



오늘의 광고

날씨에 따른 집단별 맞춤 광고 제작부터 거시까지

Weather Big Data Contest

Wake-Up

김도영 김도현 이다솔
이세령 장예서 조신형

01. 공모 배경

- I. 사람과 날씨
- II. 소비와 광고

02. 데이터 정의와 전처리

- I. 데이터 정의와 활용 근거
- II. 날씨 데이터 전처리
- III. 판매량 데이터 전처리
- IV. SNS 언급량 데이터 전처리

03. 분석과 모델링

- I. 모델 선정
- II. 데이터셋 전처리
- III. 모델 결과
- IV. 앙상블 및 최종 선정
- V. 모델 시연

04. 활용 방안

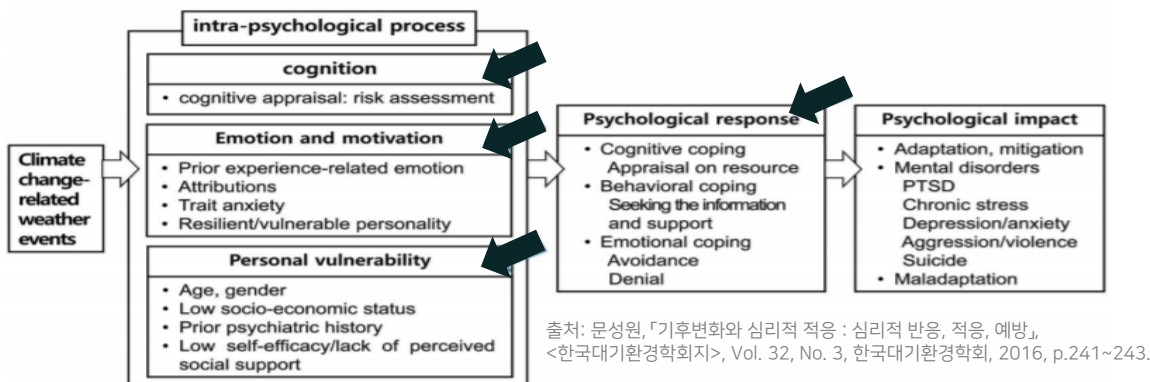
- I. 서비스 개요
- II. 서비스 프로세스 Stage 1
- III. 서비스 프로세스 Stage 2
- IV. 서비스 프로세스 Stage 2 예시
- V. 서비스 프로세스 Stage 3

05. 기대 효과

- I. 기존 광고와의 차별점
- II. 기대 효과 모식도

01. 공모 배경 | 사람과 날씨

기후 변화에 따른 심리적 변화

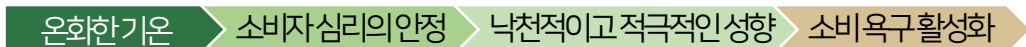


인간의 행동은 정서, 인지와 함께 작용한다. 태도는 행동에 그 행동은 다시 태도에 영향을 주며, 밀접하고 구체적인 연속적 변동성을 가지게 된다. (Myers, 2003)

소비 심리에 영향을 주는 온도

A. 온화한 기온이 소비자의 소비 심리에 미치는 영향

출처: 산업 기상 연구소



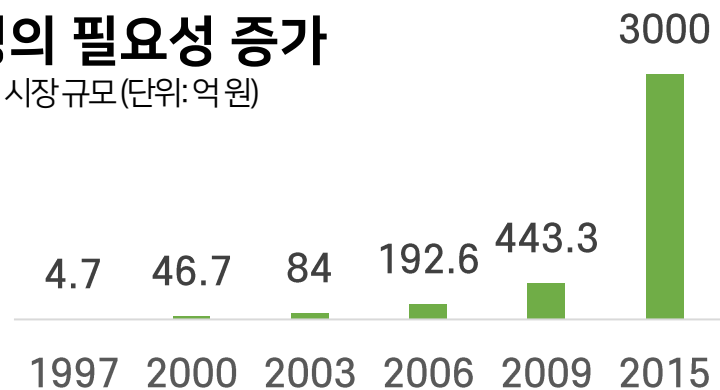
B. 극단적인 기온이 소비자의 소비 심리에 미치는 영향



날씨경영의 필요성 증가

한국 기상산업 시장규모 (단위: 억 원)

자료: 기상청



국내 GDP의 52%와 산업의 70~80%가 날씨에 직·간접적으로 영향 받음
'날씨를 어떻게 관리하느냐'가 기업의 주요 관심사항
날씨정보를 활용해 리스크를 최소화하고 이익을 창출 중

출처: KDI 경제정보센터

날씨경영 사례



파리바게트 | 날씨 판매지수 도입

기온 27도 이상의 맑은 날씨에는 샌드위치,
비가 오는 20도 안팎의 날씨에는 기름기가 많은
조리빵(피자빵, 소시지빵 등)이 잘 팔린다는 데이터 제공



GS25 | 가맹주에게 발주 시 참고용 날씨 정보 제공

기온이 0~5도 일 때는 양주,
6~10도일 때는 맥주가 더 잘 팔린다.
점주들은 본사에서 제공하는 날씨 정보를 발주 시 참고

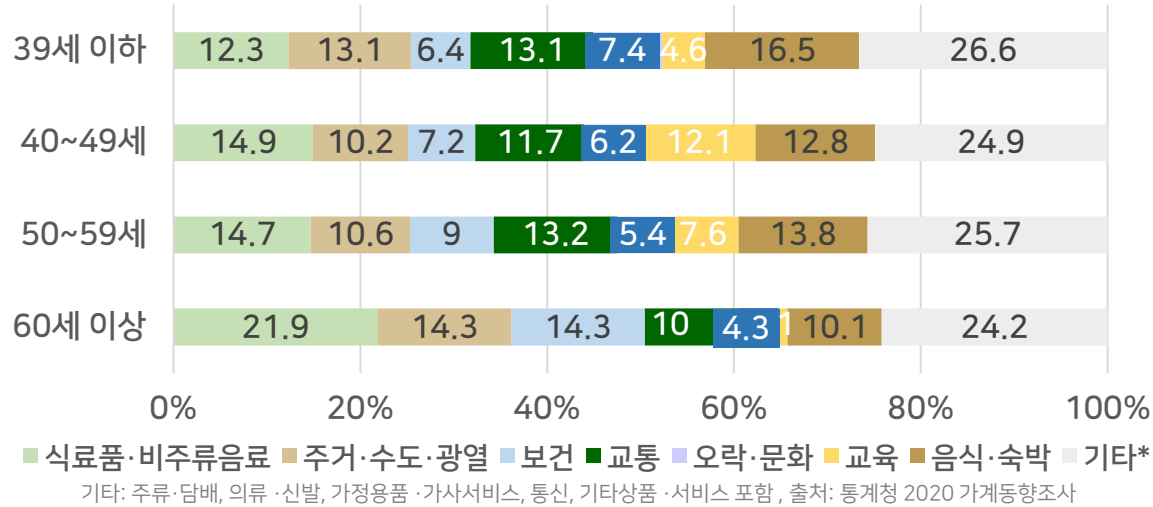


CJ제일제당 | 곡물 가격 변동을 대비한 원가 절감에 활용

곡물가의 급변동을 사전에 대비, 구매 시기 조정
날씨를 전문적으로 분석하는 곡물구매조직을 운영

01. 공모 배경 | 소비와 광고

가구주 연령별 소비지출 구성비



연령대별 소비 특징

남성		여성	
20대 초반	주점	20대 초반	인터넷 쇼핑
30대 초반	차량 유지비 인터넷 쇼핑 비중 증가	30대 초반	영유아 자녀를 위한 인터넷쇼핑과 유아 교육
30대 후반	재테크 시작	30대 후반	자녀교육, 인터넷쇼핑
40대 초반	건강, 재테크	40대 초반	자녀교육, 문화·여가생활
40대 후반	재테크 비중 축소	40대 후반	의료비 지출비중 증가
50대 이상	다시 나를 찾는 소비, 차량지출 비중 증가	50대 이상	다시 나를 찾는 소비, 의류 소비비중 증가

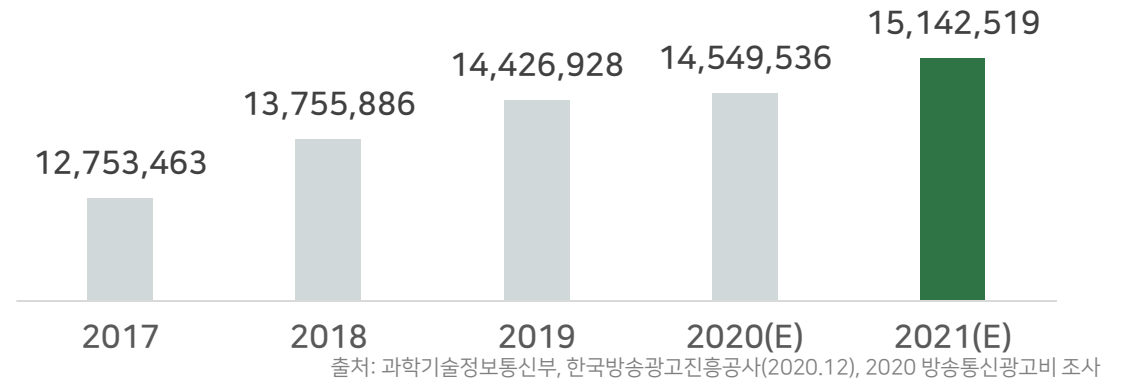
출처: 매일경제신문

⇒ 연령별·성별 소비 특징이 상이하다.

광고 산업의 성장

국내 전체 광고비 시장 규모

(단위: 억 원)



- ✓ 지난 10년간 한국의 광고시장은 꾸준히 성장
- ✓ 2020년 한국 광고시장의 전년대비 총 광고비 성장률은 0.8%로 추정
- ✓ 커지는 광고 시장에서 효율적인 광고 전략 필요성 증대

날씨는 기분에 영향을 주고, 기분은 의사결정에 영향을 준다.

날씨는 물품 구매에 영향을 주며, 날씨 경영의 효과는 입증되었다.

연령별·성별로 소비성향은 다르다.

광고 산업은 성장세를 그리며, 더 효율적인 광고 방안이 필요하다.



“연령·성·날씨를 고려해 광고 서비스를 제공하면 어떨까?”

02. 데이터 정의와 전처리 | 데이터 정의와 활용 근거

본 분석에서는 크게 1) 날씨 데이터, 2) 구매이력 데이터, 3) 소셜 데이터를 사용하였다.

항목	종관기상관측 일별 데이터	대기환경 정보 데이터	상품별 온라인 구매이력 데이터	SNS에서의 상품명 언급량 데이터
상세 내용	평균기온, 일교차, 일강수량, 평균 풍속, 평균 상대습도, 평균 전운량	오존, 미세먼지	뷰티, 식품, 냉난방가전으로 분류되는 383개의 품목의 연령 성별별 판매량	블로그, 커뮤니티, 인스타그램의 각 채널별 게시글 10만건 당 물품 키워드가 포함된 게시글의 상대적 문서수
기간	2018.01.01 ~ 2019.12.31 (2년)			
출처	 기상청			

INPUT

종관기상관측 데이터

- 날씨에 따른 매출 분석을 위해
온라인 구매이력 데이터와 같은 기간의 날씨 데이터 사용
- 인구수 상위 8개 도시가 전체 인구수의 46%, 대표값으로 사용
 - 상위 8개 도시 = 서울, 부산, 인천, 대구, 대전, 광주, 울산, 수원
 - 백령도, 강화, 관악산 : 그 지역을 대표하기 어렵다고 판단, 제외
 - 대구(기) : 지점 상세보기 정보가 나와있지 않아 제외

대기환경 정보 데이터

- 날씨와 더불어 대기환경 또한 매출에 영향을 끼칠 것이라 판단하여
날씨 데이터에 병합하여 사용
 - 종관기상관측 데이터와 동일하게 상위 8개 도시의 데이터 사용

OUTPUT

상품별 온라인 구매이력 데이터

- 날씨에 따른 판매량 예측을 위해 사용

SNS 데이터

- 온라인 구매라는 특성상, 상품이 SNS에 많이 언급될 수록
매출에 도움을 줄 것이라 가정하여 함께 분석하기 위해 사용

02. 데이터 정의와 전처리 | 날씨 데이터 전처리

날씨 데이터의 전처리는 1) 대기환경 데이터 전처리, 2) 종관관측 데이터 전처리, 3) 데이터 병합, 4) 지역별 가중치 적용 순으로 진행되었다.

대기환경 정보 데이터

종관기상관측 데이터

결측치 처리 후 병합

X

지역별 인구수 가중치

=

날씨 데이터

1. 대기환경 데이터

1. 전체 대기 요소 중, 에어코리아의 예보에 사용되는 O3, PM10 데이터만 추출
2. 인구수 상위 8개 도시 [서울, 부산, 인천, 대구, 대전, 광주, 울산, 수원]의 데이터 추출, 결측치 없음 -> 완료

	지역	망	측정소코드	측정소명	측정일시	S02	CO	O3	NO2	PM10	PM25	주소
0	서울 중구	도시대기	111121	중구	2019010101	0.003	0.7	0.003	0.054	39.0	24.0	서울 중구 덕수궁길 15
1	서울 중구	도시대기	111121	중구	2019010102	0.003	0.8	0.002	0.056	38.0	27.0	서울 중구 덕수궁길 15
2	서울 중구	도시대기	111121	중구	2019010103	0.003	0.9	0.002	0.057	42.0	28.0	서울 중구 덕수궁길 15
3	서울 중구	도시대기	111121	중구	2019010104	0.003	0.8	0.002	0.054	42.0	31.0	서울 중구 덕수궁길 15
4	서울 중구	도시대기	111121	중구	2019010105	0.003	0.8	0.002	0.048	49.0	33.0	서울 중구 덕수궁길 15



지역	날짜	오존(O3)	미세먼지(PM10)
0	수원 2018-01-01	0.008958	42.766234
1	수원 2018-01-02	0.007590	41.896970
2	수원 2018-01-03	0.010512	34.670886
3	수원 2018-01-04	0.005339	45.394558
4	수원 2018-01-05	0.008345	54.585987
...

2. 종관 관측 데이터

1. 8개 도시의 데이터 추출
2. 일 강수량과 풍속의 결측치 처리
일 강수량 : 0.1 mm 미만 강수량이 NaN으로 기입되어 있어, 0으로 대체
풍속 : 결측치는 인근 지역의 데이터로 대체 (인천 -> 파주, 대전 -> 금산, 대구 -> 영천, 울산 -> 부산)
3. 기상청의 기상예보와 종관관측 데이터의 [공통 요소]와 최고기온에서 최저기온을 뺀 값인 [일교차]를 최종 피처로 선정 -> 완료

지역	날짜	평균기온(* C)	일교차(* C)	일강수량(mm)	평균 풍속(m/s)	평균 상대습도(%)	평균 전운량(1/10)
0	서울 2018-01-01	-1.3	8.9	0.0	1.4	39.1	1.0
1	대전 2018-01-01	-0.7	10.2	0.0	1.0	60.0	0.5

02. 데이터 정의와 전처리 | 날씨 데이터 전처리

날씨 데이터의 전처리는 1) 대기환경 데이터 전처리, 2) 종관관측 데이터 전처리, 3) 데이터 병합, 4) 지역별 가중치 적용 순으로 진행되었다.

3. 전처리가 완료된 대기환경 데이터와 종관관측 데이터를 병합

4. 지역별 인구수의 가중치를 구하여 날씨 데이터의 각 요소에 적용 -> 최종 완료

대기환경 정보 데이터

종관기상관측 데이터

결측치 처리 후 병합



지역별 인구수 가중치



날씨 데이터

지역별 인구수 가중치

$$\begin{aligned} &\text{전체 인구수 중 각 도시가 차지하는 인구수의 비율} \\ &= \frac{\text{각 도시의 인구수}}{\text{8개 도시의 인구수의 합}} \end{aligned}$$

※ 인구 데이터 기준연도
: 2018~19년

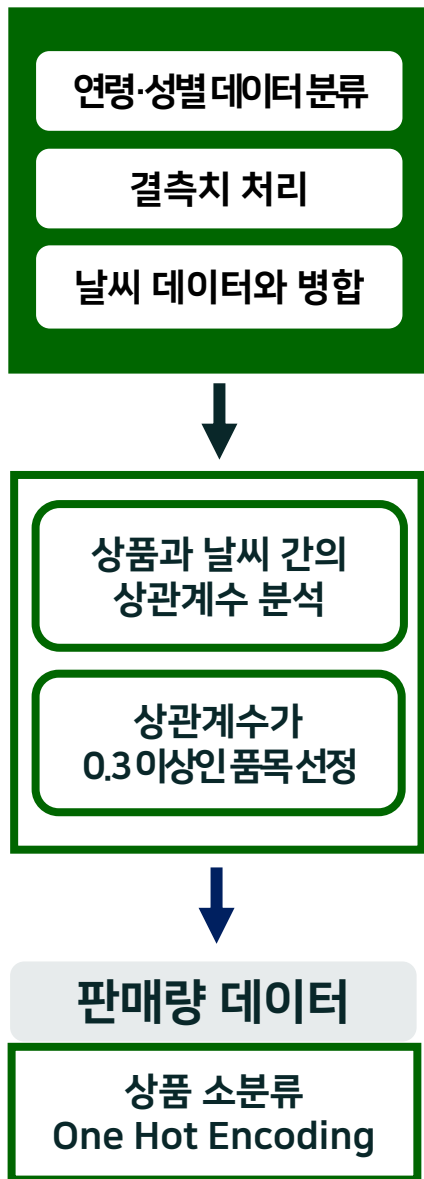
(예) 평균 기온의 경우,
(서울인구가중치*서울평균기온) + (부산인구가중치*부산평균기온) + ... + (수원인구가중치*수원평균기온) = 전국 평균 기온

날짜 평균기온(° C) 일교차(° C) 일강수량(mm) 평균 풍속(m/s) 평균 상대습도(%) 평균 전운량(1/10) 오존(O3) 미세먼지(PM10)

2018-01-01	0.066157	8.198700	0.000000	1.844893	41.267581	0.731871	0.015544	44.032069
2018-01-02	-0.000201	7.910404	0.000000	2.003189	47.229263	2.787500	0.013179	53.742579

02. 데이터 정의와 전처리 | 판매량 데이터 전처리

판매량 데이터의 전처리는 1) 연령·성별 데이터 분류, 2) 결측치 처리, 3) 날씨 데이터와 병합, 4) 날씨와 판매량의 상관관계 분석 및 최종 품목 선정, 5) 물품별 원-핫 인코딩 순으로 진행되었다.



1. 연령·성별로, 각 날짜마다 10개의 동일 상품 판매량 존재 -> 10개의 컬럼으로 바꿔주었다.

예) 10개의 행으로 존재하는 2018.01.01의 공기청정기 판매량

	날짜	성별	연령	대분류	소분류	판매량
0	20180101	F	20	냉난방가전	공기청정기	1
1	20180101	F	30	냉난방가전	공기청정기	28
2	20180101	F	40	냉난방가전	공기청정기	16
...						
7	20180101	M	40	냉난방가전	공기청정기	18
8	20180101	M	50	냉난방가전	공기청정기	4
9	20180101	M	60	냉난방가전	공기청정기	3

날짜	대분류	소분류	20대 여성 판매량(개)	20대 남성 판매량(개)	...	60대 여성 판매량(개)	60대 남성 판매량(개)
2018-01-01	냉난방가전	공기청정기	1.0	2.0	...	2.0	3.0

품목 1개의 일별 판매량을 연령 성별별로 1행에 담기도록 정렬

2. 결측치 (NaN) 은 0으로 대체

3. 앞서 전처리한 날씨 데이터와 판매량 데이터를 날짜 기준으로 병합

날짜	대분류	소분류	평균기온 (°C)	일교차 (°C)	일강수량 (mm)	평균 풍속 (m/s)	평균 상대습도 (%)	평균 전운량 (1/10)	오존 (03)	미세먼지 (PM10)	20대 여성 판매량 (개)	20대 남성 판매량 (개)	30대 여성 판매량 (개)	30대 남성 판매량 (개)	...	60대 여성 판매량 (개)	60대 남성 판매량 (개)
2018-01-01	냉난방가전	가열식가습기	0.066157	8.1987	0.0	1.844893	41.267581	0.731871	0.015544	44.032069	1.0	1.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0

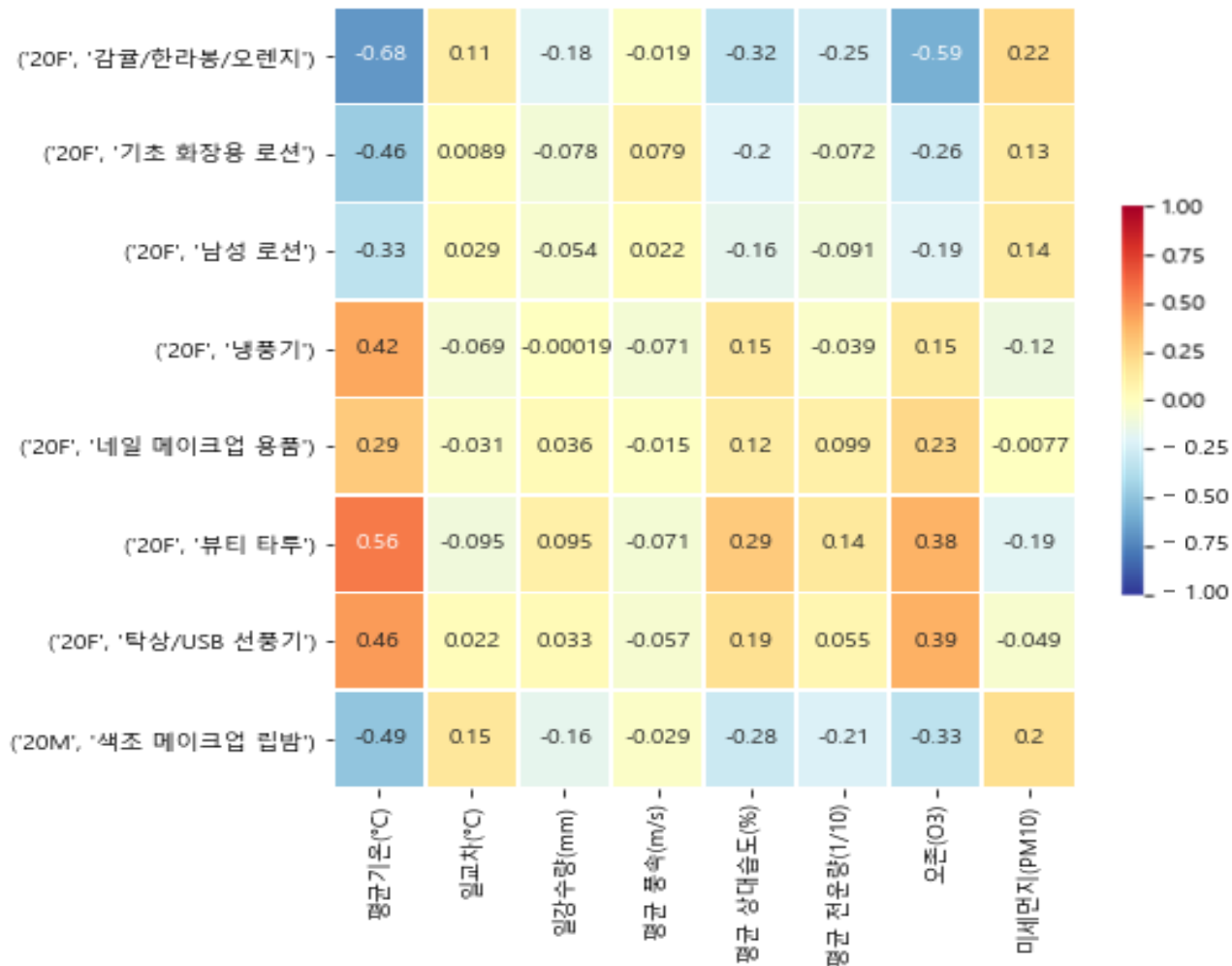
02. 데이터 정의와 전처리 | 판매량 데이터 전처리

판매량 데이터의 전처리는 1) 연령·성별 데이터 분류, 2) 결측치 처리, 3) 날씨 데이터와 병합, 4) 날씨와 판매량의 상관관계 분석 및 최종 품목 선정, 5) 물품별 원-핫 인코딩 순으로 진행되었다.



4. 날씨와 연령·성별 판매량 간의 상관관계 계산

어떤 소비자 집단에서도 0.3 이상의 수치를 가지지 않는 품목 제외,
383개 품목 중 126개 선정



5. 소분류(물품명)을 기준으로 원-핫 인코딩 -> 완료

날짜

대분류

소분류

2018-01-01

냉난방가전

가열식가습기

날짜

대분류

소분류_가열식가습기

소분류_감귤/한라봉/오렌지

2018-01-01

냉난방가전

1

0

0

02. 데이터 정의와 전처리 | SNS 언급량 데이터 전처리

SNS 언급량 데이터의 전처리는 1) 판매량 데이터와 동일한 품목 추출과 병합, 2) 물품별 원-핫 인코딩 순으로 진행되었다.

1. 앞서 상관계수를 기준으로 선별한 126개의 품목의 데이터를 추출하고 날씨 데이터와 병합

날짜	대분류	소분류	평균기온 (°C)	일교차 (°C)	일강수량 (mm)	평균 풍속 (m/s)	평균 상대습도 (%)	평균 전운량 (1/10)	오존 (O3)	미세먼지 (PM10)	SNS언급량
2018-01-01	뷰티	기능성 링클케어 화장품	0.066157	8.1987	0.0	1.844893	41.267581	0.731871	0.015544	44.032069	12.154295
2018-01-01	뷰티	기능성 모공관리 화장품	0.066157	8.1987	0.0	1.844893	41.267581	0.731871	0.015544	44.032069	36.000828
2018-01-01	뷰티	기능성 아이케어 화장품	0.066157	8.1987	0.0	1.844893	41.267581	0.731871	0.015544	44.032069	0.895782

동일 품목 추출

날씨 데이터와 병합

2. 물품별 원-핫 인코딩 -> 완료

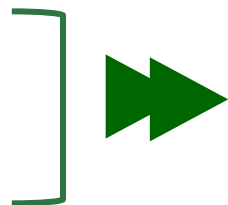
날짜	대분류	소분류_가공란	소분류_가스온수기	소분류_가열식가습기	소분류_가자미	소분류_갈비/찜/바비큐용돈육	...	소분류_히터	평균기온 (°C)	일교차 (°C)	일강수량 (mm)	평균 풍속 (m/s)	평균 상대습도 (%)	평균 전운량 (1/10)	오존(O3)	미세먼지 (PM10)	SNS언급량
2018-01-01	뷰티	0	0	0	0	0	...	0	0.066159	8.198689	0.0	1.844892	41.267527	0.73187	0.015544	44.032018	12.154295
2018-01-01	뷰티	0	0	0	0	0	...	0	0.066159	8.198689	0.0	1.844892	41.267527	0.73187	0.015544	44.032018	36.000828

SNS 언급량 데이터

상품 소분류
One Hot Encoding

목표 모델

- ☑ 성별·연령별 판매량을 예측하는 회귀모델
- ☑ SNS 언급량을 예측하는 회귀모델



정형 데이터이므로

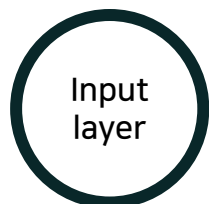
머신러닝, 딥러닝 모두 시도

머신러닝

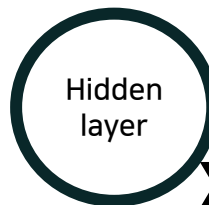
- Linear Regression 계열
 - Linear Regression
 - Ridge Regression
 - Lasso Regression
- Boosting 계열
 - Light GBM
 - XGBoost
 - CatBoost

딥러닝 _ DNN

- DNN : 딥러닝의 기본 구조

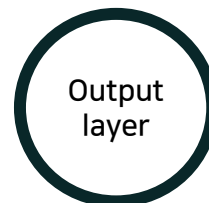


- 134개의 node



- 64개의 node
- Batch normalization
- Relu 함수 적용

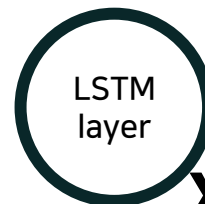
X2



- 판매량 예측 모델 : 10개의 node
- SNS 언급량 예측 모델 : 1개의 node

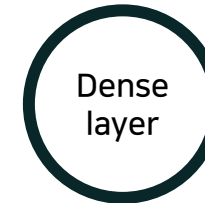
딥러닝 _ LSTM

- 긴 의존 기간을 필요로 하는 시계열 데이터 학습에 적합
- 따라서 시계열 데이터인 기상 데이터 학습에 적합



X5

- 5층의 LSTM layer
- 100개의 node
- 40%의 Dropout 적용



- 판매량 예측 모델 : 10개의 node
- SNS 언급량 예측 모델 : 1개의 node

03. 분석과 모델링 | 모델 선정

분석에 사용한 모든 기법으로 성별·연령별 판매량을 예측하는 모델과, SNS 언급량을 예측하는 모델을 각각 구현

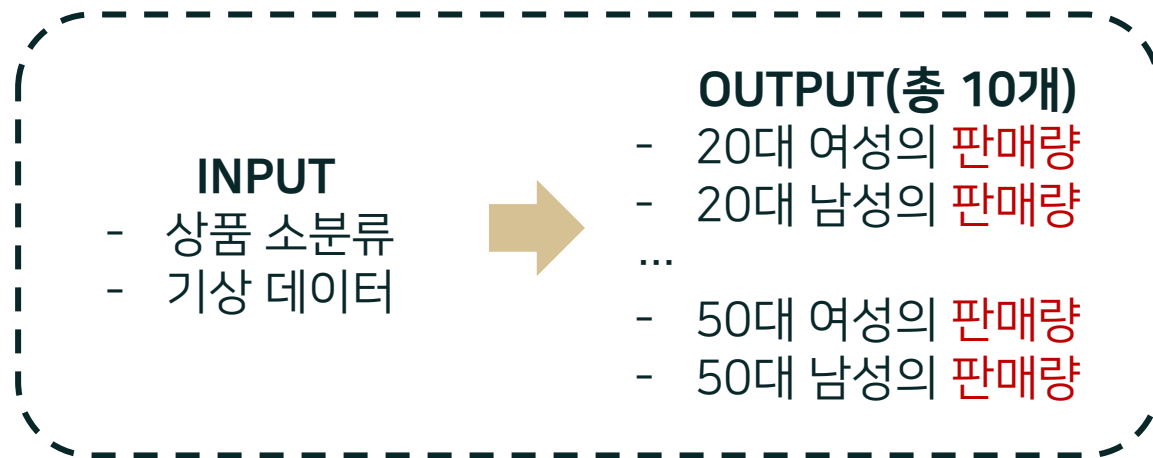
Linear
Ridge
Lasso
Light GBM
XGBoost
CatBoost
DNN
LSTM



성별·연령별 판매량
예측 모델



SNS 언급량
예측 모델



머신러닝·딥러닝(DNN) 전처리

- ☑ DNN은 시계열 특성을 고려하지 않아도 된다.
-> 머신러닝과 동일한 데이터셋 사용
- ☑ 기상 데이터_Min-Max scaler로 정규화
- ☑ 상품 소분류_One Hot Encoding

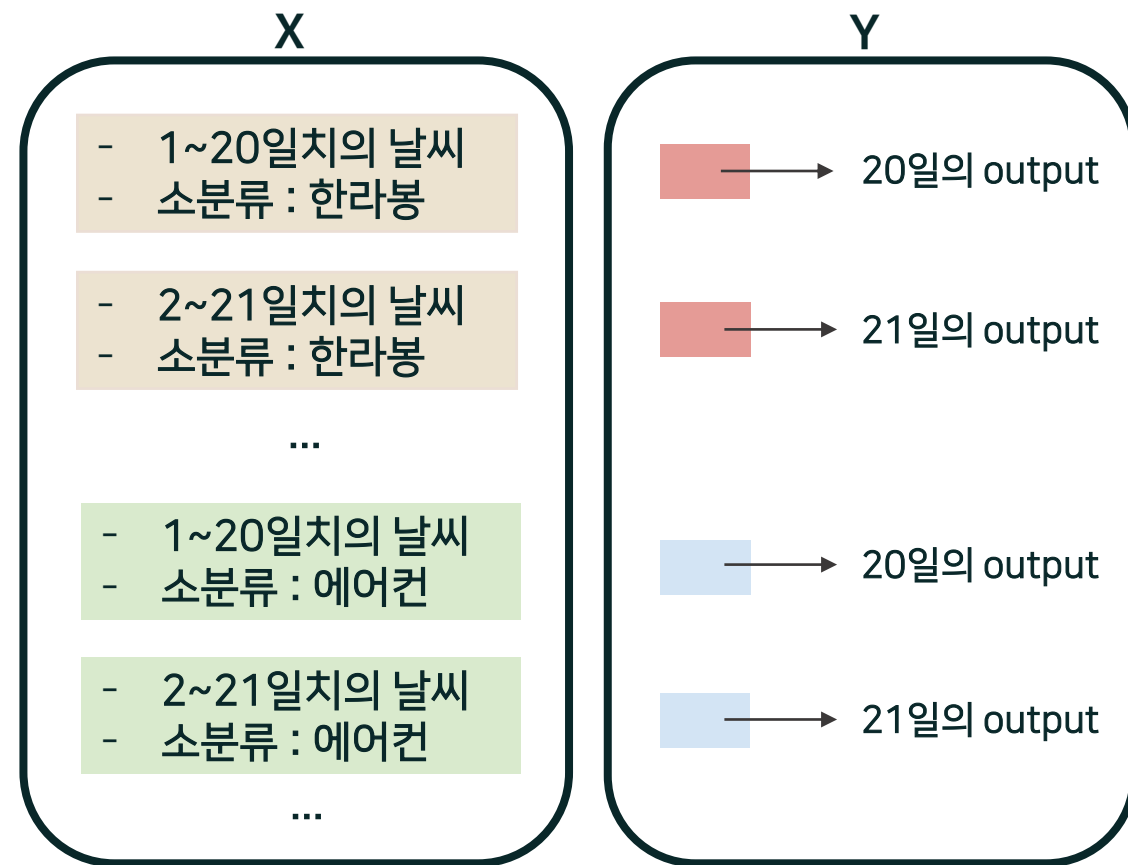
소분류_감	소분류_굴	...	평균기온	강수량	...	output
1	0	...	0.4	0.7	...	257

One Hot
Encoding

Min_Max
Scaling

LSTM 전처리

- ☑ 정규화, One Hot Encoding 동일 적용
- ☑ 예측 시점으로부터 과거 20일치의 기상 데이터로 예측



03. 분석과 모델링 | 모델 결과

성별·연령별 판매량 예측

소수점 넷째자리에서 반올림함

	Linear Regression	Ridge	Lasso	LGBM	XGBoost	CatBoost	DNN	LSTM
MSE	468.124	476.776	643.621	439.514	459.429	437.208	467.179	414.381
RMSE	21.636	21.835	25.370	20.965	21.434	20.910	21.614	20.356
MAE	8.319	8.323	13.079	7.958	9.159	7.981	7.736	7.180

SNS 언급량 예측

	Linear Regression	Ridge	Lasso	LGBM	XGBoost	CatBoost	DNN	LSTM
MSE	817.357	744.664	835.954	674.180	626.738	650.987	549.207	472.266
RMSE	28.589	27.289	28.913	25.965	25.035	25.514	23.435	21.732
MAE	12.095	12.282	18.480	10.480	13.338	10.524	10.249	8.849

LGBM, Catboost, DNN, LSTM 선정 ➡ 4개 모델로 Ensemble

03. 분석과 모델링 | 앙상블 및 최종 선정

앙상블이란?

- 서로 다른 모델을 결합하는 것
- 각 모델의 예측 결과를 산술평균

성별·연령별 판매량 예측

	LGBM	CatBoost	DNN	LSTM	Ensemble
MSE	439.514	437.208	441.137	414.380	405.364
RMSE	20.965	20.910	21.003	20.356	20.134
MAE	7.958	7.981	7.805	7.180	7.322

최종 모델 선정

판매량 → Ensemble

SNS 언급량 예측

	LGBM	CatBoost	DNN	LSTM	Ensemble
MSE	674.180	650.987	650.930	472.266	552.024
RMSE	25.965	25.514	25.513	21.732	23.495
MAE	10.480	10.524	11.937	8.849	9.719

SNS
언급량 → LSTM

03. 분석과 모델링 | 모델 시연

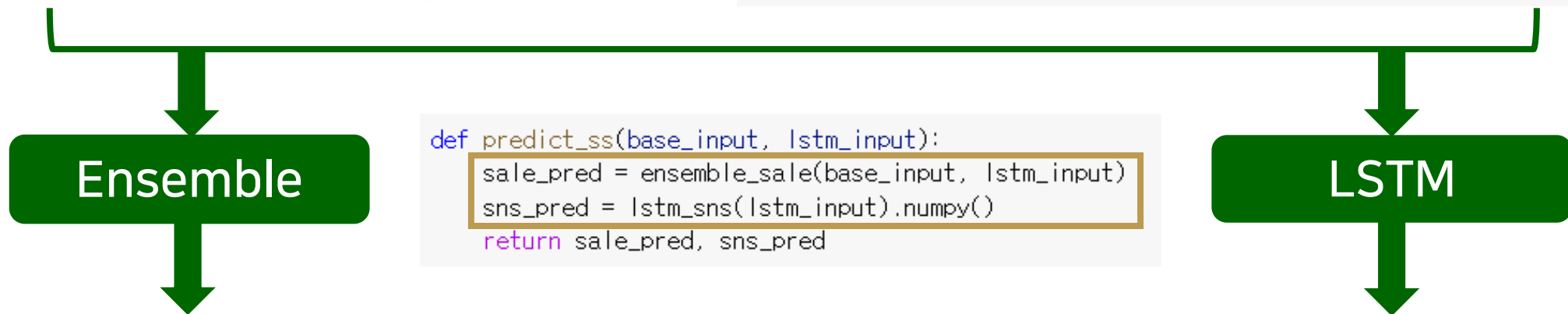
21년 7월 29일의 탄산음료 판매량과 SNS 언급량 예측

품목 One-Hot Encoding

[illegible]

날씨 (21.07.09~29)

	tm	avgTa	temp_diff	sumRn	avgWs	avgRhm	avgTca	O3	PM10
0	2021-07-09	25.035173	5.770388	2.963365	1.758153	81.953459	7.053429	0.029647	15.430012
1	2021-07-10	25.675155	6.256063	2.532003	2.388350	81.726342	6.932619	0.042718	25.255703
2	2021-07-11	25.883850	5.511758	0.534969	2.314651	84.890819	7.065721	0.041383	25.969001



판매량 예측

20대 여성 판
매량(개)

60대 여성 판 매량(개) 60대 남성 판 매량(개)

탄산음료	3342.951199	1778.154984
------	-------------	-------------

384.585808 249.978117

SNS 언급량 예측

SNS, 어금량

탄산음료 341.766113

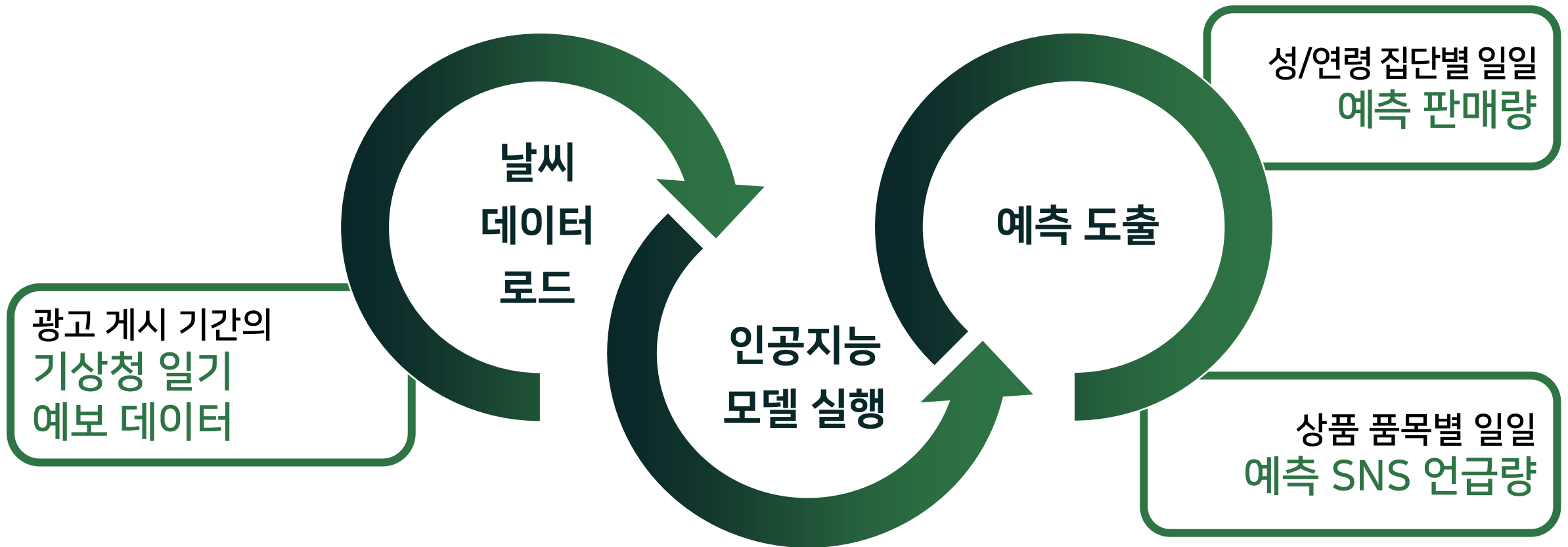


오늘의 광고

“AI를 활용한 **날씨별/연령별/성별 맞춤형** 광고 제작 및 맞춤형 게시 서비스”



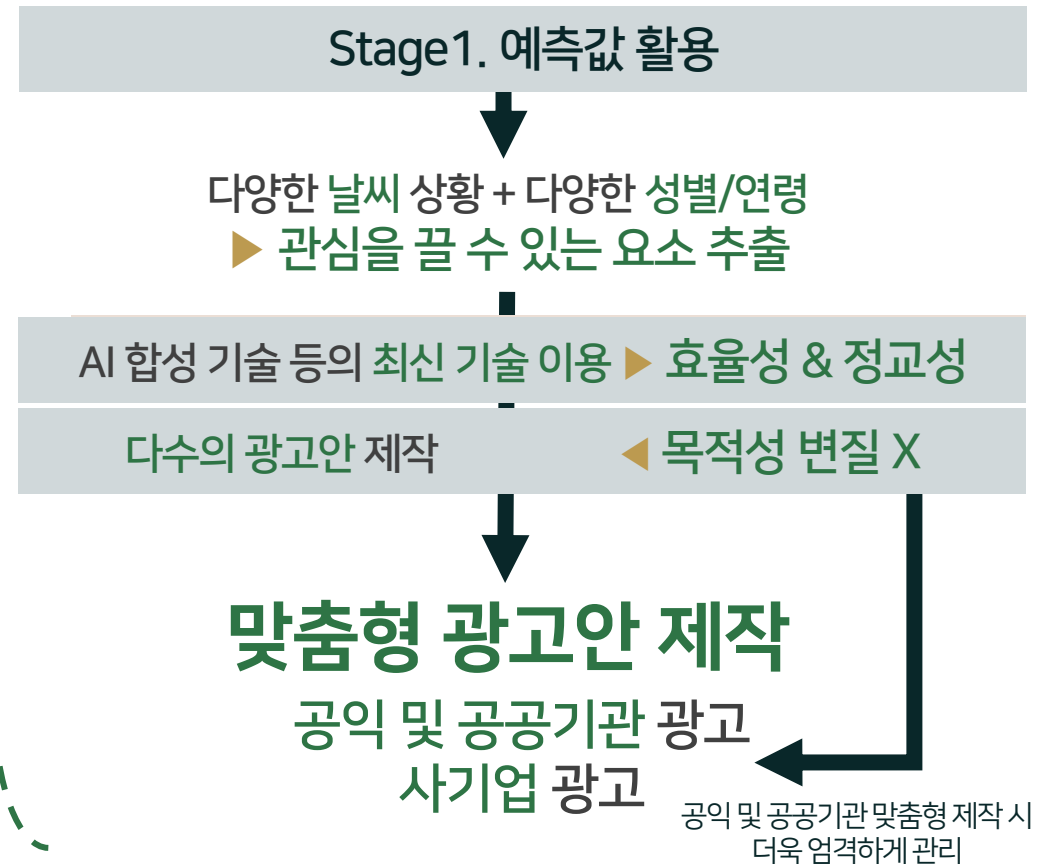
Stage1. 판매량 및 SNS 언급량 예측



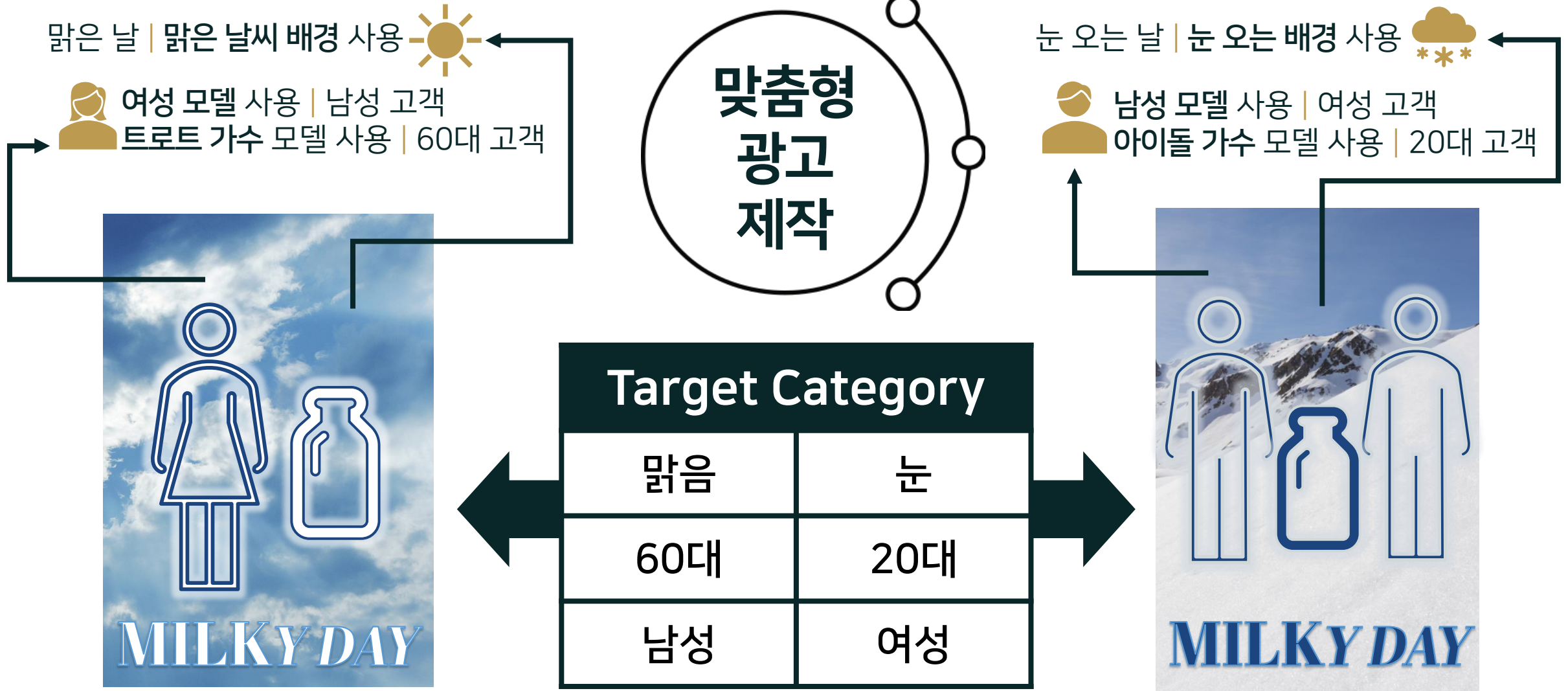
Stage2. 성별+연령별+날씨별 맞춤형 광고 제작



성별/연령별/날씨별 맞춤형 광고 제작 프로세스



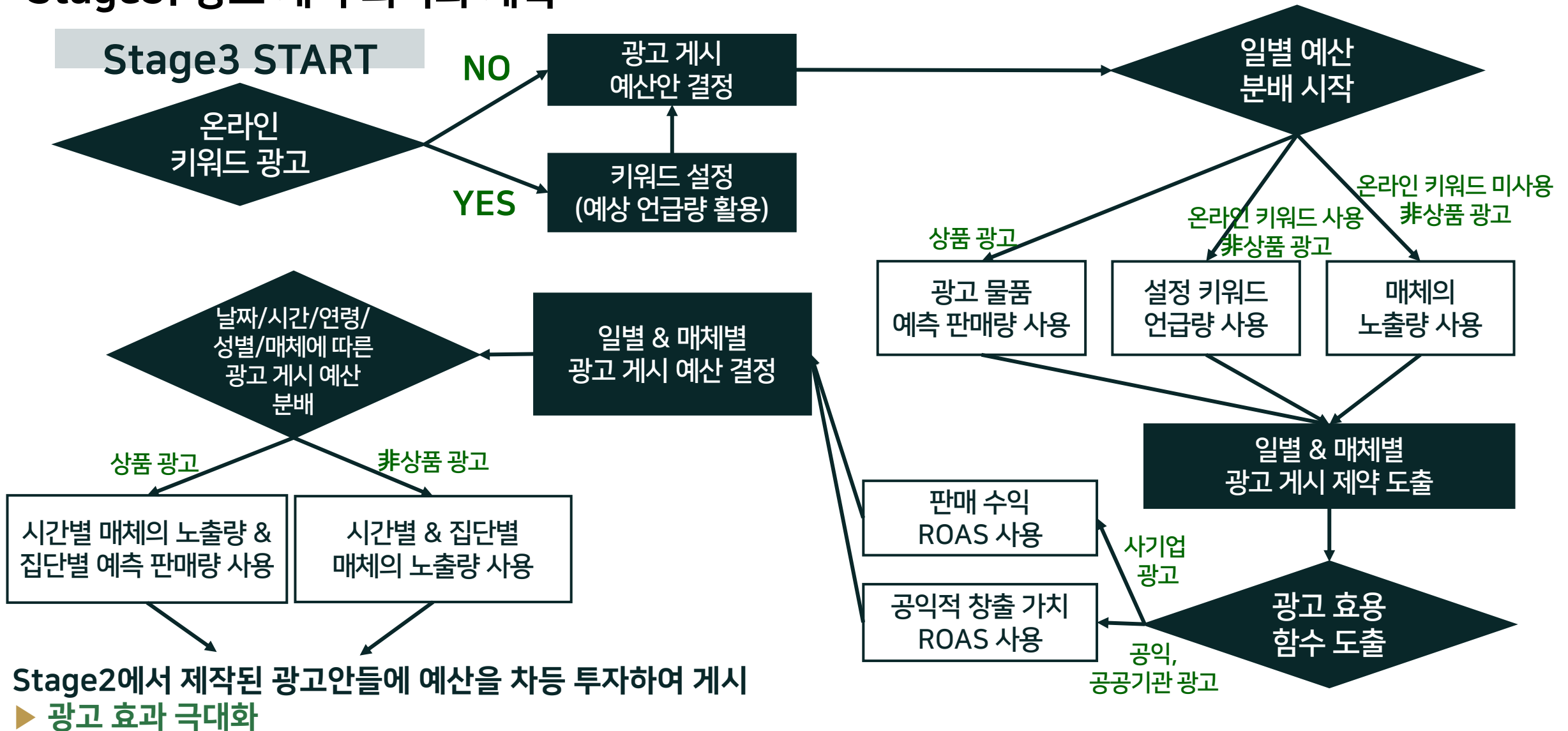
맞춤형 광고 제작 예시: 기업 광고



맞춤형 광고 제작 예시: 공익 광고

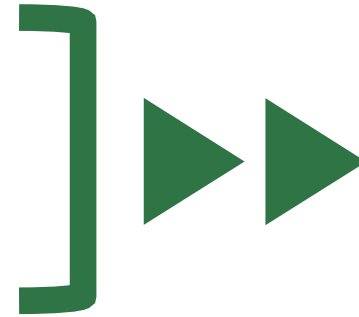


Stage3. 광고 게시 최적화 계획



온라인 키워드 광고 설정

- ☑ 일기 예보를 이용하여 도출한
일별 물품들의 예상 언급량의 변화
- ☑ 물품들과 광고의 연관성



광고의 키워드로
설정할 물품명 결정

예시) A물품 vs B물품

광고 날짜 | A물품 광고 게시한 날
예 측 | B물품 예상 언급량 급증
관 계 | A물품과 B물품 보완재 관계

A물품 광고 키워드 ► B물품 설정

일별 품목의 예상 언급량은 Stage 1에서 도출한 것을 이용

맞춤형 광고 게시 예산안 결정 과정

01. 전체 광고 게시 예산 결정 및
일별 광고 게시 예산 분배

I. 상품 광고

광고 게시 기간 동안의 일별 일기예보를 통해 도출한
광고 품목별 일별 예측 판매량 사용

II. 온라인 키워드를 사용한 비(非)상품 광고 (ex: 검색 시 나오는 광고)
광고 게시 기간 동안의 일별 일기예보를 통해 도출한
설정 키워드의 일별 예측 언급량 사용

III. 온라인 키워드를 사용하지 않는 비(非)상품 광고 (ex: 배너 광고, 랜딩 페이지)
광고 게시 기간 동안의 일별 일기예보를 통해 도출한
광고 게시 시 사용하는 전 매체의 일별 노출량 사용
일별 노출량은 과거 데이터를 통해 예측

▶ 광고일 광고 게시 예산

$$= \text{전체 광고 게시 예산} \times \frac{\text{광고일 예측 판매량(or 언급량 or 노출량)}}{\text{광고기간 예측 총판매량(or 총언급량 or 총노출량)}}$$

예시) A물품

광고 대상	A물품
2일간 전체 광고 예산	3억
1일차 예측 판매량	100개
2일차 예측 판매량	200개

1일차 광고 게시 예산 ▶ 3억 원 $\times (1/3) = 1\text{억 원}$

02. 일별 & 매체별 광고 게시 예산 제약 도출

$$W = \sum_{i=1}^n p_i x_i$$

(p: 광고 게시 횟수, x:광고 게시 비용, W: 전체 예산)

예시) A물품 + X매체 & Y매체

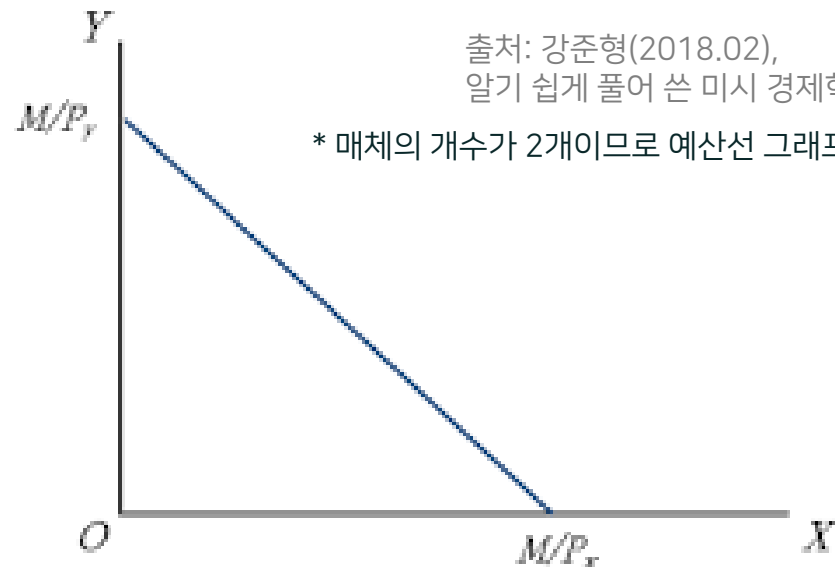
광고 날짜 | 광고 1일차

게시 예산 | 1억

광고 매체 X의 광고 게시 횟수 | X

광고 매체 Y의 광고 게시 횟수 | Y

1일차 광고 게시 예산 제약 ► 예산선 도출



03. 광고 효용 함수 도출

일별 매체별 예상 광고비용 대비 수익률 (효용, ROAS) 계산

$$\text{매체별 평균 ROAS(Return On Ad Spend)} = \left(\frac{\text{수익}}{\text{광고비}} \right) \times 100$$

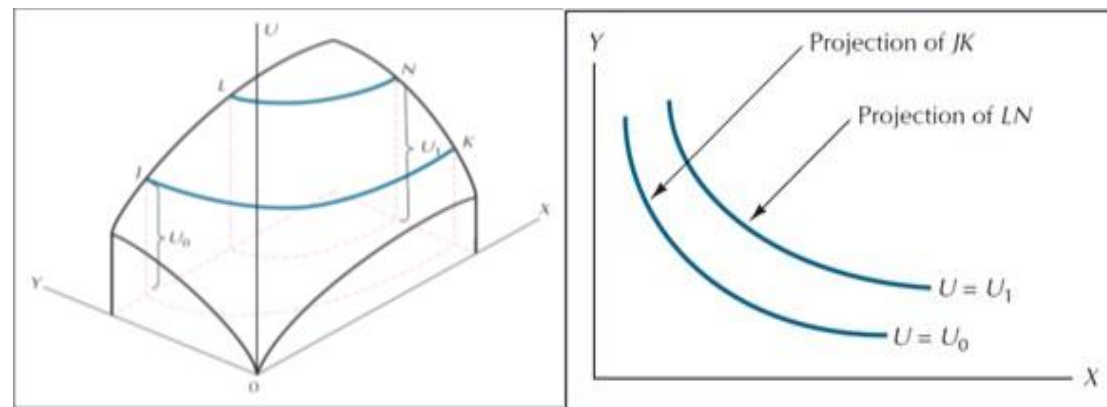
공익, 공공기관 광고는 위의 식 분자에 수익 대신 공익적 창출가치(비용) 사용

예시) A물품 + X매체 & Y매체

A물품의 광고 효용 함수 $U(X, Y) =$

$(X\text{매체 예상 ROAS} * X) + (Y\text{매체 예상 ROAS} * Y)$

X는 X매체 광고 게시 횟수, Y는 Y매체 광고 게시 횟수



출처: Robert H. Frank(2009.09), Microeconomics and Behavior

* 매체의 개수가 2개이므로
3차원의 효용곡면과 2차원의 무차별지도 도출

효용 함수 ► 효용곡면 & 무차별지도 도출

04. 일별 & 매체별 광고 게시 예산 설정

예산 제약 하에서 가장 효용함수 값이 높은 조합을 선정

▶ 일별 & 매체별 광고 게시 예산을 분배

예시) A물품 + X매체 & Y매체

무차별곡선과 예산선의 교점 도출

무차별지도(I3, I2, I1순으로 효용이 높은 곡선)에서
효용이 높은 무차별곡선과 예산선의 교점이 최적의 조합

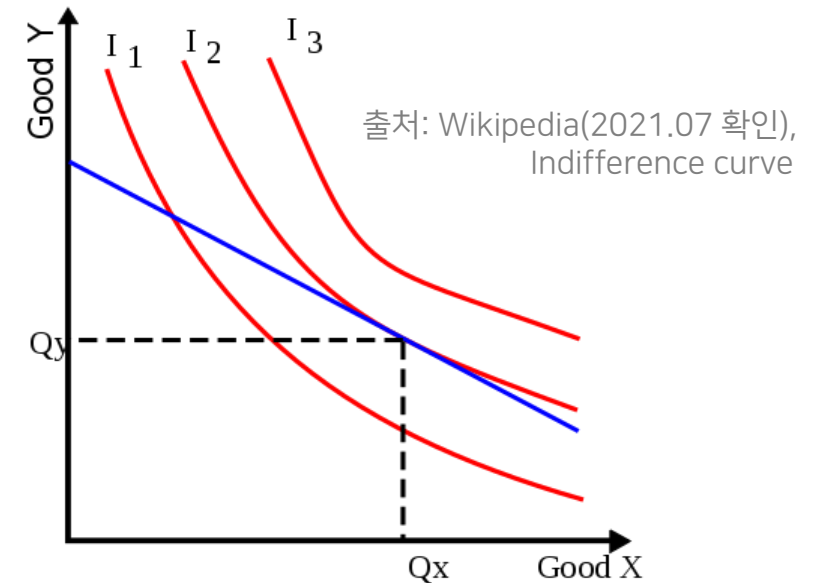
최적의 X매체 광고 게시 횟수 | Q_x X매체 광고 게시 횟수 | X축
최적의 Y매체 광고 게시 횟수 | Q_y Y매체 광고 게시 횟수 | Y축

광고 게시 예산

▶ X매체 | $Q_x * \text{X매체 광고 단가}$

Y매체 | $Q_y * \text{Y매체 광고 단가}$

1일차 X매체 광고 게시 예산은 3,000만 원, Y매체 광고 게시 예산은 7,000만원이라 가정



* 매체의 개수가 2개이므로 그래프는 2차원

05. 일별 & 매체별 광고 게시 예산 내 시간/성/연령별 노출량에 따른 광고 게시 예산 분배

I. 상품 광고

맞춤형 광고 게시 예산

$$= \text{특정 일, 특정 매체 광고 게시 예산} \times \frac{\text{특정 시간대, 특정 매체 평균 노출량}}{\text{특정 매체의 일 평균 노출량}} \times \frac{\text{특정 연령 · 성별 집단의 광고 물품 일 예측 판매량}}{\text{광고 물품 일 예측 판매량}}$$

II. 비(非)상품 광고

맞춤형 광고 게시 예산

$$= \text{특정 일, 특정 매체 광고 게시 예산} \times \frac{\text{특정 연령 · 성별 집단의 특정 시간대, 특정 매체 평균 노출량}}{\text{특정 매체의 일 평균 노출량}}$$

예시) A물품 + X매체

1일차 X매체 광고 게시 예산	3,000만 원
12-18시 X매체 평균 노출량	600회
X매체 일 평균 노출량	1000회
1일차 20대 여성의 A물품 예측 판매량	200개
1일차 A물품 예측 판매량	500개

1일차 12-18시 X매체에서, 20대 여성 맞춤형 광고 예산

▶ (3,000만 원) X (600/1000) X (200/500) = 720만 원

05. 기대 효과 | 기존 광고와의 차별점

기대 효과1. 맞춤형 광고 서비스에 **날씨 정보** 추가

기존 광고 | 날씨에 따라 변하는 사람들의 관심 고려 불가

오늘의 광고 ▶ 기존에 없던 **다양한 날씨 요소들의 변화**가 포괄적, 과학적으로 **고려**된 맞춤형 광고 서비스

기대 효과2. 다양한 고려 요소를 **조합하여** **다수의 맞춤형 광고** 제공

기존 광고 | 맞춤형 광고를 진행함에도
맞지 않는 광고를 시청하게 되는 개인들 존재

오늘의 광고 ▶ 성별/연령/날씨 맞춤형 광고들을 합성기술을 이용해 **다수의 맞춤형 광고**를 제작한 뒤, 이를 제공

기대 효과3. **다양한 플랫폼에서의 활용**

기존 광고 | 플랫폼 선정에서의 한계 존재

오늘의 광고 ▶ **여러 온라인 플랫폼과 오프라인 플랫폼**에서 맞춤형 광고 서비스 제공 가능

예시) **온라인** | 개인정보 활용 광고 서비스, 랜딩 페이지 배너 광고 서비스

오프라인 | 지금까지 제공 불가능했던 정교한 맞춤형 전광판 광고 서비스

기대 효과4. **공공기관에도** **맞춤형 광고 서비스** 제공 가능

기존 광고 | 대부분 사기업 광고

오늘의 광고 ▶ **공익 및 공공기관 광고**에서도 적절한 맞춤형 광고 서비스 제공 가능

05. 기대 효과 | 기대 효과 모식도

