

인공신경망 분석을 활용한 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 미치는 요인 분석*

Application of Artificial Neural Network model to an Analysis of
the Factors Affecting the Intention of the Vulnerable Class to
move to Hangbok Housing in Incheon

정 기 성 (Kiseong Jeong)**

〈 Abstract 〉

This study aims to examine the impact factors of the intention to live in Hangbok housing, focusing on the vulnerable in Incheon. As analysis method, Artificial neural network(ANN) and binomial logit model are used. Comparative analysis between the methods and synthesis were conducted. The main findings are as follows. First, based on the AUROC and prediction accuracy result, the statistical power of ANN model is better than those of the logit model. Second, important factors that affect the intention to move to Hangbok housing are newlyweds, monthly income, housing benefit recognition, and tenure type. Third, the factors of number of households, tenure type, moving plans, newlyweds, and housing support program have a significant and positive effect on the intention to move to Hangbok housing, while factors of age, social housing living, monthly income, debt status, housing benefit recognition have a negative influence on the intention. Next, it was found that newly-weds who are relatively young and need for housing support programs have a higher willingness to move in the public rental housing, compared to other household types. In addition, it can be seen that households who are currently living in the public rental housing in Incheon do not prefer to change the type of housing to a Hangbok housing.

키워드 : 인공신경망, 다층 퍼셉트론, 행복주택, 입주의향, 주거취약계층

Keyword : Artificial Neural Network, Multi-Layer Perceptron, Hangbok Housing,
Living Intention, The Vulnerable Class

* 이 논문은 2017년 인천발전연구원에서 진행한 ‘인천광역시 주거복지 기본계획’ 연구 내용의 일부를 수정·보완 한 것임

** 영국 버밍엄대학교 도시지역학 박사, jkseong71147@gmail.com, 주저자

I. 서론

1. 연구배경 및 목적

우리나라는 현재 심각한 인구구조의 변화와 경제적 저성장 및 청년실업 문제를 겪으며 사회·경제적 문제들이 대두되고 있다. 중앙과 지방 정부는 특히 주거복지 측면을 강조하고 있으며, 주거취약계층을 중심으로 하여 가구 특성별 생애주기별 맞춤형 공공임대주택을 공급하고 있다. 행복주택으로 대표되는 공공임대주택 정책을 통하여 대학생, 신혼부부, 사회초년생 등의 청년 계층과 노인, 장애인으로 대표되는 사회적 약자를 대상으로 도심지역에 저렴한 임대료의 맞춤형 공공임대주택을 공급하고 있다.

인천시도 급격한 인구·사회 및 경제적 변화 속에서 주거취약계층이 다양화되고 있으며, 이들을 위한 맞춤형 공공임대주택 공급의 필요성이 강조되고 있다. 인천시 전체 가구 중 65세 이상 노인 가구의 비율이 빠르게 증가하고 있으며, 사회적 약자와 주거복지가 필요한 저소득 계층의 40%가 전체 소득 대비 임대료 비율(Rent to Income Ratio: RIR)이 30%가 넘는 임대료 과부담가구로 분류되었으며, 특히 신혼부부를 포함하는 2030 가구의 경우 RIR 비율이 34%로 나타나 이에 대한 대응이 필요해 보인다(박경선, 2017). 그러나 인천시 자체적으로 주거취약계층을 위해 추진한 공공임대주택 사업인 ‘우리집 1만호’는 대부분 영구임대주택 유형으로 공급 계획이 수립되었으며, 신혼부부 및 청년 주거취약계층을 위한 공공임대주택 유형인 행복주택의 인천 시 내 공급 현황과 계획은 상대적으로 부족한 상황이다. 영구임대주택의 사회적 배제와 주거환경 문제들이 제기되는 가운데 다양한 주거취약계층의 주택 수요를 파악하고 가구 특성에 맞는 맞춤형 공공임대주택의 공급과 정책적 지원의 필요성이 증가하고 있다. 따라서 본 연구는 인천시에 거주하는 주거취약계층을 대상으로 그들의 행복주택 입주의향과 이에 미치는 다양한 영향요인을 분석하고자 하였다.

2. 연구의 범위 및 방법

인천시에 거주하는 주거취약계층의 행복주택 입주의향과 이에 미치는 영향요인을 분석하기 위하여 대상 계층의 가구 특성, 주택특성, 가구 유형, 경제적 특성 및 주거복지특성을 영향요인으로 설정하여 분석을 진행하였다. 연구 대상으로 설정한 주거취약계층 범위는 인

천시에 거주하는 전년도 도시근로자 가구당 월평균 소득 100% 이하인 무주택 가구이며, 인천시 주거복지 지원조례 제2조에서 정의하고 있는 주거약자¹⁾를 포함한다. 구체적으로 행복주택 소득 기준인 월 소득 6분위 이하 가구를 대상으로 했으며, 통계청 공표 자료 기준 2016년 3/4분기 2인 가구 도시근로자 월 소득 평균 3,753,794원과 2017년 전국 2인 이상 가구의 6분위 경상소득 평균 4,310,972원을 근거로 하여 본 연구에서는 가구당 월 소득 4백만 원 이하인 가구를 연구 대상으로 하였다. 연구의 공간적 범위는 인천광역시 전역 10개 군·구로 한정하였다. 연구의 시간적 범위는 표본 데이터 수집을 위해 2016년 9월부터 2017년 1월까지 약 5개월간 진행되었던 설문조사 기간을 기본으로 한다. 데이터 분석을 위하여 인공신경망(artificial neural network)의 기본 알고리즘인 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron) 모형 분석 기법을 적용하였으며, 선택확률 분석에 주로 이용되는 로지스틱 회귀모형도 함께 사용하여 두 모형의 비교분석 및 각 모형의 설명력, 검정력, 예측력 등 다양한 관점에서 평가모델의 적합한 구축 방안을 제안하고자 하였다.

II. 이론적 논의

1. 인천시 행복주택의 필요성 증가

행복주택은 대학생, 취업준비생, 사회초년생, 신혼부부, 고령자, 장애인 등 사회적 약자와 다양한 주거취약계층을 위하여 대중교통이 편리하고 직주근접이 가능한 곳에 공급되는 유형별 맞춤 공공임대주택이다. 행복주택의 임대료는 시중 시세의 60~80%로 기존의 주거약자를 위한 대표적인 공공임대주택인 영구임대주택의 임대료보다 높게 책정되어 있으나, 도심지역에 공급되며 단순 주거공간 제공뿐만 아니라 이웃과 지역사회와의 소통을 위한 커뮤니티 공간을 제공하고 일자리 창출 등 계층별 필요에 맞는 프로그램들이 제공되는 특징이 있다(여경수, 2016). 또한, 행복주택은 공공임대주택의 문제점으로 제기되어 왔던 사회적 배제문제와 단지 내부적으로 기초생활수급자, 장애인, 노인 등의 집단 거주화로 인해

1) 기초생활수급자, 차상위계층, 장애인 복지법 제2조제2항에 해당하는 장애인, 65세 이상인 사람, 긴급복지지원법 제5조에 따른 긴급지원대상자, 한부모가족, 주거취약계층인 노숙인 및 쪽방거주자, 국민기초생활 보장법에 따른 최저생계비의 120% 이하에 해당하는 사람 등

일어나는 활력 저하 문제(우윤석·설동필, 2012) 등을 극복할 수 있는 공공임대주택 유형이다. 특히, 영구임대주택과 같이 저렴한 임대료의 공공임대주택의 지속적 확충의 필요성은 많은 전문가들이 공감하고 있지만 이로 인한 공공의 막대한 재정부담 문제는 아직 명쾌한 해결 방안을 찾지 못하는 상황이며, 주거복지의 수혜자 뿐만 아니라 공급자 측면에서도 재정적 문제를 고려하지 않을 수 없다(송동수, 2012; 장경석, 2013; 임숙녀, 2015).

인천시의 공공임대주택 공급 상황을 살펴보면, 2016년 기준 대부분의 공공임대주택 공급이 영구임대(18.1%)와 국민임대(44.3%)에 치우쳐져 있으며, 2026년까지 공급될 공공임대주택의 전체 계획 공급량(116,093호) 중 7.2%(8,304호)의 비율만 행복주택 물량으로 계획된 상황이다(인천광역시, 2016). 국토부의 자료에 따르면 2016년 9월 기준 전국 행복주택 공급 계획이 확정된 물량이 140,301호로 확인되며, 수도권 행복주택 공급 확정 물량과 비교할 때 인천은 경기지역 107곳 61,256호 공급량의 약 10분의 1 수준이며, 서울의 45곳 20,803호 공급량의 약 32% 비율로 나타나 인천시의 행복주택 공급량은 상대적으로 부족해 보이는 것이 현실이다. 인천시의 주거취약계층의 유형이 다양화되고 원도심을 중심으로 주거 노후화와 더불어 공동체 활성화의 필요성이 제기되는 가운데(인천광역시, 2016), 행복주택 공급 확대의 필요성이 증가하고 있으며, 이와 관련된 행복주택 공급 계획과 정책 수립을 위한 주거취약계층의 가구 특성과 행복주택 입주의향 및 영향 요인 분석이 필요해 보인다.

2. 선행연구 검토

본 논문의 목적과 관련된 선행연구는 크게 주거취약계층에 관한 연구와 행복주택 및 공공임대주택 입주의향에 관한 연구로 구분할 수 있다. 먼저 주거취약계층의 특성과 그들의 주거관련 선행연구에 대해서 검토하였다. 김성옥·조승연(2016)은 주거취약계층을 위한 국민임대주택의 공급의 사회경제적 파급 효과에 관한 연구를 진행하였으며, 사회취약계층 및 무주택서민을 위한 주거복지의 크기를 계량적으로 평가하였다. 이창무 외(2009)는 도심형 공공임대주택의 수요를 나타내는 주거취약계층의 특성별 사례 분석을 진행하여 신혼부부, 청장년 1인 가구, 노령층, 전세 취약계층으로 나누어 임대주택 수요특성을 정리하였다. 고인호 외(2012)는 농촌지역의 주거 취약계층 가운데 독거노인, 다문화가정 취약계층에 주목하여 이들 계층의 주거이용 특성에 관한 연구를 진행하였다.

두 번째로 계층 맞춤형 공공임대주택인 행복주택에 관해서는 많은 연구자들이 다양한 접근방식으로 연구를 진행해 오고 있다. 김옥연·권혁삼(2016)은 도심 내 소규모 민간토지를 활용한 행복주택 공급방안 연구를 진행했으며, 도심 내 노후 주거지역의 개발여건을 고려하여 매입임대주택과 민간토지를 연계한 소규모 사업모델을 제시하였다. 김용순 외(2015)는 공공임대주택의 재정부담 완화를 위하여 민간부문을 활용한 행복주택 사업 활성화 방안에 관해 연구를 진행했으며, 노후임대아파트의 재건축 및 민간소유토지를 활용한 행복주택 공급을 제시하였다. 여경수(2016)는 공공주택 특별법에서 행복주택에 관한 평가와 과제 연구를 진행하였으며, 특별법상의 행복주택에 대한 현황 분석 및 정책적 대안을 제시하였다.

세 번째로 공공임대주택 입주의향에 관한 선행연구를 검토하였다. 임세정·권오정(2015)은 청년 주거취약계층인 대학생의 공공임대주택에 대한 인식과 거주 선호도를 조사하였으며, 연구 결과 대학생의 공공임대주택에 대한 수요는 큰 것으로 보이며, 공공임대주택 선정 및 절차에 대한 부정적 인식이 있는 것으로 나타났다. 입주의향에 중요한 영향을 미치는 요인으로 경제적 요인이 가장 크게 나타났으며 여대생의 경우 범죄로부터의 안정성 요인이 중요하게 나타났다. 김주현·안용진(2016)은 신혼부부 가구를 대상으로 공공임대주택 입주의향 인식 변화에 미치는 요인에 대한 연구를 진행하였으며, 신혼부부의 생활안정성과 이와 연관된 주택정책의 적용이 그들의 공공임대주택 입주의향에 긍정적인 영향을 미치는 주요 요인인 것으로 나타났다. 이윤홍(2017)은 서울시민을 대상으로 공공임대주택 입주의사에 영향을 미치는 수요자 특성 요소에 관한 연구를 진행하였으며 가구특성, 주택특성, 입지여건, 주거비에 따른 수요자 특성 요소 분석 결과를 나타내었다.

3. 인공신경망(artificial neural network)

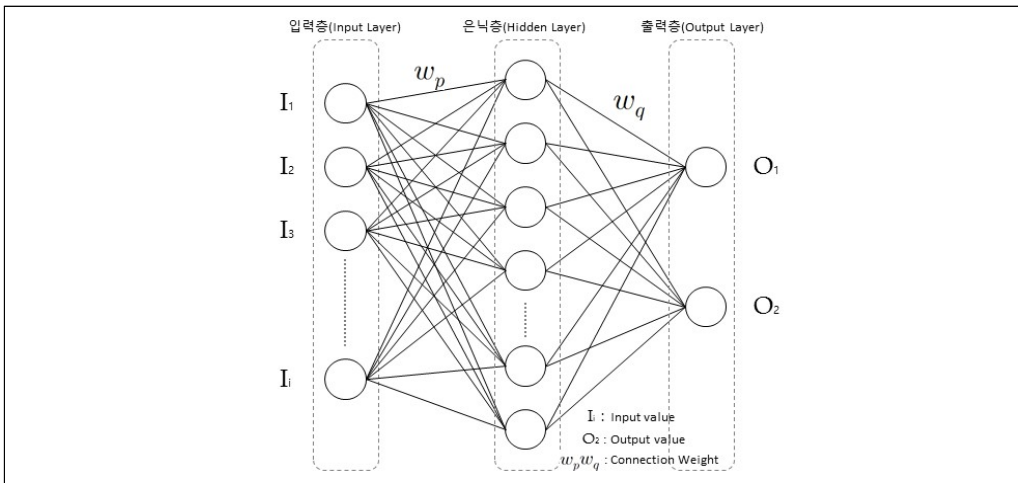
인공신경망(artificial neural network) 기법은 인간의 두뇌를 이루고 있는 약 1,000억 개 이상의 뉴런(neuron)과 이들을 연결하는 부위에 위치한 시냅스의 화학적 전위 현상을 모방하여 수학적 모델링 기법으로 인공적인 지능을 만드는 것이다(Hagan et al., 1996). 시냅스의 화학적 전위는 일정한 임계 값을 넘으면 다음 뉴런으로 신호를 전달하고, 임계 값을 미치지 못하면 아무것도 하지 않는 특징을 가지고 있는데, 이러한 메커니즘은 시그모이드 함수(sigmoid function)를 활성화 함수로 사용하는 이분형 로지스틱 회귀(binary logistics regression)의 메커니즘과 유사성을 보인다. 따라서 뉴런을 모방한 처리요소인

노드(node)를 설정하고 시그모이드(sigmoid), 쌍곡 탄젠트(hyperbolic tangent) 및 렐루(lelu)와 같은 활성화 함수를 사용해 노드들 간의 복잡하게 조합된 연결 망을 형성해 입력 한 값에 대한 판단을 한다는 것이 인공지능망의 기본 원리이다(조태호, 2017).

인공신경망 구조는 <그림 1>과 같이 한 개의 입력층(input layer), 한 개 이상의 은닉층(hidden layer) 그리고 한 개의 출력층(output layer)으로 구성된 다계층 신경망(multi-layer perceptron neural network)으로 형성되어 있다. 각각의 층(layer)은 처리요소인 노드들로 이루어지며 이들 노드는 연결 가중치(weight)가 부여된 선으로 연결되어 있다. 개별 노드는 이전 단계의 출력 값을 다시 입력 값으로 받아 활성화 함수를 거쳐 출력 값을 산출한다. 인공신경망은 출력 값과 실제 값의 오차를 줄이는 방법으로 보편적으로 오차 역전파(back propagation)를 사용하며 상위의 출력층에서 은닉층, 은닉층에서 입력층으로 역방향을 가지며 연결가중치를 조정하는 방법이다. 이를 통하여 반복적으로 오차가 작아지는 방향으로 노드들의 연결가중치를 조절하는 과정을 학습(Learning)이라고 하며 수식으로 나타내면 다음과 같다.

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

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



<그림 1> 인공신경망 구조

다층퍼셉트론 신경망의 경우 입력층의 각 노드에는 설명변수 데이터가 투입되며, 은닉층에 위치한 노드들의 출력 벡터는 로지스틱 회귀분석과 동일하게 다음과 같은 함수로 계산된다.

$$f(x, \alpha) = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \cdots + \alpha_m x_m$$

출력층의 경우 노드의 출력값은 다음과 같이 계산된다.

$$O_N = 1 / 1 + e^{-(\beta \cdot o_H + \beta_0)}$$

결과적으로 출력층의 값 O_n 은 은닉층 노드의 출력 벡터 O_h 의 가중치 값의 결합으로 구성되기 때문에 다층퍼셉트론 인공신경망은 여러 개의 로지스틱 함수를 선형(linear) 결합한 비선형(non-linear) 판별함수를 가지게 된다.

이러한 인공신경망 기법은 뇌와 유사한 문제 해결 방식을 보이는데, 복잡한 비선형적 관계를 병렬적으로 분석할 수 있으며 데이터 학습(machine learning)을 통한 예측 및 일반화의 능력이 뛰어나다(Basheer & Hajmeer, 2000). 이러한 장점들을 바탕으로 우주공학, 자동차, 전자, 로봇, 통신, 교통, 의학, 자동차 금융 등 다양한 분야에서 널리 활용되고 있다(Hagan et al., 1996). 실제로 건설산업 분야에서도 인공신경망을 활용한 사례가 많으며 공사비 예측(손재호 외, 2008), 난방시스템의 최적화(백용규 외, 2016), 에너지 수요 예측(공동석 외, 2009) 및 부동산 가격 예측(황성덕 외, 2015)에 적용되었다. 의학 분야에서도 신경망 분석 기법은 많이 사용되었으며, 2002년 medline index 검색 기준으로 28,500여 건의 이항 선택확률 기법을 활용한 의학 논문 중 약 30%의 8,500여 논문이 인공신경망 분석을 적용한 것으로 나타났다(이재원 외, 2005). 인공신경망 기법은 강력한 장점에도 불구하고 그 구체적인 연산과정을 파악하기 어려운 점과(black box technique) 학습의 과정에서 시간이 오래 걸리는 한계가 있으며(Hagan et al., 1996), 모형 최적화 과정에서의 연구자 주관적 탐색의 과정(exploratory adjusting process)을 거쳐야 하고 분석결과가 노드 간의 가중치(weights)로 나타나 해석상의 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 행복주택 입주의향의 이항 선택확률에 미치는 영향요인을 분석하기 위하여 인공신경망 기법과 로지스틱 회귀모형을 함께 사용하여 비교분석 및 종합 분석을 수행하고자 하였다.

4. 연구의 차별성

선행연구들과 비교하여 본 연구가 가지는 차별성은 다음과 같다. 첫 번째로 행복주택 공급비율이 저조하며 주거취약계층의 특성의 다양화를 나타내는 인천광역시를 연구 대상 지역으로 한 점이다. 행복주택과 주거취약계층에 대한 연구는 상당히 많이 진행되었지만 인천시를 대상으로 거주하고 있는 주거취약계층의 입주의사와 영향 요인에 대한 연구는 상대적으로 미흡한 실정이다. 두 번째 차별화된 점은 인공지능망을 적용하여 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향을 예측한 점에서 기존 연구와 비교하여 방법론 적인 차별성을 가지고 있다. 의학, 컴퓨터 공학 및 로봇 분야에서 인공지능망 기법을 적용한 연구 사례는 많이 있지만, 상대적으로 도시·주택 분야에서는 그 사례를 찾아보기 힘든 상황이다. 4차 산업혁명과 스마트시티(smart city)가 국가적 주요 화두로 떠오르는 시기에 빅데이터 분석과 미래예측 분석에 효과적인 인공지능망 기법을 활용한 본 연구는 공공임대주택 수요 예측과 공급 계획에 정책적 시사점을 나타낼 수 있는 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 마지막으로 본 연구는 로짓모형과 인공지능망 모형의 비교 및 종합 분석을 진행하여 도시 및 주택 분야의 이항 선택확률 관련 연구의 새로운 접근방식을 제시하고자 하였다.

III. 연구 설계

1. 연구 데이터 수집 변수의 구성

연구 데이터는 2017년 인천발전연구원에서 진행한 ‘인천광역시 주거복지 기본계획’ 시 사용되었던 설문조사 원시 데이터 4,206 표본을 기본으로 하여 본 연구의 목적에 맞게 재코딩 되었다. 설문조사의 기간은 2016년 9월부터 2017년 1월까지였으며, 행복주택의 입주의향 여부를 묻기 전 필수 문항이었던 행복주택 인지 여부 결과 가운데 행복주택을 알고 있는 월 가구 소득 400만 원 이하 무주택 주거취약가구 데이터를 추출하고, 결측치를 제거한 결과 총 684개의 유효 표본을 획득하였다.

기존 선행연구를 기반으로 행복주택 입주 의향에 영향을 미치는 요인들을 독립변수로 설정하여 <표1>과 같이 구성하였다. 먼저 가구 특성을 나타내는 요인들로 성별, 연령, 가구원

〈표 1〉 변수 설정

구분				코딩
	세부 구분	변수	설명	
독립 변수	가구 특성	성별	응답자 성별	1=남성, 2=여성(참조)
		연령	응답자 연령(만)	연속변수
		가구원 수	함께 거주하는 가구원 수	연속변수
		교육 수준	최종 학력 기준 교육 수준	1=초등학교 졸, 2=중학교 졸, 3=고등학교 졸, 4=대학교 졸(참조)
		이사계획	2년 이내 이사 계획 여부	1=있다 0=없다(참조)
	가구 유형 특성	신혼부부 가구	결혼 한 지 7년 이내 부부	1=맞다 0=아니다(참조)
		고령자 포함 가구	65세 이상 고령자 포함 가구 여부	1=맞다 0=아니다(참조)
		장애인 포함 가구	장애인 포함 가구 여부	1=맞다 0=아니다(참조)
		1인 가구	1인 가구 여부	1=맞다 0=아니다(참조)
		공공주택 거주 가구	공공주택 거주 여부	1=맞다 0=아니다(참조)
	주택 특성	주택유형	거주하는 주택 유형	1=아파트(참조) 2=다세대/연립 3=단독 주택 4=오피스텔 5=기타
		점유형태	거주하는 주택의 점유 형태	1=전세(참조) 2=월세 3=기타
	경제적 특성	월 소득	월 경상 소득	연속변수
		부채 여부	부채 여부	1=있다 0=없다(참조)
	주거 복지 특성	주거급여대상	주거급여제도 대상 여부	1=맞다 0=아니다(참조)
		주거급여인지	주거급여제도 인지 여부	1=있다 0=없다(참조)
		주거지원 프로그램필요	주거지원 프로그램 인지 여부	1=필요하다 0=필요없다(참조)
		주거지원서비스인지	주거지원 서비스인지 여부	1=있다 0=없다(참조)
		주거지원서비스경험	주거지원 서비스 경험 여부	1=있다 0=없다(참조)
종속 변수	행복주택 입주의향			1=있다 0=없다(참조)

수, 이사계획 변수를 설정하였으며, 가구 유형을 나타내는 요인들로 신혼부부 가구, 고령자를 포함한 가구, 장애인을 포함한 가구, 1인 가구, 공공주택 거주 여부 변수를 설정하였다. 주택 특성으로 거주하는 주택 유형, 주택 점유 형태 변수를 설정하였으며, 경제적 특성 요인으로 가구 월 소득과 부채 여부 변수를 설정하였다. 마지막으로 인천시 주거복지 프로그램

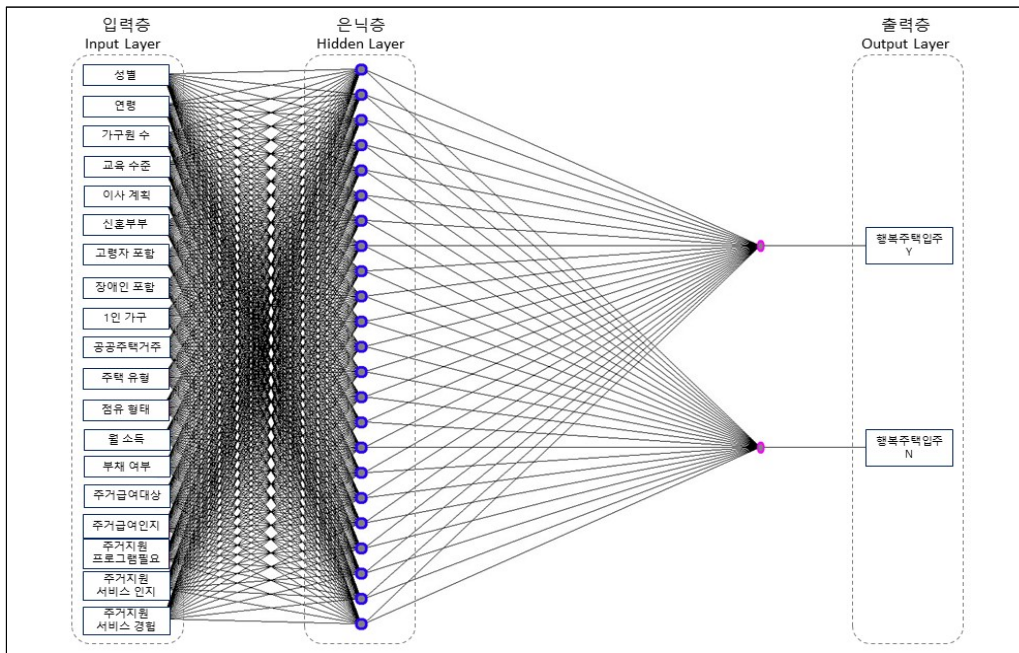
램 및 서비스에 대한 인지 및 수혜 여부가 행복주택 입주의향에 미치는 영향을 알아보기 위하여 주거급여제도²⁾대상 여부, 주거지원 프로그램³⁾ 인지 여부, 주거지원 프로그램 필요성, 주거지원 서비스⁴⁾ 인지와 경험 여부 변수를 설정하였다.

2. 연구모형 설계

1) 다층퍼셉트론 인공신경망 모형

본 논문에서는 행복주택 입주의향에 미치는 영향요인 분석모형으로 다층퍼셉트론 신경망을 사용하였다. 구체적으로 <그림 2>과 같이 1개의 입력층, 1개의 은닉층, 1개의 출력층으로 구성된 3계층 퍼셉트론 학습 알고리즘 모형을 사용하였으며 19개의 독립변수를 다층퍼셉트론 모형의 입력 레이어(input layer)에 입력하고 탐색적 조정방법(exploratory adjusting method)으로 25개의 노드를 은닉층에 구성하였으며, 행복주택 입주 의사를 나타내는 2개의 노드를 출력층에 구성하였다. 각 노드에 설정되는 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였으며, 학습방법은 오차 역전파 방식을 적용하였다. 개별 학습 단계별 가중치(weight)를 조정하는 크기인 학습률(learning rate)을 0.2로 설정하고 과적합(overfit)을 피하면서 최적의 결과값을 찾기 위하여 총 1,000번의 반복 학습 과정(iteration epoch)을 가지도록 신경망을 구축하였다. 모형의 검증 방법은 교차검증(cross validation)을 이용하였으며, 10개의 데이터 폴드(fold)를 구성하여 교차하는 방식으로 훈련(training)데이터와 테스트(test)데이터를 구분하여 교차 검증 하였다.

-
- 2) 기초생활보장제도 내 주거급여를 개편, 소득·주거형태·주거비 부담수준 등을 종합적으로 고려하여 저소득층의 주거비를 보조하는 제도
 - 3) 월세 보조금 지원, 전세자금 대출 지원, 주택 구입자금 대출 지원, 주택 개량·개보수 현물 지원, 공공임대주택 공급, 주거지원 서비스 제공
 - 4) 인천시 현행 주거지원 서비스는 노후주택 개량지원사업, 영구임대주택 공동전기요금 지원사업, 주거환경개선사업, 사랑가꿈: 사랑의 집고치기, '행복나눔 인천' 통합복지포털 운영, 러브하우스(남구), 빈집을 활용한 한 뼘의 행복 프로젝트(부평구) 등이 있다.



〈그림 2〉 다층퍼셉트론 인공신경망 모형

2) 로지스틱 회귀모형

본 논문에서는 인공신경망 분석과 함께 이항 선택확률 분석에 대표적으로 사용되는 로지스틱 회귀분석(logistic regression)을 사용하여 신경망 분석과 비교 분석하고자 하였다. 행복주택 입주의향 여부를 묻는 이항(binal) 으로 구성된 로짓모형을 사용하였으며, 종속변수와 독립변수 간의 관계식은 다음과 같이 정의한다.

$$y^* = \ln \left[\frac{p}{1-p} \right] = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k = \sum_{k=1}^K \beta_k x_k$$

y^* 는 관찰이 불가능한 확률의 형태로 나타나며 활성화 함수를 통한 값이 일정 수준 이상 범주인 경우 사건이 일어날 확률이 높으며 그렇지 않은 경우 일어나지 않을 확률이 높은 것으로 간주한다. 본 연구에 사용된 로지스틱 회귀분석 모형의 적합성 검정은 Hosmer & Lemeshow 검정, 우도값(-2LogL), Pseudo- R^2 (Cox&Snell R^2 , Nagelkerke R^2)을 통해 검증하였다.

〈표 2〉 응답자 기초통계량

전 체		행복주택 입주의향			
		Y		N	
		사례수	구성비	사례수	구성비
전체(N=684)		453	66.2%	231	33.8%
성별	남성	184	26.9%	86	12.6%
	여성	269	39.3%	145	21.2%
연령	20대	9	1.3%	0	0%
	30대	66	9.6%	23	3.4%
	40대	132	19.3%	59	8.6%
	50대	127	18.6%	68	9.9%
	60대 이상	119	17.4	81	11.8%
교육수준	초등학교 졸업 이하	51	7.5%	39	5.7%
	중학교 졸업 이하	99	14.5%	47	6.9%
	고등학교 졸업 이하	253	37.0%	117	17.1%
	대학교 졸업 이하	50	7.3%	28	4.1%
가구원수	1인	111	16.2%	70	10.2%
	2인	129	18.9%	64	9.4%
	3인 이상	213	31.1%	97	14.2%
월 소득	100만원 미만	170	24.9%	105	15.4%
	100~200만원 미만	206	30.1%	69	10.1%
	200~300만원 미만	67	9.8%	32	4.7%
	200~400만원 이하	10	1.5%	25	3.7%
주택유형	아파트	169	24.7%	144	21.1%
	다세대/연립주택	200	29.2%	62	9.1%
	단독주택	60	8.8%	16	2.3%
	오피스텔	5	0.7%	1	0.1%
	기타	19	2.8%	8	1.2%
점유형태	전세	135	19.7%	33	4.8%
	월세	287	41.8%	185	27.0%
	기타	32	4.7%	13	1.9%

IV. 실증분석

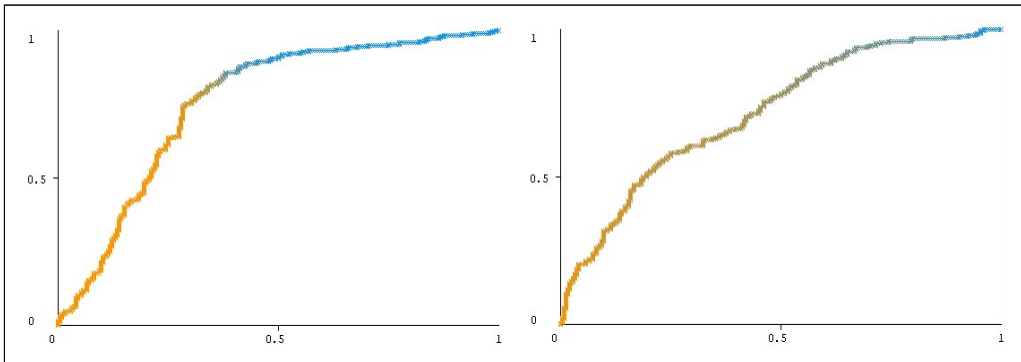
1. 기초통계량

본 연구의 대상 계층인 인천시 주거취약계층의 인구·사회 및 주택특성 기초통계량을 행복주택 입주의향별로 비교한 내용을 <표 2>에 제시하였다. 먼저 전체 표본 684가구 중 행복주택 입주의향이 있다고 응답한 비율은 66.2%로 입주의향이 없다는 비율의 33.8%에 비해 약 2배가량 높았다. 성별을 보면 남·여 모두 입주의향이 있다는 비율이 더 높았으며, 연령대의 경우 전 연령대에서 입주의향이 높았다. 특히 연령대가 낮아질수록 입주의향이 긍정적인 비율이 그렇지 않은 비율에 비해 더 높았다. 교육수준 결과 고등학교 졸업 이하의 비율이 가장 높았으며, 행복주택 입주의향은 중·고등학교 졸업 응답자들이 입주 선호하지 않는 비율에 비해 약 2배가량 더 높았다. 가구원 수는 3인 이상 가구가 전체 응답 가구의 약 45.3%로 대부분 가족을 이루는 각 형태를 가졌으며, 행복주택 입주의향 결과는 가구당 가구원 수가 증가할수록 입주의향 비율이 더 높아졌다. 주택 유형은 다세대/연립과 아파트의 비율이 높았으며, 특히 다세대/연립에 거주하는 응답자의 행복주택 선호 비율이 특히 높게 나타났다. 점유형태는 월세의 비율이 가장 높았으며 전세 가구의 행복주택 입주 선호 비율이 입주 비희망 응답 비율의 약 4배 이상 더 높았다.

2. 측정모형의 검증

연구 모형으로 사용된 다층퍼셉트론 인공신경망 모형과 로짓 모형의 검정력 분석하고 모형간 결과 값을 비교 분석하였다.

먼저 로짓모형의 적합도를 나타낼 수 있는 Hosmer&Lemeshow 검정 값은 0.376으로 나타나 유의성을 확보하였으며 상수만을 이용한 우도값(-2LogL)은 891.837였으나 설명변수 모두를 포함한 모형의 경우 793.426으로 낮아져 행복주택 입주의향에 영향을 미치는 요인을 설명하는데 중요한 영향력이 있음을 나타낸다. 또한, 로지스틱 회귀분석의 카이제곱과 자유도 값이 177.139(26)으로 나타나고 유의확률(p값)이 0.000 이하로 나타나 로짓 모형의 적합성이 확보되었다. 또한 설명력(Pseudo- R^2)을 나타내는 Cox&Snell R^2 과 Nagelkerke R^2 값이 각각 0.214, 0.296으로 나타나 최대 30%의 설명력을 나타내었다.



〈그림 3〉 인공신경망 ROC 그래프(좌)와 로짓모형 ROC 그래프(우)

다층퍼셉트론 인공신경망의 모형 적합성을 검정하고 로짓모형의 검증 값과 비교분석을 위해 각 모형의 예측 정확도(prediction accuracy), ROC(Receiver Operating Characteristic) 분석, 카파통계량 분석(kappa statistic)을 실시하였다. 신경망 검정의 경우 ‘10단계 교차검증’(10-fold cross validation) 방법을 사용해 적합도를 검정하였다. 분석결과, 인공신경망의 모형 예측 정확도는 80%로 나타났다. 이는 로짓 모형의 예측 정확도 72.2%보다 약 8%가량 높은 수치였다. ROC 분석을 결과는 〈그림 3〉와 같으며 ROC 곡선의 아래 면적의 나타내는 AUROC(Area Under ROC) 값은 클수록 모형 변별력이 크다는 의미이다. 인공신경망의 AUROC 값은 0.816로 나타나 로짓모형의 AUROC 값인 0.745보다 높게 나타났다. 카파통계량 값은 신경망이 0.556 로짓모형이 0.355으로 나타났으며, 모형 적합도 검정 결과를 종합해볼 때 다층 퍼셉트론 알고리즘을 사용한 인공신경망 분석 방법의 적합성이 로짓모형보다 더 우수하다는 결과를 얻었다.

3. 분석결과

인공신경망의 경우 판별함수가 비선형인 관계로 설명변수와 종속변수 사이의 선형적 관계성을 직접적으로 해석하기 힘든 단점이 있다. 이를 극복하기 위하여 본 연구에서는 가중치 분할법(weight partitioning method)을 사용하였다. 가중치 분할법은 독립변수와 종속변수 사이의 관계를 중요도(relative importance of contribution factor)로 평가하는 방법이다(Garson, 1991). 이를 구하는 방법은 먼저 입력층과 은닉층 사이의 가중치(w_p)와 은닉층과 출력층 사이의 가중치 값(w_q)을 곱하여 절대값을 취한다. 이 값을 X_{ij} 라고 하면,

다음과 같은 함수식으로 계산된다.

$$X_{ij} = abs(w_p *_{ij} * w_q *_{ij})$$

그리고 은닉층 각각의 뉴런에 대하여 $Y_{ij} = X_{ij} / \sum X_{ij}$ 와 $S_i = \sum Y_{ij}$ 를 계산한다. 끝으로 각 독립변수의 상대적 중요도를 나타내는 $Z_i = S_i / \sum S_i$ 를 제시한다. 입력층-은닉층의 가중치와 은닉층-출력층 가중치 값의 연관행렬(association matrix) 값은 <표 4>과 같다.

가중치 분할법을 적용한 독립변수의 상대적 중요도 결과는 <표 3>과 같으며, 행복주택 입주의향에 상대적으로 중요한 영향력을 미치는 요인으로 신혼부부 가구, 월 소득, 주거지원 프로그램 인지, 주택 유형 순으로 나타났다. 신혼부부 가구와 월 소득 요인이 6% 이상으로 높은 중요도를 나타낸 반면, 성별 요인과 장애인 포함 가구, 주거급여 대상요인들은 3~4%대의 낮은 중요도를 나타내었다.

<표 3> 독립변수의 상대적 중요도

변수	Zi(%)
성별	3.3
연령	5.3
가구원 수	5.6
교육수준	5.6
이사계획	5.1
신혼부부	6.2
고령자	5.4
장애인	4.9
1인 가구	5.0
공공주택 거주	5.0
주택유형	5.7
점유형태	5.6
월 소득	6.1
부채 여부	5.1
주거급여대상	4.7
주거급여인지	5.2
주거지원 필요	5.0
주거지원인지	5.8
주거지원경험	5.5

〈표 4〉 다층 퍼셉트론 신경망 기중치 연관행렬

은닉 뉴런	가중치(Weights)																			
	성별	연령	교육 수준	가구원 수	이사 계획	신혼 부부	고령자	장애인	1인 가구	공공 주택	주택 유형	전유 형태	월 소득	부채 여부	주·금 대상	주·금 인지	주·지 필요	주·지 인지	주·지 경험	Thres hold
H 1	1.93	0.05	1.07	0.83	-1.54	-1.91	0.51	-0.68	0.32	-1.41	2.61	4.34	-2.56	-0.53	-4.33	1.17	2.78	0.37	1.20	0.53
H 2	-1.45	-0.97	8.90	-2.92	-0.12	-0.86	0.64	1.86	-1.18	2.13	2.18	-0.03	1.64	5.50	-1.56	-2.05	0.73	1.68	0.70	-3.81
H 3	1.50	2.61	-1.11	-2.77	-6.31	-0.29	2.07	4.24	-2.10	1.63	11.74	7.13	-6.41	-4.39	-3.88	3.13	7.55	-4.98	1.90	0.26
H 4	-0.96	-4.27	0.59	-3.50	-0.26	-3.01	-1.28	0.52	0.76	3.97	-0.99	0.93	1.75	-0.11	1.64	1.70	1.70	3.70	2.66	-1.18
H 5	-0.28	-0.33	-0.30	0.09	0.09	-0.74	-0.56	0.69	-0.21	-1.40	-0.10	0.42	-1.17	-0.09	0.44	0.61	0.33	0.76	0.24	-0.85
H 6	0.15	0.42	-3.45	0.82	-3.93	-1.93	0.98	1.71	-1.17	-1.65	0.72	-0.38	-1.53	-0.40	-1.42	0.66	-0.17	3.96	-3.82	-3.04
H 7	-0.30	-1.82	-9.46	-1.38	3.04	-2.23	-3.97	-2.84	-2.31	2.51	1.17	-0.61	0.87	-1.03	-1.10	3.46	-3.43	4.44	2.65	-1.73
H 8	-0.20	-0.35	-0.21	-0.38	-0.03	-0.82	-0.61	0.25	-0.52	-0.49	0.38	0.35	-0.55	0.02	0.01	0.10	0.16	0.05	-0.35	-0.81
H 9	4.40	-1.58	-8.81	-0.57	-3.40	0.78	-2.74	-5.71	-1.95	-2.84	1.89	4.88	-1.37	4.93	5.71	4.52	3.13	-3.11	3.38	3.80
H 10	0.22	-4.47	0.83	-3.95	2.39	0.01	-3.72	-5.85	-2.12	1.37	1.74	6.25	-0.70	0.44	-1.07	-1.50	0.91	-2.66	-0.50	-0.06
H 11	0.43	-2.15	-0.91	-0.03	-0.41	-2.52	-1.74	0.84	1.08	-0.24	0.69	1.38	1.41	0.16	0.57	-1.89	-0.87	1.67	1.00	0.89
H 12	0.23	-0.85	-1.19	-0.50	-0.26	-1.00	-0.15	0.26	-1.75	-0.37	1.45	0.25	-0.76	-0.22	-0.06	1.29	1.75	-0.04	-2.54	-2.58
H 13	-2.20	2.96	3.06	-1.17	-3.51	-2.87	0.66	-3.32	-2.36	-2.14	-2.88	1.33	4.76	3.67	-2.94	4.34	-0.13	5.43	-4.74	0.81
H 14	2.22	0.98	3.69	1.71	0.59	-2.31	2.86	-5.02	-4.07	-4.24	-2.90	2.86	-0.23	-4.10	1.94	2.97	0.61	3.07	2.29	-2.80
H 15	0.05	-0.21	2.98	3.11	-4.83	-2.26	-2.02	1.57	-3.32	0.60	4.56	2.90	1.21	2.93	1.45	0.65	1.55	-1.04	3.44	-0.20
H 16	-0.21	-3.65	2.47	1.29	-4.65	-2.34	-2.02	-3.04	-4.02	0.69	1.28	3.25	-0.66	-5.59	-3.02	6.44	-0.90	0.22	2.72	0.56
H 17	-3.34	-1.07	0.85	3.42	-2.53	0.02	-0.45	3.70	-0.91	-1.62	2.90	-2.06	-6.67	4.97	-0.45	-3.51	-2.29	-1.73	-0.50	-3.41
H 18	0.48	4.88	4.70	-3.48	4.11	-4.14	-0.77	2.25	-0.97	0.69	-3.55	-0.53	0.64	-6.90	-1.73	-5.37	-1.80	5.97	-0.19	-5.12
H 19	0.12	-1.45	-0.20	-3.23	-2.13	-2.18	0.05	0.99	-3.13	2.01	3.39	2.08	-0.89	-1.54	-3.21	2.13	1.20	-1.64	-2.02	-1.76
H 20	-0.07	-0.49	-0.26	-0.22	0.00	-0.77	-0.54	0.02	-0.47	-0.24	0.55	0.56	-0.54	-0.03	0.08	0.15	0.33	-0.13	-0.40	-0.91
H 21	2.87	0.73	0.24	4.42	-2.80	-0.64	0.86	1.54	-0.87	-0.51	3.71	5.38	-1.24	-0.60	-3.43	1.43	1.78	1.76	-1.54	0.50
H 22	-2.06	1.62	0.85	-1.35	-2.83	-2.89	-2.53	2.81	-1.33	-1.59	0.47	-1.09	-3.70	-0.14	-2.01	-0.03	-3.42	2.01	-1.73	0.17
H 23	-1.09	-2.28	-1.04	-1.85	2.14	-1.36	0.01	-0.97	-0.15	-0.97	0.64	1.10	-2.89	-1.08	-0.80	0.09	2.19	-0.15	-0.78	-0.87
H 24	-3.06	2.10	1.95	-4.41	0.02	-2.69	1.68	-2.25	-2.31	0.28	-0.21	-0.86	1.82	1.07	-2.46	-1.16	2.21	1.73	2.26	-3.06
H 25	0.52	1.91	4.68	2.72	0.43	-1.26	-2.22	-0.46	2.45	-2.62	1.60	-0.06	-1.83	5.89	-0.18	0.60	-1.88	4.37	-1.79	0.87

〈표 5〉 로짓 분석 결과

변수		Estimate	S.E	Pr >Chisq	Exp(B)
가구특성	성별_남	0.216	0.174	0.213	1.241
	연령	-0.031***	0.008	0.000	0.969
	교육수준_초등학교 졸	0.236	0.428	0.582	1.266
	교육수준_중학교 졸	0.400	0.358	0.264	1.492
	교육수준_고등학교 졸	0.272	0.307	0.375	1.313
	가구원 수	0.225**	0.109	0.039	1.252
	이사 계획	1.109***	0.216	0.000	3.030
가구유형 특성	신혼부부 가구	0.440**	0.193	0.023	1.553
	고령자 포함 가구	-0.728***	0.196	0.000	0.483
	장애인 포함 가구	0.074	0.215	0.730	1.077
	1인 가구	-0.169	0.209	0.419	0.845
	공공주택 거주 가구	-1.292***	0.175	0.000	0.275
주택특성	주택유형_다세대/연립	0.752***	0.187	0.000	2.121
	주택유형_단독주택	0.765***	0.293	0.009	2.150
	주택유형_오피스텔	2.013*	1.071	0.060	7.483
	주택유형_기타	0.460	0.424	0.278	1.583
	점유형태_월세	-0.664***	0.248	0.008	0.515
	점유형태_기타	-0.400	0.420	0.341	0.670
경제적 특성	월 소득	-0.005**	0.002	0.010	0.995
	부채 여부	-0.445**	0.198	0.024	0.641
주거복지특성	주거급여대상	-0.006	0.192	0.974	0.994
	주거급여인지	-0.633***	0.194	0.001	0.531
	주거지원 프로그램 필요	1.872***	0.254	0.000	6.502
	주거지원서비스 인지	-0.210	0.177	0.237	0.811
	주거지원서비스 경험	-0.173	0.253	0.493	0.841
Model Fit Statistics	Pseudo- R^2		Cox&Snell R^2 =0.214 , Nagelkerke R^2 =0.296		
	Hosmer&Lemeshow 검정		χ^2 =8.616(8), p =0.376		
	모형 카이제곱(자유도), 유의수준		χ^2 =177.139(26), p =0.000		
	-2LogL		-2LL(0)=891.837, -2LL(k)=793.426		

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

로지스틱 회귀분석 결과는 <표 5>과 같으며, 신경망 분석의 상대적 중요도 결과와 공통적으로 신혼부부 가구, 월 소득, 주거 지원 프로그램 인지 요인들을 포함하여 연령, 가구원 수, 이사계획, 주택특성, 경제적 특성 등의 요인들이 행복주택 입주의향에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

가구 특성변수들의 분석결과를 살펴보면, 연령이 낮을수록 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 증가하는 것으로 나타났으며, 가구원 수가 늘수록 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 증가하였다. 또한, 이사계획이 있는 가구는 이사계획이 없는 가구에 비해 행복주택 입주의향이 있을 확률이 더 높다고 나타났다.

가구 유형 변수들의 결과, 신혼부부 가구의 경우 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 높은 것으로 나타난 반면, 고령자 포함 가구의 경우 입주의향이 있다고 선택할 확률이 고령자를 포함하지 않은 가구에 비해 더 낮은 것으로 나타났다. 공공주택 거주 가구 또한 일반주택 거주 가구에 비해 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 낮은 것으로 나타났다.

주택특성 변수들의 결과, 다세대/연립, 단독 주택에 거주하는 가구는 아파트에 거주하는 가구에 비해 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 높은 것으로 나타났다. 이는 인천 원도심을 중심으로 주택 노후화가 심화되는 현상과 관련 있어 보이며, 비교적 주거 노후도가 덜한 아파트로 공급되는 행복주택에 대한 응답자들의 입주 선호도가 나타난 것으로 해석된다. 무주택 주거취약계층 응답자들의 결과, 전세로 사는 가구와 비교하여 월세로 사는 가구의 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 낮은 것으로 나타났다. <표 2> 기초통계량 결과에서 월 소득 100만 원 미만 그룹의 행복주택 입주의향이 없다고 응답한 비중이 상대적으로 높아진 결과를 바탕으로 월세 가구에서 행복주택 입주의향이 감소하는 모습을 보인 것은 전세에 비해 경제적 상황이 힘든 월세 가구의 행복주택 보증금 마련에 대한 부담 때문일 것이라 해석할 수 있다.

경제적 특성 결과, 월 소득이 낮을수록 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 높아졌으며, 부채가 있는 가구는 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 부채가 없는 가구에 비해 더 낮았다.

주거 복지 특성 결과, 주거급여에 대해 알고 있는 가구는 모르는 가구에 비해 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 낮았으며, 주거 지원 프로그램이 필요하다고 답한 가

구는 필요 없다고 답한 가구에 비해 행복주택 입주의향이 있다고 선택할 확률이 더 높은 것으로 나타났다.

인공신경망의 상대적 중요도 분석결과와 로짓 모형의 분석을 종합해 볼 때, 첫째로 가구 유형 가운데 신혼부부와 고령자 포함 가구, 공공주택 거주 가구 요인이 행복주택 입주의향에 유의한 영향을 끼친 반면, 장애인 포함 가구와 1인 가구가 유의한 영향을 끼치지 못하였다. 구체적으로 65세 이상 고령자 포함 가구의 행복주택 입주의향이 (-)의 방향으로 선택할 확률이 높은 것으로 나타난 반면, 신혼부부 가구와 공공주택이 아닌 일반 민간 주택에 거주하는 가구는 행복주택 입주의향에 정(+)의 방향으로 선택할 확률이 높은 것으로 나타났다. 이는 행복주택의 주요 공급 대상이 사회초년생 및 신혼부부로 구성된 청년 계층인 것과 연관이 있는 것으로 판단되며, 연령이 낮을수록 행복주택 입주의향이 증가한다는 결과와 연관이 있다고 해석된다. 또한 기존의 공공주택에 거주하는 가구는 행복주택으로 주택유형을 변경하는 것을 선호하지 않는다는 해석이 가능하다.

둘째, 월 소득이 낮을수록 행복주택 입주의향이 증가한다는 결과는 저소득층의 공공임대주택 선호 현상과 같은 맥락 안에서 해석될 수 있다. 기초통계량 분석결과에서 나타났듯이 월 소득 300~400만 원 가구의 행복주택 입주의향은 부정적인 응답이 긍정적 응답의 2배 이상 높았으나 그 이하 월 소득 가구의 경우는 모두 행복주택 입주의향에 긍정적인 응답을 보였다.

셋째, 월세 가구가 전세 가구에 비해 행복주택 입주의향이 더 낮다는 결과는, 기초통계량 결과에서도 나타났듯이 월세 가구의 행복주택 입주의향이 없다는 응답 비율이 상대적으로 높은 것과도 연관 지을 수 있다. 또한, 전세로 인한 주거 불안정성과 이사에 대한 부담도 행복주택 선호도로 나타난 것으로 해석할 수 있다.

마지막으로 공공임대주택 공급, 주택 개량·보수, 전세자금 대출 등으로 구성된 인천시 주거 지원 프로그램이 필요하다고 생각하는 가구는 행복주택 입주의향에 정(+)의 방향으로 선택할 확률이 높은 것으로 나타났다. 이는 공공이 제공하는 주거 복지 프로그램을 인지하고 관심을 가지며 필요성에 공감하는 가구일수록 계층 맞춤형 공공임대주택인 행복주택의 입주의향에 긍정적이라는 것으로 해석된다.

IV. 결론

1. 연구결과 요약 및 시사점

본 연구는 미래의 현상 변화에 대한 예측 능력이 우수한 다층퍼셉트론 알고리즘 인공신경망 분석방법과 로짓 모형을 활용하여 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 미치는 영향요인을 분석하였다. 예측 모형의 정확도 검증을 위하여 두 연구 모형의 적합성을 비교 검증하였으며, 검정 결과 인공신경망과 로짓모형의 예측력은 각각 80%, 72.4%로 나왔으며, AUROC 값은 각각 0.816, 0.745으로 나왔다. 이러한 결과를 바탕으로 인공신경망의 검정력이 로짓모형 보다 우수한 결과를 확인하였다.

실증분석 결과를 요약·정리하면 다음과 같다. 첫째, 인공신경망 분석 결과 값을 가중치 분할법을 사용하여 중요도 분석을 실시한 결과 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 상대적으로 중요한 영향력을 미치는 요인들은 신혼부부 가구, 월 소득, 주거 지원 프로그램 인지, 주택 유형 순으로 나타났다. 둘째, 로지스틱 회귀분석 결과 가구원 수, 이사 계획, 신혼부부 가구, 주택 유형, 주거 지원 프로그램 필요요인들이 정(+)을 방향으로 행복주택 입주의향에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 연령, 고령자 포함 가구, 공공주택 거주 가구, 월세 가구, 월 소득, 가구 부채, 주거급여정책 인지 요인들은 부(-)의 방향으로 행복주택 입주의향에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

본 연구의 결과를 종합하여 인천광역시 주거취약계층 및 행복주택과 관련하여 제시할 수 있는 정책적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 인천시 내 청년 및 신혼부부를 위한 행복주택 공급량을 확대하여 이들 계층의 주거안정성을 높일 필요가 있다. 신혼부부 가구일수록, 연령이 낮을수록, 월 소득이 낮을수록 행복주택 선호도가 높은 결과를 바탕으로 기존 저소득 취약계층을 위한 영구임대주택 중심의 장기공공임대주택 공급에서 행복주택 공급확충 및 임대주택 유형 다양화로 정책 방향을 조정하여 세분화되는 인천시 주거취약계층들의 주거환경 수요를 반영할 필요가 있다. 둘째, 중장년층을 대상으로 행복주택을 포함한 인천시 주거지원 프로그램 및 정책들을 자세히 알리고 정보 습득이 쉽도록 유도할 필요가 있다. 연령이 증가할수록 행복주택 입주의사가 낮아지는 것과 주거 복지 프로그램을 잘 알고 필요성 느끼는 가구일수록 행복주택 입주의향이 높아지는 결과를 바탕으로, 젊은 층에 비해

상대적으로 주거 복지 관련 정보 습득력이 낮은 고령층을 대상으로 쉽고 편리하게 행복주택에 대한 정보를 알 수 있게 하는 정책적 노력이 필요하다. 셋째, 실증분석 결과를 토대로 인천시 내 행복주택 공급을 확대하면 기존의 장기공공임대주택으로 인한 사회적 문제와 공공의 재정적 문제 완화에 도움이 될 것이다. 우윤석·설동필(2012) 등이 제기한 영구임대주택 단지 내 활력 저하 및 사회적 배제문제들은 행복주택의 커뮤니티 공간 제공 및 공동체 활성화 시설로 인해 일정 부분 해결될 것으로 보이며, 시세의 60~80%의 행복주택 임대료 기준은 주거 복지 공급자 측면의 재정부담을 완화해주는 효과도 있을 것이다.

본 연구는 방법론 측면에서 선택확률 연구에 주로 사용됐던 로지스틱스 모형과 함께 인공신경망 기법을 사용하여 우수한 예측력, 설명력, 검증력을 가진 연구모형을 구성할 수 있었다. 이러한 결과를 기반으로 하여 도시 및 주택 분야에 효과적인 선택확률 연구방법론의 새로운 적용 가능성을 제시한 것에도 큰 의미가 있다고 판단된다.

2. 연구의 한계점 및 향후 과제

본 연구는 기존의 선행연구와의 차별성과 새로운 접근방식을 가지고 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 미치는 영향요인을 분석하여 의미 있는 연구결과를 도출했음에도 불구하고 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, 영구임대주택으로 대변되는 장기공공임대주택 거주와 관련된 문제점들 가운데 지역 공동체와의 사회적 배제나 이웃과의 관계와 관련한 변수를 연구 모형에 적용하지 못한 한계를 가지며, 향후 관련 데이터 보완작업을 통해 주거취약계층의 사회 관계성 변수를 추가하여 연구를 진행하고자 한다. 둘째, 행복주택 특성 및 입주요건 가운데 입주요건 관련 요인을 반영하지 못한 한계를 가진다. 도심지역 및 직주근접이 가능한 지역 거주 데이터를 독립변수로 추가하여 행복주택 입주의향과의 인과관계를 규명했다면 더 구체적인 연구결과가 나왔을 것으로 생각한다. 셋째, 인공신경망 모형에서 사용된 데이터의 패턴을 결과 값에서 확인할 수 없는 블랙박스(black box) 특성으로 인해 신경망이 포착한 변수 간의 관계를 자세히 파악할 수 없었다. 로짓 모형 분석을 통해 보완적으로 변수 간의 영향 관계를 규명하는 노력을 하였으나 예측 정확도가 높은 인공신경망의 다양한 분석 방식을 도입하여 더욱 구체적인 결과 값을 추출하도록 향후 연구를 통해 보완을 추진하겠다.

참고문헌

1. 고인호 · 이동숙 · 윤충열, “농촌지역 취약계층의 주거이용에 관한 연구,” 『한국농촌건축학회논문집』, 제14권 제3호, 한국농촌건축학회, 2012, pp.1-8.
2. 공동석 · 박영훈 · 이병정 · 허정호, “인공신경망을 이용한 데이터베이스 기반의 광역단지 에너지 수요예측 기법 개발,” 『한국에너지학회 춘계학술발표대회 논문집』, 제29권 제1호, 한국에너지학회, 2009, pp.184-189.
3. 국회입법조사처, 『공공임대주택 재정지원의 쟁점과 과제』, 2013.
4. 김성욱 · 조승연, “국민임대주택 공급의 사회경제적 파급 효과에 관한 연구,” 『한국지역개발학회지』, 제28권 제3호, 한국지역개발학회, 2016, pp.165-180.
5. 김용순 · 이석제 · 남영우, “민간부문을 활용한 행복주택 사업활성화 방안에 대한 연구,” 『대한부동산학회지』, 제33권 제1호, 대한부동산학회, 2015, pp.295-312.
6. 김옥연 · 권혁삼, “도심 내 소규모 민간토지 활용 행복주택 공급방안 연구,” 『도시설계』, 제17권 제3호, 한국도시설계학회, 2016, pp.27-42.
7. 김주현 · 안용진, “신혼가구 공공주택 입주방향의 의식변화에 미치는 결정요인 분석,” 『한국주거학회 학술대회논문집』, 제28권 제2호, 한국주거학회, 2016, pp.99-104.
8. 박경선, “인천시 임차가구 주거비 상승과 정책적 시사점,” 『시정이슈제안』, 제65호, 인천발전연구원, 2017.
9. 백용규 · 윤연주 · 문진우, “난방시스템 최적 셋백온도 적용시점 예측을 위한 인공신경망모델 개발,” 『한국생태환경건축학회 논문집』, 제16권 제3호, 한국생태환경건축학회, 2016, pp.89-94.
10. 손재호 · 김성경 · 김재은, “신경망을 이용한 교육시설 BTL 사업의 공사비 분석 및 예측에 관한 연구,” 『대한건축학회 논문집-구조계』, 제24권 제6호, 대한건축학회, 2008, pp.135-142.
11. 송동수, “공공임대주택의 현황과 법적 검토,” 『토지공법연구』, 제58호, 한국토지공법학회, 2012, pp.43-68.
12. 여경수, “공공주택 특별법에서 행복주택에 관한 평가와 과제,” 『입법과 정책』, 제8권 제1호, 국회입법조사처, 2016, pp.375-395.
13. 우윤석 · 설동필, “우리나라 공공주택 공급시장에 대한 연구-공공과 민간이 공진화하는 주택공급 생태계를 중심으로,” 『사회과학논총』, 제15호, 숭실대학교 사회과학연구소, 2012, pp.1-25.
14. 이운홍, “서울시민 공공임대주택 입주의사에 영향을 미치는 수요자 특성 요소에 관한 연구,”

- 『국제지역연구』, 제21권 제4호, 한국외국어대학교 국제지역연구센터, 2017, pp.173-194.
15. 이재원 · 정범석 · 김미숙 · 최지옥 · 안병은, “MMPI 분석도구로서 인공신경망 분석과 로지스틱 회귀분석의 비교,” 『생물정신의학』, 제12권 제2호, 대한생물정신의학회, 2005, pp.165-172.
16. 이창무 · 최소의 · 박한 · 박환용, “도심형(역세권) 공공임대주택의 수요특성 사례 분석,” 『서울도시연구』, 제10권 제4호, 서울연구원, 2009, pp.191-207.
17. 인천광역시, 『인천비전 2050』, 인천광역시, 2016.
18. 임세정 · 권오정, “대학생 공공임대주택 정책에 대한 대학생들의 인식과 선호도 조사,” 『한국주거학회 학술대회논문집』, 제11권 제2호, 한국주거학회, 2015, pp.341-346.
19. 임숙녀, “공공임대주택의 공급 · 관리에 관한 문제점 및 개선방안,” 『토지공법연구』, 제71호, 한국토지공법학회, 2015, pp.245-266.
20. 조태호, 『모두의 답러닝』, 서울: 길벗, 2017.
21. 황성덕 · 정문오 · 이상엽, “도시기반시설이 공동주택가격에 미치는 영향분석에 관한 연구 - 전력통신시설(변전소)을 중심으로 -, ” 『한국건설관리학회논문집』, 제16권 제1호, 한국건설관리학회, 2015, pp.74-81.
22. Basheer, I.A., and M. Hajmeer, “Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application,” *Journal of Microbiological Methods*, Vol. 43 No. 3, 2000, pp.3-31.
23. Garson, G.D., “Interpreting Neural-Network Connection Weights,” *AI Expert*, Vol. 6 No. 4, 1991, pp.46-51.
24. Hagan, M.T., H.B. Demuth, M.H. Beale, and O.D. Jesus,, “An Introduction to the Use of Neural Networks in Control Systems,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF ROBUST AND NONLINEAR CONTROL*, Vol. 12 No. 11, 2002, pp.959-985.
25. www.molit.go.kr/portal.do
26. www.incheon.go.kr

• 접수일	2018. 04. 26.
• 심사일	2018. 05. 09.
• 심사완료일	2018. 06. 28.

국문요약

인공신경망 분석을 활용한 인천시 주거취약계층의 행복주택 입주의향에 미치는 요인 분석

인천시는 현재 주거취약계층이 다양화 되며 이들의 위한 맞춤형 공공임대주택 공급의 필요성이 강조되고 있다. 그러나 영구임대주택 중심의 공급과 계층 맞춤형 임대주택의 공급은 부족한 실정이다. 따라서 본 연구는 인천시에 거주하는 주거취약계층을 대상으로 그들의 행복주택 입주의향과 이에 미치는 다양한 영향 요인을 분석하고자 하였다.

본연구의 분석결과 및 시사점은 다음과 같다. 첫째, 신혼부부 가구, 월 소득, 주거 지원 프로그램 인지, 주택 유형 순으로 행복주택 입주의향에 중요한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 둘째, 가구원 수, 이사계획, 신혼부부 가구, 주택 유형, 주거 지원 프로그램 필요요인들이 정(+)의 방향으로 행복주택 입주의향에 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 연령, 고령자 포함 가구, 공공주택 거주 가구, 월세 가구, 월 소득, 가구 부채, 주거급여정책 인지 요인들은 부(-)의 방향으로 영향을 미치는 것으로 나타났다. 셋째, 연령이 상대적으로 낮으며, 공공임대주택 및 주거지원 프로그램에 관심이 많고 필요성을 느끼는 신혼부부의 경우 행복주택 입주의향이 다른 유형에 비해 높은 것으로 나타났다.