

인공지능과 국토정보를 활용한 노인복지 취약지구 추출방법에 관한 연구*

A Study on the Methodology of Extracting the vulnerable districts of the Aged Welfare Using Artificial Intelligence and Geospatial Information

박지만** · 조두영*** · 이상선**** · 이민섭***** · 남한식* · 양혜림**

Park, Jiman · Cho, Duyeong · Lee, Sangseon · Lee, Minseob · Nam, Hansik · Yang, Hyerim

Abstract

The social influence of the elderly population will accelerate in a rapidly aging society. The purpose of this study is to establish a methodology for extracting vulnerable districts of the welfare of the aged through machine learning(ML), artificial neural network(ANN) and geospatial analysis. In order to establish the direction of analysis, this progressed after an interview with volunteers who over 65-year old people, public officer and the manager of the aged welfare facility. The indicators are the geographic distance capacity, elderly welfare enjoyment, officially assessed land price and mobile communication based on old people activities where 500 m vector areal unit within 15 minutes in Yongin-city, Gyeonggi-do. As a result, the prediction accuracy of 83.2% in the support vector machine(SVM) of ML using the RBF kernel algorithm was obtained in simulation. Furthermore, the correlation result(0.63) was derived from ANN using backpropagation algorithm. A geographically weighted regression(GWR) was also performed to analyze spatial autocorrelation within variables. As a result of this analysis, the coefficient of determination was 70.1%, which showed good explanatory power. Moran's I and Getis-Ord Gi coefficients are analyzed to investigate spatially outlier as well as distribution patterns. This study can be used to solve the welfare imbalance of the aged considering the local conditions of the government recently.

Keywords: Elderly welfare vulnerable district, Machine learning, Artificial neural network, Geographically weighted regression, Spatial autocorrelation

* 본 논문은 한국국토정보공사 국토정보교육원 「국토정보전문과과정」 보고서(2017) 일부를 수정·보완하여 작성하였음
** 한국국토정보공사 부교수 LX Education Institute Assistant Professor(First and Corresponding author: pjm754@lx.or.kr)
*** 한국국토정보공사 대리 Korea Land and Geospatial InformatiX Corporation (cdg2013@lx.or.kr)
**** 한국국토정보공사 사원 Korea Land and Geospatial InformatiX Corporation (ss4285@lx.or.kr)
***** 한국국토정보공사 사원 Korea Land and Geospatial InformatiX Corporation (lemonsky@lx.or.kr)
* 한국국토정보공사 대리(Korea Land and Geospatial InformatiX Corporation (toymusic@lx.or.kr)
** 한국국토정보공사 사원 Korea Land and Geospatial InformatiX Corporation (yhr315@lx.or.kr)

1. 서론

1.1. 연구배경 및 목적

노인인구가 갖는 사회적 영향력은 급속한 고령화 사회에서 더욱 가속화될 것이다. 2018년 기준 65세 이상 인구는 738만 1,000명으로 전체 인구의 14.3%를 차지하게 되며 노령화 지수 또한 110.5에 달하게 된다(통계청, 2016).

노인인구의 삶의 질 향상을 위해 무엇보다 생활밀착형 복지가 중요하다(서수정 외, 2015). 노인 생활밀착형 복지는 「노인복지법」에 따른 노인여가복지시설을 노인이 이용할 수 있는 지리적 거리 내에 위치해야 이용가능한 시설로 인식한다는 것을 의미한다.

최근 정부는 국정목표 중 하나로서 ‘고르게 발전하는 지역’을 선정하고, 혁신과제로 ‘자치분권과 균형발전’을 강조하고 있다. 또한 국가균형발전을 추진하면서 ‘지역주도 자립적 성장기반 마련’을 전략목표로 설정하였다. 현재 노인인구의 급속한 증가는 지역별 여건과 노인여가복지시설의 취약지구를 탐색하여 노인복지 불균형 문제를 해결하는 것이 지역주도 균형발전 및 자립성장의 사회적 현상과 밀접하게 연관되어 있음을 의미한다. 그래서 정부의 지역주도 균형발전은 노인인구 등 지역주민이 갖는 연령·사회·경제적 특성을 고려할 때 전략목표를 달성할 수 있을 것이다.

이와 같은 배경 하에 본 연구는 머신러닝, 인공지능망의 인공지능과 국토정보 분석을 통해 노인복지 취약지구를 객관적으로 추출하는 방법론을 정립하는데 목적을 두었다. 본 연구결과를 통한 노인복지 취약지구 추출 방법론이 정립된다면, 향후 지역특성에 따른 노인복지 불균형을 해결하는데 활용될 수 있을 것이다.

1.2. 연구범위 및 방법

본 연구의 공간적 범위는 용인시로 설정하였다. 용

인시는 제2기 신도시 지역으로서 인구와 교통 접근성 등의 증가로 도심화가 진행되고 있다. 이로 인해 2000년대 중반 생성된 수지구, 교통요지로서 발전이 가속화된 기흥구, 그리고 용인시 면적의 70% 이상을 차지하며 도시·농촌 복합도시인 처인구로 이루어져 있다.

용인시는 도시 내 최신 주거타운과 농촌이 복합된 도시형태로서 전국 도시·농촌형태의 다양한 토지이용 변화에서 노인인구의 특성을 분석할 수 있는 최적의 연구대상 지역이다.

연구방법은 세 가지로 구분된다. 먼저 용인시 노인복지 취약지구를 추출하기 위한 분석방향을 정립하기 위해 용인시에 거주하는 65세 이상 노인과 노인복지 관련 공무원, 여가복지시설 담당자와 인터뷰를 수행 후 결과를 검토하여 분석방향을 정립하였다. 두 번째, 머신러닝 및 인공지능망, 공간적 자기상관성을 분석하기 위한 지표선정 및 분석자료를 마련하였다. 마지막 단계에서 인공지능을 구현하는 접근 방식으로 머신러닝 및 인공지능망을 통해 모의학습을 진행하고, 공간적 자기상관성 분석을 통해 지표영향력을 해석하였다.

용인시 65세 이상 노인을 인터뷰한 결과, 도보기준 집에서 노인복지시설까지 거리가 15분 이내에 입지해야 실효성이 높다는 결론을 얻었다. 그래서 연구자료는 용인시 노인복지 지리적 거리를 15분으로 설정하여 벡터격자(500 m X 500 m) 공간단위로 분석에 활용된 모든 자료를 처리·융합하였다. 벡터격자형태로 분석자료를 구축한 것은 단일 속성정보만 저장되는 래스터 격자 특성 때문에 다양한 속성정보가 필요한 벡터격자를 선택했다.

2. 분석의 틀

2.1. 인터뷰를 통한 분석방향 정립

취약지구는 기후변화, 재난·재해, 복지 등 다양한

분야에서 해당 부문의 취약성을 파악하여 취약지구를 설정하고 있다(이희연·안은경, 2016). 남원석 외(2012)에서는 불안정 주거지와 부적합 주택거주자를 유형화하여 취약한 계층이 거주하는 지역을 취약지구로 정의하였다. 노인 삶에서 직간접적 영향을 미치는 4종류는 빈곤, 질병, 소외, 무위로 정의한다(최성재·장의협, 2010).¹⁾ 이 중 소외·무위를 고려한 노인 여가활동 지원정책은 소득수준 등 지역경제와 높은 상관성을 갖는다(정경희, 2017).

서울시 '10분 동네 프로젝트'에 의하면, 생활밀착형 거리수용력이 400 m 이며, 가장 중요한 요소가 노인 여가활동 지원 프로그램의 다양화임이 조사되었다. 반면, 용인시 65세 이상 노인에게 노인복지시설 이용과정에서 주요 고려사항이 무엇인지 질의한 결과, 자택과의 거리가 가장 중요한 요소였으며, 지리적 거리수용력 측면에서 도보기준 '15분'이 중요한 요소인 것을 확인하였다. 또한 노인복지 여가활동 프로그램이 중요한 것이 아니라 경로당 등의 여가복지시설의 이용 가능한 거리 내에 존재하는지가 중요한 것으로 조사되었다.

이 인터뷰 결과는 용인시 노인 복지시설의 불충분성으로 인한 용인시 노인복지 불균형성이 존재한다는 것을 의미한다. 노인복지 관련 수지구 노인복지관 담당자와 시청 담당부서 공무원을 인터뷰한 결과, 노인복지시설 공급과정에서 노인인구, 시설물 수용력 등 데이터 분석과 지역의 사회·경제적 여건을 고려한 노인복지 정책의사결정의 중요성을 강조하였다.

2.2. 인공지능을 적용한 모의학습

용인시 노인복지 취약지구를 탐색하기 위해 실제 용인시 상황을 직접 실험, 분석하여 결과를 도출하는 것이 가장 바람직하다. 그러나 경제적, 시간적, 효율적 측면에서 용인시 노인복지 관련 요인을 모형화하여 동적으로 변화시킴으로써 용인시 노인복지 상황을 탐

색하여 취약지구를 도출하는 방법론을 정립하는 것이 본 연구의 목적이다. Forrester(1961)는 현실세계의 불확실성과 모형의 불완전성이 존재하기 때문에 정확한 추정은 불가능하나, 모형이 현실세계 원리가 반영된 것이라면 사회 행태적 측면에서 현실과 유사한 결과를 가져오는 것으로 정의하였다.

용인시 노인복지 취약지를 도출하기 위한 인공지능 모의학습 모형은 R Programming 3.45를 이용하여 머신러닝과 인공신경망을 구축하였다. 머신러닝은 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM) 알고리즘, 인공신경망(artificial neural network, ANN)은 역전파(back-propagation) 알고리즘을 활용하였다.

원석환 외(2018)는 SVM알고리즘과 의사결정나무 C5.0 알고리즘을 통해 공원, 하천, 도로, 유해험오 등 지적정보 용도·지목코드를 자료를 이용하여 비선형적 국지적 공간패턴을 예측하였다. 이를 통해 개별공시지가 산정을 위한 머신러닝 시뮬레이션 모의학습을 수행하였다. Sharama et al.(2013)은 인공신경망 기법을 통해 지가예측을 수행하였다. 이 모형은 인구, 건설단가, gross domestic product (GDP), 금값 등을 통해 지가가격을 예측하였다.

본 연구의 머신러닝 SVM 은 노인복지 취약지에 영향을 주는 지표를 통한 모의학습과 해당 모형에 대한 유효성을 검증하였다.

알고리즘은 Karatzoglou et al.(2016)에 의한 'kernlab'을 채택했으며, 'kernlab' 알고리즘 중 가우시안 방사형 커널(radial basis kernel function, RBF)을 활용하여 비선형 모의학습을 수행하였다.

본 연구의 ANN 오류 역전파(error back-propagation) 알고리즘 모형은 SVM과 동일한 지표를 통해 입력층 4개, 은닉층 5개, 출력층 1개로 구성하여 10,365회 모의학습하였다. 입력계층부터 출력계층까지 뉴런을 활성화하고, 네트워크 출력신호와 실제 오차가 만들어지며 역방향으로 전파하여 각 뉴런의 활성화수를 미분해 가중치 방향의 증감방향에서 오차를

최대 감소한 학습율을 적용하였다.

각각의 모의학습은 2,587개의 500 m 공간단위 벡터격자의 70%(1,811개)를 훈련데이터, 나머지 30%를 실험데이터로 구분하여 모형구축과 예측 및 유효성 검증을 진행하였다. 용인시 노인복지 취약지 추출을 위한 지표는 ①노인인구 및 노인복지시설 접근성을 고려한 15분 이내 거리 수용력, ②노인복지 향유도를 고려한 시공간 밀집현황, ③향후 노인복지 여가시설 건립을 위한 2016년 공시지가, ④2015년 SKT 이동통신 데이터에서 65세 이상 노인인구를 추출하여 선정하였다(Table 1).

2.3. 노인복지 취약지 도출 공간적 상관성

용인시 노인복지 취약지구 도출을 위해 선정된 지표에 대한 공간적 영향력을 진단해야 한다. SVM은 커널 매개변수를 통해 다차원 표면을 통해 자료특성을 분류하고, ANN은 상호 연결된 네트워크 입력력을 신호를 통해 대규모 병렬처리를 수행하는 뉴런을 모형화하여 추정 정확도를 통해 유효성을 검증하고 예측한다.

그러나 각각의 모의학습은 내부의 입력을 출력으로 변환하는 매커니즘 해석을 수행할 수 없는 블랙박스 프로세스 특성을 갖고 있다. 이러한 비선형적 인공지능 모의학습 특성을 감안하여 지리적 상관관계를 해석할 수 있는 선형적 알고리즘을 통해 보완하였다.

Anselin (1995)는 특정 지역의 변수 분포가 주변 지역변수에 동일한 분포를 이룰 경우 공간적 의존성 (spatial dependence)을 갖고 있고, 서로 다른 분포가 나타날 경우 공간적 이질성(spatial heterogeneity)이 나타나 해당지역에 위치에 따른 공간적 자기상관성 (spatial autocorrelation)이 존재하여 거리에 따라 지리적 유사성이 높고 정의하였다.

본 연구에서는 공간적 자기상관성을 파악하기 위해 지리적 가중회귀분석, Getis-Ord Gi 통계를 통해 지리적 상관성을 해석하였다.

3. 노인복지 취약지구 도출을 위한 지표

3.1. 15분 이내 지리적 거리 수용력 지표

용인시 65세 이상 노인 인터뷰 결과, 노인복지여가 시설까지 지리적 거리 '15분'이 중요한 요소임을 확인하였다. 그래서 용인시 도로교통망을 통해 노인여가 복지시설부터 15분 이내 거리(500 m)를 설정하였다. Table 2는 노인복지 수용력 지표에 활용된 용인시 거주 노인인구(점), 용인시 노인여가복지시설(점), 노인의 최대접근 가능 거리(15분, 500 m, 0.6 m/sec)²⁾, 도로중심선을 이용하였다. 신도시인 죽전·보정동 등의 서비스 수용력이 양지·원산면 등 보다 높은 것으로 밝혀졌다(Figure 1).

Table 1. Indicators for elderly welfare vulnerable district extraction

Indicator	Explanation of indicators used to extract vulnerable welfare centers for the elderly
Welfare capacity	<ul style="list-style-type: none"> • Geographical distance capacity indicator - Within 15 minutes of considering the accessibility of welfare facilities for the elderly
Enjoyment indicator	<ul style="list-style-type: none"> • Elderly welfare enjoyment indicator - Spatio-temporal density considering the pleasure of welfare for the elderly
Land price	<ul style="list-style-type: none"> • Economic indicators Considering the official land price - The existing officially assessed individual land price
Elderly activity	<ul style="list-style-type: none"> • Indicators of elderly activity considering the floating population - Activity information for elderly people over 65 using wireless communication data

Table 2. Valuable of the Welfare capacity

Welfare capacity of the elderly in Yongin-city
· Elderly population(point)
· Elderly welfare facility(point)
· Elderly maximum reachable distance(15 minute)
· Road transport(line)

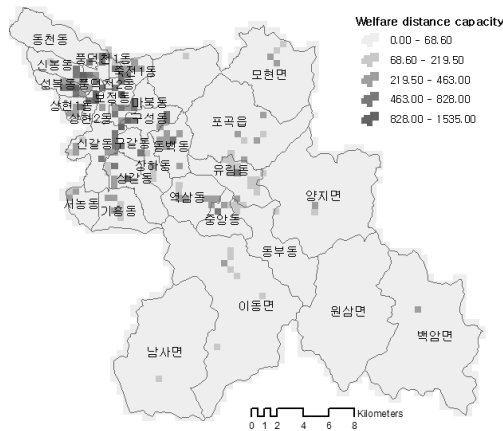


Figure 1. Elderly welfare distance capacity variable

3.2. 노인복지 향유도 지표

서울시(2016)는 급속한 고령화 사회가 사회문제를 야기한다고 판단하고, 이에 대한 현황을 검토하기 위해 ‘노인여가복지 인프라’ 정책지도를 인터넷으로 공개하여 운영하고 있다. 박인석 외(2007)에 의하면, 향유도는 거주자가 지역에서 이용가능한 시설의 공간 설정을 통한 도보접근 이용을 기본으로 설정하였다.

본 연구에서는 서울 정책지도 ‘10분 동네 프로젝트’의 노인복지 향유도 기준(enjoyment indicator, ei)을 준용하여 용인시에 적용하였다. 식(1)에서 용인시 노인여가복지시설 공급면적을 500 m 접근권역별 내 노인인구와 노인 1인당 기준면적 가중치(0.03)를 적용

하여 산출하였다.

$$ei = \frac{\text{노인여가 복지시설의 공급면적}}{\text{접근권역 내 노인인구} * 0.03} \quad (1)$$

Figure 2는 산출된 식(1)을 적용한 용인시 노인복지 향유도 밀집지도다. 원삼·백암면 등이 죽전·보정동 등의 신도시에 비해 높다.

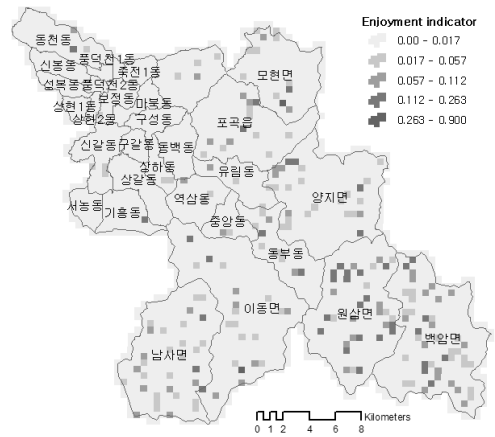


Figure 2. Elderly welfare enjoyment indicator

3.3. 개별 공시지가 지표

토지의 가치는 지형, 교통, 인구, 주변, 토지이용 조건 등 지역의 자연적·사회적·경제적 특성에 따라 결정된다(이지영 2001). 개별 공시지가는 이러한 지역 특성이 반영된 표준지의 지가를 개별토지의 특성과 비교하여 지가를 산정한다. 이러한 공시지가는 개별지의 고저, 형상, 방위, 도로접면, 도로거리, 용도지구, 면적, 토지용도 등의 토지특성자료로 산정되어합리적이고 일관성 있는 지가정보를 제공할 수 있다(정상훈, 2003).

본 연구에서는 용인시 사회·경제적 특성을 반영하기 위해 2015년 개별 공시지가를 지표로 선정하였다.

약 26만개의 용인시 필지별 공시지가를 점 사상으로 변형 후 500 m 공간단위 벡터격자에 산술평균하여 공간융합을 수행하였다. 용인시 신도시인 죽전·보정·상현동 등의 공시지가가 원삼·백암면 등에 비해 높게 생성된 반면, 용인시 약 70%를 차지하는 처인구가 신도시에 비해 낮은 지가패턴이 형성되어 있는 것으로 확인되었다(Figure 3).

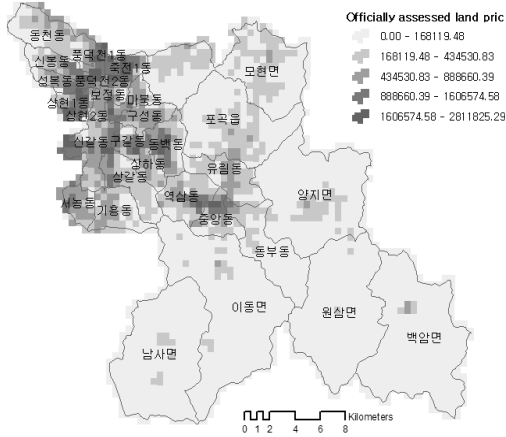


Figure 3. Officially assessed individual land price

3.4. 노인 활동인구 지표

임은선 외(2014) 연구에서 현실세계 생활공간과 인문·사회·자연환경 및 인간활동 관련정보를 융합하여 지역과 도시현상에 대한 공간분석이 지역에 대한 통찰력을 제고할 수 방안임을 강조하고 있다. 김동한 외(2014) 연구에서도 이동통신 전화데이터를 기반으로 연령별 인구활동 지도를 제작하여 분석하였다.

본 연구에서는 2015년 전국 성·연령·월별·요일별 SKT 이동통신전화 데이터에서 65세 이상 용인시 노인인구를 추출하였다. 이 자료는 용인시 65세 노인인구의 활동현황을 파악하여 주간에 노인이 밀집한 지역을 지표로 선정하였다. 65세 이상 노인의 주간 활동

인구 밀집지역은 노인여가복지시설의 설립 타당성이 있다는 것을 의미한다. 용인시 노인이 밀집한 지역은 구도심이 위치한 처인구 중앙동, 신도시 수지구 풍덕천·상현동 등의 지역에 집중된 반면, 기존 공시지가가 높은 수지구 죽전, 기흥구 마북·신갈동 등에서는 노인 활동이 비교적 낮은 지역임을 확인했다(Figure 4).

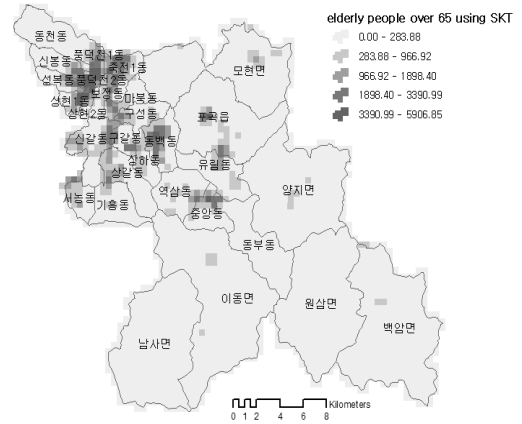


Figure 4. Elderly people over 65 using SKT

4. 모의학습 분석결과

4.1. 군집형성

본 연구 분석에 활용된 4개 지표는 인구 및 복지시설 접근성에 따른 수용력, 노인복지 향유도, 공시지가, 무선이동통신 자료로서 자료의 척도 및 범위를 표준화할 필요가 있다.

등간·비율척도로 구성된 각각 4개 지표는 SVM·ANN 모의학습을 통한 분류·예측을 수행하기 위해 범주화하였다. 10개 군집별 척도변환은 각 4개 지표에 대한 변수범위를 큰 값 순으로 서열화하여 500 m 격자의 속성 값으로 적용하였다(Table 3). 공시지가와 같은 경우 10개 군집별 산점도를 통해 군집도를 형성하였다(Figure 5).

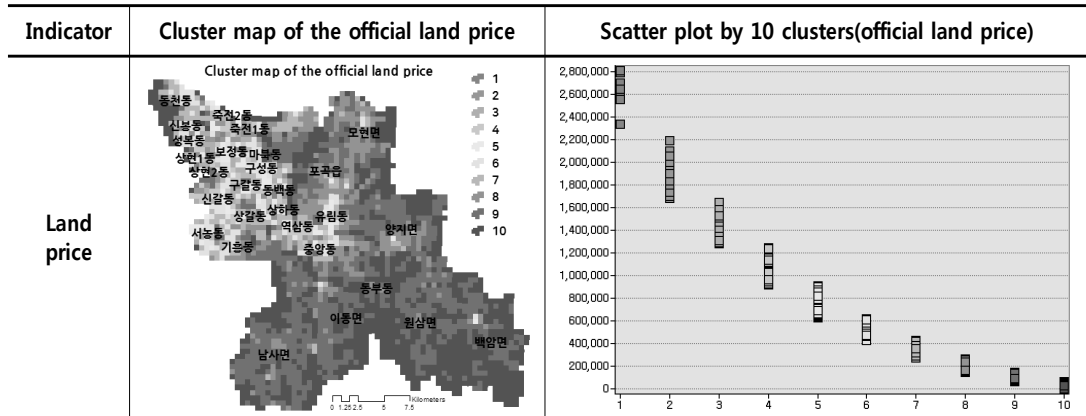


Figure 5. Cluster map and scatter plot of officially assessed individual land price

Table 3. Range of the indicators per cluster

Cluster	Range of the indicators per cluster			
	Welfare capacity	Enjoyment indicator	Land price	Elderly activity
1	896~1,535	0.900~0.263	2,195,077~2,811,825	4,137~5,907
2	594~598	0.125~0.262	1,606,575~2,195,076	2,836~4,136
3	462~593	0.083~0.124	1,200,091~1,606,574	2,021~2,835
4	334~463	0.058~0.082	872,624~1,200,090	1,399~2,020
5	247~333	0.040~0.057	606,947~872,623	968~1,398
6	163~246	0.025~0.039	415,193~606,946	667~967
7	92~162	0.014~0.024	262,694~415,192	411~666
8	35~91	0.007~0.013	144,096~262,693	201~410
9	9~34	0.002~0.006	62,823~144,095	58~200
10	0~8	0~0.001	0~62,822	0~57

4.2. 서포트 벡터머신(SVM) 모의학습

SVM 기법은 오분류율 최소화에 목표를 둔 기존의 분류 방법과 상이하게 마진(margin)을 최대화하여 일반화 능력을 극대화 시키는 방법이다(전주원, 2011). SVM 선형분류기의 선은 데이터 집합을 분리하는데 사용되며, 이를 초평면 분리(separating hyperplane)라고 한다(안경수, 2016). 초평면 분리에서 가장 가까

운 지점을 SVM이라 하며, 초평면이 가능한 분리선에서 멀리 이격되어야 한다. 이것을 최대마진이라고 한다(Figure 6).

본 연구에서는 투영좌표(GRS 80 Transverse Mercator, false easting 200,000m, nothing 600,000m)를 적용하고, 식(2)의 유클라디언 최단거리를 적용하였다. 2,587개의 500 m 공간단위 벡터격자간 4가지 지표속성에 ArcGIS Desktop 소프트웨어 'Near' 함수

를 적용하여 각도와 유클리디언 최단거리를 적용하여 지리적 거리 가중치를 산출하여 적용하였다.

$$D(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (y_{1j}, y_{2j})^2} \quad (2)$$

를 공간사상으로 분류·최적화하는데 가장 많이 활용된다.

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = e^{-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2}{2\rho^2}} \quad (3)$$

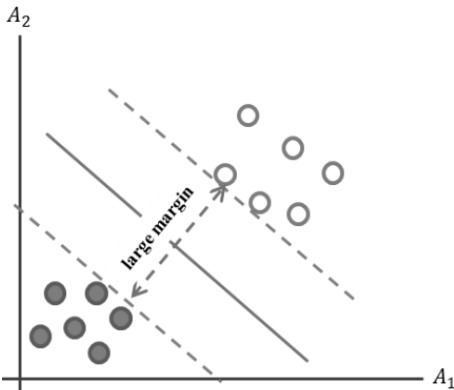


Figure 6. Margin due to separation of hyperplane
Source: <http://excelsior-cjh.tistory.com/66>

본 연구에서 비선형 커널은 수학적 투영좌표체계에 위치 값을 표현하여 SVM 초평면 분리 및 최대마진을 생성하고, 식(3)의 가우시안 RBF 커널을 적용하였다. 가우시안 RBF 커널기법은 SVM에서 현실세계 자료

SVM RBF 커널은 R programming을 활용하여 'kernlab' 알고리즘으로 구축하였으며, 앞서 선정한 4개의 지표의 10개로 군집화된 범주화척도를 적용하였다. 모의학습 방식은 2,587개 벡터격자에 포함된 4개 지표 값의 70%(1,811개)를 훈련하여 SVM 모델을 구축하고, 30% 실험을 통해 모델의 유효성을 검증하였다. 이러한 과정을 통해 SVM RBF 커널 모의학습의 논리적 결함여부를 확인하였다.

모의학습 결과는 Table 4, Figure 7과 같다. 전체 예측정확도는 83.2%로 높게 나타났다. 각 군집별 예측정확도는 4(73.9%), 5(92.1%), 6(91.5%)군집에서 높게 나타난 반면, 7~10군집에서는 SVM 모의학습 결과가 적합하지 않은 것으로 나타났다(Table 4). 유클리디언 최단거리를 적용한 가중치 지도에서 수치·기흥구에 위치한 7~10군집(좌측)이 SVM 모의학습 결과와 비교한 지도(중앙·우측)에서도 불일치 지역이

Table 4. Prediction accuracy of support vector machine(SVM) simulation using experimental data

Cluster	Predictive variables by cluster										prediction accuracy
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	2	1	0	2	1	4	0	0	0	0	20.0%
2	0	9	2	4	10	8	0	0	0	0	27.3%
3	0	0	24	6	31	33	0	0	0	0	25.5%
4	0	0	0	269	95	0	0	0	0	0	73.9%
5	0	0	0	23	842	49	0	0	0	0	92.1%
6	0	0	0	8	86	1007	0	0	0	0	91.5%
7	0	0	0	0	3	31	0	0	0	0	0.0%
8	0	0	0	0	1	17	0	0	0	0	0.0%
9	0	0	0	0	9	4	0	0	0	0	0.0%
10	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0.0%
prediction accuracy	0.1%	0.4%	1.0%	12.1%	41.9%	44.6%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	83.2%

준)이 많다는 것을 의미한다.

4.3 인공신경망(ANN) 모의학습

본 연구에서는 ANN 모형에서 가장 많이 사용되고 있는 오류역전파 알고리즘을 적용하였다. 역전파 알고리즘은 2,587개 벡터격자에 포함된 ①4개 지표 값의 전달함수를 통해 출력 값을 산정하여 순방향으로 처리하고, ②목표 값과 계산 값의 차이를 출력된 결과로부터 역방향으로 진행하면서 오차를 최소화되도록 뉴런간 연결강도를 조절하였다.

본 연구 ANN 구조에서 입력층(A)은 4가지 지표의 입력노드(x_p), 은닉층(B)은 입력층과 출력층 사이의 5개 노드(z_p), 출력층(C) 1개 노드(y)로 구성하였다 (Figure 8).

은닉층 5개 변수인 잠재변수는 입력변수가 $k = 1, \dots, q$ 일 때 식(4)의 관계이다.

$$z_k = f_1(w_k + \sum_{j=1}^p w_{jk}x_j) \quad (4)$$

여기서 w_{jk} 는 4개 입력노드(A) j 에서 5개 은닉노드(B) k 에 연결되어 영향을 주는 계수(연결선, synapse)다. 그리고 w_k 는 5개 은닉노드 k 에 영향을 주는 상수항(bias)으로서 은닉층(B) 5개 노드에 연결하며, 활성화 함수에 따른 출력변수 y 는 식(5)와 같다.

$$y = f_2(w_y + \sum_{k=1}^q w_{ky}z_k) \quad (5)$$

은닉 노드 z_k 는 직접 관측되지 않는 반면, 입력노드 4개와 출력변수 y 는 관측된다. 즉, 본 연구의 인공신경망 구조는 노인복지에 영향을 주는 4개 지표에 대한 추상화를 거쳐 출력변수를 예측하였다. 각

4개 입력노드 지표 수치는 SVM과 동일하며, 입력노드 이름은 ‘service’, ‘gongsil’, ‘hangudo’, ‘youdong’으로 설정하였다. 또한 출력변수 y (total clas)는 실제 입력노드 값과 역전파 모형 사이의 오차총합(식 6)이다(y_i^{obs} 관측값, y_i^{nn} 네트워크 산출값).

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i^{obs} - y_i^{nn})^2 \quad (6)$$

역전파 알고리즘은 입력층부터 출력층까지 순방향에서 산출된 오차총합 E 의 편미분 벡터를 산출하여 역방향으로 전파하면서 편미분 벡터를 감소시킬 수 있도록 가중치를 조정하는 것을 의미한다.

본 연구에서 순방향 단계는 은닉층을 1개로 설정하고 예측오차를 산출하였다(Figure 9).

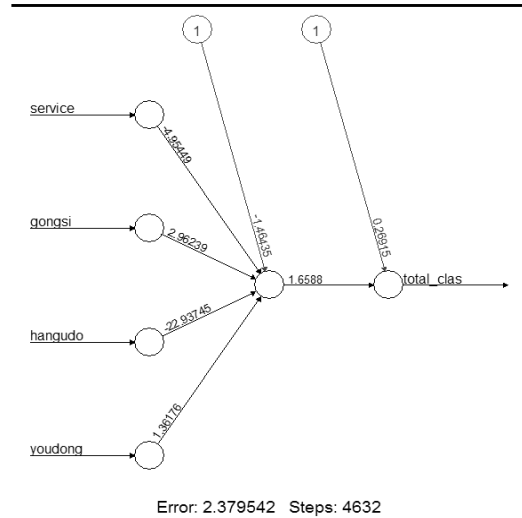


Figure 9. Simulation result of forward phase

Table 5는 모의학습에 앞서 입력노드 4개에 대한 지표 자료의 정규화를 수행하여 최소 및 최대 강도가 0과 1으로 정규화 하였다.

순방향 단계 ANN 모의학습 결과, 4,632회 훈련단계를 진행하여 오차총합 E 는 2.38, 0.531의 상관관계

가 도출되었다. 그리고 바이어스 상수항(bias)이 부의 관계를 맺는 것으로 조사되었다(-1.46). 또한 4개의 입력변수 연결선(synapse) 계수에서 15분 이내 거리 수용력(service, -4.95) 및 노인 향유도(hangudo, -22.94)는 부의 상관계수이며, 공시지가(gonsi, 2.96) 및 노인 활동인구(youdong, 1.36)은 양의 상관계수를 갖는 것으로 모의학습 했다.

네트워크 출력과 실제 관측값 오차 최소화를 위해 은닉노드를 5개로 증가시켜 설정하고, 역전파 알고리즘을 적용하여 뉴런 가중치를 조정하였다(Figure 8). 모의학습 결과, 10,365 회로 훈련 횟수가 증가했으며, 오차총합은 순방향 단계(2.38)보다 감소하고(1.75), 0.63으로 비교적 높은 상관관계가 도출되었다. 또한 순방향 모의학습과 비교하여 5개 은닉노드로 향하는 바이어스 상수항이 양의 값을 갖고 있었다. 그리고 ANN 활성화 함수에 따른 출력변수에 영향을 주는 바이어스 값도 양의 상수항 증가를 확인(0.27 → 1.37)하여 역전파 알고리즘을 적용한 모형 성능이 개선되었음을 검증했다.

4.4. 노인복지 공간적 자기상관성 분석

지금까지 이루어진 SVM · ANN 모의학습의 입력값에 대한 모의학습을 통해 용인시 노인복지 취약지구를 분류하여 예측하였다.

그런데 상기의 인공지능 알고리즘에서는 각 지표에

Table 5. Data normalization

	Min.	1 Qu.	Med.	Mean	3 Qu.	Max.
Pre.	3.4	5.8	6.1	6.05	6.4	8.6
Nor.	0	0.46	0.52	0.51	0.58	1

대한 공간적 맥락 등 과정 내부 매커니즘을 해석하는데 한계가 있다. Tobler(1970)는 “모든 것은 다른 모든 것과 관련을 갖고 있으며, 거리가 가까운 것이 먼 것보다 더 밀접한 관련을 갖는다.”라는 지리학 제1법칙에 따라 각 지표에 대한 공간적 맥락의 중요성을 강조하고 있다. 그리고 김영해·전철민(2012)는 지리적 접근성을 고려한 부동산 가격추정 연구에서 지리적 가중 회귀분석(geographically weighted regression Model, GWR) 모형이 전통적인 최소제곱법(OLS) 기반의 헤도닉 회귀분석 모형에 비해 자가추정에 있어서 변수간 공간적 자기상관성을 추정하는데 탁월함을 증명하였다. GWR은 관측 값 공간단위에서 가장 적합한 모형을 추정하는 국지적 회귀모형의 일종으로 높은 예측력을 갖는 것을 목적으로 한다(Fotheringham, et al., 2002).

GWR은 전통적 OLS 모형에 거리 가중치를 부여하여 공간적 자기상관성을 가정하고 있다. 식(7)에서 (u_i, v_i) 위치 i 에서 회귀식과 회귀계수 β_k 를 도출하여 독립변수 영향력이 국지적 공간에서 서로 다를 수 있다는 Tobler의 지리학 제1법칙을 고려하고 있다.

Table 6. Results of geographically weighted regression

Independent variable	Regression coefficient of GWR			Model's goodness of fit
	Min.	Mean.	Max.	
Welfare capacity	-0.141	-0.0034	0.013	$R^2 = 0.701$ $R^2_{adj.} = 0.660$ $AIC = 1194.34$
Enjoyment indicator	-45.595	-12.368	23.457	
Land price	-0.0007	-0.0002	0	
Elderly activity	-0.019	0.0008	0.0125	
Intercept	5.71	6.38	6.74	

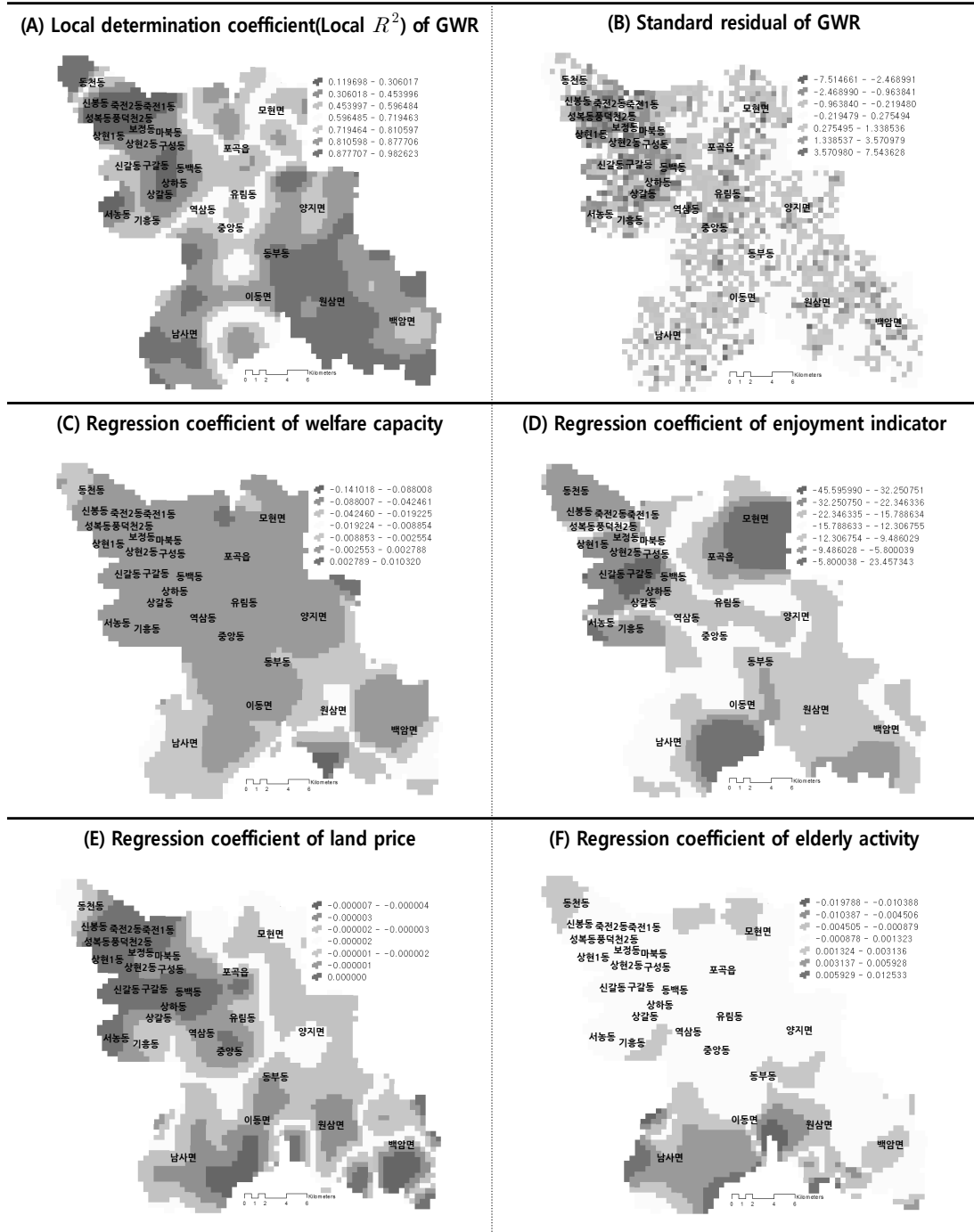


Figure 10. Result Maps of geographically weighted regression

$$y = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (7)$$

식(7)에서 회귀계수 추정은 최소오차제곱을갖고, 별도 공간가중치행렬 W 를 변수에 곱해준다. 이때 공간가중치행렬 W 는 각 지점과 다른 위치 연관성에 따라 가중치를 변수 X 를 통해공간이질성 회귀계수 $\widehat{\beta}^{gwr}$ 를 도출하였다(식8).

$$\widehat{\beta}^{gwr} = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y \quad (8)$$

본 연구에서는 인구 및 복지시설 접근성에 따른 수용력(x_{1i}), 노인복지 향유도(x_{2i}), 공시지가(x_{3i}), 무선 이동통신 노인활동인구(x_{4i}) 자료인 4개의 지표를 독립변수로 설정하였다. 그리고 각 지표에 유클리디언 최단거리를 적용하여 거리가중치를 산술한 값(y_i)을 종속변수로 설정하여 변수의 설명력을 검토하였다(식 9). 이 모형은 회귀계수를 상수가 아닌 공간함수(u)로 적용하여 위치에 따라 독립변수 효과가 달라지는 지리적 영향력을 설명할 수 있다.

$$y_i = \beta_0(u) + \beta_{1i}(u)x_{1i} + \beta_{2i}(u)x_{2i} + \beta_{3i}(u)x_{3i} + \beta_{4i}(u)x_{4i} \quad (9)$$

인공지능 모의학습과 동일한 2,587개의 500 m 공간단위 벡터격자를 통해 GWR 분석결과, 모형의 전반적 설명력($R^2=0.701$, 조정된 $R^2=0.660$)이 조사되어 모형 설명력이 높게 나타났다. 또한, 모형부합도를 나타내는 Akaike's information criterion(AIC)도 1194.34로 나타나 모형의 부합도가 우수했다(Table 6). 국지적 설명력(Local R^2)은 신도심 지역인 수치·기흥구가 설명력이 낮았으며, 농촌지역인 처인구의 설명력이 상대적으로 높은 것을 확인(0.71~0.92)할 수 있었다(Figure 10(A)). 또한 Figure 10(B) 국지적 표준잔차 결과에서도 수치·기흥구가 표준잔차 절대값이 높은 것으로 조사되었다(-3 이하 파란색 농도가

진한격자, 3 이상 붉은색 농도가 진한격자). 이는 붉은색·파란색 농도가 짙은 지역일수록 실제 영향보다 추정된 영향력이 더 높거나 낮은 지역으로 해석할 수 있다.

이에 따라 지리적 가중회귀 분석 및 SVM 모의학습 결과에서 신도시 지역 수치·기흥구의 노인복지 취약지구가 동일한 공간패턴의 결과가 밝혀졌다. 이러한 SVM 모의학습 및 지리적 가중회귀 분석결과에 따라 노인복지 취약의 이상치와 공간적 자기상관성을 검토하였다.

Figure 10(C) 15분 이내 거리와 공공시설 수용력과 (E) 공시지가를 통한 지역경제 부문은 북서쪽에 위치한 신도심 수치·기흥구가 높은 설명력인 반면, 남서쪽 처인구 농촌지역은 설명력이 상대적으로 낮았다. 그리고 노인복지 향유도(D)는 처인구 대다수 지역이 설명력이 높은 반면, 기흥구 신갈·구갈동 신도심지역은 설명력이 낮았다. 즉, 15분 최단거리 내의 노인복지 공공시설물이 신갈·구갈동 지역의 노인복지 생활밀착형 복지 서비스가 취약하다는 것을 확인할 수 있다.

분석에 활용된 4개 지표에 대한 공간적 자기 상관분석 지수인 Morna's I 계수와 Getis-Ord G 지수를 산출하였다(Ord et al., 2010). 변수의 공분산을 사용하여 식(10)을 통해 공간적 연관성을 검토하였다(이희연, 2010)³⁾.

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (10)$$

또한, 식11은 4개 지표의 공간 이상치 발생여부를 검토하기 위해 Getis-Ord G값을 산출하여 신외구간 별 공간 이상치 생성유무를 조사했다(손학기·박기호, 2008).⁴⁾

Table 7. Spatial Autocorrelation Results by Indices Using Morans' I and Getis-Ord Gi

Indicator	Getis-Ord Gi			Moran's I index		
	Min.	Mean.	Max.	Min.	Mean.	Max.
Welfare capacity	-1.28	0.04	18.99	-0.024	0.002	0.345
Enjoyment	-1.08	0.04	7.02	-0.031	0.00018	0.126
Land price	-3.29	0.04	20.55	-0.009	0.0059	0.224
Elderly activity	-1.85	0.05	23.85	-0.001	0.006	0.632

$$G_i = \frac{\sum_{j=1}^n z_i v_{ij}(d)}{\sum_{j=1}^n z_i} \quad (11)$$

산출결과, Moran's I 계수는 15분 이내 거리수용력과 노인활동 인구의 자기상관성이 높은 것으로 나타났으며(Table 7), Getis-Ord G 값이 용인시 북서부에 위치한 수지·기흥구의 신도시 지역에서 공간적 자기상관성이 높게 표현되어 95% 신뢰구간에서 핫스팟이 발생하였다(Figure 11(A)·(D)).

또한 Figure 11(C)에서 4개 지표 중 유일하게 95% 신뢰구간의 Coldspot가 발생한 지표는 공시지가이며, 용인시 처인구 남부 이동면에서 발생하였다. 이에 따라 국지적 차원에서 노인복지 취약지구에 영향을 미치는 각 지표의 군집패턴을 분석한 결과, 신도시 수지·기흥구에서 노인인구 대비 노인여가복지시설 수용력이 떨어지며, 이 지역은 매우 높은 공시지가 Hotspot이 형성되었음을 의미한다.

5. 결론

본 연구는 인공지능 머신러닝, 인공신경망과 국토정보 분석을 활용하여 데이터 기반의 노인복지 취약지구를 추출하는 방법론을 정립하는데 목적을 두었다. 특히, 인공지능 방법론 중 머신러닝 및 인공신경망에 유클리디언 최단거리를 적용하여 모의학습 수행

후 지표간 공간적 자기상관성을 검정하여 지리적 분포패턴을 통해 노인복지 취약지구를 추출하는 일련의 프로세스를 제공하는데 초점을 두었다.

본 연구에서는 분석방향 정립을 위해 용인시에 거주하는 65세 이상 노인, 노인복지 관련 담당공무원, 노인여가복지 시설물 담당자와 인터뷰 후 연구방법론을 선정하였다. 그리고 머신러닝 및 인공신경망, 공간적 자기상관성을 분석하기 위한 지표선정 및 분석자료를 구축하였다. 노인복지 취약지구를 추출하기 위한 지표는 노인인구 및 노인복지시설 접근성을 고려한 15분 이내 거리 수용력, 노인복지 향유도를 고려한 시공간 밀집현황, 향후 노인복지 여가시설 건립을 위한 2016년 공시지가, 2015년 SKT 이동통신 노인 활동인구를 설정하였다. 마지막 단계에서 인공지능을 구현하는 접근 방식으로써 머신러닝 및 인공신경망을 통해 모의학습을 진행하고, 공간적 자기상관성 분석을 통해 지표영향력을 해석하였다.

분석자료는 노인의 도보기준 15분 거리를 기준(500 m, 2.4 km/h)으로 하였다. 그래서 4가지 지표의 다양한 속성정보를 융합하기 위해 벡터형식을 선택하고 500 m 단위 벡터격자에 분석에 활용된 모든 자료를 처리·융합하였다. 이후 모의학습에 적용하기 위해 10단계 군집을 형성하여 범주화 척도로 구축하였다. 인공지능 방법론 중 머신러닝은 SVM RBF 커널, 인공신경망은 역전파 알고리즘을 적용하여 R 프로그램을 활용하였다. 훈련에 사용된 입력자료는 2,587개 벡터격

자 중 70%(1,811개), 30% 자료를 통해 실험과 동시에 유효성을 검증하였다. 그리고 인공지능 모의학습 과정에서 탐색하기 어려운 공간적 자기상관성을 검토하기 위해 지리적 가중회귀분석, Moran's I 계수, Getis-Ord G 계수를 산출하였다.

분석결과, SVM 모의학습 예측정확도는 83.2%로 나타났다. 군집별 정확도는 4(73.9%), 5(92.1%), 6(91.5%)등급 군집에서 높은 반면, 7~10등급 군집에서 불균형적 결과가 나타났다.

ANN 역전파 알고리즘에서는 4개 지표로 형성된 입력노드, 5개의 은닉노드에 각각 시냅스를 연결한 신경망을 제작하였다. 제작된 신경망을 통해 학습한 결과, 순방향에서 0.531 상관관계(오차 2.38, 4,632회), 역방향에서 0.63 상관관계(오차총합 1.75, 10,365회)로 모형성능이 개선되고, 높은 상관성이 도출되었다. 이후 공간적 자기상관성 분석과정 중 지리적 가중회귀 분석결과가 설명력이 70.1%(조정된 결정계수 66%)으로 나타났다.

이상의 인공지능 모의학습 결과, 공간적 자기상관성, 공간 이상치와 분포패턴에서 일관된 시사점을 발견하였다. 용인시 도심지역인 기흥·수지구의 노인인구에 대비한 노인여가복지 시설이 충분치 않아 노인복지 취약지구가 상당수 존재하는 것으로 밝혀졌다. 반면, 농촌지역인 처인구는 노인복지 향유도가 우수하였으나 공시지가 등에서 Coldspot 발생하여 노인여가복지 시설 등의 건립이 필요하다. 본 연구 방법론은 최근 정부의 지역여건을 고려한 노인복지 불균형을 해결하는데 활용될 수 있을 것이다.

주1. 최성재, 장희협(2010)은 사회경제적 변화에 따라 노년기에는 긴 여가시간, 역할상실, 수입절감, 건강보호 문제가 발생하게 되며, 이러한 현상을 노년기의 4고(畝(빈곤, 질병, 소외, 무위))로 정리하고 있다. 빈곤이나 질병으로 인한 고통을 해소하는 것은 생리적 욕구와 안전 욕구의 충족과 관련이 있으며, 무위와 고독의 완화를 목표로 하는 정책은 소속과 애정의 욕구, 자존의 욕구, 자아실현의 욕구와 관련이 있다.

주2. 김현숙 외(2002)에 의하면, 노인의 평균 보행속도가 약 0.6m/sec로 연구되었다. 본 연구의 용인시 노인 설문결과, 거주지로부터 노인여가복지시설까지 거리가 '15분' 이내가 중요한 요소임에 따라 15분으로 환산하여 적용하였다.

주3. Global Moran I 지수는 500 m 공간단위 격자개수인 (n), i 지역지표건수(x_i), j 지역지표건수(x_j), 평균 지표건수(\bar{x}), 가중치 (w_{ij})를 적용하여 아래 식을 적용하였다.

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

주4. Getis-Ord G 통계는 공간적 분포이상치를 구하는데 유용하며, 각 폴리곤 i에 연관된 통계 G_i를 산출한다.

$$G_i = \frac{\sum_{j=1}^n z_i v_{ij}(d)}{\sum_{j=1}^n z_i}$$

여기서 v_{ij}(d)는 500 m 벡터격자 i와 j 중심간 거리가 작을 경우 1이고, 그렇지 않을 경우 0을 설정한다.

참고문헌

References

- 국가법령정보센터(Korean Law Information Center of Ministry of Government Legislation). 2017. 「노인복지법(WELFARE OF OLDER PERSONS ACT)」[http://www.law.go.kr]. Lasted accessed 1 May 2018.
- 김동한, 강해경, 김준기, 한우석, 박준, 강민규, 성혜정, 김은빈. 2014. 공간 빅데이터를 활용한 국토도시 정책방안 연구. 국토연구원. 2014-19.
- Kim DH, Kang HG, Kim JK, Park J, Kang MK, Sung HJ, Kim EB. 2014. *A Study on the Urban Policies Using Space Big Data*. KRIHS. 2014-19.
- 김혜영, 전철민. 2012. 공간구문론 및 지리적 가중회귀 기법을 이용한 지가분석. 한국지리정보학회지.

- 15(2). p. 35-45.
- Kim HY, Jun CM. 2012. Land price analysis using spatial syntax and geographically weighted regression, *Journal of the Korean Geographical Society*. 15(2). p. 35-45.
- 김현숙, 권오윤, 이현주. 2002. 넘어진 노인과 넘어지지 않는 노인의 균형과 보행비교. *대한물리치료학회지*. 9(1). p. 3-15.
- Kim, HS, Kwon OY, Lee, HJ. 2002. Comparison of Balance and Gait Between Fallers and Non-Fallers in Elderly. *The Journal of Korean Society of Physical Therapy*. 9(1). p. 3-15.
- 남원석, 봉인식, 이지은. 2012. 경기도 주거취약계층 실태 및 지원방안. *정책연구*. 2012-18. p. 1-129.
- Nam, WS, Bong IS, Lee, JE. 2012. The Actual Conditions and Supporting Plan of Gyeonggi-do. *Journal of the Policy Research*. 2012-18. p. 1-129.
- 서수정, 차주영, 최설아, 현태환, 박선영. 2015. 국민 삶의 질 향상을 위한 공간복지 실현 및 공공건축 조성 정책방안 연구. 국가건축정책위원회.
- Seo SJ, Cha JY, Choi SA, Hyun TH, Park SY. 2015. *Realization of the space welfare and improvement of the public building policy for improvement of national life*. National Building Policy Committee.
- 서울 정책지도 갤러리(Gallery of seoul policy map). 2018. [<http://map.seoul.go.kr>]. Lasted accessed 1 May 2018.
- 손학기, 박기호. 2008. 부동산 가격변동 핫스팟 탐색을 위한 공간통계기법. *대한지리학회지*. 43(3): 392-411.
- Son HK, Park KH. 2008. Spatial statistical techniques for searching hotspots. *Journal of Korean Geographical Society*. 43(3): 392-411.
- 안경수. 2016. 머신러닝에 기반한 k-최근접 이웃과 서포트 벡터머신 분류기 비교실험 및 평가. 석사학위논문. 단국대학교. p. 17.
- Ahn, KS. 2016. *Comparison and Experiments of k-Nearest Neighbor and Support Vector Machine Classifier based on Machine Learning*. Master Thesis. Dankook University. p. 17.
- 이지영. 2001. GIS의 공간통계 분석을 활용한 지가분석. 석사학위논문. 경희대학교. p.21-53.
- Lee JY. 2001. *Land price analysis using spatial statistical analysis of GIS*. Master Thesis. KyungHee University. p. 21-53.
- 이희연, 안은경. 2016. 국토정보를 활용한 빈곤·취약지구 추출방법에 관한 연구. *지적과 국토정보*. 46(2):5-25.
- Lee HY, Ahn EK. 2016. A Study on the Extraction Method of Poverty and Vulnerable Area by Using Land Information. *Journal of Cadastre & Land Informatix*. 46(2):5-25.
- 임은선, 이호상, 이영주, 조재일. 2014. 국토정책 수요 변화에 대응한 공간통계 융합모델의 도입과 활용. *국토정책 브리프* 2014-469.
- Im ES, Lee HS, Lee YJ, Jo JI. 2014. *Introduction and utilization of spatial statistics convergence model in response to change in demand of national policy*. National Policy Brief. 2014-469.
- 원석환, 이창규, 박지만. 2017. 머신러닝 기법을 적용한 공시지가 예측 연구. *국토지리학회지*. 51(4): 347-355.
- Won, SH, Lee CK, Park JM. 2017. Forecasting of Land Price Using Machine Learning Method. *The Geographical Journal of Korea*. 51(4): 347-355.
- 전주원. 2011. 별점화 부분 최소제곱과 별점화 소프트 벡터머신의 성능비교. 석사학위논문. 성균관대학

- 교. p. 21-25.
- Jun JW, 2011. *Comparing the performance of the least squares and penalized soft vector machines*. Master Thesis. Dankook University. p. 21-25.
- 정경희. 2017. 노인복지정책 진단과 미래발전방향. 보건복지포럼. p. 18-36.
- Jung, KH. 2017. *Diagnosis and Future Development of the Elderly Welfare Policy*. Health and Welfare Forum. p. 18-36.
- 정상훈. 2003. 토지특성과 지가의 공간분포 분석을 통한 공시지가 표준지 선정에 관한 연구. 석사학위논문. 경희대학교. p. 32-41.
- Jung SH. 2003. *A Study on the Selection of Standard Land for Public Land by Analyzing the Spatial Distribution of Land Characteristics and Land Price*. Master Thesis. KyungHee University. p. 21-53.
- 박인석, 이상현, 임태영, 송승호, 오유진. 2007. 주거지 성능지표로서의 '녹지향유도'에 관한 연구 : 녹지의 양적 성능과 접근성능을 포괄하는 지표 개발을 중심으로. 서울도시연구. 8(3):161-172.
- Park. IS, Lee SH, Im TY, Song SH, Woo UJ. 2007. A Study on the Greenhouse Pleasure as a Performance Index of Residential Area: Focusing on the Development of Indicators Comprising Quantitative Performance & Approach Performance of Green Park. *Journal of Seoul City Studies*. 8(3):161-172.
- 최성재, 장인협. 2010. 고령화 사회의 노인복지학. 서울대학교 출판문화원.
- Choi SJ, Jang IH, 2010. *Elderly Welfare in Aging Society*. Souel National Univ. Press.
- 통계청(Statistic Korea). 2016. 장래인구추계(Future Population Estimation): 2015~2065.
- Anselin. 1995. *Local Indicators of Spatial Autocorrelation*. London: Pind Limited. p. 136-151.
- Fotheringham A.S, Brundson, C, Charlton M.B. 2002. *Geographically Weighted Regression: the Analysis of Spatially Varying Relationships*, West Sussex, John Wiley and Sons Ltd.
- Forrester J.W. 1961. *Industrial Dynamic*. Cambridge, MA, MIT Press.
- Ord K, Snyder R, Beaumont A, 2010. *Forecasting the Intermittent Demand for Slow-Moving Items*, Monash Econometrics and Business Statistics Working Papers. 12(10), Department of Econometrics and Business Statistics.
- Sharama R, Ghosh P.K. 2013. *Decision tree approach for classification of remotely sensed satellite data using open source support*. Journal of Earth System Science. No.5 1242.
- Tobler WR. 1970. Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic geography*. 46:234-240.
- Karatzoglou K, Hidasi B, Quadrana M, Tikk D. 2016. *Parallel Recurrent Neural Network Architectures for Feature-rich Session based Recommendations*. Proceedings of the ACM Conference on Recommender Systems. ACM New York. p. 241-248.

2018년 5월 04일 원고접수(Received)

2018년 6월 01일 1차심사(1st Reviewed)

2018년 6월 15일 2차심사(2st Reviewed)

2018년 6월 27일 게재확정(Accepted)

초 록

급속한 고령화 사회에서 노인인구가 갖는 사회적 영향력은 더욱 가속화될 것이다. 본 연구에서는 인공지능 방법론 중 머신러닝, 인공신경망, 국토정보 분석을 통해 노인복지 취약지구를 추출하는 방법론을 정립하는데 목적을 두었다. 분석방향 정립을 위해 65세 이상 노인, 공무원, 노인복지 시설물 담당자와 인터뷰 후 방향을 설정하였다. 경기도 용인시를 대상으로 500 m 공간단위 벡터 기반 격자에 15분 이내 지리적 거리 수용력, 노인복지 향유도, 공시지가, 이동통신 기반 노인활동을 지표로 설정하였다. 10단계 군집형성 후 모의학습 결과 RBF 커널 알고리즘을 활용한 머신러닝 서포트 벡터머신에서 83.2%의 예측정확도가 나타났다. 그리고 역전파 알고리즘을 활용한 인공신경망에서 높은 상관성 결과(0.63)가 나타났다. 변수간 공간적 자기상관성을 분석하기 위해 지리적 가중회귀분석을 수행했다. 분석결과 결정계수가 70.1%로 모형으로 나타나 설명력이 우수한 것으로 나타났다. 변수의 공간적 이상값 여부와 분포패턴을 검토하기 위해 국지적인 공간적 자기상관성 지수인 Moran's I 계수와 Getis-Ord Gi 계수를 분석하였다. 분석결과 용인시 신도시인 수지-기흥구에서 노인복지 취약지구가 발생하는 특성을 보였다. 본 연구의 인공지능 모의방법과 국토정보 분석의 연계는 최근 정부의 지역여건을 고려한 노인복지 불균형을 해결하는데 활용될 수 있을 것이다.

주요어 : 노인복지 취약지구, 머신러닝, 인공신경망, 지리적 가중회귀분석, 공간적 자기상관성