



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년10월06일  
(11) 등록번호 10-2309343  
(24) 등록일자 2021년09월29일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01S 13/89 (2006.01) G01S 13/88 (2006.01)  
G01S 7/285 (2006.01) G01S 7/288 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
G01S 13/89 (2019.05)  
G01S 13/885 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2020-0039718  
(22) 출원일자 2020년04월01일  
심사청구일자 2020년04월01일  
(56) 선행기술조사문헌  
KR101865016 B1\*  
KR1020130112501 A\*  
KR1020180092793 A\*  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자  
세종대학교산학협력단  
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)  
(72) 발명자  
안윤규  
서울특별시 동대문구 장안벚꽃로 167, 217동 130  
2호 (장안동, 래미안장안2차아파트)  
강만성  
서울특별시 중랑구 사가정로45길 3-8 (면목동)  
(74) 대리인  
특허법인엠에이피에스

전체 청구항 수 : 총 6 항

심사관 : 노영철

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법 및 장치**

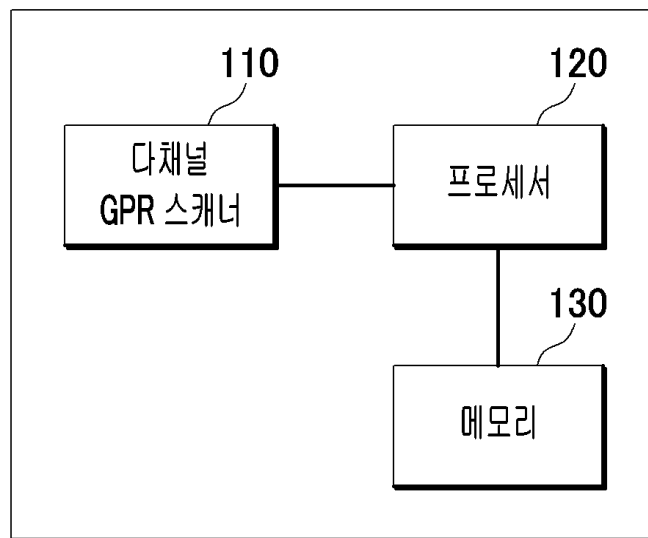
(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 장치는 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 프로그램이 저장된 메모리; 및 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하며, 프로세서는 프로그램의 실행에 따라, 지표에 복수의 채널 별로 전자기 펄스파를

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1

100



가진하고, 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 다채널 GPR 스캐너로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하고, 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하고, 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하고, 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성한다.

(52) CPC특허분류

**G01S 7/285** (2013.01)

**G01S 7/2883** (2021.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711085792
과제번호	2018R1A1A1A05078493
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	구조물 손상 진단을 위한 Deep Learning 기반의 Laser Speckle Photography 기법
기 여 율	1/1
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2019.03.01 ~ 2020.02.29

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 장치에 있어서,  
 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 프로그램이 저장된 메모리; 및  
 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하며,  
 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,  
 지표에 복수의 채널 별로 전자기 펄스파를 가진하고, 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 다 채널 GPR 스캐너로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하고,  
 상기 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하고,  
 상기 변환된 주파수 및 파수 영역에서 상기 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하고,  
 상기 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성하고,  
 상기 초고해상도 데이터 생성 네트워크는  
 상기 저해상도 GPR 데이터로부터 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 얕은(shallow) 특징 데이터를 추출하는 추출부,  
 복수의 잔차 블록(Residual Block)으로 구성된 복수의 잔차 그룹(Residual Group), 하나의 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 스킵 커넥션(Skip Connection)을 포함하는 RIR(residual in residual) 구조를 활용하여 상기 저해상도 GPR 데이터로부터 깊은(deep) 특징 데이터를 학습하는 학습부,  
 디컨볼루션 레이어(Deconvolution Layer)레이어를 활용하여 상기 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 업스케일 모듈부, 및  
 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 상기 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원부를 포함하는 것인, 분석 장치.

#### 청구항 2

삭제

#### 청구항 3

제1항에 있어서,  
 상기 잔차 블록(Residual Block)은  
 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling) 레이어, 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 ReLU(Rectified Linear Unit) 레이어를 포함하는 채널 어텐션(Channel Attention)을 포함하고,  
 상기 채널 어텐션과 및 스킵 커넥션을 이용하여 고주파 정보를 학습하는 것인, 분석 장치.

#### 청구항 4

제1항에 있어서,  
 상기 프로세서는  
 상기 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 경우,  
 상기 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하고,  
 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하고,  
 윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행하는 것인, 분석 장치.

**청구항 5**

딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법에 있어서,  
 (a) 지표에 복수의 채널 별로 전자기 펄스파를 가진하고, 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 다채널 GPR 스캐너로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 단계,  
 (b) 상기 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하는 단계,  
 (c) 상기 변환된 주파수 및 파수 영역에서 상기 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 단계, 및  
 (d) 상기 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성하는 단계를 포함하고,  
 상기 초고해상도 데이터 생성 네트워크는  
 상기 저해상도 GPR 데이터로부터 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 얇은(shallow) 특징 데이터를 추출하는 추출부,  
 복수의 잔차 블록(Residual Block)으로 구성된 복수의 잔차 그룹(Residual Group), 하나의 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 스킵 커넥션(Skip Connection)을 포함하는 RIR(residual in residual) 구조를 활용하여 상기 저해상도 GPR 데이터로부터 깊은(deep) 특징 데이터를 학습하는 학습부,  
 디컨볼루션 레이어(Deconvolution Layer)레이어를 활용하여 상기 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 업스케일 모듈부, 및  
 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 상기 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원부를 포함하는 것인, 분석 방법.

**청구항 6**

삭제

**청구항 7**

제5항에 있어서,  
 상기 잔차 블록(Residual Block)은  
 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling) 레이어, 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 ReLU(Rectified Linear Unit) 레이어를 포함하는 채널 어텐션(Channel Attention)을 포함하고,  
 상기 채널 어텐션과 및 스킵 커넥션을 이용하여 고주파 정보를 학습하는 것인, 분석 방법.

**청구항 8**

제5항에 있어서,

상기 (c) 단계는

상기 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하는 단계,

지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하는 단계, 및

윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행하는 단계를 포함하는 것인, 분석 방법.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법 및 장치에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 일반적으로, 지표투과 레이더(GPR)는 광대역의 임펄스 파형을 이용하여 지표면을 탐사하는 레이더이다. 이를 이용한 GPR 탐사 기법은, 광대역 전자기파를 지표면이나 구조물의 표면에 입사시킨 후, 연속적으로 매질 경계면에서 반사되어 되돌아오는 파(wave)를 수신한 결과에 기초하여 매질 특성을 영상화한다. 이를 통해 지하 매질에 존재하는 대상물의 위치, 물성, 크기, 경계 등을 찾아낼 수 있다.

[0003] 구체적으로, GPR 탐사 기법은 다른 탐사법에 비해 상대적으로 짧은 파장의 전자기파를 사용하므로 파장의 진행 방향인 깊이방향으로의 분해능이 높으며, 매질간의 유전율 차이에 의한 전자기파의 반사(Reflection)와 회절(diffraction) 현상 등을 측정하고 이를 해석하여 지하구조 및 시설물 등을 파악한다. 이러한 GPR 탐사 기법을 통해, 전자기파가 통과하는 매질에 따라 전자기파의 전파 속도, 파장 및 반사 특성이 달라지는 원리를 이용하여 대상물의 두께 및 위치, 매질 간 경계면, 내부 균열 및 공극(cavity)의 존재 등을 알 수 있다.

[0004] 한편, GPR을 이용한 비파괴 측정의 원리는 지하 매질의 고유 특성 중 하나인 유전율 차이로 발생하는 전자기파의 속도변화, 회절 및 반사 등의 현상을 계측하여 분석함으로써 지하 구조를 파악하는 것이다.

[0005] 일반적으로 취득된 다채널 GPR 데이터는 데이터 형식에 따라 A-scan, B-scan 그리고 C-scan 이미지로 표현이 가능하다. A-scan 이미지는 하나의 파형으로 즉각적인 신호 해석에 사용되고, B-scan 이미지는 여러 A-scan을 진행 방향으로 나열했을때 이미지로서 지표 내부로부터 반사된 물체의 위치 및 크기를 판단할 때 사용된다. 지하 내부의 모든 물체로부터 반사되어 돌아온 신호는 포물선 형태를 나타내므로 일반적으로 물체의 형태가 명확히 다른 공극과 파이프로부터 반사된 신호를 오직 B-scan만으로 분간하기는 어려움이 있다.

[0006] 따라서 스캐닝 수직 방향으로 여러 채널의 A-scan 신호와 진행 방향에 따른 지표투과 레이더 데이터를 통해 C-scan 이미지를 확인한다. C-scan 이미지는 깊이 방향으로의 연속적인 이미지를 확인할 수 있으며, 이는 곧 매립된 물체의 형태와 크기를 유추하는데 효율적이다.

[0007] 그러나, 다채널 GPR 데이터로부터 취득된 이미지는 보통 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 많은 측정 노이즈를 포함하며, 공간적으로 데이터의 샘플링이 부족하여 자동화 데이터 분석에 어려움이 있다. 특히, 공간적 데이터 부족은 노이즈 제거 및 반사파의 방향성 분석을 위한 추가적인 주파수-파수 분석이 불가능하거나 심각한 왜곡 현상을 유발할 수 있다.

[0008] 이와 관련하여, 한국등록특허공보 제 10- 1917374호(발명의 명칭: 3D 지표투과 레이더 신호 처리 장치 및 방법)는 지표투과 레이더(Ground Penetrating Radar, GPR )를 통해 획득한 데이터를 분석하여 지표 직하 및 지하 내부의 목적 대상을 탐지하는 장치 및 그 방법을 개시하고 있다.

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 다채널 지표투과 레이더의 불필요한 고주파 및 측정 노이즈 제거와 방향성 분석을 위하여 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 데이터 생성 네트워크를 제시하고자 한다.

- [0010] 또한, 실제 도로 하부 불균질성으로 발생한 시간-공간 영역에서의 지표투과 레이더의 측정 노이즈를 제거하기 위하여 주파수-파수 영역으로 변환해 필터링하는 방법을 제시하고자 한다.
- [0011] 또한, 지표투과 레이더 데이터의 방향성 분석의 효율성을 극대화하기 위한 주파수-파수 분석 방법을 제시하고자 한다.
- [0012] 다만, 본 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

**과제의 해결 수단**

- [0013] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더(Ground Penetrating Radar, GPR) 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 장치는 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 프로그램이 저장된 메모리; 및 메모리에 저장된 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하며, 프로세서는 프로그램의 실행에 따라, 지표에 복수의 채널 별로 전자기 펄스파를 가진하고, 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 다채널 GPR 스캐너로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하고, 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하고, 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하고, 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성한다.
- [0014] 초고해상도 데이터 생성 네트워크는 저해상도 GPR 데이터로부터 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 얕은(shallow) 특징 데이터를 추출하는 추출부, 복수의 잔차 블록(Residual Block)으로 구성된 복수의 잔차 그룹(Residual Group), 하나의 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 스킵 커넥션(Skip Connection)을 포함하는 RIR(residual in residual) 구조를 활용하여 저해상도 GPR 데이터로부터 깊은(deep) 특징 데이터를 학습하는 학습부, 디컨볼루션 레이어(Deconvolution Layer)레이어를 활용하여 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 업스케일 모듈부, 및 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원부를 포함한다.
- [0015] 잔차 블록(Residual Block)은 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling) 레이어, 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 ReLU(Rectified Linear Unit) 레이어를 포함하는 채널 어텐션(Channel Attention)을 포함하고, 채널 어텐션과 및 스킵 커넥션을 이용하여 고주파 정보를 학습한다.
- [0016] 프로세서는 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 경우, 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하고, 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하고, 윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행한다.
- [0017] 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더(Ground Penetrating Radar, GPR) 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법은 (a) 지표에 복수의 채널 별로 전자기 펄스파를 가진하고, 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 다채널 GPR 스캐너로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 단계, (b) 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하는 단계, (c) 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 단계, 및 (d) 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성하는 단계를 포함한다.
- [0018] (c) 단계는 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하는 단계, 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하는 단계, 및 윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행하는 단계를 포함한다.

**발명의 효과**

- [0019] 본 발명은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 다채널 GPR 스캐너로 취득된 저해상도 GPR 데이터를 초고해상도 GPR 데이터로 변환하는 딥러닝 기반의 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통과하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성할 수 있다.

[0020] 또한, 생성된 초고해상도 GPR 데이터는 충분한 공간 해상도를 확보함으로써 정밀한 주파수-과수 해석이 가능하며, 주파수-과수 해석을 통해 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 최소화할 수 있다.

[0021] 더불어, 특정 지하 매질 물체로부터 반사되는 지표투과 레이더 데이터의 방향성을 명확하게 분석할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 장치의 구성을 나타낸 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다채널 GPR 데이터를 취득하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 초고해상도 GPR 데이터 생성 네트워크의 개략도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성된 초고해상도 GPR 데이터에 대하여 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 변환된 주파수 및 과수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 필터링된 초고해상도 GPR 데이터에 대하여 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 초고해상도 GPR 데이터 처리 검증을 위해, 시뮬레이션 GPR 데이터의 취득 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 도 7의 시뮬레이션 GPR 데이터의 저해상도 원본 이미지와 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 생성된 초고해상도 이미지를 비교 도시한 도면이다.

도 9는 도 8의 시뮬레이션 GPR 데이터로부터 생성된 초고해상도 이미지에 대하여 필터링(고주파 성분 및 측정 노이즈 제거, 방향성 분석)을 수행한 후의 이미지들을 비교 도시한 도면이다.

도 10은 도로에서 취득한 실제 GPR 데이터의 저해상도 원본 이미지와 본 발명의 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 생성된 초고해상도 이미지를 비교 도시한 도면이다.

도 11은 도 10의 실제 GPR 데이터로부터 생성된 초고해상도 이미지에 대하여 필터링(고주파 성분 및 측정 노이즈 제거, 방향성 분석)을 수행한 후의 이미지들을 비교 도시한 도면이다.

도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0023] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0024] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0025] 본 명세서에 있어서 '부(部)'란, 하드웨어 또는 소프트웨어에 의해 실현되는 유닛(unit), 양방을 이용하여 실현되는 유닛을 포함하며, 하나의 유닛이 둘 이상의 하드웨어를 이용하여 실현되어도 되고, 둘 이상의 유닛이 하나의 하드웨어에 의해 실현되어도 된다. 한편, '~부'는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니며, '~부'는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 '~부'는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터

구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 '~부'들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 '~부'들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 '~부'들로 더 분리될 수 있다. 뿐만 아니라, 구성요소들 및 '~부'들은 디바이스 내의 하나 또는 그 이상의 CPU들을 재생시키도록 구현될 수도 있다.

- [0026] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더(Ground Penetrating Radar, GPR) 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법 및 장치(이하, '딥러닝 기반의 GPR 데이터 처리 장치'라 함)에 대해서 상세히 설명하도록 한다.
- [0027] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 장치의 구성을 나타낸 도면이다.
- [0028] 먼저, 도 1을 참조하면, 딥러닝 기반의 GPR 데이터 처리 장치(100)는 다채널 GPR 스캐너(110), 프로세서(120) 및 메모리(130)를 포함한다.
- [0029] 다채널 GPR 스캐너(110)는 지표에 전자기 펄스파를 가진하는 송신 안테나와, 송신 안테나를 통해 가진된 전자기 펄스파에 대응된 반사 신호를 계측하는 수신 안테나의 쌍으로 이루어진 GPR 시스템이 복수개 포함된다. 즉, 다채널 GPR 스캐너(110)는 송신 안테나 및 수신 안테나 쌍을 포함하는 단채널 GPR 시스템이 복수개 포함된 것으로서, 이를 통해 다채널 GPR 데이터를 계측할 수 있다.
- [0030] 메모리(130)는 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 프로그램이 저장된다. 또한, 메모리(130)는 프로세서(120)가 처리하는 데이터를 일시적 또는 영구적으로 저장하는 기능을 수행한다. 여기서, 메모리(130)는 휘발성 저장 매체(volatile storage media) 또는 비휘발성 저장 매체(non-volatile storage media)를 포함할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0031] 메모리(130)는 프로세서(120)의 처리 및 제어를 위한 운영체제 등 별도의 프로그램이 저장될 수도 있고, 입력되거나 출력되는 데이터들의 임시 저장을 위한 기능을 수행할 수도 있다.
- [0032] 메모리(130)는 플래시 메모리 타입(flash memory type), 하드디스크 타입(hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입(multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램, 롬 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다.
- [0033] 프로세서(120)는 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 프로그램을 실행하고, 프로그램의 실행에 따라 GPR 데이터를 처리하는 기능을 제공한다. 즉, 프로세서(120)는 프로그램을 실행함에 따라 필요한 파일 시스템, 메모리 할당, 네트워크, 기본 라이브러리, 타이머, 디바이스 제어(디스플레이, 미디어, 입력장치, 3D 등), 기타 유틸리티 등의 하드웨어 제어 기능을 수행할 수 있다.
- [0034] 여기서, 프로세서(120)는 프로세서(processor)와 같이 데이터를 처리할 수 있는 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 여기서, '프로세서(processor)'는, 예를 들어 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 이와 같이 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치의 일 예로써, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙처리장치(central processing unit: CPU), 프로세서 코어(processor core), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array) 등의 처리 장치를 망라할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0035] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다채널 GPR 데이터를 취득하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0036] 도 2를 참조하면, 다채널 GPR 스캐너(110)는 지표 내부의 상태를 검사하고자 하는 지점을 선정된 뒤, 다채널 GPR의 가진 및 측정 안테나를 특정 방향(즉, 스캐닝 방향)으로 지표 하부를 스캐닝하여 GPR 데이터를 취득할 수 있다. 예를 들어, 노면(즉, 도로 포장 표면)에는 맨홀(manhole)이 존재하며, 지하에는 공극(cavity) 및 파이프(pipe)등의 지하 매질이 존재할 수 있다.
- [0037] 이때, 취득된 GPR 데이터는 데이터 형식에 따라 A- scan, B- scan 그리고 C-scan 이미지로 표현이 가능하다. 다양한 종류의 다채널 GPR 스캐너(110)의 중심 주파수는 탐사 깊이 및 탐사 가능 물질의 크기를 결정하는 중요한 인자이다. 또한, GPR 데이터의 취득 속도는 취득된 공간 영역에서의 해상도와 상호 반비례 관계를 가지므로 일반적으로 다채널 GPR 데이터는 추가적인 주파수-파수 분석을 이용한 측정 노이즈 제거 및 방향성 분석에 왜곡을 유발하는 낮은 공간 해상도를 가진다.
- [0038] 즉, 이와 같은 다채널 GPR 데이터는 공간적 샘플링에 한계가 존재하므로 정밀한 주파수-파수 분석이 불가능하게



나 왜곡이 발생할 수 있다. 특히, 빠른 조사가 요구되는 도로현장의 경우, 다채널 지표투과 레이더의 빠른 스캐닝 속도에 따라 취득된 B-scan 및 C-scan 이미지의 공간 해상도가 낮아져 분석 정확도를 떨어뜨리는 문제가 있다.

- [0039] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 초고해상도 GPR 데이터 생성 네트워크(140)의 개략도이다.
- [0040] 프로세서(120)는 다채널 GPR 스캐너(110)로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성할 수 있다.
- [0041] 즉, 프로세서(120)는 딥러닝 기반의 초고해상도 GPR 데이터를 생성하기 위하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)를 구축할 수 있다. 구축된 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)는 크게 4가지 단계를 포함하며, 얇은(shallow) 특징 추출 단계, 깊은(deep) 특징 추출 단계, 업스케일(upscale) 모듈 및 복원 단계가 순차적으로 연결되도록 구성되어 있다.
- [0042] 예를 들어, 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)는 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN) 기반의 딥러닝 초고해상도 데이터 생성 네트워크 중 하나이며, 500개의 레이어와 1.6M개의 매개 변수로 구성될 수 있다.
- [0043] 구체적으로, 도 3을 참조하면, 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)는 저해상도 GPR 데이터로부터 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 얇은 특징 데이터를 추출하는 추출부(141), 복수의 잔차 블록(Residual Block)으로 구성된 복수의 잔차 그룹(Residual Group), 하나의 컨볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 스킵 커넥션(Skip Connection)을 포함하는 RIR(residual in residual) 구조를 활용하여 저해상도 GPR 데이터로부터 깊은 특징 데이터를 학습하는 학습부(142), 디컨볼루션 레이어(Deconvolution Layer)레이어를 활용하여 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 업스케일 모듈부(143), 및 컨볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원부(144)를 포함한다.
- [0044] 추출부(141)는 저해상도 GPR 데이터의 특징인 얇은 특징을 추출하는 단계이고, 단일 컨볼루션 레이어로 구성되며, 각 레이어는 3x3 커널 64개로 이루어져 있고, 스트라이드(stride)는 1로 저해상도 데이터의 얇은 특징 추출할 수 있다.
- [0045] 학습부(142)는 저해상도 GPR 데이터에서 윤곽선이나 모서리 부분 등으로 구성된 고주파 정보인 깊은 특징을 추출하는 단계이며, 롱 스킵 커넥션(Long Skip Connection)을 가진 여러 개의 잔차 그룹으로 구성된 매우 깊은 네트워크를 형성하기 위한 RIR 구조를 포함할 수 있다. 또한, 각 잔차 그룹에는 숏 스킵 커넥션(Short Skip Connection)을 갖는 잔차 블록이 존재하며 이러한 구조는 고주파 정보 학습에 집중할 수 있도록 한다.
- [0046] 예시적으로, RIR 구조는 20개의 잔차 블록들로 이루어진 10개의 잔차 그룹들과 1개의 컨볼루션 레이어로 구성될 수 있다. RIR 구조는 다수의 롱 스킵 커넥션과 숏 스킵 커넥션으로 이루어진 매우 깊은 구조이다. 각각의 스킵 커넥션은 잔차 그룹과 잔차 블록 그리고 컨볼루션 레이어를 통해 출력되는 깊은 특징과 추출부(141)로부터 입력된 얇은 특징을 더해줌으로써, 저해상도 GPR 데이터에 고해상도 GPR 데이터와의 차이점인 깊은 특징만 추가로 학습할 수 있다. 여기서 스킵 커넥션은 저해상도 GPR 데이터의 대부분을 구성하는 얇은 특징을 우회함으로써 메인 네트워크(140)가 좀 더 효율적으로 깊은 특징을 학습하는 것을 잔차 학습으로 정의한다. 여기서 각 컨볼루션 레이어는 추출부(141)의 단일 컨볼루션 레이어와 동일한 형태일 수 있다.
- [0047] 도 3을 참조하면, 채널 어텐션 메커니즘은 각 잔차 블록 내부에서 글로벌 평균 풀링, 컨볼루션 레이어, ReLU 레이어, 시그모이드(sigmoid) 레이어를 통해 진행될 수 있다. 우선, 글로벌 평균 풀링 레이어를 통해 입력된 각 채널별 특징맵의 단일 평균값을 추출하여 대표성을 부여한다. 그리고, 컨볼루션, ReLU 레이어를 통해 크기를 줄여 학습 소요 시간을 감소시킨다. 마지막으로 컨볼루션과 시그모이드 레이어를 통해 특징맵의 통계값에 비선형을 부여한다. 각각의 레이어를 통해 데이터를 구성하는 전체 채널 별 평균값을 사용하여 채널별 데이터를 분류하고, 이를 통해 네트워크(140)가 보다 유의미한 특징을 추출하여 선택적으로 학습 처리할 수 있다.
- [0048] 예시적으로 학습부(142)는 저해상도 GPR 데이터로부터 고주파 정보를 효율적으로 추출하기 위하여 각 잔차 블록 내부에서 채널 어텐션 메커니즘을 수행할 수 있다. 채널 어텐션 메커니즘은 이미지를 구성하는 각 채널의 평균값을 추출하고 보다 유용한 채널에 집중함으로써 학습 능력을 향상시킨다.
- [0049] 업스케일 모듈(143)은 확대(upscale) 모듈로 각각의 잔차 블록과 잔차 그룹을 통과하는 저해상도 GPR 데이터의 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 단계이다. 예를 들어, 업스케일 모듈(143)은 디컨볼루션 레이어로 구성되어 있으며, 사이즈는 3x3 커널 256개로 이루어져 있으며 스트라이드는 1로 각 픽셀의 크기가 4배로 확장

될 수 있다.

[0050] 복원부(144)는 단일 콘볼루션 레이어로 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원 단계로, 크기 3x3 커널 3개로 이루어져 있으며 스트라이드는 1로 초고해상도 GPR 데이터를 생성할 수 있다.

[0051] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성된 초고해상도 GPR 데이터에 대하여 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0052] 도 4를 참조하면, 프로세서(120)는 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환할 수 있다.

[0053] 즉 프로세서(120)는 초고해상도 GPR 데이터 생성 후에 도심지 도로 하부 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 효과적으로 제거하기 위하여 기존의 시간-공간 영역에서 주파수-파수 영역으로 변환할 수 있다.

[0054] 도로 하부 매질로부터 반사되어 돌아오는 GPR 데이터의 시간-공간 영역의 전자기파는 수학적식1의 3차원 푸리에 변환을 통해 주파수-파수 영역으로 변환할 수 있다.

[0055] <수학적식1>

$$U(k_x, k_y, w) = \iiint_{-\infty}^{\infty} E(x, y, t) e^{-i(k_x x + k_y y + w t)} dx dy dt$$

[0057] 여기서, E와 U는 각각 GPR의 시간-공간 그리고 주파수-파수 영역에서의 전자기파를 나타낸다. k, w, t는 각각 파수, 각진동수 그리고 시간을 나타내며, x, y는 각각 공간좌표를 의미한다.

[0058] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0059] 도 5를 참조하면, 프로세서(120)는 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행할 수 있다.

[0060] 프로세서(120)는 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 경우, 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하고, 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하고, 윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행할 수 있다.

[0061] 구체적으로 우선, 변환된 주파수-파수 영역에서 불필요한 고주파 성분 및 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하기 위한 필터링을 실시할 수 있다.

[0062] 불필요한 고주파 성분( $w_s$ )은 주파수-파수 영역에서 수학적식2의 주파수 필터링을 사용해 고주파를 제거할 수 있다. 동시에, 시간-공간 영역에서 지하 매질의 불균질성으로부터 반사되어 돌아오는 반복적인 측정 노이즈는 특정 공간으로 전파되는 방향성을 가지지 않으므로, 일반적으로 방향성을 가지지 않는 주파수-파수 영역에 에너지가 집중되어 있다. 이러한 측정 노이즈는 수학적식3을 이용하여 효율적으로 제거할 수 있다.

[0063] 이때,  $d_x$ ,  $d_y$ 는 각각  $k_x$ 와  $k_y$ 의 방향의 측정 노이즈를 포함하는 영역의 너비를 의미한다. 필터링에 사용된  $w_s$ 와  $d_x$ ,  $d_y$ 는 각각 실험에 사용되는 지표투과 레이더의 주파수와 샘플링 그리고 진폭 등 다양한 조건에 따라 변경이 가능하다.

[0064] 이후, 주파수-파수 영역에서 불필요한 고주파 성분 및 측정 노이즈를 제거한 지표투과 레이더 데이터( $U_f$ )는 수학적식4와 같다.

[0065] <수학적식2>

$$\Phi_w = \begin{cases} 1 & w \leq w_s \\ 0 & w > w_s \end{cases}$$

[0067] <수학적식3>

[0068]

$$\Phi_k = \begin{cases} 0 & |k_x| \leq d_x \text{ and } |k_y| \leq d_y \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0069] <수학식4>

[0070]

$$U_f(k_x, k_y, w) = U(k_x, k_y, w) \Phi_w \Phi_k$$

[0071]

다음으로, 특정 지하 매질 물체로부터 반사되는 GPR 데이터는 물체의 크기와 형태에 따라 다르게 표현되므로 추가적인 방향성 분석은 물체 분류 및 크기 추정에 효율적이다. 변환된 주파수-파수 영역에서 윈도우 필터를 적용하여 다양한 방향성 분석이 가능하다. 예를 들어 수학식5와 같은  $\pm k_x$  윈도우 필터를 적용하여 GPR 반사파의 +X 방향과 -X 방향으로 분리하여 분석이 가능하다.

[0072] <수학식5>

$$U_{\pm k_x}(k_x, k_y, w) = U_f(k_x, k_y, w) \Phi_{\pm k_x}$$

[0073]

$$\Phi_{+k_x} = \begin{cases} 0 & k_x \leq 0 \\ 1 & k_x > 0 \end{cases} \quad \Phi_{-k_x} = \begin{cases} 1 & k_x < 0 \\ 0 & k_x \geq 0 \end{cases}$$

[0074]

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 필터링된 초고해상도 GPR 데이터에 대하여 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0075]

도 6을 참조하면, 프로세서(120)는 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성할 수 있다.

[0076]

마지막으로, 주파수-파수 영역에서 최종 필터링된 GPR 데이터는 수학식6의 3차원 역 푸리에 변환을 이용하여 다시 시간-공간 영역으로 역변환함으로써 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 재구성할 수 있다.

[0077] <수학식6>

[0078]

$$E_{\pm k_x}(x, y, t) = \frac{1}{2\pi} \iiint_{-\infty}^{\infty} U_{\pm k_x}(k_x, k_y, w) e^{i(k_x x + k_y y + wt)} dk_x dk_y dw$$

[0079]

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 초고해상도 GPR 데이터 처리 검증을 위해, 시뮬레이션 GPR 데이터의 취득 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0080]

도 7을 참조하면, 저해상도 GPR 데이터의 초고해상도 GPR 데이터 생성과 주파수-파수 분석을 통한 측정 노이즈 제거 및 방향성 분석을 검증하기 위해 다채널 GPR의 시뮬레이션 데이터를 이용하여 파이프(Pipe)로부터 반사되어 돌아온 GPR 데이터를 사용하였다.

[0081]

예를 들어, 다채널 GPR의 시뮬레이션 데이터는 송신기(Tx)(10)를 통해 도로의 수직 방향으로 전자기 펄스파를 가진하고, 수신기(Rx)(20)를 통해 가진 펄스파에 대응하는 반사 신호를 계측한 것일 수 있다.

[0082]

물질의 유전율 차이로 발생하는 전자기파의 반사파를 취득하기 위하여 공기, 흙 그리고 파이프의 유전율은 각각 1, 5 그리고 무한대로 설정하였으며, GPR데이터의 송신기(10)와 수신기(20)를 지표를 따라 좌측에서 우측 방향으로 이동하면서 파이프로부터 반사되어 돌아오는 데이터를 취득하였다. GPR의 전자기파는 중심 주파수 1.8 GHz를 가지는 릭커(Ricker) 파형을 사용하였다.

[0083]

예를 들어, GPR 데이터는 대표적인 B-scan, C-scan 이미지를 포함한다. C-scan 이미지는 지하 구조물의 깊이 방향으로 스캔하면서 얻어지는 2차원 이미지이다. B-scan 이미지와 달리 C-scan 이미지는 포물선 형상을 포함하지 않고 지하 구조물에 따라서 각각 다른 형상을 포함할 수 있다. B-scan 이미지는 지하 구조물에 상관없이 대부분 포물선 형상을 포함할 수 있다.

[0084]

도 8은 도 7의 시뮬레이션 GPR 데이터의 저해상도 원본 이미지와 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 생성된 초고해상도 이미지를 비교 도시한 도면이다.

[0085] 도 8의 (a)에 도시된 것처럼, 시뮬레이션을 통하여 취득한 GPR 데이터의 대표적인 B-scan, C-scan 데이터는 일반적으로 저해상도의 공간 영역 데이터로 표현된다. 이러한 저해상도 GPR데이터는 측정 노이즈 제거 및 방향성 분석을 위한 주파수-파수 영역으로의 변환시 심각한 왜곡을 유발할 수 있다.

[0086] 따라서, 상술한 본 발명의 일 실시예에 따른 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)를 활용한 딥러닝을 적용하여 저해상도 GPR 데이터를 초고해상도 GPR데이터로 생성할 수 있다. 도 8의 (b)에 도시된 것처럼, 생성된 초고해상도 B-scan, C-scan 이미지는 정보의 소실 또는 왜곡 없이 공간적으로 촘촘한 데이터로 성공적으로 생성되었음을 확인할 수 있다.

[0087] 도 9는 도 8의 시뮬레이션 GPR 데이터로부터 생성된 초고해상도 이미지에 대하여 필터링(고주파 성분 및 측정 노이즈 제거, 방향성 분석)을 수행한 후의 이미지들을 비교 도시한 도면이다.

[0088] 도 9의 (a)는 초고해상도화한 GPR 이미지이고, 도 9의 (b)는 불필요한 고주파 성분 및 측정 노이즈를 모두 제거한 초고해상도 이미지이고, 도 9의 (c)는 +x 방향을 분석한 초고해상도 이미지이고, 도 9의 (d)는 -x방향을 분석한 초고해상도 이미지이다.

[0089] 도 9를 참조하면, 생성된 초고해상도 GPR 이미지는 앞서 설명한 주파수-파수 필터링 과정에 따라 분석을 실시한다. 우선, 검출 대상이 아닌 반사파의 불필요한 고주파 신호를 필터링한다. 또한, 불균질성으로부터 발생하는 GPR의 측정 노이즈는 주파수-파수 영역에서 에너지가 집중되어 있는  $\pm k_x$ 와  $\pm k_y$  방향의 1% 범위로 필터링하였으며, 추가로 GPR 데이터의 방향성을 분석하기 위하여 +x 및 -x 방향으로 반사되는 데이터를 각각 필터링하였다. 필터링을 마친 주파수-파수 영역의 시뮬레이션 GPR데이터를 3차원 푸리에 변환을 통해 시간-공간 영역으로 역변환한 결과를 나타낼 수 있다. 이러한 주파수-파수 분석 방법은 노이즈를 효율적으로 제거함은 물론, 특정 지하 매질 물체로부터 반사되는 GPR 데이터의 방향성을 효율적으로 분석할 수 있는 장점을 가진다. 주파수-파수 분석 결과는 신호대 잡음비 지표를 사용하여 평가하였으며, 표 1을 통하여 불필요한 고주파 성분과 측정 노이즈를 제거함으로써 원본 이미지보다 2.5배 향상된 결과를 확인할 수 있다.

표 1

[0090]		주파수-파수 분석 전	주파수-파수 분석 후
	신호대 잡음비(dB)	20.54	53.36

[0091] 도 10은 도로에서 취득한 실제 GPR 데이터의 저해상도 원본 이미지와 본 발명의 초고해상도 데이터 생성 네트워크를 통해 생성된 초고해상도 이미지를 비교 도시한 도면이다.

[0092] 추가로 실제 다채널 GPR 데이터의 주파수-파수 분석 검증을 위하여 복잡한 서울 도심지 도로에서 데이터를 취득하였다. 도로 조사를 위하여 사용된 다채널 GPR 스캐너는 다양한 크기의 물체 및 깊은 심도의 조사를 위하여 스텝 진동수(step frequency)를 사용하였으며, 100 MHz 대역부터 3 GHz 대역대까지 넓은 주파수 대역의 전자기파를 방사한 후 반사되어 돌아오는 신호를 취득하였다. 이 과정에서 목표로 하는 반사파 외에도 불균질한 매질의 특성 및 토질의 다짐 상태에 따른 유전율의 차이에 의해 취득된 반사파는 불필요한 고주파 신호 및 측정 노이즈를 다수 포함한다. 이는 데이터의 분석에 큰 방해 요소로 작용하게 된다.

[0093] 그러므로, 도 10에 도시된 것처럼, 실제 저해상도 GPR 데이터의 원활한 분석을 위하여 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 장치(100)에 의해, GPR 데이터의 손실 없이 초고해상도 이미지 생성하였다.

[0094] 도 10의 (a)는 실제 측정된 저해상도 원본 B-scan, C-scan 이미지이고, 도10의 (b)는 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)를 활용하여 생성한 초고해상도 B-scan, C-scan 이미지이다.

[0095] 도 11은 도 10의 실제 GPR 데이터로부터 생성된 초고해상도 이미지에 대하여 필터링(고주파 성분 및 측정 노이즈 제거, 방향성 분석)을 수행한 후의 이미지들을 비교 도시한 도면이다.

[0096] 도 11을 참조하면, 생성된 초고해상도 이미지를 활용하여 연속적으로 주파수-파수 필터링을 실시한 결과를 도시하였다.

[0097] 도 11의 (a)는 초고해상도화한 실제 GPR 이미지이고, 도 11의 (b)는 불필요한 고주파 성분 및 측정 노이즈를 모두 제거한 초고해상도 이미지이고, 도 11의 (c)는 +x 방향을 분석한 초고해상도 이미지이고, 도 11의 (d)는 -x

방향을 분석한 초고해상도 이미지이다.

[0098] 실제 GPR 실험 데이터의 노이즈 제거 효과는 표1의 시뮬레이션 GPR데이터의 노이즈 제거 평가 지표인 신호대 잡음비를 사용하여 평가하였다. 표2를 참조하면 주파수-파수 분석을 실시한 결과 분석 전 결과 보다 1.5배 성능이 향상되었음을 확인하였다.

표 2

[0099]		주파수-파수 분석 전	주파수-파수 분석 후
	신호대 잡음비(dB)	30.54	46.91

[0100] 또한, 도 11의 (c)에 도시된 것처럼, 좌측 상향하는 GPR 데이터의 방향성이 나타나고, 도11의 (d)에 도시된 것처럼, 우측 상향하는 GPR 데이터의 방향성이 나타난다. 즉, 본 발명은 특정 지하 매질 물체로부터 반사되는 GPR 데이터의 방향성을 분석할 수 있음을 확인하였다.

[0101] 이하에서는 상술한 도 1 내지 도11에 도시된 구성 중 동일한 기능을 수행하는 구성의 경우 설명을 생략하기로 한다.

[0102] 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

[0103] 도 12를 참조하면, 딥러닝 기반의 초고해상도 지표투과 레이더 이미지 생성을 통한 주파수-파수 분석 방법은 다 채널 GPR 스캐너(110)로부터 획득한 저해상도 GPR 데이터에 대하여 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)를 통해 기설정된 학습 데이터를 이용하여 초고해상도 GPR 데이터로 생성하는 단계(S110), 생성된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 푸리에 변환(Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역에서 주파수 및 파수 영역으로 변환하는 단계(S120), 변환된 주파수 및 파수 영역에서 초고해상도 GPR 데이터에 대한 필터링을 수행하는 단계(S130) 및 필터링된 초고해상도 GPR 데이터를 3차원 역 푸리에 변환(Inverse Fourier Transform)을 통해 시간 및 공간 영역으로 역변환하여 초고해상도 GPR 데이터를 재구성하는 단계(S140)를 포함한다.

[0104] 초고해상도 데이터 생성 네트워크(140)는 저해상도 GPR 데이터로부터 콘볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 얕은(shallow) 특징 데이터를 추출하는 추출부(141), 복수의 잔차 블록(Residual Block)으로 구성된 복수의 잔차 그룹(Residual Group), 하나의 콘볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 스킵 커넥션(Skip Connection)을 포함하는 RIR(residual in residual) 구조를 활용하여 저해상도 GPR 데이터로부터 깊은(deep) 특징 데이터를 학습하는 학습부(142), 디콘볼루션 레이어(Deconvolution Layer)레이어를 활용하여 특징 데이터를 초고해상도 크기로 확장하는 업스케일 모듈부(143), 및 콘볼루션 레이어(Convolution Layer)를 활용하여 초고해상도 GPR 데이터를 생성하는 복원부(144)를 포함한다.

[0105] 여기서, 잔차 블록(Residual Block)은 글로벌 평균 풀링(Global Average Pooling) 레이어, 콘볼루션 레이어(Convolution Layer) 및 ReLU(Rectified Linear Unit) 레이어를 포함하는 채널 어텐션(Channel Attention)을 포함하고, 채널 어텐션과 및 스킵 커넥션을 이용하여 고주파 정보를 학습할 수 있다.

[0106] S130 단계는 변환된 주파수 및 파수 영역에서 불필요한 고주파 성분을 제거하는 단계, 지하 매질의 불균질성으로부터 발생하는 측정 노이즈를 제거하는 단계, 및 윈도우 필터를 적용하여 방향성 분석을 수행하는 단계를 포함한다.

[0107] 이상에서 설명한 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 지표투과 레이더 데이터 처리 방법은, 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈, 또는 반송파와 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.

[0108] 본 발명의 방법 및 시스템은 특정 실시예와 관련하여 설명되었지만, 그것들의 구성 요소 또는 동작의 일부 또는

전부는 범용 하드웨어 아키텍처를 갖는 컴퓨터 시스템을 사용하여 구현될 수 있다.

[0109] 진술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

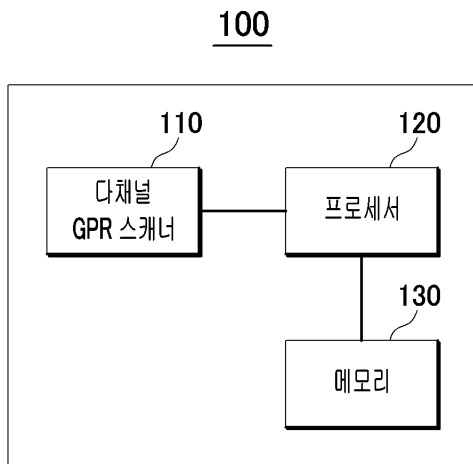
[0110] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

**부호의 설명**

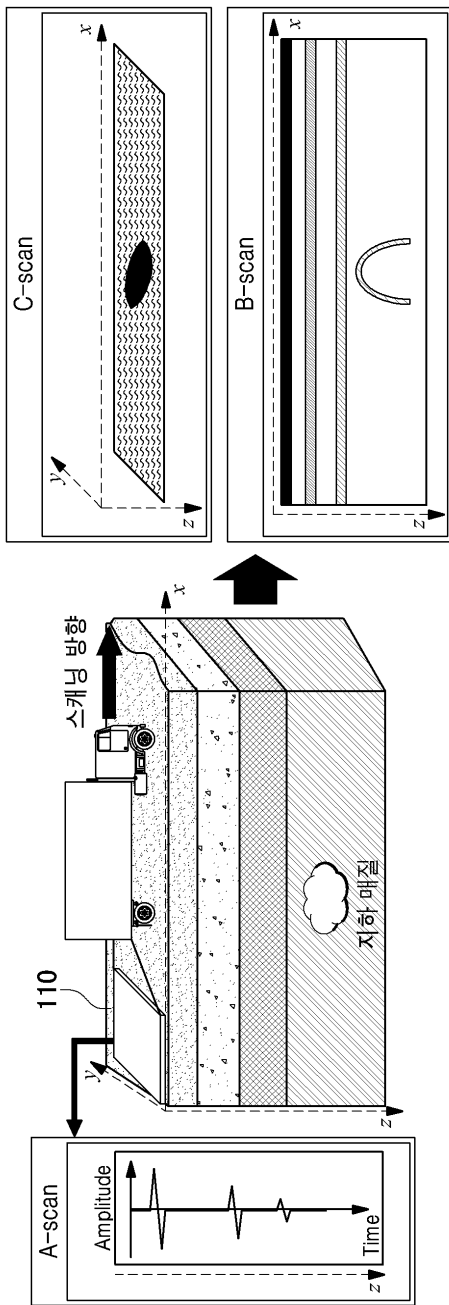
- [0111] 100: GPR 데이터 처리 장치
- 110: 다채널 GPR 스캐너
- 120: 프로세서
- 130: 메모리
- 140: 초고해상도 데이터 생성 네트워크

**도면**

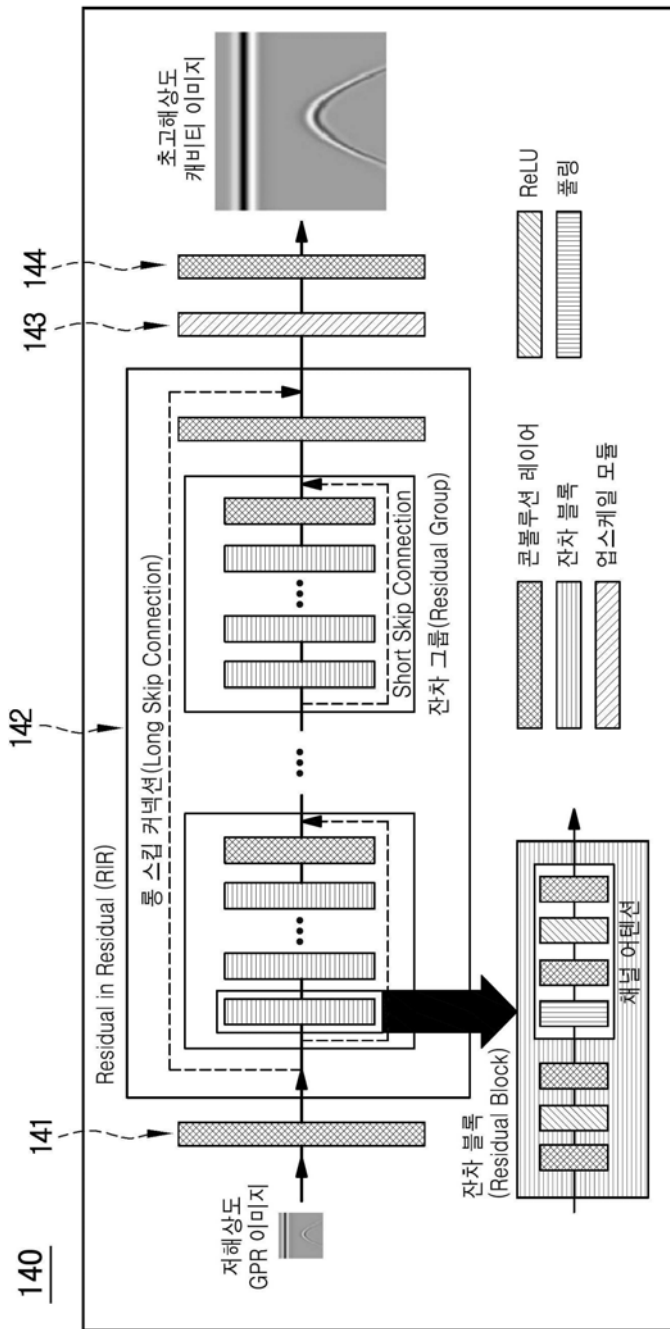
**도면1**



도면2

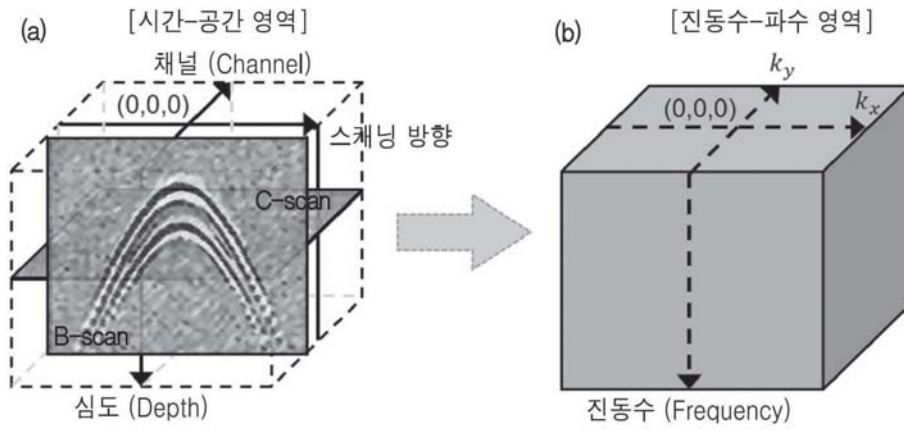


도면3

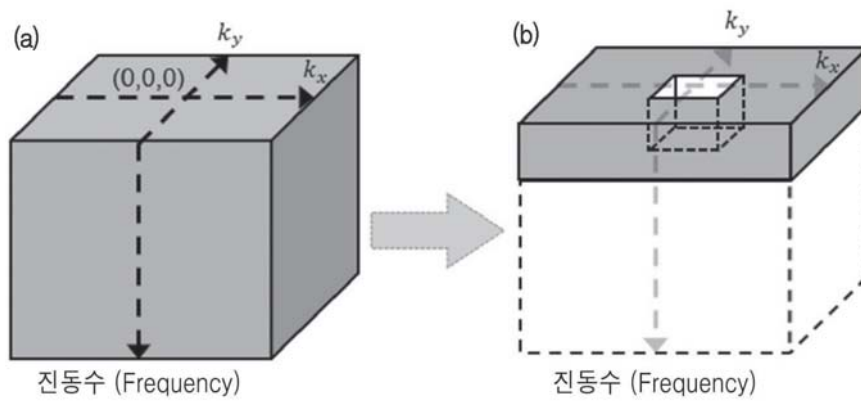




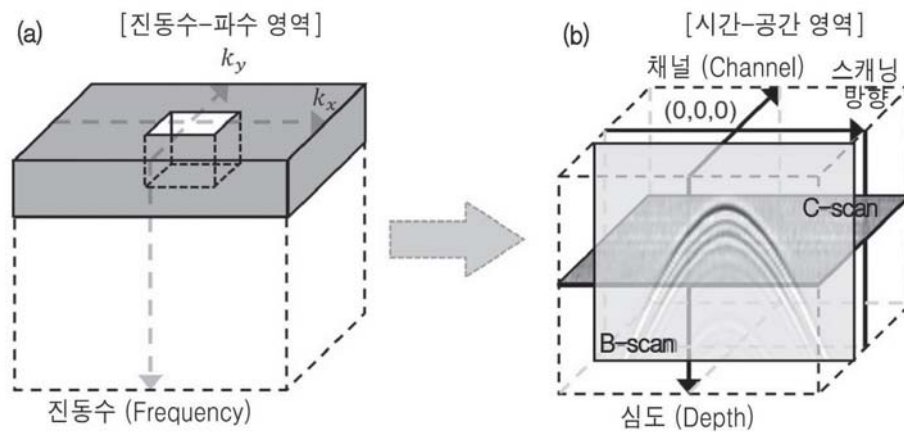
도면4



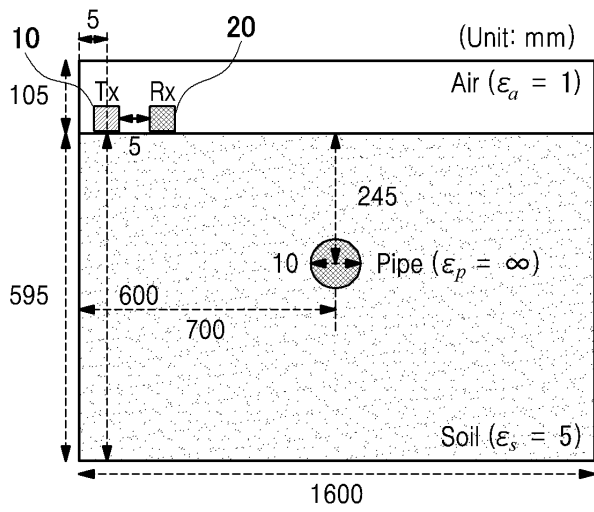
도면5



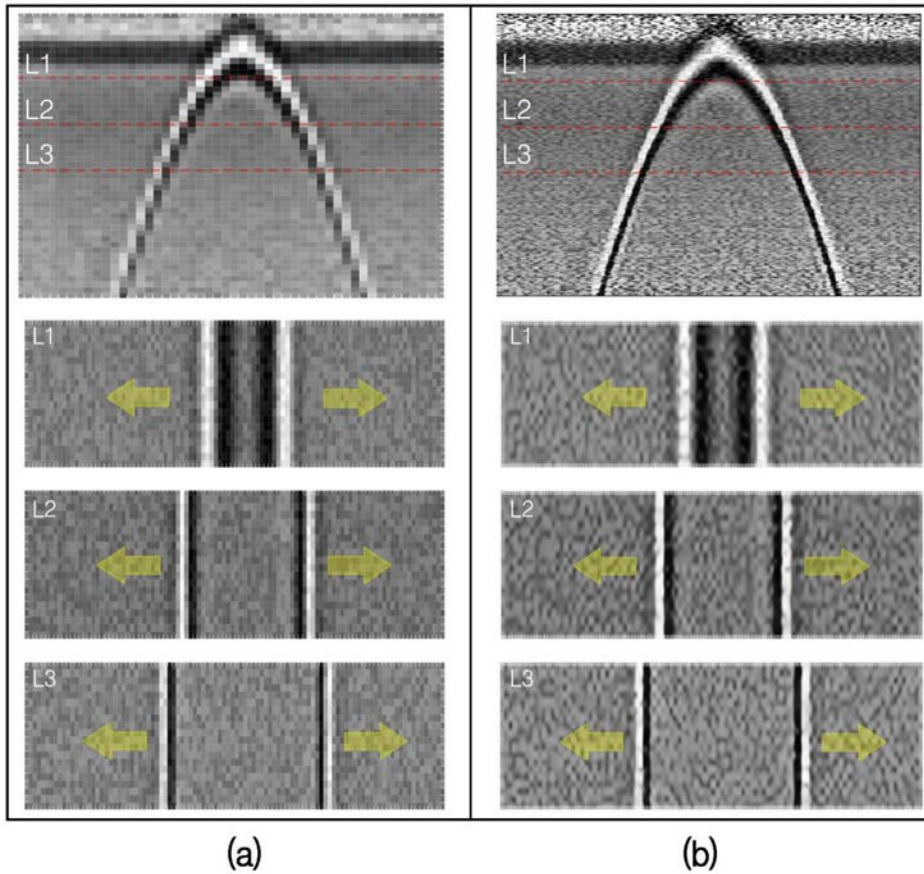
도면6



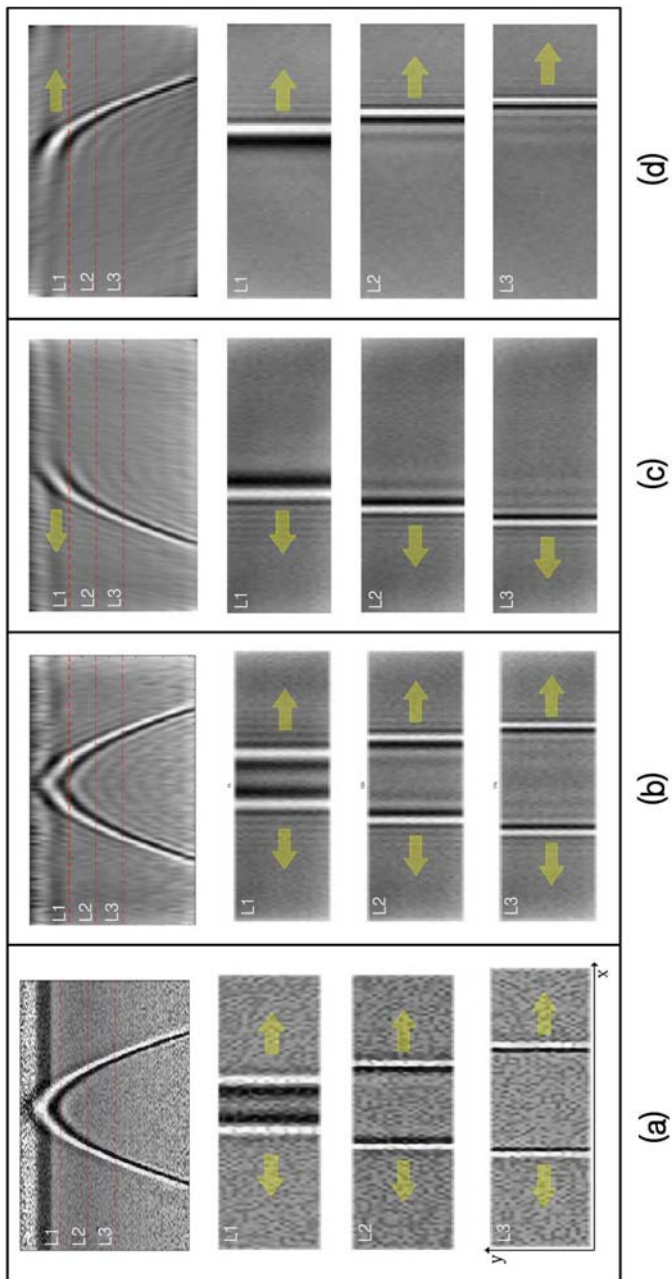
도면7



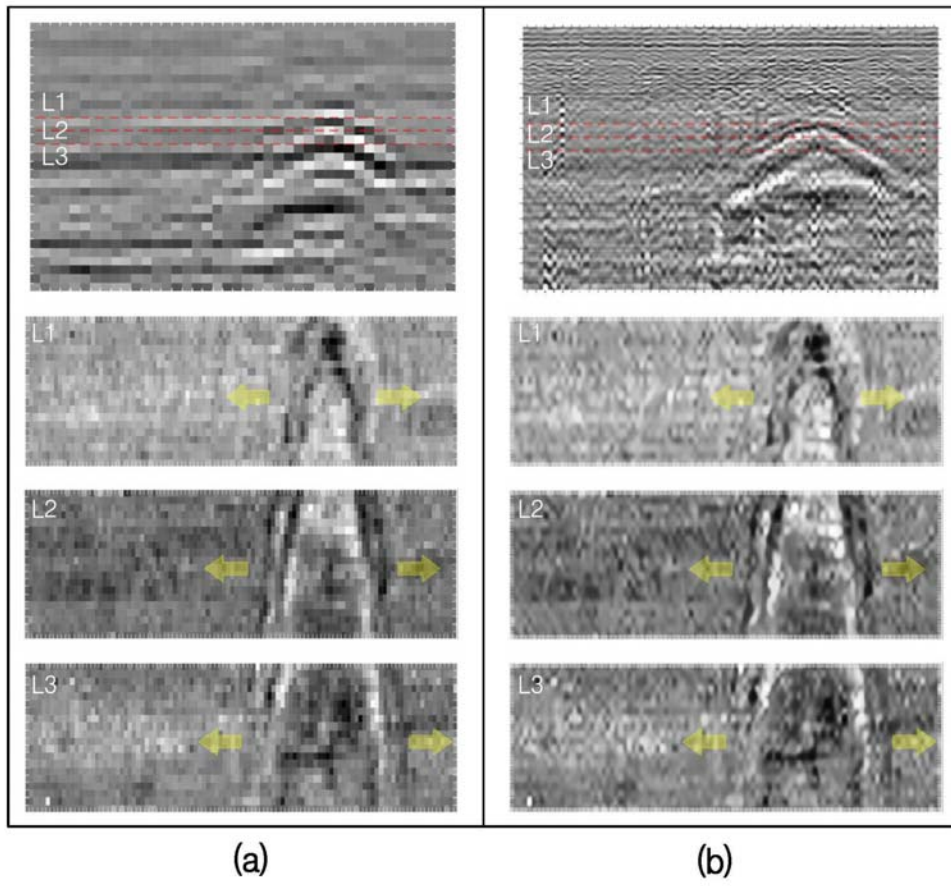
도면8



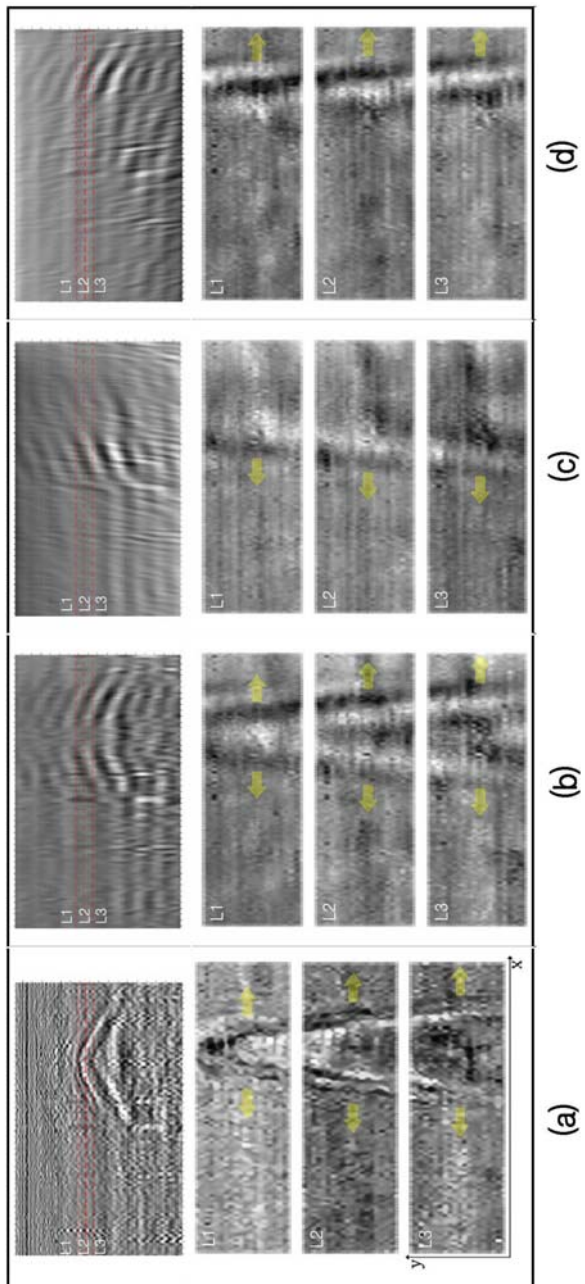
도면9



도면10



도면11



도면12

