부동산학연구 제28집 제2호, 2022. 6, pp. 77~91 http://dx.doi.org/10.19172/KREAA.28.2.5

Journal of the Korea Real Estate Analysts Association
Vol.28, No.2 2022. 6, pp. 77~91

팬데믹의 단기적 지하철 수요 변동 영향 분석

Analysis on the Impact of Pandemic on the Short-term Change for Subway Demand

구 강 모 (Koo, Kang Mo)*

< Abstract >

This study analyzes the change in the subway ridership after the outbreak of COVID-19 by using transit station and station density information. This analysis relies on the hypothesis that public transportation users would prefer to use stations with lower density. The treatment period is limited to the time frame before the implementation of the systematic social distancing regulation in Korea in order to capture the ridership change by the personal willingness, not by the strict regulation. This paper finds that subway ridership is negatively affected by 14%~28.5% in general. Moreover, it is found that subway ridership in the greater Seoul area increased positively in the subway stations with lower density compared with the ridership in the 2nd and 3rd quartile density stations., while the change in ridership from the transit station or stations with a higher density is found to be insignificant. This paper contributes to the literature in that significant changes in transport accessibility or ridership can affect the house price and retail property price in property research.

Keyword : Subway, COVID-19, Transit Station, Seoul Subway, Subway Ridership

I. 서론

교통수단의 발달은 도시의 발전과 확장에 기여를 하고 도시 간 연계를 향상하여 주거 및 상업 공간의 효율적 사용을 도와준다. 이런 이유로 교통에 대한 접근성은 주택 가격과 유의한 상관관계를 보이는 것으로 알려져 있다. 미국의 경우 철도 교통망이 확장되어 새로운 지역에 철도망이 연결되는 경우 많은 인구 유입이 발생함과 동시에 대중교통 수요가 증가하고 주택 가격이 상승하였다(Baum-Snow and Kahn, 2000). 국내 도시들의 경우 미국의 도시들에 비하여 대중교통의 제공 및 서비스의 질이 높고 이에 따라 대중교통, 특히 지하철에 대한 접근성이 주택 가격에 미치는 긍정적 영향은 여러 논문을 통하여 발표되었다(유승환, 2011; 최성호 외, 2011; 김순용, 2011; 이철우, 2011). 하지만 대중교통에 대한 근접성이 주택 가격에 부정적 영향을 미치는 때도 있다. 이재명 · 김진유(2014)는 역사의 구조에 따라 주택 가격에 부정적 영향을 줄 수 있다고 주장한다. 특히 지상역이 지하역에 비하여 부정적 영향 정도가 더 큰 것으로 나타났고 일반 역사에 비해 이용객 수가 많은 복합역사는 부정적 영향의 정도가 더 크다고 주장한다. 그렇다면 지하철 이용객의 숫자에 예기치 못한 외부 충격이 발생하면 주택 가격 또한 변동이 있을 수 있다고 예상할 수 있다. 이 논문은 그러한 외부 충격의 한 예인 코로나19의 발생과 이에 따른 대중교통 사용자의 이용 패턴의 변동에 대하여 지하철 역별, 월별 이용객 통계를 활용하여 코로나19 발생 전후를 비교 분석하였다. 또한, 최근 기후변화에 관한 관심이 높아지면서 환경 요인 개선을 위한 친환경적 대중교통수단의 사용이 장려되고 있다. 하지만 대중교통수단은 밀도 높은 사용으로 인해 불편함이 수반될

* 본 학회 정회원, 하나은행 하나금융경영연구소, 연구위원, kmk2057@gmail.com

수밖에 없는 것이 사실이다. 이에 대해 불편함과 가중된 위험은 2019년 12월에 발생한 코로나19의 확산과 더불어 더욱 명확해져 대중교통 이용객 변동에 따른 부동산 상권 재해석 및 정주 여건 재평가가 필요한 상황이다. 이에 이 논문은 지하철 이용객 변동을 분석하여 향후 부동산가격 및 상권 연구에 기여하고자 한다.

코로나19의 발생으로 인하여 사회적 거리두기가 실행됨에 따라 정부는 집단 시설의 방문을 제한하고[1], 사람들은 혼잡도가 높은 밀집 지역을 회피하기 시작하였다. 하지만 대중교통의 경우 근로자 및 학생들의 통근과 통학을 책임지고 있는 교통수단으로서 정부의 규제 대상에 포함될 경우 교통 이용객들의 큰 혼란이 야기될 것이 분명하다. 반면 대중교통 이용객의 경우 감염병 위험에 대한 노출을 최소화하기 위하여 스스로 대중교통 이용이나 외부 활동을 줄이는 노력을 해왔을 것이라고 예상이 된다.

코로나19와 같이 재난에 가까운 국가적 위기 상황이 장기간 지속될 경우 대중교통 이용객의 변동에 대한 예측이 필요할 것이다(Chiang et al., 2011). 대중교통 이용률이 낮아지는 경우 유동 인구 감소로 인하여 경기침체가 예상되어 팬데믹의 영향에 따른 상권분석 또한 필요할 것이다(Agarwal et al., 2015). 아울러 2020년 1조 1천억 원의 당기 순손실을 기록한 서울지하철과 같이 공공교통수단이 이익을 내지 못하여 적자가 누적되고 있는 경우 매출 감소에 따른 수익률 저하에 대한 예측과 대책 수립이 필요하며 이러한 문제는 국내뿐 아니라 해외의 경우에도 적용이 된다(Moss and O'Neill, 2020).

이러한 연구의 필요성에 따라 기존 연구자들은 대중교통 수요의 변화에 관한 연구를 진행하였다. Cooley et al.(2011)은 전염병에 대한 지하철 이용 연구의 중요성을 강조하고 있다. 특히 서울과 같이 대중교통의 의존도가 높은 뉴욕의 경우 지하철이 얼마나 전염병 전파에 영향을 주는지, 혹은 지하철 사용 통제를 통하여 전염병의 전파를 어느 수준에서 억제할 수 있는지 예측하는 것은 중요한 이슈이다. 비록 몇몇 가정에 근거한 시뮬레이션을 통한 연구이지만 Cooley et al.(2011)은 전염병 확산의 4~5%는 지하철을 통하여 전파되는 것으로 보고했으며, 지하철 사용 제한 등의 정책을 시행해도 지하철을 통한 감염을 낮추기는 어렵다고 주장했다. 이처럼 대중교통은 고도로 도시화 된 대형 도시 생활에서 평상시에는 편리한 시민의 교통수단으로 지역 간 연결을 도와주는 반면, 감염병의 전파 통로가 되는 부정적 영향도 상존하고 있다.

이 연구는 우리나라의 현상, 특히 지하철 의존도가 높은 서울 수도권을 중심으로 지하철 이용객 수의 변동을 연구했다는 점에서 의미가 있지만, 이와 더불어 이용객 밀도에 대한 지하철 이용객들의 행동 변화를 연구하였다는 점에서 더 큰 의미가 있다고 하겠다.

이 연구는 ①코로나19 발생 이후 지하철 이용객의 변동, ②지하철역의 혼잡도에 따른 이용객의 증감 비교를 목표로 진행하였다. 정부의 강력한 사회적 거리두기가 시행되기 이전인 2020년 1월~6월까지의 지하철 이용 변화를 2015년~2019년 자료와 비교하여 이용객의 증감을 비교 분석하였고, 아울러 지하철 혼잡도에 따른 이용객 변화를 추가 분석하였다. 지하철의 혼잡도는 두 가지 방법으로 통제를 하였다. 첫 번째는 환승역들을 탑승객 밀도가 높은 역으로 가정하여 환승역과 비 환승역으로 나누어 비교 분석을 진행하였다. 두 번째 방법은 서울특별시 도시교통본부 교통정책과에서 발표하는 서울시 지하철 혼잡도 통계에 따른 분석이다. 교통정책과에서 발표하는 지하철 혼잡도는 역별 사용인구를 기준으로 발표되며 이는 직접적인 혼잡도의 측정치라고 할 수 있다. 이러한 자료를 바탕으로 이중차분모형을 활용하여 팬데믹 발생 이후 지하철 이용객의 지하철 이용 변화를 이 연구를 통하여 비교 분석하고자 한다.

II. 선행연구

국제적 대도시들은 도시의 지속가능성 제고를 위하여 대중교통에 대한 접근성을 높이는 노력을 계속해왔다. 일부 유럽 도시의 경우 자발적으로 자가용 없는 가구들이 등장하여 이들에 대한 정책 방안으로 연구하였다(Lagrell et al. 2018). Cervero and Kang(2011)은 전용주행로, 입체 교차로, 정류소, 전용 차량 등을 포함하는 급행 버스 교통체계인 간선급행버스체계(Bus Rapid Transit)이 주변 지가에 긍정적인 영향을

1) 3단계의 체계를 갖는 사회적 거리두기는 2020년 6월 28일부터 시행되었으며 그 이전에는 '사회적 거리두기', '강화된 사회적 거리두기', '완화된 사회적 거리두기', '생활 속 거리두기' 등의 여러 성격이 혼재되어 세부 규제 구분이 불분명한 거리두기가 실행되고 있었다. 이에 대한 세부 사항은 <http://ncov.mohw.go.kr/tcmBoardView.do?contSeq=355170>에서 구할 수 있다.

끼친다고 보고하였다. 이외에도 다수의 학술연구를 통하여 교통수단과 토지 가격 및 주택 가격 사이의 상관관계가 존재한다는 것이 알려져 있다(Voith, 1993; Chen et al., 1998; Pan, 2013). 특별히 교통수단에 대한 접근성(accessibility)은 교통수단의 활용도 및 주변 경제에 미치는 영향에 중요한 역할을 하는 것으로 밝혀졌는데, 기존 선행연구는 물리적 접근성에 관련된 분석이 주를 이루었다. 그에 반해 심리적 접근성에 관련된 연구는 사회·문화적 측면에서 접근이 이루어졌다(Lättman et al., 2016; Schiefelbusch, 2010). 사회·문화적 배경에서는 사회적 취약계층이나 심리적 요인들을 교통 접근성에 영향을 주는 요인으로 판단하였는데 코로나19와 같은 의학적 원인을 분석한 논문은 팬데믹의 발생 전후의 탑승 인원 비교에 그치고 있다(Harris, 2020; Kwon et al., 2020; Ha et al., 2022). 특히 Kwon et al. (2020), Ha et al.(2022)는 이 연구와 유사하게 서울의 지하철 이용객 수를 대상으로 분석을 진행하였으나 정부의 사회적 거리두기 방침에 따른 교통 이용률의 변화를 바탕으로 분석하여 교통 이용자의 자발적 위험 회피보다는 정부 규제 중심으로 기술하였다. 공통적으로 2019년 12월 해외의 코로나19 확진 사례 등에 대한 보도를 시작으로 2020년 1월부터 국내 확진자가 유입되기 시작하였고 여러 차례 급격한 신규 확진자 증가를 경험하면서 긍정적 영향을 미치는 교통수단이 감염병 전파 수단이 될 수 있다는 우려가 번지기 시작하였다는 점을 연구의 시작점으로 두었다. 또한 더 넓은 시야로 교통과 팬데믹의 관계를 연구하여 물류비용과 온실가스 배출의 관계를 연구한 예도 있다(Tardivo et al., 2021; Choi and Zhang, 2017). Tardivo et al.(2021)은 코로나19가 종식되더라도 그린하우스 가스 배출의 문제로 인하여 환경적 요소를 고려한 새로운 교통수단의 출현이 없는 경우 포스트 코로나 시대가 도래해도 모빌리티에는 상당한 제약이 따를 것으로 전망했다. 우선 포스트 코로나 시대에 대한 대비책이나 현 대중교통 운영방식의 개선안은 차치하고서라도 팬데믹의 영향으로 인하여 줄어든 대중교통 수요는 정부의 재정에 커다란 압박을 주었다(Moss and O'Neill, 2020). Moss and O'Neill(2020)은 뉴욕 시민의 중요한 교통수단 역할을 하는 Metropolitan Transportation Authority의 주장을 빌어 팬데믹으로 인한 비용증가를 상쇄하려면 연방정부로부터 120억 달러의 보조가 필요하고, 보조가 없을 경우 지하철과 버스 운행 횟수를 40% 줄일 수밖에 없다고 보고 하였다. 이처럼 대중교통수단의 활용도와 경제활동은 밀접한 연관이 있으며 평시에 경제활동 및 자산 가치에 긍정적 영향을 끼치는 대중교통수단의 접근성 및 활용도는 팬데믹 발생으로 인하여 부정적인 영향을 끼칠 수 있으며 이러한 연구의 토대에는 이 연구의 목적인 정량적 지하철 이용객의 변화에 관한 분석이 요구된다.

III. 분석자료 및 모형

1. 분석자료

이 연구는 서울특별시 도시교통실에서 제공하는 시간별/역별 승하차 인원을 사용하여 2020년 1월 이전과 이후의 월별 탑승객 수 변화를 분석하였다. 표본 모집 기간은 2015년 1월부터 2020년 6월까지로 한정하였다. 2020년 6월 이후의 자료 또한 제공되고 있으나 6월부터 정부의 3단계 사회적 거리두기가 본격적으로 시행되었으므로 개인의 의지(willingness)에 따른 지하철 이용 빈도 변동을 분석하는데 어려움이 생긴다. 즉, 기업들의 재택근무제 시작 및 정부의 집합 금지 명령 시행은 자발적인 대중교통 이용 감소가 아닌 외

<표 1> 월별 각 지하철역의 승하차 인원 기초 통계

	표본 수	평균	표준편차	최솟값	최댓값
승차	36,785	384,019	382,027	1	3,530,237
하차	36,785	382,681	386,973	0	3,601,818
승·하차 합	36,785	766,699	767,871	1	7,132,055

주 : 표본 기간은 2015년 1월부터 2020년 6월까지이며, 수도권에서 운영되는 지하철 23개 노선에서 운영하고있는 역의 교통카드 정산시스템에 탑승을 위하여 들어가는 경우 '승차', 역사 밖으로 나가는 경우 '하차'로 기록된 데이터를 사용하였다.
출처 : 서울특별시 도시교통실 교통기획관 교통정책과

<표 2> 지하철 노선별 승하차 인원 기초 통계

호선명	역 개수	월 탑승 평균	월 승차 표준편차	월 하차 평균	월 하차 표준편차	승하차 평균	승하차 표준편차
1호선	10	829,444	429,867	813,536	382,189	1,642,979	811,230
2호선	51	909,451	688,965	921,149	691,558	1,830,600	1,378,766
3호선	34	488,315	397,861	490,424	407,585	978,739	804,018
4호선	26	673,513	343,716	679,745	343,390	1,353,259	682,427
5호선	50	351,974	227,453	348,977	228,744	700,951	455,048
6호선	39	274,917	136,929	270,611	138,435	545,528	273,629
7호선	51	417,485	190,987	409,749	200,290	827,233	389,677
8호선	17	312,692	145,731	310,331	151,201	623,023	294,715
9호선	24	315,551	242,085	316,283	251,698	631,834	492,071
경부선	39	372,783	355,607	371,740	374,013	744,523	729,032
경원선	31	218,969	155,358	212,604	164,893	431,573	319,425
경의선	28	108,956	77,682	105,846	73,888	214,802	151,344
경인선	20	495,404	352,884	486,806	363,452	982,210	715,716
경춘선	19	60,661	45,811	58,507	44,625	119,168	90,341
공항철도	11	217,465	126,418	205,368	110,036	422,832	235,960
과천선	8	414,968	271,306	401,627	271,189	816,595	542,195
분당선	35	308,348	210,131	319,105	223,593	627,453	430,868
수인선	13	100,489	55,395	100,901	53,347	201,390	108,474
안산선	13	301,062	186,748	296,481	192,410	597,542	378,657
우이신설선	13	95,474	39,404	92,440	34,961	187,914	74,175
일산선	11	312,954	160,405	301,800	159,160	614,754	318,127
장항선	7	75,869	43,100	72,431	43,091	148,301	86,051
중앙선	21	143,494	200,723	139,638	197,161	283,132	397,782

주1 : 표본 기간은 2015년 1월부터 2020년 6월까지이며, 수도권에서 운영되는 지하철 23개 노선에 위치한 역사에 교통 단말기를 통하여 역사 내로 입장, 퇴장하는 지하철 이용객의 수에 대한 기초 통계량을 보여주고 있다.

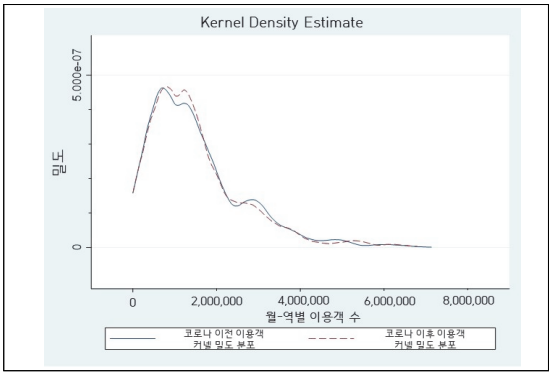
주2 : 수도권 지하철은 23개의 노선이 운행되고 있으며 수도권의 광역 전철 및 지하철은 다수의 운영기관에 의해 운영이 되고 있어 운영기관에 따른 구간별 명칭이 다르게 표기되고 있다. 그 예로 일반적으로 통칭되는 1호선은 한국철도공사와 서울교통공사가 구간별로 나누어 운영하고 있으며 소요산역~청량리역은 경원선, 청량리역~서울역 구간은 서울 지하철 1호선, 구로역~인천역은 경인선, 서울역~신창역 구간은 장항선으로 별도 구분이 되어 운영되고 있다.

출처 : 서울특별시 도시교통실 교통기획관 교통정책과

부적 요인에 의한 이용 감소로 이어졌음이 분명하다. 그러므로, 최초 우리나라 정부가 사회적 거리두기를 체계적으로 소개하고 집행을 시작한 2020년 6월 28일 이전까지를 분석 기간으로 한정하였다. 6월 28일 이전에는 명확한 기준이 정립되어있지 않은 상황에서 '생활 속 거리두기' 및 '사회적 거리두기' 등의 명칭으로 정책들이 혼재되어 시행되는 정책적 불명확성이 존재하였고, 이에 따라 사회 구성원들의 거리두기에 관련된 명확한 체계가 없었다. 하지만, 6월 28일 코로나바이러스 감염증-19 중앙재난안전대책본부는 3단계로 분류되는 단계별 방역수칙[2]을 발표하였고 즉각 시행에 옮겼다. 6월 28일부터 시행된 3단계 수칙 중 1단계에는 "기관·기업의 경우, 공공기관은 기관별·부서별로 적정 비율의 인원이 유연·재택근무를 하도록 하거나, 점심시간 교차제 등을 실시하여 밀집도를 최소화"하도록 규정하고 있다. 결국 전국 공공기관의 공무원들은 유연·재택 근무를 이날부터 시행하게 되었으며 이는 자발적 의사가 아닌 외부 규제에 의한 외부 활동의 중단에 해당한다.

2) 3단계 방역수칙의 세부 규정에 대해서는 아래 링크에서 정보를 구할 수 있으며, 기본적으로 일일 신규 확진자 수 가 50명 미만, 50~100명 미만, 100~200명 이상 발생 시, 각각 1, 2, 3단계로 사회적 거리두기를 진행하여 체계적인 사회적 거리두기 및 인원 제한을 시행하였다. http://ncov.mohw.go.kr/tcmBoardView.do?contSeq=355170

<그림 1> 코로나19 전후 지하철 이용객 분포



또한 연도별 지하철 이용객의 차이에 따른 통제집단의 편차를 통계 모형에 충분히 반영하기 위하여 2015년부터 월별 지하철 수송 인원을 표본에 포함하였다. 서울시에서 제공하는 원자료에서 순차적 준공을 진행하고 있던 9호선 2~3단계[3]는 표본에서 제외하였으며 서울을 연결하지 않는 경강선은 연구 대상으로 고려하지 않았다. 아울러 국제 항공노선의 감편 및 중단에 따라 공항에 위치한 지하철역인 “인천공항1터미널”, “인천공항2터미널”, “인천국제공항”, “김포공항”은 이 연구 대상에서 제외하였다. <표 1>에서 보이는 바와 같이 승차 인원과 하차 인원의 평균 및 표준편차는 비슷한 수준을 보이고 있으며 심야시간대의 운행으로 인하여 최솟값은 0~1의 값을 보인다. 또한 <그림 1>에서 보이는 바와 같이 Kernel Density 그래프를 그려보면 코로나19가 발생한 이후의 총이용객 수는 총이용객의 숫자가 낮은 수준에서 더 높은 밀집도를 보여 지하철 이용객의 숫자가 확연하게 줄었음을 알 수 있다.

이 연구의 주목적이 지하철 이용객의 단순 변동이 아닌 승객들의 고밀 지하철역에 대한 회피 혹은 저밀 지하철역에 대한 선호에 있으므로, 지하철역별 밀도를 연구에 사용하였다. 이를 위하여 서울특별시 도시교통본부에서 제공하는 서울시 지하철 혼잡도 통계를 사용하였다. 지하철 혼잡도 통계는 2년마다 정기적으로 제공이 되며 팬데믹의 영향을 받지 않은 기간의 혼잡도를 사용하기 위하여 2015년 혼잡도를 사용하였다. 혼잡도는 지하철 열차 1량당 정원 승객수 대비 탑승 승객수를 비교한 수치로써 승차 인원과 좌석 수가 일치할 경우를 34%로 산정하여 조사한다. 서울시가 발표하는 혼잡도는 평일, 토요일, 일요일별로 발표가 되지만 이 연구의 주요 대상은 평일의 혼잡도를 기준으로 하였다.[4] 또한 혼잡도 데이터는 1~4호선의 120개 역을 대상으로 조사가 되어 모든 노선의 모든 역에 대한 비교는 불가능하다는 한계점이 존재한다는 것을 미리 주지하여야 한다. 혼잡도는 시간대별로 자료가 제공되고 있으며 상선-하선의 구분이 있는 노선의 경우 별도로 상선 혼잡도, 하선 혼잡도를 보여준다. 이 연구는 시간별 혼잡도가 아닌 1일 역-노선별 평균을 사용하여 분석을 진행하였다.

또한 역별 혼잡도뿐 아니라 환승역에 대한 회피 성향이 있는지 별도로 조사를 하였다. 이는 이용객의 직·간접적 경험이 없는 경우 역별 혼잡도를 미리 알기 어렵다는 점에 기인한다. 즉, 일반적으로 지하철 환승역은 유동 인구가 많은 교통 요지에 위치하게 되며 개인적인 직·간접적 경험 없이도 이용객 밀도가 높은 지하철역이라는 직관적 판단이 가능하기 때문이다.

시도별 대중교통 이용 횟수를 살펴보면 서울의 지하철 의존도가 절대적으로 높음을 알 수 있다. 국토교통부가 발표한 2020년 시도별 대중교통 이용 횟수를 살펴보면 전국기준으로는 대중교통에서 지하철이 차지하는 비중이 31.9%에 그치지만, 서울은 반대로 67.9%의 이용률을 보여 서울 시내버스 이용률(32.1%)과 대조적인 모습을 보인다. 이에 이 연구는 서울시가 제공하는 월별 지하철 이용 통계 자료를 주 분석 표본으로 사용하여 팬데믹과 지하철 승하차 인원수의 관계를 파악하고자 하였다. 지하철의 탑승 인원은 월별 통계로 제공이 되고 있으며 시간대별, 역별 승하차 인원을 기록하고 있다. 이 연구에서는 승·하차에 관계없이 각 역을 이용하는 인원에 관심이 있으므로 역별 승차 인원과 하차 인원을 더하여 총 사용 승객을 설명변수로 사용하였다.

3) 9호선 2~3단계는 각각 2015년 3월 28일과 2018년 12월 1일에 순차적으로 구간별 개통을 하여 연구 기간 중 승하차 인원의 편차가 크게 나타났다.

4) 평일의 혼잡도를 사용하기 위해서는 지하철 승객 표본에서 주말 탑승객 수를 제거하는 것이 더욱 정확하겠으나 월별 통계에서는 요일별 탑승 인원을 별도로 제공하고 있지 않으며, 서울교통공사의 「2019년 수송 인원 분석 결과」에 의하면 일요일 및 공휴일의 수송 인원은 평일 수송 인원의 절반 수준인 것으로 보고되어 주말 탑승객 수의 포함 여부는 이 연구의 결과에 유의한 영향을 주지 않을 것으로 판단하였다.

<표 3> 지하철 1~4호선 혼잡도 기초 통계

호선명	평균 혼잡도	표준편차	최솟값	최댓값
1호선	37.9	2.7	31.9	42.6
2호선	43.4	18.9	0.0	75.5
3호선	36.0	13.9	0.0	55.8
4호선	38.8	14.5	0.0	60.9

주 : 수도권 1~4호선의 대표 역사 120개의 혼잡도를 조사한 2015년도 기준 통계 자료를 사용하였으며 승차 인원과 좌석 수가 일치하는 경우 혼잡도는 34%이다.
출처 : 서울특별시 도시교통본부

2. 분석모형

이 연구는 분석 방법으로 이중차분모형(Difference-in-difference method)을 사용하였다. 이중차분모형은 기본적으로 다음과 같은 OLS모델을 사용한다.

$$Y=\beta_0+\beta_1 X(Time)+\beta_2 X(Intervention) \quad (1)$$
$$+\beta_3 X(Time*Intervention)$$
$$+\beta_4 X(Covariates)+\epsilon$$

이러한 연구방법은 정부의 정책과 같은 외부적 요인의 개입(Intervention)이 발생하였을 경우, 영향을 받는 집단과 영향을 받지 않는 집단 사이의 변화 차이를 개입 전후를 나타내는 더미변수[Time]를 사용하여 비교집단의 더비 변수와 개입이후를 나타내는 더미 변수의 교차항의 계수를 추정하게 된다. 단, 이 연구 방법은 공통추세 가정이 만족되어야 하는 전제조건[5]이 따르게 된다. 또한 이 연구의 가설로 설정된 코로나19 발생 이후 지하철 역의 밀도에 대한 상이한 이용객 반응은 실험집단과 비교집단의 설정을 용이하게 한다는 점에서 이중차분모형의 적용이 적합하다고 할 수 있다. 즉, 아래 식(3)과 식(4)에서 사용된 환승역과 비환승역, 혼잡도가 높은 역과 낮은 역의 더미 변수를 사용하여 실험집단(환승역 또는 혼잡도가 높거나 낮은 지하철역)과 비교집단(비환승역 또는 혼잡도가 보통인 지하철역)으로 나누어 코로나19 발생 이전과 이후의 기간을 명확히 구분할 수 있다는 점은 식(1)의 이중차분모형에 적합한 연구 대상이라고 하겠다. 이러한 점을 고려하여 이 연구는 코로나19 발생 이전과 이후의 수송인원 차이를 우선 분석하여 코로나19 이후 지하철 이용객들의 자발적 위험 회피 정도를 파악하였다. 이에 대한 모형은 아래와 같다.

$$\ln(Ridership_{i,t})=\alpha+\beta_1(After) \quad (2)$$
$$+\delta_l+\gamma_t+\tau_s+\epsilon_{i,t}$$

ln(*Ridership*)=지하철역 *i*의 *t*시점(월) 총 이용객 수
After=코로나19 발생 이후 기간(2020.1월~6월)에 대한 더미변수로 승하차 표본이 2020년 1월부터 1, 그 이전 승하차 기록이면 0
γ_t=시간 고정효과로서 Year, Month 고정효과를 각각 적용하거나 Year X Month의 교차 고정효과를 적용

<표 4> 코로나19 발생 이후 평균적 이용객 변동

변수	Ln(Ridership)		
	Model(1)	Model(2)	Model(3)
After	-0.285***	-0.237***	-0.140***
	(-17.76)	(-12.18)	(-2.63)
Constant	14.073***	14.006***	13.956***
	(73.61)	(73.08)	(71.85)
Observations	36,785	36,785	36,785
R-squared	0.717	0.718	0.719
Subway Line Fixed Effect	YES	YES	YES
Station Fixed Effect	YES	YES	YES
Year Fixed Effect		YES	
Month Fixed Effect		YES	
Year X Month Fixed Effect			YES

주 : 1) ( )는 t-value이며, *, **, ***은 각각 유의수준 10%, 5%, 1%에서 통계적으로 유의함.

5) 자세한 설명은 민인식 · 최필선(2012)의 9.3절(p.141)을 참조하기 바란다.

δ_l=지하철 노선별 고정효과[6)]
τ_s=지하철역별 고정효과
$\varepsilon_{i,t}$=오차항

또한 지하철역의 혼잡도에 대한 분석을 위하여 각 역이 환승역인지 아닌지에 대해 분류를 하여 코로나19 발생 이후를 나타내는 더미변수와 교차항을 포함시켜 이중차분모형(Difference-in-Difference)을 통하여 분석을 실시하였다. 이중차분모형을 사용하기 위해서는 우선 이중차분모형의 모형은 아래와 같으며 시간, 역, 노선에 대한 고정효과 적용은 식(2)과 동일하다.

$$\ln(Ridership_{i,t}) = \alpha + \beta_1(Transit \times After) + \beta_2(Transit) + \beta_3(After) + \gamma_t + \delta_l + \tau_s + \epsilon_{i,t} \quad (3)$$

ln(Ridership)=지하철역 i의 t시점(월) 총 이용객 수
Transit=환승역에 대한 더미변수로 2, 3, 4개의 노선이 교차하는 환승역이면 1, 한 개의 노선만 정차하는 경우 0
After=코로나19 발생 이후 기간(2020.1월~6월)에 대한 더미변수로 승하차 표본이 2020년 1월부터 1, 그 이전 승하차 기록이면 0

서울 지하철의 환승역은 2~4개의 노선이 환승을 하는 역들을 포함하며 2개 노선 환승지는 92개역, 3개 노선 환승지는 9개역, 4개 노선 환승역은 5개역으로 파악이 되었다. 하지만 환승역 지정 여부가 반드시 높은 밀도로 이어진다는 인과성이 확보되지 않는다는 문제점이 있다. 그러한 이유로 환승역을 혼잡도의 프락시로 사용하는 대신 서울시가 측정한 역별 혼잡도를 직접 사용하였다. 역별 혼잡도를 기준으로 4분위 그룹을 구성하여 1사분위와 4사분위 집단의 이용객 수가 중간 2~3사분위 집단에 비하여 변동이 있는지 추가적으로 분석하였다. 이에 대한 모형은 아래와 같으며 별도로 기술하지 않은 변수는 식(2), (3)에서 사용된 변수의 정의[7)]와 동일하다.

$$\ln(Ridership_{i,t}) = \alpha + \beta_1(CongestionQ1 \times After) + \beta_2(CongestionQ4 \times After) + \beta_3(CongestionQ1) + \beta_4(CongestionQ4) + \beta_5(After) + \gamma_t + \delta_l + \tau_s + \epsilon_{i,t} \quad (4)$$

CongestionQ1=평균 혼잡도 분포에서 제1사분위에 속하는 역에 대한 더미 변수
CongestionQ4=평균 혼잡도 분포에서 제4사분위에 속하는 역에 대한 더미 변수
CongestionQ1XAfter=혼잡도 분포에서 제1사분위에서 속하는 역의 더미 변수와 2020년 1월 1일 이후의 지하철 이용에 대한 더미변수의 교차항
CongestionQ4XAfter=혼잡도 분포에서 제4사분위에서 속하는 역의 더미 변수와 2020년 1월 1일 이후의 지하철 이용에 대한 더미변수의 교차항

식(4)에서 주지해야 할 사항은 혼잡도에 따라 표본을 4그룹으로 나누어 혼잡도가 가장 낮은 그룹과 가장 높은 그룹이 중간 50% 그룹에 비교하여 코로나19 발생 이후 지하철 이용객 차이가 얼마나 변화하였는가이다. 코로나19 발생 이후 중간 50% 그룹과의 차이는 혼잡도가 가장 낮은 제1사분위 그룹은 β1이, 혼잡도가 가장 높은 제4분위 그룹과의 차이는 β2를 통하여 확인이 가능하다.

대중교통의 수요에 영향을 주는 요인들은 다양한 변수들을 통하여 연구된 바 있다. Albalate and Bel (2010)은 관광집중도가 공공교통수단의 수요 촉진에 영향을 준다고 하였으나 이에 대한 논의는 관광객이 많은 메트로폴리탄에 국한되는 한계점이 있다. 그 대신, Buehler (2012)는 미국과 독일의 대중교통 이용객 차이 비교에 폭넓은 변수들을 활용하였다. 특히 통계분석을 통하여 독일의 대중교통 이용 규모가 미국 규모의 다섯배라는 점을 여러가지 요인을 통하여 설명을 하였다. 그 원인은 기본적으로 인구구성의 차이, 사회적 차이 등이 있으며 도심의 인구 변동, 가구당 자가용 보유 대수 등이 제시되었으나, 더욱 큰 요인은 서비스 개선, 부담이 적은 요금제도, 대중교통의 지역적 연계, 자가용에 대한 높은 세율, 토지 이용 정책 등으로 결론지어졌다. 2015년부터 2020년까지의 수도권 지하철 탑승객을 연구한 이 논문은 시간변동 요인(time-variant

6) 서울시가 제공하는 지하철 수송 통계는 1~9호선, 경부선, 경원선, 경의선, 경인선, 경춘선, 공항철도 1호선, 과천선, 분당선, 수인선, 안산선, 우이신설선, 일산선, 장항선, 중앙선을 포함한다.

7) 각 변수에 대한 자세한 정의는 부록의 <표 A> 변수 정의 표를 참조하기를 바란다.

<표 5> 이중차분법에 따른 환승역 이용객 변동

변 수	Ln(Ridership)		
	Model(1)	Model(2)	Model(3)
Transit X After	-0.000	-0.000	-0.000
	(-0.00)	(-0.00)	(-0.01)
Transit	2.084***	2.079***	2.078***
	(10.13)	(10.13)	(10.14)
After	-0.285***	-0.237***	-0.140***
	(-15.37)	(-11.00)	(-2.59)
Constant	14.073***	14.006***	13.956***
	(73.60)	(73.07)	(71.84)
Observations	36,785	36,785	36,785
R-squared	0.717	0.718	0.719
Subway Line Fixed Effect	YES	YES	YES
Station Fixed Effect	YES	YES	YES
Year Fixed Effect		YES	
Month Fixed Effect		YES	
Year X Month Fixed Effect			YES

주 : 1) ( )는 t-value이며, *, **, ***은 각각 유의수준 10%, 5%, 1%에서 통계적으로 유의함.

factors)와 시간불변 요인(time-invariant factor)를 포함할 경우 보다 충실한 연구물이 될 것으로 예상되나, 수도권의 지형지물 등을 전반적으로 고려하기 어려운 점, 2015년 이후 수도권 요금의 변동이 없었던 점 등의 이유로 지하철 역별 고정효과를 사용하여 설명을 하였다. 무엇보다 코로나19와 같은 외부충격이 없는 경우 대중교통 수요는 크게 변동하지 않을 것으로 예상되어 이중차분모형의 적용에 적합한 것으로 판단하였으며 이에 대한 공통추세 분석은 Common Trend분석 부분에서 자세하게 분석하였다.

IV. 분석결과

1. 코로나19 발생이후 평균적 이용객 변동

<표 4>는 혼잡도를 고려하지 않은 가정하에 코로나19 발생 이후 지하철 승하차 인원의 변화를 보여준다. Model (1)~(3)은 각각 다른 고정효과를 적용한 승객 변동치를 보여준다. 설명변수가 로그 변환된 모델을 사용했으므로 계수 자체를 변동률로 해석을 할 수 있다. Model (1)은 지하철 노선 고정효과와 지하철역별 고정효과를 함께 고려하였고, Model (2)과 (3)은 Model (1)에 추가적으로 시간 고정효과를 적용하였다. R2 값을 확인해보면 모델의 설명력은 모든 Model에서 유사한 수준을 보이고 있음을 알 수 있다. 2020년 1월 1일 이후를 나타내는 더미 변수인 After의 계수를 보면 낮게는 14%에서 최고 28.5%의 승하차 인원 감소한 것으로 해석할 수 있다. 앞서 기술한 바와 같이 자발적인 지하철 이용의 변동을 분석하기 위하여 연구 분석 기간을 2020년 6월까지로 한정하였다는 점을 고려하면 최고 28.5%의 승객 감소는 분석 기간 연장 시, 높아질 가능성이 있다.

2. 이중차분법에 따른 환승역 이용객 변동

<표 5>는 이중차분법을 사용하여 환승역을 이용하는 지하철 탑승객이 일반 비 환승역을 이용하는 탑승객에 비하여 유의미한 차이를 보였는지를 분석한 결과이다. <표 4>와 같이 Model (1)~(3)은 각기 다른 고정효과를 적용하였고 코로나19 발생 이전과 이후의 지하철 이용객 수는 환승역 여부에 상관없이 고르게 감소했다는 것을 교차항인 Transit X After의 계수를 통하

여 알 수 있다. 또한 고른 감소는 코로나19 발생 이후 시점을 의미하는 After의 계수들이 유의하게 음수를 보인다는 점에서 확인이 가능하다.

3. 혼잡도 사분위 집단을 활용한 이용객 변동

환승역과 비 환승역을 구분하여 비교 분석하는 방법에는 대전제가 요구된다. 그 전제는 환승역은 밀도가 높아야 한다는 점이다. 환승역은 유동 인구가 많을 것으로 기대되고 이에 따라 지하철 이용객의 밀도 또한 높을 것으로 예상할 수 있다. 하지만 지하철 탑승객을 기준으로 한 혼잡도 데이터를 보면 반드시 그런 상관관계가 존재하지 않는다는 것을 알 수 있다. 그 예로 2호선의 방배역은 비 환승역이나 최고 혼잡도는 167이고 평균 혼잡도는 75.5를 나타내고 있다. 반면 2호선과 3호선이 만나는 교대역은 방배역과 비교적 가까운 거리에 있는 환승역이다. 하지만, 교대의 최고 혼잡도는 155이며 평균은 74.2를 보인다. 즉, 환승역이 아니면서 환승역보다 높은 혼잡도를 보이는 역들이 다수 존재하며 혼잡도와 환승역 여부는 명확한 인과관계 혹은 상관관계가 존재하는지 의문이 생기게 된다. 그러므로 환승역들을 구분하여 이중차분분석을 실행한 분석에 대한 추가 대응책으로 혼잡도를 직접 사용하여 환승역 분석에서 밝혀내지 못한 인과관계를 추가적으로 알아보았다. 식(4)에서 설명한 바와 같이 혼잡도 사분위 분석을 혼잡도를 4분위수 기준으로 4그룹으로 나누어 혼잡도 면에서 중간 50%를 차지하는 그룹, 즉 제2사분위와 제3사분위 그룹을 기준 그룹으로 설정하고 비교를 할 경우, 혼잡도가 가장 낮은 제1사분위 그룹과 가장 높은 제4사분위 그룹이 중간 50% 기준 그룹에 비하여 어떠한 변화를 보이는지 알아낼 수 있다. <표 6>은 식(4)에 기초한 분석 결과를 보여준다. CongestionQ1 X After는 혼잡도가 낮은 지하철역 이용객이 코로나19 발생 이후 증감이 있었는지를 보여준다. Model (1)~(3)에서 모두 혼잡도가 낮은 역에서 통계적으로 유의미한 증가가 관찰되었다. 하지만 혼잡도

<표 6> 역별 혼잡도에 따른 사분위 분석

변 수	Ln(Ridership)		
	Model(1)	Model(2)	Model(3)
CongestionQ1 X After	0.150***	0.150***	0.150***
	(2.99)	(3.00)	(3.01)
CongestionQ4 X After	0.079	0.079	0.079
	(1.54)	(1.55)	(1.55)
CongestionQ1	-0.869***	-0.869***	-0.869***
	(-7.99)	(-8.01)	(-8.03)
CongestionQ4	-0.004	-0.004	-0.004
	(-0.07)	(-0.07)	(-0.07)
After	-0.384***	-0.381***	-0.351***
	(-12.79)	(-11.53)	(-4.91)
Constant	17.536***	17.547***	17.539***
	(141.21)	(139.32)	(132.44)
Observations	7,877	7,877	7,877
R-squared	0.832	0.833	0.835
Subway Line Fixed Effect	YES	YES	YES
Station Fixed Effect	YES	YES	YES
Year Fixed Effect		YES	
Month Fixed Effect		YES	
Year X Month Fixed Effect			YES

주 : 1) ( )는 t-value이며, *, **, ***은 각각 유의수준 10%, 5%, 1%에서 통계적으로 유의함.

가 가장 높은 그룹의 코로나19 이후 이용객 변동을 보여주는 혼잡도 CongestionQ4 X After는 유의미한 통계치를 보여주지 않는다. 즉, 직접적 혼잡도 측정에 따른 감염병 발생 이후 이용객 증감을 분석해 볼 때, 평상시에 혼잡도가 낮은 지하철역의 이용객은 중간 혼잡도 지하철역보다 15%정도 높은 증가세를 보였다. 이로 인하여 지하철 이용 빈도가 혼잡도가 낮은 지하철역 위주로 증가하였음을 알 수 있다. 코로나19와 같은 전염병의 확산에 대하여 지하철과 같은 대중교통 이용객들은 단순 환승 여부와 다르게 실제 혼잡도에 대한 직·간접적 경험을 통하여 덜 혼잡한 지하철역의 사용도가 높아졌다고 하겠다.

4. Common Trend 분석

<표 6>과 같은 분석을 실시할 경우 코로나19의 발생과 같은 외부 충격이 일어나기 전, 비교 대상들은 유사한 추이를 보여주고 있다는 것을 증명해야 통계적 추정의 유의성이 의미가 있게 된다. 만일 시장이 외부 충격을 받기 이전에 비교 대상인 하부 그룹(이 연구에서는 혼잡도별 사분위 그룹)들이 각기 유의한 차이가 존재하였다면 외부 충격 이후 통계적으로 유의한 차이는 그 의미가 모호해짐이 분명하다. 그러므로 충격을 받기 이전 기간동안 비교 집단 사이에 확연한 차이가 없었다는 것을 증명하기 위하여 다음과 같은 추가 분석을 진행하였다. 지하철 이용객에 대한 원자료는 2015년부터 2020년 6월까지 활용이 되었으므로, 외부 충격이 발생하기 이전 기간인 2015년부터 2019년까지의 자료를 2015~2017년, 2018년부터 2019년의 두 그룹으로 나누어 두 기간 사이에 지하철 이용객의 차이가 통계적으로 유의한지 살펴보았다. 이를 위하여 2018년~2019년의 기간에 해당하는 더미변수 Post를 생성하여 <표 6>에 사용한 혼잡도별 사분위 그룹과 교차항을 생성하여 그 계수가 통계적으로 유의한 차이가 있는지를 검사하였다. <표 7>의 각 변수에 대한 계수들은 제1사분위 혼잡도의 교차항이 1.8% 수준에서

<표 7> Common Trend 분석

변 수	Ln(Ridership)		
	Model(1)	Model(2)	Model(3)
CongestionQ1 X Post	0.018	0.018	0.018
	(0.59)	(0.59)	(0.59)
CongestionQ4 X Post	0.005	0.005	0.005
	(0.15)	(0.15)	(0.15)
CongestionQ1	-0.851***	-0.851***	-0.851***
	(-7.49)	(-7.53)	(-7.52)
CongestionQ4	0.001	0.001	0.001
	(0.02)	(0.02)	(0.02)
Post	-0.005	-0.003	0.037
	(-0.26)	(-0.15)	(0.54)
Constant	17.522***	17.489***	17.525***
	(135.48)	(133.70)	(127.67)
Observations	7,163	7,163	7,163
R-squared	0.834	0.836	0.836
Subway Line Fixed Effect	YES	YES	YES
Station Fixed Effect	YES	YES	YES
Year Fixed Effect		YES	
Month Fixed Effect		YES	
Year X Month Fixed Effect			YES

주 : 1) ( )는 t-value이며, *, **, ***은 각각 유의수준 10%, 5%, 1%에서 통계적으로 유의함.

추정치를 보이고 있으나 통계적으로 유의하지 않다. 또한 제4분위 혼잡도의 더미 변수와 2018년~2019년의 더미 변수로 만들어진 교차항(CongestionQ4 X Post)의 경우 계수들이 고정효과와 부관하여 1% 이하의 수준에 머무르고 있고 통계적으로 유의하지 않음을 볼 수 있다. 그러므로 사분위수를 활용한 이중차분모형의 대전제인 Common Trend 분석은 외부 충격을 받기 이전 하위 그룹 간의 유의한 차이가 없음을 명확히 보여준다.

5. 추가분석

환승역과 비 환승역의 차이를 분석한 결과는 <표 5>에서 나타나는 바와 같이 두 집단 사이에 유의한 차이가 없다. 하지만 환승역 중에는 2개 노선이 겹치는 환승역 이외에도 3개 노선 혹은 4개의 노선이 겹치는 환승역도 있다. <표 5>에 나타나는 교차항의 계수는 중첩 노선의 개수와 상관없이 평균적인 의미에서 코로나19 발생 이후 환승역과 비 환승역의 차이를 보여주고 있다. 그러므로 3~4개의 노선이 지나가는 환승역의 이용객 감소가 유의하더라도 2개 노선이 지나가는 환승역의 이용객 변화 정도가 약한 경우 평균적 반응을 의미하는 교차항(TransitXAfter)의 계수는 통계적으로 유의하지 않을 수 있다. 이를 확인하기 위하여 환승역 집단을 ①2개의 노선이 지나는 환승역과, ②3~4개의 노선이 지나는 환승역으로 구분하여 분석을 하였다. 4개의 노선이 지나가는 환승역은 5개 역으로 충분한 관측치를 확보하기 위하여 3~4개 노선이 지나가는 환승역을 한 집단에 포함하여 이중차분 모형을 적용하였다. <표 8>의 변수 2_Transit과 3-4_Transit은 각각 두 개의 노선이 지나는 환승역과 3~4개의 노선이 지나가는 환승역을 의미하는 더미 변수이며, 2_Transit X After와 3-4_Transit X After는 2020년 1월 이후의 더미변수와 결합한 교차항이다[8]. <표 8>

<표 8> 다중환승역 분석

변 수	Ln(Ridership)		
	Model(1)	Model(2)	Model(3)
2_Transit X After	-0.010	-0.010	-0.010
	(-0.16)	(-0.16)	(-0.16)
3-4_Transit X Aftert	-0.095	-0.095	-0.095
	(-1.01)	(-1.01)	(-1.01)
2_Transit	-1.166***	-1.166***	-1.166***
	(-9.27)	(-9.28)	(-9.28)
3-4_Transit	0.964***	0.964***	0.964***
	(7.65)	(7.66)	(7.66)
After	-0.310***	-0.307***	-0.307***
	(-8.09)	(-7.18)	(-7.18)
Constant	14.433***	14.444***	14.444***
	(162.27)	(153.41)	(153.41)
Observations	7,877	7,877	7,877
R-squared	0.688	0.689	0.689
Station Fixed Effect	YES	YES	YES
Year Fixed Effect		YES	
Month Fixed Effect		YES	
Year X Month Fixed Effect			YES

주 : 1) ( )는 t-value이며, *, **, ***은 각각 유의수준 10%, 5%, 1%에서 통계적으로 유의함.

8) <표 4>와 달리 3~4개 노선이 지나가는 변수를 별도로 포함할 경우 지하철 노선별 고정효과의 적용이 불분명하게 되어 <표 6>의 분석에는 노선별 고정효과는 포함하지 않았다.

에서도 <표 6>과 같이 교차항의 계수는 통계적으로 유의하지 않다. 다만 2개 노선의 환승역을 포함하는 교차항의 계수는 3개 이상의 노선이 지나는 환승역과의 교차저항보다 훨씬 반응이 작다는 것을 알 수 있다.

또한 이 연구의 주요 변수는 코로나19 발생 이후의 시간 더비와 고정효과들로 구성되어 있는 한계점이 있다. 다만 수도권의 지하철 요금 인상은 2007년 4월, 2012년 2월, 2015년 6월 이후 2021년까지 인상된 적이 없어 요금제도에 따른 영향은 없다. 또한 코로나19의 영향을 받은 기간에는 상권의 침체기로서 대형 상점 및 상업시설 등의 신규 개점이 저조하여 상권 확장에 따른 지하철 이용객 증가는 불가했다는 점을 주지할 필요가 있다. 다만 지하철 역사 주변의 세부적 환경변화에 대한 통제가 포함되지 않은 점은 이 연구의 후행 연구에서 개선되어야 할 점이다.

V. 결론

이 연구는 전 세계적으로 급속히 번져나간 코로나19의 초기 확산에 따른 지하철의 이용객 변화를 중심으로 연구하였다. 특히 외부 충격인 코로나19의 발생 전후의 비교와 더불어 지하철역의 혼잡도 및 이용객 밀도를 활용하여 지하철 이용객들이 밀집도가 높은 시설에 대한 회피, 또는 밀집도가 낮은 시설에 대한 선호가 존재하는지를 분석하였다. 서울과 같은 국제적 대도시의 경우 대중교통의 의존도가 높고, 팬데믹이 발생할 경우 대중교통 회피에 대한 파급효과는 지역경제 및 상권의 매출에 지대한 영향을 미친다는 점에서 이 연구가 시사하는 바가 있다.

2015년 1월부터 2020년 6월까지의 각 지하철역의 월별 승·하차 이용객 자료를 활용하여 코로나19가 발생한 2020년 1월 이후 지하철 이용객의 변동을 분석하였으며, 정부의 체계적 사회적 거리두기 도입 시점인 2020년 6월까지를 연구 기간으로 한정하여 지하철 이용객들의 자발적 의지(willingness)에 따른 지하철 이용 변화를 분석하였다. 2020년 1월 이후 같은 해 6월까지 지하철 이용객은 급격히 감소하였다는 것을 발견하였다. 아울러 2개 이상의 지하철 노선이 겹치게 되는 환승역의 경우 밀도가 높아 일반 이용자들의 이용도가 상대적으로 낮을 것이라는 예상과 달리 비 환승역 사용자의 추이와 유의한 차이를 발견하지 못하였다. 하지만 지하철역별 혼잡도를 직접 조사한 자료를 결합하여 실제로 밀도가 높은 지하철역과 낮은 지하철역을 비교 분석한 결과 지하철 이용객들은 밀도가 높은 지하철역의 탑승객 수는 유의한 변화가 없는 반면 밀도가 낮은 지하철역은 보통의 밀도를 보이는 지하철역 이용객 수에 비하여 유의한 증가세를 보여 지하철 이용객들은 혼잡도가 높은 지하철역을 회피하기보다는 혼잡도가 낮은 지하철역의 사용을 선호한다는 점을 알게 되었다.

이재명 · 김진유(2014)에서 주장하는 바와 같이 대중교통이 새로이 제공되는 경우라고 해도 역사의 형태 및 유형에 따라 대중교통에 대한 접근성은 주택 가격에 부정적 영향을 미치는 경우도 발생할 수 있다. 이 논문은 2019년 12월 코로나19 발생 이후 지하철 이용객들이 저밀도 역사를 더 선호한다는 것을 발견하였다. 이러한 일시적 저밀도 시설에 대한 사용량 증가가 주택의 가격에 어떠한 영향을 미쳤는지는 향후 연구과제로 연구할 필요가 있다.

또한, 본연구는 장기적인 관점에서 지하철 이용객의 변화를 분석하지 못하였다는 점에 한계가 있다. 코로나19가 장기화함에 따라 전염병에 대한 외부 충격 정도가 시간이 지나면서 개인들의 반응이 무뎌질 수 있다는 점에서 지하철 이용객의 숫자는 반등이 가능할 것이다. 하지만 우리나라의 경우 정부의 강력한 사회적 거리두기 및 재택근무의 확산으로 인하여 비자발적인 외출 감소 및 대중교통 이용 감소는 이러한 장기적 반응 연구를 어렵게 만드는 요소로 작용하였다는 점을 주지할 필요가 있다.

논문접수일 : 2022년 6월 3일
논문심사일 : 2022년 6월 7일
게재확정일 : 2022년 6월 14일

참고문헌

1. 김순용, “지하철역 주변의 지가변화에 관한 연구: 서울시를 중심으로”, 한성대학교 석사학위논문, 2011
2. 민인식 · 최필선, 「STATA 패널데이터 분석」, ㈜지필미디어, 2012
3. 유승환, “역세권 도시공간구조특성에 따른 지가영향요인 분석: 서울시 세력권별 지하철역을 중심으로”, 홍익대학교 석사학위 논문, 2011
4. 이재명 · 김진유, “지하철역이 주변 아파트 가격에 미치는 부정적 영향”, 「주택연구」 제22권 제3호, 2014, pp. 53-75
5. 이철우, “지하철 역세권이 아파트 가격에 미치는 영향에 관한 연구: 대구광역시를 중심으로”, 대구대학교 석사학위논문, 2011
6. 최성호 · 성현곤, “지하철 9호선 건설이 주변 아파트 가격에 미치는 영향에 관한 연구: 강남구 노원구 분당을 중심으로”, 건국대학교 석사학위논문, 2011
7. Baum-Snow, N. and Kahn, M. E., “The effects of new public projects to expand urban rail transit,” Journal of Public Economics, Vol. 77 Issue 2, 2000, pp. 241-263
8. Albalate, D. and Bel, G, “Tourism and urban public transport: Holding demand pressure under supply constraints,” Tourism Management, Vol. 31 Issue 3, 2010, pp. 425-433
9. Agarwal, S., Koo, K. M., and Sing, T. F., “Impact of electronic road pricing on real estate prices in Singapore”, Journal of Urban Economics, Vol. 90, 2015, pp. 50-59
10. Cervero, R. and Kang, C. D., “Bus rapid transit impacts on land uses and land values in Seoul, Korea,” Transport Policy, Vol. 18 No. 1, 2011, pp. 102-116
11. Chen, H., Rufolo, A., and Drucker, K., “Measuring the impact of light rail systems on single-family home values: a hedonic approach with geographic information system application,” Transportation Research Record, Vol. 1617, 1998, pp. 38-43
12. Chiang, W. C., Russell, R. A., and Urban, T. L., “Forecasting ridership for a metropolitan transit authority,” Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2011, Vol. 45 No. 7, pp. 696-705
13. Choi, K. and Zhang, M., “The impact of metropolitan, county, and local land use on driving emissions in US metropolitan areas: Mediator effects of vehicle travel characteristics,” Journal of Transport Geography, Vol. 64, 2017, pp. 195-202
14. Cooley, P., Brown, S., Cajka, J., Chasteen, B., Ganapathi, L., Grefenstette, J., et al., “The role of subway travel in an influenza epidemic: A New York city simulation”, Journal of Urban Health, Vol. 88 No. 5, 2011, pp. 982-995
15. Ha, J., Jo, S., Nam, Hk. et al., “The Unequal Effects of Social Distancing Policy on Subway Ridership during the COVID-19 Pandemic in Seoul, South Korea,” Journal of Urban Health, Vol. 99, 2022, pp. 77-81
16. Harris, J. E., “The Subways Seeded the Massive Coronavirus Epidemic in New York City,” NBER Working Papers 27021, National Bureau of Economic Research, Inc., 2020
17. Kwon, D., Oh, S.E.S., Choi, S. et al., “Viability of compact cities in the post-COVID-19 era: subway ridership variations in Seoul Korea,” The Annals of Regional Science, Forthcoming
18. Lagrell, E., Thulin, E., and Vilhelmson, B., “Accessibility strategies beyond the private car: A study of voluntarily carless families with young children in Gothenburg,” Journal of Transport Geography, Vol. 72 No. September, 2018, pp. 218-227
19. Lättman, K., Friman, M., and Olsson, L. E., “Perceived accessibility of public transport as a potential indicator of social inclusion,” Social Inclusion, Vol. 4 No. 3, 2016, pp. 36-45
20. Moss, M. L., and O’Neill, H., “Economic Consequences of Proposed Pandemic- Related Cutbacks in MTA Transportation Services and Capital Spending,” Working Paper, 2020 <https://wagner.nyu.edu/impact/research/publications/economic-consequences-proposed-pandemic-related-cutbacks-mta>
21. Pan, Q., “The impacts of an urban light rail system on residential property values: a case study of the Houston METRORail transit line,” Transportation Planning and Technology, Vol. 36 No. 2, pp. 145-169
22. Schiefelbusch M., “Rational planning for emotional mobility? The case of public transport development,” Planning Theory, Vol 9 No. 3, 2010, pp. 200-222
23. Tardivo, A., Zanuy, A. C., and Martín, C. S., “Covid-19 impact on transport: A paper from the railways’ systems research perspective,” Transportation Research Record, Vol. 2675 No. 5, 2021, pp. 367-378
24. Voith, R., “Changing capitalization of CBD-oriented transportation systems: Evidence from Philadelphia 1970-1988,” Journal of Urban Economics, Vol. 33, pp. 361-376

<국문요약>

팬데믹의 단기적 지하철 수요 변동 영향 분석

구 강 모 (Koo, Kang Mo)

이 논문은 코로나19 이후 지하철 이용객의 변화를 알아보기 위해 환승역 정보 및 역별 혼잡도 정보를 활용하여 지하철 탑승객의 혼잡역 회피 혹은 비혼잡역에 대한 선호를 분석하였다. 이는 팬데믹의 상황에서 지하철을 이용할 경우 개인 의지에 따라 저밀도 시설을 선택할 것이라는 가설에 기반한다. 비교 분석 기간은 정부의 체계적인 사회적 거리두기 시작 이전인 2020년 1월부터 6월까지로 한정하였으며, 이는 강제적 규제가 아닌 개인의 의지에 따른 교통수단 선택을 분석하기 위해서이다. 주요 결과로 코로나19가 발생 후 지하철 이용객이 14%~31.4% 감소하였으나 혼잡도가 낮은 지하철은 이용객 수가 늘었다는 점이다. 하지만, 환승역이나 혼잡도가 높은 지하철역의 유의한 이용객 감소는 발견되지 않았다. 교통수단에 대한 접근성은 부동산가격 변화와 밀접한 관련이 있어, 감염병 발생 이후 대중교통 이용객 변화는 상권분석 및 주택 가격의 변동연구의 배경이 될 수 있다는 점에서 이 논문의 시사점이 있다.

주 제 어 : 지하철, 코로나19, 환승역, 서울 지하철, 지하철 이용도

부록

<표 A> 변수 정의 표

변수	설명
$\ln(Ridership_{i,t})$	각 지하철 역에 설치된 교통카드 정산시스템에 기록된 역사로 입장하는 이용객수(승차인원)과 퇴장하는 이용객수(하차인원)의 합에 로그를 취한 변수이며 i는 각 역을 의미하며 t는 관측기간인 2015년 1월부터 2020년 6월사이의 각 월을 의미함.
After	After는 코로나19발생 이후의 기간에 대한 더미 변수로서 2020년1월 이후의 관측치에 대해서는 1을 취하며, 그 이외의 경우에는 0을 갖음.
Transit	Transit은 지하철 역 i가 2개 이상의 지하철 노선이 지나가는 환승역이면 1, 환승역이 아닌경우 0을 취하는 더미 변수를 의미함.
2_Transit	지하철 노선 2개가 지나가는 환승역에 대한 더미 변수로서 2개 노선이 지나가면 1, 환승역이 아니거나 3개 이상의 노선이 지나가면 0을 취함.
3-4_Transit	지하철 노선 3개 혹은 4개 노선이 지나가는 환승역에 대한 더미 변수로 3~4개 노선이 겹치는 지하철 역의 경우 1, 그렇지 않은 경우 0을 취함.
CongestionQ1	서울특별시 도시교통본부 교통정책과가 2015년을 기준으로 발표한 서울 지하철 1~4호선 주요 역의 혼잡도 분포에서 하위 25%에 속하는 지하철 역에 대한 더미 변수임.
CongestionQ4	서울특별시 도시교통본부 교통정책과가 2015년을 기준으로 발표한 서울 지하철 1~4호선 주요 역의 혼잡도 분포에서 4번째 4분위인 상위 25%에 속하는 지하철 역에 대한 더미 변수임.
Post	코로나19가 발생하기 전 기간인 2015년 1월부터 2019년 12월 기간동안 공통추세 분석을 위하여 2015년~2017년, 2018년~2019년의 두 기간으로 나누어 비교 분석하였고 Post변수는 2018~2019년 기간에 대한 더미 변수임.