



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0022940
(43) 공개일자 2025년02월18일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01N 27/04 (2006.01) G01N 33/24 (2006.01)
G06N 20/10 (2019.01) G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01N 27/04 (2021.01)
G01N 33/24 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2023-0103466
(22) 출원일자 2023년08월08일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
이중섭
서울시 송파구 양재대로 1218, 237동 501호(방이동, 올림픽선수기자촌아파트)
윤형구
대전광역시 동구 백룡로 138, 202동 809호 (용운동, 주공아파트)
(74) 대리인
특허법인남촌

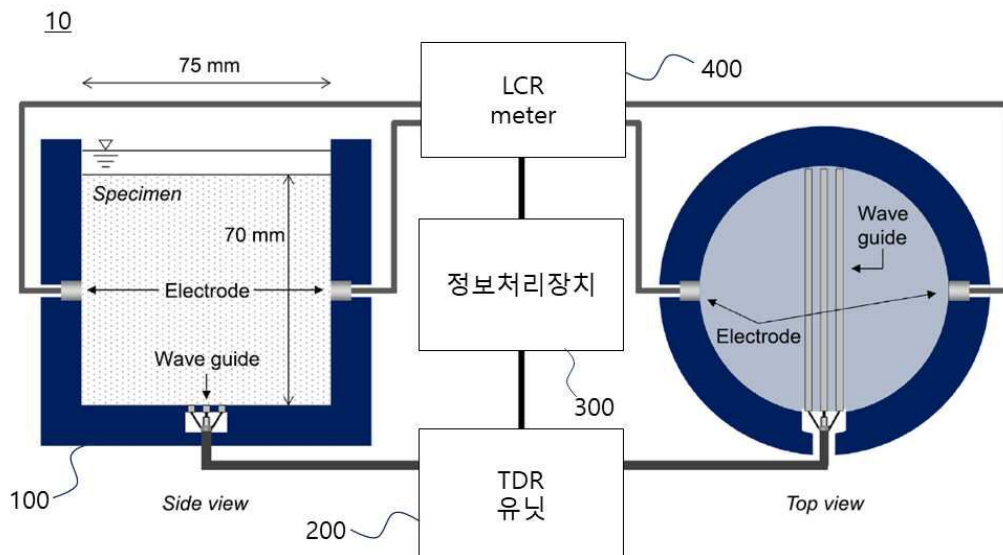
전체 청구항 수 : 총 4 항

(54) 발명의 명칭 **납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법**

(57) 요약

본 발명은 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 관한 것으로, (a) TDR 기법을 통해 상기 지반의 TDR 출력값을 측정하는 단계와; (b) 상기 TDR 출력값, 상기 지반의 염도가 기 등록된 기계 학습 모델에 입력되고, 상기 기계 학습 모델에 의해 상기 지반의 벌크 전기 전도도가 추론되는 단계와; (c) 상기 (b) 단계에서 추론된 상기 벌크 전기 전도도에 기초하여, 납 용액에 의한 상기 지반의 오염도가 측정되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다. 이를 통해, 납 용액으로 오염된 지반의 오염도를 다양한 변수를 고려하여 보다 정확하게 측정할 수 있다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06N 20/10 (2021.08)

G06N 3/08 (2023.01)

(72) 발명자

홍원택

경기도 하남시 미사강변대로 240, 802동 701호 (망월동, 미사강변도시8단지)

이동수

서울특별시 동대문구 전농로 16, 513

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2112352
과제번호	2021R1A5A1032433
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	선도연구센터지원사업
연구과제명	초융합 건설 포렌식 연구센터(ERC사업)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2021.06.01 ~ 2028.02.29

명세서

청구범위

청구항 1

납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 있어서,

(a) TDR 기법을 통해 상기 지반의 TDR 출력값을 측정하는 단계와;

(b) 상기 TDR 출력값, 상기 지반의 염도가 기 등록된 기계 학습 모델에 입력되고, 상기 기계 학습 모델에 의해 상기 지반의 벌크 전기 전도도가 추론되는 단계와;

(c) 상기 (b) 단계에서 추론된 상기 벌크 전기 전도도에 기초하여, 납 용액에 의한 상기 지반의 오염도가 측정되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 기계 학습 알고리즘은 DNN(Deep Neural Network)을 기반으로 학습되어 생성되는 것을 특징으로 하는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 기계 학습 모델은 염도 및 납 농도가 상이한 지반 샘플 각각에 대해 상기 TDR 기법을 통해 측정된 TDR 출력값, 상기 지반 샘플에 대해 측정된 전기 저항에 기반하여 산출되는 상기 지반 샘플의 전기 전도도 및 상기 지반 샘플의 염도를 훈련 데이터로 하되, 상기 전기 전도도를 출력 데이터로 하여 학습되어 생성되는 것을 특징으로 하는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 샘플 지반에 대한 상기 전기 저항은 상호 상이한 주파수의 교류 전원의 인가에 따라 주파수별로 측정되어 상기 기계 학습 모델의 학습 데이터로 적용되고;

상기 (a) 단계는 상기 지반의 전기 저항을 측정하는 단계를 포함하며;

상기 (b) 단계에서는 상기 TDR 출력값, 상기 지반의 염도 및 상기 (a) 단계에서 측정된 전기 저항이 상기 기계 학습 모델에 입력되는 것을 특징으로 하는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도를 다양한 변수를 고려하여 보다 정확하게 측정할 수 있는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 주거 지역의 확장은 바다에서 육지를 준설하고 매립하여 이루어질 수 있지만, 한정된 매립 면적과 주거 지역 인근의 폐기물 처리 시설 부족으로 인해 해저에 폐기물을 매립하는 경우가 증가하고 있다.

[0003] 그러나, 해저 매립지를 준설하는 과정에서 중금속 등 유해 물질이 바다에 노출되어 해양 오염을 유발하고, 해양 생태계에 악영향을 미칠 수 있다. 또한, 중금속에 오염된 유출액은 매립 시설의 안정성에도 영향을 미치게

된다.

- [0004] 따라서, 준설 및 매립지에서 누출되는 유해물질로 인한 피해를 예방하기 위해서는 해저 오염물질의 검측이 필요하다.
- [0005] 해저에 침투한 납, 수은, 비소 등의 중금속은 해저의 전기적 특성에 영향을 미친다. 시간영역 반사법(TDR : Time-Domain Reflectometry)은 대상 토양의 전자기적 특성을 평가하는 가장 효과적인 측정 시스템 중 하나이며, TDR 시스템을 활용한 전기적 특성 추정에 대한 연구가 다양하게 진행되고 있다.
- [0006] TDR 시스템은 스텝 전압이 매질에 삽입된 전극을 통해 전파될 때 전자파 속도를 측정한다.
- [0007] 매질의 유전율(dielectric permittivity)과 투자율(magnetic permeability)은 모두 속도에 크게 영향을 받으므로, 초기 전압은 일반적으로 임피던스 플일치로 인해 매질의 수분 함량과 용액 농도에 의해 감소된다. 이러한 원리에 따라 유전율과 토양 매질의 체적수분함량 사이에 경험적인 관계가 제안된 바 있다.
- [0008] 일 예로, 토양 혼합물이 용액으로 포화되지 않은 경우, TDR 파형은 주로 용액의 부피율과 농도 모두의 영향을 받는다. 반면, 토양 혼합물이 고정된 부피율의 용액으로 포화된 경우 TDR 파형은 주로 용액의 농도에 의해 영향을 받는다.
- [0009] 매질의 전기전도도 역시 100% 포화상태에서의 농도에 크게 영향을 받기 때문에 TDR 출력값과 전기전도도의 관계를 규명하는 연구가 진행되어 왔다. 이러한 연구를 통해 TDR 출력 값의 활용도를 높이고 매질의 특성을 관찰할 수 있게 되었다.
- [0010] 그러나 해수로 포화된 지반에서 중금속에 의한 오염을 다룬 연구는 거의 없다. 이러한 경우 기존에 제안된 방법을 이용하여 TDR 신호를 신뢰할 수 있는 전기 전도도로 변환할 수 있다. 그러나 TDR 신호로부터 전기전도도를 계산하는 방법은 혼합체의 대표적인 전자기적 특성을 TDR 파형이 나타내기 때문에 다양한 매질이 서로 다른 전기적 특성을 갖는다는 점에서 매질과 관련된 한계가 있다.
- [0011] 이와 같은 한계를 해결하기 위해, 용액의 전기 전도도를 강조하여 선형, 비선형, 경험식을 기반으로 TDR을 통해 추론된 전기 전도도와 용액의 전기 전도도와의 관계가 제안된 바 있다. 그러나 이 관계는 용액의 전기 전도도를 제한된 독립 변수로만 고려하기 때문에, 제안된 수식에 대한 피팅 상수를 정확하게 구하기 어려운 문제점이 있다. 따라서 다양한 독립변수를 고려하면서 관계를 설정하는 새로운 방법이 요구된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 이에, 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해소하기 위해 안출된 것으로서, 납 용액으로 오염된 지반의 오염도를 다양한 변수를 고려하여 보다 정확하게 측정할 수 있는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0013] 상기 목적은 본 발명에 따라, 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 있어서, (a) TDR 기법을 통해 상기 지반의 TDR 출력값을 측정하는 단계와; (b) 상기 TDR 출력값, 상기 지반의 염도가 기 등록된 기계 학습 모델에 입력되고, 상기 기계 학습 모델에 의해 상기 지반의 벌크 전기 전도도가 추론되는 단계와; (c) 상기 (b) 단계에서 추론된 상기 벌크 전기 전도도에 기초하여, 납 용액에 의한 상기 지반의 오염도가 측정되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법에 의해서 달성된다.
- [0014] 여기서, 상기 기계 학습 알고리즘은 DNN(Deep Neural Network)을 기반으로 학습되어 생성될 수 있다.
- [0015] 그리고, 상기 기계 학습 모델은 염도 및 납 농도가 상이한 지반 샘플 각각에 대해 상기 TDR 기법을 통해 측정된 TDR 출력값, 상기 지반 샘플에 대해 측정된 전기 저항에 기반하여 산출되는 상기 지반 샘플의 전기 전도도 및 상기 지반 샘플의 염도를 훈련 데이터로 하되, 상기 전기 전도도를 출력 데이터로 하여 학습되어 생성될 수 있다.
- [0016] 그리고, 상기 샘플 지반에 대한 상기 전기 저항은 상호 상이한 주파수의 교류 전원의 인가에 따라 주파수별로 측정되어 상기 기계 학습 모델의 학습 데이터로 적용되고; 상기 (a) 단계는 상기 지반의 전기 저항을 측정하는 단계를 포함하며; 상기 (b) 단계에서는 상기 TDR 출력값, 상기 지반의 염도 및 상기 (a) 단계에서 측정된 전기

저항이 상기 기계 학습 모델에 입력될 수 있다.

발명의 효과

[0017] 상기와 같은 구성에 따라, 본 발명에 따르면, 납 용액으로 오염된 지반의 오염도를 다양한 변수를 고려하여 보다 정확하게 측정할 수 있는 납 용액으로 오염된 지반의 오염도 측정 방법이 제공된다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 토양 샘플을 조사하기 위해 TDR을 구현하는 기존의 실험 설정의 예를 나타낸 도면이고,
 도 2는 불포화 토양에서 측정된 일반적인 TDR 파형의 예를 나타낸 도면이고,
 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 TDR 시스템의 실험 셋업의 예를 나타낸 도면이고,
 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 TDR 시스템의 실험 셋업에서 0~3%의 염도와 0~10mg/L의 납 농도에서 수돗물로 포화된 토양에서 얻은 TDR 파형의 예를 나타낸 도면이고,
 도 5는 종래의 전기 전도도 관계식으로 산출된 전기 전도도를 나타낸 그래프이고,
 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 오염도 측정 방법을 통해 예측된 벌크 전기 전도도와 실제 측정된 벌크 전기 전도도를 나타낸 그래프이고,
 도 7는 본 발명의 실시예에 따른 오염도 측정 방법을 통해 예측된 벌크 전기 전도도의 평균 제곱근 오차(RMSE) 계산 결과를 나타낸 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0020] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은 언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "제1", "제2" 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.

[0021] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.

[0022] 이하에서는 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 실시예들을 상세히 설명한다.

[0023] TDR(Time-Domain Reflectometry) 시스템에 의해 전송된 전자기파는 케이블이나 전극과 같은 가이드를 따라 전파되는 반면, TDR 시스템은 가이드의 잔자기 임피던스가 변화하는 인터페이스에서 반사되는 전자기파를 측정한다.

[0024] 토양 샘플을 조사하기 위해 TDR 시스템을 구현하는 기존의 실험 설정은 도 1에 도시된 바와 같다.

[0025] 전자기파의 계단 함수는 TDR 유닛에서 전송되며, EM파는 동축 케이블과 3개의 전극을 갖는 TDR 프로브로 구성된 웨이브 가이드를 따라 전파된다. 전송된 전자기파는 동축 케이블, 전극 및 토양 샘플 간의 전자기 임피던스의 차이로 인해 전극의 헤드와 팁에서 부분적으로 반사된다.

[0026] TDR 프로브에서 전자기파가 전파되는 동안 전극 주위에 전자기장이 형성된다. 전자기파의 속도는 전자기장 범위

내에서 토양의 상대적 유전율에 따라 달라지며, 이를 샘플링 볼륨(Sampling volume)이라 한다.

[0027] 샘플링 볼륨으로 불리는 전자기장의 범위 내에서 토양의 상대 유전율에 따라 달라진다.

[0028] [수학식 1]

$$v = \frac{c}{\sqrt{\epsilon_r}}$$

[0029]

[0030] [수학식 1]에서 v 및 c 는 각각 전극과 진공에서 전파되는 전자기파의 속도이고, ϵ_r 은 토양 샘플의 상대 유전율(Relative permittivity)이다. 전극의 팁과 헤드에서 반사된 전자기파의 도달 시간의 차이(t_2 와 t_1)는 전극에서 전자기파의 왕복이동시간($\Delta t = t_2 - t_1$)이다. 따라서 토양 샘플의 상대 유전율은 [수학식 2]와 같이, Δt 의 함수로 나타낼 수 있다.

[0031] [수학식 2]

$$\epsilon_r = \left(\frac{c}{v}\right)^2 = \left(\frac{c\Delta t}{2L}\right)^2$$

[0032]

[0033] [수학식 2]에서 L 은 전극의 길이이다. 따라서, $2L$ 은 전극에서 전자기파의 왕복 이동 거리를 나타낸다.

[0034] 토양 입자-물의 혼합물의 ϵ_r 은 물의 체적분율(Volume fraction)에 크게 의존한다. 따라서 ϵ_r 과 체적 함수율(Volumetric water content, Θ_v) 사이의 여러 실증적 관계가 제시되었고, TDR은 토양의 체적 함수율을 추정하기 위해 가장 많이 사용되는 방법 중 하나이다.

[0035] TDR 시스템의 또 다른 응용 분야는 TDR 파형의 함수로서 테스트 재료의 벌크 전기 전도도(Bulk electrical conductivity)를 추정하는 것이다. 전기 전도도는 밀도와 유사한 물질의 고유한 특성이다. 그러나 다양한 전해질에 의한 오염으로 인해 다상 물질을 포함하는 토양 샘플의 전기 전도도는 그 복잡성으로 인해 측정이 어렵다.

[0036] 반면, 매질의 대표적인 전기적 특성인 벌크 전기 전도도는 측정된 전기저항과 TDR 신호 등으로부터 평가할 수 있다. 오염 검출을 위해서, 실제 값을 검출하는 것보다, 오염에 의해 야기되는 값의 변화를 검출하는 것이 더 중요하다.

[0037] 벌크 전기 전도도는 실제 값이 아니지만 납과 염분으로 인한 변화를 감지할 수 있다. 도 2는 불포화 토양에서 측정된 일반적인 TDR 파형의 예를 나타낸 것이다.

[0038] V_0 , V_1 , V_2 , V_f 는 특성 전압으로, V_0 는 계단 함수의 초기 진폭이고, V_1 , V_2 는 각각 전극의 팁에서 전자기파의 반사의 시작과 마지막에서의 값이고, V_f 는 충분한 측정 시간이 경과한 후 수렴하는 값이다.

[0039] TDR 파형의 출력 전압 강하 및 상승 진폭은 전자기파의 경로의 전기 전도도에 반비례하는 상대 유전율(ϵ_r) 및 전기 임피던스에 따라 달라진다. 따라서, TDR에 의해 평가된 특성 전압(V_0 , V_1 , V_2 , V_f)과 상대 유전율(ϵ_r)을 기반으로 벌크 전기 전도도를 추정하기 위해, 다양한 연구에서 관련식들을 제안한 바 있으며, 대표적인 예가 [표 1]과 같다.

[0040] [표 1]

Reference	Relationships
Giese and Tiemann (1975)	$\sigma = \frac{\sqrt{\epsilon_f}}{120\pi L} \left(\frac{2V_0}{V_f} - 1 \right)$
Dalton et al. (1984)	$\sigma = \frac{\sqrt{\epsilon_f}}{120\pi L} \left(\frac{V_1}{V_2 - V_1} \right)$
Topp et al. (1988)	$\sigma = \frac{\sqrt{\epsilon_f}}{120\pi L} \ln \left(\frac{V_1(2V_0 - V_1)}{V_0(V_2 - V_1)} \right)$
Yanuka et al. (1988)	$\sigma = \frac{\sqrt{\epsilon_f}}{120\pi L} \ln \left(\frac{V_1 V_f - V_0(V_1 + V_f)}{V_0(V_1 - V_f)} \right)$
Zegelin et al. (1989)	$\sigma = \frac{\sqrt{\epsilon_f}}{120\pi L} \frac{V_1}{V_f} \left(\frac{2V_0 - V_f}{2V_0 - V_1} \right)$

[0041]

[0042] [표 1]에 나타난 관계식들에서, EM파의 이동 시간에 기초한 상대 유전율의 평가와, 전기 전도도와 특성 전압 간의 관계는 표준 TDR 프로브를 사용하여 TDR 파형을 얻을 때 유효하다.

[0043] 그러나, TDR 프로브가 단락된 말단을 가질 때 전자기파는 되돌아오지 않는다. TDR 프로브 사이의 물질이 전도성이 높은 물질인 경우, 획득된 신호는 단락된 말단과 동일한 모양을 갖는다. TDR 프로브가 전도성 액체 또는 식염수와 같이 전류를 발생시키는 물질과 접촉하면, 전파 중에 전자기파가 누출되고, 반사된 전자기파는 TDR 파형에서 감지되지 않는다. 따라서 에폭시-세라믹, 에나멜 페인트 및 우레탄 페인트와 같은 절연 물질로 코팅된 TDR 프로브에 대한 연구가 제안된 바 있다.

[0044] 코팅된 TDR 프로브를 사용하여 얻은 TDR 파형은 코팅되지 않은 TDR 프로브를 사용하여 얻은 것보다 감도가 낮다. 또한, 코팅 재료의 현저히 낮은 상대 유전율의 영향으로 인해 상대 유전율과 특성 전압은 실제 값이 아닌 겉보기 값이다.

[0045] 코팅된 TDR 프로브를 사용하는 경우 몇몇 단점이 있지만, 코팅 재료가 전자기파의 누출을 방지하여 TDR 파형에서 반사 및 특성 전압을 감지할 수 있기 때문에 전도성이 높은 물질을 테스트할 때 유용하다.

[0046] 한편, 기계 학습 알고리즘(Machine learning algorithm)이 적용된 다양한 기계 학습 모델이 다양한 목적으로 개발된 바 있다. 본 발명에서는 입력값과 출력값의 관계를 추론하기 위해 DNN(Deep Neural Network)과 RF(Random Forest)이 적용되는 것을 예로 한다.

[0047] DNN은 회귀 기법을 통해 입력 변수와 출력 변수 간의 관계를 설정하는데 사용된다. DNN은 tanh, sigmoid, softplus, relu, elu 및 selu의 비선형 활성화 기능을 기반으로 입력 레이어, 히든 레이어 및 출력 레이어로 구성된다.

[0048] 또한, 역전파(Back propagation)를 통해 각 노드에서 가중치와 바이어스를 피드포워드(feedforward) 기법으로 지속적으로 업데이트하여 각 노드에서 신뢰할 수 있는 값을 얻는다. 따라서, DNN은 [수학식 3]과 같이, 입력 변수(X)의 함수로서 각 노드에서 최적화된 가중치(W_n)와 바이어스 값(b_n)으로 출력값(O_n)을 예측할 수 있다.

[0049] [수학식 3]

[0050]
$$O_n = \sigma(\sum X \cdot W_n + b_n)$$

[0051] [수학식 3에서 σ는 활성화 함수이다.

[0052] RF 아키텍처는 앙상블 모델을 기반으로 누적 오류를 방지하기 위해 다양한 의사 결정 트리로 구성된다. 입력값은 입력 변수 군에서 무작위로 추출되며, 부트스트랩 집계 기법(Bootstrap aggregation technique)을 통해 반복적으로 사용값을 선택할 수 있다.

[0053] 유효성 검사는 OOB(out-of-bag) 데이터라고 하는 선택된 값과 선택되지 않은 값 사이의 관계로 추정된다. RF는 [수학식 4]와 같이, 원본(O_{OOB}) 및 반복(R_{OOB})트리를 사용하여 출력 결과에 미치는 영향과 관련하여 각 입력 변수의 중요성을 나타낸다.

[0054] [수학식 4]

Important score_i

$$= \frac{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |O_{OOB_i} - R_{OOB_i}|}{\sqrt{\frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t \left[(|O_{OOB_i} - R_{OOB_i}|) - \left(\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |O_{OOB_i} - R_{OOB_i}| \right) \right]^2}}$$

[0055] where t denotes the number of input variables.

[0056] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 TDR 시스템(10)의 실험 셋업의 예를 나타낸 도면이다.

[0057] 도 3을 참조하여 설명하면, 내부 높이와 직경이 각각 80mm와 75mm인 원통형 토양 셀(100)을 준비한다. TDR 파형을 측정하고 특성 전압을 결정하기 위해 폭, 높이, 길이가 각각 2mm, 2mm, 70mm인 3개의 도체를 TDR 웨이브 가이드(Wave guide)로 토양 셀(100) 바닥에 설치한다.

[0058] 또한 도체는 식염수로 포화된 토양에서 신호 누설을 방지하기 위해 0.1mm 두께의 우레탄 페인트로 코팅한다. 유도 전자기파의 계단 함수는 TDR 유닛(200)에서 전송되어 웨이브 가이드(Wave guide)측, 동축 케이블과 3개의 도체)을 따라 전파되며, 반사된 유도 전자기파는 TDR 유닛(200)에서 수집되어 노트북 컴퓨터 등의 정보처리장치(300)로 전달된다.

[0059] TDR 유닛(200)은 웨이브 가이드(Wave guide, 즉, 동축 케이블과 3개의 도체)을 따라 진폭 250mV의 전자기파의 계단 함수를 전송하고 반사된 전자기파를 10.2ps의 시간 분해능과 3μs의 범위로 측정한다. 또한 각 시험 토양 샘플에서 수집된 256개의 TDR 신호를 적층하여 노이즈를 제거하고 TDR 파형을 안정화시킨다.

[0060] 전기 저항에 기반한 토양 샘플의 벌크 전기 전도도 평가를 위해 직경 5mm의 전극(Electrode) 2개를 토양 셀(100)의 내부 표면에 설치하고 LCR 미터(400)에 연결한다. 토양의 전기 저항 측정시 LCR 미터(400)의 분해능은 0.01kΩ, 범위는 200kΩ으로 고정하고 작동 주파수는 0.1kHz, 0.12kHz, 10kHz, 100kHz로 설정한다. 측정된 전기 저항의 함수로 전기 전도도를 평가하기 위해, 보정(Calibration)이 수행되어, [수학식 5]를 도출한다.

[0061] [수학식 5]

$$\sigma_m [mS/cm] = \frac{\alpha [cm^{-1}]}{R [k\Omega]}$$

[0062]

[0063] 여기서, σ_m 은 측정된 전기 저항(R)의 함수로 평가된 전기 전도도이고, α 는 전극 및 토양 셀(100)의 치수, 기하학적 특성과 관련된 실험적으로 결정된 계수(단위 cm^{-1})로, 일 예로 $2.5428cm^{-1}$ 이다.

[0064] 전기 저항을 측정하는 동안 샘플의 산화-환원 반응 및 분극의 영향을 제거하기 위해 0.1, 0.12, 1, 10 및 100kHz 주파수의 교류(AC)를 전극에 인가한다. 또한, 측정된 TDR 파형과 전기 전도도에 온도가 미치는 영향을 제거하기 위해 시험의 온도를 20 °C 로 유지시킨다. 본 발명에서 사용된 토양 샘플의 입경은 0.25mm~0.6mm 범위이며, 토양 샘플의 지표 특성은 [표 2]에 나타낸 바와 같다.

[0065] [표 2]

Property	Value
Coefficient of uniformity, C_u	1.47
Coefficient of curvature, C_c	1.02
Specific gravity, G_s	2.63
Maximum void ratio, e_{max}	0.95
Minimum void ratio, e_{min}	0.65
Soil type by USCS ^a	SP ^b

^a USCS is the unified soil classification system.

^b SP is the poorly graded sands classed by USCS.

[0066]

[0067] 실험 설정을 위해 토양 샘플을 토양 셀에 70mm 깊이로 놓고 수돗물로 포화시킨다. 또한 염분 조건을 모사하기

위해 물의 염도를 0%, 1%, 2%, 3%(4가지 경우)로 조절한다. 또한 납으로 오염된 물을 시뮬레이션하기 위해 납을 0, 0.5, 1, 2, 5, 10mg/L(6가지 경우)의 농도로 용해한다.

[0068] 따라서 총 24가지 경우에 대해 TDR 파형과 전기 전도도가 측정된다. 염분과 납의 농도가 다른 용액의 전기 전도도는 [표 3]에 나타낸 바와 같다.

[0069] [표 3]

Salinity	Lead concentration					
	0 mg/L	0.5 mg/L	1 mg/L	2 mg/L	5 mg/L	10 mg/L
0%	0.2023	0.2056	0.2099	0.2111	0.2221	0.2526
1%	15.80	15.83	15.84	15.48	16.14	15.44
2%	28.95	28.60	28.65	29.22	29.71	29.42
3%	42.11	42.14	42.15	42.64	42.71	43.30

[0070]

[0071] 전기 전도도는 염도가 0%의 납 농도에 비례한다. 납 농도 0 mg/L에서 전기 전도도는 염도 0%와 유사한 경향을 보였다. 용액이 납과 식염수로 구성된 경우 전기 전도도의 특성이 약해졌다. 따라서, 본 발명에서는 기계 학습 방법을 사용하여 각 요인의 효과를 명확히 할 수 있다.

[0072] 0~3%의 염도와 0~10mg/L의 납 농도에서 수돗물로 포화된 토양에서 얻은 TDR 파형이, 도 4에 도시된 바와 같다. 도 4의 (a)가 염도 0%, (b)가 1%, (c)가 2%, (d)가 3%이다.

[0073] 출력 전압(V_0)의 초기 진폭은 모든 염분과 납 농도에 대해 거의 동일함을 확인할 수 있다. 그러나, 다른 특성 전압(V_1 , V_2 , V_f)은 염도와 납 농도가 증가함에 따라 감소함을 확인할 수 있다.

[0074] 전기 전도도를 종래의 관계식으로 추정하기 위해, [표 1]에 나타낸 관계식에 특성 전압을 대입하여 측정한 전기 전도도(σ_m)와 함께 도시한 그래프가 도 5에 도시되어 있다.

[0075] 종래의 관계식을 통해 측정한 전기 전도도는 코팅된 웨이브 가이드의 영향으로 측정값에 비해 현저히 작으며, 이로 인해, V_1 , V_2 , V_f 의 진폭이 감소하였다. 또한 추정된 전기 전도도는 [표 1]의 종래의 관계식에 따라 달라졌다.

[0076] 전기 전도도를 추정하는데 사용된 [표 1]의 관계식은 TDR 프로브의 길이, 상대 유전율, 그리고 TDR 파형에서 얻은 특성 전압만을 고려하였다. 그러나, 전도성이 높은 매질에서 전자파를 방지하려면, 특성 전압에 영향을 받더라도 TDR을 절연 재료로 코팅하여야 한다.

[0077] 또한, 다양한 용질로 구성된 공극수로 포화된 토양의 전기 전도도를 합리적으로 추정하기 위해서는 염분, 납 농도 등 전기 전도도에 영향을 미치는 요인을 고려하여야 한다.

[0078] 기계 학습 알고리즘으로서 DNN은 회귀 분석을 통해 다양한 변수 간의 관계를 찾는 데 사용되어 왔기 때문에 기존에 제안된 방법의 한계를 극복할 수 있는 바, 본 발명에서는 기계 학습 알고리즘을 이용한 기계 학습 모델이 적용된다.

[0079] 염도(0%, 1%, 2%, 3%)와 납 농도(0, 0.5, 1, 2, 5, 10 mg/L)의 실험조건을 입력 변수로 사용한다. 파형에서 얻은 TDR 출력값(V_0 , V_f , V_1 , V_2 및 ϵ)도 DNN의 입력 파라미터로 사용한다.

[0080] 각 주파수(0.1, 0.12, 1, 10 및 100kHz)에서 측정된 벌크 전기 전도도를 독립 변수로 설정한다. 그런 다음 데이터 전처리를 위해 최소-최대 스케일링을 수행하고 전체 데이터를 7:3의 비율로 훈련 데이터와 테스트 데이터로 나눈다.

[0081] 본 발명에서는 DNN이 4개의 히든 층을 구성하였고 각 층은 relu 활성화 함수를 사용하여 300개의 노드를 포함하는 것을 예로 한다. 오버 피팅을 방지하기 위해 조기 정지 방식을 사용하고, Python 언어를 기반으로 하는 Panda 패키지(버전 2.8.1)가 적용되었다.

[0082] DNN에 의해 예측된 벌크 전기 전도도와 측정된 벌크 전기 전도도의 그래프가 도 6에 도시된 바와 같다. 훈련 그룹에서 추정된 벌크 전기 전도도는 모든 주파수에서 측정된 벌크 전기 전도도와 선형 관계를 나타냄을 확인할 수 있다. 그러나 테스트 그룹의 값은 약간이나마 과소평가되었다. 선형 관계와 비선형 관계를 구별할 수 있는

15 mS/cm 이후 벌크 전기 전도도를 예측하는 데 개선이 필요하다는 것을 확인하였다.

[0083] 예측된 벌크 전기 전도도를 설명하는 결정 계수(R2)는 선형 및 비선형 관계에 대해 각각 0.8247 및 0.9064로 계산되었다. 평균 제공근 오차(RMSE) 계산 결과는 도 7에 나타나 있다.

[0084] 평균 RMSE 값은 훈련 및 테스트 절차에 대해 각각 평균 1.07 및 7.09였습니다. 특성화에 사용된 데이터의 양으로 인해 훈련 그룹과 테스트 그룹의 RMSE 값이 다르지만, 종래의 관계식보다 더 나은 신뢰도를 나타내고 있다.

[0085] 비록 본 발명의 몇몇 실시예들이 도시되고 설명되었지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 당업자라면 본 발명의 원칙이나 정신에서 벗어나지 않으면서 본 실시예를 변형할 수 있음을 알 수 있을 것이다. 발명의 범위는 첨부된 청구항과 그 균등물에 의해 정해질 것이다.

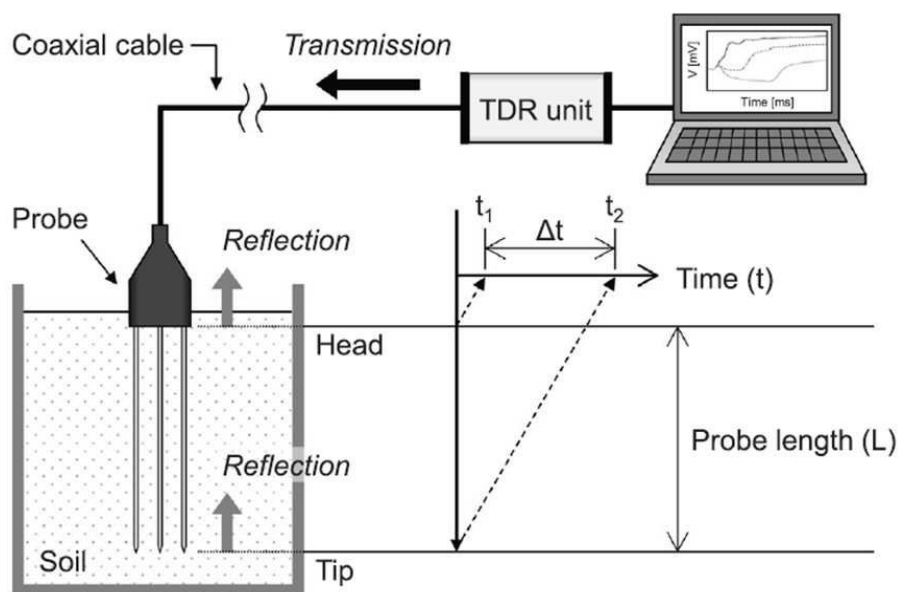
부호의 설명

[0086]

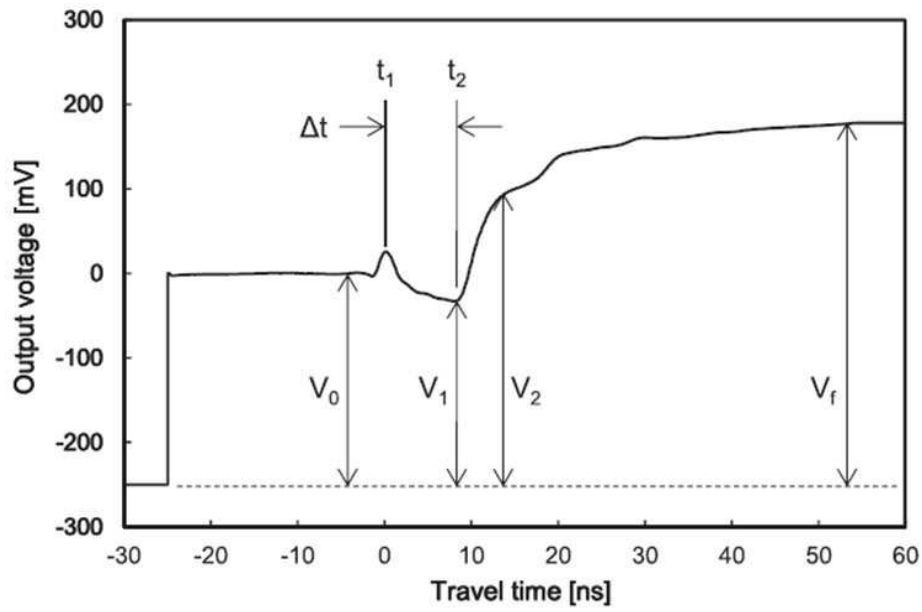
10	:	TDR 시스템	100	:	토양 셀
200	:	TDR 유닛	300	:	정보처리장치
400	:	LCR 미터			

도면

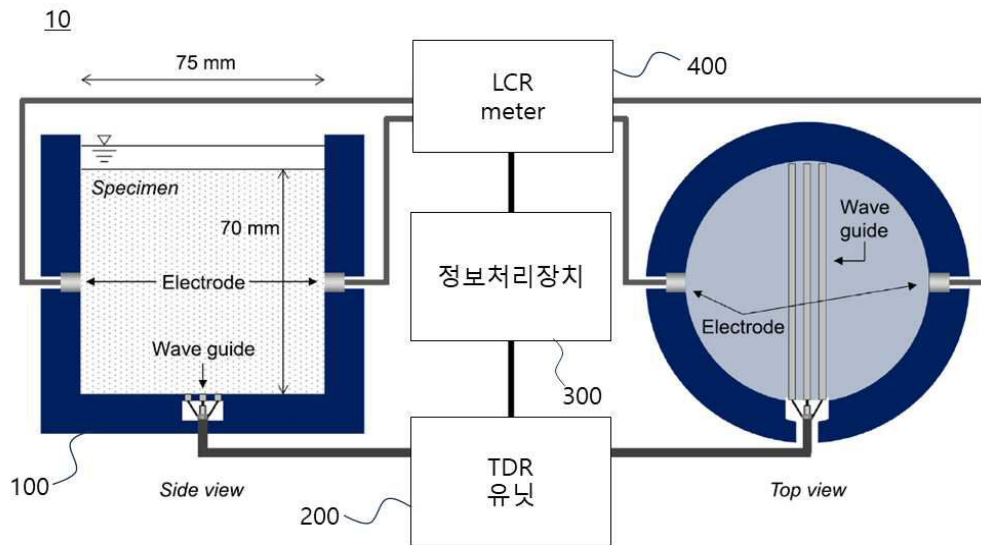
도면1



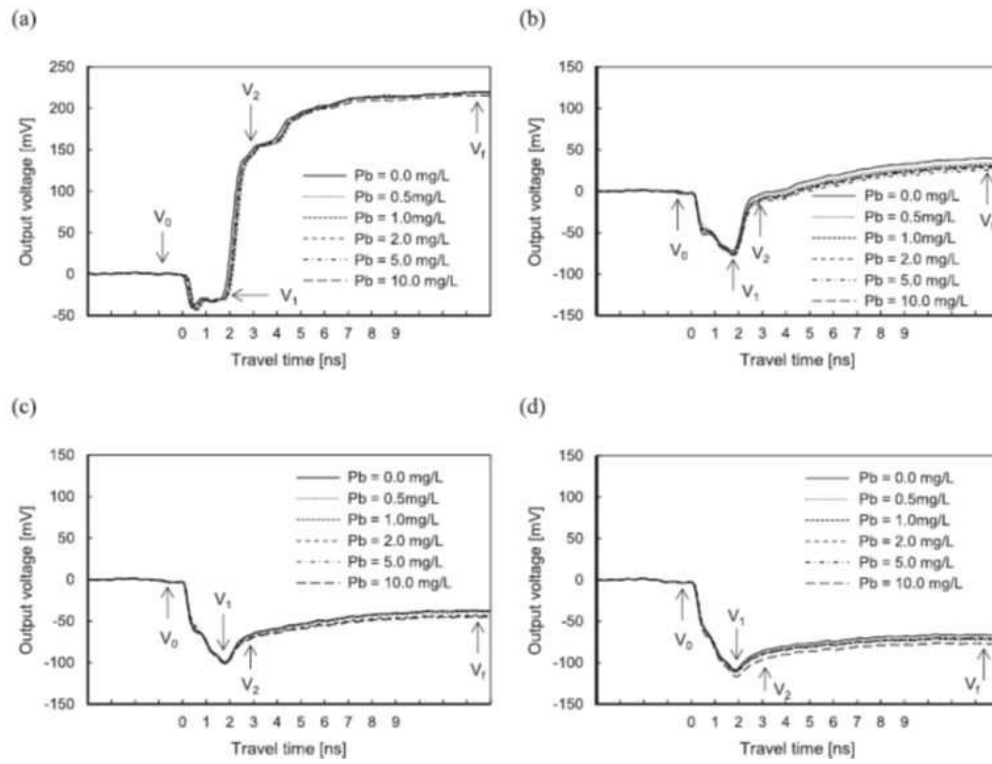
도면2



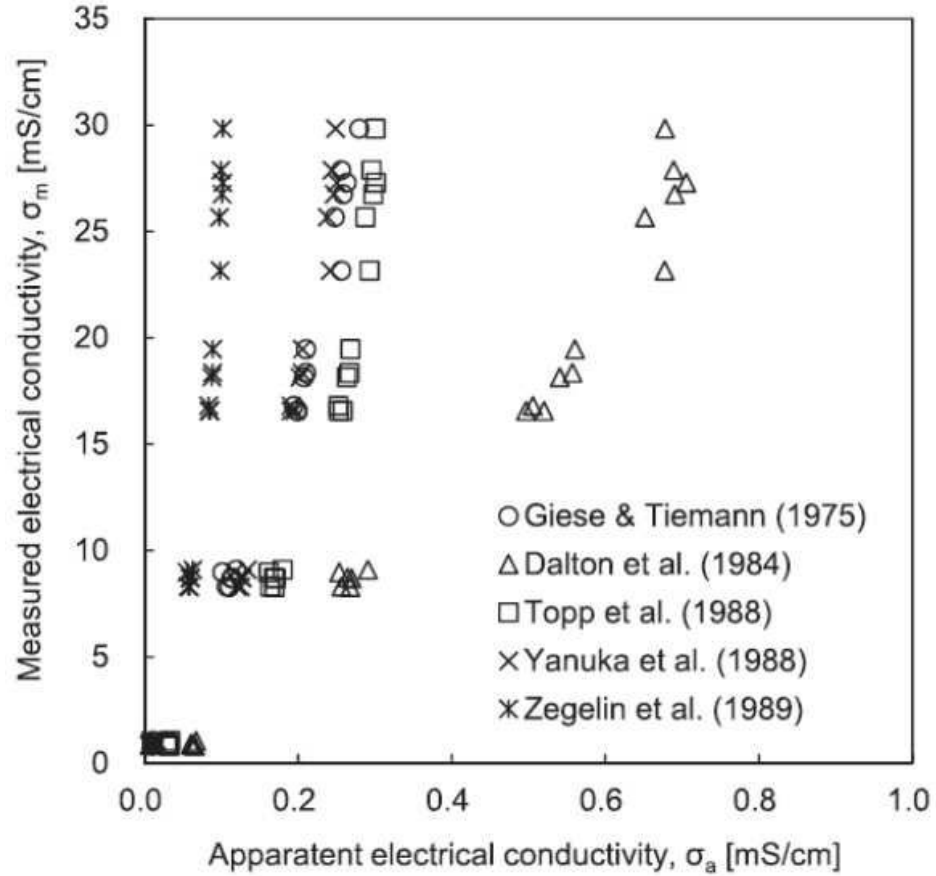
도면3



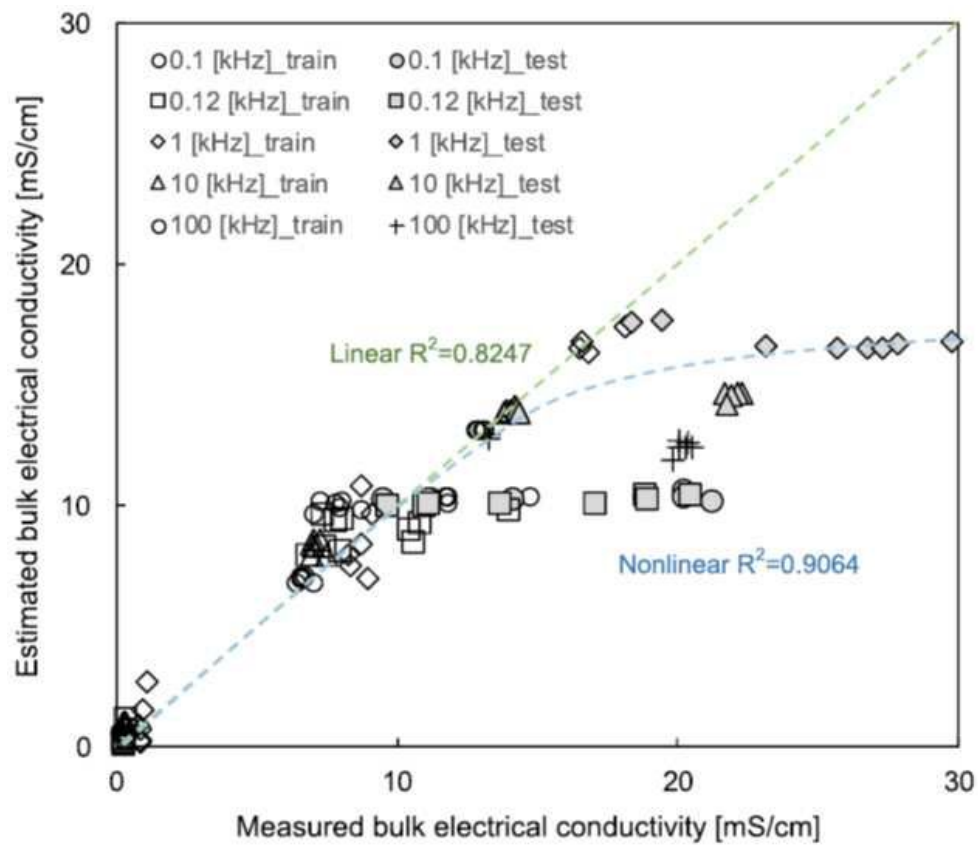
도면4



도면5



도면6



도면7

