

의료시설의 접근성이 노인 인구 증가에 미치는 영향 연구: 회귀분석과 머신러닝기법을 활용한 실증분석

김현정*, 김규석**, 강정윤***

A Study on Impact of Medical Facility Accessibility on the Elderly Population Growth: A Comparative Analysis using Regression Analysis and Machine Learning Techniques

Hyunjung Kim*, Kyuseok Kim**, and Jung Yun Kang***

요약

우리나라의 인구 고령화는 급격히 진행되고 있다. 이는 수도권보다 지방에서 더욱 집중적으로 일어나고 있는 현상으로 지방도시의 소멸의 위기까지 거론되고 있다. 구직활동을 위해 도시로 이주하는 청년계층 외에 노인계층 또한 도시 여러 서비스를 제공 받고자 도시로 이주하려는 경향을 보이고 있다. 여러 가지 도시 서비스 중 의료시설에 대한 선호로 인해 노인인구의 이동이 발생하는 것을 고려하여 본 연구에서는 회귀분석과 머신러닝 기법을 활용하여 전국을 대상으로 의료시설의 접근성이 노인 인구 증가에 미치는 영향을 연구 하였다. 분석 결과, 회귀분석의 수정된 결정계수는 0.507이었으며, 머신러닝 분석 결과 MAPE값은 최소값 기준 27.5%의 성능을 보였다. 본 연구의 결과를 통해 지방 도시에 노인들의 수요를 고려한 의료 서비스 공급의 당위성을 확보하고, 지방 도시에 노인들의 수요를 고려한 의료 서비스를 제공함으로써 노인들의 삶의 질을 높이고 지방도시의 소멸에 대비하여 국토의 균형발전을 도모할 수 있을 것이다.

Abstract

Korea's population aging is rapidly progressing. This phenomenon occurs more intensively in local cities than in metropolitan areas, and the crisis of extinction of local cities is being discussed. In addition to the youth moving to the city for job search, the elderly also tend to move to the city to receive various urban services. Considering the movement of the elderly population due to preference for medical facilities among various urban services, this study studied the effect of accessibility to medical facilities across the country on the increase of the elderly population. As a result of the analysis, the regression analysis's adjusted R square was 0.507, while the machine learning showed 27.5% of MAPE based on the minimum value. Through the results of this study, it is expected to improve the quality of life of the elderly, and promote balanced national development in preparation for the extinction of local cities.

Keywords

medical facility accessibility, elderly population, linear regression analysis, machine learning

* 서울대학교 건설환경종합연구소
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4894-6906>
** 서울대학교 환경대학원 환경계획학과/
한국폴리텍대학 분당융합기술교육원 데이터융합SW과
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6613-5125>
*** 연세대학교 치위생학과(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3725-8868>

· Received: Feb. 11, 2022, Revised: Mar. 03, 2022, Accepted: Mar. 06, 2022
· Corresponding Author: Jung Yun Kang Dept. of Dental Hygiene, College of Software Digital Healthcare Convergence, Yonsei University, Kangwon-do, Korea
Tel.: +82-33-760-5564, Email: hannahkang@yonsei.ac.kr

I. 서 론

우리나라 인구고령화는 가속화되고 있다. 통계청 2020 고령자통계 자료에 의하면 2020년 65세 이상 고령인구는 우리나라 인구의 15.7%로, 향후에도 계속 증가하여 2025년에는 20.3%에 이르러 우리나라가 초고령 사회로 진입할 것으로 전망되고 있다. 또한, 이러한 경향은 수도권 보다 지방 소도시를 중심으로 심화되고 있는 것으로 나타났다. 이에 지방 도시의 소멸 위기에 대한 대비뿐만 아니라, 늘어난 고령자 인구를 고려한 시설계획 등 도시계획 및 보건·의료, 안전, 사회복지 등 여러 분야에서 그 관심과 대책마련의 중요성이 높아지고 있다.

고령자들이 은퇴를 하여 교외 지역으로 이주할 것이라는 과거의 통념과 달리, 2000년대 이후의 연구들에서는 고령자들이 도시에서 제공되는 여러 가지 서비스를 제공받기 위해 도시에 거주하고자 한다는 연구결과가 제시되고 있다[1][2]. 직접 운전을 하지 않고 대중교통을 이용하여 여러 가지 도시 서비스를 제공 받을 수 있다는 점에서 노인들에게 교외 보다 도시지역의 거주 매력도가 높아진 것이다.

여러 가지 시설 중에서도 노인이 도시에 거주하고자 하는 가장 큰 요인 중 하나는 바로 의료시설이다. 일반적으로 노년기의 건강 악화로 인하여 고령층 인구집단의 의료서비스 수요 증가를 보이는 것으로 알려져 있다[3]. 또한 의료서비스에 대한 접근성이 낮아지면 건강 관련 삶의 질은 낮아지는 것으로 밝혀졌다[4].

의료법 제3조에 의하면 의료기관은 의원급과 종합병원을 포함한 병원급 의료기관으로 나누고, 보건복지부장관은 상급종합병원 지정 및 평가에 관한 규칙에 의해 종합병원 중에서 중증질환에 대하여 난이도가 높은 의료행위를 전문적으로 하는 종합병원을 상급종합병원으로 지정할 수 있다. 상급종합병원은 진료권역별로 평가 제도를 통해 3년 주기로 지정되며, 이는 중증질환에 대하여 난이도가 높은 의료 행위를 전문적으로 해당 지역에 제공하기 위한 제도이다. 2020년 기준 42개의 상급종합병원이 지정되었으며 이 중 21개의 의료기관이 수도권에 집중되어 있다. 비수도권에 소재한 나머지 21개의 상급종합병원은 1곳을 제외하고는 광역시급 또는

시급 이상에 위치한다[5]. 실제로 선행 연구결과에 따르면 고령층이 필요로 하는 고도화된 의료서비스를 제공받을 수 있는 상급종합병원은 대부분 도시에 위치하고 있고, 노인 주거 및 의료 서비스의 접근성이 노인 주거 이동에 영향을 미친다고 한다[6][7]. 이는 인구 고령화 시대에 맞춰 인구 피라미드의 많은 부분을 차지하게 될 노인계층을 고려한 시설계획 및 보건·의료 계획을 위한 기초 자료로서, 의료 서비스의 접근성에 따른 노인 인구의 증가에 대한 실증 분석이 필요함을 시사한다.

이에 따라 본 연구는 의료 시설과 그 접근성이 65세 이상 노인 인구의 증가에 영향을 미치는 요인에 대하여 분석하는데 목적을 둔다. 본 연구에서는 시/군/구 노인 인구 증가 데이터와 의료 기관 수, 고속철도역의 존재 여부 등의 도시환경 데이터를 활용하였다. 연구 방법론으로는 해당 변수들의 영향도를 알아보기 위해 선형 회귀분석을 수행하고, ANN 인공지능 기법을 활용하여 예측 및 분석의 정확도를 검증하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 기존의 고령자와 의료 서비스 관련 연구에 대하여 고찰하며 3장에서는 이를 기반으로 연구 모형을 설정, 데이터 수집 그리고 분석 방법론에 대하여 기술한다. 4장은 연구 결과에 대하여 설명하며, 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 연구에 대하여 제시한다.

II. 문헌 고찰

2.1 고령자와 의료 서비스에 관한 연구

고령자와 의료 서비스에 관한 연구로서, 이윤경(2018)은 노인들의 건강과 기능상태 등을 파악하여 노인 건강 증진과 적절한 정책적 방안 제언을 하였다[8]. 연구 데이터로는 2017년에 실시한 노인실태 조사를 기반으로 하였다. 연구 결과, 2017년 우리나라의 기대 수명은 82.4세이나 건강수명은 64.9세로 노후에 약 17.5년을 의료적 돌봄을 받고 생활하는 것으로 나타났다.

정연 외(2018)는 노인의 노쇠 수준에 따른 의료 서비스의 이용에 영향을 미치는 요인에 대하여 연

구하였다[9]. 연구 데이터로는 대전광역시에서 거주하고 있는 만 65-84세 노인 516명을 대상으로 대면 설문조사를 실시한 결과이다. 노쇠 수준을 판단하는 방법론으로는 K-frail을 활용하였으며, 의료 서비스의 영향도를 판단하는 방법론으로는 로지스틱 회귀 분석을 활용하였다. 연구결과, 노쇠 수준은 의료 서비스 이용에 유의한 영향을 미쳐 노쇠할수록 응급 서비스 이용확률과 외래방문횟수가 유의하기 증가하였다.

2.1 고령자 주거 이동 결정 요인에 관한 연구

고령자 주거 이동 결정 요인에 관한 연구로서, 고진수 외(2014)는 노년 가구가 연령의 증가, 건강의 악화, 독거 상황 등으로 인해 발생할 수 있는 주거 이동과 주택 선택에 관련된 영향을 연구하였다[10]. 연구 데이터로는 2007년 주거실태조사이며, 연구 방법론으로는 이항 로짓모형이었다. 분석 결과 중 주거 이동의 요인으로 의료 서비스의 접근성이 유의한 영향을 미쳤음을 알 수 있었다.

김홍배 외(2012)는 우리나라 수도권 내 고령자의 지역 간 이동을 연구하였다[6]. 연구 데이터로는 수도권 고령자 18명을 통해 도출된 고령자 이동을 기반으로 설문조사 결과를 활용하였다. 이 데이터를 통해 AHP(Analytic Hierarchy Process) 기법을 활용하여 지역별 효용을 분석하였다. 분석결과 중 고령자의 지역효용 항목과 가중치를 살펴보면, 종합병원 수를 비롯한 의료 환경, 주택 가격, 교통 시설 등의 생활 환경, 고령자 취업 관련 업체 수 등의 경제 환경 그리고 경로당 수 등의 복지 환경 순으로 가중치를 부여하였음을 알 수 있었다.

2.3 본 연구의 차별성

본 연구는 기존 연구 대비 다음과 같은 차별성이 존재한다.

첫째, 본 연구는 실증적 분석 연구이다. 기존의 노인 인구 증감과 관련된 생활 환경적 요인, 경제적 환경 요인 등 여러가지 요인들 중 의료 환경적 요인에 주안점을 두고 실증적으로 분석한 연구이다.

둘째, 기존 연구들과는 다르게 수도권이나 특정

지역에 국한되지 않고 제주 지역을 제외한 전국 227개 지역구를 대상으로 한 연구이다. 요인으로는 상급종합병원의 수, SRT나 KTX 등의 고속철도 등의 접근성 등을 모두 포함하였다.

셋째, 본 연구는 같은 연구 모형을 전통적인 다중 선형 회귀 분석과 ANN 기반의 머신러닝에 동시 수행한 연구이다. 다중 선형 회귀 분석을 통해 독립 변수들이 종속 변수에 미치는 영향도를 정량적으로 판단해 볼 수 있었으며, ANN 기반의 머신러닝을 통해 다양한 데이터를 모형에 반영하고, 선형회귀분석 및 머신러닝의 모형간 비교가 가능한 연구로서 의미를 갖는다.

종합하면 본 연구는 고령화 시대에 지역별 노인 인구 증감에 영향을 미치는 요인에 대하여 실증적으로 분석하여 추후 국토 및 도시계획 및 보건·의료시설 계획, 사회복지 분야 등에 도움이 될 기초 자료로 활용 하고자 한다.

III. 연구 방법

본 장의 1절에서는 연구에 활용하는 데이터에 대하여 설명하고 2절에서는 연구 방법론에 대하여 기술한다.

3.1 연구 데이터

표 1은 연구 데이터의 변수와 시간적, 공간적 범위에 대한 내용이다.

표 1. 변수와 범위
Table 1. Variables and ranges

Category		Abbr.
Dependent variable	Outcome	INE[7]
Independent variable	Educational factor	NPA[7]
	Medical factor	NTH[7]
		NMF[7]
	Environmental factor	UR[7]
		DAH[11][12]
		DDH[11][12]
		SMA
	Economic factor	EER[13]
RSI[13]		
• Temporal range : Annual 2010 - 2020 • Spatial range : 227 of districts nationwide except for Jeju island		

모든 데이터에 공통적으로 해당하는 시간적 범위는 2010년부터 2020년까지 11년간의 연간 데이터이며, 공간적 범위는 제주도를 제외한 전국 227개의 지역구이다.

종속변수인 INE(Increase Number of Elderly population)는 지역구의 연도별 고령자 증가 인구수를 나타낸 것이다. 독립변수는 교육적 요인, 의료적 요인, 환경적 요인, 경제적 요인으로 나뉜다.

첫째, NPA(Number of Private Academies)는 해당 지역구의 인구 천명당 사설학원수를 나타낸다. 둘째, NTH(Number of Tertiary Hospital)는 해당 지역구의 상급종합병원 수를 나타낸다. 셋째, NMF(Number of Medical Facilities)는 해당 지역구의 종합병원, 병원, 의원, 치과병(의)원, 한의원 등의 의료기관 전체의 수를 나타낸다. 넷째, UR(Urbanized Ratio)는 도시화율을 의미하며, 식 (1)과 같이 해당 지역구의 도시 지역의 면적을 전체 면적으로 나눈 값이다. 다섯째, DAH(District including A High-speed railway)는 해당 지역구에 KTX 또는 SRT 역의 존재 여부를 나타내는 더미변수이다. 여섯째, DDH(District including Dual High-speed railways)는 해당 지역구에 KTX와 SRT 역이 중복으로 존재하는지 여부를 나타내는 더미변수이다. 일곱째, SMA(Seoul Metropolitan Area)는 수도권 여부 더미변수로서 서울특별시, 경기도, 인천광역시에 해당한다. 여덟째, EER(Elderly Employment Rate)는 해당 연도의 전국 고령 인구의 취업률을 나타낸다. 마지막으로, RSI(Real estate Sales price Index)는 부동산 매매가 지수로서 특별시, 광역시와 도를 기준으로 구분된다.

$$UR = \text{Urban area size} / \text{Overall area size} \quad (1)$$

3.2 연구 방법론

본 연구는 그림 1과 같은 흐름으로 진행된다. 연구의 시작으로 지역구별 노인 인구 증가와 관련된 선행 연구들을 고찰하며, 이 연구들을 기반으로 본 연구에서 활용할 연구 모형을 수립한다. 그리고 이 연구 모형에 활용될 연구 데이터들을 수집한다.

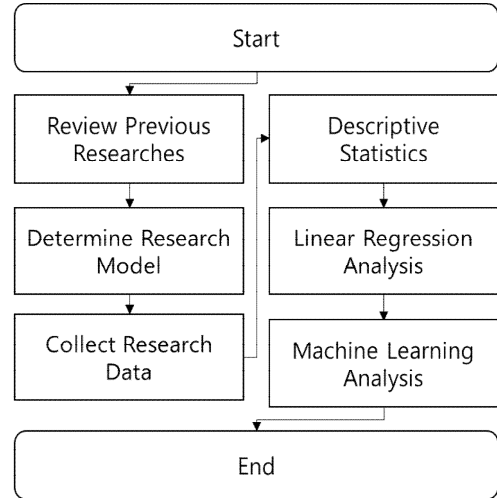


그림 1. 연구 순서도
Fig. 1. Research flow

이렇게 수집된 연구 데이터를 기반으로 총 3가지의 분석을 수행하여 결과를 얻는다. 첫째, 각 데이터 변수들의 기술통계량을 얻는다. 둘째, 선형 회귀 분석으로 통해 각 변수들이 노인 인구 증가에 영향을 미치는 영향도를 측정한다. 마지막으로, ANN 기반의 머신러닝 모델을 활용하여 ANN 모델을 통한 분석을 수행하여 정확도를 검증한다.

본 연구에서 수행하는 선형 회귀 분석과 ANN 기반의 머신러닝 분석을 위한 연구 모형은 식 (2)와 같다. 또한 머신러닝을 수행한 후 정확도를 수치를 검증하기 위하여 식 (3)과 같이 절대 평균 오차율인 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)를 활용한다.

$$\begin{aligned} \Delta INE_i = & \beta_0 + \beta_1 NPA_i + \beta_2 NTH_i + \beta_3 NMF_i \quad (2) \\ & + \beta_4 UR_i + \beta_5 DAH_i + \beta_6 DDH_i + \beta_7 SMA_i \\ & + \beta_8 EER_i + \beta_9 RSI_i + \epsilon \end{aligned}$$

$$MAPE_i = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - P_i}{A_i} \right| \quad (3)$$

A_i : Actual Value
 P_i : Predicted Value

ANN 기반의 인공지능 모형에 설정할 데이터 학습 단위인 Batch size와 학습 횟수인 Epochs의 값은 표 2와 같다.

표 2. ANN 모형의 설정값

Table 2. Setting values for ANN model

	Value
Batch size	1 ~ 10
Epochs	1 ~ 10,000
* Training data ratio : 70%	
* Test data ratio : 30%	
* No hidden layers and default options	

Batch size는 1부터 1씩 증가하여 10까지이며, Epochs는 1부터 10배씩 증가하여 10,000까지이다. 따라서 총 50가지의 테스트 케이스가 존재한다. 학습 데이터와 검증 데이터는 7:3의 비율로 랜덤 합수를 통해 나눈다. 또한, 추가적인 설정 없이 기본값을 통해 신경망을 구성한다.

이렇게 50가지의 테스트 케이스를 수행 후, MAPE 값의 패턴을 파악하고 가장 적절한 Batch size와 Epochs 값을 기반으로 10회 반복수행하여 본 모형의 최종 MAPE 값을 산출한다.

IV. 연구 결과

4.1 기술 통계 결과

표 3은 연구 데이터의 기술 통계량이다. 전체 데이터의 샘플 수는 277개의 지역구의 11년치로 총 2,497개이다. 종속변수에 해당하는 지역구별 노인 인구(INE)는 평균 1,277.10명, 최소 -23,776명, 최대 34,486명임을 알 수 있었다.

독립변수 중 교육적 요인인 지역구별 인구 천명당 사설 학원 수(NPA)는 평균 0.26개, 최소 0개, 최대 7.4개임을 알 수 있었다. 의료적 요인인 상급종합병원(NTH)은 전국에 총 45개가 존재하며, 지역구별 평균 0.26개, 지역구별 의료기관 수(NMF)는 평균 385.57개임을 알 수 있었다. 환경적 요인인 지역구별 도시화 비율(UR)은 평균 0.52, 지역구별 KTX 또는 SRT 고속철도 역이 있는 지역(DAH)는 0.13으로 전체 지역구의 13%이며 둘 다 있는 지역(DDH)는 0.02로 전체 지역구의 2%임을 알 수 있었다. 또한, 전체 지역구 중 수도권이 차지하는 비중(SMA)은 29%임을 알 수 있었다. 마지막으로 경제적 요인인 연도별 노인 평균 취업률은 30.9%, 시도별 부동산 매매가 지수는 89.71%임을 알 수 있었다.

표 3. 변수별 기술 통계량

Table 3. Descriptive statistics by variable(n = 2,497)

Variable	Mean	SD	Min.	Max.
INE	1,277.10	1,597.96	-23,776	34,486
NPA	0.26	0.57	0	7.4
NTH	0.19	0.48	0	3
NMF	385.57	399.45	10	3,160
UR	0.52	0.40	0	1.0
DAH	0.13	0.33	0	1
DDH	0.02	0.14	0	1
SMA	0.29	0.45	0	1
EER	30.9	1.43	29.0	34.1
RSI	89.71	8.35	54.0	105.4

변수들 중 표준편차의 값이 평균 수준을 크게 벗어나는 NPA, NTH, DDA, SSH, SMA는 그 값의 지역구별 편차가 크다는 것을 의미한다. 다시 말하면, 지역구별 인구 천명당 사설 학원 수는 0개에서 7.4개, 평균 0.26개이지만 지역구별 그 분포가 고르지 않다는 것이다. 또한, 지역구별 상급종합병원의 수도 0개에서 3개, 평균 0.19개이지만 지역구별 편차가 크다는 것을 의미한다.

반대로, 변수들의 표준편차의 값이 평균과 비슷하거나 월등히 크지 않은 INE, NMF, UR, EER, RSI는 그 값의 지역구별 편차가 크지 않음을 의미한다. 다시 말하면, 앞에서 언급한 지역구별 상급종합병원의 수의 편차는 크지만, 지역구별 의료기관의 수는 최소 10개에서 최대 3,160개이지만 표준편차는 399.45로 평균 385.57보다 월등히 크지는 않으므로 그 편차가 상대적으로 적음을 의미한다.

표 4와 표 5는 수도권 지역과 비수도권 지역을 나눠서 수행한 기술 통계의 결과이며, 그림 2는 전국, 수도권, 비수도권으로 지역을 나눠 변수별 평균값을 그래프로 나타낸 것이다. 종속변수인 INE의 값은 수도권이 1,464.71, 비수도권이 885.15로 수도권 지역의 연도별/지역구별 노인 인구 증가의 수가 비수도권 지역보다 65.48% 더 큼을 알 수 있었다.

전체 변수들 중 DDH와 RSI를 제외하고는 평균값의 크기가 수도권 지역이 더 컸음을 알 수 있었다. 그러나 RSI는 해당 지역의 2021년 6월의 지수를 100.0으로 기준한 것으로 수도권, 비수도권 지역간의 비교는 불가하다.

표 4. 수도권의 변수별 기술 통계량

Table 4. Descriptive statistics by variable in Seoul metropolitan area(n = 2,497)

Variable	Mean	SD	Min.	Max.
INE	1,464.71	1,725.93	-23,776	34,486
NPA	1.26	0.56	0	7.4
NTH	0.22	0.51	0	3
NMF	446.10	425.18	23	3,160
UR	0.61	0.41	0	1
DAH	0.13	0.34	0	1
DDH	0.02	0.14	0	1
SMA	1	1	1	1
EER	30.9	1.43	29.0	34.1
RSI	87.50	7.74	54.0	99.7

표 5. 비수도권의 변수별 기술 통계량

Table 5. Descriptive statistics by variable in non Seoul metropolitan area(n = 1,771)

Variable	Mean	SD	Min.	Max.
INE	885.15	1,005.92	-880	10,754
NPA	1.24	0.56	0.1	4.5
NTH	0.13	0.44	0	3
NMF	268.67	274.34	10	1,731
UR	0.40	0.37	0.04	1.0
DAH	0.14	0.35	0	1
DDH	0.03	0.16	0	1
SMA	0	0	0	0
EER	30.9	1.43	29.0	34.1
RSI	92.19	8.08	54.0	105.4

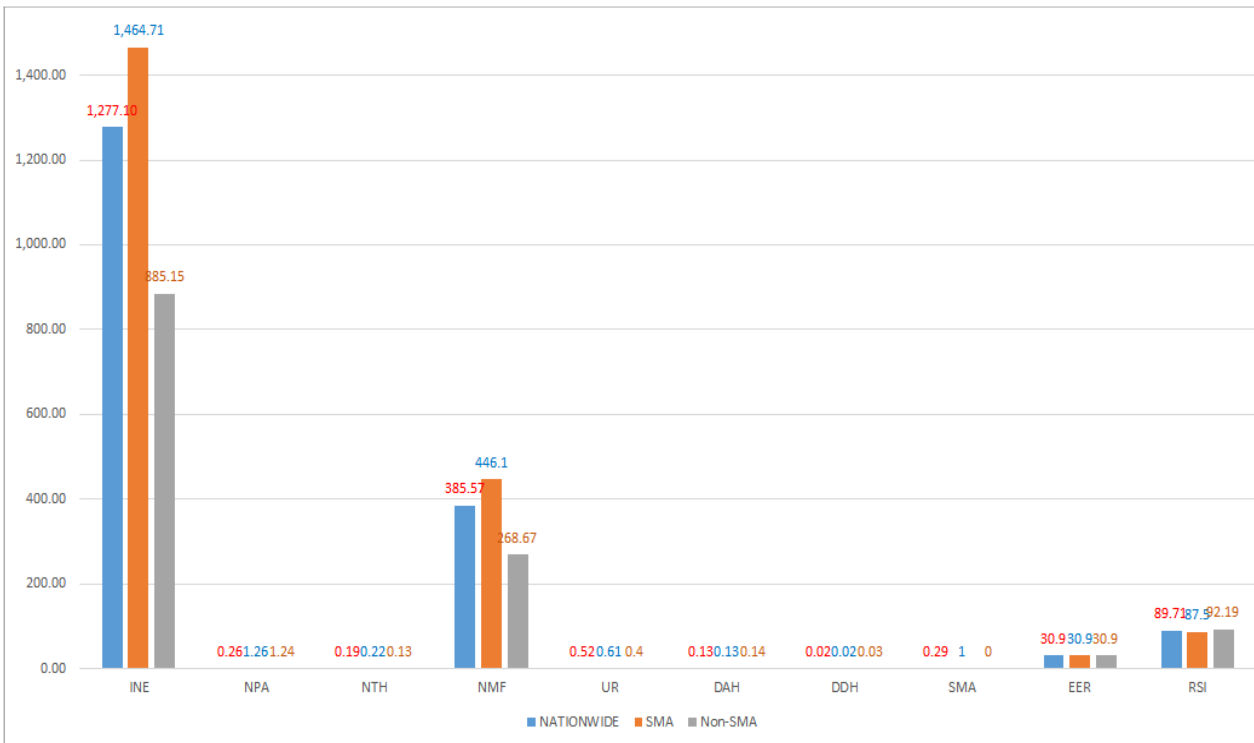


그림 2. 변수별, 지역별 값 비교
Fig. 2. Values comparison by variable and region

4.2 선형 회귀 분석 결과

표 6은 연구 데이터를 활용하여 식 (2) 모형을 기반으로 선형 회귀 분석을 수행한 결과이다. 독립 변수들 중 결과에 영향을 유의하게 미치는 변수는 NTH, NMF, UR, DAH, SMA, EER로 6개이다.

각 변수들의 계수를 포함하여 해석하면, 노인 인

구의 증가에 영향을 미치는 변수는 NMF, UR, DAH, SMA, EER이며, 감소에 영향을 미치는 변수는 NTH였다. 풀어서 해석하면, 의료기관의 수, 도시화 비율, KTX 또는 SRT 고속철도 역의 존재 여부, 수도권 여부, 노인 취업률 증가는 해당 지역구 노인 인구 증가를 이끌었다.

그러나 상급종합병원의 존재 여부는 노인 인구와

음의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 이는 상급종합병원들이 대부분 도심에 위치하고 있기 때문에, 상대적으로 노인인구가 많은 비수도권지역과 음(-)의 관계를 보이지만, 이러한 상급종합병원을 이용할 수 있는 KTX 또는 SRT가 위치한 지역에 노인 인구의 증가를 가져온 것으로 해석할 수 있다.

즉, 수도권의 지역구이면서 의료기관의 수가 많고, 도시화 비율이 높으면서 KTX나 SRT 고속철도역이 존재하는 지역이면 노인 인구의 증가가 상대적으로 크다는 것을 알 수 있다.

표 6. 선형 회귀 분석 결과

Table 6. Results of linear regression analysis(n = 2,497)

Variable	Coef.	t-test	VIF
Constant	-4,723.2469***	-9.322	506.960945
NPA	-56.9692	-1.147	1.566354
NTH	-440.1066***	-8.284	1.294371
NMF	2.6871***	30.203	2.503690
UR	161.3764*	2.089	1.919875
DAH	193.4763*	2.574	1.255642
DDH	-132.9533	-0.748	1.181618
SMA	247.9923***	3.849	1.697453
EER	178.2736***	10.018	1.278994
RSI	-6.4447	-1.779	1.815426
R ² : 0.509 / Adj. R ² : 0.507			

4.3 ANN 머신러닝 분석 결과

표 7은 연구 데이터를 활용하여 식 (2)의 모형과 표 2의 설정을 기반으로 ANN 머신러닝을 각 1회씩 총 50회 수행하였다. 각 설정별 MAPE의 값은 표 7과 같았으며, Epoch가 1이었을 때는 그 값이 매우 컸음을 알 수 있었고, 10이상이었을 때는 30 ~ 40대 사이를 유지했음을 알 수 있었다. 그 중에서도 MAPE가 가장 우수하게 나온 Batchsize가 5이면서 Epoch가 10,000때를 최적값으로 판단하여 이를 10회 수행하였다.

표 8은 Batch size가 5이면서, Epoch가 10,000일 때 ANN 모형을 10회 반복수행하여 얻은 MAPE의 값이다. MAPE 값은 최소 27.50%에서 최대 56.40%이었으며, 평균은 42.26, 표준편차는 9.14였다.

표 7. ANN 분석 수행 결과

Table 7. Results from ANN analysis

B \ E	1	10	100	1,000	10,000
1	46.52	40.63	41.38	39.88	37.66
2	49.42	45.40	41.16	39.82	42.79
3	60.83	42.22	42.10	41.34	41.61
4	66.10	42.44	42.59	41.26	47.40
5	149.06	43.88	40.97	39.87	33.24
6	107.25	41.85	38.99	38.91	52.16
7	275.48	43.42	39.75	36.64	41.04
8	319.08	43.81	40.29	38.96	50.60
9	273.78	46.14	40.23	36.98	39.46
10	304.58	45.13	39.82	36.31	33.68

표 8. ANN 분석 수행 결과(Batch size 5, Epoch 10,000)

Table 8. Results from ANN analysis(Batch size 5, Epoch 10,000)

No.	MAPE
1	27.50
2	37.31
3	56.40
4	33.25
5	52.42
6	44.45
7	43.45
8	38.53
9	37.75
10	51.50

V. 결 론

본 연구는 고령화의 정도가 점차 심화되고 있는 국내 도시에 대해 지역별 노인인구 증가에 유의미한 영향을 미치는 요인을 회귀분석과 머신러닝을 활용하여 실증분석 하였다. 특히, 의료시설의 입지를 중심으로 노인들의 이주에 유의미한 영향을 미친 요인을 판단 함으로써, 노인의 삶의 질 개선에도모하고 상대적으로 공급이 부족한 지방도시의 의료시설에 대한 필요성을 실증적으로 밝혀내었다.

연구결과, 선형회귀 분석에서의 설명력은 0.507이었으며, 의료기관의 수, 도시화 비율, KTX 또는 SRT 고속철도 역의 존재 여부, 수도권 여부, 노인

취업률 증가는 해당 지역구 노인 인구 증가를 이끌었음을 알 수 있었다. 그러나 상급종합병원의 경우 주로 도심 지역에 분포하고 있기 때문에 노인인구와 음(-)의 관계를 보였다. 그러나, 이러한 상급종합병원을 이용할 수 있는 KTX 및 SRT역이 위치한 곳의 노인인구는 유의미하게 증가한 것으로 보아, 의료시설의 입지는 노인인구의 증가와 관련이 있을 수 있음을 시사한다. 또한, 이 모형을 ANN 기반의 인공지능 모형을 통해 예측한 결과 그 예측 오차율은 Batch size가 5이면서 Epoch가 10,000일 때, 42.26% 수준이었음을 알 수 있었다.

본 연구의 한계는 다음과 같다. 우선, 머신러닝의 예측 오차율은 42.26%로서 추가 변수와 모형의 구성 변경을 통한 개선이 필요하다. 이는 노인 인구의 증가에 영향을 미치는 기타 미시적인 변수들을 보완하고, H2O와 같은 autoML을 통해 향후 연구에서 개선되어야 할 부분이라고 판단된다. 그럼에도 불구하고 본 연구는 의료 시설 접근성을 고려하여 노인의 인구 이동에 대해 머신러닝 기법을 활용하여 전국을 대상으로 실증분석한 초기의 연구로서 가치를 가진다. 향후 후속연구 등의 보완을 통해 지방 도시에 노인들의 수요를 고려한 의료 서비스를 제공함으로써 노인들의 삶의 질을 높이고, 지방도시의 소멸에 대비하여 국토의 균형발전을 도모할 수 있을 것이다.

References

- [1] H Kim, "Factors Determining of the Choice and Patterns of Migration of the Old", College of Engineering, Seoul National University, 2012.
- [2] E. L. Glaeser, J. Kolko, and A. Saiz, "Consumer city", Journal of economic geography, Vol. 1, No. 1, Jan. 2001.
- [3] Statistics Korea, "2020 Statistics on the Aged", <http://kostat.go.kr/> [accessed: Feb 9, 2022]
- [4] H. J. Park, "The Relationship between Income Level and Health-Related Quality of Life in Korea", Korean Association of Health and Medical Sociology), Vol. 31, No. 1, pp. 107-125, 2012.
- [5] Korean Law Information Center, <https://www.law.go.kr/> [accessed: Feb. 9, 2022]
- [6] H. B. Kim, J. I. Kim, and S. N. Yoo, "Regional Utility of Elderly and Their Migration across Regions : The Case of Seoul, Metropolitan Area, Korea", Journal of the Korean Urban Management Association, Vol. 25, No. 1, pp. 49-64, Mar. 2012.
- [7] Korean Statistical Information Service, <https://kosis.kr/> [accessed: Feb. 1, 2022]
- [8] Y. K. Lee, "Health and Care of Older Adults in Korea", Health and welfare policy forum, Vol. 264, pp. 19-30, Oct. 2018.
- [9] Y. B. Jung, J. Song, E. Kim, and N. Kim, "Frailty and Health Care Utilization among Community-dwelling Older Adults", Journal of the Korean Gerontological Society, Vol. 38, No. 4, pp. 837-851, Nov. 2018. <http://dx.doi.org/10.31888/JKGS.2018.38.4.837>.
- [10] J. S. Ko and M. J. Choi, "Patterns of Housing Choice of Korean Elderly Households - Focused on the Residential Mobility and Elderly Housing", Journal of the Urban Design Institute of Korea Urban Design, Vol. 15, No. 1, pp. 19-32, Feb. 2014.
- [11] SR, <https://www.srail.or.kr/> [accessed: Feb. 1, 2022]
- [12] Korea Railroad, <https://www.letskorail.com/> [accessed: Feb. 1, 2022]
- [13] Statistical Korea, <https://www.index.go.kr/> [accessed: Feb. 1, 2022]

저자소개

김 현 정 (Hyunjung Kim)



2010년 2월 : 한동대학교

(경제학사, 경영학사,
도시환경공학(부전공))

2012년 2월 : 서울대학교

건설환경공학(세부전공:
도시계획)(공학석사)

2015년 9월 : 도쿄대학 (The

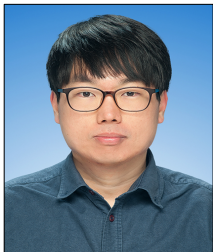
University of Tokyo) 도시공학(공학박사)

2017년 : Environmental Systems Research Institute
(ESRI) Korea, Manager(과장)

2022년 5월 현재 : 서울대학교 건설환경종합연구소,
연구교수

관심분야 : 도시 및 지역계획, 스마트시티, 시공간
빅데이터 분석, 도시공간분석, GIS, 공간AI

김 규 석 (Kyuseok Kim)



2011년 2월 : 한국항공대학교

정보통신공학(공학사)

2019년 8월 : 아주대학교

정보통신공학(공학석사)

2019년 6월 : LG전자(주)

선임연구원

2020년 2월 : ㈜LG유플러스 책임

2022년 5월 현재 : 서울대학교 도시계획학 박사수료

2022년 5월 현재 : 한국폴리텍대학 분당융합기술교육원
데이터융합SW과 조교수

관심분야 : 데이터 수집, 데이터 분석, 머신러닝, 딥러닝,
도시계획, 근거리 무선통신, 상황인지

강 정 윤 (Jung Yun Kang)



2010년 2월 : 연세대학교

치위생학(치위생학사)

2019년 8월 : 연세대학교

치의학(박사)

2022년 5월 현재 : 연세대학교

치위생학과 교수

관심분야 : 치위생학, 치의학,

보건학, 데이터 분석, 인공지능, 융합연구