: 적정 전세가율을 활용한 전세사기 예방 웹사이트 구축

Statistical Analysis & Machine Learning





프로젝트 조직 (구성원 및 역할)













multicampus

주제 선정 배경

국내

"전세사기 막을 보완 대책 시급"

'전세사기 특별법 보완 및 문제 해결을 위한 정책 포럼' 주제로 국회토론회 개최

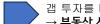
23.07.18 17:38 | 최종 업데이트 23.07.19 09:06 | 윤종은(tomayoun) 🔽

전세사기 특별법 제정 과정에서 피해자들의 의견이 반영되지 못했다는 응답은 85.4%로 대부분 소외감을 나타냈으며 특별법에 따른 피해구제책에 대해 91% 가 충분하지 않다고 응답했다. 또 구제책을 아예 모르고 있거나 정책 내용을 이 해하지 못하고 있으며 정책이 도움이 안된다고 응답한 경우가 많았다. ∅ 연합뉴스 🕒 구독

무자본 갭투자로 126채 산 뒤 전세보증금 250억 편취한 일 당

입력 2023.08.02. 오전 10:06 수정 2023.08.02. 오전 10:10 기사원문

경기북부경찰청은 부동산 업체 대표 A씨 등 111명을 검거, 8명을 구속했다. 이 들은 무자력자를 내세워 주택 126채를 허위 매수하고 전셋값과 매매가를 유사 하게 설정하여 전세보증금 약 253억원을 편취한 혐의를 받는다. 조직적으로 역 할을 분담하여 세입자들에게 신뢰를 줬으며, 일부는 가짜 전세계약서로 청년전 세대충도 받았다.

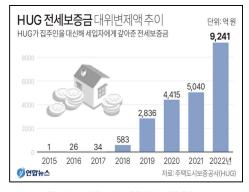


갭 투자를 비롯하여 여러 전세사기 문제가 발생

→ 부동산 시장에 불신 증가 & 불안정한 전세가격 형성에 기여

주제 선정 배경





신혼부부 꿈 망친 전세사기..."소송 다 이겼지만 소용없어"

2023년 04월 26일 05시 18분 댓글

"경매 막겠다는 말 믿었는데" 울산 오피스텔 임차인들, 전 세사기 고소

남구 D오피스텔 58세대 강제경매...임대인·회사 대표 고소 예정

이어 6월 배씨는 "권씨는 상환 능력이 없고 실소유주인 본인이 직접 이자를 갚아 경매를 취하하겠으니 보증금 만기를 6개월 연장해달라"는 취지로 임차인들을 설 득했다고 한다. 배씨의 말을 믿고 기다리다 강제경매 소식을 들은 임차인들은 허 탈감을 감추지 못했다.

임차인 김모씨는 "임차인들 대부분이 20대, 30대 초반으로 부동산이나 법률에 대 해 잘 알지 못하고 전세보증금반환보증에도 가입하지 않았다"며 "배씨가 도의적 책임을 지고 사태를 해결하겠다는 말을 믿으면서 아무 대처도 하지 않고 흘려보 낸 시간이 후회되다"고 말했다.

H 부동산임대회사 대표 배씨는 수 차례 연락을 시도했으나 연락이 닿지 않았다.

- (1) 전세사기 피해 + 전세보증금 대위변제액 급증
- (2) 전세사기 피해자가 승소하더라도 임대인이 '배 째라는 식'의 행태로 대응하면 마땅한 해결책이 없는 상황
- → 우선적으로 전세사기 예방이 가장 중요하다

주제 선정 배경

해외

파월은 물론 연준 간부들 잇달아 추가 금리인상 시사

뉴스1 원문 기사전송 2023-08-28 06:47 최종수정 2023-08-28 08:48

파월 "물가 여전히 높아": 파월 의장은 지난 25일 잭슨홀 회의 개막 연설에서 "소비자 지출이 견조하고, 주택 부문이 반등할 가능성이 있는 가운데 경제가 예상만큼 냉각되 지 않을 수 있 다는 정 후에 주의를 기울이고 있다"고 말했다. 이에 따라 "적절하다고 판단되면 금리를 더 올릴 준비가 돼 있으며, 물가 상승률이 목 표치를 향해 내려가고 있다는 확신이 들 때까지 긴축 정책을 계속 유지할 생각"이라고 덧붙였다. MT() 머니투데이 (+) 구독

PICK (I)

中 부동산위기 진앙지 헝다, 상반기만 6조 손실..."주식 거 래재개"

입력2023.08.28. 오전 9:30 수정2023.08.28. 오전 9:31 기사원

중국의 대형 부동산 개발업체인 비구이위안(碧柱園 컨트리가든)이 디폴트 위기를 맞으면서 중국 부동산 업계에 '도미노 디폴트' 우려가 번지고 있다. 다른 중국 주요 부동산 업체의 재정 상황도 나쁜 상황이다. 중국 부동산 시장은 중국 국내흥생산(GDP)의 25%를 차지한다. 부동산 시장이 흔들리면 중국 경제도 위기에 빠질 수 있다는 의미다.

미국 금리인상 지속 + 중국 부동산 리스크 등

→ 세계 경제 정세의 불확실성 또한 국내 부동산 시장의 불안정에 영향을 끼침

주제 선정 배경

주식회사설립 등기신청서

- 1. 상 호 : 건물주 주식회사
- 2. 본 점 : ○○ ○○구 ○○동 ○○○번지
- 3. 등기의 목적 : 주식회사 설립등기
- 4. 등기의 사유: 정관을 작성하고 공중인의 인증을 받아 발기인이 회사 설립시에 발행하는 주식의 홍수를 인수받고, 2023년 9월 26일 삼업 제299조의 절차를 중요하였으므로 다음 수도한이 등기를 구함

상 호 : 건물주 주식회사

본 점: ○○ ○○구 ○○동 ○○번지

목 적 : 1) 아파트 전세 가격 예측

2) 정부의 부동산 안정화 정책의 기여

3) 개인별 맞춤 투자전략 구축

4) 위 각호에 관련된 부대사업

회사가 발행할 주식의 총수 : 40,000주

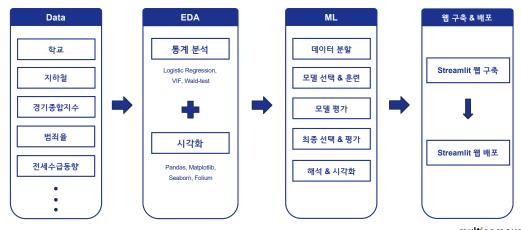
1주의 금액 : 금 5,000원

회사의 설립시에 발행하는 주식의 총수: 10,000주 발행주식의 총수. 그 종류와 각종 주식의 내용과 수: 10,000주 보통주식 자본의 총액: 금 50,000,000원 고망법: 서울특별시 내에서 발행하는 일간 ○○일보에 계제한다. 회사의 존립기간 또는 해산사유: 회사성립일로부터 만 30년 이사의 성명 이사 이 길 연 이사 최 동 원 이사 최 전 제 이사 최 연 교

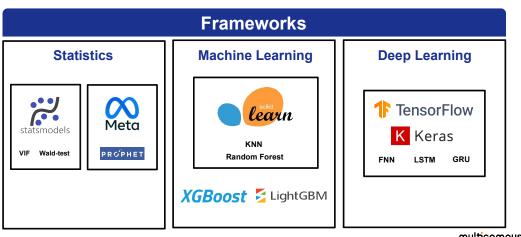
회사를 대표할 이사의 성명과 주소 대표이사 김 주 성 위와 같이 동기신청합니다

> 2023년 9월 26일 신청인 건물주 주식회사 김 주 성 (인) (이하 이사 전원이 기명날인한다)

프로젝트 수행 방향



프로젝트 수행 방향



프로젝트 수행 방향

Statistical Analysis

Logistic Regression, VIF, Wald Test, Prophet

(Multicollinearity, P-value, Prediction)

ML

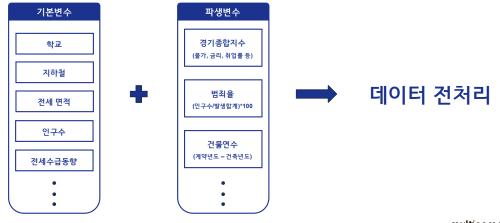
KNN, Random Forest, LightGBM, XGBoost (Supervised Learning)

부동산 전세가격 예측 · 분석

DL

FNN, LSTM, GRU

프로젝트 수행 방향



프로젝트 수행 방향



<u>공간</u>정보 분석



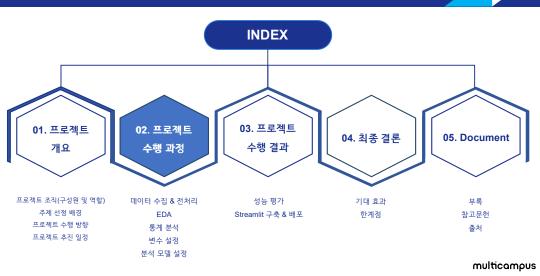
기대 효과

서울 자치구별로 분할 후 데이터 분석

- 1. 서울 자치구별로 적정 전세가격 확인
- 2. 전세사기 위험 매물 추정 가능

프로젝트 추진 일정

구분	1주차(9/6 ~ 9/10)		2주차(9/11 ~ 9/17)		3주차(9/18 ~ 9/24)		4주차(9/25 ~ 9/26)			
분석 기획										
데이터 수집										
논문 자료 수집										
데이터 전처리										
탐색적 데이터 분석										
데이터 시각화										
통계 분석										
모델 생성 및 평가										
Streamlit 배포										
웹 연동 및 배포										
프로젝트 발표										



데이터 수집

Korea Citation Index

🗎 지역주택가격 변동의 장단기 결정요인에 관한 실증분석

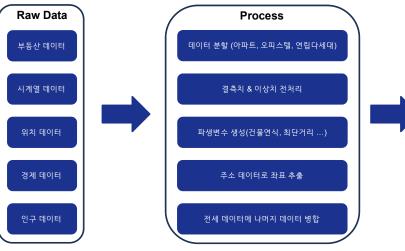
구분	변수명	변수정의 (단위)
종속 변수	추택가격	지역별 주택매매가격종합지수 (2015.12=100)
	금리	한국은행 기준금리 (%)
설명	주식가격	KOSPI 종합지수 (원평균, 1980.1.4=100)
변수 (전국)	주택대출	예금은행주택대출 (말잔, 심억원)
	경기상황	경기동행지수 (2010=100)
	물가	지역별 소비자물가지수 (2010=100)
	주택보증	지역별 주백금융신용보증 공급 (말잔, 억원)
설명	전세가격	지역별 주택전세가격종합지수 (2015.12=100)
변수 (지역)	취업자수	지역별 총취업자수 (천명)
(-1-1)	가구수	지역별 주민등록세대수 (세대)
	고령인구 비중	지역별 65세 이상 인구 비중 (%)

을 주택시장 경기변동과 주거특성들의 아파트가격에 대한 영향력 변화 - 용인 동백택지개발지구를 사례 -

- 2	구 분	요 인	비고			
		대지지분	규모를 측정하기 위한 변수로서 다중공선성 관계에 있기 때문에 둘 중			
	개벌적	명형	하나만을 이용			
	특성	충	주택의 해당 총			
		각도(향)	정남향에 근접한 정도			
		평균충수	단지 내 주거동의 평균충수			
	단지적 특성	세대수	단지 내 총 주맥수			
주거 특성	77.8	브랜드 더미	LH=0 민영=1			
4.8		중심업무지구까지의 거리	동백지구에서는 다중공선성 관계에 있기 때문에 둘 중 하나만을			
		중앙공원까지의 거리				
		경전철역까지의 거리	_			
	접근성	초등학교까지의 거리	-			
		고속도로IC까지의 거리	-			
		복합행정타운까지의 거리				

- 1. 기존 연구를 참고하여 경제 지표와 주거 특성이 주택 전세가격에 영향을 준다는 것을 파악하여 변수로 채택
- 2. 기존 연구 외에 주택 전세가격에 영향을 미칠 것으로 예상되는 변수들로서 범죄율과 인구수를 채택

데이터 전처리



Results

데이터 정리

데이터 전처리 – Coordinates



Solution



 drop_duplicates 함수를 활용, 공통된 위도 & 경도의 주소 데이터를 일괄적으로 축약



 주소 데이터에 Google Maps API를 사용하여 좌표 추출



3. 기존 데이터와 '주소' 컬럼을 기준으로 병합

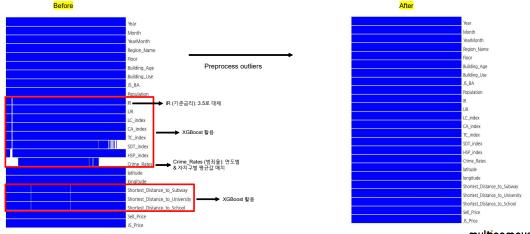






자세한 내용은 해당 Github 링크 참조:

데이터 전처리 – Missing Values



데이터 전처리 - Outliers

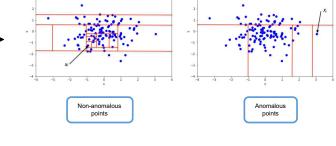
Isolation Forest

$$c(m) = egin{cases} 2H(m-1) - rac{2(m-1)}{n} & ext{for } m > 2 \ 1 & ext{for } m = 2 \ 0 & ext{otherwise} \end{cases}$$
 $H(i) = ln(i) + \gamma$

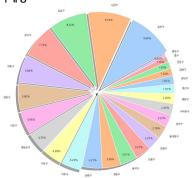
- $s(x,m)=2^{\frac{-1}{c(m)}}$ ullet is close to 1 then x is very likely to be an anomaly
- ullet if s is smaller than 0.5 then x is likely to be a normal value

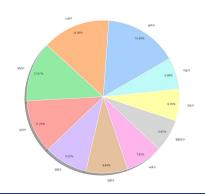


Modified Z-Score vs. Isolation Forest 비교 결과 Modified Z-Score Isolation Forest MAPE: 약 1.65 감소 (24% 개선) 오차(MAPE): 8.356902429380652 Mean Absolute Percentage Error (MAPE): 6.704866679030175 결정계수(R^2): 0.9029853021864345 R-Squared: 약 0.028 증가 (3.1% 개선) R-Squared: 0.9297818877725617



EDA - 거래량



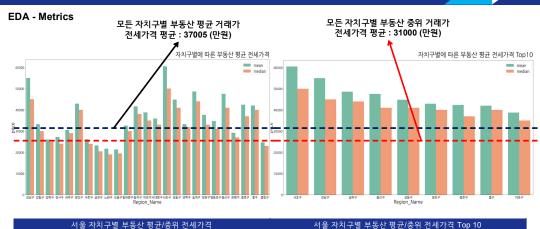


서울 자치구별 부동산 거래 데이터 비율

- 자치구별 거래량 차이가 많이 나는 것을 확인
- . '종로구, 중구, 금천구'가 하위 3개 자치구임을 확인

서울 자치구별 부동산 거래 데이터 비율 Top 10

'송파구, 노원구, 강남구' 순서로 거래량이 많은 것을 확인 거래량이 활발한 자치구에서 다양한 매물이 있을 것으로 예상



자치구별로 거래량의 차이가 큰 것을 확인

'종로구, 중구, 금천구'가 하위 3개 자치구임을 확인

- '서초구, 강남구, 송파구' 순서로 전세가격이 높은 것으로 확인
- '강남구'와 '송파구' -> 거래량과 전세가격 간의 상관관계가 있을 것으로 추정

EDA - Infrastructure



자치구별 지하철 수

33개 23개

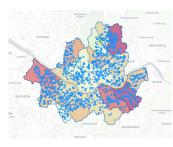
20개





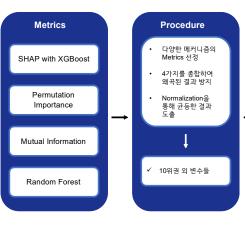


자치구별	대학	교수	
서대문구 노원구 성북구 종로구 동대문구	⇒ ⇒	7개 7개 8개	



자치구별 <i>초/중/</i> 고등학교 수							
노원구 송파구 강서구 은평구 양천구	⇒ ⇒ ⇒	89개 77개 66개					
			_				





Features Ranking

Statistical Analysis

Logistic Regression

Training-Test Split

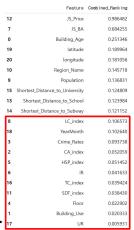
(Data Leakage 방지)

Wald-test

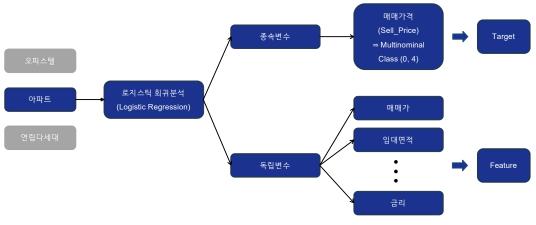
P-value > 0.01

VIF > 10

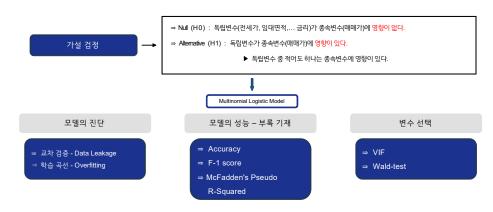
10위권 외 변수들



통계 분석 – Logistic Regression



통계 분석 - Logistic Regression



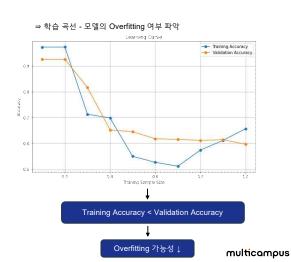
통계 분석 - Data Leakage & Overfitting

⇒ 교차 검증 - Data Leakage 여부 파악



폴드별 정확도에 큰 차이가 없음

Data Leakage 가능성 ↓





아파트

오피스텔

연립다세대

1차 제거 VIF > 10

독립변수 VIF TC_index 86.497 CA_index 70 169 2차 제거 P-value > 0.01

전세가 Class

독립변수 VIF CA index 48.400 TC_index 47 600

독립변수

독립변수 VIF CA_index 97.289 90 541 TC_index

전세가 Class	독립변수	p (유의확률)		
1	HSP_index	0.247		
	UR	0.506		





p (유의확률)

0.083



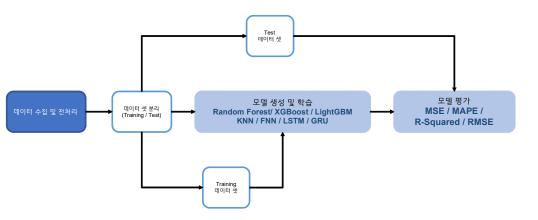


UR, HSP_index, TC_index, CA_index 제거

IR, TC index, CA index 제거

TC index, CA_index 제거

분석 모델 설정 - Training / Test Flowchart



분석 모델 설정 - 모델 생성 및 학습



분석 모델 설정 - 모델 평가 지표



실제 값과 예측 값 간의 절대 오차를 나타내는 지표

MAE가 작을수록 모델의 예측이 더 정확

$$MAE = \frac{\sum |y - \hat{y}|}{n}$$

RMSE

오차 제곱 값의 평균을 측정하고 루트를 씌운 지표 RMSE가 작을수록 모델의 예측이 더 정확

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y - \hat{y})^2}{n}}$$

MAPE

예측 오차를 백분율로 표현한 지표

MAPE는 예측 성능을 백분율로 이해하기 용이

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right|$$

R-Squared

회귀 모델이 종속 변수의 분산을 얼마나 잘 설명하는지 측정하는 지표

R-Squared가 1에 가까울수록 모델이 더 좋은 성능을 가짐

$$R^{2} = \frac{\sum (\widehat{y}_{i} - \overline{y})^{2}}{\sum (y_{i} - \widehat{y})^{2}}$$



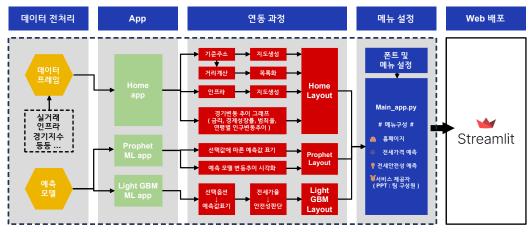
성능 평가

	LightGBM	XGBoost	LSTM	GRU	Random Forest	FNN	KNN
MAE	3654.68	3760.784	3886.538	4018.997	4006.445	4232.778	6279.989
RMSE	0000.00	7135.28	6223.073	6502.211	6645.358	6623.921	9522.973
MAPE	0.128	0.166	0.132	0.139	0.139	0.147	0.218
R-Squared	0.899	0.87	0.893	0.887	0.879	0.879	0.879
Rank	1	2	3	4	5	6	7

성능 평가 (Normalization)

	LightGBM	XGBoost	LSTM	GRU	Random Forest	FNN	KNN
MAE	1	0.959584186	0.911683539	0.861229	0.86601	0.77979811	0
RMSE	1	0.91581508	0.951222978	0.870759	0.829496	0.83567529	0
MAPE	1	0.977777778	0.95555556	0.877778	0.877778	0.78888889	0
R-Squared	1	0.93877551	0.959183673	0.918367	0.863946	0.86394558	0
Total	1	0.947988139	0.944411437	0.882033	0.859307	0.81707697	0
Rank	1	2	3	4	5	6	7
							multicampus

Streamlit 구축



서울시 강남구 개포동 1194-1 예측하고 싶은 날짜를 선택하세요. 2023/10/01 건물 연식을 입력하세요

임대 면적을 입력하세요. (단위:제곱미터)

임대 건물의 중수를 입력하세요.

60000

홈페이지 가격 예측 안전성 평가 제공자 Streamlit 배포

메뉴 구성

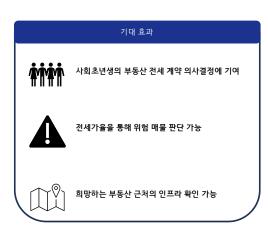


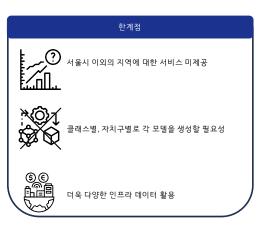
Streamlit / 전세 안전성 예측 / 예측 모델 구현





기대 효과 & 한계점







부록 - 데이터 정의서

Num	Column Name	Column Name(KOR)	Dtype	etc
1	Year	연도	int64	
2	Month	열	int64	
3	YearMonth	연도 & 월	int64	
4	Region_Name	e 자치구명 object		
5	Floor	Ž	float64	
6	Building_Age	건물 연식	int64	계약년도 - 건축년도
7	Building_Use	건물 용도	object	아파트, 오피스텔, 연립다세대
8	JS_BA	전세 임대 면적	float64	

부록 - 데이터 정의서

Num	Column Name	Column Name(KOR)	Dtype	etc
9	Population	인구수	int64	
10	IR	기준 금리	float64	
11	UR	실업률	float64	
12	LC_index	선행종합지수	float64	
13	CA_index	동행종합지수	float64	
14	TC_index	후행종합지수	float64	
15	SDT_index	전세수급동향지수	float64	
16	HSP_index	공동주택 매매 실거래가격지수	float64	

부록 - 데이터 정의서

Num	Column Name	Column Name(KOR)	Dtype	etc
17	Crime_Rates	범죄율	float64	(발생횟수/인구수)*100
18	latitude	위도	float64	
19	longitude	de 경도 float64		
20	Sell_Price_mean	평균 매매가격	float64	연도 & 월별, 구별, 유형별, 주소별
21	Shortest_Distance_to_Subway	지하철역까지의 최소거리	float64	
22	Shortest_Distance_to_University	대학까지의 최소거리	float64	
23	Shortest_Distance_to_School	학교(초, 중, 고등학교)까지의 최소거리	float64	
24	JS_Price	전세가격	int64	

부록 - 모델의 성능

⇒ 아파트 데이터에 대한 정확도, F1-score, R^2

평가지표	정확도	F1-score	McFadden's Pseudo R^2
지수	0.63075	0.56866	0.37286

⇒ 오피스텔 데이터에 대한 정확도, F1-score, R^2

평가지표	정확도	F1-score	McFadden's Pseudo R^2
지수	0.39132	0.38637	0.14111

⇒ 연립다세대 데이터에 대한 정확도, F1-score, R^2

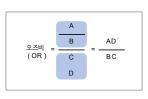
평가지표	정확도	F1-score	McFadden's Pseudo R^2
지수	0.68601	0.58466	NaN



Features_Ranking의 상위 10가지 변수를 제외하고 만든 모델이기 때문에 낮은 성능을 보임

부록 - 오즈비

$$ho$$
 Odds = $\dfrac{2M / \frac{1}{2}}{2M / \frac{1}{2}}$ 전세가 클래스에 해당하지 않음
$$= \dfrac{p}{1 - p} = \dfrac{e^{-\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i}}{\beta_i X_i}$$



구분		전세기	')클래스	(예측)
干正		YES	NO	합계
전세가	YES	Α	В	A+B
클래스 (실제)	NO	С	D	C+D
합계		A+C	B+D	A+B C+D

- Odds = 해당 사건이 발생할 확률 / 발생하지 않을 확률
- OR>1: 사건 발생 확률이 오즈비만큼 더 크게 나타남
- OR<1: 사건 발생 확률이 오즈비만큼 더 작게 나타남
- OR=1:1에 가까울수록 사건이 발생할 확률에 유의미한 영향을 준다고 볼 수 없다고 판단

부록 - 통계 분석

APT 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	도리버스	독립변수 회귀계수 S.E	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
전세기 Class	속답변구	최휴세구	3. ⊑.	walu	P(뉴의듹뉼)		하한	상한
	Population	-0.0418	0.007	-6.393	0	0.959	-0.059	-0.025
	Crime_Rates	-0.1136	0.007	-17.465	0	0.893	-0.13	-0.097
	YearMonth_enco ded	0.942	0.014	68.842	0	2.565	0.907	0.977
1	HSP_index	-0.016	0.014	-1.157	0.247	0.984	-0.052	0.02
	SDT_index	-0.1018	0.011	-9.413	0	0.903	-0.13	-0.074
	IR	-0.1471	0.013	-11.724	0	0.863	-0.179	-0.115
	UR	-0.0051	0.008	-0.666	0.506	0.995	-0.025	0.015
	Floor	0.0202	0.007	3.02	0.003	1.02	0.003	0.037
	Population	-0.1233	0.007	-17.351	0	0.884	-0.142	-0.105
2	Crime_Rates	-0.2613	0.007	-35.716	0	0.77	-0.28	-0.242
	YearMonth_enco ded	1.6035	0.016	102.374	0	4.97	1.563	1.644

부록 - 통계 분석

APT 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
	국립전구	411 111	3.L.	vvalu	ᅡ(ㅠㅋㅋ잘)		하한	상한
	HSP_index	-0.2258	0.015	-15.209	0	0.798	-0.264	-0.188
	SDT_index	-0.388	0.012	-32.641	0	0.678	-0.419	-0.357
2	IR	-0.7147	0.014	-49.307	0	0.489	-0.752	-0.677
	UR	-0.4233	0.008	-50.491	0	0.655	-0.445	-0.402
	Floor	0.089	0.007	12.042	0	1.093	0.07	0.108
	Population	0.1161	0.008	14.81	0	1.123	0.096	0.136
	Crime_Rates	-1.079	0.011	-97.512	0	0.34	-1.108	-1.051
3	YearMonth_enco ded	2.9254	0.018	161.788	0	18.641	2.879	2.972
	HSP_index	-0.5844	0.016	-35.723	0	0.557	-0.627	-0.542
	SDT_index	0.1711	0.015	11.508	0	1.187	0.133	0.209
	IR	0.4112	0.016	26.41	0	1.509	0.371	0.451

부록 - 통계 분석

APT 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald p (유의확률)	OR	99% 신뢰구간		
전세기 Class	속답변구	411/117	S.E.	vvalu	P(파크릭뮬)	(오즈비)	하한	상한
	UR	-0.2894	0.009	-31.192	0	0.749	-0.313	-0.266
3	Floor	-0.727	0.009	-77.312	0	0.483	-0.751	-0.703
	Population	-2.9085	0.02	-143.339	0	0.003	-2.961	-2.856
	Crime_Rates	-3.1043	0.023	-136.49	0	0.055	-3.163	-3.046
	YearMonth_enco ded	4.6526	0.04	115.655	0	0.045	4.549	4.756
	HSP_index	-0.8101	0.039	-20.993	0	104.855	-0.909	-0.711
4	SDT_index	-5.0977	0.038	-132.662	0	0.445	-5.197	-4.999
	IR	-6.3749	0.051	-125.013	0	0.006	-6.506	-6.244
	UR	-3.6309	0.026	-137.941	0	0.002	-3.699	-3.563
	Floor	1.4547	0.016	89.271	0	0.026	1.413	1.497

부록 - 통계 분석

Officetel 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	s 독립변수 회귀계수 S.E. Wald p(유의혹	n / O 이 하르\	OR	99% 신	뢰구간			
	국법전구	최미계구	3.L.	vvalu	ᅡ(ㅠㅋㅋ잘)	(오즈비)	하한	상한
	Population	-0.1366	0.007	-18.611	0	0.872	-0.156	-0.118
	Crime_Rates	0.0291	0.007	4.11	0	1.03	0.011	0.047
	YearMonth_enco ded	0.4018	0.009	44.858	0	1.495	0.379	0.425
1	HSP_index	-0.4685	0.008	-55.121	0	0.626	-0.49	-0.447
	SDT_index	0.088	0.009	9.475	0	1.092	0.064	0.112
	IR	-0.0199	0.011	-1.735	0.083	0.98	-0.05	0.01
	UR	-0.0391	0.008	-5.167	0	0.962	-0.059	-0.02
	Floor	0.0414	0.006	6.397	0	1.042	0.025	0.058
	Population	-0.252	0.008	-33.144	0	0.777	-0.272	-0.232
2	Crime_Rates	-0.2329	0.008	-28.603	0	0.792	-0.254	-0.212
	YearMonth_enco ded	0.6472	0.01	61.978	0	1.91	0.62	0.674

부록 - 통계 분석

Officetel 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald	n / O 이 하르\	우의확률) OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
전세기 Class	7827	24 11 11 1	3.L.	vvalu	ᅡ(ㅠㅋㅋ잘)		하한	상한
	HSP_index	-1.0736	0.01	-107.96	0	0.342	-1.099	-1.048
	SDT_index	-0.2494	0.01	-25.804	0	0.779	-0.274	-0.224
2	IR	-0.7263	0.014	-51.548	0	0.484	-0.763	-0.69
	UR	-0.0367	0.008	-4.599	0	0.964	-0.057	-0.016
	Floor	-0.0858	0.007	-12.129	0	0.918	-0.104	-0.068
	Population	0.2088	0.008	27.218	0	1.232	0.189	0.229
	Crime_Rates	-0.0909	0.009	-9.943	0	0.913	-0.114	-0.067
3	YearMonth_enco ded	1.0304	0.011	92.489	0	2.802	1.002	1.059
	HSP_index	-0.3933	0.009	-43.591	0	0.675	-0.416	-0.37
	SDT_index	0.0395	0.01	3.903	0	1.04	0.013	0.066
	IR	-0.2354	0.013	-17.718	0	0.79	-0.27	-0.201
		•			•	•	•	

부록 - 통계 분석

Officetel 전세가별 독립변수들의 통계량

74 UI74 Ol	드리버스	회귀계수	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
전세가 Class	독립변수						하한	상한
3	UR	0.1105	0.008	14.271	0	1.117	0.091	0.13
3	Floor	0.0197	0.007	2.892	0.004	1.02	0.002	0.037
	Population	-0.202	0.009	-22.203	0	0.817	-0.225	-0.179
	Crime_Rates	-1.3403	0.016	-84.006	0	0.262	-1.381	-1.299
	YearMonth_enco ded	1.7522	0.015	120.505	0	5.767	1.715	1.79
	HSP_index	-0.7354	0.013	-58.641	0	0.479	-0.768	-0.703
4	SDT_index	0.377	0.013	28.665	0	1.458	0.343	0.411
	IR	-0.2796	0.02	-13.64	0	0.756	-0.332	-0.227
	UR	0.4174	0.009	45.522	0	1.518	0.394	0.441
	Floor	-0.5651	0.008	-67.73	0	0.568	-0.587	-0.544

부록 - 통계 분석

Townhouse 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
전세기 Class							하한	상한
	Population	0.6509	0.01	65.185	0	1.917	0.625	0.677
	Crime_Rates	0.4193	0.01	44.092	0	1.521	0.395	0.444
	YearMonth_enco ded	1.7948	0.023	76.829	0	6.018	1.735	1.855
1	HSP_index	-1.0262	0.023	-45.488	0	0.358	-1.084	-0.968
	SDT_index	0.2602	0.013	19.897	0	1.297	0.227	0.294
	IR	0.5075	0.014	35.172	0	1.661	0.47	0.545
	UR	0.3526	0.009	37.37	0	1.423	0.328	0.377
	Floor	0.0725	0.008	9.024	0	1.075	0.052	0.093
2	Population	-7.1568	0.408	-17.539	0	0.001	-8.208	-6.106
	Crime_Rates	6.3095	0.161	39.301	0	549.753	5.896	6.723
	YearMonth_enco ded	-20.6099	3.231	-6.379	0	0	-28.933	-12.287

부록 - 통계 분석

Townhouse 전세가별 독립변수들의 통계량

전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	99% 신뢰구간	
EMPT Class	7	최기계구	O.L.	vvalu	P(π-1=2)		하한	상한
	HSP_index	362.7142	17.218	21.065	0	3.35E+157	318.362	407.066
	SDT_index	31.5697	1.11	28.447	0	5.13531E+13	28.711	34.428
2	IR	87.375	2.667	32.766	0	8.84E+37	80.506	94.244
	UR	12.3919	0.864	14.342	0	240841.239	10.166	14.617
	Floor	2.6607	0.135	19.763	0	14.307	2.314	3.008
	Population	-0.6846	0.1	-6.851	0	0.504	-0.942	-0.427
	Crime_Rates	4.4764	0.121	37.011	0	87.917	4.165	4.788
3	YearMonth_enco ded	117.8526	3.575	32.968	0	1.52E+51	108.645	127.061
, c	HSP_index	-38.8477	1.708	-22.742	0	0	-43.248	-34.448
	SDT_index	23.8996	0.884	27.044	0	2.39587E+10	21.623	26.176
	IR	10.8796	1.064	10.222	0	53081.064	8.138	13.621

부록 - 통계 분석

Townhouse 전세가별 독립변수들의 통계량

	전세가 Class	독립변수	회귀계수	S.E.	Wald	p (유의확률)	OR (오즈비)	OR 99% 신뢰구간	
	전세기 Class	속답변수	최귀계구	J.E.	vvalu	P(규크릭할)		하한	상한
	3	UR	10.8816	0.681	15.989	0	53190.779	9.129	12.635
		Floor	-12.2244	0.23	-53.041	0	0	-12.818	-11.631

부록 - 모델 생성 및 학습

Random Forest

▼ 다수의 결정 트리를 생성 데이터 일부를 무작위로 선택하여 트리를 구성 ✓ 부트스트랩 샘플링을 사용하여 각 트리를 학습

모든 트리의 예측을 결합하여 최종 예측을 수행

XGBoost

LightGBM

KNN

☑ 그레디언트 부스팅 알고리즘의 한 종류 ☑ 결정 트리를 기반으로 한 모델

목적 함수를 최소화, 모델의 과적합을 피하도록 도움 ☑ 리프 중심(Leaf-Wise) 방식으로 수행

✓I 결정 트리를 기반으로 한 모델 ☑ 조기 종료 기능을 지원

☑ 분산 학습 및 병렬 처리를 지원

근접 이웃 기반 예측

주어진 데이터 포인트와 이웃 데이터 포인트 간의 거리를 측정, 가장

가까운 이웃을 찾음 이웃의 수(K)를 조절하여 모델의 성능을 조절 Ensemble Model

☑ 여러 개의 기본 모델을 조합하여 예측 모델을 만드는 머신 러닝 기법

다수결 원칙에 기반으로 다른 모델을 합쳐서 예측을 수행, 각 모델의 예측 결과를 조합, 최종 예측을 만듦

대표적인 앙상블 모델로 배깅(Bagging), 부스팅(Boosting), 스태킹(Stacking)

부록 - 모델 생성 및 학습

LSTM

- 게이트라고 불리는 특별한 구조를 사용

GRU

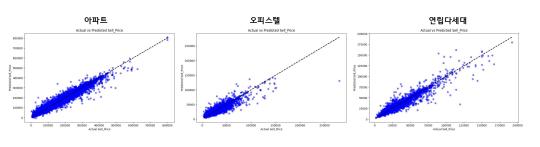
- RNN의 장기 의존성 문제를 해결하고자 고안된 순환 신경망 아키텍처
- ✓ LSTM보다 더 간단한 구조
- 시계열 데이터, 자연어 처리 등다양한 시퀀스 데이터 처리 작업에 사용

FNN

- ☑ 뉴런 모델을 기반
- 핵심은 뉴런 간의 연결 가중치와 활성화 함수
- ▼ 학습 데이터를 사용하여 가중치를 조정하여 원하는 작업을 수행

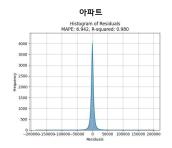
성능 평가 - 모델 성능 검증

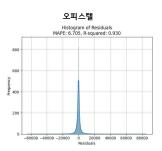
판매 가격 예측

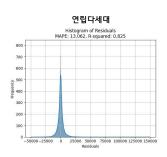


성능 평가 - 모델 성능 검증

Residuals







부록 - 전세가율 분석

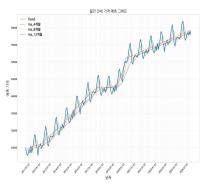
성주한. (2023). 아파트 전세가율의 변동이 아파트 매매가격에 미치는 영향에 관한 연구. Journal of Real Estate Analysis, 9(2), 95-120.

		모형 2
	변수	수도권(FE) 모형
		Coef.
	L0. 아파트 전세가격	1.019***
부동산 특성	L24. 아파트 전세가격	-0.116***
-10	아파트 미분양	0.000***
	회사채수익률	-0.326***
거시경제 특성	M2	0.002***
-10	소비자 물가지수	0.414***
	LO. 아파트 전세가율	-0.580***
	L24. 아파트 전세가율	0.069***
전세가율	LO. 아파트 전세가율 70%대	0.508***
변화 특성	L24. 아파트 전세가율 70%대	-0.850***
	LO. 아파트 전세가율 80%대	1.237***
	L24. 아파트 전세가율 80%대	-0.145

Main_app.py



Prophet 활용한 전세가격 예측통계



LightGBM 활용한 전세계약 안전성 평가



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / Home / 주변 인프라 탐색 기능 구현



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

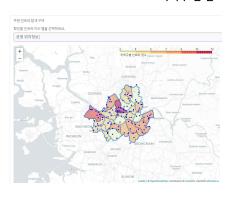
안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / Home / 자치구 별 인프라 현황 시각화





부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / Home / 경기 변동 추이 시각화



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / 전세 가격 예측 / 예측 모델 구현



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / 전세 가격 예측 / 예측 모델 구현



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / 전세 가격 예측 / 예측 모델 데이터 프레임화



Visualize_Predictions_Section

Apart Plot Officetel Plot Townhouse Plot

아파트 전세 가격 예측 시각화

부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / 전세 가격 예측 / 예측 모델 시각화



부록 - Streamlit 서비스 구현

홈페이지

가격 예측

안전성 평가

제공자

메뉴 구성



Streamlit / 전세 안전성 예측 / 전세사기 예방 가이드라인

전세사기 예방 가이드라인

	사이트 이름	가이드	사이트 주소
0	건축행정시스템 세움터	계약 전 → 주택상태(불법 무허가주택 여부)확인	http://cloud.eais.go.kr
1	대법원인터넷 등기소	계약 전 > 선순위 권리관계 확인, 근저당 등 권리관계 확인	http://www.iros.go.kr
2	홈텍스	계약 중 -> 임대인 세금 체납 여부 확인	https://www.hometax.go.kr/
3	위텍스	계약 중 → 임대인 세금 체납 여부 확인	https://www.wetax.go.kr
4	부동산거래관리시스템	계약 중 → 주택임대차 표준계약서 확인, 주택임대차 계약 여부 신고하기	https://rtms.molit.go.kr/
5	대법원인터넷 등기소	계약 중 -> 등기 상 권리관계 재확인	http://www.iros.go.kr
6	정부24	계약 후 → 전입 신고하기	http://gov.kr
7	HUG(주택도시보증공사)	계약 후 → 전세보증금반환보증 보험가입	https://www.khug.or.kr/index.jsp
8	HF(한국주택금융공사)	계약 후 → 전세보증금반환보증 보험가입	https://www.hf.go.kr/ko/index.do
9	SGI(서울보증)	계약 후 → 전세보증금반환보증 보험가입	https://www.sgic.co.kr/chp/main.mve

참고문헌

뉴스기사

- . 윤종은(2023.07.18) "전세사기 막을 보완 대책 시급"(오마이뉴스) https://omn.kr/24uhx
- . 심민규(2023.08.02) 무자본 갭투자로 126채 산 뒤 전세보증금 250억 편취한 일당(연합뉴스) https://www.yna.co.kr/view/AKR20230802045200060
- . 박형기(2023.08.28) 파월은 물론 연준 간부들 잇달아 추가 금리인상 시사(뉴스1) https://www.news1.kr/articles/5152515
- . 우경희(2023.08.29) 中 부동산위기 진앙지 형다, 상반기만 6조 손실..."주식 거래재개"(머니투데이) https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2023082809170892576

논문

- Cihan Çılgın, Hadi Gökçen. (2023). Machine learning methods for prediction real estate sales prices in Turkey. Journal of Construction, 22(1), 163-177.
- Aswin Sivam Ravikumar. (2017). Real Estate Price Prediction Using Machine Learning. National College of Ireland.
- . Moritz Stang. (2023). Real Estate Valuation in the Age of Artificial Intelligence Modern Machine Learning Algorithms and their Application in Property Appraisal. IREBS.
- Ping-Feng Pai and Wen-Chang Wang. (2020). Using Machine Learning Models and Actual Transaction Data for Predicting Real Estate Prices. MDPI, 10, 5832. 성주한. (2023). 아파트 전세가율의 변동이 아파트 매매가격에 미치는 영화에 관한 연구. Journal of Real Estate Analysis. 9(2), 95-120.
- 정수만. (2023). 아파트 전세가율의 먼동이 아파트 매매가격에 미지는 영향에 받안 면구 Journal of Real Estate Analysis, 9(2), 95-120.
- 김학현, 유한규, and 오하영. (2023). 딥러닝과 머신러닝을 이용한 아파트 실거래가 예측. 정보처리학회논문지. 소프트웨어 및 데이터 공학, 12(2), 59-76.
- Yadav, S., Dhanda, N., Sahai, A., Verma, R., Pandey, S. (2023). Real Estate Price Prediction Using Machine Learning. In: Sarkar, D.K., Sadhu, P.K., Bhunia, S., Samanta, J., Paul, S. (eds) Proceedings of the 4th International Conference on Communication, Devices and Computing, ICCDC 2023. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 1046. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-
- Trunchianonal Contenence on Communication, Devices and Computing, ICCDC 2023, Lecture Notes in electrical Engineering, vol. 1040. Springer, Singapore, <u>International Contenence</u> 2710-49
- 고주형 and 강명구. (2019). 부동산 가격 요인과 가격상승률 요인 비교 연구: 서울시 재건축 아파트를 중심으로. 부동산학연구, 25(2), 7-22.
- 최남진. (2023). 초과 유동성과 전국 아파트 가격 간의 관계에 대한 연구. 부동산분석, 9(1), 195-210.
- 김은미. (2022). 거시경제변수가 지역 별 아파트 전세가격에 미치는 영향 및 예측모델 구축에 관한 연구. 지적과 국토정보, 52(2), 211-231.
- M Sri Rangan, W. (2023) Creating accurate valuation models for real estate properties.
- Prof. Dr. Sven Bienrt 등 16명 (2023) Real Estate Valuation in the Age of Artificial Intelligence Modern Machine Learning Algorithms and their Application in Property Appraisal

출처

- 남녀 픽토그램 https://kr.freepik.com/free-vector/flat-design-male-female-
- symbols, 22340731 htm#query=%F8%82%A8%F8%85%80%20%FD%94%BD%FD%86%A0%FA%B7%B8%FB%9F%A8&position=15&from_view=keyword&track=ais
- 많은 문제 픽토그램 https://pixabay.com/kp/vectors/%FC%84%B8%FC%85%98-%FA%B3%BC%FD%95%99-%FD%94%BD%FD%86%A0%FA%B7%B8%FB%9F%A8-%FD%94%BC%FB%A1%9C-1989711/
- 종이 자르기 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/cut
 - paper_4224992?term=%EC%A2%85%EC%9D%B4+%EC%9E%90%EB%A5%B4%EA%B8%B0&page=1&position=2&origin=search&related_id=4224992
- 주소 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/location 4985945?term=%EC%A3%BC%EC%86%8C&page=1&position=18&origin=search&related id=4985945
- 병합 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/merge 1831973?term=%EB%B3%91%ED%95%A9&page=1&position=1&positio
- 예측 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/prediction 5856929?term=%EC%98%88%EC%B8%A1&related id=5856929
- 모델링 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/3d-modeling 3112363?term=%EB%AA%A8%EB%AD%B8%EB%A7%81&page=1&position=2&prigin=search&related_id=3112363
- 인프라 픽토그램 https://www.flaticon.com/kr/free-icon/infrastructures 11930238?term=%EC%9D%B8%ED%94%84%EB%9D%BC&page=1&position=12&origin=search&related id=11930238 not 템플릿 http://pptbizcam.co.kr/?p=6897
- 서울 전세 실거래: 서울 열린 데이터 광장 (https://data.seoul.go.kr/datal.ist/OA-21276/S/1/datasetView.do.)
- 서울 매매 실거래: 서울 열린 데이터 광장 (https://data.seoul.go.kr/dataList/OA-21275/S/1/datasetView.do)
- 기준 금리: 한국은행 경제통계시스템 (https://ecos.bok.or.kr/#/SearchStat)
- 실업률:서울 열린 데이터 광장 (https://data.seoul.go.kr/dataList/59/S/2/datasetView.do)
- 전세수급동향: 공공데이터포털 (https://www.data.go.kr/data/15102751/fileData.do)
- 지하철역 위치·레일포털 (https://data.kric.go.kr/rips/)
- 학교(초, 중, 고등학교) 위치·학구도안내서비스 (https://schoolzone.emac.kr/publicData/publicDataView.do)
- 대학 위치: 공공데이터포털 (https://www.data.go.kr/data/15052369/fileData.do)
- 인구수: 서울 열린 데이터 광장 (https://data.seoul.go.kr/dataList/10043/S/2/datasetView.do?stcSrl=10043)
- 경기종합지수: 국가통계포털
- (https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgld=1018tblId=DT_1C80158yw_cd=MT_ZTITLE&list_id=J1_1&segNo=&lang_mode=ko&language=kor&obi_var_id=&irm_id=&conn_path=MT_ZTITLE