



코로나 전후 서울시 공공자전거 이용 특성 변화 분석

사회연결망분석, 다중회귀분석을 중심으로

짱짱조

컴퓨터과학과 2017147532 강수빈

컴퓨터과학과 2017147514 권대규

산업공학과 2017147051 이종우

컴퓨터과학과 2017147521 최준수

지도교수 손 소 영

조교 우 현 우

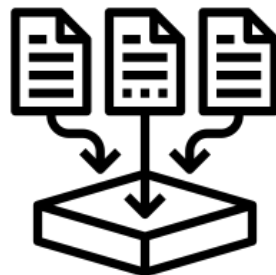
Contents



Introduction



Literature
Review



Methodology
& Data



Results



Conclusion

Abstract

코로나로 인해 사회적 거리두기와 재택근무 등으로 인해 시민들의 이동이 최소화되면서 서울시의 대중교통 이용은 감소했고 비대면 교통수단인 자전거의 선호도가 높아지면서 따릉이 이용 건수가 증가했다. 코로나 전후 따릉이의 이동패턴이 어떻게 변화했고 어떤 요인이 영향을 끼쳤는지 확인하기 위해 사회연결망분석(Social Network Analysis), 다중회귀분석(Multiple Linear Regression Analysis)를 적용하여 분석했다.

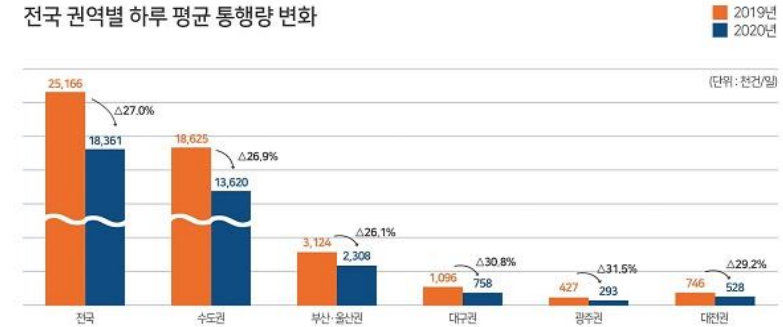
코로나 발발 전후 같은 기간에 대해서 서울시 공공데이터포털에 제공되는 따릉이 대여이력과 대여소 정보를 바탕으로 데이터를 구축하였고 이를 바탕으로 코로나 전후 기간, 출근-퇴근 시간대에 대해 분석을 진행하였다. 사회연결망분석으로 네트워크를 형성하여 여러 중심성 지표와 대여소별 관계를 확인하고 코로나 전후 이동 패턴이 어떻게 변화하였는지 확인하였다. 다중회귀분석으로 연결중심성에 유의미한 영향을 주는 변수를 선별하여 코로나 전후 따릉이 사용에 미친 여러 요인을 분석하였다. 분석한 결과를 바탕으로 코로나 전후 따릉이의 사용 패턴과 요인을 종합하여 코로나 이후 공공자전거 정책 과 퍼스널모빌리티가 발전할 수 있는 방향에 대해 제안하였다.

Introduction

코로나 1년 작년 서울 대중교통 이용 26% 감소

- 코로나 발생이 본격화된 2020년 전국 대중교통 이용률은 전년 대비 약 27% 감소
- 좁은 공간에 인파가 몰려 감염 위험이 커지는 버스와 지하철을 기피하는 현상
- 대중교통의 줄어든 수요가 다른 대체 이동수단으로 분산되었을 것으로 예상
 - 택시, 퍼스널 모빌리티 등

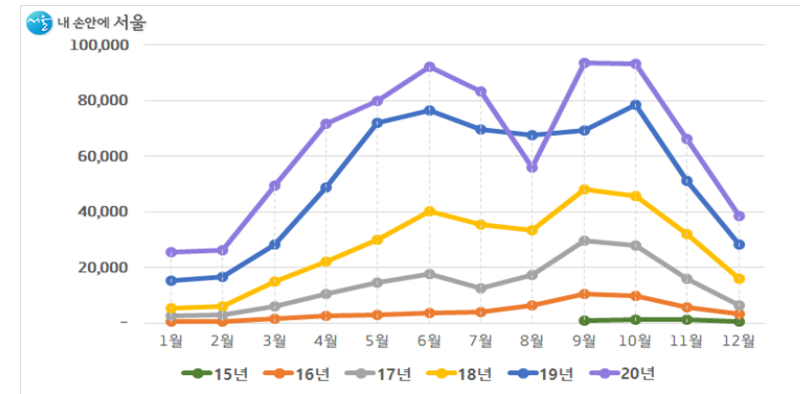
전국 권역별 하루 평균 통행량 변화



(출처: 국토교통부)

코로나 확산 속 '따릉이 인기' 이용자 25% 증가

- 퍼스널 모빌리티의 일종인 따릉이의 2020년 이용은 전년 대비 24% 증가
- 코로나19 첫 대규모 확산이 있었던 2~4월 이용이 전년 동기 대비 59.1% 증가
- 실제로 대중교통 이용의 감소가 따릉이 수요로 분산된 것을 확인
- 따릉이의 이용을 크게 레저 목적과 이동 목적으로 구분 지을 수 있는데 이 중 이동 목적 이용이 증가했을 것으로 예상



(출처: 서울시)



코로나 1년... 작년 서울 대중교통 이용 26% 감소

입력 2021.03.25. 오전 3:02



코로나 확산 속 '따릉이' 인기... 이용자 25% 늘었다

입력 2021.03.25. 오전 3:12

Introduction

연구 주제

SNA와 다중 회귀 기법을 활용하여 코로나 전후의 따릉이 이용 패턴 비교 분석

Year	2019												2020											
Month	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	



코로나 발생 시점

2019년 2월 ~ 2019년 12월 vs. 2020년 2월 ~ 2020년 12월

두 기간에 대해 각각 SNA, 다중회귀 모델을 생성

Social Network Analysis를 통해 코로나 전후 대여소 간 따릉이 이용패턴은 어떻게 달라졌는 지 확인해보고,
Multiple Regression Analysis를 통해 코로나 전후 따릉이 이용에 영향을 미치는 요인 변화를 알아본다.

연구 의의

- 코로나가 우리 사회에 미친 영향을 구체적인 데이터 기반으로 조사
- 유의미한 패턴 변화를 감지하여 포스트 코로나 시대에도 퍼스널 모빌리티가 주요 이동수단으로 정착할 수 있는 방안 제시
- 시민들이 다양한 연구 주체로써 정부의 데이터와 개인 이용 경험을 바탕으로 개선 방안을 제시하고 정책에 참여하는 선순환

Literature Review

<공영 자전거 이용에 영향을 미치는 지역적 환경 특성 연구> 『이슬이 외2 (2014)』

공간회귀분석을 통해 공동주택·상업시설 주변과 같은 주변 시설 분포와 대중교통의 밀집 여부와 같은 지역 환경의 특징의 이용량 영향력 관계를 분석

<서울시 공공자전거 이용특성에 관한 연구> 『장재민 외2 (2016)』

선형회귀모형을 통해 주거·업무 복합 지역과 같은 지역적 특성과 대중교통 이용량 및 활성화 정도와 같이 교통의 특성에 따른 자전거 통행 비중을 분석해 자전거가 사용되는 목적과 관련해 분석

<도시 특성에 기반한 공유 자전거 이용패턴의 소셜 네트워크 분석 연구> 『이병현 외2 (2020)』

SNA를 활용하여 중심성이 높은 정류장들의 위치적 특성을 파악하고, 위치적 특성과 함께 유동 인구의 양, 연령대를 분석해 따릉이 이용자들의 특성을 분석

<How land-use and urban form impact bicycle flows : Evidence from the bicycle-sharing system in Montreal> 『AhmadrezaFaghih-Imani 외4 (2014)』

선형회귀분석을 통해 기상 데이터, 시간적 특성, 자전거 인프라, 토지 이용 및 건설 환경 속성과 이용량 간의 관계를 분석. 특히, 대여소 인근 상가, 학교 등 시설 접근성과 이용량 간의 관계를 분석

<기상조건과 입지 특성이 공공 자전거 이용에 미치는 영향 분석> 『이장호 외2 (2016)』

선형회귀 분석을 통해 시간대별 대여량 모형을 구축하고 기상조건과 스테이션 입지 특성에 따른 공공자전거 이용패턴을 분석

Review 1

회귀 분석, SNA를 활용해 지역의 공간적 특성(주변시설 분포 등) 및 지역의 대중교통 특성에 따른 자전거 이용량을 분석해 이용자 패턴을 추출함

Review 2

선형 회귀 분석을 활용해 시간대별 대여량 모형을 구축하고 모형과 공간적 특성/기상 조건간의 관계를 분석해 자전거 이용 패턴을 분석함

Literature Review

<녹색교통으로서 통근,통학 시간대의 서울시 공공자전거 이용특성 분석> 『박현규 (2018)』

통근, 통학 시간대 서울시 공공자전거 대여 이력을 바탕으로 네트워크를 구성하여, 대여소 수가 증가하고 인프라가 확충되면서 네트워크의 연결중심성 강도가 점점 높아짐을 확인

Review 3

<Covid-19 Impact on Cycling 2019-2020> 『Ralph Buehler 외1 (2021)』

- 평일의 경우, 회사·학교 등이 비대면으로 진행되는 경우가 많아져 자전거 이용량이 줄어듦.
- 주말의 경우, lockdown이 있던 지역의 이용량을 줄였지만 여행 제한만 있던 지역의 경우 이용량이 늘어남.
- 팬데믹 기간동안 cyclin을 새로운 취미로 삼게된 사람들이 많고 covid 이후 회사·학교 ·식당 등으로의 이동이 잦아질 것이므로 현재와 비교해 자전거 이용량이 증가할 것

Review 4

<Insights into the impact of Covid-19 on Bicycle Uage in Colorado Counties> 『Onur Kalan 외1 (2021)』

머신러닝 기법(PLSR)을 사용하여 팬데믹 기간 동안 변화한 개인 자전거의 수요 추세를 정량화하고 자전거 사용과 주변 지역의 사회경제적 요인과의 관계를 분석하여 평균 소득, 평균 교육 수준, 전체 인구가 자전거 수요에 주요하게 작용했음을 확인

코로나 이후 자전거에 대한 사람들의 인식이 개선되었고 코로나 대유행 과정에서 자전거 수요가 영향을 받아 이용 패턴이 변화했음.

결론

기존 연구의 한계점

기존 선행연구를 살펴보면 코로나 이전 시기의 공공자전거 이용 패턴의 관계만 분석하고, 코로나 이후에는 공공자전거가 아닌 전체 교통 시스템 변화를 위주로 초점을 맞췄다.

본 연구의 차별점

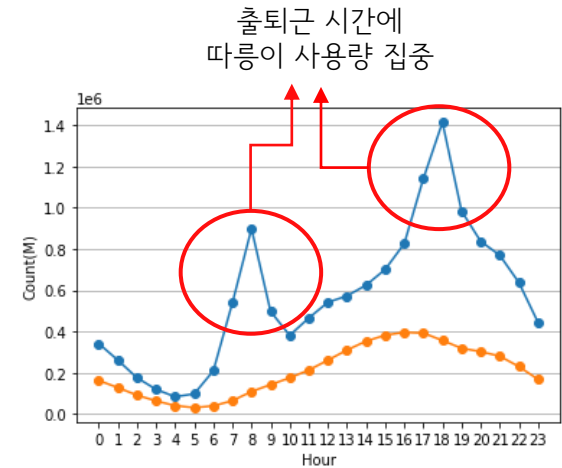
코로나 전후 공공자전거 이용 패턴이 어떻게 변화하였는지 확인해보고, 자전거 이용량을 변화시킨 다양한 요인들을 분석하여 코로나가 공공자전거 사용에 미친 영향을 알아보고자 한다.

Methodology - Social Network Analysis

모델 정의

Node	각 대여소
Edge	대여/반납 사용량 건수 (in/out 구분)
사용 지표	분석하고자 하는 요소들 고찰

1. 코로나 전후로 대여소 간 네트워크적 특성은 어떻게 변화했을까?
2. 시간대별 대여소 간 자전거 이동패턴에는 어떤 변화가 있을까?
3. 대여소 간의 관계를 고려했을 때 코로나 전후로 대여소의 중요도는 어떻게 변화했을까?



분석 지표

연결 중심성 기반

연결 중심성

해당 대여소가 얼마나 많이 사용되는가에 대한 절대적인 지표

노드 편향성 파악 지표 (T)

각 대여소의 자전거 유출/입량에 대한 비교를 위한 지표

$$T = \frac{N_{in} - N_{out}}{N_{in} + N_{out}}$$

N_{in} : 자전거 반납 사용량
 N_{out} : 자전거 대여 사용량

위세 중심성 기반

Pagerank

- 해당 대여소의 사용량과 영향력을 기반으로 중요도를 구하는 지표
- 위세중심성의 개량형으로 노드의 중요성이 다른 노드에 과하게 미치는 영향에 대한 문제점을 보완함

$$C_p = \alpha A D^{-1} + \beta \mathbf{1}$$

A : 인접행렬
D : out-edge 합을 성분으로 가지는
N*N 대각행렬
 α, β : Hyperparameter

Methodology - Multiple Linear Regression

모델 정의

Multiple Regression Analysis을 통해 **따릉이의 연결중심성이 높은 지역을 설명하는 변수들을 도출**하고자 함

Station ID	독립변수 (features)	종속변수
대여소 id	<ul style="list-style-type: none">대여소 행정동별 거주인구의 수인접 시설까지의 최단거리 및 수 (주거지역, 상업지역, 업무시설, 지하철역, 버스 정류장, 공원, 학교)인접 버스 정류장 이용량 정보	따릉이 대여소의 연결중심성

모델 구조

1. Linear Regression Model

2. Neural Net Model

- 1) 3종류의 model architecture : layer 수 13,8,5개
- 2) 2종류의 learning rate : 0.1, 0.01
- 3) 2종류의 optimizer : Adam, SGD



Linear Regression Model과 총 12 종류의 **Neural Network Model**을 활용하여 최적의 R^2 score를 갖는 모델을 선정해 **Feature Importance 분석**을 수행한다.

Methodology - Multiple Linear Regression

[Step1] 데이터 구축

이용 데이터	추출 독립변수
서울시 주민등록인구 (동별 통계)	대여소가 속하는 행정동의 연령별 거주 인구 수
서울시 지하철역 위치정보	가장 인접한 지하철역과 직선거리
	500m 반경 지하철역의 수
서울특별시 버스정류장 위치정보	가장 인접한 버스정류장과 직선거리
	500m 반경 버스정류장의 수
서울시 초등학교 기본정보 서울시 중학교 기본정보 서울시 고등학교 기본정보 서울시 대학 및 전문대학 DB 정보	가장 인접한 학교와 직선거리
	500m 반경 학교의 수
서울시 업무시설 정보	가장 인접한 업무시설과 직선거리
	500m 반경 업무시설의 수
서울시 도시계획 생활권 생활서비스 시설정보 (공원제외)	가장 인접한 사회서비스시설과 직선거리
	500m 반경 사회서비스시설의 수
서울시 도시계획 생활권 생활서비스 시설정보 (공원)	가장 인접한 공원과 직선거리
	500m 반경 공원의 수
서울시 주거지역 위치정보	가장 인접한 주거시설과의 직선거리
	500m 반경 주거시설 수
서울시 상업지역 위치정보	가장 인접한 상업시설과의 직선거리
	500m 반경 상업시설 수

[Step2] 데이터 전처리

1. OLS Regression

- 각 변수들의 왜곡 정도를 살펴보고 로그변환과 표준화 스케일링 등을 진행
- 잔차 분석을 통해 선형성, 정규성, 등분산성을 확인하고 데이터에 존재하는 이상점(outlier) 제거

2. Variable Selection

- 독립변수들 간 다중공선성을 파악하고 이를 유발하는 변수 제거
- 유의한 변수를 선별하기 위해 Stepwise Selection 적용

[Step3] 데이터 분석

Linear Regression과 DNN을 통해 대여소의 **연결 중심성**에 영향을 미친 변수 분석

※ Neural Net의 Feature Importance
NN Model에서 모든 feature들이 연결된 첫번째 layer의 weight를 비교하는 것으로 feature importance를 측정할 수 있지만 이 방법은 feature importance가 모델 전체를 충분히 반영하지 못한다는 문제점이 발생한다. 이에 따라 학습이 완료된 모델에 대하여 feature들의 수치를 shuffle하면서 그 성능을 비교하여 얻는 permutation importance를 활용해 변수 중요도를 측정했다.

Data

데이터 수집 & 처리

서울시 열린데이터광장에서 제공하는 '서울특별시 공공자전거 대여이력정보'와 '서울특별시 공공자전거 대여소 정보'를 사용하여 2019년 2월~2019년 12월(17,382,392건), 2020년 2월~2020년 12월 (18,570,454건) 두 기간에 대한 대여이력을 종합하여 정리하였다.



공공자전거
대여이력 정보
(2019, 2020)

```
stn_20 = pd.DataFrame(columns=['borrow_station', 'return_station'])
for i, stn in enumerate(stn_bor_20):
    df_stn = df_20['borrow_station'] == stn
    df_cnt = df_20[df_stn].value_counts()
    stn_20 = pd.concat([stn_20, df_cnt])
    print(i+1, "per", len(stn_bor_20))
```

대여이력 정보의 대여소 번호를 추출하여
이동 경로 당 이용횟수를 산출

```
df_time = df['borrow_time']
df['borrow_date'] = df.borrow_time.str.split(' ').str[0]
df['borrow_time'] = df.borrow_time.str.split(' ').str[1]

df['borrow_m'] = df.borrow_date.str.split('-').str[1].astype(int)
df['borrow_d'] = df.borrow_date.str.split('-').str[2].astype(int)

df['borrow_time'] = df.borrow_time.str.split(':').str[0].astype(int)

df_isweek = []
for i in range(df.shape[0]):
    df_isweek.append(datetime.date(2020, df.iloc[i]['borrow_m'], df.iloc[i]['borrow_d']).weekday() < 5)
```

대여이력 정보의 대여일시를 월,일,시간,요일로 분할



공공자전거
대여소 정보

index	count	borrow_station	return_station
(828, 816)	613.0	828	816
(828, 846)	365.0	828	846
(828, 828)	322.0	828	828
...
(377, 321)	1.0	377	321
(377, 3534)	1.0	377	3534
(9996, 9996)	4.0	9996	9996

대여경로정보

dataset_2019.csv
dataset_2020.csv

borrow_time	borrow_station	return_time	return_station	borrow_date	return_date	borrow_y	borrow_m	borrow_d	isweek
0	610	00:03:23	657	2020-07-01	2020-07-01	2020	7	1	True
0	1707	00:04:30	1775	2020-07-01	2020-07-01	2020	7	1	True
0	2312	00:05:10	2313	2020-07-01	2020-07-01	2020	7	1	True
0	2724	00:05:24	2724	2020-07-01	2020-07-01	2020	7	1	True
0	1436	00:05:35	1402	2020-07-01	2020-07-01	2020	7	1	True
...
21	1363	06:03:32	1336	2020-05-31	2020-06-01	2020	5	31	False
3	1149	07:05:54	1165	2020-05-31	2020-06-01	2020	5	31	False
22	1222	08:22:42	1221	2020-05-31	2020-06-01	2020	5	31	False
22	1257	08:29:09	1271	2020-05-31	2020-06-01	2020	5	31	False
23	1359	09:33:49	1373	2020-05-31	2020-06-01	2020	5	31	False

필요한 시간대에 대한 대여이력만 선별하여 분석 진행

대여 경로 정보와 대여소 정보를 merge하여 대여소의 위도, 경도 값으로 분석 결과를 시각화 (Python Folium 이용)

Data

데이터 구축

이용 데이터	추출 독립변수
서울시 주민등록인구 (동별 통계)	대여소가 속하는 행정동의 연령별 거주 인구 수
서울시 지하철역 위치정보	가장 인접한 지하철역과 직선거리
	500m 반경 지하철역의 수
서울특별시 버스정류장 위치정보	가장 인접한 버스정류장과 직선거리
	500m 반경 버스정류장의 수
서울시 초등학교 기본정보 서울시 중학교 기본정보 서울시 고등학교 기본정보 서울시 대학 및 전문대학 DB 정보	가장 인접한 학교와 직선거리
	500m 반경 학교의 수
서울시 업무시설 정보	가장 인접한 업무시설과 직선거리
	500m 반경 업무시설의 수
서울시 도시계획 생활권 생활서비스 시설정보 (공원제외)	가장 인접한 사회서비스시설과 직선거리
	500m 반경 사회서비스시설의 수
서울시 도시계획 생활권 생활서비스 시설정보 (공원)	가장 인접한 공원과 직선거리
	500m 반경 공원의 수
서울시 주거지역 위치정보	가장 인접한 주거시설과의 직선거리
	500m 반경 주거시설 수
서울시 상업지역 위치정보	가장 인접한 상업시설과의 직선거리
	500m 반경 상업시설 수



전처리

X, Y좌표

pyproj 모듈을 이용하여 epsg:4326 좌표계(위, 경도)를 epsg:2097 좌표계(X, Y 좌표)로 변환

주변 인구

행정동 별 인구 데이터와 Kakao 지도 api를 이용하여 수집한 대여소 주변 인구 데이터 추가

주거지역, 상업지역, 공원, 생활시설

geopandas 모듈로 shp 파일을 조회하여 대여소 반경 주거지역, 상업지역, 공원, 생활시설 데이터 추가

업무시설, 지하철, 버스

csv 파일 파싱 후 대여소 반경 업무시설, 지하철역, 버스(정류장, 이용량) 데이터 추가

학교

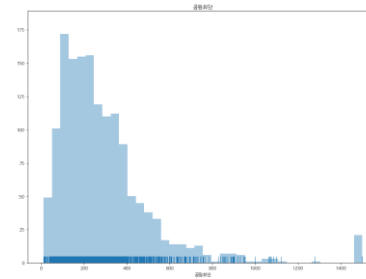
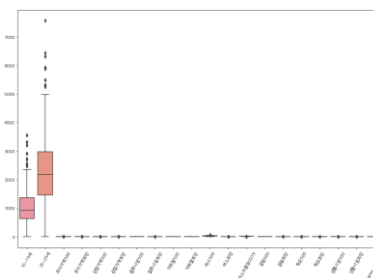
서울시 초등, 중등, 고등, 대학교 기본 정보 데이터와 Kakao 지도 api를 이용하여 수집한 학교 위, 경도를 기준으로 대여소 반경 학교 데이터 추가

Data

OLS Regression

로그 변환

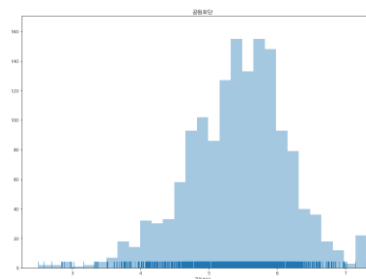
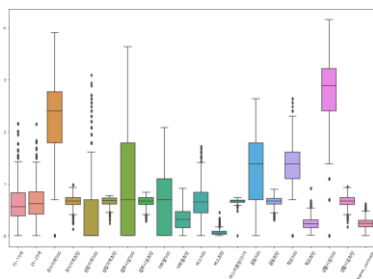
분포가 왜곡된 데이터를 정규 분포에 가깝도록 로그 변환



스케일링



로그 변환

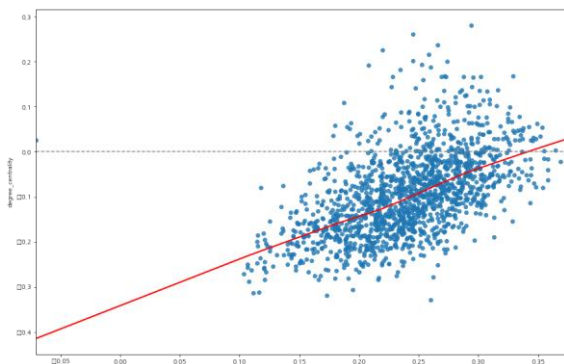


스케일링

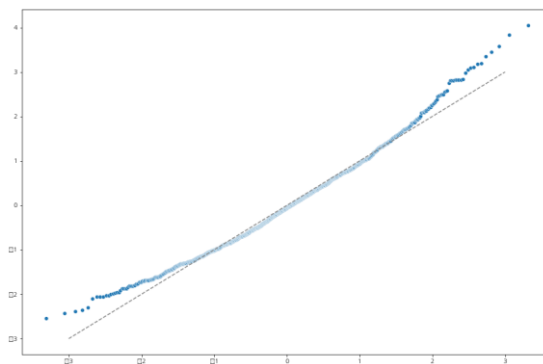
변수 간 스케일이 크게 차이나는 경우 스케일링

잔차 분석

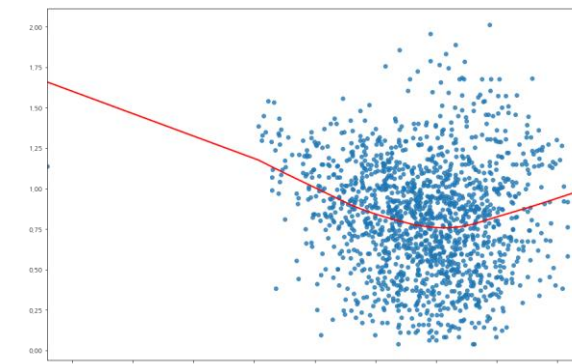
선형성, 정규성, 등분산성 확인 및 이상점(outlier) 제거



선형성



정규성



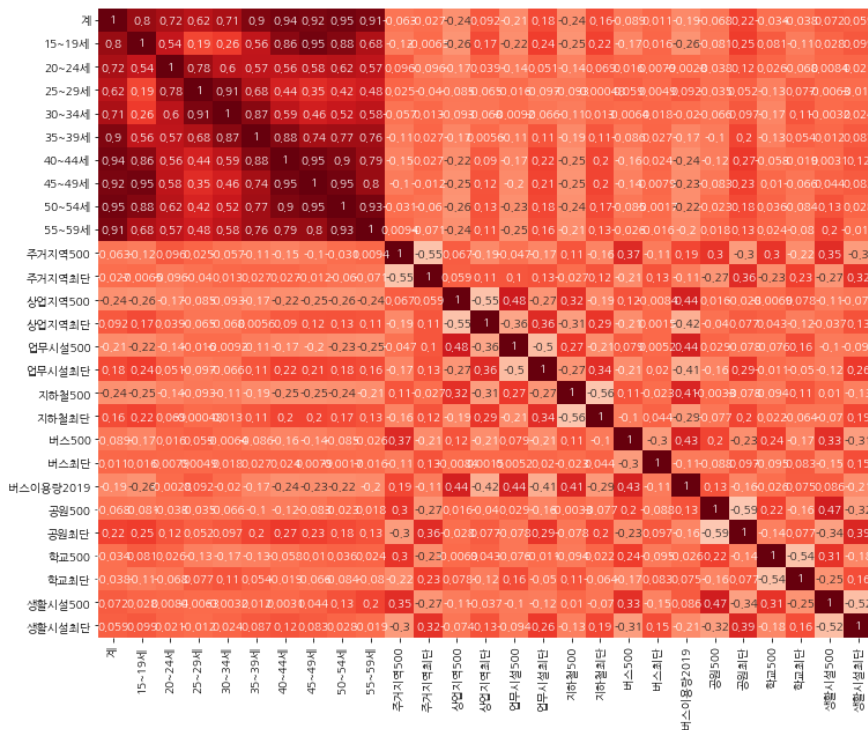
등분산성

Data

Variable Selection

다중공선성 확인

Heatmap과 VIF를 확인하여 변수 간 다중공선성 유발 변수 제거



Heat Map

변수 선택

유의미한 변수 선별을 위해 Stepwise Selection 진행

	VIF Factor	features
0	433814.198329	계
1	17199.342754	15~19세
2	11025.923060	20~24세
3	34972.647184	25~29세
4	89229.403040	30~34세
5	177036.628740	35~39세
6	282642.815541	40~44세
7	253582.851150	45~49세
8	189725.508301	50~54세
9	83455.470886	55~59세
10	28.507315	주거지역500
11	11.393195	주거지역최단
12	27.983434	상업지역500
13	13.524091	상업지역최단
14	24.534493	업무시설500
15	18.205307	업무시설최단
16	11.593717	지하철500
17	10.137408	지하철최단
18	37.796059	버스500
19	2.417012	버스최단
20	44.083922	버سی용량2019
21	15.675569	공원500
22	40.263498	공원최단
23	13.711148	학교500
24	5.706722	학교최단
25	16.057685	생활시설500
26	8.903237	생활시설최단

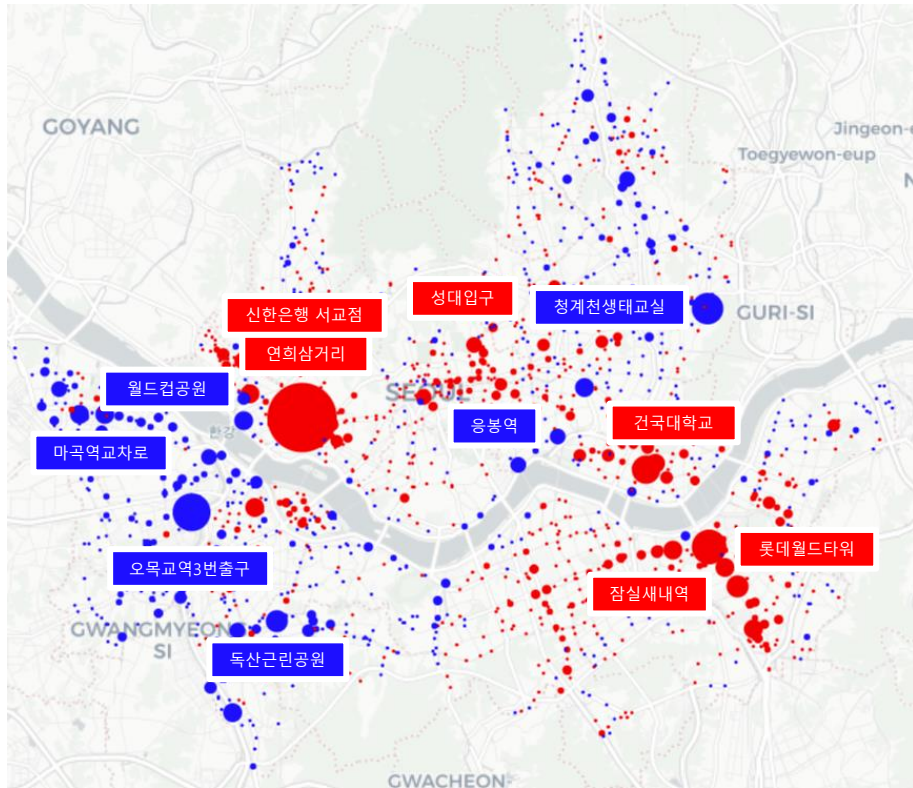
변수 제거
→

	VIF Factor	features
0	3.227150	15~19세
1	1.767699	25~29세
2	8.703878	주거지역500
3	7.227591	주거지역최단
4	9.927089	상업지역500
5	7.892865	상업지역최단
6	8.536912	업무시설500
7	7.884518	업무시설최단
8	7.806786	지하철500
9	6.492546	지하철최단
10	7.314050	버스500
11	1.702715	버스최단
12	11.097501	버سی용량2019
13	8.778922	공원500
14	10.458792	공원최단
15	5.635097	학교500
16	4.582980	학교최단
17	9.409402	생활시설500
18	6.853052	생활시설최단

Results - Social Network Analysis

대여소 중요도 변화

대여량 변화



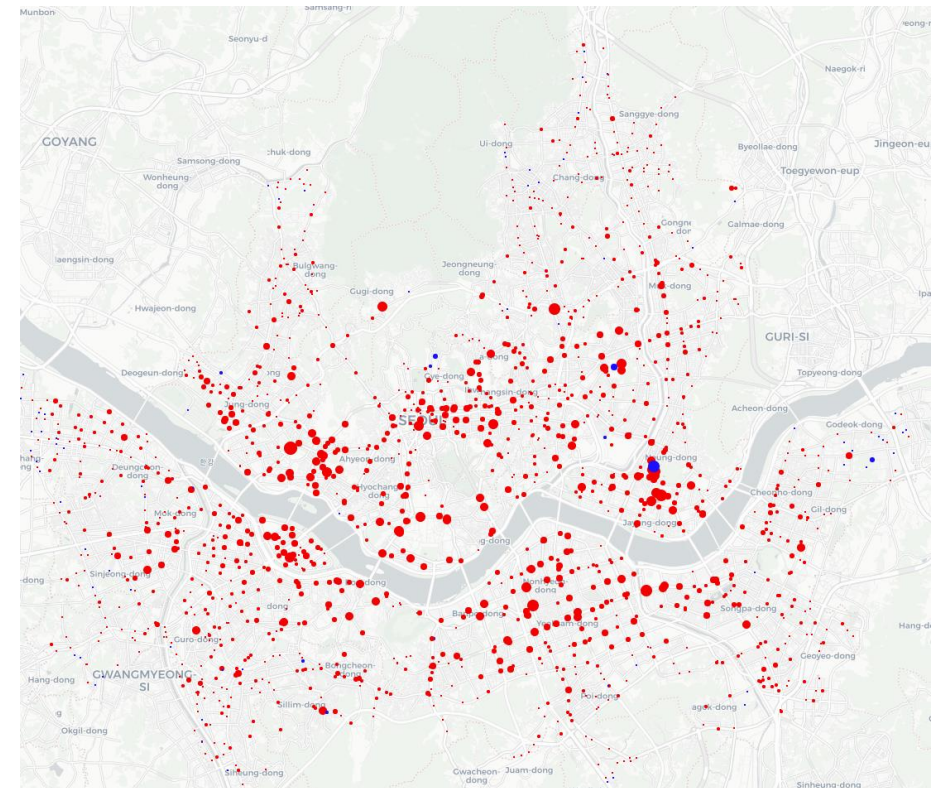
코로나 이후 주택가, 공원 중심으로 대여량이 증가하였으나
대학가, 번화가 중심으로 대여량이 감소하였다.

감소

증가

코로나 이전 대비 변화량

중심성 변화

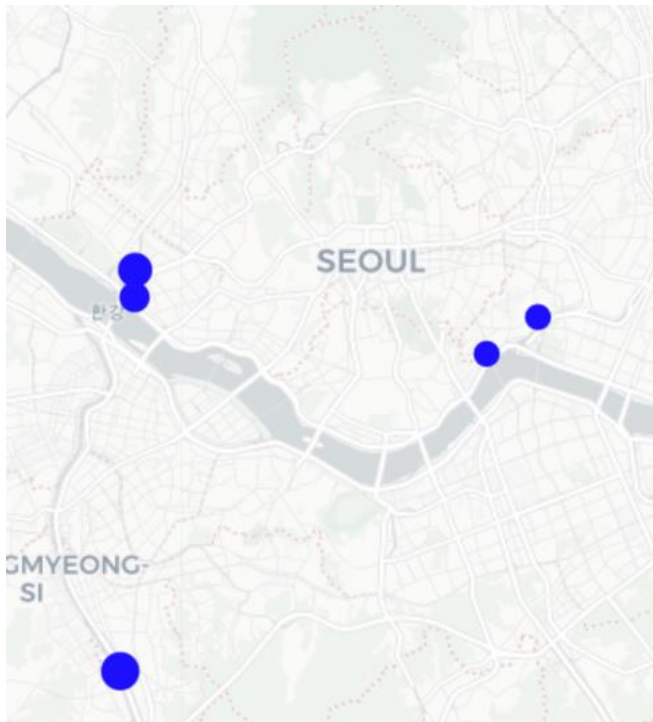


코로나 이후 대여소 별 중심성 순위는 크게 변하지 않았지만,
네트워크 전체적으로 연결중심성, Pagerank가 감소하였다.

Results - Social Network Analysis

이동 특성 변화

이용량이 가장 많이 증가한 경로



공원 중심으로 이용량이 크게 증가하였다.
이동 목적이라기보다는 공원에서 자전거를 타며
여가생활을 즐기는 목적으로 사용된 것을 볼 수 있다.

감소

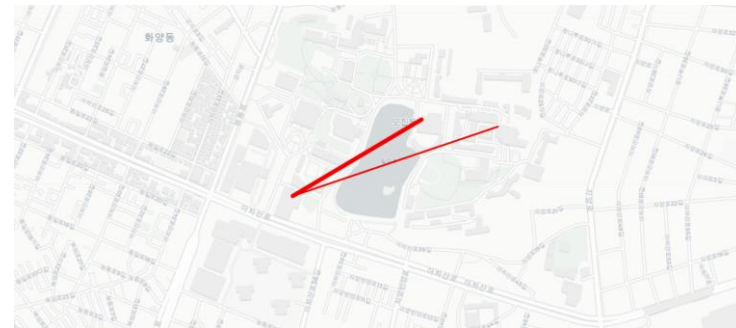
증가

코로나 이전 대비 변화량

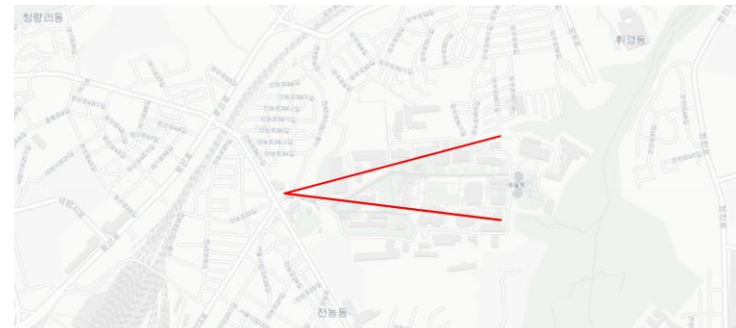
이용량이 가장 많이 감소한 경로



홍익대학교
(마포구)



건국대학교
(광진구)

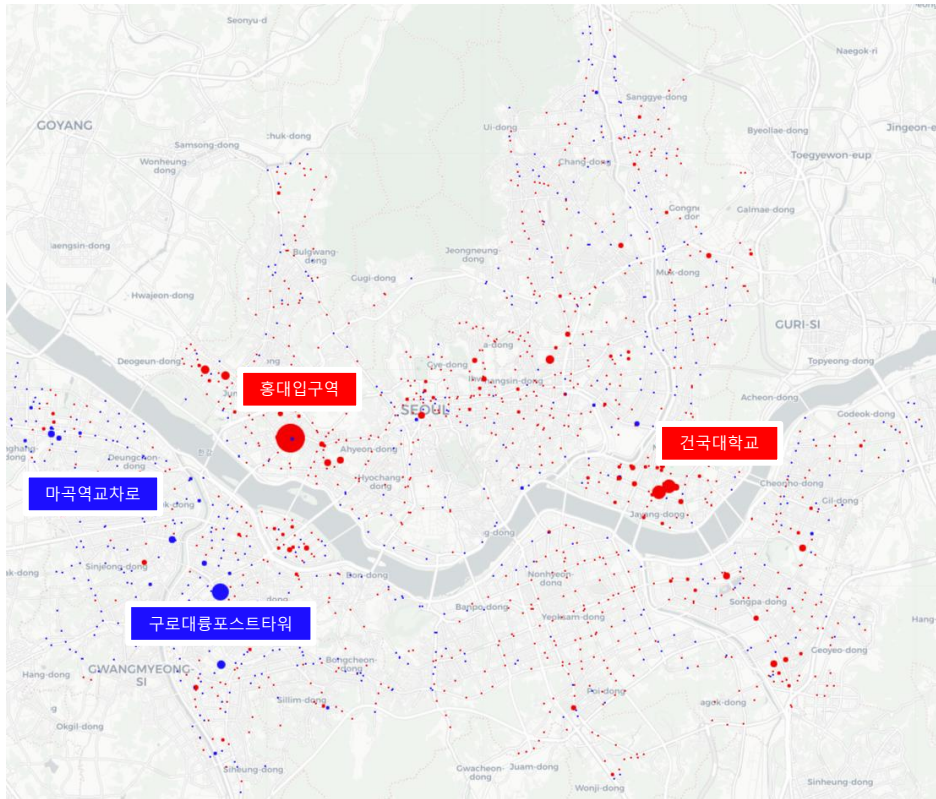


서울시립대학교
(동대문구)

Results - Social Network Analysis

시간대별 특성 변화

출근 시간대 (오전 7시 ~ 10시)



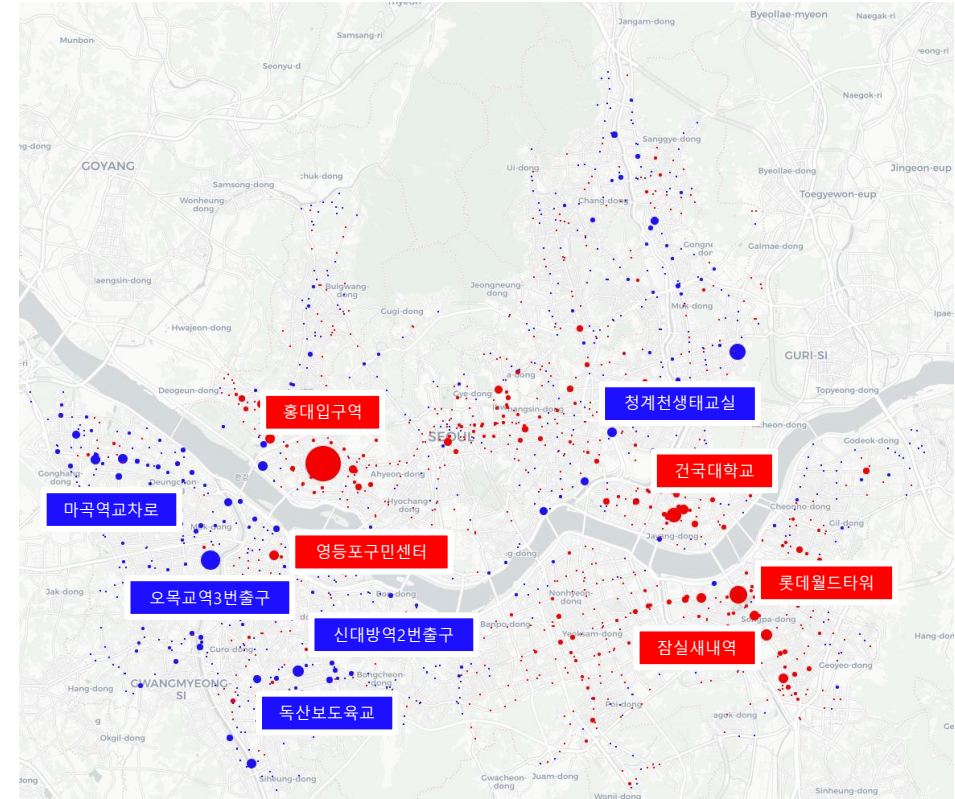
코로나 이후 출근시간대 주택가 주변 대여량은 증가하였고
대학가 주변 대여량은 감소하였다.

감소

증가

코로나 이전 대비 변화량

퇴근 시간대 (오후 5시 ~ 8시)

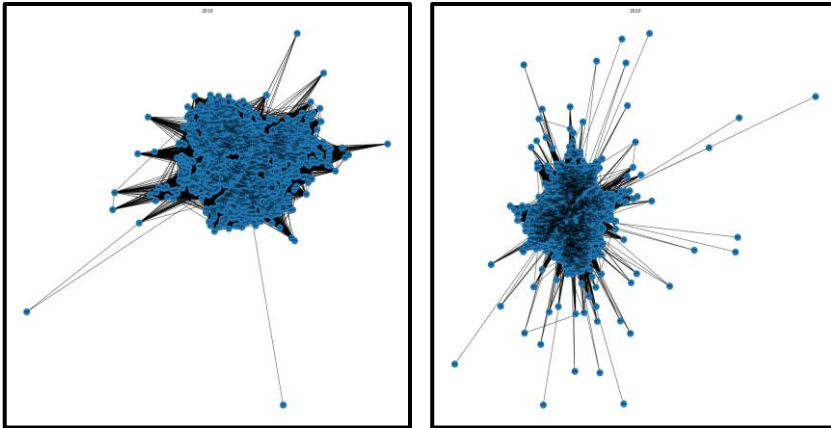


코로나 이후 퇴근시간대 주택가 주변 대여량은 증가하였고
변화(홍대, 강남, 잠실, 건대, 혜화 등) 주변 대여량은 감소하였다.

Results - Social Network Analysis

결과 해석

네트워크 비교



코로나 전		코로나 후	
0.2734	Density	0.2057	
0.6120	Average _clustering	0.5995	
0.276242	Average _degree	0.213977	
0.000645	Average _pagerank	0.000480	

→
감소



분석

- 공원, 주택가 주변 따릉이 이용량은 증가하였으나 대학가, 번화가 주변 따릉이 이용량은 감소하였다.
- 출퇴근 목적의 따릉이 사용 패턴은 더욱 강화되었으나 여가 목적, 그 중 번화가로의 따릉이 사용 패턴은 약화되었고 전체적으로 수요가 분산되었다.
- 코로나 이후 네트워크 밀도가 감소하였고 중심성 지표가 모든 대여소 전체적으로 크게 하락하였다. 상위 대여량 대여소에 대한 노드 편향성 파악 지표는 코로나 전후로 큰 차이를 보이지 않았다.



해석

- 사회적 거리두기, 대학교 비대면화로 인해 대학가, 번화가의 따릉이 수요량이 급감하였고, 여가 생활에 공원에서 자전거를 타거나, 통근 시 따릉이 수요량은 증가한 것으로 볼 수 있다.
- 코로나 이후 사적인 목적으로 번화가, 밀집지역을 방문하는 것을 기피하는 분위기로 인해 이런 현상이 발생했다고 볼 수 있다.
- 선행연구(Review 3)에서 매년 대여소가 증가했음에도 평균 연결중심성이 매년 커졌는데, 코로나 이후에는 오히려 크게 떨어졌다는 점에서 차이를 보였다. 코로나로 인해 중심성이 감소하고, 대여소 이용량이 분산되었다고 볼 수 있다.

Results - Multiple Linear Regression

결과 해석

모든 시간대		출근 시간대		퇴근 시간대	
2019년	2020년	2019년	2020년	2019년	2020년
버스이용량2019	거주 인구	업무시설500	업무시설500	지하철최단	지하철최단
지하철최단	지하철최단	버스이용량2019	버스이용량2020	업무시설500	업무시설500
버스500	버스이용량2020	지하철최단	지하철최단	생활시설500	버스이용량2020
생활시설500	버스500	버스500	상업지역500	학교최단	학교최단
업무시설500	업무시설500	학교최단	학교최단	업무시설최단	공원최단



해석

1. 대여소 주변 거주 인구 수의 영향 증가, 거주지 주변 대여 증가
→ 코로나 이후 사람들의 생활 환경이 거주지 주변 위주로 이동
2. 퇴근 시간대 대여소 반경 생활시설 수의 영향 감소, 공원까지 최단 거리의 영향 증가
→ 코로나 이후 여가 목적의 따릉이 이용 증가
3. 업무시설, 버스, 지하철 관련 변수의 영향 변동 미미, 출퇴근 관련 변수 변동 없음
→ 코로나 전후 출퇴근 관련 따릉이 이용은 변동 없음

Conclusion



제언

따릉이 이용량이 증가한 공원 주변의 경우 대부분 자전거도로가 확충되어 있음을 확인했다. 주택가에서 도심으로 출퇴근을 위해 지하철로 가기 위해 단거리로 이동하는 수요가 점점 증가하고 있는데, 여가 목적의 따릉이 수요가 분산된 현 상황에서 대해서 따릉이 대여소 활용도를 높이고 싶다면 **주택가 주변 자전거 관련 인프라를 구축할 필요**가 있다.

현재 가장 많이 사용되는 대표적인 퍼스널 모빌리티로 공공자전거와 전기킥보드를 꼽을 수 있다. 서로 경쟁관계이지만 공공자전거는 현재 자리를 잘 잡은 상태고 전기킥보드는 신규진입자이다. 현재 20여개의 전기킥보드 회사가 난립한 가운데 **공공자전거의 실수요를 바탕으로 퍼스널 모빌리티의 수요층을 분석하고 타겟층을 설정**해 사용자 수를 최대한 많이 확보한 회사만이 살아남을 것이다.

네트워크의 중심성 지표는 유동인구의 영향으로 감소했으나 코로나 이후에는 원상 복귀할 것으로 보인다. **코로나임에도 이용량이 증가한 대여소, 경로들의 특성을 분석**한다면 코로나 이후 서울시 자전거 정책을 수립하는 데 활용할 수 있을 것이다.



한계점

모델 결과를 해석하는데 있어 자전거 인프라(ex.자전거도로 위치정보 등)에 관한 데이터가 공개되지 않아 해당정보에 대한 공간적인 데이터가 주어졌더라면 더 섬세한 분석이 가능했을 것이다.

대중교통 이용량 감소가 따릉이 탑승으로 이어졌다는 명확한 관계를 보이지 못했다. 대중교통과 공공자전거의 시계열 데이터를 바탕으로 자세히 분석해보면 더 유의미한 분석으로 이어졌을 것이다.

코로나 전후, 시간대별 네트워크에 대한 유사도 분석을 실시하고 싶었으나, 몇 천만건의 이력을 바탕으로 형성된 네트워크라 너무 많은 메모리(4TB 이상)가 필요해서 실시하지 못했다.

References

- 김기훈, "코로나19 여파 작년 대중교통 이용 27% 감소...주말·휴일 36% ↓", 연합뉴스, 2021.03.23.
- 박현규, (2018), 녹색교통으로서 통근,통학 시간대의 서울시 공공자전거 이용특성 분석, 서울시립대학교
- 이병현, 최일영, 김재경, (2020), 도시 특성에 기반한 공유 자전거 이용패턴의 소셜 네트워크 분석 연구, Information Systems Review 2020 vol.22
- 이슬이, 신은경, 김세용, (2014), 공영 자전거 이용에 영향을 미치는 지역적 환경 특성 연구, 대한건축학회 논문집 2014
- 이장호, 정경옥, 신희철, (2016), 기상조건과 입지 특성이 공공 자전거 이용에 미치는 영향 분석, 대한교통학회지 제34권 제5호
- 장재민, 김태형, 이무영, (2016), 서울시 공공자전거 이용특성에 관한 연구, 서울연구원 서울도시연구 제17권 제4호
- 한지연, "서울시민 4명중 1명이 '따릉이' 회원...코로나19 시대 교통수단 각광", 아주경제, 2021.01.20.
- AhmadrezaFaghih-Imani, naveen Eluru, Ahmed M.El-Geneidy, Michael Rabbat, Usama Haq, (2014), How land-use and urban form impact bicycle flows:: Evidence from the bicycle-sharing system in Montreal, Journal of Transport Geography Vol.41
- Abdullah Kurkcu, Ilgin Gokasar, Onur Kalan, Alperen Timurogullari, Burak Altin, (2021), Insights into the impact of Covid-19 on Bicycle Usage in Colorado Counties, Cornell University
- Ralph Buehler, John Pucher, (2021), Covid-19 Impact on Cycling 2019-2020, Transport Reviews 2021 vo.41