



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년05월06일  
(11) 등록번호 10-2248974  
(24) 등록일자 2021년04월30일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01W 1/10 (2006.01) G01W 1/14 (2006.01)  
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
- (52) CPC특허분류  
G01W 1/10 (2013.01)  
G01W 1/14 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2020-0076461
- (22) 출원일자 2020년06월23일  
심사청구일자 2020년06월23일
- (56) 선행기술조사문헌  
JP2017003416 A\*  
KR1020160014276 A\*  
KR102042385 B1\*  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌
- (73) 특허권자  
세종대학교산학협력단  
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
- (72) 발명자  
홍성욱  
서울특별시 양천구 목동로 212, 723동 1404호(목동, 목동신시가지아파트7단지)  
김예린  
서울특별시 서대문구 가재울미래로 2, 218동 1403호(남가좌동, DMC파크뷰자이)
- (74) 대리인  
송인호, 최관락

전체 청구항 수 : 총 5 항

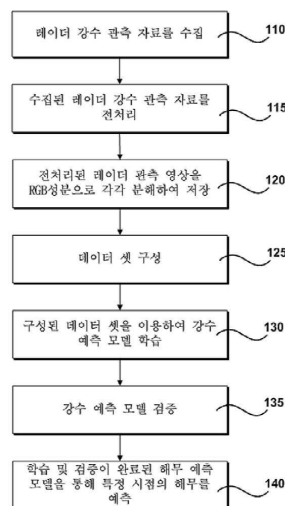
심사관 : 신동혁

(54) 발명의 명칭 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치

(57) 요약

인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치가 개시된다. 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법은, 특정 지역에 대한 레이더 관측 자료를 수집하는 단계; 상기 레이더 강수 관측 자료를 색상별 성분 분해한 후 각 색상 성분에 대한 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 단계; 상기 배열 저장된 레이더 관측 영상과 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상을 페어(pair)로 하는 데이터 셋을 구성하는 단계; 상기 데이터 셋을 이용하여 타겟 시점의 강수 예측 영상을 생성하도록 강수 예측 모델을 학습함에 있어 목적 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 모델을 학습하는 단계; 및 상기 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



- (52) CPC특허분류  
*G06N 3/04* (2013.01)  
*G06N 3/08* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |  |
|-------------|--|
| 과제고유번호      | 1365003281                             |
| 과제번호        | KMI2020-00510                          |
| 부처명         | 기상청                                    |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국기상산업기술원                              |
| 연구사업명       | 기상·지진See-At 기술개발연구(R&D)                |
| 연구과제명       | 딥러닝 기법과 인공위성 관측자료를 이용한 해무 초단기 예측 기술 개발 |
| 기여율         | 1/1                                    |
| 과제수행기관명     | 세종대학교 산학협력단                            |
| 연구기간        | 2020.05.01 ~ 2021.04.30                |

---

**명세서**

**청구범위**

**청구항 1**

특정 지역에 대한 레이더 강수 관측 자료를 수집하는 단계-상기 레이더 강수 관측 자료는 레이더 강수량과 강수 분포를 포함하되, 강수량에 따라 강수 분포가 각기 다른 색상으로 표시됨;

강수량에 따라 다른 색상 분포를 가지는 상기 레이더 강수 관측 자료를 색상별 성분 분해한 후 각 색상 성분에 대한 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 단계;

상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상과 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상을 페어(pair)로 하는 데이터 셋을 구성하는 단계-상기 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상은 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상임;

상기 데이터 셋을 이용하여 타겟 시점의 강수 예측 영상을 생성하도록 강수 예측 모델을 학습함에 있어 목적 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 모델을 학습하는 단계; 및

상기 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행하는 단계를 포함하되,

상기 강수 예측 모델은 제1 모델과 제2 모델을 포함하되, 상기 제1 모델과 상기 제2 모델의 손실 함수가 최소가 되도록 학습되되,

상기 제1 모델은 대립 신경망 기반 모델로, 상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 예측 시간 후의 강수 예측 영상을 반복적으로 생성하도록 학습되되, 상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 강수 예측 영상 생성을 반복 수행함에 있어 상기 강수 예측 영상에 대한 예측 정확도에 대한 제1 손실 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 영상 생성을 반복적으로 수행하며,

상기 제2 모델은 콘볼루션 신경망 기반 모델로, 상기 강수 예측 영상과 상기 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상과의 유사성에 대한 제2 손실 함수가 최소가 되도록 학습되는 것을 특징으로 하는 강수 예측 방법.

**청구항 2**

제1 항에 있어서,

상기 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 단계 이전에,

상기 레이더 강수 관측 자료에서 상기 특정 지역을 관심 영역으로  $a \times b$  크기를 가지며 위경도가 동일하게 전처리되되,

상기  $a \times b$ 는 2의 배수인 자연수인 것을 특징으로 하는 강수 예측 방법.

**청구항 3**

삭제

**청구항 4**

삭제

**청구항 5**

제1 항에 따른 방법을 수행하기 위한 프로그램 코드를 기록한 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체 제품.

**청구항 6**

특정 지역에 대한 레이더 강수 관측 자료를 수집하는 통신부-상기 레이더 강수 관측 자료는 레이더 강수량과 강수 분포를 포함하되, 강수량에 따라 강수 분포가 각기 다른 색상으로 표시됨;

강수량에 따라 다른 색상 분포를 가지는 상기 레이더 강수 관측 자료를 색상별 성분 분해한 후 각 색상 성분에 대한 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 전처리부;

상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상과 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상을 페어(pair)로 하는 데이터 셋을 구성하는 데이터 구성부-상기 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상은 상기 타겟 시점의 레이더 관측 영상을 색상별 성분 분해한 레이더 관측 영상임;

상기 데이터 셋을 이용하여 타겟 시점의 강수 예측 영상을 생성하도록 강수 예측 모델을 학습함에 있어 목적 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 모델을 학습하는 학습부; 및

상기 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행하는 예측부를 포함하되,

상기 강수 예측 모델은 제1 모델과 제2 모델을 포함하되, 상기 제1 모델과 상기 제2 모델의 손실 함수가 최소가 되도록 학습되되,

상기 제1 모델은 대립 신경망 기반 모델로, 상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 예측 시간 후의 강수 예측 영상을 반복적으로 생성하도록 학습되되, 상기 색상별 성분 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 강수 예측 영상 생성을 반복 수행함에 있어 상기 강수 예측 영상에 대한 예측 정확도에 대한 제1 손실 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 영상 생성을 반복적으로 수행하며,

상기 제2 모델은 콘볼루션 신경망 기반 모델로, 상기 강수 예측 영상과 상기 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상과의 유사성에 대한 제2 손실 함수가 최소가 되도록 학습되는 것을 특징으로 하는 강수 예측 장치.

**청구항 7**

제6 항에 있어서,

상기 레이더 관측 영상으로 배열화하기 전에, 상기 전처리부는,

상기 레이더 강수 관측 자료에서 상기 특정 지역을 관심 영역으로 a x b 크기를 가지며 위경도가 동일하게 전처리하되, 상기 a x b는 2의 배수인 자연수인 것을 특징으로 하는 강수 예측 장치.

**청구항 8**

삭제

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0003] 레이더는 마이크로파 신호를 구름에 쏘아서 빗방울에 반사되어 돌아오는 신호를 이용하여 강수량을 추정하는 장비로써, 강수에 직접 반응하여 정확한 강수량과 강수 지점을 알 수 있어서, 전 세계 기상청뿐만 아니라, 국토와 농산림, 재해 관련 기관들에서 현업적으로 사용하는 매우 중요한 강수 관측 시스템이다. 또한 최근 다양한 딥러닝 기술이 빠르게 발전하고 사물인식, 분류, 결정 등 이공계 분야뿐만 아니라 인문사회적으로도 다양한 분야에 적용되고 있다.

[0004] 종래에는 수치모델을 이용하여 레이더기반 강수예측을 1시간에서 6시간까지 시도되고 있다. 수치예보모델(NWP:Numerical Weather Prediction)을 이용하여 레이더 영상과 결합하는 방식이다. 대한민국 기상청에서도 캐나다에서 개발된 MAPLE이라는 방법을 적용하여 강수예측 서비스를 하고 있다. NWP 방식의 강수 예측 정확도는 2시간 예측기준으로 약 20% 정확도로 알려져 있다.

[0005] 따라서 전 세계적으로 레이더 기반의 강수 예측은 이론적으로는 6시간까지 가능하나, 2시간 예측 정확도를 기준으로 판단해도 매우 낮다는 문제점이 명확하다.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0007] 본 발명은 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.  
 [0008] 또한, 본 발명은 레이더 강수 관측 자료를 기반으로 1시간에서 6시간까지 미리 예측 가능하며 높은 정확도로 강수 예측이 가능한 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

**과제의 해결 수단**

[0010] 본 발명의 일 측면에 따르면, 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법이 제공된다.  
 [0011] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 특정 지역에 대한 레이더 강수 관측 자료를 수집하는 단계; 상기 레이더 강수 관측 자료를 색상별 성분 분해한 후 각 색상 성분에 대한 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 단계; 상기 배열 저장된 레이더 관측 영상과 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상을 페어(pair)로 하는 데이터 셋을 구성하는 단계; 상기 데이터 셋을 이용하여 타겟 시점의 강수 예측 영상을 생성하도록 강수 예측 모델을 학습함에 있어 목적 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 모델을 학습하는 단계; 및 상기 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행하는 단계를 포함하는 강수 예측 방법이 제공될 수 있다.  
 [0012] 상기 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 단계 이전에, 상기 레이더 강수 관측 자료에서 상기 특정 지역을 관심 영역으로  $a \times b$  크기를 가지며 위경도가 동일하게 전처리되되, 상기  $a \times b$ 는 2의 배수인 자연수이다.  
 [0013] 상기 레이더 관측 영상으로 배열화하는 단계는, 상기 레이더 강수 관측 자료를 RGB 성분으로 각각 분해하는 단계; 및 R성분, G성분, 및 B 성분 각각에 대한 레이더 관측 영상을 생성한 후 배열화하여 저장하는 단계를 포함할 수 있다.  
 [0014] 상기 강수 예측 모델은, 대립 신경망 기반으로 상기 배열화된 레이더 관측 영상을 이용하여 강수 예측 영상을 반복적으로 생성하도록 학습되되, 상기 배열화된 레이더 관측 영상을 이용하여 강수 예측 영상 생성을 반복 수행함에 있어 상기 강수 예측 영상에 대한 예측 정확도에 대한 제1 손실 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 영상 생성을 반복적으로 수행하며, 콘볼루션 신경망에 기반하여 상기 강수 예측 영상과 상기 특정 시점에 관측된 레이더 관측 영상과의 유사성에 대한 제2 손실 함수가 최소가 되도록 학습될 수 있다.  
 [0016] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 인공지능 기반 레이더 강수 예측 장치가 제공된다.  
 [0017] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 특정 지역에 대한 레이더 강수 관측 자료를 수집하는 통신부; 상기 레이더 강수 관측 자료를 색상별 성분 분해한 후 각 색상 성분에 대한 레이더 관측 영상으로 배열화하여 저장하는 전처리부; 상기 배열 저장된 레이더 관측 영상과 타겟 시점에 관측된 레이더 관측 영상을 페어(pair)로 하는 데이터 셋을 구성하는 데이터 구성부; 상기 데이터 셋을 이용하여 타겟 시점의 강수 예측 영상을 생성하도록 강수 예측 모델을 학습함에 있어 목적 함수가 최소가 되도록 상기 강수 예측 모델을 학습하는 학습부; 및 상기 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행하는 예측부를 포함하는 강수 예측 장치가 제공될 수 있다.  
 [0018] 상기 레이더 관측 영상으로 배열화하기 전에, 상기 전처리부는, 상기 레이더 강수 관측 자료에서 상기 특정 지역을 관심 영역으로  $a \times b$  크기를 가지며 위경도가 동일하게 전처리하되, 상기  $a \times b$ 는 2의 배수인 자연수이다.

**발명의 효과**

[0020] 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 레이더 강수 관측 자료를 기반으로 1시간에서 6시간까지 미리 예측 가능하며 높은 정확도로 강수 예측이 가능하다.

**도면의 간단한 설명**

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법을 나타낸 순서도.  
 도 2는 일정 기간 동안 강수량을 예시한 도면.  
 도 3은 기상청에서 제공되는 레이더 강수 관측 자료를 예시한 도면.

- 도 4는 한반도 주변의 기상청 레이더 강수 관측 자료를 예시한 도면.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 구성을 설명하기 위해 도시한 도면.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 결과를 도시한 도면.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 관측 자료와 예측 자료에 대한 통계적 지수 검증 결과를 나타낸 도면.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 관측값과 강수 예측 결과를 비교한 도면.
- 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 의사 코드 구현 일 예를 도시한 도면.
- 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0023] 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0024] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.
- [0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 기반 레이더 강수 예측 방법을 나타낸 순서도이고, 도 2는 일정 기간 동안 강수량을 예시한 도면이고, 도 3은 기상청에서 제공되는 레이더 강수 관측 자료를 예시한 도면이며, 도 4는 한반도 주변의 기상청 레이더 강수 관측 자료를 예시한 도면이고, 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 구성을 설명하기 위해 도시한 도면이며, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 결과를 도시한 도면이고, 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 관측 자료와 예측 자료에 대한 통계적 지수 검증 결과를 나타낸 도면이며, 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 관측값과 강수 예측 결과를 비교한 도면이고, 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 의사 코드 구현 일 예를 도시한 도면이다.
- [0027] 단계 110에서 강수 예측 장치(100)는 레이더 강수 관측 자료를 수집한다.
- [0028] 본 발명의 일 실시예에서는 기상청에서 제공되는 레이더 강수 관측 자료를 이용하는 것을 가정하기로 한다. 도 2는 일정 기간 동안의 강수량을 기록한 일 예를 도시한 도면이다.
- [0029] 기상청 레이더는 이중편파 레이더로 마이크로파 파장을 이용하여 신호를 발생하고 강수에 부딪쳐서 돌아오는 반사와 신호를 이용하여 강수량을 측정한다. 매 5분마다 관측을 실시하고 있으며, 한반도 중남부를 포함하는 관측 영역을 가지고 있다. 본 발명의 일 실시예에서는 2019년에 가장 강수가 많았던 2019년 9월 10일 레이더 관측 자료들을 사용하였다.
- [0030] 이에 대해서는 도 3에 도시되어 있다.
- [0031] 도 3에서 보여지는 바와 같이, 기상청에서 제공되는 레이더 강수 관측 자료는 레이더 강수량과 강수 분포를 보여준다. 또한, 강수량에 따라 각기 다른 색상으로 표시될 수 있다.
- [0032] 따라서, 본 발명의 일 실시예에서는 5분 마다 관측된 기상청 레이더 강수 관측 자료를 수집하여 이용할 수 있다.
- [0033] 한다. 도 4는 한반도 주변의 기상청 레이더 강수 자료를 예시한 도면이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 장치(100)는 도 4에 도시된 바와 같은 기상청 레이더 강수 관측 자료를 주기적으로 획득할 수 있다.
- [0034] 단계 115에서 강수 예측 장치(100)는 수집된 레이더 강수 관측 자료를 전처리한다.
- [0035] 예를 들어, 강수 예측 장치(100)는 수집된 레이더 강수 관측 자료에서 예측을 위한 관심 영역을 선택하고, 선택된 관심 영역을 자른 후 표준화할 수 있다. 예를 들어, 강수 예측 장치(100)는 한반도 영역을 관심 영역으로 선택한 후 지정된  $a \times b$  크기의 영상으로 자른 후 위경도가 동일하게 전처리할 수 있다. 이하에서는 편의상 전처리된 레이더 강수 관측 자료를 레이더 관측 영상으로 칭하여 설명하기로 한다.
- [0036] 단계 120에서 강수 예측 장치(100)는 전처리된 레이더 관측 영상을 RGB 성분으로 각각 분해하여 저장할 수

있다.

[0037] 예를 들어, 도 3에서 보여지는 바와 같이, 기상청에서 제공되는 레이더 강수 관측 자료를 참조하면 강수량에 따라 색상 분포가 달라지는 것을 알 수 있다. 따라서, 본 발명의 일 실시예에서는 강수량에 따라 다른 색상 분포를 가지는 레이더 강수 관측 자료를 RGB 성분 분해하여 각 색상별 레이더 관측 영상으로 분해한 후 이를 배열화하여 저장할 수 있다. 예를 들어, 강수 예측 장치(100)는 R성분 레이더 관측 영상, G 성분의 레이더 관측 영상, B 성분의 레이더 관측 영상으로 분리된 후 배열로서 저장될 수 있다.

[0038] 단계 125에서 강수 예측 장치(100)는 각 색상별 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 데이터 셋을 구성한다.

[0039] 예를 들어, 특정 시간(t)의 색상별 분해된 레이더 관측 영상(즉, 배열로 저장된 레이더 관측 영상)과 특정 시간(t)로부터 일정 시간 이후 예측 시간(t+ $\Delta t$ )의 레이더 관측 영상을 페어로 구성하여 데이터 셋을 구성할 수 있다.

[0040] 이를 수학식으로 나타내면, 수학식 1과 같다.

### 수학식 1

[0041]  $Dataset = \{(RR(t_1), RR(t_1 + \Delta t)), (RR(t_2), RR(t_2 + \Delta t)), \dots, (RR(t_n), RR(t_n + \Delta t))\}$

[0042] 여기서, RR은 레이더 관측 영상을 나타내고, t는 특정 시간을 나타내며, t+ $\Delta t$ 는 예측을 원하는 시간을 나타내고, n은 데이터 쌍(pair)의 개수를 나타낸다.

[0043] 강수 예측 모델 학습을 위해 데이터 셋을 구성함에 있어, 특정 시간(t)에서의 색상별 분해된 레이더 관측 영상과 일정 시간 차 이후의 예측 시간(t+ $\Delta t$ )에 관측된 레이더 관측 영상(색상별 분해된 레이더 관측 영상)을 페어(pair)로 하여 데이터 셋을 구성할 수 있다.

[0044] 도 5는 레이더 관측 영상을 이용한 1시간, 2시간, 3시간 이후 예측을 위한 학습 데이터 셋의 구성 일 예를 도시한 도면이다.

[0045] 단계 130에서 강수 예측 장치(100)는 구성된 데이터 셋을 이용하여 강수 예측 모델을 학습한다.

[0046] 본 발명의 일 실시예에 따르면 강수 예측 모델은 대립 신경망(이하, CGAN이라 칭하기로 함) 모델과 콘볼루션 신경망(이하, CNN이라 칭하기로 함) 모델을 기반으로 구성되며, 각각에 대한 손실 함수가 최소가 되도록 학습될 수 있다.

[0047] 이에 대해 보다 상세히 설명하기로 한다.

[0048] 우선, 강수 예측 모델은 데이터 셋을 이용하여 가상 강수 예측 영상을 생성할 수 있다. 이때, 강수 예측 모델은 색상별 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 출력 데이터인 관측된 강수 관측 영상과 유사하도록 가상 강수 예측 영상을 반복적으로 생성할 수 있다.

[0049] 즉, 강수 예측 모델은 CGAN 모델을 이용하여 특정 시간(t)에 해당하는 색상별 분해된 레이더 관측 영상(R1)을 입력 자료로 하여 예측 시간(t+ $\Delta t$ ) 후의 강수 예측 영상(R2')를 생성할 수 있다. 이때, CGAN 모델은 손실함수( $L_{CGAN}$ )이 최소가 되도록 예측 정확성을 높일 때까지 반복 수행할 수 있다.

[0050] 강수 영상에 대한 정확성은 하기의 수학식 3을 이용하여 결정될 수 있다.

### 수학식 3

[0051]  $L_{CGAN} = E[\log D(R1, R2)] + E[\log(1 - D(R2, G(X)))]$

[0052] 여기서, E는 기대값을 나타내고, G는 CGAN의 영상 생성기를 나타내며, D는 CGAN의 영상 판별기를 나타낸다. R1

은 특정 시간(t)에 해당하는 레이더 관측 영상을 나타내고, R2는 예측 시간(t+ $\Delta t$ ) 후에 관측된 레이더 관측 영상을 나타내며, G(X)는 예측 시간(t+ $\Delta t$ ) 후에 예측된 레이더 강수 영상을 나타낸다.

[0053] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 이와 같이 예측된 레이더 강수 영상과 실제 관측 영상의 유사성에 대해서는 CNN 모델의 손실 함수를 이용하여 판별될 수 있다.

[0054] 예를 들어, 강수 예측 장치(100)는 수학식 4를 이용하여 CNN 모델의 손실 함수를 계산할 수 있다.

**수학식 4**

[0055] 
$$L_{CNN} = E[ \| R2 - G(X) \|_1 ]$$

[0056] 여기서, E는 기대값을 나타내고, R2는 예측 시간(t+ $\Delta t$ ) 후에 관측된 강수 영상(관측 영상)을 나타내고, G(X)는 예측 시간(t+ $\Delta t$ ) 후에 CGAN 모델을 통해 예측된 강수 영상을 나타낸다. 또한,  $\| \|$ 는 레이더 관측 영상과 예측된 레이더 강수 영상의 픽셀별 거리를 계산하는 함수를 나타낸다.

[0057] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 강수 예측 모델은 CGAN 모델과 CNN 모델의 손실 함수가 최소가 되도록 학습이 수행될 수 있다. 즉, 영상 생성기 G에 의해 생성(예측)된 강수 영상은 관측 영상과의 차이가 최소가 되도록 하며, 영상 판별기 D로 인한 판별은 최대가 되도록 학습될 수 있다.

[0058] 이를 수학식으로 나타내면, 수학식 5와 같다.

**수학식 5**

[0059] 
$$L_{\text{강수예측}} = \min_G \max_D L_{CGAN} + L_{CNN}$$

[0060] 강수 예측 장치(100)는 강수 예측 모델을 통해 예측 시간차( $\Delta t$ )를 두고 예측된 레이더 강수 예측 영상(R2')을 획득할 수 있다. 예측된 레이더 강수 영상과 실제 관측된 레이더 관측 영상(B2)를 통계적으로 비교하여 정확도를 계산한 후 임계값에 도달하면 강수 예측 모델에 대한 학습이 완료될 수 있다.

[0061] 단계 135에서 강수 예측 장치(100)는 검증 과정을 수행한다.

[0062] 강수 예측 장치(100)는 학습에 사용되지 않은 레이더 강수 관측 자료를 이용하여 검증 데이터 셋을 구축한 후 이를 이용하여 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수 예측을 수행한다.

[0063] 이후, 강수 예측 장치(100)는 색상별 분해된 레이더 관측 영상을 이용하여 특정 시점에 대한 강수 예측 영상을 생성하고, 이를 해당 특정 시점에 관측된 레이더 관측 영상과 비교하여 검증하는 과정을 수행할 수 있다.

[0064] 도 6에는 실제 레이더 관측 영상과 본 발명을 이용하여 30분전, 1시간, 2시간 전에 예측한 결과를 보여주는 예이다.

[0065] 2019년 9월 10일 19시 55분 실제 레이더 강수 관측 자료와 그보다 10분전, 30분전, 1시간 전, 2시간 전 예측한 강수 예측 결과를 도시하였다. 그 결과 정성적으로 볼 때, 매우 정확하게 강수량과 강수 지역을 예측하는 것을 확인할 수 있다.

[0066] 도 7은 도6의 두 자료(실제관측과 예측)에 대한 통계적 지수 검증 결과를 도시한 것이다.

[0067] 학습된 강수 예측 모델을 통해 예측된 레이더 강수 예측 결과는 원하는 예측 시간이 길어질수록 그 정확도가 조금씩 낮아지지만, 2시간 예측일 때에도 상관계수가 0.8469 정도로 매우 높다고 할 수 있다. 오차 (bias)는 0.09452, RMSE (Root-Mean-Square-Error)는 4.255814 정도로 매우 낮으며, 정확한 예측에 가깝다고 할 수



있다.

[0068] 수치 모델에 기반한 종래 기술의 경우, 대략 2시간 후 예측시 약 20%의 정확도를 보이는 것과 비교할 때, 본 발명의 일 실시예에 따른 학습된 강수 예측 모델의 경우 약 84% 정도의 정확도를 보이고 있어서 종래 방법과는 비교 불가능할 정도로 정확하게 강수를 예측함을 알 수 있다.

[0069] 우선 본 발명의 일 실시예에서는 검증에 결정 계수를 이용하고 있다. 결정 계수는 수학적 식 6과 같이 나타낼 수 있다.

**수학적 식 6**

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n [o_i(t) - \bar{o}] \cdot [f_i(t - \Delta t) - \bar{f}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [o_i(t) - \bar{o}]^2 \cdot \sum_{i=1}^n [f_i(t - \Delta t) - \bar{f}]^2}}$$

[0070]

[0071] 결정 계수는 강수 예측 영상과 실제 관측 영상 사이의 관계를 정량적으로 나타낸 것으로 값이 +1에 가까울수록 양의 상관관계가, -1값에 가까울수록 음의 상관관계가, 0에 가까울수록 관계가 없음을 의미한다.

[0072] 여기서,  $O_i$ 는 레이더 강수 관측 자료를 나타내며,  $f_i$ 는 강수 예측 영상을 나타내며,  $i$ 는 위성 영상의 개별 화소를 나타내며,  $\bar{o}$ 는 레이더 강수 관측 자료의 평균값을 나타내고,  $\bar{f}$ 는 강수 예측 영상의 평균값을 나타내며,  $n$ 은 위성 영상 전체 화소수를 나타낸다.

[0073] 또한, 오차(bias)는 수학적 식 7과 같이 도출될 수 있다.

**수학적 식 7**

$$BIAS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{f_i(t - \Delta t) - o_i(t)\}$$

[0074]

[0075] BIAS는 강수 예측 영상과 실제 관측된 강수 영상의 누적된 값의 차를 나타낸다. 즉, 0에 가까운 값일수록 강수 예측 결과의 정확도가 높은 것을 의미한다.

[0076] RMSE(root mean square error)는 수학적 식 8을 이용하여 도출될 수 있다.

**수학적 식 8**

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f_i(t - \Delta t) - o_i(t)]^2}$$

[0077]

[0078] RMSE는 강수 예측 영상과 실제 관측 영상의 차이를 제공하여 평균한 값의 제곱근으로써, 두 값의 차이를 정량적으로 보여주는 척도로 정밀도를 표현하는데 적합하다.

[0079] RMSE값이 0에 가까울수록 예측된 강수 자료의 정확도가 높음을 설명할 수 있다.

[0080] 레이더 강수 예측은 레이더 영상에서  $\Delta t$  시간 이후에 대해 예측된 강수에 해당하는 결과값과 실제 관측된 레이더 강수 관측값을 이용하여 복수의 검증값을 산출하고, 산출된 복수의 검증값에 기초하여 레이더 강수 예측에 대한 정확도를 판단할 수 있다. 본 발명에서는 기상청 레이더 강수 관측 자료를 이용하였다. 복수의 검증값은 탐지 확률(POD), 임계성공지수(CSI), Heidke 기술 점수(HSS) 중 적어도 하나를 포함한다. POD, CSI, HSS 등은 아래의 표 1을 이용하여 산출될 수 있다.

표 1

| 구분                                | 강수관측(at t) = 1 (Yes) | 강수관측(at t) = 0 (No) |
|-----------------------------------|----------------------|---------------------|
| 강수예측(at t- $\Delta t$ ) = 1 (Yes) | a                    | b                   |
| 강수예측(at t- $\Delta t$ ) = 0 (No)  | c                    | d                   |

[0082] 표 1은 t- $\Delta t$  시간에 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 결과값과 t 시간에 관측된 레이더 강수 관측값인 기준값의 비교표를 나타낸다. 표에서 1은 강수가 있음을 의미하고 0은 강수가 없음을 의미한다. a, b, c, d 는 해당하는 픽셀의 개수를 의미한다. 탐지확률(POD)은 레이더 강수 관측 픽셀 수와 예측된 강수 픽셀 수의 비율로 나타낼 수 있으며, 1에 가까울수록 정확도가 높음을 의미한다. 탐지 확률(POD)은 수학식 9를 통해 산출될 수 있다.

수학식 9

$$POD = \frac{a}{a+c}$$

[0084] 임계성공지수(CSI)는 관측된 레이더 관측영상과 강수 예측 영상 모두에서 각각 강수를 탐지한 개수로 관측과 예측이 동시에 강수를 탐지한 비율로 나타낼 수 있다. 임계성공지수(CSI)는 1에 가까울수록 정확도가 높음을 나타낸다. 임계성공지수(CSI)는 아래의 수학식 10을 이용하여 산출될 수 있다.

수학식 10

$$CSI = \frac{a}{a+b+c}$$

[0086] Heidke 기술 점수는 관측값과 강수예측값의 정확성을 평가하는 지수로서, 1에 가까운 값일수록 정확도가 높음을 의미한다. Heidke 기술 점수(HSS)는 아래의 수학식 11을 통해 산출될 수 있다.

수학식 11

$$HSS = \frac{2(ad-bc)}{(a+c) \cdot (c+d) + (a+b) \cdot (b+d)}$$

[0088] 이와 같이, 다양한 검증 모델을 통해 강수 예측 모델을 검증할 수 있다.

[0089] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 결과를 도시한 도면이다. 2019년에 가장 강한 강수가 있었던 2019년 9월 10일의 1시 50분, 12시 50분, 23시 50분 등 시간대를 다양하게 해서 본 발명의 일 실시예에 따른 강

수 예측 모델을 이용한 예측 강수량과 실제 관측 강수량을 정성적으로 보여준다. 시간대에 관계없이 본 발명은 매우 정확하게 레이더 강수를 예측할 수 있음을 알 수 있다.

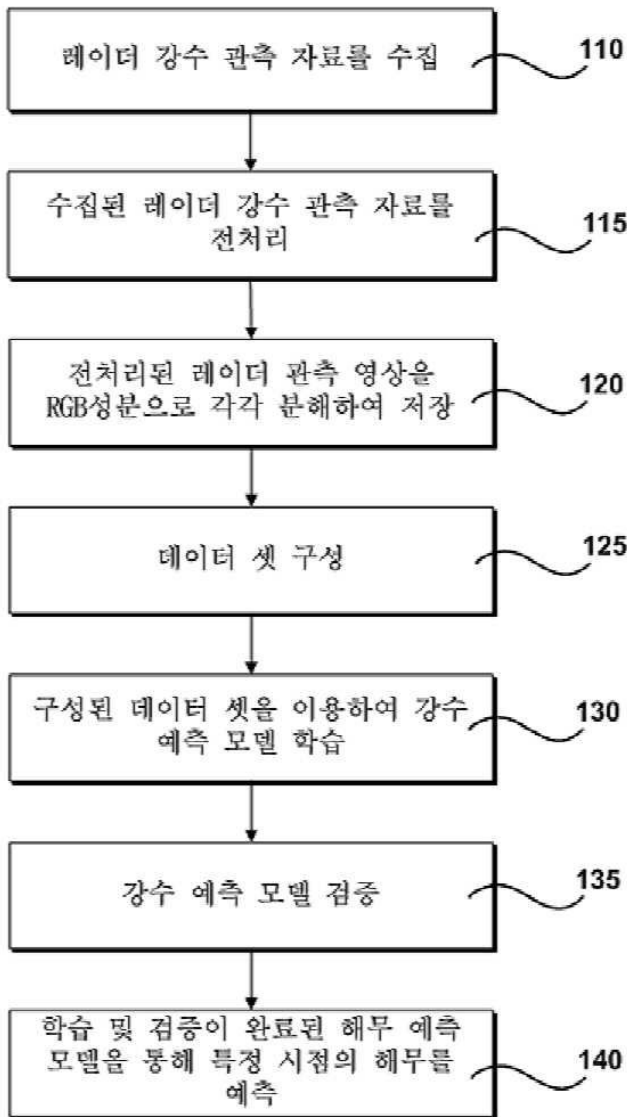
- [0090] 검증이 완료되면, 단계 140에서 강수 예측 장치(100)는 학습 및 검증이 완료된 강수 예측 모델을 통해 특정 시점의 강수를 예측한다.
- [0091] 도 1에서 설명한 방법들을 구현한 소프트웨어 프로그램 코드의 일 예는 도 9에 도시되어 있다.
- [0093] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도이다.
- [0094] 도 10을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 장치(100)는 통신부(1010), 전처리부(1015), 데이터 구성부(1020), 학습 및 검증부(1025), 예측부(1030), 메모리(1035) 및 프로세서(1040)를 포함하여 구성된다.
- [0095] 통신부(1010)는 통신망을 통해 다른 장치들과 데이터를 송수신하기 위한 수단이다.
- [0096] 예를 들어, 통신부(1010)는 주기적으로 기상청 레이더 강수 관측 자료를 수집할 수 있다.
- [0097] 전처리부(1015)는 레이더 강수 관측 자료를 전처리하기 위한 수단이다. 이는 도 1에서 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0098] 데이터 구성부(1020)는 강수 예측 모델의 학습 및 예측을 위한 데이터 셋을 구성하기 위한 수단이다. 데이터 셋의 구성에 대해서는 도 1에서 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 학습이 완료된 이후 강수 예측 모델을 위한 데이터 셋은 학습을 위한 데이터 셋과는 상이하게 구성될 수 있음은 당연하다.
- [0099] 학습 및 검증을 위해서는 데이터 셋이 입력과 출력으로 각각 매핑되어 페어로 구성될 수 있으나, 학습 및 검증이 완료된 이후에는 입력과 출력이 매핑되지 않을 수도 있다.
- [0100] 학습 및 검증부(1025)는 데이터 셋을 이용하여 강수 예측 모델을 학습하고, 학습된 강수 예측 모델을 검증하기 위한 수단이다. 이는 도 1에서 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0101] 예측부(1030)는 학습된 강수 예측 모델을 이용하여 강수를 예측하기 위한 수단이다.
- [0102] 메모리(1035)는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공 지능을 이용한 강수 예측 방법을 수행하기 위해 필요한 다양한 명령어들(프로그램 코드들)을 저장하기 위한 수단이다.
- [0103] 프로세서(1040)는 본 발명의 일 실시예에 따른 강수 예측 장치(100)의 내부 구성 요소들(예를 들어, 통신부(1010), 전처리부(1015), 데이터 구성부(1020), 학습 및 검증부(1025), 예측부(1030), 메모리(1035))을 제어하기 위한 수단이다.
- [0105] 본 발명의 실시 예에 따른 장치 및 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.
- [0106] 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0107] 이제까지 본 발명에 대하여 그 실시 예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시 예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

**부호의 설명**

- [0109] 100: 강수 예측 장치
- 1010: 통신부
- 1015: 전처리부
- 1020: 데이터 구성부
- 1025: 학습 및 검증부
- 1030: 예측부
- 1035: 메모리
- 1040: 프로세서

**도면**

**도면1**



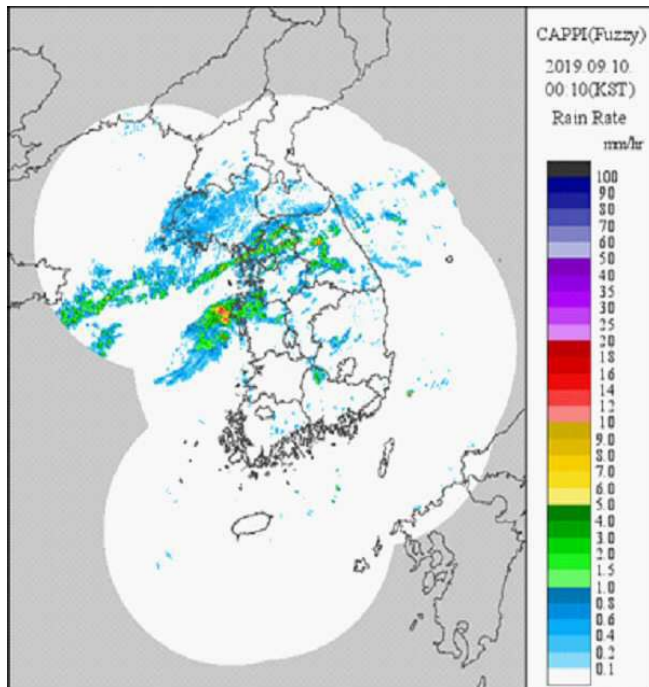
도면2

차별 | 서울(유) | 상태 | 년도 | 2019 | 상태 | 요소 | 강수량 | 상태

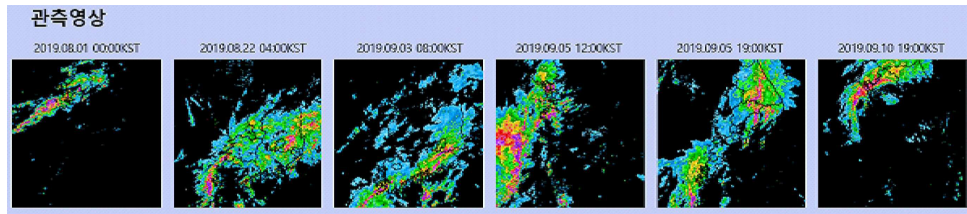
[ 일강수량(mm) ] 108 서울 / 2019년

|     | 1월  | 2월   | 3월   | 4월   | 5월   | 6월   | 7월  | 8월   | 9월   | 10월 | 11월 | 12월 |
|-----|-----|------|------|------|------|------|-----|------|------|-----|-----|-----|
| 1일  |     | 0.3  |      |      |      |      |     | 26.9 |      |     |     |     |
| 2일  |     | 0.0  |      |      |      |      |     |      |      | 4.6 |     |     |
| 3일  |     | 16.0 |      |      |      |      |     | 3.0  | 0.0  |     |     |     |
| 4일  |     |      |      |      |      |      |     | 8.6  | 22.7 |     |     |     |
| 5일  |     |      |      | 0.0  |      |      | 0.0 |      | 36.4 |     |     |     |
| 6일  |     |      |      | 0.8  | 0.0  | 7.9  |     |      | 2.4  |     |     |     |
| 7일  |     | 0.5  |      |      |      | 35.3 |     | 8.0  | 2.8  |     |     |     |
| 8일  |     |      |      |      |      |      |     | 0.0  | 0.0  |     |     |     |
| 9일  |     |      |      | 17.4 |      | 2.5  |     |      | 0.0  |     |     |     |
| 10일 |     |      |      | 5.6  |      | 9.5  | 8.5 |      | 83.2 |     |     |     |
| 11일 |     |      | 0.0  |      |      |      | 2.9 | 6.7  | 7.6  |     |     |     |
| 12일 |     | 0.0  | 0.0  |      |      |      |     | 56.2 | 3.9  |     |     |     |
| 13일 |     |      | 0.0  |      | 0.0  |      | 0.0 | 6.4  | 0.1  |     |     |     |
| 14일 |     |      | 0.0  | 1.7  |      |      |     |      | 0.3  |     |     |     |
| 15일 | 0.0 | 2.2  | 3.5  |      |      | 2.1  | 7.7 | 16.2 |      |     |     |     |
| 16일 | 0.0 | 0.2  |      |      |      |      |     | 6.3  | 0.1  |     |     |     |
| 17일 | 0.0 |      |      |      |      | 0.0  | 0.7 | 0.0  |      |     |     |     |
| 18일 |     |      |      | 0.0  | 0.0  | 13.8 |     |      |      |     |     |     |
| 19일 |     | 4.6  |      |      | 22.0 | 0.2  | 0.0 |      |      |     |     |     |
| 20일 |     | 0.0  | 16.5 | 1.2  | 8.7  |      | 1.1 |      |      |     |     |     |
| 21일 | 0.0 |      | 3.3  | 0.3  |      | 0.2  | 6.2 | 1.3  |      |     |     |     |
| 22일 |     |      |      |      |      |      | 0.1 |      | 0.4  |     |     |     |
| 23일 |     |      | 1.7  | 0.0  |      |      |     |      |      |     |     |     |
| 24일 |     |      |      | 4.1  |      |      | 1.0 |      |      |     |     |     |

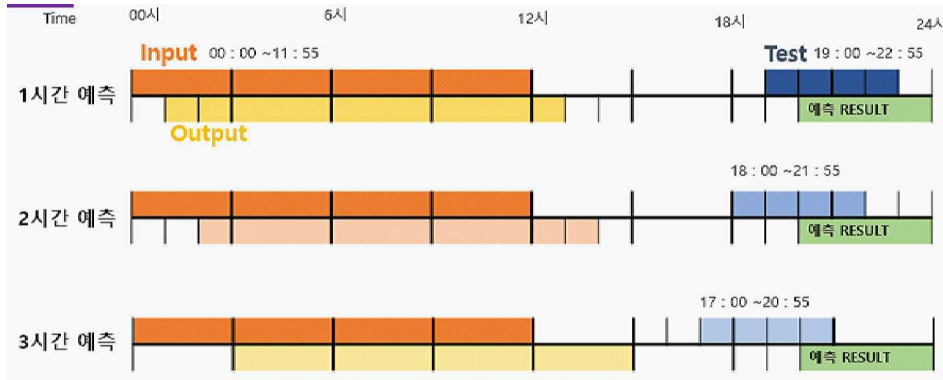
도면3



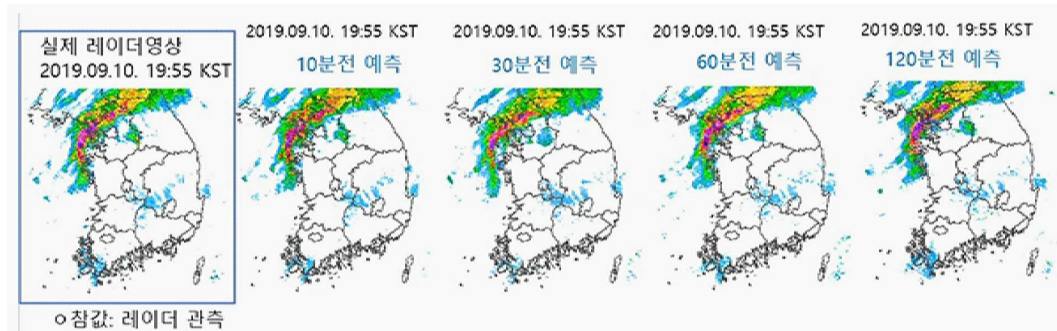
도면4



도면5



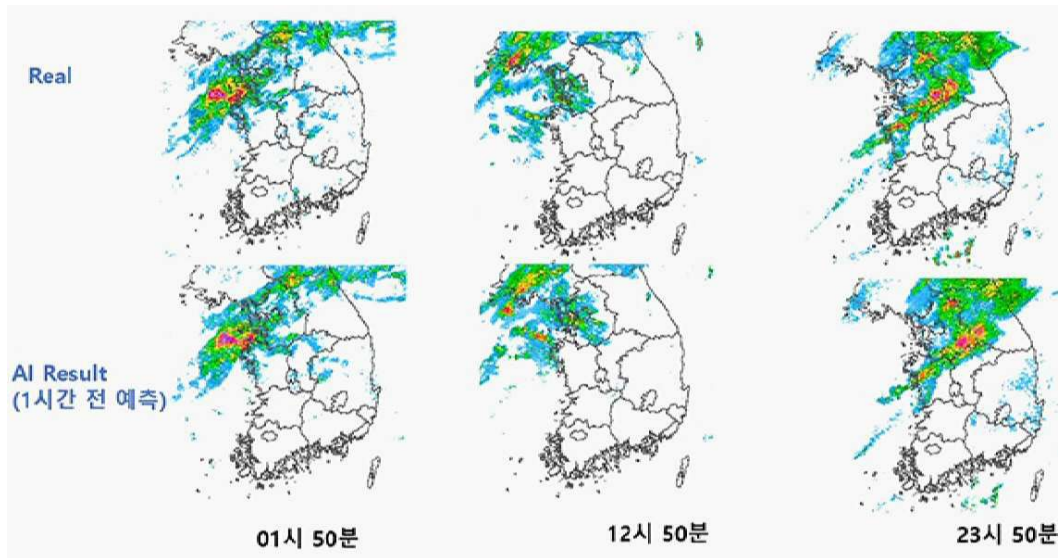
도면6



도면7

| 예측   | 10분전     | 30분전     | 1시간 전    | 2시간 전   | 비고 |
|------|----------|----------|----------|---------|----|
| CC   | 0.87317  | 0.85454  | 0.8471   | 0.8469  |    |
| Bias | -0.79873 | -0.50699 | -0.18688 | 0.09452 |    |
| RMSE | 4.11542  | 4.20632  | 4.28229  | 4.25581 |    |

도면8



도면9

```

import numpy as np

import os
os.environ["CUDA_VISIBLE_DEVICES"] = "/dev/null"
os.environ["CUDA_DEVICE_ORDER"] = "PCI_BUS_ID"
os.environ["CUDA_VISIBLE_DEVICES"] = "1,2" # GPU 1과 2를 사용
os.environ["TF_GPU_MEM_FRACTION"] = "0.7"
import keras.backend as K
K.set_image_data_format('channels_last')
CPU_ARCH = ''

import tensorflow as tf
config = tf.ConfigProto()
config.gpu_options.allow_growth = True
tf.Session(config = config)

MAX_ITERS = 100000 # 100000
DISPLAY_ITERS = 1000
INPUT_DATA = 'stack1'
OUTPUT_DATA = 'rgb'

SIZE = 100
MAX_LAYERS = 3

VERSION = "v1_0001" + str(MAX_LAYERS) + "." + "0000" + "RISIZE"

epoch_arr = []
gen_iter_arr = []
loss0_arr = []
loss1_arr = []

NC_IN = 1
NC_OUT = 1
RISIZE = 1

NOISE = True

MODE = INPUT_DATA + ".h5" + OUTPUT_DATA

PATH_TRAIN_INPUT = "/data/home/ym/ai_deep/20190519_project/stack1_datastack_v1000_stack_rgbstack1.npy"
PATH_TRAIN_OUTPUT = "/data/home/ym/ai_deep/20190519_project/stack1_datastack_v1000_stack_rgbstack1_output.npy"
PATH_TEST_INPUT = "/data/home/ym/ai_deep/20190519_project/stack1_datastack1000_stack_rgbstack1.npy"

PATH_VERSION = "/data/home/ym/ai_deep/20190519_project/stack1_log/rgb_stack_v1000_." + VERSION + ".h5"
"end_p2p_radar_rgbstack_1hourpredict.py" [don] 118L, 1128H
    
```

도면10

