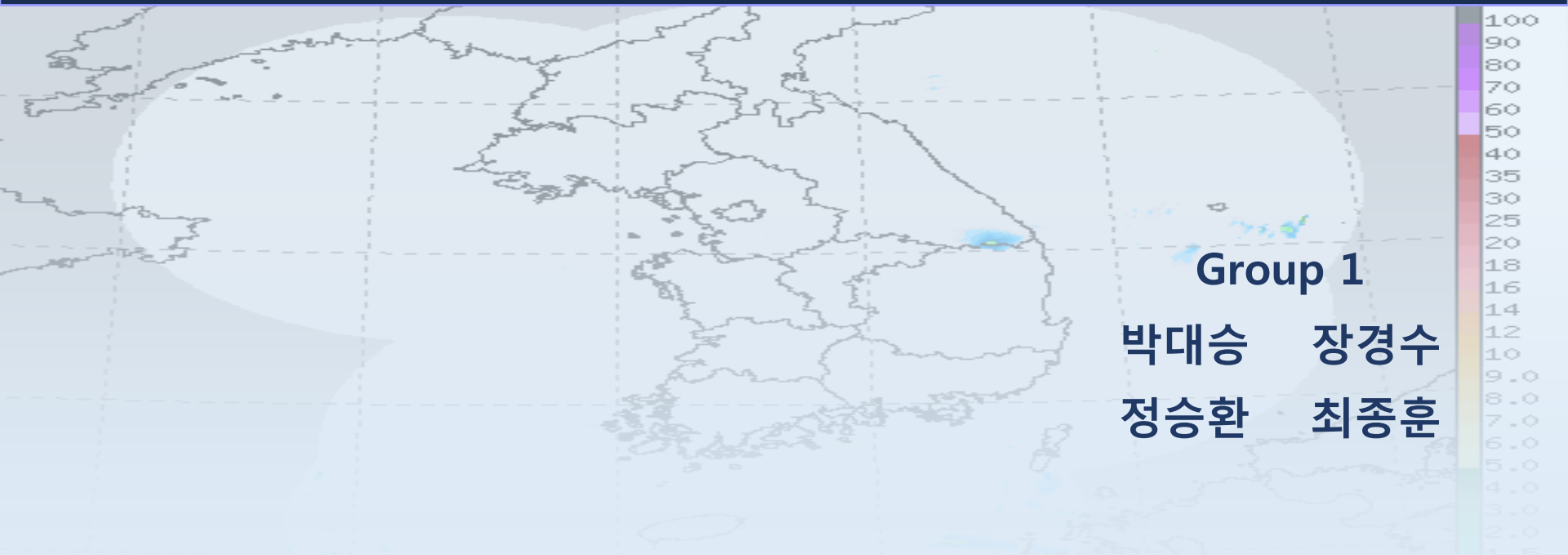
빅데이터를 활용한
기상 현상 & 계절 변화 예측



Group 1

박대승 장경수

정승환 최종훈

INDEX

I. 배경과 목적

II. Team 소개 및 역할

III. 프로젝트 진행 일정

IV. 데이터 수집 및 전처리

V. 분석 / 평가

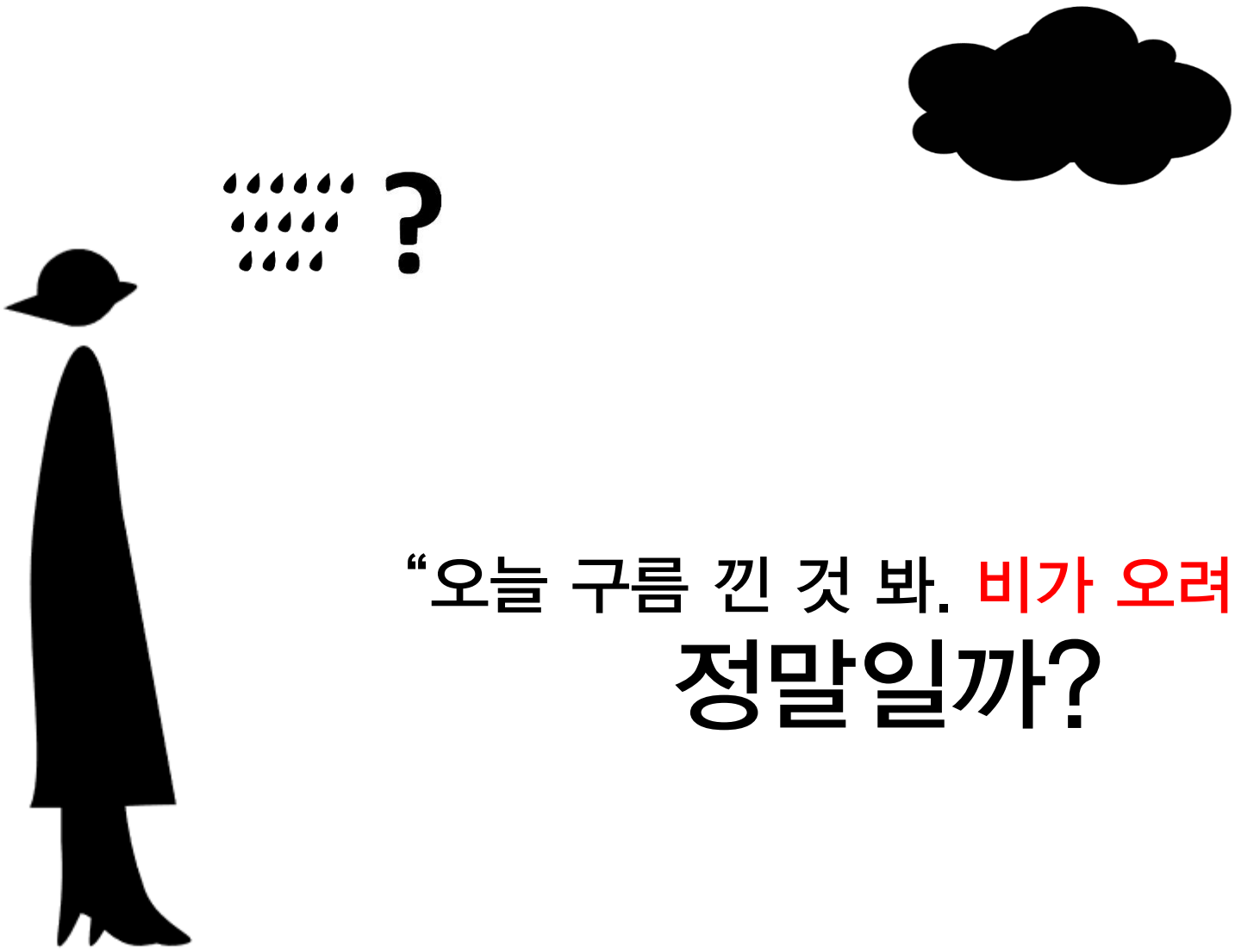
VI. 결론

VII. Lessons

VIII. 시연

I. 배경 및 목적

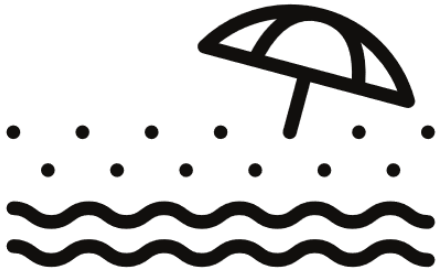
I. 배경 및 목적



"오늘 구름 낀 것 봐. 비가 오려나?"

정말일까?

I. 배경 및 목적

"온난화에 의한 4계절 → 2계절"

정말일까?

I. 연구목적

기상 관련 빅데이터 활용,

기상 현상(비,눈)
: 영향을 끼치는 변수 분석

4계절 → 2계절
: 진위 여부 판단 및 예상 날짜 예측

II. 팀원 소개 및 역할

Group 1

박대승

- 데이터 조사 및 수집
- 데이터 전처리
- 발표자료 작성

장경수

- 총괄
- 데이터 분석
- 발표자료 작성

정승환

- 데이터 수집 / 전처리
- 데이터 분석 / 시각화
- 발표자료 작성

최종훈

- 데이터 조사 및 수집
- 데이터 분석
- 발표자료 작성

III. 프로젝트 진행 일정

➢ **프로젝트 진행 일정 : 5/9 ~ 5/23 (총 15일)**

	5/9	5/10	5/11	5/12	5/13	5/16	5/17	5/18	5/19	5/20	5/23
주제 선정											
자료 수집											
데이터 전처리											
분석											
평가/수정											
PT 자료 작성											

IV. 데이터 수집 및 전처리

RAW DATA 정보

- 수집 경로 : 웹 사이트 (www.wunderground.com)
- 내용 : 서울 지역 기상 정보 (1996/10/01 ~ 2016/05/09)
- 세부 데이터 소개

[시계열 정보] KST(일자)
[온도 정보] Max.TemperatureC / Mean.TemperatureC / Min.TemperatureC
[이슬점 정보] MaxDes.PointC / MeanDew.PointC / Min.DewpointC
[기압 정보] Max.Sea.Level.PressurehPa / Mean.Sea.Level.PressurehPa / Min.Sea.Level.PressurehPa
[가시도 정보] Max.가시도Km / Mean.가시도Km / Min.가시도kM
[풍속 정보] Max.Wind.SpeedKm.h / Mean.Wind.SpeedKm.h / Max.Gust.SpeedKm.h
[강수량 정보] 강수.확률mm
[구름량 정보] CloudCover
[기상 현상] Events
[풍향 정보] WindDirDegrees

IV. 데이터 수집 및 전처리

➢ Column 추가 생성

+ 연/월/일 별 column
+ 온도 기준 계절 구분 column
+ 날짜 기준 계절 구분 column
+ 기상 현상(이벤트)별 column

➢ 변수 정의

```
# data.frame':                  7227 obs. of  29 variables:
# $ Date                        : POSIXlt / 날짜
# $ TempMax                     : int     / 최고온도
# $ TempMean                    : int     / 평균온도
# $ TempMin                     : int     / 최저온도
# $ DewPointMax                 : int     / 최고이슬점
# $ DewPointMean                : int     / 평균이슬점
# $ DewPointMin                 : int     / 최저이슬점
# $ HumidityMax                 : int     / 최고습도
# $ HumidityMean                : int     / 평균습도
# $ HumidityMin                 : int     / 최저습도
# $ SeaLevelPressureMax         : int     / 최고해수면수압
# $ SeaLevelPressureMean        : int     / 평균해수면수압
# $ SeaLevelPressureMin         : int     / 최저해수면수압
# $ VisibilityMax               : int     / 최대가시도
```

➢ 계절별 날짜 구분 기준

(* 기상청 자료 참조)

+ 봄 : 3/12 ~ 5/29
+ 여름 : 5/30 ~ 9/22
+ 가을 : 9/23 ~ 11/24
+ 겨울 : 11/25 ~ 3/11

➢ 계절별 온도 구분 기준

계절	평균기온	최저기온	최고기온
봄	5℃ 이상	0℃ 이상	-
여름	20℃ 이상	-	25℃ 이상
가을	20℃ 이하	-	25℃ 이하
겨울	5℃ 이하	0℃ 이하	-

V. 분석 및 평가 – 기상 Event

- **최적의 분류 모델 찾기**
  - k-Nearest Neighbors
  - Naive Bayes
  - Decision Tree
  - Random Forest
  - Surpport Vector Machine
  - Artificial Neural Network

- **분류 모델 선정 기준**
  - 분류 정확도
  - 중요 변수 파악 가/부

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – 분류 전처리

➢ 기상 Event 요인별 분류모델 생성

- x, y 변수 정의
  - x : 기상 데이터 (온도, 습도, 이슬점, 구름 정도 등)
  - y : 기상 Event (비, 눈, 안개)
- 훈련데이터와 검정데이터 생성

```r
# 불필요 변수 제거
w.na = na.omit(w)
str(w.na)
names(w)
w.e = w.na[c(-1,-19,-21,-22,-24,-25,-26)]
names(w.e)

# y변수 분리
w.rain = as.factor(w.e$E_rain)
w.rain <- factor(w.rain, levels = c('0','1'), labels = c('No','Yes'))
w.snow = as.factor(w.e$E_snow)
w.snow <- factor(w.snow, levels = c('0','1'), labels = c('No','Yes'))
w.mist = as.factor(w.e$E_mist)
w.mist <- factor(w.mist, levels = c('0','1'), labels = c('No','Yes'))
w.rain = data.frame(w.rain)
w.snow = data.frame(w.snow)
w.mist = data.frame(w.mist)
str(w.rain)
str(w.snow)
str(w.mist)

# x변수 분리
names(w.e)
w.x = w.e[c(-20,-21,-22)]
str(w.x)

# x변수 정규화
summary(w.x)
w.xn = as.data.frame(lapply(w.x, scale))
summary(w.xn)
```

```r
# 훈련데이터와 검정데이터 생성
set.seed(1)
idx = sample(1:nrow(w.xn), 0.7*nrow(w.xn))
w.xn_train = w.xn[idx, ]
w.xn_test = w.xn[-idx, ]
w.rain_train = w.rain[idx, ]
w.rain_test = w.rain[-idx, ]
w.snow_train = w.snow[idx, ]
w.snow_test = w.snow[-idx, ]
w.mist_train = w.mist[idx, ]
w.mist_test = w.mist[-idx, ]

# 데이터 합치기
w.xn.rain_train= cbind(w.xn_train,w.rain_train)
w.xn.rain_test= cbind(w.xn_test,w.rain_test)
w.xn.snow_train= cbind(w.xn_train,w.snow_train)
w.xn.snow_test= cbind(w.xn_test,w.snow_test)
w.xn.mist_train= cbind(w.xn_train,w.mist_train)
w.xn.mist_test= cbind(w.xn_test,w.mist_test)

# 정규화 안한 데이터 생성 및 훈련 데이터 생성
w.x.rain = cbind(w.x,w.rain)
w.x.snow = cbind(w.x,w.snow)
w.x.mist = cbind(w.x,w.mist)

set.seed(1)
idx = sample(1:nrow(w.xn), 0.7*nrow(w.xn))
w.x.rain_train = w.x.rain[idx, ]
w.x.rain_test = w.x.rain[-idx, ]
w.x.snow_train = w.x.snow[idx, ]
w.x.snow_test = w.x.snow[-idx, ]
w.x.mist_train = w.x.mist[idx, ]
w.x.mist_test = w.x.mist[-idx, ]
```

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – kNN

➢ kNN 분석

- Event별 비율 테이블

```
> prop.table(table(w.rain))
w.rain
       No       Yes
0.6903461 0.3096539

> prop.table(table(w.snow))
w.snow
       No       Yes
0.941864 0.058136

> prop.table(table(w.mist))
w.mist
       No       Yes
0.8917729 0.1082271
```

- 최적 파라미터 선정

```
> w.rain_df[order(w.rain_df$w.rain_re, decreasing = T),]
    cnt w.rain_re
10   10 0.8381386
7     7 0.8371270
13   13 0.8366211

> w.snow_df[order(w.snow_df$w.snow_re, decreasing = T),]
    cnt w.snow_re
16   16 0.9590288
13   13 0.9580172

> w.mist_df[order(w.mist_df$w.mist_re, decreasing = T),]
    cnt w.mist_re
6     6 0.9312089
18   18 0.9296915
```

- 최적 모델 선정

```
> w.rain_p <- knn(w.xn_train,w.xn_test,w.rain_train, k=10)
> w.rain_t = table(w.rain_p, w.rain_test)
> w.rain_t
        w.rain_test
w.rain_p   No  Yes
     No  1224  207
     Yes  128  418
> (w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.xn_test)
[1] 0.8305513

> w.snow_p <- knn(w.xn_train,w.xn_test,w.snow_train, k=16)
> w.snow_t = table(w.snow_p, w.snow_test)
> w.snow_t
        w.snow_test
w.snow_p   No  Yes
     No  1840   80
     Yes    5   52
> (w.snow_t[1,1]+w.snow_t[2,2])/nrow(w.xn_test)
[1] 0.9570056

> w.mist_p <- knn(w.xn_train,w.xn_test,w.mist_train, k=6)
> w.mist_t = table(w.mist_p, w.mist_test)
> w.mist_t
        w.mist_test
w.mist_p   No  Yes
     No  1740   97
     Yes   40  100
> (w.mist_t[1,1]+w.mist_t[2,2])/nrow(w.xn_test)
[1] 0.9307031
```

☞ 비 예측 모델 83% / 눈 예측 모델 96% / 안개 예측 모델 93%

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – NB

➢ Naive Bayes 분석

- 모델 생성(분류기)

```
w.rain_NB = naiveBayes(w.rain_train~ . ,data=w.xn.rain_train)
w.rain_NB
w.snow_NB = naiveBayes(w.snow_train~ . ,data=w.xn.snow_train)
w.snow_NB
w.mist_NB = naiveBayes(w.mist_train~ . ,data=w.xn.mist_train)
w.mist NB
```

- 모델 평가(예측기)

```
> w.rain_t = table(w.rain_p, w.xn.rain_test$w.rain_test)
> w.rain_t
w.rain_p   No  Yes
     No  1027  159
     Yes  325  466

> w.snow_t = table(w.snow_p, w.xn.snow_test$w.snow_test)
> w.snow_t
w.snow_p   No  Yes
     No  1482    5
     Yes  363  127

> w.mist_t = table(w.mist_p, w.xn.mist_test$w.mist_test)
> w.mist_t
w.mist_p   No  Yes
     No  1607   38
     Yes  173  159

> (w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.xn.rain_test)
[1] 0.7551846
> (w.snow_t[1,1]+w.snow_t[2,2])/nrow(w.xn.snow_test)
[1] 0.8138594
> (w.mist_t[1,1]+w.mist_t[2,2])/nrow(w.xn.mist_test)
[1] 0.8932726
```

☞ 비 예측 모델 76% / 눈 예측 모델 81% / 안개 예측 모델 89%

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – DT

➢ Decision Tree

- 모델 생성

```
> w.rain_DT = rpart(w.rain ~ . ,data=w.x.rain_train)
> w.rain_DT
n= 4611

node), split, n, loss, yval, (yprob)
      * denotes terminal node

 1) root 4611 1415 No (0.69312514 0.30687486)
   2) CloudCover< 6.5 3531  541 No (0.84678561 0.15321439)
     4) CloudCover< 4.5 2210  119 No (0.94615385 0.05384615) *
     5) CloudCover>=4.5 1321  422 No (0.68054504 0.31945496)
      10) WindSpeedMax< 23.5 1049  281 No (0.73212583 0.26787417) *
      11) WindSpeedMax>=23.5 272  131 Yes (0.48161765 0.51838235)
        22) DewPointMean< -6.5 43    4 No (0.90697674 0.09302326) *
        23) DewPointMean>=-6.5 229   92 Yes (0.40174672 0.59825328)
          46) VisibilityMin>=7.5 36    6 No (0.83333333 0.16666667) *
          47) VisibilityMin< 7.5 193   62 Yes (0.32124352 0.67875648) *
   3) CloudCover>=6.5 1080  206 Yes (0.19074074 0.80925926)
     6) DewPointMax< -0.5 65   18 No (0.72307692 0.27692308) *
     7) DewPointMax>=-0.5 1015  159 Yes (0.15665025 0.84334975) *
```

```
> w.snow_DT = rpart(w.snow ~ . ,data=w.x.snow_train)
> w.snow_DT
n= 4611

node), split, n, loss, yval, (yprob)
      * denotes terminal node

  1) root 4611 251 No (0.945564953 0.054435047)
    2) TempMax>=5.5 3805  35 No (0.990801577 0.009198423) *
    3) TempMax< 5.5 806 216 No (0.732009926 0.267990074)
      6) CloudCover< 3.5 392  23 No (0.941326531 0.058673469) *
      7) CloudCover>=3.5 414 193 No (0.533816425 0.466183575)
       14) VisibilityMin>=3.5 172  44 No (0.744186047 0.255813953) *
       15) VisibilityMin< 3.5 242  93 Yes (0.384297521 0.615702479)
         30) VisibilityMax< 9.5 106  39 No (0.632075472 0.367924528)
           60) WindSpeedMax< 20 73  19 No (0.739726027 0.260273973)
            120) HumidityMin< 64.5 48   7 No (0.854166667 0.145833333) *
            121) HumidityMin>=64.5 25  12 No (0.520000000 0.480000000)
```

```
> w.mist_DT = rpart(w.mist ~ . ,data=w.x.mist_train)
> w.mist_DT
n= 4611

node), split, n, loss, yval, (yprob)
      * denotes terminal node

1) root 4611 516 No (0.88809369 0.11190631)
  2) VisibilityMin>=0.5 4218 181 No (0.95708867 0.04291133) *
  3) VisibilityMin< 0.5 393  58 Yes (0.14758270 0.85241730) *
```

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – DT

➢ Decision Tree

- 모델 평가(예측기)

```
w.rain_p = predict(w.rain_DT, w.x.rain_test, type='class')
w.snow_p = predict(w.snow_DT, w.x.snow_test, type='class')
w.mist_p = predict(w.mist_DT, w.x.mist_test, type='class')
w.rain_t = table(w.rain_p, w.x.rain_test$w.rain)
w.rain_t
w.snow_t = table(w.snow_p, w.x.snow_test$w.snow)
w.snow_t
w.mist_t = table(w.mist_p, w.x.mist_test$w.mist)
w.mist_t
(w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.x.rain_test)
(w.snow_t[1,1]+w.snow_t[2,2])/nrow(w.x.snow_test)
(w.mist_t[1,1]+w.mist_t[2,2])/nrow(w.x.mist_test)
```

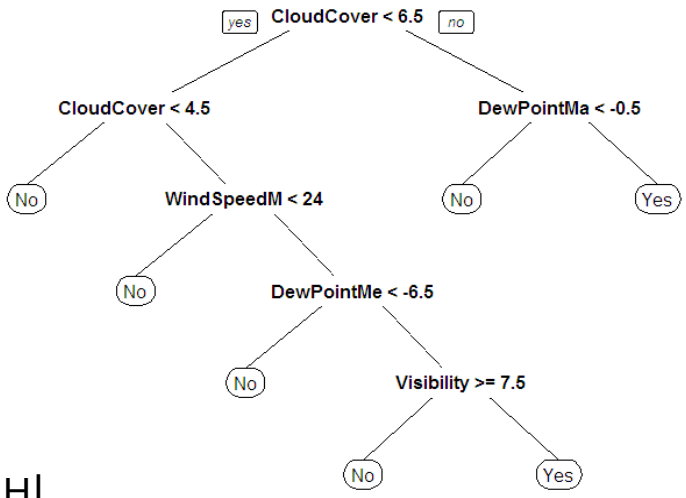
```
> (w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.x.rain_test)
[1] 0.8406677
> (w.snow_t[1,1]+w.snow_t[2,2])/nrow(w.x.snow_test)
[1] 0.9590288
> (w.mist_t[1,1]+w.mist_t[2,2])/nrow(w.x.mist_test)
[1] 0.9514416
```

☞ 비 예측 모델 84% / 눈 예측 모델 96% / 안개 예측 모델 95%

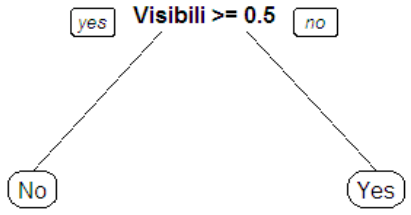
V. 분석 및 평가 – 기상 Event – DT

➢ Decision Tree

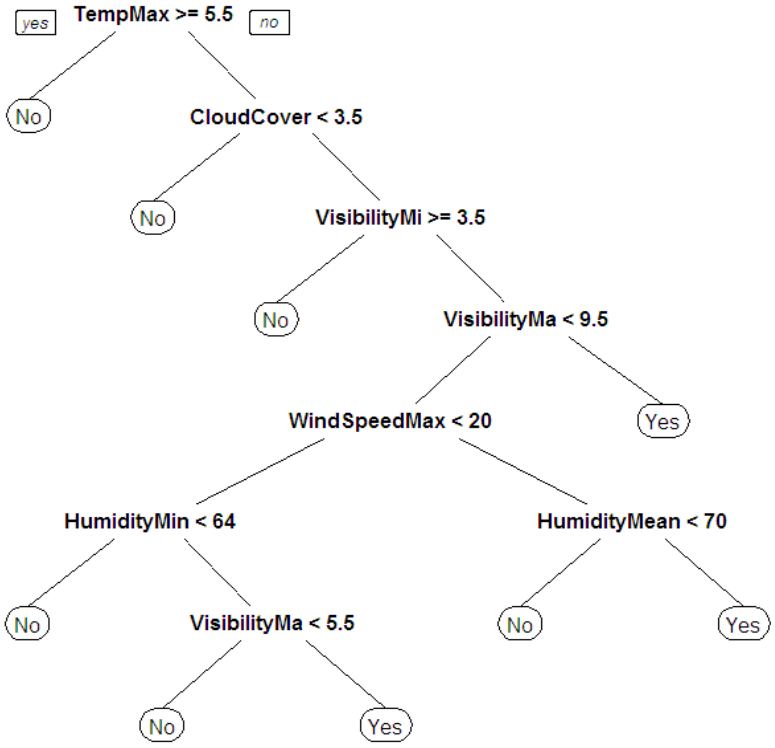
- 모델 시각화(중요 변수 평가)



비



안개



눈

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – RF

➢ Random Forest

- 모델 생성

```
# model 생성
w.rain_RF = randomForest(w.rain ~ . ,data=w.x.rain,ntree=300, mtry=4, importance = T)
w.rain_RF
w.snow_RF = randomForest(w.snow ~ . ,data=w.x.snow,ntree=300, mtry=4, importance = T)
w.snow_RF
w.mist_RF = randomForest(w.mist ~ . ,data=w.x.mist,ntree=300, mtry=4, importance = T)
w.mist_RF
```

```
Call:
 randomForest(formula = w.rain ~ ., data = w.x.rain, ntree = 300,      mtry = 4, importance = T)
               Type of random forest: classification
                     Number of trees: 300
No. of variables tried at each split: 4

        OOB estimate of  error rate: 13.28%
Confusion matrix:
      No  Yes class.error
No  4232  316  0.06948109
Yes  559 1481  0.27401961
```

```
# 최적 파라미터 도출
ntree <- c(300, 400, 500, 600, 700)
mtry <- c(1:5)
param <- data.frame(n=ntree, m=mtry)
param
nt = numeric()
mt = numeric()
ra = numeric()
cnt = 1
# rain
for(i in param$n){
  for(j in param$m){
```

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – RF

➢ Random Forest

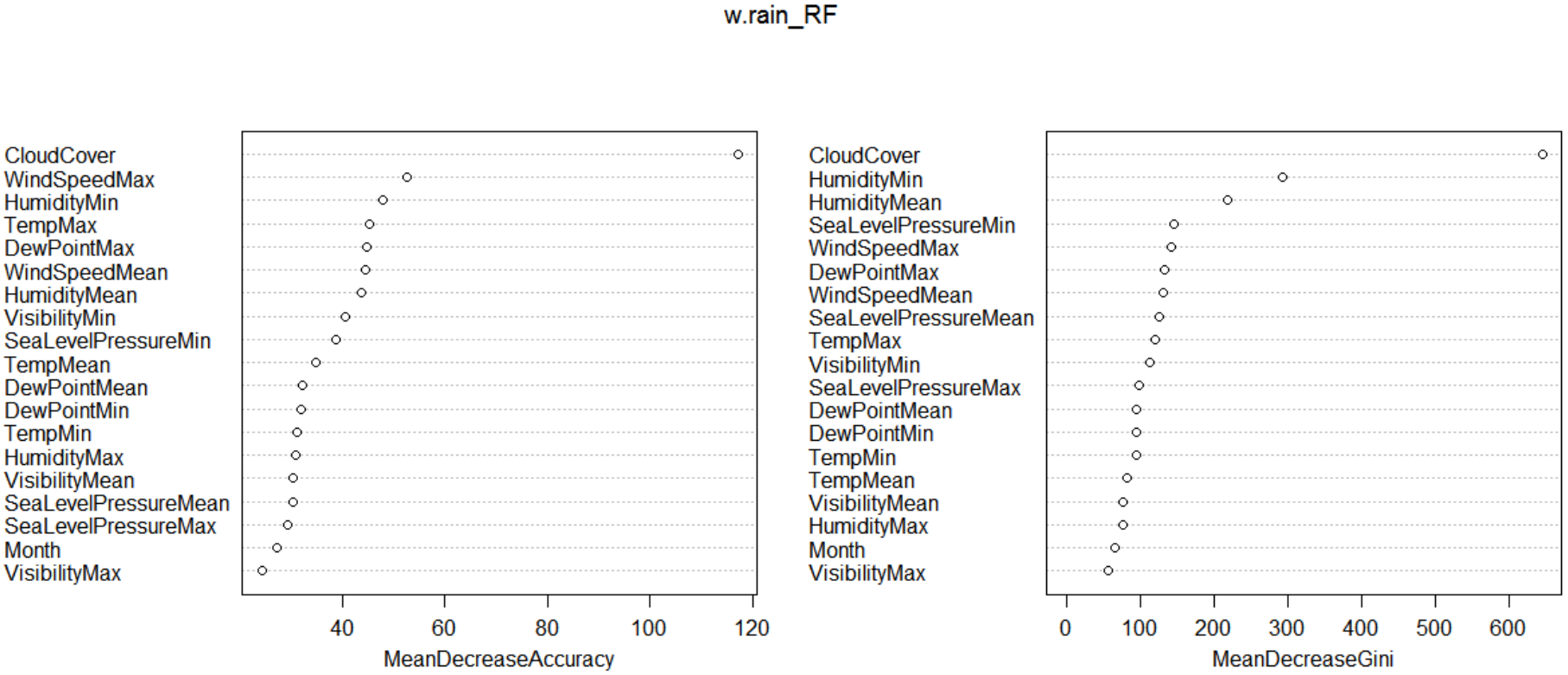
- 최적 모델 분류 정확도 판단

```
> w.rain_RF = randomForest(w.rain ~ . ,data=w.x.rain,ntree=700, mtry=3, importance = T)
> w.snow_RF = randomForest(w.snow ~ . ,data=w.x.snow,ntree=300, mtry=3, importance = T)
> w.mist_RF = randomForest(w.mist ~ . ,data=w.x.mist,ntree=300, mtry=3, importance = T)
> (w.rain_RF$confusion[1,1]+w.rain_RF$confusion[2,2])/sum(w.rain_RF$confusion[,-3])
[1] 0.8658166
> (w.snow_RF$confusion[1,1]+w.snow_RF$confusion[2,2])/sum(w.snow_RF$confusion[,-3])
[1] 0.9679721
> (w.mist_RF$confusion[1,1]+w.mist_RF$confusion[2,2])/sum(w.mist_RF$confusion[,-3])
[1] 0.9511233
```

☞ 비 예측 모델 87% / 눈 예측 모델 97% / 안개 예측 모델 95%

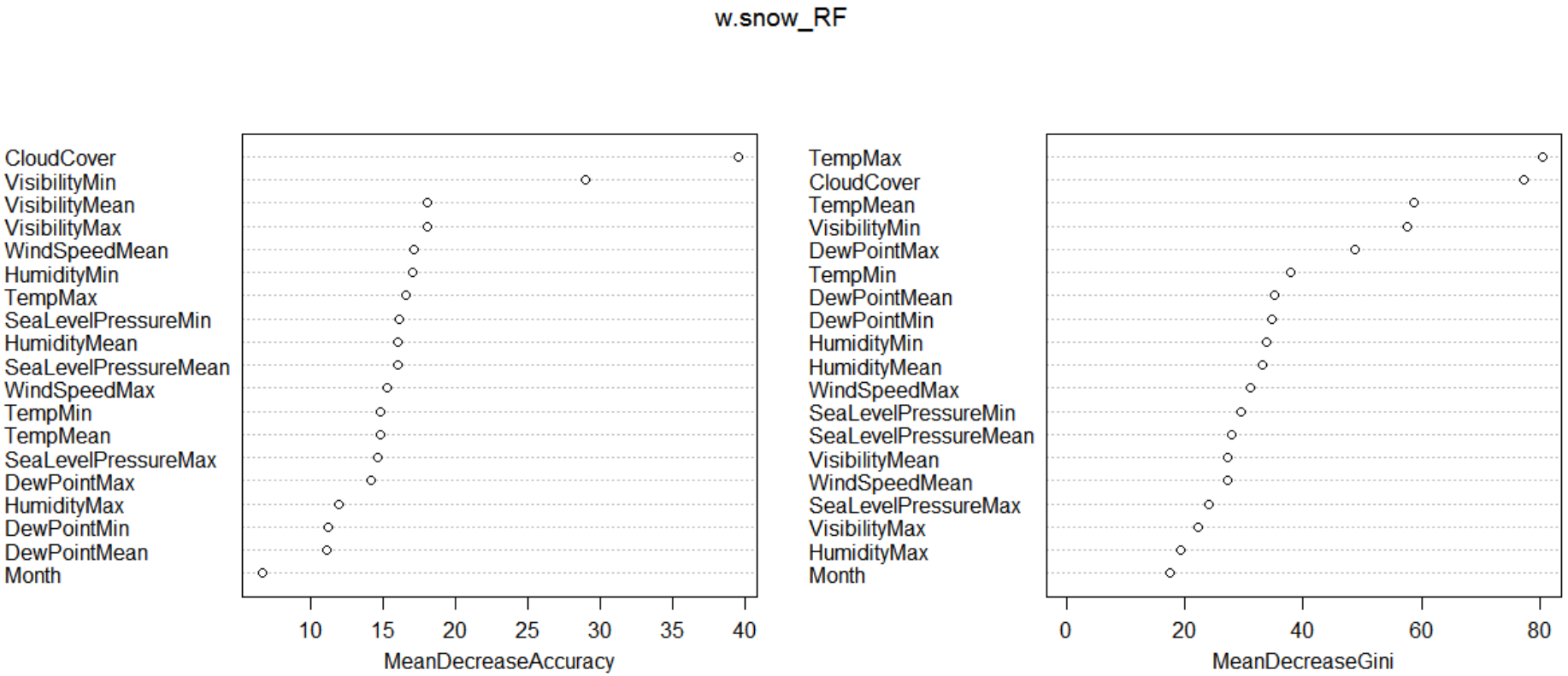
V. 분석 및 평가 – 기상 Event – RF

➢ **Random Forest 중요 변수 분석 (비)**



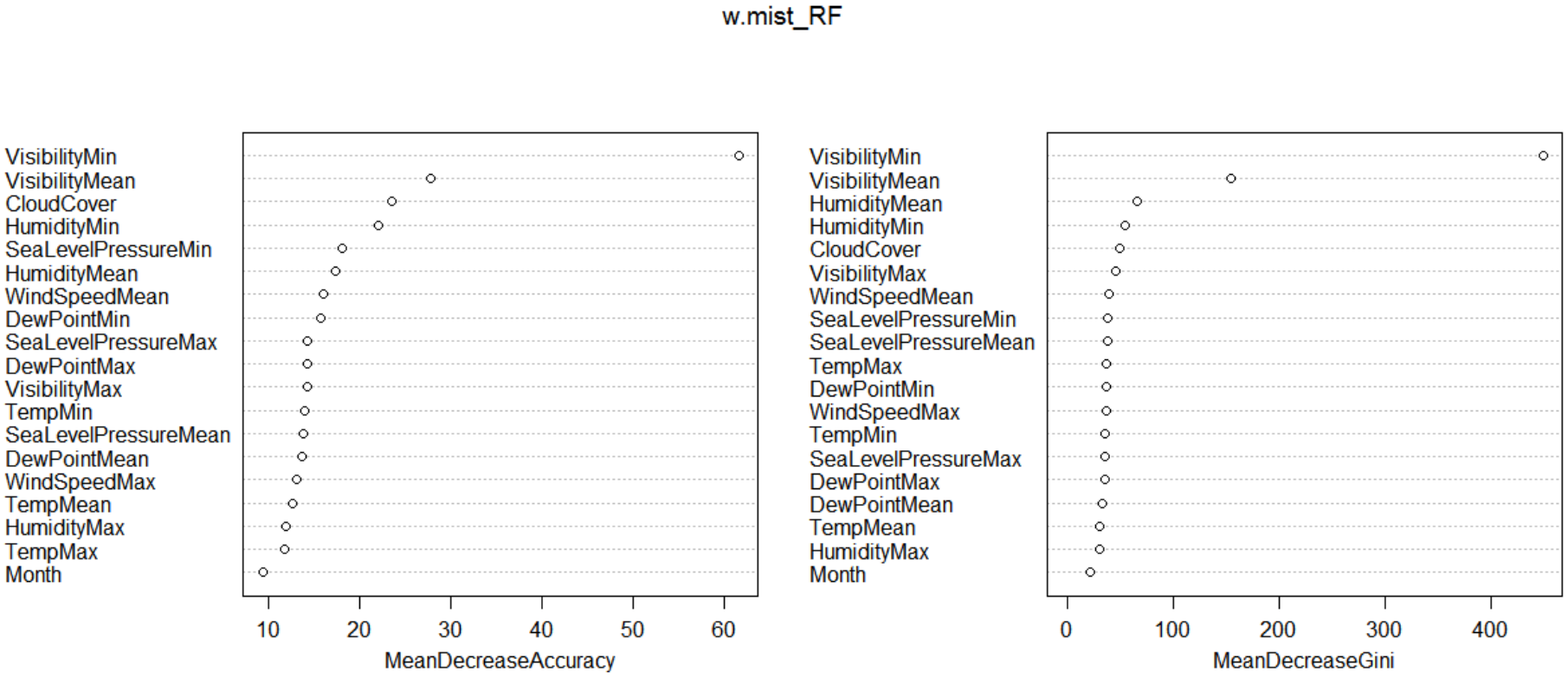
V. 분석 및 평가 – 기상 Event – RF

➢ **Random Forest 중요 변수 분석 (눈)**



V. 분석 및 평가 – 기상 Event – RF

➢ **Random Forest 중요 변수 분석 (안개)**



V. 분석 및 평가 – 기상 Event – SVM

➢ SVM

- 모델 생성

```
# model 생성
w.rain_SVM_r = svm(w.rain ~ . ,data=w.x.rain, kernel='radial')
w.rain_SVM_l = svm(w.rain ~ . ,data=w.x.rain, kernel='linear')
w.snow_SVM_r = svm(w.snow ~ . ,data=w.x.snow, kernel='radial')
w.snow_SVM_l = svm(w.snow ~ . ,data=w.x.snow, kernel='linear')
w.mist_SVM_r = svm(w.mist ~ . ,data=w.x.mist, kernel='radial')
w.mist_SVM_l = svm(w.mist ~ . ,data=w.x.mist, kernel='linear')
```

- 모델 평가 (예 : RAIN)

```
> w.rain_p_r = predict(w.rain_SVM_r, w.x.rain_test, type='class')
> w.rain_p_l = predict(w.rain_SVM_l, w.x.rain_test, type='class')
> w.rain_t_r = table(w.rain_p_r, w.x.rain_test$w.rain)
> w.rain_t_r

w.rain_p_r   No  Yes
       No  1264  167
       Yes   88  458
> (w.rain_t_r[1,1]+w.rain_t_r[2,2])/nrow(w.x.rain_test)
[1] 0.8710167
> w.rain_t_l = table(w.rain_p_l, w.x.rain_test$w.rain)
> w.rain_t_l

w.rain_p_l   No  Yes
       No  1212  155
       Yes  140  470
> (w.rain_t_l[1,1]+w.rain_t_l[2,2])/nrow(w.x.rain_test)
[1] 0.850784
```

☞ 비 예측 모델 86%(Radial)
85%(Linear)

☞ 눈 예측 모델 96%(Radial)
96%(Linear)

☞ 안개 예측 모델 96%(Radial)
95%(Linear)

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – ANN

➢ ANN

- 최적 size 찾기

```
# 최적의 size 찾기
cnt = 1:15
result = numeric()
# rain
for(i in cnt){
  w.rain_NN = nnet(w.rain_train ~ . ,data=w.xn.rain_train, size=i)
  w.rain_p = predict(w.rain_NN, w.xn.rain_test, type='class')
  w.rain_t = table(w.rain_p, w.xn.rain_test$w.rain_test)
  if(dim(w.rain_t)[1]==2){
    re = (w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.xn.rain_test)
    cat('\nsize:',i)
    print(w.rain_t)
    cat('정분류율:',re,'\n\n')
    result[i]=re
  }else{
    result[i]=NA
  }
}
```

최적 size
Rain : 2
Snow : 8
Mist : 2

- 모델 생성

```
w.rain_NN = nnet(w.rain_train ~ . ,data=w.xn.rain_train, size=2)
w.snow_NN = nnet(w.snow_train ~ . ,data=w.xn.snow_train, size=8)
w.mist_NN = nnet(w.mist_train ~ . ,data=w.xn.mist_train, size=2)
```

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – ANN

➢ ANN

- 모델 평가

```
> w.rain_p = predict(w.rain_NN, w.xn.rain_test, type='class')
> w.rain_t = table(w.rain_p, w.xn.rain_test$w.rain_test)
> w.rain_t

w.rain_p   No  Yes
     No  1200  156
     Yes  152  469
> (w.rain_t[1,1]+w.rain_t[2,2])/nrow(w.xn.rain_test)
[1] 0.8442084
> w.snow_p = predict(w.snow_NN, w.xn.snow_test, type='class')
> w.snow_t = table(w.snow_p, w.xn.snow_test$w.snow_test)
> w.snow_t

w.snow_p   No  Yes
     No  1800   52
     Yes   45   80
> (w.snow_t[1,1]+w.snow_t[2,2])/nrow(w.xn.snow_test)
[1] 0.9509358
> w.mist_p = predict(w.mist_NN, w.xn.mist_test, type='class')
> w.mist_t = table(w.mist_p, w.xn.mist_test$w.mist_test)
> w.mist_t

w.mist_p   No  Yes
     No  1742   65
     Yes   38  132
> (w.mist_t[1,1]+w.mist_t[2,2])/nrow(w.xn.mist_test)
[1] 0.9479009
```

비 예측 모델: 84%
눈 예측 모델: 95%
안개 예측 모델: 95%

V. 분석 및 평가 – 기상 Event – 결론

➢ **분석 방법 비교**

분석법	비	눈	안개	중요도 판단
kNN	83	96	93	-
NB	76	81	89	-
DT	84	96	95	가능
RF	87	97	95	가능
SVM(Rad)	86	96	96	-
ANN	84	95	95	-
최적안	RF	RF	SVM	

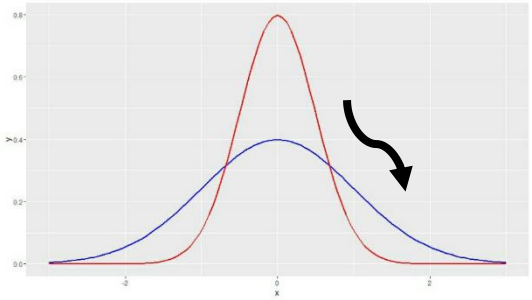
☞ RandomForest 분류법 선택

V. 분석 및 평가 – 2계절

➢ 연도별 온도/기간에 따른 계절 구분 후 빈도 분석

- 만약, 두 데이터의 겹치지 않는 경향이 연도 별로 커진다면?
  - ex) 봄(일정기간,3~5월)의 온도 특성이 점차 여름/겨울화 되고있다.
  - 기온 변화로 인해 봄/가을이 없어지고 있다.

봄



➢ 과거의 일정 시기 vs 현재의 일정 시기 비교(table, t-test)

- 만약, 비교 후 유의미한 온도차이가 있다면?
  - 예년에 비해 분명한 온도 변화가 일어나고 있다.

V. 분석 및 평가 – 2계절 - 빈도분석

➢ 데이터 전처리(연도 별분류)

```
# 년도별 데이터 분류
w.1996 = subset(w,w$Year==1996)
w.1997 = subset(w,w$Year==1997)
w.1998 = subset(w,w$Year==1998)
w.1999 = subset(w,w$Year==1999)
w.2000 = subset(w,w$Year==2000)
w.2001 = subset(w,w$Year==2001)
w.2002 = subset(w,w$Year==2002)
w.2003 = subset(w,w$Year==2003)
w.2004 = subset(w,w$Year==2004)
w.2005 = subset(w,w$Year==2005)
w.2006 = subset(w,w$Year==2006)
w.2007 = subset(w,w$Year==2007)
w.2008 = subset(w,w$Year==2008)
w.2009 = subset(w,w$Year==2009)
w.2010 = subset(w,w$Year==2010)
w.2011 = subset(w,w$Year==2011)
w.2012 = subset(w,w$Year==2012)
w.2013 = subset(w,w$Year==2013)
w.2014 = subset(w,w$Year==2014)
w.2015 = subset(w,w$Year==2015)
w.2016 = subset(w,w$Year==2016)
```

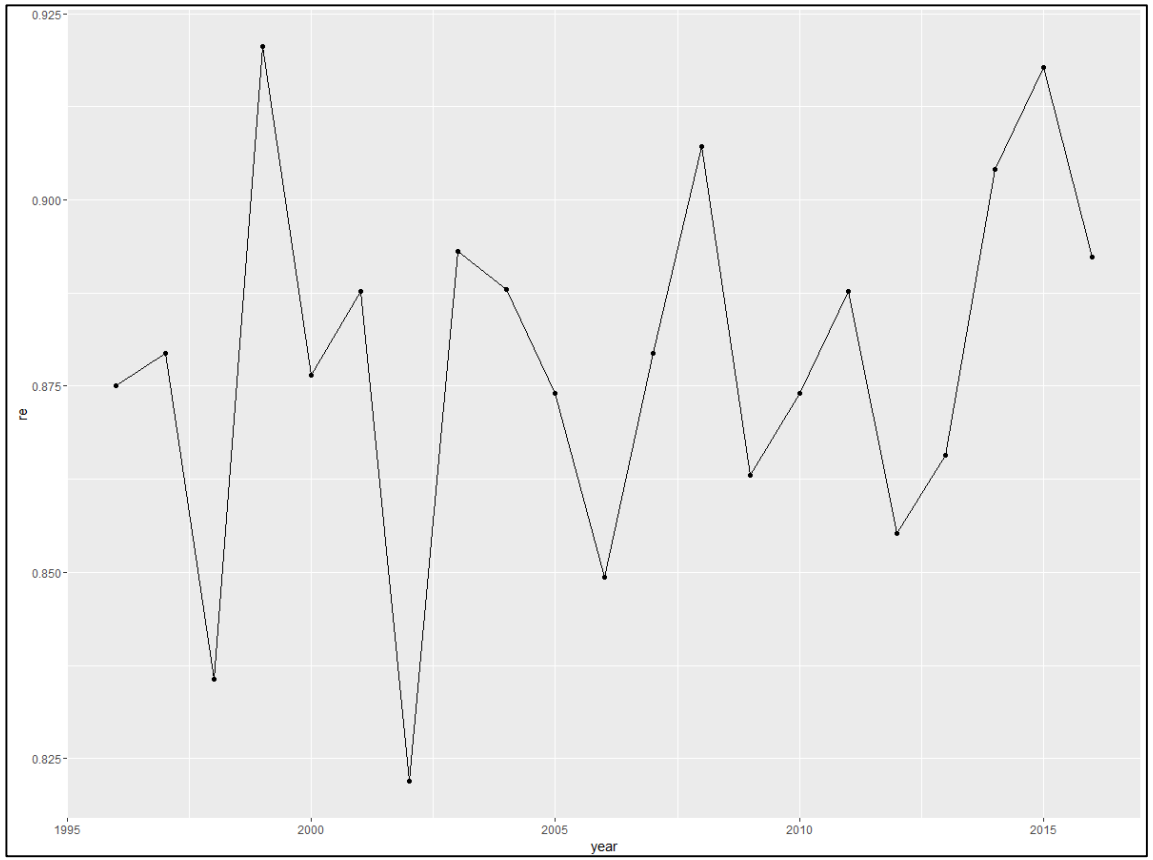
➢ 테이블 작성 + 일치율 비교

```
table(w.2016$Season_temp,w.2016$Season_date)

a = list(w.1996,w.1997,w.1998,w.1999,w.2000,
         w.2001,w.2002,w.2003,w.2004,w.2005,
         w.2006,w.2007,w.2008,w.2009,w.2010,
         w.2011,w.2012,w.2013,w.2014,w.2015,w.2016)
cnt = 1:21
re = numeric()
year = numeric()
for(i in cnt){
  year[i] = i+1995
  cat('Year:',year[i])
  t = table(a[[i]]$Season_temp,a[[i]]$Season_date)
  print(t)
  re[i] = (t[1,1]+t[2,2]+t[3,3]+t[4,4])/nrow(a[[i]])
}
re

season_df = data.frame(year,re)
season_df
```

V. 분석 및 평가 – 2계절 - 빈도분석

➢ **연도별 일치율 비교**

	year	re
1	1996	0.8750000
2	1997	0.8794521
3	1998	0.8356164
4	1999	0.9205479
5	2000	0.8764706
6	2001	0.8876712
7	2002	0.8219178
8	2003	0.8931507
9	2004	0.8879781
10	2005	0.8739726
11	2006	0.8493151
12	2007	0.8794521
13	2008	0.9071038
14	2009	0.8630137
15	2010	0.8739726
16	2011	0.8876712
17	2012	0.8551913
18	2013	0.8657534
19	2014	0.9041096
20	2015	0.9178082
21	2016	0.8923077



☞ 불규칙한 변화 = 계절별 줄어듦의 추세가 불분명하다 (없다)

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 봄 온도 비교

온전한 데이터를 가진 양 극단 년도의 평균 온도 비교

1997년 봄 온도 〈–〉 2015년 봄 온도
1997년 가을 온도 〈–〉 2015년 가을 온도

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 봄 온도 비교

➢ 분포 모양 검정 (봄)

```
> var.test(w.spring_1997$TempMean, w.spring_2015$TempMean, paired = T)

        F test to compare two variances

data:  w.spring_1997$TempMean and w.spring_2015$TempMean
F = 0.87589, num df = 78, denom df = 78, p-value = 0.5598
alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 0.5601092 1.3696921
sample estimates:
ratio of variances
         0.8758865
```

P-Value = 0.5598 > 0.05 → 분포의 차이는 없다.

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 봄 온도 비교

➢ 가설 검정 (양측 검정)

귀무가설 : 두 년도의 봄 평균온도의 차이가 없다.

대립가설 : 두 년도의 봄 평균온도의 차이가 있다.

```
> t.test(w.spring_1997$TempMean, w.spring_2015$TempMean, paired = T)

        Paired t-test

data:  w.spring_1997$TempMean and w.spring_2015$TempMean
t = -3.5931, df = 78, p-value = 0.0005699
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -2.1442253 -0.6152684
sample estimates:
mean of the differences
              -1.379747
```

P-Value = 0.0005699 < 0.05

⇩

즉, 귀무 가설 기각

두 년도의 봄 평균 온도의 차이가 있다

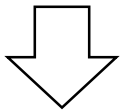
V. 분석 및 평가 – 2계절 – 봄 온도 비교

➢ **가설 검정 (단측 검정)**

가설 : 1997년의 봄 평균기온이 2015년의 봄 평균기온보다 낮다.

```
> t.test(w.spring_1997$TempMean, w.spring_2015$TempMean, paired=TRUE,
+ alter="less",conf.int=TRUE, conf.level=0.95)

        Paired t-test

data:  w.spring_1997$TempMean and w.spring_2015$TempMean
t = -3.5931, df = 78, p-value = 0.000285
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
       -Inf -0.7405367
sample estimates:
mean of the differences
              -1.379747
```

 # P-Value = 0.000285 < 0.05



즉, 귀무 가설 기각

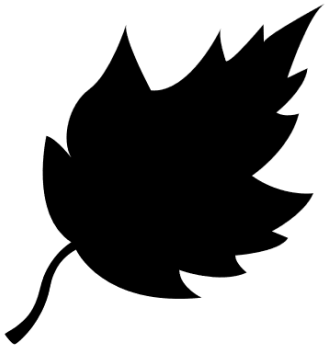
1997년의 봄 평균 기온이 2015년보다 낮다고 할 수 있다

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 가을 온도 비교

➢ 분포 차이 검정 (가을)

```
> var.test(w.fall_1997$TempMean, w.fall_2015$TempMean, paired = T)

        F test to compare two variances

data:  w.fall_1997$TempMean and w.fall_2015$TempMean
F = 0.98997, num df = 62, denom df = 62, p-value = 0.9685
alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 0.5989845 1.6361662
sample estimates:
ratio of variances
         0.9899688
```

P-Value = 0.9685 > 0.05 → 분포의 차이는 없다.



V. 분석 및 평가 – 2계절 – 가을 온도 비교

- 가설 검정 (양측 검정)

귀무가설 : 두 년도의 가을 평균온도의 차이가 없다.

대립가설 : 두 년도의 가을 평균온도의 차이가 있다.

```
> t.test(w.fall_1997$TempMean, w.fall_2015$TempMean, paired = T)

        Paired t-test

data:  w.fall_1997$TempMean and w.fall_2015$TempMean
t = -8.5682, df = 62, p-value = 4.111e-12
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -4.228460 -2.628683
sample estimates:
mean of the differences
              -3.428571
```

P-Value = 4.111e-12 < 0.05

⇩

즉, 귀무 가설 기각

두 년도의 가을 평균 온도의 차이가 있다

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 가을 온도 비교

➢ **가설 검정 (단측 검정)**

가설 : 1997년의 봄 평균기온이 2015년의 가을 평균기온보다 낮다.

```
> t.test(w.fall_1997$TempMean, w.fall_2015$TempMean, paired=TRUE,
+ alter="less",conf.int=TRUE, conf.level=0.95)

        Paired t-test

data:  w.fall_1997$TempMean and w.fall_2015$TempMean
t = -8.5682, df = 62, p-value = 2.055e-12
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
      -Inf -2.760399
sample estimates:
mean of the differences
              -3.428571
```

 # P-Value = 2.055e-12 < 0.05

⇩

즉, 귀무 가설 기각

1997년의 가을 평균 기온이 2015년보다 낮다고 할 수 있다

IV. 분석 및 평가 – 2계절 – 검정

➢ **가설 검정 (단측 검정)**

가설 : 1997년의 봄평균 기온이 2015년의 가을평균 기온보다 낮다.

```
> t.test(w.fall_1997$TempMean, w.fall_2015$TempMean, paired=TRUE,
+ alter="less",conf.int=TRUE, conf.level=0.95)

        Paired t-test

data:  w.fall_1997$TempMean and w.fall_2015$TempMean
t = -8.5682, df = 62, p-value = 2.055e-12
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
      -Inf -2.760399
sample estimates:
mean of the differences
              -3.428571
```

 # P-Value = 2.055e-12 < 0.05

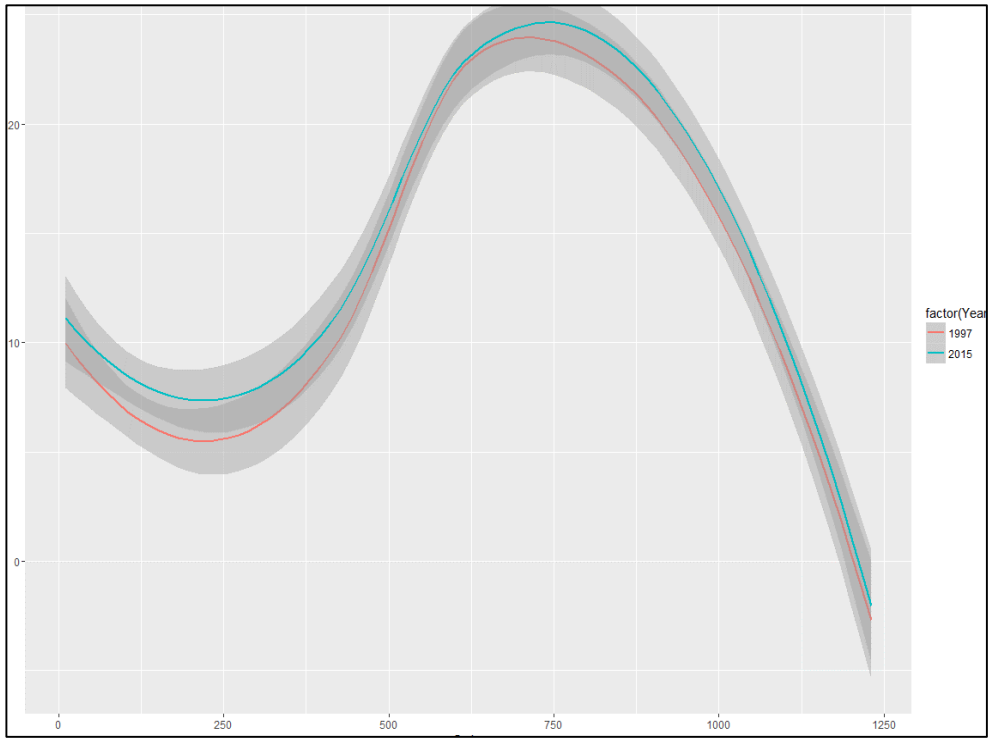
⇩

즉, 귀무 가설 기각

1997년의 가을 평균 기온이 2015년보다 낮다고 할 수 있다

V. 분석 및 평가 – 2계절 – 결론

- 1997년의 봄/가을 평균 기온이 2015년의 기온보다 낮다.



- 앞선 빈도 분석 결과와 다르게 의미 있는 결과를 보여주므로 주어진 DATA 외의 변수를 새로이 고려하여 연구를 지속할 필요가 있다.

VI. 결론

결론 1. 4계절 → 2계절

- 기상 데이터를 이용하여 '봄과 가을이 짧아진다 ' 에 대한 의미 있는 결과를 확보할 수 없었다.
- 이것에는 분석 방법의 부족함이나 다른 변동 요인을 고려하지 못했을 가능성을 배제할 수 없다.

결론 2. 날씨에 영향을 끼치는 요소

- 비는 구름량, 바람, 습도가 큰 영향을 끼친다.
- 눈은 온도와 구름량이 큰 영향을 끼치는 요소이다.
- 안개는 가시성에만 영향을 받았으므로 의미가 미약하다.

VII. Lessons

Lesson 1.

- 기상은 매우 주기적으로 변화하나, 변화의 정도에 있어서 예측 가능한 경향을 보이지 않았다.
- 따라서 통찰을 위해선 위도 경도, 고도, 구름색 등 다양한 변수를 추가적으로 고려하여 판단해야 할 필요가 있다.

Lesson 2.

- 분류 정확도 판단을 명확히 하기위해 1) 파라미터의 정규화 및 2) 다각도의 분류 방법 비교를 수행했지만, 더 정확한 접근을 위해서는 명확한 변수 분석과 관련 요인의 파악이 필요하다.

VIII. 시연

Subject 1. Random Forest

Subject 2. 평균 기온 차이 비교 시각화

Thank You