



### 81 딥러닝을 활용한 서울시 행정동별 장애인콜택시 수요예측 방법 연구

이은경 (서울시립대학교 석사과정), 최호식 (서울시립대학교 부교수), 황혜지 (서울시립대학교 석사과정), 김도경 (서울시립대학교 교수)

사회적 불평등 문제 해결을 위한 교통서비스인 장애인 콜택시에도 대기시간의 불평등 문제가 발생하고 있다. 서울시의 행정동별 장애인 콜택시 수요자의 대기시간은 시·공간에 따라 매우 큰 변동성을 보이며, 일반적인 택시 대기시간 예측과는 다른 분포를 띄고 있음으로 일반적인 요인들만으로 정확하게 추정하기 어렵다. 따라서, 본 연구에서는 장애인 콜택시 특성 및 시·공간 수요와 공급을 반영한 대기시간 예측 모형을 개발하였다. 예측 모형의 요인변수로 장애인 콜택시 이동 경로를 통해 파악한 regular-irregular 패턴과 딥러닝 기반으로 추출한 서울시 행정동의 intra-space 및 inter-space 특성, 이동 목적과 시간 등으로 세분화하여 반영한 모델을 구축하였다. 또한, 실제 3개 년도의 서울시 장애인 콜택시 데이터를 활용함으로써 개발모형을 통해 파악한 요인에 대한 개선을 실제 서울시 장애인콜택시 운영에 반영하여 대기시간 불평등 문제에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

### 82 대중교통 시설 접근성 평가 방법 비교 연구

문상미 (스튜디오G 주임연구원), 이세련 (스튜디오G 주임연구원), 김현명 (명지대학교 및 스튜디오G 교수, 대표), 이규일 (스튜디오G 팀장), 조창현 (그리드파트너스 COO)

본 연구는 실제 도시 대중교통 시설 이용자의 경험 및 도시의 지리적 특성을 기준으로 대중교통 시설 접근성을 파악하는 것이 중요하다고 판단되나 대중교통 시설에 대한 기존 연구 결여를 해결하는데 목적을 둔다. 즉 도시별 대중교통 시설의 서비스 수준을 비교하기 위해 도시별 서비스권역을 버스정류장의 서비스범위별 가중평균으로 선정하고(평균 도보접근거리), 도시의 지리적 특성 반영여부 및 영향수준을 비교하기 위해 도시별 총 면적, 시가지 면적, 사회경제영역을 반영하여 서비스권역을 비교하였다. 이러한 연구를 통해 도시의 지리적 특성 및 구조적 특성이 간접적으로 서비스권역에 영향을 미치게 되어 발생하는 분석결과 차이를 연구에 반영할 수 있도록 하였다.

### 83 왕복 4차로 도로의 버스베이 설치시 통행시간 절감편익 분석

고준호 (한양대학교 교수), 이혁준 (한양대학교 도시대학원 석사과정), 박종한 (한양대학교 도시대학원 박사수료), 김동성 (서울연구원 기획팀장)

최근 코로나로 인해 지하철 혼잡도 문제가 심화됨에 따라 버스의 개선을 통한 지하철 수단분담률 집중 완화의 필요성이 증가하였다. 버스베이는 대중교통에 대한 교통대책의 일환으로 설치가 장려되고 있는 시설이나 국내에서 버스베이는 여러 문제점을 가지고 있으며 차량 통행을 우선시하는 교통정책의 사례가 되고 있어 그 필요성에 대한 논의가 필요한 때이다. 이에 본 연구는 왕복 4차로 도로를 대상으로 미시시뮬레이션을 통해 교통류 변화, 통행시간 절감편익 등 정차시간 및 혼잡도에 따른 버스베이 설치의 정량적인 효과를 도출하고 버스베이가 필요한 여건에 대해 알아보았다. 분석결과 버스베이 설치시 일반차량의 교통 효율은 향상되는 반면 버스의 교통 효율은 떨어지며 이 효과는 혼잡도가 높을 때 더 크게 나타났다. 버스베이 설치의 혼잡한 교통 상황에 버스 정차시간이 긴 경우 통행시간 절감편익을 발생시키나 그 외 대부분의 경우 통행시간 절감불편익을 발생시켰다. 버스베이가 버스의 교통흐름을 저해하는 점과 통행시간 절감불편익을 발생시키는 점을 고려하였을 때 버스정류장 설치시 특수 상황을 제외하면 버스베이 설치를 지양해야 할 것으로 보인다.

### 84 사회 연결망 분석을 활용한 대중교통 네트워크 및 이동패턴에 공공자전거가 미치는 영향 분석

신병찬 (한양대학교 석사과정), 박시온 (한양대학교 석사과정), 이건우 (한양대학교 부교수)

본 연구에서는 공공자전거가 서울시 대중교통 네트워크의 구조와 이용자 이동패턴에 미치는 영향을 분석하였다. 분석 방법으로 사회 연결망 분석(SNA: Social Network Analysis)을 적용하였으며, 지하철·버스·공공자전거의 OD를 통합하여 분석을 수행하였다. 분석 지표는 환승경로의 다양성을 나타내는 매개중심성(Betweenness Centrality)과 링크간의 통행 가중치를 반영하여 통행량을 파악할 수 있는 가중 연결 중심성(Weighted Degree Centrality)을 사용하였다. 분석 결과 매개중심성은 노선이 다양한 버스OD의 영향을 많이 받으며, 가중 연결 중심성은 통행량이 많은 지하철 OD의 영향을 많이 받아 자전거가 대중교통에 미치는 영향은 크지 않은 것으로 나타났다. 자전거에 대한 추가 분석을 수행한 결과, 매개 중심성과 가중 연결 중심성이 높은 지역은 대부분 여가 통행이 발생한 지역으로 나타났다.

### 85 RNN을 이용한 코로나19 상황에서 대중교통 이용량 예측

한성재 (홍익대학교 연구원), 이경재 (홍익대학교 박사과정), 추상호 (홍익대학교 교수)

코로나19는 많은 생활 행태에 변화를 가져왔으며, 도시교통에도 영향을 미쳤다. 코로나19의 확산으로 대중교통 이용량이 감소하였다. 본 연구에서는 코로나19의 영향에 따라 딥러닝을 이용하여 대중교통 이용량의 예측하고 변수에 따른 예측력과 예측 모형 간 비교를 통해 데이터의 특성 및 영향력을 파악하였다. 변수로 대중교통 이용량, 휴일 유무, 강수량, 코로나 확진자 수, 백진 집종자 수를 활용하였으며 RNN, LSTM, ARIMA, HA를 이용하여 예측하였다. 대중교통 이용량만 활용한 경우보다 코로나19와 관련된 변수를 활용한 경우의 예측력이 더 우수한 것으로 보아 코로나19는 대중교통 이용량 예측에 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 또한 단기 예측력이 뛰어난 RNN이 예측 모형 중 가장 우수한 모형으로 나타났으며, 이는 코로나19로 인한 대중교통의 이용에 대한 사람들의 인식이 단기적임을 확인할 수 있다. 이는 추후 다른 전염병의 창궐 시 단기적인 예측을 통해 예측력을 높여 대중교통의 흐름을 보다 원활하게 할 수 있을 것으로 보인다.

# RNN을 이용한 코로나19 상황에서 대중교통 이용량 예측 Forecasting the Usage of Public Transportation in the COVID-19 Situation Using RNN

한성혜<sup>1</sup> · 이경재<sup>1</sup> · 추상호<sup>2</sup>

<sup>1</sup>홍익대학교 도시계획과, <sup>2</sup>홍익대학교 도시공학과

## I. 서론

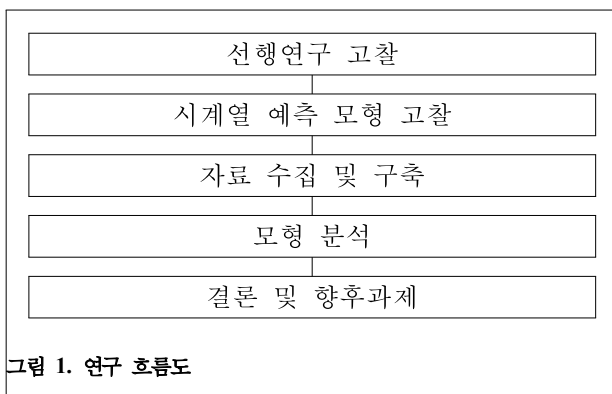
### 1. 연구의 배경 및 목적

전 세계적으로 코로나19 바이러스의 등장은 많은 것들에 대해 변화를 가져왔다. 출퇴근, 등하교, 쇼핑, 문화생활 등의 행태가 변화하였으며 이로 인해 도시교통에도 변화가 나타났다. 사회적 거리두기 단계가 높아지면서 비대면 학습과 재택근무가 증가하였고, 대중교통을 이용하는 인원과 통행량이 감소하였다. 또한 감염의 위험으로 많은 사람들이 함께 이용하는 버스나 지하철 등의 대중교통에 대해 전국의 하루 평균 통행량이 2019년 대비 2020년에 27% 감소하는 모습을 보였다(국토교통부, 2021). 이는 코로나19의 확산으로 출·퇴근 목적 외의 불필요한 외출을 줄여 대중교통의 이용량이 감소한 것으로 풀이된다.

따라서 본 연구에서는 코로나19의 영향에 따라 사회적 거리두기 조정안 발표의 시기인 14일에 대해 하루의 대중교통 이용량을 딥러닝을 이용하여 예측하고자 한다. 자료가 시계열로 구성됨에 따라 시계열 예측 등에 많이 사용되는 모델을 사용하였다.

예측 결과를 통해 코로나19와 관련된 변수에 따른 예측력을 파악하고 모형 간의 비교로 데이터의 특성 및 영향력을 파악하고자 하였다.

대중교통 이용량의 예측을 위한 자료는 코로나19가 우리나라에서 발생한 2020년 1월 20일부터 최근 일자인 2021년 11월 5일까지의 데이터를 활용하였으며, 대한민국의 각 시도별로 확인하였다.



## II. 분석방법론

### 1. 분석 모형

본 연구에서는 시계열 데이터인 시도별 일자별 대중교통 이용량 예측을 위해 딥러닝과 ARIMA, HA를 활용하여 예측을 진행하였다. RNN(recurrent neural network, 순환신경망) 모형을 활용하였다. RNN은 반복적이고 순차적인 데이터의 학습에 특화되어있으며, 입력층과 출력층 사이의 데이터에 대해 그림 2와 같은 순환구조를 가져, 시계열 신호와 같이 앞뒤 정보가 상관도가 있는 신호를 처리하는데 사용되는 인공신경망이다.

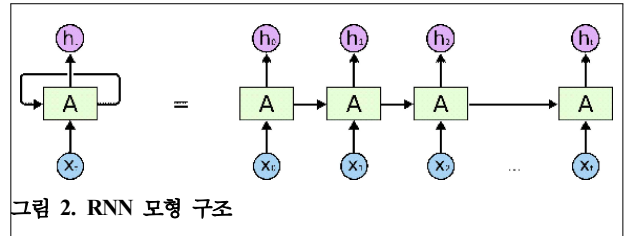


그림 2. RNN 모형 구조

일반적인 순환신경망 모델은 관련 정보와 그 정보를 사용하는 지점 사이 거리가 멀 경우 역전파시 그라디언트가 점차 줄어 학습능력이 크게 저하되어, 장기 의존성 문제를 지니게 된다. 이를 해결하기 위해 고안된 모델이 LSTM(long short term memory, 장단기 기억 네트워크)이다. 그림 3과 같이 기존의 RNN과 같이 순환구조를 가지고 있으나, 망각게이트, 입력게이트, 출력게이트를 이용하여 장기기억 정보를 저장하는 메모리셀 구조를 갖는다.

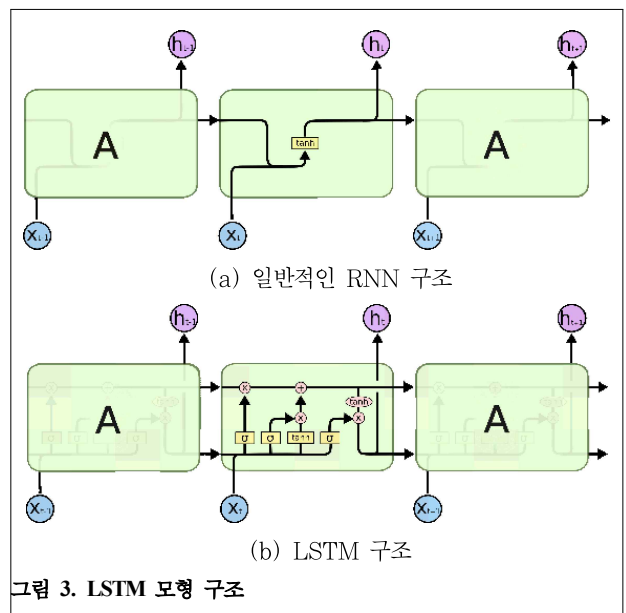


그림 3. LSTM 모형 구조

ARIMA(autoregressive integrated moving average) 모형은 시계열 예측에 많이 사용되는 모형으로, 현재의 값을 과거값과 과거의 예측오차를 통해 설명한다. HA(historical average)는 설정한 특정 기간 동안의 평균을 통해 예측하는 기법을 말한다.

모델과 변수, 시도별 비교검증을 위하여 평가지표로 가장 많이 사용되는 지표 중 RMSE와 MAPE를 사용하였다. 낮은 값을 가질수록 우수한 것을 확인할 수 있다.

## 2. 자료 수집 및 구축

본 연구에서는 시도별 대중교통 이용량을 예측하기 위해 대중교통 이용량, 날짜, 강수량 자료, 코로나19 확진자 수, 백신 접종자 수를 이용하였다.

모든 자료는 시간별 자료로 대중교통 이용량은 교통카드 빅데이터 통합정보시스템의 이용량지표 데이터에서 버스와 지하철을 포함한 대중교통 목적통행량의 시도별 일별 발생량을 사용하였다. 날짜는 평일과 주말을 구분하여 주말을 휴일로 처리하였으며, 공휴일도 휴일로 처리하여 휴일 유무를 구분하였다. 강수량의 경우에는 기상청의 기상자료개방포털에서 각 시도청이 있는 지역에서 관측한 시도별 일일 강수량(mm)을 사용하였다. 그리고 코로나19 확진자 수는 전국의 일자별 신규 확진자 수를, 백신 접종자 수는 2차 접종 완료자 수를 기준으로 처음 집계된 날을 제외한 2021년 2월 27일 자료부터 전국 일자별 접종 현황 데이터를 사용하였다.

시도별 일자별로 2020년 1월 20일~2021년 11월 5일 동안의 총 656개 자료를 구축하였다. 일반적으로 신경망 모델의 학습에 학습(training) 세트와 테스트(test) 세트를 8:2로 구분하므로 2020년 1월 20일부터 2021년 6월 2일까지 500개를 학습으로 사용하였고 2021년 6월 3일부터 2021년 11월 5일까지 156개를 테스트로 사용하였다.

## III. 분석 결과

코로나19 상황에서 관련된 변수에 대한 RNN 모형의 예측력 결과는 표 1과 같다. MAPE를 통해 전라북도를 제외하고 전국과 시도별로 대중교통 이용량, 휴일 유무, 강수량, 코로나 확진자, 백신 접종자 변수를 포함한 모형이 대중교통 이용량만 활용한 모형보다 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 이는 코로나19의 확산으로 인한 사회적인 영향이 대중교통 이용에 영향을 미치며 예측력에 반영된 것으로 판단된다.

모형별로 살펴보면 표 2와 같은 결과를 보이며, RMSE를 통해 RNN의 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났다. ARIMA와 HA에 대해서는 전국과 모든 시도별로 낮은 값을 가지며, LSTM에 대해서는 서울특별시, 부산광역시, 인천광역시를 제외하고 낮은 값을 가진다. Kim, K. H. (2021)은 단기적 예측에서 RNN 모델이 우수한 것으로 보았으며 이에 따라 코로나19로 인해 대중교통의 이용에 대한 사람들의 인식이 단기적인 것으로 보인다.

표 1. RNN 변수별 MAPE 분석 결과

변수	대중교통 이용량	대중교통 이용량, 휴일, 강수량, 코로나, 백신
전국	8.39	10.12
서울특별시	8.51	11.33
부산광역시	9.96	14.71
대구광역시	8.87	11.13
인천광역시	8.05	9.62
광주광역시	10.57	12.66
대전광역시	11.21	13.30
울산광역시	12.90	14.10
세종특별자치시	10.21	11.55
경기도	8.33	10.08
강원도	10.04	13.43
충청북도	9.55	12.89
충청남도	8.98	11.20
전라북도	71.37	12.31
전라남도	10.69	13.51
경상북도	10.89	12.14
경상남도	11.00	13.05
제주특별자치도	9.09	12.67

표 2. RMSE 분석 결과

지역	RNN	LSTM	ARIMA	HA
전국	1,837,403	2,021,464	5,089,027	3,498,478
서울특별시	873,973	790,074	2,334,249	1,546,998
부산광역시	275,629	242,882	484,943	325,677
대구광역시	86,823	112,524	264,449	144,767
인천광역시	109,239	104,015	286,545	202,415
광주광역시	36,329	43,517	89,241	62,908
대전광역시	48,217	59,027	106,729	72,188
울산광역시	28,047	32,182	66,080	42,517
세종특별자치시	5,291	6,866	16,027	10,518
경기도	434,917	447,791	1,109,907	780,451
강원도	11,793	12,959	29,956	18,879
충청북도	19,234	24,958	41,589	30,330
충청남도	30,649	37,355	72,063	51,937
전라북도	21,250	28,916	54,655	38,752
전라남도	23,028	28,634	46,902	34,715
경상북도	26,242	28,905	67,982	41,536
경상남도	62,561	75,953	136,819	95,138
제주특별자치도	18,526	19,557	37,580	26,483

## IV. 결론

본 연구에서는 코로나19 상황에서의 대중교통 이용량을 딥러닝을 이용하여 예측하였으며, 시도별 코로나19에 따른 예측력과 예측 모형 간 비교를 통해 그 특성을 확인하였다.

코로나19의 발병 이후 대중교통 이용량만 활용한 경우보다 대중교통 이용량, 휴일 유무, 강수량, 코로나 확진자 수, 백신 접종자 수를 포함한 경우에서 예측력이 우수하게 나타났다. 또한 RNN, LSTM, ARIMA, HA를 이용한 예측에서 단기적인 예측에 우수하게 나타나는 RNN이 가장 예측력이 높은 것을 통해 코로나19의 대중교통 이용량에 대한 영향은 단기적임을 확인하였다.

본 연구는 딥러닝을 이용하여 코로나19 상황에서 대중교통의 예측력을 높였으며, 모형 간 비교검증을 통해 추후 전염병 창설 시 단기적인 예측을 통해 보다 원활한 대중교통의 흐름을 가능하게 할 수 있다는 측면에서 의의를 갖는다. 그러나 코로나19가 발생한 이후의 데이터가 충분하지 않다는 점에서 한계를 가지고 있다. 따라서 향후에는 기타 전염병들의 데이터를 활용하여 예측력을 비교 검증하는 연구가 필요할 것으로 보인다.

## 참고문헌

- Kim, K. H. (2021). A Study on the Forecasting of Bunker Price Using Recurrent Neural Network. Journal of the Korea Society of Computer and Information, 26(10), 179-184.
- “Understanding LSTM Networks”, <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>(accessed Feb. 24,2022)
- 국토교통부 (2021). “교통카드 빅데이터 분석 결과...대중교통 이용 27% 감소.”