



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년12월10일  
(11) 등록번호 10-2338896  
(24) 등록일자 2021년12월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01W 1/10 (2006.01) G01W 1/02 (2006.01)  
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
G01W 1/10 (2013.01)  
G01W 1/02 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2019-0110230  
(22) 출원일자 2019년09월05일  
심사청구일자 2019년09월05일  
(65) 공개번호 10-2021-0028992  
(43) 공개일자 2021년03월15일  
(56) 선행기술조사문헌  
Hui Li, et al., "TYPHOON CLOUD PREDICTION  
VIA GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS",  
IGARSS, 22-27 July 2018, Date added to IEEE  
Xplore: 05 November 2018.

(73) 특허권자  
포항공과대학교 산학협력단  
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)  
(72) 발명자  
유동현  
경상북도 포항시 남구 지곡로 155, 9동 1601호(지  
곡동, 교수아파트)  
이상승  
서울특별시 송파구 올림픽로 435, 218동 301호 (신  
천동, 파크리오)  
(74) 대리인  
유미특허법인  
(뒷면에 계속)

(뒷면에 계속)

전체 청구항 수 : 총 8 항

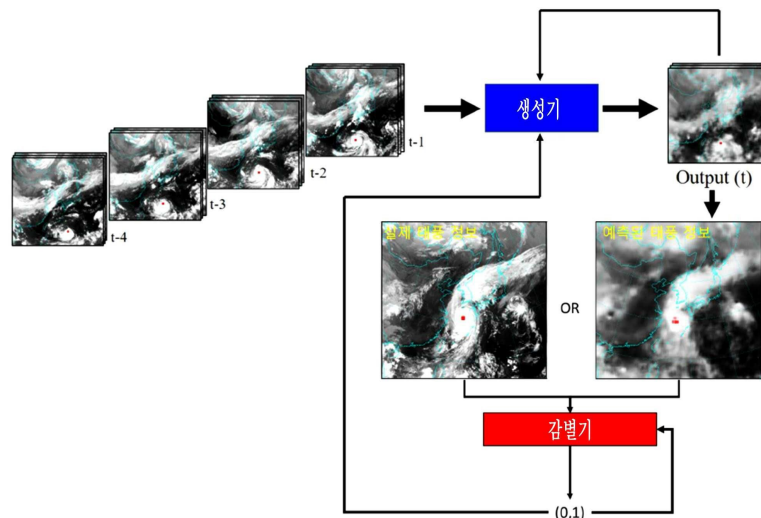
심사관 : 신동혁

(54) 발명의 명칭 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법은, 태풍의 정보를 이용하여 태풍의 경로를 예측하는 방법으로서, 상기 태풍의 정보를 입력받는 단계, 과거의 태풍의 정보 및 경로 데이터를 기초로 생성적 적대 신경망(GANs, Generative Adversarial Networks)을 이용하여 기계학습 하는 단계, 및 상기 입력된 태풍의 정보를 기반으로 상기 기계학습 된 신경망을 이용하여 태풍의 경로를 생성하는 단계를 포함한다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06N 3/0454 (2013.01)  
 G06N 3/08 (2013.01)  
 G01W 2201/00 (2013.01)

(72) 발명자

**마리오 뢰거스**

경상북도 포항시 남구 청암로 77, 4동 1503호(지곡동)

**전수환**

경상남도 김해시 진영읍 김해대로361번길 34, 410동 1201호(김해진영코아루아파트)

(56) 선행기술조사문헌

M. Ruttgers, et al., 'Typhoon track prediction using satellite images in a Generative Adversarial network', arXiv:1808.05382v1 [physics.ao-ph], 16 Aug 2018.\*

KR1020020017110 A

KR101041520 B1

CN109902885 A

JP2019002792 A

\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711069578
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	재단법인한국연구재단
연구사업명	전략과제(산업수학)
연구과제명	태풍의 경로 및 세기 예측을 위한 순환회선신경망 인공지능기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	포항공과대학교 산학협력단
연구기간	2018.03.01~2019.02.28

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

컴퓨터 장치에 의해 수행되는 인공지능 신경망을 이용하여, 태풍의 정보를 활용한 태풍의 경로를 예측하는 방법에 있어서,

상기 태풍의 정보를 입력받는 단계;

과거의 태풍의 정보 및 경로 데이터를 기초로 생성적 적대 신경망(GANs, Generative Adversarial Networks)을 이용하여 기계학습 하는 단계; 및

상기 입력된 태풍의 정보를 기반으로 상기 기계학습 된 신경망을 이용하여 태풍의 경로를 생성하는 단계를 포함하는 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

#### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 기계학습 하는 단계는,

생성기(generator) 네트워크를 이용하여 n개(여기서 n은 자연수임)의 실제 태풍 정보를 입력하고, 상기 실제 태풍 정보를 기계 학습하여 n+1번째의 태풍 정보를 예측하는 과정;

감별기(discriminator) 네트워크를 이용하여 상기 n+1번째의 예측된 태풍 정보와 상기 실제 태풍 정보를 감별하는 과정; 및

손실 함수 값을 감소시키는 방향으로 상기 생성기 네트워크 및 감별기 네트워크를 갱신하는 과정

을 포함하는 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

#### 청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 태풍의 정보는 태풍의 위성사진 이미지, 눈의 좌표, 해수면 온도, 표면 압력, 대기 중 풍속 및 풍향, 그리고 상대습도장으로 이루어지는 군에서 선택된 하나 이상의 데이터를 포함하는, 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

#### 청구항 4

제 2 항에 있어서,

상기 생성기 네트워크는 컨벌루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용하여 과거와 미래 태풍의 상관관계를 학습하는, 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

#### 청구항 5

제 2 항에 있어서,

실제 태풍 정보와 예측된 태풍 정보의 차이에 대한 함수와, 예측된 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 실제 태풍에 해당하는 설정 값의 차이에 대한 함수를 생성기 손실 함수로 정의하고,

상기 생성기 네트워크는 상기 생성기 손실 함수의 값을 최소화하도록 신경망을 갱신하는, 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

#### 청구항 6

제 2 항에 있어서,

상기 감별기 네트워크는 컨볼루션 신경망(CNN)을 일반 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)에 연결한 신경망으로 디자인된, 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

**청구항 7**

제 2 항에 있어서,

실제 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 실제 태풍에 해당하는 설정 값의 차이와, 예측된 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 상기 생성기 네트워크에서 예측된 태풍에 해당하는 설정 값에 대한 차이에 대한 함수를 감별기 손실 함수로 정의하고,

상기 감별기 네트워크는 상기 감별기 손실 함수의 값을 최소화하도록 신경망을 갱신하는, 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법.

**청구항 8**

컴퓨터에 제 1 항 내지 제 7 항 중 어느 항에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 태풍의 경로 예측 방법에 관한 것으로, 인공지능 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0002] 태풍(typhoon)은 주로 북태평양 서쪽 열대 해상(경도 180° E ~ 100° E)에서 발생하는 열대 저기압의 한 종류로, 중심 부근의 최대 풍속이 17.2m/s 이상의 강한 폭풍우를 동반하고 있는 기상현상을 말한다. 국가태풍센터의 데이터에 따르면, 태풍은 해마다 약 3개 정도의 태풍이 우리나라에 영향을 미치며, 10년간(2005~2014년) 발생한 태풍의 피해액은 총 1조원이 넘는 정도로 막대한 피해를 입었다. Jerry et al. (2007)과 성동일(2010)은 지구 온난화 현상으로 태풍의 수는 감소하고 세기는 강해지고 있다고 보고하고 있다. 즉, 태풍의 전체 수는 감소하였지만, 대형 태풍의 빈도가 높아졌다는 점에서 태풍의 강도나 세기를 정확히 예측하는 것이 피해를 최소화하는 유일한 방법이다.

[0003] 태풍은 발생하면 대개 북서방향으로 이동하다가 중간 위도구역을 지나면서 궤적을 급작스럽게 바꾸며, 이후 태풍의 경로를 예측하기는 매우 힘들다. 태풍의 경로를 예측하기 위해 기술적 진보는 꾸준히 존재했지만, 정확도와 효율성 두 가지 측면을 모두 확보한 기술은 나오지 않았다.

**선행기술문헌**

**특허문헌**

- [0004] (특허문헌 0001) KR10-1041520 B1 (권혁조) 2011. 6. 8.
- (특허문헌 0002) KR10-2016-0022421 A (이명인) 2016. 3. 2.
- (특허문헌 0003) KR10-1026071 B1 (허창희) 2011. 3. 24.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0005] 본 발명의 일 측면은 과거 태풍 발생시기의 위성영상 및 유동장 데이터를 데이터베이스로 하여 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks)을 이용하여 미래에 발생하게 될 태풍의 경로를 정확하고 효율적으로 예측할 수 있는 방법을 제공하고자 한다.

[0006] 그러나, 본 발명의 실시예들이 해결하고자 하는 과제는 상술한 과제에 한정되지 않고 본 발명에 포함된 기술적 사상의 범위에서 다양하게 확장될 수 있다.

**과제의 해결 수단**

[0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법은, 태풍의 정보를 이용하여 태풍의 경로를 예측하는 방법으로서, 상기 태풍의 정보를 입력받는 단계, 과거의 태풍의 정보 및 경로 데이터를 기초로 생성적 적대 신경망(GANs, Generative Adversarial Networks)을 이용하여 기계학습 하는 단계, 및 상기 입력된 태풍의 정보를 기반으로 상기 기계학습 된 신경망을 이용하여 태풍의 경로를 생성하는 단계를 포함한다.

[0008] 상기 기계학습 하는 단계는, 생성기(generator) 네트워크를 이용하여 n개(여기서 n은 자연수임)의 실제 태풍 정보를 입력하고, 상기 실제 태풍 정보를 기계 학습하여 n+1번째의 태풍 정보를 예측하는 과정, 감별기(discriminator) 네트워크를 이용하여 상기 n+1번째의 예측된 태풍 정보와 상기 실제 태풍 정보를 감별하는 과정, 및 손실 함수 값을 감소시키는 방향으로 상기 생성기 네트워크 및 감별기 네트워크를 갱신하는 과정을 포함할 수 있다.

[0009] 상기 태풍의 정보는 태풍의 위성사진 이미지, 눈의 좌표, 해수면 온도, 표면 압력, 대기 중 풍속 및 풍향, 그리고 상대습도장으로 이루어지는 군에서 선택된 하나 이상의 데이터를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 생성기 네트워크는 컨벌루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용하여 과거와 미래 태풍의 상관관계를 학습할 수 있다.

[0011] 실제 태풍 정보와 예측된 태풍 정보의 차이에 대한 함수와, 예측된 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 실제 태풍에 해당하는 설정 값의 차이에 대한 함수를 생성기 손실 함수로 정의하고, 상기 생성기 네트워크는 상기 생성기 손실 함수의 값을 최소화하도록 신경망을 갱신할 수 있다.

[0012] 상기 감별기 네트워크는 컨벌루션 신경망(CNN)을 일반 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)에 연결한 신경망으로 디자인될 수 있다.

[0013] 실제 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 실제 태풍에 해당하는 설정 값의 차이와, 예측된 태풍 정보를 상기 감별기 네트워크에 입력하였을 때의 출력 값과 상기 생성기 네트워크에서 예측된 태풍에 해당하는 설정 값에 대한 차이에 대한 함수를 감별기 손실 함수로 정의하고, 상기 감별기 네트워크는 상기 감별기 손실 함수의 값을 최소화하도록 신경망을 갱신할 수 있다.

[0014] 본 발명의 다른 일 실시예에 따른 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터에 상기한 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장되어 제공될 수 있다.

**발명의 효과**

[0015] 본 발명의 실시예에 따른 태풍의 경로 예측 시스템에 의하면, 딥 러닝 기법인 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks)을 이용함으로써 과거 태풍 발생시기의 위성영상 및 유동장 데이터를 데이터베이스로 하여 보다 정확하고 효율적으로 미래에 발생하게 될 태풍의 경로를 예측할 수 있다.

[0016] 본 실시예에 의한 기계학습을 통한 태풍 경로 및 세기 예측은 태풍 예측에 필요한 계산 비용을 저감함과 동시에 정확성을 향상시킬 수 있다. 국소지역 기상예보, 해상, 대기, 육상 공기흐름 예측, 풍력 및 조력 발전, 해운업 등 다양한 분야에서 활용이 가능하다. 태풍의 경로 및 세기 예측 비용이 저감되고 정확성이 향상됨에 따라 자연 재해로 인하여 발생하는 사회·경제적 손실이 감소될 수 있다.

[0017] 기존 수치모사 기반 열유동장 예측기술을 대체하는 신 개념의 예측기술(소프트웨어)로 관련 기술시장에서 독보적인 경쟁력 확보가 가능하고, 기존 수치모사기술 대비 유동흐름 예측을 위한 소요시간과 비용의 현저한 저감을 통한 경제성이 기대된다.

**도면의 간단한 설명**

[0018] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 신경망을 이용하여 태풍의 정보를 학습하는 생성적 적대 신경망(GANs)의 개념도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법의 순서도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망(GANs)을 이용한 태풍 경로 예측방법으로 예측한 태풍 경로를 나타낸 이미지이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0019] 이하, 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 여러 실시예들에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예들에 한정되지 않는다.
- [0020] 이하에서 표현되는 각 구성부는 본 발명을 구현하기 위한 예일 뿐이며, 따라서 본 발명의 다른 구현에서는 본 발명의 사상 및 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다른 구성부가 사용될 수 있다.
- [0021] 또한, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함" 한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0022] 본 발명의 실시예에 따르면 기계학습 방법을 이용하여 태풍의 경로를 예측한다. 본 발명의 실시예에서 사용하고 있는 기계학습은 생성적 적대 신경망(GANs, Generative Adversarial Networks)으로 학습데이터를 바탕으로 학습한 결과로, 두 신경망 모델의 경쟁을 통해 결과물을 만들어낸다. 두 모델은 '생성기(Generator)'와 '감별기(Discriminator)'로 불리는데 상반된 목적을 갖고 있다. 생성기는 실제 데이터를 학습하고 이를 바탕으로 데이터를 생성한다. 생성기는 실제에 가까운 데이터를 생성하는 게 목적이다. 감별기는 생성기가 내놓은 데이터가 실제인지 생성기에서 생성된 데이터인지 판별하도록 학습한다. 감별기는 생성기가 생성한 데이터에 속지 않는 게 목적이다. 이러한 경쟁이 반복되면서 점점 더 실제에 가까운 데이터를 생성할 수 있게 된다.
- [0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 신경망을 이용하여 태풍의 정보를 학습하는 생성적 적대 신경망(GANs)의 개념도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용한 태풍의 경로 예측 방법의 순서도이다.
- [0024] 도 1에 도시한 바와 같이, 생성적 적대 신경망은 생성기(Generator) 네트워크와 감별기(Discriminator) 네트워크로 구성되어 있다.
- [0025] 도 1 및 2를 참조하면, 태풍의 정보가 입력되면(S210), 생성기는 과거 태풍의 정보를 기초로 미래의 태풍의 경로를 예측한다(S220). 이 때 생성기는 컨벌루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용하여 과거와 미래 태풍의 상관관계를 학습할 수 있다. 태풍의 정보로는 공간에 대한 태풍의 그룹 또는 유동장 정보가 포함되며, 예측된 태풍의 정보를 이용하여 태풍의 경로를 추출할 수 있다. 또한 태풍의 정보로 태풍의 발달 및 경로에 영향을 주는 정보들을 이용할 수 있다. 구체적으로, 태풍의 눈을 붉은 점으로 표시한 태풍의 위성사진, 대기 중 풍속, 표면 압력, 해수면 온도, 그리고 상대습도장을 이용할 수 있다.
- [0026] 감별기는 학습 과정에서 생성기에서 생성한 태풍 정보와 실제 발생하였던 태풍 정보를 감별하는 역할을 한다(S230). 감별기는 컨벌루션 신경망을 일반 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)에 연결한 신경망으로 디자인할 수 있다. 감별기에 태풍 정보를 입력하면 추출 값으로 0과 1 사이의 값을 얻게 된다. 추출 값이 1에 가까울수록 실제 태풍정보에 가까움을 의미하며, 0에 가까울수록 생성기에서 예측된 태풍 정보에 가까움을 나타낸다.
- [0027] 생성기는 실제에 가까운 태풍 정보를 예측하여 감별기가 이를 받아들였을 때, 1에 가까운 값으로 출력할 수 있도록 감별기를 속이고자 한다. 이를 위해서 생성기에서는 실제 태풍정보에 가까운 태풍정보를 생성할 수 있도록 학습된다. 이와 반대로 감별기에서는 생성기에 속지 않도록 예측된 태풍 정보를 정확하게 감별할 수 있어야 한다. 이를 위해서 감별기는 생성기에서 예측된 태풍 정보와 실제 태풍 정보를 식별하는 방법을 학습한다.
- [0028] 예를 들면, 생성기 네트워크의 입력은 시간 순으로 정돈된 n개 (여기서 n은 자연수)의 과거의 태풍 정보일 수 있다. n+1 번째 이미지의 후보군에는 생성기 네트워크에서 예측된 태풍 정보와 실제 태풍 정보가 있으며, 감별기는 두 정보를 식별하는 역할을 한다. 도 1에서는, 일례로 4개(n=4)인 예를 나타내었다.
- [0029] 예측된 태풍 정보와 실제 태풍 정보의 차이를 손실함수(Loss function)들로 표현할 수 있는데 학습 단계가 진행될수록 손실 차이는 감소된다. 신경망의 학습은 손실함수를 정의하고, 신경망이 정의된 손실함수를 최소화할 수 있도록 신경망을 최적화하는 과정이다(S240). 즉, 생성적 적대 신경망의 학습 시 손실함수를 계산한 후 손실 함수 값을 줄일 수 있도록 상기 신경망을 갱신한다. 이 과정은 손실함수가 충분히 수렴할 때, 즉 신경망의 갱신 이후에도 손실함수가 변화 값이 크지 않을 때까지 반복한다.



- [0030] 학습이 완료된 이후에는 감별기를 이용하지 않고, 생성기만을 이용하여 미래 태풍 정보를 예측할 수 있다 (S250).
- [0031] 한편, 생성기 손실 함수로는 1) 실제 태풍 정보(위성사진, 대기 중 풍속, 표면 압력, 해수면 온도, 상대습도장 등)와 예측된 태풍 정보의 차이에 대한 함수와 2) 예측된 태풍 정보를 감별기에 입력하였을 때의 출력 값과 1 (실제 태풍에 해당하는 설정 값)의 차이에 대한 함수를 이용할 수 있다.
- [0032] 또한, 감별기 손실 함수로는 실제 태풍 정보를 감별기에 입력하였을 때의 출력 값과 1(실제 태풍에 해당하는 설정 값)의 차이와 예측된 태풍 정보를 감별기에 입력하였을 때의 출력 값과 0(생성기에서 예측된 태풍에 해당하는 설정 값)에 대한 차이에 대한 함수를 이용할 수 있다.
- [0033] 따라서 생성적 적대 신경망의 학습 시 손실함수를 계산한 후 손실 함수 값을 줄일 수 있도록 상기 신경망을 갱신한다. 이 과정은 손실함수가 충분히 수렴할 때, 즉 신경망의 갱신 이후에도 손실함수가 변화 값이 크지 않을 때까지 반복한다.
- [0034] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망(GANs)을 이용한 태풍 경로 예측방법으로 예측한 태풍 경로를 나타낸 이미지이다.
- [0035] 도 3의 (a)는 태풍의 정보로 위성사진만을 활용하였을 경우의 태풍경로(노란 색)를 나타낸 것이고, (b)는 위성 사진과 더불어 10m 높이에서의 속도장을 활용하였을 경우에 대한 태풍경로(푸른 색)를 나타낸 것이다.
- [0036] 학습데이터는 기상청에서 제공하는 1993년부터 2016년까지 국내에 영향을 미친 태풍 66개의 데이터(위성사진, 경로, 유동장)를 이용하였다. 각각의 태풍 위성영상 데이터는 6시간의 간격을 가지기 때문에 총 1,628개의 태풍 위성사진을 활용하였다. 20년 넘게 축적된 자료로서 위성사진의 해상도나 크기 등이 다르기 때문에, 먼저 생성적 적대 신경망에 적합한 입력 데이터 형식으로 통일하는 작업을 하였다. 추가적으로 대한민국 기상청에는 위성 사진만 제공하여 태풍의 눈의 좌표는 포함되어 있지 않다. 태풍의 경로를 정량적으로 나타내기 위해, 일본 기상청(Japan Meteorological Agency)에서 제공하는 태풍의 눈의 좌표를 태풍 위성사진에 빨간 점으로 표시하여, 태풍의 경로를 정량적으로 표현할 수 있다. 또한, 해당하는 태풍의 속도장은 유럽의 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF)에서 공개한 데이터를 학습에 활용하였다. 이 외에도 압력장, 상대습도장 등의 정보도 활용 가능하다.
- [0037] 생성적 적대 신경망의 학습 시 손실함수를 계산한 후 손실 함수 값을 줄일 수 있도록 상기 신경망을 갱신한다. 이 과정은 손실함수가 충분히 수렴할 때, 즉 신경망의 갱신 이후에도 손실함수가 변화 값이 크지 않을 때까지 반복한다. 학습이 완료된 후, 학습 데이터 (66개의 태풍)에 포함되어 있지 않은 10개의 태풍(파예(1995), 비올렛(1996), 올리와(1997), 사오마이(2000), 라마션(2002), 매미(2003), 우사기(2007), 무이파(2011), 너구리(2014), 말라카스(2016))에서의 경로에 대한 오차를 계산하였다. 이 10개의 태풍은 평가 데이터로 정의를 한다.
- [0038] 경로에 대한 오차는 아래 수학적 식 1과 2를 활용할 수 있다.

**수학적 식 1**

[0039] 
$$E = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2\left(\frac{\varphi_{pred} - \varphi_{real}}{2}\right) + \cos(\varphi_{real})\cos(\varphi_{pred})\sin^2\left(\frac{\lambda_{pred} - \lambda_{real}}{2}\right)}$$

**수학적 식 2**

[0040] 
$$E_{rel} = \frac{E}{2R \arcsin \sqrt{\sin^2\left(\frac{\varphi_{pred} - \varphi_{real}(t-6h)}{2}\right) + \cos(\varphi_{real})\cos(\varphi_{pred}(t-6h))\sin^2\left(\frac{\lambda_{pred} - \lambda_{real}(t-6h)}{2}\right)}}$$

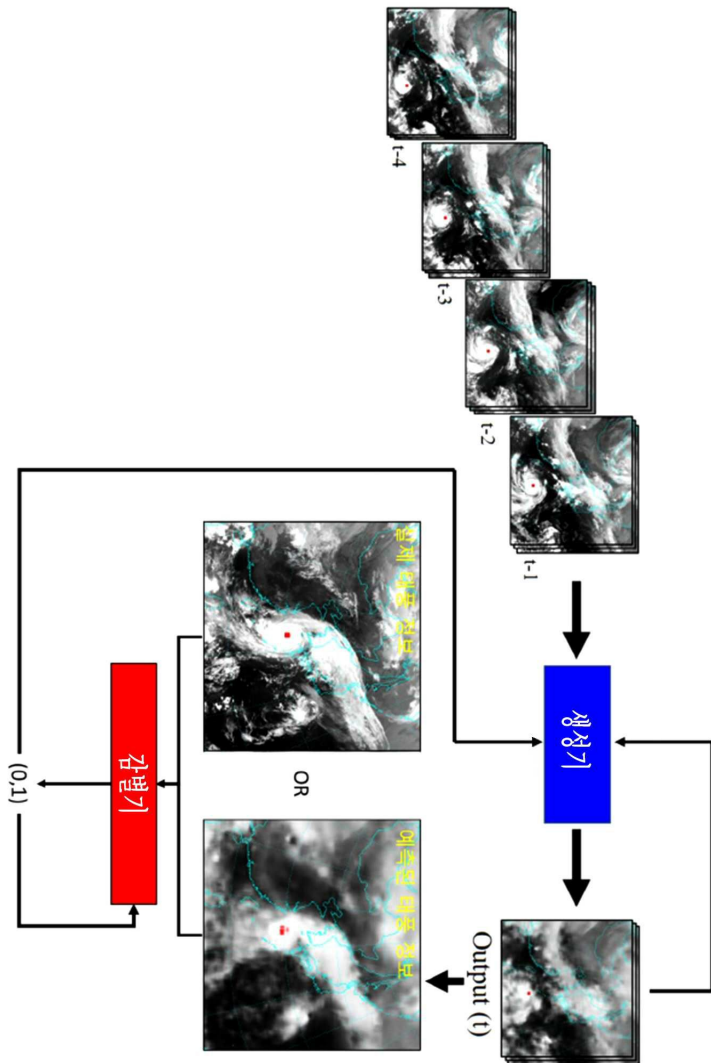
[0041] 여기서,  $\lambda$  와  $\phi$  는 경도와 위도를 뜻하며, 아래 첨자 pred와 real은 예측된 태풍과 실제 태풍 값을 의미한다. (t-6h)는 6시간 전의 값을 의미한다. E는 태풍의 중심에 대한 절대 오차로, 하버사인 수식(haversine formula)

를 이용하여 계산하는 값이며,  $E_{rel}$ 은 상대 오차로, 절대 오차를 태풍이 6시간 동안 이동한 거리로 나눈 값이다.

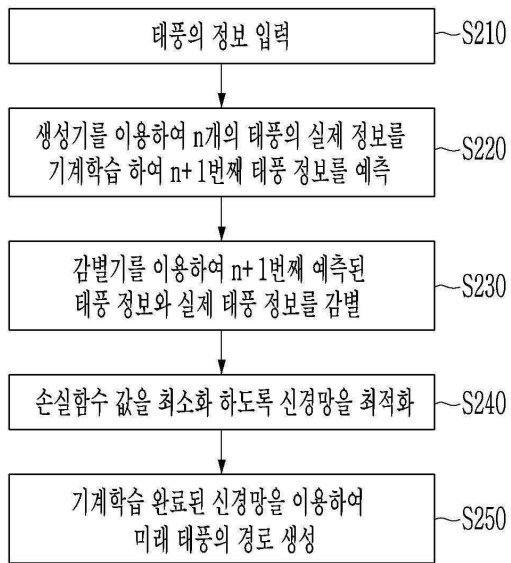
- [0042] 평가 데이터의 10개 태풍의 경로 오차를 계산을 한 결과, 입력 정보로 위성사진만을 활용한 경우에 대해서는 평균 오차 95.6km를 보였으며, 입력 정보로 위성사진과 더불어 10m 높이에서의 속도장을 활용한 경우는 69.1km의 오차를 보였다. 추가적으로 계산비용 또한 GPU를 사용하고 1초 이내로 결과를 알 수 있기 때문에 슈퍼컴퓨터를 이용하는 것보다 매우 저렴하게 계산 결과를 얻을 수 있다.
- [0043] 본 발명의 하나의 실시예에 따른 방법을 실행시키기 위한 프로그램은 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다.
- [0044] 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체는 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크와 같은 자기-광 매체, 및 롬, 램, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 여기서 매체는 프로그램 명령, 데이터 구조 등을 지정하는 신호를 전송하는 반송파를 포함하는 광 또는 금속선, 도파관 등의 전송 매체일 수도 있다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드가 포함된다.
- [0045] 이상에서 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.



도면  
도면1



도면2



도면3

