

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0104209

(43) 공개일자 2021년08월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G01W 1/10 (2006.01) G01W 1/18 (2006.01)

G06F 17/10 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G01W 1/10 (2013.01)

G01W 1/18 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0018320

(22) 출원일자 2020년02월14일

심사청구일자 2020년02월14일

(71) 출원인

경희대학교 산학협력단

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)

(72) 발명자

문용재

경기도 용인시 수지구 신봉2로 72, 209-1404

이강우

경기도 수원시 영통구 봉영로1482번길 7-4 303호 (영통동)

(74) 대리인

김홍석

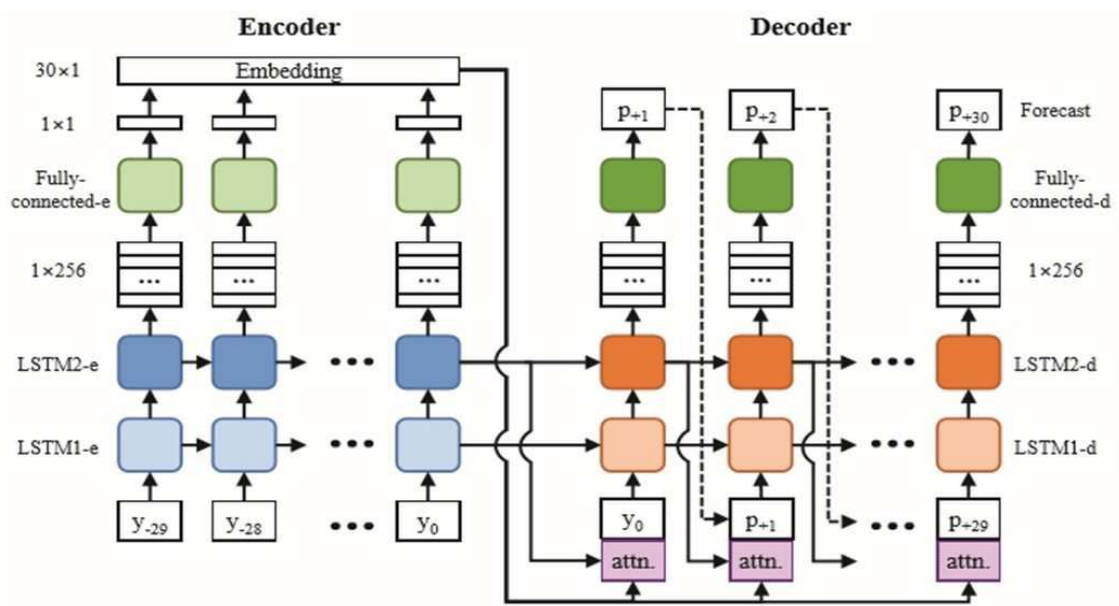
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법

(57) 요약

본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 예측 시스템이 제공된다. 상기 예측 시스템은 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플릭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하고, 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베딩된 정보를 생성하도록 구성된 인코더; 및 기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플릭스를 예측하는 X-ray 플레어 플릭스 예측 과정을 수행하도록 구성된 디코더를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06F 17/10 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

G01W 2201/00 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2019R1A2C1002634
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단(통합)(KNRF)
연구사업명	이공분야기초연구사업/중견연구자지원사업
연구과제명	딥러닝을 이용한 태양 플레어의 발생 유무, 세기, 시간적 변화 예측 연구(1/3)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	경희대학교산학협력단
연구기간	2019.03.01 ~ 2021.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 예측 시스템에 있어서, 상기 예측 시스템은,

매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하고, 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하도록 구성된 인코더; 및

상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 수행하도록 구성된 디코더를 포함하는, 예측 시스템,

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 인코더는,

상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및

상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함하는, 예측 시스템.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 인코더는,

상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 임베디드된 정보를 출력하고,

상기 임베디드된 정보를 상기 디코더의 입력으로 전달하도록 구성된, 예측 시스템.

청구항 4

제2 항에 있어서,

상기 디코더는

LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및

상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함하는, 예측 시스템.

청구항 5

제4 항에 있어서,

상기 디코더는

제1 LSTM이 상기 인코더의 제1 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하고,

제2 LSTM이 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하는, 예측 시스템.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 디코더는,

상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하도록 구성된 attention 레이어를 더 포함하는, 예측 시스템.

청구항 7

제4 항에 있어서,

상기 디코더는 복수의 디코딩 블록으로 구성되고,

상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록 별로 출력하고,

상기 출력된 예측 값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백되도록 구성되는, 예측 시스템.

청구항 8

딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법에 있어서, 상기 방법은 인코더와 디코더를 포함하는 예측 시스템에 의해 수행되고,

인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하는 LSTM 레이어 출력 생성 과정;

상기 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하는 임베디드 정보 생성 과정; 및

디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 포함하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 9

제8 항에 있어서,

상기 인코더는,

상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및

상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 10

제9 항에 있어서,

상기 임베디드 정보 생성 과정 이후,

상기 인코더는 상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 임베디드된 정보를 출력하고,

상기 임베디드된 정보를 상기 디코더의 입력으로 전달하도록 과정이 더 수행되는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 11

제9 항에 있어서,

상기 디코더는,

LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및

상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 12

제11 항에 있어서,

상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서,

상기 디코더는 제1 LSTM이 상기 인코더의 제1 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하고,

제2 LSTM이 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 13

제12 항에 있어서,

상기 디코더는 attention 레이어를 더 포함하고,

상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서,

상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하는 과정을 수행하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 14

제11 항에 있어서,

상기 디코더는 복수의 디코딩 블록으로 구성되고,

상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서,

상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록 별로 출력하고,

상기 출력된 예측 값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백하는 과정을 수행하는, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법.

청구항 15

딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 프로그램에 있어서, 상기 프로그램은,

인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하는 LSTM 레이어 출력 생성 과정;

상기 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하는 임베디드 정보 생성 과정; 및

디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 수행하도록 구성된, X-ray 플레어 플럭스 프로파일 예측 방법을 수행하는 컴퓨터 판독가능한 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법에 관한 것이다. 보다 상세하게는, GOES 관측 데이터를 이용한 딥러닝 기반 태양 주요 플레어 X선 플럭스 예보 모델에 대한 것이다.

배경 기술

[0002] 기존의 플레어 발생 모델들은 방법과 예보 기간의 차이점은 있을지언정, 모두 플레어 발생 확률을 예보하는 데 집중되어 있었다.

[0003] 이러한 예보 모델들은 예보 기간의 플레어 발생에 대비하기 위한 대략적인 기준으로 활용할 수는 있으나, 실시

간으로 지구에 영향을 끼치는 플레어의 구체적인 성질은 예측하는 데는 사용할 수 없다. 실제 플레어 재난 정보 발생 시 중요하게 여겨지는 것은 플레어의 최고 X선 플럭스, 최고 X선 플럭스 도달 시간, 종료 시각이다. 기존의 플레어 발생 확률 예보 모델만으로는 이러한 플레어의 주요 특성들을 예측할 수 없었다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0004] (특허문헌 0001) 한국등록특허 1020477550000 (2019.11.18)
- (특허문헌 0002) 한국등록특허 1020094600000 (2019.08.05)
- (특허문헌 0003) 한국등록특허 1020094640000 (2019.08.05)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 따라서, 본 발명의 목적은 전술한 문제를 해결하기 위해, 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법을 제공함에 있다.
- [0006] 또한, 본 발명의 목적은 GOES 관측 데이터를 이용한 딥러닝 기반 태양 주요 플레어 X선 플럭스 예보 모델을 제공함에 있다.
- [0007] 또한, 본 발명의 목적은 태양 플레어 발생 시 근 지구 우주 환경에 영향을 미치는 주요 요인 중 하나인 X선 플럭스의 변화를 예보하는 데에 있다.
- [0008] 또한, 본 발명의 목적은 X선 플럭스의 변화를 예보함으로써 경제적·상업적 피해를 최소화하는 데에 있다.

과제의 해결 수단

- [0009] 상기와 같은 과제를 해결하기 위한 본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 예측 시스템이 제공된다. 상기 예측 시스템은 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하고, 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하도록 구성된 인코더; 및 기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 수행하도록 구성된 디코더를 포함할 수 있다.
- [0010] 일 실시 예에 따르면, 상기 인코더는 상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및 기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함할 수 있다.
- [0011] 일 실시 예에 따르면, 상기 인코더는 상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 임베디드된 정보를 출력하고, 상기 임베디드된 정보를 상기 디코더의 입력으로 전달하도록 구성될 수 있다.
- [0012] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및 상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함할 수 있다.
- [0013] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 제1 LSTM이 상기 인코더의 제1 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하고, 제2 LSTM이 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신할 수 있다.
- [0014] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하도록 구성된 attention 레이어를 더 포함할 수 있다.
- [0015] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 복수의 디코딩 블록으로 구성되고, 상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록 별로 출력하고, 상기 출력된 예측

값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백되도록 구성될 수 있다.

- [0016] 본 발명의 다른 양상에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법이 제공된다. 상기 예측 방법은 인코더와 디코더를 포함하는 예측 시스템에 의해 수행되고, 인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하는 LSTM 레이어 출력 생성 과정; 상기 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하는 임베디드 정보 생성 과정; 및 디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 포함할 수 있다.
- [0017] 일 실시 예에 따르면, 상기 인코더는 상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및 상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함할 수 있다.
- [0018] 일 실시 예에 따르면, 상기 임베디드 정보 생성 과정 이후, 상기 인코더는 상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 임베디드된 정보를 출력하고, 상기 임베디드된 정보를 상기 디코더의 입력으로 전달하는 과정이 더 수행될 수 있다.
- [0019] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 상기 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어; 및 상기 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)를 포함할 수 있다.
- [0020] 일 실시 예에 따르면, 상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서, 상기 디코더는 제1 LSTM이 상기 인코더의 제1 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하고, 제2 LSTM이 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신할 수 있다.
- [0021] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 attention 레이어를 더 포함하고, 상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서, 상기 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하는 과정을 수행할 수 있다.
- [0022] 일 실시 예에 따르면, 상기 디코더는 복수의 디코딩 블록으로 구성되고, 상기 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정에서, 상기 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 상기 태양 X-ray 플레어 플럭스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록별로 출력하고, 상기 출력된 예측 값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백하는 과정을 수행할 수 있다.
- [0023] 본 발명의 또 다른 양상에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체가 제공된다. 상기 프로그램은 인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성하는 LSTM 레이어 출력 생성 과정; 상기 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하는 임베디드 정보 생성 과정; 및 디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측하는 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정을 수행하도록 구성될 수 있다.

발명의 효과

- [0024] 본 발명에 따르면, 플레어 재난 경보 발생 시 고려되어야 할 주요 특성들을 예보하기 위하여 본 모델은 과거의 X선 플럭스 데이터를 입력받아 미래의 X선 플럭스 데이터를 분 단위로 예보할 수 있다.
- [0025] 본 발명에 따르면, 이러한 X선 플럭스의 시계열적 예보를 통하여 사용자들은 현재 발생한 플레어의 상기한 주요 특성들을 예측할 수 있다.
- [0026] 본 발명에 따르면, 예측 모델은 딥러닝 기법을 기반으로 제작되었으며, 그 구조는 구글 번역에서 사용되는 딥러닝 모델의 구조와 유사하다. 기존의 회귀 예측 알고리즘을 기반으로 한 모델들과 다른 딥러닝 기법을 기반으로 한 모델들과의 비교 검증 결과, 본 모델의 성능이 가장 우수함을 확인할 수 있다.
- [0027] 한편, 현재 전 세계적으로 플레어 발생 시 X선 플럭스를 예측하는 모델은 존재하지 않는다. 본 발명에 따른 예측 모델은 어떠한 데이터 전처리 과정도 필요치 않기에 사용을 원하는 이 누구나 쉽게 접근할 수 있다. X선 관측데이터는 거의 실시간으로 제공되며, 플레어는 알고리즘 적으로 그 발생이 정의되기에 플레어 발생과 동시에 자동으로 본 모델이 예보를 시작할 수 있다.

[0028] 본 발명에 따르면, 우주기상 예보를 운영하는 기관에서 플레어 재난 발생 시 그 대응 강도와 재난 대응 기간을 예측하는데 사용할 수 있다.

[0029] 플레어는 태양 활동 중 지구에 가장 빠르게 도달하는 활동이며 다른 태양 활동과 밀접한 관련이 있다. 본 발명에 따르면, 플레어 재난의 특성을 빠르게 예보함으로써 라디오 통신 방해, 위성 오작동 등의 경제적·상업적 피해를 최소화할 수 있고 다른 태양 활동의 예보에도 도움을 줄 수 있다.

[0030] 인간 문명의 범위가 우주로까지 확장됨으로써 태양으로부터 받는 영향의 정도가 점점 늘어나고 있으며 그에 따른 피해 또한 늘어나고 있는 상황이다. 본 발명에 따르면, 우주기상에 대한 관심과 투자가 늘어나고 있으며 앞으로 연구하고 개발해야 할 것들이 많이 있으므로 우주기상에 관련된 사업화가 진행될 것으로 여겨진다.

[0031] 상술한 본 발명의 특징 및 효과는 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해 질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0032] 도 1은 본 발명에 따른 예측 모델의 전체 아키텍처를 나타낸다.

도 2는 본 발명에 따른 예측 모델의 예측 결과를 나타낸다.

도 3은 도 2(a)에 표시된 X5 등급 플레어에 대한 플레어 시작 후 5분 후부터 피크 시간까지의 예측을 나타낸다.

도 4는 본 발명에 따른 플레어 지속 시간의 예측과 관찰 사이의 관계를 나타낸다.

도 5는 본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법의 흐름도를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0033] 상술한 본 발명의 특징 및 효과는 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해 질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다.

[0034] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 구체적으로 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0035] 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용한다.

[0036] 제1, 제2등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0037] 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0038] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미가 있다.

[0039] 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않아야 한다.

[0040] 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 모듈, 블록 및 부는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다.

[0041] 이하, 본 발명의 바람직한 실시 예를 첨부한 도면을 참조하여 당해 분야에 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 설명한다. 하기에서 본 발명의 실시 예를 설명함에 있어, 관련된 공지 기능 또는 공지의 구

성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다.

[0042] 이하에서는, 본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법 및 이를 수행하는 시스템에 대해 설명한다.

[0043] 본 발명을 통해, 1분 케이션스로 주요 태양 광 플럭스의 X-레이 플럭스 프로파일을 실시간으로 예측하는 새로운 태양풍 예측 모델을 제시할 수 있다. 본 발명에 따른 새로운 딥 러닝 모델은 Long Short-Term Memory (LSTM)를 사용한 시퀀스-시퀀스 (seq2seq) 모델과 attention 메커니즘을 기반으로 할 수 있다. 이에 따라, 본 발명에 따른 예측 모델을 845개 주요 지구의 정지 작동 환경 위성 (GOES) X-ray 플럭스 프로파일에 적용할 수 있다. 또한, 본 발명에 따른 예측 결과를 회귀 알고리즘 및 다양한 딥 러닝 방법과 비교할 수 있다. 활성 영역 분석을 기반으로 한 이전의 연구와 달리, 본 발명은 데이터에서 특징을 추출하지 않고 과거의 태양 열 연결 X- 레이 플럭스 데이터를 사용할 수 있다.

[0044] 데이터(DATA)

[0045] 본 발명과 관련하여, GOES는 1-8 Å 및 0.5-4 Å의 두 광대역 채널에서 태양 X 선 플럭스를 관찰할 수 있다. NOAA는 1분 평균 GOES 1-8 Å X- 레이 플럭스를 사용하여 자동으로 태양열을 식별할 수 있다. 플레어는 다음 알고리즘을 사용하여 정의될 수 있다: (1) X-레이 이벤트의 시작 시간은 4 분의 시퀀스에서 최초 1분으로 정의될 수 있다. 0.1-0.8 nm 플럭스의 가파른 단조 증가, (2) 4 분의 시퀀스에서 마지막 1분의 최종 플럭스는 최초 1분의 플럭스보다 40 % 이상 더 높음, (3) X- 레이 이벤트 피크 시간은 피크 X- 레이 플럭스의 분, 그리고 (4) 종료 시간은 플럭스 레벨이 최대 플럭스와 배경 레벨 사이의 중간 지점으로 붕괴되는 시간이다.

[0046] 1998년 8월부터 2006년 5월까지 주요 태양열을 인식하기 위해 알고리즘을 GOES 10, 1분 X선 플럭스 데이터에 적용할 수 있다. 안정적인 태양열 이벤트를 선택하기 위해 간단한 자동 프로세스 및 육안 검사를 통해 다중 피크 이벤트 및 프리 플레어 단계 이벤트를 제거할 수 있다. 결과적으로, 본 발명에서는 845 개의 주요 태양 플레어 이벤트를 선택할 수 있다.

[0047] 소프트 X-레이 플럭스는 플레어 시작 시간 26 분 전부터 입력에 사용 된 후 3 분 후부터 30 분의 소프트 플럭스가 타겟에 사용될 수 있다. 본 발명에 따른 데이터 세트는 슬라이딩 윈도우 방법을 사용하여 구성될 수 있다. 플레어 시작 시간 후 3 분에서 피크 시간까지 슬라이딩 윈도우 기법을 사용할 수 있다. 플레어 X- 레이 프로파일은 시간에 포지셔닝 분포가 있다는 점에서 플레어 X- 레이 프로파일이 대부분 서로 독립적인 것으로 가정될 수 있다. 따라서, 본 발명에서는 데이터 세트를 훈련 및 테스트 세트로 무작위로 분할할 수 있다.

[0048] 동일한 플레어 이벤트의 데이터가 훈련 및 테스트에 사용되는 것을 피하기 위해 각 플레어 이벤트별로 데이터 세트가 분리될 수 있다. 데이터 세트를 시간 순으로 나눌 때 테스트 데이터 세트의 주요 플레어 수가 너무 적게 구성될 수 있다. 테스트 데이터 선택 및 무작위 초기 가중치의 영향을 줄이기 위해 교차 검증을 10 배로 고려할 수 있다. 결과적으로 6227-6381 데이터 (이벤트의 90 %; 69 X 클래스 및 691 M 클래스)가 훈련에 사용되고 654-808 데이터 (이벤트의 10 %; 8 X 클래스 및 77 M 클래스)가 테스트에 사용될 수 있다. 데이터 수의 차이는 각 교차 검증 세트에서 다양한 길이의 플레어 이벤트로 인한 것이다.

[0049] Long Short-Term Memory (LSTM)

[0050] LSTM은 시간 의존성을 순차적으로 학습하기에 적합한 순환 신경망 중 하나이다. LSTM은 기계 번역, 음성 인식 및 시계열 예측과 같은 다양한 필드에 널리 사용될 수 있다. LSTM에는 숨겨진 상태를 이전 시간 단계에서 다음 시간 단계로 전송하기 위해 셀 상태 후보와 3개의 게이트가 있다. 시간 단계는 시계열 데이터에서 엘리먼트의 순서를 의미한다. LSTM 연산의 세부 사항은 수학적 1과 같다.

수학식 1

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + B_f), \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + B_i), \\ \tilde{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + B_c), \\ c_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t, \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + B_o), \\ h_t &= o_t \odot \tanh(c_t), \end{aligned}$$

[0051]

[0052]

여기서 f_t 는 forget 게이트를 나타내고, i_t 는 입력 게이트를 나타내고, c_t 는 셀 상태 후보를 나타내고, c_t 는 셀 상태를 나타내고, o_t 는 출력 게이트를 나타내고, h_t 는 시간 단계 t 에서의 숨겨진 상태를 나타내고; X 는 입력 데이터이며; W 항은 훈련이 가능한 가중 메트릭을 나타내고 B term은 훈련이 가능한 바이어스를 나타낸다. σ 는 로지스틱 시그모이드 함수이고 $\tanh$ 는 쌍곡 탄젠트 함수이며; 여기서 $\cdot$ 는 내적을 나타내고, 엘리먼트 별 곱셈을 나타낸다. forget 게이트, 입력 게이트 및 출력 게이트는 각각 예측 결과에 대응하는 과거 정보, 새로운 정보 및 출력에 적용되는 가중치를 계산한다. 셀 상태 후보는 얼마나 많은 입력 정보가 셀 상태에 반영되어야 하는지를 고려하여 수정된 정보이다. 히든 상태는 LSTM 모델의 결과이다.

[0053]

Seq2seq 모델에는 2 개의 LSTM 모델이 있다. 하나는 입력 데이터에서 정보를 추출하기 위한 인코더이고 다른 하나는 인코더의 정보를 사용하여 예측하기 위한 디코더이다. 디코더는 프로세스를 반복하여 예측을 생성한 다음 예측된 결과를 다음 예측에 사용한다. 이 메커니즘은 시계열 데이터를 생성하는 데 사용될 수 있다.

[0054]

또한, 모델이 입력 데이터의 중요한 시간 단계를 배우고 집중할 수 있도록 attention 메커니즘을 사용한다. attention은 소스 상태 h 의 가중치 합계에 해당하는 컨텍스트 벡터 c_i 를 수학식 2와 같이 계산한다.

수학식 2

$$c_i = \sum_{j=1}^{T_x} W_{ij} h_j$$

[0055]

[0056]

여기서 T_x 는 입력 길이를 나타내고 W 는 가중치를 나타낸다. 여기서 i 는 출력의 타임 스텝을 나타내고, j 는 입력의 타임 스텝을 나타낸다. 가중치 W 는 수학식 3과 같이 연산된다.

수학식 3

$$\begin{aligned} W_{ij} &= \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^{T_x} \exp(e_{ik})}, \\ e_{ij} &= a(s_{i-1}, h_j), \end{aligned}$$

[0057]

수학식 4

$$a(s_{i-1}, h_j) = v^T \tanh(W_s s_{i-1} + W_h h_j).$$

[0058]

- [0059] 여기서 s 는 히든 상태이다. 여기서, a 는 위치 i 에서의 출력과 위치 j 에서의 입력이 서로 얼마나 일치하는지를 반영하는 점수를 계산하는 정렬 모델을 나타낸다. 본 발명에서는 additive attention 모델을 채택할 수 있다. 여기서 v 와 W 는 학습 가능한 매개 변수이다.
- [0060] **아키텍처**
- [0061] 도 1은 본 발명에 따른 예측 모델의 전체 아키텍처를 나타낸다. 본 발명에 따른 예측 모델은 인코더와 디코더를 위해 2 개의 LSTM 레이어와 1 개의 완전히 연결된 레이어(fully connected layer)를 사용한다. 본 발명은 인코더를 위한 ReLU 활성화 기능을 갖춘 완전히 연결된 레이어와 디코더를 위한 활성화 기능이 없는 완전히 연결된 레이어를 채택할 수 있다. 학습률이 0.001 인 평균 제곱 손실 함수 및 Adam 옵티마이저(optimizer)가 본 발명의 예측 모델에 사용된다.
- [0062] 도 1을 참조하면, 예측 모델은 인코더와 디코더를 위한 2 개의 LSTM 레이어와 1 개의 완전히 연결된 레이어를 사용한다. 인코더는 30분의 X-레이 플렉스 (y)를 사용하고 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성할 수 있다. 디코더는 인코더와 유사한 프로세스를 30회 반복할 수 있다. 모든 단계에서, 디코더는 새로운 정보에 대응하는 다음 단계 예측에 사용되는 다음 1 분의 X-레이 플렉스 (p)를 예측하기 위해 attention 레이어 및 새로운 정보의 결과를 취한다. 디코더에서 LSTM 계층의 결과는 연결된 계층으로 전송된다.
- [0063] 한편, 본 발명에 따른 예측 모델은 attention 레이어를 구비한 것에 한정되는 것이다. 다른 실시예로서, 본 발명에 따른 예측 모델은 attention 레이어 없이 동일한 구조를 구비할 수 있다.
- [0064] 전술한 바와 같은 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플렉스 프로파일의 예측 방법과 관련하여, 이러한 예측 방법과 이를 수행하도록 인코더와 디코더를 포함하는 예측 시스템에 대해 상세하게 설명하면 다음과 같다.
- [0065] 도 1을 참조하면, 예측 시스템은 인코더(Encoder)와 디코더(Decoder)를 포함하도록 구성될 수 있다. 인코더(Encoder)는 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플렉스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 하도록 구성될 수 있다. 또한, 인코더(Encoder)는 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성하도록 구성될 수 있다.
- [0066] 디코더(Decoder)는 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플렉스를 예측하는 X-ray 플레어 플렉스 예측 과정을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0067] 인코더(Encoder)는 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어(LSTM1-e, LSTM2-e)를 포함할 수 있다. 인코더(Encoder)는 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어(LSTM2-e)의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected-e)를 더 포함할 수 있다.
- [0068] 인코더(Encoder)는 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 임베디드된 정보를 출력하고, 상기 임베디드된 정보를 디코더의 입력으로 전달하도록 구성될 수 있다.
- [0069] 디코더(Decoder)는 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어(LSTM1-d, LSTM2-d)를 포함할 수 있다. 디코더(Decoder)는 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어(LSTM2-d)의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected-d)를 더 포함할 수 있다.
- [0070] 디코더(Decoder)는 제1 LSTM(LSTM1-d)이 인코더의 제1 LSTM 레이어(LSTM1-e)로부터의 히든 상태 값과 셀 상태 값을 수신하도록 구성될 수 있다. 디코더(Decoder)는 제2 LSTM(LSTM2-d)이 인코더의 제2 LSTM 레이어(LSTM2-e)로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하도록 구성될 수 있다.
- [0071] 디코더(Decoder)는 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 태양 X-ray 플레어 플렉스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하도록 구성된 attention 레이어(attn.)를 더 포함할 수 있다.
- [0072] 디코더(Decoder)는 복수의 디코딩 블록으로 구성될 수 있다. 디코더(Decoder)는 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 태양 X-ray 플레어 플렉스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록 별로 출력하도록 구성될 수 있다. 디코더(Decoder)는 상기 출력된 예측 값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백되도록 구성될 수 있다.
- [0073] 이와 관련하여, 복수의 디코딩 블록 각각은 예보 시간과 연관될 수 있다. 일 예시로, 1) 첫번째 예보 결과로서

예보 시작 시간으로부터 1분 후에 대한 예보 결과를 생성한다. 2) 두번째 예보 결과로서 첫번째 예보 결과를 다시 디코더(Decoder)에 입력해 예보 시작 시간으로부터 2분 후에 대한 예보 결과를 생성한다. 3) 위 과정을 일정 시간 간격으로 여러 번 반복하여 시간 구간 동안 예보 결과를 생성할 수 있다. 예를 들어, 위 과정을 30번 반복하여 30분 동안의 예보 결과를 생성할 수 있다. 따라서, 디코더(Decoder)는 자신의 예보 결과의 시간적 전후를 고려하여 예보 결과를 생성할 수 있다.

[0074] **결과**

[0075] 본 발명에 따른 예측 모델을 평가하기 위해 세 가지 유형의 RMSE (Root-Mean-Square Error)를 고려할 수 있다. 수학적 식 5와 같이, 하나는 모든 예측 결과, 다른 하나는 피크 플럭스, 다른 하나는 다른 예측 시작 시간에 대한 RMSE일 수 있다.

수학적 식 5

$$RMSE_{all} = \sqrt{\frac{\sum_{e=1}^E \sum_{i=3}^P \sum_{j=1}^{30} (\log(y_{ei}^j) - \log(f_{ei}^j))^2}{N_{all}}},$$

$$RMSE_{peakflux} = \sqrt{\frac{\sum_{e=1}^E \sum_{i=3}^P (\max(\log(y_{ei}^j))_{j=1}^{30} - \max(\log(f_{ei}^j))_{j=1}^{30})^2}{N_{peakflux}}},$$

$$RMSE_t = \sqrt{\frac{\sum_{e=1}^E \sum_{j=1}^{30} (\log(y_{ei}^j)|_{i=t} - \log(f_{ei}^j)|_{i=t})^2}{N_t}},$$

[0076]

[0077] 여기서 y는 관측된 플럭스를 나타내고 f는 예측된 플럭스를 나타낸다. Nall, Npeakflux 및 Nt는 각각 플레이어 시작 후 피크 시간 및 시간 t에서 모든 경우의 수이다. 여기서 E, i, j 및 p는 플레이어의 수, 예측 시작 시간, 각각의 예측 시간, 피크 시간을 각각 나타낸다. 이 프로세스는 각 교차 검증 테스트 데이터 세트에 대해 10 번 실행되었으며 평균 결과가 표시될 수 있다.

[0078] 본 발명에 따른 예측 모델과 다른 방법 간의 예측 성능을 비교하기 위해 3 개의 딥러닝 모델과 4 개의 회귀 알고리즘 모델을 생성할 수 있다. 첫 번째 딥 러닝 모델은 완전히 연결된 여러 레이어로 구성된 MLP 모델이다. 두 번째 딥 러닝 모델은 2개의 LSTM 레이어와 2개의 완전히 연결된 레이어를 사용하는 Simple-LSTM 모델이다. 세 번째 딥 러닝 모델은 seq2seq 모델로, 모델에서 attention 레이어를 제거하여 획득할 수 있다. 이러한 모델은 모델과 동일한 손실 기능 및 최적화 프로그램을 사용하여 학습될 수 있다. 4 개의 기존 모델은 Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA), K-Nearest Neighbor Regression, Support Vector Machine Regression (SVMR)을 기반으로 할 수 있다. ARIMA 모델의 경우 ARIMA 모델의 최상의 결과를 찾기 위해 각 입력 데이터에 대해 AUTO-ARIMA 프로세스를 사용할 수 있다.

[0079] 본 발명에 따른 예측 모델을 공정하게 비교하기 위해 회귀 모델 및 딥 러닝 모델 (48, 96, 128, 256 및 512개의 히든 유닛 및 노드, 1, 8, 16 포함(embedding) 및 포함되지 않음) 및 2 내지 18개의 완전히 연결된 레이어에 대해 많은 하이퍼 파라미터를 테스트할 수 있다. 잔류 연결(residual-connection)을 사용하고 딥 러닝 모델 학습 중에 조기 중지(early-stopping) 프로세스를 수행하여 오버 피팅 문제를 회피하고 각 딥 러닝 방법의 최상의 결과를 찾을 수 있다.

[0080] 표 1은 본 발명에 따른 예측 모델의 결과를 나타낸다. 본 발명에 따른 예측 모델은 모든 지표에서 다른 모델보다 성능이 뛰어나다. 본 발명에 따른 예측 모델의 RMSEall 및 RMSEpeakflux는 0.32 및 0.26으로, 기존 모델 및 기타 딥 러닝 모델보다 훨씬 우수하다. 예측 시작시간 (3-6 분)에 의존하는 RMSEt도 다른 모델보다 본 발명에 따른 예측 모델에 더 양호하다. 우리의 결과는 seq2seq와 attention을 모두 채택하는 것이 태양 X-레이 프로파일을 예측하는 데 효과적이라는 것을 나타낸다. 8개 모델 모두에서 X-레이 플럭스 프로파일의 급격한 변화로 인해 이후 예측 결과 (t가 높은 RMSEt)가 이전 예측 (t가 낮은 RMSEt)보다 양호하다.

[0081] [표 1]

Model	RMSE _{all}	RMSE _{peakflux}	RMSE _t				Hyperparameters
			t=3	t=4	t=5	t=6	
ARIMA	0.72±0.11	0.63±0.19	0.74±0.09	1.20±0.35	0.86±0.14	0.74±0.14	p: 1-5, d: 1, q: 1-5, Input data length: 1800
KNNR	0.39±0.02	0.31±0.03	0.45±0.02	0.44±0.02	0.44±0.02	0.43±0.02	K: 58, Metric: Euclidean
RFR	0.38±0.02	0.30±0.03	0.45±0.02	0.44±0.02	0.43±0.02	0.42±0.02	Trees: 100, M:1.0 , Min sample split: 0.025
SVMR	0.37±0.02	0.29±0.03	0.46±0.03	0.45±0.03	0.42±0.02	0.39±0.03	Kernel: RBF, C: 1, epsilon: 0.005
MLP	0.45±0.02	0.45±0.05	0.52±0.04	0.50±0.04	0.48±0.03	0.46±0.02	Fully-connected layers: 18 (30-280, 280-280, ..., 280-30)
Simple-LSTM	0.50±0.05	0.40±0.05	0.53±0.02	0.54±0.02	0.53±0.02	0.52±0.03	Hidden units: 48, Fully-connected layers: 2 (96-96, 96-1)
Seq2seq	0.33±0.02	0.26±0.03	0.42±0.02	0.41±0.02	0.38±0.02	0.36±0.02	Hidden units: 192, Embedding size: 8, Fully-connected layers: 1(192-1)
Seq2seq+attention	0.32±0.02	0.26±0.02	0.41±0.02	0.40±0.02	0.37±0.02	0.35±0.02	Hidden units: 256, Embedding size: 1, Fully-connected layers: 1(256-1)

[0082]

[0083]

또한, 플레어 클래스 (M1-M4.9, M5-M9.9 및 X1-)에 따라 모델의 예측을 세 그룹으로 나눌 수 있다. 결과적으로 RMSE_{all} 및 RMSE_{peakflux}는 M1-M4.9 플레어의 경우 0.27 및 0.15, M5-M9.9 플레어의 경우 0.36 및 0.31, X1- 플레어의 경우 0.51 및 0.53이다. 이러한 분석은 강한 태양열이 약한 태양열보다 예측하기 어렵다는 것을 나타낸다.

[0084]

도 2는 본 발명에 따른 예측 모델의 예측 결과를 나타낸다. 본 발명에 따른 예측 모델은 플레어 피크 플럭스, 피크 시간 및 전체 프로파일을 잘 예측할 수 있다. 도 2는 seq2seq+attention 모델의 결과를 나타낸다. 도 2의 (a), (b), (c), (d), (e) 및 (f)는 각각 플레어 시작 시간 이후 7, 7, 7, 6, 3 및 3분에서의 X5, X4, X1, M4, M2 및 M1 예보이다. 0-29분이 입력 데이터이고 30-59분은 관측과 함께 출력 데이터를 나타낸다. 수직 점선은 예보 시작 시간을 나타낸다.

[0085]

도 3은 도 2(a)에 표시된 X5 등급 플레어에 대한 플레어 시작 후 피크 시간부터 5분까지의 예측을 나타낸다. 도 3(a)에서 볼 수 있듯이 피크 플럭스는 과소 평가되어있다. 그러나 GOES 관측치가 M 등급에 있을 때, 본 발명에 따른 예측 모델은 플레어가 X 등급에 도달할 것으로 예측할 수 있다. 도 3(b)에서, 우리의 모델은 관측과 유사한 피크 플럭스를 예측할 수 있다. 후속 예측 (도 3(c)-(h))에서 모델은 붕괴 단계에서 피크 플럭스 및 X- 레이 플럭스 프로파일을 잘 예측할 수 있다.

[0086]

구체적으로, 도 3은 2003년 11월 3일에 X5 클래스에 대한 seq2seq+attention 모델의 예측을 나타낸다. 도 3(a)-(h)는 시간 흐름 순서(chronological order)로, 플레어 시작 시간 이후에 5-12 분에서의 예보를 나타낸다. 0-29분이 입력이고 30-59분은 관측과 함께 출력을 나타낸다. 수직 점선은 예보 시작 시간을 나타낸다.

[0087]

도 4는 본 발명에 따른 플레어 지속 시간의 예측과 관찰 사이의 관계를 나타낸다. 본 발명에 따른 예측 모델의 플레어 지속 시간 예측을 평가하기 위해 관측 및 예측에 대한 플레어 종료 시간이 30분 이내인 경우 상관 계수와 RMSE를 계산할 수 있다. 상관 계수와 RMSE는 모든 예측에 대해 0.78과 6.5분이며 피크 예측에 대해서는 0.9와 4.8이다. 이러한 결과는 본 발명에 따른 예측 모델이 두 가지 경우에 대해 플레어 지속 시간을 잘 예측함을 나타낸다. 피크 시간에서의 플레어 지속 시간의 예측은 상관 및 RMSE의 관점에서 매우 우수하다는 점에 주목할 필요가 있다.

[0088]

본 발명의 또 다른 양상에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법에 대해 설명하면 다음과 같다. 이와 관련하여, 도 5는 본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법의 흐름도를 나타낸다. 도 1 및 도 5를 참조하면, 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플럭스 프로파일의 예측 방법은 LSTM 레이어 출력 생성 과정(S100), 임베디드 정보 생성 과정(S200) 및 X-ray 플레어 플럭스 예측 과정(S300)을 포함한다.

[0089]

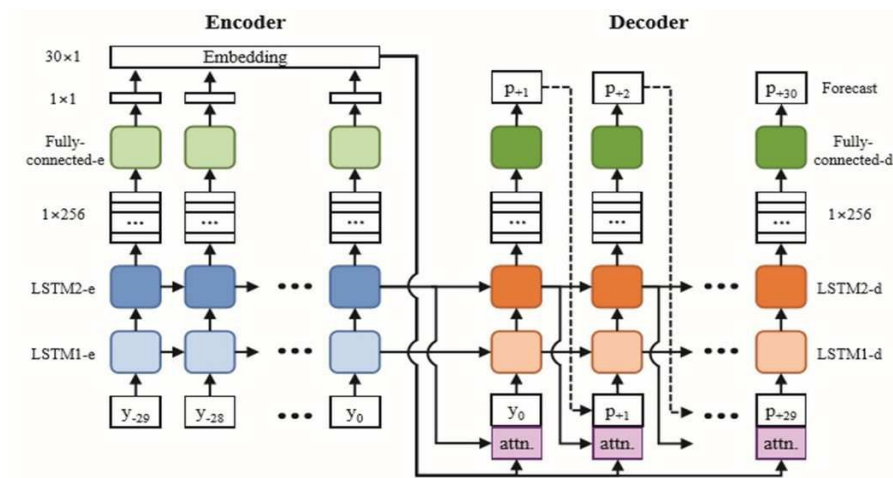
LSTM 레이어 출력 생성 과정(S100)에서, 인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플럭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성한다. 임베디드 정보 생성 과정(S200)에서, 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성한다. 또한, X-ray 플레어 플럭스 예측 과정(S300)에서, 디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플럭스를 예측한다.

- [0090] 인코더(Encoder)는 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어(LSTM1-e, LSTM2-e)를 포함할 수 있다. 인코더(Encoder)는 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어(LSTM2-e)의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected-e)를 더 포함할 수 있다.
- [0091] 임베디드 정보 생성 과정(S200) 이후, 인코더는 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 임베디드된 정보를 출력하고, 상기 임베디드된 정보를 디코더의 입력으로 전달하는 과정이 더 수행될 수 있다.
- [0092] 디코더(Decoder)는 LSTM 레이어의 출력을 생성하도록 구성된 복수의 LSTM 레이어(LSTM1-d, LSTM2-d)를 포함할 수 있다. 디코더(Decoder)는 복수의 LSTM 레이어 중 최종 LSTM 레이어(LSTM2-d)의 각각의 출력이 각각의 입력과 연결되도록 구성된 완전히 연결된 레이어(fully-connected-d)를 더 포함할 수 있다.
- [0093] X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 제1 LSTM(LSTM1-d)이 인코더의 제1 LSTM 레이어(LSTM1-e)로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하도록 구성될 수 있다. X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 제2 LSTM(LSTM2-d)이 인코더의 제2 LSTM 레이어(LSTM2-e)로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값을 수신하도록 구성될 수 있다.
- [0094] 디코더(Decoder)는 attention 레이어를 더 포함할 수 있다. X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 인코더의 제2 LSTM 레이어로부터의 히든 상태 값과 셀 상태값과 상기 임베디드된 정보를 이용하여 상기 디코더의 LSTM 레이어로 태양 X-ray 플레어 플릭스의 예측 값과 연관된 정보를 전달하는 과정을 수행할 수 있다.
- [0095] 디코더(Decoder)는 복수의 디코딩 블록으로 구성될 수 있다. X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 완전히 연결된 레이어의 출력으로부터 태양 X-ray 플레어 플릭스의 예측 값을 상기 복수의 디코딩 블록 별로 출력하도록 구성될 수 있다. X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 상기 출력된 예측 값은 상기 복수의 디코딩 블록 중 인접한 디코딩 블록의 입력으로 피드백되도록 구성될 수 있다.
- [0096] 본 발명의 또 다른 양상에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법을 수행하는 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체가 제시될 수 있다. 도 1 및 도 5를 참조하면, 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법은 LSTM 레이어 출력 생성 과정(S100), 임베디드 정보 생성 과정(S200) 및 X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)이 수행될 수 있다.
- [0097] 이와 관련하여, 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 포함되는 프로그램은 LSTM 레이어 출력 생성 과정(S100)에서, 인코더가 매 분 단위의 태양 X-ray 플레어 플릭스를 입력으로 LSTM 레이어의 출력을 생성할 수 있다. 상기 프로그램은 임베디드 정보 생성 과정(S200)에서, 인코더가 상기 LSTM 레이어의 출력을 완전히 연결된 레이어(fully-connected layer)로 전달하여 구성된 임베디드된 정보를 생성할 수 있다. 또한, 상기 프로그램은 X-ray 플레어 플릭스 예측 과정(S300)에서, 디코더가 상기 인코더에서의 정보를 사용하여 태양 X-ray 플레어 플릭스를 예측할 수 있다.
- [0098] 이상에서는 본 발명에 따른 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법 및 예측 시스템에 대해 설명하였다. 이러한 딥러닝 기법을 이용한 태양 X-ray 플레어 플릭스 프로파일의 예측 방법 및 예측 시스템의 기술적 효과는 다음과 같다.
- [0099] 본 발명에 따르면, 플레어 재난 경보 발생 시 고려되어야 할 주요 특성들을 예보하기 위하여 본 모델은 과거의 X선 플릭스 데이터를 입력받아 미래의 X선 플릭스 데이터를 분 단위로 예보할 수 있다.
- [0100] 본 발명에 따르면, 이러한 X선 플릭스의 시계열적 예보를 통하여 사용자들은 현재 발생한 플레어의 상기한 주요 특성들을 예측할 수 있다.
- [0101] 본 발명에 따르면, 예측 모델은 딥러닝 기법을 기반으로 제작되었으며, 그 구조는 구글 번역에서 사용되는 딥러닝 모델의 구조와 유사하다. 기존의 회귀 예측 알고리즘을 기반으로 한 모델들과 다른 딥러닝 기법을 기반으로 한 모델들과의 비교 검증 결과, 본 모델의 성능이 가장 우수함을 확인할 수 있다.
- [0102] 한편, 현재 전 세계적으로 플레어 발생 시 X선 플릭스를 예측하는 모델은 존재하지 않는다. 본 발명에 따른 예측 모델은 어떠한 데이터 전처리 과정도 필요치 않기에 사용을 원하는 이 누구나 쉽게 접근할 수 있다. X선 관측데이터는 거의 실시간으로 제공되며, 플레어는 알고리즘 적으로 그 발생이 정의되기에 플레어 발생과 동시에 자동으로 본 모델이 예보를 시작할 수 있다.
- [0103] 본 발명에 따르면, 우주기상 예보를 운영하는 기관에서 플레어 재난 발생 시 그 대응 강도와 재난 대응 기간을 예측하는데 사용할 수 있다.

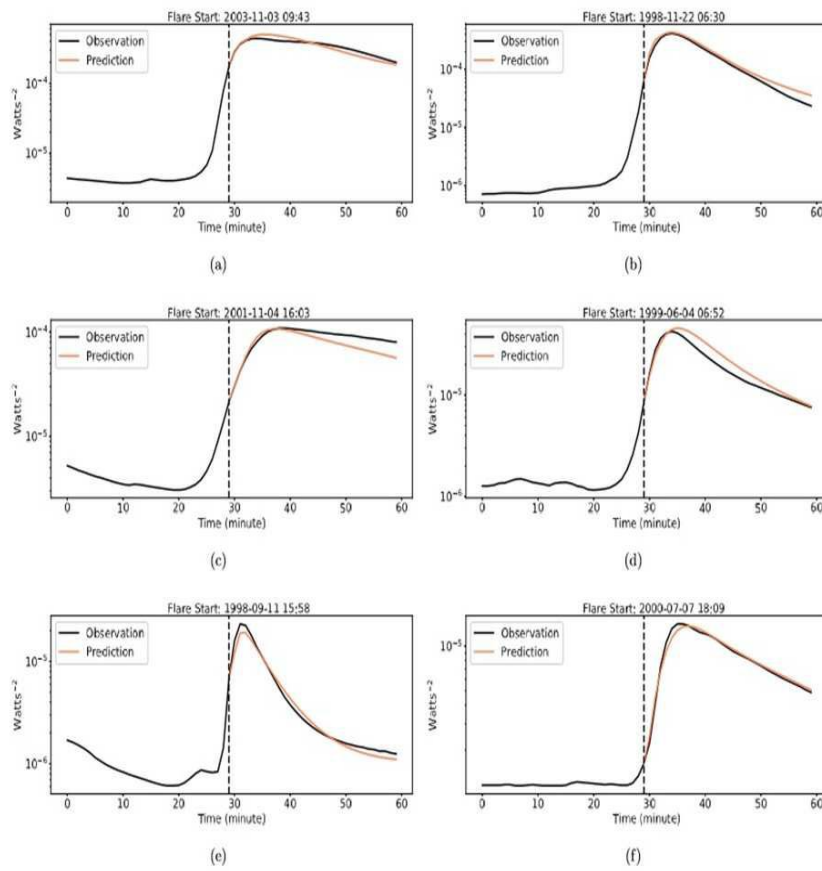
- [0104] 플레이어는 태양 활동 중 지구에 가장 빠르게 도달하는 활동이며 다른 태양 활동과 밀접한 관련이 있다. 본 발명에 따르면, 플레어 재난의 특성을 빠르게 예보함으로써 라디오 통신 방해, 위성 오작동 등의 경제적·상업적 피해를 최소화할 수 있고 다른 태양 활동의 예보에도 도움을 줄 수 있다.
- [0105] 인간 문명의 범위가 우주로까지 확장됨으로써 태양으로부터 받는 영향의 정도가 점점 늘어나고 있으며 그에 따른 피해 또한 늘어나고 있는 상황이다. 본 발명에 따르면, 우주기상에 대한 관심과 투자가 늘어나고 있으며 앞으로 연구하고 개발해야 할 것들이 많이 있으므로 우주기상에 관련된 사업화가 진행될 것으로 여겨진다.
- [0106] 상술한 본 발명의 특징 및 효과는 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해 질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다.
- [0107] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 구체적으로 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0108] 소프트웨어적인 구현에 의하면, 본 명세서에서 설명되는 절차 및 기능뿐만 아니라 각각의 구성 요소들에 대한 설계 및 파라미터 최적화는 별도의 소프트웨어 모듈로도 구현될 수 있다. 적절한 프로그램 언어로 쓰여진 소프트웨어 어플리케이션으로 소프트웨어 코드가 구현될 수 있다. 상기 소프트웨어 코드는 메모리에 저장되고, 제어부(controller) 또는 프로세서(processor)에 의해 실행될 수 있다.

도면

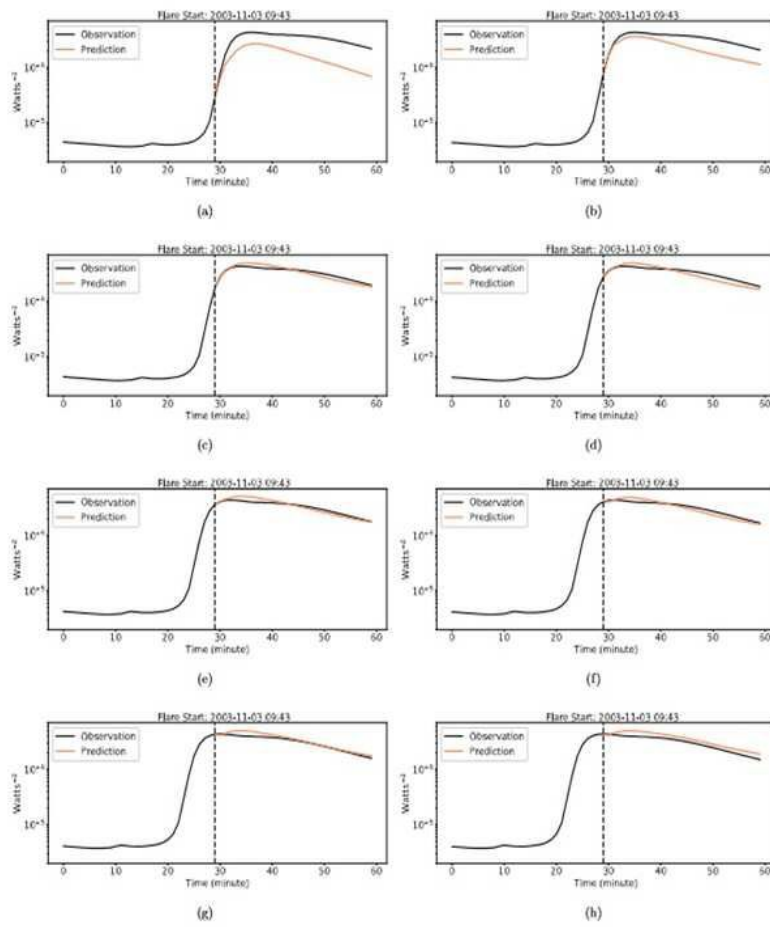
도면1



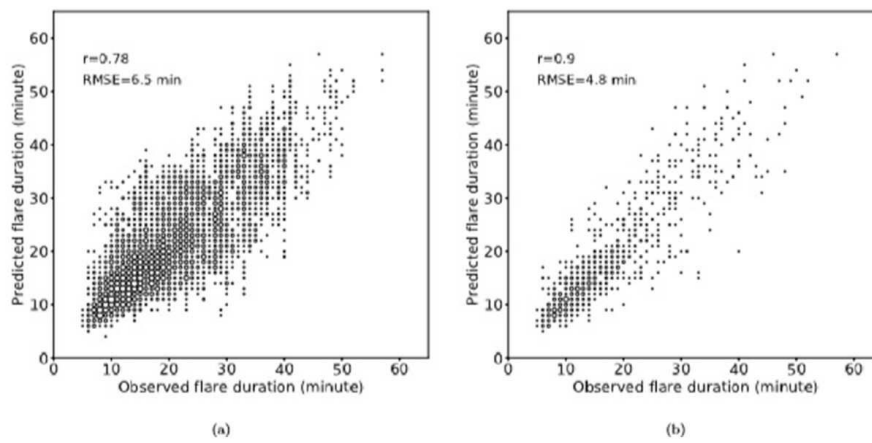
도면2



도면3



도면4



도면5

