

---

# 산학협력빅데이터분석 연구보고서

코로나 전후의 경기 지역화폐  
효과 분석 및 개선점 제시

---

통계데이터사이언스 석사 1학기  
이청파 2021311168

<https://github.com/leechungpa/local-currency.git>

## 1. 서론

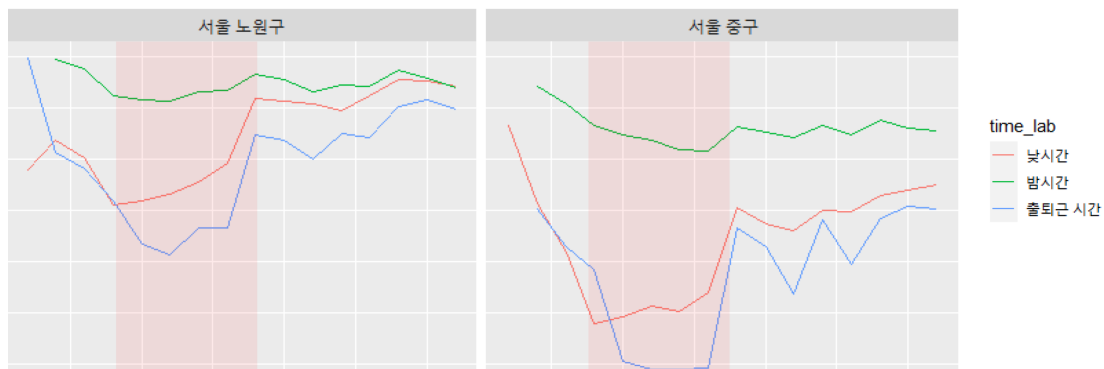
### ① 지역화폐의 도입

지역화폐의 개념은 이전부터 존재하였으나, 최근에 서울부터 부산 등 여러 지역에서 도입된 지역화폐 형태는 이재명 경기지사가 성남시장 시절 도입한 ‘성남지역화폐’를 시작으로 한다. 당시 지역경제 활성화라는 목적으로 도입하였고 이를 2019년 4월부터 경기도 전역으로 확대 시행한 것이 ‘경기 지역화폐’이다. 인천에서도 ‘인천e음’카드라고 불리는 지역화폐 개념이 존재하며 경기도 못지않게 많은 사용량을 가지고 있다. 서울수도 경기와 인천과 비교하면 효과적으로 활용하지는 않지만, 2020년 1월부터 ‘서울사랑상품권’이라는 ‘경기지역화폐’와 비슷한 지역화폐가 등장하기 시작하였다.

앞서 언급한 것처럼 많은 지자체에서 지역민을 대상으로 지역 경제 활성화를 위해 지역화폐를 도입하고 있다. 이런 지역화폐의 경제적 효과성 입증이 실제로 있음이 발표되었다. 경기 연구원에 따르면, 코로나 재난지원금 연계로 경기지역화폐가 본격적으로 사용되긴 이전인 2019년 9월 말 ‘지역화폐 사용액을 기준으로 지역경제 파급효과를 분석한 결과, 생산유발 효과는 총 4,901억원, 부가가치 유발효과는 총 2,044억원, 취업유발효과는 총 2,591명이 발생한 것으로 추정’<sup>1)</sup>하였다.

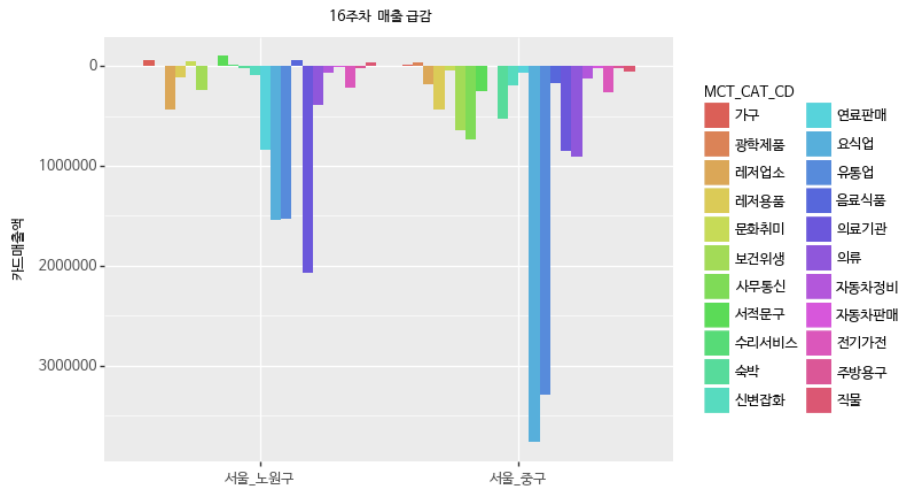
### ② 코로나19로 인한 소비 전환 : ‘온라인’과 ‘로컬화’

특히 2020년은 역사상 가장 큰 특이점인 ‘코로나19’가 발생하였다. 이와 관련하여 여러 분석이 있으나, 소비에 있어서 가장 큰 변화는 ‘온라인’으로의 전환과 ‘로컬’중심의 소비 전환이다. 즉 코로나19라는 특이상황에서 대면 활동이 제한되고 이동량 감소로, 온라인의 소비가 급격히 증가하며, 소비도 다중이용 시설보다는 편의점 등 주거 밀집 지역의 소비가 확대되는 현상이다. 실제로 이러한 효과는 여러 데이터를 통해 확인할 수 있다.



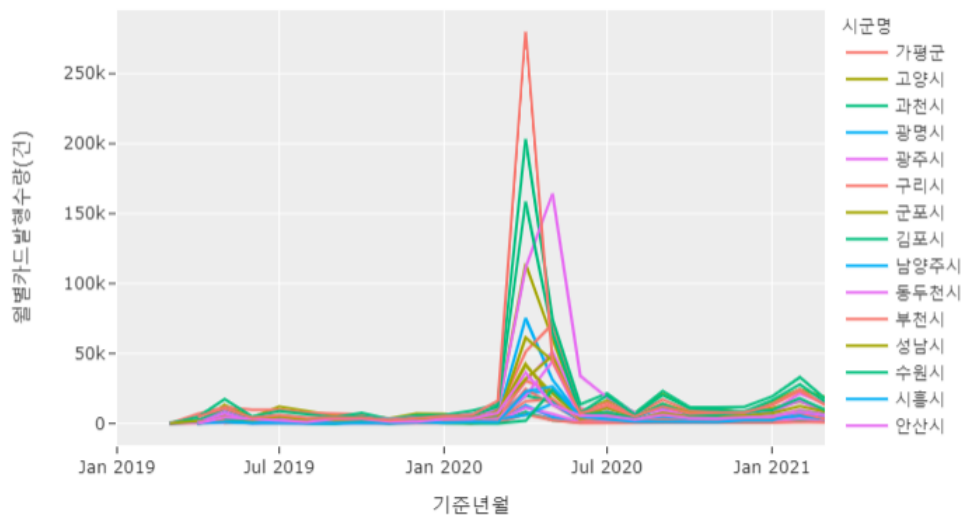
다음은 비공개 데이터인, SKT 유동인구 데이터를 바탕으로 서울 2개 지역의 주별 이동량을 2019년 대비 2020년 감소율을 시간대별로 그린 그래프이다. 빨간색이 대구 신천지 사태 이후의 시점으로 4개 지역 모두 감소를 나타냈으며, 실제 지역구별 로컬 성향이 강한(주거 지구가 상대적으로 많은) 서울 노원구보다 상업지역의 비율이 높은 서울 중구의 이동인구가 더 낮은 감소를 나타냈다.

1) 이상훈, 유영성, 강남훈, 박누리, 이다겸, 이지혜 (2019.12) 지역화폐 도입·확대에 따른 성과분석 및 발전방안



이러한 유동인구 감소는 실제로 카드매출 증감에 영향을 주었다. 다음은 비공개 데이터인, 신한카드 매출 데이터를 바탕으로 전년 대비 업종별 매출타격을 나타낸 그래프이다. 위는 매출 총량의 상대량 비교를 위해 노원구를 기준으로 표준화한 그래프이다. 즉 매출총액의 감소량이 서울 중구의 경우 더욱 감소하는 것을 알 수 있다. 이처럼 온라인으로 전환 및 로컬화된 소비패턴 현상이 코로나 이후 나타난 변화로 볼 수 있다.

### ③ 지역화폐 및 코로나 재난지원금



특히 이러한 소비패턴 변화 중 한 축인 온라인으로 전환은 지역경제에 큰 악영향을 준다. 하지만 로컬화라는 특징을 잘 활용한다면, 지역경제 회복을 통한 선순환이 가능할 수 있다. 실제로 이러한 목적으로 경기도는 전국단위의 코로나 재난지원금 지급과 동시에, 전 도민을 대상으로 ‘경기도 재난기본소득’이라는 이름으로 1인당 10만원을 지급하였다. 실제 이러한 카드발급을 4월 한 달간 진행하였는데 급격한 카드 신청 증가가 나타난 것을 알 수 있다. 또한, 2020년 4월 이후로 가장 많은 달을 나타내는 2021년 2월도 경기도가 2차 재난기본소득을 실시한 시점과 일치한다는 점에서, 경기지역화폐 초기 사용 및 도입에 재난기본소득은 긍정적인 영향을 하였다.

이처럼 코로나로 인해 로컬화로 변화된 소비 변화에 부합하는 지역화폐 개념을 적극적으로 경기도는 활용하여, 지역경제 선순환에 노력하고 있다. 실제로 경기연구원의 연구결과에 따르면 재난지원금의 한계소 비성향이 코로나로 인한 소비 활동 위축을 보정함에도 45.1%<sup>2)</sup>에 달해 상당한 경제적 효과를 얻는다고 분석하고 있다.

#### ④ 코로나 전후의 경기 지역화폐 효과 분석 및 개선점 제시

따라서 위의 논의를 종합하여, 경기도에서 공개한 데이터인 지역화폐 사용량을 분석하여, 코로나 전후로 지역화폐 사용량이 유의미한 변화가 있는지 비교한다. 또한, 지역별 편차를 비교해보며, 제안 및 개선점을 제시하고자 한다.

## 2. 데이터 개관 및 EDA

경기도 지역화폐 업종별 데이터의 경우 유료로 사용이 제한되어, 사용 가능한 지역별 월별 사용량 데이터<sup>3)</sup>를 사용하여 분석하고자 한다. 데이터를 받은 기준일자는 2021년 05월 10일로 도입 초기인 2019년 데이터부터 2021년 3월 데이터를 포함하고 있다. 다음은 데이터의 주요 칼럼이다.

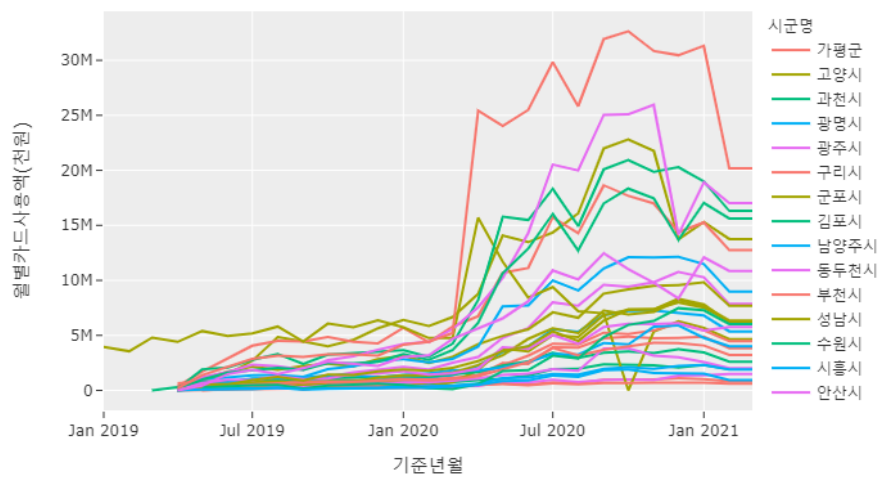
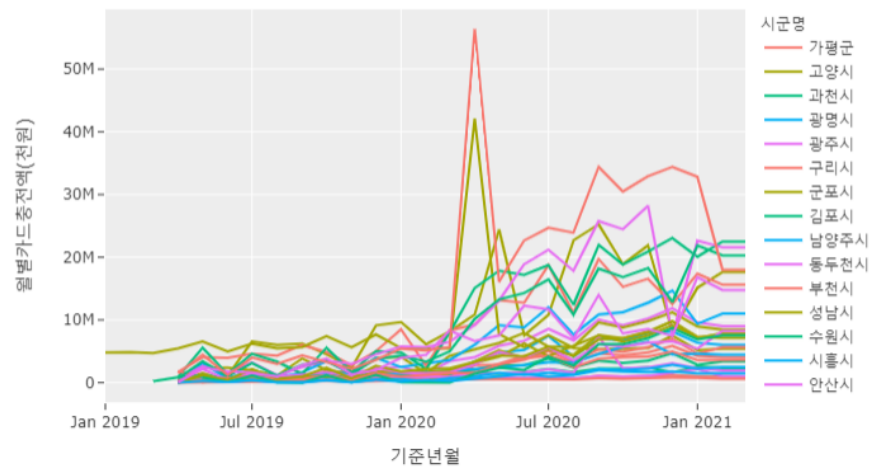
데이터명	경기도 지역화폐 발행 및 이용 현황
칼럼명	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 시군명</li> <li>- 기준년월</li> <li>- 월별카드발행수량(건)</li> <li>- 월별카드충전액(천원)</li> <li>- 월별카드사용액(천원)</li> <li>- 월별모바일상품권이용등록자수(명)</li> <li>- 월별모바일충전액(천원)</li> <li>- 월별모바일사용액(천원)</li> <li>- 월별지류상품권판매액(천원)</li> <li>- 월별지류상품권회수액(천원)</li> </ul>

이중 모바일 상품권 관련의 경우 760개의 데이터가, 월별지류상품권의 경우 234개의 데이터가 결측치이다. 이는 경기지역화폐의 특수성에 기인하는데, 지역별 지역화폐 도입에 있어서 각 시 및 군별 특성을 반영하여 다르게 발행하였기 때문이다. 따라서 동일한 비교가 가능한 발행수량, 충전액, 사용액의 3가지의 칼럼을 가지고 데이터 분석을 하고자 한다. 특히 충전액과 사용액은 그 자체와 뿐만 아니라, 상대적 비율까지 활용하여 분석하고자 한다. 또한 지역별 편차를 고려하기 위해 발행수량을 각 시군별로 나누어 표준화하여 추가적인 분석도 진행하고자 한다.

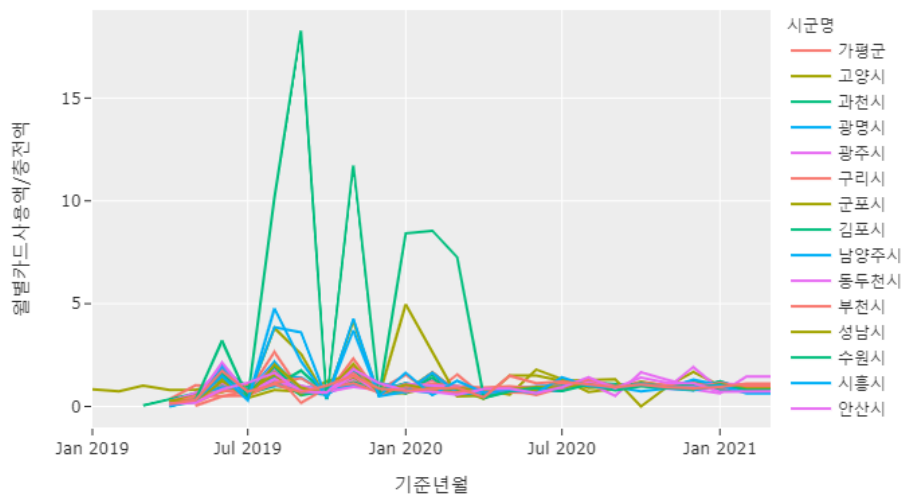
다음장의 그래프는 별도의 표준화 하지 않은 그래프이다.

2) 김을식, 김태영, 김재신 (2020.12) 1차 재난지원금은 실패했나?

3) 경기데이터드림 <https://data.gg.go.kr/portal/mainPage.do>



실제로 '1차 경기도 재난기본소득' 이후로 지역화폐 사용량이 증가하면서 사용량이 급증한 것을 알 수 있다. 이러한 사용량의 효과가 유의미하게 지속되었는지, 또한 지역별로는 어떠한 편차가 있는지를 분석하고자 한다. 특히 다음은 충전량 대비 사용량을 나타내는 것이다.



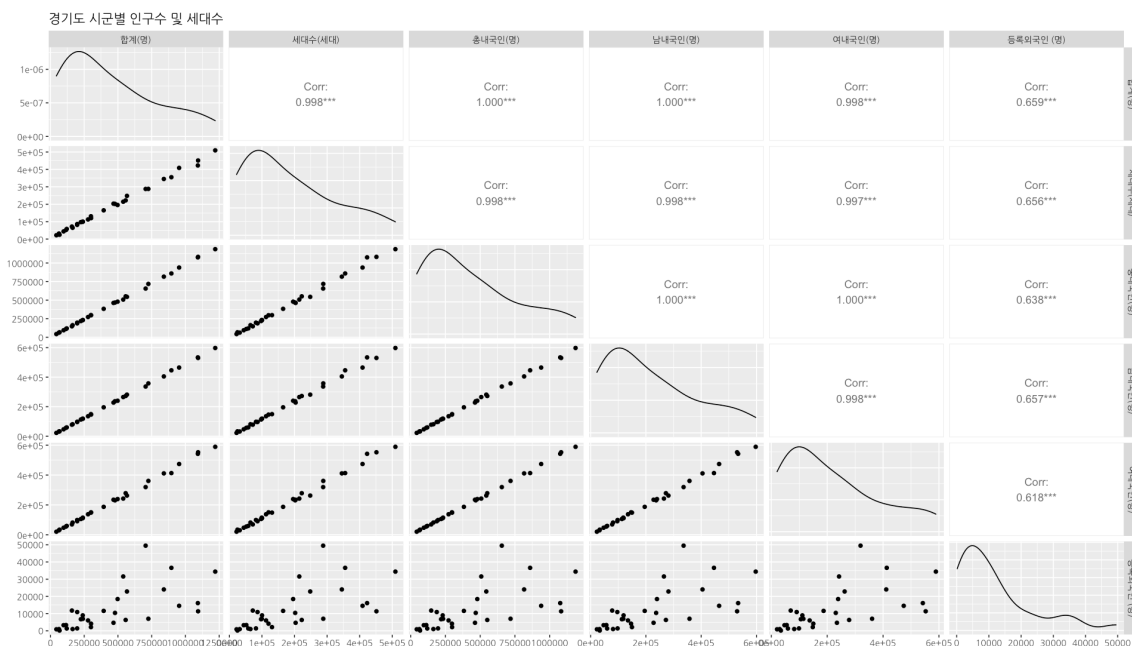
지역별로 편차를 보이는 것을 보면, 충전한 지역과 소비하는 지역이 다른 것도 확인할 수 있다. 실제로 김포시의 경우 충전량 대비 사용액이 높은 것으로 나타난다. 즉 경기지역화폐의 충전은 경기 전역에 제한된다는 점을 고려한다면, 많은 경기 시민이 충전하였으나 실질적으로 사용하는 지역이 김포시 등 특정 시에 편중된 부분도 있을 수 있다. 이에 대한 추측이 유의미한지 분석하고자 한다. 정리하여, 분석하고자 하는 가설은 다음과 같다.

#### ① 코로나 전후 지역화폐 비교

- 1) 코로나 전후 사용액 비교
- 2) 코로나 전후 충전액 비교
- 3) 지역별 카드발급량 (또는 인구수) 대비 코로나 전후 사용액 비교
- 4) 지역별 카드발급량 (또는 인구수) 대비 코로나 전후 충전액 비교

#### ② 지역화폐 지역별 비교

- 1) 지역별 사용액 비교
- 2) 지역별 충전액 비교
- 3) 지역별 카드발급량 (또는 인구수) 대비 사용액 비교
- 4) 지역별 카드발급량 (또는 인구수) 대비 충전액 비교



추가적으로, 각 시군별 인구수별 인구수 차이를 나누어 사용한다면, 등분산 가정에 부합하는 데이터로 변환이 가능할 것으로 판단되어 접근 가능한 최신 데이터인 2021년 2월 경기도 시군별 인구수 및 세대수 통계자료를 사용하였다. 아래 그래프를 보면 알 수 있듯이, 세대수와 총 내국인수 뿐만 아니라, 여성 내국인수, 남성 내국인수, 등록 외국인수의 정보도 있다. 지역화폐가 사실상 내국인 대상으로 사용되며, 각 데이터 별로 상관관계가 상당히 높으므로, 이중 세대수 자료를 표준화하는데 사용하였다.

### 3. 통계 분석 방법론 및 결과

앞서 서론 및 탐색적 자료 분석을 통해 바탕을 둔 가설을 검증하고자 통계적 검증을 진행하고자 한다. 먼저 RCBD 방법을 이용한 분석결과이다.

#### ① Randomized Complete Block Design

$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_{ik} + \gamma_j + \tau_k + e_{ijk}$	$\mu$ : overall mean
	$\alpha_i$ : treatment(행정구) fixed effect
	$\gamma_j$ : block(월별) random effect
	$\tau_k$ : treatment(코로나) fixed effect
	$e_{ijk} \sim N(0, \sigma^2)$

사용액(등)을 종속변수로 하여 지역별 효과 및 코로나로 인한 효과를 treatment effect로 월별 효과를 block effect로 가정하여 분석하였다. 월별 사용액(등) 차이가 분명 존재하지만, 분석에서 가장 중요하게 사용될 효과가 지역별 효과에 대한 분석이므로 월별 효과를 일종의 Block으로 가정하여 진행하는 것이다. 이 방법은 각 관측치별로 분산이 일정하다는 등분산 가정을 하기에, 먼저 Levene's test를 이용하여 등분산 검정에 부합하는지 확인하였다.

#### 1) Levene's test

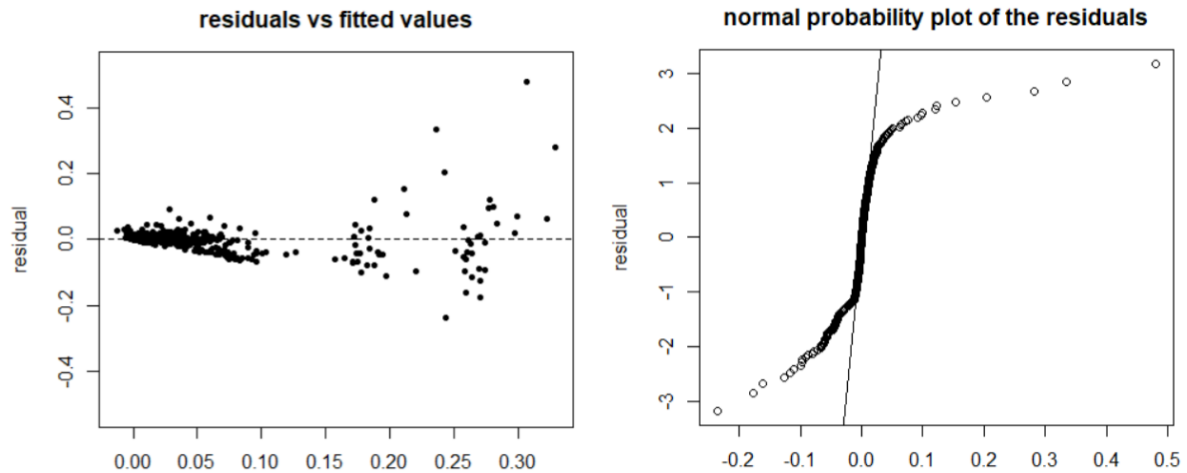
먼저 R의 leveneTest 함수를 이용해 분석한 결과 각 모델별 p-value는 다음과 같다.

	원데이터 (Y)	세대수 반영 $\left(\frac{Y}{\text{시군별 세대수}}\right)$	카드수량 반영 $\left(\frac{Y}{\text{시군별 월별 카드발행수량}}\right)$
월별카드발행수량(건)	0.0109	0.9912	X
월별카드사용액(천원)	2.2e-16	2.2e-16	2.2e-16
월별카드충전액(천원)	2.2e-16	2.2e-16	2.2e-16

즉 세대수를 반영한 월별카드발행수량을 제외하고는 등분산 가정에 크게 위배된다는 제한점이 있다. 카드 발행 수량에 대한 분석은 등분산성이 성립하기 때문에 ANOVA 분석하고, 카드 사용액 및 충전액에 대한 분석은 ANOVA 분석을 한계를 가지고 하거나, 추가적인 일반화혼합모형 방법을 활용하여야 한다.

위의 3가지 Y' 모두 월별카드발행수량을 제외한다면 등분산 가정이라는 관점에서는 큰 차이가 없는 것으로 나타났다. 따라서 제한점을 인지하고, 분석 목적에 부합한 Y'를 사용하였다. 즉 인당 사용량에 관계된 세대수 반영  $\frac{Y}{\text{시군별 세대수}}$ 를 사용하여 분석하였다.

## 2) RCBD (2-way ANOVA with 1block) : 월별카드발행수량(건)



R의 aov 함수를 이용해 분석하였다. 위 plot은 잔차 산점도 및 QQ plot이다. 앞서 Levene's Test에서 등분산이 성립하였지만, 데이터 값이 커짐에 따라 분산이 커지는 경향이 잔차산점도에서 보인다. 아래의 표는 해당 분석을 진행한 분산분석표이다.

ANOVA table : 월별카드발행수량(건)~시군명*covid+기준년월							
##	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)		
## 시군명	27	0.0774	0.0029	1.775	0.00978	**	
## covid	1	0.4858	0.4858	300.879	< 2e-16	***	
## 기준년월	23	1.9457	0.0846	52.399	< 2e-16	***	
## 시군명:covid	27	0.0657	0.0024	1.508	0.04909	*	
## Residuals	599	0.9671	0.0016				
## ---							
## Signif. codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' '	1	
## 159 observations	deleted	due to	missingness				

p-value 등을 확인한 결과 각 treatment 모두 유의미하게 나타난 것을 확인할 수 있다. 이중 분석하고자 하는 시군별과 코로나 전후의 교호작용을 나타낸 값을 보면 다음과 같다. 교호작용 없이 분석한 결과가 -19839.6605이다. 코로나 이전의 경우 해당 계수 값이 포함된다는 의미로 '-'가 있다는 의미는, 코로나 이후에 발급 건수가 늘어났음을 의미한다. 발급 건수가 가장 많은 오산 화성시부터 가장 적은 연천군 순서대로 정렬 후 일부 생략하였다.

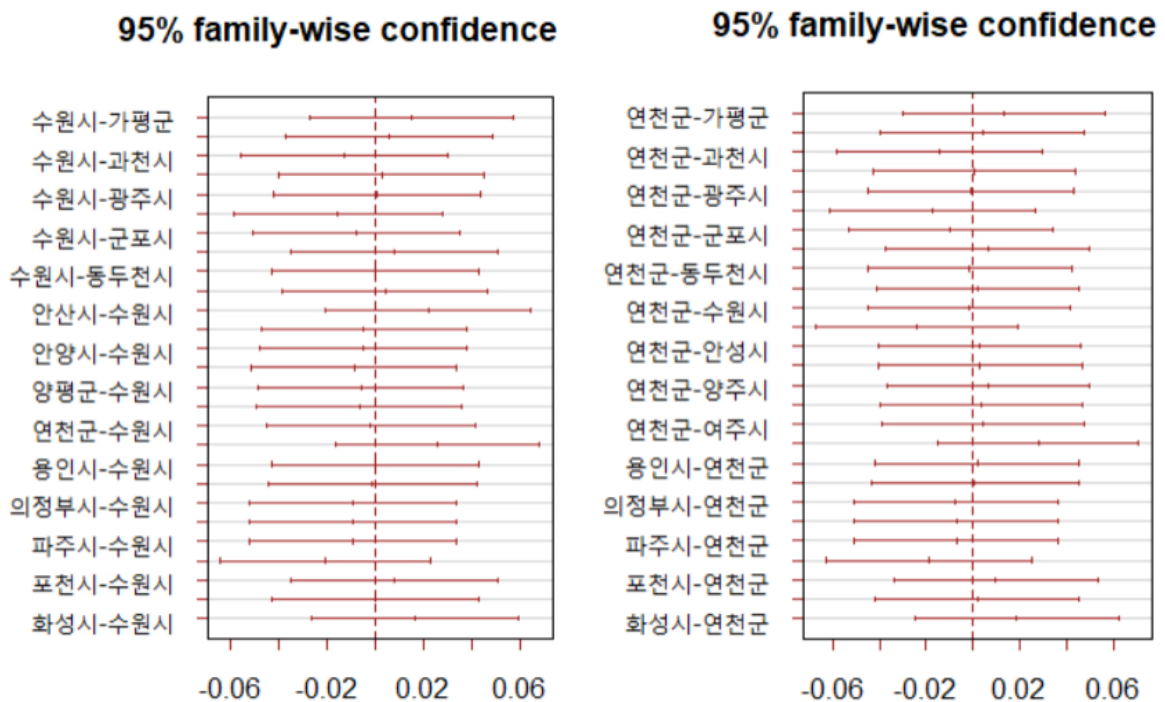
1	시군명오산시:covidbefore	-0.070863
2	시군명안산시:covidbefore	-0.065122
3	시군명화성시:covidbefore	-0.049553
4	시군명포천시:covidbefore	-0.049251
5	시군명구리시:covidbefore	-0.041295



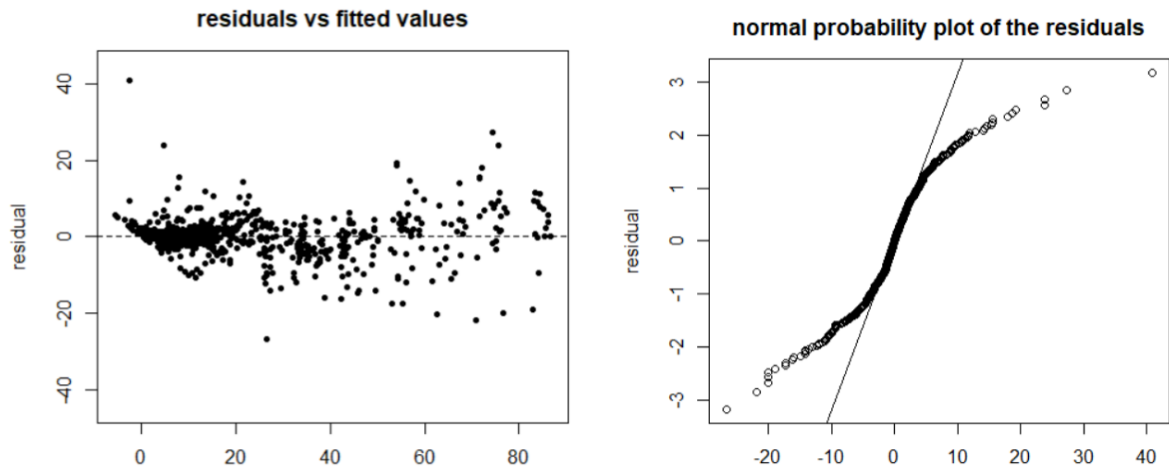
6	시군명용인시:covidbefore	-0.024102
7	시군명수원시:covidbefore	-0.022971
8	시군명광주시:covidbefore	-0.020921
(생략)		
21	시군명이천시:covidbefore	-0.00442
22	시군명부천시:covidbefore	-0.004217
23	시군명양주시:covidbefore	-0.003655
24	시군명파주시:covidbefore	-0.002257
25	시군명여주시:covidbefore	-0.000929
26	시군명평택시:covidbefore	-0.000386
27	시군명연천군:covidbefore	0.0090608

### 3) Tukey-Kramer procedure : 월별카드발행수량(건)

마지막으로 이러한 차이가 다른 시군별로 있는지 Tukey-Kramer procedure를 실시하여 각 신뢰구간별 차이가 있는지 나타내 보았다. 그중에서도 상대적으로 높았던 수원과 상대적으로 낮았던 연천군과 비교한 신뢰구간을 나타냈다.



4) RCBD (2-way ANOVA with 1bock) : 월별카드사용액(천원)



월별카드사용액의 경우 마찬가지로 R의 aov함수를 이용해 분석하였다. 모형에 대한 잔차 산점도 및 QQplot을 보면, 이전과 비슷하게 값이 커질수록 패턴이 있는 것을 확인할 수 있다. 즉 결과분석에 있어서 등분산 가정을 한 것에 대한 제한점이 있음을 간과해서는 안된다. 아래의 표는 해당 분석을 진행한 분산분석표이다.

ANOVA table : 월별카드사용액(천원)~시군명*covid+기준년월						
##	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
## 시군명	28	80586	2878	81.16	<2e-16 ***	
## covid	1	181246	181246	5111.13	<2e-16 ***	
## 기준년월	25	35979	1439	40.58	<2e-16 ***	
## 시군명:covid	28	40478	1446	40.77	<2e-16 ***	
## Residuals	613	21738	35			
## ---						
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						
## 141 observations deleted due to missingness						

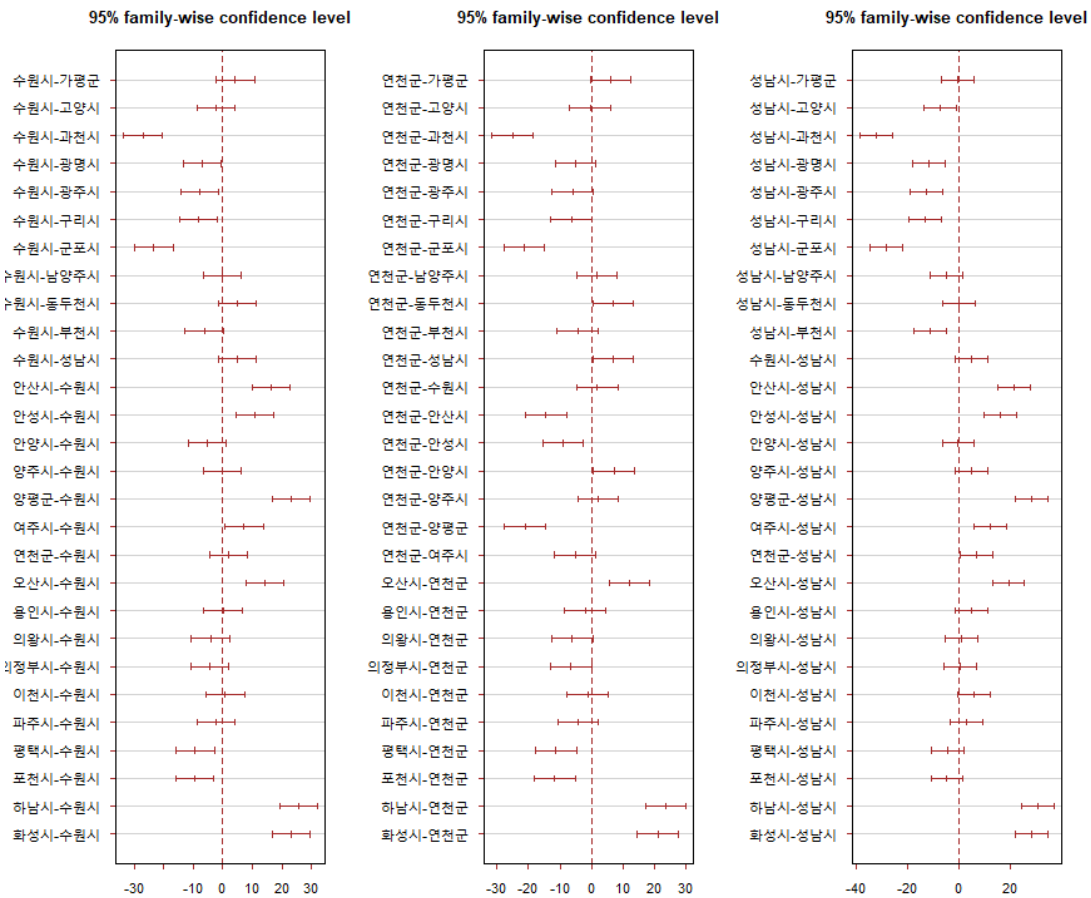
p-value 등을 확인한 결과 각 treatment 모두 유의미하게 나타난 것을 확인할 수 있다. 이 중에서도 분석하고자 하는 시군별과 코로나 전후의 교호작용을 나타낸 값을 증가 폭이 가장 큰 시군(화성시)부터 낮은 시군순으로 정렬해보면 결과이다. 유의할 점은 성남시가 특징적으로 증가 폭이 적은 것을 확인할 수 있다.

1	시군명화성시:covidbefore	-48.07183
2	시군명하남시:covidbefore	-37.74249
3	시군명과천시:covidbefore	-36.99265
4	시군명안산시:covidbefore	-32.47732
5	시군명오산시:covidbefore	-29.87453

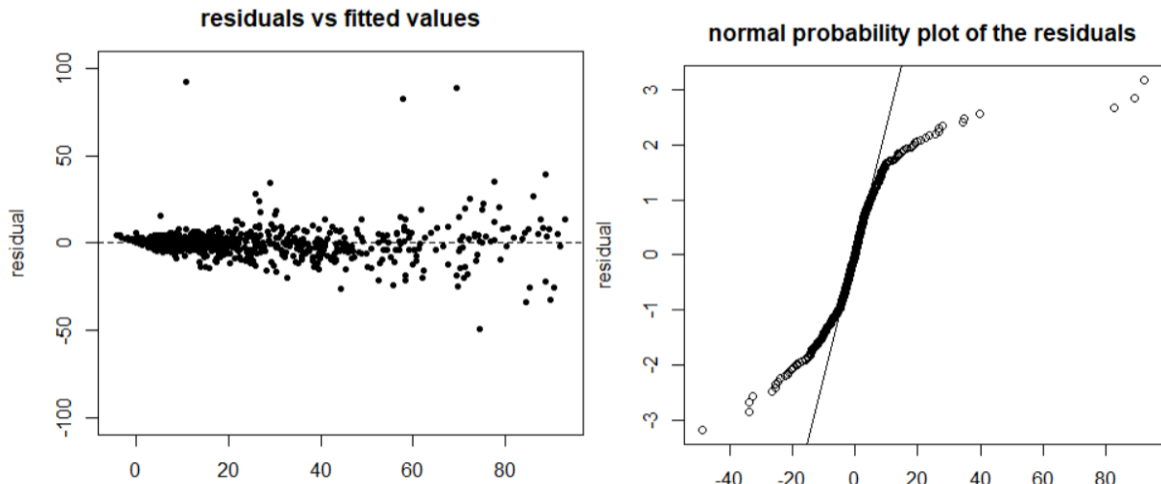
6	시군명군포시:covidbefore	-27.96079
7	시군명양평군:covidbefore	-26.16876
8	시군명광주시:covidbefore	-20.35477
(생략)		
22	시군명양주시:covidbefore	0.4156522
23	시군명의정부시:covidbefore	1.5065949
24	시군명평택시:covidbefore	3.0357839
25	시군명동두천시:covidbefore	3.4301863
26	시군명포천시:covidbefore	5.2045478
27	시군명연천군:covidbefore	5.9322043
28	시군명성남시:covidbefore	16.170089

##### 5) Tukey-Kramer procedure : 월별카드사용액(천원)

마지막으로 이러한 차이가 다른 시군별로 있는지 Tukey-Kramer procedure를 실시하여 각 신뢰구간별 차이가 있는지 나타내 보았다. 수원과 연천뿐만 아니라, 성남시도 포함하였다.



6) RCBD (2-way ANOVA with 1bock) : 월별카드충전액(천원)



월별카드충전액의 경우 마찬가지로 R의 aov 함수를 이용해 분석하였다. 모형에 대한 잔차 산점도 및 QQplot을 보면, 특별한 패턴은 나타나지 않았다. 다만 이전 Levene's Test에서 등분산 가정에 위배되는 점을 유의하고 분석에 관한 결과를 해석해야 한다.

ANOVA table : 월별카드충전액(천원)~시군명*covid+기준년월						
##	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
## 시군명	28	94128	3362	31.99	<2e-16 ***	
## covid	1	199226	199226	1895.77	<2e-16 ***	
## 기준년월	25	27534	1101	10.48	<2e-16 ***	
## 시군명:covid	28	42789	1528	14.54	<2e-16 ***	
## Residuals	613	64420	105			
## ---						
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						
## 141 observations deleted due to missingness						

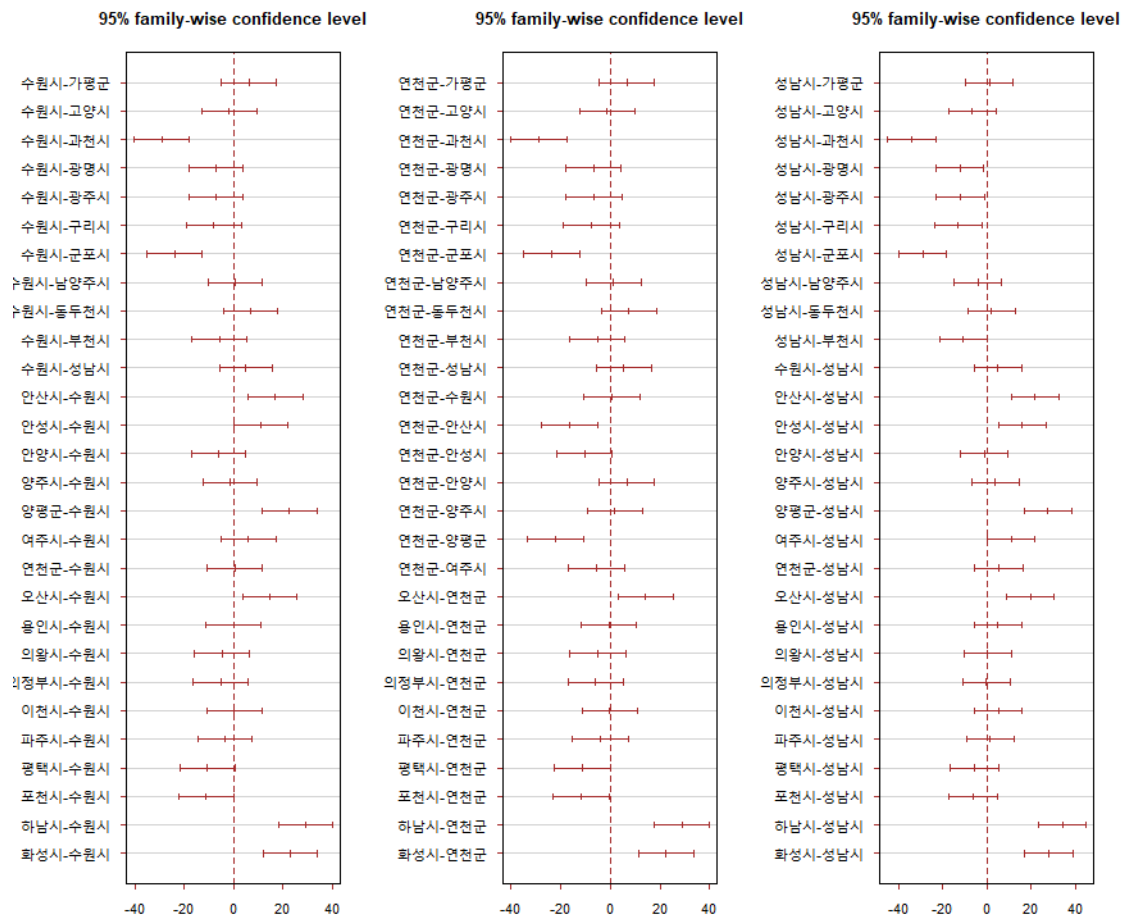
등분산 가정이 된다면, 모형의 treatment는 유의미하다고 확인할 수 있다. 시군별과 코로나 전후의 교호작용을 나타낸 값을 증가 폭이 큰 시군(화성시)부터 낮은 순으로 정렬한 결과이다.

1	시군명화성시:covidbefore	-49.62556216
2	시군명하남시:covidbefore	-40.13624048
3	시군명과천시:covidbefore	-38.1255255
4	시군명안산시:covidbefore	-34.36646075
5	시군명오산시:covidbefore	-32.29649268
6	시군명군포시:covidbefore	-28.35552525
7	시군명양평군:covidbefore	-27.58359846
8	시군명광주시:covidbefore	-21.37534194

(생략)		
22	시군명의정부시:covidbefore	-0.05885851
23	시군명양주시:covidbefore	0.61056875
24	시군명평택시:covidbefore	0.98513724
25	시군명동두천시:covidbefore	4.17213886
26	시군명포천시:covidbefore	4.20208058
27	시군명연천군:covidbefore	8.56001443
28	시군명성남시:covidbefore	13.79291581

### 7) Tukey-Kramer procedure : 월별카드충전액(천원)

마찬가지로 Tukey-Kramer procedure를 실시하여 수원시, 연천군, 성남시를 나타낸 결과이다.



위의 분석은 시간의 흐름에 따른 데이터를 단지 block으로 가정하여 진행하다 현실과 다른 등분산 가정이 필요하다. 월별카드발행수량은 등분산 가정이 성립하나, 다른 2개의 분석은 제한점이 존재한다. 이에 따라 좀 더 심화된 기법이 사용될 필요가 있다.

## ② 일반화혼합모형 방법론

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_{ik} + \gamma_j + \tau_k + e_{ijk} \quad \text{where} \quad \begin{aligned} &\mu : \text{overall mean} \\ &\alpha_i : \text{treatment(행정구) fixed effect} \\ &\gamma_j \sim N(0, \sigma_j^2) : \text{block(월별) random effect} \\ &\tau_k : \text{treatment(코로나) fixed effect} \\ &e_{ijk} \sim N(0, \sigma^2) \end{aligned}$$

일반화혼합모형 방법론을 활용한다면 longitudinal data인 지역화폐 데이터에 random effect를 추가하여 등분산 가정이라는 제한점을 해결할 수 있다. lme4 패키지를 사용하여 책<sup>4)</sup>의 분석 방법을 참고하여 진행하였다.

### 1) Mixed Effect Model : 월별카드사용액(천원)

월별카드사용액(천원) ~ 시군명 * covid + (1   기준년월)					
## REML criterion at convergence: 4316.2					
## Scaled residuals:					
##	Min	1Q	Median	3Q	Max
##	-4.4478	-0.3354	0.0002	0.3584	6.7990
##					
## Random effects:					
##	Groups	Name	Variance	Std.Dev.	
##	기준년월	(Intercept)	51.26	7.160	
##	Residual		35.41	5.951	
## Number of obs: 696, groups: 기준년월, 27					
Analysis of Variance Table					
	npar	Sum Sq	Mean Sq	F value	
시군명	28	81228	2901.0	81.916	
covid	1	4285	4284.7	120.990	
시군명:covid	28	40537	1447.7	40.881	

분석하고자 하는 시군별과 코로나 전후의 교호작용의 fixed effect를 나타낸 값이다. 전반적으로 값은 비슷하나 block의 random effect로 fixed model의 ANOVA 결과보다 shrinkage 된 결과를 보인다. fixed effect model(오른쪽)의 순서에 따라 표현한 결과이다.

4) Extending the Linear Model with R : Generalized Linear, Mixed Effects and Nonparametric Regression Models - Julian J. Faraway

1	시군명화성시:covidbefore	-48.0718	-48.0718
2	시군명하남시:covidbefore	-37.7425	-37.7424
3	시군명과천시:covidbefore	-36.9927	-36.9926
4	시군명안산시:covidbefore	-32.4773	-32.4773
5	시군명오산시:covidbefore	-29.8745	-29.8745
6	시군명군포시:covidbefore	-27.9608	-27.9607
7	시군명양평군:covidbefore	-26.1688	-26.1687
8	시군명광주시:covidbefore	-20.3548	-20.3547
(생략)			
22	시군명의정부시:covidbefore	1.5066	-0.058858
23	시군명양주시:covidbefore	0.3026	0.610568
24	시군명평택시:covidbefore	3.0551	0.985137
25	시군명동두천시:covidbefore	3.4302	4.172138
26	시군명포천시:covidbefore	5.2045	4.202080
27	시군명연천군:covidbefore	5.9515	8.560014
28	시군명성남시:covidbefore	15.8570	13.792915

## 2) Mixed Effect Model : 월별카드충전액(천원)

ANOVA table : 월별카드충전액(천원) ~ 시군명 \* covid + (1 | 기준년월)

## REML criterion at convergence: 4977.2

##

## Scaled residuals:

##       Min       1Q   Median       3Q       Max

## -4.7059 -0.3195 -0.0157  0.2789  8.9218

##

## Random effects:

##   Groups    Name           Variance Std.Dev.

##   기준년월 (Intercept)  37.53     6.126

##   Residual               104.80    10.237

## Number of obs: 696, groups: 기준년월, 27

Analysis of Variance Table

npar Sum Sq Mean Sq F value

시군명               28  95027   3393.8  32.382

covid                 1  17773  17773.2 169.584

시군명:covid       28  42913   1532.6  14.623

마찬가지로 분석하고자 하는 시군별과 코로나 전후의 교호작용의 fixed effect를 나타낸 값이다. fixed effect model(오른쪽)의 순서에 따라 표현한 결과이다. 자세한 숫자는 github<sup>5)</sup>에서 확인가능하다.

1	시군명화성시:covidbefore	-49.62556	-49.625562
2	시군명하남시:covidbefore	-40.13624	-40.136240
3	시군명과천시:covidbefore	-38.12553	-38.12552
4	시군명안산시:covidbefore	-34.36646	-34.366460
5	시군명오산시:covidbefore	-32.29649	-32.296492
6	시군명군포시:covidbefore	-28.35553	-28.355525
7	시군명양평군:covidbefore	-27.58360	-27.583598
8	시군명광주시:covidbefore	-21.37534	-21.375341
(생략)			
22	시군명의정부시:covidbefore	-0.05886	1.5066
23	시군명양주시:covidbefore	0.31809	0.3026
24	시군명평택시:covidbefore	1.05165	3.0551
25	시군명동두천시:covidbefore	4.17214	3.4302
26	시군명포천시:covidbefore	4.20208	5.2045
27	시군명연천군:covidbefore	8.62653	5.9515
28	시군명성남시:covidbefore	13.25126	15.8570

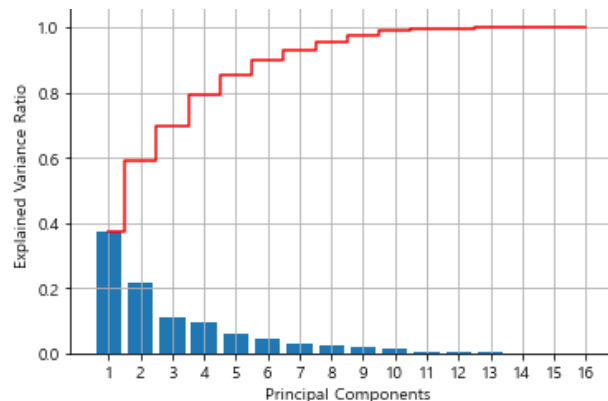
### ③ K-means Clustering

추가적으로 결과 해석에 있어, 29개 시군구의 경기도 지역에 대한 종합적인 이해가 필요하였다. 통상적인 관념보단, 데이터에 기반을 둔 판단을 위하여 군집분석을 진행하였다.

경기도에 관련한 시군구의 인구 업종 청년비율 등의 지역적 인구통계학적 정보를 수집하였다. 또한 경기지역화폐가 시군구에 따라 일일 사용액이나 최대 입금가능 금액 등 다른 유형으로 존재한다는 점에 착안하여 월별 지역화폐 사용액 등과 같이 사용이후 생성된 결과적인 데이터가 아닌, 정책적 측면의 데이터도 추가하여 통합데이터를 만들었다. 통합 데이터의 구성을 위해 총 8개의 자료를 기반으로 통합하였으며, 일부의 경우 최신의 데이터가 2019년도이기에 2019년부터 2020년 사이에 생성된 데이터를 활용하였다.

#### 1) PCA

먼저 각 데이터 칼럼 간에 상관관계가 높게 나타났기에, 군집분석에 앞서 PCA를 진행하였다. 그 결과 오른쪽 그래프에서 확인할 수 있는 것처럼 8개의 PC의 경우 95.55%의 데이터에 대한 설명력을 가졌다. 따라서 8개의 PC를 가지고 군집분석을 진행하였다.

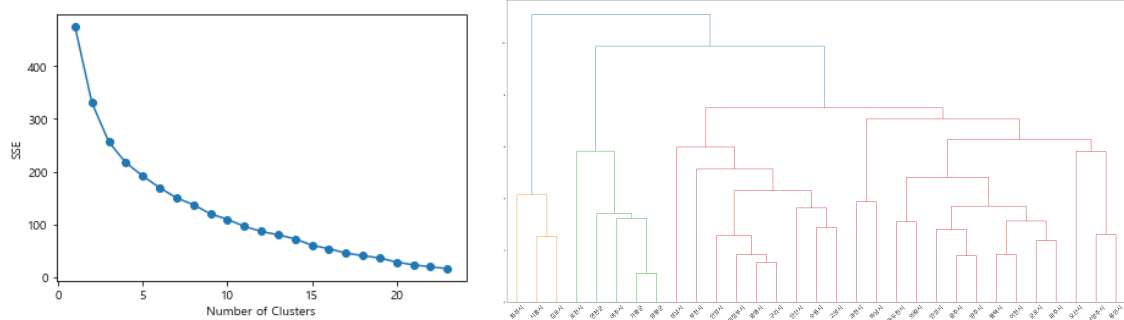


5) <https://github.com/leechungpa/local-currency>



## 2) find Optimal K

K-means cluster를 진행하기 위해선 최적의 K인 hyperparameter를 알아야 한다. 따라서 elbow plot과 계층적 군집분석모형을 통한 dendrogram을 활용하여 최적의 K를 찾고자 한다. 다음은 그 두개의 그래프이다.



먼저 elbow plot을 보면 대략적으로 3~6정도로 판단되어 진다. 또한 dendrogram을 보면 대략적으로 3~4정도로 판단된다. 따라서 보수적으로 6개의 군집을 가지고 K-means clustering을 진행하였다. 다음은 그 결과이다.

## 3) K-means clustering

군집 0	의정부시, 광명시, 동두천시, 과천시, 구리시, 의왕시, 하남시
군집 1	평택시, 안산시, 남양주시, 오산시, 군포시, 용인시, 파주시, 이천시, 안성시, 광주시, 양주시
군집 2	여주시, 연천군, 가평군, 양평군
군집 3	시흥시, 김포시, 화성시
군집 4	수원시, 성남시, 안양시, 부천시, 고양시
군집 5	포천시

6개를 hyperparameter로 설정하여 K-means clustering을 진행한 결과는 다음과 같다. 상식적으로 기존 1기 신도시 등 도시지역이 많은 군집4, 농촌 및 산지가 많은 군집2, 신도시가 개발되거나, 개발될 지 얼마 안 된 군집0 등 사회 통념상 분류되는 군집과 유사하게 군집이 분석된 결과를 확인할 수 있다.

## 4. 결론 및 제언

### ① 코로나 전후 지역별 표준화 월별카드발행수량

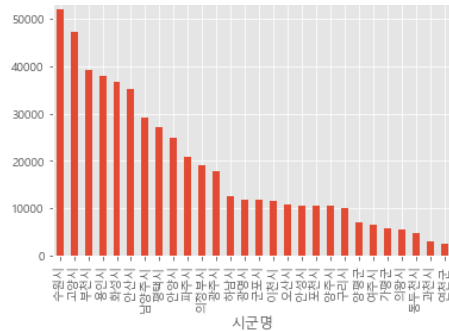
연천군을 제외하고는 코로나 이후 카드발급량이 순 증가하는 효과를 보였다. 신도시나 개발도시구역이 많이 포함된 군집1에 속하는 오산시, 안산시, 용인시 등이 가장 큰 순증가를 보였으며, 농촌 및 산지가 많은 군집2의 연천군, 양평군 등은 낮은 상승률을 보였다.

즉 군집 2에 속하는 지역들이 상승률이 적은 것은, 군집2의 지역별 특성이 지역화폐 도입에 제한점을 주고 있다는 점을 의미한다. 추가적으로 눈여겨 볼 점은 군집1에 속한 파주시와 양주시도 카드 발급량이 적은 것으로 나타난다. 이는 군집 1에 속하긴 하지만, 군집2와 인접하고 사실상 군인을 제외한다면 유사한 지역적 특성을 가진가에 기인한 것으로 판단된다. 실제로 농촌지역 연령 인구비중이 도시지역의 연령 인구가 다른 점을 감안하여, 해당 지역의 사람들에게 특화된 지역화폐 도입을 해야 할 것이다. 기존에 온라인과 모바일 중심의 지역화폐 대신, 어르신들도 사용이 편하게 할 수 있는 지역화폐 유형을 도입한다면, 지역화폐 카드 발행 수량이 증가할 수 있을 것이라고 판단된다.

### ② 코로나 전후 지역별 표준화 월별카드사용액 및 표준화 월별카드충전액

월별 카드사용액 및 월별 충전액도 마찬가지로 군집1과 군집4에 속한 시군이 증가폭이 큰 반면 군집 2의 경우 반대의 효과를 보였음을 확인할 수 있다. 특히 mixed effect로 월별효과를 random effect로 block한 결과 오히려 감소하는 시군도 존재하였다. 특히 눈여겨 볼 점은 성남시가 군집 4에 속함에도, 다른 시군과 비교해서 더욱 큰 감소의 효과를 보인 점이다.

카드발행은 1회 발행만 한다는 점에 주목한다면, 카드 사용액 및 충전액은 지역화폐의 지속적인 사용 정도를 보여주는 지표이다. 군집2에 속한 지역이 카드발급량뿐만 아니라 표준화하고도 사용액 및 충전액도 적다는 것은, 해당 지역에서 지역화폐를 이용할 시설이 적다는 점으로 그 원인을 유추할 수 있다. 실제로 지역화폐는 기존의 신용카드와는 다르게 각 업체 별로 별도의 개약을 통해 이용할 수 있기에, 대도시권에 비해 농촌 및 산간지역의 더 적은 사용처가 이러한 사용량 감소에 영향을 준 것으로 판단한다. 실제로 오른쪽의 2021년 3월자 지역화폐 가맹점 현황을 보면, 분석 결과와 부합하는 결과가 나왔다. 즉 군집 2에 더 많은 가맹점을 확충해야 될 필요하다.



마지막으로 분석 과정에서 보이는 성남시의 충전량 및 사용량 증가폭이 적은 점도 눈여겨 볼 점이다. 사실 경기지역화폐의 시작은 성남시의 지역화폐의 경기도 전 지역으로 확대되었다. 즉 성남시를 제외한 전 지역은 2019년 4월에 본격적으로 도입된 반면, 성남시는 그 이전부터 시행되어 왔기 때문에 이미 어느정도 고도화 되어 상승효과가 적은 것으로 나타났다. 따라서 성남시의 증가폭이 작음을, 단지 성남시의 지역화폐 도입의 문제점으로 치부하여 분석하기 보다는, 다른 지역화폐보다 몇 년 앞서 도입되었다는 점을 고려하여, 일종의 선제지표로서 추가적인 분석을 해야 할 것이다.

성남 시로부터 확대 시행된 경기지역화폐는, 그 이후 인천, 대구 등 다른 지역의 지역화폐에 선례로 좋은 귀감이 되고 있다. 특히 코로나로 인해 소비활동 촉진과 지역경제 활성화라는 측면에서 더욱 주목되고 있는 지역화폐가 더욱 효율적으로 사용하기 위해서는, 위에서 분석 결과가 보여준 바를 바탕으로 각 지역별 특성 반영하여 더욱 양질의 지역화폐를 만들어야 할 것이다. 이 이상의 분석은 통계 분석이 아닌 지역화폐 효과성 및 경제에 관련한 다른 전문가의 영역이기에 보고서는 위의 제언으로 마무리하고자 한다.