

# 전세자금대출이 소규모 주택 전세에 끼치는 영향 분석

-관악구 봉천동, 신림동, 남현동을 중심으로-

컴퓨터공학부

최형욱

## 1. 서론 및 요약

본 연구는 헤드Nick 가격 모형(다중회귀분석)과 머신러닝 기법을 활용하여 전세자금대출이 소규모 주택 전세시장에 어떤 영향을 끼치는지 분석하였다. 헤드Nick 가격 모형에 따르면 대출가능이 가능한 경우, 그렇지 않은 경우보다 전세가격의 25% 상승을 가져오는 것으로 분석되었다. 머신러닝 기법에 따르면 같은 조건의 주택일때, 대출이 가능하면 주택 가격이 0.96% 비싸지는 것으로 분석하였다.

직접 전세자금대출을 이용해서 집을 구하는 과정에서 전세자금대출이 가능한 집은 비슷한 조건의 조건이지만, 대출이 안되는 집보다 전세보증금 차이가 꽤 난다는 것을 체감했던 경험을 바탕으로 이 연구를 구상하였다.

연구에서 검증하고자 하는 가설을 '전세자금대출이 소규모 주택의 전세보증금 상승의 주요한 원인이다'로 설정하고 연구를 진행했다.

전체 실험 연구 과정은 아래의 Figure 1과 같다.

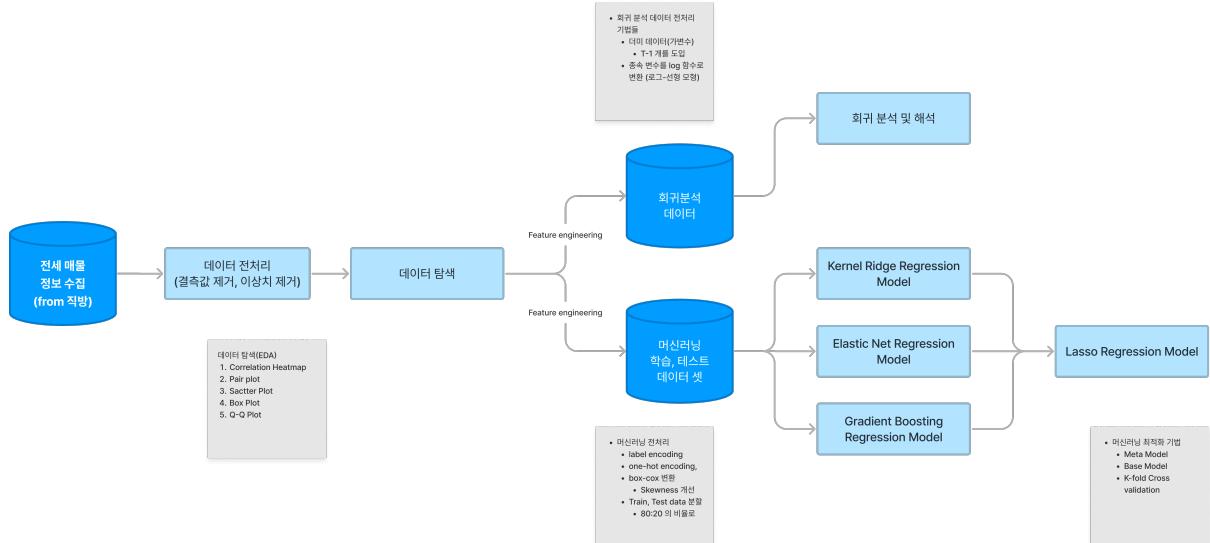


Figure 1. 연구의 설계 및 진행 구조

모든 과정은 파이썬이라는 언어로 작성하였으며, 데이터셋을 수작업으로 조금 정리하면 누구나 실험이 가능하다.

## 2. 데이터 수집

전세 거래와 관련된 데이터는 공개된 것들은 상세하게 주택의 정보가 드러나 있는 것은 찾기 어려웠으며, 특히나 대출가능여부를 기록해 놓은 데이터는 전무했다. 따라서 새로 데이터를 수집해야 하는 상황이었다.

전세 매물을 찾을 수 있는 사이트는 네이버 부동산, 직방, 다방, 집토스, 피터팬의 좋은방 등의 플랫폼이 존재한다. 이 중 프롭테크 분야의 1위라고 불리는 직방이 데이터 셋이 풍부할 것으로

생각하였기에 데이터 수집 대상으로 삼았다. 데이터는 서울대학교역을 기준으로 범위를 점차 넓혀가며 수집했고, 이후 데이터 전처리 과정에서 관악구의 데이터들만 남기고 삭제하였다. 그리고 데이터를 수집할 때, 지하철역과의 거리를 구하기 위해 관악구에 존재하는 4개의 2호선 역사(낙성대역 ~ 신림역)와 동작구에 위치하지만 관악구와 가까운 신대방역까지 5개의 역사를 기준으로 거리를 측정했다. 이 거리는 지하철역의 (위도, 경도) 좌표와 직방에서 공개하는 집의 (위도, 경도) 좌표를 Haversine Formula를 이용해서 구했다.

데이터를 1차적으로 저장한 다음, 코딩으로 자동화하기 힘든 데이터 처리를 엑셀에서 수작업으로 진행했다. 대출 가능여부를 title, description 열에서 추가로 분류를 진행했으며, 일관적이지 않은 데이터(형식에 어긋난)를 형식에 맞추거나 변형하기 쉽도록 형식을 통일하였다.



Figure 2. 수집한 데이터를 지도에 시각화(초록: 대출가능, 빨강: 대출불가)

### 3. 데이터 탐색 및 전처리

엑셀에서 처리를 마치고 난 다음, 수치형 데이터와 범주형 데이터 개수를 확인해보면, 각각이 29개, 17개의 데이터가 존재했다(Column 기준).

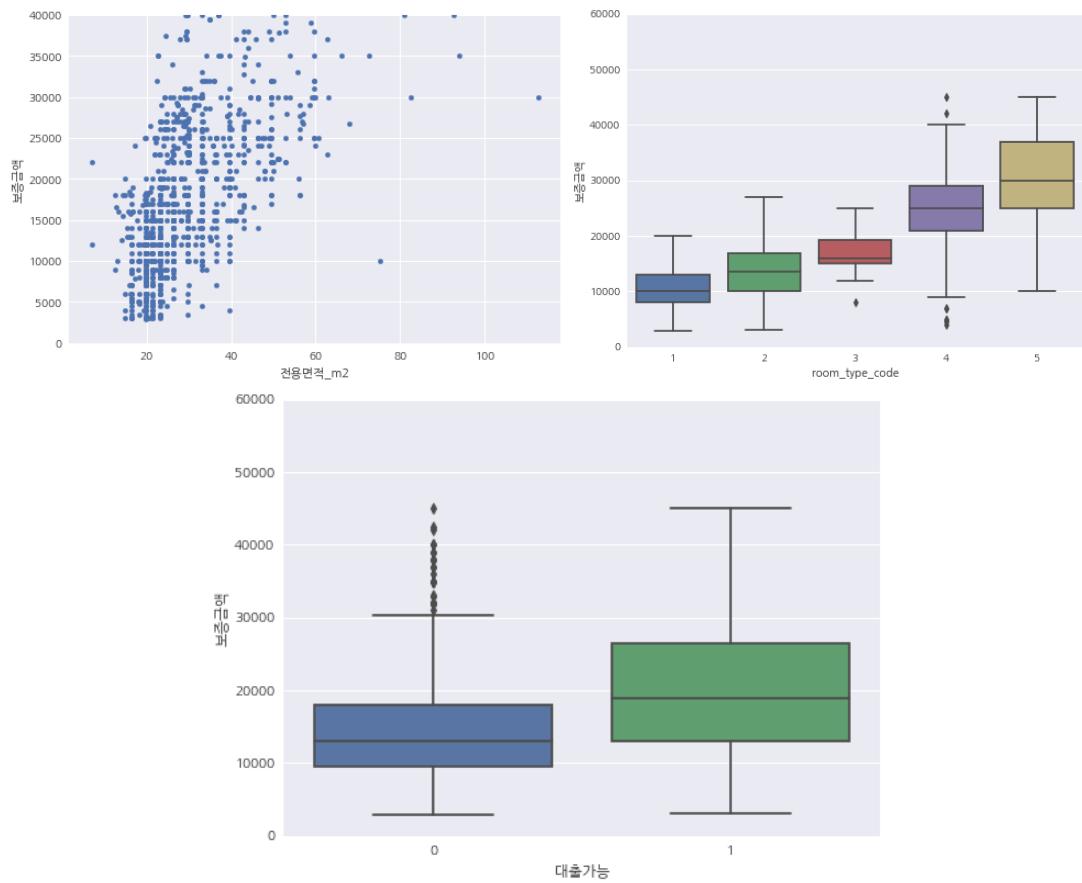
수치형 데이터 ['item\_id', 'user\_no', '보증금액', '전용면적\_m2', '공급면적\_m2', '대지권면적\_m2',  
 'room\_type\_code', 'room\_type', 'elevator', 'floor', 'floor\_string',  
 'floor\_all', 'manage\_cost', 'is\_premium', 'room\_gubun\_code',  
 'approve\_date', 'bathroom\_count', 'popular', 'lat', 'lng', 'from\_snu',  
 'from\_bong', 'from\_nak', 'from\_sin', 'from\_sindaebang',  
 'min\_subway\_distance', '대출가능', 'year\_approved', 'age']

범주형 데이터['sales\_type', 'sales\_title', 'service\_type', 'address', 'jibunAddress',  
 'local1', 'local2', 'local3', 'title', 'description', 'random\_location',  
 'parking', 'room\_direction', 'movein\_date', 'updated\_at',  
 'residence\_type', 'link']

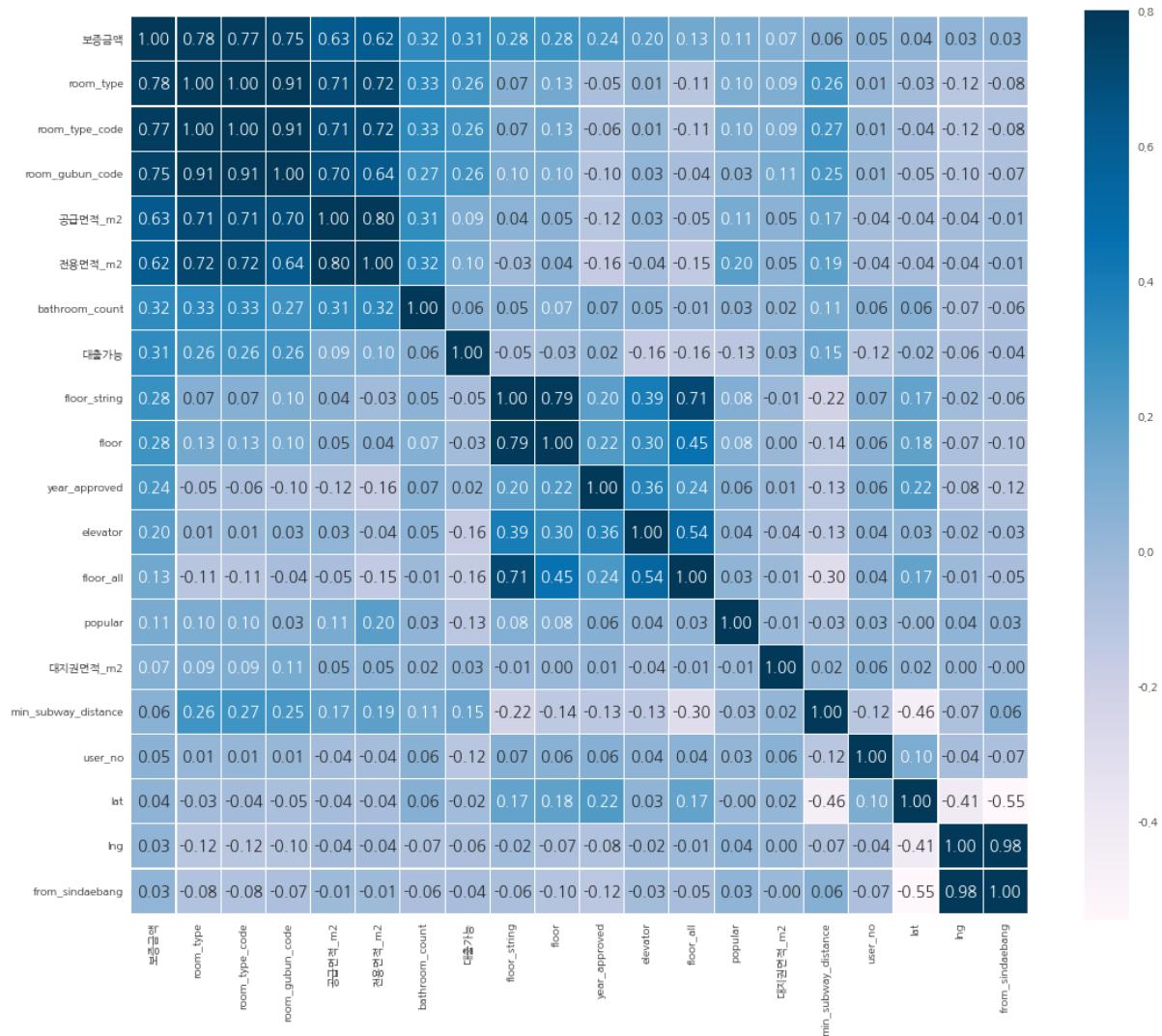
이 데이터들 중 '**보증금액**'은 이 연구에서 선택하는 **종속변수**이며 나머지 데이터는 독립변수가 될 수 있는 후보군들이다.

이 중 '대출가능', 'room\_type\_code', 'elevator', 'popular' 등의 데이터는 수치형으로 저장되었지만, 의미상 범주형 데이터에 속해야하므로 데이터 타입 변환 등의 적절한 조치가 필요하다. 데이터 탐색을 진행하기 전에 전처리 과정을 추가로 진행하였다. 이상치를 제거해주었으며(Tukey의 방법 이용), 추가로 결측 값이 존재하는지 확인하였다.

회귀 분석 및 머신러닝에 사용될 **독립변수**를 선택하기 위해 데이터 탐색을 진행한다. 먼저 독립 변수가 될 수도 있는 데이터와 종속변수인 '보증금액'과 어떤 관계를 가지는지 일차적인 탐색을 위해 scatter plot과 box plot을 그려가며 탐색해보았다.



이러한 그래프를 그려가며 전반적인 데이터들이 어떻게 분포를 이루는지 파악한 다음, 독립변수들의 관계를 파악하기 위해 상관계수 히트맵을 그려서 확인해보았다.



이 히트맵을 통해서 다중 공선성이 존재하는지 확인할 수 있고, 보증금액과 상관관계가 높은 독립변수들을 선별할 수 있다. room\_type, room\_type\_code, room\_gubun\_code 는 의미상 범주형 데이터에 해당하지만, 데이터 상으로는 숫자로 저장되어 있다. 실제 값들을 확인해보면 room\_type, room\_type\_code 는 사실상 같은 값을 가지고 있었으며, 더 정확한 정보를 담고 있는 room\_type 을 선택하였다. 이 데이터의 값들은 1~6의 값을 가지는데 각각 오픈형 원룸, 분리형 원룸, 복층형 원룸, 투룸, 쓰리룸, 쓰리룸 복층이라는 의미를 가지고 있음을 확인할 수 있었다(description 열 확인). room\_gubun\_code: 원룸(1), 오피스텔(2), 빌라(4) 라는 정보를 가지고 있었다. 따라서 높은 상관관계를 가지는 세가지의 데이터 중 종속변수와 가장 상관관계가 높은 room\_type 을 독립변수로 선택하고 다른 두가지 데이터는 삭제하였다.

이외의 범주형 데이터들의 Box Plot 은 아래의 그림과 같다.

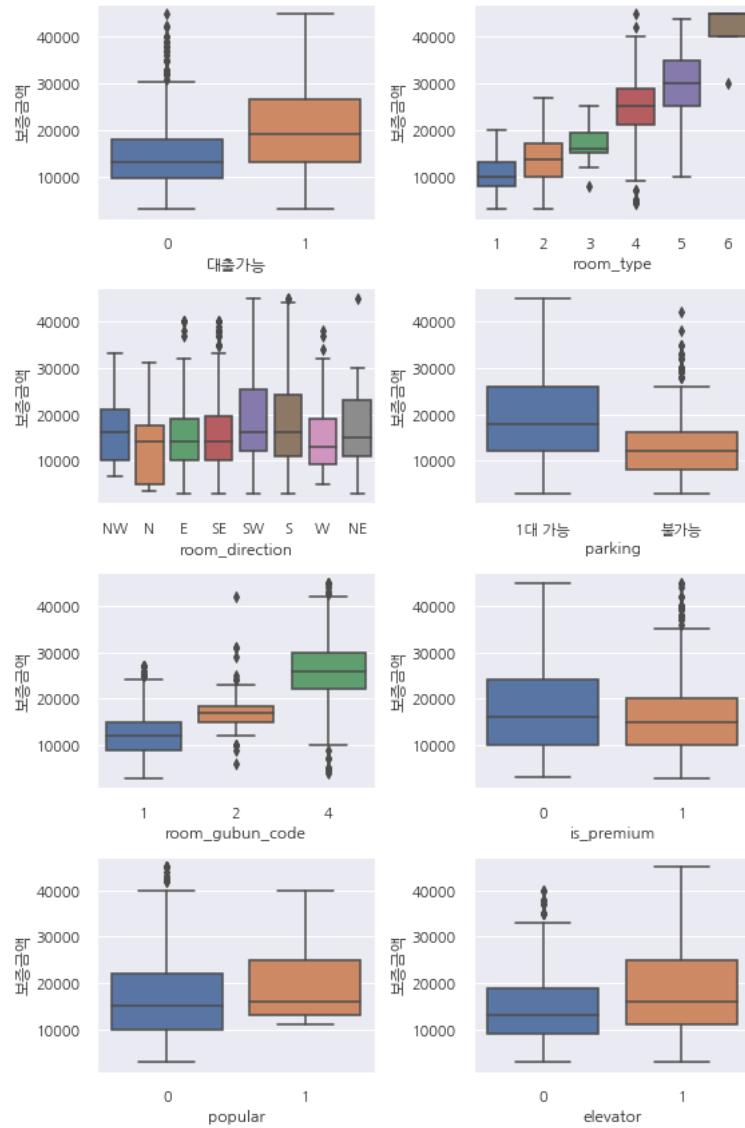
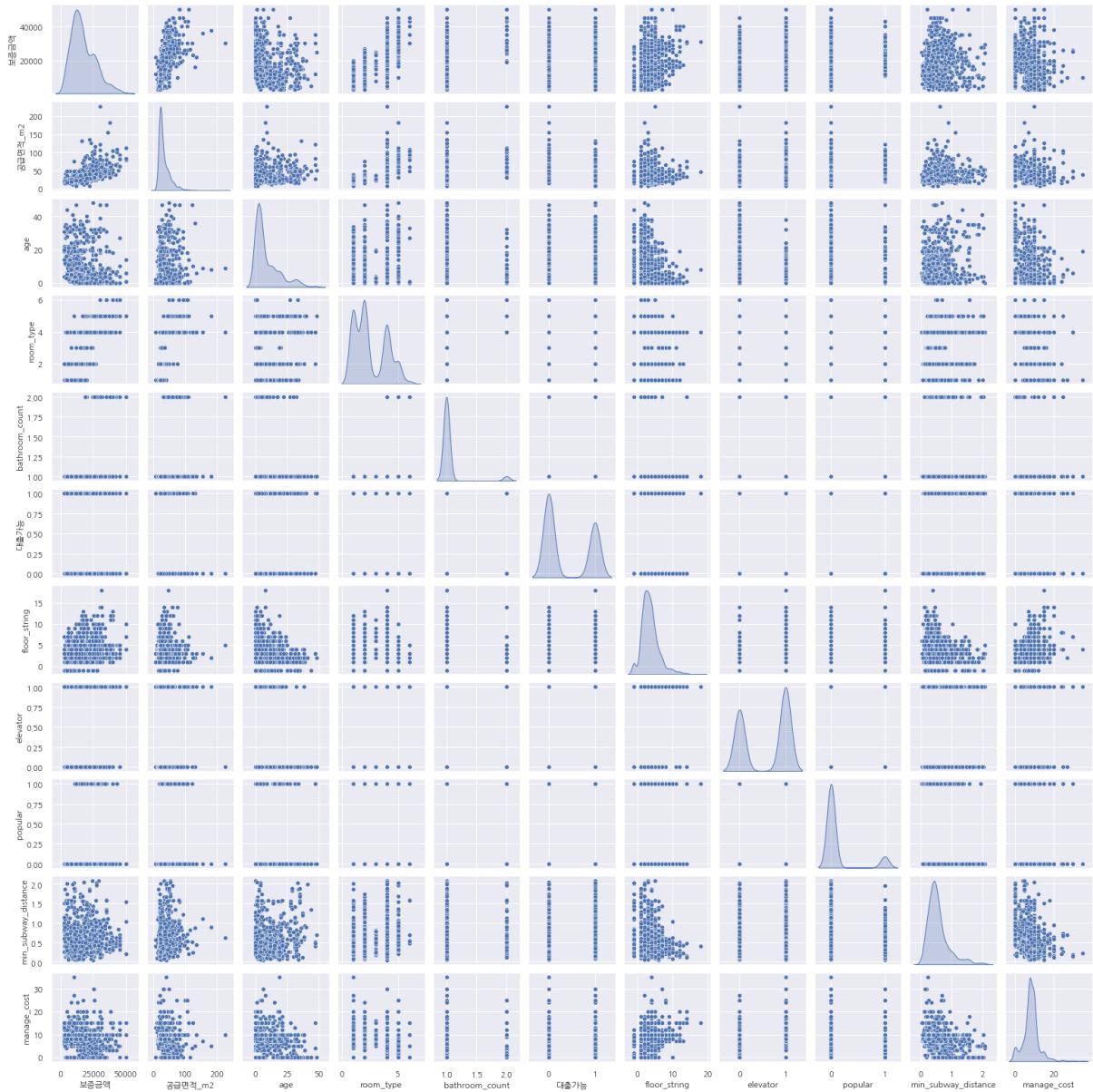


Figure 3. 범주형 데이터의 Box Plot

그 외에도 공급면적과 전용면적 두가지 데이터도 서로 상관관계가 높으므로, 종속변수와 상관관계가 높은 공급면적을 독립변수로 택하고 남은 하나는 삭제한다. 그 외에는 다중 공선성으로 문제가 될 데이터가 없을 것이라 판단하였지만, 다시 한번 Pair plot 을 그려 독립변수간의 다중 공선성을 추가로 검토하였다.



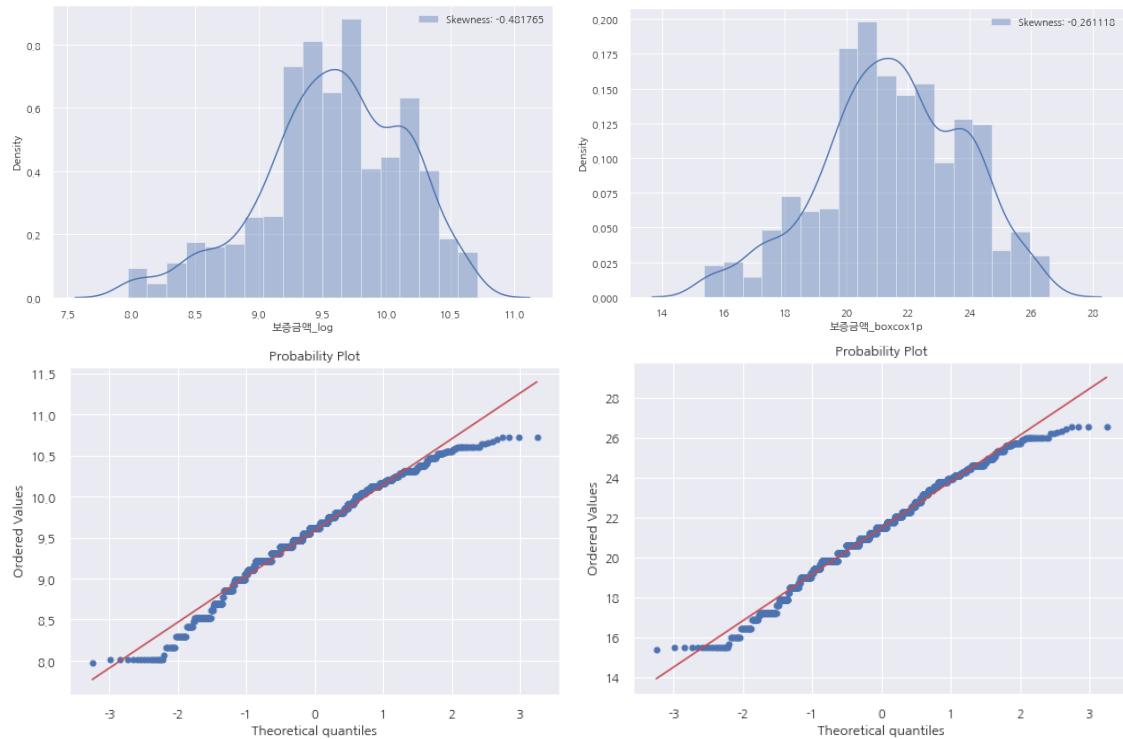
**Figure 4. Pair Plot**

Pair Plot에서도 확인할 수 있듯이 미리 제외한 변수들 이외에 추가적으로 상관관계를 지니는 변수들은 존재하지 않는 것으로 판단하였다.

현재까지의 과정은 회귀분석을 위한 데이터 전처리 과정이다. 머신러닝에 사용될 데이터에서는 다중공선성은 고려하지 않았고 아래의 Feature Engineering 과정을 진행하였다.

#### 4. Feature Engineering(특성 공학)

회귀 분석을 위한 데이터셋에는 추가적으로 2가지 절차를 거쳤다. 하나는 종속변수의 로그화를 진행하였다. 다른 한가지는 범주형 데이터들 중 중요하다고 판단되는 값을 더미 변수로 만들어 수치형 값으로 변환하였다.



위의 그래프 중 상단의 2 개는 변환 후 distribution plot이고 하단의 2 개는 각각의 Q-Q plot이다. Skewness 가 boxcox1p 변환을 취할 경우 더욱 개선되지만, 해석의 간편함을 위해 log 변환을 택하였다. 더미 변수로는 room\_direction, parking, room\_type, popular, 대출가능, elevator 이라는 열들을 선택하여 변환을 진행했고, 기준으로 삼을 값 1 개씩은 제거하고 독립변수로 택하였다.

머신러닝으로 학습을 진행하기 위해서는 수치형 데이터들은 정규분포를 따르도록 scaling 해주는 것이 좋다. 따라서 skewness가 큰 데이터들을 boxcox 변환을 통해 정규분포에 가깝게 만들어주었다. 수치형 값들 중 'room\_type', 'room\_direction', 'room\_gubun\_code', 'residence\_type'와 같은 데이터들은 범주형 데이터지만 순서에 따라 특정한 정보를 표현한다. 따라서 label encoding을 진행해주었고, 각 값들은 문자열이나 특정 숫자 값에서 순서가 있는 숫자 0, 1, 2, 3, ... 의 숫자로 변환되어 저장하였다. 이후 학습 데이터와 테스트 데이터를 8:2 비율로 분리하여 80%는 모델 학습 과정에 사용하였고 20%는 모델 학습 결과를 테스트하는데 사용된다. 또한 대출가능 여부를 반전시켜서 새로운 test dataframe을 저장해두었다.

## 5. 머신러닝 모델 구조

적용한 머신러닝 모델은 웹사이트 Kaggle의 튜토리얼을 참조하였음을 미리 밝힌다. (Serigne, 2017) 머신러닝의 경우 회귀 모델을 여러 개 쌓아서 새로운 모델을 만들어 예측 모델을 만들었다. 각각에 사용된 회귀 모델은 Kernel Ridge Regression, Elastic Net Regression, Gradient Boosting Regression를 Base Model로 삼고 이 prediction을 토대로 Meta model인 LASSO Regression Model으로 결과를 도출한다. 이를 StackingAveragedModels이라고 코드에서 부르고, 이 Stacking 모델과 XGBoost(Extreme Gradient Boosting), LightGBM(Light Gradient Boosting Model) 모델을 Ensembling 하여 최종적인 예측값을 구하였다.

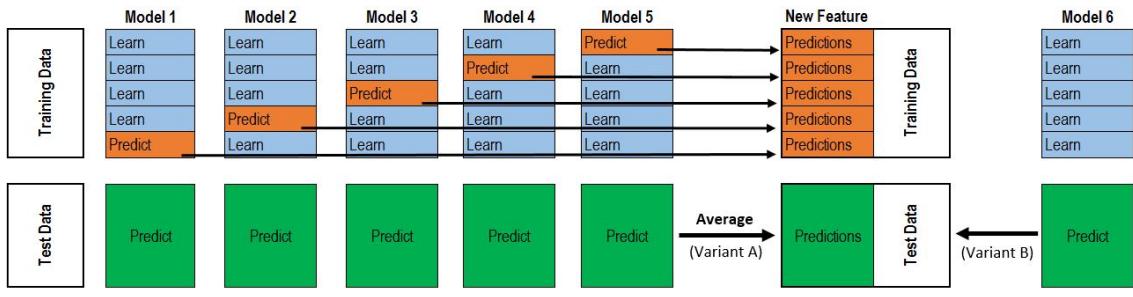


Figure 5. StackingAveragedModels 구조도

## 6. 모델링 결과 및 해석

해도닉 회귀 분석(최소 제곱법)에 따른 결과는 아래의 그림과 같다. 수정 결정 계수는 0.685로 전체 데이터의 68.5%를 설명할 수 있다. 회귀 모형 전체의 F-statistic은 137.2, p-value는 2.09e-281 이므로 귀무가설을 기각할 수 있고, 통계적으로 유의하다고 해석할 수 있다. 상수항을 room\_direction\_S 항은 p-value가 0.05보다 크므로 통계적으로 유의하지 않다. 그 외의 항들은 모두 p-value가 0.05보다 작기에 통계적으로 유의하다고 판단하였다. 그 중 관심있는 결과인 **대출가능 여부**에 따른 가격 차이는  $e^{0.2225} - 1 = 0.25$ 로 대출이 가능한 경우 전세 보증금 가격이 25% 비싸다는 것으로 해석할 수 있다.(대출가능이라는 변수는 더미 변수이므로 이와 같이 해석하였다)

OLS Regression Results							
Dep. Variable:	np.log(보증금액)	R-squared:	0.690				
Model:		OLS	Adj. R-squared:	0.685			
Method:	Least Squares	F-statistic:	137.2				
Date:	Mon, 06 Jun 2022	Prob (F-statistic):	2.09e-281				
Time:	15:23:01	Log-Likelihood:	-308.00				
No. Observations:	1191	AIC:	656.0				
Df Residuals:	1171	BIC:	757.6				
Df Model:	19						
Covariance Type:	nonrobust						
<hr/>							
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]	
Intercept	8.8451	0.067	131.454	0.000	8.713	8.977	
room_type_2	0.1907	0.023	8.231	0.000	0.145	0.236	
room_type_3	0.2646	0.065	4.046	0.000	0.136	0.393	
room_type_4	0.6313	0.033	19.220	0.000	0.567	0.696	
room_type_5	0.8065	0.050	16.186	0.000	0.709	0.904	
대출가능	0.2225	0.021	10.666	0.000	0.182	0.263	
공급면적_m2	0.0074	0.001	9.633	0.000	0.006	0.009	
parking_1	0.0813	0.021	3.888	0.000	0.040	0.122	
min_subway_distance	-0.1965	0.029	-6.766	0.000	-0.253	-0.139	
floor_string	0.0340	0.004	7.846	0.000	0.026	0.043	
age	-0.0153	0.001	-14.367	0.000	-0.017	-0.013	
popular	0.1077	0.030	3.628	0.000	0.049	0.166	
elevator_1	0.0447	0.022	2.007	0.045	0.001	0.088	
room_direction_E	0.2227	0.063	3.533	0.000	0.099	0.346	
room_direction_NE	0.2478	0.076	3.244	0.001	0.098	0.398	
room_direction_NW	0.1802	0.079	2.271	0.023	0.024	0.336	
room_direction_S	0.1074	0.058	1.849	0.065	-0.007	0.221	
room_direction_SE	0.1679	0.059	2.862	0.004	0.053	0.283	
room_direction_SW	0.1952	0.059	3.283	0.001	0.079	0.312	
room_direction_W	0.1761	0.063	2.803	0.005	0.053	0.299	
<hr/>							
Omnibus:	74.000	Durbin-Watson:	1.967				
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	119.533				
Skew:	-0.479	Prob(JB):	1.11e-26				
Kurtosis:	4.220	Cond. No.	670.				
<hr/>							

Figure 6. 해도닉 모형(다중회귀분석) 결과

Box Plot에서 확인했던 결과와는 다르게, 북동향인 경우 방 가격의 상승폭이 가장 컸고, 남향인

경우가 통계적으로 유의하지 않으므로 방의 향(direction)에 따른 해석은 어려움이 있다고 판단했다. 분리형 원룸의 경우 일반 원룸보다 21% 상승하고, 복층형의 경우 30% 상승한다. 투룸, 쓰리룸의 경우는 방이 계속 추가되는 것이므로 자연스럽게 가격이 상승한다. 공급면적은 1 제곱미터 상승마다 0.74%의 가격 상승이 발생한다. 즉, 1평당 2.5%의 가격이 상승한다.

지하철까지의 거리를 나타내는 min\_subway\_distance의 계수는 -0.1965로 1km 멀어질 수록 가격은 20% 가량 하락한다. 이는 지하철 접근성이 전세가격에 큰 영향을 미치는 것을 보여준다. 건물의 층수는 1층 높아질 때마다 3.4%의 가격 상승을 가져온다. 주차가 가능한 경우 8.5%의 가격 상승이 발생하며, 엘리베이터가 있는 경우 4.6% 가격 상승이 발생한다.

독립변수로 popular라는 더미변수를 도입하였는데, popular라는 항은 직방에서 표기할 때, 지난 24시간 동안 조회수가 많은 방을 뜻한다. 인기가 많은 방의 경우 11.4% 가격이 상승하는 것으로 해석할 수 있었으며, 이 변수를 독립변수로 택해도 되는지 논의가 필요하다.

머신러닝으로 학습한 모델의 Root Mean Square Error는 0.04062417708739189로 측정되었고, 테스트 데이터셋의 대출가능여부를 바꾼 새로운 테스트 데이터를 학습된 모델에 넣어서 예측 값을 산출해보았다. 그 결과 평균적으로 0.96%의 가격 차이가 발생했다. 즉, 대출이 가능하면 가격이 1% 정도 상승한다는 의미이다.

## 7. 결론 및 시사점

본 연구는 헤도닉 가격모형과 머신러닝 모델을 통해 소규모 주택 전세시장을 분석해보았다. 헤도닉 가격 모형으로 분석해 본 결과로, 대출이 가능한 경우 약 25%의 가격 상승이 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 그 외에 방의 구조적 특징(원룸, 분리형 원룸, 복층 등)과 가장 가까운 지하철역(1km당)까지의 거리가 약 20%대의 가격 변화를 이끌어내는 중요한 요인임을 파악할 수 있었다. 아쉬운 점은 '직방'이라는 거래 플랫폼에서 제공하는 정보들이 집의 품질에 해당할 수 있는 추가적인 정보를 사진으로만 판단해야 했기에, 집 가격에 영향을 미치는 중요한 데이터가 누락되었을 가능성�이 있다는 점이다.

머신러닝을 통해 분석을 진행한 결과, 약 1%의 가격 차이만이 발생하는데, 이 결과가 헤도닉 모형의 결과와 차이가 크다. 이러한 차이가 발생하는 원인을 파악할 다양한 실험을 진행하지 못했다는 아쉬움이 있다. 일차적인 원인으로는 머신러닝 모델의 목적이 현재 상태에 대한 분석이 아니라, 미지의 값을 예측하는 블랙-박스 모델이라는 점이라고 생각한다. 차후에 Overfitting의 유무, 각종 공선성을 머신러닝에서도 고려해야 하는지, 딥러닝 모델의 도입 등의 여러 실험을 진행해서 결과를 비교해보면 더욱 정확한 예측을 진행할 수 있을 것이다.

이러한 결과가 어떤 점을 시사하는지 고민해보았다. 먼저, 대출가능 여부가 보증금 상승을 가져온 것인지, 건물의 가치가 원래 높아서 대출이 가능했던 것인지는 논의해볼 필요가 있다. 먼저 전세자금 대출은 여러가지가 존재한다. LH나 SH에서 공적자금을 투입하여 매우 낮은 금리로 대출을 진행하는 경우, 대출 요건이 까다로워서 전용면적 60m<sup>2</sup>(18.15평) 이하, 부채비율((근저당권 + 선순위 임차보증금 + LH 지원전세금) / 주택가격)이 90% 이하인 주택의 요건을 갖추어야 한다고 한다. 그 외의 청년 맞춤형 전세대출, 카카오뱅크, 중소기업청년전세대출은 구분 등기가 되어있으면 대체적으로 가능하다고는 하지만, 대출마다 요건이 조금씩 다르다.

전세자금대출 요건 중 대출은 받는 사람은 소득이 없어도 최대 1억원까지 대출을 받을 수 있는 상황이다. 그리고 정부에서 지원이 나오는 대출의 경우 저소득자와 중소기업에 재직중인 사람에

게 혜택을 주기 위한 용도로 사용이 되고, 정부 지원금으로 이자를 충당하는 것으로 파악된다. 따라서 청년 대상의 전세자금대출의 경우 2010년도 이후부터 주거 안정을 명목으로 대출 요건이 완화되었다. (강민석, 정종훈, 2022) 또한, 2020년도 이후 코로나로 인한 저금리가 지속되었기에, 세입자들의 전세 수요는 크게 증가하였다. 따라서 전세 수요자는 많고, 특히나 새 집 선호 현상이 두드러져, 수요자들이 원하는 품질의 주택은 전세 공급이 적을 것이라 판단할 수 있다. (강민석, 정종훈, 2022) 이는 전세자금대출로 보증금 가격차이가 발생하게 된 근본적인 원인이라고 판단하

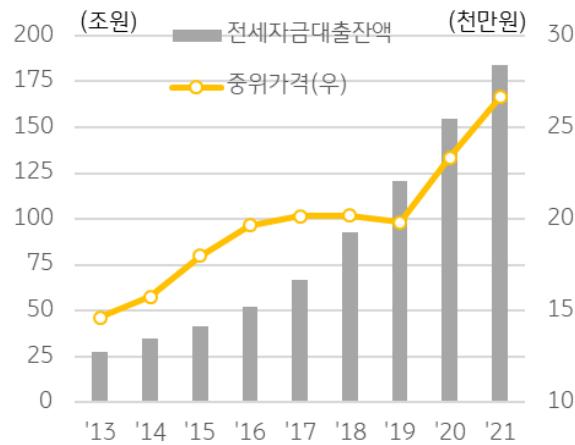


Figure 7. 전세자금 대출과 중위가격 추이 (강민석, 정종훈, 2022)

따라서 대출이 가능한 주택 중 신축이거나 컨디션이 좋은 집들은 임대인이 부르는 가격이 값이라고 할 수 있다.

전세자금대출의 경우 질권설정이 은행에서 고려하는 핵심적인 요건이다. 부채비율을 따지는 것은 해당 전세 보증금을 집 주인이 반환하지 않는 경우, 매각을 통해서 대출액을 반환 받을 수 있기 위한 조건이기에 중요하고, 구분 등기가 되어있어야 해당 호실에 대한 법적인 보호를 받을 수 있다.

전세자금 대출이 실행되지 않는 건물(방)의 경우, 2가지 경우로 나눠서 생각해볼 수 있다. 첫째로 구분 등기가 되어있지 않아서, 법적으로 전입신고를 못하여, 대항력과 우선 변제권을 확보할 수 없는 것이다. 두 번째 경우는 구분 등기가 되어 있지만, 건물의 부채가 많아서, 우선변제권이 후순위이기 때문에 매각 이후에도 자신에게 돌아올 돈이 없는 경우이다. 두 경우 모두, 자신의 전세 보증금을 돌려받지 못할 위험이 존재하기 때문에 가격이 대출이 가능한 매물보다 낮아진다고 생각한다. 따라서 주택 임차인은 자신의 보증금이 안전하게 보호받을 수 있는지 꼼꼼히 확인하여야 할 것이다.

하지만 공적 자금이 투입되는 정부지원 전세대출의 경우 임대인이 생각할 때, 임차인이 지원금 입주한다는 점을 이용하여, 원래 시세보다 높게 가격을 책정하는 경우도 있을 것이다.(LH, SH 전세대출 지원이 가능한 목적물의 경우 품귀 현상 발생) 추가적인 연구를 통해 공적 자금이 투입되는 전세자금 지원을 받을 수 있는 건물과 그렇지 않은 건물의 전세금을 분석한다면 정부 지원사업이 전세시장에 어떤 영향을 끼치는지도 분석할 수 있을 것이다.

이 시점에서 전세자금대출이 주거안정 측면에서 어느 정도의 효용을 가지고 있는지 계산해보았다. 소규모 주택의 전세 수요자는 주로 사회 초년생이나, 상대적으로 저소득 계층이 많을 것이다. 은행에서 1억원을 대출받고 본인이 모아둔 돈 2500만원으로 보증금 1억 2500만원의 방을 임차했다고 가정하자. 2022년 5월 16일 공시된 신규취급액 기준 COFIX 금리는 1.84%이며, 가산금리는 0.884 ~ 1.091 %이다.(카카오뱅크 청년 전월세보증금 대출) 따라서 최종적인 이자율은 연 2.724%

~ 2.931%이다. 이때 최대값인 2.931%로 계산을 진행해보면 연 이자를 293.1만원을 부담해야한다. 통계청 발표에 따른 서울의 평균적인 전월세 전환율은 4.7%이다. 이 전환율을 바탕으로 보증금 2500만원의 월세로 전환하면 월 39.167만원, 연 470만원을 주거비로 부담하게 된다. 이는 전세자금대출이 금리가 낮은 현재는 주거 안정에 도움이 되지만 만약 최종 이자율이 4.7%를 초과하는 순간, 전세자금대출의 주거 안정 효과는 없어진다. 앞으로 인플레이션 문제를 해결하기 위해서 시중에 풀린 돈을 거두는 금리 상승이 추가로 실행될 것으로 예측되므로, 전세자금대출의 주거안정 효과는 점차 감소할 것이다.

선행연구 (강민석, 정종훈, 2022)에 따르면 전세자금대출은 전반적인 부동산 시장의 매매가격 상승을 유도한다고 한다.

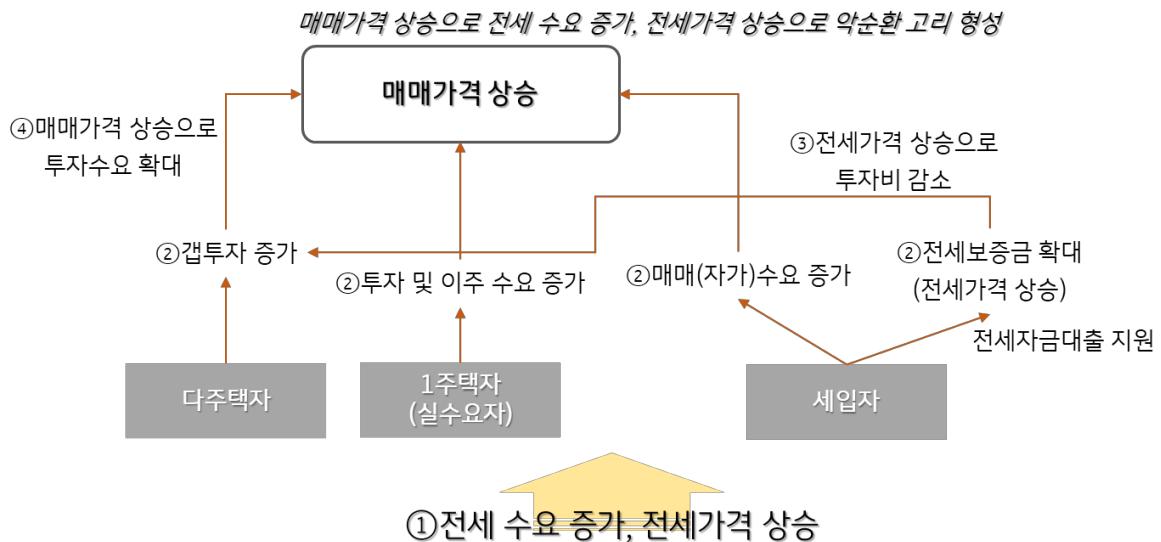


Figure 8. 전세자금대출과 주택 매매가격의 관계도 (강민석, 정종훈, 2022)

이를 소규모 주택 임대시장에 대입해서 생각해보면, 세입자(사회 초년생, 1인 거주자)들의 수요(낮은 금리, 무소득자도 전세대출을 최대 1억까지 받을 수 있다는 점 때문에 수요 폭등) 덕분에 임대인(1주택자, 다주택자)에게는 유동성이 쉽게 공급이 될 것이다. 임대인들은 무주택자들에 비해 쉽게 조달한 자금을 바탕으로 주택 매매를 진행하고, 이는 실제 수요보다 많은 주택 구매 수요를 형성해서 매매가격이 상승한다. 상승한 매매가격으로 인해 전세가격도 상승하고, 전세자금대출액은 더욱 상승할 것이다. 장기적인 주거안정을 위해서는 이 악순환을 해결해야 한다.

이 악순환은 먼저 시중 금리가 상승한다면 자연스레 완화되리라 생각한다. 최근 몇년간은 코로나로 인한 완화적 통화정책으로 0~ 1% 대의 금리가 지속되었기에 대출 금액이 폭증했고, 시중에 풀린 돈이 주식, 암호화폐 시장과 주택시장으로 쓸렸다고 생각한다. 따라서 금리를 올려서 돈을 다시 거둬들이면 1차적으로 해결할 수 있다.

선행연구의 (강민석, 정종훈, 2022) 결론처럼, 임차인의 DSR에 전세자금대출을 포함하는 것도 하나의 방안이다.

소규모 주택(1인 거주자, 사회 초년생, 취약 계층 대상) 시장을 한정으로 전세자금대출을 지원하기 보다는 임차인에게 월세 지원을 확대하는 것도 하나의 대안이라고 생각한다. 먼저 최대 월세 금액, 관리비 등을 설정하여, 선별적인 복지를 실행할 수 있다. 그리고 임차인의 소득도 확인하여, 추가적인 선별을 실행해야 할 것이다. 이는 임대인이 전세로 유동성을 쉽게 조달할 수 없도록 만든다. 하지만, 임대인이 가진 건물의 LTV를 일정 수준 제한해야 할 필요가 있다.

## 논의의 최종적인 결론은

1. 전세자금대출은 소규모 주택의 전세보증금 상승의 주요한 원인이다.
2. 전세자금대출은 월세에 비해 임차인의 주거부담을 완화한다.
  - A. 하지만, 금리가 점차 높아져서 최종 이자율이 4% 후반에 이르면, 그 효과는 사라진다.
3. 대출 가능여부에 따라 가격차이가 발생하게 된 원인
  - A. 정부의 대출 조건 완화(주거안정 목적)와 초저금리로 인한 전세자금대출의 폭발적인 수요 증가
  - B. 전세자금대출이 가능한집은 보증금을 돌려받지 못할 리스크가 적으로 가격이 비싼 것이다.
    - i. 전세자금대출이 가능하지 않은 집을 가격이 저렴하다고 계약하면, 자신의 전세보증금을 돌려받지 못할 확률이 높아진다.
    - ii. 임차인은 이를 명확히 인지하고, 꼼꼼한 검토 후에 계약을 진행해야 한다.
4. 선행연구 (강민석, 정종훈, 2022)에 따르면 전세자금대출은 전반적인 부동산 시장의 시세 상승을 유도한다. 이에 따른 해결책을 생각해보면 아래와 같다.
  - A. 금리 상승기이므로 자연히 전세자금대출은 감소하고, 부동산 시세도 안정세에 접어들 것이다
  - B. 임차인의 DSR에 전세자금대출 실행 금액을 포함하는 방안을 검토해서 전세자금대출의 규모를 축소시켜야 한다.
  - C. 소규모 시장의 경우 전세금 지원 정책에서 월세 지원 정책으로 전환하고, 임대인의 LTV를 제한하면, 임대인의 무리한 유동성 확보를 막을 수 있을 것이다.

라고 정리할 수 있다.

이번 연구를 통해 평소에 혼자서 가졌던 의문을 데이터로 검증할 수 있었다. 데이터 수집부터 전처리, 회귀 분석, 머신러닝 학습, 검증 과정을 배울 수 있는 좋은 기회였다고 생각한다.

## 참고 문헌

강민석, 정종훈. (2022). 전세자금대출 증가에 따른 시장 변화 점검. 서울: KB 금융지주 경영연구소

Serigne. (2017, 7). *Stacked Regressions : Top 4% on LeaderBoard*. From Kaggle: <https://www.kaggle.com/code/serigne/stacked-regressions-top-4-on-leaderboard/notebook>