

서울시 1인 가구의 코로나 19 전후 주거의 질 변화 연구: 인공신경망과 로지스틱 회귀모형을 활용한 변수 중요도 및 인과관계 분석

A Study on the Change of Quality in a Residential Sector of Single Person Households in Seoul during the COVID-19: Analyze Variable Importance and Causality with Artificial Neural Networks and Logistic Regression Analysis

임재빈* · 정기성**

Jaebin Lim* · Kiseong Jeong**

Abstract

Using the Artificial Neural Network model and Binary Logistic Regression model, this study investigates influence factors on the quality of life in terms of housing environment during the COVID-19 in Seoul. The results show that the lower the satisfaction level of housing policy, the lower the quality of life in the employment field and the lower the quality of residential field. On the other hand, permanent workers and self-employed respondents have experienced improvement in residential quality during the pandemic. A limitation of this study is associated with disentangling the causal relationship using the 'black box' characteristics of ANN method.

Keywords : Single Person Household, Covid-19, Quality of Residence, Artificial Neural Network, Logistic Regression Model

1. 서론

2020년 이후 코로나 19는 전 세계를 강타하며 우리의 일상과 주변환경을 급격하게 변화시키고 있다. 코로나 전염병의 특성상 이러한 변화는 주로 많은 사람들이 밀집되어 있는 대도시에서 발생하며 기존의 도시화, 도심주거의 패러다임에도 영향을 미치고 있다(Acuto, 2020; Bereitschaft and Scheller, 2020). 우리나라도 코로나의 극심한 영향아래에 있었으며, 최근(2023년 3월)까지 전국 30만 명이상이 확진되

었고 3만4천 명 이상이 사망하였다. 코로나 바이러스의 전파 특성 상 인구 밀도가 높은 도시지역을 중심으로 확산과 피해가 컸다(UN, 2020). 수도권과 대도시의 확진자 피해가 컸으며, 특히 서울의 피해는 면적 대비 인구 밀도 측면에서 상대적으로 컸다고 볼 수 있다. 서울의 누적 확진자 수는 약 590만 명으로 전국 확진자 수 대비 19.4%를 차지하였으며, 이는 단일 도시로는 가장 높은 수치이다.

서울은 특히 1인 가구 비중이 가장 높은 도시이다. 2020년 서울서베이 도시정책지표조사 보고서(서

*충남대학교 조교수(주저자: jb.lim@cnu.ac.kr)

**LH 토지주택연구원 책임연구원(교신저자: jkseong@lh.or.kr)

울특별시, 2021)에 따르면 2020년 서울의 1인 가구 비율은 33.4%로 나타났다. 전국의 1인 가구 비중인 31.7%보다 높은 수준이며 그 증가세는 계속되고 있다. 문제는 코로나 19 팬데믹 기간 동안 서울의 1인 가구는 타 가구유형에 비해 물리적으로 정신적으로 큰 영향을 받았을 것이라 많은 전문가들은 말한다(성미애 외, 2020; 김태완·이주미, 2021; Zhang et al., 2021). 중앙정부의 사회적 거리두기 정책이 1단계에서부터 4단계에 이르기까지 코로나 팬데믹 기간동안 이어졌고, 서울시는 코로나 위기 시기에 강화된 사회적 거리두기 조치에 따라, 서울시 '천만시민 긴급 멈춤기간'을 선포하여 사람들이 집에 머무르는 시간을 최대한 높이고 대면 접촉을 피하는 정책을 펼쳤다. 이러한 상황에서 1인 가구들이 경험하는 주거의 질은 코로나 이전과는 크게 달라질 것으로 보인다.

코로나 19 이전에도 주거의 질, 주거 만족도와 관련된 연구들은 많이 진행되어왔다(정병호·정재호, 2015; 남기민·남현정, 2013; 신영숙, 1998). 그러나 코로나 19 이후 어려운 시기를 겪으며 인구과밀한 도시의 1인 가구가 느끼는 주거환경의 질 변화는 코로나 이전과는 분명히 다를 것이며, 중요하게 들여다보아야 하는 연구 영역임에 틀림이 없다. 그러나 아직까지 이러한 영역에서 1인 가구의 주거환경의 질에 관해 코로나 이전과 이후 변화에 대한 통계학적 실증분석과 이에 영향을 미치는 요인의 중요도 및 인과관계에 대해 규명하는 연구는 아직까지 부족한 상황이다. 또한 1인 가구들의 주거 여건에 대하여 영향을 미치는 코로나19 관련 변수들에 대해서 분석할 필요성이 높아 보인다. 따라서 본 연구는 인공신경망 분석과 로지스틱 회귀분석 모델을 사용하여 서울시 1인 가구의 주거의 질 변화(코로나 전·후)에 영향을 미치는 요인의 중요도(Importance)와 요인 간의 인과관계를 규명하는 연구를 진행하고자 한다. 최근 사회과학 분야에서도 도입하기 시작한 인공신

경망 방법론은 종속변수에 영향을 미치는 독립변수들에 대해서 기존의 분석모형에 비해 높은 정확도로 그 중요도(Importance)를 규명해주는 장점이 있다(정기성, 2018; 정기성, 2021). 이분형 종속변수에 대한 영향변수들의 인과관계를 나타내는 로지스틱 회귀모형과 신경망 모형을 함께 사용하여 코로나19 전후 주거의 질 변화에 높은 영향력을 미치는 변수들과 이들 간 인과관계를 규명하고자 한다. 본 연구는 코로나19에 대한 사회적 거리두기 정책을 완화하고 있고 코로나19 종식 이후의 포스트 코로나 시대를 준비하는 시기에 주거분야에서 의미있는 시사점을 제시할 것이다.

2. 이론적 논의 및 선행연구

2.1 주거분야 질 지표로서 주거만족도 활용 연구

주거의 질(Quality)에 관한 화두는 코로나19 시기를 거치면서 그 중요성은 증가하였다. 주거 분야의 질을 결정하는 요인들로 쾌적성, 부담가능성, 안정성 등을 생각할 수 있으며, 많은 연구들에서 '주거만족도'를 주거 분야 질을 나타내는 중요 지표로 사용하였다. 남기민·남현정(2013)은 고령가구의 주거환경 만족요인이 삶의 질에 미치는 영향을 규명하였으며, 안전성, 편리성, 자존감, 우울감이 고령가구의 주거환경과 삶의 질에 미치는 인과관계를 나타내었다. 제해성 외(2006)은 초고층 공동주택 거주자들의 삶의 질에 근거한 주거환경지표를 체계화하는 연구를 진행하였다. 이를 통해 30층이 넘는 초고층 주거용 건물에 거주하는 거주민들을 대상으로 생활 시설 요인(infrastructure facilities), 건물의 외관요인(visual and formal factors), 입주민간 관계 요인(social relationship), 공간활용 요인(spatial use), 유지 관리 요인(maintenance and management)이 그들의 주거만족도와 삶의 질에 영향을 미치는 정도와 주거환경지표를 체계화하였다. 김운옥 외(2016)

는 주거환경요인이 주거만족도에 미치는 영향을 분석하였으며, 생활안전, 교통안전, 범죄예방 및 대우요인이 주거만족도에 미치는 영향을 규명하였다. 정병호·정재호(2015)는 다양한 주거특성이 주거만족도와 주거가치관에 미치는 영향에 관해 연구하였으며, AMOS 구조방정식을 활용하여 교통문화환경, 주변환경, 교육환경, 청소환경 요인들이 주거만족도와 주거가치관에 미치는 인과관계를 규명하였다. 손희주·남궁미(2018)는 인구사회학적 관점에서 생애주기별 주거만족도 영향요인 분석을 진행하였다. 김민정·조민효(2018)는 정부나 지자체의 주거복지정책이 주거비부담에 미치는 영향과 이를 통한 주거만족도 효과성에 대한 분석을 진행하였다. 연 가구 소득 8,000만 원 이하 무주택가구를 대상으로 주거복지정책이 주거비부담과 주거만족도에 미치는 효과를 규명하였다.

2.2 코로나19 시기 1인 가구의 주거환경 및 주거의 질 연구

코로나19 시기에 주거에 대한 관심이 높아짐에 따라 주거의 질 관련 연구들이 활발히 진행되고 있다. 특히, 1인 가구와 주거환경에 대한 영향이 증가하고 있는 상황이다. 많은 국내의 연구자들은(성미애 외, 2020; 김태완·이주미, 2021; Zhang et al., 2021) 코로나 19 기간에 가구유형 중 1인 가구는 주거환경, 주거 삶의 질, 주거비 측면에서 타 가구유형에 비해 상대적으로 큰 영향을 받았다고 주장한다. 성미애 외(2020)는 코로나 19에 따른 1인 가구의 일상생활 변화와 그들이 겪는 스트레스에 대한 연구를 진행하였다. 연구 결과에 따르면 사회적 지원과 가족 탄력성 측면에서 코로나19 시기 취약한 1인 가구의 삶의 질, 가족 및 사회적 지원이 중요한 것으로 나타났다. 박진호 외(2021)는 코로나 시기 1인 가구의 주거만족 영향요인에 관한 연구를 진행하여 경남지역의 청년, 중년, 고령 1인 가구 주거환경과 주거 만족

도에 영향을 미치는 주택 내부 상태, 공원 및 녹지, 공공기관, 문화시설 등의 요인을 분석하였다. 김지선(2020)은 서울시 주거빈곤에 처한 청년 1인 가구의 건강 문제와 이에 대한 대응 전략에 관한 질적 연구를 진행하였다. 연구 결과로 코로나19 시기 가장 확진자가 많은 도시였던 서울시에 거주하는 청년 1인 가구들의 주거 문제를 제기하였고, 취약한 그들의 주거환경과 삶의 질 상황을 규명하였다. 청년 1인가구의 고용문제, 건강문제, 주거난과 빈곤문제가 코로나19를 거치면서 악화됨을 나타내며, 이 문제를 해결하기 위해서는 주거안정망을 강화하고 주거지원 정책을 통한 공공의 개입이 필요하다는 시사점을 제시하였다.

선행연구들을 통해서 확인할 수 있는 것은 1인 가구들의 주거의 질에 코로나19라는 사회적 재난이 큰 영향을 미쳤다는 것이다. 특히, 코로나19 시기 초래된 고용악화와 월소득 감소, 이로 인한 주거비 부담의 증가는 결국 그들의 주거여건의 전반을 질적으로 악화함을 의미한다. 또한 다인가구에 비해 1인 가구들의 여건이 코로나19와 같은 외부 충격에 상대적으로 약한 모습을 확인하였다. 따라서 본 연구에서는 코로나19 확진자 측면에서 피해가 가장 컸던 서울시에 거주하는 1인 가구의 주거 질 변화에 영향을 미친 요인들을 규명하고자 한다. 특히, 선행연구들에서 주요하게 다루어졌던 인구·사회학적 요인들, 고용 및 경제적 요인들, 주택 및 주거요인들 뿐만 아니라 주거 지원 정책적 요인들과 코로나 19로 인한 충격(impact)요인들을 포함하여 연구의 완성도를 높이고자 한다.

3. 연구 설계

3.1 연구의 범위 및 Data 구성

본 논문은 서울시 1인 가구의 코로나19 발생 전·후로 변화한 주거의 질에 영향을 미치는 요인들에

대한 중요도 및 인과관계 분석을 위하여 「2020년 서울복지실태조사」(서울특별시·서울연구원, 2020) 데이터를 사용하였다. 서울복지실태조사는 서울시민의 생활실태와 복지 욕구 변화를 추적하고 서울시 복지 정책 수립과 모니터링을 위해 정기적으로 시행된다. 해당 데이터는 통계청 승인통계로 그 신뢰성을 보장할 수 있다. 연구의 시간적 범위는 데이터 구축을 위해 진행된 설문조사 기간인 2020년 11월~12월로 한다. 연구의 대상은 서울시에 거주하는 1인 가구이다. 2020 서울주거복지실태조사 데이터는 총 응답가구 3,027 샘플 가운데, 데이터 코딩과정을 거쳐 2,144개 서울시 거주 가구 모집단을 구성하고 이 중 454가구를 '서울시 1인 가구'로 설정하여 연구를 진행하였다.

3.2 연구 모형 및 연구 방법

서울시 1인 가구의 코로나19 발생 전·후로 변화한 주거의 질에 영향을 미치는 요인분석을 보다 정확하고 예측성을 높이기 위해 SPSS 20 프로그램을 활용하여 인공신경망(Artificial neural network) 다층퍼셉트론(Multi-layer Perceptron) 모형과 이항로지스틱 회귀모형(Binary Logistic Regression model) 분석을 진행하였다. 도시계획, 부동산 및 주택 등 사회과학 분야에서도 사용되기 시작한 인공신경망 방법론은 예측정확성이 타 분석모형에 비해 높다는 장점이 있다(조용준, 2018). 이는 종속변수에 영향을 미치는 독립변수들에 대해서 높은 예측 정확도로 중요도(Importance)를 나타낼 수 있다는 것이다. 최근 연구들(정기성, 2018; 배성완·유정석, 2018; 정기성, 2021)에서도 신경망 분석모형을 활용하여 부동산 시장, 주택 가격 추정 및 공공임대주택 분야 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 코로나19 발생 전후 서울시 1인 가구의 주거의 질 변화에 대한 영향변수들의 중요도 분석을 진행하고자 한다. 이후 로지스틱 회귀분석을 진행하여 중요도가 높은 영향변수들

을 중심으로 종속변수에 대한 인과관계를 해석하고자 한다. 분석모형은 서울시 1인 가구 그룹과 서울시 전체 응답가구 그룹의 비교 분석도 함께 진행하여 1인 가구의 주거의 질 변화 수준이 서울시 전체 응답자의 특성과 다른 차이를 규명하고자 하였다.

3.2.1 인공신경망과 중요도 분석

본 연구에서 방법론으로 사용하는 인공신경망 다층퍼셉트론 모형은 인간의 두뇌 메커니즘을 모방한 기계학습 알고리즘으로 반복적인 학습을 통해 인공적인 지능을 구현하고자 하는 기법이다(조용준, 2018; 정원구·이상엽, 2007). 즉, 뇌를 구성하는 1,000억 개 이상의 뉴런(neuron)과 시냅스들 간의 '화학적 전위' 현상을 모방하여 기계적 모델링으로 인공적인 지능을 만드는 것이다(Hagan et al., 1996). 신경망 분석은 반복 학습을 통해 일반화된 패턴을 찾아내고 이를 바탕으로 미래 상황이나 결과 값을 높은 정확도로 예측한다(조용준, 2018). 인공신경망모형에서 각 노드에는 시그모이드 함수(sigmoid function)나 쌍곡탄젠트(hyperbolic tangent) 함수들과 같이 신경세포의 역치반응과 유사한 패턴을 나타내는 활성화 함수를 배치하여 노드들 간의 연결망(networks)을 형성해 입력한 값에 대한 판단을 한다(조태호, 2017).

인공신경망 기법은 우주공학, 전자, 로봇, 교통, 의학, 금융 등의 분야에서 널리 활용되는 기법이나(Hagan et al., 1996), 최근 건설, 주택, 부동산 분야에서도 적용되기 시작하였다. 이창로·김세형(2018)은 신경망 분석기법을 적용하여 딥러닝 방식에 기초한 부동산 가격평가 및 주택 가격 추정 연구를 진행하였다. 배성완·유정석(2018)은 신경망 머신러닝 방법을 이용하여 부동산 가격지수를 예측하는 연구를 진행하였다. 또한 인공신경망 분석을 적용하여 주거취약계층의 공공임대주택 입주 의사, 공유주택 거주 의사에 미치는 영향분석과 중요 요인에 대한 연구

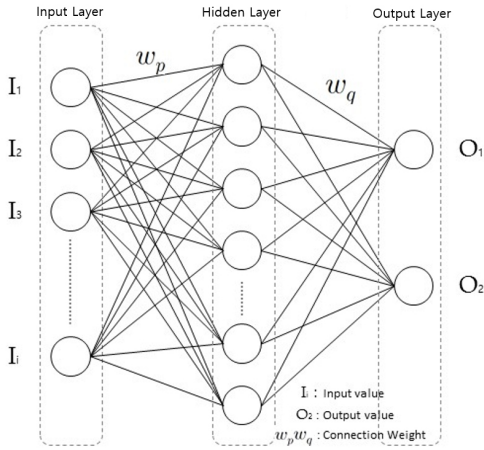


Fig. 1. Structure of ANN (Jeong, 2018)

들이 최근 수행되었다(정기성, 2018; 정기성, 2021; 성진욱·정기성, 2021).

인공신경망 다층퍼셉트론 모형(multi-layer perceptron neural network)의 기본적인 구조는 Fig. 1 과 같다. 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 그리고 출력층(output layer)으로 구성된 3계층 구조이다. 각각의 층(layer)은 노드(node)들로 이루어 지며 활성화 함수에 따라 데이터를 처리하고 있다. 인공신경망은 반복적인 매커니즘으로 출력 값과 실제 값의 오차가 작아지는 방향으로 노드들의 연결가 중치를 조절하는 과정인 학습(Learning)을 진행한다. 학습 과정은 보통 오차 역전파(back propagation) 방법이 사용되며, 출력층에서 은닉층, 은닉층에서 다시 입력층의 역방향으로 가중치를 조율한다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$W_{(t+1)} = W_t - \frac{\partial e}{\partial W}$$

여기서 ∂ 는 편미분 기호이며 e 는 오차를 의미한다. 즉, 새 가중치 $W_{(t+1)}$ 는 현재 가중치 W_t 에서 가중치에 대한 기울기 값을 뺀 값을 의미한다.

인공신경망 다층 퍼셉트론 모형 분석 결과는 각 노

드별 가중치 매트릭스로 나타나며, 이를 기반으로 종속변수에 영향을 미치는 변수들의 중요도 값(relative importance of contribution factor)을 산출할 수 있다. 변수의 중요도를 산출하기 위하여 가중치 분할법(Weight partitioning method)이 적용되었으며, 산출 함수식은 다음과 같다(Garson, 1991).

$$X_{ij} = abs(w_{p*ij} * w_{q*ij})$$

여기서, w_p 는 입력 레이어와 은닉 레이어 사이의 가중치 값, w_q 는 은닉 레이어와 출력 레이어 사이의 가중치 값, X_{ij} 는 w_p 과 w_q 를 곱한 후 절대값을 취한 값이다. 다음으로 은닉 레이어 내 각각의 노드에 대하여 $Y_{ij} = X_{ij} / \sum X_{ij}$ 와 $S_i = \sum Y_{ij}$ 값을 산출한 후, 마지막으로 각 독립변수의 상대적 중요도를 나타내는 $Z_i = S_i / \sum S_i$ 를 계산한다.

3.2.2 로지스틱 회귀모형과 인과관계 분석

본 연구는 서울시 1인 가구의 주거분야의 삶의 질이 코로나 이전에 비해 개선되었는지 아니면 더 악화되었는지 이분형 종속변수를 설정하므로 이분형 로지스틱 회귀모형(Binary Logistic Regression)을 분석 모델로 사용하였다. 이는 신경망 모델의 변수 간 인과관계를 규명하지 못하는 한계점을 보완해 주는 방법이다. 로지스틱 회귀분석은 어떤 사건의 발생 확률을 예측하는 확률선택모형(Probabilistic choice model)에 이론적 바탕 둔다. 이는 의사결정 주체가 선택 가능한 사건들 중 가장 효용성이 큰 대안을 선택하는 것이라는 전제가 기본원리이다.

본 연구에서는 서울시 1인 가구의 주거분야의 삶의 질이 코로나 이전에 비해 개선되었는지 여부를 이분형(0,1) 변수 Y, 예측된 공변량 변수 x로 정의하고 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\log \frac{p(Y=1|x)}{p(Y=0|x)} = \log \frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = \beta_0 + \beta_1$$

$$p(Y=1|x) = \pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x)}$$

$$= \log \frac{P(Y=1; x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)}{P(Y=0; x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)}$$

$$i_n \left(\frac{p}{1-p} \right) = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3 + b_4 X_4 + b_5 X_5$$

P_i : Change of housing quality due to the COVID-19

x_1, x_2, x_3 : 가구특성(1), 주택특성(2), 경제적특성(3), 정책특성(4), 코로나 충격(5)

3.3 변수의 구성

기존 선행연구를 기반으로 서울시 1인 가구의 코로나 전·후로 변화한 주거분야의 삶의 질에 영향을 미치는 요인들을 Table 1과 같이 구성하였다. 우선 본 연구에서 종속변수로 사용된 ‘주거의 질 변화’요인의 설정은 다음과 같다. “2020년 11월~12월 사이 (설문조사 기간)인 현재 쾌적한 주거생활 보장, 주거비 부담경감, 주거 안정성 향상 등을 의미하는 주거분야의 삶의 질이 코로나 전(2019년)과 비교하여 개선이 되었는가?”에 대한 내용을 종속변수로 사용하였다. 통상적으로 도시행정 및 주택분야에서 ‘주거분야의 삶의 질’이라는 표현을 쓰지 않는바, 설문 문항에서 의미하는 쾌적한 주거생활·주거비 부담·주거 안정성을 포괄하는 ‘주거의 질’로 본 연구에서는 사용하였다. 해당 설문 문항에 대한 응답 데이터는 그렇다(Y), 그렇지 않다(N)의 이분형으로 코딩하는 과정을 거쳐 종속변수로 구축되었다.¹⁾ 그리고 주거의 질이 개선되었다는 응답을 ‘0’인 참조(reference)로 설정하고 질이 악화된 응답 그룹을 ‘1’로 설정하였다. 이는 코로나19 이전에 비해 주거의 질이 악화된 서울

시 1인 가구의 특성과 인과관계를 규명하고자 한 이 유가 크다. 이러한 주거의 질에 영향을 미치는 독립변수들은 앞서 살펴본 선행연구를 기반으로 구성하였으며, 코로나 19 상황의 특수성을 반영하기 위해 ‘코로나 충격(impact)’ 요인들을 추가하여 구성하였다.

먼저 가구 특성을 나타내는 요인들로 성별, 연령 변수를 설정하였다. 주택 특성을 나타내는 요인들로 거주하는 주택의 아파트 여부, 자가 여부, 주거 공간면적 변수를 설정하였다. 경제적 특성 요인으로 가구 총소득, 가구보유부채, 고용형태 변수를 설정하였으며, 정책 특성 요인으로 고용정책 지원, 주거정책지원 변수를 설정하였다. 마지막으로 코로나 충격 요인으로 고용개선여부, 코로나 고용변화, 코로나19로 인한 소득감소변수를 설정하였다. 코로나 시기 주거인식, 주거 만족도 및 질에 대한 변화는 아주 중요한 이슈로 부상하였다. 특히, 코로나 19 시기동안 주택가격 상승으로 주거비 부담이 증가하고 있으며, 대면서비스업, 자영업의 침체와 청년을 중심으로 한 실업난 고용난을 야기하면서 경제적으로 부정적인 상황이 진행되고 있다(Qian et al., 2021; Salawu et al., 2020). 이러한 코로나 시기의 사회 경제 방역의 재난은 주거환경에도 직접적인 영향을 미치고 우리의 삶과 건강에 대한 만족도에 변화를 야기한다(Tinson and Clair, 2020; Jones and Grigsby-Toussaint, 2020). 따라서, 가구특성, 주택특성, 경제적 특성 및 정책 특성과 함께 코로나 충격에 대한 변수들을 고려하는 것은 주거의 질 변화를 규명하는데 유효하며, 시사하는 바가 클 것이라 판단된다.

4. 실증분석

4.1 기초통계량

서울시 1인 가구 응답자 데이터의 기초통계량 결

1) ‘매우 그렇다’, ‘그런편이다’고 답한 응답 그룹을 긍정(Y)으로 정의하고, ‘그렇지 않은편이다’, ‘전혀 그렇지 않다’고 답한 응답 그룹을 부정(N)으로 정의

Table 1. Variables

		Variables		Coding
Types	Name	Content		
Household characteristics	Gender	Gender of respondent		1=male, 0=female (ref)
	Age	Age of respondent		continuous variable
Housing characteristics	Apartment living	Apartment type living or not		1=Apartment (ref), 0=no
	Home ownership	Owning home or not		1=yes (ref) 0=no
	Housing size	Size of housing (m ²)		continuous variable
Economic characteristics	Household monthly income	Total household income including work, business, property, public transfer, private transfer, and other income in 2019		continuous variable
	Household dept	Total household debt		continuous variable
Independent variables	Employment status	Current state of economic activities		1=Permanent, 2=Part-time, 3=Self employment, 4=No activity, 0=etc(ref)
	Employment support policy	Sufficient level of employment support policy by Seoul Gov.		5-points likert scale (1=negative, 5=positive)
Political characteristics	Housing support policy	Sufficient level of housing support policy by Seoul Gov.		5-points likert scale (1=negative, 5=positive)
	Employment status improvement	The degree of improvement in the quality of life in the employment sector compared to before COVID-19 (2019)		5-points likert scale (1=negative, 5=positive)
The COVID-19 impacts	Employment status degeneration	Experienced negative employment changes due to COVID-19 (unemployment, leave of absence, increased difficulty in finding a job, etc.)		1=yes 0=no (ref)
	Decreasing income	Experience of income decline due to COVID-19		1=yes 0=no (ref)
Dependent variable	Change of residential quality	Whether to improve the quality of life in the residential sector after COVID-19		1=no 0=yes (ref)

과는 Table 2와 같다. 성별은 여성과 남성의 비율이 63% 대 37%로 여성의 비율이 더 높으며, 응답자 평균 연령은 48세이다. 아파트에 거주하는 비율은 21.8%로 비 아파트 거주비율이 상대적으로 높았다. 자가여부 또한 18.5%로 내집이 아닌 전월세로 사는 비율이 높게 나타났다. 평균 주택 규모는 47.63m²

이며 평균 가구 총소득은 2,950만원, 부채는 1,483만원으로 나타났다. 서울시의 고용 및 주거지원 정책에 대해서는 대체로 평균 이상의 만족도를 보이고 있었다. 코로나19 시기 동안 실직 및 휴직 등 부정적인 고용상태 변화경험에 대해서는 26%의 응답자가 경험 있다고 하였으며, 소득감소에 대해서는 23.6%

Table 2. Basic Statistics

Variables	Min	Max	Avg	Std
Gender	.0	1.0	.370	.4833
Age	21.0	89.0	48	15
Apartment living	.0	1.0	.218	.4134
Home ownership	.0	1.0	.185	.3887
Housing size	7.0	175.0	47.63	25.08
Household monthly income	450.0	13,500	2,950	1,545
Household dept	.0	25,000	1,483	3,680
Employment support policy	1.0	5.0	3.747	.8455
Housing support policy	1.0	5.0	3.764	.9035
Employment status improvement	1.0	5.0	3.815	.8358
Employment status degeneration	0	1	.26	.438
Decreasing income	.0	1.0	.236	.4249
Change of housing quality	.0	1.0	.130	.3366

의 응답자가 소득감소 경험을 하였다고 응답하였다. 코로나19 발생 전·후 주거의 질 변화에 대해서는 1인 가구 응답자의 13%가 코로나 이전에 비해 주거의 질이 개선되지 않았다고 응답하였다. 전체 응답자의 부정응답 비율이 11.7%인 것에 비해 1인 가구의 주거의 질 개선 상황이 더 부정적인 것을 확인 할 수 있었다.

4.2 측정 모형의 검증

본 연구의 분석 모형으로 사용된 인공 신경망 모형과 이항 로지스틱 회귀 모형의 적합성과 검정력을 분석하였다. 먼저 전체응답자를 대상으로 한 로짓모형의 적합도를 나타낼 수 있는 Hosmer&Lemeshow 검정 값은 0.620로 나타나 모형의 적합성을 확보하였다. 또한 우도값(-2LogL)은 724.537, 우도비(Likelihood Ratio)의 유의확률(P 값)이 0.000 이하로 나타나 로짓 모형의 적합성이 확보되었다. 모형 설명력을 나타내는 Cox&Snell R^2 값과 Nagelkerke R^2 값은 각각 0.319, 0.620로 나타났다.

다음으로 서울시 1인 가구 응답자를 대상으로 한 로짓모형의 Hosmer&Lemeshow 검정 값은 0.653

로 나타났으며, 우도값(-2LogL)은 672.652, 우도비(Likelihood Ratio)의 유의확률(P 값)이 0.000 이하로 나타나 로짓 모형의 적합성이 확보되었다. 설명력을 나타내는 Cox&Snell R^2 값과 Nagelkerke R^2 값은 각각 0.357, 0.663로 나타났다.

인공 신경망 모형의 적합성을 검증하기 위해 예측 정확도, ROC(Receiver Operating Characteristic) 분석을 수행하였다. ROC 곡선은 y축에 민감도(sensitivity) x축에 1-특이도(specificity)를 분석한 결과로 AUROC(Area Under ROC) 값으로 신경망 모형의 적합성을 파악할 수 있다. AUROC 기준은 <0.6:Fail, <0.7:Poor, <0.8:Fair, <0.9:Good, <1.0:Excellent으로 나타낼 수 있다. 먼저 전체 응답자를 대상으로 한 인공신경망의 모형 예측 정확도는 94.1%로 나타났다. 이는 로짓 모형의 예측 정확도 88.3%보다 약 5.8% 가량 높은 수치였다. ROC분석을 결과는 Fig. 2와 같다. AUROC(Area Under ROC) 값은 ROC 곡선의 아래 면적을 나타내는데 그 값은 0과 1사이 값으로 나타내며, 1에 가까울수록 모형 변별력이 크다는 의미이다(Muller et al., 2005). AUROC 값은 0.941으로 나타나 모형 적합도는 매우 우수(Excellent)한

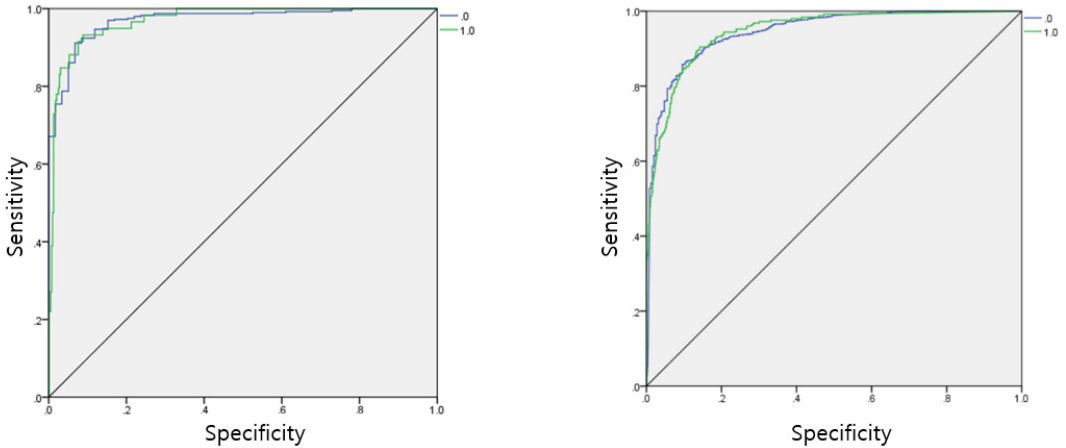


Fig. 2. AUROC of Single Person Household Group (Left) and Total Group (Right)

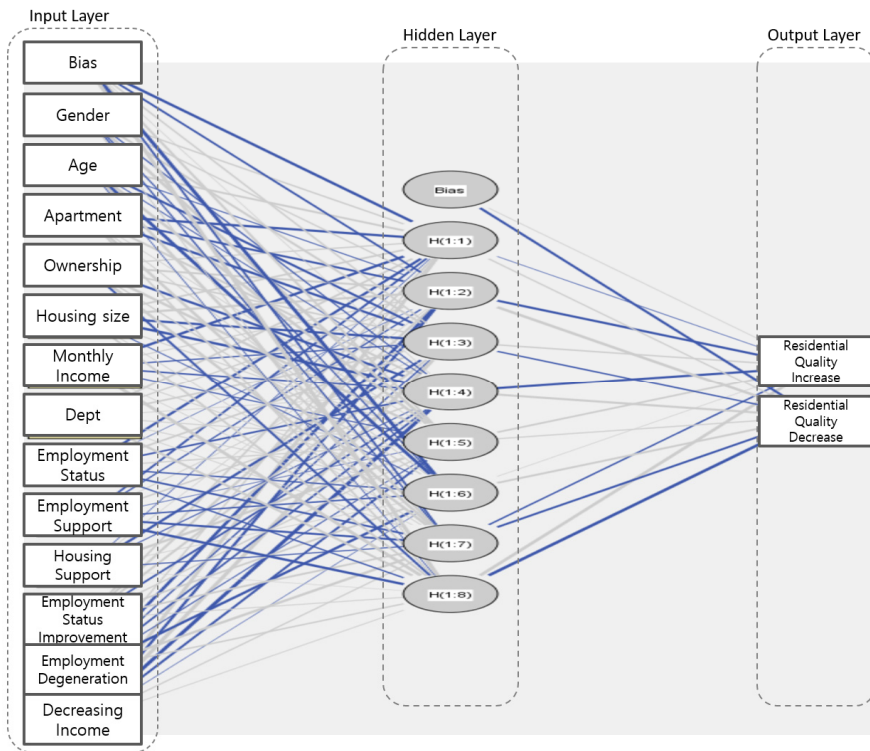


Fig. 3. ANN Model in the Research

것으로 판단된다.

다음으로 1인 가구 모형의 예측 정확도는 96.9%로 나타났다. 이는 로짓 모형의 예측 정확도 87.0%보다 약 9.9%가량 높은 수치였다. AUROC 값은 0.971

으로 나타나 모형 적합도는 매우 우수(Excellent)한 것으로 판단된다.

마지막으로 본 연구에 사용된 인공지능경망 다층퍼셉트론 모형의 분석 이미지는 Fig. 3과 같다.

Table 3. Importance of Variables (Zi)

Rank	Total group		Single person household group	
	Variables	Zi (%)	Variables	Zi (%)
1	Employment status improvement	33.9	Housing support policy	27.6
2	Household monthly income	15.1	Employment status improvement	20.0
3	Housing support policy	12.7	Employment support policy	12.4
4	Household dept	7.9	Employment status	8.7
5	Employment support policy	7.9	Household dept	5.3
6	Age	5.5	Household monthly income	5.2
7	Decreasing income	4.2	Decreasing income	4.5
8	Employment status degeneration	3.7	Age	3.2
9	Employment status	2.7	Apartment living	3.1
10	Housing size	2.6	Employment status degeneration	2.8
11	Gender	1.4	Home ownership	2.8
12	Apartment living	1.2	Gender	2.6
13	Home ownership	1.2	Housing size	1.8

4.3 분석 결과

4.3.1 신경망 분석 변수 중요도 결과

인공신경망 가중치 분할법을 통해 산출된 변수의 상대적 중요도 비중 및 순위결과는 Table 3과 같다. 먼저, 전체 응답자의 주거의 질 변화에 상대적으로 중요한 영향을 미치는 요인으로 고용개선여부(33.9%), 가구총소득(15.1%), 주거정책지원(12.7%), 가구부채(7.9%)순으로 나타났다. 반면, 1인 가구 응답자의 경우 주택정책지원(27.6%), 고용개선여부(20.0%), 고용정책지원(12.4%), 고용형태(8.7%)요인들이 상대적으로 중요한 변수로 나타났다. 주거 및 고용 부문의 정책지원이 주거 삶의 질에 영향을 미치는 중요한 변수로 나타났다. 1인 가구의 경우 특히 고용과 관련된 변수들이 상대적으로 중요한 영역으로 나타났다.

다중퍼셉트론 분석을 통해 산출된 전체가구와 1인 가구의 노드별 가중치는 <Appendix 1·2>와 같다. 노드별 가중치는 각 변수의 중요도(Zi)를 산출하는데 활용된다.

4.3.2 로짓분석 인과관계 결과

전체가구와 1인 가구의 로지스틱 회귀분석 결과는 Table 4과 같다. 먼저 전체가구의 경우 신경망 분석 결과와 공통적으로 중요도를 나타내는 변수들은 대표적으로 주거정책지원, 고용개선여부, 주거정책지원, 가구부채, 고용정책지원 등으로 나타났다. 신경망 분석 및 중요도 분석 결과와 로짓 분석 결과의 통계적 유의성이 유사하게 나타난 것을 확인할 수 있다. 가구 특성변수들의 분석결과를 살펴보면, 연령이 어릴수록 코로나 19 이전에 비해 이후에 주거의 질이 개선되지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 주택특성 변수들은 유의미한 결과를 나타내지 않았으며, 경제적 특성 변수들의 경우 가구보유부채가 높을수록, 임시일용직인 경우 주거의 질이 긍정적으로 변화하지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 정책특성의 경우 서울시의 고용과 주거분야 지원 정책 수준이 충분하지 않다고 응답할수록 주거여건의 질이 좋아지지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 코로나 충격 부

Table 4. Results of Logistic Regression Models

Variables	Total group				Single person household group				
	Estimate	S.E	Pr >Chisq	Exp (B)	Estimate	S.E	Pr >Chisq	Exp (B)	
Household characteristics	Gender (male)	-.098	.269	.716	.907	.189	.476	.691	1.208
	Age	-.022**	.010	.033	.978	-.030	.019	.719	.970
	Apartment living (no)	-.104	.232	.655	.901	.094	.711	.895	1.098
Housing characteristics	Home ownership (no)	-.052	.242	.830	.949	.310	.690	.653	1.363
	Housing size	.002	.004	.538	1.002	-.004	.011	.739	1.004
Economic characteristics	Household monthly income	.000	.000	.313	1.000	.000	.000	.382	1.000
	Household dept	.000**	.000	.011	1.000	.000	.000	.316	1.000
	Employment status_permanent	.026	.345	.939	1.027	-1.391*	.750	.064	.182
	Employment status_part time	.745*	.446	.095	2.106	-.539	.850	.526	.572
	Employment status_Self-employed	.234	.437	.592	1.263	-2.424*	1.427	.089	.108
	Employment status_etc	.057	.568	.920	1.059	-.766	.972	.431	.363
Political characteristics	Employment support policy	-.335**	.133	.012	.716	-.427	.310	.168	.652
	Housing support policy	-1.454***	.137	.000	.234	-1.766***	.330	.000	.171
The COVID-19 impacts	Employment status improvement	-1.838***	.161	.000	.159	-1.464***	.366	.000	.231
	Employment status degeneration	.176	.311	.572	1.192	-.039	.642	.951	.961
	Decreasing income	-.419	.325	.198	.658	.222	.692	.748	1.249
Model Fit Statistics	Pseudo- R^2	Cox&Snell $R^2=0.319$, Nagelkerke $R^2=0.620$			Cox&Snell $R^2=0.357$, Nagelkerke $R^2=0.663$				
	Homer&Lemeshow	$p=0.625$			$p=0.653$				
	LR Chi-Sq (df), pro>Chi-Sq	$x^2=823.637(16)$, $p=0.000$			$x^2=200.359(16)$, $p=0.000$				
	-2LogL	724.537			672.652				

* $p<0.1$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$

문의 경우 코로나 이전과 비교하여 고용부문의 질이 개선되지 않았다고 생각하는 응답자들의 경우 주거의 질이 개선되지 않았다고 응답할 확률이 높으므로 나타났다.

서울시 1인 가구의 경우 신경망 분석 결과와 공통적으로 중요도를 나타내는 변수들은 대표적으로 주

거정책지원, 고용개선여부, 고용형태 등으로 나타났다. 가구 특성변수들의 분석결과를 살펴보면, 먼저 가구 및 주택특성 변수들은 유의미한 결과를 나타내지 않았다. 경제적 특성 변수들의 경우 고용형태에서 유의미한 결과를 나타내었다. 서울시에 홀로 사는 상용근로자와 자영업자인 경우 경제활동을 하지

않은 1인 가구보다 주거분야 삶의 질이 개선되었다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 이는 상대적으로 경제적 안정성을 가지는 고용유형일수록 주거안정성과 주거비 부담측면에서 상대적으로 나은 상황이었다는 것을 판단할 수 있다. 정책특성의 경우 서울시의 주거분야 지원 정책 수준이 충분하지 않다고 응답할수록 주거여건의 질이 좋아지지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 코로나 충격부분의 경우 코로나 이전과 비교하여 고용부분의 삶의 질이 개선되지 않았다고 생각하는 응답자들의 경우 주거분야 삶의 질이 좋아지지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다.

5. 결론 및 시사점

본 연구는 인공신경망 다층퍼셉트론 분석 방법과 이항로지스틱 회귀 모형을 활용하여 서울시 1인 가구의 코로나 전·후로 변화한 주거의 질에 영향을 미치는 요인들의 중요도 분석과 인과관계분석을 진행하였다. 상대적으로 높은 예측 정확도를 나타내는 신경망 분석으로 코로나19 전과 후의 주거의 질 변화에 큰 중요도를 가지는 요인들을 산출하고, 이 변수들을 중심으로 로지스틱 회귀분석을 통해 종속변수에 영향을 미치는 독립변수들의 인과관계를 확인하였다.

먼저 각 방법론의 분석 결과를 요약·정리하면 다음과 같다. 첫째, 인공신경망 중요도 분석을 실시한 결과 전체가구의 경우 고용개선여부, 가구총소득, 주거정책지원 순으로 주거의 질 변화에 상대적으로 중요한 영향을 미치는 요인들로 나타났다. 1인 가구의 경우 주거정책지원, 고용개선여부, 고용정책지원, 고용형태 요인 등이 상대적으로 중요한 영향을 미치는 요인들로 나타났다. 둘째, 로지스틱 회귀분석 결과 전체가구의 경우 젊을수록, 부채가 많을수록, 서울시 주거 및 고용지원 정책 만족도가 낮을수

록, 코로나 이전에 비해 고용 분야 삶의 질이 낮을수록 주거여건의 질이 개선되지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 1인 가구의 경우 주거정책 만족도가 낮을수록, 코로나19 이전에 비해 고용 분야 삶의 질이 낮을수록 주거분야 삶의 질이 좋아지지 않았다고 응답할 확률이 높은 것으로 나타났다. 반면, 상용근로자나 자영업자 1인 가구의 경우 주거의 질이 개선되었다고 응답할 확률이 높게 나타났다.

종합 분석 결과 및 정책적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 서울시 1인 가구의 코로나 19 이후 주거분야 삶의 질에 주거, 고용과 관련된 정책과 경험이 상대적으로 큰 영향을 미친 것으로 나타났다. 전체 가구 분석결과에서도 유사하게 나타났으며, 신경망 분석과 로짓모형 분석을 통해 서울시 주거지원 정책, 코로나 19 시기 동안 고용의 상황 악화 등이 주거여건의 질 변화에 밀접한 영향을 미친 것으로 나타났다.

둘째, 양질의 일자리 확대를 통한 서울시 1인 가구 고용난 해소는 이들의 주거 분야의 질 개선으로 이어질 것이다. 코로나19 시기 1인 가구들의 주거비 부담이 커지고 있는 것은 공감할 수 있을 것이며, 이러한 부담 증가에는 청년 1인 가구의 고용난이 큰 역할을 하고 있을 것이라 생각한다(이주미·김태완, 2022). 이들에게 안정적인 경제활동과 지속가능한 소득을 통해 주거비 부담을 완화하는 선순환이 이루어져야 할 것이다(정기성, 2021). 분석결과 서울시와 중앙정부의 고용지원 정책들이 이들 가구의 주거의 질에 큰 영향을 미치는 것을 확인하였다. 따라서 정부와 서울시는 1인 가구가 안정적으로 일할 수 있는 환경을 조성하고 양질의 일자리를 창출하는데 집중해야 할 것이다. 이를 위한 정부와 민간부문의 노력이 필요한 시점이다.

셋째, 1인 가구를 위한 직접적이고 실효성있는 주거지원 정책이 필요하다. 분석 결과, 주거지원 정책이 미흡하였다고 인식하는 응답자의 주거의 질 개선에 부정적인 영향이 나타나는 가운데, 체감할 수 있

는 주거지원 정책, 주거복지 정책이 확대되고 강화되어야 할 것이다. 코로나19 시기 동안 급등한 주택 시장 가격은 특히 청년 1인 가구들의 전월세 주거비의 악화에 큰 영향을 미쳤다(성미애 외, 2020; 김태완·강예은, 2020). 이러한 상황에서 청년 1인 가구들의 주거안정성을 강화할 수 있는 공공임대주택의 공급 확대와 월세 등 주거비 지원 정책 등이 강화되어야 할 것이다. 공공분양 측면에서도 SH공사의 반값주택 및 LH의 뉴홈(New Home) 등이 서울시 1인 가구의 주거사다리 역할에 도움이 될 수 있을 것으로 보인다.

본 연구는 새로운 방법론적 접근방식을 가지고 서울시 1인 가구의 코로나 19 발생 전·후로 변화한 주거의 질에 영향을 미치는 요인들의 중요도 분석과 인과관계분석을 진행하여 의미 있는 연구결과를 도출했음에도 다음과 같은 한계점을 가진다. 방법론 측면에서 인공지능경망 다층퍼셉트론 모형이 가지는 블랙박스(Black box) 특성의 한계가 존재한다. 이는 신경망 분석의 알고리즘 상 변수간의 인과관계 및 모형 산출 결과의 근거를 제시할 수 없다. 또한 주거 삶의 질 변화에 대한 전체 응답자 가운데 긍정(Y)과 부정(N) 비중이 고르지 못한 부분은 신경망 학습과정에서 다소 평향된 결과가 발생할 수도 있는 한계를 나타낸다. 다만, 신경망 블랙박스의 한계는 로지스틱 회귀 모형 인과관계 분석을 통해 보완하고자 하였다. 향후 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 최근의 신경망분석 모형 동향을 확인하고 연구하여 편향되지 않은 분석과 정확도 높은 예측을 하는 방향으로 향후 연구를 진행하겠다.

참고문헌

1. 김민정·조민호(2018), “주거복지정책의 주거비부담 및 주거만족도 효과성 분석”, 「정책분석평가학회보」, 28(3): 107~138.
2. 김윤옥·박병남·김갑열(2016), “주거환경요인이 주거만족도에 미치는 영향분석”, 「부동산학보」, 64: 227~240.
3. 김지선(2020), “서울시 주거빈곤 청년 1인 가구의 건강 문제와 대응 전략에 관한 질적 연구”, 박사학위논문, 서울대학교 대학원.
4. 김태완·강예은(2020), “청년 가구의 경제 현황과 지원 방안”, 「보건복지포럼」, 2020(6): 47~58.
5. 김태완·이주미(2021), “코로나 19 이후 1인 가구 소득 변화: 가계동향조사 기준”, 「보건복지 Issue & Focus」, 399: 1~10.
6. 남기민·남현정(2013), “노인의 주거환경 만족요인이 삶의 질에 미치는 영향-자존감과 우울의 매개효과를 중심으로”, 「사회복지연구」, 44(3): 395~420.
7. 박진호·김영순·양인선·조귀래(2021), “1인가구의 주거만족 영향요인에 관한 연구”, 「주거환경」, 19: 245~259.
8. 배성완·유정석(2018), “머신 러닝 방법과 시계열 분석 모형을 이용한 부동산 가격지수 예측”, 「주택연구」, 26(1): 107~133.
9. 서울특별시·서울연구원(2020), 「2020년 서울복지실태조사」, 서울.
10. 서울특별시(2021), 「도시정책지표조사 보고서: 2020년 서울서베이 기준」, 서울.
11. 성미애·진미정·장영은·손서희(2020), “코로나 19에 따른 1인 가구의 일상생활 변화 및 스트레스: 사회적 지원과 가족탄력성을 중심으로”, 「한국가족관계학회지」, 25(3): 3~20.
12. 성진욱·정기성(2021), “신경망분석을 활용한 비주택 고령자 1인 가구의 공유주택 거주 의향에 미치는 중요 요인 분석”, 「LHI Journal」, 12(1): 57~68.
13. 손희주·남궁미(2018), “가구 생애 주기별 주거만족도 영향요인 분석: 2016년도 주거실태조사를 중심으로”, 「한국지역개발학회지」, 30(1): 169~196.
14. 신영숙(1998), “서울과 충주시 거주자의 삶의 질과 주거환경 만족도 비교”, 「대한가정학회지」, 36(12): 175~189.
15. 이주미·김태완(2022), “청년층 불평등 현황과 과제: 노동시장, 소득 및 자산을 중심으로”, 「보건복지포럼」, 2022(3): 8~20.
16. 이창로·김세형(2018), “딥러닝 방식에 기초한 부동산 가격평가: 다층신경망 모형을 활용한 주택 가격 추

- 장”, 「한국지역개발학회지」, 30(4): 179~201.
17. 정기성(2018), “인공신경망 분석을 활용한 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 미치는 요인 분석”, 「주택연구」, 26(3): 55~78.
 18. 정기성(2021), “신경망 분석을 활용한 비주택 거주 청년 1인 가구의 공유주택 거주의사에 미치는 영향 요인 분석”, 「주택연구」, 29(2): 37~58.
 19. 정병호·정재호(2015), “주거특성이 주거만족도와 주거가치관에 미치는 영향에 관한 연구”, 「부동산학보」, 63(19), 256~267.
 20. 정원구·이상엽(2007), “인공신경망을 이용한 공동주택 가격지수 예측에 관한 연구- 서울지역을 중심으로-”, 「주택연구」, 15(3): 39~64.
 21. 제병성·이재혁·홍수진(2006), “초고층 공동주택의 삶의 질에 근거한 주거환경지표 체계화 연구”, 「대한건축학회 논문집-계획계」, 22(8): 89~96.
 22. 조용준(2018), 「빅데이터 SPSS 최신 분석기법」, 서울: 한나래.
 23. 조태호(2017), 「모두의 딥러닝」, 서울: 길벗.
 24. Acuto, M (2020), “COVID-19: Lessons for an Urban (izing) World”, *One Earth*, 2(4): 317~319.
 25. Bereitschaft, B. and D. Scheller (2020). “How Might the COVID-19 Pandemic Affect 21st Century Urban Design, Planning, and Development?”, *Urban Science*, 4(4): 56.
 26. Garson, G. D. (1991), “Interpreting Neural-network ConNecTion Weights”, *AI Expert*, 6(4): 46~51.
 27. Hagan, M. T., H. B. Demuth, M. H. Beale and O. DeJesus (1996), *Neural Network Design* (Vol. 20), Boston: PWS Publishing Company.
 28. Jones, A. and D. S. Grigsby-Toussaint (2020), “Housing Stability and the Residential Context of the COVID-19 Pandemic”, *Cities & Health*, 5(1): 159~161.
 29. Muller, M. P. G. Tomlinson, T. J. Marrie, P. Tang, A. McGeer, D. E. Low, A. S. Detsky and W. L. Gold (2005), “Can Routine Laboratory Test Discriminate between Severe Acute Respiratory Syndrome and Other Causes of Community-Acquired Pneumonia?”, *Clinical Infectious Diseases*, 40(8): 1079~1089.
 30. Qian, X., S. Qiu and G. Zhang (2021), “The Impact of COVID-19 on Housing Price: Evidence from China,” *Finance Research Letters*, 43: 101944.
 31. Salawu, A., A. Green, M. G. Crooks, N. Brixey, D. H. Ross and Sivan, M. (2020), “A Proposal for Multi-disciplinary Tele-rehabilitation in the Assessment and Rehabilitation of COVID-19 Survivors”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(13): 4890.
 32. Tinson, A. and A. Clair (2020), “Better Housing is Crucial for Our Health and the COVID-19 Recovery,” *The Health Foundation*, 20(11): 1~25.
 33. UN (2020), “Policy Brief: COVID-19 in an Urban World”, Newyork.
 34. Zhang, Y., W. Hou and S. Clouston (2021), “Prior Physical Performance Impacts Social Contact and Social Participation of US Older People During COVID-19”, *Innovation in Aging*, 5(1): 459.

요 약

본 연구의 목적은 서울시 1인 가구들의 코로나19 발생 전과 비교한 주거의 질 변화를 진단하고 이에 영향을 미치는 영향 요인에 대해 규명하는 것이다. 연구의 대상은 설문조사 응답자 가운데 서울시에 거주하는 1인 가구이며 인공신경망과 로지스틱 회귀모형을 사용하였다. 분석결과, 주거정책지원, 고용개선여부, 고용정책지원 요인 등이 1인 가구 주거의 질 변화에 중요 요인들로 나타났다. 서울시 1인 가구의 주거여건의 질 개선을 위한 정책적 지원 강화와 노력이 필요하며, 양질의 일자리 확대를 통한 고용난 해소는 주거 부분의 개선으로 이어질 것이다. 본 연구는 인공신경망이 가지는 블랙박스 특성과 인과관계를 규명하기 어려운 한계가 존재한다. 개선된 방법론으로 후속연구가 필요할 것이다.

주제어 : 1인 가구, 코로나 19, 주거의 질, 인공신경망, 로지스틱 회귀모형

Appendix 1. Artificial Neural Network Analysis Weighted Value _ Total Group

Variables	Prediction								
	Hidden layer								
	H (1:1)	H (1:2)	H (1:3)	H (1:4)	H (1:5)	H (1:6)	H (1:7)	H (1:8)	H (1:9)
(Bias)	-.539	-.217	-.352	-.042	-.617	.450	.103	.348	.560
Gender=Male	-.056	-.174	.107	-.145	.066	-.140	.392	-.171	-.295
Gender=Female	.210	-.364	.484	-.112	-.594	-.126	.405	-.276	.260
Apartment living=no	-.135	-.136	.039	.155	.091	-.153	.308	-.348	.347
Apartment living=yes	.358	.472	-.131	.098	-.098	-.173	.179	.079	.279
Home ownership=no	.198	.260	-.259	.034	-.518	.217	.319	-.011	-.386
Home ownership=yes	.391	-.441	.397	.095	-.239	-.437	.268	.111	-.278
Employment Status=etc	.229	-.302	-.394	-.177	-.304	.163	-.154	.369	.055
Employment Status=permanent	-.120	.202	.508	-.214	-.576	-.198	-.297	-.217	.220
Employment Status=part-time	.148	.160	-.398	-.332	-.221	-.155	.030	.053	-.360
Employment Status=self employment	-.113	.049	.298	.236	.414	.053	-.061	-.349	-.256
Employment Status=No activity	.178	-.199	.285	.351	.106	-.167	.446	-.449	.475
Employment status degeneration=no	.241	.251	.236	.454	-.387	-.041	-.007	.404	.056
Employment status degeneration=yes	-.107	.357	-.415	-.217	-.127	-.065	.248	.511	.006
Decreasing income=no	.194	-.478	.159	.376	.025	.005	.191	.078	.027
Decreasing income=yes	.323	-.397	-.292	.217	-.249	-.203	.326	-.248	.205
Age	-.167	-.210	.146	-.122	-.330	-.100	-.029	.420	.361
Housing size_m ²	.176	.033	-.078	-.429	-.169	.452	.111	-.157	.131
Household monthly income	.265	-.411	-.124	.264	.075	.103	.205	-.095	.244
Household dept	-.011	-.232	-.220	-.348	-.070	.160	.393	.205	.017
Employment support policy	.120	-.383	-.075	-.146	-.515	-.445	.349	-.305	.309
Housing support policy	-.219	-.151	.513	-.358	-.640	-.169	.347	.122	.333
Employment status improvement	.205	-.070	.090	.397	-.836	.005	.145	.128	-.286

Appendix 2. Artificial Neural Network Analysis Weighted Value _ Single Person Household Group

Variables	Prediction								
	Hidden layer								
	H (1:1)	H (1:2)	H (1:3)	H (1:4)	H (1:5)	H (1:6)	H (1:7)	H (1:8)	H (1:9)
(Bias)	.185	-.187	.294	.128	.326	.486	.013	.284	.442
Gender=Male	.387	-.484	.000	.305	.539	.420	.839	.176	.328
Gender=Female	-.061	.010	.139	-.083	.087	-.125	.267	.543	.268
Apartment living=no	.397	-.371	-.040	.120	.412	-.304	.250	.169	.003
Apartment living=yes	.141	-.224	.116	-.136	.067	-.112	.148	.121	-.012
Home ownership=no	.453	-.365	.344	.125	.520	-.085	.696	.677	-.088
Home ownership=yes	-.167	-.378	-.106	-.116	-.369	.099	.475	.310	-.152
Employment Status=etc	.281	-.381	-.385	-.178	-.270	-.403	.124	-.204	-.122
Employment Status=permanent	-.001	.269	-.474	-.329	.118	-.005	.411	.411	.119
Employment Status=part-time	.012	-.442	.390	-.340	.045	.019	.154	-.181	-.483
Employment Status=self employment	.063	.221	-.033	-.398	.217	-.204	.483	-.136	-.049
Employment Status=No activity	-.024	.268	.451	.258	.450	.022	.174	.237	.485
Employment status degeneration=no	.169	-.534	-.409	-.395	.539	.297	.349	.499	.486
Employment status degeneration=yes	.482	-.468	-.466	-.460	-.006	.111	-.072	.093	-.183
Decreasing income=no	.287	-.356	-.225	-.021	.391	.301	.763	-.017	.289
Decreasing income=yes	-.241	-.080	-.472	.317	.042	-.406	-.321	-.001	.123
Age	-.182	.341	-.264	.399	.245	-.255	.274	-.013	.305
Housing size_m ²	-.259	-.341	.277	.021	.248	.212	-.182	.029	-.147
Household monthly income	.385	-.315	-.261	.481	-.026	-.348	.015	-.202	.009
Household dept	.339	-.078	.105	.450	.226	-.271	.063	.190	.112
Employment support policy	.178	-.386	-.170	-.486	.343	-.449	.809	.314	.396
Housing support policy	.045	.325	.385	.227	.102	-.341	.990	.408	-.117
Employment status improvement	.303	-.184	-.264	.268	-.094	-.673	.313	.485	-.216