

2022 응용통계학과 분석 공모전

서울시 일회용 플라스틱 컵 회수기  
최적 입지 선정

응용통계학과 20202850 김지민

응용통계학과 20183844 김진재

응용통계학과 20184099 김찬호

응용통계학과 20201776 허인

## i. 연구배경

유럽플라스틱제조사협회(Europe Plastics and Rubber Machinery Association)의 자료에 따르면 대한민국은 1인당 플라스틱 소비량이 3위를 차지할 정도로 플라스틱이 크게 남용되는 국가 중 하나이다. 플라스틱 중에서도 카페, 편의점 등에서 소비하는 일회용 플라스틱 컵의 소비량은 꾸준히 증가하고 있고 이에 따라 무분별하게 버려지는 컵의 개수 또한 증가하였다. 환경부 자료에 따르면, 일회용컵 사용량은 2010년 4억 5,315만개에서 2020년 약 25억개로 10년 사이에 약 6배가 증가했으나 회수율은 32%에서 5%로 감소하였다. 투명하고 재질이 PET, PP, PS로 나누어져 있어 재활용 선별 처리장에서 수작업 분류가 어려울뿐더러 환경부담금도 없어 재활용 처리품목에 속하지 않기 때문이다. 이러한 플라스틱 쓰레기는 한번 쓰고 버려지는 특성상, 소비 후 빠르게 폐기되며 생활에 편리함을 주기 때문에 더욱 쉽게 소비되고 쉽게 버려지며 환경오염의 주된 원인으로 주목되고 있다.

일회용 플라스틱 컵 소비량을 줄이기 위해 2018년, 정부에서는 ‘매장 내 일회용 플라스틱 컵 규제’를 통해 Take-out이 아닌 매장 내 취식의 경우에는 일회용 플라스틱 컵 제공을 금하도록 하였다. 하지만 적용 대상 영업지의 모호함, 관리 소홀, 자영업자를 고려하지 않은 무분별한 정책 시행 등의 문제로 인해 효과는 크지 않았고 COVID-19 상황이 더해져 플라스틱 소비량은 오히려 꾸준히 증가하였다. 이에, 2022년 앞선 규제 정책을 확대 적용하여 ‘매장 내 일회용 규제’를 시행하여 빨대, 종이형 플라스틱 컵에 대해서도 규제를 한다. 그러나, 여전히 예외 사항과 규제를 회피하는 방법이 존재하는데 대표적인 예가 컵 뚜껑으로 활용되는 ‘드링킹 리드’이다. 이는 환경부가 발표한 ‘식품접객업 매장 내 1회용품 사용규제’에 해당하지 않아 플라스틱임에도 사용에 제한이 없는 상황이다. 이 때문에 실제로 카페나 패스트푸드점 등에서는 취식하는 고객들에게 제공되는 음료 컵에 플라스틱 소재의 드링킹리드를 함께 제공하고 있다. 결국에는 폐플라스틱 발생량을 증가시키는 결과를 초래한 것이다.

정부에서는 더 강력한 규제 정책으로 ‘일회용 컵 보증금제’를 법제화했다. ‘일회용컵 보증금제’는 카페 등에서 일회용 컵에 음료를 받을 때, 일회용 컵에 대한 보증금을 내고 컵을 반납하면 지불한 보증금을 다시 돌려받는 제도이다. 2022년 12월 2일부터 세종시와 제주시에 한해 선 시행할 예정이지만 국회입법조사처는 보증금 제도와 같이 소비자에게 경제적인 동기를 부여하여 1회용품의 사용을 억제하게 하고 재활용 과정에 참여할 수 있도록 하는 제도는 참여 주체에 대한 적극적인 홍보와 계도가 무엇보다 중요하며, 소비자가 일회용 컵을 쉽게 반환할 수 있는 무인회수기 설치 등의 방안이 미흡하다고 평가했다. 이에 다양한 연구에서 실내외 관계없이 무인회수기의 설치 필요성을 강조하였고, 플라스틱 회수시스템 혁신을 위해 플라스틱 RVM(무인회수기·Reverse Vending Machine) 개발이 진행중에 있다.

이에, 본 연구에서는 플라스틱 컵의 회수율에 중점을 두어 플라스틱 배출 자체에 대한 실용성과 활용성을 제고할 필요가 있다고 판단하였다. 이에 성인 남녀 241명을 대상으로 플라스틱 컵 회수기의 필요성에 대한 여론 조사를 실시하였고, 71.3%가 필요하다는 의견을 보였다. 해당 설문조사 결과와 국회입법조사처의 평가를 바탕으로 플라스틱 컵 회수기 설치의 필요성을 확인하였고 플라스틱 컵 회수기 최적 입지 선정에 주제를 선정하였다. 입지 선정은 공공데이터가 잘 구축된 서울시 지역에 한해 시행하였다. 플라스틱 컵 회수기를 최적의 입지에 선정하여 설치한다면 플라스틱 쓰레기에 대한 문제를 일부 해결할 수 있을 것으로 기대한다.

## ii. 연구설계

본 연구에서는 일회용 플라스틱 컵의 수요량이 많은 서울시의 행정동을 대상으로 일회용 플라스틱 컵 회수기가 필요한 위치를 선정하는 것을 최종 목표로 설정한다. 이를 위해 공공데이터를 활용하여 플라스틱 컵의 Take-out 비중에 영향을 주는 데이터를 수집하여 변수들을 선정한다. 이후 서울시 424개 행정동에 대해 각각의 변수를 매핑하고 분석에 적합하도록 각 변수에 대해 전처리를 진행하여 최종 데이터셋을 구성한다. 다음으로 여러 군집 분석 알고리즘을 적용하여 가장 좋은 성능을 보인 모델의 결과로 플라스틱 컵 회수기를 설치할 필요한 행정동을 선정한다. 최종적으로 입지선정 모델을 적용하여 동별 최종 입지 장소를 제안한다.

## iii. 데이터 수집 및 전처리

먼저, 활용할 데이터 목록은 아래의 [표 1]과 같다.

[표 1] 활용 데이터 목록

데이터명	시점	출처	데이터 설명 및 활용
행정동 단위 서울 생활인구	22.10	서울 열린데이터 광장	서울의 특정정지역, 특정시점에 존재하는 모든 인구
행정구역 매핑정보	22.03	서울 열린데이터 광장	서울시 행정동을 매핑하는 행정코드 정보

데이터명	시점	출처	데이터 설명 및 활용
서울시 휴게음식점	20.07	서울 열린데이터 광장	행정동별 편의점, 카페 점포 수와 위치 파악
서울시 버스정류소 좌표	22.08	서울 열린데이터 광장	행정동별 버스 정류장 개수 파악
서울시 역사마스터 정보	22.08	서울 열린데이터 광장	행정동별 지하철역 개수 파악
서울시 쓰레기수거 현황	20.	서울 열린데이터 광장	구별 재활용 쓰레기 배출량 파악
행정동 경계 데이터	21.04	국토교통부 국가공간정보포털	행정동의 공식적인 표기명을 파악하기 위해 사용

생활인구의 정의는 서울의 특정 지역, 특정 시점에 존재하는 모든 인구로, 생활인구의 이동은 통근, 통학, 쇼핑, 여가 등 행정수요를 유발하는 모든 이동이다. 이에 Take-out 이용에 영향을 줄 것으로 판단하여 변수로 추가하였다. 행정동 단위 서울 생활인구는 내국인, 장기체류, 단기체류 데이터로 분리가 되어있으며 각각의 csv파일에는 일별로 분리가 되어있다. 가장 최근 데이터를 활용하기 위해 2022년 10월 기준으로 데이터를 종합했으며 행정구역 매핑정보 파일을 이용하여 각각의 구, 행정동으로 구분했다. 서울시 426개 행정동 중, 상일1동과 상일2동이 상일동으로 합쳐서 계산되었으며 2020년 신설된 향동의 경우 생활인구 조사를 하지 않았았기 때문에 제외하였다. 이는 아래 데이터에도 일괄 적용된다.

서울시 휴게음식점 데이터의 경우 행정동별 편의점, 카페 점포 수 및 위치 파악을 위해 사용되었다. 원본 데이터셋에는 동의 단위가 법정동, 행정동이 섞여 있었으며 좌표계가 epsg:2097로 위도, 경도 데이터로 변환하는 과정이 필요했다. 이에, wsg84 좌표계를 사용하여 위치 데이터를 위도 경도 데이터로 변환하고 위치 좌표가 없는 데이터에 대한 처리로 지오코딩을 실시하였다. 지오코딩은 고유명칭(주소, 지하철역, 정류장명 등)을 가지고 위도, 경도의 좌표값을 반환하는 과정이다. 전처리된 데이터를 대상으로 위, 경도를 검색해 자치구와 행정동을 찾는 역지오코딩을 사용하여 행정동을 반환하였다.

서울시 쓰레기 수거 현황 통계자료는 자치구별 쓰레기 배출량 정보를 가지고 있다. 이 중, 전체 쓰레기 배출량 열을 이용하였으나 행정동별로 구분되지 않았기 때문에 적절한 처리가 필요했다. 선행 연구에서 이희연(2001)이 행정동별 쓰레기 배출량을 인구 수 대비로 진행하여 본 연구에도 비슷하게 적용했다. 따라서 자치구별 쓰레기 배출량을 행정동별 생활인구/자치구별 생활인구 비율로 곱한 값을 행정동별 쓰레기 배출량으로 정의하여 사용했다.

서울시 버스정류장 정보 및 서울시 역사마스터 정보는 행정동별 개수를 파악하기 위해 사용되었다. 상세 과정은 서울시 휴게음식점 데이터 전처리 과정과 유사하기 때문에 생략한다.

최종 데이터셋의 구성은 [사진 1]과 같다.

[사진 1] 군집분석을 위한 최종 데이터셋

	행정 동	num_of_bus	num_of_subway	자치구	행정 동별 생활인구	num_of_cafe	num_of_conv	행정 동별 배출량
0	역삼1동	44.0	7.0	강남구	8.229709e+07	243.0	115.0	738.706224
1	가산동	105.0	3.0	금천구	4.646247e+07	214.0	87.0	1020.371670
2	서초3동	75.0	3.0	서초구	4.756993e+07	169.0	63.0	267.796715
3	신사동	18.0	1.0	관악구	1.691995e+07	30.0	16.0	76.858830
4	신사동	16.0	0.0	강남구	2.970676e+07	129.0	39.0	266.650564

#### iv. 군집 분석

군집 분석을 실행하기에 앞서 군집분석 알고리즘 4가지를 선정하였다. K-means, Gaussian Mixture Model, Fuzzy C-means, Self-Organizing Map이 그것이다.

먼저 K-means 알고리즘은 주어진 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 알고리즘으로, 각 클러스터와 거리 차이의 분산을 최소화하는 방식으로 동작한다. 계산량이 적고 사전 학습 데이터가 필요하지 않아 구현이 간단하고 (Kim, K. J., Ann, H.C., 2005), 시각화가 용이하고 새로운 데이터에 대한 군집 설정이 용이하다.

Gaussian Mixture Model의 경우 이름 그대로 Gaussian 분포가 여러 개 혼합된 클러스터링 알고리즘이다. 데이터를 추가로 생성할 수 있고, 데이터가 어떤 분포에 속할지에 대한 확률을 제공해주며 다변량 모델에 대한 신뢰 타원체를 그리고 베이지안 정보 기준을 계산하여 데이터의 클러스터 수를 평가할 수 있다(scikit-learn Machine Learning in Python).

Fuzzy C-means 알고리즘은 각 클러스터의 중심에 속하는 각 데이터 포인트에, 각 데이터 포인트와 클러스터 중심 사이의 거리에 따라 종속성을 지정하는 방식으로 작동한다. 따라서

데이터 포인트가 클러스터에 속하는지의 여부를 이산적인 값으로 나타내는 K-means와 다르게 클러스터들이 중첩되어 나타나거나 잡음이 첨가된 경우를 대처하기 위해 데이터 포인트가 클러스터에 소속하는 정도를 연속적인 값으로 나타낸다(허경용, Seo, J. S., & Lee, I. M., 2011).

Self-Organizing Map은 사람이 눈으로 볼 수 있는 저차원(2차원 내지 3차원) 격자에 고차원 데이터의 각 개체들이 대응하도록 인공신경망과 유사한 방식의 학습을 통해 군집을 도출해내는 알고리즘이다. 다차원의 대용량 데이터를 2차원으로 시각화 할 수 있다는 장점을 가지며, 자료에 숨겨진 의미 있는 패턴이나 입력 요인과 자료 간의 상관관계를 분석할 수 있는 것으로 알려져 있다(Hewitson and Crane, 2002; Arribas-Bel et al., 2011; Kim et al., 2017).

위에서 소개한 4가지 알고리즘에 대해 군집분석을 실시한 결과인 각 군집별 관측치 개수, 군집별 실루엣 계수<sup>1</sup>와 전체 군집 실루엣 계수의 평균인 전체 실루엣 계수를 표로 정리하였다. 표는 다음의 [표 2]~[표 5]와 같다.

[표 2] 군집의 수를 3으로 설정했을 때의 군집분석 결과 표

	K-means		GMM		SOM		FCM	
	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수
1	0.4880	327	-0.0444	183	0.3501	80	-0.0110	63
2	0.2396	6	0.4766	235	0.0511	129	0.0676	148
3	0.1621	91	0.2269	6	-0.0688	215	0.3954	213
전체 실루엣 계수	0.4146	-	0.2421	-	0.2838	-	0.2206	-

[표 3] 군집의 수를 4로 설정했을 때의 군집분석 결과 표

	K-means		GMM		SOM		FCM	
	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수
1	0.3917	236	-0.0146	159	0.2154	152	-0.0431	47
2	0.0854	132	0.3805	206	0.1684	63	0.0503	85
3	0.1836	6	0.2052	6	-0.0648	129	0.0813	135
4	0.117	50	0.0979	53	-0.0657	80	0.3143	157

<sup>1</sup> 실루엣 계수(Silhouette Coefficient): 군집화 지표로서 각 데이터가 각 군집 내의 데이터와 얼마나 가깝고 다른 군집 데이터와 먼지를 나타낸다.

전체 실루엣 계수	0.261	-	0.1945	-	0.0701	-	0.1476	-
--------------	-------	---	--------	---	--------	---	--------	---

[표 4] 군집의 수를 5로 설정했을 때의 군집분석 결과 표

	K-means		GMM		SOM		FCM	
	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수
1	0.1818	64	0.3320	184	0.1089	59	0.1342	111
2	0.1259	86	0.0955	87	0.0714	15	-0.0724	41
3	0.3812	225	0.1932	6	-0.1938	53	0.0489	57
4	0.1717	6	0.0690	47	0.1286	36	-0.0024	82
5	0.1065	43	-0.0076	100	0.2788	261	0.2686	133
전체 실루엣 계수	0.2685	-	0.1723	-	0.1760	-	0.1185	-

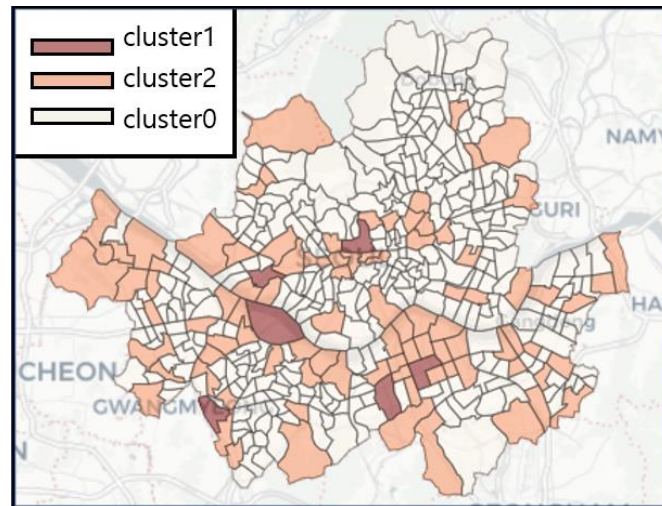
[표 5] 군집의 수를 6으로 설정했을 때의 군집분석 결과 표

	K-means		GMM		SOM		FCM	
	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수	실루엣 계수	군집 수
1	0.1989	54	0.0213	108	-0.0753	48	0.2746	122
2	0.3300	172	0.3155	166	0.0123	71	0.0432	50
3	0.1681	6	0.2826	2	0.2198	102	0.0704	64
4	0.1472	47	0.0112	12	0.0747	58	-0.1075	29
5	0.1168	38	0.0227	98	0.1403	68	-0.0441	59
6	0.1145	107	0.1104	38	0.1951	77	0.1861	100
전체 실루엣 계수	0.2173	-	0.1457	-	0.1146	-	0.1251	-

실루엣 계수의 정의상 실루엣 계수가 높을수록 군집화가 잘 되었다고 판단할 수 있기에 전체 실루엣 계수를 고려하여 K-means 알고리즘의 3개 군집을 선택하였다. 이 3개의 군집의 변수들의 분포를 고려하여 일회용 플라스틱 컵 우선 설치 지역을 선정하고자 한다.

[사진 2]는 군집분석 후 같은 군집으로 분류된 행정동끼리 색을 구분하여 시각화한 결과이다.

[사진 2] 군집별 위치 분포



[표 6] k-means 알고리즘의 3개 군집에 속한 행정동 목록

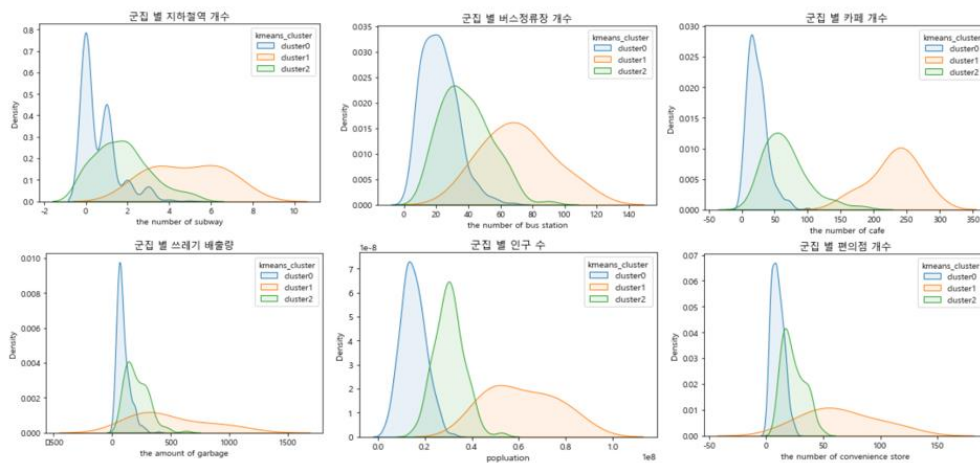
군집	행정동
cluster 0	<p>신사동(관악구) 상봉2동 성내2동 양평1동 중화2동 남가좌2동 암사1동 신림동 신정4동 면목2동 미성동 인수동 천호3동 연남동 신월3동 수궁동 망원1동 사당1동 면목본동 용답동 송천동 자양4동 삼전동 자양3동 중앙동 장안2동 성수1가1동 도봉1동 신대방2동 삼성동 구의1동 등촌2동 우이동 홍은1동 상계1동 낙성대동 당산1동 북가좌2동 천호1동 용산2가동 성산1동 성내1동 서림동 조원동 용강동 신내1동 방학1동 신월5동 성내3동 회기동 성수2가1동 능동 구로5동 수유3동 갈현2동 암사2동 다산동 왕십리도선동 중곡3동 구산동 면목5동 남현동 정릉2동 풍납1동 독산3동 녹번동 가리봉동 홍은2동 방학2동 장위1동 상도2동 등촌1동 쌍문2동 수유1동 목2동 청파동 자양1동 행당1동 영등포본동 군자동 성수1가2동 홍제1동 고척2동 신월7동 자양2동 잠실본동 갈현1동 서초1동 신수동 고덕2동 대림3동 오류1동 중곡2동 대흥동 상계2동 상계5동 신길6동 신월1동 답십리2동 풍납2동 월계1동 신길1동 화곡6동 둔촌2동 석관동 필동 성북동 사당3동 목5동 신정7동 인현동 구로4동 신당동 원효로2동 방배3동 은천동 방학3동 도림동 중곡1동 명일2동 신사1동 개봉2동 화곡본동 화곡4동 청량리동 구의3동 정릉3동 면목4동 가락1동 이문1동 보문동 창1동 방배2동 신길3동 송인2동 도곡1동 염창동 독산2동 창2동 개포4동 송정동 신사2동 방배1동 답십리1동 쌍문3동 상봉1동 길음2동 미아동 신정1동 상도3동 월계3동 정릉4동 목4동 면목제3.8동 아현동 목1동 고척1동 상계10동 송파1동 증산동 망원2동 방배4동 중화1동 응암1동 신원동 장충동 황학동 남영동 삼양동 월곡1동 수서동 번1동 번3동 화곡3동 중계1동 월계2동 전농2동 휘경1동 대치1동 공덕동 중림동 노량진2동 동선동 면목7동 행운동 난곡동 상계3.4동 사당5동 수유2동 번2동 왕십리2동 쌍문1동 창5동 사근동 상계9동 목3동 화곡8동 일원2동 방학3동 화곡2동 원효로1동 신길7동 목2동 남가좌1동 도화동 구의2동 서원동 월곡2동 북가좌1동 보라매동 대림2동 중곡4동 응암3동 이태원1동 도봉2동 상도4동 장위3동 신정6동 방이1동 시흥5동 천현동 반포2동 신대방1동 신내2동 신월4동 북아현동 개봉3동 쌍문4동 마천2동 대림1동 동화동 신당5동 사당4동 성현동 신월2동 홍제3동 일원본동 잠실7동 도곡2동 휘경2동 하계1동 금호2.3가동 길음1동 방배본동 마장동 삼각산동 행당2동 돈암1동 송인1동 마천1동 이태원2동 창4동 금호4가동 고덕1동 거여1동 신길5동 옥수동 송파2동 정릉1동 후암동 반포3동 창신1동 응암2동 망우3동 용문동 상계8동 불광1동 일원1동 독산4동 서빙고동 중계본동 구로1동 내곡동 시흥4동 시흥3동 오륜동 신정2동 중계2.3동 효창동 부암동 보광동 개포2동 이문2동 잠실4동 금호1가동 돈암2동 창3동 가락2동 장위2동 이촌2동 신월6동 난향동 수색동 문정1동 거여2동 암사3동 염리동 종로5.6가동 이화동 청운효자동 명일1동 삼청동 반포본동 약수동 청구동 잠실2동 송중동 중계4동 하계2동 가양2동 불광2동 이촌1동 가양3동 개포1동 평창동 장지동 신길4동 가회동 홍제2동 응봉동 시흥2동 청림동 교남동 창신3동 창신2동 무악동 둔촌1동</p>
cluster1	<p>역삼1동 가산동 서초3동 여의동 서교동 종로1.2.3.4가동</p>
cluster2	<p>신사동(강남구) 논현1동 논현2동 신촌동 독산1동 가양1동 양재1동 서초2동 영등포동 청룡동 명동 양재2동 삼성2동 구로3동 천호2동 서초4동 청담동 성수2가3동 역삼2동 잠원동 장안1동 대치4동 문래동 시흥1동 압구정동 안암동 반포1동 삼성1동 공평동 공릉1동 소곡동 양평2동 문정2동 구로2동 발산1동 화양동 방학2동 세곡동 길동 개봉1동 충현동 회현동 용신동 대조동 신정3동 광희동 연희동 화곡1동 대치2동 등촌3동 반포4동 사당2동 종암동 망우본동 대학동 합정동 성산2동 상암동 우장산동 당산2동 전농1동 신도림동 을지로동 목1동 상계6.7동 역촌동 오류2동 한강로동 대방동 위례동 상도1동 방학1동 석촌동 방이2동 오금동 사직동 노량진1동 공릉2동 서강동 삼선동 한남동 가락본동 제기동 진관동 강일동 잠실3동 혜화동 흑석동 잠실6동 광장동 상일동</p>



[사진 3]는 같은 군집에 속하는 행정동별 변수의 분포를 시각화한 그래프이다. cluster0 그룹에 속한 행정동들은 생활인구 수, 행정동별 쓰레기 배출량<sup>2</sup>, 버스정류장 수, 지하철역 수, 편의점 개수, 카페 수 이상 6개의 변수에 대해 cluster 그룹들 중 가장 낮은 값을 가지고 있음을 확인하였고 그다음 cluster2 그룹으로 분류된 행정동의 변수 값이 높았고, cluster1 그룹으로 분류된 행정동의 변수 값이 가장 높음을 확인할 수 있다.

따라서 이후 입지 선정에 필요한 동을 플라스틱 컵 회수기의 필요성과 연관된 6개의 변수의 값이 높은 cluster1 그룹으로 분류된 6개의 동(역삼1동, 가산동, 서초3동, 여의동, 서교동, 종로1.2.3.4가동)으로 선정하였다.

[사진 3] 군집별 변수의 분포



## v. 입지선정 알고리즘 적용 및 결과

6개의 동을 대상으로, 플라스틱 컵 회수기의 최적 입지를 선정하기 위하여 버스정류장, 지하철역, 카페, 편의점의 위치 및 회수기 입지 후보지 간의 거리를 최소화하는 알고리즘을 선정하고자 하였다. p-median, p-center, UFLP, CFLP 등 입지선정 문제를 해결하기 위한 다양한 기법이 존재한다. 그 중, 공공시설을 설치하기 위한 입지선정을 해결 및 거리 활용을 하는데 있어서 p-median이 최적이라는 공공시설 입지 선정에 대한 선행 연구(Park, Bora, Lee, Kyu Jin, Choi, Keechoo, 2013)를 참고하였다. 또한, 플라스틱 컵 수거기는 누구나 접근이 용이하고 편리한 곳에 위치해야 하며, 따라서 입지 후보지 중 수요지와의 거리를 계산하여 이를

<sup>2</sup> 실제 행정동별 쓰레기 배출량이 아닌 [자치구별 쓰레기 배출량 \* (행정동별 생활인구/자치구별 생활인구)]라는 식을 통해 생성한 파생변수이다.

최소화하는 알고리즘인 p-median을 선정하였다. 이때 p는 선정하고자 하는 입지 후보지의 개수이다. P-median 알고리즘의 기본 모형은 아래와 같다.

[사진4] p-median 알고리즘의 기본 모형

Inputs:

$h_i$  = 수요지  $i$ 의 수요량

$d_{ij}$  = 수요지  $i$ 와 시설물의 입지점  $j$ 의 거리

$p$  = 시설물의 수

Decision variables:

$x_j =$  1, 만약 노드  $j$ 에 시설물이 설치되면,  
0, 그렇지 않으면.

$y_{ij} =$  1, 만약 노드  $j$ 에 시설물이 노드  $i$ 의  
총수요를 충족시키면,  
0, 그렇지 않으면.

$$\text{Subject to } \text{Min} \sum_i \sum_j h_i d_{ij} y_{ij} \quad (1-1)$$

$$\sum_j y_{ij} = 1 \quad (\text{for all } i) \quad (1-2)$$

$$\sum_j x_j = p \quad (1-3)$$

$$y_{ij} \leq x_j \quad (\text{for all } i, j) \quad (1-4)$$

$$y_{ij} \in 0,1 \quad (\text{for all } i, j) \quad (1-5)$$

$$x_j \in 0,1 \quad (\text{for all } j) \quad (1-6)$$

(1-1)에 나타난 목적함수는 시설물과 수요지간의 총 거리를 나타내는 것이며, (1-2)의 제약조건은 각 수요지는 반드시 하나의 시설물에 의해 서비스를 받음을 의미한다. 즉, 중복 서비스나 서비스 부재지역이 존재하지 않음을 나타내는 것이다. (1-3)의 제약조건은 서비스를 받는 지역(수요지)의 수는 시설물의 수와 같음을 의미한다. (1-4)는 만약  $x$ 의 값이 0이면 지역에 시설물이 존재하지 않으며  $i$ 지역의 시설 이용자는  $j$ 지역 시설에 할당되지 않아  $y$ 의 값이 0이 된다. 만약  $x$ 의 값이 1이면,  $j$ 지역에 시설물이 존재함을 의미하는 것으로  $y$ 는 0 혹은 1 값을 가지게 된다. (1-5)와 (1-6)은 결정변수인  $x$ 와  $y$ 가 0 혹은 1의 값을 가질 수 있도록 한다.

기존의 쓰레기통이 위치한 곳에 플라스틱 컵 회수기를 모두 설치하는 것이 가장 이상적이다. 그러나 플라스틱 컵 회수기를 쓰레기통의 개수만큼 설치할 때에 예산제약이 존재하며, 각 지역의 분야별 예산에 대한 구체적인 데이터가 존재하지 않아 최대 예산 범위를 추정하기에 어려움이 있다. 이에 본 연구는 플라스틱 컵 회수기 최적 입지의 우선순위를 선정하여, 각 지역별로 예산 및 정책 사항에 맞추어 우선순위에 따라 특정 개수의 플라스틱 컵 회수기를 설치할 수 있도록 가이드라인을 제공한다. 기본적인 p-median 알고리즘을 아래와 같이 간단하게 변형하였다.

$$\text{Min} \sum_{i=1} d_{ij}$$

위의 함수는 i에서 j까지의 거리(m)를 최소화한다는 것을 의미한다. 수요지 i는 고려 변수인 편의점, 카페, 버스정류장, 지하철을 나타내며, j는 플라스틱 컵 회수기 설치지점이다. 플라스틱 컵 회수기 설치 지점 후보지의 좌표는 기존 쓰레기통이 위치하고 있는 좌표가 된다. 위의 알고리즘을 이용하여 각 변수 편의점, 카페, 버스정류장, 지하철과 거리를 최소화하는 후보지를 선정한다. 4개의 변수에 모두 중복하여 등장하는 후보지를 재선정하여 최종 입지 후보지를 결정한다. 이때, 각 변수에서 후보지의 우선순위가 다를 수 있음을 고려하여, 서로 다른 변수에서의 동일 후보지의 우선순위를 모두 더하여, 우선순위 합이 낮은 순서대로 우선순위를 재정렬한다.

[표 7] 우선순위에 따른 역삼1동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
0	KEB하나은행 역삼역금융센터	37.501653	127.038533	7
4	역삼동 캠프리빌딩 앞	37.498052	127.029360	22
3	서울 전통 육개장	37.503319	127.040310	24
6	신사빌딩	37.496511	127.030072	33
11	강남역 1번 출구	37.497827	127.028614	33
5	안덕빌딩	37.494807	127.035352	46
12	송산빌딩	37.507348	127.035177	46
13	영동전화국	37.504635	127.041238	49
1	여삼빌딩	37.499547	127.031487	50
14	YBM어학원 강남센터	37.499205	127.027551	51
10	삼성호텔(차병원 건강검진센터)	37.506178	127.031399	52
7	차병원연구소	37.506889	127.034464	53
17	르노삼성자동차 강남지점	37.506960	127.039576	54
19	씨티약국	37.499800	127.027167	54
8	역삼동747-24	37.496211	127.038700	56
22	ABC마트 GS강남본점	37.501008	127.026658	66
15	역삼동 826-22	37.495709	127.029235	67

[표 8] 우선순위에 따른 가산동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
0	서울특별시 금천구 가산로 156, (가산동)	37.479001	126.890394	4
1	서울특별시 금천구 벚꽃로 298, (가산동, 대륭포스트타워6차)	37.481373	126.883901	11

[표 9] 우선순위에 따른 서초3동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
2	서초역3번 출구 사랑의 교회 앞	37.491306	127.007319	21
0	명달로 134 버스정류장 앞	37.489243	127.004809	23
3	반포대로 95 명인지역 앞 버스정류장	37.488630	127.008563	27
6	서리풀문화광장 장남감도서관 앞	37.490423	127.004956	27
7	효령로 292 남부터미널역 5번 출구 앞	37.484125	127.015584	28
1	서초3동사거리 고용노동부 서초고용센터 앞	37.484224	127.010744	31
11	반포대로 94 수협 서초지점 앞 버스정류장	37.488720	127.009569	32
5	효령로 194 버스정류장 앞	37.482621	127.005408	33
9	서초역2번 출구 앞	37.488359	127.016783	34
10	반포대로 144 버스정류장 앞 (22-135)	37.493027	127.007444	34
4	반포대로 38 와라와라 앞	37.483891	127.011898	39
12	교대역 11번 출구 앞	37.493739	127.012996	40
8	효령로 197 버스정류장 앞	37.484053	127.006030	41
13	반포대로 72 한독모터스 앞	37.486927	127.010598	42
14	남부순환로 2406 예술의 전당 앞	37.481070	127.015221	49
15	예술의 전당 앞(마임 건너편) 버스정류장	37.479971	127.010936	53
16	남부순환로 2383 앞 버스정류장	37.479971	127.010936	58

[표 10] 우선순위에 따른 여의동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
0	의사당대로 108 여의도역 6번출구 버스정류장	37.521014	126.923992	6
1	여의나루역 1번출구 버스정류장(19-139)	37.527037	126.931129	11
2	여의도중학교 버스정류장	37.523980	126.935753	13
11	KBS 별관 앞 버스정류장(19-150)	37.519433	126.931589	19
3	여의도역5번출구(흡연부스)	37.521805	126.925651	32
12	6번출구버스정류장(19-155)	37.520465	126.923952	37
13	한양아파트버스정류장(19-286)	37.520872	126.931298	41
5	kbs연구동 입구	37.527154	126.916648	43
6	여의도공원 버스정류장(19-138)	37.528124	126.925754	46
18	롯데캐슬 아이비 맞은편	37.520181	126.931724	50
7	미성아파트 A동 입구	37.521470	126.924971	51
8	MBC옆 버스정류장	37.524081	126.929797	53
14	2번출구버스정류장(19-140)	37.528362	126.930822	54
4	순복음교회 맞은편 버스정류장(19-137)	37.530965	126.923189	54
10	여의도역 사거리5번출구방향	37.521470	126.924971	57
16	여의도중학교 뒤 버스정류장(19-141)	37.523980	126.935753	58

[표 11] 우선순위에 따른 서교동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
0	어울마당로 131 보승회관 앞	37.556165	126.924401	8
1	어울마당로 136 7번가피자 앞	37.555955	126.924934	10
2	양화로 171 삼성디지털프라자 앞(홍대입구역 2번출구)	37.557532	126.924053	15
3	어울마당로 123-1 미쓰족발 홍대본점 앞	37.555741	126.923766	15
4	어울마당로 138 마포관광정보센터 앞	37.556052	126.925486	19
5	와우산로29길 72 광장 내 청운부동산 앞	37.556386	126.926518	19
6	홍익로 20 견고관광광초소 앞	37.554383	126.922819	27
7	와우산로 97 하나은행 앞 버스정류장(14-233)	37.553094	126.924353	53
9	홍익로 6 CU편의점 앞	37.553298	126.924051	53
11	홍익로 5 LG유플러스 앞	37.553114	126.923764	60
15	홍익로 10 서교푸르지오아파트 앞	37.553762	126.923694	68
23	어울마당로109 유가네 닭갈비 앞	37.554769	126.922689	70
17	어울마당로 122 세계과자할인점 앞	37.555346	126.923869	74
10	잔다리로 40 GS25시편의점 앞(14-984)	37.551959	126.919338	77
24	양화로 14-015 중앙차로 버스정류장	37.556062	126.923429	77
8	어울마당로 65 KT 앞	37.550958	126.921063	77

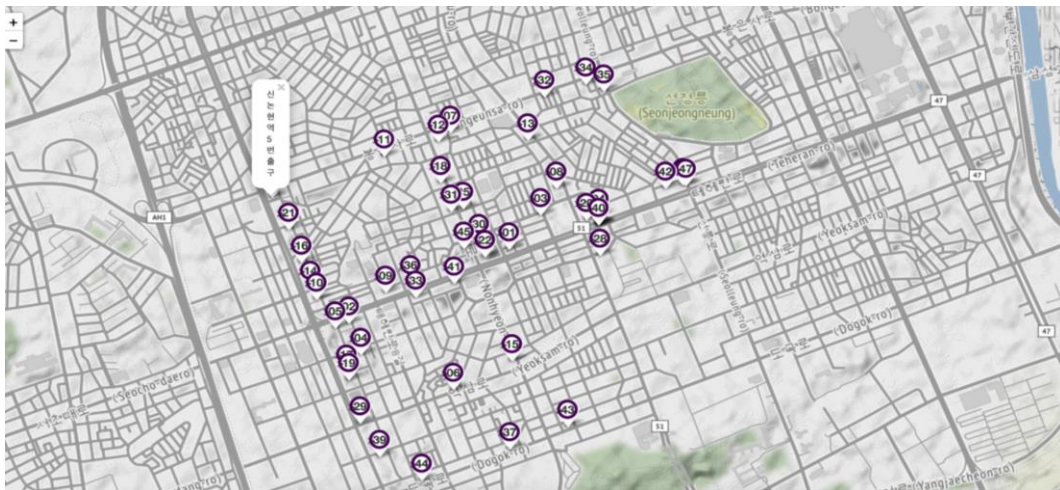
[표 12] 우선순위에 따른 종로 1.2.3.4가동 플라스틱 컵 회수기 최적입지

	name	latitude	longitude	score
0	청계천입구	126.978687	37.569268	5
1	광화문버스정류장(01-010)	126.977929	37.569772	7
2	종로14 한국무역공사	126.978846	37.569799	12
3	종로 14(광화문우체국)	126.979015	37.569763	16
4	종로30-1 종로분식	126.980668	37.569953	20
5	종로 34	126.981087	37.569826	24
6	종로1가 버스정류장	126.980396	37.570691	30
7	광화문KT앞	126.978845	37.571989	30
8	종로1가 버스정류장(01-012)	126.981370	37.571097	36
9	종로51	126.983837	37.570431	41
10	종로80	126.984834	37.569935	46
12	종로1길55 열린마당	126.978867	37.575322	46
11	종로2가 버스정류장(01-013)	126.985151	37.569818	51
14	세종로 kt앞 버스정류장	126.978188	37.572142	59
13	종로3가 YBM앞	126.988252	37.569503	62
16	인사동길1	126.987154	37.571179	65
18	인사동길51	126.983723	37.574827	67

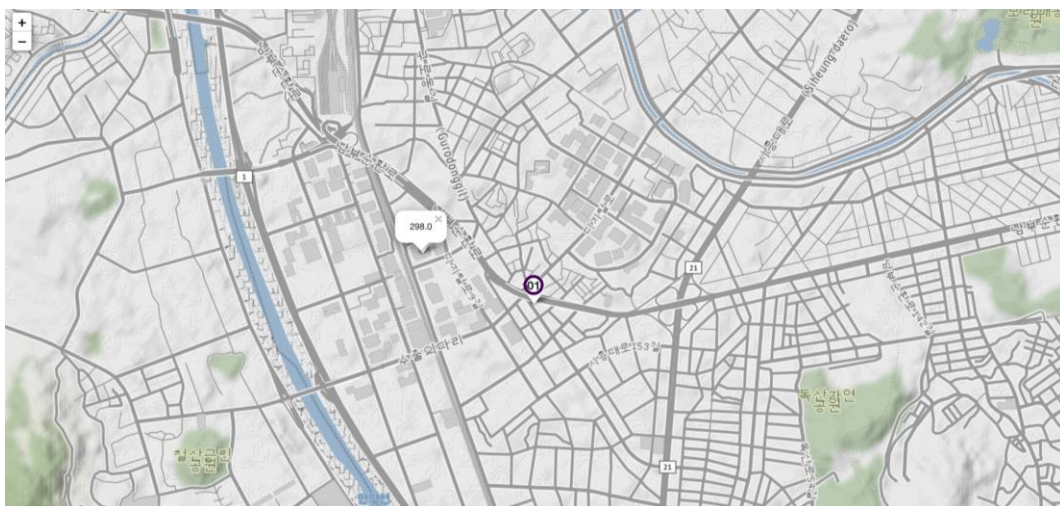
서로 다른 6개의 지역인 역삼1동, 가산동, 서초3동, 여의동, 서교동, 종로 1.2.3.4가동 내의 플라스틱 컵 회수기 입지를 선정하였다. 초기 p의 값은 각 지역 내에 있는 기존 쓰레기통의 개수로 설정하였다. score가 낮을수록 우선순위가 높은 입지이다. 각 동별 선정된 입지는 역삼1동 47개, 가산동 2개, 서초3동 17개, 여의동 30개, 서교동 57개, 종로 1.2.3.4가동 41개이다.

가산동의 경우 기존 쓰레기통 개수가 4개로 나타나는데, 쓰레기통 개수가 실제로는 더 많으나 데이터상에 반영이 되지 않은 것을 현장 답사를 통해 파악했다. 최종 선정된 플라스틱 컵 수거기의 개수가 2개인데, 데이터 보충이 이루어진다면 다른 동과 유사하게 유의미한 결과를 도출할 것으로 본다.

[사진 5] 역삼1동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화

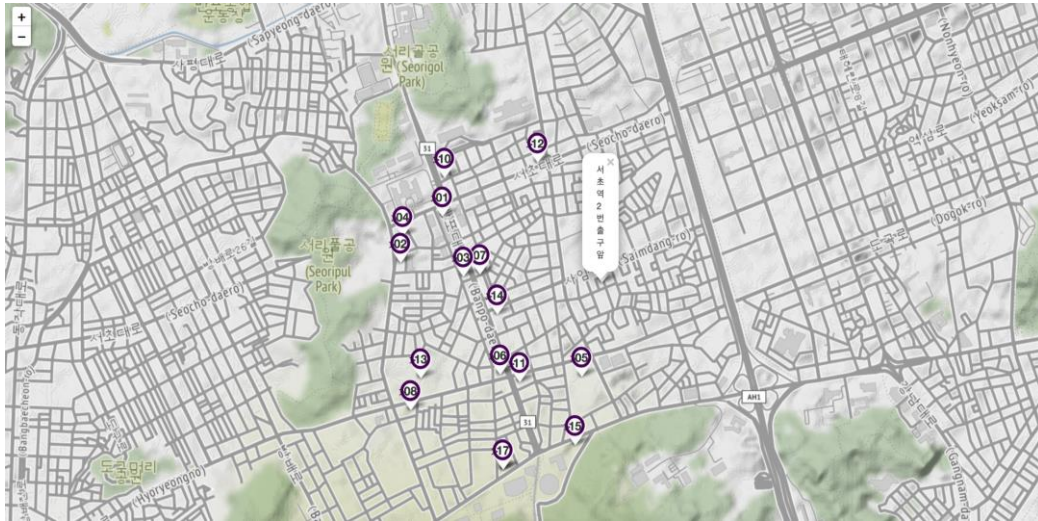


[사진 6] 가산동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화

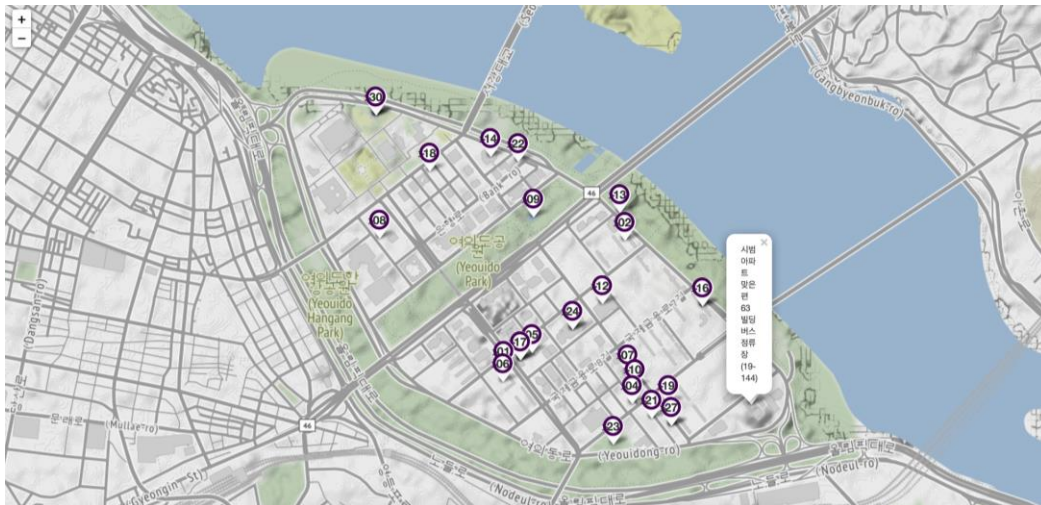




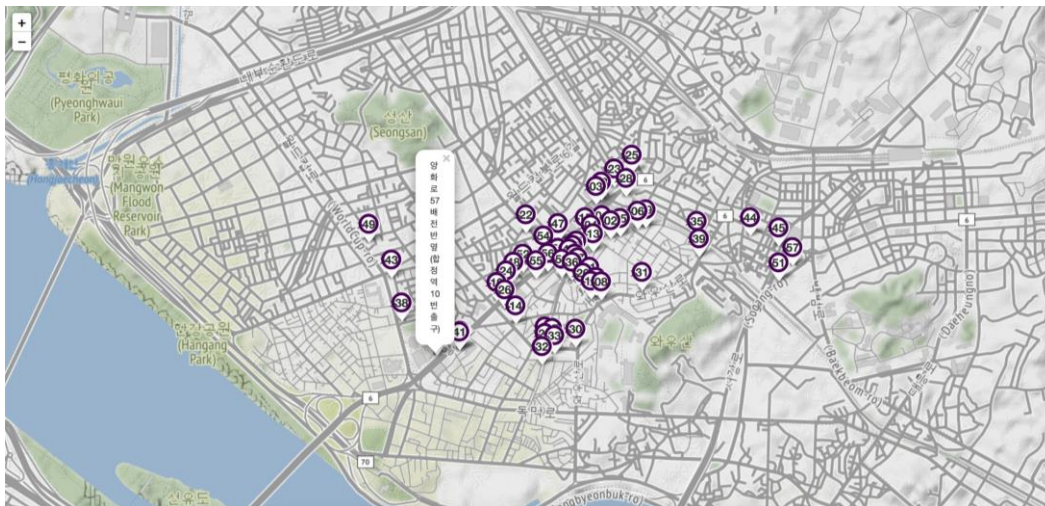
[사진 7] 서초3동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화



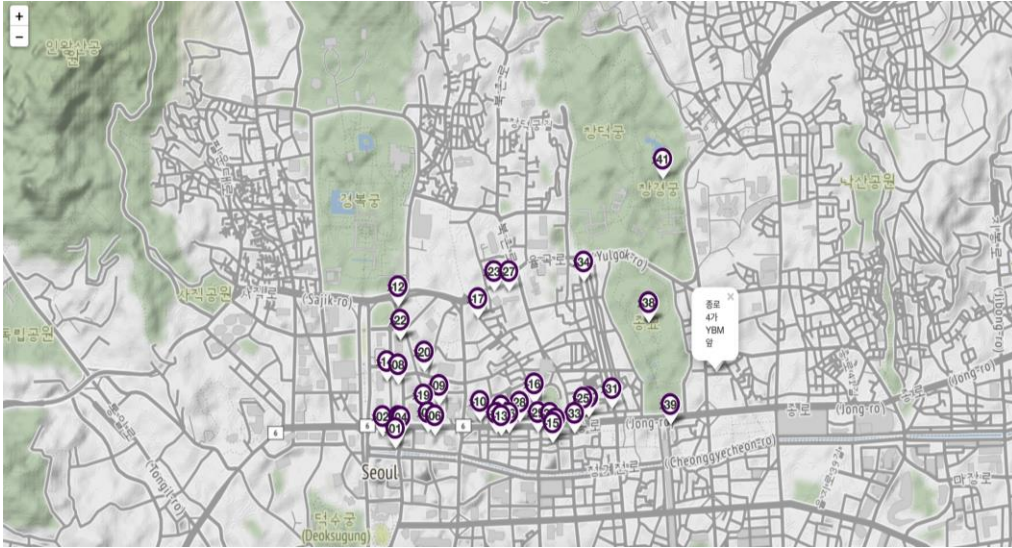
[사진 8] 여의동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화



[사진 9] 서교동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화



[사진 10] 종로 1.2.3.4가동 플라스틱 컵 회수기 최적입지 시각화



p-median 알고리즘을 이용해 선정한 각 동 내의 플라스틱 컵 회수기 최적 입지 결과를 시각화하였다. 각 입지별 우선순위를 원 안의 숫자에 나타내었다. 해당 숫자를 클릭하면 입지에 대한 구체적인 정보를 얻을 수 있다.

## vi. 제언

본 연구는 일회용 플라스틱 컵 소비량의 증가로 초래되는 환경적인 문제들을 해결하고자 제도적인 방안에서 벗어나 자발적인 시민 참여를 이끌어내는 방안을 제시하고 이를 활성화시키기 위한 분석을 진행한 점에 의의가 있다. 또한, 자치구 단위에 그치지 않고 행정동 단위 및 구체적인 좌표를 제시해 입지선정을 하였다.

일회용 플라스틱 컵 회수기 설치를 위해 서울시의 행정동을 대상으로 특성이 비슷한 동을 군집화하였고 군집의 특성을 확인하여 플라스틱 컵 회수기 설치의 우선순위를 확인하였다. 이후 우선순위가 높은 군집을 선정해 시민들의 사용이 비교적 활발히 이루어질 수 있는 플라스틱 컵 회수기 위치의 우선순위를 도출하여 각 행정동의 지리적, 재정적 상황에 맞게 설치 위치를 고려할 수 있도록 하였다.

위 연구에는 한계점이 존재한다. 사용 가능한 데이터셋의 범위가 공공데이터에 한정되어 있어 공공데이터 자체의 부족과 결함으로 인해 제거, 임의 처리한 부분이 있어 연구 성과에 악영향을 끼쳤다. 2020년 신설된 향동의 경우 활용데이터가 없는 점, 군집 분석에서 실루엣 계수가 높지



않은 점, 입지 분석에서 가산동의 후보지 개수가 매우 적은 점 등 공공데이터의 활용에 주의가 필요했다. 활용할 데이터셋이 완전하고 종류가 다양해진다면 보다 더 좋은 연구 성과를 낼 수 있을 것이라 예상한다.

## 참고문헌

일회용 컵 보증금제 재도입에 따른 선행 제도의 문제점 분석과 보완점 제안, 한국환경정책학회 학술대회논문집, 조지연,조유진 2022.

우리나라의 일회용 플라스틱 사용량 산정연구 일회용 컵과 비닐봉투를 중심으로,한국폐기물자원순환학회 학술발표논문집, 김홍경 등 5명, 2019.

GIS를 이용한 생활폐기물의 수거권역설정과 수거차량의 순회경로계획에 관한 연구, 한국GIS학회지, 이희연 등2명, 2001.

1회용컵 보증금제도 시행 유예 관련 쟁점과 과제, 이슈와 논점 제 1959호, 국회입법조사처, 2022.

휴리스틱 P-Median 알고리즘을 이용한 자전거주차장 최적입지선정. 대한토목학회논문집, 33(5), Park, Bora, LEE, Kyu Jin, & Choi, Keechoo., 2013, 1989-1998.

Fuzzy c-means의 문제점 및 해결 방안, 한국컴퓨터정보학회 한국컴퓨터정보학회논문지, 허경용, 서진석, 이임건. 2011.

scikit-learn Machine Learning in Python.

HEWITSON, Bruce C.; CRANE, Robert George. Self-organizing maps: applications to synoptic climatology. *Climate Research*, 2002, 22.1: 13-26.

ARRIBAS-BEL, Daniel; NIJKAMP, Peter; SCHOLTEN, Henk. Multidimensional urban sprawl in Europe: A self-organizing map approach. *Computers, environment and urban systems*, 2011, 35.4: 263-275.

KIM, Hyunsoo; HIROSE, Akira. Unsupervised fine land classification using quaternion autoencoder-based polarization feature extraction and self-organizing mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 56.3: 1839-1851.

AHN, Hyun-Chul; HAN, In-Goo; KIM, Kyoung-Jae. Purchase prediction model using the support vector machine. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 2005, 11.3: 69-81.