

정보통신기술 발전에 따른 상업용 부동산의 이용행태 변화와 기계학습을 활용한 지역별 미래전망 연구*

A Study on Regional Forecasting Framework Using Machine Learning According to the Changes in Commercial Property Behaviors with ICT Growth

최진도 Choi Jindo**, 장요한 Chang Yohan***, 이태리 I taly****

Abstract

Advanced information and communication technology (ICT) stimulates several changes in our lives, including social economics and living environments. Especially in urban areas, those changes stretch to commercial properties such as the emerging needs of e-commerce and spending behaviors of customers. Now, our commercial properties face several big movements which may affect our ecosystems in social economics in several ways. This study aims to explore how such ecosystems operate in diverse fashions and to present how our ecosystems would be changed in the near future with jurisdictional level. This study found several significant clues that the future demands of commercial properties may differ and vary across jurisdictions with changes in urban spatial. To be specific, our results found that the demand forecasting of the facility groups for the first- and second-category will have negative trends across Gangwon-si, Choong-chung-do, and Jeju-si in the near future. Also, sales facilities show positive trends in the central business district (CBD) area and similar trends can be found for office facilities in Daejeon-si, Sejong-si, and Ulsan-si. This study expects that the developed framework in this study can play a meaningful role as a policy decision supporting tool since estimated demands in commercial properties can prove useful in urban planning, such as in identifying the appropriate supply that meets certain demands.

Keywords: Information and Communication Technology, Changes in Urban Space, Commercial Properties, Demand and User's Behaviors, Market Prospect

I. 서론

ICT 등 정보통신과학기술의 발전으로 전반적인 산업

구조와 함께 도시 공간구조 또한 변화되고 있으며, 도시공간에서 상업용 부동산의 이용에 대한 기본적인 수요와 입지의 변화 또한 나타나고 있다. 특히, 빅테

* 본 논문은 '4차 산업혁명 시대의 상업용 부동산 수요 및 이용행태 변화 연구(이태리, 조정희, 장요한, 최진도 2020)'의 내용을 일부 발췌 및 수정하여 작성하였음.

** 국토연구원 부동산시장연구센터 전문연구원(제1저자) | Associate Research Fellow, Real Estate Market Research Center, Korea Research Institute for Human Settlements | Primary Author | jdchoi@krihs.re.kr

*** 국토연구원 국토데이터랩 팀장(교신저자) | Associate Research Fellow, KRIHS Data Lab., Geospatial Analysis & Monitoring Center, Korea Research Institute for Human Settlements | Corresponding Author | ycanns@krihs.re.kr

**** 국토연구원 부동산시장연구센터 연구위원 | Research Fellow, Real Estate Market Research Center, Korea Research Institute for Human Settlements | Third Author | italy@krihs.re.kr

이터, 인공지능, 클라우드 기술 등을 바탕으로 하는 제4차 산업혁명을 기점으로 IT가 급격하게 발전하였으며, 이는 경제, 기술, 고용 등 사회 전반에 걸쳐 다양한 변화를 유발하고 있다. 무엇보다 온라인 시장의 확대에 따른 가치소비와 경험소비 등 소비방식의 변화, 공유경제의 확대에 따른 공간사용형태의 변화, 상업용 부동산 정보 플랫폼 서비스 확대, 자선이전을 위한 대체 투자재로의 활용 등 점차 상업용 부동산의 이용 가치의 확대와 이에 대한 사회적 관심을 비롯하여 최근 학술적 관심이 높아짐에도 불구하고 아직까지 선행연구가 많이 부족한 상태이다.

본 연구는 IT, ICT 중심의 정보통신과학기술 발전 등 기술적·사회적 환경변화가 도시공간 내 상업용 부동산 수요와 이용형태 변화에 어떠한 영향을 미치는지 분석하고, 향후 상업용 부동산 수요 및 변화를 지역에 따라 중장기적으로 전망하는 것이 목적이다. 특히, 이러한 전망 과정에서 상업용 부동산의 장래 수요는 유형별(제1종 근린생활시설, 제2종 근린생활시설, 판매시설, 업무시설 등)로 차이가 나타날 수 있으며, 이러한 변화 양상은 수도권, 광역권, 지방도시 등 지역적 차이로도 나타날 수 있다.

이러한 관점에서 먼저, 정보통신과학기술의 발전과 상업용 부동산의 수요 및 이용형태와 관련하여 상권입지, 정보통신기술 및 COVID-19 팬데믹의 영향, 도시공간의 변화 특성, 상업용 부동산 수요 및 전망, 머신러닝과 관련한 이론을 고찰하였다. 다음으로 상업용 부동산의 수요와 이용형태 변화에 대한 분석을 위해 국내 상업용 부동산 시장 현황을 파악하고, 기계학습을 통한 시장 전망 분석의 틀을 마련하였다. 마지막으로, 이러한 행태를 바탕으로 실제 데이터에 기반한 예측 모형을 구축하고 시뮬레이션 분석을 실행하여, 미래의 도시공간 내 상업용 부동산 수요와 이용형태에 기초한 미래 시장의 흐름을 유형별(제1종 근린

생활시설, 제2종 근린생활시설, 판매시설, 업무시설 등)·지역별(전국, 서울)로 전망하였다.

본 연구를 위한 공간적 분석단위는 전국적으로 동일한 제도하에 분포 및 형성되어 있는 상업용 부동산의 특성을 반영하여 전국 그리고 상업시설이 밀집되어 있는 서울시를 대상으로 수행하였으며, 현황자료(실거래, 건축물 현황, 인구, 전자상거래 이용률 등, 2006~2019년)를 바탕으로 2021~2040년까지(5년 단위)를 전망하도록 연구 범위를 설정하였다.

II. 이론적 고찰

1. 선행연구

1) 상권입지 및 소매 관련 이론

상권은 상업적 거래에 의해 형성되는 공간적 범위이며, 상권의 규모는 생산, 운송 등에서 발생하는 비용 요인과 상품 가치의 보존에 영향을 주는 시간적 요인, 고객 밀도(접근성)에 의하여 결정된다. 비용 면에서 볼 때 생산비가 감소하면 초과이윤이 상승하고, 운송비가 감소하면 상권은 확대된다. 또한 상품 가치의 보존력이 상승하면 장거리 운송이 가능하여 상권이 확대된다.

전통적 소매이론에서 상점들은 물건의 가격과 공간적 입지라는 두 조건 하에 경쟁하고 있다. 구역 내 높은 구매력을 보이는 상품을 판매하는 상점들이 근접하여 입지하게 되면 소매가격경쟁이 지나치게 가중되어 매출을 통한 이윤이 낮아지므로, 장기적 측면에서 상점은 이윤이 최대가 되는 위치에 입지하게 된다고 설명한다. 이에 반해 신고전소매이론(Neoclassical Retailing Theory)은 각자 다른 성격의 점포들이 구역 내 집중되어 영업하는 소매점 군집의 현상을 설명하기 위한 이론이다. 해당 이론은 소매상점들이 결집하는 요인이 무엇인지 파악하고, 그 요인들이 어떻게 작

용하여 상점들을 결집하는지를 분석하였다. 그 외에도, Nelson(1959)의 입지원칙에서는 최대의 수익을 내기 위한 상점의 입지를 분석한 결과, 상권 잠재력의 타당성, 접근성, 성장가능성, 중간저지성, 누적적 흡인력, 양립성, 경쟁회피성, 입지의 경제성과 같은 8원칙이 영향을 미친다고 제시하였다(이태리, 조정희, 장요한, 최진도 2020).

한편, Reily(1931)의 소매인력법칙⁵⁾에서는 두 지역 간 고객흡인력은 두 지역의 인구 규모에 비례하고, 두 지역의 분기점으로부터의 거리의 제곱에 반비례한다고 하였으며, Converse(1949)의 수정소매인력이론에서는 각 도시 간의 인구와 거리를 대비하여 상권분기점을 도출하였다. 또한, Cohen and Mazzeo(2007)은 시장요인 외에 입지하려는 점포의 형태, 매출액, 업태 등이 기준지 점포와 비교하여 유사한 점포의 흡인력을 계산하였으며, Huff(1959)는 중력이론을 토대로 신규점포의 수익과 상권 범위를 예측하고, 수익에 따른 상점들의 성과와 이에 영향을 미치는 소매환경을 변수로 두고 상관관계를 분석함으로써 상업입지를 측정하였다.

하권찬(2020)에 따르면, 소매점의 매출에 영향을 미치는 가장 중요한 요인은 점포의 입지이다. 점포의 입지는 다음의 세 가지 측면에서 중요하다. 첫째, 고객을 흡입하는 수단이다. 즉 거리, 교통 등의 측면에서 고객과의 접근성이 중요하다. 둘째, 경쟁의 수단이다. 점포의 위치는 상품의 종류, 가격 등에 비해 모방할 수 없는 경쟁의 수단이 될 수 있다. 셋째, 점포의 선정은 장기적인 결정으로, 쉽게 바꾸지 못한다. 개점 후에는 영업기간 동안 사업에 영향을 미치며, 기존고객과의 관계 등으로 입장을 옮기더라도 장기적인 영향을 미친다.

대형마트 등 판매시설은 자가, 교통체증, 주차시설 등에 영향을 미치므로 기존 도심의 경우 주로 도심 외곽에 입지하는 경향을 보이며, 신도시의 경우는 백화점과 함께 도심에 입지하는 경우도 있다(이만형, 전성자 1998; 권용걸, 강양석 2002). 이는 대형마트 등이 등장하기 시작한 1993년 이후부터 최근까지 유사한 형태를 보이고 있으며, 특히, 이러한 현상은 최근 온라인 전자상거래 활성화에 따라 매장의 규모와 개수가 늘어나면서 더욱 확장되었고, 교통의 발달 등으로 멀지 않은 도심 외곽에 주로 입지하게 되었다.

업무시설의 경우, 과거에는 기업의 본사나 각종 서비스업 등을 포함한 업무시설들이 주로 도심(CBD)에 입지하였다. 그러나 정보통신기술의 발전으로 인해 단순하고 표준적인 사무활동을 위한 시설이 비싼 토지 임대료를 감수하면서까지 도시 중심부에 위치할 필요가 줄어들었다(강현수 2007). 더욱이 최근 들어 재택근무, 화상회의, 온라인시장의 활성화 등으로 인해 오피스 기능은 점차 도시외곽으로 이동하고 있으며, 심지어 해외까지 그 이동범위를 넓히고 있다. 단, 노동인구, 전문기술인력의 접근성 때문에 대도시 중심으로 집중되어 입지하는 경우가 많으며, 정보의 접근성과 대면접촉이 중요한 일부 업종에서는 아직까지 도심에 입지하기를 원하는 수요가 많다.

한편, 국내의 상가, 리테일(retail), 오피스 등 일반적으로 상업용 부동산으로 분류되는 부동산은 시장경제 상황과 부동산 및 소상공인지원 정책에 따라 다양한 변화를 거쳐 왔다. 합리성·효율성·다양성을 추구하는 소비자들은 점차 오프라인 위주의 구매방식보다 온라인 전자상거래, SNS 등을 통한 구매방식을 선택하고 있으며, 이는 COVID-19 팬데믹으로 크게 활성

5) Reily(1931)의 소매인력법칙에 의하면, A도시와 B도시의 인구가 같을 경우에 두 도시 간 상권의 경계는 중간지점이 되며, A도시가 B도시보다 2배 크다면 $A : B = \sqrt{2} : 1$ 이 된다.

화된 온라인 배달 문화 등으로 인해 소비 패러다임의 변화가 가속화되었다. 또한 ICT(인공지능, IoT 등)을 바탕으로 한 전자상거래, 리테일 테크의 진화는 소비자에게 보다 현명한 소비를 촉진 및 제공하고 있으며, 기업과 상가도 소비자분석을 통한 맞춤형 생산방식으로 변화하고 있기 때문에 매장의 상권 주기 역시 점차 짧아져가고 있다.

이러한 측면에서, 기존 연구는 현재까지 발전되어 온 전통적인 도시의 구조, 도시의 발전과 쇠퇴, 점포의 입지 및 소매이론, 상권분석 이론에 대부분 적용되어 설명되고 있었다. 그러나 현재 시점에서 환경변화에 따른 전자상거래, SNS, 메타버스 등 가상공간의 상업용 시장을 분석하여 이론적으로 정립한 연구는 아직까지 미흡하다. 따라서 최근 현상 변화를 겪고 있는 분야에 대한 다방면의 이론적 연구가 진행될 필요가 있다.

2) 정보통신기술 발전과 COVID-19 팬데믹의 영향

정보통신과학기술의 발전은 경제, 사회, 정책 등 다방면에서 영향을 미치고 있으며, 특히 상업용 부동산 분야에서는 디지털 기술을 반영하여 급속한 변화를 견인하고 있다. 강현수(2007)에 따르면, '디지털 기술이 발달함에 따라 과거와는 달리 시장(market)이 필수적으로 물리적 공간을 의미할 필요가 없어졌으며, 전자상거래가 활성화되면서 시장은 현실에서도 특정한 물리적 장소에서 존재하는 것이 아니라, 정보통신 네트워크 속에서 보이지 않는 형태로 존재한다.'고 언급하고 있다. 이러한 변화(전자상거래 및 원격서비스의 활성화 등)는 도시의 공간구조에도 영향을 미치며, 특히 유통·상업공간의 입지와 그 형태의 변화를 가져오고 있다.

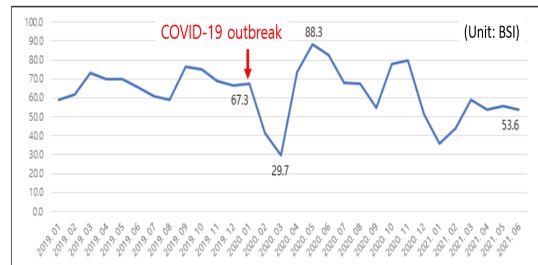
국내의 경우, 상업시설이 밀집해 있는 수도권을 중심으로 그 변화는 더욱 크게 영향을 미치고 있다. 허자연 외(2001)는 '중심상권의 쇠퇴와 골목상권의 증가, 대규모 점포의 성장 정체, 오프라인에서 온라인으

로 유통채널의 변화 등으로 인해 상업공간의 수요는 급격하게 줄어들고 있다.'고 분석한 바 있다. 즉, 오프라인 점포의 소매지출액을 소매업 매장의 매출 단위를 적용해 소요공간으로 환산한 소요면적은 2014년에 8.8%, 2015년 15.1%, 2016년 14.8%씩 감소하는 것으로 분석하였다.

한편, COVID-19 팬데믹이 상업용 부동산에 미친 영향과 관련하여, 신용상(2020)에 따르면, '글로벌 상업용 부동산 시장은 COVID-19 팬데믹이 발생한 2020년 이후 실물경기의 침체, 언택트(untact) 문화 확산 등의 영향으로 거래의 급감, 투자수익률과 전반적인 자금 유입의 축소 등의 상황이 나타나고 있으며, 투자업종별 차별화 등의 구조적 변화가 나타나고 있다.'고 밝힌 바 있다. 업종별로는 언택트 및 재택근무의 확산으로 숙박업소, 리테일, 오피스 부문의 약세가 심화하고 있으며, 공실률 또한 급증한 반면, 전자상거래 관련(데이터센터, 물류창고 등) 상업용 부동산에 대한 투자가 현저하게 증가하고 있는 것으로 나타났다.

한편, 중소벤처기업부와 소상공인시장진흥공단에서 매월 실시하는 '소상공인시장경기동향조사'에 따르면, 국내 소상공인 경기는 COVID-19 발현 시점인 2020년 1월부터 급격히 하락 후 회복하였고, 이후 확진자 증가세가 늘어날 때마다 급락을 반복하였다 <Figure 1 참조>.

Figure 1 _ BSI of Small Business Owners in COVID-19 Era



Source: Ministry of SMEs and Startups, each year/BSI Research.

Ling, Wang and Zhou(2020)는 미국에서 상업용 부동산의 거래 가격에 미치는 영향을 분석하기 위해 리츠(REITs) 자산을 적용하였으며, 분석 결과, 지역 가중 성장과 위험조정 수익에 COVID-19가 부정적인 영향을 주었다는 것을 도출하였다. 소매용부동산 리츠와 호텔 등 숙박시설 리츠는 부정적인 영향이 가장 컸던 반면, 의료시설을 포함한 기술 관련 자산 리츠는 대부분 긍정적인 영향을 받은 것으로 나타났다.

이러한 측면에서 본 연구는 정보통신기술과 COVID-19 팬데믹의 영향 또한 고려하여 상업용 부동산의 유형별 수요 및 이용행태의 변화를 전망한다는 점에서 의의가 있다.

3) 도시공간의 변화 특성

이 절에서는 도시공간과 밀접하게 상호작용을 하는 상업용 부동산 시장의 변화를 알아보기 위해 도시공간의 변화에 대한 특성을 살펴보았다<Table 1 참조>. 도시의 기능은 시대에 따라 계속 변화해왔으며,

최근 들어 도시의 주된 기능으로 정보통신의 중심지가 강조되고 있다(대한국토·도시계획학회 2014). 이러한 맥락에서, 1990년대 Romer, Porter, Jacobs 등의 경제학자들이 제시한 경제성장이론은 도시성장을 창출하는 데 기술적인 파급 효과의 역할을 강조하였다(Glaeser, Kallal, Scheinkman and Shleifer 1992). 제4차 산업혁명 등 정보통신과학기술의 발전에 따라 도시의 기능은 다양한 기술과 문화 등 변화를 수용할 수밖에 없으며, 변화의 속도는 차이가 있지만 도시공간, 도시형태, 인구, 용도 등 도시별 특성에 맞도록 변화되고 있다. 도시공간 측면에서 보면 인간의 경제활동, 주거환경, 소비환경 등 도시 생활에서의 큰 변화가 현재에도 나타나고 있으며, 이는 도시공간의 재구성 및 개편을 재촉하고 있다. 과거 산업화, 도시화의 과정에서는 도시의 형성과 도시로의 인구 집중현상이 가속화되면서 도시의 구심력이 강하게 작동하였으며, 이 과정에서 불가피하게 도시공간의 확장과 위성도시 건설로 대도시화가 진행되었다(윤정중, 최상희, 김태균, 박종배 외 2018).

Table 1 _ Changes in Urban Space on the Development of Science and Technology

Types	Major Changes and Issues
Increased purpose shifting and utilizations for space	<ul style="list-style-type: none"> ■ Expanding hyper-connectivity → Weaken the meaning of land use classifications ■ Increased needs to saving travel time for work → Increased demands for complex facilities (i.e., work, business) ■ (fast) Changes in space demand → Shifting the purpose of space to complex purposes (residence → office, office → hotels)
Changes in the use of space	<ul style="list-style-type: none"> ■ Smart city → Increased connectivity across the nation → Increased needs for sharing space on efficiency ■ Increased short-term leasing while decreasing long-term leasing to have efficiency of the space ■ High demands in shared-office and -accommodation
Changes on offline retail spaces	<ul style="list-style-type: none"> ■ Increased e-commerce → Decreased goods in offline retail spaces and this trend will be continued ■ Decreasing total demand in retail stores → but, this would not lead to completely disappear in offline ■ Continuing demands for special goods even in offline stores → This can be expended to tailored/specialized offline market ■ Systematized Urban planning strategy would be accompanied to meets the tailored demands
Increased Space isolation	<ul style="list-style-type: none"> ■ Increased space and regional gap due to location preference and market items ■ Economy gap will play into space and this will lead worsen conditions such as land preferences, housing gaps.

Source: I, Cho, Chang and Choi 2020, 33.

특히, 전자상거래와 원격서비스가 활성화되면 도시의 유통·상업공간의 입지와 그 형태도 달라질 수밖에 없다(강현수 2007). 기본적인 상품거래는 온라인상에서 이루어지고, 도시 내 유희지 및 유보지 등은 오락과 문화 중심의 시설로 점차 개발되고 있다. 그러나 종전의 상업시설들도 복합유통·문화서비스시설 등으로 변화를 시도하고 있으며, 오프라인 거래의 특수성 등을 고려할 때, 온라인 거래보다 다양한 이점과 경쟁력을 가지고 있는 부분이 많기 때문에 도시마다 그 차이는 있을 수 있다. 즉, 정보통신과학기술을 기반으로 하는 제4차 산업혁명은 기술, 경제, 고용 등 사회 전반적으로 다양한 측면에서 대규모 변화를 이끌어내고 있다. 이는 다시 도시공간의 구조적인 변화에 영향을 미치고 있으며 그 영향은 앞으로도 더 다양한 분야에 걸쳐 지속될 것이다. 상업용 부동산 분야에서 이러한 변화는 주로 공간사용의 형태적 변화 측면에서 크게 나타날 것이며, 특히 혼합용도 및 용도 전환의 증가, 오프라인 판매시설 등 리테일 시설의 수요 변화에 따른 공간 활용, 공간 격차의 확대 심화 등으로 나타날 수 있다.

4) 상업용 부동산 수요 및 이용행태 변화 특성

앞서 언급한 바와 같이, 최근 소비 트렌드의 변화, 도시공간의 수요 변화 등 인터넷, 전자상거래 등의 활성화 이후 국내 상업용 부동산 시장은 이전과는 다른 양상으로 변화하는 모습을 보이고 있으며, 이러한 변화의 밑바탕에는 정보통신과학기술의 발전이 있다.

이와 함께 세대별로 소비의 행태가 각자 다른 패턴을 보여주고 있으며, 현재 주력 소비 세대는 소유보다는 경험과 가치공유를 중시하여 자신에게 맞는 합리적 소비를 추구하고 있다. 이는 시간절약을 동시에 실현하게 해주는 매개체인 온라인쇼핑이 급성장할 수 있는 배경이 되었다. 이러한 소비행태의 변화는 오피

스, 상가, 물류 시장과 같은 상업용 부동산 시장의 공간적, 내용적 변화를 가져왔으며, Untact쇼핑과 Ontact쇼핑, 대형화와 소형화, 도심형과 교외형 등 전혀 상반되면서도 필요에 따라 조화를 이루는 등 공존하는 특성을 보인다(이태리, 조정희, 장요한, 최진도 2020). 국내뿐만 아니라 전 세계적으로도 상업용 부동산 시장에서는 다양한 신기술 및 공간구조의 변화를 통해 시장의 진화를 모색하고 있으며, 이러한 과정을 겪으면서 상업용 시장에서는 여러 가지 변화와 효과가 발생하고 있다. Zhang, Zhu and Ye(2016), Vandell and Green(2001)은 이러한 변화를 크게 6가지 유형으로 구분하였다<Table 2 참조>.

Table 2 _ Changes in the Commercial Properties by Technological Development

Data	Changes in the Commercial Properties
1	Appearance of improved consumer goods → Creating demand for new space
2	The polarization of employment (large cities)
3	Improvement of Accessibility for High-Rise Complexes
4	Financial engineering advances to expand the inflow
5	Development of manufacturing technology creates large-scale industrial demand
6	The overall change in the commercial market as the Internet evolves

Source: Modified from Zhang, Zhu and Ye 2016

즉, 정보통신과학기술의 발달과 최근 COVID-19와 같은 사회경제적 현상의 패러다임 변화에 영향을 미칠 수 있는 중요한 현상의 등장은 소비자의 수요 및 이용행태를 변화시키는 주요인으로 작용하였다. 이는 결국 상업용 부동산 시장 구조 변화의 마중물이 되었다. 과거 오프라인 중심인 전통적 방식의 거래는 공간과 시간의 제약으로 인해 가치소비를 추구하는 현재의 주력 소비세대층에서 그 매력을 상실하고 있다. 현재의 소비자들은 빅데이터 기반의 정보 접근을 통한 합리적 가격 비교를 바탕으로 편리하고 신속한 구매

를 중요하게 생각한다. 즉, 인터넷과 모바일을 이용한 온라인 전자상거래에 더 큰 매력을 느낄 수밖에 없으며, 오프라인 활동에 제약이 되었던 COVID-19 팬데믹으로 인해 이러한 경향은 더욱 확대되고 있다.

하지만, 이태리, 조정희, 장요한, 최진도(2020) 연구의 전문가 인식조사에서, 경험 충족 욕구, 관심 분야에 대한 소비성향, 기술 지원에 의한 비대면 쇼핑이 가능해짐으로써 업종에 따라 차이는 있지만 온·오프라인 매장은 상존할 것이라고 전문가들은 예상한다. 이러한 경향은 최근 상업용 부동산의 트렌드가 변화됨에 따라 나타나고 있다. 예를 들면, 재택근무 등에 따라 공실이 늘어가는 오피스는 공유경제에 기초한 공유오피스가 이상적인 형태로 주목받고 있다. 또한, 상가는 수요자의 합리적 소비 행태를 반영하여 효율적인 공간 이용과 접근성을 고려하여 진화하고 있다. 복합유통·문화서비스시설 등 몰링(malling) 문화의 유행에 힘입어 복합쇼핑몰은 교외 지역으로 대형화하여 배치되고, 생활밀착형 매장은 도심지역에 소형화하여 배치되고 있다. 그리고 비대면 문화와 인터넷 시장의 확산에 따라 물류센터는 도시공간의 효율적 활용을 위해 도심 외곽에서 점차 대형화하고 있으며, 빠른 배송 등 생활필수품 중심의 배송센터 등은 도심 및 주거지와 근접한 거리에서 소형화 및 다량 분포되고 있다. 또한, 빅데이터 기반의 Prop-tech 서비스를 통해 다양한 정보와 경험적 지식을 제공하는 상업용 부동산 정보 플랫폼이 최근 공공과 민간분야를 막론하고 다량으로 등장하였다. 이러한 플랫폼은 시장분석, 상관분석, 입지 및 투자분석 등이 가능하도록 서비스와 편의를 제공함에 따라 상가 및 오피스의 입지와 규모는 시장환경의 영향에 더욱 민감하게 작용하게 되는 구조로 변화되고 있다.

국내의 상업용 부동산 시장이 빠른 변화를 겪으며 이전과 다른 양상을 보이는 것과 마찬가지로, 국외의

상업용 부동산 시장도 기술발전과 COVID-19 팬데믹 등의 영향을 직접적으로 받고 있다. 특히, 국외 상업용 시장은 다양한 트렌드의 변화를 겪고 있는데, 그 예로 유연한 오피스 공간 이용, 순환경제와 그린빌딩, 의로서비스의 진화, 투자의 새로운 기법, 3D 플랫폼과 정보제공 플랫폼의 발전 등 새로운 트렌드가 등장했다(이태리, 조정희, 장요한, 최진도 2020). 이처럼 해외에서 나타나는 트렌드 변화는 국내와 마찬가지로 도시공간구조 변화를 비롯한 소비 행태 변화에 가장 민감하게 반응하고 있으며, 특히, COVID-19 팬데믹 이후 전반적인 경제 및 사회구조 변화로 인해 나타난 상업용 부동산 시장의 침체를 극복하기 위한 다양한 시도가 이루어지고 있다.

5) 수요 전망을 위한 머신러닝 기법

시장의 수요를 전망하기 위해 최근 머신러닝(Machine Learning, ML) 기법을 많이 사용하고 있다. 본 연구에서 활용된 머신러닝은 인공지능(Artificial Intelligence, A.I.)의 한 분야로써, 다양한 분석의 과정에서 반복적으로 이루어지는 일련의 의사결정 등을 사람이 아닌 기계가 결정할 수 있도록 고안된 방법론이라 할 수 있다. 머신러닝의 개념적인 구동 원리는, 어떠한 문제의 해결을 위해 취합되는 데이터 등의 단서로부터 원하는 결론을 찾기 위한 일련의 과정(pattern)을 일반화한 뒤, 기계(Machine)로 하여금 주어진 데이터와 목적해의 관계를 반복적으로 학습(learning)할 수 있도록 구성하여 목적해에 근접해가는 방식으로 구현된다. 목적해로 근접해가도록 학습과정을 구성하는 것을 목적함수(Objective function)라 하고, 이러한 반복적인 과정학습을 패턴학습(Pattern ecognition)이라고 일컫는다. 머신러닝은 최근 컴퓨터의 발달과 분석 알고리즘 등의 고도화로 다양한 연구 분야에 활발하게 활용되고 있다. 또한 데이터 경제(Data Economy)가 급부상

함에 따라 데이터의 가치가 높아지고 다양한 분야 전반에 데이터의 활용이 급증하기 시작하면서 인간의 손으로 다룰 수 없는 만큼의 빅데이터(Big data)가 축적됨에 따라, 머신러닝의 활용 가치는 더욱 고조되고 있다.⁶⁾

일반적인 머신러닝은 기계가 학습되는 형태에 따라 지도학습, 비지도학습, 자기지도학습, 강화학습 등 크게 네 가지로 분류할 수 있다. 각 머신러닝의 분류마다 다양한 특징들이 있겠지만, 대표적인 구분 방법은 찾고자 하는 선행적 지표(Target value), 즉, 목적해가 주어지느냐의 여부가 가장 핵심적인 변수가 될 수 있다. 예를 들어, 지도학습(Supervised learning)은 선행적 지표를 바탕으로 모델을 학습하고 학습된 패턴을 이용하여 참값을 추정하는 방식이고, 비지도학습(Unsupervised learning)은 선행적 지표가 없기 때문에, 주어지는 데이터의 패턴으로부터 참값을 추정해내는 방식이다. 자기지도학습(Semi-또는 Self-supervised learning)은 주어지는 데이터의 분포 또는 패턴 등을 이용하여 입력 데이터와 유사한 데이터를 복제하면서 가상의 참값을 제시하는 방식이다. 마지막으로, 강화학습(Reinforced learning)은 주어지는 데이터와 선행적 지표로부터 학습하고 참값을 추정하는 방식은 지도학습과 유사하지만, 선행적 지표가 참 또는 거짓 등 이원(binary value)인 경우에 활용되는 특징이 있다. 회귀 분석 등의 방식이 지도학습의 대표적인 모형이 될 수 있고, 군집화(Clustering) 등이 비지도학습의 대표적인 모형이 될 수 있다. 한국어로는 다소 생소한 자동엔코더(Auto-Encoder) 모형이 자기지도학습의 대표적인 모형이 될 수 있다⁷⁾

본 연구에서는 정보통신기술 발전에 따른 상업용

부동산의 유형별(제1, 2종 근린생활시설, 판매시설, 업무시설의 장래수요를 예측하기 위해 위와 같은 특징을 가지는 기계학습 방법을 사용할 필요가 있다. 특히, 지역별 도시의 서로 다른 상황을 적용하여 미래를 전망하기 위해서는 현재의 취합 가능한 빅데이터를 바탕으로 기계학습 모형을 구축하여야 하며, 기계학습 모형 중 Random Forest기법을 활용하여 시장을 예측해보고자 한다.

III. 시장 현황 및 분석방법

1. 전국 및 지역별 상업용 부동산 시장 현황

상업용 부동산의 수요 및 이용행태를 예측하고 전망하기 위해 먼저 현재 시장 상황을 파악할 필요가 있다. 국내 상업용 부동산의 규모를 파악하기 위해 공개된 공공데이터인 비주거용건물의 자산현황을 파악한 결과, 2011~17년까지 상업용 부동산 등 비주거용 부동산 자산이 주거용 부동산보다 더 큰 비중을 보였으나(2017년 기준, 주거용: 1,477조원, 비주거용: 1,494조원), 점차 그 격차가 줄어들며 2018년부터는 비슷한 수치를 보이고 있다. 한편, 상업용 부동산의 재고량은 꾸준히 증가하고 있으나, 최근 5년간(2015~2019년) 증가의 폭 측면에서 건물동수 및 연면적 모두 지속적으로 줄어들고 있다. 특히, 용도별로 볼 때, 오피스보다 상가의 증가폭이 더욱 급격하게 감소하고 있는 것으로 나타났다.

거래량을 살펴보면, 전국 통계에서는 2020년에 거래물량(동호수, 거래면적)이 고점을 기록한 이후, 지속해서 감소하고 있으며, 수도권에서도 서울, 인천지

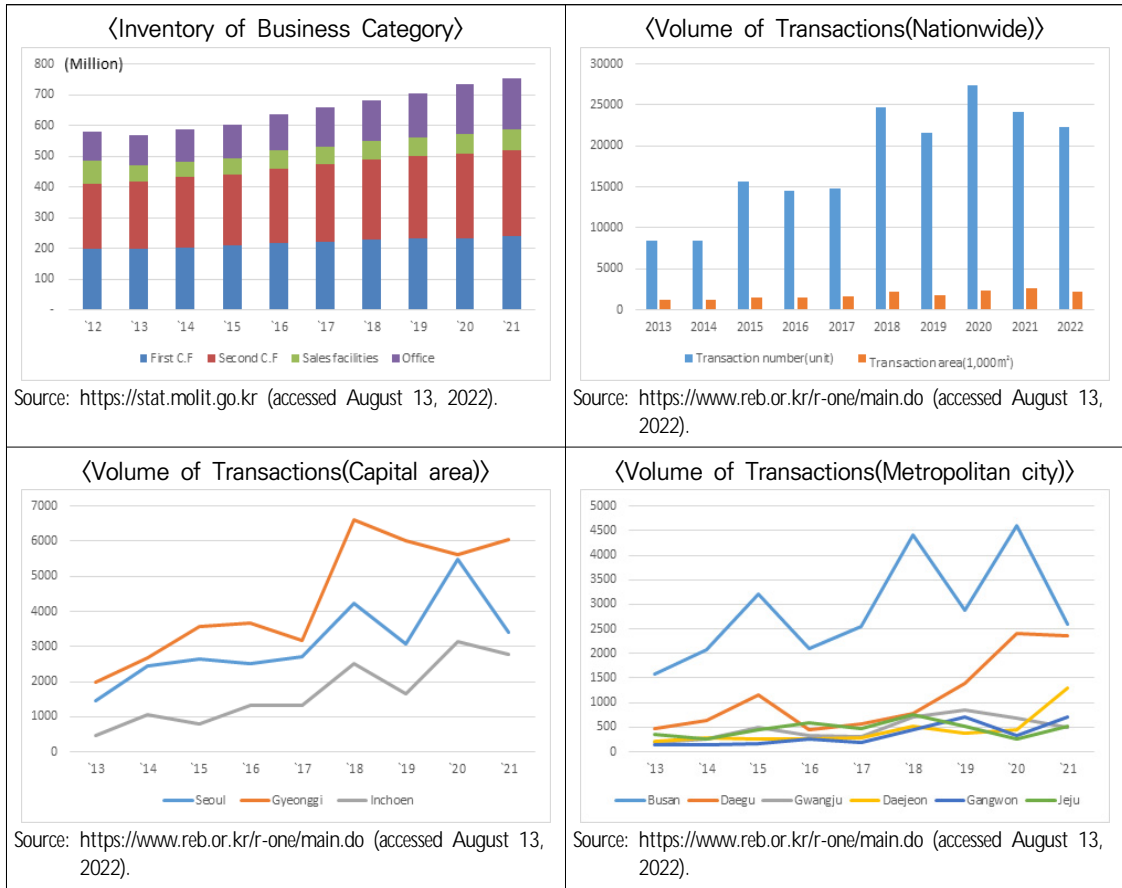
6) 빅데이터의 특징은 3V로 정의되기도 하며, 이는 데이터의 크기(Volume), 변동성(Velocity), 다양성(Variety)을 가진 데이터가 빅데이터로 간주될 수 있다는 주장에서 파생된 설명이다(Laney 2001).

7) 자기지도학습 모형은 모형의 학습 특징 때문에 비지도학습 모형으로 함께 간주하기도 한다.

역은 2018년 이후 거래량이 등락을 반복하다 2020년 이후 하락세로 접어들었다. 광역시도에서는 부산, 대구, 강원 등 지역에서 2020년 이후 거래량이 줄어드는 모습을 보이고 있다<Figure 2 참조>. 즉, 이러한 거래

량의 변화는 상가와 판매시설, 오피스가 많은 서울을 포함한 수도권과 지방 대도시에서 더욱 확연한 감소세를 보인다. 다시 말하면 경제집체와 COVID-19 팬데믹이 대도시에 더욱 큰 영향을 미쳤다고 볼 수 있다.

Figure 2 _ Volume of Commercial Property



한국부동산원(2022)의 2022년 1분기 임대동향조사에 따르면, 조사 결과, 직전 분기 대비 임대가격지수는 오피스에서는 상승하였으나 상가에서 점차 하락하였고, 전년 동기 대비해서는 평균 0.7% 하락세를 보인다. 특히, 서울, 대구, 인천, 대전 등 대도시를 제

외하면 모든 시도에서 하락세를 보이고 있다. 또한, 사회적 거리두기 완화 이후, 오피스와 상가 모두 공실률은 소폭 개선되고는 있지만 과거 5년보다 낮은 수치를 보이고 있으며, 투자수익률은 점차 하락하는 추세를 보인다. 상업용 부동산 거래현황을 살펴보면, 오

8) 한국부동산원은 분기별 전국 상업용 부동산에 대한 임대가격지수, 임대료, 투자수익률, 공실률 등 임대시장 동향을 조사발표하고 있다.

피스와 상가 모두 2017년 자영업자에 대한 정부의 금융·재정지원 정책으로 고점을 기록한 이후, 거래량과 건물연면적 등에서 감소추세를 보인다.

이러한 맥락에서 소상공인시장진흥공단(2022)에 따르면, COVID-19 이후 소상공인 경영환경 변화 인식조사⁹⁾에서 응답자의 80.1%가 경영환경 변화를 인식하고 있으며, 이는 금리 및 물가의 영향이 가장 크고 유통 판매 트렌드가 환경변화의 주요인이라고 밝힌 바 있다.

특히, 상업용 부동산이 연면적 기준으로 수도권에 49.4%가 밀집되어 있기 때문에, 리테일 매장의 트렌드 변화, 라이프 스타일의 변화, 소비 트렌드의 변화 등 수요 및 이용행태 변화를 지역별로 전망해볼 필요가 있다.

2. 예측모형을 이용한 시장분석

1) 분석 개요

앞 절의 시장 상황을 바탕으로, 본 연구에서 구축하는 상업용 부동산 예측모형은 정보통신기술발전의 영향에 따라 상업용 부동산 수요와 이용행태 변화에 대한 과거추세와 미래의 변화양상을 다양한 통계자료를 이용하여 기계학습(ML) 모형에 적용하였으며, 도출된 전망 결과를 지도상에 시각화하여 그 의미를 분석하는 데 목적이 있다. 거래건수만으로 소비자의 이용행태를 추정하기에는 한계가 있는 것이 사실이나, 거래건수라는 정량적인 지표로 상업용 부동산의 수요 변화 패턴의 확인이 가능한 장점이 있어 본 연구에서는 정량화된 수치를 지도에 투영하여 시각화하는 방

법으로 접근하였다. 구축한 자료는 전국(시군구별) 상업용 부동산 실거래 데이터와 건축물 현황 데이터(용도별, 면적별, 층수별, 소유구분별), 인구조사 등 예측모형 구축에 관련성이 높다고 판단되는 공신력 있는 통계 데이터를 활용하였다. 분석을 위해 취합된 데이터는 전처리과정 및 상관관계분석을 거친 후, 여러 가지 후보군의 머신러닝 알고리즘을 이용하여 시험과정을 거치게 되며, 이를 통해 최적의 알고리즘을 선정하였다. 그 다음 선정된 최적의 알고리즘을 이용하여 현재 시점에서의 상업용 건축물의 주 용도별 거래량과 유형별(제1종 근린생활시설, 제2종 근린생활시설, 판매시설, 업무시설) 거래량을 연도별·지역별로 추정하였다. 더 나아가, 향후 20년간 추세가 가능한 인구 등의 통계지표를 결합하여 장래년도 상업용 건축물의 주 용도별 거래량을 연도별(5년 단위)·지역별로 추정하였다.

정보통신과학기술발전에 따른 상업용 부동산 수요와 이용행태 변화를 추정하는 모형에 적용하기 위해 수집된 데이터는 국토교통부에서 제공하는 상업용 부동산 실거래 데이터(전국) 및 건축물 현황, 통계청에서 제공하는 인구통계, 지역별 인터넷 이용률, 전자상거래 이용률 등이고, 세부 내용은 <Table 3>와 같다. 수집된 데이터의 최소 공간 단위는 전국 기준으로 시도별로 집계되었으며, 시계열 데이터의 경우 인구를 제외한 모든 데이터는 2019년 자료까지 수집하였다. 수요예측 모형 개발에 앞서 수집된 데이터는 일반화 과정을 거쳐 전처리를 수행하였으며, 데이터별 통계적 분포에 따라 총 96개의 독립변수가 생성되었다. 추가적으로, 데이터의 일반화 과정을 통해 변수 간의 관계 또한 조절하였다.

9) 해당 조사는 '포스트코로나 소상공인 경영개선 동향조사'로 전국 소상공인 693개 사업체를 대상으로 조사하였으며, 95%±3.72%의 표본오차를 보이는 무작위 표본조사이다.

Table 3 _ Data Set and Details for Building Prediction Model

Data	General Information	Jurisdictional Unit	Collection Period	Sources
Actual Trade Information for Commercial Properties	By purpose, by area, and by type	By Si and Do across South Korea	2006 – 2019 (monthly)	Ministry of Land, Infrastructure and Transport
Statistics on Buildings	By purpose, by area, and by ownership		2006 – 2019 (yearly)	
Statistics on Local Internet Utilization	Surveyed data for internet usage		2008 – 2019 (yearly)	Statistics Korea
Statistics on Electronic Commerce	Companies use electronic commerce service and general statistics across the companies		2006 – 2019 (yearly)	
Population	By age, by sex		2006 – 2040 (yearly)	

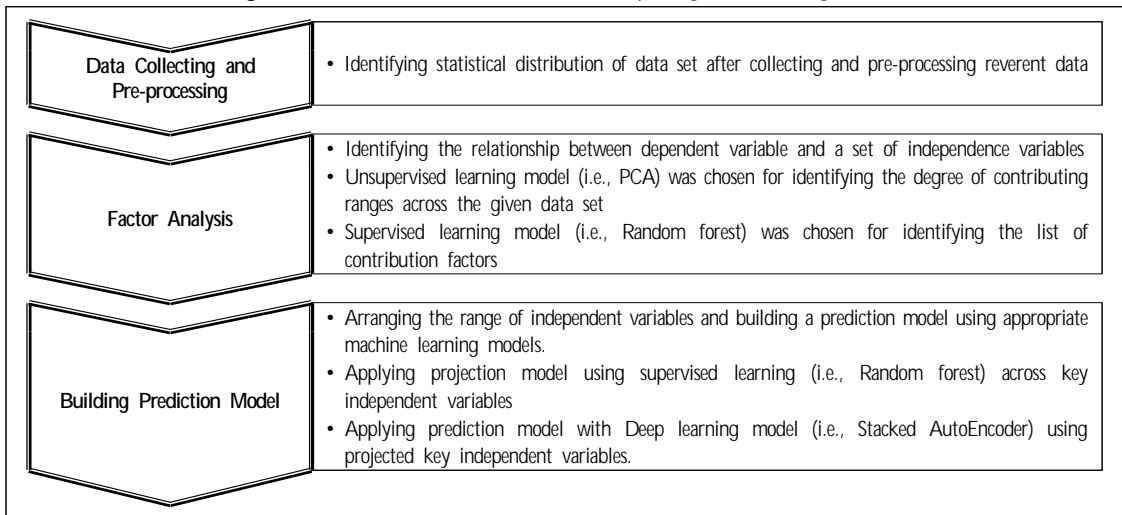
Source: I, Cho, Chang and Choi et al. 2020, 131.

2) 분석 과정

본 연구의 전반적인 분석과정은 <Figure 3>에 기술된 바와 같다. 다양한 시계열정보를 활용하여 적합한 인과관계를 파악한 후, 장래년도 거래건수를 추정한다. 다음, 지도에 그 결과를 투영하는 체계로 구성된다. 지도로 표현되는 최종 산출물의 논리적인 인과관계를

머신러닝 방법을 활용하여 설명하기 위해 구성하였다. 상업용 부동산 수요 및 실거래 예측모형 구축을 위해 본 연구에서는 상업용 부동산 수요에 영향을 미칠 수 있을 것으로 추정 가능한 다양한 공신력 있는 통계 데이터들을 취합하였다. 이 데이터는 공공의 영역에서 쉽게 구득이 가능하며 시계열로 구성이 가능한 데이터 항목을 고려하여 선별하였다.

Figure 3 _ A General Process for Preparing Forecasting Model



Note: Modified from the figure in I, Cho, Chang and Choi 2020.

Source: I, Cho, Chang and Choi et al. 2020, 135.

본 연구에서 사용한 예측모형은 기존의 여러 연구에서 다방면으로 활용된 바가 있는 Random Forest 모형이다. 모형의 예측력 제고를 위해 요구되는 설정변수(hyper-parameter)¹⁰⁾들의 최적화는 휴리스틱(heuristics)한 방법인 Golden-Section¹¹⁾과 Hill-Climbing Search 방법¹²⁾을 이용하여 최적화하였다. 또한, 모형의 효과적도는 많은 분석모형에서 검증하고 있는 3가지 효과적도 모델인 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE)¹³⁾, 절대오차 평균(Mean Absolute Error, MAE)¹⁴⁾, 절대오차율평균(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)¹⁵⁾을 이용하여 모형의 신뢰성 및 정확성을 검증하였다.

모형은 구축되는 현재 연도를 기준으로 용도별 상업용 부동산거래를 추정하는 모형 한 가지와 현재 시점에서 취합 가능한 일련의 데이터를 바탕으로 가까운 장래를 전망하는 모형으로 구축하였다. 이러한 이유로 다양한 데이터 구성이 가능한 현재 연도 추정모형보다, 장래연도 전망모형에는 다양한 변수제약이 혼재해 있다. 기계학습의 Random Forest 모형 구축과

정에서 선행지표에 대한 설정이 지나치게 많이 작용될 경우 초과학습 문제(Over-training problem)가, 훈련되는 데이터의 양이 지나치게 편중될 경우 학습부족 문제(Under-training problem)가 발생할 수 있기 때문에 데이터의 각 변수 간의 분포를 적절하게 조정하였으며, 추가로 교차검증(K-fold Cross-Validation) 등의 방법으로 최소 두 번 이상의 테스트를 통해 결과 값의 신뢰성을 제고하였다.

(1) 요인분석

먼저, 주성분분석법(Principal Component Analysis, PCA)을 활용하여 어느 정도의 데이터가 유의미한 설명력을 가지는지, 즉 몇 개의 변수가 상업용 부동산 실거래와 가장 높은 상관관계가 있는지를 파악하였고, Random forest 모형을 활용하여 해당 변수가 무엇이고 변수 간의 상관관계는 어떻게 작용하였는지를 파악하였다. PCA 분석 결과, 입력변수의 고유근 기준으로 총 14가지의 데이터¹⁶⁾가 약 92%의 설명력을 가지는 것으로 파악되었고, Random forest 모형을 이용

10) Random Forest 모델에서 통상적으로 요구되는 중요 설정변수(hyper-parameter)는 샘플링 단위 설정, Decision Tree에서 가지를 뺀어나가는 단위선택 등이 있다.

11) Golden-Section Optimization 방법은 여러 전역해(Global Solution)의 후보들 중에서 최극단 값을 줄여나가는 방식이다.

12) Hill-Climbing Search 방법은 경우의 수가 예상되는 가장 최솟값부터 최댓값까지 순차적으로 진행하는 방식이다.

13) 평균제곱근오차 (RMSE, Root Mean Square Error): $SE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - \hat{v}_i)^2}$

14) 절대오차평균 (MAE, Mean Absolute Error): $MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |v_i - \hat{v}_i|$

15) 절대오차율평균 (MAPE, Mean Absolute Percentage Error): $MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|v_i - \hat{v}_i|}{v_i}$

(N: 샘플 수, v_i : 예측값, \hat{v}_i : 참값)

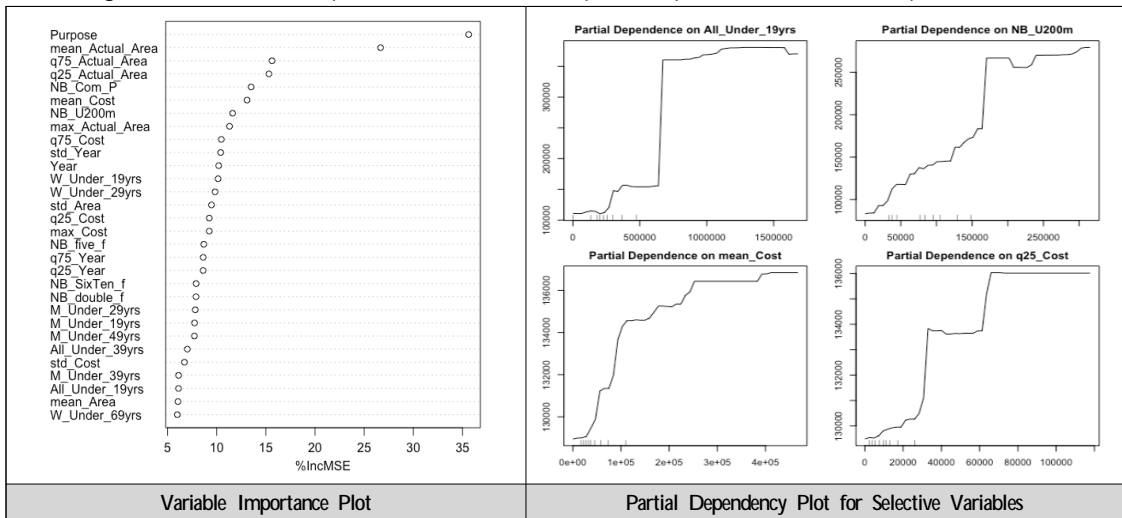
16) 분석에 활용된 Random forest 모형의 14가지 변수는 다음과 같다. 해당 14개의 변수들은 상업용 부동산의 실거래와 가장 높은 상관관계를 보이고 있다.

#	Variable name	Description of Variables
1	All_Under_19yrs	All population between over 10 years old and under 19 years old
2	mean_Actual_Area	The average value for area among trade
3	q75_Actual_Area	75-percentile value for area among trade
4	q25_Actual_Area	25-percentile value for area among trade

하여 상업용 부동산의 용도별 거래에 가장 영향력이 있는 해당 14가지의 변수가 무엇이고 변수 간의 상호 작용은 어떤 식으로 작동되었는지를 파악하였다.17) Random forest 분석 결과, 건축물의 주 용도 구분이

기존의 상업용 부동산 거래에 큰 요인으로 작용하였던 것으로 나타났고, 그 밖에 전용/연면적의 건축물 주 용도별·유형별 평균 정보 등이 중요한 요인으로 작용하였던 것으로 확인되었다<Figure 4 참조>.

Figure 4 _ Variable Importance and Partial Dependency Plot for Selective Input Variables



Note: (1) (left) x-axis represent variable importance while y-axis each variable, (right) x-axis represents the scale of each input variable while y-axis represent the number of actual trades. For example in partial dependency plot, the more All_Under_19yrs variables the more trade.

(2) 'All_Under_19yrs' represents all population under 19 years old, 'NB_U200m' represents statistics on building by area under 200m², 'NB_Com_P' represents the number of properties for industrial purpose, 'mean_Cost' represents the average amount for trade, 'q25_Cost' represents 25-percentile value among trade values, 'q25_Actual_Area' represents 25-percentile value for area among trade values.

Source: I, Cho, Chang and Choi 2020, 134; 139.

#	Variable name	Description of Variables
5	NB_Com_P	The number of properties for industrial purpose
6	NB_U200m	Statistics on building by area between 100m ² and under 200m ²
7	max_Actual_Area	Max value for area among trade
8	q75_Cost	Amount (Cost) for trade in 75-percentile
9	std_Year	Standard deviation of year among trades
10	Year	Subject year
11	W_Under_19yrs	Women population between over 10 years old and under 19 years old
12	W_Under_29yrs	Women population between over 20 years old and under 29 years old
13	std_Area	Standard deviation for the trade area
14	q25_Cost	Amount for trade in 25-percentile

17) 상업용 부동산의 용도별 구분은 건축물의 주 용도에 대한 세부구분에 따라 제1종 근린생활, 제2종 근린생활, 숙박, 판매, 업무, 교육연구 및 기타 등 총 7가지로 구분된다.

(2) 주요 요인들의 장래년도 추계

요인분석 단계에서 확인된 14가지의 변수들에 대해서, 시계열 정보와 지역별·성별·연령별 인구 정보 등을 축으로 하는 장래년도 추계를 Random forest 모델을 이용하여 과거추세 연장법으로 진행하였다. 모델의 예측력 제고를 위해 모형의 중요 변수, 즉, 하이퍼파라미터(hyper-parameter)는 휴리스틱(Heuristic) 방법론 중 하나인 황금비(Golden-section) 탐색 방법과 점진적(Hill-climbing) 탐색 방법 등을 이용하여 최적화하였다. 예측모형의 효과측도는 머신러닝 분야에서 널리 활용되고 있는 평균제곱근오차, 절대오차평균,

절대오차율평균 등 3가지를 이용하여 검증하였다. 한편, 모형의 과소식별(undertraining) 및 과대식별(overtraining) 오류를 방지하기 위해 교차검증(k-fold cross validation)법을 활용하였고, 분석 결과는 <Table 4>에 제시된 바와 같다. 데이터의 설정 범위의 차이 때문에 두 모형의 평균제곱근오차(RMSE)과 절대오차평균(MAE)간의 단위 차이는 발생하였지만, 절대오차율평균(MAPE)을 통해 살펴본 모형의 추정치는 대략 2% 정도 수준으로 사회과학 분야에서는 우수한 수치로 확인되었다.

Table 4 _ Prediction Results for Commercial Properties

MOE	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Average
RMSE	7492.2	4301.8	4368.5	4433.5	9664.4	6052.1
MAE	2865.1	2022.1	1502.3	1720.0	3086.0	2239.1
MPME	2.5%	2.0%	1.4%	1.7%	2.4%	2.0%

Source: I, Cho, Chang and Choi 2020, 137.

(3) 실거래 예측

위의 분석 과정을 통해 주요 변수들의 장래년도 추계결과를 이용하여, 상업용 부동산의 전국 지역의 용도별 거래 예측을 진행하였다. 예측에 활용된 모형은, 입력 데이터의 오차 등에 민감도가 높지 않으면서도 예측력이 우수한 적층자동엔코더(Stacked AutoEncoder, SAE) 모형을 활용하였다. 적층자동엔코더 모형은 자기지도 학습 모형의 하나인 자동엔코더 모형의 고도화된 딥러닝(Deep learning) 모형으로, 자동엔코더의 아키텍처에 중첩 및 다층의 연산 과정을 추가함으로써 그 예측력이 고도화되어 시계열분석(Time-series analysis)에서도 널리 활용 되는 모형 중 하나이다(Lv, Duan, Kang and Li et al 2014; Chang, Bharadwaj, Edara and Sun 2020). 다양한 불확실성이 혼재된 장래년도 상업용 부동산의 용도별 거래량 예측력 제고를 위해, 과거 추세 검증을 통해서 예측모형의 정산(Calibration)을 추가로 수행한

뒤, 정산된 아키텍처들을 장래년도 상업용 부동산 거래량 예측에 투입하였다. 절대오차율평균(MAPE)은 대략 60% 내외로, 2%에서 100%에 이르기까지 다양하게 도출되었다.

IV. 수요 및 이용행태 전망

앞 장에서 정보통신과학기술과 사회·경제적 환경 변화에 따른 현재의 상업용 부동산 시장의 변화와 흐름에 대한 현황과 영향 요인 등을 정리하였다면, 이 장에서는 앞으로 예상이 되는 수요 및 이용행태의 변화에 따라 지역별 입지 공간을 대상으로 상업용 부동산을 분류하여 향후 시장거래를 전망해 보았다. 분석에 사용한 데이터는 상업용 분야의 예측모형을 구축하기 위해 통계청, 한국부동산원, 감사원 등의 기관별 보유된 자료를 포함한 단어, 문장, 숫자 등 다양한 형태의

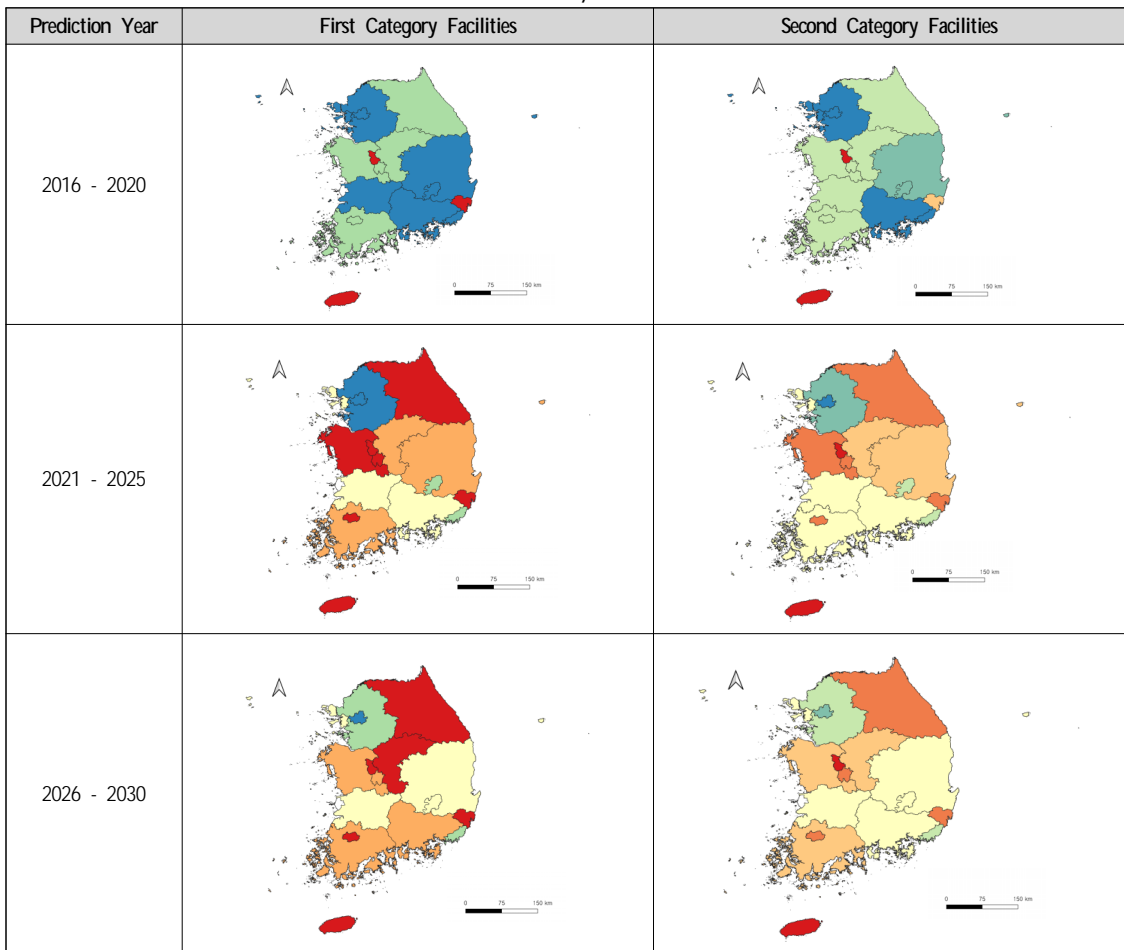
빅데이터를 입력자료로 구성하였고, 머신러닝을 예측 모형으로 활용하여 시뮬레이션함으로써 시장의 전망을 추정하는 방식으로 실행하였다. Output인 전망 결과는 국내 전국 지도상에 시각화하여 표기함으로써 현재 기준으로 전후 20년간의 변화에 관해 기술하였다.

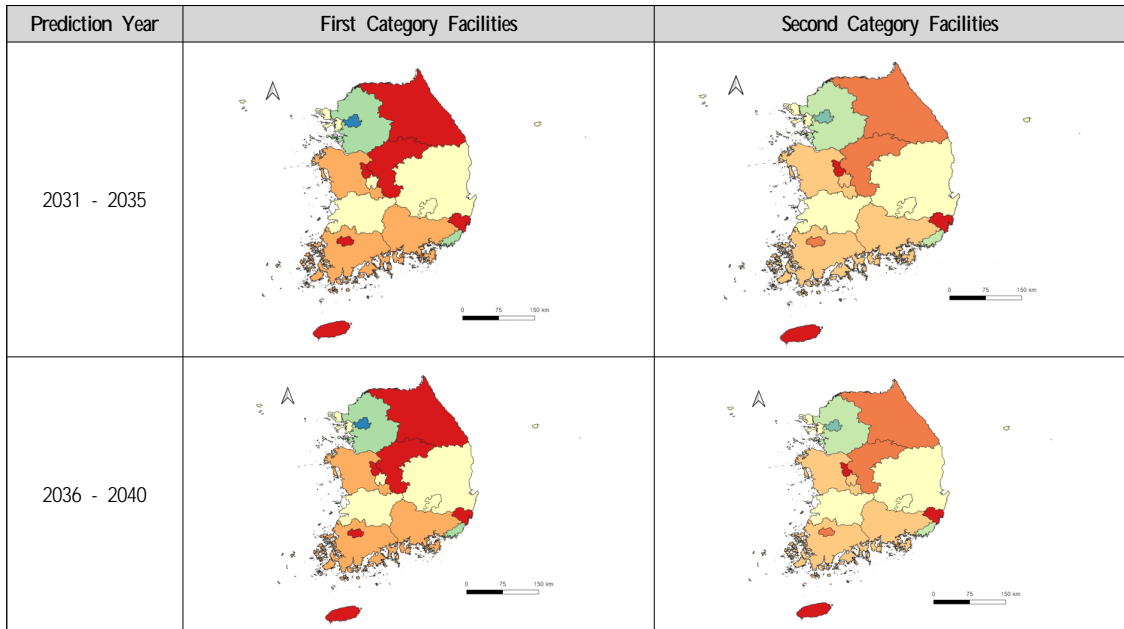
(1) 전국의 분석 결과 및 해석

전국의 시·도지역을 중심으로 2016년을 기준으로 하

여 5년 단위의 과거시점 거래량을 집계하고, 5년 단위의 장래년도 거래량을 전망하였다. 전체 시계열에서 확인된 거래량을 바탕으로 백분위를 환산하여 지도에 시각화하였다. 제1, 2종 근린생활시설(상가)에 대한 추계결과와 판매시설, 업무시설(오피스)에 대한 추계결과를 전국지역으로 <Figure 5>와 <Figure 6>에 도식화하였다.

Figure 5 _ Demand Prediction Results for the First and Second Category(i.e., Commercial Properties) between 2016 and 2040 with 5-year interval in Korea





Source: I, Cho, Chang and Choi 2020, 145; 147.

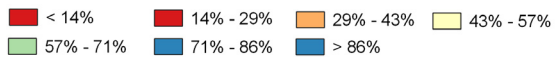
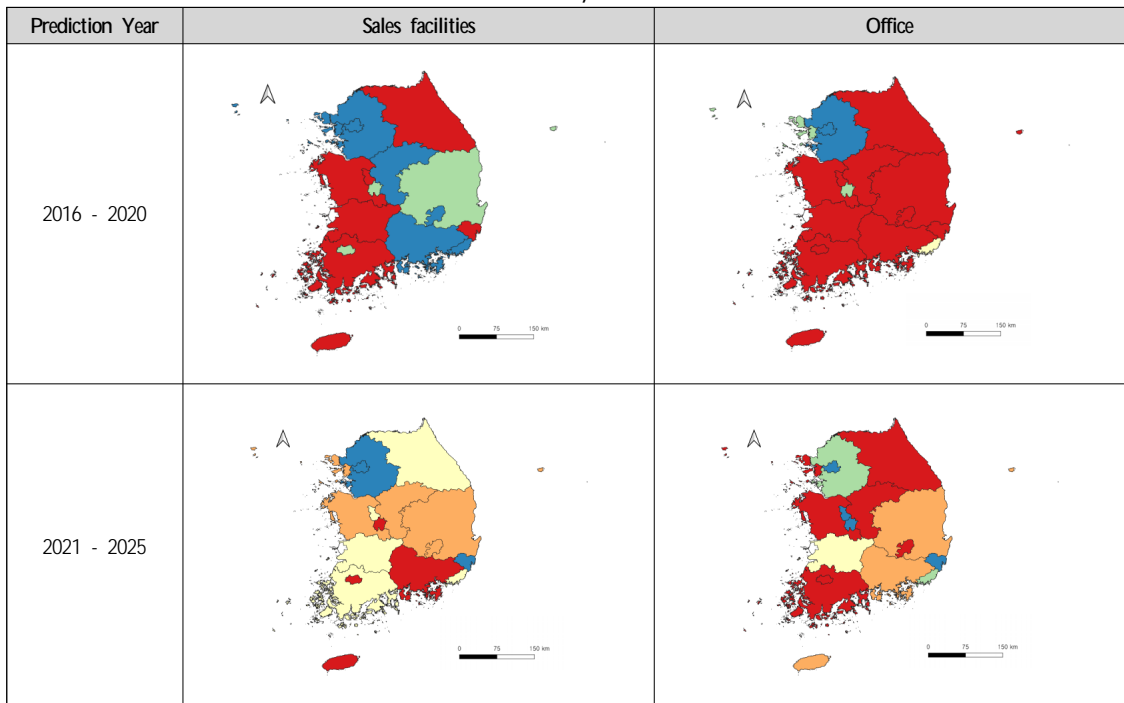
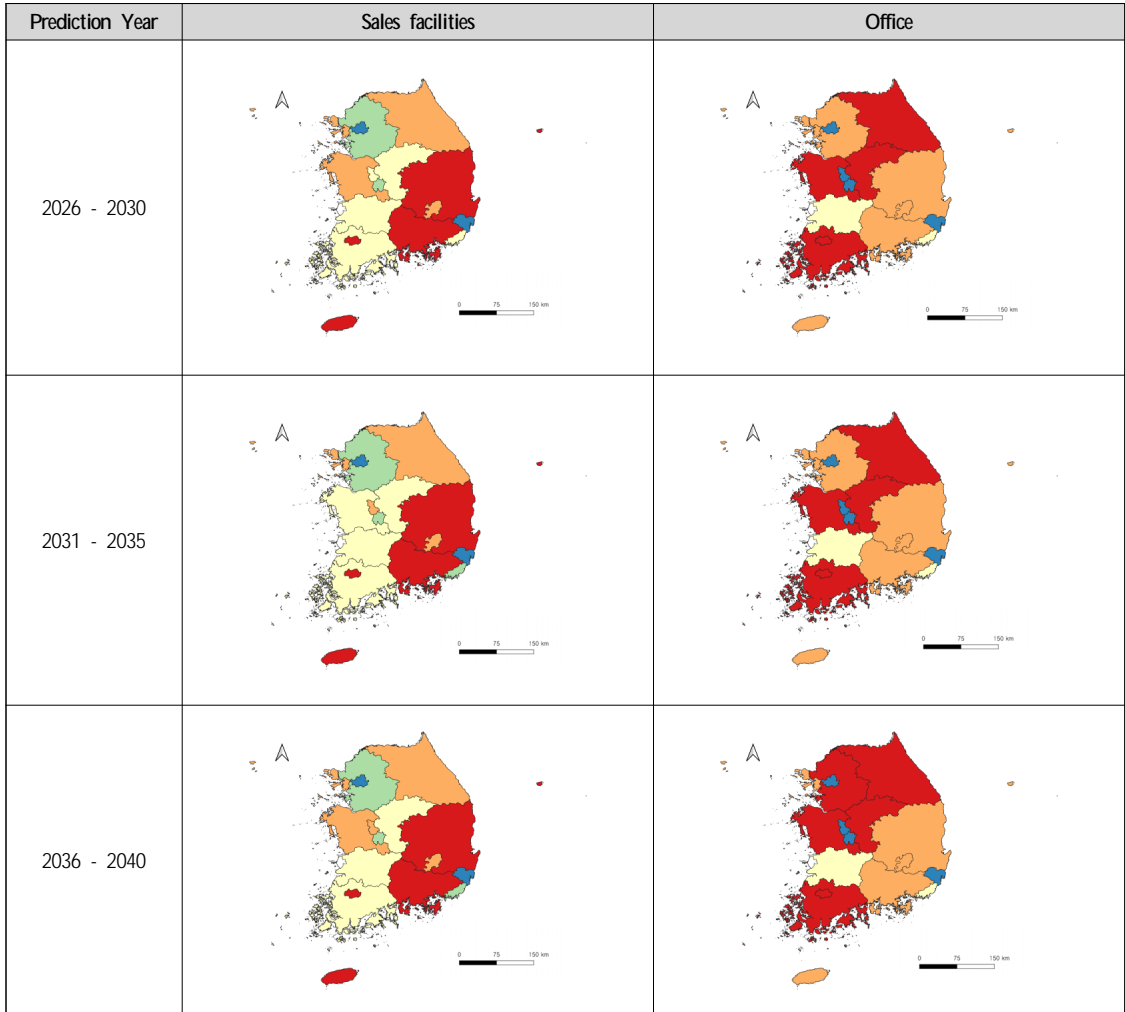
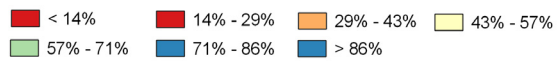


Figure 6 _ Demand Prediction Results for the Working Space Category(i.e., Sales facilities, Office) between 2016 and 2040 with 5-year interval in Korea





Source: I, Cho, Chang and Choi 2020, 149; 151.



제1종 근린생활시설(소매점, 음식점, 병원, 공공업무시설 등)은 제2종 근린생활시설(공연장, 종교집회장, 학원 등)과 함께 상업용 부동산 중 소규모 상가로 분류하여 각각 해석을 진행했다. 2020년 이후 용도별 거래 전망자료를 보면 평균적으로 거래 감소 추이로 확인되었다.

제1종 근린생활시설의 거래는 전반적으로 2021년 이후 COVID-19와 국제경기침체, 고금리 등의 영향을 많이 받고 있는 것으로 나타나고 있으며, 수도권은 지

방 타 지역에 비해서는 상대적으로 일정 수준을 유지할 것으로 보인다. 전체적으로 강원, 충북, 제주가 악화되어 가는 모습을 보이며, 광역시 중에서는 세종, 울산, 광주가 악화되는 것으로 나타났다. 이 역시 소비 패러다임 변화와 COVID-19에 의해 부정적인 영향에 따른 오프라인 매장의 쇠퇴를 가져온 것으로 해석할 수 있으며, 세종은 대량 신규주택 공급과 더불어 과도한 상업용 부동산 공급에 의한 공실률 증가가 영향을 미칠 것으로 예상되었다. 울산은 제조업 시장 약

세에 따라 관련 산업의 기반이 약해지며 일자리가 감소하였으며, 그에 따른 인구 감소와 출생아 비율이 전국 최저치를 기록하는 등의 영향이 소규모 상점의 감소에 영향을 미칠 것으로 예상된다. 한편, 수도권은 전반적으로 연도별·구별 거래량의 감소가 지속되는 추이로 확인되나, 세종과 대전지역과 인접한 서울 남부 및 남동부지역 등은 시간이 흐를수록 점차 거래량이 회복되는 것으로 예측되었다.

제2종 근린생활시설은 공연장, 종교집회장, 음식점, 학원, 제조업소, 유흥주점 등을 포함하는 곳으로 서울은 향후에도 어느 정도 거래수준을 유지할 것으로 전망되지만 2026년 이후 거래량이 점차 줄어드는 현상이 나타날 것으로 보이며, 경기도도 타 지역에 비해서는 양호하지만 점차 거래량이 감소하는 모습을 보이고 있다. 특히, 세종, 제주지역은 2021년 이후 꾸준히 거래량이 감소할 것으로 전망되었으며, 울산, 강원, 충북, 광주 지역을 중심으로 지방권역은 2026년 이후 거래량이 점차 감소될 것으로 전망되었다. 즉, 오프라인 매장의 쇠퇴, COVID-19 팬데믹 등에 의한 부정적인 영향은 소규모 상가(제2종 근린생활시설)의 전반적인 감소에 영향을 미칠 것으로 예상된다.

판매시설은 시장, 백화점, 대형상가 등 대규모 점포를 포함하는 곳으로 상가부동산의 분류 중 대규모 상가부동산으로 분류하여 해석을 진행했다. 서울은 향후에도 2040년까지 현재의 거래량을 유지할 것으로 전망되었고, 경기도의 경우 2026년 이후 거래량이 소폭 하락할 것으로 전망되었다. 2020년까지 충남, 전남, 전북, 강원, 제주지역의 판매시설 거래가 부진했었다면, 2021년 이후에는 광주를 제외한 전남, 전북, 충청 지역의 거래 회복이 눈에 띄는 반면, 경남, 경북, 강원, 제주 지역의 거래가 악화되어 가는 경향을 보였다. 광역시 중에서는 세종, 대전, 부산, 울산

지역의 거래가 점차 회복되어 활성화될 것으로 전망된다. 이는 백화점, 대형마트 등의 광역시 중심의 대형점포가 점차 판매 형태 및 내용의 다변화를 통해 복합시설이 될 가능성이 높으며, 도시의 공간구조 재편 등의 영향으로 도심(CBD)을 중심으로 점차 대형화됨과 동시에 관련 시설들의 확장에 기인한 것으로 해석된다. 이러한 판매시설은 대도시(서울을 비롯한 수도권, 광역시 등) 내에서 유지되고, 복합쇼핑몰 형태의 대형 상가도 도시를 중심으로 근접한 지역에 입지 될 것으로 보인다.

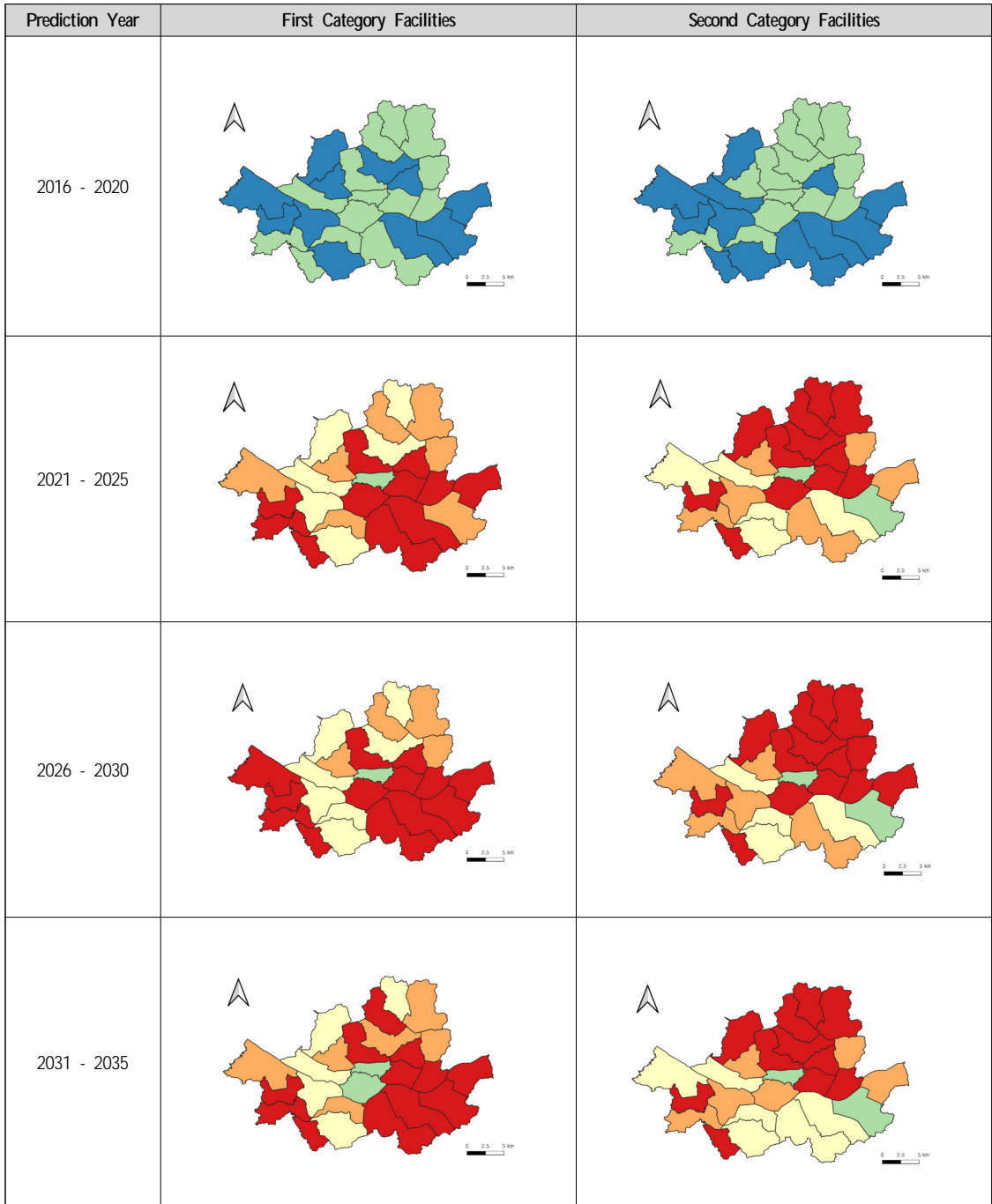
업무시설(공공·일반 업무시설, 오피스텔 등)은 업무를 위한 사무실을 중심으로 상업용 부동산의 분류상 오피스 부동산으로 취급하여 해석을 진행하였다. 오피스는 2020년까지 수도권을 중심으로 거래가 활성화되는 특징이 있었으며, 향후 거래량 전망에서는 2021년 이후 서울, 대전, 세종, 부산, 경남, 경북 등에 걸쳐 거래량이 점차 회복될 것으로 전망되었다. 특히, 서울, 대전, 세종, 대전, 부산지역은 공공 및 일반 업무시설이 타 지역에 비해 많은 지역으로 향후에도 광역시를 중심으로 업무시설은 지역편차를 보일 것으로 전망되었다.

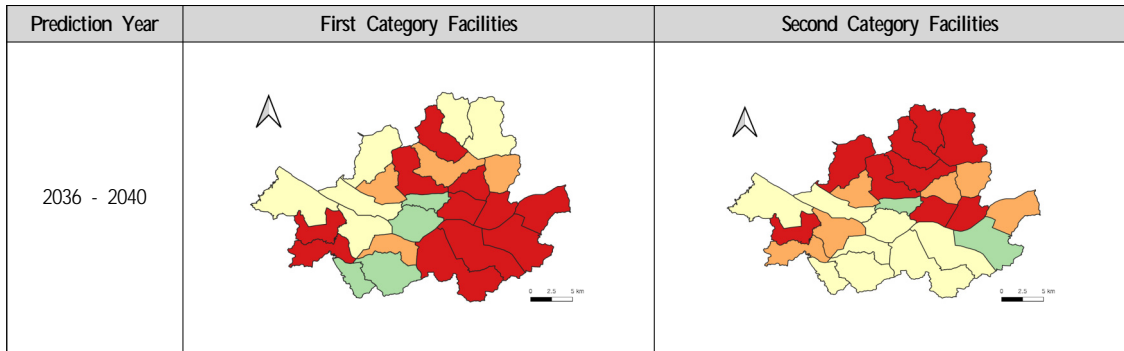
(2) 서울지역 분석 결과 및 해석

다음으로 상업시설이 가장 밀집해 있는 서울지역을 중심으로 2016년 기준 5년 단위의 과거시점 거래량 집계와 5년 단위의 장래년도 거래량을 전망하였다. 전국과 동일하게 전체 시계열에서 확인된 거래량을 바탕으로 백분위를 환산하여 지도에 시각화하였으며, 제1종 근린생활시설(상가)에 대한 추계결과와 업무시설(오피스)에 대한 추계결과를 전국지역으로 <Figure 7>과 <Figure 8>에 도식화하였다.

제1종 근린생활시설의 경우, 서울은 구단위 중심으로 상업용 거래의 감소 속도가 상이하다. 용산구와 중

Figure 7 _ Demand Prediction Results for the First and Second Category(i.e., Commercial Properties) between 2016 and 2040 with 5-year interval in Seoul





Source: Lee et al. 2021, p. 153, 155.

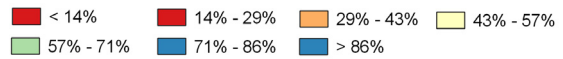
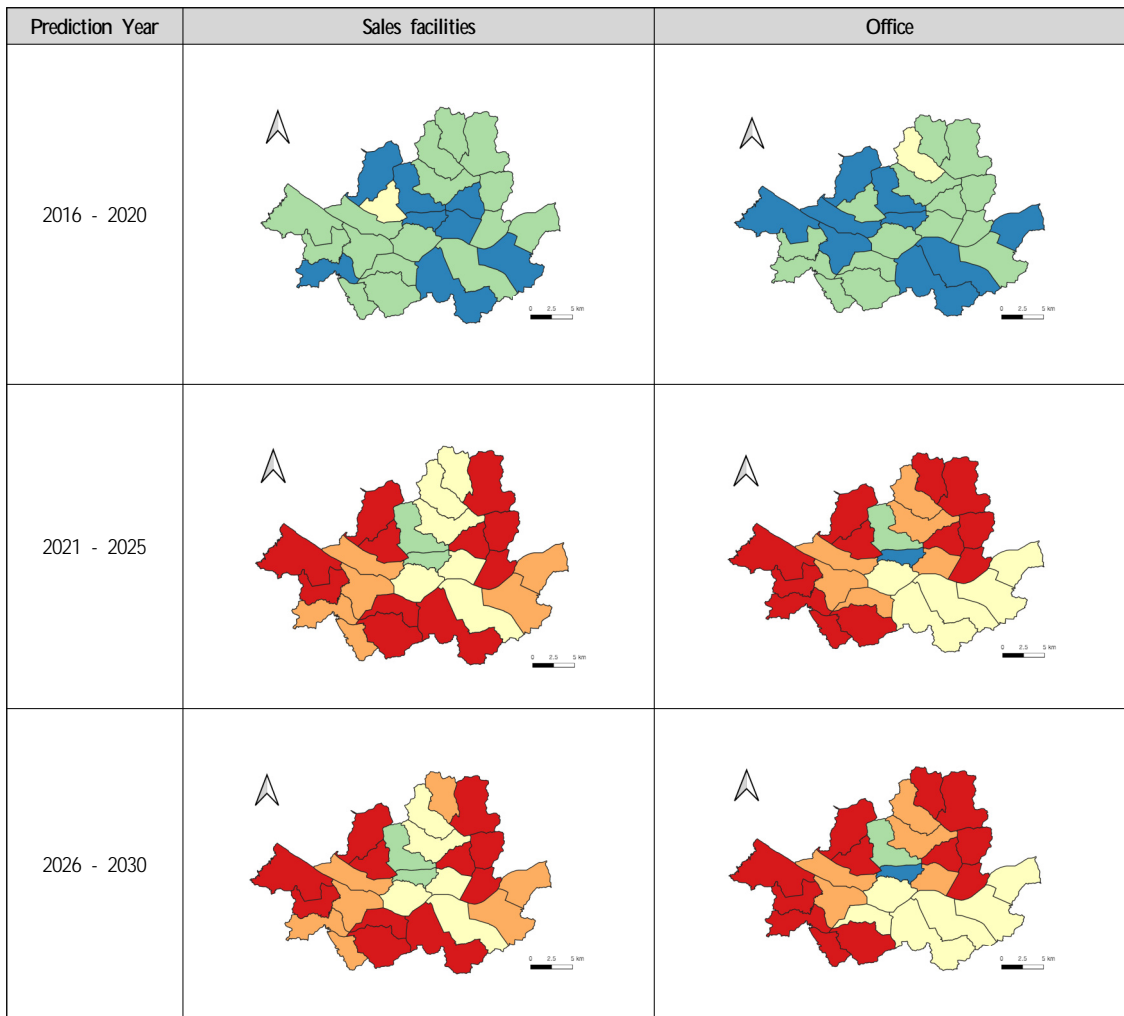
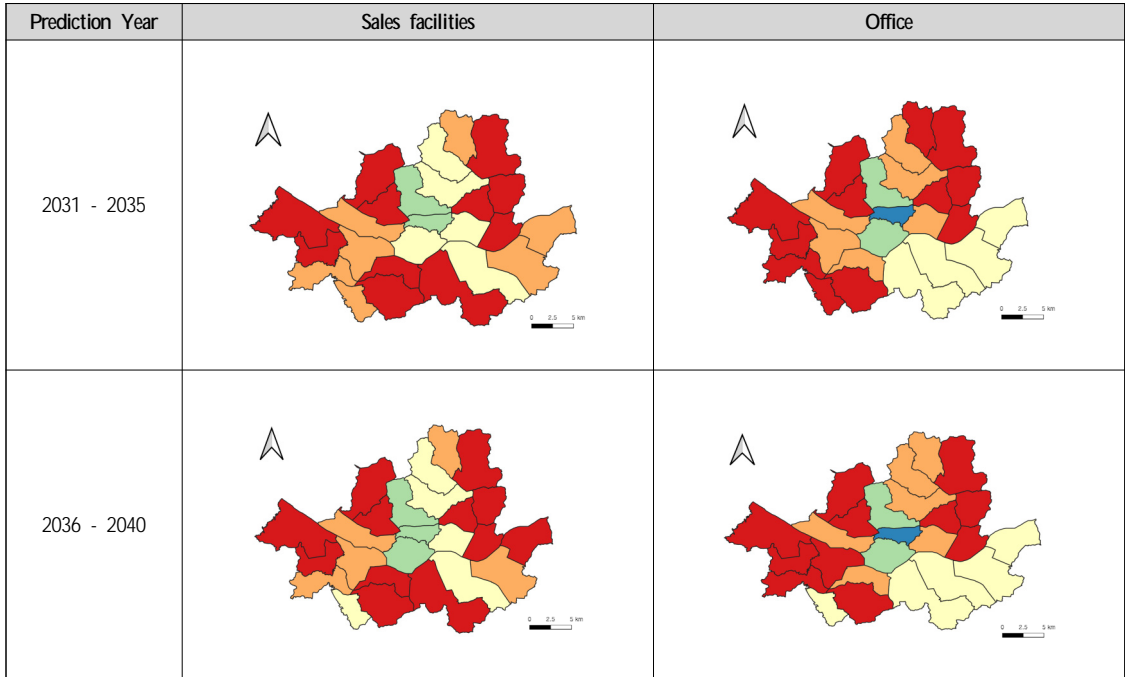
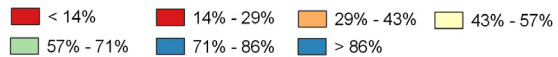


Figure 8 _ Demand Prediction Results for the Working Space Category(i.e., Sales facilities, Office) between 2016 and 2040 with 5-year interval in Seoul





Source: I, Cho, Chang and Choi 2021, p. 157, 159.



구는 향후에도 소규모 상가의 거래가 일정 수준 유지할 것으로 전망된 반면, 거래감소가 급격한 지역은 제1종 근린생활시설이 상대적으로 밀집된 서울 동남부 지역(강남구, 서초구, 송파구, 강동구), 북부 일부지역(종로구, 성동구, 광진구, 동대문구), 서부 일부지역(양천구, 구로구 등)에 나타났다. 서울의 경우는 COVID-19 팬데믹 등의 영향으로 일시적일 수 있으나, 앞 절의 전국단위 분석 결과에서와 같이 소비 형태 변화에 따른 오프라인 매장의 점진적인 쇠퇴와 공유경제의 영향 등으로 인해 소규모 상점이 부정적인 영향을 받은 것으로 해석할 수 있다.

제2종 근린생활시설의 경우, 거래량에서 보면, 제1종 근린생활시설과 마찬가지로 유사하게 감소할 것으로 예상된다. 세부 지역별로 살펴보면, 제1종 근린생활시설이 서울 동남부지역으로 감소세가 두드러진 반면, 제2종 근린생활시설은 서울 북부와 서부지역을

중심으로 감소세가 두드러질 것으로 전망되었다.

판매시설로 분류되는 대형 상가 거래 부분에서는 경기도와 인접한 지역을 중심으로 전반적으로 감소하는 형태를 보였다. 동북부지역에서는 노원구, 중랑구, 광진구, 강동구, 은평구, 서대문구가 감소폭이 컸으며, 서남부지역으로는 강서구, 양천구, 관악구, 동작구, 서초구를 중심으로 감소하는 추세로 전망되었다.

업무시설의 경우, 서울의 북동부지역(노원구, 중랑구 등)과 남서부지역(강서구, 양천구, 구로구, 금천구 등)에서 거래량이 크게 감소하는 반면, 대규모 업무시설이 집중되어 있는 전통적인 오피스 상권 중 도심지역(CBD)을 포함한 서울 중부는 일정 수준을 지속해서 유지하고, 여의도, 강남 업무지구는 비교적 적은 감소를 겪을 것으로 전망된다. 업무시설은 서울의 중심 업무지구를 중심으로 더욱 집중될 것으로 보이며, 그 외 지역에서는 도시공간의 형태 및 수요 변화에 따라 점

차 공유화 또는 용도 변화가 가속화될 것으로 전망된다. 이는 거시경제를 비롯한 COVID-19 팬데믹의 영향과 함께 재택근무의 확대, 스마트워크센터의 확대 등이 영향을 미쳤다고 해석할 수 있다.

(3) 소결

앞 절의 기계학습을 통한 미래전망의 결과 값을 바탕으로 지역별 정리를 해보면, <Table 5>와 같다. 2016년 대비, 서울지역은 대체로 제2종 근린생활시설을 제외하고는 현재 상태를 유지할 것으로 보이며, 경기도 또한 전체 유형별로 현행 유지를 할 것으로 전망되었다. 인천, 강원권, 전라권, 경상권, 광주, 제주지역에서는 대부분 유형에서 거래량이 감소할 것으로 전망되었으며, 대전, 울산, 세종지역에서 판매시설과 업무시설이 증가할 것으로 분석되었다.

Table 5 _ Demand Prediction Results by Region

Division	First Category Facilities	Second Category Facilities	Sales facilities	Office
Seoul	□	▽	□	□
Gyeong-gi	□	□	□	▽
Incheon	▽	▽	▽	▽
Gwang-won area	▽	▽	▽	▽
Chung-cheong area	□	▽	□	▽
Jeon-la area	▽	▽	□	□
Gyeon-gsang area	▽	▽	▽	□
Daejeon	▽	▽	□	▲
Daegu	▽	□	▽	□
Busan	▽	▽	□	□
Gwangju	▽	▽	▽	□
Ulsan	□	▽	▲	▲
Jeju	▽	▽	▽	□
Sejong	□	□	□	▲

Note: ▲ increase in transactions, ▽ decrease in transactions
□ stagnation

V. 결론

본 연구는 ICT 등 정보통신과학기술의 발전 및 확대에 따른 지역별 상업용 부동산 수요와 이용행태 변화를 분석하고, 향후 예상되는 상업용 부동산의 공간 및 입지 변화를 기계학습을 통해 지역별로 전망하는 데 목적이 있다.

국내 상업용 부동산시장은 온라인시장의 급성장, 소비방식의 변화, 공유경제와 효율적인 공유오피스 선호 현상, 플랫폼 서비스의 확대, 몰링 문화, 첨단물류센터의 진화, 데이터센터의 수요증가, 교외지역과 도심지역의 상업용 부동산 트렌드 변화 등 도시공간의 변화와 함께 시장의 수요와 행태도 지역별로 차별화되고 있으며, 점차 수도권, 광역시를 중심으로 편중화가 일어나고 있다. 특히, 제1, 2종 근린생활시설(상가, 소매점 등) 거래량은 2020년 이후 지속적인 감소세를 나타내며, 강원, 충북, 제주, 세종, 울산, 광주를 중심으로 감소할 것으로 전망되었는데, 이는 소비 형태 변화에 따른 오프라인 매장의 쇠퇴, COVID-19에 의한 부정적인 요소가 영향을 미친 것으로 해석할 수 있다.

판매시설(대규모 점포)은 경상권과 제주를 제외한 수도권과 광역시를 중심으로 거래가 증가할 것으로 전망되었는데, 이는 농촌지역의 쇠퇴와 함께 대도시 지역의 인구쏠림 현상이 영향을 미치는 것으로 해석된다. 업무시설(오피스) 거래량은 2020년 이후 서울, 경기지역을 중심으로 전국적으로 감소하는 추세이나 경상권, 대전, 세종, 울산지역이 다소 증가하는 전망치를 나타내었다. 이는 서울을 비롯한 광역시 중심의 공공기관을 비롯한 일반 업무시설 편중화로 나타난 결과로 해석되며, 세종, 대전, 부산, 울산지역을 중심으로 기업이전, 공공업무시설의 증가가 예상됨에 따라 그 결과를 반영한 것으로 해석된다.

머신러닝을 통한 상업용 부동산 예측모형 결과, 평균적으로 과거수준에 비해 중장기적으로 상업용 부동산 거래가 점차 감소할 것으로 전망되므로, 상업용 부동산 현황에 대한 지속적인 모니터링을 통해 수요를 정확히 파악하고 이에 맞는 적절한 공급이 필요하다. 특히, 기계학습을 통한 지역별 전망에서 보여지듯이 전국적으로 지역의 특징에 따라 차별화되고 적용 가능한 공급 및 관리 전략이 필요하다. 예를 들면, 신도시 등과 같은 대규모 공공택지지구 조성 및 개발 사업을 추진할 때, 주택뿐만 아니라 상업용 수요예측을 통해 적정 규모의 상업용지를 공급하기 위해서는 현재 시점에서의 상가 공실률, 인구증가율, 주력 소비세대 비율 등을 고려하여 계획을 수립하는 것이 적절하며, 기존 상업지역에는 혼합용도 수요에 대비한 복합용도 지구 설정, 상업용지 비율 조정 등 도시공간의 유연성 및 효율성을 발휘할 수 있는 도시계획 지침의 재조정이 필요하다.

본 연구의 한계점은 상업용 부동산과 관련하여 사용할 수 있는 변수인 매매가격, 임대료, 투자수익, 공실률, 회전을 등을 모두 고려해야 하나 이러한 변수들은 다른 조건하에서 전수조사되지 않고, 전국단위나 지역단위로 일정 규모나 빈도로 수집하는 데 한계가 있었다. 특히, 관련 자료로 한국부동산원의 임대동향 조사는 표본조사 자료임과 동시에 분기별 자료로 주요하게 사용하는 데 한계가 있었다. 그러한 측면에서 장래연도 상업용 부동산 수요추정에 활용된 변수 중, 인구통계 자료를 제외한 나머지 데이터는 변수의 오차와 외삽(extrapolation)으로 이어질 위험이 있을 가능성도 존재하는 것이 사실이다. 따라서 본 연구에서는 상업용 부동산 시장의 전망과 관련된 공공데이터로서 수집 가능한 통계를 활용하여 머신러닝 기법을 통해 상업용 부동산 수요와 이용행태 변화에 따른 중장기 상업용 부동산 거래를 공간 및 입지 변화측면에서 전

망하고자 하였으며, 이 과정에서 핵심 자료인 실거래, 인구통계, 인터넷 거래 수 등의 정량적 데이터와 전문가 인터뷰 자료, 관련 기사 및 문헌 등의 정성적 자료를 추가로 참고하였다. 본 연구를 통해서, 다양한 머신러닝 기법을 이용한 장래연도의 부동산 수요추정 모형의 틀(framework)을 제시한 점, 산학연을 포함하여 일반인까지 관심은 높았으나 관련 연구가 한 번도 실험적으로 선행된 적이 없었던 점, 본 연구 모형에서 제시한 수치는 과도하게 편중될 수 있다 하더라도, 장래연도 부동산 수요의 방향성 등을 제시하였다는 점 등을 고려한다면, 연구의 참신성은 충분히 주장할 수 있는 부분이라 판단된다. 향후에는 상업용 부동산에 대한 정확하고 신뢰할 수 있는 자료의 구축 및 축적을 통해 시대의 패러다임을 보다 적극적으로 반영할 수 있는 다양한 방향의 연구가 이루어질 수 있기를 기대한다.

참고문헌 ●●●●

1. 강현수. 2007. 도시, 소통과 교류의 장: 디지털 시대 도시의 역할과 형태. SERI 연구에세이, 89호. 서울: 삼성경제연구소.
Kang Hyunsoo. 2007. *City, A Place of Communication and Exchange*. SERI Research Essey, no.89. Seoul: Samsung Economic Research Institute.
2. 권용걸, 강양석. 2002. 대형할인점 입지 결정 요인에 관한 연구. 대한국토계획학회지 37권, 1호: 207-217.
Kwon Yonggeol and Kang Yangseok. 2002. A study on the locational decision factors of large-scale discount outlets. *Journal of Korea Planning Association* 37, no.1: 207-217.
3. 국토교통통계누리. <https://stat.molit.go.kr>. (2022년 8월 13일 검색).
Molit Stat. <https://stat.molit.go.kr>. (accessed August 13, 2022)
4. 대한민국토·도시계획학회. 2014. 새로운 도시: 도시계획의 이해. 서울: 보성각.
Korea Planning Association. 2014. *A New City*,

- Understanding Urban Planning*. Seoul: Boseonggak.
5. 소상공인시장진흥공단. 2022. 포스트 코로나 소상공인 경영 개선 동향조사. 소상공인 브리프, 4호: 1-22.
SEMAS. 2022. Post-COVID-19 business improvement trend survey. *Small Enterprise Brief*, no.4: 1-22.
 6. 신용상. 2020. 코로나19 팬데믹 이후 글로벌 상업용 부동산 시장에 대한 평가와 시사점. 주간금융브리프 29권, 20호: 12-15. 서울: 한국금융연구원.
Shin Yongsang. 2020. Evaluation and implications for the global commercial real estate market after the COVID-19 pandemic. *Financial Research Brief* 29, no.20. Seoul: Korea Institute of Finance.
 7. 윤정중, 최상희, 김태균, 박종배, 양동석, 송태호, 권오준. 2018. 4차 산업혁명 시대의 도시·주거변화와 LH의 역할 및 과제. 대전: 한국토지주택공사 토지주택연구원.
Yoon Jeongjoog, Choi Sanghee, Kim Taekyun, Park Jongbae, Yang Dongsuk, Song Taeho and Kwon Ohjun 2018. *Urban and Residential Changes in the Fourth Industrial Revolution and Roles and Challenges of LH*. Daejeon: Land and Housing Institute.
 8. 이만형, 전성자. 1998. 대형할인점의 확산 및 입지개선 방안에 관한 연구. 충북대학교 건설계획연구소 논문집 17, no.2: 43-62.
Lee Manhyung and Jeon Sungja. 1998. Diffusion and locational alternatives of large-scale discount stores. *Journal of the Institute of Constructional Technology* of CBNU 17, no.2: 43-62.
 9. 이태리, 조정희, 장요한, 최진도. 2020. 4차 산업혁명 시대의 상업용 부동산 수요 및 이용행태 변화 연구. 세종: 국토연구원
I Taly, Cho Jung-Hee, Chang Yohan and Choi Jindo. 2020. *A Study of Changes in Demand and User's Behaviors of Commercial Properties in the Era of the Fourth Industrial Revolution*. Sejong: Korea Research Institute Human Settlements.
 10. 중소벤처기업부 경기동향지수. <https://www.mss.go.kr> (2022년 8월 10일 검색)
Ministry of SMEs and Startups. BSI. <https://www.mss.go.kr> (accessed August 10, 2022)
 11. 하권찬. 2020. 상업용 부동산 개발론. 서울: 다산출판사
Ha Kwonchan. 2020. *Commercial Real Estate Development*. Seoul: Dasan Books.
 12. 한국부동산원. 2022. '22년 1분기 상업용부동산 임대동향조사 결과 발표. 4월 27일, 보도자료.
Korea real Estate Board. 2022. Survey Results of Commercial Real Estate Rental Trends in the First Quarter of 2022. April 27, Press release.
 13. 한국부동산원 부동산통계정보시스템. <https://www.reb.or.kr/r-one/main.do> (2022년 8월 13일 검색)
Korea Real Estate Board Statics, <https://www.reb.or.kr/r-one/main.do> (accessed August 13, 2022)
 14. 허자연 외. 2020. 서울시 상업공간 수급현황과 입지형태 변화. 서울연구원: 45-47
Heo Jayeon et al. 2020. Changes in supply and demand and location of commercial space in Seoul. The Seoul Institute: 45-47
 15. Chang, Yohan, Bharadwaj, Nipjyoti, Edara, Praveen and Sun, Carlos. 2020. Exploring contributing factors of hazardous events in construction zones using naturalistic driving study data. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 5, no.3: 519-527.
 16. Cohen and Mazzeo. 2007. Market Structure and Competition Among Retail Depository Institutions. *The Review of Economics and Statistics*. Vol.89(1):60-74
 17. Glaeser, Edward L., Kallal, Hedi D., Scheinkman, José A. and Shleifer, Andrei. 1992. Growth in cities. *Journal of Political Economy* 100, no.6, Centennial Issue (Dec. 1992): 1126-1152.
 18. Huff, D. L. 1959. Geographical aspects of consumer behavior. *University of Washington Business Review* 18: 27-37.
 19. Laney, Doung. 2001. 3D data management: controlling data volume, velocity and variety. *META Group Research Note*, no.6.
 20. Ling, D. C., Wang, C. and Zhou, T. 2020. A first look at the impact of COVID-19 on commercial real estate prices: Asset-level evidence. *The Review of Asset Pricing Studies* 10, no.4: 669-704.
 21. Lv, Yisheng, Duan, Yanjie, Kang, Wenwen, Li, Zhengxi and Wang, Fei-Yue. 2014. Traffic flow prediction with big data: A deep learning approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 16, no.2: 865-873
 22. P.D. Converse. 1949. New Laws of Retail Gravitation. *Journal of Marketing*. Vol.14(3): 79-384

23. Richard Nelson. 1959. The Simple Economics of Basic Scientific Research. *Journal of Political Economy*. vol.67: 297

24. Reilly WJ. 1931. *The law of retail gravitation*. New York: Knickerbocker Press

25. Vandell, K. and Green, R. K. 2001. The impact of technology on commercial real estate. *Wharton School Samuel Zell and Robert Lurie Real Estate Center & University of Pennsylvania, Zell/Lurie Center Working Papers*, no.5.

26. Zhang, Daniel, Zhu, Pengyu and Ye, Yanmei. 2016. The

effects of E-commerce on the demand for commercial real estate. *The International Journal of Urban Policy and Planning* 51: 106-120.

-
- 논문 접수일: 2022. 7. 20.
 - 심사 시작일: 2022. 8. 3.
 - 심사 완료일: 2022. 9. 19.

요약

주제어: 정보통신기술, 도시공간의 변화, 상업용 부동산, 수요 및 이용행태, 시장전망

정보통신과학기술 발전의 영향에 따른 사회경제 전반의 여건변화는 도시 생활공간의 변화를 가져왔으며, 이는 주거뿐만 아니라 상업용 부동산 시장에 까지 영향을 미치고 있다. 특히, 인터넷시장의 활성화, 소비 트렌드의 변화 등으로 상업용 시장은 도시의 공간변화와 더불어 큰 변화를 맞이하고 있으며, 이러한 경향은 다시 사회경제 전반에 영향을 미치고 있다. 본 연구는 이러한 사회적 환경변화가 상업용 부동산 수요와 이용행태 변화에 어떠한 영향을 미치는지 분석하고, 향후 상업용 부동산 수요 및 변화를 전국 및 지역별로 전망하고자 하였다. 분석 결과, 도시공간의 변화와 함께 상업용 부동산 시장의 수요와 행태도 지역별로 차별화되고 있는 것을 파악할 수 있었다. 특

히, 제1, 2종 근린생활시설의 경우, 강원, 충북, 제주 등의 지역에서 거래 감소가 전망되었으며, 판매시설의 경우, 수도권을 중심으로 거래 증가가 전망되었고, 업무시설은 경상권, 대전, 세종, 울산지역에서 거래가 증가할 것으로 전망되었다. 본 연구는 상업용 부동산의 향후 지역별 거래 전망을 통해 신도시 계획 및 도시 내 상업용 부동산 공급계획에 적정 상업용 부동산 비율과 수요에 따른 적정공급량을 산출할 수 있는 정책적 참고자료로서 의의가 있다.

