

# Airline Passenger Satisfaction

16기 이은찬 | 기계공학과 2017170748

16기 정은미 | 통계학과 202015404

16기 윤지현 | 바이오의공학과 2020250046

#### **Contents**



- 데이터 개요
- EDA
- 데이터 전처리
- 모델링
- 성능 향상 방법

Feature 변수

Passenger 특징

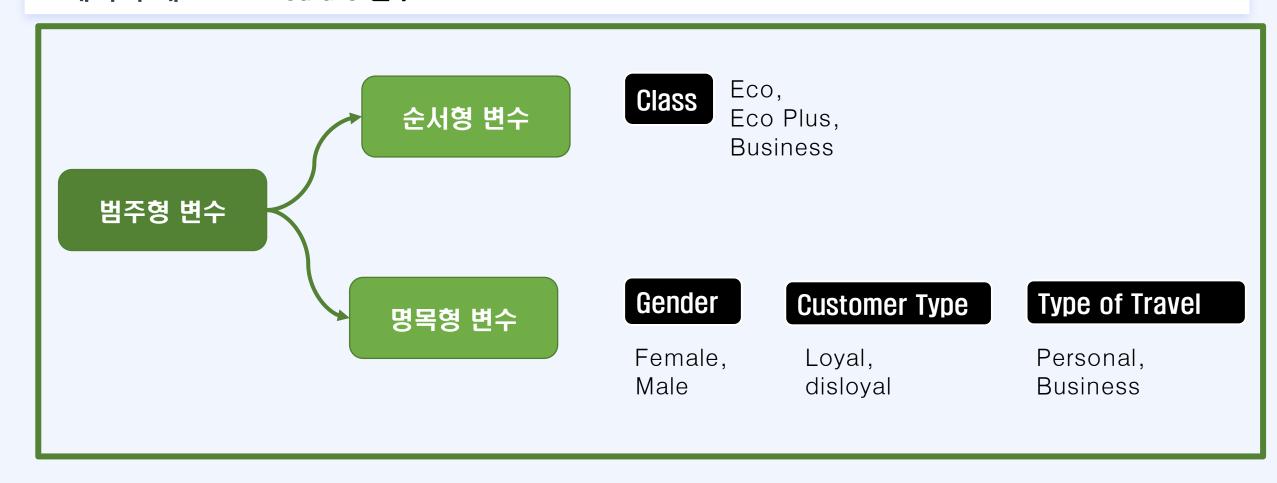
각종 flight service

출발 및 도착 지연시간

Target 변수

satisfaction

## 데이터 개요 · Feature 변수





## 가설1. class 변수는 원핫 인코딩보다 라벨 인코딩을 하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

## 라벨 인코딩

Class	Label
Eco	0
Eco Plus	1
Business	2

## 원핫 인코딩

Eco	Eco Plus	Business
1	0	0
0	1	0
0	0	1

#### 데이터 개요 · Feature 변수

## 범주형 변수

수치형 변수

14개의 세부적인 서비스 척도 변수 Age

Flight Distance

Cleanliness

**Gate location** 

Seat comfort

Food and drink

Online boarding

Inflight service

Arrival Delay in Minutes

Departure Delay in Minutes

On-board service

Leg room service

Baggage handling

Check-in service

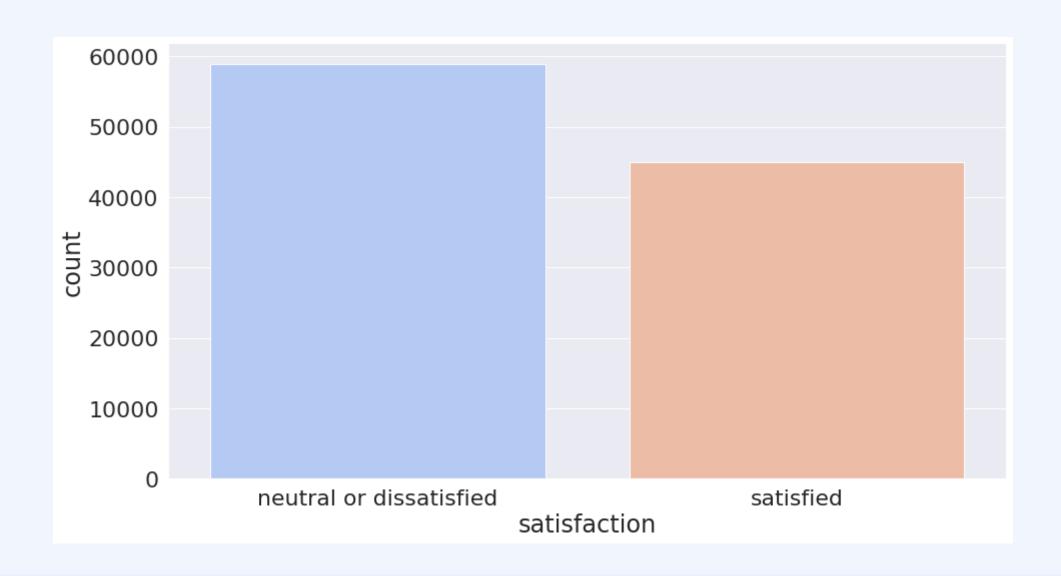
Inflight wifi service

Departure/Arrival time convenient

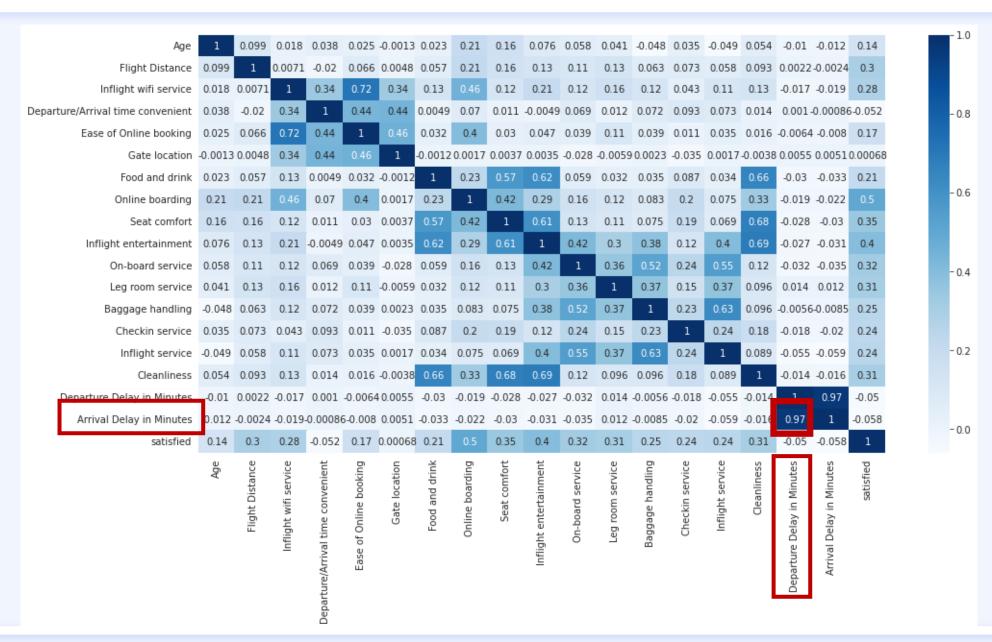
Ease of Online booking

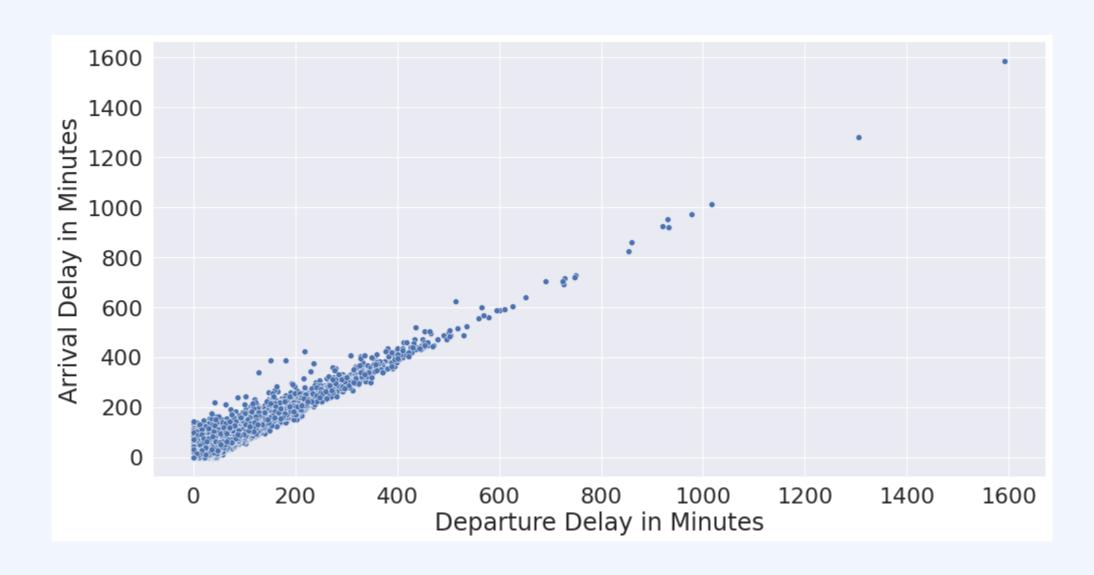
Inflight entertainment

## EDA · Y의 균형 확인

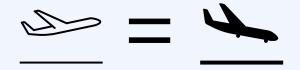


#### EDA · 수치형 변수 사이의 상관계수 확인





## EDA · Arrival Delay in Minutes 제거 결정

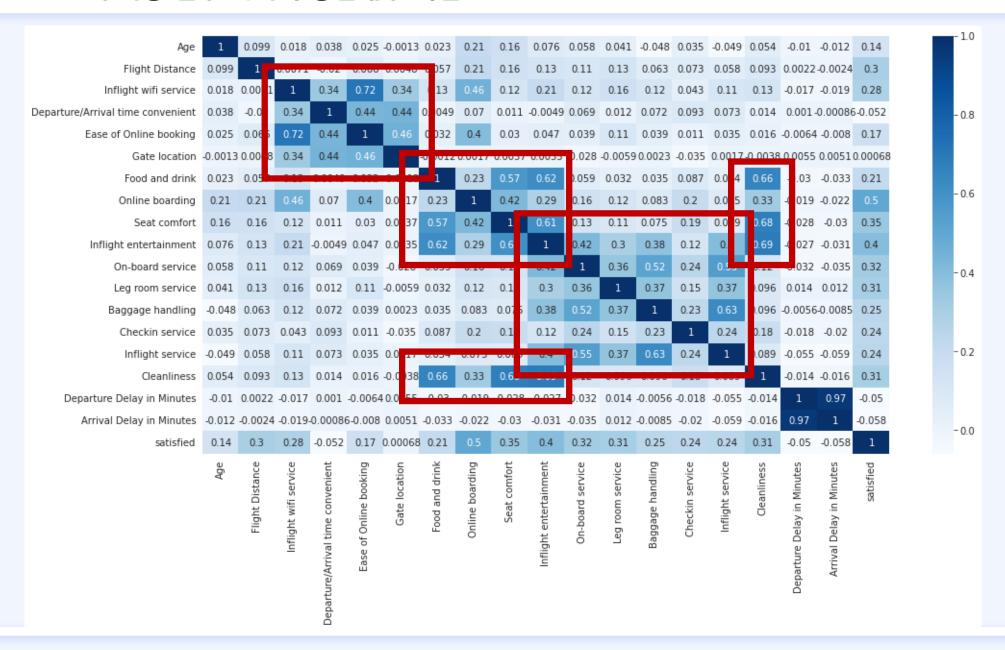


상관계수 = 0.97 다중공산성 방지를 위해 하나의 column 제거

Gender	0
Customer Type	0
Age	0
Type of Travel	0
Class	0
Flight Distance	0
Inflight wifi service	0
Departure/Arrival time convenient	0
Ease of Online booking	0
Gate location	0
Food and drink	0
Online boarding	0
Seat comfort	0
Inflight entertainment	0
On-board service	0
Leg room service	0
Baggage handling	0
Checkin service	0
Inflight service	0
Cleanliness	0
Departure Delav in Minutes	0
Arrival Delay in Minutes	310
satisfaction	U
satisfied	0
dtype: int64	

→ 결측치 가지는 Arrival 변수 제거

#### EDA · 수치형 변수 사이의 상관계수 확인

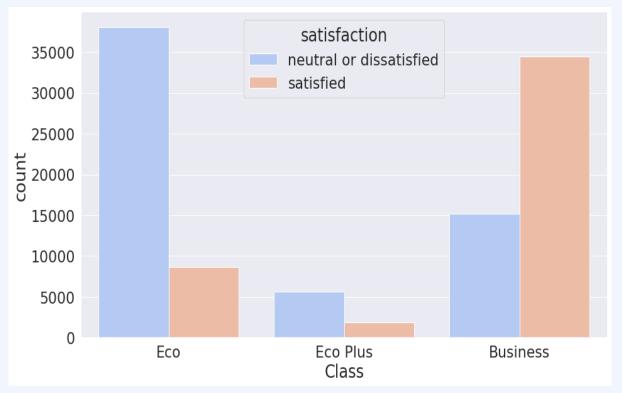




가설2. PCA를 진행하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

#### EDA · 유의미해보이는 Feature

## Y 와 좌석등급

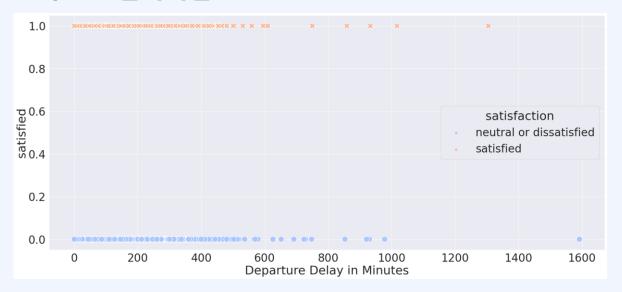


## Y 와 여행목적

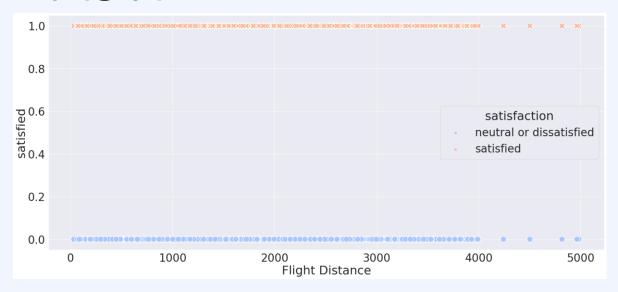


#### EDA · 무의미해보이는 Feature

## Y와 출발연기시간

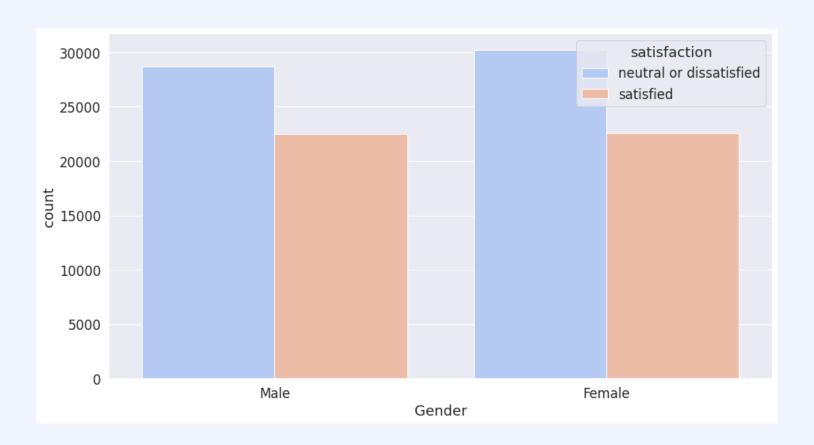


## Y와 비행거리



## EDA · 무의미해보이는 Feature

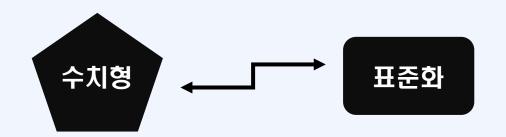
Y 와 성별





가설3. 시각적으로 의미 없어 보이는 변수들을 제거 하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.





가설4. 수치형 변수를 표준화하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

## 데이터 전처리 방향 설정 by 가설

가설1. class 변수는 원핫 인코딩보다 라벨 인코딩을 하는 것이

→ Class 변수 라벨인코딩? 원핫인코딩?

가설 2. PCA를 진행하는 것이

→ PCA yes? no?

가설3. 시각적으로 의미없어 보이는 변수들을 제거하는 것이

→ 변수 3개 제거 yes? no?

가설 4. 수치형 변수를 표준화하는 것이

→ 표준화 yes? no?

높은 성능을 보일 것이다.



각 방안을 4가지 모델로 성능평가 후 방안 사용 유무 결정

#### 가설1. class 변수는 원핫 인코딩보다 라벨 인코딩을 하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

#### → Class 변수 라벨인코딩? 원핫인코딩?

Model: default parameters

No validation data

Metric : Acc	LR	NB	DT	RF
Class One-hot encoding	82.98	84.64	94.66	96.30
Х	84.04	84.63	94.63	96.42

• Labeling Encoding을 적용했을 때, LR에서 성능 개선이 있는 것으로 볼 수 있음

#### → Class 변수 라벨인코딩 적용!

#### 가설2. PCA를 진행하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

## → PCA yes? no?

Metric : Acc	LR	NB	DT	RF
PCA(n=10)	86.93	83.79	93.37	95.62
X	87.06	86.41	94.54	96.37

• PCA 진행하였을 때, 성능 감소 확인

#### → PCA 적용 X!

## 가설3. 무의미해 보이는 변수들을 제거하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

## → 변수 3개 제거 yes? no?

제거 변수: Male, Departure Delay in Hours, Flight Distance

Metric : Acc	LR	NB	DT	RF
변수 제거	84.41	86.41	94.42	96.33
변수 유지	84.04	84.63	94.63	96.42

• 변수 제거 시, 성능 개선 확인

#### → 일부 변수 제거!

#### 가설4. 수치형 변수를 표준화하는 것이 높은 성능을 보일 것이다.

#### → 표준화 yes? no?

척도 변수: 수치형으로 가정하고 PCA 진행

Metric : Acc	LR	NB	DT	RF
표준화	87.06	86.41	94.54	96.37
Х	84.41	86.41	94.42	96.33

• 표준화 진행하였을 때, 성능 개선 확인

#### → 표준화 진행!

## 데이터 전처리 방향 확장 by 가설

→ Class 변수 라벨인코딩 적용! 가설1. class 변수는 원핫 인코딩보다 라벨 인코딩을 하는 것이 → PCA 적용 X! 가설 2. PCA를 진행하는 것이 가설3. 시각적으로 의미없어 보이는 변수들을 제거하는 것이 → 3개 변수 제거! 가설 4. 수치형 변수를 표준화하는 것이 → 표준화 진행! 높은 성능을 보일 것이다.

## Modeling

#### 사용한 Metric

- Accuracy score
- precision score
- recall score
- AUROC
- AUPRC



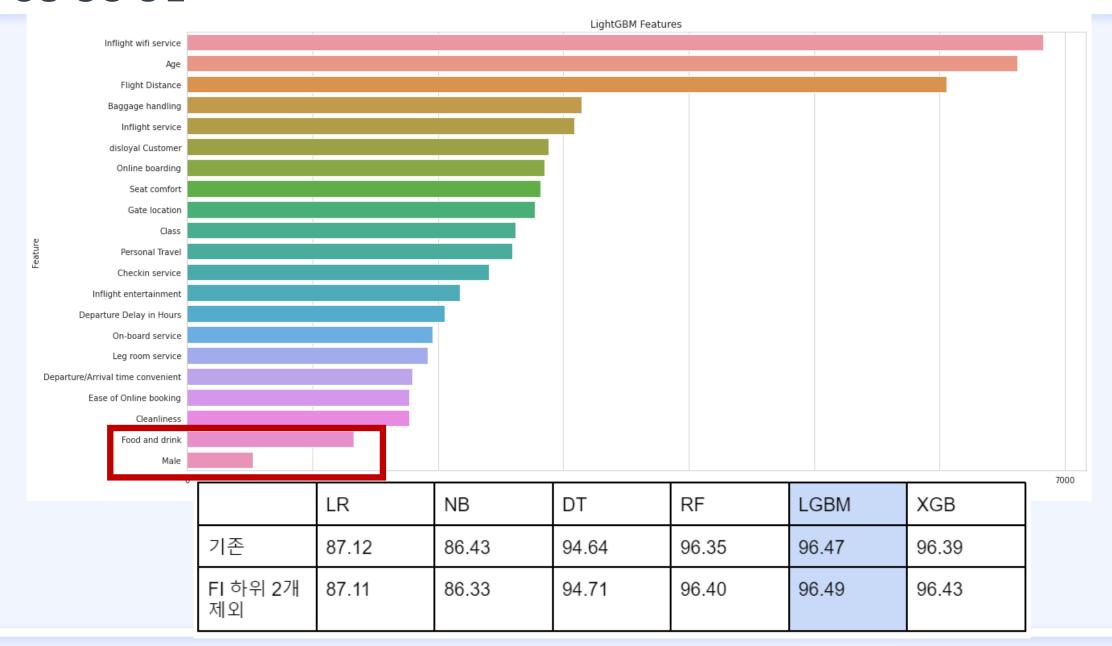
#### 결과 수치

- Logistic Regression
- GaussianNB
- Decision Tree
- RandomForest
- LGBM
- XGB

LR	NB	DT	RF	LGBM	XGB
87.12	86.43	94.64	96.35	96.47	96.39

→ LGBM 모델 선택

## 성능 향상 방법



#### 성능 향상 방법

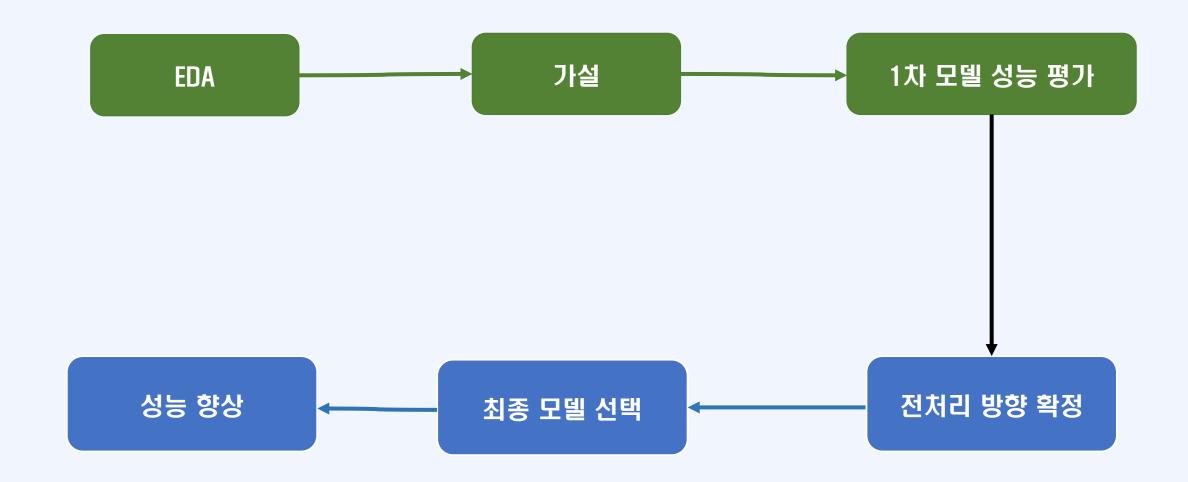
- Hyperparameter Tuning
- 여러 번의 실험 결과 최적의 hyperparameter 찾음

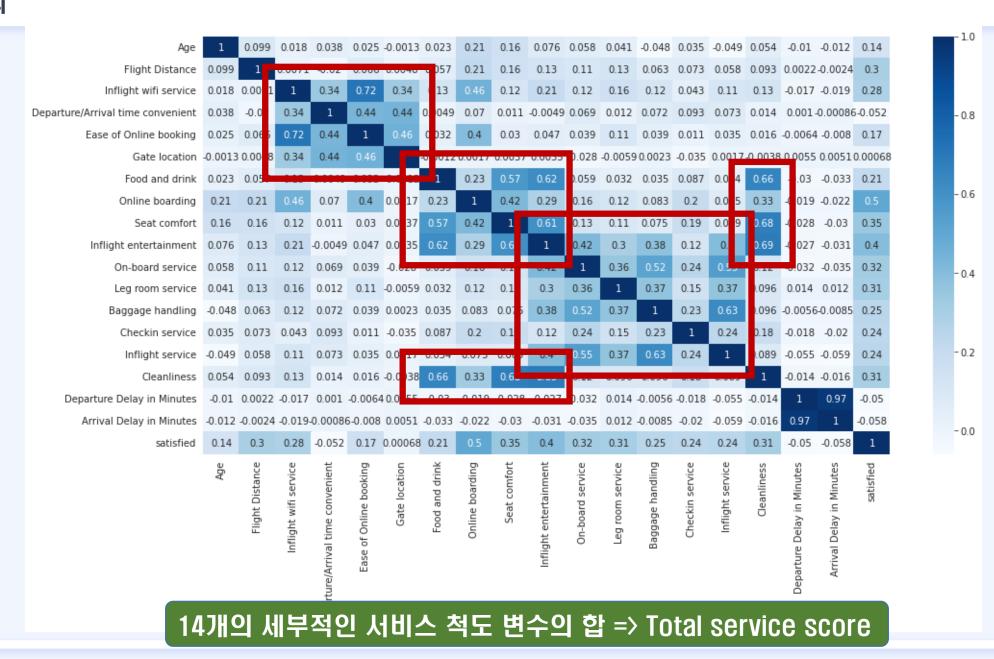
#### **LGBM**

```
boosting_type = "gbdt", n_estimators = 2000, learning_rate = 0.01
```

#### XGB

```
n_{estimators} = 1000, eta = 0.005, max_{depth} = 5, max_{leaves} = 24
```







## 감사합니다