



# 호우 유형 군집화를 통한 미래 호우 피해 예측



범주형 시계열 자료분석팀

정희철 김민서 이주형 심수현



# 목차

**01** 미래 기상 예측

**02** 이상치 탐지

**03** 호우/태풍 이진분류

**04** 피해액 예측 모델

**05** 지역별 리스크 분석



00

## 2주차 요약 - 최종 분석 흐름

1

각 기상 변수에  
대해 **상한값 또는  
하한값** 예측  
(worst case  
scenario)

2

예측된 기상상황으로  
호우/태풍이  
있는 날과 없는 날  
이상치 탐지

3

이상치로 분류된  
날짜에 한해  
호우/태풍  
이진분류

4

분류 후  
각 조건에 따라  
피해액 예측

5

피해액에 따른  
지역별 시설 별  
리스크 분석

# 01

## 미래 기상 예측



최종 예측에 사용할 기상 데이터



평균 기온, 운량, 총 강수량



-0.507(합성 풍향) - 0.505(최고 풍속 풍향) - 0.499(최고 순간 풍속 풍향) - 0.489(최다 풍향)

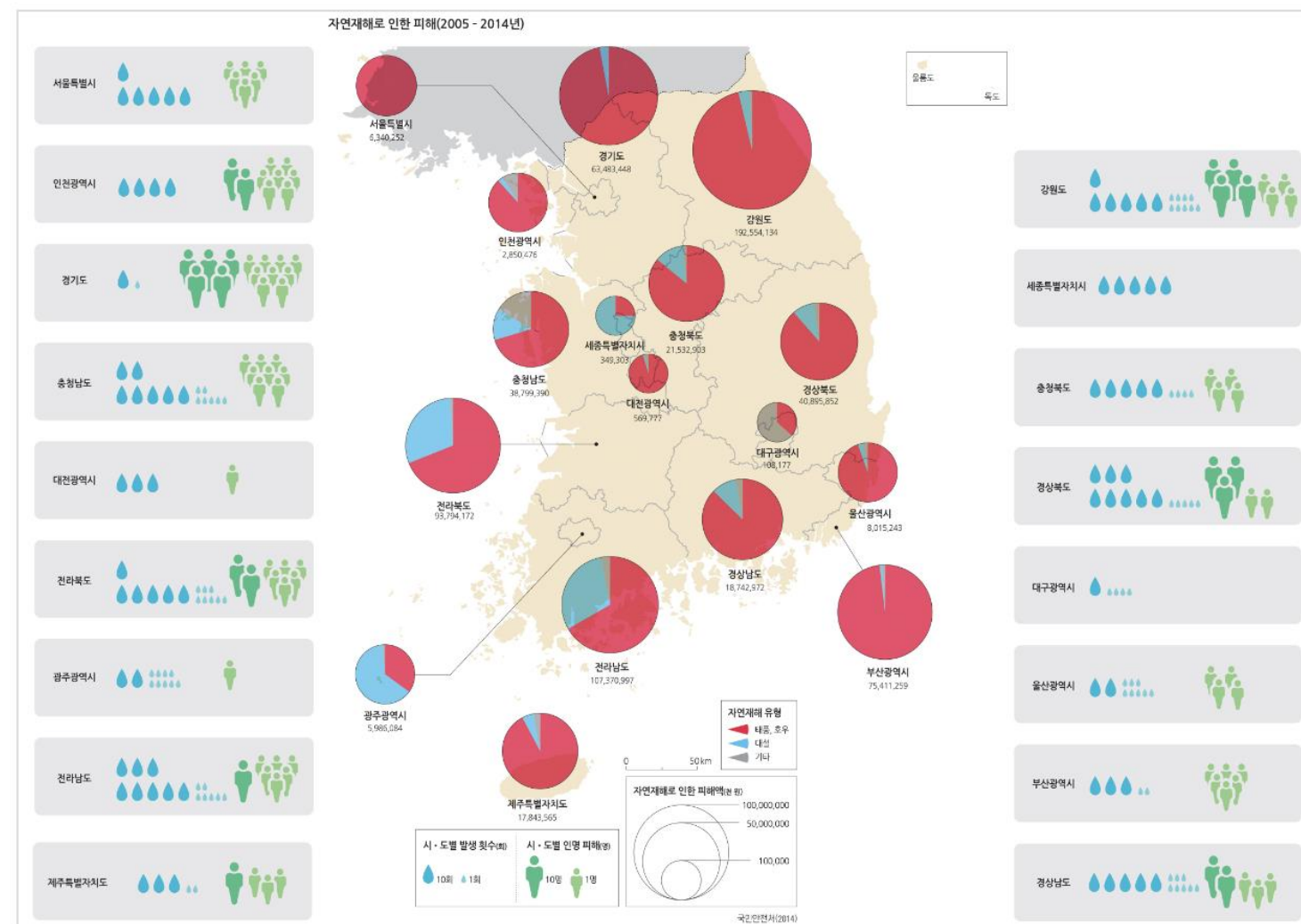


-0.51(평균 풍속) - 0.505(최고 풍속) - 0.497(최고 순간 풍속) - 0.488(합성 풍속)

# 01

## 미래 기상 예측 - 지역선정

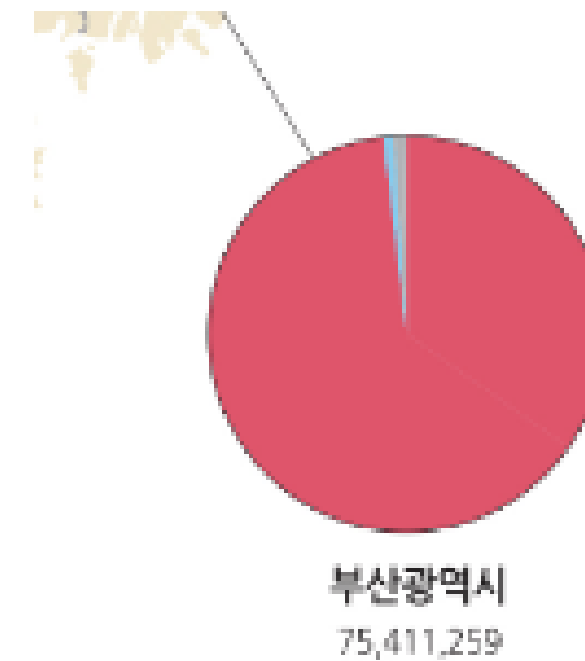
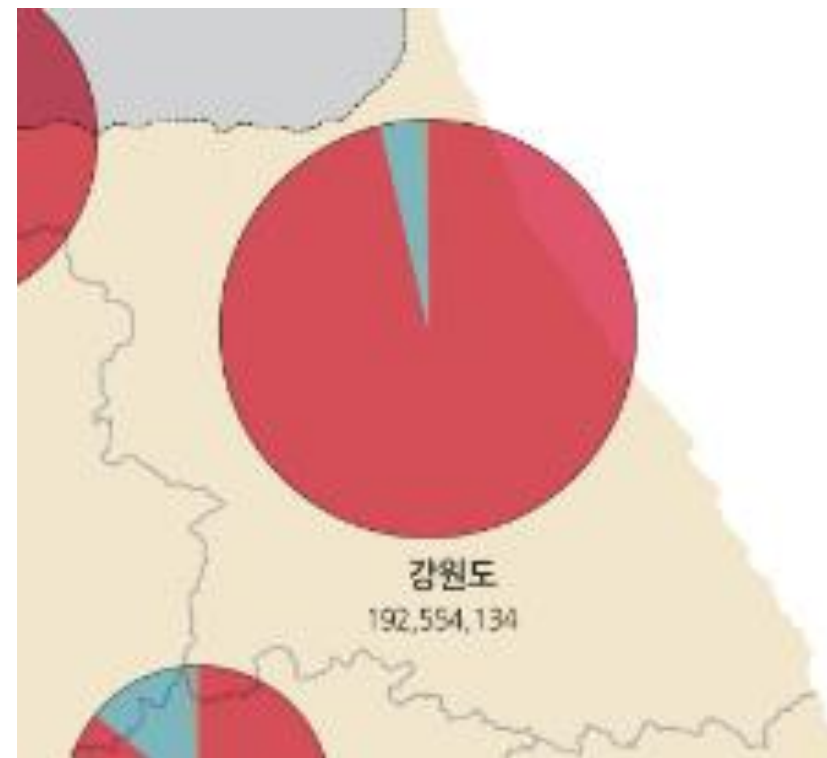
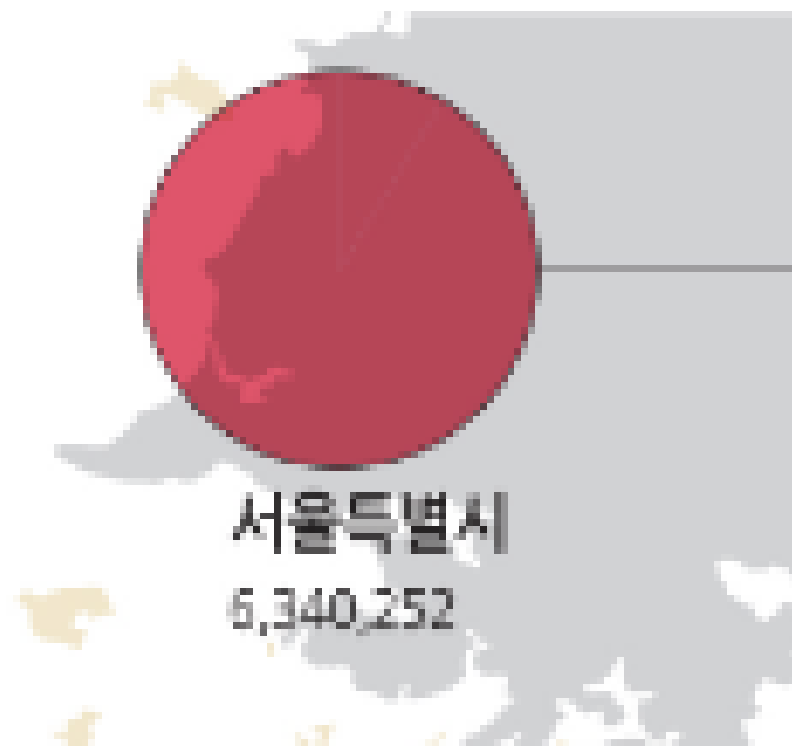
### 자연재해 현황



대한민국 국가지도집에 기록된 자연재해 현황을 기준으로 지역 선정

# 01

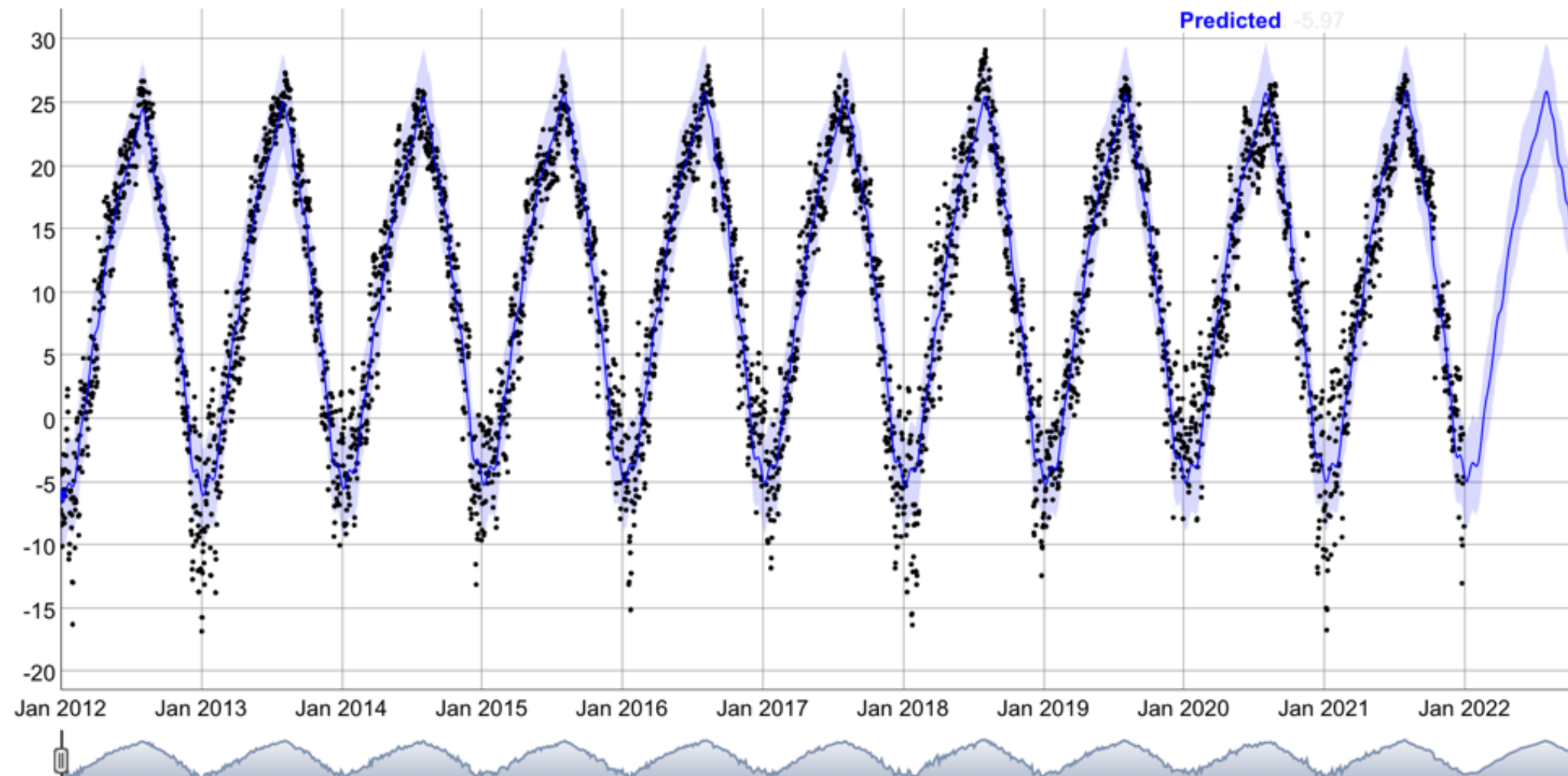
## 미래 기상 예측 - 지역선정



호우 피해가 100%인 서울과 호우 피해의 비중이 매우 높은 강원, 부산으로 기상 예측 지역을 제한

# 01

## 미래 기상 예측 - 기온



changepoint prior scale : 0.5

seasonality prior scale : 15

yearly seasonality : 20

MAE : 2.082

yhat으로 추출

Prophet 모델을 이용하여 grid search 진행 후 모델 예측  
-> 추세와 경향성을 비슷하게 따라감을 확인하여 예측 모델로 사용 결정

# 01

## • 미래 기상 예측 - 풍향, 풍속, 운량 •

### 풍향

change point prior scale : 0.1

seasonality prior scale : 8

yearly seasonality : 20

MAE : 113.16

yhat lower로 추출

### 풍속

change point prior scale : 0.5

seasonality prior scale : 15

yearly seasonality : 20

MAE : 1.38

yhat lower로 추출

### 운량

change point prior scale : 0.5

seasonality prior scale : 8

yearly seasonality : 20

MAE : 2.42

yhat upper로 추출

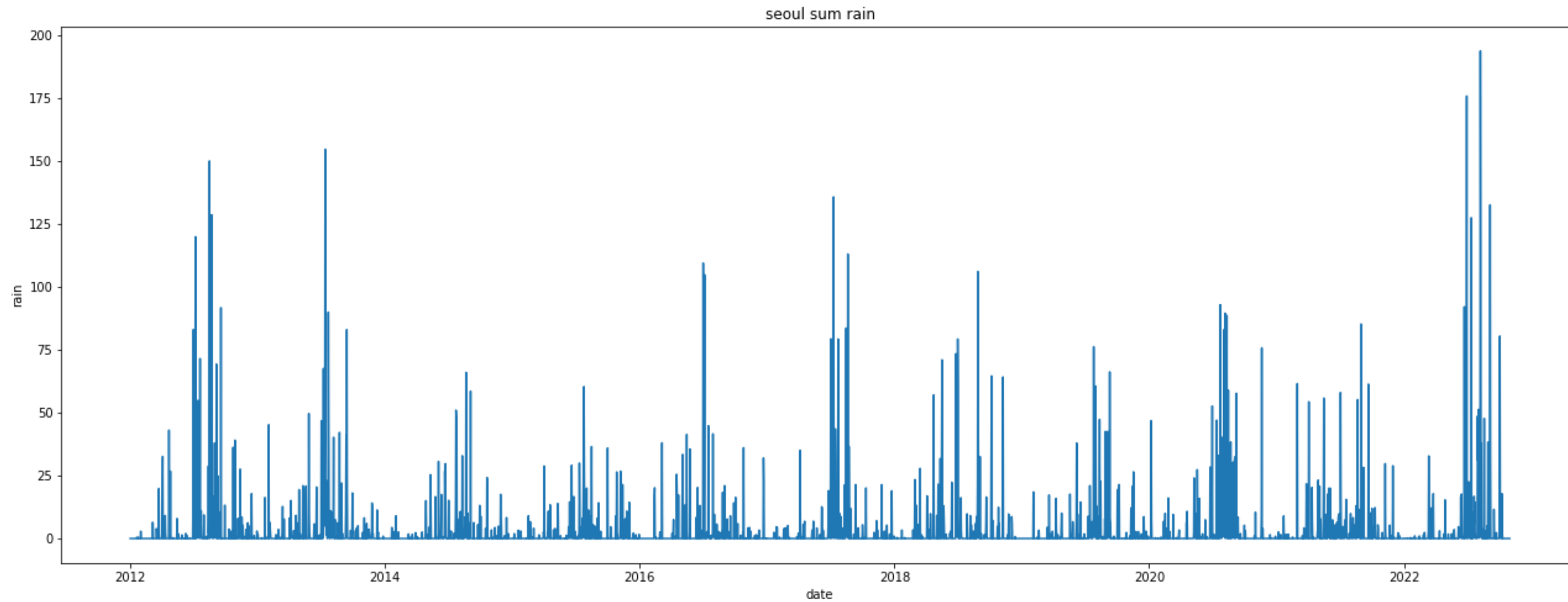
사용해 본 모델 중 계절성을 가장 잘 반영하는 모습을 보인 Prophet 모델로

grid search 진행 후 각 변수에 대한 미래 값 예측하여 추출



# 01

## • 미래 기상 예측 - 총 강수량 •



총 강수량 변수 그래프 확인 결과 분산이 매우 크고 이분산성도 확인 가능

# 01

## 미래 기상 예측 - 총 강수량

### Extreme Value Theory



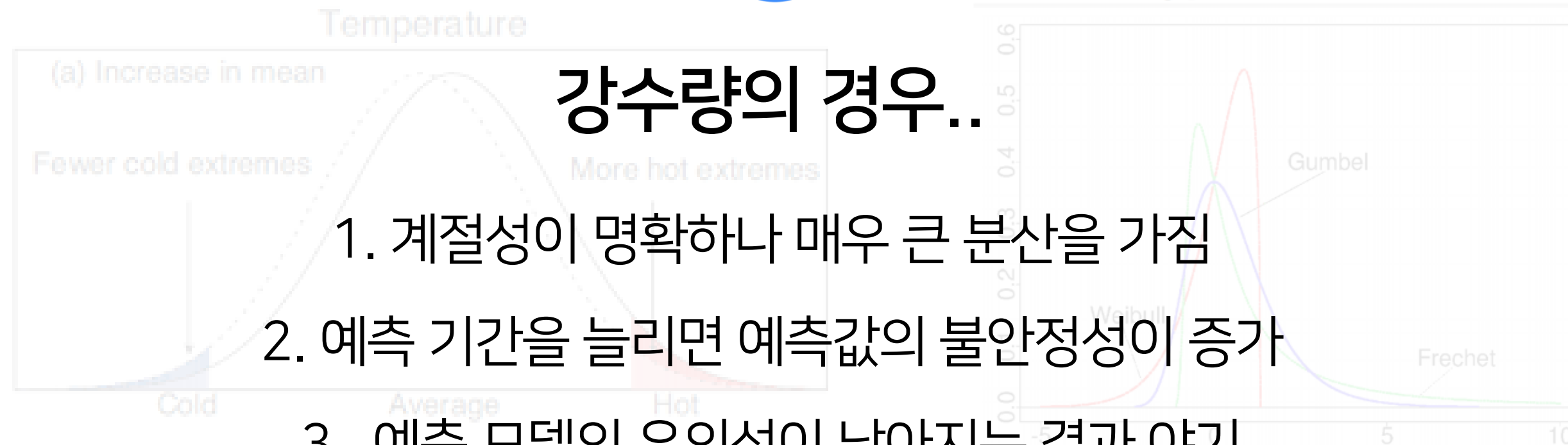
#### 강수량의 경우..

1. 계절성이 명확하나 매우 큰 분산을 가짐
2. 예측 기간을 늘리면 예측값의 불안정성이 증가
- 3.. 예측 모델의 유의성이 낮아지는 결과 야기

-> 극단적으로 큰 강수량을 강수 분포의 극값으로 보고

Extreme Value Theory를 적용해보자!

#### GEV – Types of Distributions



# 01

## 미래 기상 예측 - 총 강수량

### ✓ Extreme Value Distribution 이 중 Gumbel Distribution을 사용



$-\infty < x, \eta < \infty, 0 < \theta$   
x가  $Gumbel(\eta, \theta)$ 를 따르고 가정시 다음을 만족

### 강수량 예측 프로세스

1. Invariance Property of MLE를 사용  
-> location parameter  $\eta$ 와 scale parameter  $\theta$ 를 추정

오일러 상수 = 0.5772157

$$E(x) = \eta + \epsilon\theta, \quad Var(x) = \frac{\theta^2 \pi^2}{6}, \quad \theta = \frac{(6 Var(x))^{1/2}}{\pi}, \quad \eta = \epsilon\theta - E(x)$$

2. 추정된 parameter를 이용  
-> 각 일자에 대하여 Gumbel분포 추출

# 01

## 미래 기상 예측 - 총 강수량



### Extreme Value Distribution 이 중 Gumbel Distribution을 사용

|    | month | day | 12         | 13         | 14         | 15         | 16         | 17         | 18         | 19         | 20         | 21         |
|----|-------|-----|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 1  | 1     | 1   | 0.14367816 | 1.10568182 | 0.02247191 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 2  | 1     | 2   | 0.05862069 | 0.54772727 | 0          | 0          | 0          | 0.01724138 | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 3  | 1     | 3   | 0.04597701 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 4  | 1     | 4   | 0          | 0.00113636 | 2.99157303 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.01590909 |
| 5  | 1     | 5   | 0.00588235 | 0.00568182 | 0.00561798 | 0.22359551 | 0          | 3.07613636 | 0          | 0          | 0          | 0.02784091 |
| 6  | 1     | 6   | 0          | 0          | 0          | 1.43483146 | 0          | 0.13522727 | 0          | 0          | 0.4247191  | 0.24886364 |
| 7  | 1     | 7   | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.03977273 | 0          | 0          | 50.7966292 | 0.28295455 |
| 8  | 1     | 8   | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 1.67159091 | 0.46516854 | 0          | 18.1078652 | 0          |
| 9  | 1     | 9   | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.30454545 | 0.10337079 | 0          | 0.00674157 | 0          |
| 10 | 1     | 10  | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.00561798 | 0          | 0.03146067 | 0          | 0          | 0          |
| 11 | 1     | 11  | 0          | 0          | 0          | 0.44606742 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 12 | 1     | 12  | 0          | 0.13636364 | 0          | 0          | 0          | 0.0125     | 0          | 0.48426966 | 0          | 0.11022727 |
| 13 | 1     | 13  | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.03483146 | 0.02045455 | 0          | 0          | 0          | 0.00795455 |
| 14 | 1     | 14  | 0          | 0.16477273 | 0          | 0          | 0.00674157 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 15 | 1     | 15  | 0          | 0.03977273 | 0          | 0.48764045 | 0.07078652 | 0          | 0.03932584 | 0.00224719 | 0          | 0.42386364 |
| 16 | 1     | 16  | 0.05172414 | 0.25       | 0          | 0.22134831 | 0.01011236 | 0          | 0.09101124 | 0.0011236  | 0          | 0          |
| 17 | 1     | 17  | 0.14942529 | 5.00795455 | 0.0011236  | 0          | 0.14719101 | 0          | 1.0011236  | 0.0011236  | 0.82134831 | 0.01363636 |
| 18 | 1     | 18  | 0          | 0          | 0          | 1.22022472 | 0.20674157 | 0          | 0          | 0          | 2.0258427  | 1.02840909 |
| 19 | 1     | 19  | 5.05340909 | 0          | 0          | 0.51685393 | 0          | 0          | 0          | 0          | 0.19775281 | 0          |
| 20 | 1     | 20  | 3.59886364 | 0          | 1.59550562 | 0          | 0          | 7.29204545 | 0          | 0          | 0          | 0          |
| 21 | 1     | 21  | 1.00681818 | 17.3137931 | 3.93033708 | 0.11235955 | 0          | 0.03295455 | 0          | 0.00674157 | 0.00561798 | 1.5625     |
| 22 | 1     | 22  | 0.16477273 | 5.61724138 | 0.00561798 | 3.99662921 | 0          | 0.20227273 | 2.09438202 | 0          | 0          | 0.45340909 |

을 만족

$$\left[ \frac{x - \eta}{\theta} \right]$$

같은 날에 대한 총 10년 간의  
강수량 관측치를 보고 판단하여  
아래와 같이 값 추출

오일러 상수 = 0.5772157

$$E(x) = \eta + \epsilon\theta, \text{Var}(x) = \frac{\pi^2}{6}\theta^2, \theta = \frac{\epsilon\theta}{\pi}, \eta = \epsilon\theta - E(x)$$

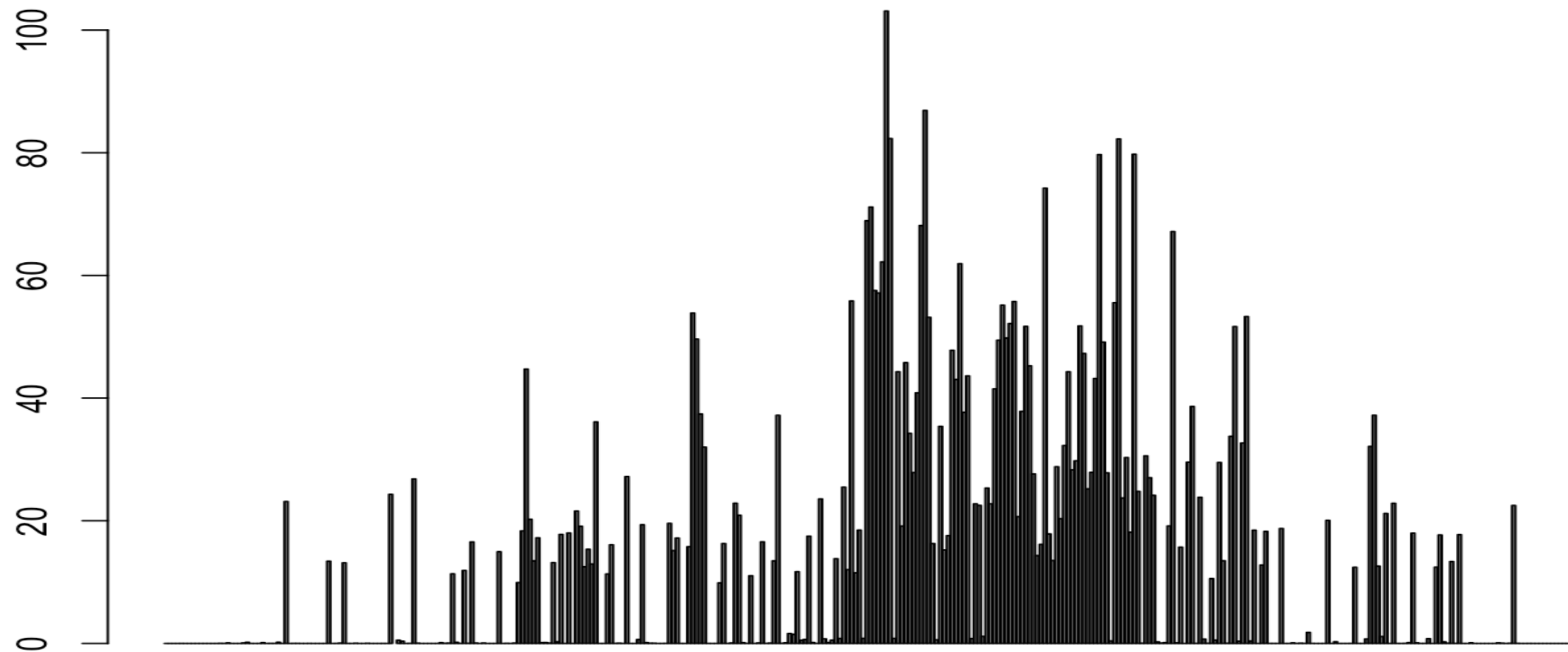
- 만약 10개의 관측치 중 강수량이 4.5 이상인 값이 1개 이하일 경우, 중간값 추출
- 그 외의 경우, 각 일자에 대하여 Gumbel( $\hat{\eta}, \hat{\theta}$ )의 95-분위수 추출

# 01

## 미래 기상 예측 - 총 강수량



### 최종 강수량 예측



# 02

## 이상치 탐지

VAR의 기본적인 구조는  
시계열팀 3주차 교안을 참고해주세요!

**Stray  
Algorithm**

**Isolation  
Forest**

**VAR**

## 02

- 이상치 탐지 – Stray Algorithm •

### ✓ Stray Algorithm

KNN distance with the maximum gap 개념을 사용해  
이상치 탐지 및 anomalous score까지 제공해 해석력을 갖춘 알고리즘

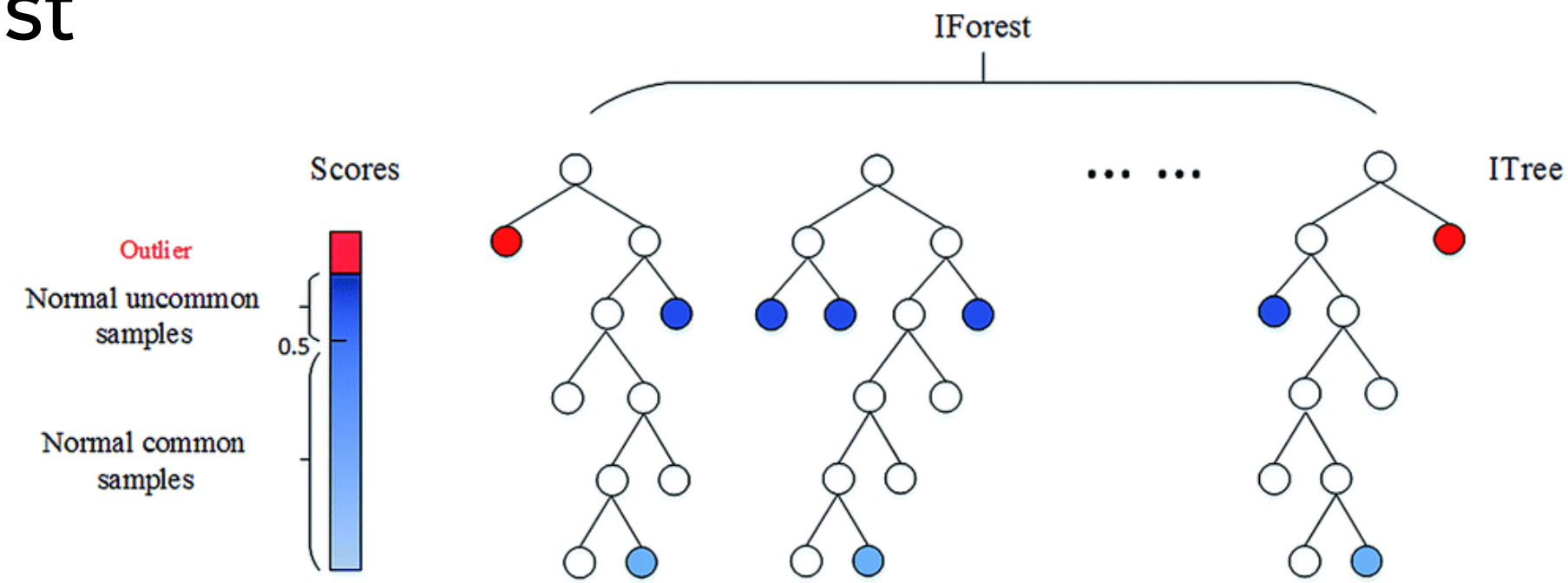


multimodal distribution이나 masking problem에 효과적으로 대응!

# 02

## • 이상치 탐지 – Isolation Forest •

### ✓ Isolation Forest



Decision Tree에서 파생된 모델로 비정상 데이터를 Tree의 가장 가까운 깊이에서 고립되게 만드는 모델  
특정한 샘플이 고립되는 leaf 노드까지의 거리를 Outlier Score로 정의  
Root 노드까지의 평균거리가 짧을수록 Outlier Score가 높아지는 원리

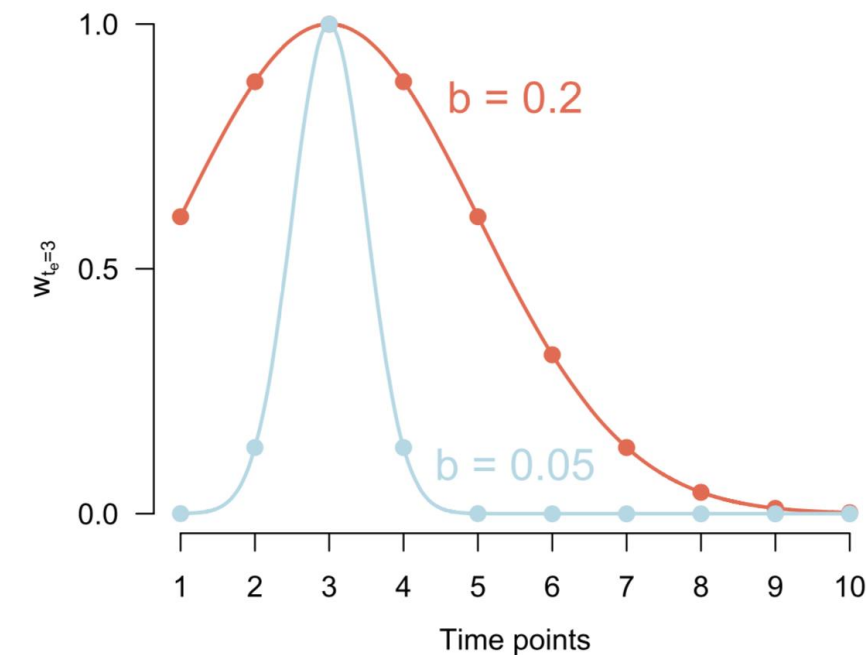


# 02

## • 이상치 탐지 – Isolation Forest •

### ✓ VAR Anomaly Detection

| Time | $X_{t,1}$ | $X_{t-1,1}$ | ...  | $X_{t,p}$ | $w_{te=3}$ | $w_{te^*=3}$ |
|------|-----------|-------------|------|-----------|------------|--------------|
| 1    | 0.03      | -0.97       | ...  | -0.08     | 0.61       | 0.00         |
| 2    | 1.15      | -1.07       | ...  | -0.56     | 0.88       | 0.14         |
| 3    | 0.11      | 0.63        | ...  | 1.09      | 1.00       | 1.00         |
| 4    | -1.08     | 0.13        | ...  | 1.88      | 0.88       | 0.14         |
| 5    | -0.93     | 1.00        | ...  | -0.29     | 0.61       | 0.00         |
| 6    | -1.08     | 0.17        | ...  | -1.36     | 0.32       | 0.00         |
| 7    | 0.27      | -1.72       | ...  | -1.13     | 0.14       | 0.00         |
| 8    | 0.03      | -1.26       | ...  | -0.97     | 0.04       | 0.00         |
| 9    | -1.29     | -1.05       | ...  | -0.10     | 0.01       | 0.00         |
| 10   | -0.07     | -0.04       | 1.05 | -0.12     | 0.00       | 0.00         |



### VAR 구조를 응용한 이상치 탐지 모델

Squared errors의 평균과 표준편차를 더한 값을 Anomalous Threshold로 설정

예측치의 squared error가 threshold보다 크거나 같다면 이상치로 분류

# 02

## 이상치 탐지 - 성능비교



F1 score 비교

Stray Algorithm

VAR

Isolation Forest



압도적인 성능을 보인

Isolation Forest를

이상치 탐지에 사용하기로 결정!

서울 : 0.875

강원 : 0.823

부산 : 0.866

서울 : 0.988

강원 : 0.985

부산 : 0.988

이제 우리 좀 그만 괴롭혀..

이상치 탐지 성능 비교

```
sum(pred_Seoul_test == 1)
```

0

그러나...

```
sum(pred_Gangwon_test == 1)
```

0

```
sum(pred_Busan_test == 1)
```

0

이상치 탐지에 사용하기로 결정!

최악의 기상조건이 주어졌음에도

이상치로 분류되는 행이 하나도 없는 (어이없는데...) 상황 발생

서울 : 0.875

강원 : 0.823

강원 : 0.985

부산 : 0.988

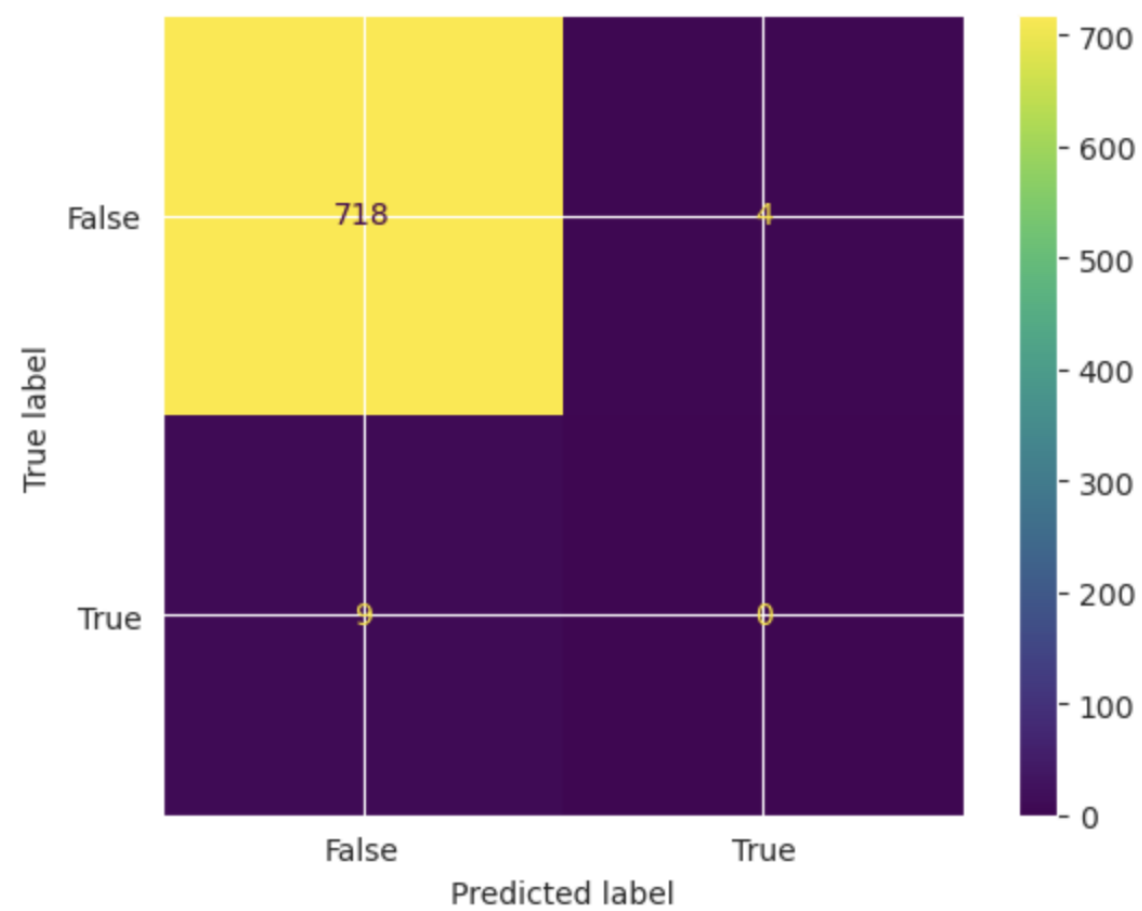
# 02

## 이상치 탐지

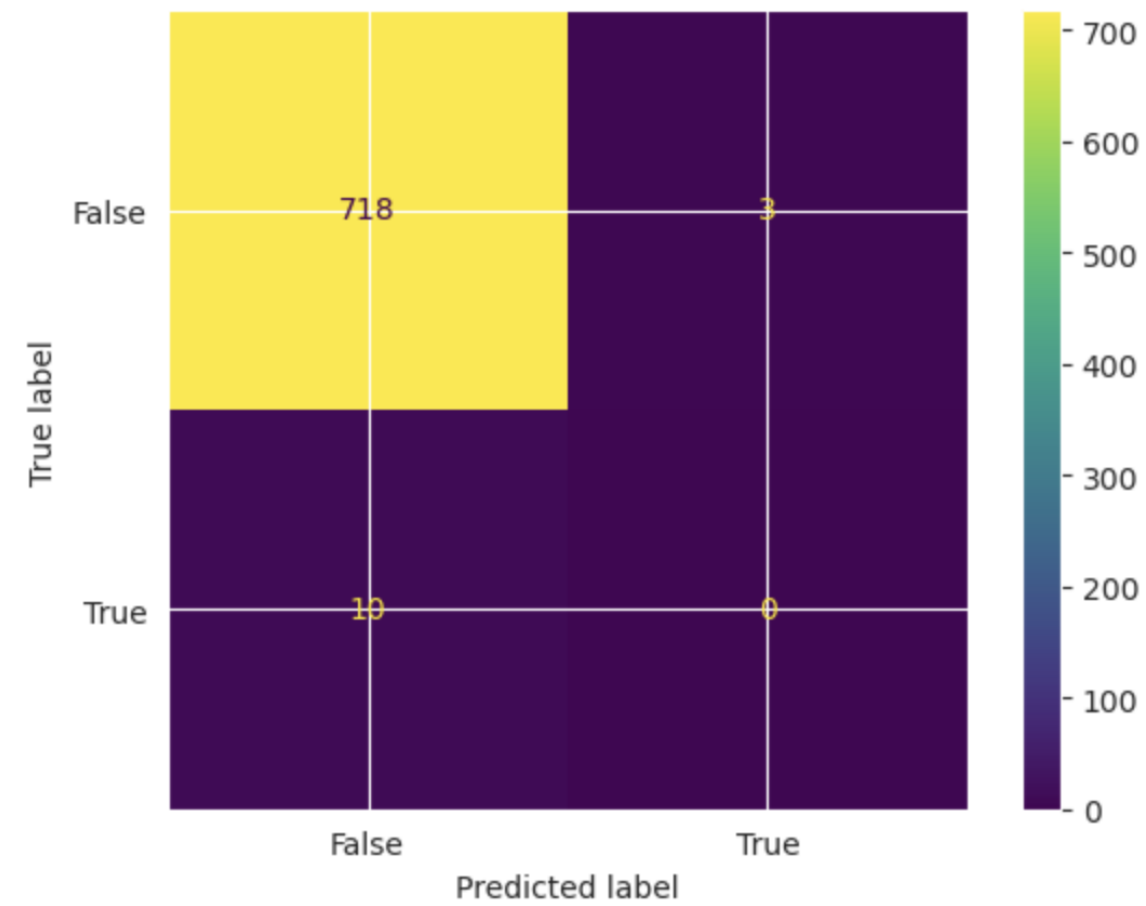


Isolation Forest 혼동행렬

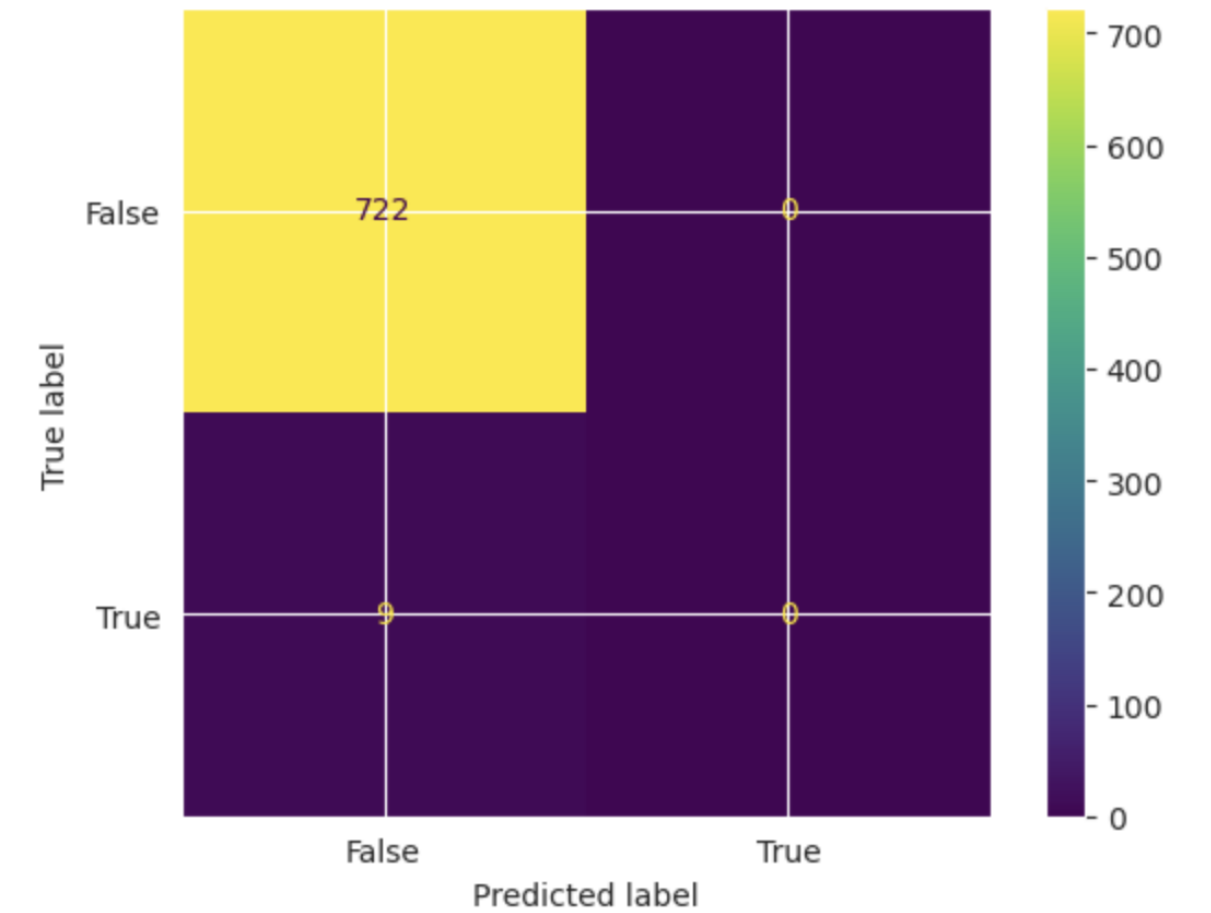
강원



부산



서울



## 02

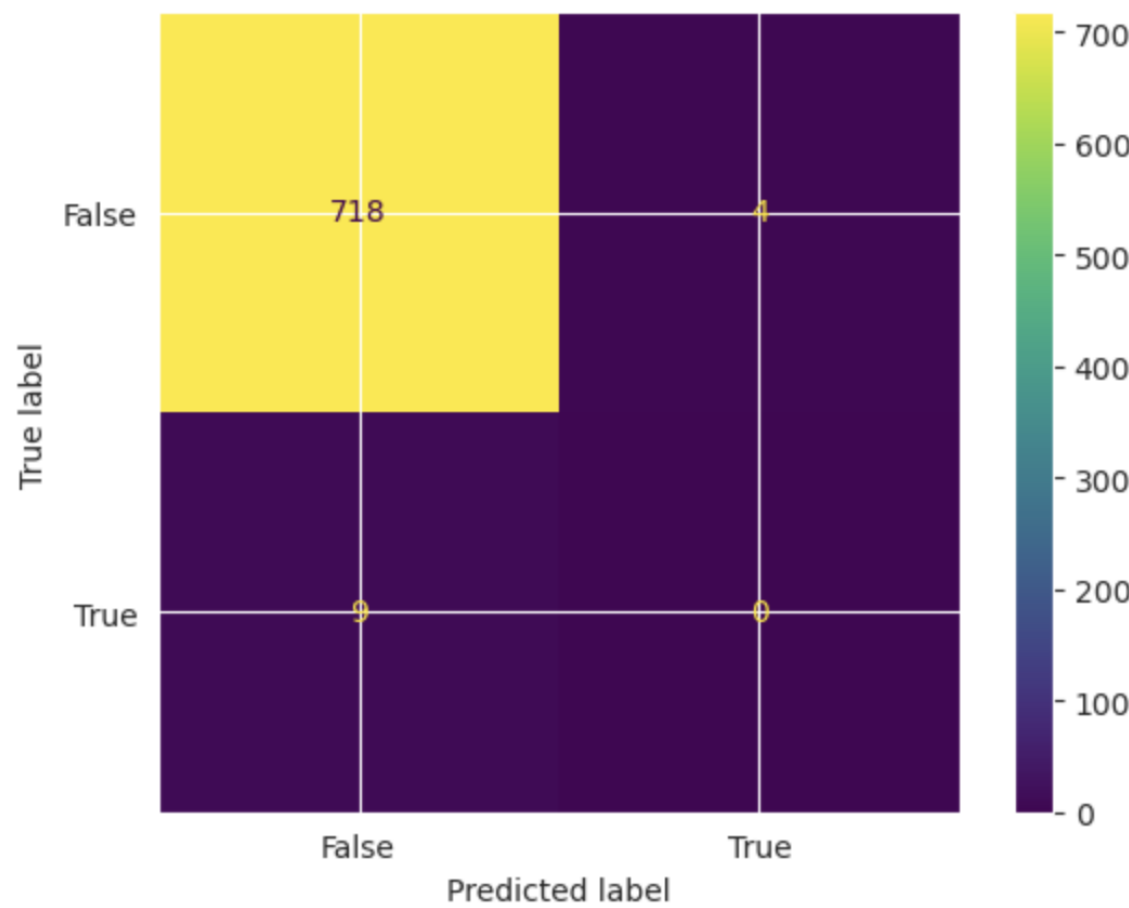
### 이상치 탐지



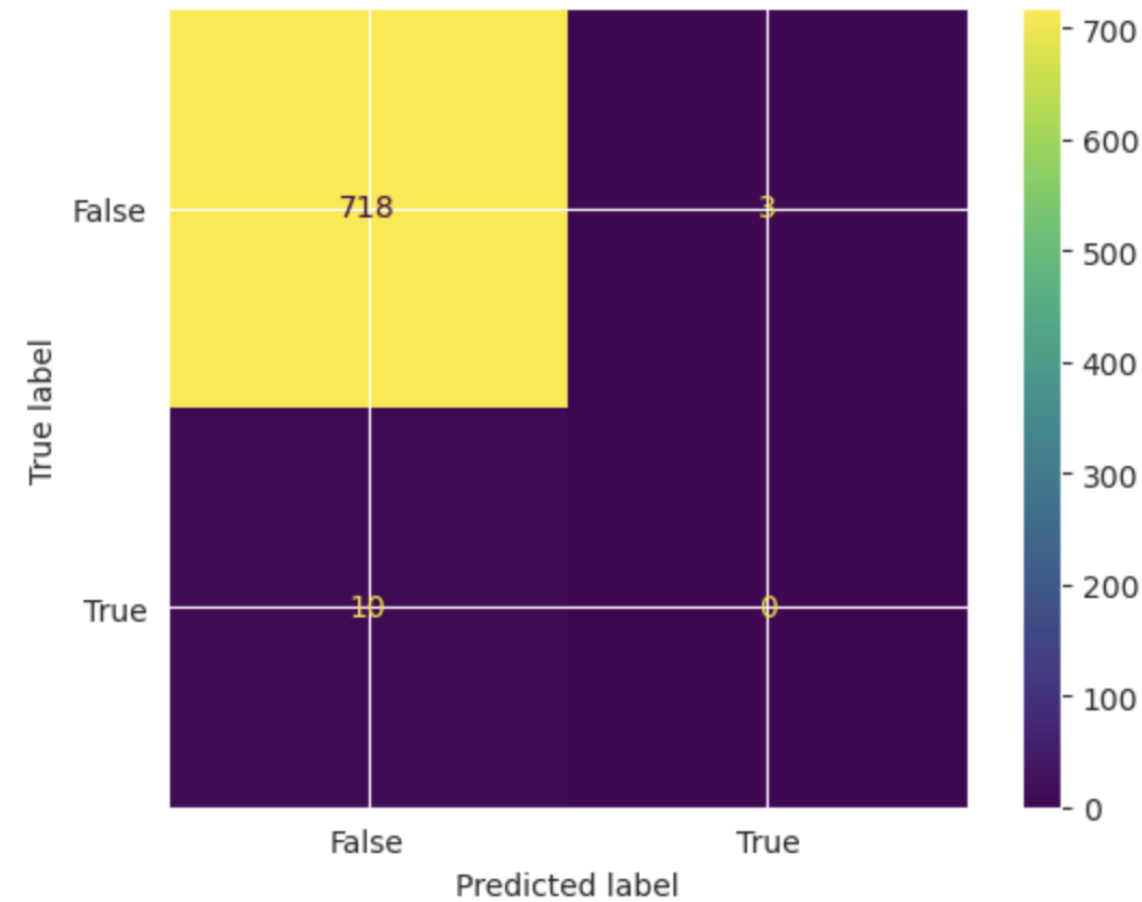
Isolation Forest 혼동행렬



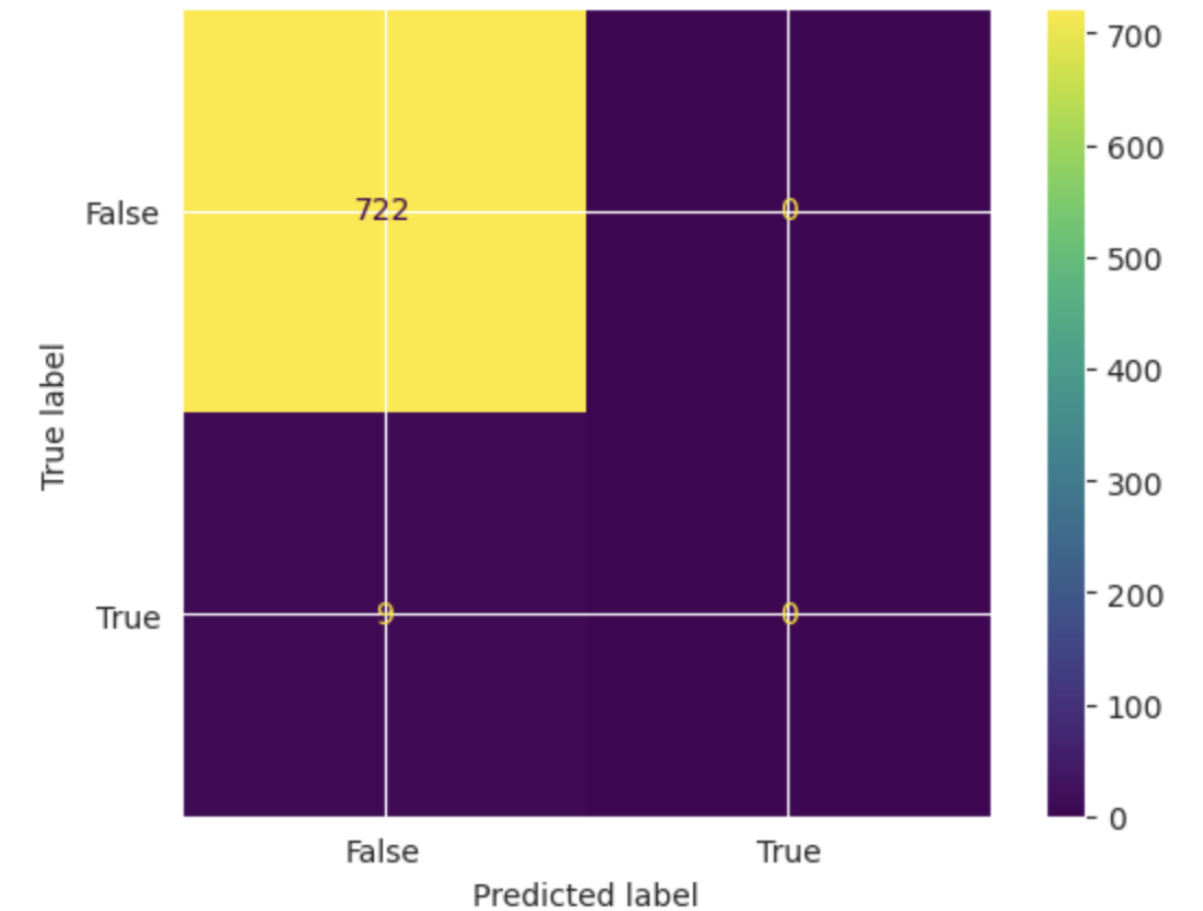
강원



부산



서울



True Negative가 하나도 없는 방향으로 training된 것을 확인!

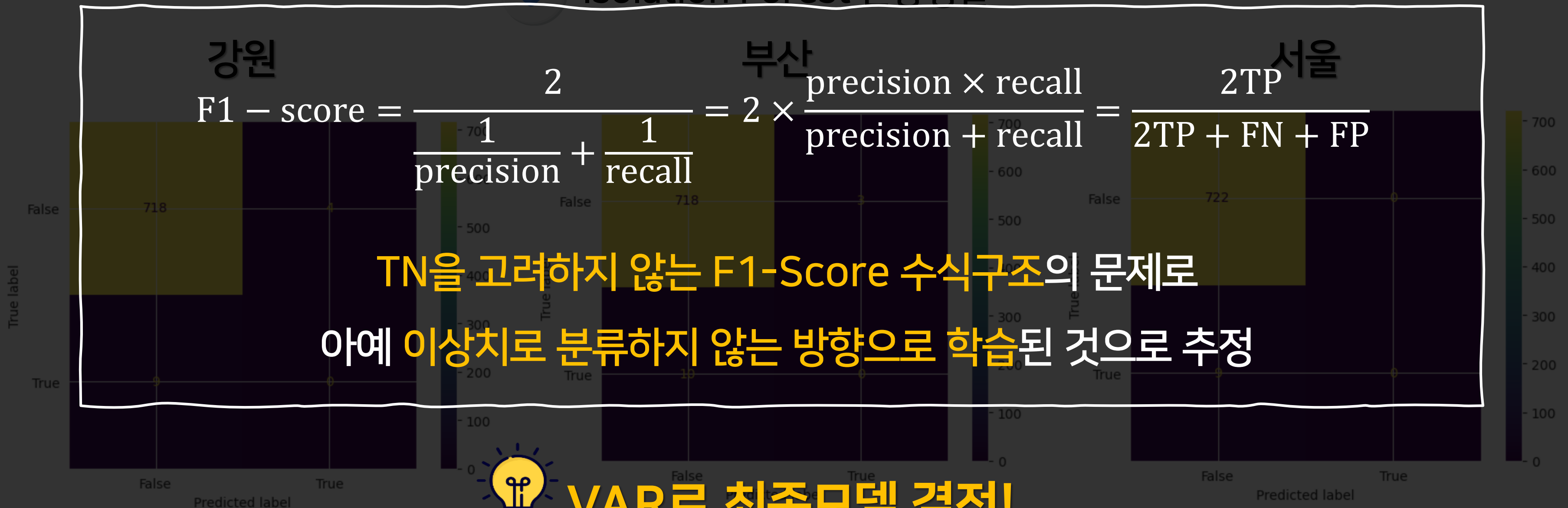
02



## F1-Score의 함정 (배신..?)



Isolation Forest 혼동행렬



### VAR로 최종모델 결정!



True Negative가 하나도 없는 방향으로 training된 것을 확인!

# 03

## 호우/태풍 이진분류

### ① GLM

```
Call:
glm(formula = typhoon_yn ~ ., family = "binomial", data = train)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.9785  -0.6591  -0.5159  -0.2866   2.7084

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -2.9733953   1.0121706  -2.938  0.003307 **
ca           0.1316279   0.0613527   2.145  0.031918 *
avg_ta       0.0633460   0.0356022   1.779  0.075196 .
sum_rn      -0.0134085   0.0038073  -3.522  0.000429 ***
comp_wd       0.0056088   0.0008843   6.342  2.26e-10 ***
comp_ws      -0.1456985   0.0265563  -5.486  4.10e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 617.73  on 566  degrees of freedom
Residual deviance: 526.12  on 561  degrees of freedom
AIC: 538.12
```

## 모델 성능

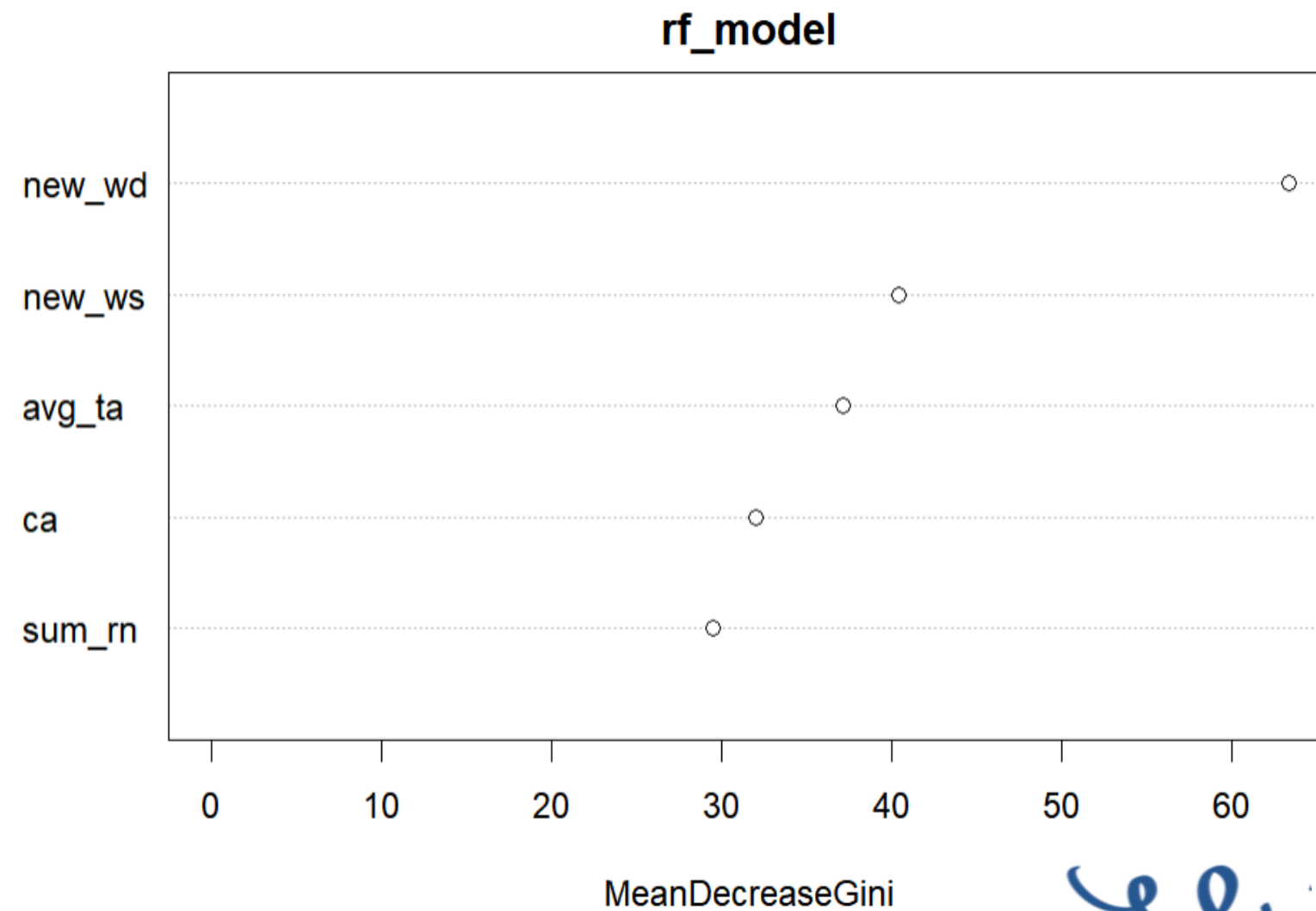
Accuracy: 0.7919

F1-score: 0.8782

# 03

## 호우/태풍 이진분류

### ② Random Forest



### 모델 성능

Accuracy: 0.8777

F1-score: 0.9258

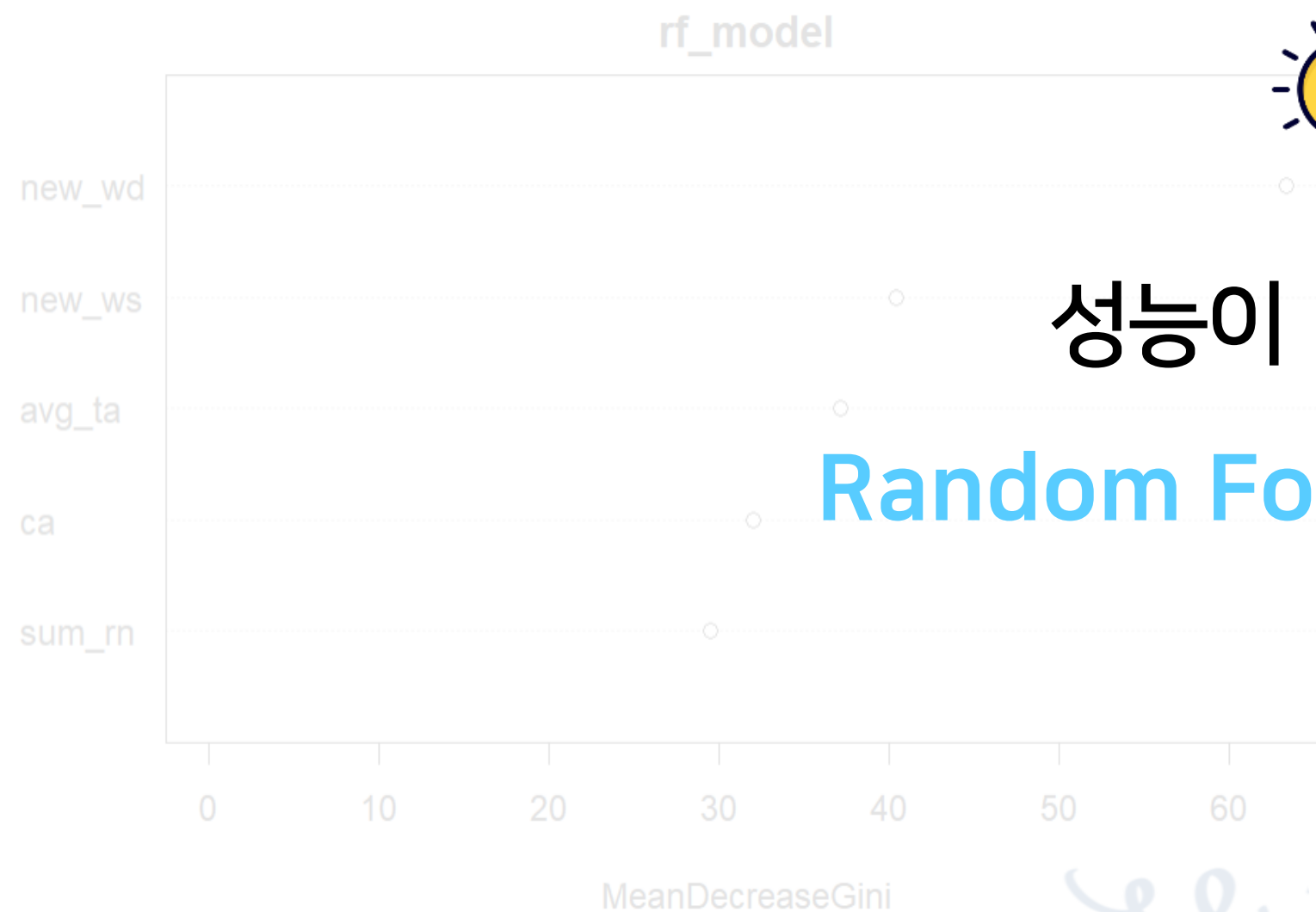
변수 중요도 파악



# 03

## 호우/태풍 이진분류

② Random Forest



성능이 더 우수한

**Random Forest** 모델 채택!

모델 성능

Accuracy: 0.8777

A1-score: 0.9258



변수 중요도 파악

# 04

## 피해액 예측 모델



### 전처리

| Avg_ta | ca   | sum_rn | ws    | wd    | typhoon_yn | damage_conv |
|--------|------|--------|-------|-------|------------|-------------|
| 1.8    | 4.88 | 0.61   | -0.75 | -1.13 | 0          | 131745      |
| 4.3    | 7.6  | 0.75   | 1.25  | -1.14 | 1          | 303244      |
| ⋮      | ⋮    | ⋮      | ⋮     | ⋮     | ⋮          | ⋮           |
| 7.72   | 4.3  | 0.3    | 1.38  | -0.64 | 1          | 306982      |



| Avg_ta | ca   | sum_rn | ws    | wd    | typhoon_yn | damage_conv |
|--------|------|--------|-------|-------|------------|-------------|
| 1.8    | 4.88 | 0.61   | -0.75 | -1.13 | 0          | 6.42        |
| 4.3    | 7.6  | 0.75   | 1.25  | -1.14 | 1          | 7.11        |
| ⋮      | ⋮    | ⋮      | ⋮     | ⋮     | ⋮          | ⋮           |
| 7.72   | 4.3  | 0.3    | 1.38  | -0.64 | 1          | 7.84        |

damage\_conv 변수 로그화

# 04

## 피해액 예측 모델



### 전처리

| Avg_ta | ca   | sum_rn | ws    | wd    | typhoon_yn | damage_conv |
|--------|------|--------|-------|-------|------------|-------------|
| 1.8    | 4.88 | 0.61   | -0.75 | -1.13 | 0          | 6.42        |
| 4.3    | 7.6  | 0.75   | 1.25  | -1.14 | 1          | 7.11        |
| ⋮      | ⋮    | ⋮      | ⋮     | ⋮     | ⋮          | ⋮           |
| 7.72   | 4.3  | 0.3    | 1.38  | -0.64 | 1          | 7.84        |



| Avg_ta | ca    | sum_rn | ws    | wd    | typhoon_yn | damage_conv |
|--------|-------|--------|-------|-------|------------|-------------|
| 0.20   | -0.78 | -0.85  | -0.28 | -0.76 | 0          | 6.42        |
| -0.84  | -0.23 | 0.64   | 0.54  | -0.27 | 1          | 7.11        |
| ⋮      | ⋮     | ⋮      | ⋮     | ⋮     | ⋮          | ⋮           |
| -0.70  | 0.16  | -0.32  | -0.48 | 0.67  | 1          | 7.84        |

설명변수(avg\_ta, ca, sum\_rn, ws, wd) scaling

# 04

## 피해액 예측 모델

### ✓ 전처리

| avg_ta | ca   | sum_rn | wd     | ws     | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|------|--------|--------|--------|-------------|------------|
| 0.17   | 0.72 | 1.28   | -1.137 | -0.571 | 6.43        | 0          |
| 0.29   | 0.79 | 0.05   | -0.641 | 1.389  | 7.12        | 1          |
| ⋮      | ⋮    | ⋮      | ⋮      | ⋮      | ⋮           | ⋮          |
| 0.01   | 0.33 | 2.53   | 2.312  | 0.510  | 9.65        | 1          |

Train set (2440 , 7)

| avg_ta | ca   | sum_rn | wd     | ws     | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|------|--------|--------|--------|-------------|------------|
| 0.24   | 0.79 | 1.38   | -1.023 | -0.498 | 8.04        | 0          |
| 0.36   | 0.86 | 0.11   | -0.543 | 1.463  | 10.7        | 0          |
| ⋮      | ⋮    | ⋮      | ⋮      | ⋮      | ⋮           | ⋮          |
| 0.51   | 0.95 | -0.34  | -0.049 | 1.301  | 6.43        | 1          |

Test set (616 , 7)

8 : 2 비율로 train, test set 생성

# 04

## 피해액 예측 모델

### ✓ 전처리

| Avg_ta | ... | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|-----|-------------|------------|
| 0.17   | ... | 6.43        | 1          |
| 0.29   |     | 7.12        | 1          |
| ⋮      |     | ⋮           | ⋮          |
| 0.01   |     | 9.65        | 1          |

Train1 (646 , 7)

| Avg_ta | ... | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|-----|-------------|------------|
| 0.15   | ... | 5.58        | 0          |
| 0.54   |     | 9.65        | 0          |
| ⋮      |     | ⋮           | ⋮          |
| 0.03   |     | 4.27        | 0          |

Train2 (1794 , 7)

| Avg_ta | ... | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|-----|-------------|------------|
| 0.24   | ... | 8.04        | 1          |
| 0.36   |     | 10.7        | 1          |
| ⋮      |     | ⋮           | ⋮          |
| 0.51   |     | 6.43        | 1          |

Test1 (164 , 7)

| Avg_ta | ... | damage_conv | Typhoon_yn |
|--------|-----|-------------|------------|
| 0.27   | ... | 5.02        | 0          |
| 0.28   |     | 2.37        | 0          |
| ⋮      |     | ⋮           | ⋮          |
| 0.30   |     | 9.41        | 0          |

Test2 (452 , 7)

Train set, test set에서 태풍이 있는 행과 없는 행으로 분리

# 04

## 피해액 예측 모델

선형회귀

XGboost

LightGBM

SVM

Random  
Forest

5가지 방법으로 예측을 진행한 후 가장 성능이 좋은 모델 선택

# 04

## 피해액 예측 모델 - 태풍 0



### 5가지 모델 비교

| 모델                   | MSE             |
|----------------------|-----------------|
| Linear Regression    | 7.95868         |
| XGboost              | 5.109841        |
| LightGBM             | 5.398116        |
| SVM                  | 5.06428         |
| <b>Random Forest</b> | <b>4.869128</b> |

# 04

## 피해액 예측 모델 - 태풍 X



### 5가지 모델 비교

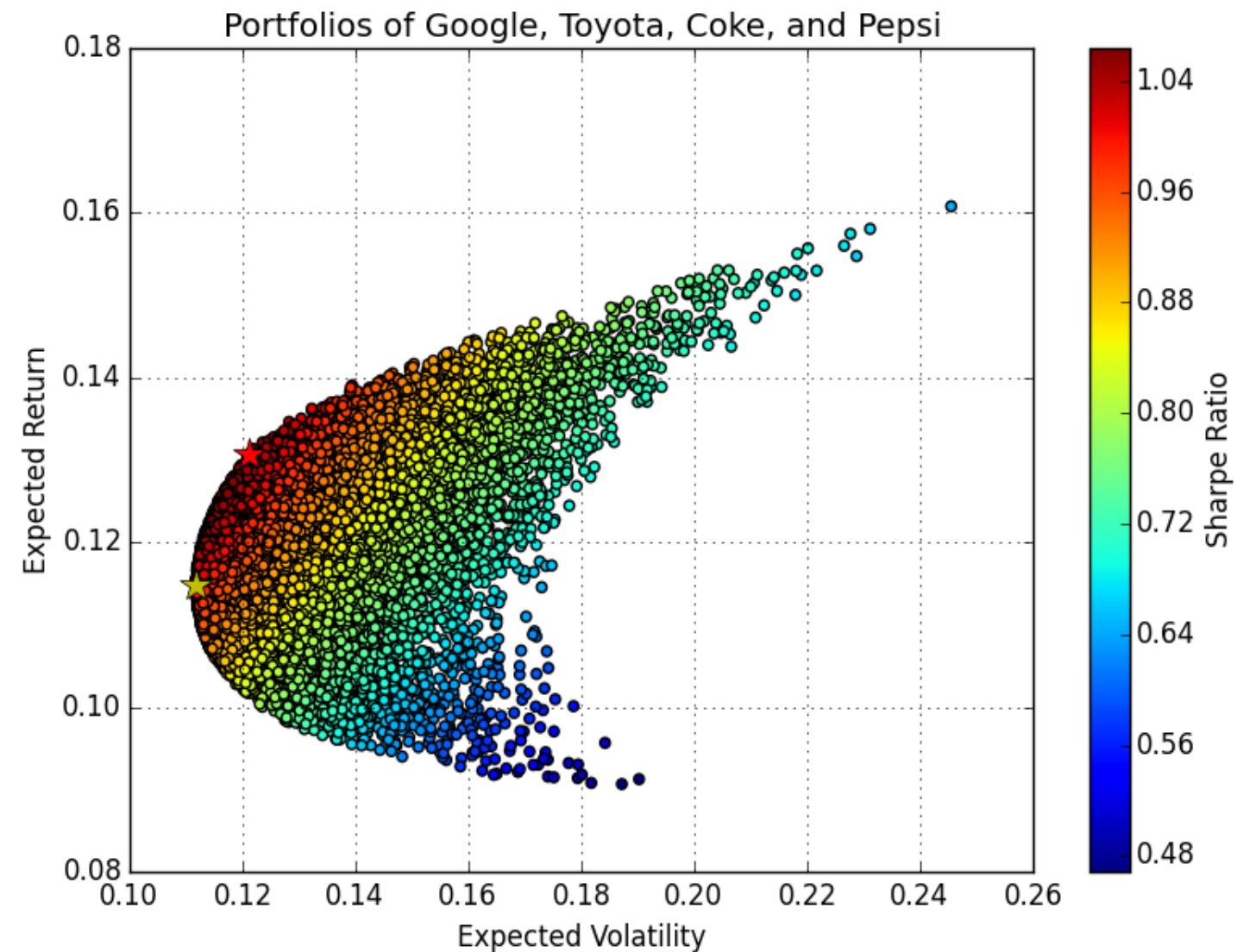
| 모델                   | MSE             |
|----------------------|-----------------|
| Linear Regression    | 7.283894        |
| XGboost              | 6.525093        |
| LightGBM             | 6.590601        |
| SVM                  | 6.63209         |
| <b>Random Forest</b> | <b>6.260416</b> |



# 05

## 지역별 리스크 분석

### ✓ 포트폴리오 최적화



각 시설을 **주식종목**, 피해액을 **기대 주식수익**으로 간주

기대 주식수익(피해액)이 극대화되었을 때의 각  
주식종목(시설)이 차지하는 수익 비율(피해액 비율) 산출

예측된 피해액을 각 시도의 포트폴리오에 대입하여  
시설 별 피해액(리스크) 산출

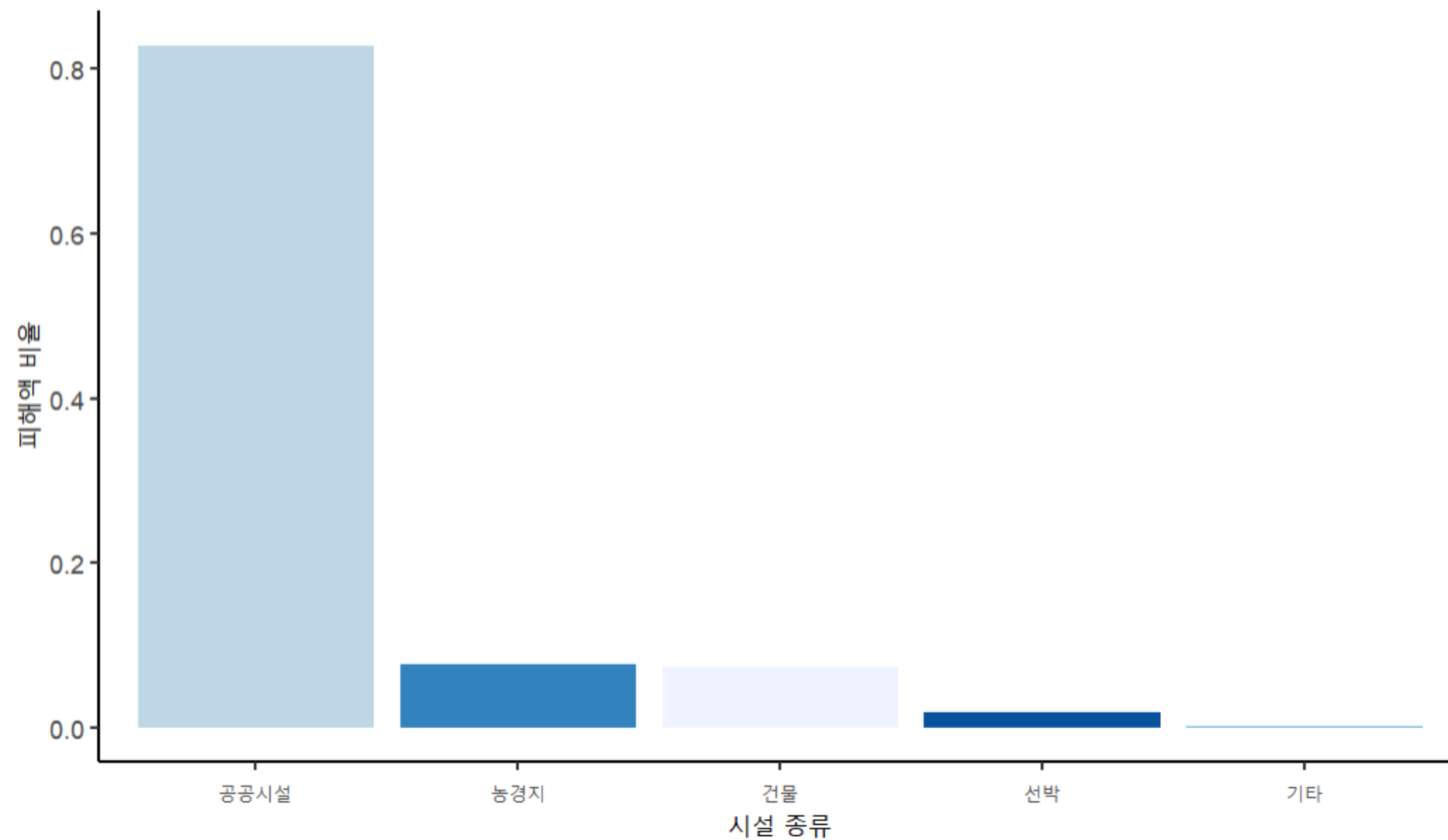
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 서울 - 호우 0 태풍 0 인 경우

서울 태풍 피해액



죽대,담장/가축/죽사,담사/  
수산물양식/어망,어구/비닐하우스 등

| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.073 | 0.018 | 0.076 | 0.828 | 0.002 |

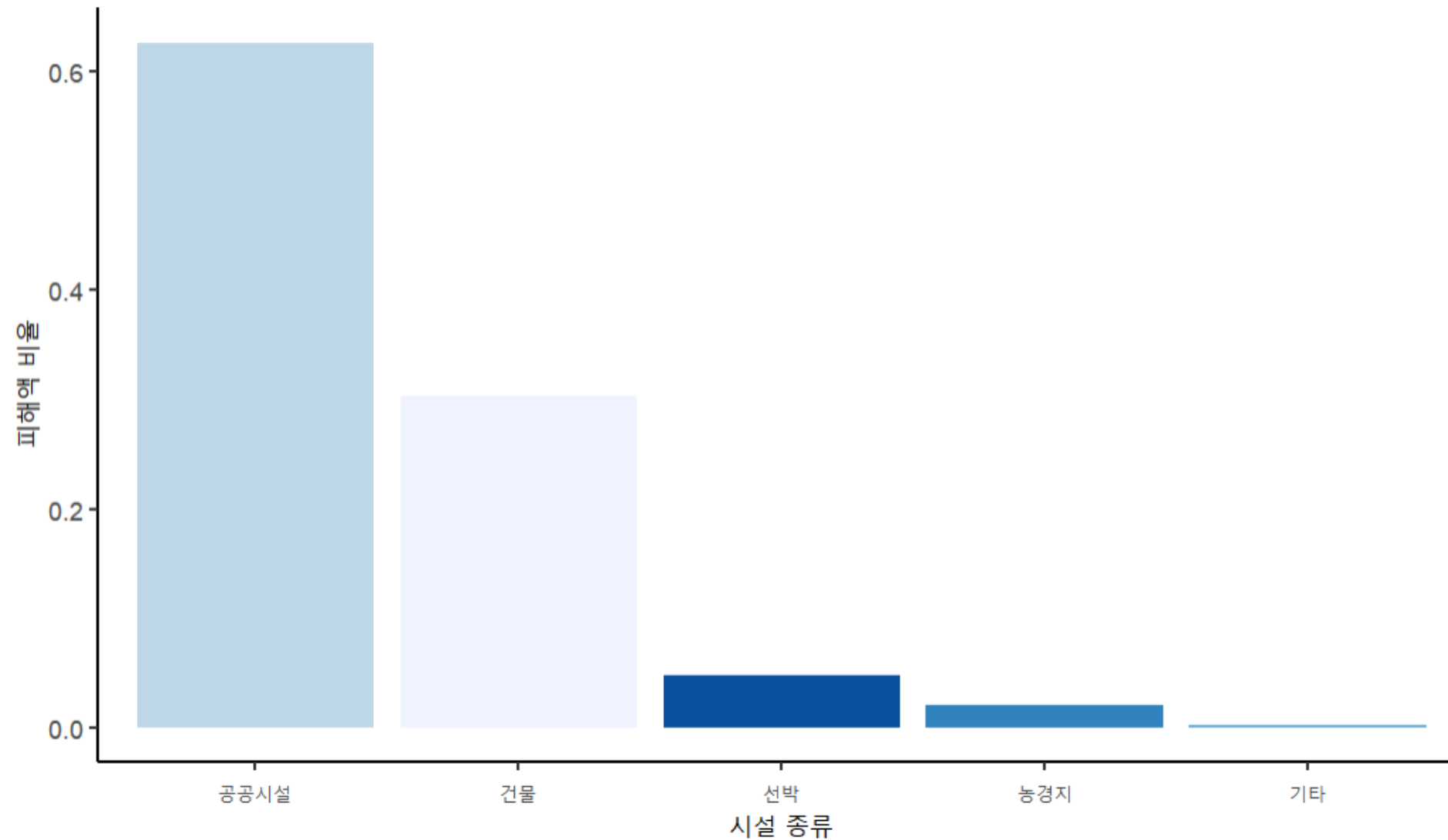
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 서울 - 호우 0 태풍 X 인 경우

서울 호우 피해액



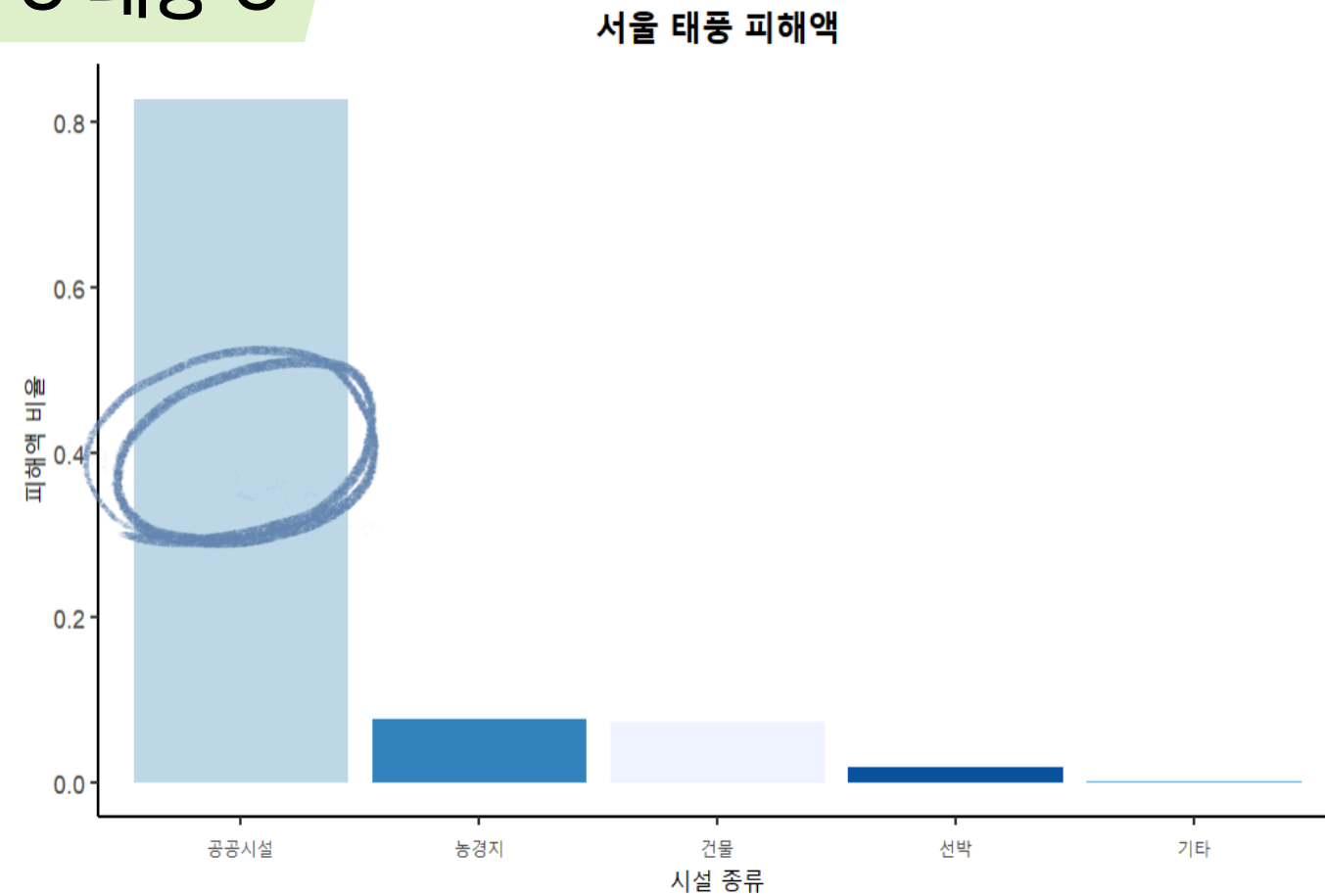
| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.303 | 0.047 | 0.021 | 0.625 | 0.002 |

# 05

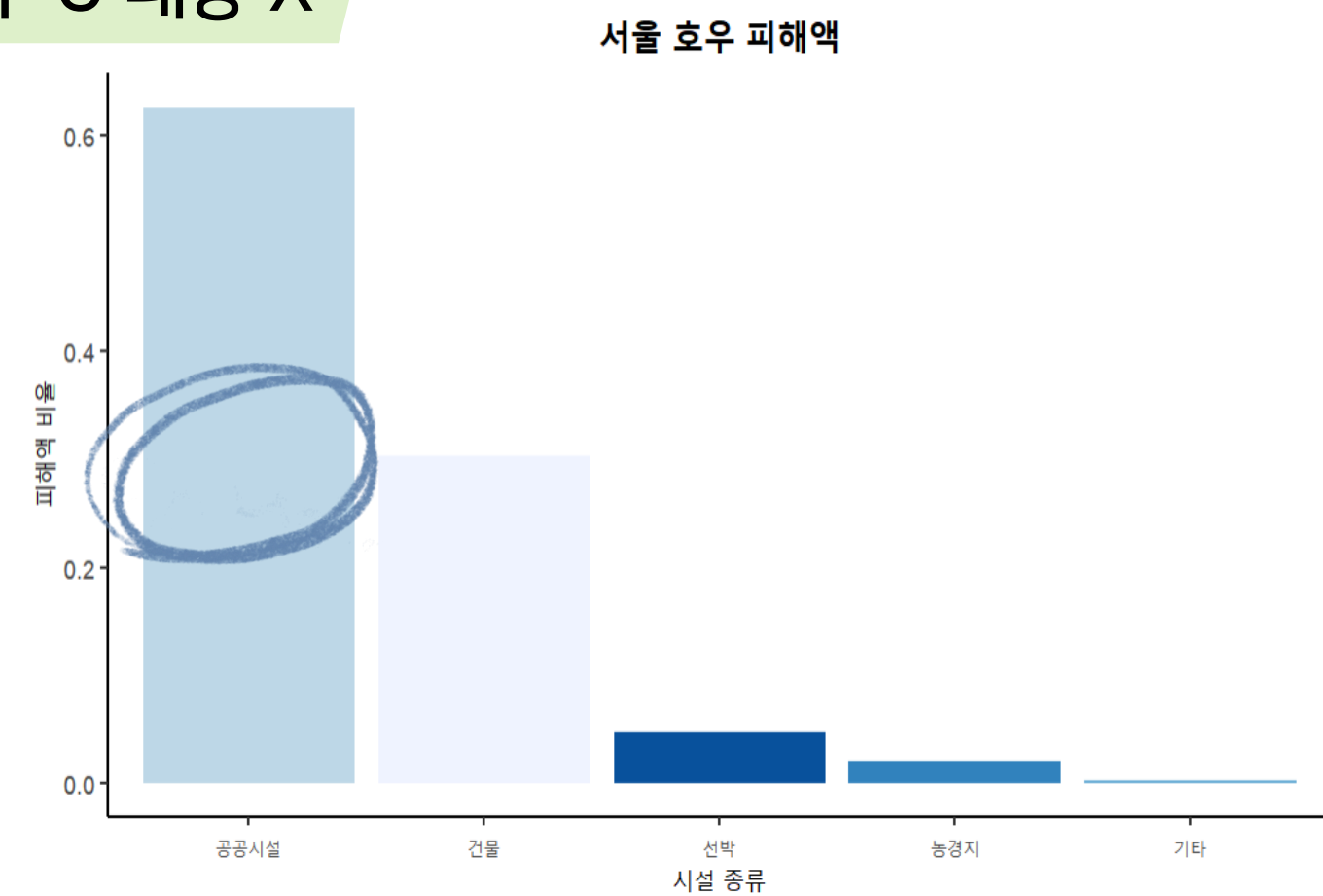


## 지역별 리스크 분석- 제언

### 호우 0 태풍 0



### 호우 0 태풍 X



서울의 경우, 태풍의 유무와 관련없이 **공공시설**의 피해액 비율이 가장 높기 때문에  
추후 공공시설을 중심으로 재난 복구 비용을 투자해야 한다고 판단됨

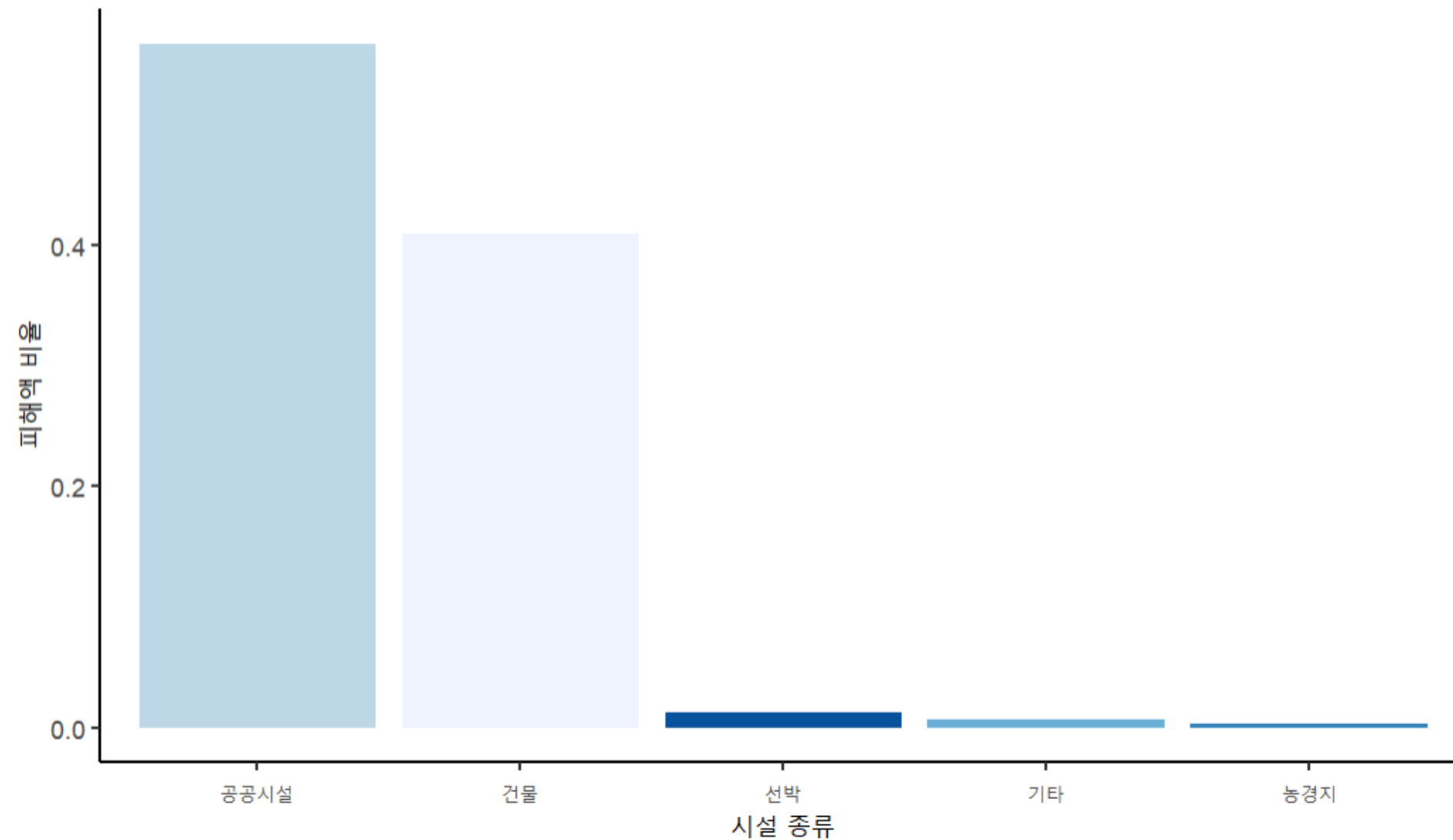
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 부산 - 호우 0 태풍 0 인 경우

부산 태풍 피해액



| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.408 | 0.013 | 0.003 | 0.566 | 0.007 |

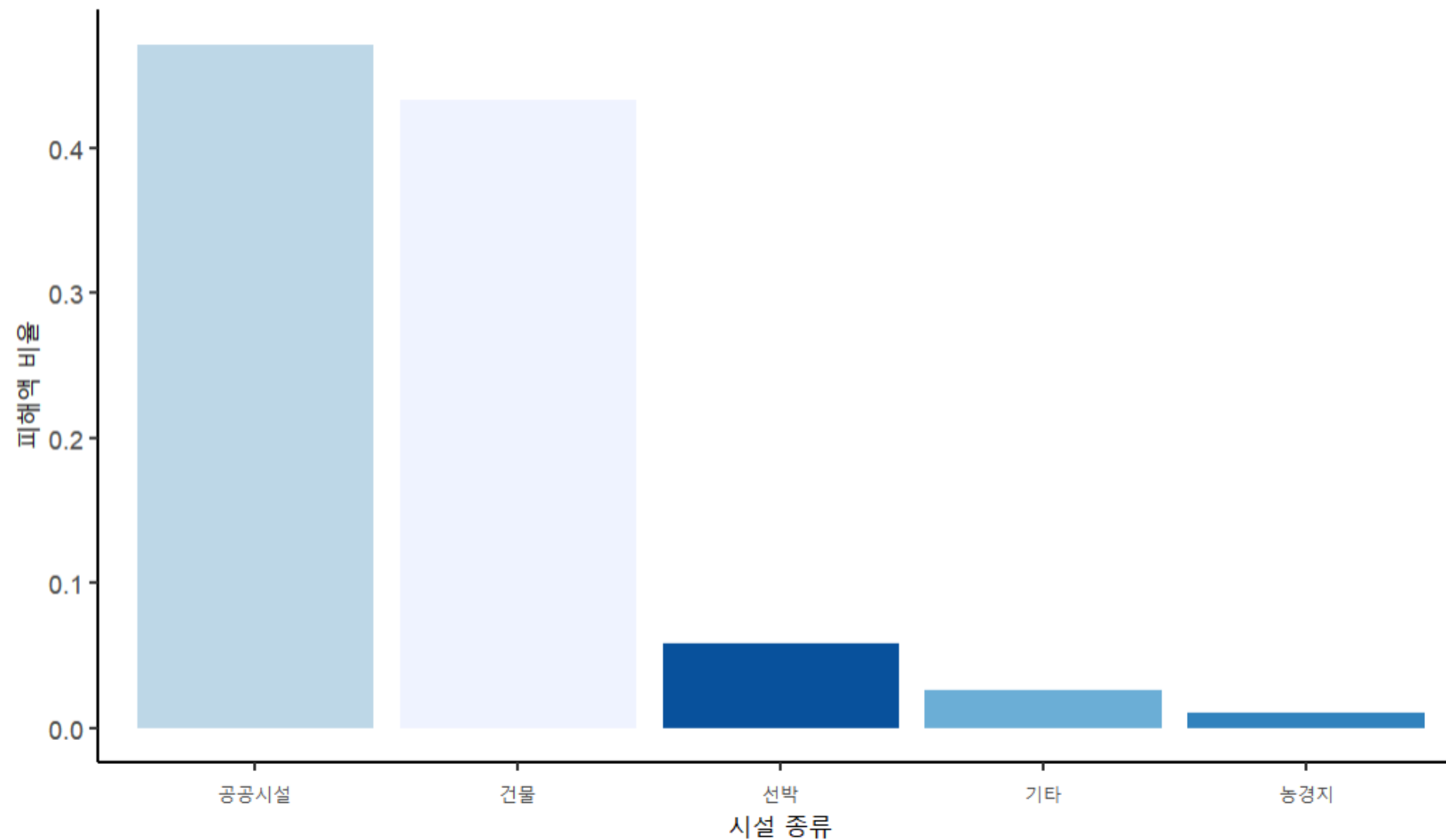
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 부산 - 호우 0 태풍 X 인 경우

부산 호우 피해액



| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.432 | 0.058 | 0.011 | 0.471 | 0.026 |

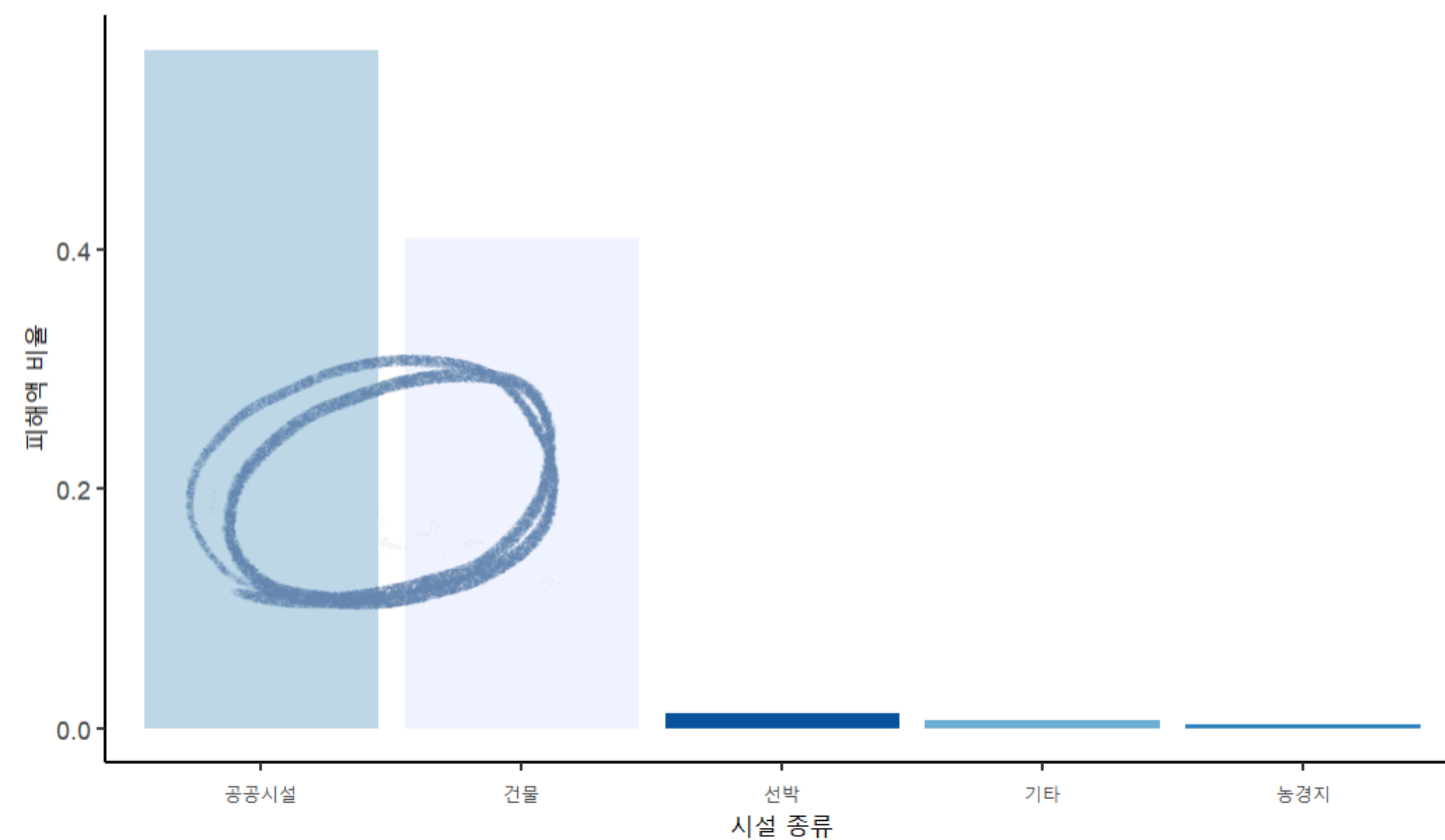
# 05



## 지역별 리스크 분석- 제언

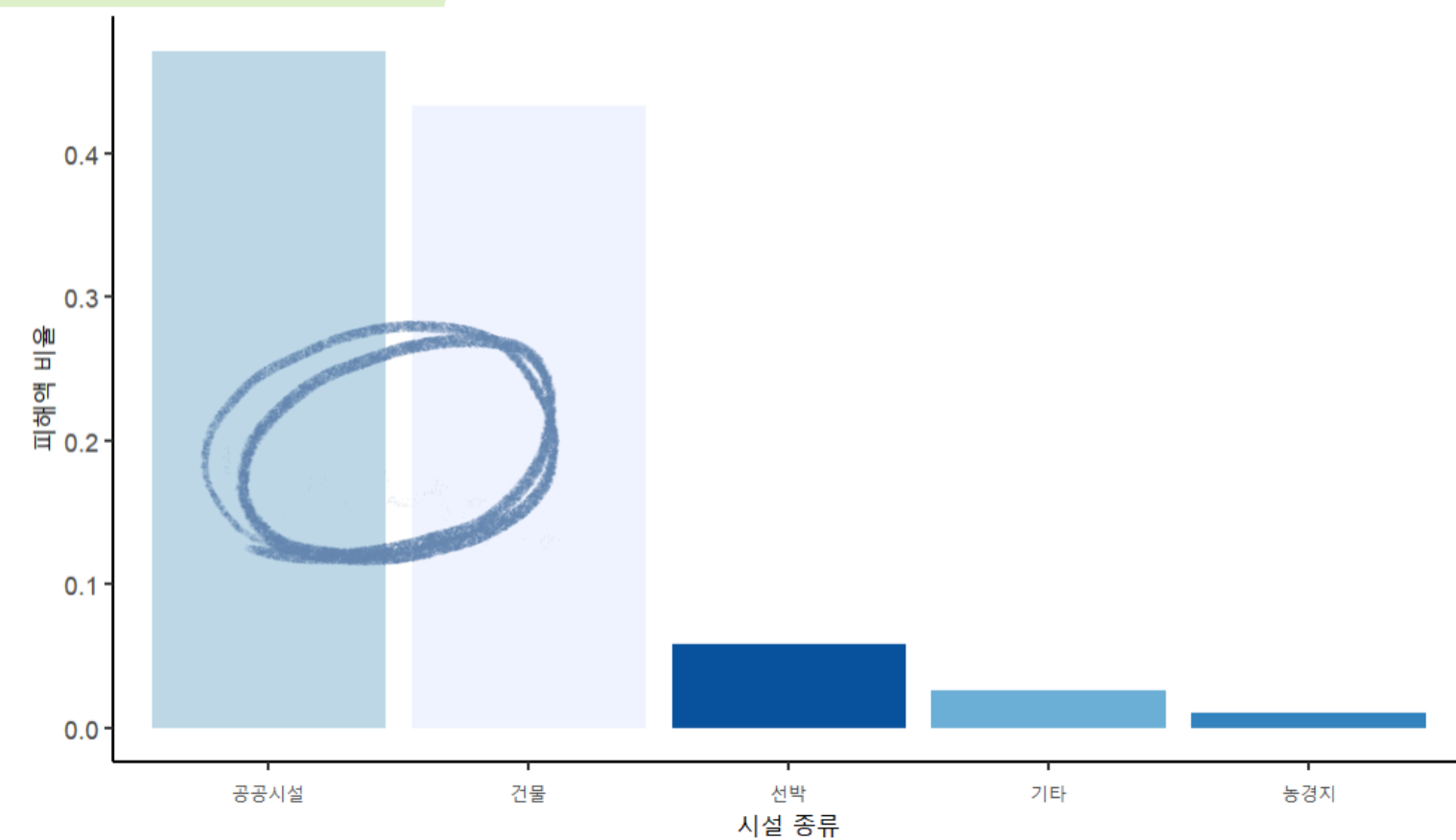
호우 0 태풍 0

부산 태풍 피해액



호우 0 태풍 X

부산 호우 피해액



부산의 경우, 태풍의 유무와 관련없이 **공공시설과 건물**의 피해액 비율이 가장 높기 때문에 추후 공공시설과 건물을 중심으로 재난 복구 비용을 투자해야 한다고 판단됨

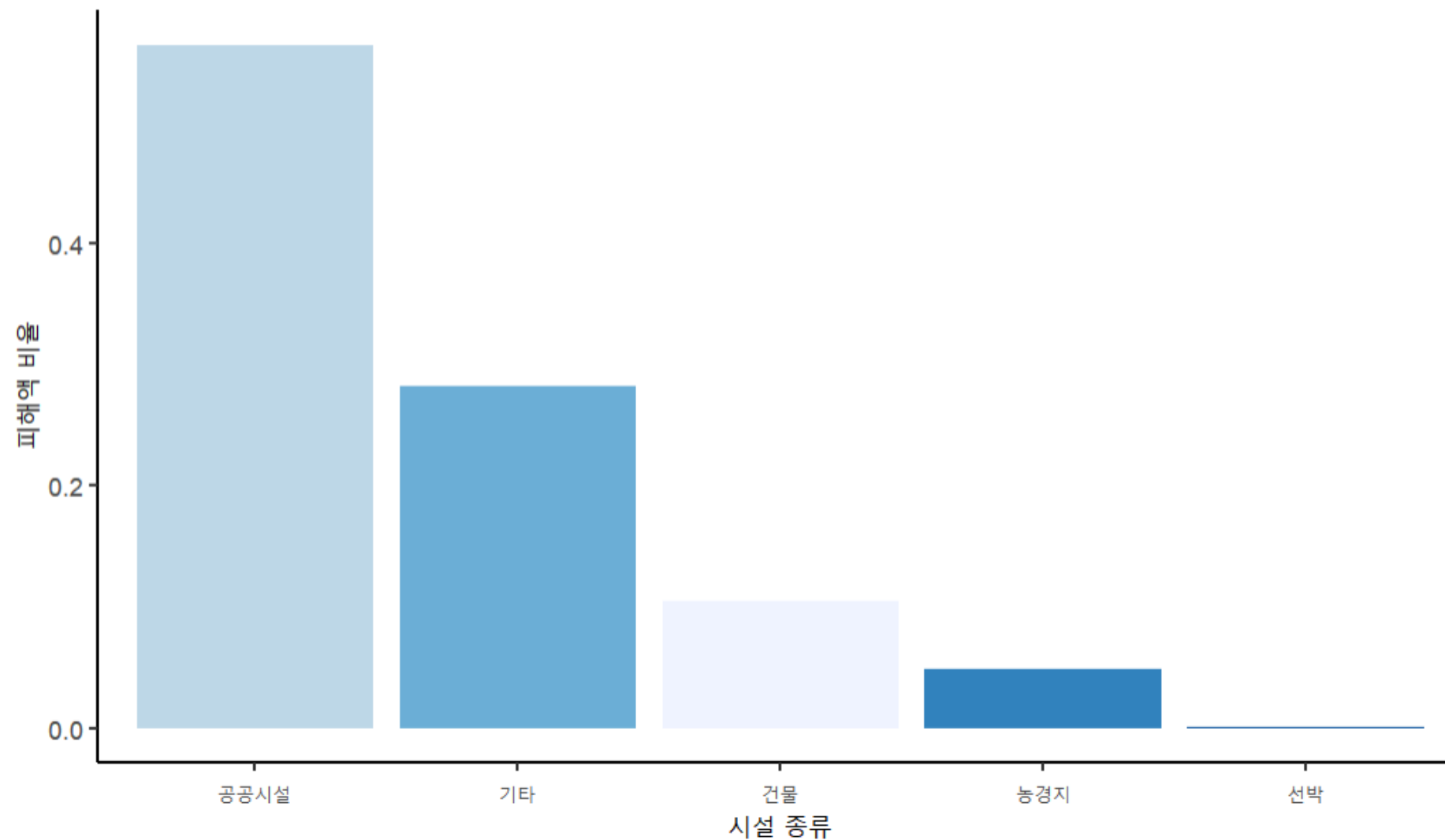
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 강원 - 호우 0 태풍 0 인 경우

강원 태풍 피해액



| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.104 | 0.001 | 0.048 | 0.563 | 0.281 |



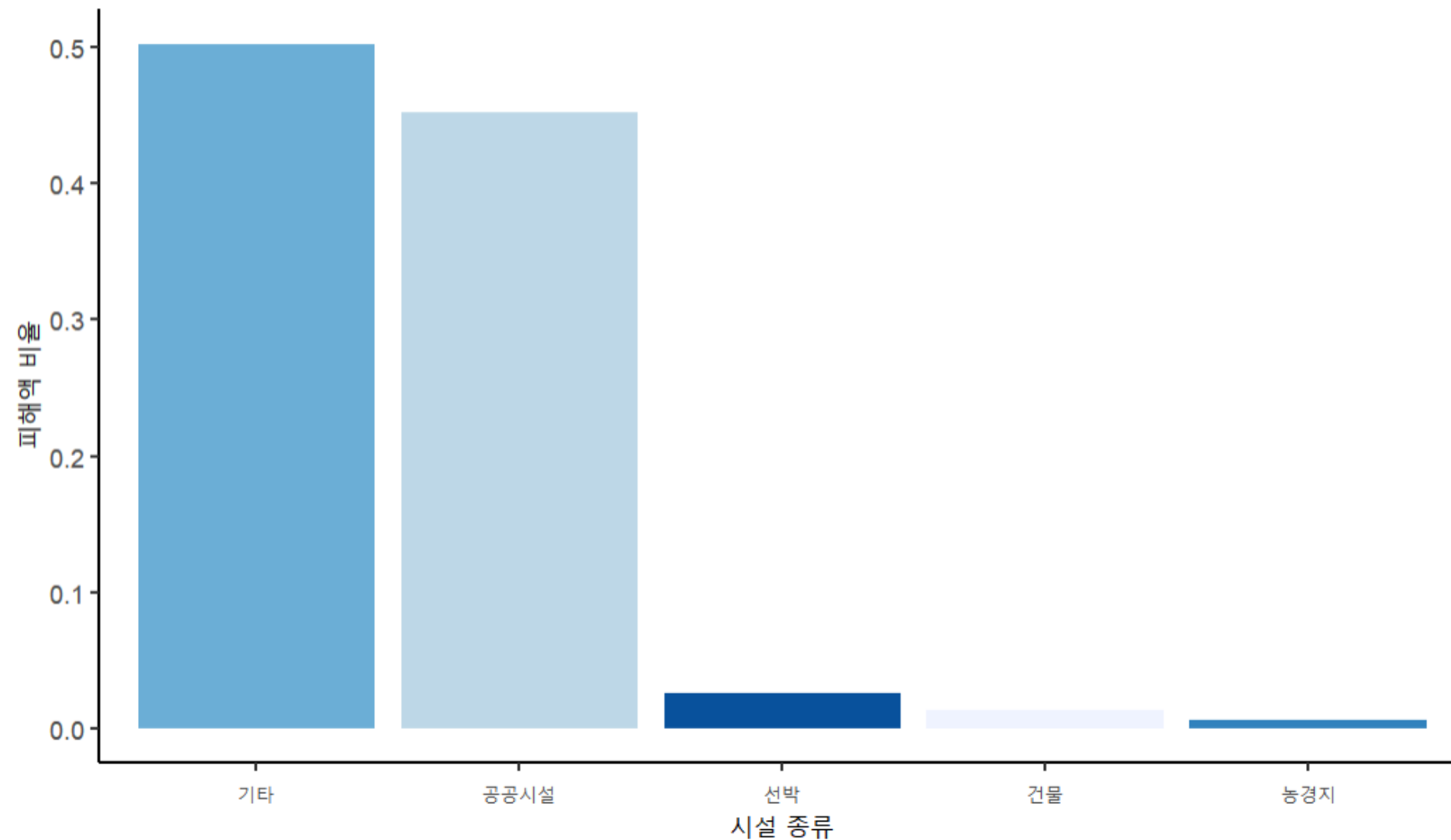
# 05

## • 지역별 리스크 분석- 최적화 결과 •



시설 별 피해액 비율: 강원 - 호우 0 태풍 X 인 경우

강원 호우 피해액



| 건물    | 선박    | 농경지   | 공공시설  | 기타    |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 0.013 | 0.025 | 0.006 | 0.451 | 0.502 |

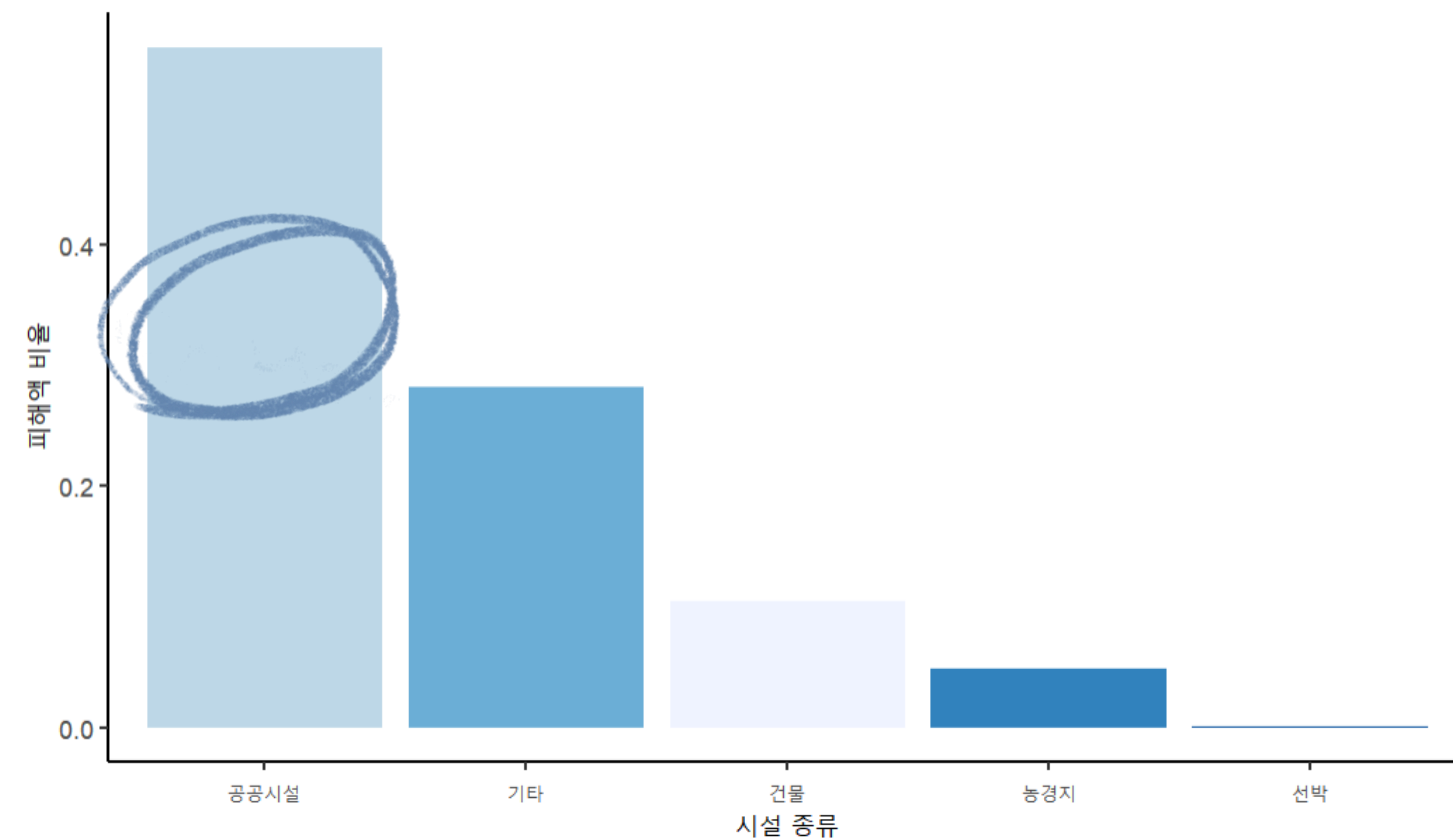
# 05



## 지역별 리스크 분석- 제언

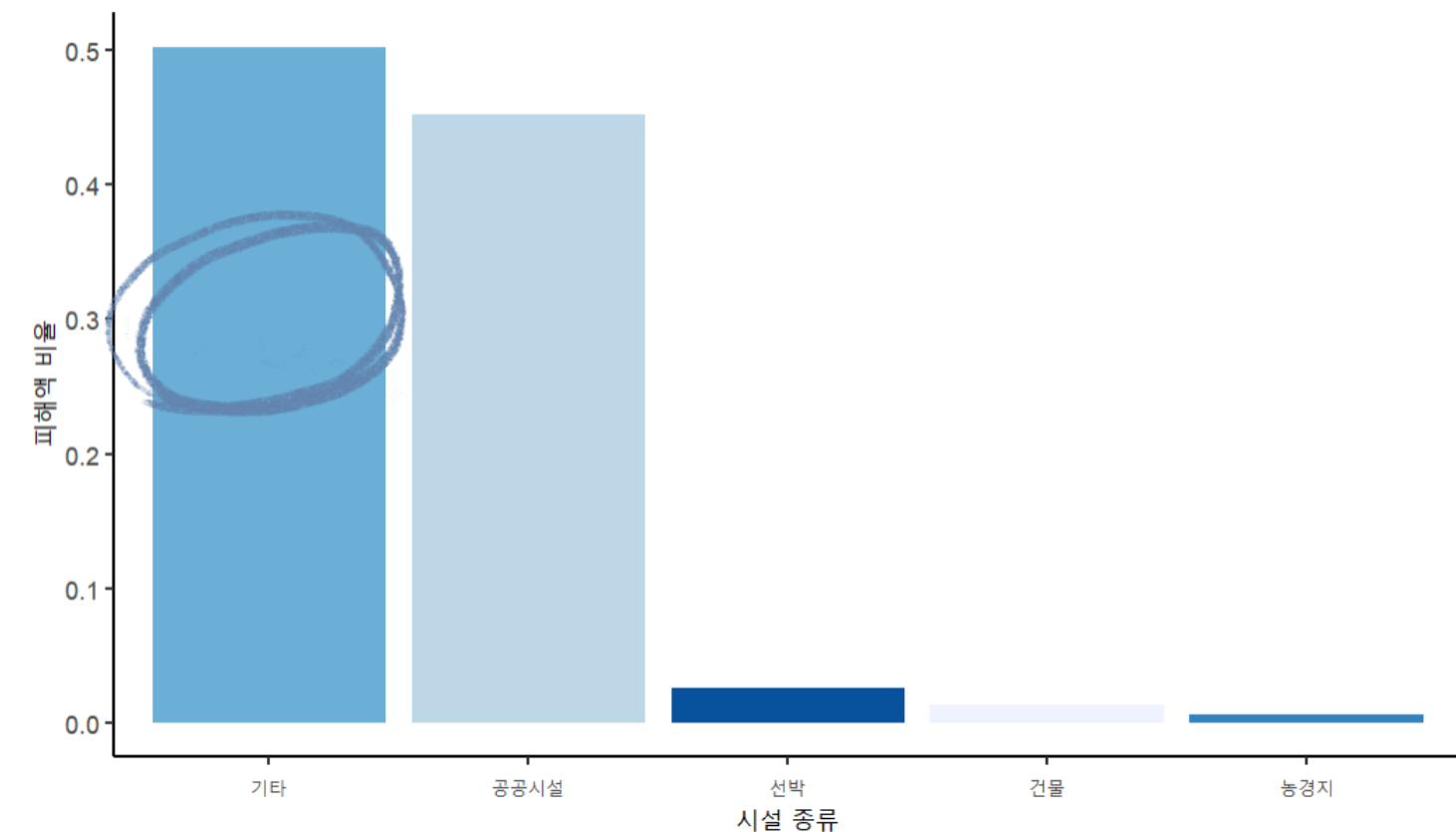
호우 0 태풍 0

강원 태풍 피해액



호우 0 태풍 X

강원 호우 피해액



강원의 경우, 태풍이 있을 때는 공공시설이, 호우만 있을 때는 기타 시설의 피해 비율이 가장 높음  
따라서 태풍이 올 때에는 공공시설의 피해를 예상하고 추가적으로 재난 복구 비용 투자를 늘려야 할 것으로 보임

# 05

## • 지역별 리스크 분석- 데이터 적용 •



### 최종 리스크 분석 결과

| Avg_ta  | ca     | Sum_rn | ... | Damage_pred | 건물_pred   | 선박_pred | 농경지_pred | 공공시설_pred | 기타_pred |
|---------|--------|--------|-----|-------------|-----------|---------|----------|-----------|---------|
| -2.177  | -0.062 | 0.122  | ... | 64427.74    | 27856     | 3780.75 | 704.79   | 30360.18  | 1726.01 |
| -2.704  | 0.098  | 0.773  | ... | 83579.27    | 36136.36  | 4904.6  | 914.29   | 39384.93  | 2239.08 |
| ⋮       | ⋮      | ⋮      | ⋮   | ⋮           | ⋮         | ⋮       | ⋮        | ⋮         | ⋮       |
| -0.2534 | 0.355  | 2.325  | ... | 537539.89   | 219800.69 | 7186.61 | 2142.25  | 304544.82 | 3865.41 |



서울/부산/강원 세 지역에서 각각 최악의 기상상황일 때의 **총 피해액** 및 구체적인 시설 별 **피해액** 예측 완료!