

데이터마이닝기법을 활용한 강남구 중소형 오피스빌딩의 매매가격 결정요인 분석

An Analysis for Price Determinants of Small and Medium-sized Office Buildings Using Data Mining Method in Gangnam-gu

문근식*, 최재규**, 이현석***

건국대학교 부동산도시연구원*, 건국대학교 부동산대학원**, 건국대학교 부동산학과***

Keun-Sik Mun(ceomun@konkuk.ac.kr)*, Jae-Gyu Choi(cbear70@naver.com)**,
Hyun-seok Lee(hsl3@konkuk.ac.kr)***

요약

본 연구는 오피스시장의 흐름을 고려하여 대형오피스빌딩 중심의 기존연구에서 벗어나, 중소형오피스빌딩에 대한 다양한 분석을 통해 모형별 중요변수 도출 및 예측력을 검증하여, 중소형 오피스를 대상으로 투자를 하고자 하는 투자자들에게 정보를 제공함이 목적이다. 중소형오피스빌딩은 대형오피스빌딩과 달리 규모에 대한 기준이 불명확하고, 주거용과 상업용이 혼재되어 있는 경우가 많기 때문에 자료수집의 한계가 있기 때문에 기존 연구는 대형오피스빌딩을 대상으로 변수간의 인과관계 추정에 탁월한 회귀모형에 편중되었다. 본 연구에서는 강남구 중소형오피스빌딩을 직접 전수조사하고 최종 1,056개의 자료를 추출하여 인과관계 과정을 추정하는 선형회귀모형외에, 반복학습을 통해 최적의 결과를 만들어내는 신경망모형 및 의사결정나무모형을 통해 매매가격 결정요인을 추가로 분석하였으며, 이를 통해 대형오피스빌딩과의 차별점을 비교하였다.

■ 중심어 : | 중소형오피스빌딩 | 데이터마이닝 | 신경망모형 | 의사결정나무 | RMSE |

Abstract

Most Studies for office market have focused on large-scale office buildings. There is, if any, a little research for small and medium-sized office buildings due to the lack of data. This study uses the self-searched and established 1,056 data in Gangnam-Gu, and estimates the data by not only linear regression model, but also data mining methods. The results provide investors with various information of price determinants, for small and medium-sized office buildings, comparing with large-scale office buildings. The important variables are street frontage condition, zoning of commercial area, distance to subway station, and so on.

■ keyword : | Small and Medium-sized Office Building | Data Mining | Neural Network Model | Decision Tree Model | RMSE |

I. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

IMF 이후 꾸준한 성장세를 유지하던 오피스시장은 또 한 차례의 구조변화시점인 2008년 금융위기 이후 외국계 투자자들의 시장 이탈과 국내 투자기관들의 수익

접수일자 : 2015년 03월 11일
수정일자 : 2015년 04월 21일

심사완료일 : 2015년 05월 06일
교신저자 : 이현석, e-mail : hsl3@konkuk.ac.kr

를 저하로 인해 오피스시장은 차츰 중소형 오피스빌딩에 대한 관심이 증가하였다. 오피스시장 동향에 대한 마켓리포트트를 보면, 신영에셋, 코람코자산신탁, 교보리얼코 등 국내 부동산전문업체들이 서울의 3개 권역별 대형오피스빌딩에 편중되어 분기별 또는 월별 마켓 리포트트를 통해 가격, 거래량 등의 시장동향을 발표하고 있으나, 중소형오피스빌딩의 시장동향에 대한 자료는 전문한 실정이라고 할 수 있다.

오피스 관련 연구에서도 비슷한 상황으로 최막중(1995)의 연구에서 중대형오피스빌딩을 대상으로 오피스 수요에 대한 연구를 시작으로 김경환·손재영(2000), 서후석(2001) 등 다수의 연구들이 대형오피스빌딩을 중심으로 연구가 진행되어왔다. 이재우(2005)는 국내 부동산투자시장에서 기관 투자자들은 투자 안정성과 일정한 수익성이 확보될 수 있는 대형오피스빌딩 확보가 어려워짐에 따라 투자처를 다변화하고 있으며, 대형오피스 중심에서 벗어나 중소형 오피스빌딩의 투자가능성에 대한 검토를 피력하였다.

본 연구는 오피스시장의 흐름을 고려하여 대형오피스빌딩 중심의 기존연구에서 벗어나, 중소형오피스빌딩의 가격결정모형을 검증하고, 다양한 분석모형을 통해 모형별 중요변수를 도출하고 예측력을 검증함으로써, 중소형 오피스를 대상으로 투자를 하고자 하는 투자자들에게 정보를 제공하고, 회귀모형에 편중된 기존 연구에서 더 나아가 데이터마이닝기법을 활용하여 오피스빌딩의 연구방법에 대한 다양화의 필요성을 실증하는데 그 목적이 있다.

2. 연구의 범위 및 방법

중소형오피스빌딩에 대한 기준이 모호하고, 현황자료에 대한 확보가 어려워 연구범위를 정해야 한다.

연구의 공간적 범위는 서울시 강남구를 대상으로 한다. 강남구의 경우 도시계획에 의해 격자형구조로 되어 있어, 주거지역과 상업, 업무지역의 용도구분이 타 구에 비해 상대적으로 명확하고, 중소형오피스빌딩 실사가 용이하여 강남구의 중소형 오피스빌딩을 대상으로 하였다. 강남구는 서울의 6.53%에 해당하는 39.5km²로서, 행정동 22개(법정동 14개), 36,094개 지번으로 구성되어

있다. 본 연구에서는 위 총 14개 동 중 9개동의 지목상 대지를 대상으로 하였으며, 압구정동, 수서동은 아파트 지구가 많고, 세곡동, 자곡동, 율현동은 개발제한구역(전,담)이 많아서 이번 연구의 표본에서 제외를 하였다.

시간적 범위는 2006년 1월부터 2013년 8월까지를 조사대상 기간으로 한정하였다. 기존 대형오피스빌딩은 정보제공업체가 관리하고 있는 오피스빌딩의 매매가격, 임대가격을 토대로 정보를 제공하나, 중소형오피스빌딩은 가격에 대한 정보접근이 제한되어 각 지번별 등기부 등본상 실거래가격을 기준으로 확인이 가능하였다.

따라서, 자료구축을 위하여 서울시 강남구를 대상으로 지목이 '대'인 필지에 대한 전수조사를 실시하여, 조사대상 기간 동안 거래사실이 확인된 중소형 건물의 입지적 특성과 건물특성은 토지이용계획확인원과 건축물대장 등을 활용하여 자료를 수집하였고, 추가정보는 서울부동산정보광장, 온나라부동산정보 포털 홈페이지를 활용하여 조사하였다. 시장 규모, 담보대출 시장 규모, 시장 특성을 분석하기 위한 거래금액과 근저당 설정금액, 소유자 정보 등은 대법원 인터넷 등기소에서 등기부등본을 발급하였다.

연구방법은 오피스빌딩에 대한 선행연구와 데이터마이닝기법에 관한 선행연구를 검토하고, 기존 연구에서 가설을 검증하는 통계적 기법(다중회귀모형)과 더불어 기존 가설 검증과 새로운 가설검정 및 예측이 가능한 데이터마이닝기법을 활용하였으며, 통계적 기법 중 회귀분석모형과 데이터마이닝기법 중 지도학습모형(신경망모형, 의사결정나무모형)을 활용하여 각각의 결과를 비교하여, 부동산학 연구 분야에서의 데이터마이닝기법의 활용의 우수성을 검증하고자 하였다. 분석 툴은 Spss21과 Clementine 11.1을 활용하였다.

II. 선행연구의 고찰

1. 일반 오피스 관련 연구

국내 오피스 관련 연구는 대부분 대형오피스 중심의 연구로 2000년대 초반까지 헤도닉모형을 활용한 오피스 가격결정요인에 대한 다수의 연구 있었으며, 시계열 자료를 통해 서울시 오피스시장의 현황과 추이의 특성

을 분석한 최막중(1995)의 연구와, 오피스 스투크와 신규 건설에 따른 시계열 분석을 한 김경환·손재영(2000)의 연구는 주목 할 만한 연구이다.

2000년 후반기부터 새로운 모형을 활용하여 대형 오피스의 가격/투자결정 및 투자방식에 관한 연구들이 등장하였다. 대표적으로 시공간적 분석을 활용하여 오피스 가격결정요인을 연구한 이상경(2009), 박종기·이상경·강승일(2011)의 연구와 다항로지스틱분석방법을 활용하여 서울시 대형 오피스빌딩 매입방식 결정요인을 연구한 김용일·유선종·이상엽(2011) 그리고 표본 선택 이변량 프로빗모형을 이용하여 대형오피스의 투자결정과 투자주체, 투자방식 결정요인을 분석한 예민규·이상영(2011)의 연구가 있다. 지금까지 살펴본 기존 일반 오피스 연구의 공통점은 자료 구축의 한계로 대형오피스빌딩 중심으로 진행되어 왔다는 점이다.

2. 중소형오피스 관련 연구

중소형건물 가격결정요인에 관한 선행연구는 대형 오피스 관련 연구에 비해 미진하다. 가장 대표적인 연구로는 서울시 강남역을 중심으로 109개의 실거래 된 중소형 건물의 실거래가격을 종속변수로 하여 회귀모형으로 가격결정요인을 분석한 홍기운(2013)의 연구와 실거래 된 374개 서울시 중소형빌딩을 대상으로 매매가격 형성요인을 분석한 김형근(2014)가 있다. 위 연구 모두 서울시의 실거래된 중소형빌딩을 대상으로 분석하였으나, 대부분 자료취합의 어려움 등으로 적은 데이터를 활용하여 연구를 하였다.

3. 부동산학의 데이터마이닝 모형에 관한 연구

부동산학의 데이터마이닝 모형에 관한 국외 연구는 다음과 같다.

신경망모형을 활용하여 주택의 매매가를 예측한 Do & Grudniski(1993), Worzala·Lenk & Silva (1995), Bujia & Lee(2001)의 연구와 신경망 모형과 회귀모형을 통해 주택 매매가를 예측하고 두 모형을 비교 분석한 Nguyen & Cripps(2001)의 연구 등 주로 주택의 매매가 추정에 폭넓게 활용되어왔다.

국내연구에서는 신경망 모형을 이용하여 토지평가

시스템 구축에 관한 연구를 한 최병남(1994)과 개별공시지가 산정에 신경망 모형과 회귀모형을 비교하여 분석한 정화미·허윤경·이성호(2001)의 연구 이후 데이터마이닝 모형에 대한 연구가 가속화되었다.

국내 연구 중 신경망모형을 활용한 주거용 연구는 김태훈·홍한국(2004), 남영우·이정민(2006), 이준용·최미화·이상엽(2007), 정원구·이상엽(2007)이 있으며, 그 대표적인 연구는 이준용·최미화·이상엽(2007)의 연구로 서울 아파트 가격의 상승을 주도하고 있는 강남구와 서초구를 연구대상으로 하여 이 지역의 아파트 가격상승 요인을 분석하고, 아파트 가격산정모형을 위한 기존의 분석방법을 데이터마이닝 분석방법으로 확대하여 각 분석의 예측력을 비교하여 아파트 가격을 가장 정확하게 예측하는 모형을 구축하고자 하였으며, 실제값과 추정값의 차이의 척도인 RMSE(Root Mean Square Error)을 이용하여 세가지 모형 중 가장 높은 모형을 도출하였으며, 그 결과 신경망모형 > 의사결정 나무모형>회귀모형으로 나타났다.

신경망모형을 활용한 오피스 연구는 주거용에 비해 상대적으로 미진하며, 김선주·이상엽(2009)과 홍아름·고재풍·유선종(2010)의 연구가 있다.

대표적인 연구로 김선주·이상엽(2009)은 오피스임대결정모형을 분석함에 있어서 회귀분석의 한계점을 보완할 모형으로 신경망모형을 제시하였고, 실증분석 결과 신경망모형이 정확도나 설명력이 높아 나왔으나, 입력변수들이 종속변수에 미치는 영향력을 정확하게 설명하기 어려운 점이 있음을 제시하였다.

본 연구의 차별점은 자료 취합의 한계로 대형오피스빌딩 중심으로 진행되어왔던 오피스연구에서 서울의 대표적인 오피스 시장인 강남구의 중소형오피스시장을 전수조사하여 실거래가 및 관련 공부조사 등을 통해 약 1056개의 데이터를 수집하여 연구에 활용하였다는 점에서 기존 연구와 주요한 차별점이 있다. 또한 변수간의 인과관계분석에 탁월한 회귀분석 중심의 기존 오피스연구에서 여러 데이터로부터 반복적인 학습과정을 거쳐 패턴을 찾아내고 일반화하여 예측하는데 이용되는 데이터마이닝기법을 활용하고 회귀모형과 데이터마이닝 기법과 비교분석하였다는 점에서도 차별점이 있다.

표 1. 선행연구 비교

구분	저자	유형	방법론	비고
중소형 오피스	홍기운	중소형 오피스	회귀분석	매매가격 (109개)
	김형근	중소형 오피스	회귀분석	매매가격 (374개)
아파트	김태훈·홍한국	아파트	회귀분석 신경망모형	매매가격
	남영우·이정민	아파트	회귀분석 신경망모형	시장예측
	이준용·최미화·이상엽	아파트	회귀분석 신경망 의사결정나무	매매가격
	정원구·이상엽	아파트	신경망	매매가격지 수예측
대형 오피스	김선주·이상엽	대형 오피스	다항 회귀신경망	임대료결정 (251개)
	홍아름·고재중·유선중	대형 오피스	로지스틱 회귀신경망 의사결정모형	투자특성 (147건)

III. 연구모형

1. 자료선정

본 연구의 자료는 2006년 1월부터 2013년 8월 까지 서울시 강남구의 대지를 기준으로 총 23,721개 지번에 대한 대법원 인터넷 등기소를 활용하여 전수조사를 하였다. 거래사실이 확인된 2,704개의 필지를 다시 각 필지에 대한 등기부등본을 발급받아 등기부등본상에 나타나는 실거래가격과 소유자 관련 자료를 정리하고, 토지와 건물 특성에 대해서는 토지대장과 건축물대장에 기재되어 있는 사실을 정리하였다. 등기부등본에 소유권 이전 사실이 기재되어 거래 사실이 확인된 2,704개의 사례를 분석대상으로 하되, 본 연구의 대상인 중소형 오피스빌딩을 선별하기 위해 기존 선행연구와 신영에셋, 코람코 자산신탁 등의마켓리포트 상 분류 기준을 참고하여 층수 20층 이상, 연면적 10,000㎡ 이상인 대형 건물을 제외하고, 건물이 없는 것, 거래가 이루어진 이후에 건물을 신축한 것, 집합건물인 것, 중복된 거래 사례, 건축물대장상에 건축년도가 없는 것 등 표본으로 활용할 수 없는 것을 제외하였다. 이렇게 정리된 분석 대상 자료는 1,714개로 [표 2]과 같다.

이중 일부 면적이 주거용으로 사용되고 있는 것을 제외하여 최종적인 분석대상자료로 1,056개를 선정하였다.

표 2. 소재지역별, 거래년도별 분석 자료 현황

지역	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	합계
개포	18	10	14	19	7	13	3	3	87
일원	12	3	6	10	16	15	9	7	78
도곡	3	3	3	12	7	5	6	3	42
역삼	58	74	39	84	43	53	42	30	423
논현	56	57	51	63	45	53	54	20	399
신사	23	39	32	37	26	25	28	30	240
삼성	18	24	20	33	24	19	22	10	170
대치	14	8	14	33	16	20	14	4	123
청담	9	14	23	23	19	24	30	10	152
합계	211	232	202	314	203	227	208	117	1,714

2. 연구모형과 절차

본 연구는 오피스매매가격 결정모형을 분석하기 위해 회귀모형과 데이터마이닝기법 중 지도학습모형인 신경망모형과 의사결정나무모형을 사용하였다.

신경망모형은 다각도의 문제점 처리에 용이하고 예측력이 우수하고 복잡한 자료에서도 좋은 결과 도출이 가능하다는 장점이 있으며, 어떻게 작용되는가의 과정보다 결과가 중요할 때 유용하다.

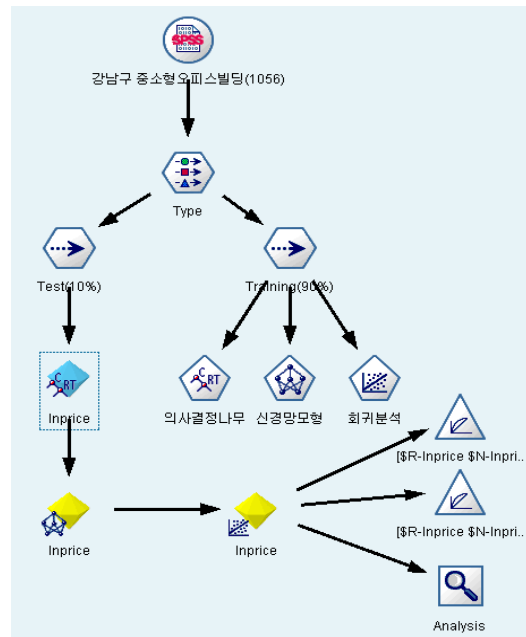


그림 1. 연구모형

의사결정나무모형은 분류 또는 예측의 과정이 나무

표 3. 변수 설명 및 기초통계량

변수구분		변수설명	최소값	최대값	평균	표준편차		
중속 변수	실질가격	단위당 실질가격	등기부상 기재된 거래년도별 실거래가격으로 토지당면적으로 나누어 단위당 실질가격 산출	72.68	17584.3	1441.2	970.4	
	소유유형	개인더미	매도자가 개인 또는 법인	.0	1.0	.842	.3650	
상속재질성	소유자수	법인더미		.0	1.0	.155	.3624	
		단독더미	매도자가 단독소유 또는 공동소유	.0	1.0	.724	.4470	
	취득방법	공동더미		.00	1.00	.2756	.44701	
		매매더미	매도인의 취득방법	.0	1.0	.845	.3624	
		경공매더미		.0	1.0	.031	.1741	
		상속증여더미		.0	1.0	.101	.3019	
	개포더미	.0		1.0	.046	.2105		
	이전재질성	지역	논현더미	물건 소재지(총 9개동으로 구분됨)	.0	1.0	.211	.4083
			도곡더미		.0	1.0	.030	.1715
			삼성더미		.0	1.0	.100	.3006
신사더미			.0		1.0	.173	.3787	
역삼더미			.0		1.0	.252	.4343	
일원더미			.0		1.0	.015	.1222	
청담더미			.0		1.0	.107	.3093	
대치더미			.00		1.00	.0644	.24557	
특정상권			상권더미		강남역, 가로수길, 청담명품거리, 압구정로데오	0	1	.13
도로너비		접도더미(길=1)	도로명 주소표기법에 의해 토지가 접해 있는 도로의 너비 기준에 따라 "길", "로" 로 구분함	.0	1.0	.187	.3897	
도로면수	접도수	토지가 접해 있는 도로의 수	.0	3.0	1.436	.6170		
도보시간	지하철역도보	인접한 지하철역까지의 최단 도보시간	1.0	10.0	7.234	2.7990		
주택면적	토지면적	토지면적(m ²)	토지의 면적	63.1	4156.5	385.5	277.4	
	합산공시지가	공시가*토지면적	거래당시의 공시지가의 합계	239,149,000	42,396,300,000	3,141,085,745	3,489,414,188	
		전용주거지역		.0	1.0	.024	.1521	
	용도 지역	1종 일반주거지역		.0	1.0	.060	.2370	
		2종 일반주거지역		.0	1.0	.431	.4954	
		3종 일반주거지역		.0	1.0	.357	.4793	
		준주거지역		.0	.0	.000	.0000	
		상업지역		.0	1.0	.114	.3175	
	거래면적	연면적	연면적(m ²)	건축물의 연면적	74.3	9733.3	1230.189	1359.3313
		경과년도	경과년도	건축물의 경과년도	.0	40.0	16.023	9.3840
지상층수		지상층	건축물의 지상층수	.0	6.0	1.201	.6769	
지하층수		지하층	건축물의 지하층수	2.0	20.0	4.808	2.1178	
주용도		근생더미	건축물의 건축법상 주용도	.0	1.0	.811	.3920	
		업무더미		.0	1.0	.134	.3413	
주구조		SRC/RC	건축물의 건축법상 주구조	.0	1.0	.859	.3483	
승강기		승강기더미	승강기의 유무	.0	16.0	.348	.6743	
거래년도	거래년도	2006		.0	1.0	.086	.2808	
		2007		.0	1.0	.143	.3502	
		2008		.0	1.0	.117	.3221	
		2009		.0	1.0	.188	.3905	
		2010		.0	1.0	.126	.3319	
		2011		.0	1.0	.135	.3423	
		2012		.0	1.0	.137	.3443	
		2013		.0	1.0	.067	.2505	
	근저당	근저당비율	근저당비율	0.00%	123.31%	37.90%	29.82%	
	잔금기간	잔금기간	계약후 잔금까지의 기간(일)	0	776	51.61	49.678	
거래횟수	거래횟수		1.0	3.0	1.142	.3703		

구조에 의한 추론규칙에 의해서 표현되기 때문에 다른 방법(신경망, 판별분석, 회귀모형 등)에 비하여 연구자가 그 과정을 쉽게 이해하고 설명할 수 있다는 장점이 있다.

연구목적에 기반을 두어 회귀모형과 신경망모형, 의사결정나무모형에 대한 이론적 고찰을 한 후 연구 자료를 세 가지 모형에 적합 시켰다.

첫 번째로 연구데이터에서 전수조사를 통해 획득한 1710개의 데이터 중 상업용 용도로만 사용하고 있는 표본을 추출하여 1056개의 최종데이터를 추출 및 세 가지 모형에 적합하도록 데이터를 가공하였다.

두 번째로 SPSS21을 사용하여 다중회귀모형을 통해 유의한 변수들을 통해 잠정적인 매매가격결정모형을 도출하였다.

세 번째로, 데이터마이닝 프로그램인 Clementine11.1을 사용하여 회귀분석 모형으로 스트림(stream)을 구축하여 다중회귀모형의 결정과 비교하였다.

네 번째로, 신경망모형으로 스트림(Stream)을 구축하였고, 각각의 변수들의 상대적 중요도를 도출하여 매매가격 결정모형에 의미 있는 변수군을 도출하였다.

다섯 번째로, 의사결정나무 모형으로 스트림(Stream)을 구축하였고, 각각의 가지별로 중요한 변수군을 도출하였다.

여섯 번째로, 위 세 가지 모형(회귀모형, 신경망모형, 의사결정나무 모형)을 하나의 스트림(Stream)으로 구축하여 최종적인 모델의 설명력과 예측력을 비교하여 매매가격 결정모형에서의 데이터마이닝기법의 활용의 타당성을 실증하였다[그림 1].

IV. 실증분석

1. 분석자료

1) 변수의 설정

본 연구에서는 매매가격결정요인을 위하여 기존 선행연구를 통해 주요변수들을 추출하고자 하였으나, 본 연구 자료의 경우 자료수집의 한계로 인해 전수조사를 하면서 등기부등본, 건축물대장, 토지이용규제정보시스

템, 온나라 부동산정보포털, 다음지도 등 인터넷 자료를 활용한 제한된 방법에 의해 자료를 구축하였기 때문에 대형오피스빌딩의 주요변수항목을 적용하기가 어려웠다. 수집한 자료의 개별특징을 소유자특성, 입지특성, 토지특성, 건물특성, 거래특성의 5개 범주로 구분하여 변수를 구성하였다.

범주별 세부 변수들 중 명목형 변수들은 더미변수¹로 전환하여 분석하였다.

종속변수는 등기부 등본상 기재된 실거래가격을 소비자물가지수를 적용하여 실질거래가격을 산출 한 후 토지면적으로 나누어 단위면적당 실질거래가격을 산출²하였다.

2) 기초통계량

[표 3]는 종속변수인 강남구 중소형오피스의 매매가격과 그에 영향을 미치는 설명변수들에 대한 기초 통계량이다.

더미변수를 제외한 변수들 중 접도수의 경우 평균 1개 이상의 접도수를 나타내며, 지하철역과의 도보시간의 경우 최소 1분에서 최대 10분 거리로 나타났으며, 평균 약 7분으로 나타났다. 합산 공시지가의 경우 최소 2.3억에서 최대 약 420억원으로 평균 약 31억원으로 나타났다. 준공 이후 경과년도는 최대 40년이며, 평균 16년 이었다. 지상층의 경우 최소2층에서 최대 20층이며, 평균 약 5층이었으며, 지하층의 경우도 최대 6층이며, 평균 약 1층이었다.

2. 지도학습모형

지도학습모형은 데이터마이닝 맥락에서 지도자에 해당하는 것이 목표변수(종속변수)이며, 목표변수 예측에 활용되는 것이 설명변수(독립변수)이다.

지도학습모형은 훈련데이터로 하나의 함수를 유추해 내기 위한 기계학습(Machine Learning)의 한 방법으로

1 더미변수는 자유도를 우려해 통상 (n-1)로 정하나, 본 연구의 표본량이 많고, 신경망, 의사결정나무모형에서 해석하기 용이하게 하기 위해 변수값 별로 더미변수를 만들었다.

2 단위당 가격을 산출시, 통상 연면적 또는 토지면적을 사용한다. 본 연구에서는 강남구의 경우 토지가격의 비중이 크기 때문에 연면적보다는 토지면적을 기준으로 산출하는 것이 타당하다고 생각되어 토지면적을 기준으로 산출하였다.

지도학습기가 하는 작업은 훈련데이터로부터 주어진 데이터에 대해 예측하고자 하는 값을 올바르게 추측해 내는 것이다.

[표 4]는 지도학습모형의 유형을 제시하였으며, 주요 예측 모델링 기법으로 회귀모형, 신경망, 의사결정나무 모형이 대표적이다.

신경망모형은 인간이 학습하는 형태를 모방하여 여러개의 neuron이 결합된 신경망 구조 및 정보처리메커니즘을 인공적으로 구현한 것으로 반복적으로 학습하여 자료에 내재된 패턴을 찾는 형태이다. 의사결정나무 분석이나 회귀모형 등에 비해 추론과정을 설명하기 어렵지만 Training Data를 통해 다양한 영역에 활용가능하며, 다른 데이터마이닝기법에 비해 우수한 성능을 보여주고 있다.

의사결정나무모형은 의사결정 규칙을 도표화하여 수행하는 분석방법으로 분석과정이 나무구조에 의해서 표현되어 다른 분석방법들에 비해 연구자가 분석과정을 쉽게 이해하고 설명할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

표 4. 지도학습모형의 유형

Binary Classifier : 이항분류	Regression : 회귀분석
Neural Net : 신경망 모형	Logistic : 로지스틱 회귀분석
C5.0, C&R Tree, Quest, CHAID : 나무형분류모형	Discriminant : 판별분석
Decision List : 반응집단 리스트	Generalized Linear : 일반화 회귀모형
Feature selection : 중요변수선택	SLRM : 베이지안 분류

의사결정나무는 목표변수의 유형에 따라 분류될 수 있는데 DM응답여부(예/아니오)와 같은 이산형일 때는 분류나무(Classification tree), 평균값과 같이 연속형일 때는 회귀나무(Regression tree)로 나뉜다. 분석방법은 Quilan(1993)의 C5.0과 Breiman, Friedman, Olshen and Stone(1984)의 C&R Tree(Classification and Regression Tree)이다. 목표변수가 범주형인 경우에는 C5.0과 C&R Tree를 모두 활용할 수 있는데 반하여, 목표변수가 연속형인 경우에는 C&R Tree만 활용할 수 있다. 본 연구에서는 C&R Tree를 활용하였다.

3. 회귀모형 분석결과

본 연구에서는 변수 특성상 이산형 변수의 경우 더미 변수로 변환하였으며, 일반적으로 사용되는 종속변수에 대한 로그변환(Semi-로그변환)을 통해 준log 모형으로 추정하였다.

$$\begin{aligned} \ln price = & \beta_0 + \beta_1 D_{\text{개포터미}} + \beta_2 D_{\text{역삼터미}} + \dots \\ & + \beta_8 D_{\text{지하철역과의 도보시간}} \\ & + \beta_9 D_{\text{상업지역터미}} + \dots + \beta_{14} D_{\text{상권터미}} \\ & + \beta_{15} D_{\text{중강기유무}} + \beta_{18} D_{\text{근저당비율}} \dots \\ & + \beta_{49} D_{\text{경공매터미}} + \epsilon_i \end{aligned}$$

이러한 과정을 통해 SPSS21을 통해 최종모형의 모수추정을 하였으며, 그 결과는 [표 5]에 제시되어 있다.

회귀모형의 적합도인 수정된 R2 는 0.672로 나타났으며, 유의확률이 0.000으로 통계적으로 매우 유의한 것으로 분석되었다. 또한 다중회귀모형에서의 다중공선성의 문제에 대해서도 공선성 통계량이 유의하게 결과가 제시되었다.

본 연구에서 추정된 회귀모형결과 [표 5]에서 소유자 특성은 유의하지 않은 것으로 나타났으며, 입지적 특성, 토지특성, 건물특성, 거래특성에서는 유의한 변수들이 나타났다. 하위 변수별로 분석결과를 보면, 업무시설터미와 2중 일반주거지역터미를 제외한 모든 더미가 유의확률 1%에서 유의미하게 나왔다.

지역터미 중 개포터미, 일원터미, 도곡터미가 부(-)의 관계를 나타낸 것은 다른 지역터미에 비해 아파트, 다세대등 주거기능과 업무기능이 혼재되어 중소형오피스빌딩의 가격이 낮음을 알 수 있다.

중소형오피스빌딩은 주로 주거지역과 상업지역에 분포되어 있으며, 상업지역에 비해 주거지역내 오피스빌딩의 경우 상대적으로 가격이 낮기 때문에 부(-)의 관계를 나타내고 있다.

근저당비율이 높은 경우 금융비용의 부담으로 인해 상대적으로 급매물 형태로 거래된 사례가 많을 것으로 판단되며, 이로 인해 부(-)의 관계를 나타내고 있다.

거래년도 더미 중 2006년, 2007년의 경우 거래가격이 상대적으로 낮고, 거래빈도가 높아 투자수익 회수가 빠른 재개발, 뉴타운 시장 중심의 주택시장의 성장과 의

국투자자들과 국내 기관투자자들에 의한 대형오피스 중심의 시장성장으로 인해 중소형오피스시장은 형성되지 않았으며, 상대적으로 거래가격이 둔화되었기 때문에 부(-)의 관계를 나타내고 있는 것으로 판단된다.

지하철역과의 도보거리의 경우 지하철역과 도보거리가 작은 경우 입지의 우월성으로 인해 가격이 높고, 도보거리가 클수록 매매가격이 낮기 때문에 부(-)의 관계를 나타내었다.

표 5. 회귀모형결과

Variable	Coefficient	Std.Error	t
(상수)	6.869	0.069	98.949***
상업지역더미	0.347	0.052	6.722***
상권더미	0.276	0.031	8.995***
청담더미	0.21	0.034	6.251***
신사더미	0.196	0.029	6.665***
접도 더미	0.189	0.031	6.199***
접도수	0.112	0.015	7.312***
3종일반 더미	0.109	0.037	2.939***
SRC/RC	0.095	0.034	2.813***
업무시설더미	0.087	0.034	2.527**
지상층	0.041	0.008	4.858***
연면적	6.48E-05	0.000	3.874***
합산공시지가	5.53E-11	0.000	7.375***
토지면적	-0.001	0.000	-8.909***
근저당비율	-0.001	0.000	-2.926***
경과기간	-0.004	0.001	-3.002***
지하철역과의 도보시간	-0.018	0.004	-5.157***
역삼더미	-0.064	0.024	-2.687***
2종일반더미	-0.069	0.035	-1.968**
@2007	-0.113	0.027	-4.202***
도곡더미	-0.161	0.055	-2.906***
@2006	-0.24	0.034	-7.146***
개포더미	-0.29	0.048	-6.052***
일원더미	-0.367	0.077	-4.764***

R2=0.682, 수정된 R2=0.675
 *는 10%, **는 5% 수준 ***는 1% 수준에서 유의함을 표시함
 종속변수는 ln매매가격

본 결과에서 계수 값이 가장 높은 변수들은 연면적, 합산공시지가, 상업지역더미, 상권더미, 청담더미, 신사더미, 접도더미로 나타났다. 즉, 연면적이 클수록, 공시지가가 높을수록, 용도지역이 상업지역인 경우, 도산공원, 가로수길 등 주요 상권에 위치한 경우, 그리고 지역은 청담동 또는 신사동에 위치할수록 매매가격이 높고, 접도가 너비가 “길”인 경우 매매가격이 높게 나타났다.

끝으로 승강기더미의 경우 통계적으로 유의하지만, 부(-)의 관계를 나타낸 것이 설명이 불가능하여 변수에서 제거하였다.

4. 신경망 분석결과

다중회귀분석모형과 모형의 정확성을 비교하고, 상대적으로 중요한 변수를 도출하기 위해 신경망모형을 이용하여 중소형오피스빌딩 매매가 모형을 구축하였다.

신경망모형에서 매매가 모형을 구축하기 위해 input data로 다중회귀모형의 독립변수를 사용하고, output data로 종속변수를 사용하였다.

본 연구에서는 학습방법으로는 지도학습모형을 사용하였으며, 신경망모형은 Clementine11.1 프로그램을 사용하여 분석하였다.

모형생성시 사용한 설정은 Quick모드를 사용하였으며, Overtraining을 90%를 설정 하였다. 총1,056개 자료 중 90%를 훈련자료(Training data)로 사용하고 10%를 검정자료(Testing data)로 사용하였다.

분석절차는 훈련데이터로 신경망노드를 형성한 후 10%의 검정데이터에 신경망노드를 결합하였다. 입력층은 95개의 neurons, 은닉층은 3개층을 사용하였고, 각 층별로 정확한 분석을 위해 13개의 neurons³를 발생시켰다. 입력변수는 다중회귀모형과 동일하게 49개의 변수를 사용하였으며, 출력변수도 종속변수인 매매가를 사용하였다. 분석결과 모형의 예측정확도는 96.347%로 회귀분석보다 높은 수치를 보여주었다.

[표 6]의 입력변수의 상대적중요도를 보면, 접도 수, 지하철역과의 도보시간, 상업지역더미, 상권유무, 신사더미, 일원더미, 청담더미 등이 매매가에 높은 영향을 주는 것으로 나타났다. 또한 각 입력변수의 중요도 값을 전체 대비 비율로 환산하면 변수간 상대적 중요도를 더 명쾌하게 확인할 수 있다. 다만, 신경망모형에서의 중요도는 회귀모형의 계수 값과는 다르다는 점을 고려해야 할 것이다.

5. 의사결정나무모형 분석결과

본 연구에서는 C&R Tree 방법⁴(지니측도⁵ 활용) 체

3 허명희 “데이터마이닝모델링과 사례”,한나래,2008 pp61 에 의하면 은닉층의 노드는 통상 설명변수의 1/4 수준이 적합하다고 한다.

4 C&R tree 모형은 범주형/연속형변수에 활용가능(허명희,데이터마이닝모델링과 사례”,한나래,2008 pp65)

5 지니측도 : 각 가지에 대한 범주의 확률에 기초하여 범주가 전체에서 차지하는 비율을 이용한 불순도 측정방법

표 6. 신경망모형 분석결과

Estimated accuracy	96.347	
Input Layer	95 neurons	
Hidden Layer	13 neurons	
Output Layer	1 neurons	
[Relative Importance of Inputs]		
입력변수	중요도	순서
		중요도 환산(%)
상업지역터미	0.0844	7.39
접도수	0.0757	6.63
지상층수	0.0741	6.49
지하철역과의 도보시간	0.0582	5.10
신사동터미	0.0582	5.10
지하층수	0.0549	4.81
상권터미	0.0536	4.69
청담동터미	0.0533	4.67
접도터미	0.0423	3.70
전용주거터미	0.0411	3.60
일원터미	0.037	3.24
@2006	0.0361	3.16
개포터미	0.0312	2.73
1종일반주거터미	0.0294	2.57
연면적	0.0288	2.52
2종일반주거터미	0.0279	2.44
송강터미	0.0233	2.04
근저당비율	0.0217	1.90
@2010	0.021	1.84
업무용도터미	0.0205	1.80
도곡터미	0.0204	1.79
삼성터미	0.0204	1.79
경공매취득터미	0.0202	1.77
@2012	0.0146	1.28
합산공시지가	0.0139	1.22
@2011	0.0132	1.16
논현터미	0.0131	1.15
3종일반주거터미	0.013	1.14
@2007	0.0128	1.12
RC/SRC구조터미	0.0114	1.00
@2013	0.0111	0.97
@2009	0.0102	0.89
근생용도터미	0.0092	0.81
@2008	0.0091	0.80
경과년수	0.0088	0.77
개인소유	0.0085	0.74
공동소유	0.0073	0.64
단독소유	0.0067	0.59
상속증여터미	0.0066	0.58
잔금기간	0.0064	0.56
거래횟수	0.0064	0.56
법인소유	0.0062	0.54
토지면적	0.0058	0.51
대치터미	0.0058	0.51
역삼터미	0.0047	0.41
매매취득터미	0.0035	0.31

택하였다. Generate model, 뿌리노드 아래 5개 가지, 훈련자료 90% 활용하였으며, 나무 깊이의 최대값은 5로 설정하였으나 4개 노드로 분리하였다.

분석 결과 중소형오피스빌딩 매매가격은 합산공시지가에서 가지치기를 시작하여 합산공시지가가 2,048,515,796원을 기준으로 두 분류로 구분되었다.

기준금액보다 낮은 가지에서는 상권터미에 의해 두 번째 가지가 쳐지고 상권에 속하지 않은 경우 지상층수 3.5층 기준으로, 합산공시지가 1,836,036,500원에서 토지면적 268.6㎡를 기준으로 갈라진다.

합산공시지가 기준가격보다 큰 경우 지상층을 기준으로 두 번째 가지치기를 하며, 평균 약 9층을 기준으로 갈라진다. 9층 이하의 경우 상권터미에 의해, 8.5층 이상인 경우에는 지하층에 의해 갈라진다.

의사결정모형에서의 중요변수를 정리하면 합산공시지가, 상권터미, 지상층수, 지하층수, 개포터미, 접도터미, 토지면적 등을 들 수가 있다.

6. 최종비교분석

데이터마이닝기법은 지도학습모형, 비지도학습모형으로 구분되어 다양한 모형노드를 갖고 있다. 그중 지도학습모형의 대표적인 신경망모형과 의사결정나무모형은 회귀분석모형의 한계를 보완할 수 있는 모형으로 부각되었다.

모형의 정확도를 분석하기 위해 추정 값의 정확성을 판별하는 기준(즉 실측치와 예측치의 차이)이 필요하며, 이러한 판별기준으로 MAD(Mean Absolute Deviation), RMSE(Root Mean Square Error), MAPE(Mean Absolute Percentage error), Gain Chart(이득도표), Response, Lift, Profit, ROI 등이 사용된다.

본 연구에서는 각 모형의 비교분석을 위해 회귀모형, 신경망모형, 의사결정나무모형의 통합Stream을 만들어서 첫째, 각 모형별 유의한 중요변수들을 추출하고, 둘째, 모형별 정확도 또는 예측도를 위해 RMSE(Root Mean Square Error) 비교하였으며, 셋째, 각 모형별 Gain Chart와 Response 를 도출하여 각 모형별 예측력을 비교하였다.

1) 변수 비교

앞서 검증했던 분석결과를 통해 [표 7]에서 다음의 결과를 확인할 수 있었다.

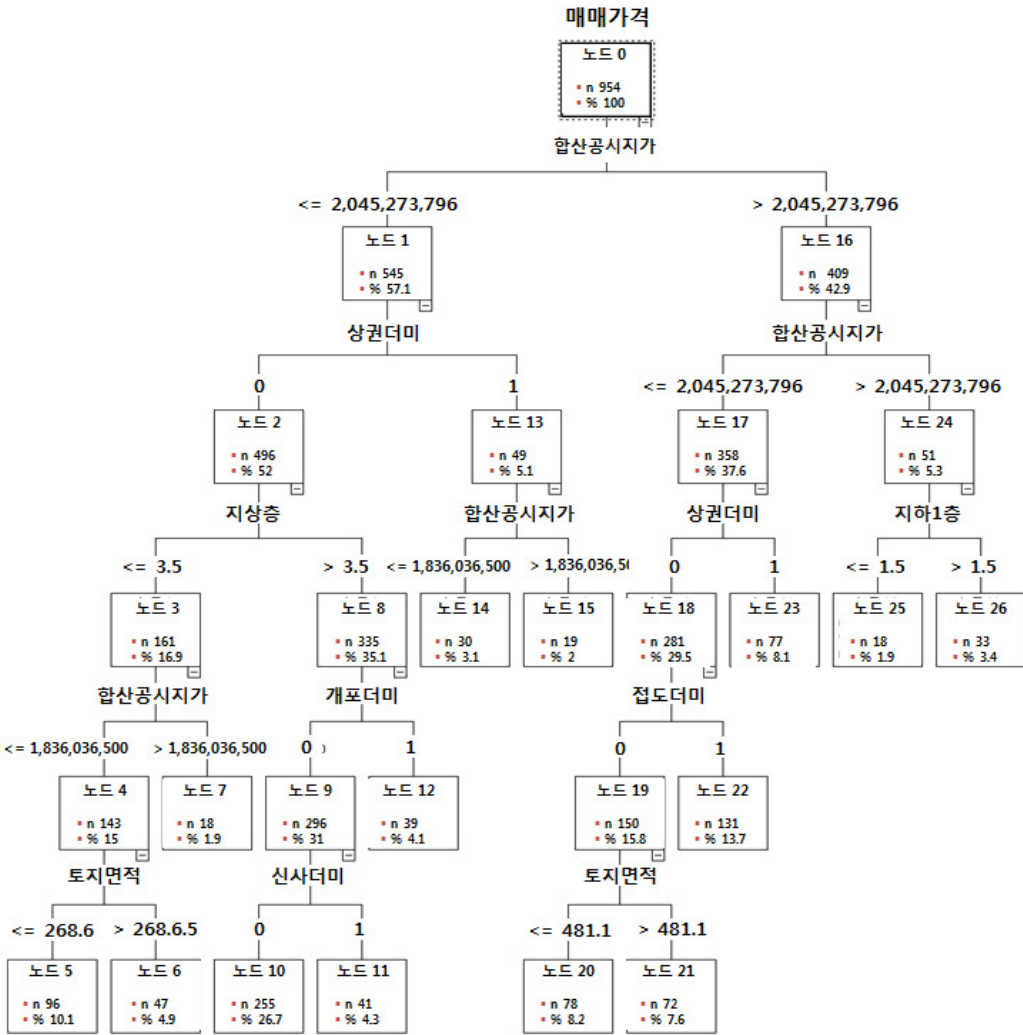


그림 2. 의사결정나무 분석 결과

회귀분석모형의 경우 계수 값이 높은 것을 기준으로 연면적, 합산공시지가, 상업지역더미, 상권더미, 청담더미, 신사더미, 접도더미를 순으로 나타냈으며, 신경망모형의 경우 상대적 중요도가 상업지역더미, 접도수, 지상층수, 지하철역과의 도보시간, 신사더미, 상권더미, 청담더미, 접도더미 순으로 나타났다.

끝으로 의사결정나무모형은 앞의 두 분석결과와는 달리 상업지역더미가 유의하지 않았으며, 합산공시지

표 7. 세 가지 모형별 중요 변수 비교

다중회귀모형	신경망모형	의사결정나무모형
상업지역더미	상업지역더미	합산공시지가
상권더미	접도수	상권더미
청담더미	지상층수	지상층수
신사더미	지하철역과의 도보시간	지하층
접도 더미	신사더미	개포더미
접도수	지하층수	접도더미
3중일반 더미	상권더미	토지면적
SRC/RC	청담더미	신사더미
	접도더미	

가, 상관더미, 지상층수, 지하층, 개포더미, 접도더미 순으로 가지치기가 나타났다.

2) 예측력

데이터마이닝기법 중 위 세 가지 분석방법을 각각의 결과분석을 하였으며, 모형의 예측정확도를 비교분석한다. 예측의 정확도를 비교하기 위해 추정 값이 얼마나 관측 값에 근사하는가 하는 문제이다[22].

위 세 모형의 예측력 비교방법으로 RMSE(root mean square error)를 사용하였다.

RMSE은 추정 값과 실제 값의 오차를 기준으로 함으로 낮은 값을 가질 경우 예측정확성이 높다고 할 수 있다. 따라서 RMSE값을 기준으로 예측력이 높은 것은 신경망, 의사결정나무모형, 회귀모형의 순서로 [표 8]에 나타났다.

표 8. 예측력 비교표

	Regression	Neutral net	Tree
R2	67.2%	96.347%	-
RMSE	0.496	0.429	0.452

3) Gain Chart & Response Chart

회귀분석, 신경망, 의사결정나무 모형의 이득도표를 통해 [그림 3]과 같이 세 모형을 평가하였다.

Gain Chart는 항상 (0, 0)에서 (100, 100)으로 연결되는 증가함수 형태를 취하며, 구축모형이 완전히 무의미한 경우는 45도 직선이 되고 성공적일수록 45도 직선에서 멀어지게 된다.

Gain Chart 확인 결과 30% 구간까지 세 모형 모두 유사한 예측력을 보이고 있으나 이후 Best Line과 차이를 보이면서 회귀모형의 예측력이 감소하고 있다.

신경망의 경우 예측력이 꾸준히 유지되어 100%구간까지 우수한 예측력을 확보하는 것으로 나타났다.

의사결정나무모형은 신경망 분석과 회귀분석 중간수준의 예측모형으로 평가되었다.

Response Chart 결과에서도 Gain Chart 결과와 마찬가지로 신경망모형이 전반적으로 우수한 설명력을 나타내는 것으로 나타났다. 모형의 평가 결과만 볼 때 신경망모형이 가장 설명력이 높다고 판단할 수 있으나 각 분석방법의 장단점을 고려할 때 세 가지 분석방법을 함께 고려하는 것이 보다 객관적인 결과를 도출하는데 바람직할 것으로 판단된다.

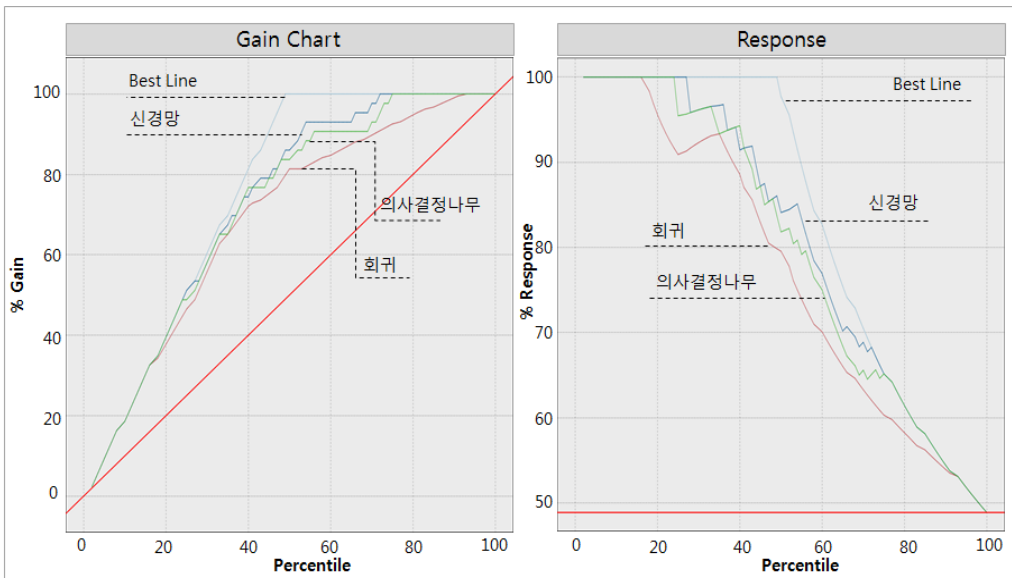


그림 3. 지도학습모형 평가

V. 결론

본 연구에서는 대형오피스에 편중된 오피스 시장에서 새로운 틈새시장으로 각광을 받고 있는 중소형오피스시장에 대한 매매가격 가격결정모형을 도출하는데 그 목적을 두고 데이터마이닝기법의 대표적인 3가지 분석방법인 다중회귀모형, 신경망모형, 의사결정나무모형을 통해 비교분석을 하였다.

세 가지 모형에 대한 장단점을 비교하면, 선형회귀모형은 생성모형에 대한 해석이 쉽다는 장점이 있으나, 복잡한 상황에 유연하게 대처하지 못한다는 단점이 있다.

반면, 신경망모형은 복잡한 상황에 유연하게 대처한다는 장점이 있으나, 생성모형에 대한 해석이 어렵다는 단점이 있다. 의사결정나무모형은 생성모형이 단순하고 해석이 쉽다는 장점이 있으나 설명변수의 작은 변화가 출력력을 크게 바꾸기도 한다는 단점이 있다

본 연구를 위한 변수선정은 강남구 9개 동의 1056개의 표본을 대상으로 소유자특성, 입지특성, 토지특성, 건물특성, 거래특성으로 구분하여 총 49개의 설명변수를 선정하였다.

중소형 빌딩의 단위면적당 매매가격의 결정요인에 대한 분석결과 다음과 같은 결과가 나타났다.

첫 번째, 소유자 특성의 경우 세 가지 모형에서 중소형오피스 매매가격에 유의하지 않은 것으로 나타났다. 특히 법인소유여부에 따라 매매가격이 높은 것으로 나타난 기존 대형오피스 연구와는 다른 결과로, 중소형 오피스의 경우 소유형태에서 개인의 비중이 높기 때문인 것으로 판단된다.

둘째 건물의 특성보다는 주로 용도지역과 상권에 따라 매매가격이 높아짐을 알 수 있었다. 상업지역일수록, 교차로에 접할수록 매매가격이 높을 것이라는 기존 대형오피스 선행연구와 동일하였다[23]. 반면, 대형오피스의 경우 주요 권역특성이 유의한 반면, 중소형 오피스의 경우 상권에 따라 매매가격이 높아지는 것은 테넌트유형이 FIRE종사자보다는 근린기반의 소규모 오피스 종사자들로 구성되어 있으며, 저층부(1~3층)의 경우 상권과 밀접한 소매업종의 비중이 높기 때문인 것으로

판단된다. 특히 청담동, 신사동, 개포동 등 주요상권밀집지역과 대단위 주거배후지가 있는 지역의 경우도 매매가격이 높은 것으로 나타나 중소형오피스빌딩에는 근린밀착형 테넌트특성이 혼재되어 있음을 알 수 있다.

세 가지 모형에 대한 각각의 예측력 비교에서 신경망모형(0.429), 회귀모형(0.496), 의사결정나무모형(0.452) 순으로 나타났다.

이득도표 비교에서도 30% 수준까지는 세 가지 모형이 유사한 예측력을 보이고 있으며, 신경망 모형의 경우 예측력이 꾸준히 상승, 100%구간까지 우수한 예측력을 보이고 있는 반면 30% 이후 회귀모형의 예측력이 감소하고 있다.

이상의 결과를 통해 중소형오피스빌딩은 대형오피스빌딩과는 시장의 유형, 특성에서 차이가 있음을 알 수 있다. 중소형오피스의 경우 대형오피스에 비해 정확한 자료축적이 어려워 공부(등기부등본, 건축물대장) 등을 통해 간접적으로 자료를 추출하였기 때문에 투입된 변수가 제한적이며, 강남구에 한정되었다는 연구의 한계를 갖고 있다. 하지만, 소유자특성과 테넌트특성 등에서 차이가 있다는 점은 의미가 있을 것이다. 비록 본 연구에서는 순수 비주거용으로 사용하고 있는 중소형오피스빌딩만을 대상으로 하였으나, 대부분의 중소형오피스빌딩은 주거용/비주거용이 혼재되어 있기 때문에 향후 테넌트 유형을 고려한 연구를 한다면 더욱 의미가 있을 것으로 생각된다. 또한 본 연구에서 분석결과 및 예측력 비교가 신경망모형 절대적으로 탁월하다는 것을 의미하지는 않는다, 다만 회귀모형과 신경망모형, 의사결정나무모형의 장점을 적극 활용하고, Gain Chart, Response Chart 등을 다각적으로 활용한다면 더욱 설명력이 있는 분석모형이 될 수 있을 것이라는 판단에서 시작하였으며, 최근 주거용, 대형오피스시장에서 지속적으로 연구가 되어 온 GIS를 활용한 공간계량모형을 추가한다면, 지역특성이 강한 중소형오피스 연구에 대한 연구의 범위와 깊이를 확대하는 것도 의미가 있을 것으로 판단된다.

향후 연구의 공간범위를 확대시킴으로서, 향후 중소형오피스시장에 대한 연구의 단초가 될 수 있으리라 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] 최막중, “서울시 오피스 시장의 특성과 추이 및 전망”, 국토계획, 제30권, 제6호, 1995.
- [2] 김경환, 손재영, “서울시 오피스 시장의 시계열 분석”, 주택연구, 제8권, 제2호, 2000.
- [3] 서후석, “서울지역 대형 오피스 빌딩관련 시장규모의 추정에 관한 연구”, 부동산학보, 제18권, 2001.
- [4] 이재우, “빌딩규모 구분에 의한 서울 오피스시장 현황과 특성차이”, 감정평가연구, 제15권, 제2호, 2005.
- [5] 이상경, “오피스 투자 형태의 시공간적 특성에 관한 연구”, 서울도시연구, 제10권, 제1호, 2009.
- [6] 박종기, 이상경, 강승일, “오피스 가격 결정요인에 관한 연구”, 부동산연구, 제21권, 제3호, 2011.
- [7] 김용일, 유선종, 이상엽, “서울시 대형 오피스빌딩 매입방식 결정요인에 관한 연구”, 부동산학연구, 제17권, 제3호, 2011.
- [8] 예민규, 이상경, “표본선택 이변량 프로빗 모형을 이용한 오피스 투자 결정 요인 분석”, 국토계획, 제46권, 제5호, 2011.
- [9] 홍기운, *중소형건물의 가격결정요인에 관한 연구*, 강원대학교 대학원, 2013.
- [10] 김형근, 신종철, “중소형 빌딩의 매매가격형성요인에 관한 연구”, 부동산학연구, 제20권, 제3호, 2014.
- [11] Do & Grudniski, “A Neural Network Analysis of the effect of age on Housing Values,” *Journal of Real Estate Research*, Vol.8, No.2, 1993
- [12] Worzala Lenk & Silva, “Exploration of Neural Networks and its application to Real Estate Valuation,” *Journal of Real Estate Research*, Vol.10, No.2, 1995.
- [13] Buja & Lee, “Data Mining Criteria for Tree-based Regression and Classification,” *Proceedings of the 7th ACM SIG KDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2001.
- [14] Nguyen & Cripps, “Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Networks,” *Journal of Real Estate Research*, Vol.22, No.2, 2001.
- [15] 정화미, 허윤경, 이성호, “신경망을 이용한 개별 공시지가 산정에 관한 연구”, 국토계획, 제36권, 제7호, 2001.
- [16] 김태훈, 홍한국, “회귀모형과 신경망모형을 이용한 아파트 가격모형에 관한 연구”, 국토연구, 제43권, 제4호, 2004.
- [17] 남영우, 이정민, “아파트시장 예측을 위한 신경망분석 적용가능성에 관한 연구”, 한국건설관리학회, 제7권, 제2호, 2006.
- [18] 이준용, 최미화, 이상엽, “데이터마이닝 적용을 통한 아파트 가격 예측에 관한 연구”, 국토계획, 제42권, 제4호, 2007.
- [18] 정원구, 이상엽, “인공신경망을 이용한 공동주택 가격지수 예측에 관한 연구-서울지역을 중심으로: 인공신경망을 이용한 공동주택가격지수 예측에 관한 연구”, 주택연구, 제15권, 제3호, 2007.
- [19] 김선주, 이상엽, “오피스 임대료 결정 모형에 관한 연구- 회귀분석과 신경망 이론을 중심으로”, 지역연구, 제24권, 제2호, 2008.
- [20] 홍아름, 고재풍, 유선종, “데이터 마이닝을 이용한 서울시 오피스빌딩 투자특성 예측에 관한 연구”, 서울도시연구, 제11권, 제2호, 2010.
- [21] 허명희, *데이터마이닝모델링과 사례*, 한나래, 2008
- [22] 이현석, “호텔부동산 가치분석과 사후적 예측정확도 제고방안연구”, 국토계획, 제38권, 제6호, 2003.
- [23] 이영유, 이상경, “표본선택편의를 고려한 오피스 매매가격 결정요인 분석 및 매매가격지수 산정”, 부동산학연구, 제19집, 제1호, 2013.

저 자 소 개

문 근 식(Keun-Sik Mun)

정회원



- 2014년 8월 : 건국대학교 부동산학과 박사과정수료
- 2012년 8월 ~ 현재 : 건국대학교 부동산도시연구원 연구원

<관심분야> : 오피스, 부동산개발, 리츠

최 재 규(Jae-Gyu Choi)

정회원



- 2014년 2월 : 건국대학교 부동산대학원(석사)

<관심분야> : 오피스, 부동산개발

이 현 석(Hyun-Seok Lee)

정회원



- 2001년 2월 : Cornell Univ 도시 및 지역계획(박사)
- 2003년 ~ 현재 : 건국대학교 부동산학과 교수

<관심분야> : 도시계획, 오피스, 부동산개발, 리츠