서울아파트실거래가예측5조

팀 이름 입력 팀원 이름 입력

Content

- 01. 팀원 소개
- 02. 대회 소개
- 03. Data Description
- 04. Modeling
- 05. 결과
- 06. 경진대회 진행 소감

 01

 팀원소개



마서연

형

- 도메인 지식 획득 및 가설검정
- 탐색적데이터분석(EDA)
- 모델링
- 검증



김정우

력 역

- 도메인 지식 획득 및 가설검정
- 탐색적데이터분석(EDA)
- 모델링
- 검증

주남정

<u>항</u> 명

- 탐색적데이터분석(EDA)
- 외부데이터 수집
- 데이터 전처리
- 데이터베이스 저장 및 관리



김윤환

역할

- 탐색적 데이터 분석(EDA)

02

대회소개

(모든 조가 공통적으로 발표하는 내용이니 간단하게 해주시면 됩니다.)



서울 아파트 실거래가 예측 대회

대회목표

- Data와 Baseline_Code를 바탕으로 서울의 아파트의 해당 시점의 매매 실거래가를 예측
- 예측된 값과 실제 값 간의 평균 편차를 최소화
- 회귀모델이 예측값과 실거래가과의 차이를 잘 설명하는지 측정

평가 지표란?

- 모델의 성능을 평가하기 위해 사용하는 수단.
- 예측값과 실제값 간의 차이를 수치로 표현하여 모델의 정확도를 판단.

왜 중요한가?

• 적절한 평가 지표를 선택해야 모델의 성능을 정확히 평가하고 개선 방향을 제시할 수 있음.

회귀 모델의 대표적인 평가 지표

- MAE (Mean Absolute Error)
- MSE (Mean Squared Error)
- RMSE (Root Mean Squared Error)

$$Target_1 = 10, \quad Pred_1 = 12$$

$$Target_2 = 15, \quad Pred_2 = 14$$

$$Target_3 = 20, \quad Pred_3 = 18$$

$$Target_4 = 25, \quad Pred_4 = 22$$

$$Target_5 = 30$$
, $Pred_5 = 25$

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

$$RMSE = \sqrt{rac{1}{5}\left((10-12)^2+(15-14)^2+(20-18)^2+(25-22)^2+(30-25)^2
ight)}$$

$$RMSE = \sqrt{rac{1}{5}(4+1+4+9+25)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{43}{5}}$$

 $RMSE \approx 2.93$

RMSE란?

• 예측값과 실제값의 차이를 제곱한 값의 평균을 구한 후 제곱근을 취한 값.

특징

- •오차에 민감하여 큰 오차에 더 큰 페널티를 부여함.
- •값이 작을수록 모델 성능이 우수함을 의미.

- •해석
- •예측값과 실제값 사이의 평균적인 오차 크기를 나타냄.
- •큰 오차에 민감해 세밀한 평가 가능.



Data Description

목적

아파트 실거래가 예측

구성

총 데이터 수 :1,118,821건

변수 수: 54개 변수

주요 변수: 시군구, 아파트명, 전용면적, 계약년월, 층, 건축년도, 도로명, 거래유형, K_난방방식, K_단지 종류 등 특징

- 1. 결측치 다수 존재
- 2. 데이터 분포 다양

데이터의 기초 통계 및 정보 요약

전용면적

- 평균: 71.5㎡, 중위수: 59.9㎡
- 최소 최대: 14.0㎡ 273.9㎡
- 표준편차: 30.2m²

•거래금액(target):

- 평균: 7.5억원, 중위수: 6.2억원
- 최소 최대: 0.5억원 65억원
- 표준편차: 5.6억원

층수:

- 평균: 9.7층, 중위수: 8층
- 최소 최대: 지하 6층 지상 80층
- 표준편차: 7.8층

• 결측치 현황

- 'k 난방방식' 결측치 비율: 약 78%
- 주요 변수들의 결측치 비율 표기

건축년도:

- 평균: 1999년, 중위수: 2003년
- 최소 최대: 1966년 2021년
- 표준편차: 10.5년

•데이터 상관관계:

- 전용면적과 거래 금액: 양의 상관관계
- 층수와 거래 금액: 약한 양의 상관관계
- 건축년도와 거래 금액: 최근일수록 가격 상승

층수 영향 분석

- 지하층 데이터는 가격대가 낮음
- 지하여부 변수 추가로 RMSE 소폭 감소

재건축 조건 분석

• 재건축 연한만으로는 가격 상승 영향 미미

이상치 처리

전용면적 상한을 122.92㎡ →
 280㎡으로 수정하여 RMSE 감소

Feature Importance 분석 결과

• 'k_난방방식'이 가격 예측에 중요한 변수로 확인

DB 활용

MariaDB/MySQL에 데이터 적재하여 관리

변수 조정

- 전용면적 이상치 상한 수정으로 모델 성능 향상
- 지하여부 변수 추가로 성능 개선

결측치 처리

• 외부데이터와 조인하여 'k_난방방식' 보완

이상치 제거

• IQR 사용하여 실거래가 이상치 제거 시 RMSE 증가로 제외

서울시 Open API

• 공동주택 아파트 정보를 통해 'k_난방방식', 'k_단지분류' 결측치 보완

경제 지표 추가

• 금리와 1인당 총국민소득 데이터를 신규 변수로 추가

효과

추가된 변수들이 모델의 예측 성능 향상에 기여

Feature Engineering

신규 변수 생성

- 지하여부: 지하층 여부를 나타내는 변수
- 재건축연한여부: 재건축 가능 연한 충족 여부

변수 조정

• 전용면적 이상치 상한 수정으로 RMSE 절반 감소

효과 분석

- 지하여부 변수는 RMSE 소폭 감소에 기여
- 최고층 변수는 영향도 낮아 제외

주요 변수 선정

• Feature Importance 기반으로 영향도 높은 변수 선택

변수 제거

 모델 성능에 부정적 영향 또는 영향도 낮은 변수 제거

결과

- 'k_난방방식' 등 중요한 변수 중심으로 모델 구성
- 불필요한 변수 제거로 모델 효율성 향상

EDA의 중요성

피드백 적용 사항

멘토님 조언: 머신러닝에서 좋은 성과를 위해서는 EDA라는 기초공사가 중요

• 데이터에 대한 깊은 이해가 모델 성능 변수 탐색과 선택에 시간 투자 향상의 핵심 요소

- EDA 수행으로 데이터의 특성 파악
 - 데이터 분포, 결측치, 이상치 등 상세 분석

- 중요한 변수 식별 및 불필요한 변수 제거
- 외부데이터 활용 방안 모색
 - 추가적인 인사이트를 얻기 위한 다양한 데이터 소스 검토

얻은 인사이트

- EDA를 통한 문제 정의 명확화
 - 데이터의 문제점을 사전에 파악하여 효과적인 전처리 가능
- 모델링 이전 단계의 중요성 인식
 - 데이터 이해와 전처리가 모델 성능에 직접적인 영향을 미침



최종 순위 및 평가지표 결과

Leaderboard [final] Leaderboard [mid] The final ranking of the competition may change because the remaining evaluation dataset that was not used for C Refresh the remaining scoring will be used. Last update: 2024.09.13 13:37:15 Team Name Team Member RMSE Rank Entries Final S 민석 성범 통호 ML 6조 오 25 12h 10624.0663 ML 4조 오 2 41 3h 11929.9130 ML 1조 오 3 58 37m 12518.1396

ML 7조 👽 12917.0588 51 48m ML 2조 👽 13150.1735 47 1h ML 3조 13684.9428 16 47m ML 5조 18373.8542 11 3d 남진우(운영진) 34223.5885 8 1w





06

그룹 스터디 진행 소감

협업 경험

- 팀원들과의 협업을 통해 다양한 관점 공유
- 협업을 통한 문제 해결 시도

시간 부족으로 인한 아쉬움

- 각자의 일정으로 프로젝트에 충분히 몰입하지 못함
- 이로 인한 성적 저조 발생

향후목표

- 효과적인 시간 관리와 우선순위 설정으로 성과 향상 도모
- 다음에는 더 적극적인 참여로 더 나은 결과 달성 목표

Q&A

감사합니다.