



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0046512
(43) 공개일자 2021년04월28일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) G01V 1/00 (2006.01)
G01V 1/28 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
- (52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G01V 1/008 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2019-0143736
(22) 출원일자 2019년11월11일
심사청구일자 2019년11월11일
- (30) 우선권주장
1020190129734 2019년10월18일 대한민국(KR)

- (71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
- (72) 발명자
고한석
서울특별시 용산구 이촌로88길 30, 101동 1402호 (이촌동, 삼성리버스위트아파트)
- 구본화
서울특별시 성북구 북악산로 831, 201동 706호(정릉동, 정릉 힐스테이트1차)
- (74) 대리인
윤귀상

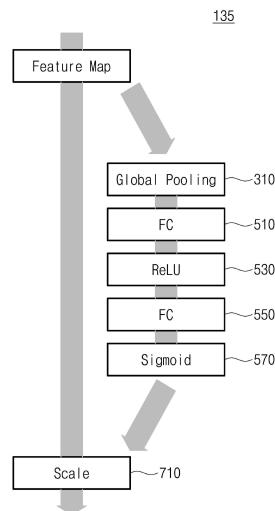
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법, 이를 수행하기 위한 기록 매체 및 장치

(57) 요약

주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은, 입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리하는 단계; 전처리된 지진 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통해 비선형 변환하여 특징맵을 추출하는 단계; 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계; 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 단계; 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 단계; 및 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 단계;를 포함한다. 이에 따라, 주의 기반 딥러닝을 통해 다량의/복잡한 자료들 속에 내재되어 있는 주요한 핵심 특징을 추출하며 이를 통해 기존의 미소 지진 감지 기술이 갖는 한계를 극복하며 낮은 SNR 환경에서도 지진 감지를 가능하게 한다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

G01V 1/28 (2013.01)

G06N 3/04 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1807ZZ07801B002019
부처명	기상청
과제관리(전문)기관명	한국기상산업기술원
연구사업명	기상씨앗기술개발사업
연구과제명	인공지능 기술 활용 지진감지업무 적용 기술 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리하는 단계;

전처리된 지진 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통해 비선형 변환하여 특징맵을 추출하는 단계;

비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계;

측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 단계;

상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 단계; 및

상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 단계;를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계는,

각 채널에서 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하는 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행하는 단계를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행하는 단계는,

콘트라스트 스트레칭(contrast stretching)에 기반하여 낮은 대비 이미지 분포의 히스토그램을 확산시키는 글로벌 가중 평균 풀링(global weight average pooling) 방법을 사용하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 4

제2항에 있어서, 상기 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계는,

2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 시그모이드(sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 각 채널의 중요도에 따라 적응적으로 중요도 값을 재보정하는 엑시테이션(Excitation) 연산하는 단계를 더 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 엑시테이션(Excitation) 연산하는 단계는,

압축된 특징맵을 미리 설정된 감소율을 갖는 차원 감소 레이어를 통과하는 단계; 및

상기 차원 감소 레이어를 통과한 데이터를 상기 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 단계를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 전처리된 지진 데이터의 입력 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통과시켜 비선형 매핑하는 단계는,

상기 전처리된 지진 데이터를 상기 복수개의 컨벌루션 레이어들 중 첫번째 컨벌루션 레이어 및 마지막 컨벌루션 레이어에서 특징값을 배치 정규화하는 단계를 더 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 특징값을 배치 정규화하는 단계는,

각 특징값에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 특징값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더하여 변환하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 단계는,

제1 및 제2 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어들을 통과하고, 상기 제1 완전 접속 레이어는 각 뉴런들의 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 하는 드롭아웃 정규화 과정을 수행하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법.

청구항 9

제1항 내지 제8항의 어느 하나의 항에 있어서,

상기 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 저장 매체.

청구항 10

입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리하는 전처리부;

전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하여 특징맵을 추출하고, 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하고, 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하고, 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 포함하는 특징 추출부; 및

상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 제1 및 제2 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어들을 포함하는 분류부;를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 특징 추출부의 각 컨벌루션 레이어는,

상기 전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하는 비선형 변환부;

비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하여 특징값을 출력하는 주의 모듈; 및

상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 맥스 풀링부;를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

청구항 12

제10항에 있어서, 상기 특징 추출부의 첫번째 컨벌루션 레이어 및 마지막 컨벌루션 레이어는,

각 특징값에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 특징값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더하여 변환하는 배치 정규화부를 더 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

청구항 13

제11항에 있어서, 상기 주의 모듈은,

비선형 변환된 지진 데이터를 각 채널에서 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하는 스퀴즈(Squeeze) 연산부;

2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 시그모이드(sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 각 채널의 중요성에 따라 적응적으로 중요도 값을 재조정하는 엑시테이션(Excitation) 연산부; 및

측정된 중요도 값을 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 스케일부;를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

청구항 14

제13항에 있어서, 상기 엑시테이션 연산부는,

압축된 특징맵을 미리 설정된 감소율을 갖는 차원 감소 레이어를 통과하는 차원 감소부; 및

상기 차원 감소 레이어를 통과한 데이터를 상기 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 차원 복원부를 포함하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

청구항 15

제10항에 있어서, 상기 분류부의 제1 완전 접속 레이어는,

각 뉴런들의 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 하는 드롭아웃 정규화 과정을 수행하는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법, 이를 수행하기 위한 기록 매체 및 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 주의 기반 딥러닝을 통해 자료들 속에 내재되어 있는 주요한 특징 정보들을 추출하며 이를 통해 다양한 미소 지진, 인공 지진 등의 이벤트까지 정확하게 분류하는 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 최근 지구 온난화 등의 기후 변화로 인해 기상이변 등의 자연재해가 증가하고 있으며, 우리나라에서도 2016년 경주에 이어 2017년 포항에서 규모 5.4의 지진이 발생하는 등 점차 지진에 대한 위험성이 증가하고 있다.

[0004] 이와 같이 점차 증가하는 지진의 위험성에 대비하기 위해, 지진발생을 감지하거나 미리 예측하여 대비하기 위한

여러 가지 연구가 진행되고 있다. 특히, 지진 이벤트 분류 문제는 강진뿐만 아니라 다양한(미소 지진, 인공 지진) 지진 이벤트를 분류하는 문제들이 존재한다.

- [0005] STA/LTA 방식은 STA(Short Time Average)와 LTA(Long Time Average)의 비율 문턱치를 통해 지진을 탐지하는 대표적인 방식으로 낮은 SNR 환경에서는 부적합하다. 이 방식은 다중 관측소의 STA/LTA 결과를 토대로 지진 탐지 여부를 결정한다.
- [0006] Autocorrelation 기반 방식은 단일 지역에서 반복되는 지진 waveform들 간의 correlation을 기반으로 지진을 탐지하는 방식으로 성능은 우수하지만 연산량 과부하 및 긴 시간의 신호에는 활용성에 한계를 갖고 있다.
- [0007] Template matching 방식은 autocorrelation 방법의 연산량 과부하 문제를 개선하기 위해 제안된 기법으로 지진 template를 설정 후 template과 입력 지진 파형과의 correlation을 통해 지진을 탐지하게 된다.
- [0008] Template의 숫자는 성능에 주요한 영향을 미치며 PCA(Principle Component Analysis) 혹은 subspace learning을 통해 template의 숫자를 줄이는 접근 방식들이 제안되고 있다.
- [0009] 최근에는 template matching의 연산량을 개선하기 위한 FAST(Fingerprint And Similarity Thresholding) 방법이 제안되었다. 이 방식은 unsupervised 지진 탐지 방식으로 spectral image와 haar wavelet 변환을 통해 지문과 유사한 지진 특징을 추출하며 local sensitive hashing을 통해 유사도 측정 연산량을 감소시킨다.
- [0010] 그러나, 상기 종래의 기술들은 큰 규모의 지진에 비해 작은 규모의 미소 지진 감지는 낮은 SNR 환경으로 인해 잡음과의 분류 성능이 만족스럽지 못하며 인공 발파 및 핵실험 등의 인공 지진은 자연 미소 지진을 감지하는데 큰 방해 요소가 된다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) KR 10-1914657 B1
(특허문헌 0002) KR 10- 1919098 B1

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0013] 이에, 본 발명의 기술적 과제는 이러한 점에서 착안된 것으로 본 발명의 목적은 잡음, 인공지진 등이 혼재된 상황에 강인한 지진 탐지 시스템을 구축하기 위한 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법을 제공하는 것이다.
- [0014] 본 발명의 다른 목적은 상기 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 기록 매체를 제공하는 것이다.
- [0015] 본 발명의 또 다른 목적은 상기 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법을 수행하기 위한 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0017] 상기한 본 발명의 목적을 실현하기 위한 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은, 입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리하는 단계; 전처리된 지진 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨볼루션 레이어들을 통해 비선형 변환하여 특징맵을 추출하는 단계; 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계; 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 단계; 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 단계; 및 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤

트를 분류하는 단계;를 포함한다.

- [0018] 본 발명의 실시예에서, 상기 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계는, 각 채널에서 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하는 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0019] 본 발명의 실시예에서, 상기 스퀴즈(Squeeze) 연산을 수행하는 단계는, 콘트라스트 스트레칭(contrast stretching)에 기반하여 낮은 대비 이미지 분포의 히스토그램을 확산시키는 글로벌 가중 평균 풀링(global weight average pooling) 방법을 사용할 수 있다.
- [0020] 본 발명의 실시예에서, 상기 학습된 특징의 중요도를 측정하는 단계는, 2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 시그모이드(sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 각 채널의 중요성에 따라 적응적으로 중요도 값을 재보정하는 엑시테이션(Excitation) 연산을 더 포함할 수 있다.
- [0021] 본 발명의 실시예에서, 상기 엑시테이션(Excitation) 연산하는 단계는, 압축된 특징맵을 미리 설정된 감소율을 갖는 차원 감소 레이어를 통과하는 단계; 및 상기 차원 감소 레이어를 통과한 데이터를 상기 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0022] 본 발명의 실시예에서, 상기 전처리된 지진 데이터의 입력 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통과시켜 비선형 매핑하는 단계는, 상기 전처리된 지진 데이터를 상기 복수개의 컨벌루션 레이어들 중 첫번째 컨벌루션 레이어 및 마지막 컨벌루션 레이어에서 특징값을 배치 정규화하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0023] 본 발명의 실시예에서, 상기 특징값을 배치 정규화하는 단계는, 각 특징값에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 특징값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더하여 변환할 수 있다.
- [0024] 본 발명의 실시예에서, 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 단계는, 제1 및 제2 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어들을 통과하고, 상기 제1 완전 접속 레이어는 각 뉴런들의 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 하는 드롭아웃 정규화 과정을 수행할 수 있다.
- [0025] 상기한 본 발명의 다른 목적을 실현하기 위한 일 실시예에 따른 컴퓨터로 판독 가능한 저장 매체에는, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록되어 있다.
- [0026] 상기한 본 발명의 또 다른 목적을 실현하기 위한 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치는, 입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리하는 전처리부; 전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하여 특징맵을 추출하고, 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하고, 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하고, 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 포함하는 특징 추출부; 및 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류하는 제1 및 제2 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어들을 포함하는 분류부를 포함한다.
- [0027] 본 발명의 실시예에서, 상기 특징 추출부의 각 컨벌루션 레이어는, 상기 전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하는 비선형 변환부; 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하여 특징값을 출력하는 주의 모듈; 및 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 맥스 풀링부;를 포함할 수 있다.
- [0028] 본 발명의 실시예에서, 상기 특징 추출부의 첫번째 컨벌루션 레이어 및 마지막 컨벌루션 레이어는, 각 특징값에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 특징값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더하여 변환하는 배치 정규화부를 더 포함할 수 있다.
- [0029] 본 발명의 실시예에서, 상기 주의 모듈은, 비선형 변환된 지진 데이터를 각 채널에서 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하는 스퀴즈(Squeeze) 연산부; 2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 시그모이드(sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 각 채널의 중요성에 따라 적응적으로 중요도 값을 재보정하는 엑시테이션(Excitation) 연산부; 및 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 스케일부;를 포함할 수 있다.
- [0030] 본 발명의 실시예에서, 상기 엑시테이션 연산부는, 상기 압축된 특징맵을 미리 설정된 감소율을 갖는 차원 감소 레이어를 통과하는 차원 감소부; 및 상기 차원 감소 레이어를 통과한 데이터를 상기 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 차원 복원부를 포함할 수 있다.

[0031] 본 발명의 실시예에서, 상기 분류부의 제1 완전 접속 레이어는, 각 뉴런들의 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 하는 드롭아웃 정규화 과정을 수행할 수 있다.

발명의 효과

[0033] 이와 같은 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법에 따르면, 주의 기반 딥러닝을 통해 다량의 /복잡한 자료들 속에 내재되어 있는 주요한 핵심 특징을 추출하며 이를 통해 기존의 미소 지진 감지 기술이 갖는 한계를 극복하며 낮은 SNR 환경에서도 지진 감지를 가능하게 한다.

[0034] 또한, 정확하고 신속한 지진 정보를 제공함으로써 평상시 지진에 대한 불안감을 줄이고 경보의 신뢰 향상 기대할 수 있다. 지진 탐지 분석 정보를 바탕으로 주요 산업시설의 건설 계획 시 안전한 곳에 건설하도록 유도하거나 내진 설계 등의 대비를 통해 대규모 재난의 가능성을 낮출 수 있다.

[0035] 나아가, 누적된 미소지진 탐지 정보를 분석하여 요주의 지역을 도출할 수 있으며, 인근 지역을 집중적으로 감시하여 지진피해에 대한 빠른 경보 및 대응이 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0037] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 블록도이다.

도 2는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 CNN 구조를 보여주는 도면이다.

도 3은 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치 중 제1 및 제8 컨벌루션 레이어를 보여주는 블록도이다.

도 4는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치 중 제2에서 제7 컨벌루션 레이어를 보여주는 블록도이다.

도 5는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 주의 모듈을 보여주는 블록도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법의 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0038] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이들 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 여기에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 일 실시예에 관련하여 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 다른 실시예로 구현될 수 있다. 또한, 각각의 개시된 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치는 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 취하려는 것이 아니며, 본 발명의 범위는, 적절하게 설명된다면, 그 청구항들이 주장하는 것과 균등한 모든 범위와 더불어 첨부된 청구항에 의해서만 한정된다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭한다.

[0039] 이하, 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 보다 상세하게 설명하기로 한다.

[0040] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 블록도이다. 도 2는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 CNN 구조를 보여주는 도면이다.

[0041] 본 발명에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치(10, 이하 장치)는 주의 기반 딥러닝을 통해 자료들 속에 내재되어 있는 주요한 특징 정보들을 추출하며 이를 통해 기존의 지진 감지 기술이 갖는 한계를 극복하고자 한다.

[0042] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 장치(10)는 전처리부(110), 특징 추출부(130) 및 분류부(150)를 포함한다.

[0043] 본 발명의 상기 장치(10)는 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류를 수행하기 위한 소프트웨어(애플리케이션)가 설치되어 실행될 수 있으며, 상기 전처리부(110), 상기 특징 추출부(130) 및 상기 분류부(150)의

구성은 상기 장치(10)에서 실행되는 상기 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류를 수행하기 위한 소프트웨어에 의해 제어될 수 있다.

[0044] 상기 장치(10)는 별도의 단말이거나 또는 단말의 일부 모듈일 수 있다. 또한, 상기 전처리부(110), 상기 특징 추출부(130) 및 상기 분류부(150)의 구성은 통합 모듈로 형성되거나, 하나 이상의 모듈로 이루어 질 수 있다. 그러나, 이와 반대로 각 구성은 별도의 모듈로 이루어질 수도 있다.

[0045] 상기 장치(10)는 이동성을 갖거나 고정될 수 있다. 상기 장치(10)는, 서버(server) 또는 엔진(engine) 형태일 수 있으며, 디바이스(device), 기구(apparatus), 단말(terminal), UE(user equipment), MS(mobile station), 무선기기(wireless device), 휴대기기(handheld device) 등 다른 용어로 불릴 수 있다.

[0046] 상기 장치(10)는 운영체제(Operation System; OS), 즉 시스템을 기반으로 다양한 소프트웨어를 실행하거나 제작할 수 있다. 상기 운영체제는 소프트웨어가 장치의 하드웨어를 사용할 수 있도록 하기 위한 시스템 프로그램으로서, 안드로이드 OS, iOS, 윈도우 모바일 OS, 바다 OS, 심비안 OS, 블랙베리 OS 등 모바일 컴퓨터 운영체제 및 윈도우 계열, 리눅스 계열, 유닉스 계열, MAC, AIX, HP-UX 등 컴퓨터 운영체제를 모두 포함할 수 있다.

[0047] 먼저, 본 발명과 관련된 기계학습 알고리즘을 설명한다. Neural Network(NN)를 활용한 인식 방법은, 학습 데이터 x로부터 목적에 맞는 결과 y를 도출하는 함수 $y=f(x)$ 를 뉴럴 네트워크를 이용하여 만들 수 있다.

[0048] 이때, 함수 $f(x)$ 에는 다수의 변수들이 존재하며 다수의 변수들을 학습 데이터를 통해 찾아가는 과정을 학습 과정이라 한다. 뉴럴네트워크의 기본 구조는 입력 레이어(layer) - 은닉레이어(hidden layer) - 출력 레이어(output layer)로 구성되어 있으며 레이어간 연결은 완전 연결 구조로 되어 있다. 학습된 다수의 변수값을 적용하여, 새로운 데이터 x로부터 분류 결과 y를 얻는 과정을 테스트 과정이라 한다.

[0049] CNN(Convolutional Neural Network)은, 학습 과정시 학습 데이터의 차원이(예, 영상 입력) 증가하게 되는 경우 학습해야 될 파라미터의 양은 기하급수적으로 증가하게 된다. 이러한 파라미터들을 학습하기 위해서는 충분한 양의 데이터가 필요하지만 현실적으로는 조건을 충족하지 못한다.

[0050] 이에 반해 CNN은 local connection 과 weight sharing의 특성을 갖는 컨벌루션(convolution) 연산을 통해, 학습해야 할 파라미터의 개수를 충분히 줄이는 장점을 지니고 있다. 또한 학습을 통해 목적에 효과적인 컨벌루션 필터를 자동으로 생성할 수 있는 장점을 갖고 있다. CNN 은 컨벌루션 레이어, 풀링(pooling) 레이어, 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어로 3단계로 구성된다.

[0051] 상기 컨벌루션 레이어는 컨벌루션을 통해 의미 있는 특징들을 추출을 수행하며, 풀링 레이어는 생성된 특성값(feature)을 줄이기 위해 서브샘플링(subsampling) 하는 과정이다. 완전 접속 레이어는 상기 컨벌루션 레이어와 풀링 레이어에서 나온 특징값 세트(feature set)를 1차원 데이터로 변형한 이후, 출력(output) 레이어와 완전히 연결된 NN를 이용하여 분류한다.

[0052] CNN 기술은 영상 혹은 비디오 데이터를 이용하여 영상 분류/탐지 문제에 적용되어 왔다. 음향과 같은 시계열 데이터의 경우에도 CNN 모델을 적용하는 두 가지 접근법이 있다. 먼저, 1차원 데이터를 2차원 데이터로 변형하여 사용하는 방식으로, 예를 들면 1차원 음향 데이터를 스펙트로그램(spectrogram) 영상으로 변환한 후 CNN에 입력하는 방법이 있다. 또 다른 방법은 1차원 데이터를 2차원 컨벌루션 과정을 거치는 것이 아니라 1차원 컨벌루션에 적용하는 방식이다.

[0053] 본 발명은 주의 기반 컨벌루션 뉴럴네트워크를 기반으로 지진 분류 혹은 지진 탐지를 수행하기 위한 기술이다.

[0054] 본 발명에서 제시하는 주의 기반 컨벌루션 뉴럴네트워크 기반 지진 분류 기법은 도 2와 같이 전처리 단계(Preprocessing), 특징 추출 단계(Conv 1 ~ Conv 8) 및 분류 단계(Fully Connect 1, Fully Connect 2)를 포함한다. 상기 각 단계들은 상기 전처리부(110), 상기 특징 추출부(130) 및 상기 분류부(150)에서 각각 처리된다.

[0055] 상기 전처리부(110)는 관측소별 특성으로 인해 지진 데이터의 범위가 다른 경우들이 발생하는 경우 아래의 수식 1과 센터링(centering) 과정의 데이터 전처리 과정을 수행한다. 일반적으로 센터링 과정은 기하학적으로 데이터의 군집을 모든 차원에 대해서 원점으로 이동시키는 효과를 얻을 수 있다.

[0056] [수학식 1]

$$y_m = x_m - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad m = 1, \dots, M$$

[0057]

- [0058] 여기서 x_m 은 관측 데이터, y_m 은 중심 이동된 데이터, M 은 하나의 데이터에서 취득하는 총 샘플수이다.
- [0059] 상기 특징 추출부(130)는 전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하여 특징맵을 추출하고, 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하고, 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하고, 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 포함한다.
- [0060] 본 발명에서 제안하는 주의 기반 CNN 구조는 도 2 내지 도 4와 같다. 도 3은 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치 중 제1 및 제8 컨벌루션 레이어를 보여주는 블록도이다. 도 4는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치 중 제2에서 제7 컨벌루션 레이어를 보여주는 블록도이다. 도 5는 도 1의 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치의 주의 모듈을 보여주는 블록도이다.
- [0061] 도 3을 참조하면, 모델의 입력은 3채널 지진 데이터를 이용하며 채널당 1000 샘플의 입력 데이터를 사용한다. 1000 샘플 입력 데이터는 100Hz 샘플링 10초 구간의 데이터를 나타낸다. 제안된 모델은 8개의 컨벌루션 레이어, 2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 softmax 함수로 구성되어 있다.
- [0062] 8개의 컨벌루션 레이어에서는 아래의 수학적 식 2와 같이 1D 컨벌루션을 수행하며 컨벌루션 결과는 수학적 식 3과 같은 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 통해 비선형 매핑(mapping)을 거친다. 1D 컨벌루션의 필터 크기는 3x1 형태를 사용하며 채널 크기는 각 레이어마다 32개를 적용할 수 있다.
- [0063] [수학적 식 2]
- [0064]
$$F_{c,t}^l = R \left(\sum_c \sum_t F_{c,t}^{l-1} \cdot W_{c,c',t'}^l \right) \text{ for } l=1, \dots, 8$$
- [0065] 여기서, $F_{c,t}^l$ 은 l 레이어에서의 특징맵을 나타내며, c와 t는 채널과 샘플 시간을 각각 나타낸다. 또한 W_l 은 l 레이어에서의 컨벌루션 필터를 말한다.
- [0066] [수학적 식 3]
- [0067]
$$R(z) = \max(0, z)$$
- [0068] 도 3 및 도 4를 참조하면, 상기 특징 추출부의 각 컨벌루션 레이어는, 상기 전처리된 지진 데이터를 비선형 변환하는 비선형 변환부(133), 주의 모듈(135) 및 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)하는 맥스 풀링부(137)을 포함한다.
- [0069] 상기 주의 모듈(135)은 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하여 특징값을 출력한다.
- [0070] 첫번째와 마지막인 제1 컨벌루션 레이어와 제8 컨벌루션 레이어에서는 도 3과 같이 비선형 변환부(133) 이전에 배치 정규화부(batch normalization, 131)를 더 포함한다.
- [0071] 상기 비선형 변환부(133)에서 비선형 매핑(mapping)된 결과는 도 5와 같은 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정하게 된다. 측정된 중요도는 학습된 특징과의 요소별 곱을(Element-wise multiply) 통해 개선된 특징값을 산출하게 된다.
- [0072] 산출된 특징값은 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling) 과정을 거치게 된다. 맥스 풀링의 간격은 예를 들어, 2로 설정하여 이 과정을 거칠 때 마다 특징 정보는 1/2배로 축소될 수 있다.
- [0073] 상기 주의 모듈(135)은 특징에서 주요한 구성 요소를 추출하여 특징을 향상시키는 수단이다. 본 발명에서는 도 5와 같이 SENET(Squeeze and Excitation Network)에 기반을 둔 개선된 주의 모듈을 제안하였다.
- [0074] SENET은 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링하여 네트워크의 표현 능력을 향상하였다. SENET은 스퀴즈(Squeeze) 연산부(310)와 엑시테이션(Excitation) 연산부(510 내지 570) 및 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정하는 스케일부(710)로 구성된다.
- [0075] 상기 스퀴즈 연산부(310)는 각 채널에서 global average pooling을 사용하여 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하게 된다. 엑시테이션 연산부(510 내지 570)는 2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어(510, 55

0)와 sigmoid 활성화 함수(570)가 사용하여 각 채널의 중요성에 따라 적응적으로 주의 값을 재조정한다.

[0076] 제 1 완전 접속 레이어(510)는 감소율 r을 갖는 차원 감소 레이어를 나타내며, ReLU(Rectified Linear Unit, 530)을 더 포함할 수 있다. 제 2 완전 접속 레이어(550)는 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 차원 복원 레이어를 나타낸다.

[0077] 최종적인 주의 값은 sigmoid 활성화 함수(570)를 통해 채널의 중요도를 0~1 사이의 값으로 조절한다. 기존의 SENET에서 아래의 수학적식 4와 같이 global average pooling을 이용하여 스퀴즈 연산을 사용하였다.

[0078] 본 발명에서는 아래의 수학적식 5와 같이 이미지 향상에 사용되는 contrast stretching 방법을 이용한 global weighted average pooling 방법을 채택하였다. contrast stretching은 낮은 대비 이미지 분포의 히스토그램을 확산시켜 넓은 범위의 대비 값을 달성함으로써 이미지의 가시성을 향상시키는 방법이다. 이 개념을 특징맵에 적용하게 되면 보다 뚜렷한 채널 별 통계 정보를 포함할 수 있게 된다.

[0079] [수학적식 4]

$$s_{GAP}(c) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L F_c(i)$$

[0080]

[0081] [수학적식 5]

$$s_{GWAP}(c) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \beta_c(i) G_{\max_c}$$

[0082]

[0083] 여기서, $F_c(i)$ 는 채널 c의 특징맵을 나타내며, 각 채널의 길이는 L을 가지게 된다. 또한,

$$\beta_c(i) = \frac{F_c(i) - G_{\min_c}}{G_{\max_c} - G_{\min_c}} \text{이며, } G_{\max_c} \text{과 } G_{\min_c} \text{는 특징맵에서 채널 c의 최대값과 최소값을 나타낸다.}$$

[0084] 이하에서는, 첫번째와 마지막인 컨벌루션 레이어가 포함하는 배치 정규화부(batch normalization, 131)를 설명한다.

[0085] 네트워크(Network)의 레이어가 증가하면서 gradient vanishing 및 exploding 문제는 딥 네트워크(deep network)의 주요 쟁점 사항이다. 이러한 문제는 activation 함수의 변화, initialization, learning rate를 통해 해결하려는 다양한 시도가 있었다.

[0086] Batch normalization 은 gradient vanishing /gradient exploding의 문제를 본질적인 training 과정 안에서 해결하려는 접근을 취한다. Batch normalization은 각 레이어 마다 입력 분포가 상이해지는 internal covariance shift 현상을 막기 위해 각 레이어의 입력 분포를 평균 0, 표준편차 1이 형태로 정규화 시키는 whitening 방법을 착안하여 고안되었다.

[0087] 각 특징에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더해 주는 변환 과정을 거치게 된다. 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor) 파라미터는 mini-batch 단위로 훈련 과정에서 유도할 수 있다.

[0088] 본 발명에서는 상기 분류부(150)에 오버피팅(overfitting)을 방지하기 위해 첫번째 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어에 드랍아웃 정규화(drop-out regularization)를 적용하였다.

[0089] 드랍아웃은 각 뉴런들을 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 된다. 본 발명에서는 첫번째 완전 접속 레이어에서 p = 0.5를 설정하여 네트워크를 훈련할 수 있다.

[0090] 본 발명은 기존 CNN 기반 딥러닝 기법을 Attention module, Batch normalization, Dropout regularization을 통해 잡음 및 overfitting에 강인하게 확장한다.

[0091] 본 발명은 국가 지진 종합정보 시스템의 효과적인 지진 경보에 활용 가능하다. 구체적으로, 잡음, 인공지진 등이 혼재된 상황에 강인한 지진 탐지 시스템을 구축함으로써, 정확하고 오차가 적은 지진 감지 정보를 적용하여 신속하고 정확한 정보 및 대응으로 국민의 생명 보호와 안전에 기여하는 것이 가능하다. 또한, 인공 지진과의 구분을 통해 지진 특성과 상황에 따라 알맞은 대응이 가능하며 오경보 가능성을 줄일 수 있다.

- [0092] 또한, 본 발명은 세부적인 지진 데이터 정보 획득에 활용하다. 본 발명을 통해 개발된 지진 탐지기를 지진 관측 시스템에 적용할 경우, 잡음 및 인공지진에 의한 오탐지 확률이 적은 정확도 높은 지진 데이터를 수집하는 것이 가능하다. 이 데이터는 지진 관측 및 기타 다른 지진 연구에 적용 가능한 데이터로 제공될 수 있다.
- [0094] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법의 흐름도이다.
- [0095] 본 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은, 도 1의 장치(10)와 실질적으로 동일한 구성에서 진행될 수 있다. 따라서, 도 1의 장치(10)와 동일한 구성요소는 동일한 도면부호를 부여하고, 반복되는 설명은 생략한다.
- [0096] 또한, 본 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류를 수행하기 위한 소프트웨어(애플리케이션)에 의해 실행될 수 있다.
- [0097] 도 6을 참조하면, 본 실시예에 따른 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은, 입력되는 지진 데이터를 센터링하여 전처리한다(단계 S100).
- [0098] 단계 S100는 관측소별 특성으로 인해 지진 데이터의 범위가 다른 경우들이 발생하는 경우 상기 수학식 1과 센터링(centering) 과정의 데이터 전처리 과정을 수행한다. 일반적으로 센터링 과정은 기하학적으로 데이터의 군집을 모든 차원에 대해서 원점으로 이동시키는 효과를 얻을 수 있다.
- [0099] 이어, 특징 추출 단계로서 전처리된 지진 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통해 비선형 변환하여 특징맵을 추출한다(단계 S310).
- [0100] 예를 들어, 8개의 컨벌루션 레이어를 통해 수행될 수 있으며, 각 컨벌루션 레이어는 상기 수학식 2와 같이 1D 컨벌루션을 수행하며 컨벌루션 결과는 수학식 3과 같은 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 통해 비선형 매핑(mapping)을 거친다. 1D 컨벌루션의 필터 크기는 3x1 형태를 사용하며 채널 크기는 각 레이어마다 32개를 적용할 수 있다.
- [0101] 비선형 변환된 지진 데이터를 상기 특징맵의 채널 간 상호 종속성을 모델링한 주의 기법을 기반으로 학습된 특징의 중요도를 측정한다(단계 S330).
- [0102] 단계 S330에서는 각 채널에서 전역 정보를 유지하면서 특징맵을 압축하는 스퀴즈(Squeeze) 연산과 2 개의 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어와 시그모이드(sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 각 채널의 중요성에 따라 적응적으로 중요도 값을 재조정하는 엑시테이션(Excitation) 연산을 수행한다.
- [0103] 상기 스퀴즈(Squeeze) 연산은 콘트라스트 스트레칭(contrast stretching)에 기반하여 낮은 대비 이미지 분포의 히스토그램을 확산시키는 글로벌 가중 평균 풀링(global weight average pooling) 방법을 사용한다.
- [0104] 상기 엑시테이션(Excitation) 연산은 압축된 특징맵을 데이터를 미리 설정된 감소율을 갖는 차원 감소 레이어를 통과하는 단계와 상기 차원 감소 레이어를 통과한 데이터를 상기 특징맵의 채널 차원으로 복원하는 단계를 거칠 수 있다.
- [0105] 상기 전처리된 지진 데이터의 입력 데이터를 3개 이상의 복수개의 컨벌루션 레이어들을 통과시켜 비선형 매핑하는 단계는, 상기 전처리된 지진 데이터를 상기 복수개의 컨벌루션 레이어들 중 첫번째 컨벌루션 레이어 및 마지막 컨벌루션 레이어에서 특징값을 배치 정규화하는 단계를 더 거칠 수 있다.
- [0106] 이때, 각 특징값에 대해서 평균과 분산을 구한 후 정규화를 거치며 정규화된 특징값들에 대해서 스케일 팩터(scale factor)와 쉬프트 팩터(shift factor)를 더하여 변환한다.
- [0107] 측정된 중요도 값은 학습된 특징맵과의 요소별 곱을 통해 특징값을 보정(단계 S350)하고, 상기 특징값을 기초로 맥스 풀링(max-pooling)을 통해 다운 샘플링(down-sampling)한다(단계 S370). 예를 들어, 맥스 풀링의 간격은 예를 들어, 2로 설정하여 이 과정을 거칠 때 마다 특징 정보는 1/2배로 축소될 수 있다.
- [0108] 상기 다운 샘플링된 특징값을 정규화하여 지진 이벤트를 분류한다(단계 S500).
- [0109] 단계 S500에서는 오버피팅(overfitting)을 방지하기 위해 첫번째 완전 접속(fully-connected, FC) 레이어에 드랍아웃 정규화(drop-out regularization)를 적용할 수 있다.
- [0110] 드랍아웃은 각 뉴런들을 확률값에 따라 활성화하여 학습에 적용하게 된다. 본 발명에서는 첫번째 완전 접속 레

이어에서 $p = 0.5$ 를 설정하여 네트워크를 훈련할 수 있다.

[0111] 이하에서는, 본 발명의 효과를 검증하기 위한 실험 결과를 서술한다. 실험을 위해 2016년 1월1일부터 2018년 7월 31일까지의 대한민국에서 발생하는 지진 데이터 정보들을 이용하여 지진 데이터 및 잡음 데이터를 수집하였다. 기상청에서 제공되는 24시간 지진 관측 데이터 및 지진 이벤트 목록 파일을 토대로 지진 이벤트 및 잡음 데이터베이스가 구축되었다.

[0112] 지진 데이터는 100샘플 데이터만을 이용하였으며 데이터베이스는 강진(규모 2.0 이상), 미소지진(규모 2.0 미만), 인공지진, 잡음으로 구성하였다. 2016년~2017년 자료는 학습용 데이터셋으로 사용하였으며 2018년도 자료는 테스트 데이터셋으로 사용하였다.

[0113] 지진 이벤트의 추출 방식은 각 관측소별 지진이 관측된 시점부터 10초 구간의 데이터를 추출하고 있다. 그러나 수집 데이터의 양을 늘리기 위해 본 발명에서는 지진 발생 시점 보다 3초 앞서서부터 총 13초 구간의 데이터를 수집하고 있으며 추출 윈도우(window)를 1초 간격 슬라이딩(sliding)하는 방식을 적용하였다.

[0114] 잡음 이벤트의 수집은 두 가지 방식으로 적용하였다. 지진 이벤트 목록에 기록된 날짜의 경우 발생한 시간의 앞뒤 1시간을 제외한 부분에서 임의 샘플링 방식으로 잡음 데이터를 추출하였으며, 지진 이벤트 목록에 기록되지 않은 날짜의 경우는 24시간 데이터 내에서 임의로 잡음 데이터를 추출하였다. 모의 실험에서 사용하는 이벤트 데이터셋 구성은 표 1과 같다.

표 1

이벤트	(1) (학습/테스트)	(2) (학습/테스트)	(3) (학습/테스트)
지진(1) vs 잡음(2)	21,340/3,248	22,523/5,752	
강진(1) vs 잡음(2)	10,772/688	22,523/2,312	
미소(1) vs 잡음(2)	8,328/1,932	22,523/4,068	
인공(1) vs 잡음(2)	2,240/628	22,523/2,372	
자연(1)vs인공(2)vs잡음(3)	19,100/2,620	2,240/628	22,523/5,752

[0116] 본 모의 실험은 NVIDIA Geforce GTX 1080Ti GPU와 Tensorflow 기반으로 수행하였으며 네트워크 훈련은 총 300 epoch 수행하였다. 모델 훈련시 최적화는 ADAM 방법을 이용하였으며 학습율은 5×10^{-3} 을 주었다. 발명 기법의 성능 분석을 위해 ConvNetQuake와의 비교 분석을 수행하였으며 성능 측정은 수학적 6 내지 수학적 8과 같이 accuracy, true positive rate, false positive rate 지수를 사용하였다.

[0117] [수학적 6]

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{\text{테스트개수}}$$

[0119] [수학적 7]

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}$$

[0121] [수학적 8]

$$FPR = \frac{FP}{TN+FP}$$

[0123] 여기서, TP는 true positive 개수, TN은 true negative 개수, FP는 false positive 개수를 나타낸다.

[0124] 아래의 표 2는 본 발명에서 제안한 방법의 성능을 비교한 것이다(단위 %).

표 2

	ConvNetQuake			제안 방법1 (GAP 이용)			제안 방법2 (GWAP 이용)		
	Acc	TPR	FPR	Acc	TPR	FPR	Acc	TPR	FPR

지진 vs 잡음	93.2	89.2	4.5	97.0	95.0	1.8	97.6	95.7	1.3
강진 vs 잡음	95.8	89	2.1	98.2	96.4	1.3	98.8	97.4	0.8
미소 vs 잡음	93.9	84.5	1.6	98.2	95.7	0.6	98.2	96.3	0.9
인공 vs 잡음	93.7	74.5	1.2	96.1	83.0	0.4	96.7	84.9	0.2
자연vs인공vs잡음	89.1	84.6/ 45.2/ 95.9	6.5/ 1.2/ 14.2	95.3	93.5/ 72.9/ 98.5	2.6/ 1.1/ 5.2	95.6	94.6/74. 2/ 98.5	2.7/ 1.0/ 4.2

- [0126] 표 2 실험은 베이스라인 구조는 기존의 ConvNetQuake를 비교 대상으로 하였다. 표 2에서 제안한 방법은 모든 이벤트 분류에 대한 베이스라인 방법보다 우수한 성능을 보여 주었다.
- [0127] 제안된 방법 2는 기존 베이스라인에 비해 정확도를 평균 4.24% 향상 시켰다. 또한 이진 분류의 경우 TPR의 향상이 두드러졌으며, 다중 분류의 경우는 TPR 향상 및 FPR의 감소를 보여주었다. 인공 지진 이벤트의 경우 다른 이벤트 분류만큼 우수한 성능을 보이지 못하였는데, 이 부분은 데이터 수량 및 데이터 길이가 충분하지 못한 것으로 추정된다.
- [0128] 또한, 스퀴즈(Squeeze) 연산에 따른 주의 모듈의 경우 기존의 GAP를 적용한 방식보다 제안된 GWAP 를 적용한 방식은 모든 이벤트 분류에서 우수한 성능을 보여주었으며 평균 0.42 % 정확도 향상을 보여주었다.
- [0129] 이와 같은, 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 방법은 애플리케이션으로 구현되거나 다양한 컴퓨터 구성요소를 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령어의 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는 프로그램 명령어, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다.
- [0130] 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록되는 프로그램 명령어는 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다.
- [0131] 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체의 예에는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령어를 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다.
- [0132] 프로그램 명령어의 예에는, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함된다. 상기 하드웨어 장치는 본 발명에 따른 처리를 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0133] 이상에서는 실시예들을 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

산업상 이용가능성

- [0135] 본 발명은 재난 방지 IT 시장에서 활용될 수 있다. 지진과 관련된 재난 상황은 전 세계적으로 증가하고 있는 추세이다. 대한민국도 경주, 포항 지진을 겪으면서 재난 방지 시스템에 많은 관심과 투자가 이루어지고 있다.
- [0136] 또한, 본 발명은 재난 방지 관련 기술로서 이익을 창출하는 기업보다는 국가(각국 기상청) 혹은 연합 단체에서 널리 운용할 수 있는 기술로 기대된다.

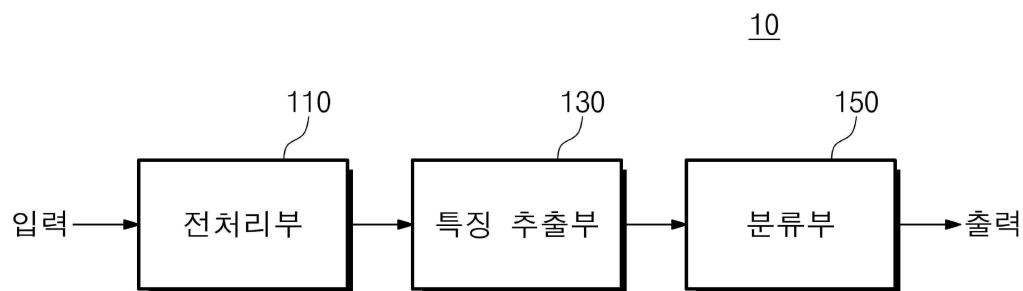
부호의 설명

- [0138] 10: 주의 기반 뉴럴네트워크를 이용한 지진 이벤트 분류 장치
110: 전처리부
130: 특징 추출부

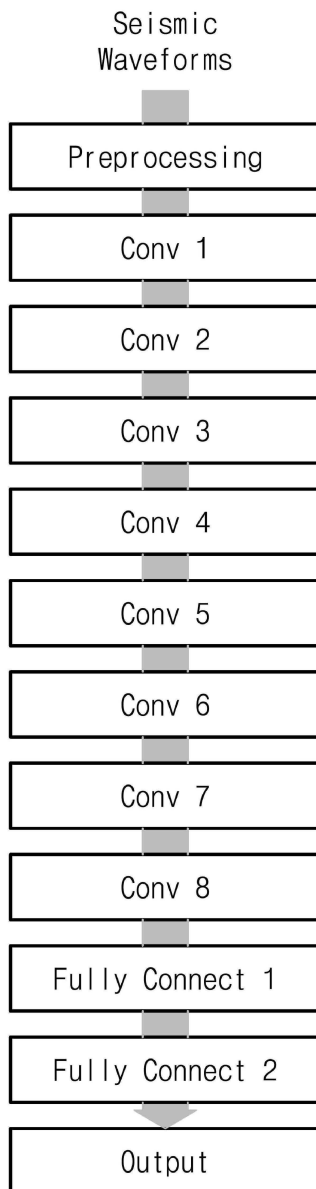
150: 분류부
 131: 배치 정규화부
 133: 비선형 변환부
 135: 주의 모듈
 137: 맥스 풀링부
 310: 스퀴즈(Squeeze) 연산부
 510: 제 1 완전 접속 레이어
 530: ReLU
 550: 제 2 완전 접속 레이어
 570: sigmoid 활성화 함수
 710: 스케일부

도면

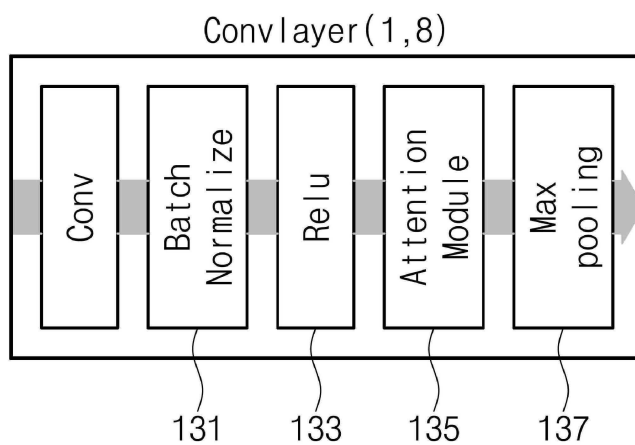
도면1



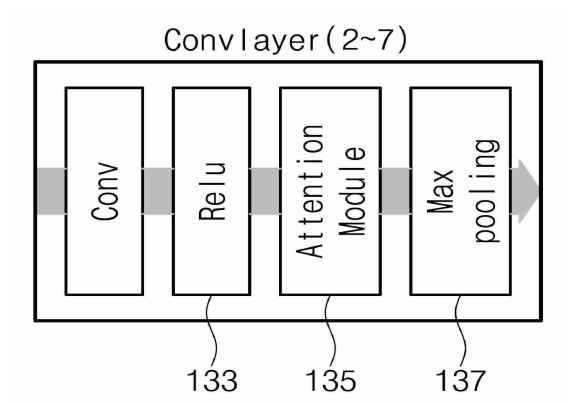
도면2



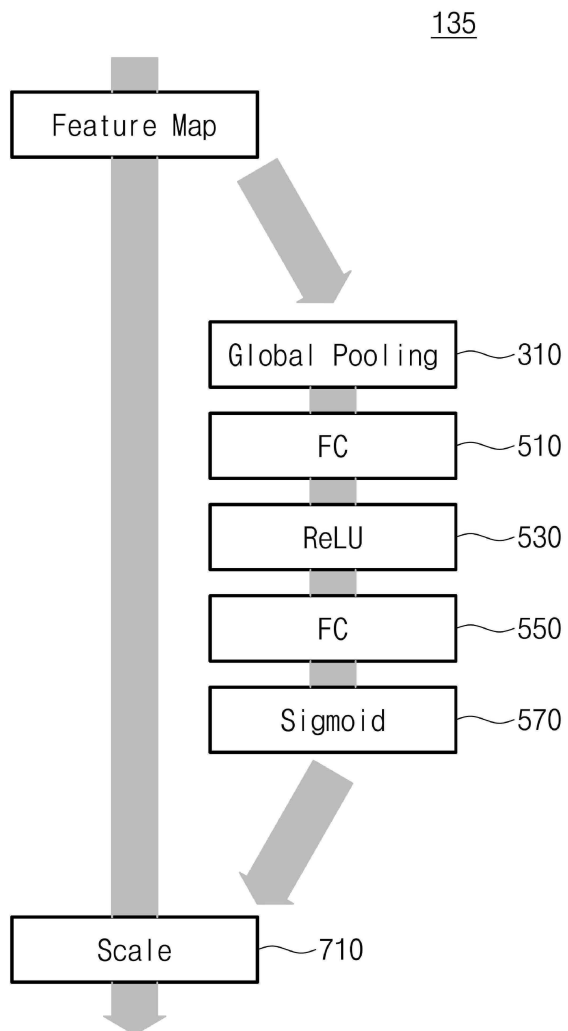
도면3



도면4



도면5



도면6

