

데이터시각화

구독경제와 드라이브 스루로 알아본 포스트코로나의 비즈니스 모델

Dacon 포스트 코로나 경진대회

I N D E X

1 분석 배경

- 소비 동향
- 분석 대상

2 분석 과정

- 분석구간 정의
- 전처리
- 지수생성
- 지수분석 예시

3 분석 결과

- 지역별 분석
- 소비 분석
- 시각화

4 비즈니스 제안

- 제안 과정
- 구독경제 제안
- 드라이브 스루 제안

5 활용방안 및 기대효과

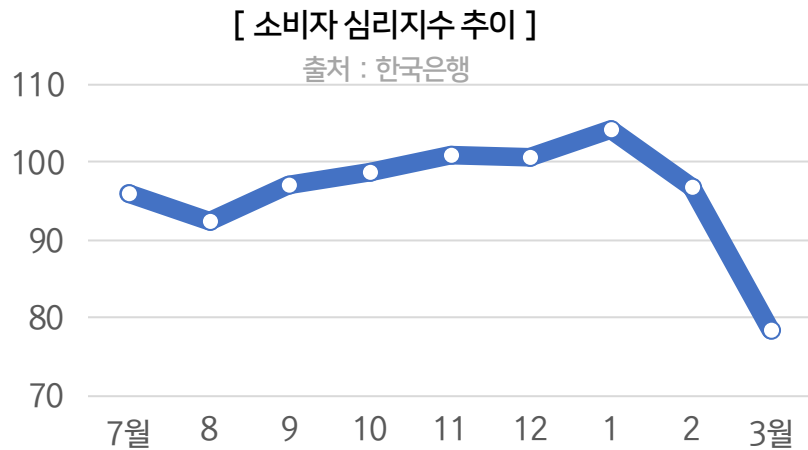
- 구독경제 활용
- 드라이브 스루 활용
- 기대효과



분석 배경

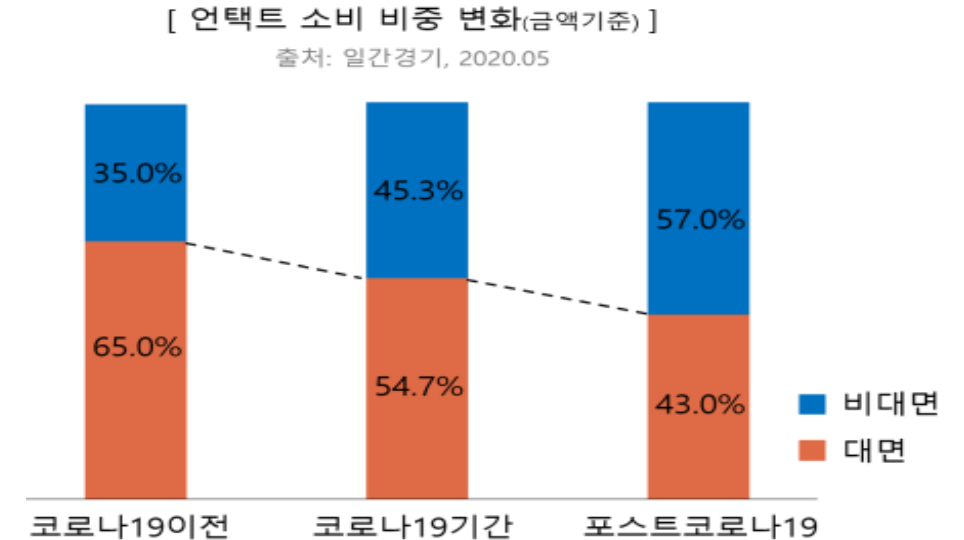
코로나19 사태로 인한 경제 악화와 언택트 소비 활성화

언택트 : '접촉하다' 라는 의미를 가진 영단어 'contact'에 부정의 의미를 담은 'un-'을 합성한 신조어



코로나19가 본격적으로 확산된 2020년 이후
소비자 심리지수가 급격히 감소

그러나



코로나19 이전 35%였던 **비대면 소비** 비중은
포스트코로나 시대에서 57%로 비중 증가

포스트 코로나를 대비한 **언택트 소비행태**를 예측하고 발전시킬 필요가 있다
또한 언택트 소비가 어떤 형태로 재해석될 수 있는지를 파악해야 한다

드라이브스루와 구독경제를 집중 분석

수많은 언택트 산업 중, **드라이브 스루**와 **구독경제**에 주목하여 분석



- 1) 비대면을 중심으로 하여 포스트코로나 시대에서의 발전가능성이 크다.
- 2) 재화 및 서비스를 다루는 대부분의 산업군에 적용이 가능하다

< 드라이브 스루 >



선별 진료소에서의 활용
노량진 수산시장 회 드라이브 스루는
코로나 이후 처음으로 2,600만원의 매출 기록

< 구독 경제 >



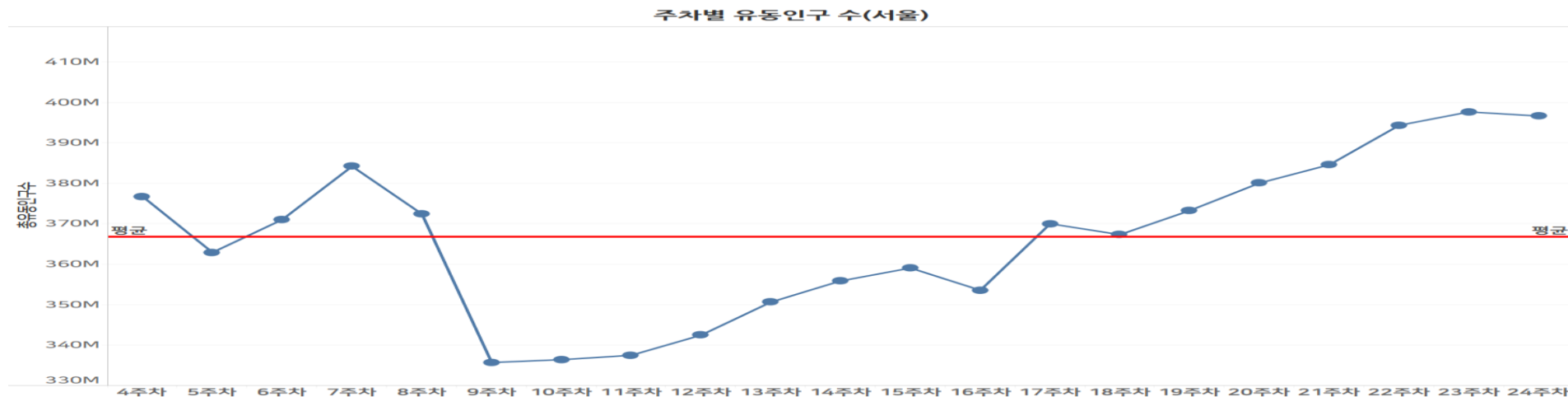
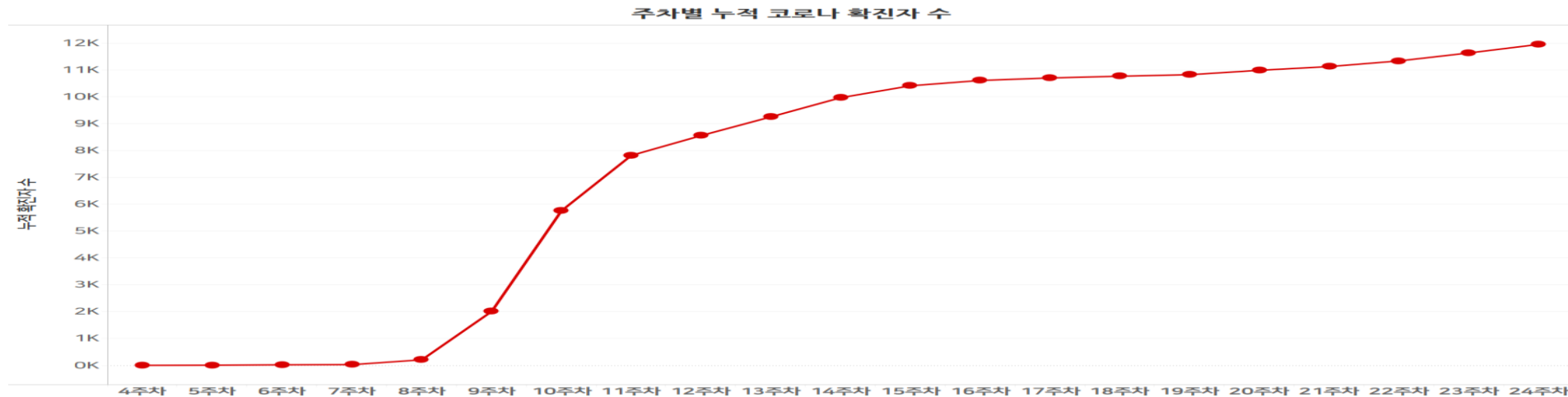
소유를 위한 구매보다 **경험을 위한 구매**로서 강조
단순히 물건을 받아보는 것 이상의 서비스
시장규모는 2000년 2,150억달러에 비해
2020년 현재, 두 배 이상 오른 5,300억달러로 평가



분석과정

01 분석구간정의

1. 분석배경 2. 분석과정 3. 분석결과 4. 비즈니스제안 5. 활용방안및기대효과



5주 ~ 9주 : 2월
10주 ~ 13주 : 3월
14주 ~ 18주 : 4월
19주 ~ 22주 : 5월
23주 ~ : 6월

분석 데이터 내 확진자 수에 따른 유동인구 변화를 통해,
4-5주차를 **Pre 코로나**, WHO의 Covid-19 팬데믹 선언이 있었던
10~11주차를 **코로나 확산기**, 코로나 확진자 수가 줄고 유동인구가
정상 범주를 회복했던 23~24주차를 **Post 코로나**라 정의



이 주차들을 기준으로 포스트 코로나 예측을 위한
분석을 진행하기로 결정

사용 데이터

유동인구데이터(fpopl.csv), 카드매출데이터(card.csv), 행정동데이터(adstrd_master.csv)

```
# 배달데이터는 서울시 425개의 행정동 중 약 122개의 행정동만 있음..
delivery = delivery[['PROCESS_DT', 'DLVR_STORE_INDUTY_NM', 'DLVR_STORE_SIDO',
                    'DLVR_STORE_SIGUNGU', 'DLVR_STORE_DONG',
                    'DLVR_DSTN_SIDO', 'DLVR_DSTN_SIGUNGU',
                    'DLVR_DSTN_DONG', 'DLVR_AMOUNT',
                    'CALL_PLAY_FEE_AMOUNT', 'GOODS_AMOUNT', 'SETLE_KND_VALUE']]

delivery2 = delivery.merge(dong, how='left', left_on='DLVR_DSTN_DONG', right_on = 'adstrd_nm')
delivery2 = delivery2[(delivery2['DLVR_DSTN_SIDO'] == '서울특별시')]

delivery2['DLVR_DSTN_DONG'].nunique()
```

122

```
negative_index = card[(card['이용금액'] <= 0) | (card['이용건수'] <= 0)].index

card = card.drop(negative_index)

card = card.reset_index(drop=True)
```

배달데이터는 서울시 425개의 행정동 중 122개의 행정동에 대한 정보를 포함하고 있어 서울시 구 단위의 비교가 힘들어
분석데이터에서 제외

카드데이터 중 이용건수가 음수거나 이용건수가 음수인 데이터는 분석에서 제외

행정동 통일

```
# fp에는 있고 card에는 없는 행정동명 색출  
empty_dong = list(set(fp['adstrd_nm'].unique()) - set(card['adstrd_nm'].unique()))  
empty_dong
```

['면목제3.8동']

유동인구 데이터와 card 매출 데이터에 공통적으로 포함되지 않은
'면목제3.8동'은 분석에서 제외.



```
empty_list = fp[[x == '면목제3.8동' for x in fp['adstrd_nm']]].index.to_list()  
fp = fp.drop(empty_list, axis=0)
```

```
print(f"유동인구 데이터 행정동 갯수 : {fp['adstrd_nm'].nunique()}")  
print(f"카드 데이터 행정동 갯수 : {card['adstrd_nm'].nunique()}")
```

유동인구 데이터 행정동 갯수 : 423
카드 데이터 행정동 갯수 : 423



분석대상의 통일성을 위해 유동인구와
카드데이터에 공통적으로 존재하는
서울시 423개의 행정동을 분석 대상으로 선정

주차 확인

```
fp[fp['주차'] == 1]['일자'].drop_duplicates()
```

```
0      2020-01-01
282293 2020-01-02
564018 2020-01-03
845929 2020-01-04
1127874 2020-01-05
Name: 일자, dtype: datetime64[ns]
```

주차별 데이터 중 1주차 데이터가 5일,
25주차 데이터가 2일만 존재함을
확인

```
fp[fp['주차'] == 25]['일자'].drop_duplicates()
```

```
46869027 2020-06-15
47151782 2020-06-16
Name: 일자, dtype: datetime64[ns]
```

```
card[card['주차'] == 6]['일자'].drop_duplicates()
```

```
440525 2020-02-03
460333 2020-02-05
488958 2020-02-06
Name: 일자, dtype: datetime64[ns]
```

카드데이터의 6주차와 7주차는
각 3일씩의 정보만을 포함하고
있음을 확인

```
card[card['주차'] == 7]['일자'].drop_duplicates()
```

```
517397 2020-02-14
545940 2020-02-15
574586 2020-02-16
Name: 일자, dtype: datetime64[ns]
```



1, 6, 7, 25주차 데이터는 해당 주차의
전체 데이터를 포함하고 있지 않아 분석에서 제외

업종명 중분류 설정

```
category = ['숙박업', '숙박업', '방송', '홈쇼핑', '연료', '송금', '상품권', '패션', '가전', '가전', '요식', '건강', '건강', '건축', '서비스',
'운송', '잡화', '스포츠', '스포츠', '스포츠', '공공요금', '공공요금', '매점/편의점', '설비', '관광', '교육', '매점/편의점', '자동차', '자동차',
'패션', '설비', '관광', '교육', '교육', '운송', '가구', '건강', '건축', '설비', '운송', '농업', '서비스', '스포츠', '보험', '유통',
'문구', '문구', '기타', '숙박업', '연료', '서비스', '유통', '요식', '의료', '의료', '의류', '자동차', '잡화', '기기', '기타', '주방', '의류',
'회원제', '회원제', '회원제', '회원제', '회원제', '의류', '기기', '유통', '농업', '식품', '식품', '유통', '의료', '스포츠', '교육',
'대형할인점', '교육', '동물', '스포츠', '스포츠', '렌트', '의료', '면세점', '문구', '문화', '미용', '식품', '미용', '예술', '법률', '법률', '의료',
'보관창고', '교육', '인테리어', '스포츠', '부동산', '부동산', '비영리', '농업', '기타', '비영리', '사무', '사무', '사무', '사무', '개인',
'사무나', '서비스', '의료', '상품권', '상품권', '보험', '요식', '문구', '잡화', '자동차', '생활', '컴퓨터', '보험', '스포츠', '문화', '자동차',
'대형마트', '스포츠', '식품', '스포츠', '스포츠', '스포츠', '패션', '패션', '잡화', '의류', '예술', '패션', '패션', '마사지', '동물', '약국',
'잡화', '운송', '문구', '문화', '교육', '의료', '의료', '문구', '교육', '면세점', '방송', '급식업', '설비', '연료', '교육', '교육', '교육(해외)',
'유통', '설비', '의료', '의료', '미용', '통신', '자동차', '건강', '인터넷쇼핑', '인터넷쇼핑', '인터넷쇼핑', '인테리어', '가구', '문구',
'백화점', '요식', '요식', '자동차', '자동차', '자동차', '자동차', '자동차', '백화점', '기타', '장례', '연료', '문구', '상우회', '상품권(전자상)',
'상품권(전자상)', '가전', '식품', '점기간행물', '정보', '의료', '패션', '식품', '의료', '가전', '의료', '조세', '조세', '스포츠', '의료',
'용역', '연료', '자동차', '주류', '주방', '주방', '주점', '자동차', '자동차', '요식', '건축', '운송', '가구', '교육', '총포류', '인쇄', '의료',
'의료', '생활', '문화', '자동차', '카지노', '주점', '의료', '컴퓨터', '교육', '숙박업', '운송', '운송', '스포츠', '통신', '통신', '통신', '통신',
'통신', '통신', '통신', '통신', '숙박업', '문화', '인테리어', '매점/편의점', '미용', '예술', '교육', '교육', '의료', '의료', '의료', '의료', '요식',
'항공', '스포츠', '흔레', '흔레', '건강', '예술', '문화', '미용', '유통', '예술']
```

```
card['업종명'] = card['업종명'].replace(d)
```

```
remove = ['공공요금', '개인', '기타', '비영리', '상우회', '정보', '회원제', '총포류', '카지노', '송금', '조세', '농업', '설비', '숙박업', '방송', '서비스', '운
송', '관광',
'보험', '회원제', '법률', '보관창고', '부동산', '사무나', '유통', '장례', '상우회', '정기간행물', '용역', '통신', '건축', '기타', '연료',
'항공']
card = card[~card['업종명'].isin(remove)]
```

```
card['업종명'].nunique()
```

42

비슷한 특징을 갖는 업종을 **중분류**를 통해 묶어준 뒤 구독경제와 드라이브 스루를 도입하기
현실적으로 어려운 공공요금, 개인, 기타, 카지노 등등의 업종을 제거한 **42개의 업종**만을 분석에 활용

분석을 위한 지수 산출

서울시 각 행정동들이 앞서 분석구간으로 정의했던 코로나 확산기(10-11주차)에 반응하는 특징을 반영하기 위해 Pre 코로나(4-5주차)의 값을 바탕으로 지수를 산출했다.

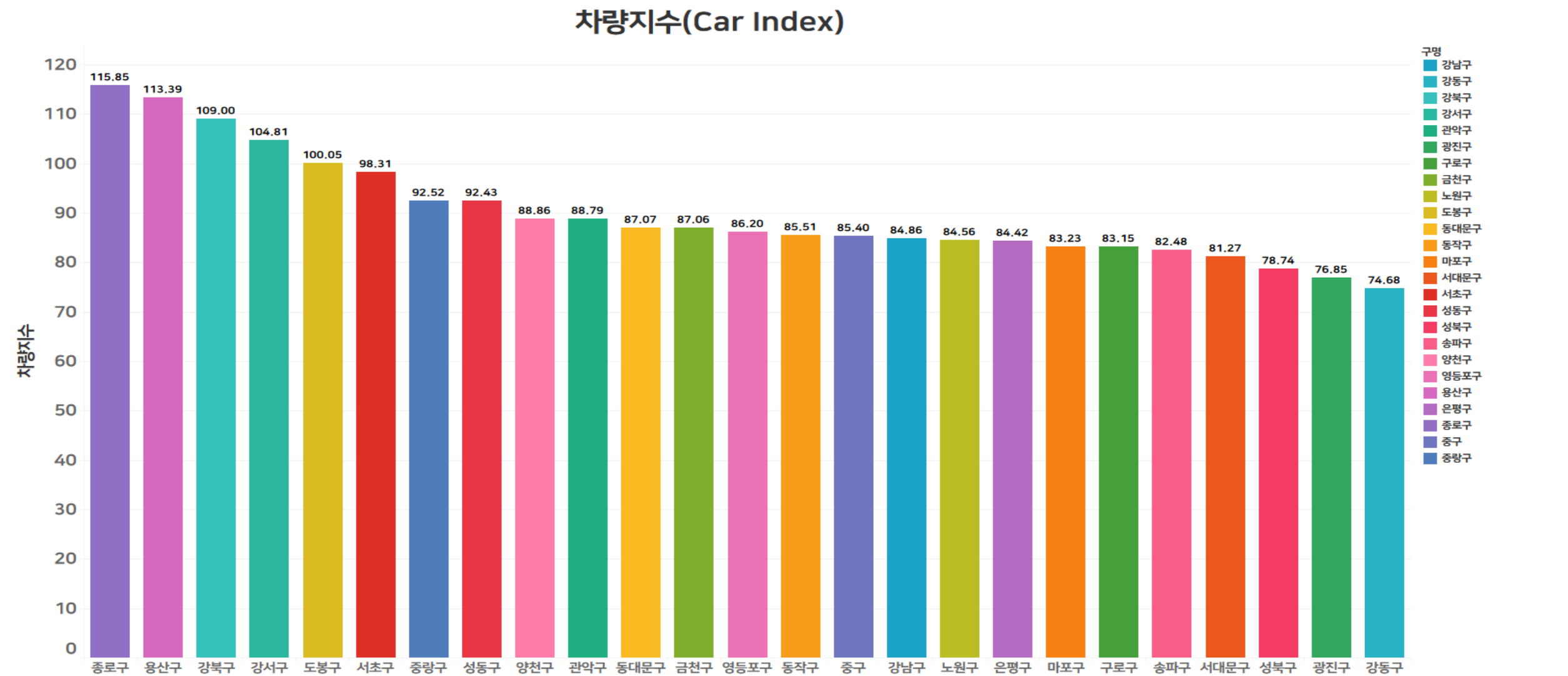
	시명	구명	행정동명	유동인원_pre	유동인원_corona	유동지수
0	서울특별시	강남구	개포1동	62.690121	61.333019	97.835223
1	서울특별시	강남구	개포2동	161.117104	178.204833	110.605782
2	서울특별시	강남구	개포4동	91.560209	102.526257	111.976871
3	서울특별시	강남구	논현1동	327.688136	332.757118	101.546892
4	서울특별시	강남구	논현2동	323.653235	338.508234	104.589788
...
419	서울특별시	중랑구	상봉2동	194.615043	166.918764	85.768685
420	서울특별시	중랑구	신내1동	265.835543	220.911232	83.100713
421	서울특별시	중랑구	신내2동	81.130126	88.203250	108.718246
422	서울특별시	중랑구	중화1동	96.189895	89.381565	92.921990
423	서울특별시	중랑구	중화2동	168.069087	149.897500	89.188026

지수 산출 수식

$$\text{수식} = \frac{\text{데이터의 } 10-11\text{주차 평균값}}{\text{데이터의 } 4-5\text{주차 평균값}} * 100$$

1. 유동지수 : 유동인구 데이터 기반 유동인구 지수
2. 차량지수 : "자동차" 업종으로 분리한 자동차 관련 이용지수
3. 물류지수 : "홈쇼핑", "인터넷쇼핑" 업종으로 분리한 물류 관련 이용지수

- 차량지수와 물류지수는 드라이브 스루와 구독경제의 특성상 반복적인 소비가 중요하다고 생각하여 **이용건수**를 바탕으로 산출



Pre코로나 대비 코로나 확산기의 값을 바탕으로 차량지수를 산출한 결과이다.



분석 결과

지역 특징에 따른 적합 비즈니스 모델 채택

산출해낸 지수를 바탕으로 드라이브 스루, 구독경제를 도입하기에
적합한 특징을 가지는 서울내 지역을 색출

index_group

	시명	구명	유동지수	물류지수	차량지수	result_flow	result_car	result_logi	result
0	서울특별시	강남구	102.920050	90.428241	84.857128	up	down	down	X
1	서울특별시	강동구	90.047754	120.252112	74.675690	down	down	up	구독경제
2	서울특별시	강북구	92.429118	229.120879	109.001992	up	up	up	X
3	서울특별시	강서구	91.561682	125.734487	104.810300	down	up	up	O
4	서울특별시	관악구	92.463960	70.872633	88.794131	up	down	down	X
5	서울특별시	광진구	92.944550	175.000000	76.851382	up	down	up	X
6	서울특별시	구로구	88.705149	135.310522	83.154613	down	down	up	구독경제
7	서울특별시	금천구	88.677544	155.984442	87.061927	down	down	up	구독경제
8	서울특별시	노원구	87.598956	176.483126	84.557439	down	down	up	구독경제
9	서울특별시	도봉구	91.757884	124.444444	100.051415	down	up	up	O
10	서울특별시	동대문구	90.827401	43.888889	87.068588	down	down	down	X
11	서울특별시	동작구	91.604790	83.516412	85.508233	down	down	down	X
12	서울특별시	마포구	93.071155	137.149676	83.226139	up	down	up	X
13	서울특별시	서대문구	92.982061	59.883540	81.273760	up	down	down	X
14	서울특별시	서초구	85.962445	50.320629	98.313328	down	up	down	드라이브스루
15	서울특별시	성동구	107.973332	70.685358	92.427416	up	up	down	X
16	서울특별시	성북구	94.287526	127.603993	78.738360	up	down	up	X
17	서울특별시	송파구	92.775654	116.074142	82.484061	up	down	up	X
18	서울특별시	양천구	92.727282	196.235972	88.858277	up	down	up	X
19	서울특별시	영등포구	89.645077	125.659865	86.203141	down	down	up	구독경제
20	서울특별시	용산구	84.906862	85.158257	113.385333	down	up	down	드라이브스루
21	서울특별시	종로구	90.471927	49.994703	115.845954	down	up	down	드라이브스루
22	서울특별시	중구	93.298562	68.348016	85.396639	up	down	down	X
23	서울특별시	중랑구	91.344677	143.391470	92.520279	down	up	up	O

→ 각 지수별 평균보다 높으면 up,
낮으면 down으로 구분

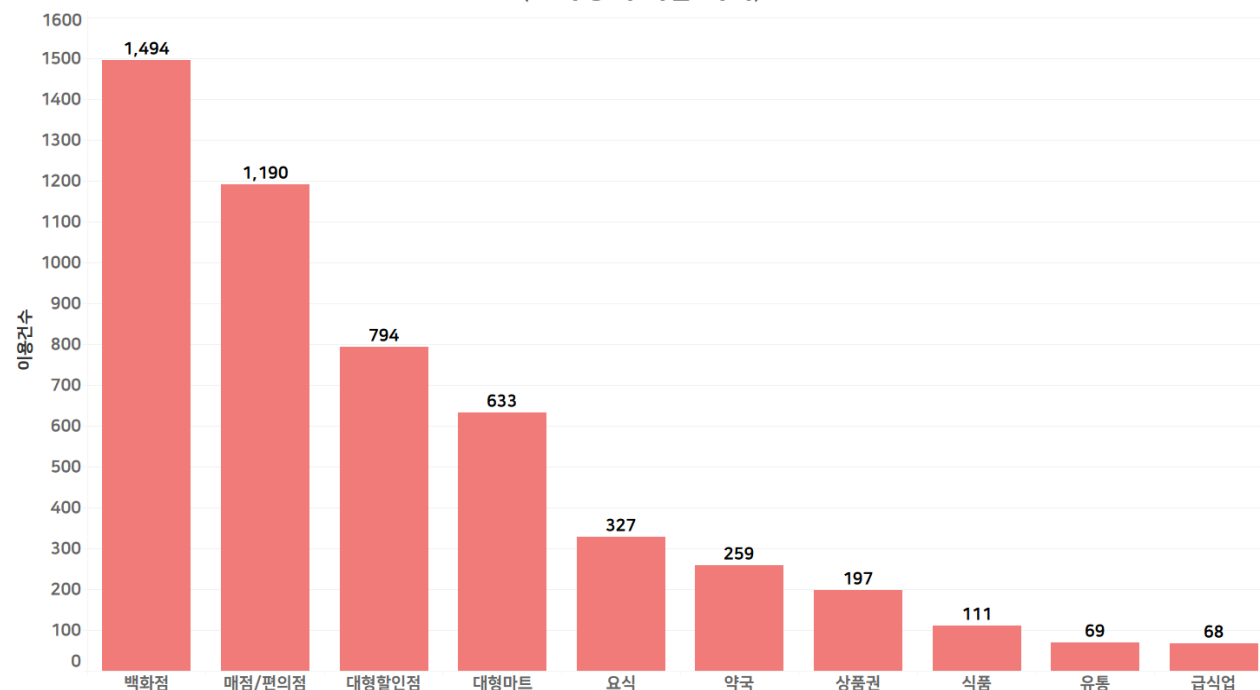
→ 유동인구가 적고 차량 지수가 높다면
드라이브 스루에 적합

→ 유동인구가 적고 물류지수가 높다면
구독경제에 적합

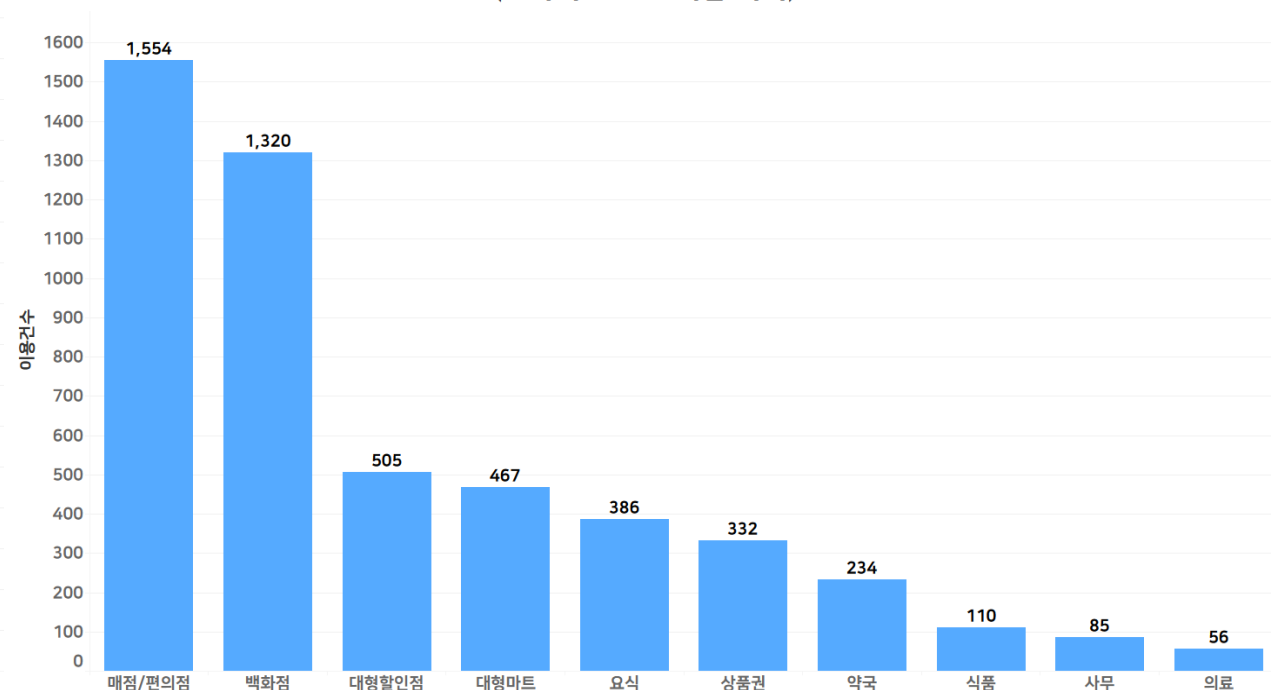
적합 지역에 따른 소비 분석

각 적합지역의 **포스트코로나**(23~24주차)의 카드사용빈도

〈구독경제 적합 지역〉



〈드라이브 스루 적합 지역〉

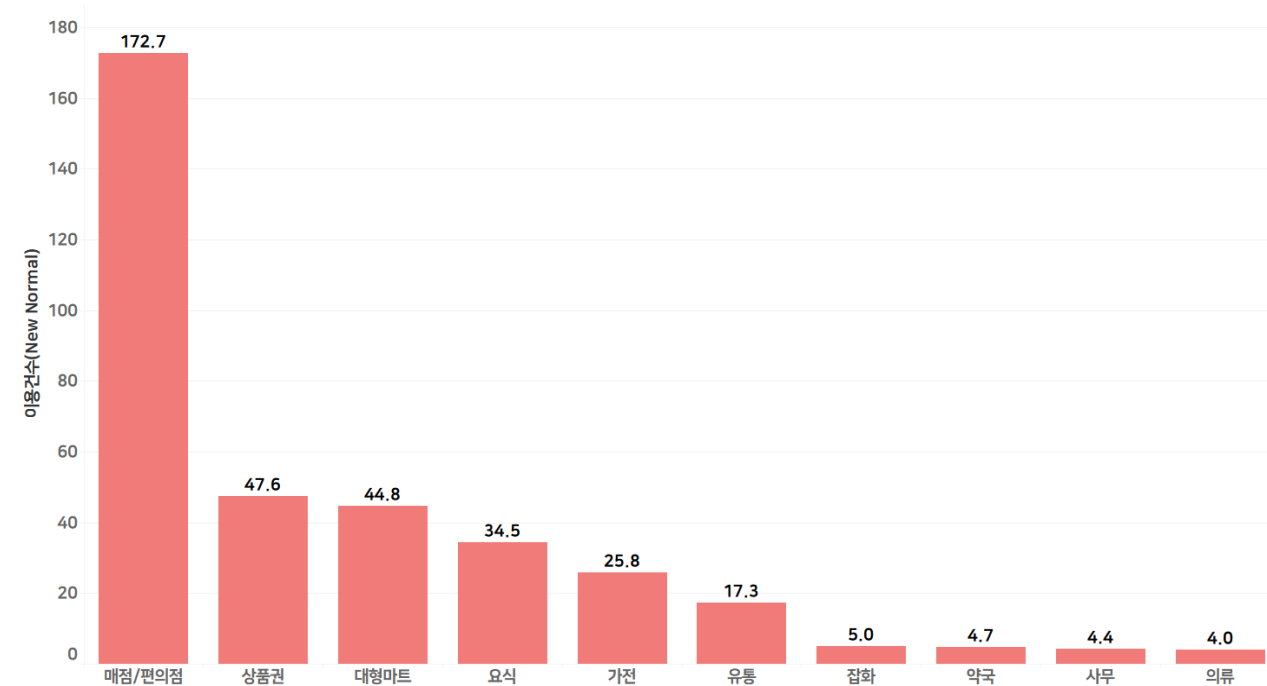


뉴노멀 소비 트렌드가 들어나는 23~24주차의 카드 사용을 분석한 결과 두 비즈니스 전부 **백화점, 매점/편의점**이 1, 2위를 차지

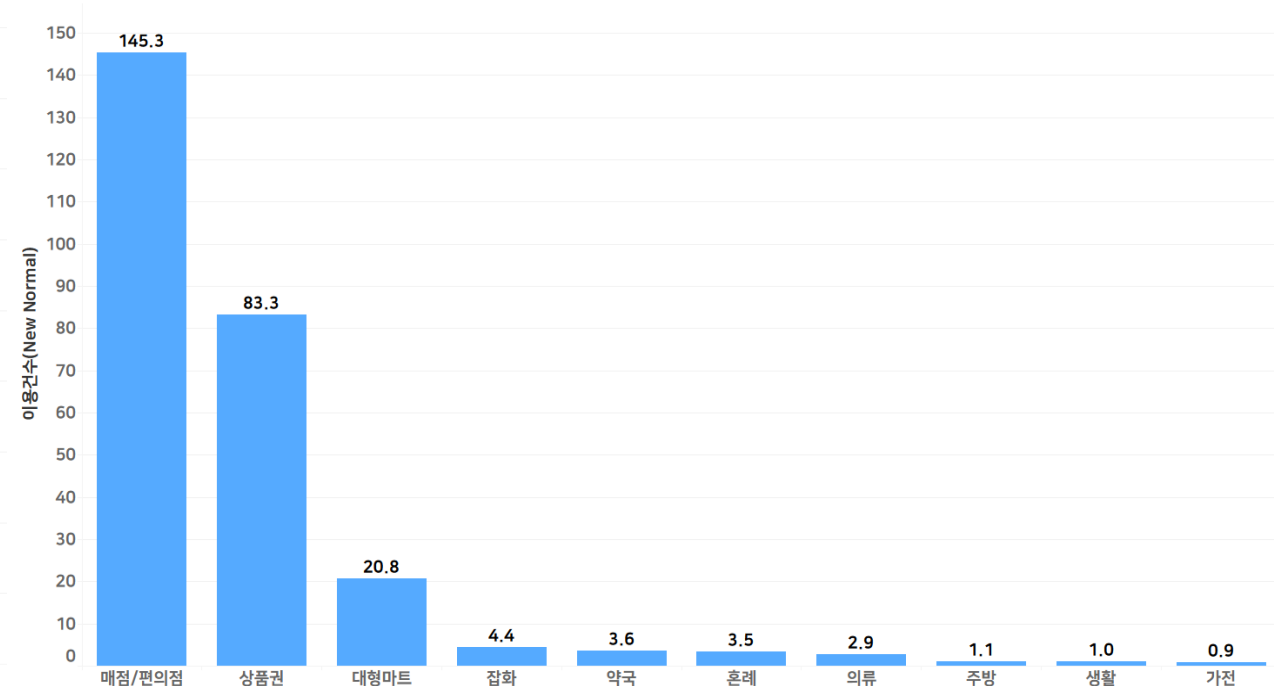
적합 지역에 따른 소비 분석

각 적합지역의 프리코로나(4~5주차) 대비 **포스트코로나**(23~24주차)의 **카드사용빈도** 증가량

〈구독경제 적합 지역〉



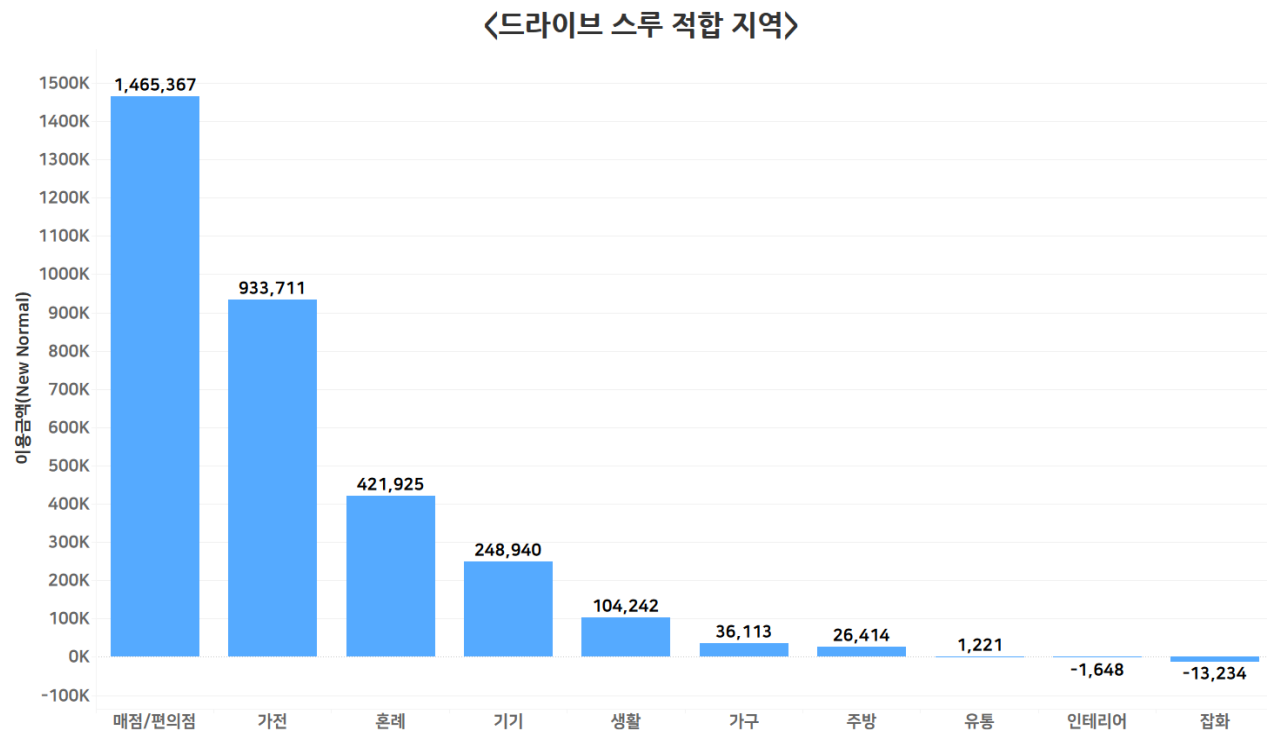
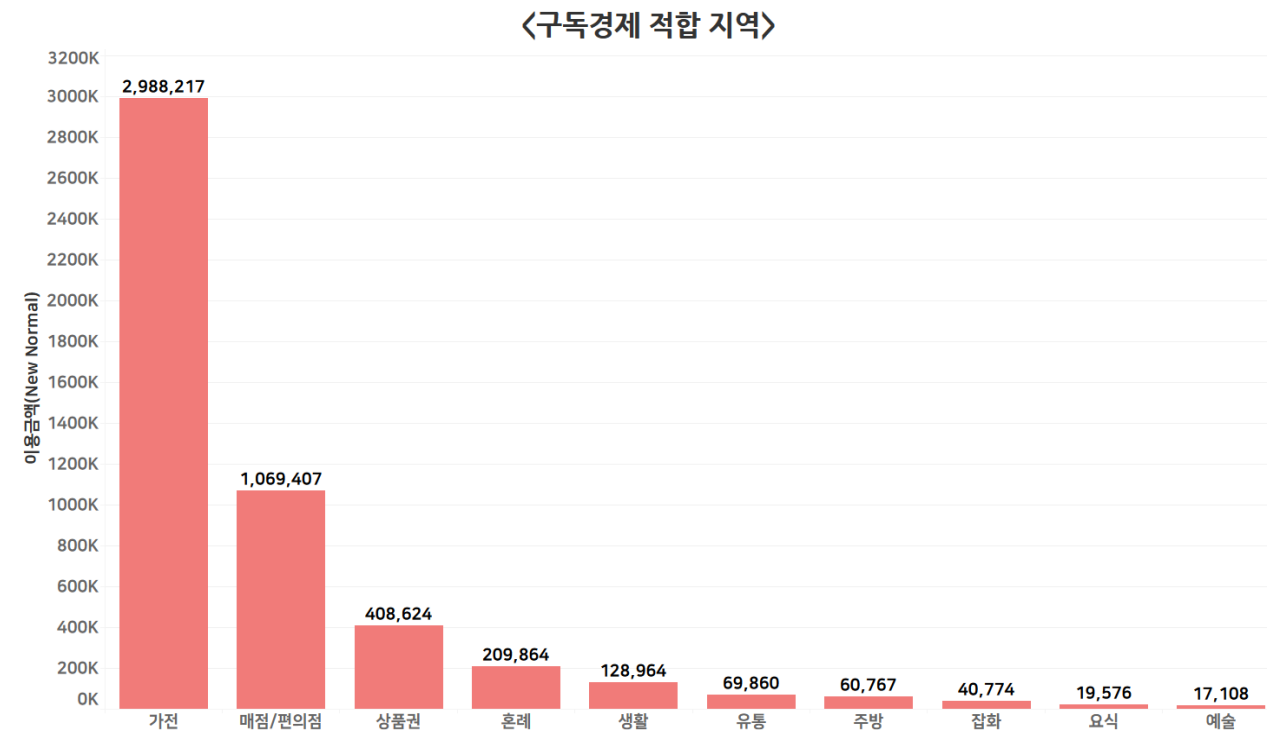
〈드라이브 스루 적합 지역〉



4~5주차 대비 23~24주차 시기에는 **매점/ 편의점**과 **상품권**,
대형마트에 관한 카드사용이 증가하였다.

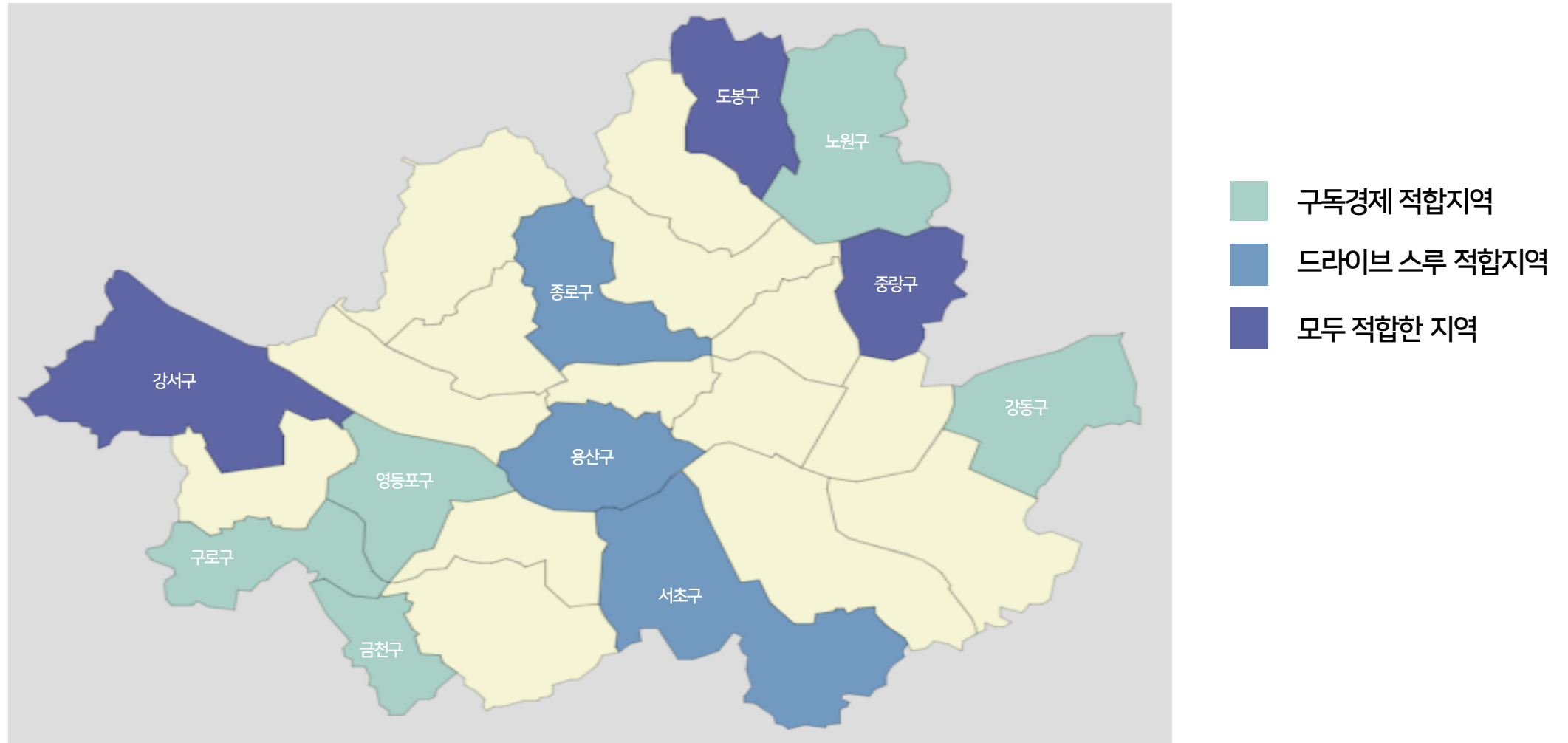
적합 지역에 따른 소비 분석

각 적합지역의 프리코로나(4~5주차) 대비 **포스트코로나**(23~24주차)의 **카드매출액** 증가량



구독경제 적합지역은 **가전**, **매점/편의점**, **상품권**의 매출이 증가,
드라이브 스루 적합 지역은 **매점/편의점**, **가전** 매출이 증가

적합 지역 시각화





비즈니스 제안

01

각 지역별 코로나 반응행태 확인
(유동지수, 차량지수, 물류지수)



03

지역 특징 별,
적합 비즈니스 모델 확인



05

지역별 소비행태 분석을 통해
비즈니스 제안



02

반응행태에 따라서
지역을 구분



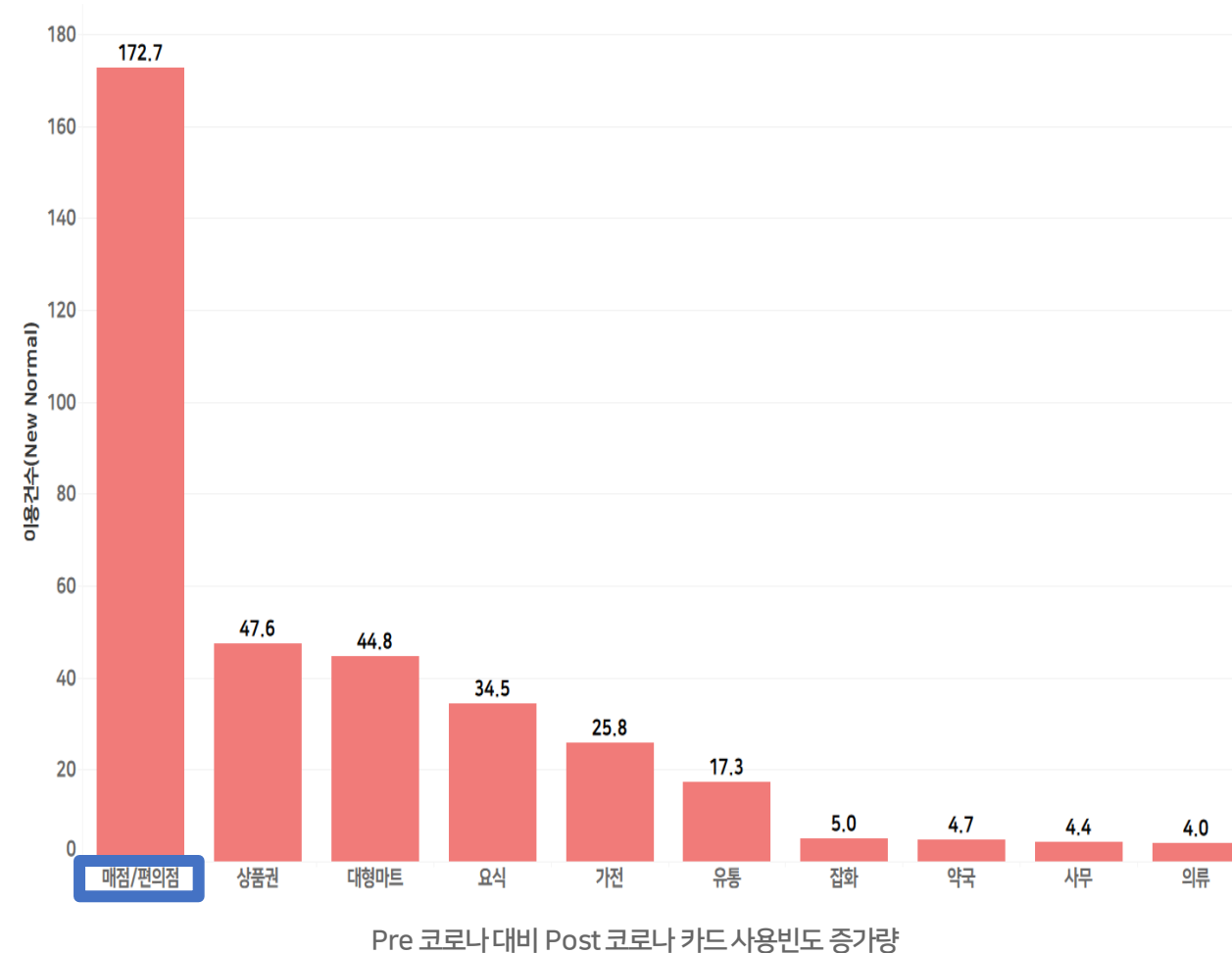
04

비즈니스 모델에 따른
소비 패턴 확인



1) 편의점을 활용한 정기배송 모델

〈구독경제 적합 지역〉



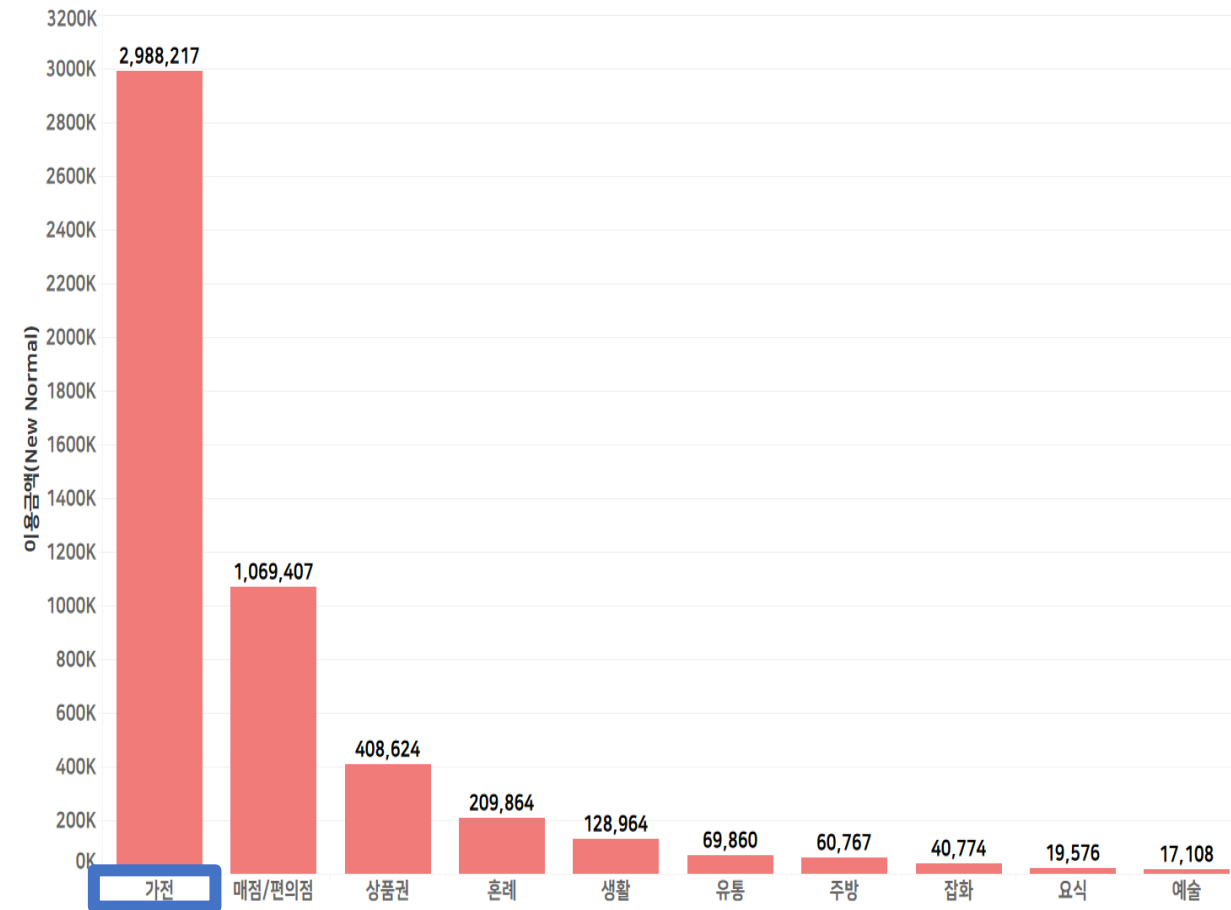
그래프를 분석해본 결과 Pre코로나 시대에 비해 Post 코로나에 **매점 / 편의점**의 매출빈도가 증가

편의점에서는 식료품에서 생활용품까지 다양한 상품을 취급하며 이를 활용한 구독경제가 효과적

주로 **식료품의 정기배송 모델**이 적합할 것으로 예상

2) 가전을 대여하는 구독 모델

〈구독경제 적합 지역〉



Pre 코로나 대비 Post 코로나 카드 매출액 증가량

coway

dyson

Samsung hauzen

zipel

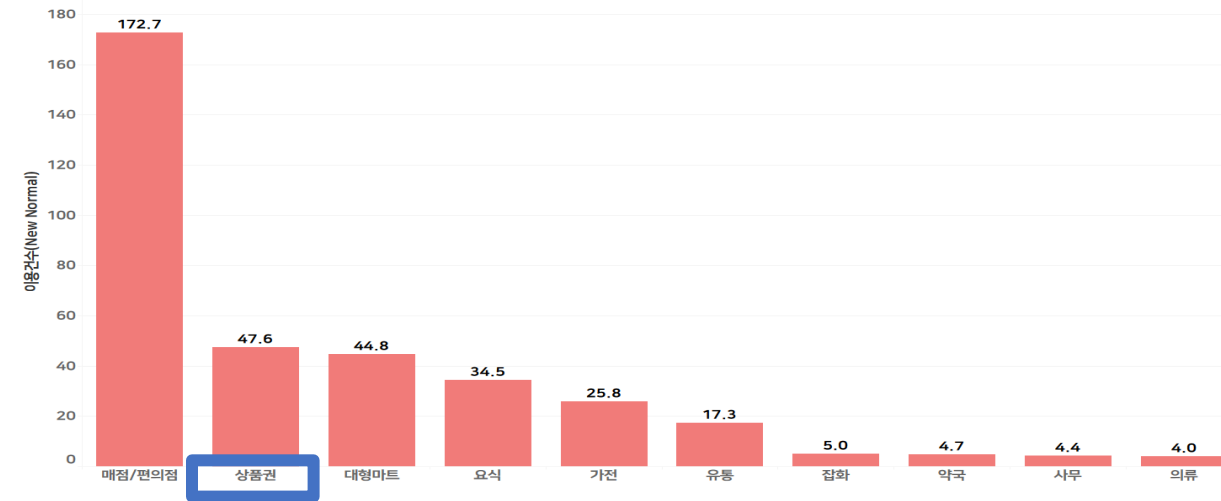
그래프를 분석해본 결과 Pre코로나 시대에 비해 Post 코로나에 **가전**의 매출액이 가장 많이 증가

가전은 제품의 단가가 높기 때문에 매출액 증가량이 높게 나온 거라고 판단이 되지만 사용빈도도 증가하였기 때문에 중요한 요소라고 파악

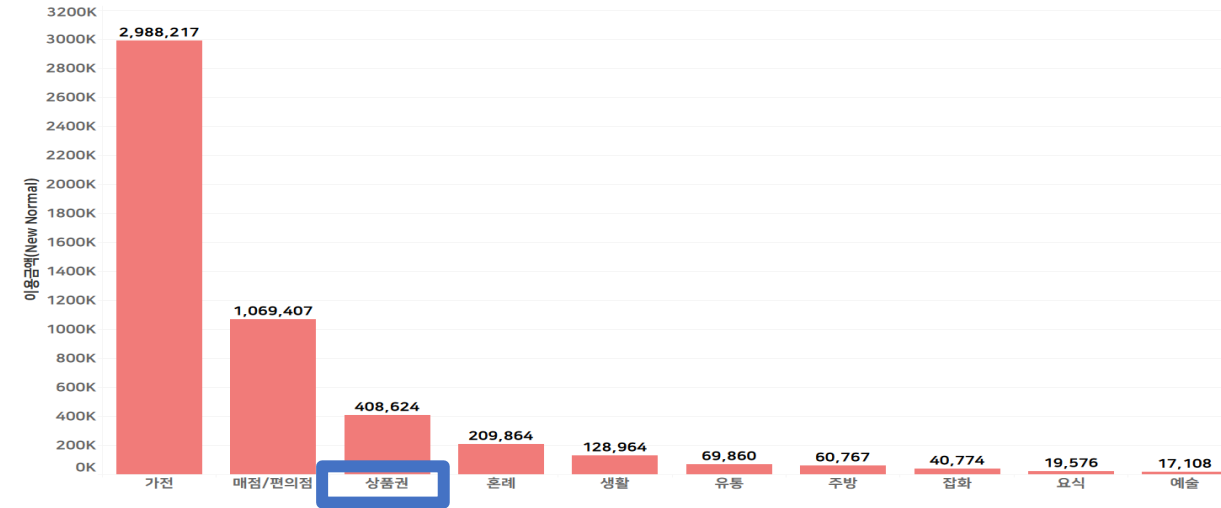
정수기, 냉장고, 청소기 등을 **대여하는 구독 모델**이 효과적

3) 상품권을 제공하는 서비스

<구독경제 적합 지역>



Pre 코로나대비 Post 코로나 카드사용빈도 증가량
<구독경제 적합 지역>



Pre 코로나대비 Post 코로나 카드 매출액 증가량



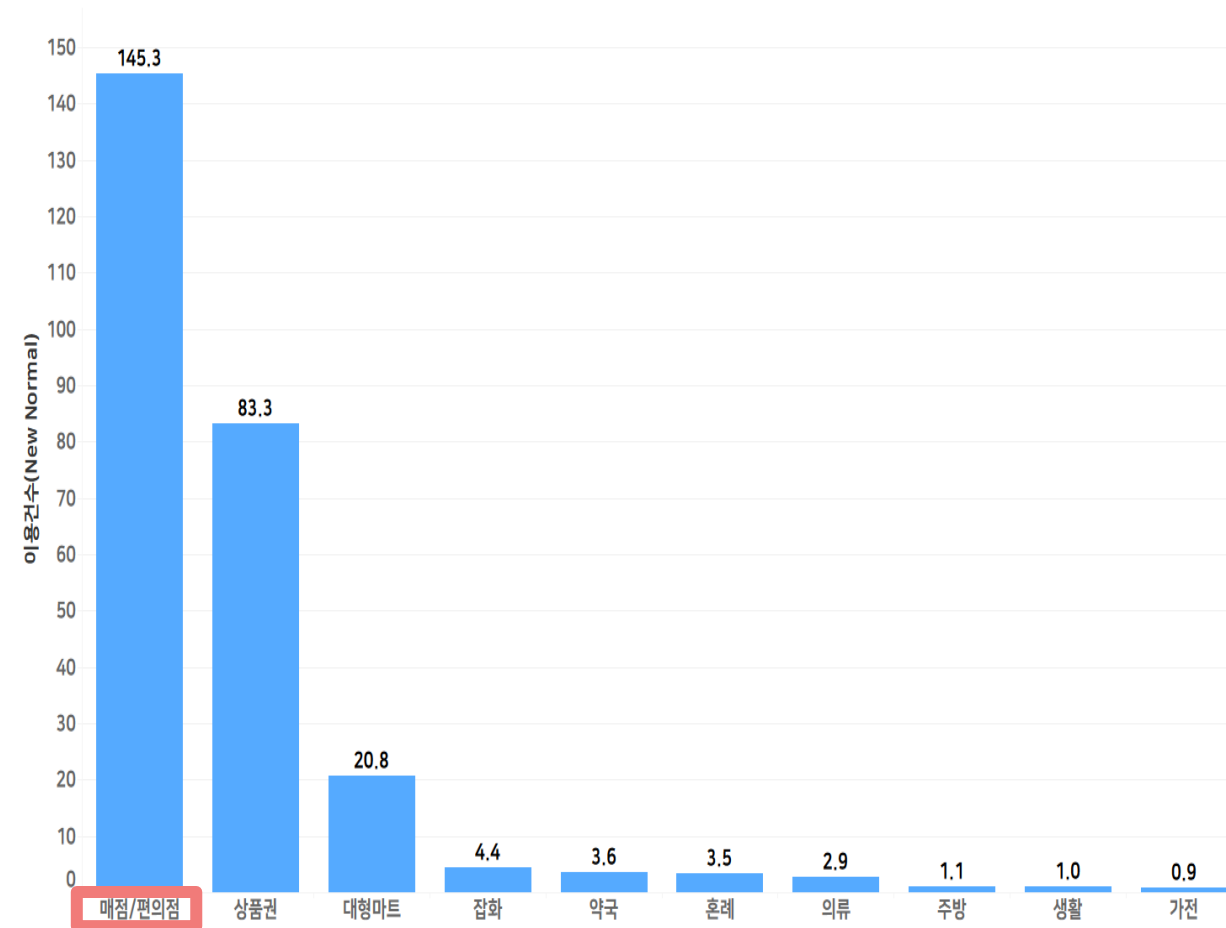
Pre코로나 시대에 비해 Post 코로나에
상품권 카드매출 빈도와 매출액이 모두 증가

언택트 소비에 맞추어 온라인 상품권의 수요가 증가
하였고 이로 인해 사용 빈도와 매출액이 증가한 것
으로 파악

기존 구독 서비스나 멤버십에 **온라인 상품권**을 결합
한다면 효과적인 매출액 증대를 예상

1) 편의점 드라이브 스루 활성화

〈드라이브 스루 적합 지역〉



Pre 코로나대비 Post 코로나 카드 사용빈도 증가량



CU 드라이브 스루 운영 예시

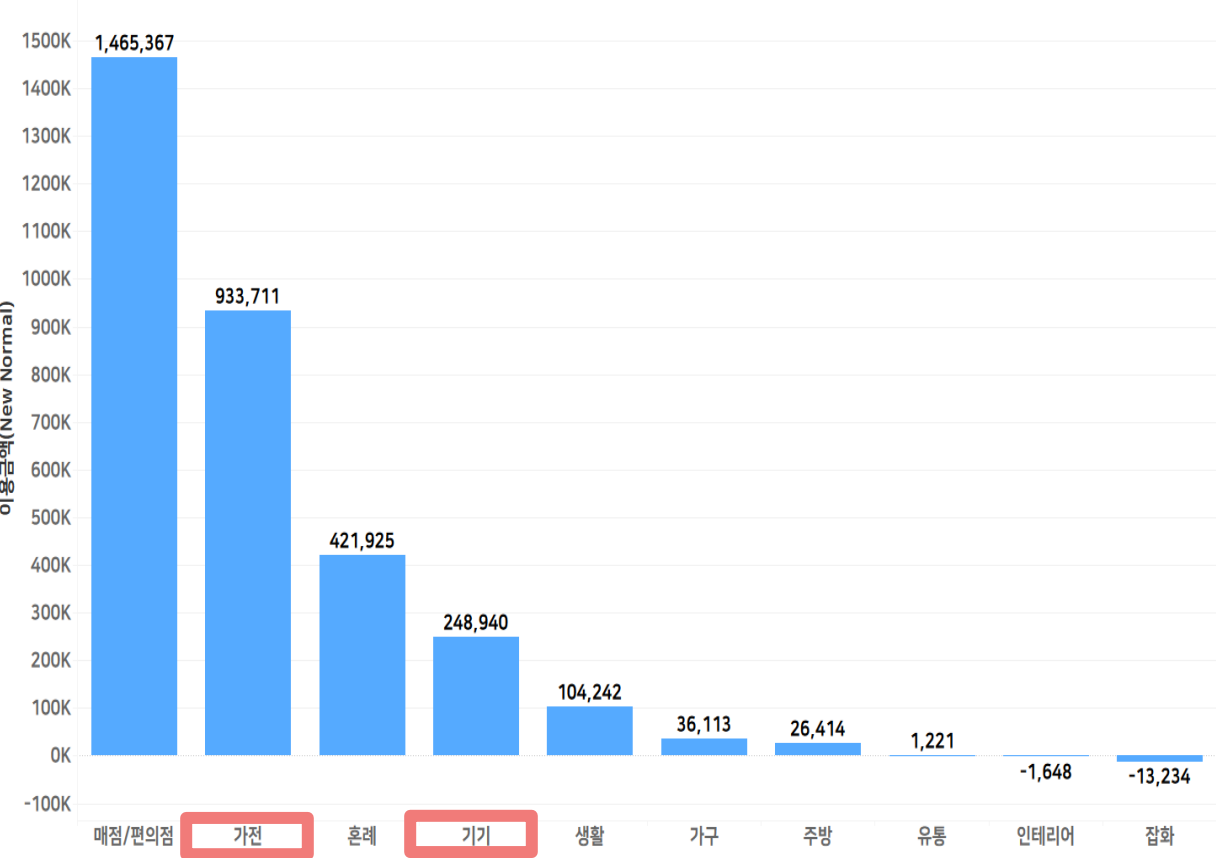
드라이브 스루 부분에서도 Pre 코로나 대비
Post 코로나 시대에 **매점/편의점** 사용빈도가
가장 크게 증가

편의점은 앱을 통해 미리 주문하고 점포에 방문하면
물건을 전달받는 드라이브 스루를 운영 중

뉴노멀 소비 트렌드를 반영하기 위해서는 적합 지역
을 중점으로 **드라이브 스루를 확장**하는 것이 효과적

2) 가전과 기기 관련 드라이브 스루 운영

<드라이브 스루 적합 지역>



Pre 코로나대비 Post 코로나 카드 매출액 증가량



갤럭시 S20 5G 드라이브 스루 개통

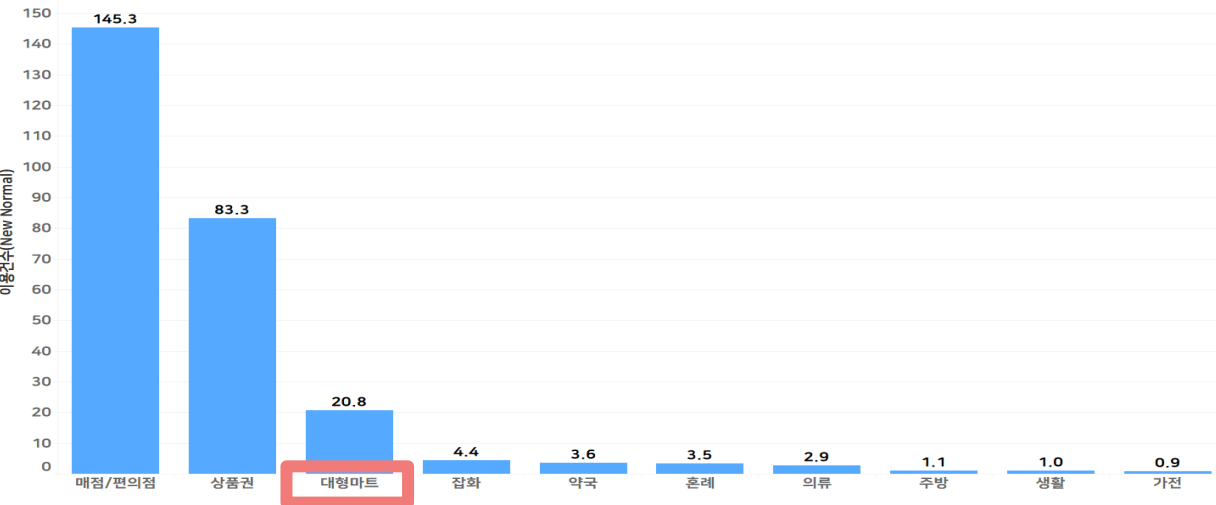
매점/편의점 매출액이 가장 많이 증가하였지만
가전, 기기 부문의 매출액도 크게 증가

드라이브 스루를 운영하기 어려운 업종으로 보이나
삼성은 갤럭시 S20 5G 개통을 드라이브 스루를 통
해 진행

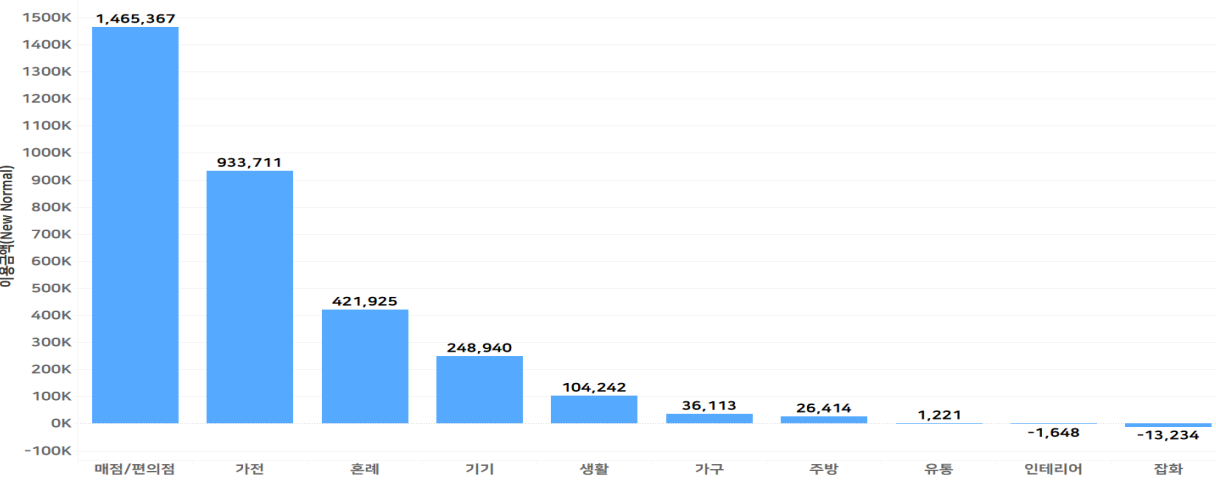
언택트 소비와 직접 수령한다는 장점이 결합된다면
가전, 기기 부문의 드라이브 스루도 효과적일 것으
로 기대

3) 대형마트 드라이브 스루 확장

<드라이브 스루 적합 지역>



Pre 코로나 대비 Post 코로나 카드 사용빈도 증가량
<드라이브 스루 적합 지역>




Pre 코로나 대비 Post 코로나 카드 매출액 증가량



Pre코로나 시대에 비해 Post 코로나에
대형마트의 카드사용 빈도는 **증가**

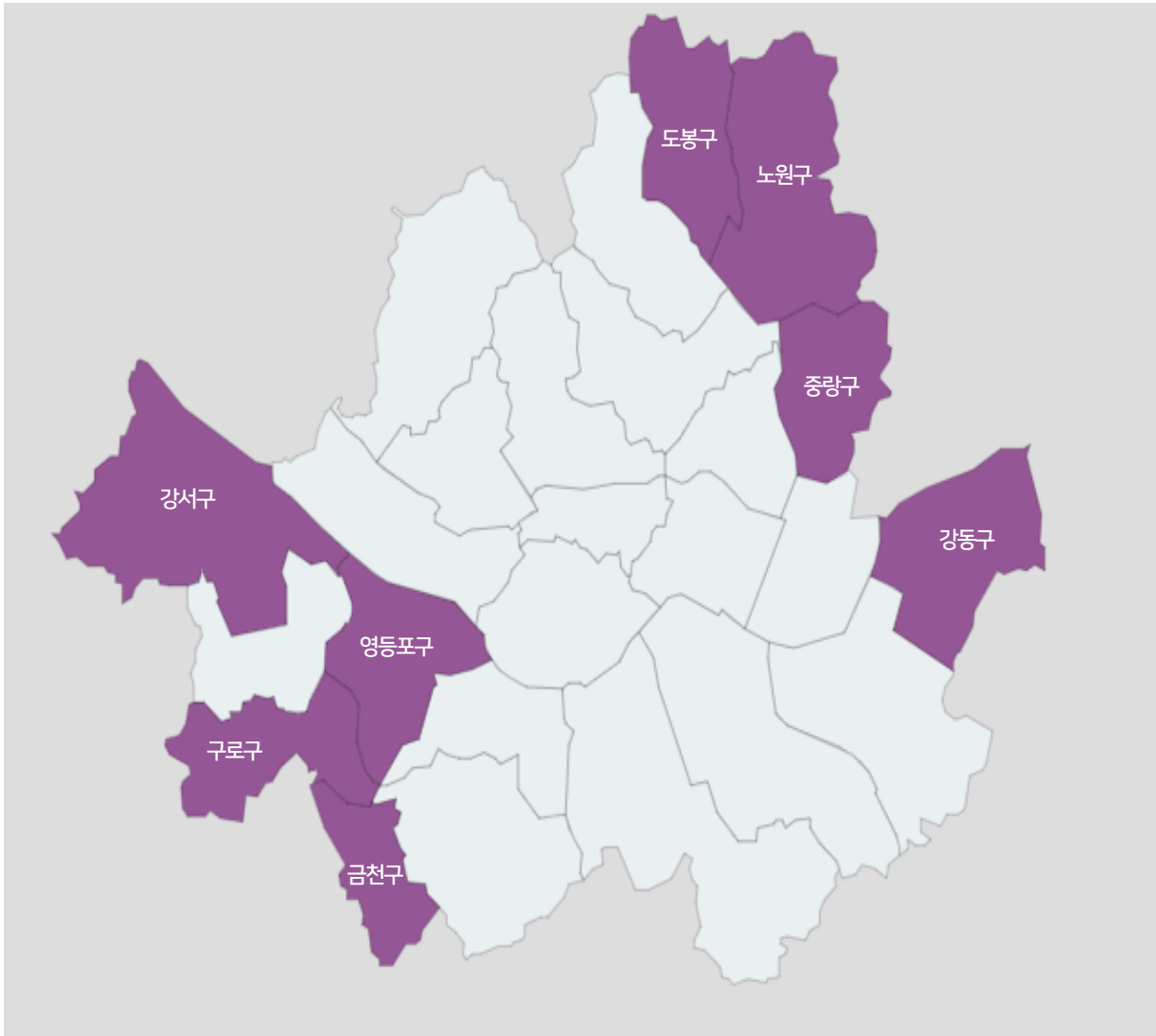
그러나 매출액은 증가하지 않고 오히려 **감소**

대형마트의 매출액 증대를 위해 현재 운영하고 있
는 **드라이브 스루를 더욱 확장**하여서 소비를 촉진



활용방안 및 기대효과

지역 세분화



업무지역

회사가 많고 직장인의 유동인구가 높은 지역

영등포구가 해당

주거지역

아파트, 빌라 등 주거공간이 많은 지역

구로구, 금천구, 도봉구, 노원구, 중랑구, 강동구가 해당

교통지역

교통량이 높은 지역을 의미한다.

강서구가 해당

지역별 비즈니스 모델 추천

01. 업무지역 구독경제 모델

영등포구에 가전, 편의점을
중심으로 구독경제 실현

업무지구로 직장인의 유동인구비중이 높고 회사
가 밀집한 지역이다. 따라서 편의점에서 생필품,
식품을 정기배송해주는 시스템이 인기가 있을
것이며 오피스에 필요한 가전을 대여하는 시스
템도 필요하다고 생각한다.

02. 주거지역 구독경제 모델

구로구, 금천구, 도봉구, 노원구, 중랑구,
강동구 내 상품권과 편의점 중심 구독경제 실현

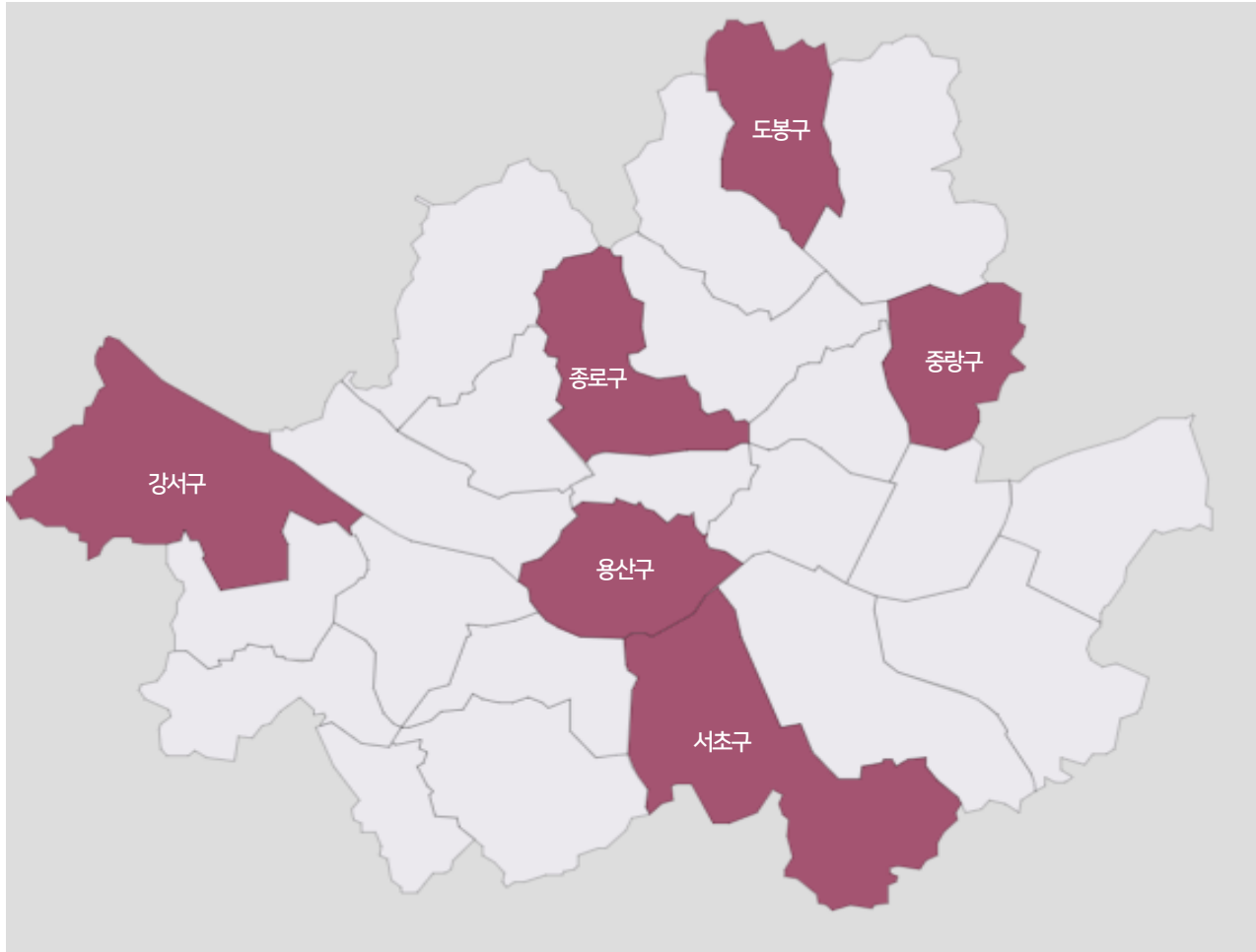
주거공간이 많은 지역이기에 편의점의
식품, 생필품을 정기배송해주는 시스템이 적절
하며 소비를 촉진시킬 수 있는 상품권도
구독경제에 포함하면 효과적일 것으로 예상된다.

03. 교통지역 구독경제 모델

강서구에는 상품권, 편의점, 가전에
관한 구독경제를 균형있게 실현

교통지역은 차량 또는 대중교통이 많이
사용되는 지역이다. 어느 한 유형의 구독경제
가 효과적이지는 않을 거라고 판단되어
균형있게 실현하는 것이 중요하다.

지역 세분화



업무지역

회사가 많고 직장인의 유동인구가 높은 지역

종로구, 용산구가 해당

주거지역

아파트, 빌라 등 주거공간이 많은 지역

서초구, 종랑구, 도봉구가 해당

교통지역

교통량이 높은 지역을 의미한다.

강서구가 해당

지역별 비즈니스 모델 추천

01. 업무지역 드라이브 스루 모델

종로구, 용산구에 **음식/음료** 부문을
중심으로 드라이브 스루 확장

업무지구로 직장인의 유동인구비중이 높은 지역
이다. 기존에는 패스트푸드점 위주로 운영되었
지만 **음식/음료**의 수요는 항상 존재하므로 이를
중심으로 드라이브 스루를 도입해야 한다.
노량진의 회 드라이브 스루를 벤치마킹

02. 주거지역 드라이브 스루 모델

서초구, 중랑구, 도봉구내 **대형마트, 편의점**의
드라이브 스루 운영 확대

주거공간이 많은 지역이기에 **대형마트**의
드라이브 스루 활성화와 편의점 드라이브
스루가 가장 효과적인 접근이라고 생각한다.

03. 교통지역 드라이브 스루 모델

강서구에는 **음식/음료와 편의점**
드라이브스루를 적용

교통지역은 유동인구보다는 차량 또는
대중교통이 많이 운행되는 지역이다.
따라서 **음식/음료** 또는 **편의점**을 이용할만한
고객들이 많기 때문에 이 부분에 집중한 드라
이브 스루가 운영되어야 한다.



구독경제와 드라이브 스루의 변화 분석

뉴노멀 트렌드의 핵심 산업인 구독경제와 드라이브 스루 산업의 동향을 파악해볼 수 있다.
또한 구독경제와 드라이브 스루의 변화, 가전, 대형마트 등으로 재해석되는 과정까지 분석해볼 수 있다.



지역적 특성 분석과 적합한 서비스 제안

데이터 분석을 통해 언택트 소비 트렌드를 분석할 수 있었고
이를 가장 잘 활용할 수 있는 지역을 탐색할 수 있다.
또한 해당 지역의 소비 패턴을 분석하여 고객들의 숨은 니즈를 만족시키고
가장 효과적인 비즈니스 모델을 추천할 수 있다.

매일경제. 김태성 기자. (2020). 롯데마트 새벽배송 물량 4배 늘린다
<https://www.mk.co.kr/news/business/view/2020/10/1110315/>

아시아경제. 이승진 기자. (2020). 호텔 명정 음식까지... 코로나에 대세된 '드라이브 스루'
<https://view.asiae.co.kr/article/2020091810331388951>

코로나 걱정 없는 5G폰 개통... '드라이브 스루'로 갤럭시20 수령
https://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2020/08/13/2020081300541.html?utm_source=naver&utm_medium=original&utm_campaign=biz

경희대학교 대학원. (2020). 서비스편의성이 지각된 가치, 고객만족 및 지속이용의도에 미치는 영향.
P16~17, P42~, P66