



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0160312
(43) 공개일자 2022년12월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) E21B 47/12 (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
E21B 47/12 (2020.05)
(21) 출원번호 10-2021-0068374
(22) 출원일자 2021년05월27일
심사청구일자 2021년05월27일

(71) 출원인
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
민배현
서울특별시 서초구 고무래로 89, 104동 701호(반포동, 반포써밋)
권서윤
경기도 성남시 분당구 판교역로 145, 202동 603호(백현동, 알파리움2단지)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인 무한

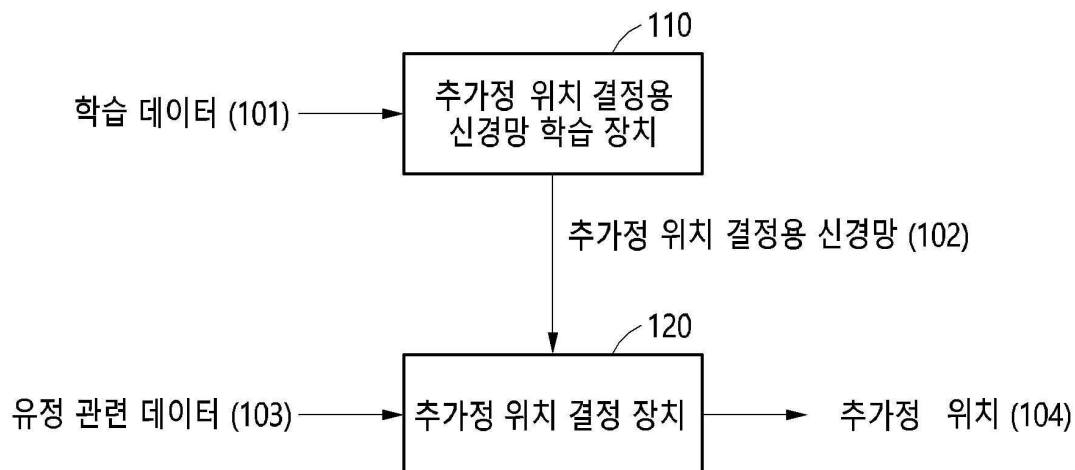
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 다중 모달 합성곱 신경망을 이용한 추가정 위치 결정 방법 및 장치

(57) 요약

다중 모달 합성곱 신경망을 이용한 추가정 위치 결정 방법 및 장치가 개시된다. 추가정 위치 결정 방법은 합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신하는 단계; 유정 관련 데이터를 입력받는 단계; 상기 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계; 상기 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하는 단계; 및 상기 장소에 대하여 저류층 시뮬레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/04 (2013.01)

E21B 2200/20 (2020.05)

(72) 발명자

추민곤

서울특별시 마포구 월드컵북로 260, 33동 704호(성산동, 성산시영아파트)

후이 뉘옌 수안

베트남 호치민 시티 디스트릭 1 다 카오 오드 딘
텐 호앙 스트리트 10-10비 나 샤흐 덕 트리 (덕 트리 북스토어)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711114185

과제번호 2019R1C1C1002574

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)

연구과제명 석유가스전 생애주기의 단계별 최적 운영을 위한 저류층 빅데이터와 심층학습 기반
의 의사결정지원 자동화 시스템 개발

기 여 율 40/100

과제수행기관명 이화여자대학교

연구기간 2020.03.01 ~ 2021.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711122814

과제번호 2017K1A3A1A05069660

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 국가간협력기반조성(R&D)

연구과제명 지질자료와 딥러닝 기법의 결합을 통한 베트남 해상 유·가스전의 최적 운영 및 매
장량 예측기법 연구

기 여 율 20/100

과제수행기관명 이화여자대학교

연구기간 2020.10.01 ~ 2021.09.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1345331958

과제번호 2018R1A6A1A08025520

부처명 교육부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 이공학학술연구기반구축(R&D)

연구과제명 기후/환경변화예측연구센터

기 여 율 40/100

과제수행기관명 이화여자대학교

연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신하는 단계;
 유정 관련 데이터를 입력받는 단계;
 상기 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계;
 상기 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하는 단계; 및
 상기 장소에 대하여 저류층 시뮬레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정하는 단계
 를 포함하는 추가정 위치 결정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 추가정 위치 결정용 신경망은,
 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 성능이 기준 성능을 초과할 때까지 저류층 시뮬레이션으로 수집한 학습 데이터에 학습, 검증 및 테스트를 수행하여 생성되는 추가정 위치 결정 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,
 상기 추가정 위치 결정용 신경망은,
 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 출력과 저류층 시뮬레이션의 출력 간의 유사도가 높을 수록 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 성능이 높은 것으로 결정되는 추가정 위치 결정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서
 상기 추가정 위치 결정용 신경망은,
 정적 속성 데이터에 컨볼루션 연산을 수행하여 제1 특성 배열을 출력하는 제1 컨볼루션 레이어, 상기 제1 특성 배열의 크기를 축소시켜 제2 특성 배열을 출력하는 제1 풀링 레이어, 제2 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제3 특성 배열을 출력하는 제2 컨볼루션 레이어, 제3 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제4 특성 배열을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어, 상기 제4 특성 배열의 크기를 축소시켜 제5 특성 배열을 출력하는 제2 풀링 레이어, 상기 제5 특성 배열을 1차원 특성 배열로 변환하는 플레트닝(flattening) 레이어 및 상기 1차원 특성 배열을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망인 추가정 위치 결정 방법.

청구항 5

제1항에 있어서
 상기 추가정 위치 결정용 신경망은,
 정적 속성 데이터로부터 정적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망, 및 동적 속성 데이터로부터 동적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망의 컨볼루션 분기들을 병렬적으로 연결한 듀얼 모달 합성곱 신경망인 추가정 위치 결정 방법.

청구항 6

제1항에 있어서

상기 추가정 위치 결정용 신경망은,

정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들 각각이 추출한 특징들을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망인 추가정 위치 결정 방법.

청구항 7

임의의 위치에 저류층 시뮬레이션을 수행하여 학습 데이터를 수집하는 단계;

합성곱 신경망이 사용된 신경망을 구축하는 단계;

상기 학습 데이터를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계;

상기 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계; 및

상기 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 상기 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망으로 결정하는 단계

를 포함하는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 신경망을 학습하는 단계는,

상기 학습 데이터에 포함된 검증 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인하는 단계;

상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 테스트 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능을 검증하는 단계; 및

상기 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 학습 세트를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계

를 더 포함하고,

상기 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계는,

검증에 성공한 신경망을 이용하여 추가정 위치별 오일 생산량을 예측하는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 신경망은,

상기 신경망의 출력과 저류층 시뮬레이션의 출력 간의 유사도가 높을 수록 상기 신경망의 성능이 높은 것으로 결정되는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법.

청구항 10

제7항에 있어서

상기 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는 경우, 상기 신경망을 재교육하는 단계

를 더 포함하는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법.

청구항 11

제1항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록된 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체.

청구항 12

합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신하고, 유정 관련 데이터를 입력받는 입출력기; 및

상기 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하고, 상기 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하며, 상기 장소에 대하여 저류층 시뮬레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정하는 프로세서

를 포함하는 추가정 위치 결정 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 추가정 위치 결정용 신경망은,

정적 속성 데이터에 컨볼루션 연산을 수행하여 제1 특성 배열을 출력하는 제1 컨볼루션 레이어, 상기 제1 특성 배열의 크기를 축소시켜 제2 특성 배열을 출력하는 제1 풀링 레이어, 제2 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제3 특성 배열을 출력하는 제2 컨볼루션 레이어, 제3 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제4 특성 배열을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어, 상기 제4 특성 배열의 크기를 축소시켜 제5 특성 배열을 출력하는 제2 풀링 레이어, 상기 제5 특성 배열을 1차원 특성 배열로 변환하는 플레트닝(flattening) 레이어 및 상기 1차원 특성 배열을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망인 추가정 위치 결정 장치.

청구항 14

제12항에 있어서

상기 추가정 위치 결정용 신경망은,

정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들 각각이 추출한 특징들을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망인 추가정 위치 결정 장치.

청구항 15

임의의 위치에 저류층 시뮬레이션을 수행하여 학습 데이터를 수집하고, 합성곱 신경망이 사용된 신경망을 구축하며, 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 신경망을 학습하고, 상기 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하며,

상기 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 상기 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망으로 결정하는 프로세서

를 포함하는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 학습 데이터에 포함된 검증 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인하고,

상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 테스트 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능을 검증하며,

상기 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 학습 세트를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 추가정 위치 결정 방법 및 장치에 관한 것으로, 보다 구체적으로는 합성곱 신경망과 저류층 시뮬레이션을 이용하여 추가정 위치를 결정하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 추가정(infill well)의 시추는 오일 생산량 또는 순현재가치(net present value)를 최대화하기 위해 석유개발 현장에서 수행되고 있다. 이때, 종래의 추가정 위치 결정 방법은 저류층 시뮬레이션을 이용하여 시추할 추가정의 위치를 결정하고 있었다.

[0003] 저류층 시뮬레이션(Reservoir simulation)은 수십 년 동안 산업 표준 생산성 평가 도구로 사용되었다. 그러나, 저류층 시뮬레이션의 계산 비용은 저류층 복잡성의 정도와 가능한 현장 개발 시나리오의 수에 비례하여 증가하고 있으므로, 저류층 시뮬레이션을 대체할 수 있는 추가정 위치 결정 방법이 요구되고 있다.

[0004] 그에 따라 인공 신경망을 이용하는 추가정 위치 결정 방법이 개발되었으나, 인공 신경망을 이용하는 추가정 위치 결정 방법은 입력자료를 1차원 배열로만 사용하기 때문에 저류 물성의 연결성이 생산성 추정에 미치는 영향을 고려하지 않고 추가정 위치를 선택하는 방식을 사용하고 있으므로, 저류층 시뮬레이션을 대체하기에는 성능이 낮은 실정이다.

[0005] 따라서, 인공 신경망을 이용하는 추가정 위치 결정 방법보다 고 성능이면서, 저류층 시뮬레이션보다 계산 비용이 절감되는 추가정 위치 결정 방법이 요청되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 합성곱 신경망(CNN)을 이용하여 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하고, 결정한 장소에 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정하는 방법 및 장치를 제공한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법은 합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신하는 단계; 유정 관련 데이터를 입력받는 단계; 상기 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계; 상기 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하는 단계; 및 상기 장소에 대하여 저류층 시뮬레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 성능이 기준 성능을 초과할 때까지 저류층 시뮬레이션으로 수집한 학습 데이터에 학습, 검증 및 테스트를 수행하여 생성될 수 있다.

[0009] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 출력과 저류층 시뮬레이션의 출력 간의 유사도가 높을 수록 상기 추가정 위치 결정용 신경망의 성능이 높은 것으로 결정될 수 있다.

[0010] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 정적 속성 데이터에 컨볼루션 연산을 수행하여 제1 특성 배열을 출력하는 제1 컨볼루션 레이어, 상기 제1 특성 배열의 크기를 축소시켜 제2 특성 배열을 출력하는 제1 풀링 레이어, 제2 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제3 특성 배열을 출력하는 제2 컨볼루션 레이어, 제3 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제4 특성 배열을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어, 상기 제4 특성 배열의 크기를 축소시켜 제5 특성 배열을 출력하는 제2 풀링 레이어, 상기 제5 특성 배열을 1차원 특성 배열로 변환하는 플레트닝(flattening) 레이어 및 상기 1차원 특성 배열을 연산하는 풀

커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망일 수 있다.

- [0011] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 정적 속성 데이터로부터 정적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망, 및 동적 속성 데이터로부터 동적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망의 컨볼루션 분기들을 병렬적으로 연결한 듀얼 모달 합성곱 신경망일 수 있다.
- [0012] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들 각각이 추출한 특징들을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망일 수 있다.
- [0013] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법은 임의의 위치에 저류층 시물레이션을 수행하여 학습 데이터를 수집하는 단계; 합성곱 신경망을 사용한 신경망을 구축하는 단계; 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계; 상기 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계; 및 상기 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 상기 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망으로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법의 상기 신경망을 학습하는 단계는, 상기 학습 데이터에 포함된 검증 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인하는 단계; 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 테스트 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능을 검증하는 단계; 및 상기 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 학습 세트를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계를 더 포함하고, 상기 시추 위치별 오일 생산량을 예측하는 단계는, 검증에 성공한 신경망을 이용하여 추가정 위치별 오일 생산량을 예측할 수 있다.
- [0015] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법의 상기 신경망은, 상기 신경망의 출력과 저류층 시물레이션의 출력 간의 유사도가 높을 수록 상기 신경망의 성능이 높은 것으로 결정될 수 있다.
- [0016] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법은 상기 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는 경우, 상기 신경망을 재교육하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0017] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 장치는 합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신하고, 유정 관련 데이터를 입력받는 입출력기; 및 상기 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하고, 상기 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시물레이션을 수행할 장소를 결정하며, 상기 장소에 대하여 저류층 시물레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정하는 프로세서를 포함할 수 있다.
- [0018] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 장치의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 정적 속성 데이터에 컨볼루션 연산을 수행하여 제1 특성 배열을 출력하는 제1 컨볼루션 레이어, 상기 제1 특성 배열의 크기를 축소시켜 제2 특성 배열을 출력하는 제1 풀링 레이어, 제2 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제3 특성 배열을 출력하는 제2 컨볼루션 레이어, 제3 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제4 특성 배열을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어, 상기 제4 특성 배열의 크기를 축소시켜 제5 특성 배열을 출력하는 제2 풀링 레이어, 상기 제5 특성 배열을 1차원 특성 배열로 변환하는 플레트닝(flattening) 레이어 및 상기 1차원 특성 배열을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망일 수 있다.
- [0019] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 장치의 상기 추가정 위치 결정용 신경망은, 정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들 각각이 추출한 특징들을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망일 수 있다.
- [0020] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치는 임의의 위치에 저류층 시물레이션을 수행하여 학습 데이터를 수집하고, 합성곱 신경망을 사용한 신경망을 구축하며, 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 신경망을 학습하고, 상기 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측하며, 상기 후보 위치별 오

일 생산량 및 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 상기 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망으로 결정하는 프로세서를 포함할 수 있다.

- [0021] 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치의 상기 프로세서는, 상기 학습 데이터에 포함된 검증 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인하고, 상기 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 테스트 세트를 이용하여 상기 신경망의 성능을 검증하며, 상기 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 상기 학습 데이터에 포함된 학습 세트를 이용하여 상기 신경망을 학습할 수 있다.

발명의 효과

- [0022] 본 발명의 일실시예에 의하면, 합성곱 신경망(CNN)을 이용하여 저류층 시뮬레이션을 수행할 장소를 결정하고, 결정한 장소에 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 저류층 시뮬레이션 수행 회수를 최소화하여 계산 비용을 절감할 수 있다.

- [0023] 본 발명의 일실시예에 의하면, 추가정 위치 결정 시스템은 저류층 시뮬레이션 수행 회수를 최소화한 후, 정밀도가 높은 저류층 시뮬레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 추가정 위치의 결정 성능을 높일 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 시스템을 도시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따라 생성되는 신경망을 도시한 도면이다.
- 도 3은 신경망에서 사용되는 활성화 함수의 일례이다.
- 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망의 풀링 레이어의 동작 일례이다.
- 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망의 컨볼루션 레이어의 동작 일례이다.
- 도 6은 본 발명의 일실시예에 따라 구축된 합성곱 신경망의 레이어들 각각에서 추출되는 특징 맵의 일례이다.
- 도 7은 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 정적 속성 분포의 일례이다.
- 도 8은 채널화된 저류층 모델에서 기존 유정의 10년 오일 생산 프로파일의 일례이다.
- 도 9는 기존 유정에서 10년 동안 오일을 생산한 후, 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 동적 속성 분포의 일례이다.
- 도 10은 인공 신경망 구조의 일례이다.
- 도 11은 본 발명의 일실시예에 따라 구축된 싱글 모달 합성곱 신경망의 일례이다.
- 도 12는 본 발명의 일실시예에 따라 구축된 쿼드 모달 합성곱 신경망의 일례이다.
- 도 13은 본 발명의 일실시예에 따른 신경망에서 학습에 따른 손실 함수의 변화 일례들이다.
- 도 14는 본 발명의 일실시예에 따른 신경망의 손실 함수 및 결정 계수와 종래의 인공 신경망의 손실 함수 및 결정 계수를 비교한 결과의 일례이다.
- 도 15는 종래의 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량의 일례이다.
- 도 16은 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량의 일례이다.
- 도 17은 종래의 인공신경망과 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량과 참조 정보의 비교 일례이다.
- 도 18은 종래의 인공신경망과 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량 및 누적 오일 생산량의 일례이다.
- 도 19는 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법을 도시한 플로우차트이다.
- 도 20는 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법을 도시한 플로우차트이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 이하에서, 첨부된 도면을 참조하여 실시예들을 상세하게 설명한다. 그러나, 실시예들에는 다양한 변경이 가해질 수 있어서 특허출원의 권리 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 실시예들에 대한 모든 변경, 균등물 내지 대체물이 권리 범위에 포함되는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 실시예에서 사용한 용어는 단지 설명을 목적으로 사용된 것으로, 한정하려는 의도로 해석되어서는 안된다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0027] 또한, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0028] 이하, 본 발명의 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0029] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 시스템을 도시한 도면이다.
- [0030] 추가정 위치 결정 시스템은 도 1에 도시된 바와 같이 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110), 및 추가정 위치 결정 장치(120)를 포함할 수 있다.
- [0031] 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 임의의 위치, 또는 사용자가 결정한 위치에 저류층 시뮬레이션을 수행하여 학습 데이터(101)를 수집할 수 있다. 이때, 학습 데이터(101)에 포함된 데이터들은 학습 세트(training set), 검증 세트(validation set), 및 시험 세트(test set)로 분류될 수 있다.
- [0032] 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 합성곱 신경망(CNN : convolutional neural network)을 사용하여 신경망을 생성할 수 있다. 예를 들어, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서가 생성한 신경망은, 유체 투과도(permeability)과 같은 정적 속성 데이터에 컨볼루션 연산을 수행하여 제1 특성 배열을 출력하는 제1 컨볼루션 레이어, 상기 제1 특성 배열의 크기를 축소시켜 제2 특성 배열을 출력하는 제1 풀링 레이어, 제2 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제3 특성 배열을 출력하는 제2 컨볼루션 레이어, 제3 특성 배열에 컨볼루션 연산을 수행하여 제4 특성 배열을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어, 상기 제4 특성 배열의 크기를 축소시켜 제5 특성 배열을 출력하는 제2 풀링 레이어, 상기 제5 특성 배열을 1차원 특성 배열로 변환하는 플레트닝(flattening) 레이어 및 상기 1차원 특성 배열을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망일 수 있다.
- [0033] 또한, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서가 생성한 신경망은, 정적 속성 데이터로부터 정적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망, 및 동적 속성 데이터로부터 동적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망의 컨볼루션 분기들을 병렬적으로 연결한 듀얼 모달 합성곱 신경망일 수도 있다. 이때, 정적 속성 데이터는 유정 관련 데이터(103)에 포함된 유정의 유체 투과도(permeability) 및 공극률(porosity) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 또한, 동적 속성 데이터는 유정 관련 데이터(103)에 포함된, 압력(pressure) 및 오일 포화도(oil saturation) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0034] 그리고, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서가 생성한 신경망은, 정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들의 출력을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망일 수도 있다. 예를 들어, 제1 싱글 모달 합성곱 신경망은 유체 투과도를 입력받고, 제2 싱글 모달 합성곱 신경망은 공극률을 입력받을 수 있다. 또한, 제3 싱글 모달 합성곱 신경망은 압력을 입력받고, 제4 싱글 모달 합성곱 신경망은 오일 포화도를 입력받을 수 있다.
- [0035] 그 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 학습 데이터(101)를 이용하여 신경망을 학습할 수 있다. 이때, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 학습 데이터(101)에 포함된 검증 세트를 이용하여 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인할 수 있다. 이때, 신경망은 신경망의 출력과 저류층 시뮬레이션의 출력 간의 유사도가 높을 수록 신경망의 성능이 높은 것으로 결정될 수 있다.

그리고, 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 학습 데이터(101)에 포함된 테스트 세트를 이용하여 신경망의 성능을 검증할 수 있다. 또한, 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하고 검증을 통과할 때까지 학습 데이터(101)에 포함된 학습 세트를 이용하여 신경망을 반복 학습할 수 있다.

[0036] 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 구축, 또는 학습한 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측할 수 있다. 이때, 추가정의 후보 위치는 추가정을 시추할 후보가 되는 위치일 수 있다.

[0037] 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과에 기초하여 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망(102)으로 결정할 수 있다.

[0038] 구체적으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망(102)으로 결정할 수 있다. 반면, 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 신경망을 재교육할 수 있다.

[0039] 실시예에 따라 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 내림차순으로 정렬하고, 정렬 결과에 따라 랭크를 설정할 수 있다. 이때, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 추가정의 후보 위치별 오일 생산량들 중에서 기 설정된 랭크에 해당하는 복수의 추가정의 후보 위치별 오일 생산량들을 추출할 수 있다. 이때, 기 설정된 랭크는 상위 랭크, 중간 랭크, 하위 랭크 각각에서 적어도 하나씩 설정될 수 있다.

[0040] 그 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 저류층 시물레이션을 수행한 결과를 내림차순으로 정렬하고, 정렬 결과에 따라 랭크를 설정할 수 있다. 이때, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 저류층 시물레이션을 수행한 결과들 중에서 기 설정된 랭크에 해당하는 저류층 시물레이션을 수행한 결과를 추출할 수 있다.

[0041] 다음으로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 추출한 추가정의 후보 위치별 오일 생산량들과 저류층 시물레이션을 수행한 결과들 각각에 대하여 상대 오차를 계산하고, 계산한 상대 오차들을 각각 임계값과 비교함으로써, 신경망을 검증할 수 있다. 이때, 상위 랭크, 중간 랭크 및 하위 랭크 각각의 상대 오차와 임계값 간의 비교 결과가 서로 다른 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 동일한 비교 결과의 개수에 따라 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는지 여부를 판단할 수 있다.

[0042] 구체적으로, 상위 랭크의 상대 오차와 중간 랭크의 상대 오차는 임계값 이하이고, 하위 랭크의 상대 오차는 임계값을 초과하는 경우, 상대 오차가 임계값 이하인 비교 결과는 2개이고, 상대 오차가 임계값을 초과하는 비교 결과는 1개이므로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 상대 오차가 임계값 이하인 것으로 판단할 수 있다. 또한, 상위 랭크의 상대 오차는 임계값 이하이고, 중간 랭크의 상대 오차와 하위 랭크의 상대 오차는 임계값을 초과하는 경우, 상대 오차가 임계값 이하인 비교 결과는 1개이고, 상대 오차가 임계값을 초과하는 비교 결과는 2개이므로, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 상대 오차가 임계값을 초과하는 것으로 판단할 수 있다.

[0043] 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 입출력기는 결정된 추가정 위치 결정용 신경망(102)을 추가정 위치 결정 장치(120)로 전송할 수 있다.

[0044] 이때, 추가정 위치 결정 장치(120)의 입출력기는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)로부터 합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망(102)을 수신할 수 있다. 또한, 추가정 위치 결정 장치(120)의 입출력기는 유정 관련 데이터(103)를 입력받을 수 있다. 예를 들어, 유정 관련 데이터(103)는 유체 투과도(permeability), 공극률(porosity), 압력(pressure) 및 오일 포화도(oil saturation) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0045] 다음으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 추가정 위치 결정용 신경망(102)을 이용하여 추가정 위치별 오일 생산량을 예측할 수 있다.

- [0046] 그 다음으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시물레이션을 수행할 장소를 결정할 수 있다. 구체적으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 오일 생산량이 가장 높은 후보 위치, 또는 내림차순으로 정렬한 오일 생산량이 기 설정된 상위 랭크 이상인 후보 위치들을 저류층 시물레이션을 수행할 장소로 결정할 수 있다.
- [0047] 다음으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 결정한 장소에 대하여 저류층 시물레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정할 수 있다. 구체적으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 결정한 장소, 또는 장소들 각각에 대하여 저류층 시물레이션을 수행할 수 있다. 그리고, 저류층 시물레이션을 결과로 가장 높은 장소를 추가정 위치로 결정할 수 있다.
- [0048] 추가정 위치 결정 시스템은 합성곱 신경망(CNN)에 기초한 추가정 위치 결정용 신경망(102)을 이용하여 저류층 시물레이션을 수행할 장소를 결정하고, 결정한 장소에 저류층 시물레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 저류층 시물레이션 수행 회수를 최소화하여 계산 비용을 절감할 수 있다. 또한, 추가정 위치 결정 시스템은 저류층 시물레이션 수행 회수를 최소화한 후, 정밀도가 높은 저류층 시물레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 인공 신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 이용하는 기존의 추가정 위치 결정 방법보다 추가정 위치 결정 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0049] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따라 생성되는 신경망을 도시한 도면이다.
- [0050] 본 발명의 일실시예에 따라 생성되는 신경망은 도 2에 도시된 바와 같이 컨볼루션(convolution) 스테이지(230)와 풀 커넥션(full-connection) 스테이지(240)로 구성될 수 있다.
- [0051] 컨볼루션 스테이지(230)는 도 2에 도시된 바와 같이 정적 속성(static properties) 데이터(210)를 처리하는 컨볼루션 레이어(convolutional layer)들 및 풀링 레이어(pooling layer)들과 동적 속성(dynamic properties) 데이터(220)를 처리하는 컨볼루션 레이어들 및 풀링 레이어들로 구성될 수 있다.
- [0052] 그리고, 컨볼루션 레이어들 및 풀링 레이어들은 정적 속성 데이터(210)와 동적 속성 데이터(220)에 포함된 다차원 배열의 특징을 추출할 수 있다. 예를 들어, 정적 속성 데이터(210)는 유정 관련 데이터(103)에 포함된 유체 투과도 및 공극률일 수 있다. 또한, 유정 관련 데이터(103)에 포함된 유정의 압력, 또는 오일 포화도는 시간에 따라 변경되는 데이터이므로, 동적 속성 데이터(220)로 분류될 수 있다.
- [0053] 또한, 풀 커넥션 스테이지(240)는 입력 레이어와 히든 레이어 및 출력 레이어로 구성된 풀 커넥션 레이어의 구조를 가질 수 있다.
- [0054] 컨볼루션 스테이지(230)에서 추출된 특징은 병합되어 풀 커넥션 스테이지(240)에 입력될 수 있다. 또한, 보조 정보(auxiliary information)(241)도 풀 커넥션 스테이지(240)에 입력될 수 있다.
- [0055] 예를 들어, 보조 정보(241)는 기존 정보와 추가정 간의 거리, 저류층의 경계와 추가정 사이의 거리 중 적어도 하나를 포함하는 1차원 벡터일 수 있다.

- [0056] $f_i(X_i; \theta_i^{cv})$ 를 추가정 위치 선택용 신경망의 i 번째 컨볼루션 레이어가 입력 데이터로부터 추출한 특성이라 정의하는 경우, 풀 커넥션 스테이지(240)의 연결 함수 h 는 컨볼루션 레이어에서 추출된 모든 특성과 보조 정보(241) D 를 수학식 1과 같이 결합할 수 있다.

수학식 1

- [0057]
$$Y = h([f_1(X_1; \theta_1^{cv}), \dots, f_I(X_I; \theta_I^{cv}), D]),$$

- [0058] 이때, I 는 입력 데이터의 유형의 개수일 수 있다. 예를 들어, 신경망이 도 2에 도시된 바와 같이 2가지의 입력 데이터가 컨볼루션 스테이지(230)에 입력되는 듀얼 모달 합성곱 신경망인 경우, I 는 2일 수 있다. 또한, 신경망이 도 12에 도시된 바와 같이 유체 투과도, 공극률, 압력, 및 오일 포화도를 쿼드 모달 합성곱 신경망인 경우, I 는 4일 수 있다. 이때, X_1 는 $[X_1, X_2, X_3, X_4]$ 이며, X_1 은 유체 투과도이고, X_2 는 공극률일 수

있다. 또한, X_3 은 압력이고, X_4 는 오일 포화도일 수 있다.

[0059] 따라서, 본 발명의 일실시예에 따라 생성되는 신경망의 출력 Y_{Nfc} 는 수식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수식 2

$$Y_{Nfc} = g(h([f_1(X_1; \theta_1^{cv}), \dots, f_I(X_I; \theta_I^{cv}), D]); \theta^{fc}).$$

[0060]

[0061] 이때, θ^{cv} 는 컨볼루션 스테이지(230)의 가중치 W 와 바이어스(bias) B 를 포함하며 학습 가능한 매개 변수 집합인 $(W_1^{cv}, \dots, W_{Ncv}^{cv}, B_1^{cv}, \dots, B_{Ncv}^{cv})$ 일 수 있다. 또한, θ^{fc} 는 풀 커넥션 스테이지(240)의 가중치 W 와 바이어스 B 를 포함하며 학습 가능한 매개 변수 집합인 $(W_1^{fc}, \dots, W_{Nfc-1}^{fc}, B_1^{fc}, \dots, B_{Nfc-1}^{fc})$ 일 수 있다.

[0062] 본 발명의 일실시예에 따라 생성되는 신경망은 θ^{cv} 와 θ^{fc} 를 동시에 업데이트하여 손실함수를 최소화하도록 훈련될 수 있다

[0063] 도 3은 신경망에서 사용되는 활성화 함수의 일례이다.

[0064] 신경망은 도 3에 도시된 바와 같은 네 종류의 활성화 함수를 사용하고 있다.

[0065] Sigmoid 함수(310)와 tanh(hyperbolic tangent) 함수(320)는 출력값의 최댓값이 1인 S자 형태의 함수이다. 또한, 선형 함수(330)는 입력에 비례하여 출력이 증가, 또는 감소하는 함수이며, ReLU(rectified linear unit) 함수(340)는 또한, 양수는 그대로 출력하고 음수에 대해서는 0을 출력하는 함수이다.

[0066] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망의 풀링 레이어의 동작 일례이다.

[0067] 풀링 레이어는 입력 데이터를 복수의 하위 구역(sub-region)으로 분할하고, 각각의 하위 구역을 하나의 대표값으로 축소함으로써, 데이터의 크기를 줄이고 특징을 강조할 수 있다. 예를 들어, 풀링 레이어는 하위 구역 각각에 포함된 값들 중 최대값을 대표값으로 결정하는 맥스풀링(max pooling) 기법을 사용할 수 있다.

[0068] 도 4에 도시된 실시예에서, 풀링 레이어는 입력 데이터(420)를 하위 구역(421), 하위 구역(422), 하위 구역(423), 및 하위 구역(424)으로 분할 할 수 있다. 다음으로, 풀링 레이어는 하위 구역(421)에 포함된 값들 중 최대값인 10을 하위 구역(421)의 대표값으로 결정할 수 있다. 또한, 풀링 레이어는 하위 구역(422)에 포함된 값들 중 최대값인 10을 하위 구역(421)의 대표값으로 결정할 수 있다. 그리고, 풀링 레이어는 하위 구역(423)에 포함된 값들 중 최대값인 9를 하위 구역(423)의 대표값으로 결정할 수 있다. 또한, 풀링 레이어는 하위 구역(424)에 포함된 값들 중 최대값인 6을 하위 구역(421)의 대표값으로 결정할 수 있다. 다음으로, 풀링 레이어는 대표값들로 구성된 데이터(410)를 출력할 수 있다.

[0069] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망의 컨볼루션 레이어의 동작 일례이다.

[0070] 컨볼루션 레이어는 커널(kernel)이라고도 불리는 컨볼루션 필터(filter)로 입력 데이터에서 특징을 추출하여 특징 지도(feature map)를 출력할 수 있다. 이때, 컨볼루션 필터는 컨볼루션 연산을 통해 특정한 특징이나 패턴이 입력 데이터에 존재하는지 여부를 검출하는 다차원 배열일 수 있다. 컨볼루션 필터로는 $5 \times 5 \times 5$ 또는 3×3 과 같은 정방 형태의 필터가 많이 사용되지만, 실시예에 따라 필터의 형태와 개수는 다양하게 결정될 수 있다.

[0071] 컨볼루션 필터는 필터와 동일한 크기의 영역을 입력 데이터에서 선택할 수 있다. 다음으로, 컨볼루션 필터는 선택한 영역에 요소별 곱셈(element-wise multiplication)을 수행한 후 모두 더하여 하나의 값

으로 출력할 수 있다.

- [0072] 이때, 컨볼루션 필터가 출력하는 값의 크기가 해당 영역의 특정 필터에 대한 세기이며, 필터는 입력 데이터의 전체 영역에 대해서 마치 창문이 움직이듯 동일한 작업을 반복적으로 수행할 수 있다.
- [0073] 그리고, 필터 배열 내부의 각각의 가중치 값은 풀 커넥션 스테이지(240)의 가중치 값과 마찬가지로 역전파 기법을 통해 손실 함수를 줄이는 방향으로 갱신될 수 있다.
- [0074] 도 5에 도시된 실시예에서, 컨볼루션 레이어는 6×5 크기의 입력 데이터(540) K에 3×2 크기의 컨볼루션 필터(530) W를 적용하여 4×4 크기의 특징 지도(520) Y를 출력할 수 있다. 이때, 입력 데이터(540)에서 컨볼루션 필터(530)에 입력된 값들(1,2,3,2,0,1)은 컨볼루션 필터의 값(2,0,-2,1,0,1)과 도 5에 도시된 바와 같은 연산을 통하여 -1로 변환될 수 있다.
- [0075] 그리고, 특징 지도(520) Y에 포함된 음수값들은 ReLU 함수를 통하여 0으로 변환되므로, 컨볼루션 레이어는 데이터(510)를 출력할 수 있다.
- [0076] 도 6은 본 발명의 실시예에 따라 구축된 합성곱 신경망의 레이어들 각각에서 추출되는 특징 맵의 일례이다.
- [0077] 먼저 입력 데이터(610)가 신경망에 입력될 수 있다. 예를 들어, 입력 데이터(610)는 유정이 중심에 위치하며, 저류층을 관통하는 경우, 5개의 층으로부터 획득된 공극률 데이터 세트일 수 있다.
- [0078] 이때, 컨볼루션 레이어는 입력 데이터(610)에서 특징들을 추출하여 도 6에 도시된 바와 같은 특징 맵(620)을 출력할 수 있다. 또한, 특징 맵(620)의 크기는 제로 패딩을 사용한 입력 데이터(610)의 크기와 동일할 수 있다.
- [0079] 다음으로, 풀링 레이어는 특징들을 확장함으로써, 크기가 감소된 특징 맵(630)을 출력할 수 있다. 이때, 특징 맵(630)은 특징 맵(620)에 비하여 높은 유체 투과도를 보이는 영역의 폭이 넓어질 수 있다.
- [0080] 도 7은 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 정적 속성 분포의 일례이다. 구체적으로, 도 7은 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 채널 인덱스(710), 유체 투과도 분포(720) 및 공극률 분포(730)의 일례를 도시한다. 이때, 15md는 셰일 배경과 모래 채널을 구별하기 위한 임계 값이며, x 및 y 방향의 그리드 블록 수는 각각 220 개와 60 개일 수 있다.
- [0081] 또한, 저류층 모델에 대한 공극률 및 투과성의 통계 매개 변수는 표 1에 도시된 바와 같을 수 있다.

표 1

Static reservoir property		Minimum	Maximum	Mean	Median	Standard deviation
Total	Porosity (fraction)	0.010	0.400	0.127	0.102	0.093
	Permeability (md)	9.8×10^{-4}	2.0×10^5	230.772	0.257	1,134
Sand Facies	Porosity (fraction)	0.010	0.400	0.234	0.233	0.066
	Permeability (md)	15.010	2.0×10^5	712.197	209.872	1,906
Shale Facies	Porosity (fraction)	0.010	0.400	0.075	0.070	0.050
	Permeability (md)	0.010	14.995	0.427	0.124	1.501

- [0082]
- [0083] 이때, 셰일 배경의 평균 유체 투과도는 1.0md 미만이고, 로그 유체 투과도와 공극률 사이의 상관 계수는 0.78일 수 있다. 또한, 초기 오일 포화도는 0.80이고, 수평 유체 투과도는 등방성이며 수직 유체 투과도와 수평 유체 투과도의 비율은 0.1일 수 있다.
- [0084] 도 8은 채널화된 저류층 모델에서 기존 유정의 10년 오일 생산 프로파일의 일례이다.
- [0085] 도 8의 그래프(810)은 채널화된 저류층 모델에서 10년간의 오일 생산량(Oil rate) 및 누적 오일 생산량(Cumulative oil)일 수 있다. 또한, 도 8의 그래프(820)은 채널화된 저류층 모델에서 10년간의 물 생산량(Water cut) 및 누적 물 생산량(Cumulative Water)일 수 있다.
- [0086] 도 9는 기존 유정에서 10년 동안 오일을 생산한 후, 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 동적 속성 분포의 일례이다.
- [0087] 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 동적 속성 분포 중 압력의 전파가 오일 포화도의 변화보다 빠를 수 있다. 따라서, 도 9에 도시된 바와 같이 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 압력 분포(910)와 채널화된 저류층 모델의 세컨드 레이어에 대한 오일 포화도(920)가 서로 다른 형상을 가질 수 있다.
- [0088] 그러므로, 추가정 위치 결정용 신경망(102)는 동적 속성 데이터 중 하나를 입력받는 것이 아니라 압력 및 오일

포화도를 모두 입력받아 처리함으로써, 압력 및 오일 포화도를 모두 고려하여 추가정 위치를 결정할 수 있다.

[0089] 도 10은 인공 신경망 구조의 일례이다.

[0090] 종래의 추가정 위치 결정 방법에서 사용하는 인공 신경망(ANN: artificial neural network)은 도 10에 도시된 바와 같이 5 개의 풀 커넥션 레이어로 구성되며, 유체 투과도(permeability)와 보조 데이터(Aux. Input)를 입력 받을 수 있다. 이때, 보조 데이터는 유정으로 결정 가능한 위치와 북쪽, 남쪽, 동쪽 또는 서쪽의 저류층 경계 사이의 거리 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 따라서, ANN에 입력되는 정보의 크기는 $2,210 = 21 \times 21 \times 5$ (유체 투과도의 그리드 블록 수) + 5×1 (보조 데이터 포인트 수)일 수 있다.

[0091] 도 11은 본 발명의 일실시예에 따라 구축된 싱글 모달 합성곱 신경망의 일례이다.

[0092] 본 발명의 일실시예에 따라 합성곱 신경망(CNN)을 사용하여 생성된 신경망은 도 11에 도시된 바와 같이 4개의 컨볼루션 레이어, 2 개의 풀링 레이어, 플레트닝(flattening) 레이어, 연결(concatenating) 레이어 및 5 개의 풀 커넥션 레이어로 구성될 수 있다.

[0093] 이때, 컨볼루션 레이어들 각각에서의 연산은 컨볼루션 레이어 내부에 표시된 바와 같을 수 있다. 구체적으로, 컨볼루션 레이어 내부의 화살표(→)의 왼쪽 항목은 컨볼루션 필터의 정보이고, 화살표의 오른쪽 항목은 출력 데이터의 정보일 수 있다.

[0094] 즉, 첫 번째 컨볼루션 레이어에서는 $21 \times 21 \times 5$ 의 입력 데이터에 100개의 $10 \times 10 \times 5$ 크기의 필터와 제로패딩(zero-padding)이 적용되어 100개의 $21 \times 21 \times 5$ 의 출력 데이터를 출력할 수 있다. 그리고 컨볼루션 레이어의 출력 데이터는 다음 레이어의 입력 데이터로 사용되며, 컨볼루션 레이어의 입력 데이터와 출력 데이터는 공간적 차원과 스펙트럼 차원을 가질 수 있다.

[0095] 예를 들어 $400 (= 20 \times 20)$ 픽셀의 RGB 이미지의 경우, 공간적 차원은 이미지의 크기인 20×20 이며, Red, Green, Blue 채널이 모여 하나의 이미지를 나타내기 때문에 스펙트럼 차원은 3일 수 있다.

[0096] 입력 데이터로 사용하는 유체 투과도와 같은 물성은 그레이 스케일과 같이 채널이 하나이므로 1의 스펙트럼 차원을 가질 수 있다. 또한, 출력 데이터는 해당 레이어의 컨볼루션 필터의 수만큼 스펙트럼 차원을 가지게 될 수 있다.

[0097] 예를 들어, 세 번째 컨볼루션 레이어의 출력 데이터는 $5 \times 5 \times 1$ 의 공간적 차원과 100의 스펙트럼 차원을 가지므로 플레트닝 레이어에서 2500×1 의 1차원 배열로 변환될 수 있다.

[0098] 도 12는 본 발명의 일실시예에 따라 구축된 쿼드 모달 합성곱 신경망의 일례이다.

[0099] 쿼드 모달 합성곱 신경망은 도 12에 도시된 바와 같이 유체 투과도(permeability)를 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망, 공극률(porosity)을 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망, 압력(pressure)을 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망, 오일 포화도(oil saturation)를 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들 각각이 추출한 특징들을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성될 수 있다.

[0100] 도 13은 본 발명의 일실시예에 따른 신경망에서 학습에 따른 손실 함수의 변화 일례들이다.

[0101] 그래프(1310)은 싱글 모달 인공 신경망에서 훈련(Training) 및 검증(validation) 과정의 수행에 따른 손실 함수의 변화이고, 그래프(1320)은 추가정 위치 결정용 신경망이 싱글 모달 합성곱 신경망인 경우, 훈련(Training) 및 검증(validation) 과정의 수행에 따른 손실 함수의 변화일 수 있다.

[0102] 그래프(1330)은 쿼드 모달 인공 신경망에서 훈련(Training) 및 검증(validation) 과정의 수행에 따른 손실 함수의 변화이고, 그래프(1340)은 추가정 위치 결정용 신경망이 쿼드 모달 합성곱 신경망인 경우, 훈련(Training) 및 검증(validation) 과정의 수행에 따른 손실 함수의 변화일 수 있다.

[0103] 도 13에 도시된 바와 같이 인공 신경망들은 합성곱 신경망에 비하여 작은 훈련 오류에도 불구하고, 손실 함수의 증가에 따라 과적합이 발생할 수 있다.

[0104] 도 14는 본 발명의 일실시예에 따른 신경망의 손실 함수 및 결정 계수와 종래의 인공 신경망의 손실 함수 및 결정 계수를 비교한 결과의 일례이다.

[0105] 그래프(1410)은 유체 투과도(permeability) k , 공극률(porosity) Φ , 압력(pressure) P , 및 오일 포화도(oil

saturation) So 중 하나씩을 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망(CNN)들과 상기 데이터들 중 2개씩을 입력받는 듀얼 모달 합성곱 신경망들 및 4개의 데이터를 모두 입력받는 쿼드 모달 합성곱 신경망들의 손실 함수들을 도시하고 있다. 또한, 그래프(1410)에는 동일한 정보를 입력받는 인공 신경망(ANN)들의 손실 함수들도 도시되어 있다.

- [0106] 그래프(1420)은 그래프(1410)에 도시된 바와 같은 싱글 모달 합성곱 신경망(CNN)들과 듀얼 모달 합성곱 신경망들, 쿼드 모달 합성곱 신경망 및 동일한 정보를 입력받는 인공 신경망(ANN)들의 결정 계수를 도시하고 있다.
- [0107] 그래프(1410) 및 그래프(1420)에 따르면 싱글 모달 합성곱 신경망(CNN)들과 듀얼 모달 합성곱 신경망들은 동일 조건의 인공 신경망보다 성능이 높을 수 있다.
- [0108] 도 15는 종래의 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량의 일례이다.
- [0109] 오일 생산량 맵(1510)은 유체 투과도를 입력받는 싱글 모달 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다. 또한, 오일 생산량 맵(1520)은 오일 포화도를 입력받는 싱글 모달 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0110] 오일 생산량 맵(1530)은 유체 투과도와 오일 포화도를 입력받는 듀얼 모달 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다. 또한, 오일 생산량 맵(1540)은 유체 투과도, 공극률, 압력, 및 오일 포화도를 입력받는 쿼드 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0111] 도 16은 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량의 일례이다.
- [0112] 오일 생산량 맵(1610)은 추가정 위치 결정용 신경망이 유체 투과도를 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0113] 오일 생산량 맵(1620)은 추가정 위치 결정용 신경망이 오일 포화도를 입력받는 싱글 모달 합성곱 신경망인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0114] 오일 생산량 맵(1630)은 추가정 위치 결정용 신경망이 유체 투과도와 오일 포화도를 입력받는 듀얼 모달 합성곱 신경망인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0115] 오일 생산량 맵(1640)은 추가정 위치 결정용 신경망이 유체 투과도, 공극률, 압력, 및 오일 포화도를 입력받는 쿼드 모달 합성곱 신경망인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0116] 도 15와 도 16에 도시된 오일 생산량 맵들을 비교하면, 도 16에 도시된 오일 생산량 맵들이 도 15에 도시된 오일 생산량 맵들보다 장소들 간의 유사성, 또는 연관 관계를 용이하게 확인할 수 있다.
- [0117] 도 17은 종래의 인공신경망과 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량과 참조 정보의 비교 일례이다.
- [0118] 오일 생산량 맵(1710)은 결과 확인을 위하여 모든 장소에 저류층 시뮬레이션을 수행하여 생성한 참조용 맵이고, 오일 생산량 맵(1720)은 쿼드 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0119] 또한, 오일 생산량 맵(1730)은 추가정 위치 결정용 신경망이 유체 투과도, 공극률, 압력, 및 오일 포화도를 입력받는 쿼드 모달 합성곱 신경망인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량으로 생성한 맵일 수 있다.
- [0120] 이때, 오일 생산량 맵(1710)과 오일 생산량 맵(1730) 간의 차이는 상대 오차 ε 로 정량화되며, 수학적식 3과 같이 표시할 수 있다.

수학적식 3

$$\varepsilon = |d^{NN} - d^{sim}| / d^{sim} \times 100 (\%)$$

[0121]

[0122] 이때, d^{NN} 은 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량이고, d^{sim} 은 저류층 시뮬레이션을 사용하

여 생성한 오일 생산량일 수 있다.

- [0123] 도 18은 종래의 인공신경망과 본 발명의 일실시예에 따른 합성곱 신경망을 예측한 오일 생산량 및 누적 오일 생산량의 일례이다.
- [0124] 그래프(1810)는 추가정 위치별 오일 생산량에 대하여 내림차순으로 설정한 랭크 중 상위 랭크, 중간 랭크 및 하위 랭크들 각각에 대하여 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량(Oil rate), 및 누적 오일 생산량(Cum)일 수 있다.
- [0125] 그래프(1820)는 추가정 위치별 오일 생산량에 대하여 내림차순으로 설정한 랭크 중 상위 랭크, 중간 랭크 및 하위 랭크들 각각에 대하여 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량 (Oil rate), 및 누적 오일 생산량(Cum)일 수 있다.
- [0126] 그래프(1810)과 그래프(1820)을 비교하면, 그래프(1810)의 대역폭이 그래프(1820)의 대역폭보다 좁을 수 있다. 즉, 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량은 인공 신경망을 이용하여 예측한 오일 생산량보다 상대 오차가 적을 수 있다.
- [0127] 도 19는 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정용 신경망 학습 방법을 도시한 플로우차트이다.
- [0128] 단계(1910)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 임의의 위치, 또는 사용자가 결정한 위치에 저류층 시뮬레이션을 수행하여 학습 데이터(101)를 수집할 수 있다. 이때, 학습 데이터(101)에 포함된 데이터들은 학습 세트(training set), 검증 세트(validation set), 및 시험 세트(test set)로 분류될 수 있다.
- [0129] 단계(1920)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 합성곱 신경망을 사용하여 신경망을 생성할 수 있다. 예를 들어, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)가 생성한 신경망은, 복수의 컨볼루션 레이어들과 풀링 레이어들, 플레트닝 레이어 및 풀 커넥션 레이어들로 구성된 싱글 모달 합성곱 신경망일 수 있다. 또한, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)가 생성한 신경망은, 정적 속성 데이터로부터 정적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망, 및 동적 속성 데이터로부터 동적 속성 특징을 추출하는 싱글 모달 합성곱 신경망의 컨볼루션 분기들을 병렬적으로 연결한 듀얼 모달 합성곱 신경망일 수도 있다. 그리고, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서가 생성한 신경망은, 정적 속성 데이터를 입력받는 제1 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제1 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 정적 속성 데이터를 입력받는 제2 싱글 모달 합성곱 신경망, 동적 속성 데이터를 입력받는 제3 싱글 모달 합성곱 신경망, 상기 제3 싱글 모달 합성곱 신경망과 서로 다른 동적 속성 데이터를 입력받는 제4 싱글 모달 합성곱 신경망, 싱글 모달 합성곱 신경망들의 출력을 연결시키는 연결(concatenate) 레이어, 및 상기 연결 레이어의 출력을 연산하는 풀 커넥션 레이어들로 구성된 쿼드 모달 합성곱 신경망일 수도 있다. 예를 들어, 제1 싱글 모달 합성곱 신경망은 유체 투과도를 입력받고, 제2 싱글 모달 합성곱 신경망은 공극률을 입력받을 수 있다. 또한, 제3 싱글 모달 합성곱 신경망은 압력을 입력받고, 제4 싱글 모달 합성곱 신경망은 오일 포화도를 입력받을 수 있다.
- [0130] 단계(1930)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)의 프로세서는 학습 데이터(101)를 이용하여 신경망을 학습할 수 있다.
- [0131] 단계(1940)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 단계(1020)에서 구축한 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는지 여부를 확인할 수 있다.
- [0132] 그리고, 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 학습 데이터(101)에 포함된 테스트 세트를 이용하여 신경망의 성능을 검증할 수 있다. 또한, 신경망의 성능이 기준 성능 이하이거나, 검증에 실패하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하고 검증을 통과할 때까지 학습 데이터(101)에 포함된 학습 세트를 이용하여 단계(1930)을 반복 수행하여 신경망을 반복 학습할 수 있다.
- [0133] 이때, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 레이어 수, 각 레이어의 노드 수, 컨볼루션 필터의 수와 크기와 같은 다양한 하이퍼 매개 변수를 변경하며 신경망을 재 구축할 수 있다.
- [0134] 그리고, 신경망의 성능이 기준 성능을 초과하고, 검증에 성공하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 단계(1950)을 수행할 수 있다.
- [0135] 단계(1950)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 단계(1920)에서 구축한 신경망, 또는 단계(1930)에서 학습한 신경망을 이용하여 추가정의 후보 위치별 오일 생산량을 예측할 수 있다. 이때, 추가정의 후보 위

치는 추가정을 시추할 후보가 되는 위치일 수 있다.

- [0136] 단계(1960)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과를 비교하여 상관 관계를 확인할 수 있다.
- [0137] 단계(1970)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 추가정 위치별 오일 생산량과 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는지 여부를 확인할 수 있다.
- [0138] 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값 이하인 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 단계(1980)를 수행할 수 있다. 반면, 후보 위치별 오일 생산량 및 저류층 시물레이션을 수행한 결과 간의 상대 오차가 임계값을 초과하는 경우, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 단계(1920)를 수행함으로써, 신경망을 재교육할 수 있다.
- [0139] 단계(1980)에서 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 신경망을 추가정 위치 결정용 신경망으로 결정할 수 있다. 그리고, 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)는 결정된 추가정 위치 결정용 신경망을 추가정 위치 결정 장치(120)로 전송할 수 있다.
- [0140] 도 20은 본 발명의 일실시예에 따른 추가정 위치 결정 방법을 도시한 플로우차트이다.
- [0141] 단계(2010)에서 추가정 위치 결정 장치(120)는 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치(110)로부터 합성곱 신경망을 사용하여 생성된 추가정 위치 결정용 신경망을 수신할 수 있다.
- [0142] 단계(2020)에서 추가정 위치 결정 장치(120)는 유정 관련 데이터를 입력받을 수 있다. 예를 들어, 유정 관련 데이터는 유체 투과도(permeability), 공극률(porosity), 압력(pressure) 및 오일 포화도(oil saturation) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0143] 단계(2030)에서 추가정 위치 결정 장치(120)는 단계(2010)에서 수신한 추가정 위치 결정용 신경망을 이용하여 추가정 위치별 오일 생산량을 예측할 수 있다.
- [0144] 단계(2040)에서 추가정 위치 결정 장치(120)는 단계(2030)에서 예측한 추가정의 후보 위치별 오일 생산량에 따라 저류층 시물레이션을 수행할 장소를 결정할 수 있다. 구체적으로, 추가정 위치 결정 장치(120)는 오일 생산량이 가장 높은 후보 위치, 또는 내림차순으로 정렬한 오일 생산량이 기 설정된 상위 랭크 이상인 후보 위치들을 저류층 시물레이션을 수행할 장소로 결정할 수 있다.
- [0145] 단계(2050)에서 추가정 위치 결정 장치(120)는 단계(2040)에서 결정한 장소에 대하여 저류층 시물레이션을 수행하여 추가정 위치를 결정할 수 있다. 구체적으로, 추가정 위치 결정 장치(120)의 프로세서는 결정한 장소, 또는 장소들 각각에 대하여 저류층 시물레이션을 수행할 수 있다. 그리고, 저류층 시물레이션의 결과가 가장 높은 장소를 추가정 위치로 결정할 수 있다.
- [0146] 본 발명은 합성곱 신경망(CNN)에 기초한 추가정 위치 결정용 신경망(102)을 이용하여 저류층 시물레이션을 수행할 장소를 결정하고, 결정한 장소에 저류층 시물레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 저류층 시물레이션 수행 회수를 최소화하여 계산 비용을 절감할 수 있다.
- [0147] 또한, 본 발명은 저류층 시물레이션 수행 회수를 최소화한 후, 정밀도가 높은 저류층 시물레이션을 수행한 결과에 따라 추가정 위치를 결정함으로써, 인공 신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 이용하는 기존의 추가정 위치 결정 방법보다 추가정 위치 결정 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0148] 한편, 본 발명에 따른 추가정 위치 결정 장치 또는 추가정 위치 결정 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 프로그램으로 작성되어 마그네틱 저장매체, 광학적 판독매체, 디지털 저장매체 등 다양한 기록 매체로도 구현될 수 있다.
- [0149] 본 명세서에 설명된 각종 기술들의 구현들은 디지털 전자 회로조직으로, 또는 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어로, 또는 그들의 조합들로 구현될 수 있다. 구현들은 데이터 처리 장치, 예를 들어 프로그램가능 프로세서, 컴퓨터, 또는 다수의 컴퓨터들의 동작에 의한 처리를 위해, 또는 이 동작을 제어하기 위해, 컴퓨터 프로그램 제품, 예를 들어 기계 판독가능 저장 장치(컴퓨터 판독가능 매체)에서 유형적으로 구체화된 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수 있다. 상술한 컴퓨터 프로그램(들)과 같은 컴퓨터 프로그램은 컴파일된 또는 인터프리트된 언어들, 예를 들어 임의의 형태의 프로그래밍 언어로 기록될 수 있고, 독립형 프로그램으로서 또는 모듈, 구성요소, 서브루틴, 또는 컴퓨팅 환경에서의 사용에 적절한 다른 유닛으로서 포함하는 임의의 형태로 전개될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 하나의 사이트에서 하나의 컴퓨터 또는 다수의 컴퓨터들 상에서 처리되도록 또는 다수의 사이

트들에 걸쳐 분배되고 통신 네트워크에 의해 상호 연결되도록 전개될 수 있다.

[0150] 컴퓨터 프로그램의 처리에 적절한 프로세서들은 예로서, 범용 및 특수 목적 마이크로프로세서들 둘 다, 및 임의의 종류의 디지털 컴퓨터의 임의의 하나 이상의 프로세서들을 포함한다. 일반적으로, 프로세서는 판독 전용 메모리 또는 랜덤 액세스 메모리 또는 둘 다로부터 명령어들 및 데이터를 수신할 것이다. 컴퓨터의 요소들은 명령어들을 실행하는 적어도 하나의 프로세서 및 명령어들 및 데이터를 저장하는 하나 이상의 메모리 장치들을 포함할 수 있다. 일반적으로, 컴퓨터는 데이터를 저장하는 하나 이상의 대량 저장 장치들, 예를 들어 자기, 자기-광 디스크들, 또는 광 디스크들을 포함할 수 있거나, 이것들로부터 데이터를 수신하거나 이것들에 데이터를 송신하거나 또는 양쪽으로 되도록 결합될 수도 있다. 컴퓨터 프로그램 명령어들 및 데이터를 구체화하는데 적절한 정보 캐리어들은 예로서 반도체 메모리 장치들, 예를 들어, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM(Compact Disk Read Only Memory), DVD(Digital Video Disk)와 같은 광 기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-Optical Media), 롬(ROM, Read Only Memory), 램(RAM, Random Access Memory), 플래시 메모리, EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM) 등을 포함한다. 프로세서 및 메모리는 특수 목적 논리 회로조직에 의해 보충되거나, 이에 포함될 수 있다.

[0151] 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용매체일 수 있고, 컴퓨터 저장매체를 모두 포함할 수 있다.

[0152] 본 명세서는 다수의 특정한 구현물의 세부사항들을 포함하지만, 이들은 어떠한 발명이나 청구 가능한 것의 범위에 대해서도 제한적인 것으로서 이해되어서는 안되며, 오히려 특정한 발명의 특정한 실시형태에 특유할 수 있는 특징들에 대한 설명으로서 이해되어야 한다. 개별적인 실시형태의 문맥에서 본 명세서에 기술된 특정한 특징들은 단일 실시형태에서 조합하여 구현될 수도 있다. 반대로, 단일 실시형태의 문맥에서 기술한 다양한 특징들 역시 개별적으로 혹은 어떠한 적절한 하위 조합으로도 복수의 실시형태에서 구현 가능하다. 나아가, 특징들이 특정한 조합으로 동작하고 초기에 그와 같이 청구된 바와 같이 묘사될 수 있지만, 청구된 조합으로부터의 하나 이상의 특징들은 일부 경우에 그 조합으로부터 배제될 수 있으며, 그 청구된 조합은 하위 조합이나 하위 조합의 변형물로 변경될 수 있다.

[0153] 마찬가지로, 특정한 순서로 도면에서 동작들을 묘사하고 있지만, 이는 바람직한 결과를 얻기 위하여 도시된 그 특정한 순서나 순차적인 순서대로 그러한 동작들을 수행하여야 한다거나 모든 도시된 동작들이 수행되어야 하는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정한 경우, 멀티태스킹과 병렬 프로세싱이 유리할 수 있다. 또한, 상술한 실시형태의 다양한 장치 컴포넌트의 분리는 그러한 분리를 모든 실시형태에서 요구하는 것으로 이해되어서는 안되며, 설명한 프로그램 컴포넌트와 장치들은 일반적으로 단일의 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다중 소프트웨어 제품에 패키징 될 수 있다는 점을 이해하여야 한다.

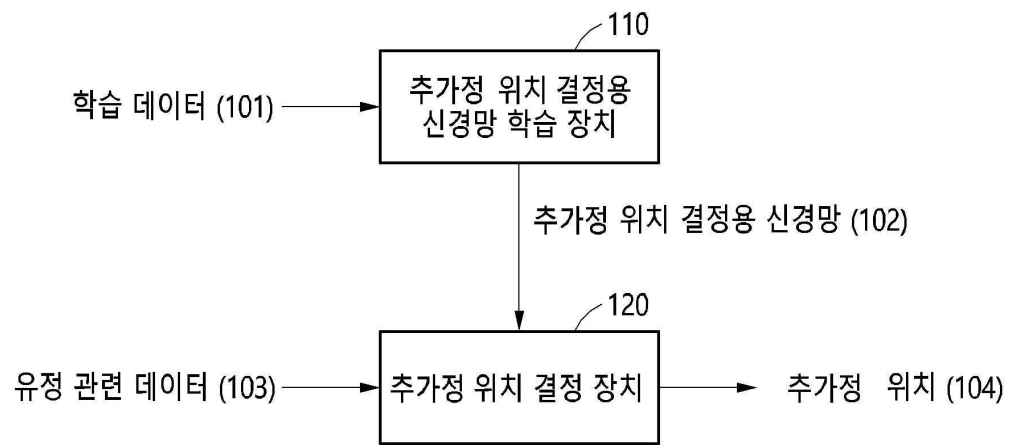
[0154] 한편, 본 명세서와 도면에 개시된 본 발명의 실시 예들은 이해를 돕기 위해 특정 예를 제시한 것에 지나지 않으며, 본 발명의 범위를 한정하고자 하는 것은 아니다. 여기에 개시된 실시 예들 이외에도 본 발명의 기술적 사상에 바탕을 둔 다른 변형 예들이 실시 가능하다는 것은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 자명한 것이다.

부호의 설명

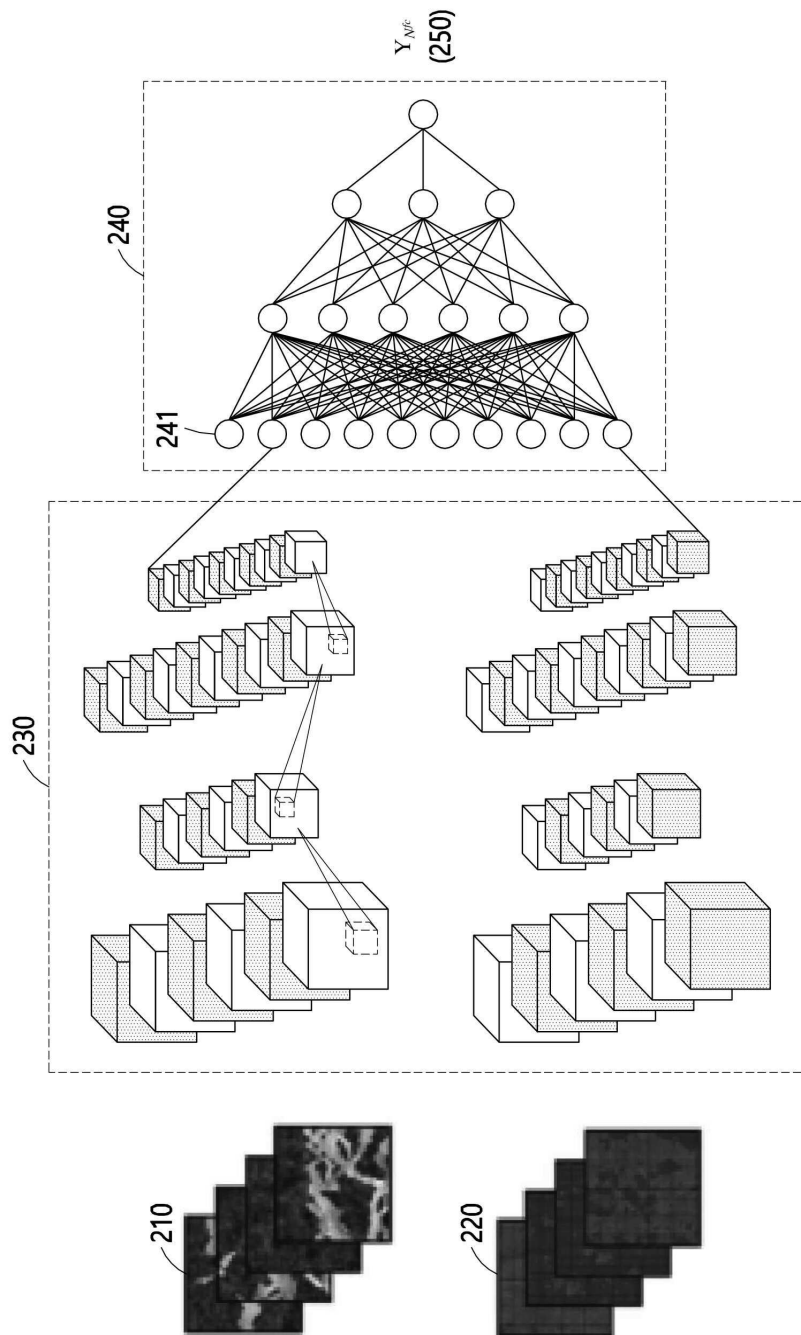
- [0155] 110: 추가정 위치 결정용 신경망 학습 장치
120: 추가정 위치 결정 장치

도면

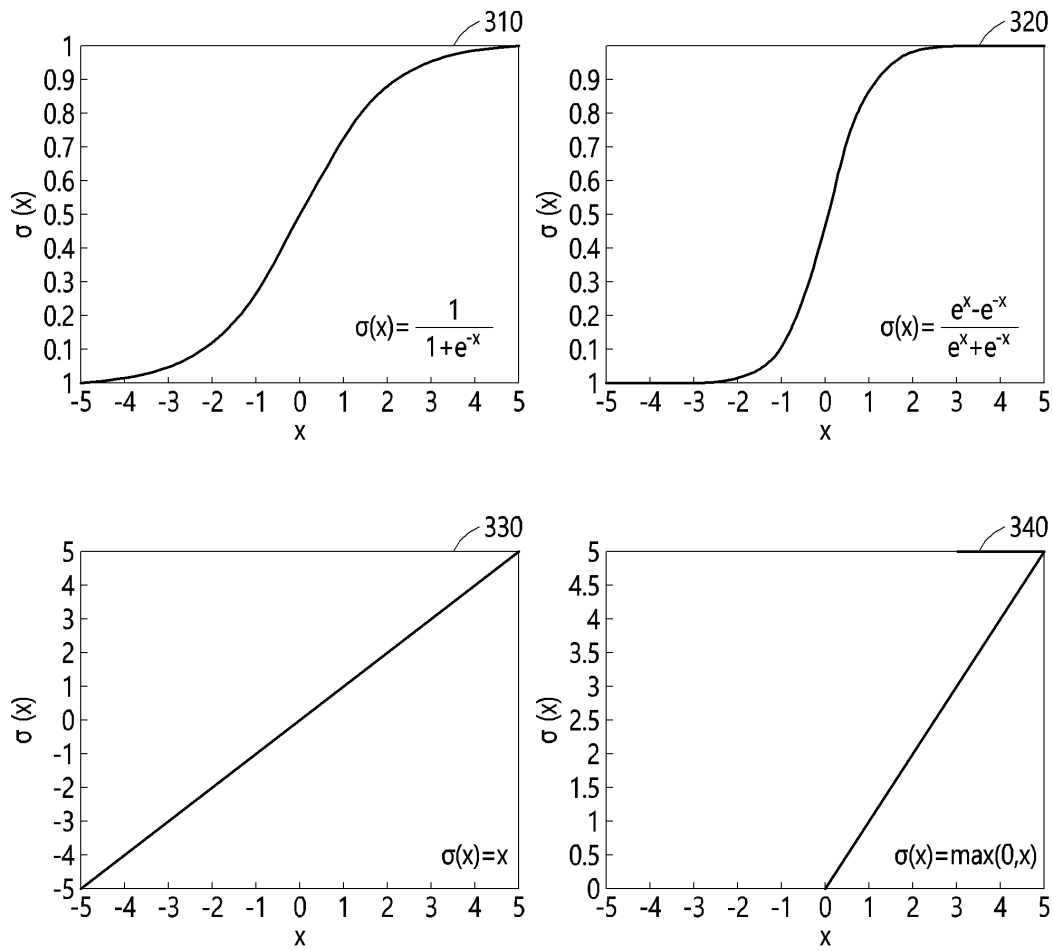
도면1



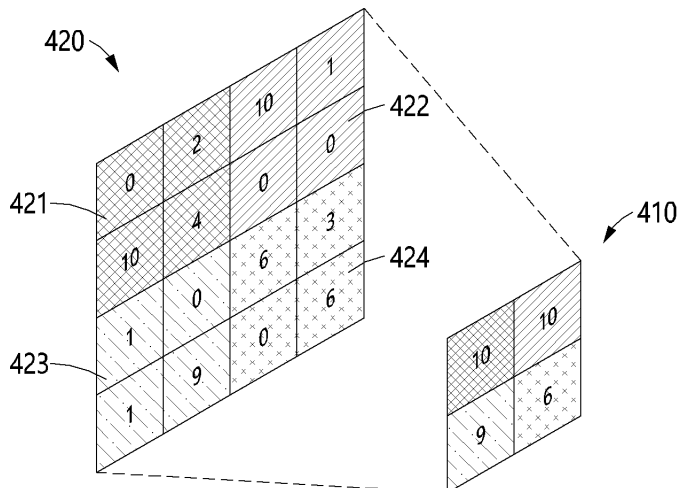
도면2



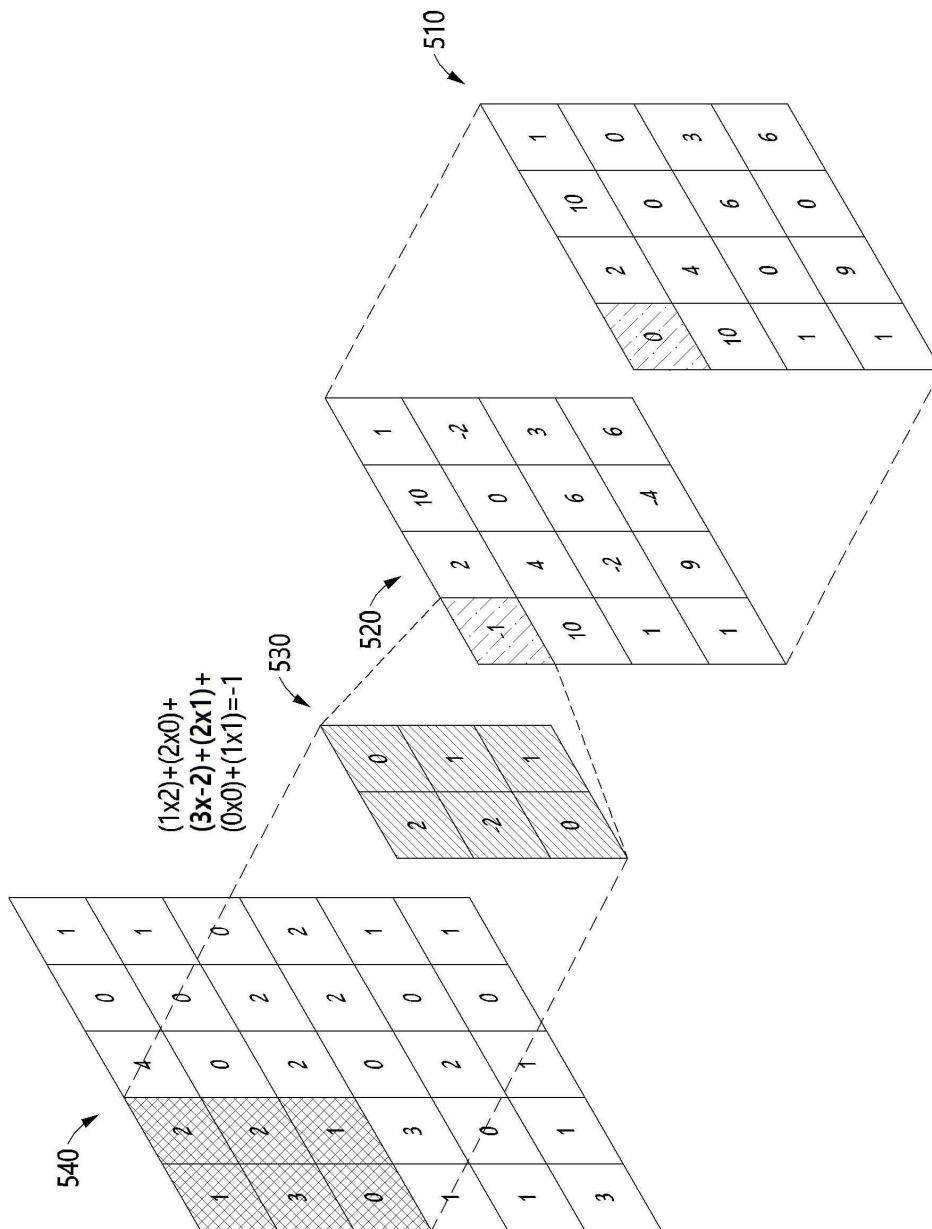
도면3



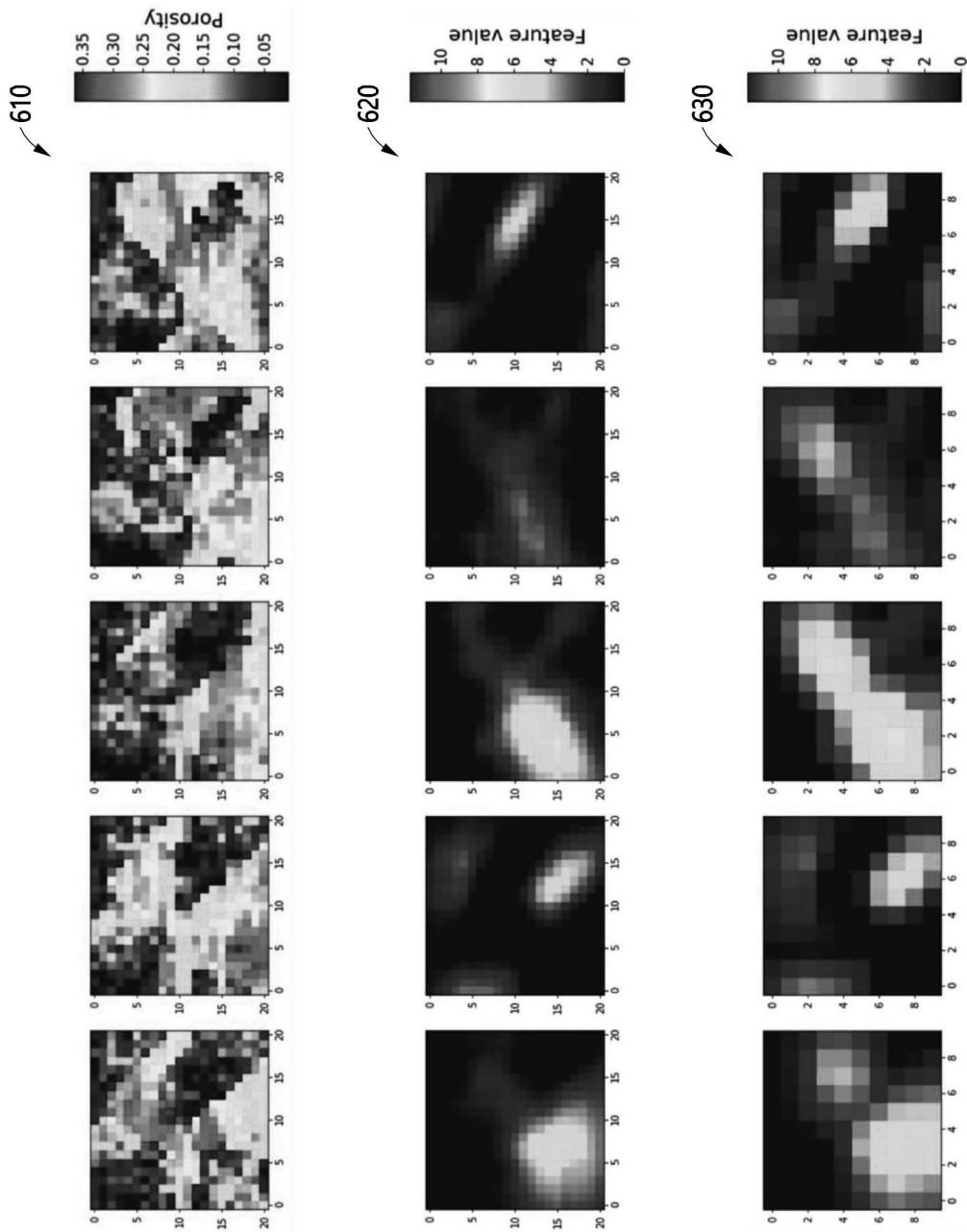
도면4



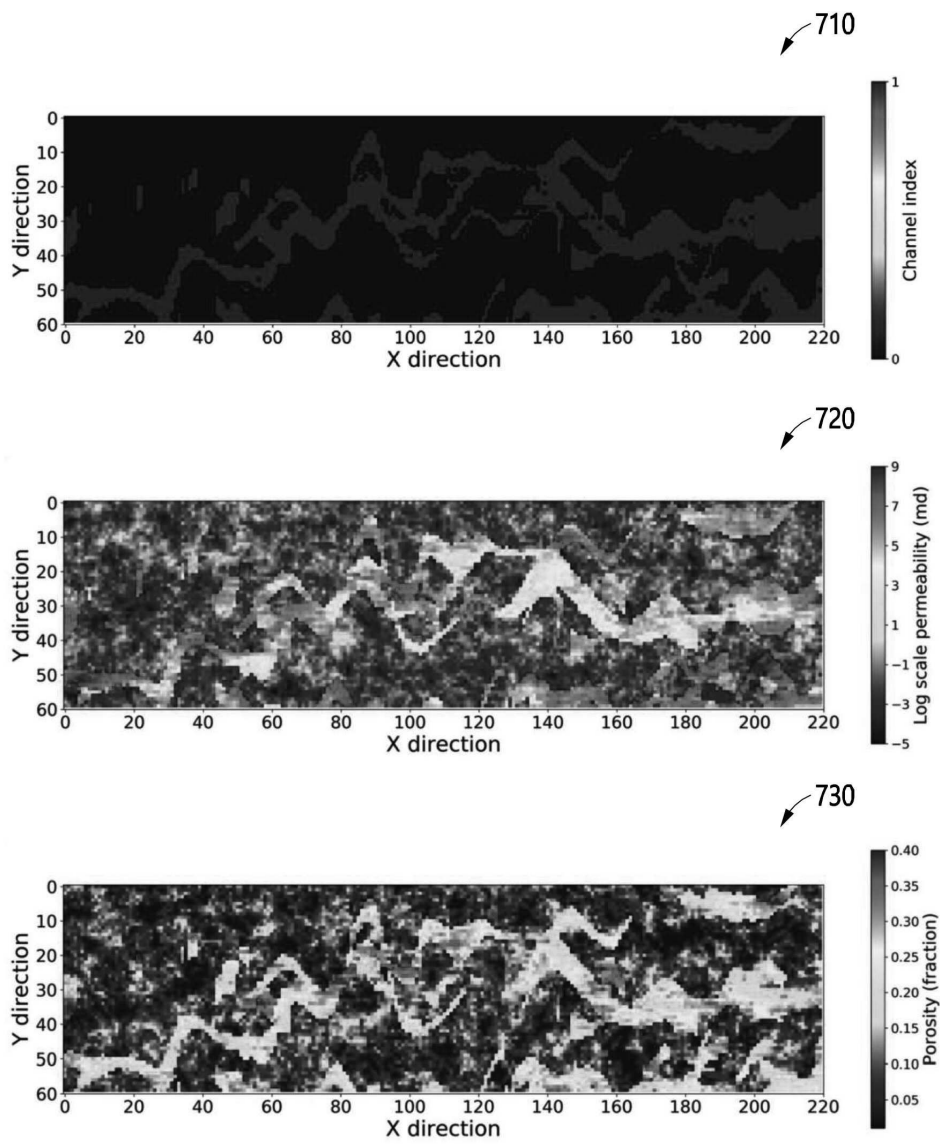
도면5



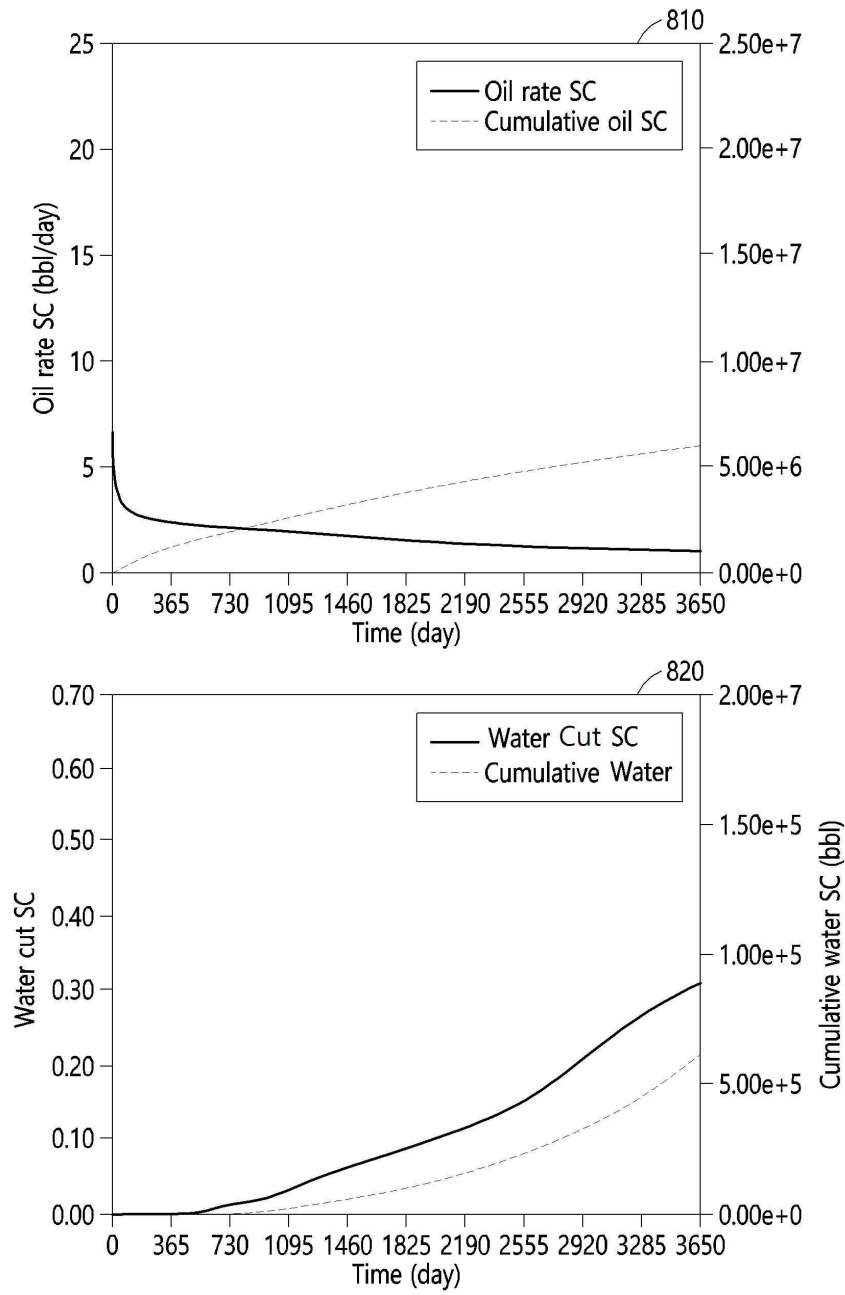
도면6



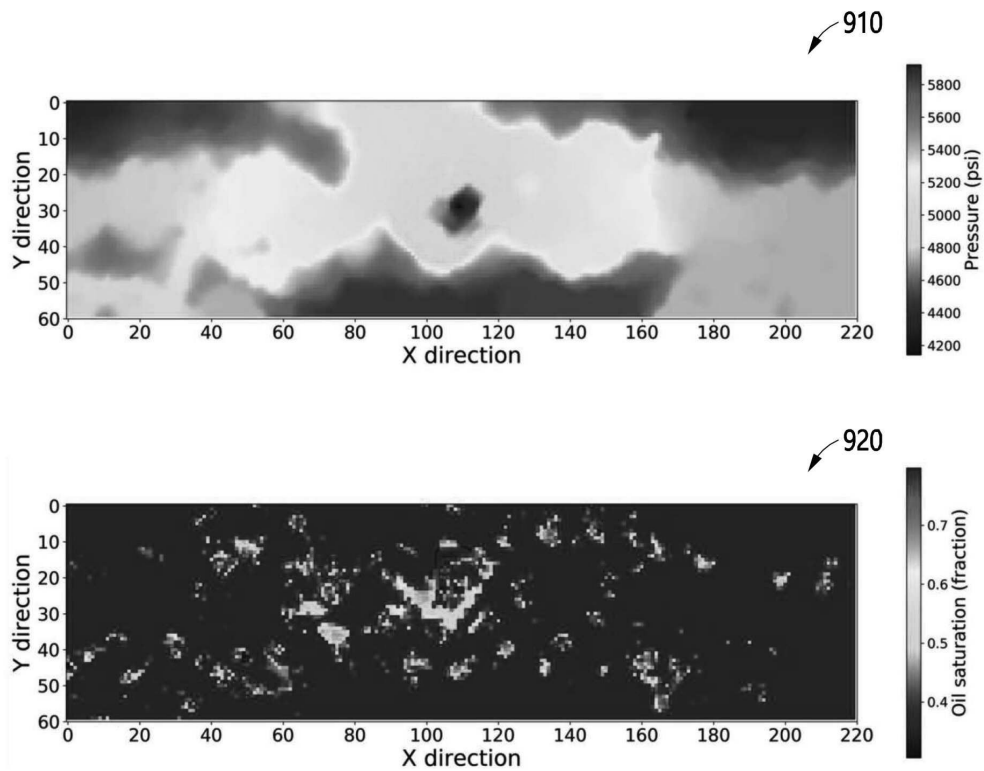
도면7



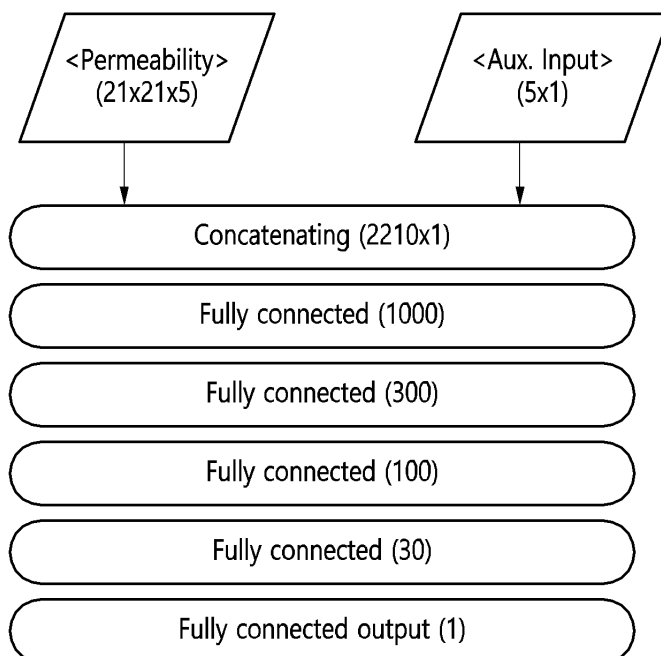
도면8



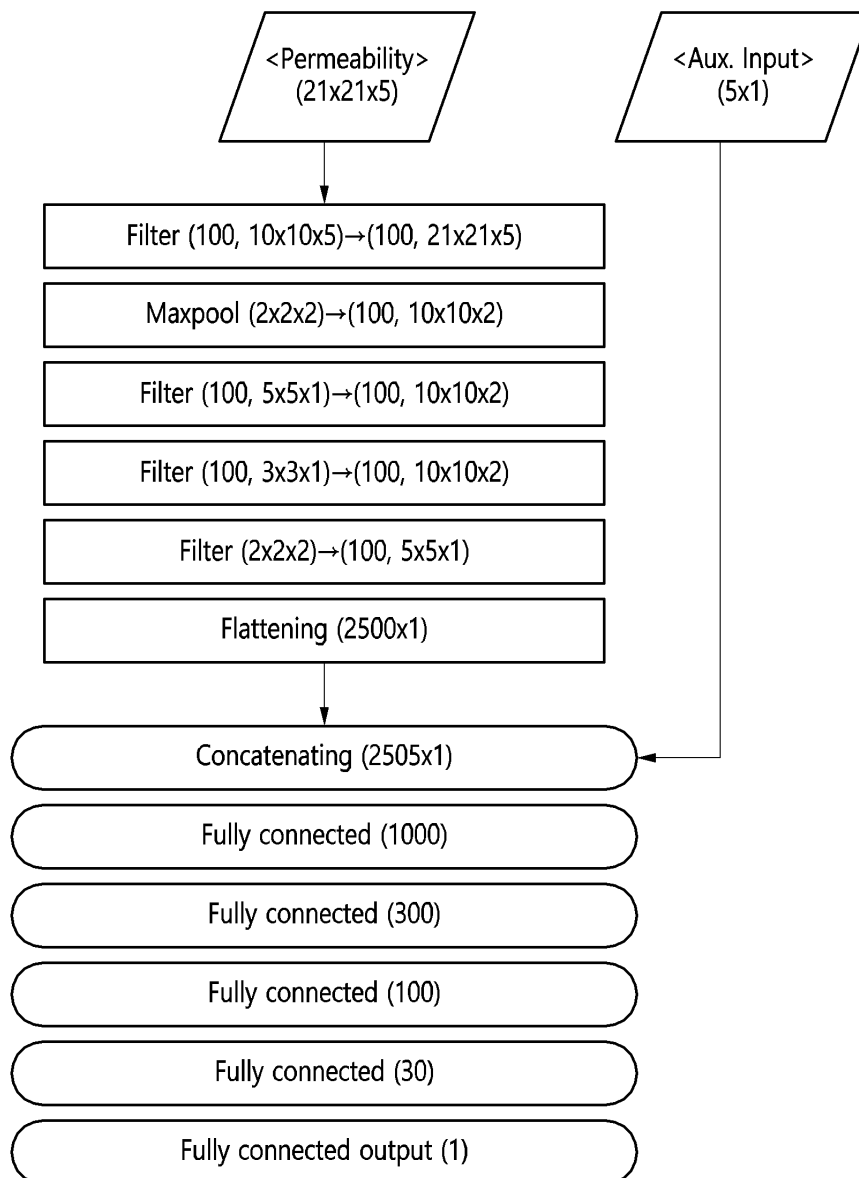
도면9



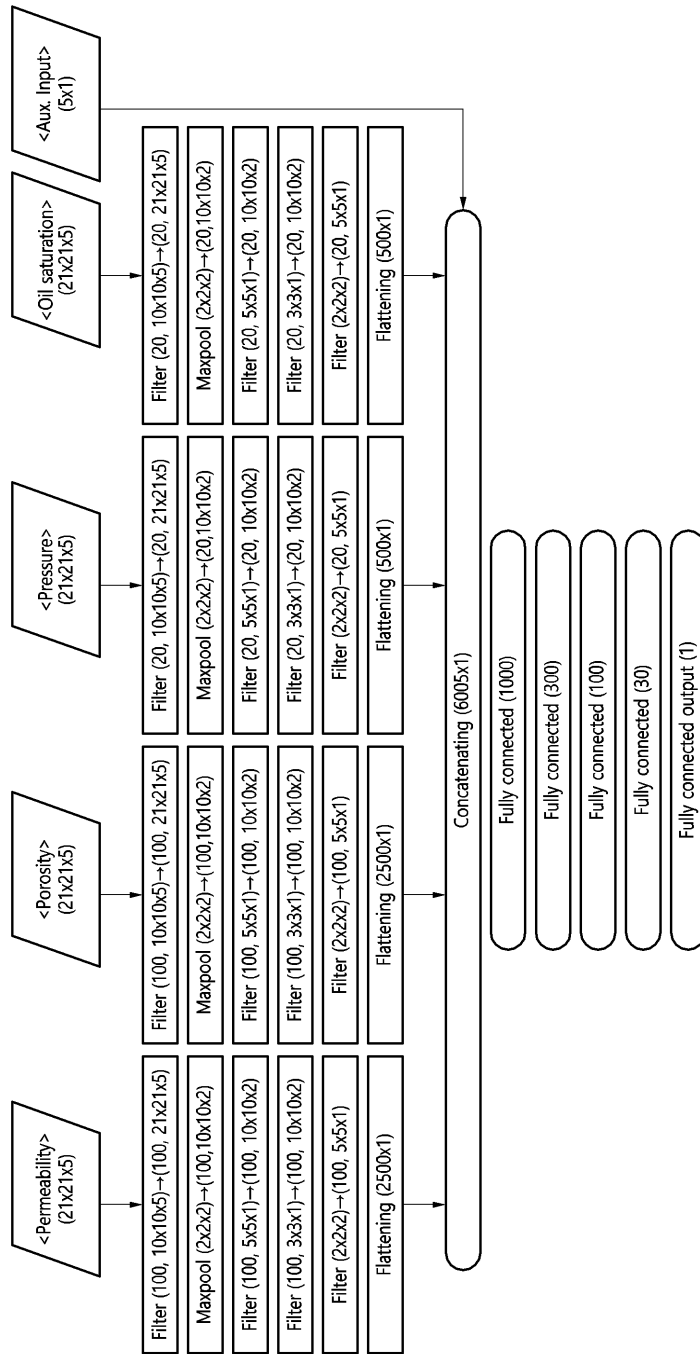
도면10



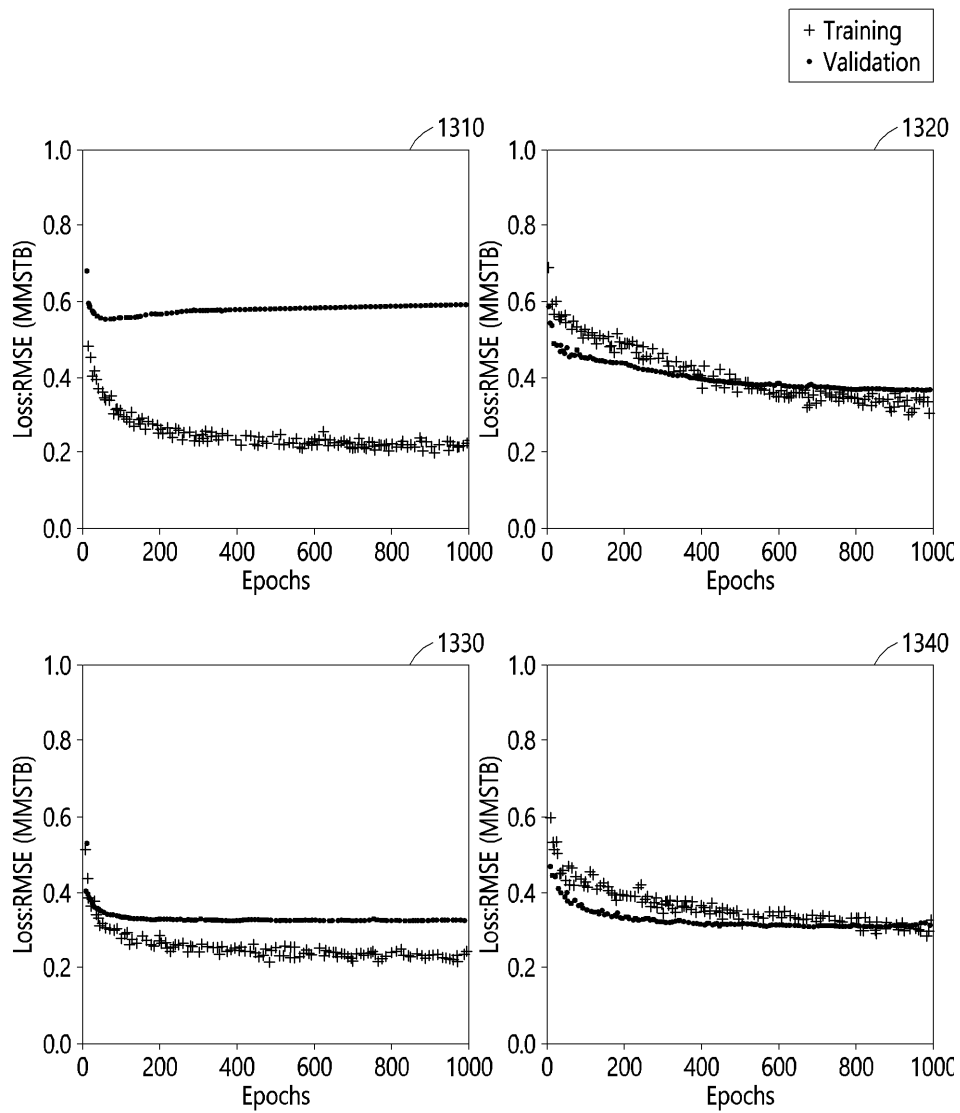
도면11



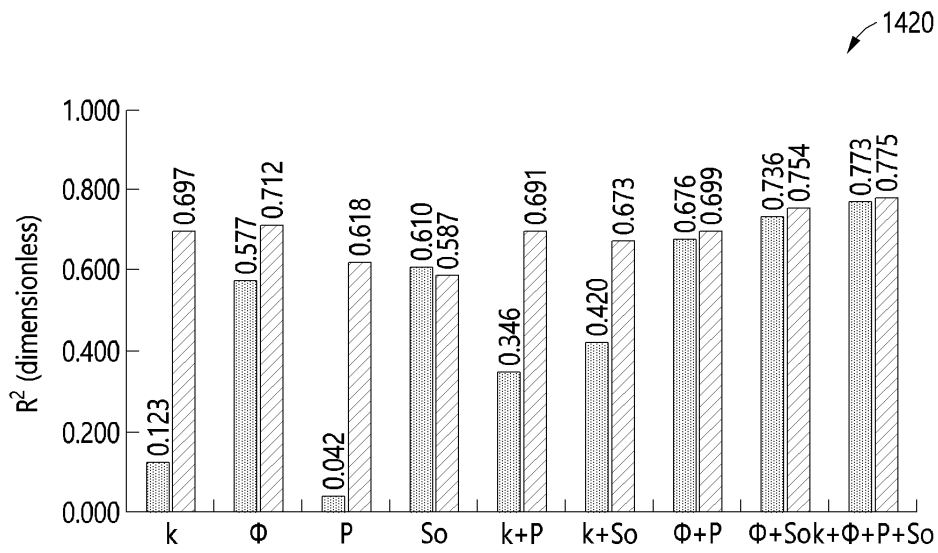
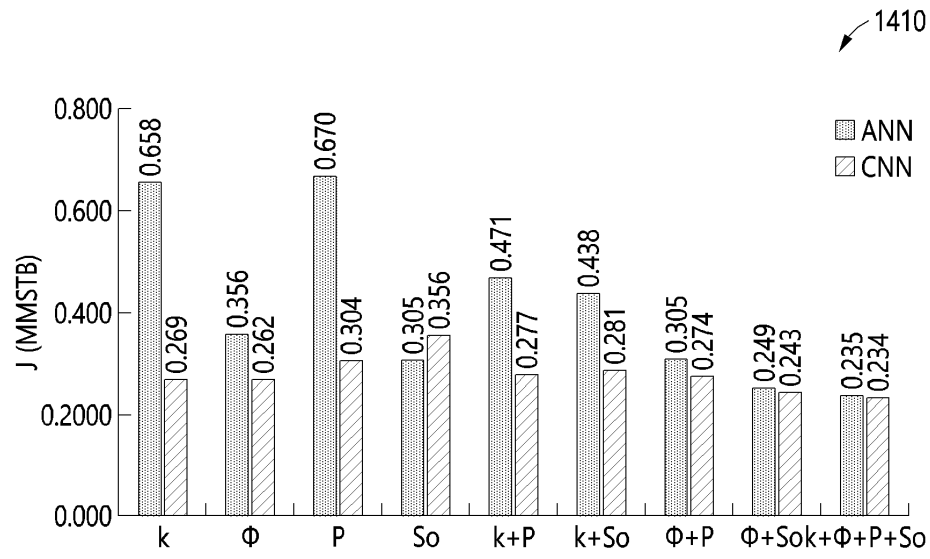
도면12



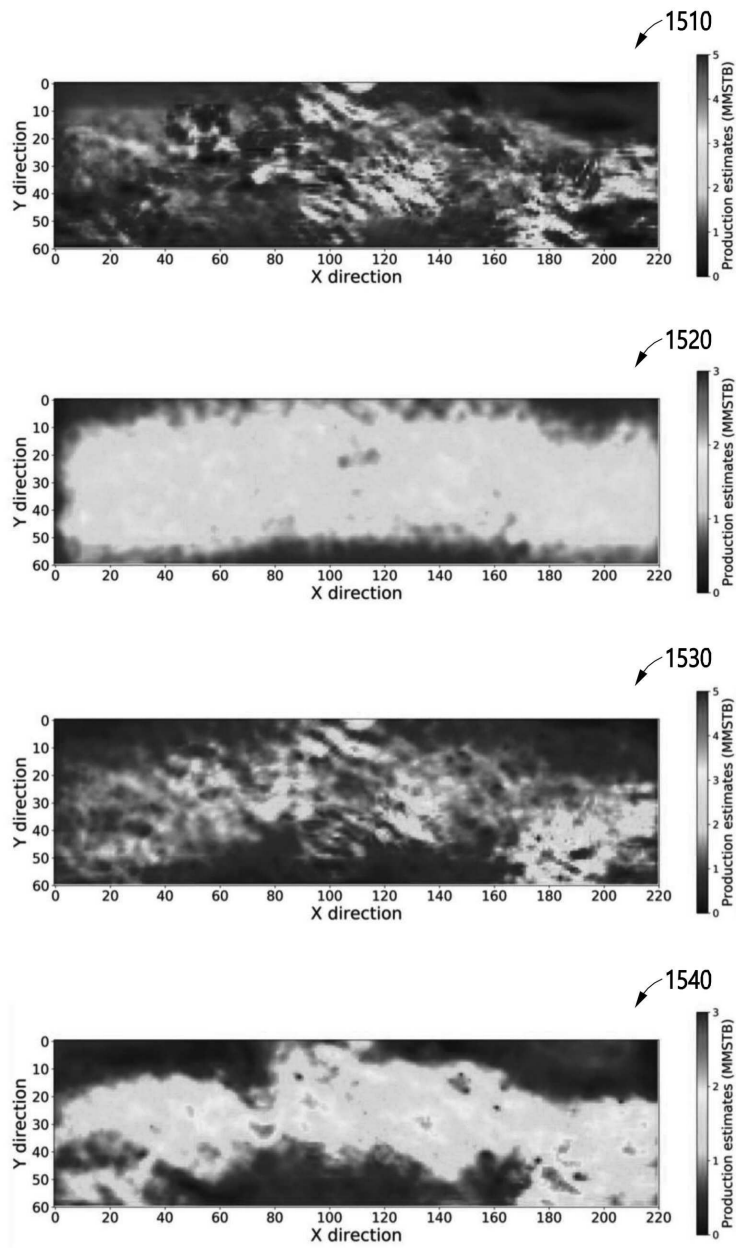
도면13



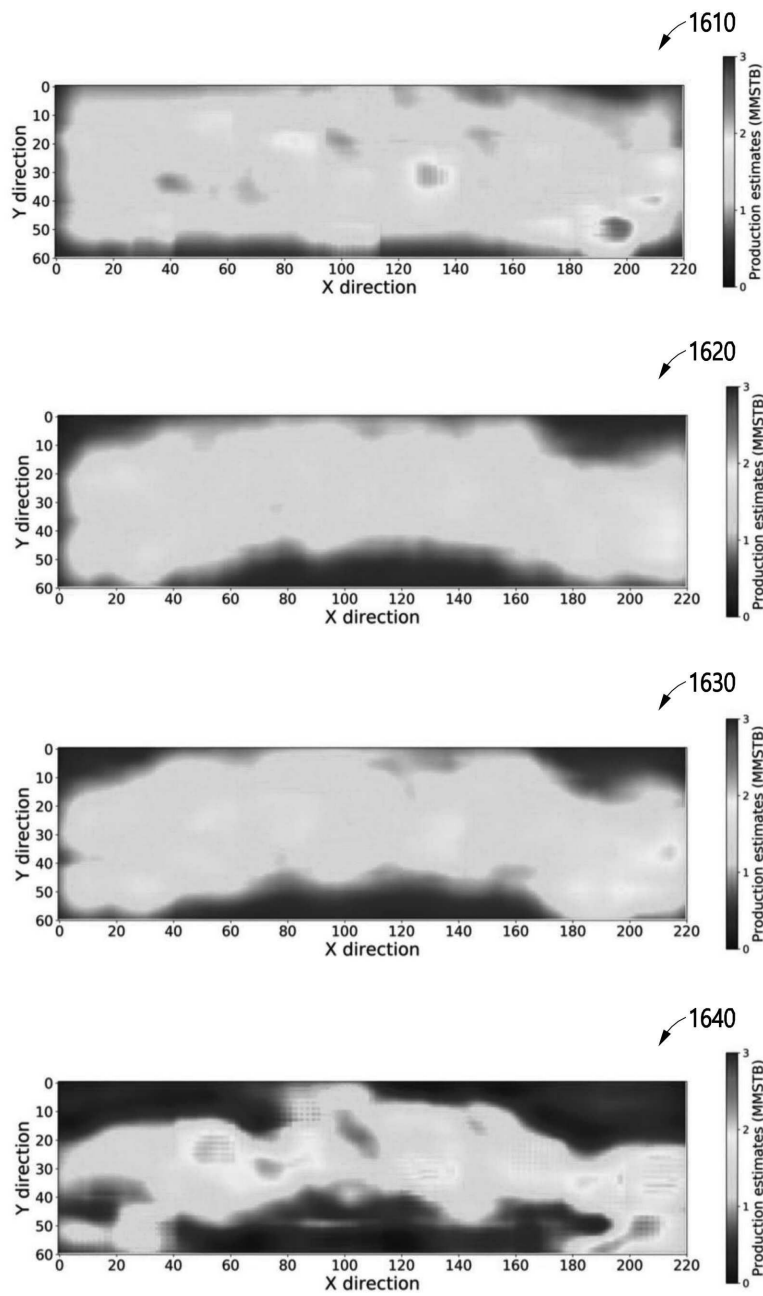
도면14



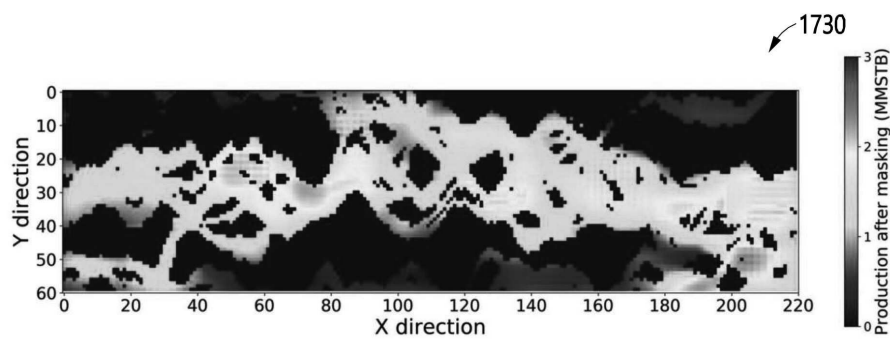
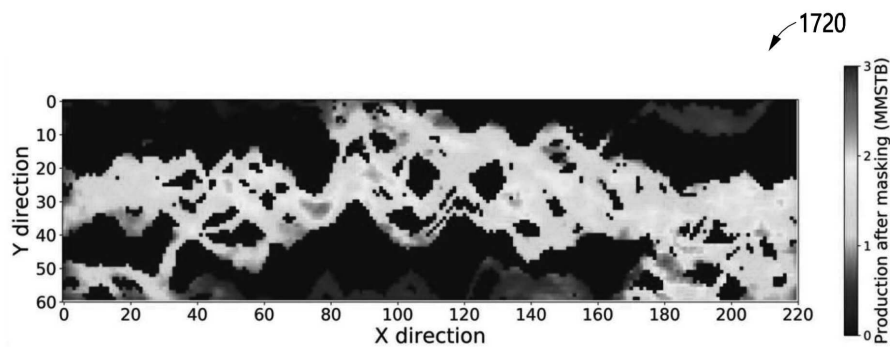
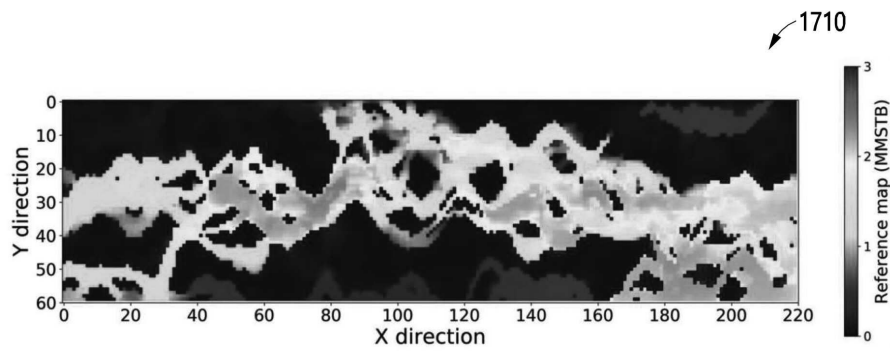
도면15



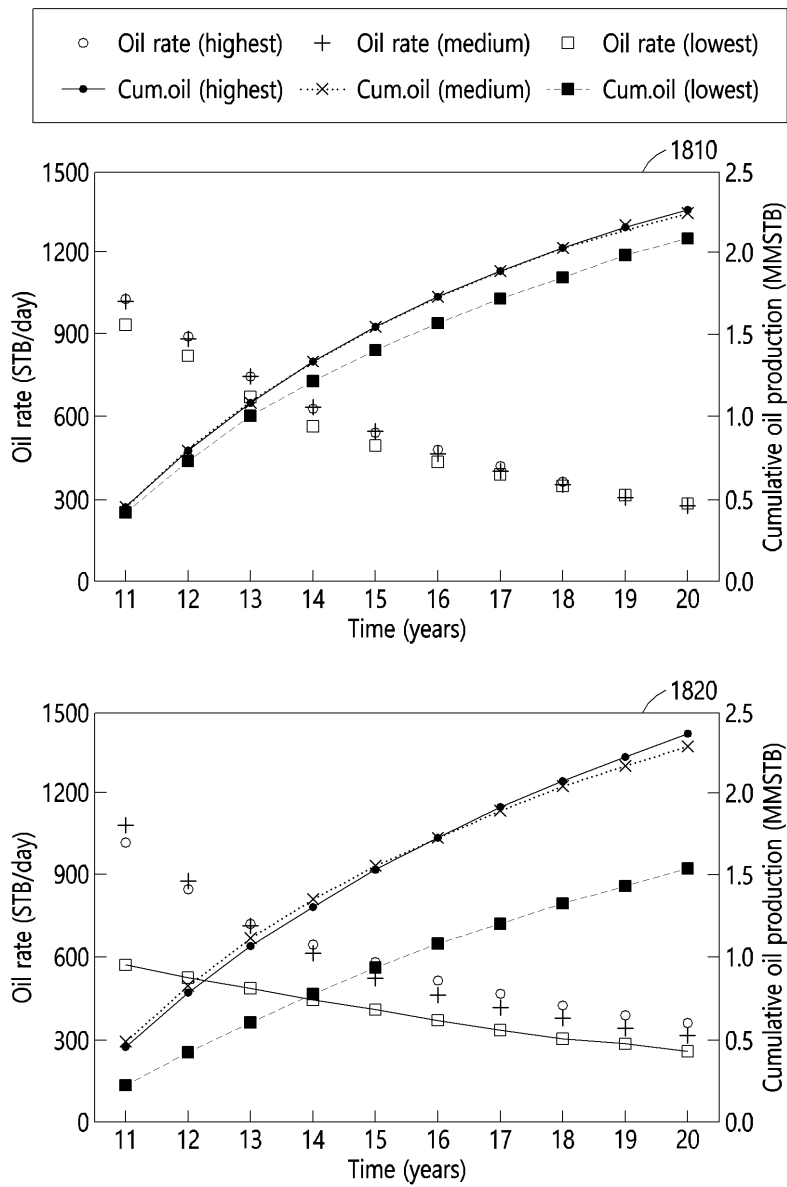
도면16



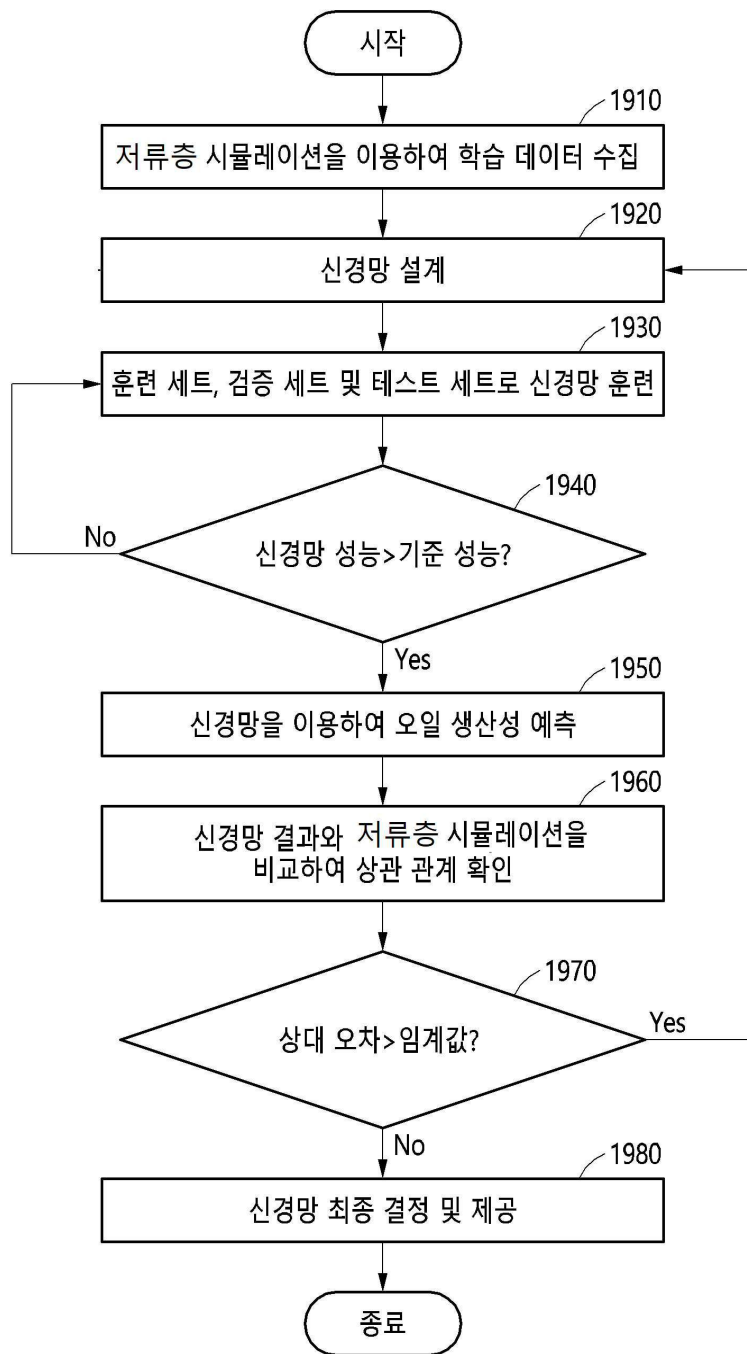
도면17



도면18



도면19



도면20

