150505	4241069	16000
3	7	식품	A010601	한식델리	20141002	2828485	6500
4	7	식품	A010602	일식델리	20140502	1852331	20000
	65.6				•••		***
3895435	19333	식품	A011004	수입식품	20150826	4994553	2000
3895436	19333	식품	A011004	수입식품	20151210	5661712	1000
3895437	19333	식품	A011004	수입식품	20140621	2185986	1000
3895438	19333	식품	A011001	디저트류	20140305	1489839	10000
3895439	19333	식품	D040209	기타기능성음료	20150123	224369	1500

3895440 rows × 7 columns

추천시스템 기대효과

	고객번호	영수증번호	실제주문	추천주문5개	재현도
102392	10509	10566625	{소동물용품}	[재사용봉투, 일반스낵, 다이소, 감자스낵, 일반흰우유]	0.0
3429	769	6631966	{곡물가루}	[유기농채소, 친환경채소(특약), 떠먹는요구르트, 일반흰우유, 국산콩나물]	0.0
74040	7927	9395361	{한식}	[일반화장품, 여성화장품, 다이소, 한식, 국산맥주]	0.2
139724	14778	6764903	{한식}	[재사용봉투, 일반화장품, 다이소, 여성화장품, 일반스낵]	0.0
50321	5961	355716	{소시지}	[일반흰우유, 일반스낵, 떠먹는요구르트, 어묵, 감자스낵]	0.0
19752	2899	5773511	{위생세제}	[국산맥주, 유기농채소, 일반스낵, 영플라자(기타), 감자스낵]	0.0
1270	457	319832	{건오징어}	[일반우유, 종량제봉투, 수입식품, 생수, 두부류]	0.0
118154	12275	9470609	{일식}	[재사용봉투, 일반스낵, 일반흰우유, 다이소, 감자스낵]	0.0
52015	6097	6772423	{다이소, 가정용화장지, 식기세제}	[재사용봉투, 다이소, 일반흰우유, 일반화장품, 일반스낵]	0.2
78710	8353	315080	{단무지}	[일반우유, 두부류, 일반계란, 바나나, 생활잡화균일가]	0.0
27116	3594	5792070	{아디다스의류}	[기초 화장품, 재사용봉투, 유기농채소, 일반화장품, 여성화장품]	0.0
90949	9419	5429720	{기초 화장품}	[재사용봉투, 기초 화장품, 일반스낵, 다이소, 감자스낵]	0.2
20926	2995	173738	{마늘, 딸기, 단호박, 한우사태, 묵류, 시금치, 일반메추리알}	[일반우유, 두부류, 일반계란, 바나나, 생활잡화균일가]	0.0
61776	6924	5607714	{어묵}	[기초 화장품, 전문베이커리, 일식델리, 식당가 한식, 원두커피]	0.0
9204	1665	6931793	{호주산곡물비육, 커피/초코우유, 햇사과, 어묵}	[재사용봉투, 일반흰우유, 다이소, 일반스낵, 어묵]	0.2

재현도 평균(전체 평균 재현도 6.7%)

print(simulation_test_df['top_k_recall(Reorder)'].mean()) 구매건마다 추천해준 결과 평균재현도가 약 6.7% 정도 나왔고 예상되는 예상 구매물품 증가 개수는 [영수증 개수 x 추천주문5개 x 평균재현도] 입니다.

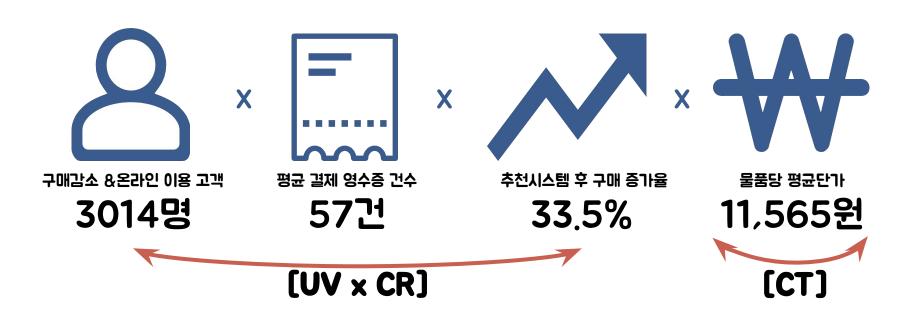
0.06733341667708463

예상 매출공식

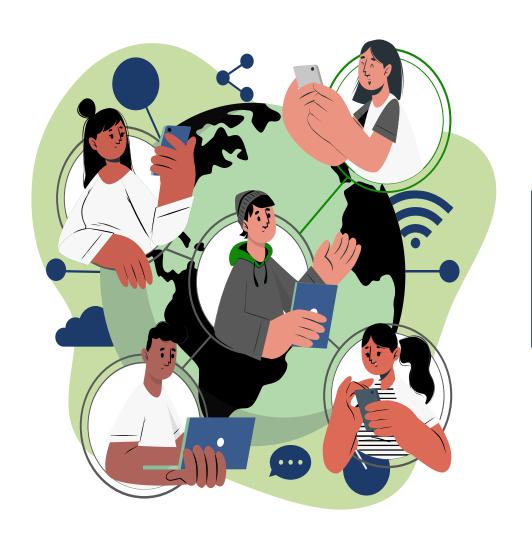
GM5 UV X CR X CT

방문자 Unique Visitors 구매전환율 Conversion Rate 객단가 Customer Transaction

추천시스템 기대효과



예상 매출 증가액 6.7억 (총매출 대비 11%)



Q & A