



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0151411
(43) 공개일자 2023년11월01일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G01C 21/12</i> (2006.01) <i>G01C 21/14</i> (2006.01)
 <i>G01S 19/39</i> (2010.01) <i>G06N 3/08</i> (2023.01)
 <i>G08G 1/16</i> (2006.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G01C 21/12</i> (2013.01)
 <i>G01C 21/14</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2022-0052002
 (22) 출원일자 2022년04월27일
 심사청구일자 2022년04월27일</p> <p>(30) 우선권주장
 1020220050753 2022년04월25일 대한민국(KR)</p> | <p>(71) 출원인
 충남대학교산학협력단
 대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)</p> <p>(72) 발명자
 이규철
 대전광역시 유성구 배울2로 133 경남아너스빌2단지아파트, 205동 203호</p> <p>윤승원
 대전광역시 서구 대덕대로 366 대전둔산해가든센트럴파크, 805호</p> <p>(74) 대리인
 이은철, 김재문</p> |
|---|---|

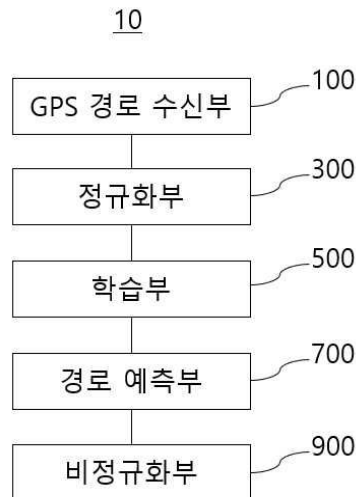
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반 이동체의 GPS 경로 예측 방법 및 시스템**

(57) 요약

본 발명은, 딥러닝을 이용한 GPS 경로 예측 시스템에 있어서, 일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신하는 GPS 경로 수신부; GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시키는 학습부; 및 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측하는 경로 예측부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류

G01S 19/393 (2021.08)

G06N 3/08 (2023.01)

G08G 1/166 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345341784
과제번호	1345341784(세부과제번호:2021RIS-004)
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지자체-대학협력기반지역혁신사업
연구과제명	(대전세종충남지역혁신플랫폼)충남대학교
기 여 율	1/1
과제수행기관명	(대전세종충남지역혁신플랫폼)충남대학교
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.04.30

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝을 이용한 GPS 경로 예측 시스템에 있어서,

일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신하는 GPS 경로 수신부;

GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시키는 학습부; 및

학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측하는 경로 예측부;를 포함하는 GPS 경로 예측 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 학습부는,

딥러닝 모델로 LSTM(Long Short-term models)을 사용하는 것을 특징으로 하는 GPS 경로 예측 시스템.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 출력값과 딥러닝 모델의 예측 좌표값의 차이로 평균 제곱근 오차를 계산하고, adam optimizer가 적용된 딥러닝 모델을 학습시켜 상기 오차를 줄이는 방향으로 최적화하는 것을 특징으로 하는 GPS 경로 예측 시스템.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링하는 정규화부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 GPS 경로 예측 시스템.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 경로 예측부가 예측한 예측 좌표를 상기 정규화부가 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링하는 비정규화부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 GPS 경로 예측 시스템.

청구항 6

일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신하는 GPS 경로 수신단계;

상기 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링하는 정규화단계;

학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측하는 경로 예측단계; 및

상기 경로 예측단계에서가 추출한 예측 좌표를 상기 정규화단계에서 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링하는 비정규화단계;를 포함하는 GPS 경로 예측 방법.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시키는 학습 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 GPS 경로 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반 이동체의 GPS 경로 예측 시스템에 관한 것으로서, 특히 자동차 및 보행자 등 이동하는 객체의 GPS 경로를 딥러닝 모델이 학습하여 다음 경로를 예측할 수 있는 딥러닝 기반 이동체의 GPS 경로 예측 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 자동차, 보행자 등의 이동체는 이동을 하며 경로(trajactory)를 갖는다. 이러한 경로는 패턴을 갖게 되며 그러한 패턴을 파악하여 보행자의 다음 경로를 예측하는 것은 위험 예측 등의 연구에 효과적이다. 보행자의 경로를 예측하여 위험상황 혹은 위험인물과 근접할 것 같은 객체에 경고를 주어 다양한 사고들을 막을 수 있다.

[0004] 과거에는 경로 예측을 위해서 불규칙성을 띠는 시계열 데이터에 일종의 정규화를 통해 규칙성을 부여하여 예측하는 AR, MA, ARMA, ARIMA 모델과 Markov chain의 상태의 흐름을 숨겨 단점을 보완한 Hidden Markov Model(HMM) 등 수학적 확률 기반 예측 모델이 주로 활용되었다. 그러나 해당 모델들은 많은 양의 경로를 학습할 수 없기에 높은 성능의 예측이 어렵다는 문제점이 있다.

[0005] 확률 기반 예측 모델이 아닌 딥러닝 모델을 통한 경로 예측 연구는 기존확률 기반의 예측 모델과는 달리 많은 양의 데이터를 학습할 수 있고, 이러한 딥러닝 기반 예측시스템은 입력 데이터(GPS, 카메라)를 어떤 것으로 하느냐에 따라 예측 데이터가 달라질 수 있다.

[0006] 카메라, CCTV 등을 통하여 객체를 탐지하고 객체의 경로를 예측하는 연구는 카메라의 범위 내에서만 객체의 경로 예측이 가능한 한계점을 지니기에 넓은 범위를 다니는 이동체의 경로예측 연구에는 적절하지 않다.

[0007] GPS 센서를 통한 경로 예측 연구는 객체의 이동반경에 제한이 없기에 더 많은 범위의 이동체 경로를 학습할 수 있다. 이러한 GPS 센서를 활용한 경로 예측연구는 그리드 지도에 GPS 데이터를 맵핑하는 방식으로 데이터를 전처리하여 학습하는 연구와 GPS 데이터 시퀀스 자체를 학습하는 연구로 나뉠 수 있다. 그리드 지도를 활용한 연구는 GPS 데이터의 복잡성이 감소하여 모델 학습이 쉽다는 장점이 있지만, 이동객체가 그리드화된 지도의 범위를 넘어서면 경로 예측이 불가하다.

[0008] 따라서, 이러한 문제점을 해결하기 위해, 경로 범위와 관계없이 다음 경로를 예측할 수 있는 딥러닝 기반 이동체의 GPS 경로 예측 시스템이 요구되고 있는 실정이다.

[0009] 본 과제(결과물)는 2021년도 교육부이 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지자체-대학 협력기반 지역 혁신 사업의 결과입니다(2021RIS-004).

[0010] This results was supported by "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(MOE)(2021RIS-004)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 본 발명은 GPS 데이터 시퀀스 자체로 딥러닝 모델을 학습시켜 이동체가 이동할 다음 경로를 예측할 수 있는 딥러닝 기반 이동체의 GPS 경로 예측 방법 및 시스템을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0014] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, 딥러닝을 이용한 GPS 경로 예측 시스템에 있어서, 일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신하는 GPS 경로 수신부; GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시키는 학습부; 및 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측하는 경로 예측부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.
- [0015] 바람직하게는, 상기 학습부는, 딥러닝 모델로 LSTM(Long Short-term models)을 사용할 수 있다.
- [0016] 바람직하게는, 상기 출력값과 딥러닝 모델의 예측 좌표값의 차이로 평균 제곱근 오차를 계산하고, adam optimizer가 적용된 딥러닝 모델을 학습시켜 상기 오차를 줄이는 방향으로 최적화할 수 있다.
- [0017] 바람직하게는, 상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링하는 정규화부;를 더 포함할 수 있다.
- [0018] 바람직하게는, 상기 경로 예측부가 추출한 예측 좌표를 상기 정규화부가 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링하는 비정규화부;를 더 포함할 수 있다.
- [0019] 또한 본 발명은, 일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신하는 GPS 경로 수신단계; 상기 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링하는 정규화단계; 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측하는 경로 예측단계; 및 상기 경로 예측단계에서 추출한 예측 좌표를 상기 정규화단계에서 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링하는 비정규화단계;를 포함하는 것을 다른 특징으로 한다.
- [0020] 바람직하게는, GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시키는 학습단계;를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0022] 본 발명에 따르면, 경로 예측부는 스마트 모빌리티의 경로를 예측함으로써, 모빌리티간 충돌을 막을 수 있다는 이점이 있다.
- [0023] 또한, 본 발명은 경로 예측부가 보행자의 경로를 예측함으로써 다양한 사고를 막을 수 있다는 이점이 있다.
- [0024] 또한, 본 발명은 학습부가 수신된 GPS 경로 데이터의 직후 좌표뿐만 아니라 일정 시간 이후 좌표를 예측하여 안전사고 예방에 일조할 수 있다는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 GPS 경로 예측 시스템의 구성도를 나타낸다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 학습부의 GPS 경로 데이터의 직후 좌표를 예측을 위한 학습 데이터와 테스트 데이터의 구성을 나타낸다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 학습부의 GPS 경로 데이터의 일정 시간 이후 좌표를 예측을 위한 학습 데이터와 테스트 데이터의 구성을 나타낸다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 LSTM 딥러닝 모델의 구조를 나타낸다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 GPS 경로 예측 시스템의 흐름도를 나타낸다.

도 6은 본 발명의 실시예에 따른 look_back 길이에 따른 시스템 성능(보행자 데이터 셋)을 나타낸다.

도 7은 본 발명의 실시예에 따른 look_back 길이에 따른 시스템 성능(택시 데이터 셋)을 나타낸다.

도 8은 본 발명의 실시예에 따른 look_forward 길이에 따른 시스템 성능을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 이하, 첨부된 도면들에 기재된 내용들을 참조하여 본 발명을 상세히 설명한다. 다만, 본 발명이 예시적 실시 예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일 참조부호는 실질적으로 동일한 기능을 수행하는 부재를 나타낸다.
- [0028] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해 질 수 있으며, 하기의 기재만으로 본 발명의 목적 및 효과가 제한되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.
- [0029] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 GPS 경로 예측 시스템(10)의 구성도를 나타낸다. 도 1을 참조하면, GPS 경로 예측 시스템(10)은 GPS 경로 수신부(100), 정규화부(300), 학습부(500), 경로 예측부(700), 및 비정규화부(900)를 포함할 수 있다.
- [0030] GPS 경로 예측 시스템(10)은 자동차 및 보행자 등 이동하는 객체의 GPS 경로로 딥러닝 모델을 학습시켜 다음 경로를 예측할 수 있다. GPS 경로 예측 시스템(10)은 4차 산업 혁명의 핵심으로 여겨지는 스마트 모빌리티(무인 이동체)의 경로를 예측함으로써 충돌을 막을 수 있다. GPS 경로 예측 시스템(10)은 이동체의 경로를 예측하여 이동체가 위험 요소가 있는 곳으로 가면 알람을 주는 방식으로 안전사고 예방에 도움을 줄 수 있다.
- [0031] GPS 경로 예측 시스템(10)은 GPS 데이터 시퀀스 자체를 학습하여 경로 범위와 관계없이 다음 경로를 예측할 수 있다. GPS 경로 예측 시스템(10)은 학습 및 예측의 범위를 지정할 수 있기에 다양한 이동체에 적용이 가능하며 그 성능 또한 우수하다.
- [0032] GPS 경로 수신부(100)는 일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신할 수 있다. GPS 경로 수신부(100)는 GPS가 탑재된 기기 또는 이동체로부터 측정된 GPS 경로 데이터를 수신할 수 있다. GPS 경로 수신부(100)는 외부 기기 또는 저장장치로부터 수신한 GPS 경로 데이터를 정규화부(300), 학습부(500) 또는 경로 예측부(700)로 전송할 수 있다.
- [0033] GPS 경로 데이터는 정규화부(300)에서 0과 1 사이의 값으로 스케일링 될 수 있다. GPS 경로 데이터는 학습부(500)에서 학습 데이터 또는 테스트 데이터로 사용될 수 있다. GPS 경로 데이터는 경로 예측부(700)에서 딥러닝 모델의 입력값으로 사용될 수 있다. GPS 경로 데이터는 위도, 경도 좌표로 구성될 수 있다.
- [0034] 정규화부(300)는 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링할 수 있다. 정규화부(300)는 GPS 경로 데이터의 좌표값들은 크기 및 소수점이 매우 다양하여, 딥러닝 모델 학습에 어려움이 있다는 문제점을 해결할 수 있다. 정규화부(300)는 GPS 경로 데이터를 0과 1사이의 범위로 축소하도록 하는 Min-Max Normalization을 수행할 수 있다.
- [0035] 학습부(500)는 GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 임의의 시간 직후 좌표 또는 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0036] 학습부(500)에서 딥러닝 모델을 통해 경로를 예측하기 위해서는 학습 데이터 및 테스트 데이터의 구성이 중요하므로, 이하에서는 해당 데이터 구성에 대해 설명한다. 학습 데이터 및 테스트 데이터는 GPS 경로 데이터일 수 있다.
- [0037] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 학습부(500)의 GPS 경로 데이터의 직후 좌표를 예측을 위한 학습 데이터와 테

스트 데이터의 구성을 나타낸다. 도 2를 참조하면, 학습부(500)는 학습 데이터 중 임의의 시간(look_back) 동안의 좌표 집합을 입력값으로 사용할 수 있다. 학습부(500)는 라벨링된 임의의 시간 동안의 좌표 집합에 대한 직후 좌표(label)를 출력값으로 지정하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들면, 학습부(500)는 임의의 시간 동안의 좌표 집합인 train_data[0]와 임의의 시간 직후 좌표인 label[0]을 이용하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 같은 방식으로 학습부(500)는 순차적으로 train_data[1...N]와 label[1...N]을 이용하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0038] 학습된 딥러닝 모델은 테스트 데이터를 이용하여 성능이 평가될 수 있다. 테스트 데이터는 학습된 데이터와 동일하게 임의의 시간(look_back) 동안의 좌표 집합과 임의의 시간 동안의 좌표 집합에 대한 직후 좌표(label)로 구분될 수 있다. 이때, 테스트 데이터는 학습 데이터로 사용하지 않은 딥러닝 모델이 처음 경험하는 데이터로 지정될 수 있다.

[0039] 학습부(500)는 GPS 경로 수신부(100)로부터 GPS 경로 데이터를 수신한 후 자동으로 학습 데이터와 테스트 데이터로 구분할 수 있다. 이때, 학습 데이터와 테스트 데이터는 중복되는 경로가 없게 구분될 수 있다. 또한, 학습부(500)는 GPS 경로 데이터를 자동으로 임의의 시간(look_back) 동안의 좌표 집합과 임의의 시간 동안의 좌표 집합에 대한 직후 좌표(label)로 구분할 수 있다. 이를 통해, 학습부(500)는 GPS 경로 데이터가 전송되기만 하면 자동으로 딥러닝 모델을 학습시키고 성능 테스트를 수행할 수 있다.

[0040] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 학습부의 GPS 경로 데이터의 일정 시간 이후 좌표를 예측을 위한 학습 데이터와 테스트 데이터의 구성을 나타낸다. 도 3을 참조하면, 학습부(500)는 학습 데이터 중 임의의 시간(look_back) 동안의 좌표 집합을 입력값으로 사용할 수 있다. 학습부(500)는 라벨링된 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표(label)를 출력값으로 지정하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들면, 학습부(500)는 임의의 시간 동안의 좌표 집합인 train_data[0]와 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표인 label[0]을 이용하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 같은 방식으로 학습부(500)는 순차적으로 train_data[1...N]와 label[1...N]을 이용하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 여기에서, 도 2와의 차이는 look_back과 label 사이에 look_forward만큼의 시간 차이가 존재한다는 것이다.

[0041] 학습부(500)는 look_forward만큼의 시간 차이를 두고 딥러닝 모델을 학습시킴으로써, 딥러닝 모델이 더 앞의 경로 또한 예측할 수 있게 할 수 있다. 학습부(500)는 사용자의 선택에 의해 look_forwad의 길이가 조절될 수 있다.

[0042] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 LSTM 딥러닝 모델의 구조를 나타낸다. 도 4를 참조하면, 학습부(500)는 딥러닝 모델로 LSTM(Long Short-term models)을 사용할 수 있다. 경로 예측을 위한 딥러닝 모델은 GPS 경로가 시간에 종속적이기에, 시계열 데이터에 특화된 모델을 통해서 할 수 있다. 시계열 데이터 분석 및 예측에는 은닉층 또는 출력층에서 입력층으로 정보다 피드백되는 구조를 지니고 있어 네트워크가 단기 기억능력을 지니는 RNN(Recurrent Neural Network, 순환신경망) 모델이 주로 활용되었다. 그러나 RNN 모델은 이전 데이터와 그 데이터를 사용하는 지점 사이의 거리가 멀 경우 그래디언트가 점차 줄어 학습능력이 크게 저하되는 기울기 소실 문제(Vanishing Gradient)가 발생하는 문제점이 있다. 따라서, 본 발명에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 RNN의 hidden state에 cell-state를 추가하여 개선한 모델인 LSTM(Long Short-Term models) 모델을 적용하였다.

[0043] 학습부(500)는 출력값과 딥러닝 모델의 예측 좌표값의 차이로 평균 제곱근 오차를 계산하고, adam optimizer가 적용된 딥러닝 모델을 학습시켜 상기 오차를 줄이는 방향으로 최적화할 수 있다. 학습부(500)는 일정 시간 만큼의 GPS 경로의 흐름으로 딥러닝 모델을 학습시키고, 다음 GPS 좌표를 예측하여, 실제 정답 좌표와의 차이를 모델의 loss로 산출할 수 있다. 학습부(500)는 평균 제곱근 오차(MSE)인 아래의 [수학식 1]을 통해 loss를 산출할 수 있다.

[0045] [수학식 1]

$$MSE = 1/n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}(x_i))^2$$

[0046]

- [0048] 학습부(500)는 loss를 줄이기 위하여 딥러닝 모델의 파라미터 값을 최적화하는 Adam optimizer가 적용된 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. Adam optimizer는 Momentum과 Adagrad를 혼합한 최적화 기법이다. 이는 학습률을 줄여나가고 속도를 계산하여 학습의 갱신강도를 적응적으로 조정해나가는 최적화 기법이다. 그래디언트가 커져도 스텝사이즈는 한정이 되어서 어떠한 목적함수(objective function)를 사용하더라도 안정적으로 최적화를 위한 학습이 가능하게 할 수 있다.
- [0049] 경로 예측부(700)는 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신부가 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측할 수 있다. 경로 예측부(700)는 학습부(500)에서 학습한 딥러닝 모델을 이용할 수 있다.
- [0050] 비정규화부(900)는 경로 예측부(700)가 예측한 예측 좌표를 상기 정규화부가 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링할 수 있다. 비정규화부(900)는 0과 1사이의 값으로 추출된 예측 좌표를 원범위대로 다시 스케일링하는 Min-Max Denormalization을 수행할 수 있다.
- [0051] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 GPS 경로 예측 시스템의 흐름도를 나타낸다. 도 5를 참조하면, 본 발명의 다른 실시예로 GPS 경로 예측 방법은 GPS 경로 수신단계, 정규화단계, 경로 예측단계, 비정규화단계 및 학습단계를 포함할 수 있다.
- [0052] GPS 경로 수신단계는 일정 시간마다 수집되는 GPS 좌표 집합인 GPS 경로 데이터를 수신할 수 있다. GPS 경로 수신단계는 전술한 GPS 경로 수신부에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0053] 정규화단계는 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터를 0과 1 사이에 값으로 스케일링할 수 있다. 정규화단계는 전술한 정규화부에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0054] 경로 예측단계는 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 상기 GPS 경로 수신단계에서 수신한 GPS 경로 데이터의 마지막 좌표 직후 좌표 또는 마지막 좌표에서 일정 시간 이후의 좌표를 예측할 수 있다. 경로 예측단계는 전술한 경로 예측부에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0055] 비정규화단계는 경로 예측단계에서가 추출한 예측 좌표를 상기 정규화단계에서 스케일링하기 이전 범위로 재스케일링할 수 있다. 비정규화단계는 전술한 비정규화부에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0056] 학습단계는 GPS 경로 데이터로 구성된 학습 데이터에서 임의의 시간 동안의 좌표를 입력값으로 하고, 상기 임의의 시간 직후 좌표 또는 상기 임의의 시간에서 일정 시간 이후의 좌표를 출력값으로 하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 학습단계는 전술한 학습부에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0058] 이하에서는 본 발명의 시뮬레이션 결과를 설명한다.
- [0060] 본 발명은 보행자 및 택시의 GPS 경로 데이터 셋을 활용하여 딥러닝 모델의 성능을 실험하였다. GPS 경로 데이터는 일정시간마다 수집되는 GPS 좌표의 집합이다. 데이터들을 학습하기 위하여 look_back 길이 만큼의 데이터 셋을 학습하여 일정 시간(look_forward) 뒤의 좌표를 예측할 수 있으며, 보행자 및 운송수단과 관계없이 경로 예측이 가능하다.
- [0061] 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 look_back 길이에 따른 시스템 성능(보행자 데이터 셋)을 나타낸다. 도 6을 참조하면, look_back이 길수록 학습시간이 증가함을 확인할 수 있다. 모든 look_back에서 정확도는 97% 이상을 나타냄으로 보아 본 발명의 성능의 우수함을 확인할 수 있다. look_back이 10인 경우 가장 우수한 성능을 보인다.
- [0062] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른 look_back 길이에 따른 시스템 성능(택시 데이터 셋)을 나타낸다. 도 7을 참조하면, look_back이 길수록 학습시간이 증가함을 확인할 수 있다. 모든 look_back에서 정확도는 95% 이상을 나타냄으로 보아 본 발명의 성능의 우수함을 확인할 수 있다. look_back이 30인 경우 가장 우수한 성능을 보인다.
- [0063] 도 8은 본 발명의 실시예에 따른 look_forward 길이에 따른 시스템 성능을 나타낸다. 도 8을 참조하면, look_forwad_length가 길수록 학습시간이 오래걸리고 정확도가 떨어짐을 확인할 수 있다. 모든 look_forwad_length에서 정확도는 95% 이상을 나타냄으로 보아 본 발명의 성능의 우수함을 확인할 수 있다.
- [0064] 이상에서 대표적인 실시예를 통하여 본 발명을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능

함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리 범위는 설명한 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 특허청구범위와 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태에 의하여 정해져야 한다.

부호의 설명

[0066]

10 : GPS 경로 예측 시스템

100 : GPS 경로 수신부

300 : 정규화부

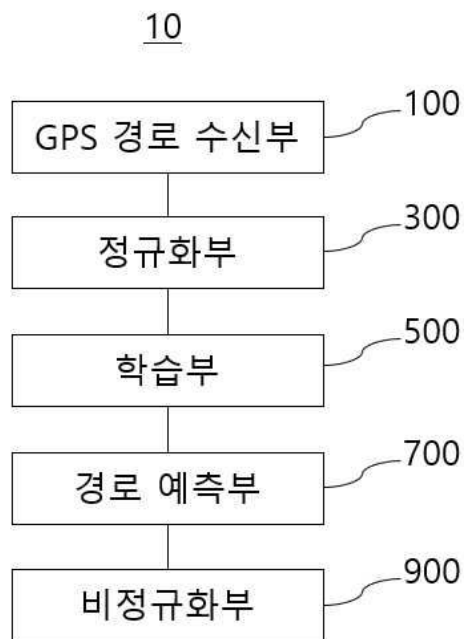
500 : 학습부

700 : 경로 예측부

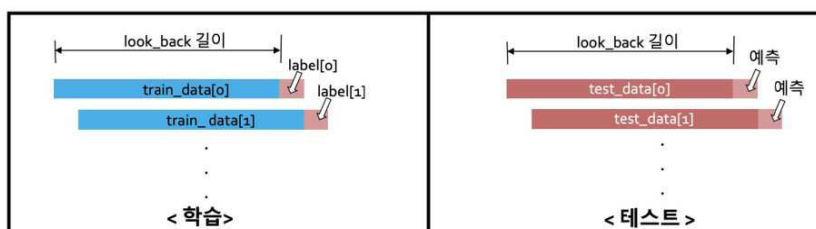
900 : 비정규화부

도면

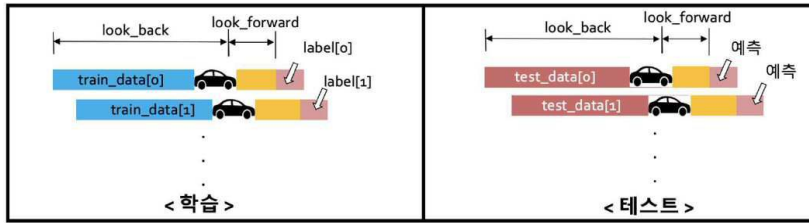
도면1



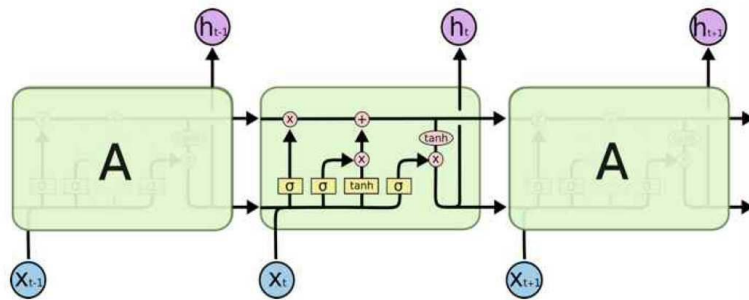
도면2



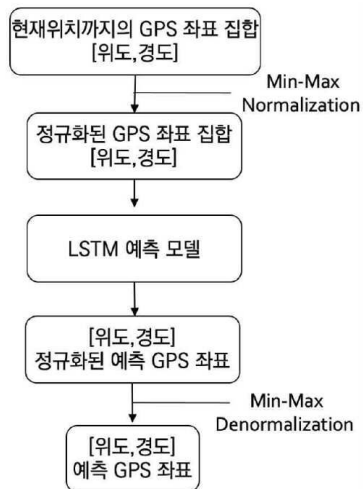
도면3



도면4



도면5



도면6

look_back	학습시간(초)	MSE	Accuracy(%)
10	152.8320	0.01674	97.86
30	394.6860	0.01791	97.74
50	665.1247	0.01680	97.30
70	953.7043	0.01978	97.06

도면7

look_back	학습시간(초)	MSE	Accuracy(%)
10	82.5717	0.00171	97.87
30	201.4480	0.00172	96.69
50	325.8582	0.00216	98.01
70	479.6179	0.00270	95.06

도면8

Forward_length	학습시간(초)	MSE	Accuracy(%)
5 (10초)	80.9846	0.019315	97.83
10 (20초)	80.3256	0.021425	96.70
15 (30초)	77.3833	0.022491	96.53