

# 머신러닝을 이용한 지하매설물 탐사

아주대학교 / 수학과

이한경

# INDEX

**01** 서론

**02** 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

**03** 연구 방법

**04** 연구 결과

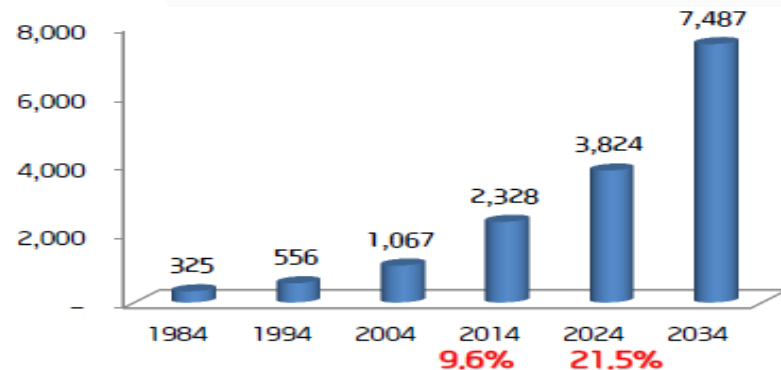
**05** 결론

# 01 서론

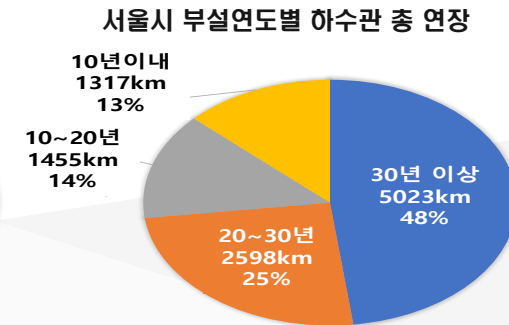
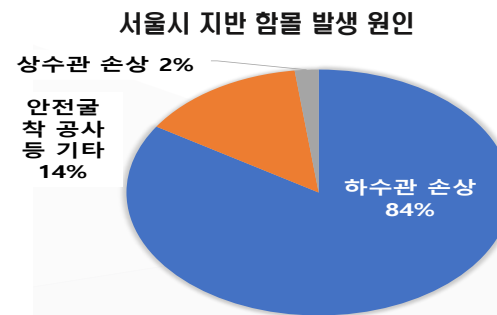
## 연구 배경

- 싱크홀 (지반 침하로 인한 땅 꺼짐 현상) 은 **지반 내에 물** 때문에 발생
- 서울시 지반침하/함몰의 약 **86%은 상하수관 손상으로 인한 토사유실**로 인하여 발생
- 2014년 1월 기준 30년 이상 **노후 시설물 전체 9.6%, 10년 후 21.5% 증가 예상**
- 기 매설된 지하구조물의 실제 제원은 **설계도면과 일치하지 않는 경우**가 존재함

## 상하수관 등 지하구조물의 위치, 깊이, 방향 등의 정확한 파악이 필요



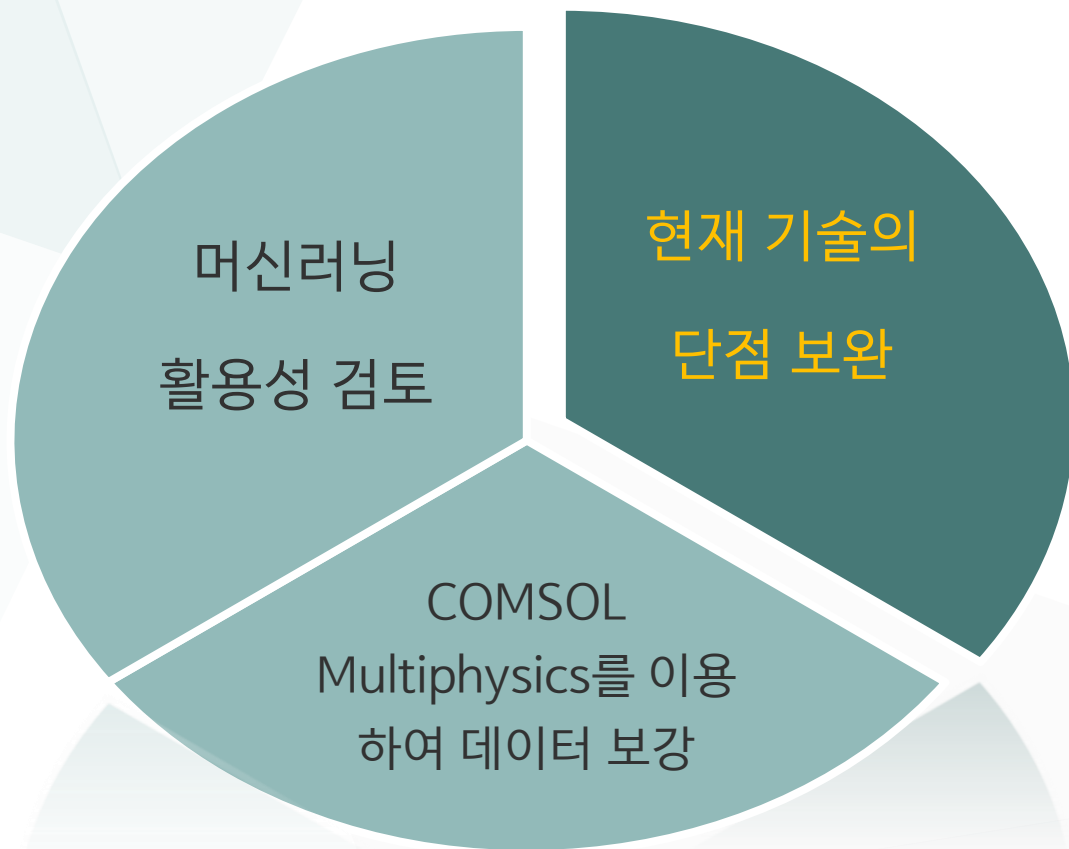
◆ 연도별 30년 경과 시설물 수 추이  
[현대경제 연구소, 2013]



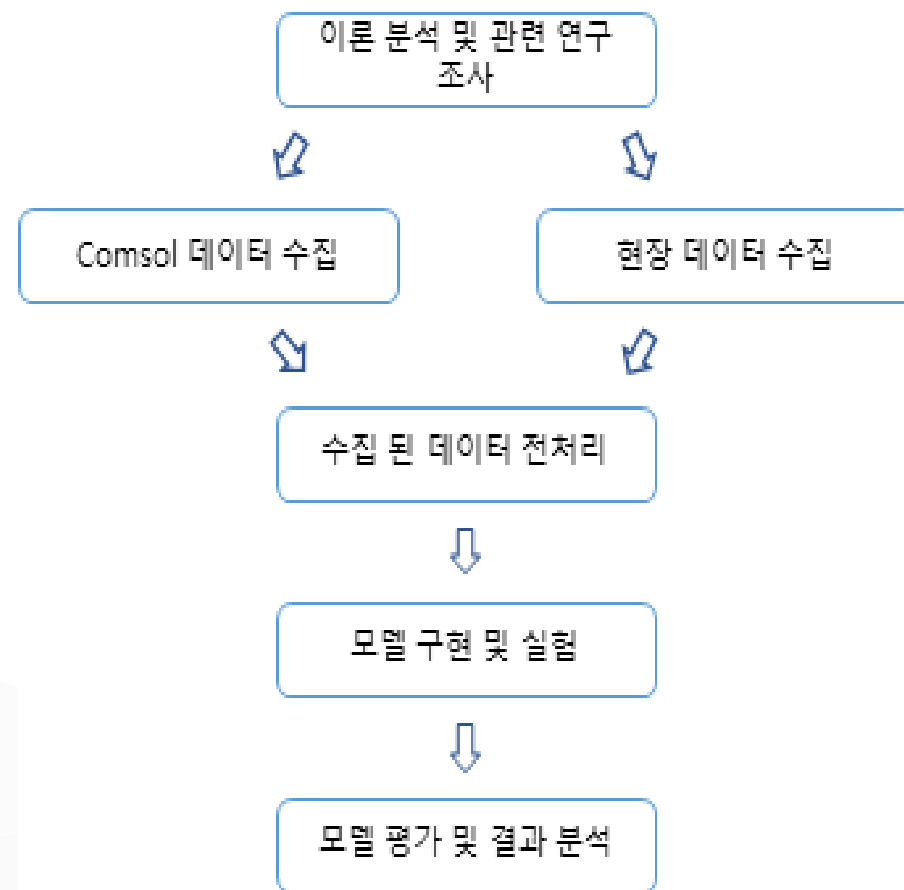
◆ 서울시 지반 함몰 발생원인 및 부설연도별 하수관  
[싱크홀 진단과 대책 정책 토론회, 2014]

# 01 서론

## 연구 목적 및 구성



◆ 연구 목적



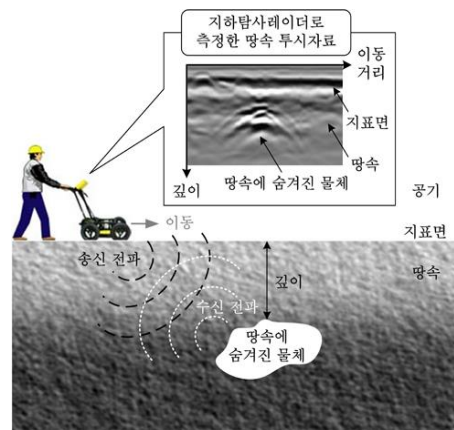
◆ 연구의 전체 진행 절차

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

## 관련 기술 검토

### GPR(Ground Penetrating Radar)

MHz 대역의 **전자기파**를 발신 및 수신하고 수신된 반사파의 파형을 분석해 눈으로 보이지 않는 지반 및 구조물을 관측



◆ GPR 원리

### 전기 비저항 탐사 (PUSA)

지하매설물로 인해 변하는 전기장의 변화를 이론적으로 도출하고 이렇게 도출된 이론식과 현장에서 측정된 **전기 저항**을 활용하여 지하매설물의 크기, 위치, 방향을 예측



◆ PUSA 개요

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

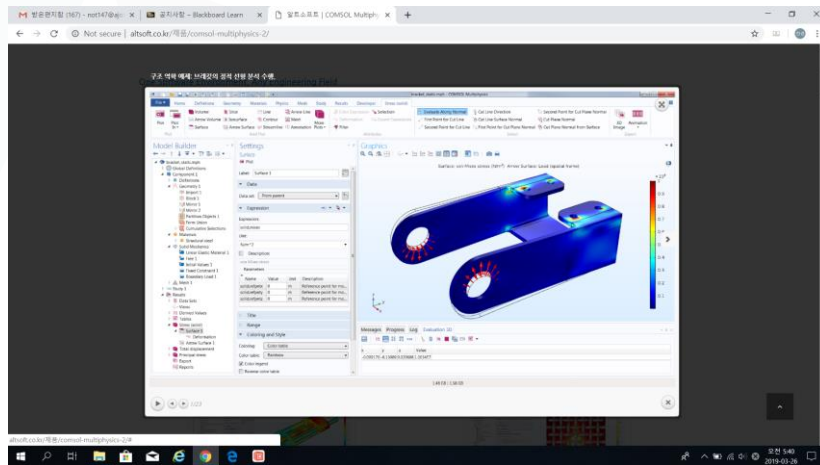
## 관련 기술 검토

	GPR 탐사	전기 비저항 탐사(PUSA)
탐사방법	<ul style="list-style-type: none"> <li>대상 영역에 탐사기기를 활용하여 표면 스캔</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>대상 영역에 센서를 이용하여 저항을 측정한 후 역해석식으로 형상 표현</li> </ul>
정확도	<ul style="list-style-type: none"> <li>20% 이하</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>낮음</li> </ul>
적용범위	<ul style="list-style-type: none"> <li>3m 심도 이하(물 존재 시 적용 불가)</li> <li>이론적으로 10m이하까지 탐사 가능(실제 적용 불가)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>10m 이상</li> </ul>
장/단점	<ul style="list-style-type: none"> <li>조작 편리</li> <li>주변 물 존재 시 적용 불가</li> <li>기존 지하구조물 존재 시 그 아래 지하구조물 예측 불가</li> <li>탐사 심도 낮음</li> <li>정확성 상대적으로 낮음</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>탐사 심도 높음</li> <li>조작 불편</li> <li>역해석한 값이 일정치 않음</li> <li>역해석 과정이 오래걸림</li> </ul>

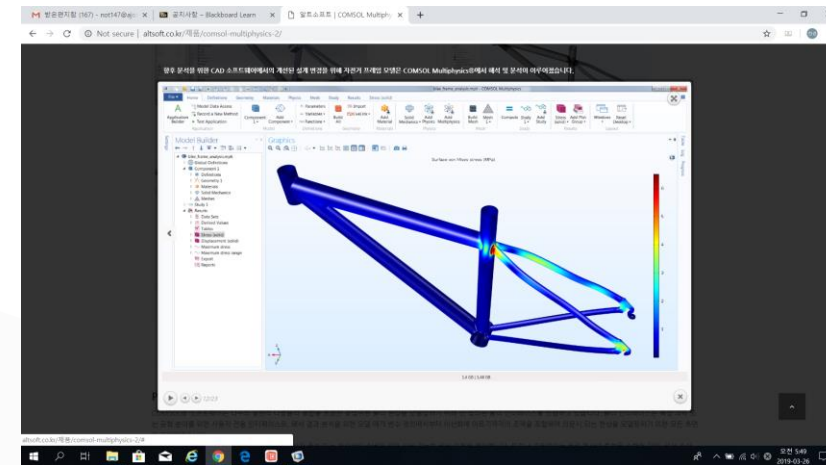
## 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

### COMSOL Multiphysics

COMSOL Multiphysics는 형상, 물성치 및 명시된 물리 현상을 묘사하는 물리적 설정부터 정확하고 신뢰할 수 있는 결과를 도출하기 위한 해석 및 후처리 과정까지 모델링 작업흐름에 대한 모든 단계를 포함하는 시뮬레이션 플랫폼



◆ 구조 역학 예제: 브래킷의 정적 선형 분석 수행



◆ 구조 역학 예제: 자전거 프레임 형상

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

## 머신러닝

### 머신러닝의 개념

머신러닝은 컴퓨터 과학 중 인공지능의 한 분야로, 패턴 인식과 컴퓨터 학습 이론의 연구로부터 진화한 분야로 경험적 데이터를 기반으로 학습을 하고 예측을 수행하고 스스로의 성능을 향상하는 시스템과 이를 위한 알고리즘을 연구하고 구축하는 기술

### 감독(supervised)학습

알려진 데이터 세트를 사용하여 예측을 수행하는 머신러닝 알고리즘

### 비감독(unsupervised)학습

출력 값이 없고 입력만으로 모델을 구축하여 학습

### 강화(reinforcement)학습

학습자가 행동을 선택하여 현재의 상태(State)에서 어떤 행동(Action)을 취하는 것이 최적인지를 학습



# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

## 앙상블 알고리즘

### 투표 (voting)

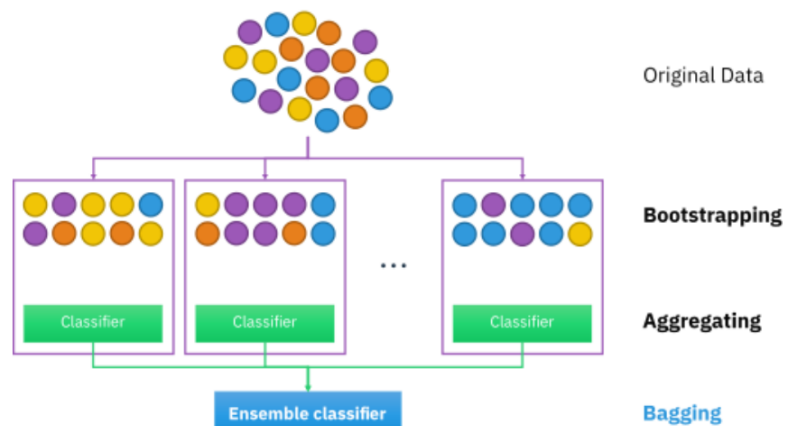
여러 종류의 분류기들로부터 나온 결과를 투표방식으로 최종 결과물을 도출하는 알고리즘

### 배깅 (bagging)

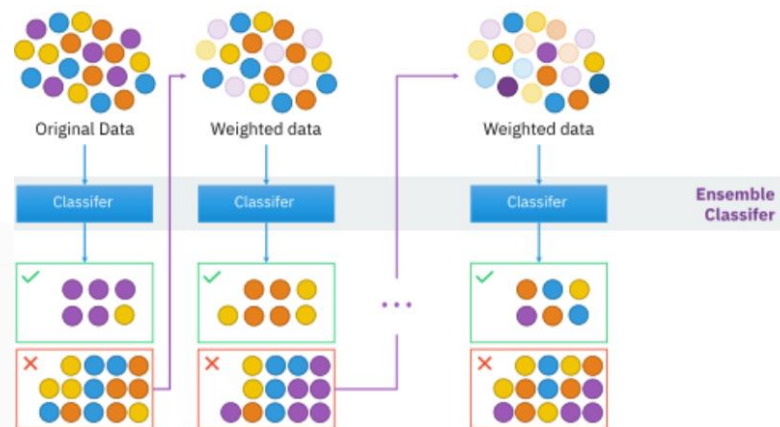
부트스트랩(bootstrap)을 이용한 앙상블 방법이고 데이터를 중복을 허용하여 추출한 후 여러 종류의 분류기를 사용하는 투표와는 다르게 한 가지 분류기로 부트스트랩 방식으로 추출한 데이터를 학습한 후 투표 형식으로 결과를 도출하는 알고리즘

### 부스팅 (boosting)

이전 분류기에서 잘못 예측된 부분을 다음 분류기에서 올바르게 예측할 수 있도록 가중치를 부여하면서 분류기들을 순차적으로 학습하는 알고리즘



◆ bagging 과정

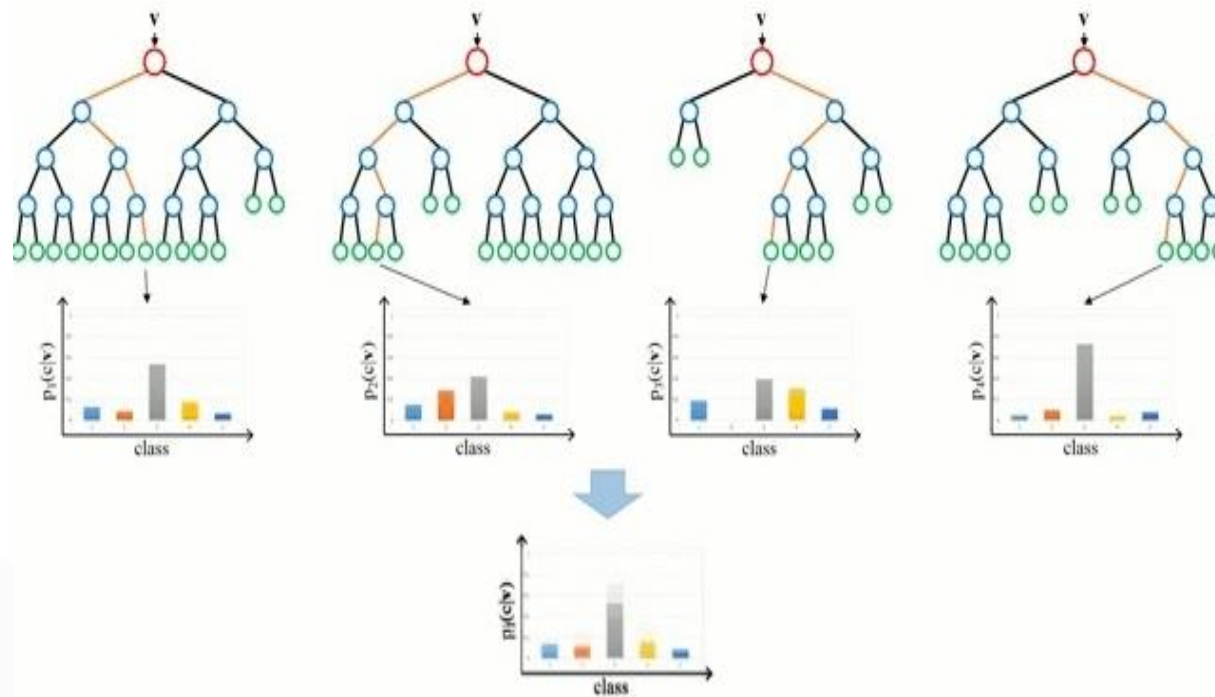


◆ boosting 과정

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

## Random forest

Random forest는 앙상블 방법의 하나로 다수의 결정 트리(Decision tree)를 이용한 학습 방법이다. 일반적인 결정 트리만으로 학습을 진행할 경우, 그 결과 또는 성능의 변동 폭이 크다는 단점이 있는데 부트스트랩(bootstrap), 배깅(Bagging) 또는 랜덤 노드 최적화(Randomized node optimization)와 같은 랜덤화 기술을 이용하여 결정 트리가 가진 단점을 극복하였다.



◆ Random forest 예측 과정

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

## XGBoost

XGBoost(Extreme Gradient Boosting)는 Tianqi Chen과 Carlos Guestrin이 제시한 모형으로 gradient boosting machine(GBM)의 방식 기반의 트리 앙상블 알고리즘이다.

XGBoost의 강점은 병렬처리가 가능하여 다른 boosting 알고리즘보다 학습 시간이 빠르다는 것과 과적합(overfitting)을 방지할 수 있고, CART(Classification And Regression Tree) 기반의 모델이라 분류 또는 회귀 둘 다 가능한 알고리즘이다.

$$L(\Phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \text{ where } \Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$$



$$L(\Phi)^{(t)} = \sum_i l(\hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i), y_i) + \Omega(f_t)$$

$$\text{where } \hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)$$



$$L(\Phi)^{(t)} \simeq \sum_i [l(\hat{y}_i^{(t-1)}, y_i) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t)$$

$$\text{where } g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}} l(\hat{y}_i^{(t-1)}, y_i) \text{ and } h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}}^2 l(\hat{y}_i^{(t-1)}, y_i)$$



$$\tilde{L}(\Phi)^{(t)} = \sum_i [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t)$$

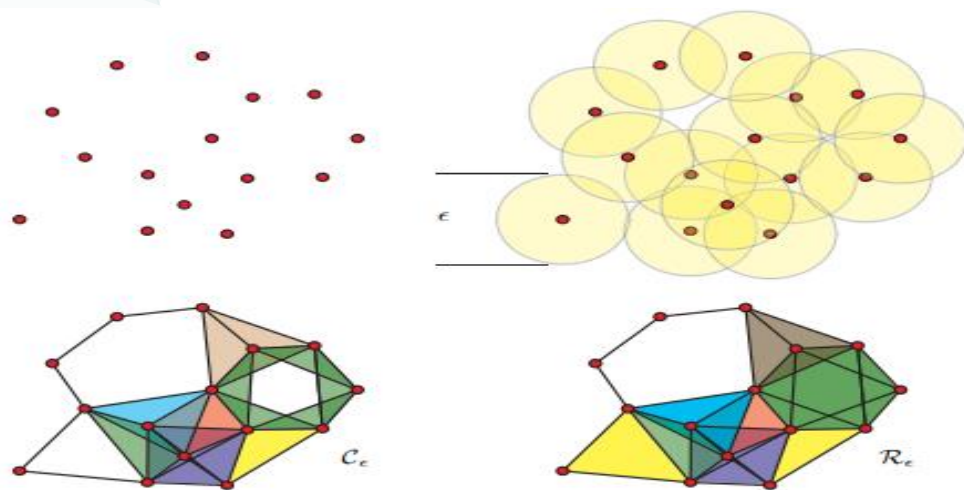
◆ XGBoost 목적함수

# 02 이론적 고찰 및 관련 기술 검토

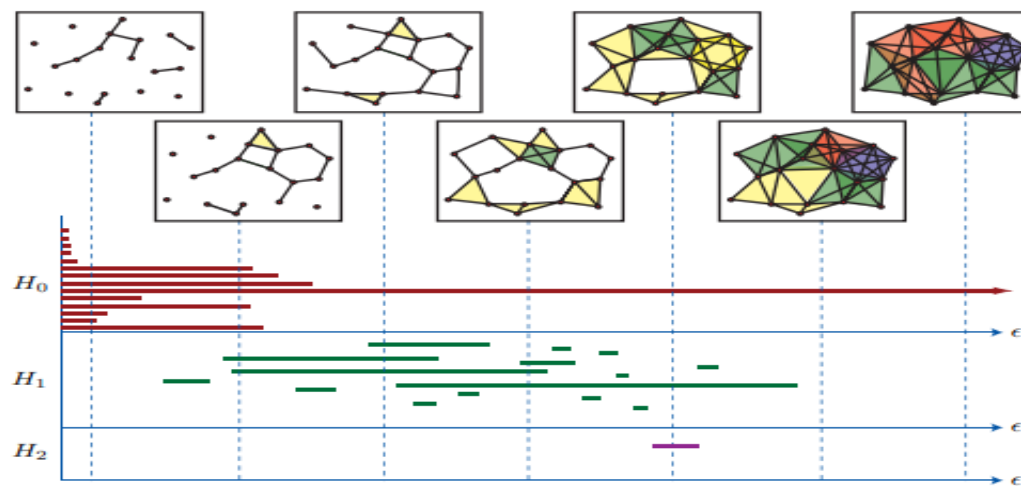
## 위상적 데이터 분석 (Topological Data Analysis)

### 위상적 데이터 분석(Topological Data Analysis)

데이터에 모양을 부여하여 그 모양을 분석함으로써 데이터의 특징을 찾는 것을 의미



◆ 위상적 데이터 분석



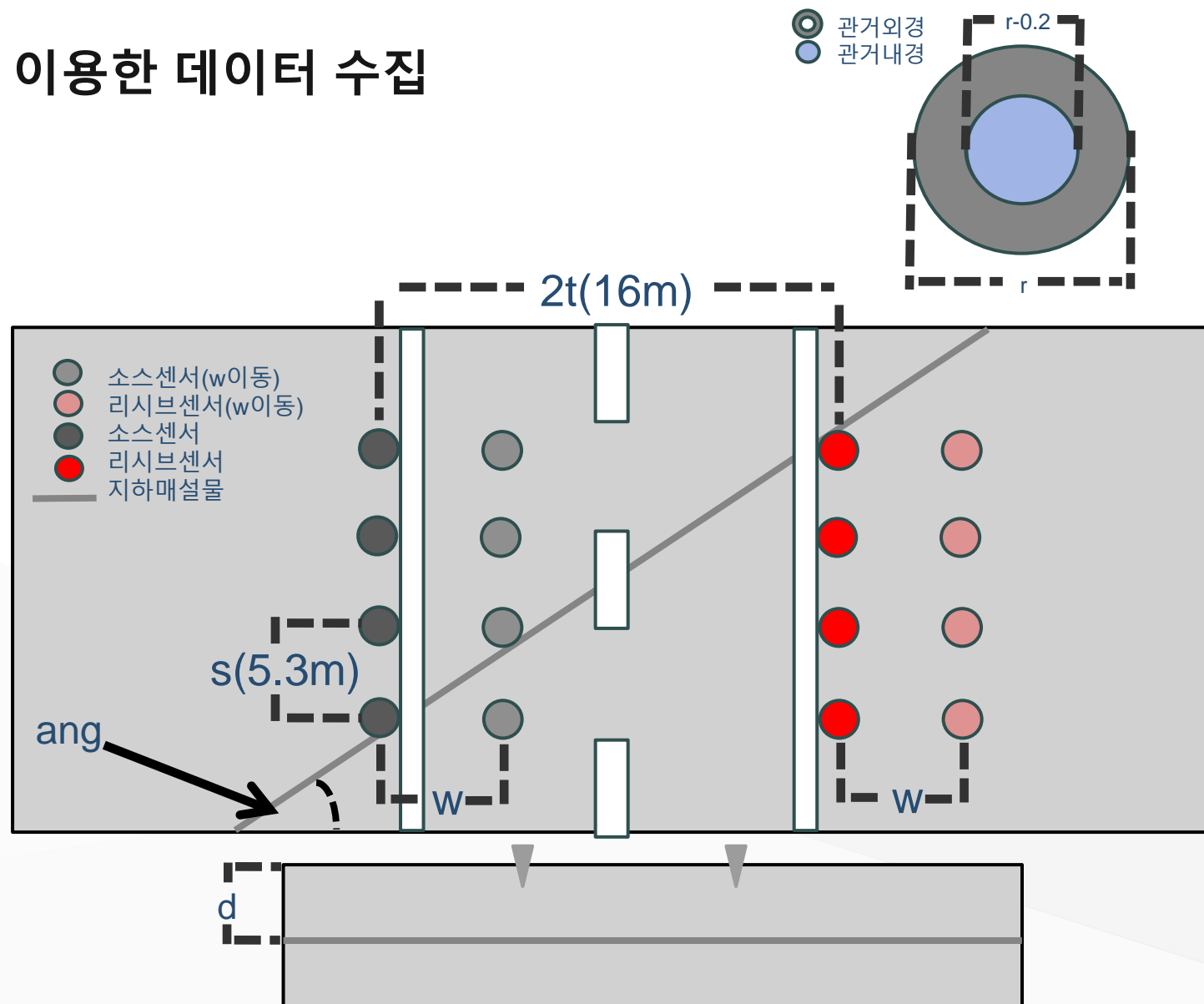
◆ 바코드(Persistence Barcode)

# 03 연구 방법

## COMSOL Multiphysics를 이용한 데이터 수집

### COMSOL 모델링 정보

Geometry	
매설 깊이(d) [m]	2m ~ 8m (1m)
관거 직경(r) [m]	0.4m, 0.6m, 1m, 1.5m
위치(w) [m]	0m ~ 4m (2m)
각도(ang) [°]	45° ~ 135° (15°)
센서 배열 (ss,sr)	종 방향 ( 4 x 4 )



# 03 연구 방법

## 현장 실험

시험번호	구조물	현장정보
1 (KAIST)	박스형 콘크리트 공동구 (가로 3.4m, 세로 2.4m 심도 3.2m)	Electrical conductivity 0.0022 S/m
2 (KAIST)	원통형 강관 (지름 0.4m 심도 3.2m)	Electrical conductivity 0.0054 S/m
3 (KAIST)	박스형 콘크리트 공동구 (가로 2.3m, 세로 2.5m 심도 3.2m)	Electrical conductivity 0.00297 S/m
4 (청주)	PE관 (직경: 0.33m; 길이: 4.3m)	Electrical conductivity 0.0085 S/m
5 (청주)	흙관 (직경: 1.05m; 길이: 2.6m)	Electrical conductivity 0.0085 S/m
6 (청주)	흙관(박스형) (폭: 1.75m; 높이: 1.3m; 길이: 2.1m)	Electrical conductivity 0.0085 S/m



◆청주 현장 실험체

# 03 연구 방법

## 데이터 비교(min\_max scale)

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
ang	1123	89.94657	30.10671	45	60	90	120	135
d	1123	4.996438	2.002224	2	3	5	7	8
r	1123	0.880142	0.427745	0.4	0.4	1	1.5	1.5
w	1123	2.044524	1.635658	0	0	2	4	4
res(0,0)	1123	494.5983	266.2378	190.5603	228.1183	667.0505	760.1074	827.8635
res(0,1)	1123	495.2862	266.5786	194.96	228.0099	676.7458	760.3892	838.6792
res(0,2)	1123	496.2852	267.0958	191.1383	228.0569	681.0198	760.2869	833.9369
res(0,3)	1123	494.5827	266.6066	128.3443	228.3556	666.1299	762.018	839.1012
res(1,0)	1123	493.7471	265.8566	178.1947	228.2033	652.8774	760.4877	844.1625
res(1,1)	1123	495.065	266.3508	181.1342	228.8244	665.903	762.2501	842.839
res(1,2)	1123	496.5371	267.2668	163.2602	229.0204	674.4664	763.3872	833.6712
res(1,3)	1123	494.7695	266.3344	162.8463	228.538	658.4704	760.551	823.7408
res(2,0)	1123	491.4644	264.7226	170.2314	226.723	649.7799	756.0146	832.645
res(2,1)	1123	493.9899	266.0035	146.6194	227.5201	660.1202	758.1368	844.383
res(2,2)	1123	496.098	267.1485	151.9812	229.3415	659.888	763.7068	838.2236
res(2,3)	1123	493.1794	265.4922	162.5405	227.861	660.8251	758.4745	843.6792
res(3,0)	1123	493.1899	265.6327	166.6312	227.9592	650.3725	759.3288	841.5069
res(3,1)	1123	493.675	265.9017	172.9024	227.9963	647.8369	760.5081	834.7787
res(3,2)	1123	494.5194	266.4637	155.3784	228.0611	657.2961	760.1628	843.4243
res(3,3)	1123	493.2912	265.479	167.9476	227.9885	654.0107	760.1051	829.6145

◆COMSQL 데이터 요약 통계량

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
ang	284	90	18.0106	45	90	90	90	135
d	284	3.35493	0.692292	2.15	3.2	3.2	3.4	5.1
r	284	1.976549	1.226025	0.33	0.4	2.7	3.2	3.2
w	284	0	0.549655	-3	0	0	0	3
res(0,0)	284	3981.332	1947.227	930.6	2112.2	4250.8	4968.275	10444.5
res(0,1)	284	3877.727	1811.358	1096.2	2421.025	4057.6	5076.725	10700.1
res(0,2)	284	3850.236	1876.176	904.2	2399.675	4062.8	4925.55	10159.3
res(0,3)	284	4036.878	2511.774	822.8	2317.125	4049.05	4849.175	22252
res(1,0)	284	3881.857	1846.036	873.6	2245.9	4079.45	5025.1	10849.4
res(1,1)	284	3787	1511.303	1121	2343.3	3990.9	4834.55	6412.8
res(1,2)	284	3767.313	1621.618	925.4	2234.925	3935.95	4919.35	8423.3
res(1,3)	284	3975.977	2378.756	879.2	2230	4085.75	4962.025	21738.4
res(2,0)	284	3909.514	1931.405	868.7	2380.775	3880.95	4945.85	10086.3
res(2,1)	284	3821.581	1659.733	964.9	2574.975	3870.9	4911.875	8810
res(2,2)	284	3807.243	1775.989	869.2	2298.45	3911.4	4926	8692.2
res(2,3)	284	4023.93	2490.67	844.7	2369.875	3788.6	4975.425	22081.9
res(3,0)	284	4127.018	2576.979	972	2340	4021.15	4969.95	23165
res(3,1)	284	4057.243	2428.493	952.7	2213.55	4125.7	4968.8	22833.5
res(3,2)	284	4048.788	2507.973	861.1	2285.8	3887.95	4957.85	23062.6
res(3,3)	284	4273.29	3049.917	952.3	2323.275	3884.5	4791.65	22845.5

◆현장 데이터 요약 통계량

# 03 연구 방법

## 데이터 비교(min\_max scale)

	count	mean
res(0,0)	1123	1012.369
res(0,1)	1123	1029.99
res(0,2)	1123	1054.821
res(0,3)	1123	1011.004
res(1,0)	1123	989.5816
res(1,1)	1123	1023.89
res(1,2)	1123	1060.694
res(1,3)	1123	1015.491
res(2,0)	1123	931.4569
res(2,1)	1123	995.1472
res(2,2)	1123	1049.252
res(2,3)	1123	974.8272
res(3,0)	1123	975.0382
res(3,1)	1123	987.329
res(3,2)	1123	1008.422
res(3,3)	1123	978.2151

	count	mean
res(0,0)	284	1058.329
res(0,1)	284	954.7232
res(0,2)	284	927.232
res(0,3)	284	1113.874
res(1,0)	284	958.8535
res(1,1)	284	863.9968
res(1,2)	284	844.3095
res(1,3)	284	1052.974
res(2,0)	284	986.5109
res(2,1)	284	898.5775
res(2,2)	284	884.2398
res(2,3)	284	1100.926
res(3,0)	284	1204.014
res(3,1)	284	1134.24
res(3,2)	284	1125.784
res(3,3)	284	1350.286

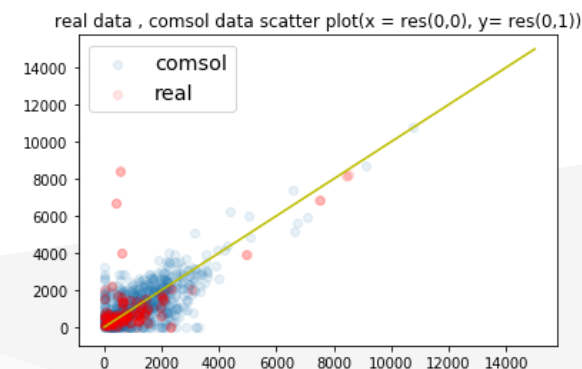
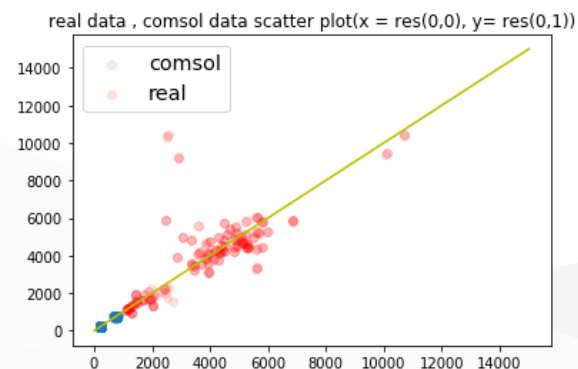
◆comsol 데이터, 현장 데이터 저항 비교  
(min\_max scale 적용 후)

$$\overline{d_{(i,j)}} = \left( \frac{d_{(i,j)} - \min(d_i)}{\max(d_i) - \min(d_i)} \right) \left( \frac{B-A}{b-a} (\max(d_i) - \min(d_i) - a) + A \right)$$

◆COMSOL 데이터 변경 방식

$$\overline{d_{real(i,j)}} = (d_{real(i,j)} - \min(d_{real(i)}))$$

◆현장 데이터 변경 방식



◆comsol 데이터, 현장 데이터 저항 산점도  
(min\_max scale 적용 후)



# 03 연구 방법

## 연속형 데이터 추가

출력 값인 각도(ang), 깊이(d), 직경(r), 센서 간 거리(w) 총 4가지에 일정 범위 내에 난수를 데이터에 더하여 이산형 데이터와 비슷한 연속형 데이터 3개를 만들어냈으며 마찬가지로 입력 값인 저항 역시 일정 범위에서 난수를 더해 데이터를 생성

	count	mean
ang	1123	89.94657
d	1123	4.996438
r	1123	0.880142
w	1123	2.044524
res(0,0)	1123	494.5983
res(0,1)	1123	495.2862
res(0,2)	1123	496.2852
res(0,3)	1123	494.5827
res(1,0)	1123	493.7471
res(1,1)	1123	495.065
res(1,2)	1123	496.5371
res(1,3)	1123	494.7695
res(2,0)	1123	491.4644
res(2,1)	1123	493.9899
res(2,2)	1123	496.098
res(2,3)	1123	493.1794
res(3,0)	1123	493.1899
res(3,1)	1123	493.675
res(3,2)	1123	494.5194
res(3,3)	1123	493.2912

	count	mean
ang	4492	89.94993
d	4492	5.000382
r	4492	0.879987
w	4492	2.044524
res(0,0)	4492	494.6007
res(0,1)	4492	495.3329
res(0,2)	4492	496.3739
res(0,3)	4492	494.5931
res(1,0)	4492	493.782
res(1,1)	4492	495.1587
res(1,2)	4492	496.6057
res(1,3)	4492	494.8251
res(2,0)	4492	491.5092
res(2,1)	4492	493.9957
res(2,2)	4492	496.0607
res(2,3)	4492	493.1479
res(3,0)	4492	493.2255
res(3,1)	4492	493.7312
res(3,2)	4492	494.5434
res(3,3)	4492	493.2555

◆ 연속형 데이터 추가

# 03 연구 방법

## 위상적 데이터 분석(TDA)

### 정규화 과정

R(0,0)	R(0,1)	R(0,2)	R(0,3)	R(1,0)	R(1,1)	R(1,2)	R(1,3)	R(2,0)	R(2,1)	R(2,2)	R(2,3)	R(3,0)	R(3,1)	R(3,2)	R(3,3)
--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------



$$R'_{st} = \left( \frac{R_{st} - m}{M - m} \times 15 \right) + 1$$



$$r_{st} = \frac{R'_{st}}{st} = \frac{1}{st} \times \left( \left( \frac{R_{st} - m}{M - m} \times 15 \right) + 1 \right)$$



$s \backslash t$	1	2	3	4
1	$r_{11}$	$r_{12}$	$r_{13}$	$r_{14}$
2	$r_{21}$	$r_{22}$	$r_{23}$	$r_{24}$
3	$r_{31}$	$r_{32}$	$r_{33}$	$r_{34}$
4	$r_{41}$	$r_{42}$	$r_{43}$	$r_{44}$

[742.1675152 774.0492499 753.691779 774.5749569  
 741.1369354 730.4578178 758.459591 761.9390319  
 806.2850283 795.6319106 750.057352 697.3712845  
 748.8351998 769.3760245 720.4169708 764.8270775]



[7.16950108, 5.78018522, 2.91888831, 2.90819318],  
 [3.51378293, 1.38919966, 1.56888425, 1.23656335],  
 [5.33333333, 2.4221356, 0.91734649, 0.08333333],  
 [2.02194976, 1.36459459, 0.34782803, 0.64314119]

◆ COMSOL 데이터 정규화 예시

# 03 연구 방법

## 위상적 데이터 분석(TDA)

### 필터 (Filtration)

$r_{st}$ 를 점  $V_{st}$ 라고 생각하고  $V_{st}$ 과  $V'_{st}$ 의 연결 조건을  $|s - s'| \leq 1, |t - t'| \leq 1$  이라고 한다면

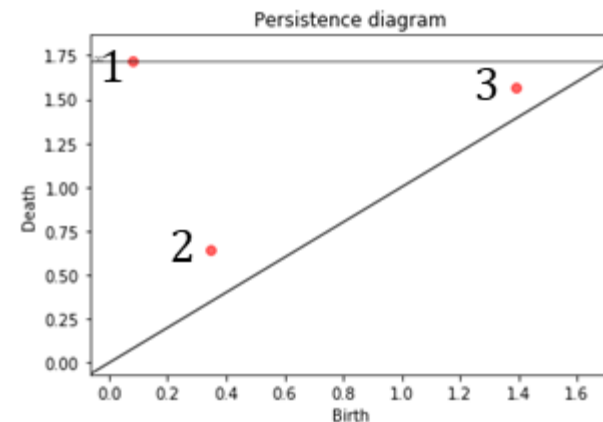
$K$ 는 16개의 점과 42개의 변으로 이루어진 1차원 단위 복합체가 된다.

여기서 주어진 상수  $0 \leq \epsilon \leq 100$ 에 대하여

$V_\epsilon = \{V_{st} | r_{st} \leq \epsilon\}$ 를 생각하면  $K$ 의 점의 집합의 부분 집합이 된다.

따라서  $V_\epsilon$ 에 의해 유도되는  $K$ 의 부분 복합체  $F_\epsilon$ 를 정의할 수 있다.

$$F_\epsilon = K|_{V_\epsilon}$$



[ (1) (0, (0.0833333333333333, inf)),

(2) (0, (0.34, 0.64)),

(3) (0, (1.39, 1.57))] ]

◆ COMSOL 데이터 0번째 베티수 예시

# 03 연구 방법

## 위상적 데이터 분석(TDA)

### 데이터 형태

$\epsilon$ 의 변화 0.1씩 주어 0부터 10까지 총 100개의 구간 내에 베틀수를 데이터에 추가

1번째 베틀수의 경우 변화가 없어서 데이터에서 제외

0번째 베틀수의 변화를 데이터에 추가 입력 값을 기존 16개에서 116개로 확장

# 04 연구 결과

## 검증 방법

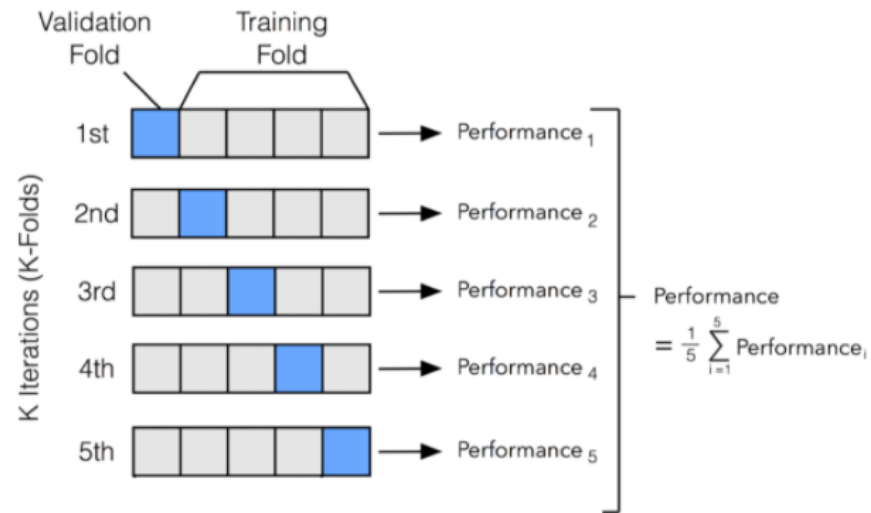
회귀 문제에 많이 사용되는 Root mean square error 를 사용

$$\text{Root mean square error} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\text{출력값}_i - \text{예측값}_i)^2}{n}}$$

알고리즘의 성능의 경우 기준 RMSE와 비교하였다.  
(기준 RMSE는 예측값 대신에 출력값의 평균을 넣음)

### K-fold cross validation

데이터를 K개의 그룹으로 분할하고 각각의 그룹이  
한번씩 검증 데이터가 되어 훈련 데이터간의 오차값의  
평균을 계산하여 결과로 나타냄



◆ 5-fold cross validation 예시

# 04 연구 결과

## 학습 결과 (noise X)

기준 RMSE 값 [2.002, 30.107, 0.428, 1.636]

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
(전처리 전) Random forest	1.989	30.470	0.430	1.625
(전처리 전) Xgboost	1.993	30.654	0.431	1.627

◆ 전처리 전 학습 결과 비교

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
min_max scale xgboost	2.008	29.204	0.845	1.739
min_max scale Random forest	2.028	28.471	0.847	1.776

◆ min\_max scale 학습 결과 비교

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
min_max scale +TDA (noise X) xgboost	1.960	28.145	0.859	1.778
min_max scale +TDA (noise X) Random forest	1.984	27.991	0.854	1.784

◆ min\_max scale + TDA 결과 비교

# 04 연구 결과

## 학습 결과 (noise O)

기준 RMSE 값 [2.002, 30.107, 0.428, 1.636]

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
min_max scale (noise X) xgboost	2.008	29.204	0.845	1.739
min_max scale (noise O) xgboost	1.299	19.642	0.298	1.060
min_max scale (noise X) Random forest	2.028	28.471	0.847	1.776
min_max scale (noise O) Random forest	1.389	20.823	0.299	1.126

◆ min\_max scale, noise 여부에 따른 결과 비교

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
min_max scale (noise O) xgboost	1.299	19.642	0.298	1.060
min_max scale (noise O) Random forest	1.389	20.823	0.299	1.126
min_max scale +TDA (noise O) xgboost	1.268	19.152	0.289	1.031
min_max scale +TDA (noise O) Random forest	1.381	20.829	0.299	1.127

◆ min\_max scale + TDA 결과 비교

# 04 연구 결과

## 학습 결과 (현장 데이터)

기준 RMSE 값 [0.692, 18.010, 1.226, 0.550]

현장 데이터의 경우 Comsol 데이터로 학습한 분류기를 통하여 예측한 경우

현장 데이터만을 이용하여 학습한 분류기를 비교 분석

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
xgboost	1.590	20.535	1.606	2.130
Random forest	1.883	19.006	1.621	2.203

◆ COMSOL 데이터 분류기를 통한 예측 결과

RMSE 수치	(depth)	(angle)	(diameter)	(distance (w))
min_max scale xgboost	0.354	6.432	0.516	0.316
min_max scale Random forest	0.321	9.05	0.500	0.323
min_max scale +TDA xgboost	0.335	8.752	0.466	0.282
min_max scale +TDA Random forest	0.314	8.958	0.491	0.298

◆ 현장 데이터 분류기를 통한 예측 결과



# 05 결론

## 한계점 및 개선 방향

1. 비교 대상의 부재

2. 연속형 자료의 부재

3. COMSOL 데이터의 신뢰성

4. 현장 데이터의 부족

ss	sr	(Ω)
0	0	476.1902754
0	1	520.9322833
0	2	616.0901807
0	3	730.4920166
1	0	411.4491963
1	1	499.808799
1	2	394.3401684
1	3	561.0026322
2	0	484.8874837
2	1	535.9699844
2	2	493.248487
2	3	661.7634487
3	0	517.8779692
3	1	635.4059708
3	2	546.0159264
3	3	581.9567434

◆ COMSOL 횡 방향 데이터

감 사 합 니 다

Q&A