

# Store sales

Time Series Forecasting

Team Attention

유수빈, 장수경, 김범모, 오성준, 배상일

# CONTENTS

## 1. 프로젝트 개요

- 1-1 대회 정보
- 1-2 평가 지표
- 1-3 테이블 정의
- 1-4 대시보드 소개
- 1-5 팀 구성 및 역할

## 3. 통계 / 머신러닝

- 3-1 소개
- 3-2 탐색적 자료 분석
- 3-3 데이터 전처리
- 3-4 모델링
- 3-5 모델 평가 및 예측

## 5. 자체 평가

- 5-1 한계점 및 발전 가능성

## 2. 수행 절차 및 방법

- 2-1 개발 환경
- 2-2 수행 절차
- 2-3 수행 기간
- 2-4 순서도

## 4. 대시보드

- 4-1 소개
- 4-2 데이터
- 4-3 탐색적 자료 분석
- 4-4 통계 분석

## 6. 참고문헌

01

## 프로젝트 개요

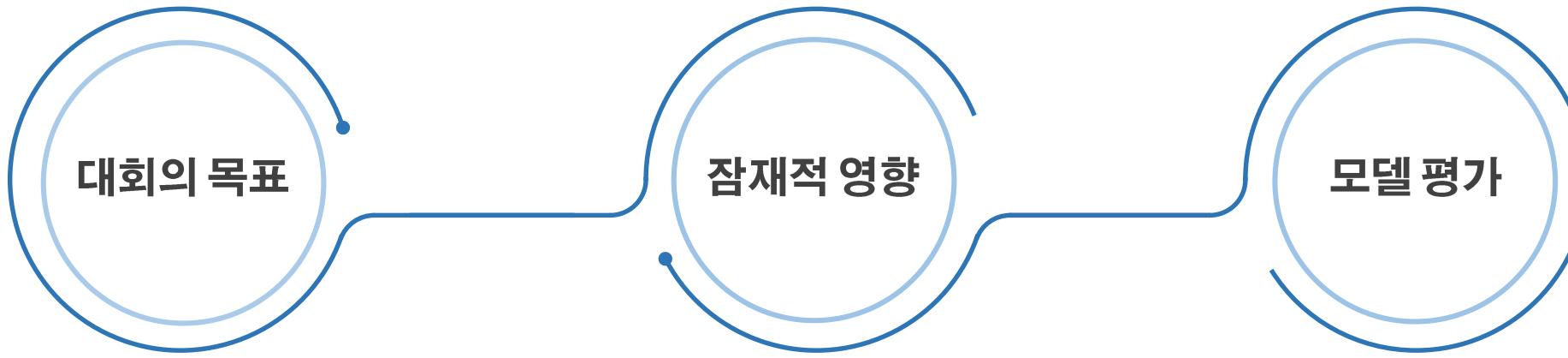
1-1 대회 정보

1-2 평가 지표

1-3 테이블 정의

1-4 대시보드 소개

1-5 팀 구성 및 역할



시계열 알고리즘을 사용하여 에콰도르  
식료품 소매업체 매출 예측

매출에 영향을 주는 주 요소 파악 및  
매출 증가

Root Mean Squared  
Logarithmic Error

## 대회의 평가 지표 : *Root Mean Squared Logarithmic Error*

RMSLE는 다음과 같이 계산합니다.

$$\text{RMSLE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(1 + \hat{y}_i) - \log(1 + y_i))^2}$$



### RMSLE

예측 값과 실제 값의 로그 차이를 측정하여, 평균 제곱 오차(MSE)와 비슷한 방식으로 계산됩니다.

RMSLE를 사용하면 예측 값과 실제 값의 오차를 측정하며 이를 통해 모델의 성능을 평가할 수 있습니다.

- n: 총 인스턴스의 수
- $\hat{y}_i$ : 인스턴스 i에 대한 **예측된 타겟 값**
- $y_i$ : 인스턴스 i에 대한 **실제 타겟**
- log: 자연로그

### ◆ Dataset Description

이 대회에선 에콰도르에 위치하고 있는 Favorita 상점에서 판매되는 수천 개의 제품군의 매출을 예측할 수 있습니다.

train.csv	상점 번호, 제품군, 프로모션 및 목표 매출로 구성된 시계열 기능으로 구성된 데이터
test.csv	학습 데이터와 동일한 테스트 데이터
store.csv	상점 메타데이터
oil.csv	일일 유가
holidays_events.csv	휴일 및 이벤트 데이터

# 대회를 진행한 내용을 웹 서비스로 구현하는 작업을 진행

## INTRO

## DATA

## Exploratory Data Analysis

## STAT



01

대회 정보

02

데이터셋 정보

03

탐색적 자료 분석

04

통계 분석

**김범모**

- 데이터 전처리
- 시계열 예측 및 평가
- 통계분석

**오성준**

- EDA
- 머신러닝 모델 구현 및 평가
- 대시보드 웹 서비스 구현

**유수빈**

- 데이터 전처리
- 머신러닝 모델 평가

**배상일**

- 통계 분석
- 대시보드 웹 서비스 구현

**장수경**

- EDA
- 머신러닝 모델링



02

## 수행 절차 및 방법

2-1 개발 환경

2-2 수행 절차

2-3 수행 기간

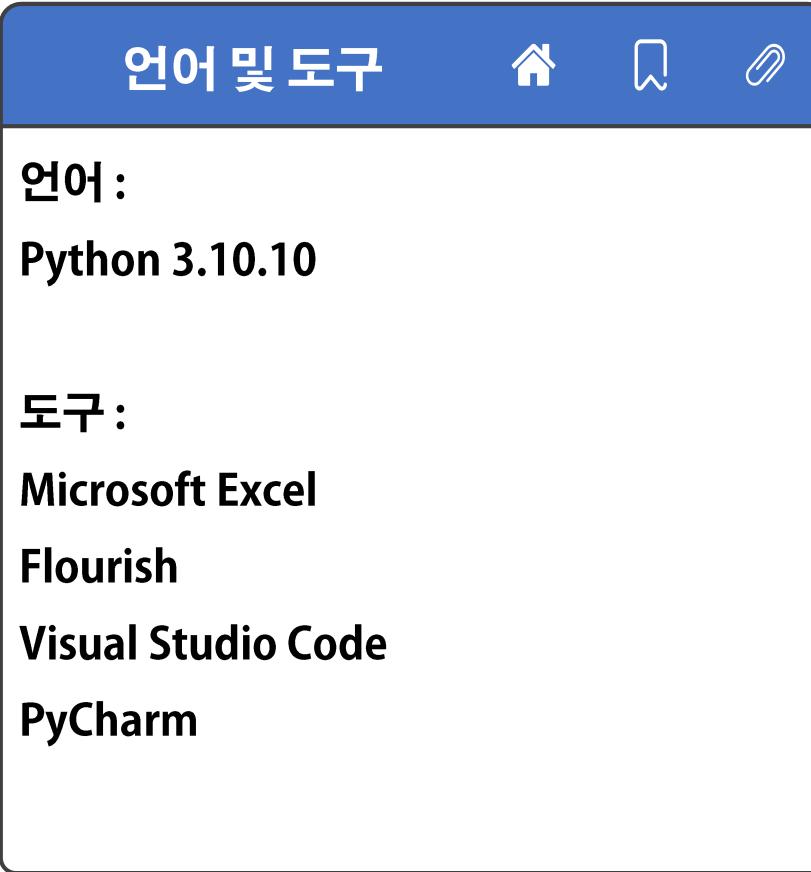
2-4 순서도

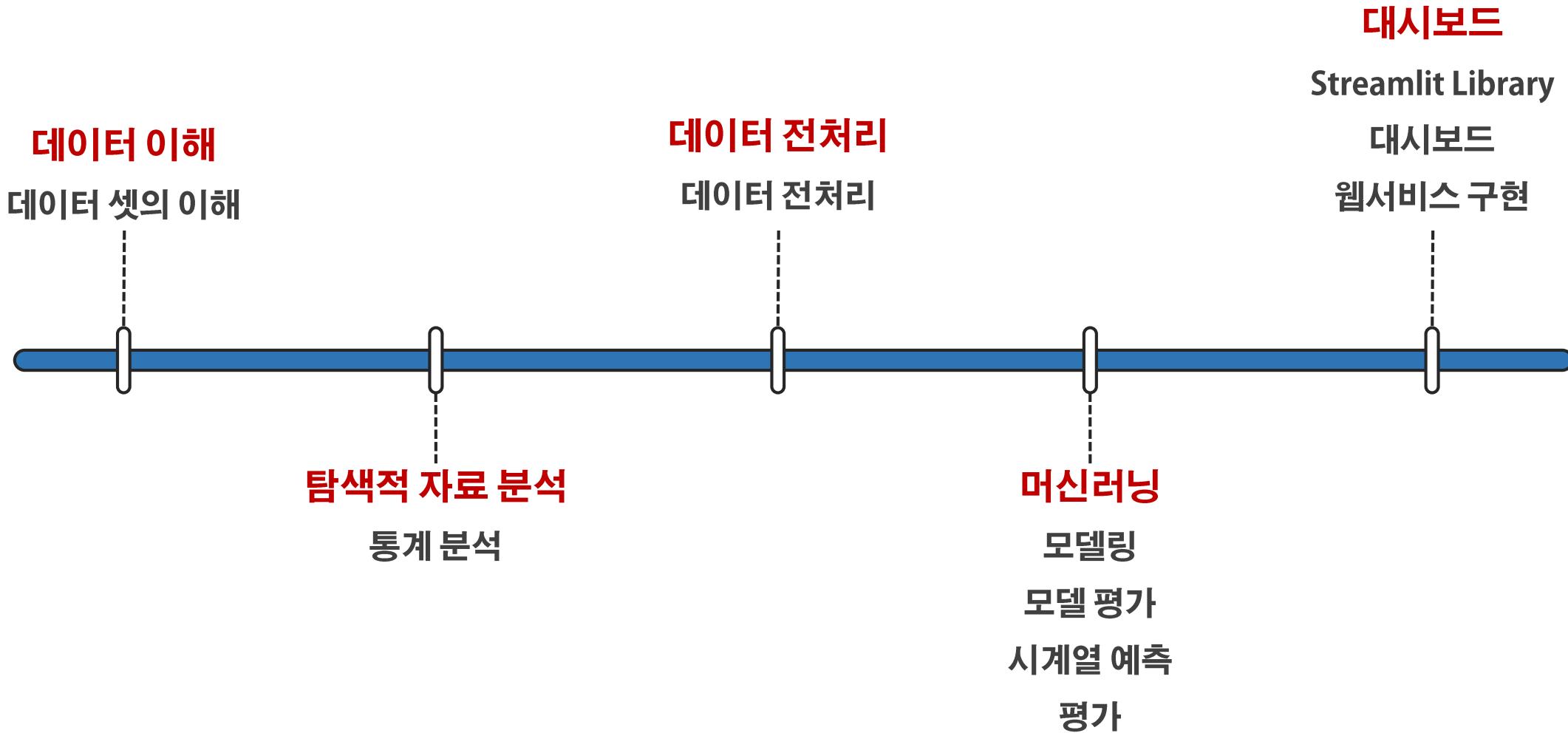
개발 환경

수행 절차

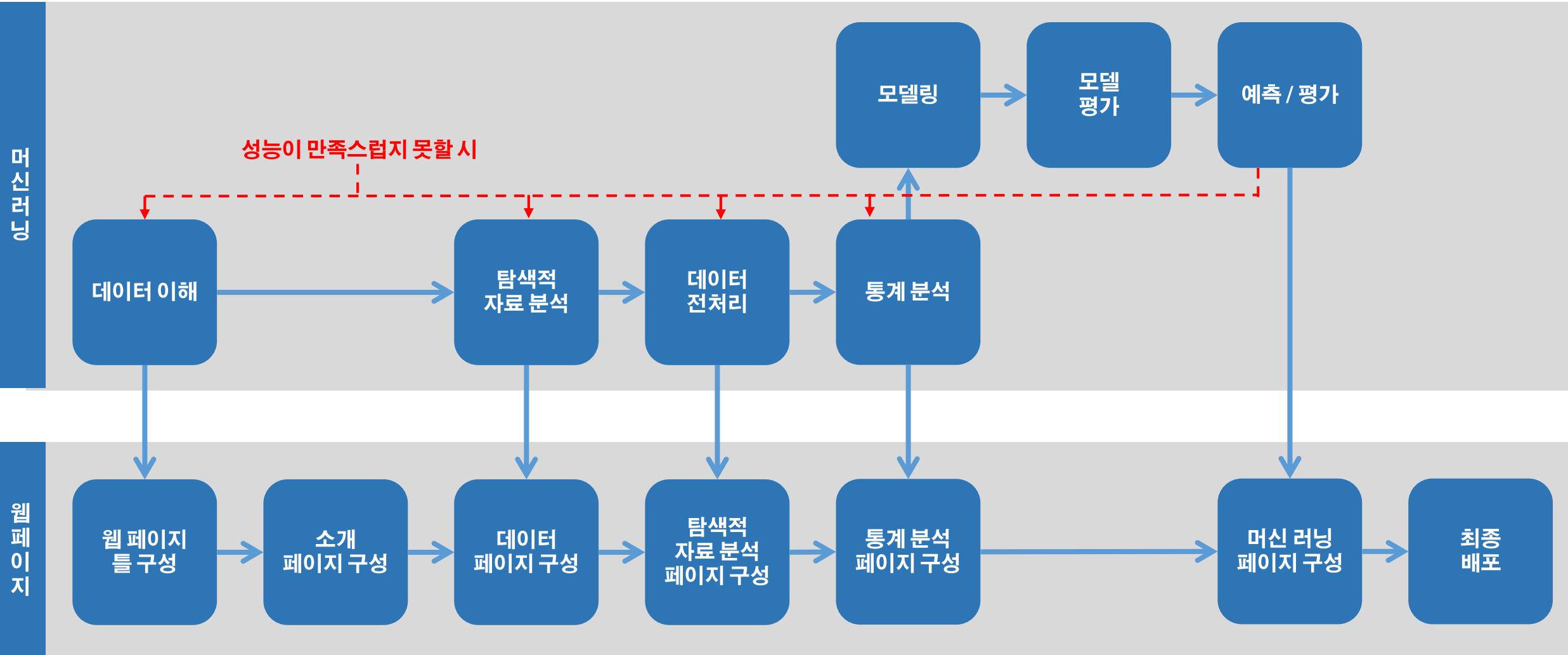
수행 기간

순서도





## 프로젝트 수행 기간(5월)



03

---

## 통계 / 머신러닝

3-1 소개

3-2 탐색적 자료 분석

3-3 데이터 전처리

3-4 모델링

3-5 모델 평가 및 예측

소개

탐색적 자료 분석

데이터 전처리

모델링

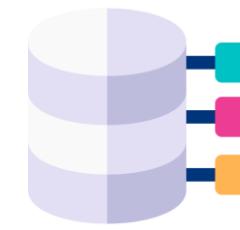
모델 평가 및 예측



EDA



데이터 전처리



모델링



예측 / 평가

매출 패턴 파악

이상치 제거

거래량 패턴 파악

결측값 전처리

매출과 거래량의 상관 관계 파악

더미 전처리

매출 추세, 계절성 패턴 파악

지연값 전처리

선형 회귀 분석 및 시각화

유가 정보에 따른 매출 패턴 파악

추세 전처리

매장별 제품별 매출  
예측 및 성능 평가

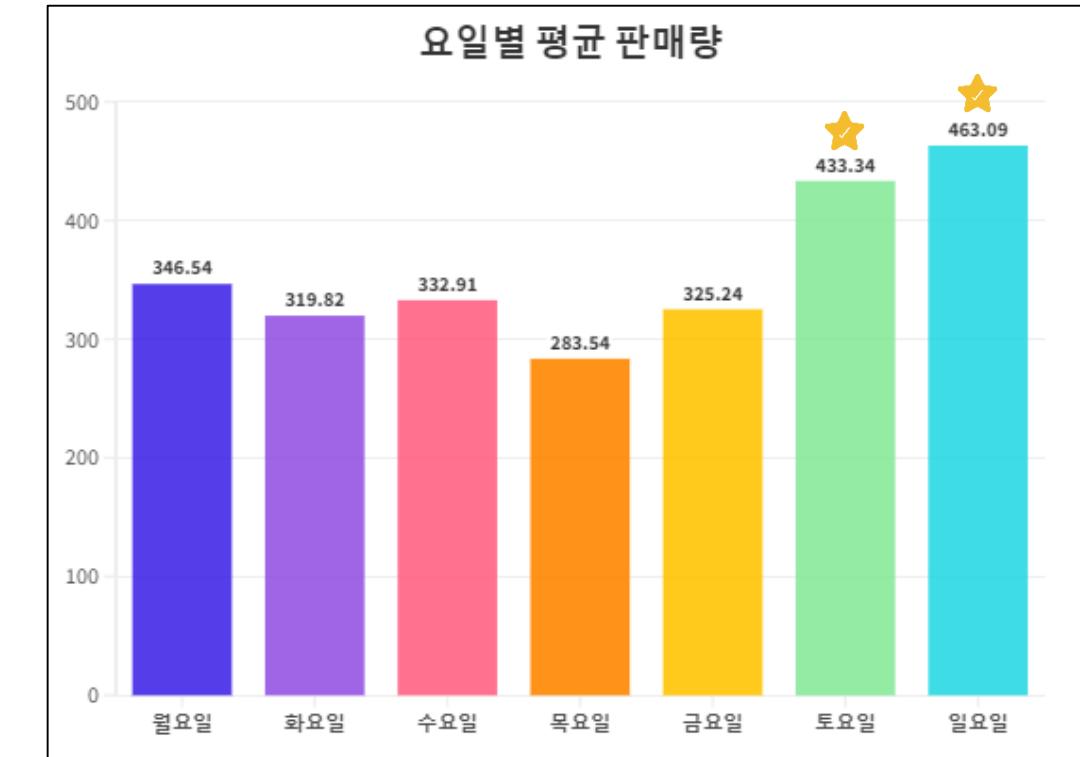
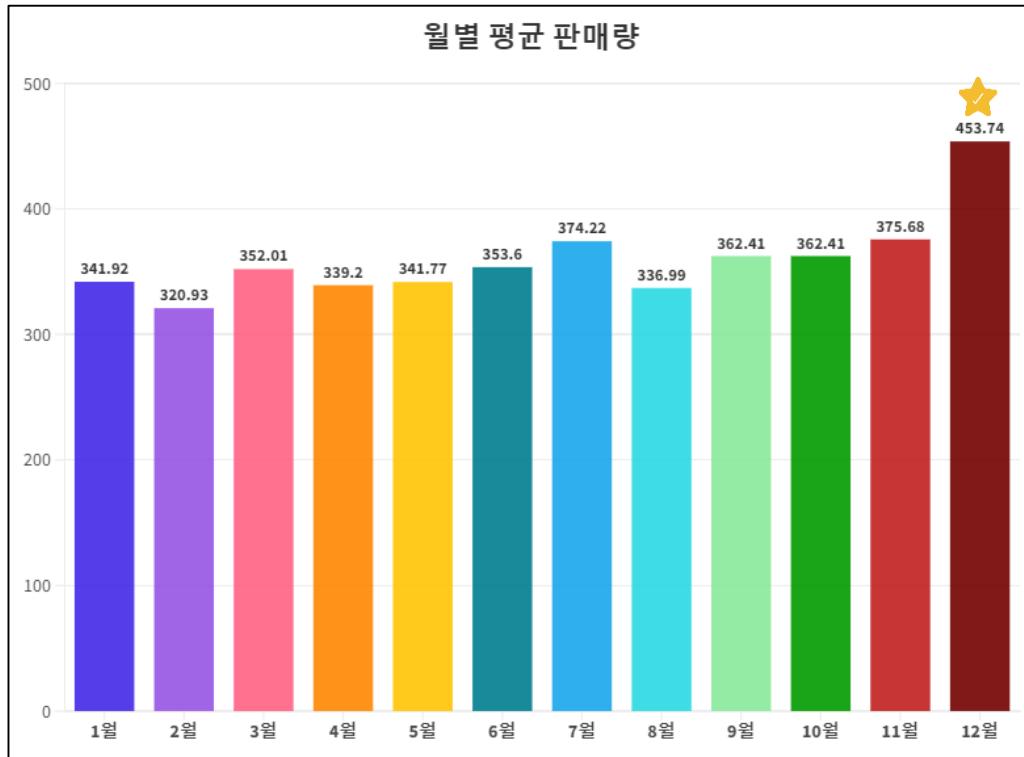
휴일 정보에 따른 평균 매출 비교

계절성 전처리

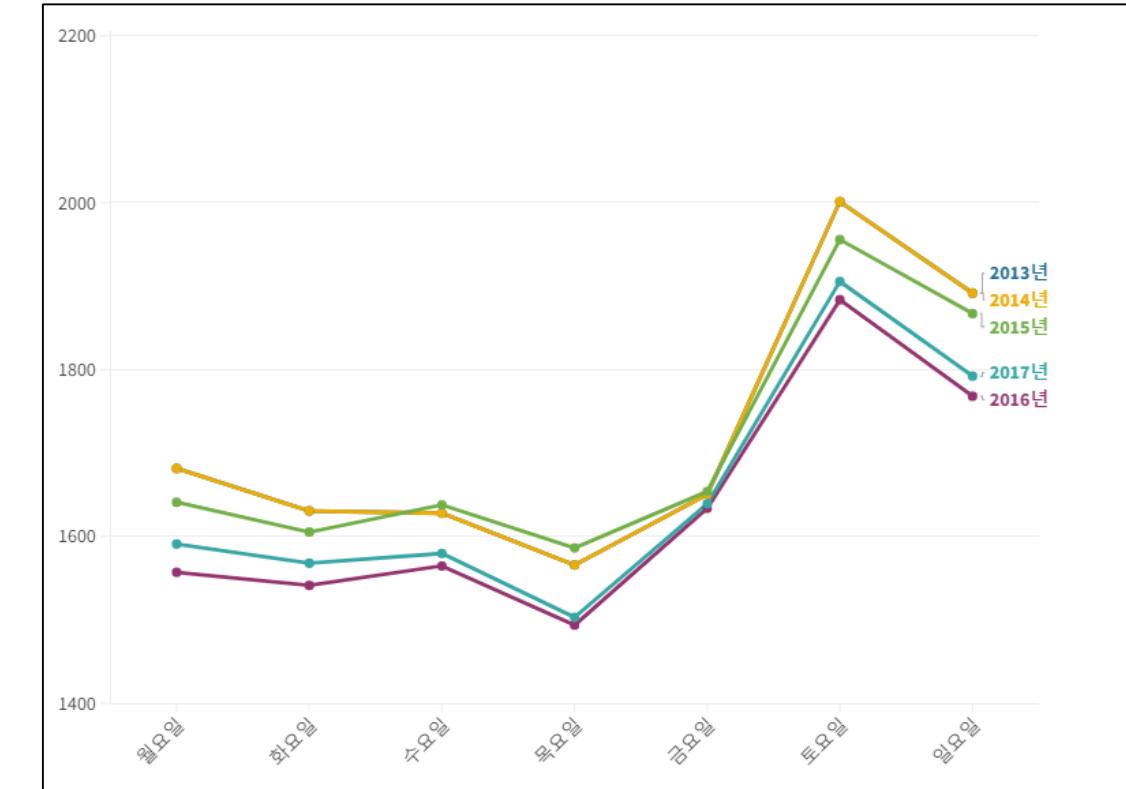
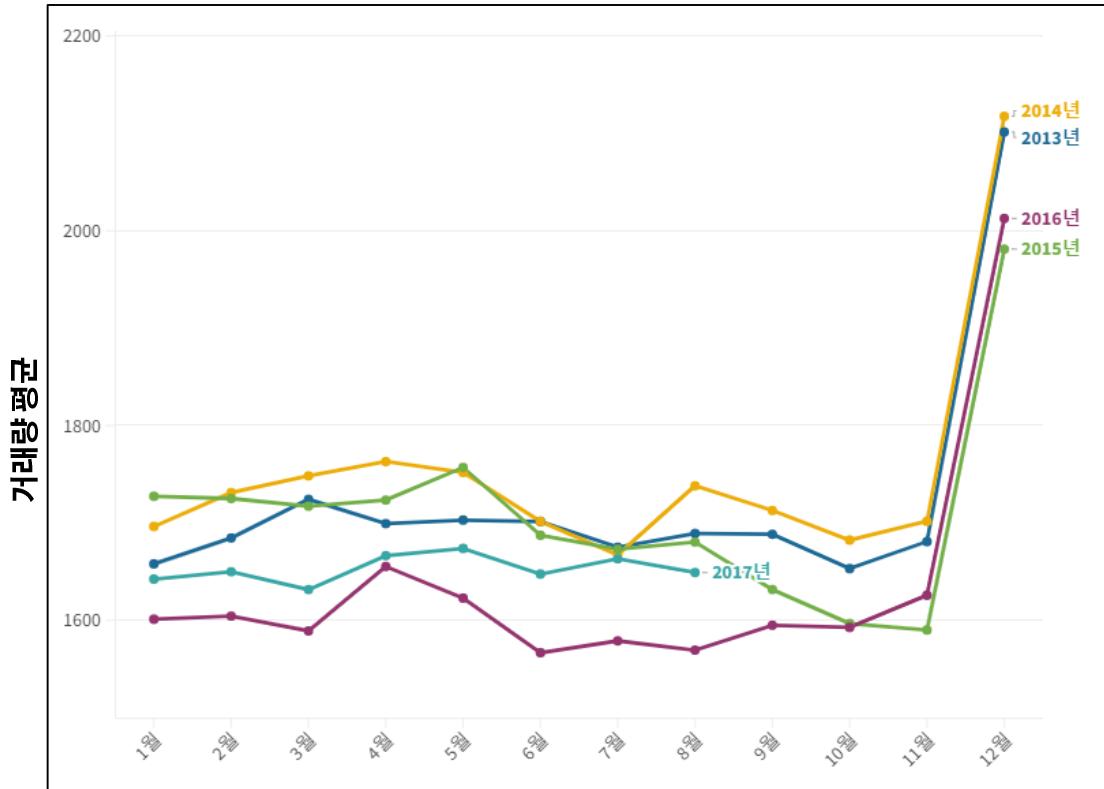


릿지 회귀 분석 및 시각화





월별, 요일별 평균 판매량을 살펴 봤을 때 연말과 주말에  
매출이 높은 것을 확인 할 수 있었음.



거래량도 마찬가지로, 연말과 주말이 거래량이 높음.



**매출(Sales)과 거래량(Transaction)의 산점도가 회귀선과  
비슷한 양상을 띠며, 관계가 유의미하다고 판단됨.**



매출 패턴에 대해서 관측값(Observed), 추세(Trend), 계절성(Seasonal), 잔차(Residuals)에 대해 패턴 파악.

- **추세(Trend) :** 장기적인 변동 패턴을 나타내며 여기서는 시계열에 따라 증가함을 보임
- **계절성(Seasonal) :** 주기적으로 반복되는 패턴이나 변동을 나타내며 여기서는 연말에 매출이 증가함을 보임
- **잔차(Residuals) :** 추세와 계절성을 제거한 나머지 데이터

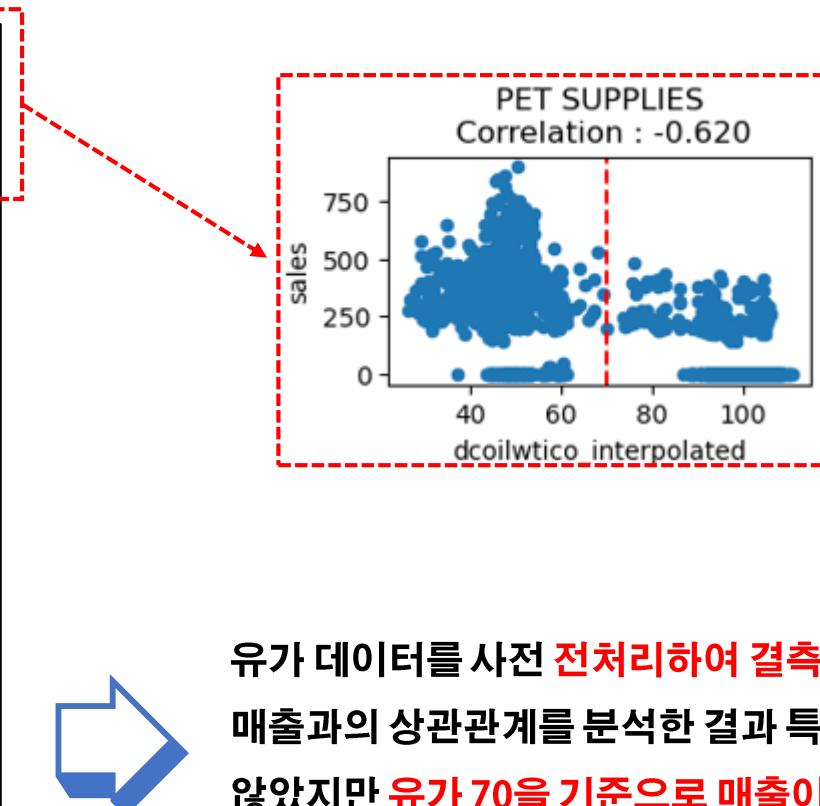
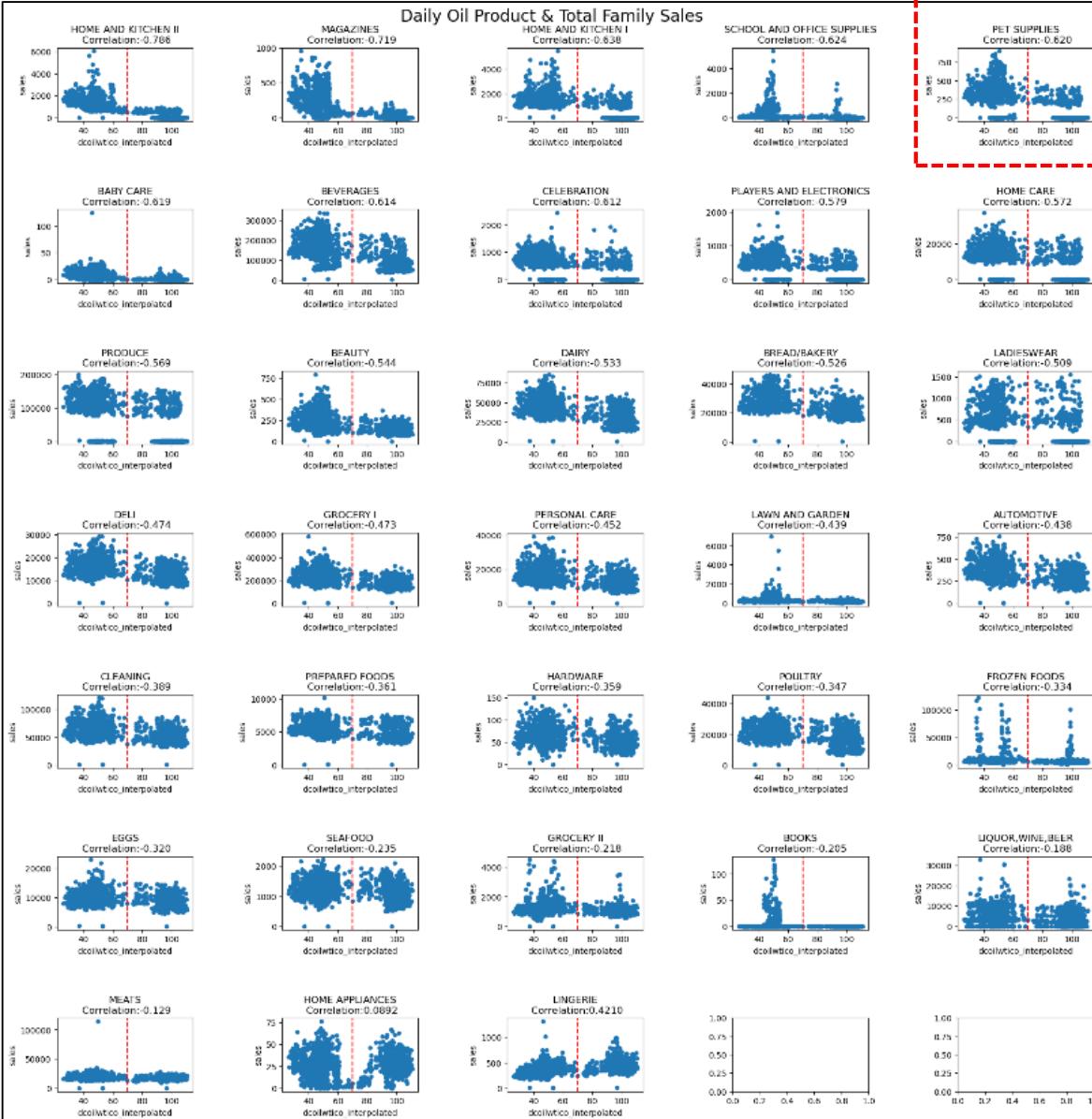
## 소개

## 탐색적 자료 분석

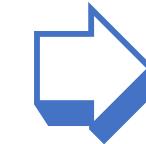
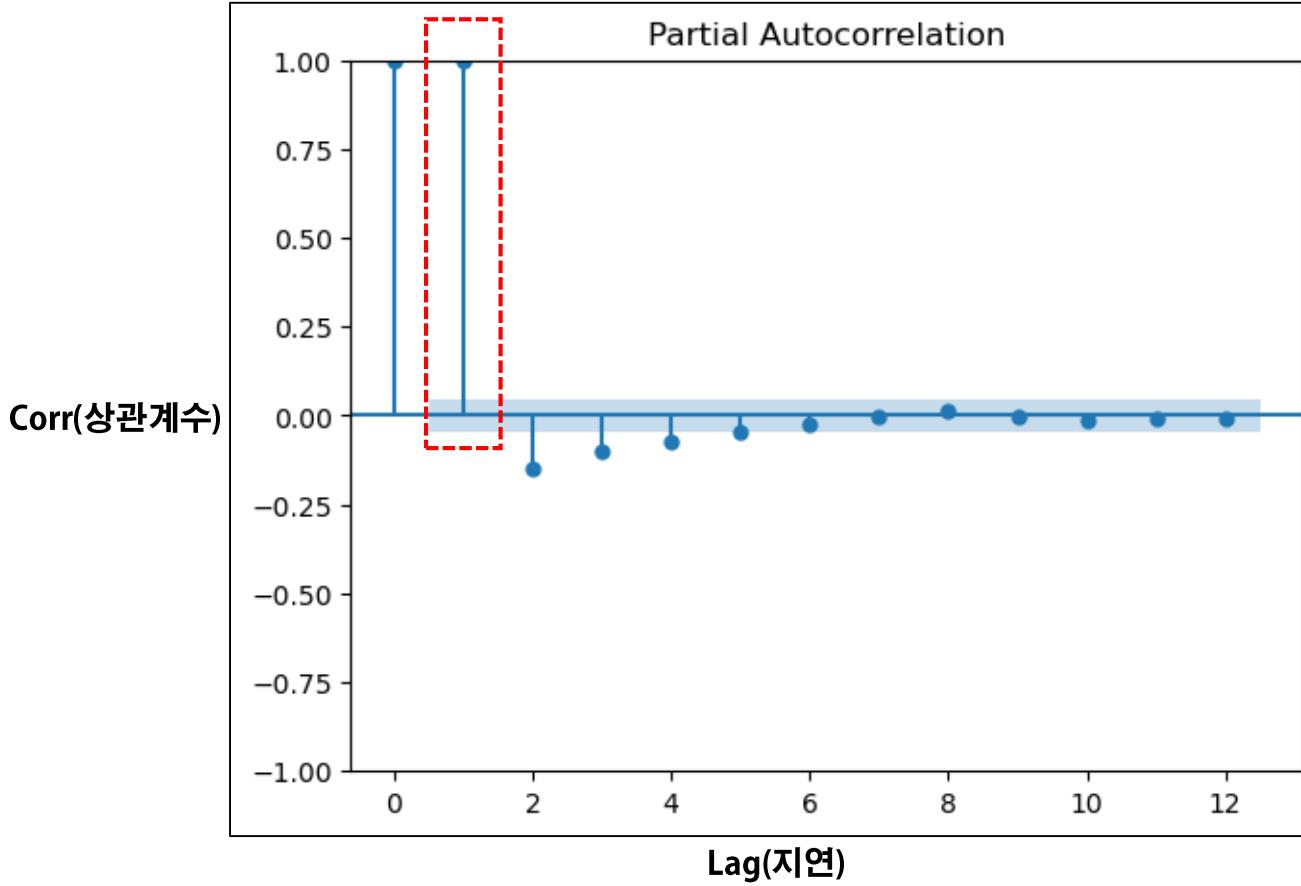
## 데이터 전처리

## 모델링

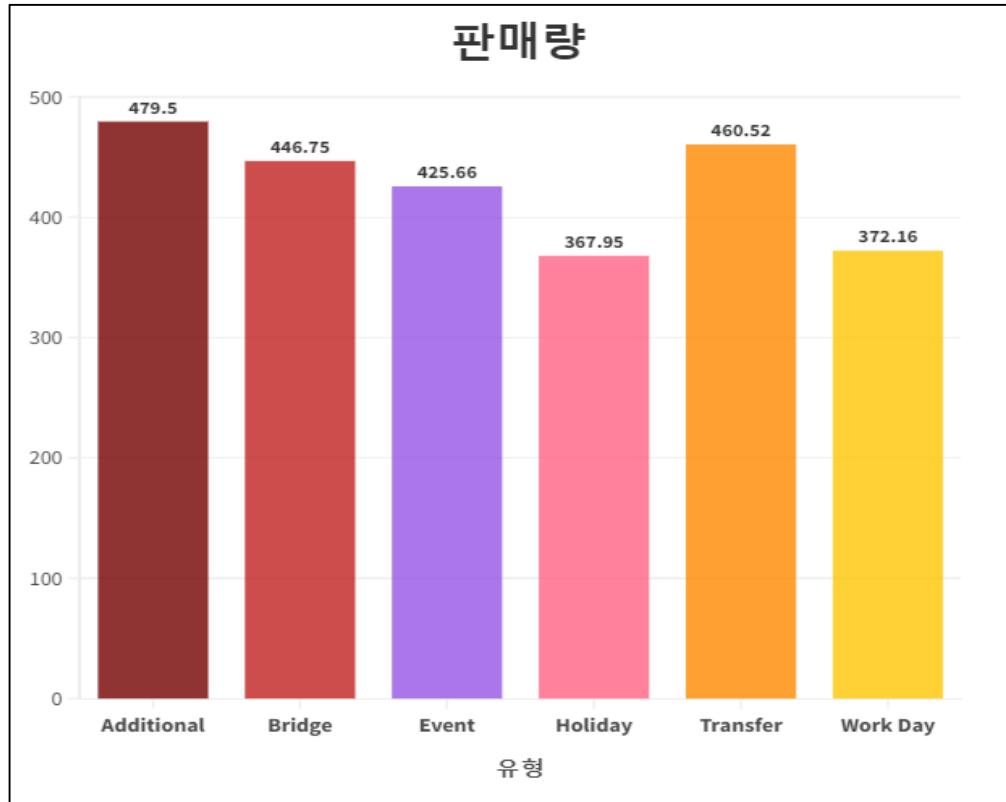
## 모델 평가 및 예측



유가 데이터를 사전 전처리하여 결측값은 보간으로 처리한 후  
매출과의 상관관계를 분석한 결과 특별한 상관관계는 나오지  
않았지만 유가 70을 기준으로 매출이 상이하게 다른 제품군이  
있다는 것을 발견했음.



유가에 대해서 자연에 따라 인접한 관측치와 그에 인접한 관측치 간의  
자기 상관 관계를 보면 **Lag = 1 이 강한 상관 관계를 가짐**을 볼 수 있음.



앞에 휴무는 매출에 영향을 미칠 수 있다는 결과를 바탕으로 휴무일 또는 이벤트에 대해서 판매량을 조회해 보았을 때, 휴무일 또는 이벤트의 판매량 평균의 차이가 크지 않다고 판단하고 휴무일 또는 이벤트에 대해 전처리와 더미 처리를 하였음.

### 이상치 제거



예) 매출이 0인 경우 매장이 오픈 전이거나 값의 누락으로 인해 0으로 처리했을 가능성을 염두해 이상치 처리를 한다.

### 결측값 전처리



예) 유가에 대한 정보에는 결측값이 존재함으로 결측값에 대해 보간 처리하였다.

### 더미 전처리



예) 휴일은 매출에 영향을 준다고 할 때, 요일 정보와 휴무, 이벤트 정보 등, 평균 매출보다 영향을 더 준다고 판단되는 것에 대해서 더미 처리를 한다.

### 지연값 전처리



예) 판매량 및 유가 데이터와 같은 시계열 데이터에 대해 데이터의 패턴과 예측 성능 개선을 위한 이전 값과의 자기상관성을 파악한 지연값을 준다.

### 추세 전처리



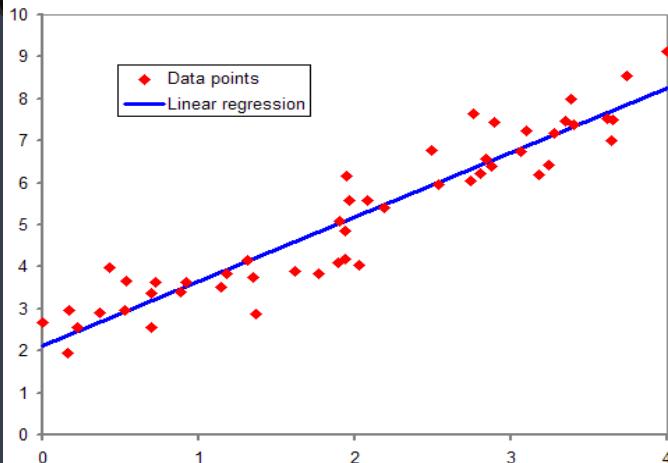
예) 판매량 및 유가 데이터와 같은 시계열 데이터에 대해 데이터의 장기적인 변화를 모델에 반영하고, 추세의 성분을 추출하거나 예측 할 수 있게 한다.

### 계절성 전처리



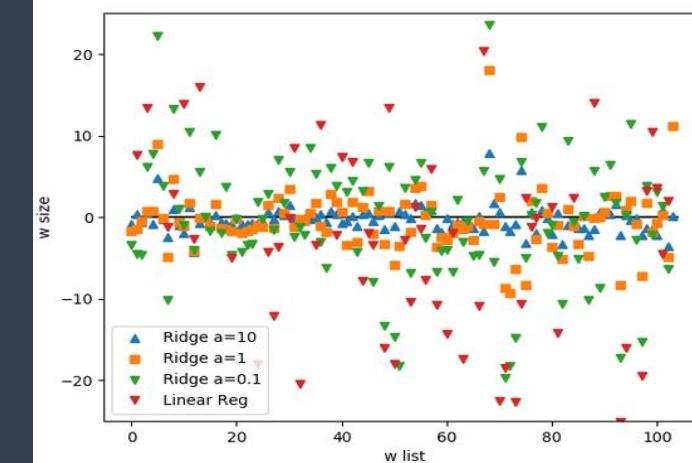
예) 판매량 및 유가 데이터와 같은 시계열 데이터에 대해 주기성을 모델에 반영하고, 계절성 패턴을 분석하고 예측하게 한다.

### 선형회귀(Linear Regression)



- 종속 변수와 한 개 이상의 독립 변수 간의 선형 관계를 모델링하는 방법 중 하나
- 선형 회귀는 한 개 이상의 독립 변수  $x$ 와 종속 변수  $y$ 의 선형 관계를 모델링

### 릿지회귀(Ridge Regression)



- 릴지 회귀는 선형 회귀에서 L2 규제를 추가한 방법
- 선형 회귀 모델에서는 데이터에 대한 잔차의 합을 최소화하는 파라미터 값을 찾아내는데, 릴지 회귀에서는 추가적으로 모델 파라미터의 크기를 제한하기 위해 L2 규제를 사용

## 선형 회귀(Linear Regression)

### 선형 회귀의 정의

선형 회귀(Linear Regression)는 널리 사용되는 대표적인 회귀 알고리즘이다. 선형 회귀는 종속 변수  $y$ 와 하나 이상의 독립 변수  $x$ 와의 선형 상관관계를 모델링하는 기법이다. 만약 독립 변수  $x$ 가 1개라면 **단순 선형 회귀**라고 하고, 2개 이상이면 **다중 선형 회귀**라고 한다.

#### 1) 단순 선형 회귀(Simple Linear Regression)

단순 선형 회귀는  $y = W_x + b$ 의 식으로 나타난다. 머신러닝에서는 독립 변수  $x$ 에 곱해지는  $W$ 값을 가중치, 상수항에 해당하는  $b$ 를 편향(bias)이라고 부른다. 따라서 단순 선형 회귀 모델을 훈련하는 것은 적절한  $W$ 와  $b$ 의 값을 찾는 것이다.  
(그래프의 형태는 직선으로 나타낸다.)

#### 2) 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression)

다중 선형 회귀는  $y = W_1x_1 + W_2x_2 + \dots + w_nx_n + b$ 의 식으로 나타난다. 여러 독립 변수에 의해 영향을 받는 경우이다.  
만약 2개의 독립 변수면 그래프는 평면으로 나타날 것이다.

## 릿지 회귀(Ridge Regression)

### 릿지 회귀의 정의

릿지 회귀(Ridge Regression)는 독립 변수들이 강한 상관관계를 가지는 다중 회귀 모델에서 회귀 계수를 추정하는 방법입니다. 선형 회귀 모델에서 다중 공선성 문제로 인해 **최소 제곱 추정치의 부정확함을 해결하기 위한 방법**으로 개발되었습니다.

과적합된 다중 선형 회귀 모델은 단 하나의 특이값에도 회귀선의 기울기가 크게 변할 수 있다. 릴지 회귀는 어떤 값을 통해 이 기울기가 덜 민감하게 반응하게끔 만드는데, 이 값을 (lambda,  $\lambda$ )라고 한다. 릴지 회귀의 식은 아래와 같다.

$$\beta_{ridge}: \operatorname{argmin} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \cdots - \beta_p x_{ip})^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right] \quad (n: 샘플 수, p: 특성 수, \lambda: 투닝 파라미터(패널티))$$

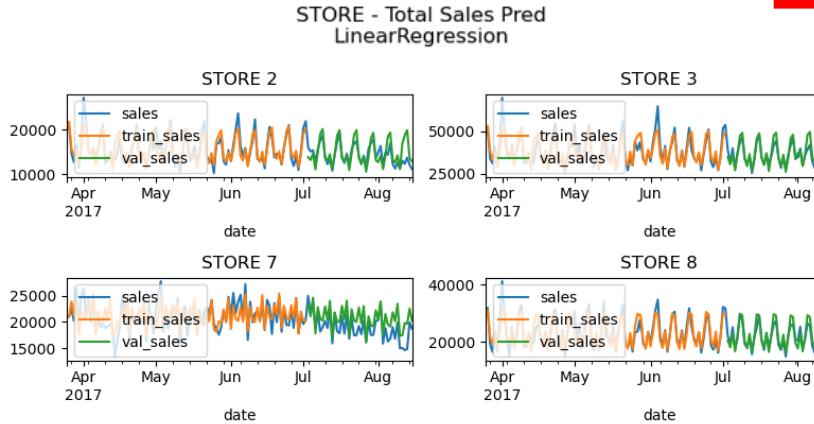
식의 앞부분은 다중 선형 회귀에서의 최소제곱법(OLS, Ordinary Least Square)과 동일하며 뒤쪽의 람다가 붙어 있는 부분이 기울기를 제어하는 패널티 부분이다.

뒷부분을 자세히 보면 회귀계수 제곱의 합으로 표현되어 있는데, 이는 L2 Loss와 같다. 이런 이유로 릴지 회귀를 L2 정규화(L2 Regularization)라고도 하며 만약 람다가 0이면 위 식은 다중 선형 회귀와 동일하다.

반대로 람다가 커지면 커질수록 다중 회귀선의 기울기를 떨어뜨려 0으로 수렴하게 만든다. 이는 덜 중요한 특성의 개수를 줄이는 효과로도 볼 수 있다.

## 선형 회귀(Linear Regression)

RMSLE  
0.44671

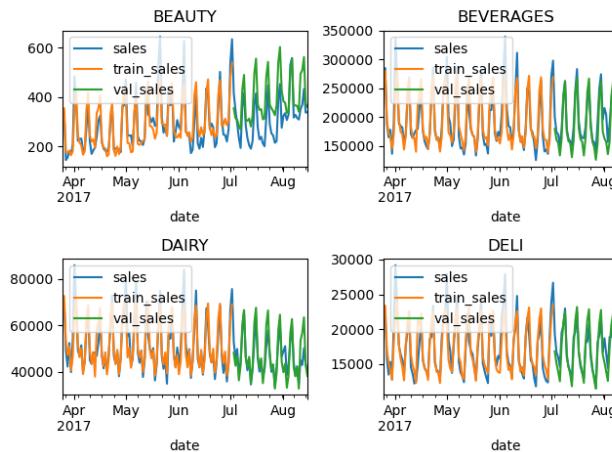
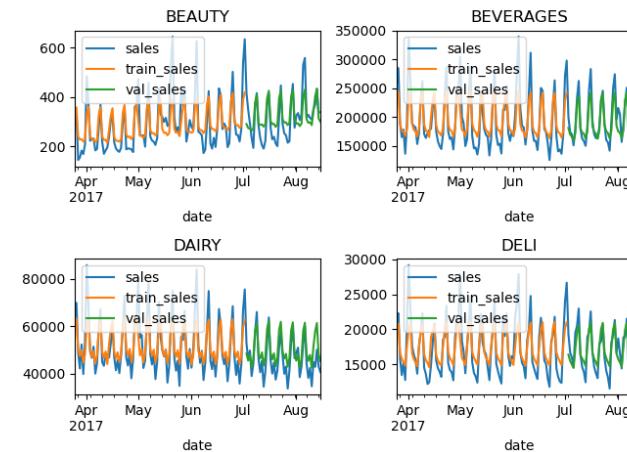


## 릿지 회귀(Ridge Regression)

RMSLE  
0.38648



## 매장별 예측

FAMILY - Total Sales Pred  
LinearRegressionFAMILY - Total Sales Pred  
RidgeRegression

## 제품군별 예측

기존에 사용했던 선형 회귀 모델보다 릴지 회귀 모델이 더 나은 결과값을 출력하는 것을 확인할 수 있음.

04

---

## 대시보드

4-1 소개

4-2 데이터

4-3 탐색적 자료 분석

4-4 통계 분석

Main Menu

- INTRO**
- DATA
- Exploratory Data Analysis
- STAT

메인 메뉴

Intro, Data, EDA, Stat

총 4개의 탭 중 원하는  
페이지 선택 가능

### Store Sales

소개 목표 분석 단계

대회 개요

대회에서 제공된 데이터는 [Corporación Favorita](#)라는 에콰도르의 식료품 소매업체의 데이터입니다.




- Colombia
- Costa Rica
- Chile
- Ecuador
- Panamá
- Paraguay
- Perú

Supermaxi 대형 유통 체인을 운영하고 있는 기업으로 잘 알려진 [Corporación Favorita](#)는 에콰도르에서 활동하고 있는 기업들 중 **매출액 1위**를 유지하고 있는 유망한 기업입니다.

Corporación Favorita는 남미의 다른 국가에서도 사업을 운영하고 있으며 총 54개의 [Corporación Favorita](#)의 지점과 33개의 제품에 관한 데이터를 통해 앞으로의 매출액을 예측할 예정입니다.

그리고 데이터 분석을 위해 제공된 [Corporación Favorita](#)의 데이터는 2015-01-01 ~ 2016-12-31 까지의 데이터입니다.

소개

Intro의 3가지 탭 중 배경소개와 대회의  
개요가 적혀있는 페이지

배경 소개 및 대회 개요

Intro의 3가지 탭 중 배경소개 및  
대회의 개요가 적혀있는 페이지

## Store Sales

소개 목표 분석 단계

### 대회 목표

- 이번 대회의 목표는 **시계열 예측**을 사용하여 에콰도르에 본사를 두고 있는 대형 식료품 소매업체인 "Corporación Favorita"의 데이터를 분석하고 매장의 앞으로의 매출을 예측하는 것입니다.
- 구체적으로는 여러 Favorita 매장에서 판매되는 수많은 품목의 판매 단가를 보다 정확하게 예측하는 모델을 구축하는 것이 최종 목표입니다.
- 날짜, 매장 및 품목 정보, 프로모션, 판매 단가로 구성된 비교적 접근성이 좋은 학습 데이터 셋을 통해 머신러닝 모델들을 연습할 수도 있습니다.

### 평가

- 이 대회의 평가 지표는 *Root Mean Squared Logarithmic Error* (평균 제곱근 오차)입니다.

$$RMSLE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(1 + \hat{y}_i) - \log(1 + y_i))^2}$$

$n$ 은 총 인스턴스의 수입니다.

$\hat{y}_i$ 는 인스턴스  $i$ 에 대한 예측된 타겟 값입니다.

$y_i$ 는 인스턴스  $i$ 에 대한 실제 타겟입니다.

log는 자연 로그입니다.

### 대회 정보

More Detailed : [Store Sales - Time Series Forecasting](#)

## 목표, 분석 단계

Intro의 3가지의 탭 중 대회의  
최종 목표와 평가 지표.  
그리고 대회의 정보를 찾아  
볼 수 있는 페이지

## 대회 목표, 평가 대회 정보

대회의 최종 목표와  
평가 지표 그리고  
대회 정보에 대한 자세한  
내용을 볼 수 있다.

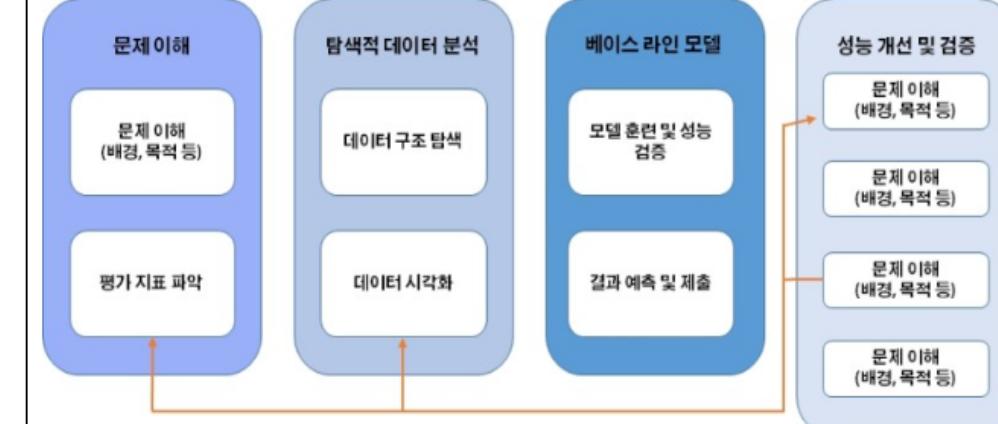
## 머신러닝 4단계

Select box를 통해  
머신러닝 4단계에 대한  
자세한 정보를 볼 수 있다.

## Store Sales

소개 목표 분석 단계

## 머신러닝 4단계



### 머신러닝 4단계

#### 문제 이해

- 어떤 문제든 주어진 **문제를 이해**하면서 시작해야 합니다. 문제를 정확하게 이해해야 원하는 목표 지점을 정확하게 설정할 수 있습니다.
- 평가 지표에 대한 이해가 부족하다면 같은 모델을 사용해도 낮은 평가를 받을 수 있습니다.

**데이터 선택**

Select box를 통해 데이터 6개에 대한 자세한 정보 확인 가능

### Store Sales

데이터 종류  
Train

Train Data Description

- train Data는 상점 번호, 제품군, 프로모션 및 목표 매출로 구성된 시계열 데이터입니다.
- store\_nbr은 제품이 판매되는 상점 번호를 나타냅니다.
- family는 판매되는 제품 유형을 나타냅니다.
- sales는 특정 날짜에 특정 가게에서 판매되는 제품군의 총 매출을 나타냅니다. (일부 제품은 소수점 단위로 판매될 수 있으므로 분수 값이 가능합니다.)
- onpromotion은 특정 날짜에 상점에서 프로모션 중인 제품군의 항목 수를 나타냅니다.

**데이터 간략 설명**

Select box를 통해 고른 데이터의 간략한 설명

**Data / Data Type**

Data : 원본 데이터 확인 가능

Data Type : 데이터 유형 확인 가능

**Data**

	id	date	store_nbr	family	sales	onpromotion	year	mon
0	1,297,296	2015-01-01	1	AUTOMOTIVE	0	0	2,015	
1	1,297,297	2015-01-01	1	BABY CARE	0	0	2,015	
2	1,297,298	2015-01-01	1	BEAUTY	0	0	2,015	
3	1,297,299	2015-01-01	1	BEVERAGES	0	0	2,015	
4	1,297,300	2015-01-01	1	BOOKS	0	0	2,015	
5	1,297,301	2015-01-01	1	BREAD/BAKERY	0	0	2,015	
6	1,297,302	2015-01-01	1	CELEBRATION	0	0	2,015	
7	1,297,303	2015-01-01	1	CLEANING	0	0	2,015	
8	1,297,304	2015-01-01	1	DAIRY	0	0	2,015	

**Data Type**

id	0
id	int64
date	object
store_nbr	int64
family	object
sales	float64
onpromotion	int64
year	int64
month	int64
day	int64

**Describe**

Describe : 데이터의 분포를 요약한 결과를 출력합니다. 이를 통해 데이터의 중심 경향성, 산포도 등을 쉽게 파악 가능

**Describe**

	id	store_nbr	sales	onpromotion	year	mon
count	1,299,078	1,299,078	1,299,078	1,299,078	1,299,078	1,299,078
mean	1,946,834.5	27.5	407,6234	3,5424	2,015,5007	6.
std	375,011.6608	15.5858	1,201.05	14.7025	0.5	3.
min	1,297,296	1	0	0	2,015	
25%	1,622,065.25	14	1	0	2,015	
50%	1,946,834.5	27.5	17	0	2,016	
75%	2,271,603.75	41	237	1	2,016	
max	2,596,373	54	124,717	741	2,016	

### 데이터 선택

Select box를 통해 Train, Transaction, Oil 각 3가지 데이터에 대한 시각화 및 설명 확인 가능

- SELECT DATA
- Train
  - Transactions
  - Oil

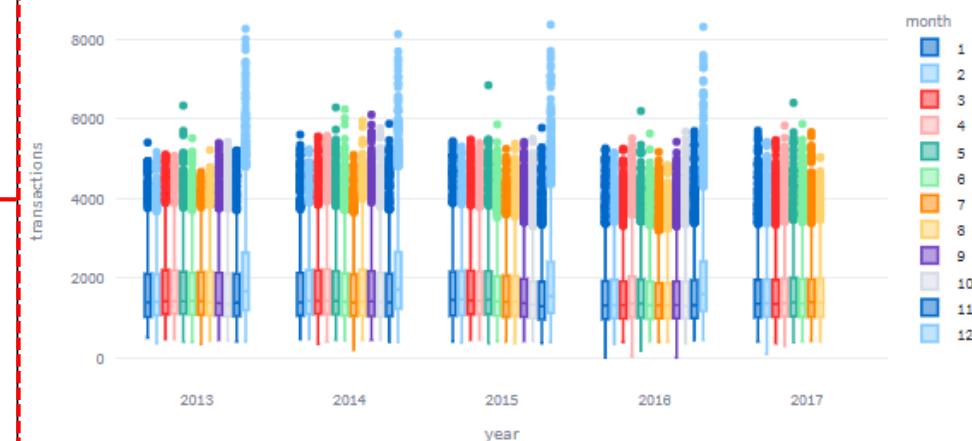
### 세부 선택

Select box를 통해 선택한 데이터를 세부적으로 나눠서 시각화한 데이터

### Exploratory Data Analysis(EDA) - Transactions DATA

- Select Chart
- Transactions Grouped by Month

#### Monthly Total Transactions



### 시각화

세부 주제에 대한 시각화

### 데이터 선택

Select box를 통해 데이터 6개에 대한 자세한 정보 확인 가능

- Transactions 데이터를 월별로 그룹화 하여 시각화 해본 결과 매년 연말(12월)의 Transactions가 급증 하는 것을 확인할 수 있었습니다.

### 데이터 선택

Radio Button을 통해  
Correlation, ACF / PACF,  
Forecasting, Moving Average  
각 4가지 개념에 대한  
시각화 및 내용 확인 가능

#### SELECT DATA

- Correlation
- ACF / PACF
- Forecasting
- Moving Average

Concept Data

### 세부 선택

Concept / Data 탭을 통해  
통계 분석에 대한 내용 확인

### What is Autocorrelation Function (ACF)?

The autocorrelation function (ACF) is a statistical technique that we can use to identify how correlated the values in a time series are with measured in terms of a number of periods or units. A lag corresponds to a certain point in time after which we observe the first value in the

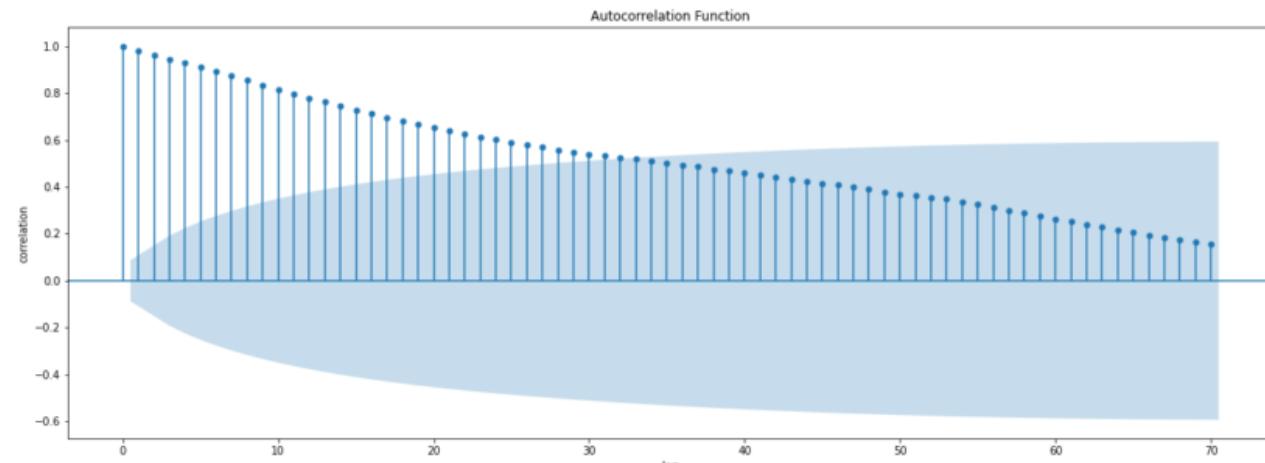
The correlation coefficient can range from -1 (a perfect negative relationship) to +1 (a perfect positive relationship). A coefficient of 0 means measured either by Pearson's correlation coefficient or by Spearman's rank correlation coefficient.

It's most often used to analyze sequences of numbers from random processes, such as economic or scientific measurements. It can also be prices or climate measurements.

Below, we can see an example of the ACF plot:

### 내용 / 시각화

분석에 사용한 개념들에 대한  
내용과 Data 탭에서의  
시각화



05

---

## 자체 평가

5-1 한계점

5-2 발전 가능성

## 한계점 및 발전 가능성

? 가장 기본적인 모델인 선형 회귀 모델을 사용하였을 때 RMSLE(오차율)가 약 0.44정도 나와서 만족스러운 결과를 얻지 못하였습니다.

✓ 그래서 더 적은 오차율을 찾기 위해 정보 수집 및 코드 분석을 하던 중 Ridge(릿지) 모델 사용에 대한 코드를 익히게 되었고 RMSLE 약 0.38로 더 나은 결과값을 도출할 수 있었습니다.

? ARIMA 모델, Prophet 모델 등을 적용해보지 못했으며, LSTM 모델의 경우 모델링 과정에서 잘못하여 너무 높은 값이 나오는 결과를 받았습니다.

✓ 더 많은 모델을 공부하는 계기가 되었고, 여러 모델을 응용하는 공부를 진행하다 보면 더 나은 결과값을 구현할 수 있을 것으로 생각됩니다.

? 이번 대시보드 웹 서비스 구현에서 Streamlit 라이브러리를 사용하여 구현하였으나 데이터 적재 문제로 인해 웹 서비스를 제작하는데 여러 사항이 있었습니다.

✓ 다음엔 다른 라이브러리를 사용하여 더 나은 웹 서비스를 구현해볼 수 있었으면 좋겠습니다.



TensorFlow

06

---

## 참고문헌

선형 회귀 : [https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%84%A0%ED%98%95\\_%ED%9A%8C%EA%B7%80](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%84%A0%ED%98%95_%ED%9A%8C%EA%B7%80)

릿지 회귀 : [https://en.wikipedia.org/wiki/Ridge\\_regression](https://en.wikipedia.org/wiki/Ridge_regression)

RMSLE : <https://ahnjg.tistory.com/90>

# 감사합니다

---