



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0074719
(43) 공개일자 2020년06월25일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G08G 1/0965</i> (2006.01) <i>B60W 50/00</i> (2006.01)
 <i>G06N 20/00</i> (2019.01) <i>G08G 1/09</i> (2006.01)
 <i>G08G 1/16</i> (2006.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G08G 1/0965</i> (2013.01)
 <i>B60W 50/00</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2018-0163426
 (22) 출원일자 2018년12월17일
 심사청구일자 2018년12월17일</p> | <p>(71) 출원인
 고려대학교 산학협력단
 서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)</p> <p>한양대학교 산학협력단
 서울특별시 성동구 왕십리로 222(행당동, 한양대학교내)</p> <p>(72) 발명자
 이상현
 부산광역시 남구 수영로 345, 107동 2206호(대연동, 대연힐스테이트푸르지오)</p> <p>김민지
 서울특별시 광진구 아차산로 229, 1124호(화양동)
 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
 송인호, 최관락</p> |
|---|---|

전체 청구항 수 : 총 12 항

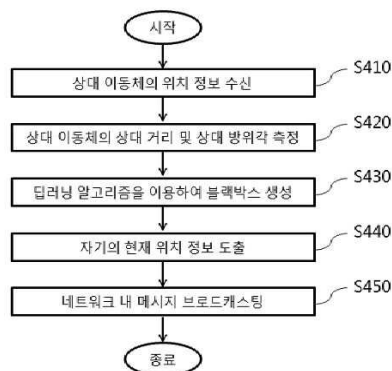
(54) 발명의 명칭 **이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체**

(57) 요약

본 발명은 무선 네트워크에 존재하는 서로 통신이 가능한 이동체가 이동체간 상대 거리와 방위각 정보를 이용하여 자기의 위치를 추정하는 방법 및 자기 위치를 추정할 수 있는 이동체에 관한 것이다.

본 발명의 일실시예에 의한 이동체의 자기 위치 추정 방법은 이동체간 서로 통신이 가능한 무선 네트워크 환경에서 이동체가 자기 위치 추정하는 방법에 있어서, 상대 이동체로부터 상기 상대 이동체의 위치 정보를 수신하는 단계; 상기 상대 이동체와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정하는 단계; 상기 상대 거리 정보 및 상대 방위각 정보를 그리고 기준 이동체의 모빌리티 추정값을 각각 기계학습1 기계학습2 알고리즘의 입력값으로 사용하고 자신의 현재 위치 정보를 결정하는 단계; 및 상기 결정된 자신의 현재 위치정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도4



(52) CPC특허분류

G06N 20/00 (2019.01)

G08G 1/091 (2013.01)

G08G 1/161 (2013.01)

B60W 2050/0064 (2013.01)

B60W 2556/45 (2020.02)

(72) 발명자

김선우

서울특별시 강남구 자곡로 101, 611동 501호(자곡동, 래미안 강남힐즈)

엄제원

서울특별시 성동구 광나루로 190, 에이동 613호(성수동1가)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 20160002080032002

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신방송연구개발사업

연구과제명 (창조씨앗-2단계) 차세대 5G V2X 서비스 실현을 위한 정밀 측위탐색 연계 고효율 다중안테

나 정보전송 및 네트워크 기술 연구

기 여 율 1/1

주관기관 고려대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

이동체간 서로 통신이 가능한 무선 네트워크 환경에서 이동체가 자기 위치 추정하는 방법에 있어서,

상대 이동체로부터 상기 상대 이동체의 위치 정보를 수신하는 단계;

상기 상대 이동체와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정하는 단계;

상기 상대 거리 정보 및 상대 방위각 정보를 제1기계학습 알고리즘의 입력값으로 상대 이동체와의 X 좌표 거리 및 Y 좌표 거리 차를 출력하고, 네트워크 형태 메시지를 통해 나온 결과 값과 차량의 모빌리티 추정값을 제2기계학습 입력값으로 사용하여 자신의 현재 위치 정보를 결정하는 단계; 및

상기 결정된 자신의 현재 위치정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅 하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 제1기계학습 알고리즘은

상대 거리 및 상대 방위각을 입력값으로 입력받아 상기 상대 이동체와의 X 좌표 거리 및 Y 좌표 거리를 출력값으로 도출하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 제2기계학습 알고리즘은

상기 기계학습1 알고리즘의 출력값이 네트워크 채널을 거쳐 나온 추정값과 정확도 그리고 기준 이동체의 모빌리티 값을 입력값으로 받아 상기 이동체와의 X 좌표 및 Y 좌표를 출력값으로 도출하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 4

제2항에 있어서, 상기 이동체의 자기 위치 추정 방법은

상기 상대 이동체로부터 상대 이동체가 이전에 수신한 임의의 이동체의 위치 정보를 수신하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 이동체의 자기 위치 추정 방법은 기지국으로부터 상기 이동체의 절대 위치 정보를 수신하는 단계를 더 포함하고,

상기 이동체의 현재 위치 정보 도출 단계는 상기 수신한 절대 위치 정보를 더 이용하여 상기 이동체의 현재 위치 정보를 도출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 6

제2항에 있어서, 상기 상대 이동체의 위치 정보는

상기 상대 이동체의 위치의 평균값 및 정확도를 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 7

상대 이동체와 서로 통신이 가능한 무선 네트워크 환경에서 자기 위치를 추정할 수 있는 이동체에 있어서,

상대 이동체로부터 상기 상대 이동체의 위치 정보를 수신하는 메시지 수신부;

상기 상대 이동체와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정하는 측정부;

상기 상대 거리 정보 및 상대 방위각 정보를 제1기계학습 알고리즘의 입력값으로 사용하고, 상기 제1기계학습의 출력값을 네트워크 내에서 메시지 패싱을 통해 나온 결과값과 차량의 모빌리티 추정값을 상기 제2기계학습 알고리즘의 입력값으로 사용하고, 상기 제2기계학습의 출력값을 이용하여 자신의 현재 위치 정보를 결정하는 위치 결정부;

상기 결정된 자신의 현재 위치정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅 하는 전송부; 및

상기 메시지 수신부, 상기 측정부, 상기 현재 위치 결정부 및 전송부를 제어하는 제어부를 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체.

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 제1기계학습 알고리즘은

상대 거리 및 상대 방위각을 입력값으로 입력받아 상기 상대 이동체와의 X 좌표 거리 및 Y 좌표 거리를 출력값으로 도출하는것을 특징으로 하는 이동체.

청구항 9

제7항에 있어서, 상기 기계학습2 알고리즘은

상기 제1기계학습 알고리즘의 출력값이 네트워크 채널을 거쳐 나온 추정값과 정확도 및 기준 이동체의 모빌리티 값을 입력값으로 입력받아 상기 이동체와의 X 좌표 및 Y 좌표를 출력값으로 도출하는 것을 특징으로 하는 이동체.

청구항 10

제8항에 있어서, 상기 메시지 수신부는

상기 상대 이동체로부터 상대 이동체가 이전에 수신한 임의의 이동체의 위치 정보를 수신하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체의 자기 위치 추정 방법.

청구항 11

제8항 또는 제9항에 있어서,

상기 이동체는 기지국으로부터 상기 이동체의 절대 위치 정보를 수신하는 절대 위치 수신부를 더 포함하고,

상기 현재 위치 결정부는 상기 수신한 절대 위치 정보를 더 이용하여 상기 이동체의 현재 위치 정보를 도출하는 것을 특징으로 하는 이동체.

청구항 12

제9항에 있어서, 상기 상대 이동체의 위치 정보는

상기 상대 이동체의 위치의 평균값 및 정확도를 포함하는 것을 특징으로 하는 이동체.

발명의 설명

기술 분야

[0001]

본 발명은 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체에 관한 것으로, 보다 상세하게는 무선 네트워크에 존재하는 서로 통신이 가능한 이동체가 이동체간 상대 거리와 방위각 정보를 이용하여 자기의 위치를 추정하는 방법 및 자기 위치를 추정할 수 있는 이동체에 관한 것이다.

배경 기술

[0002]

지금까지의 전파통신 기술은 사람과 사람 사이의 의사소통이나 정보 전달 목적으로 활용되었지만 최근에는 사람과 사물, 사물과 사물 간의 통신으로 영역이 확대되고 있다. 특히, 최근에는 차량(vehicle) 대 인간, 차량 대

차량, 차량 대 교통 인프라 간의 네트워크를 형성하려는 움직임이 빠르게 이뤄지고 있다. 이에 전파통신 시장은 차량 간(Vehicle-to-Vehicle; V2V), 차량과 인프라 간(Vehicle-to-Infrastructure; V2I), 차량과 모바일 기기 간(Vehicle-to-Nomadic devices; V2N) 통신 등 V2X로 불리는 기술에 초점이 맞춰지고 있다. 관련된 선행문헌으로 대한민국 공개특허공보 제2017-0071207호가 있다.

[0003] 자동차는 결국 도로 위를 달리는 이동체이므로 도로 주변 시설물(장비)와 자동차간의 통신을 이용하여 정확한 자기 위치 인식을 위한 정밀 측위 서비스를 하기 위한 기술이 필요하다. 종래의 측위 기술을 이용하여 측위를 달성하기 위해서는 복잡한 연산과 교환해야 하는 메시지가 커지는 문제점과 신호를 특정한 분포로 한정 지어야 하는 문제점이 있었다.

[0004] 따라서 다양한 종류의 신호 분포를 포괄하고 최소한의 정보 교환 및 복잡도를 최소로 하는 알고리즘을 통해 분산적 협력 측위를 달성하는 방법에 대한 연구가 필요한 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 목적은 이동체간 서로 통신이 가능한 환경에서 상대 이동체와의 상대 거리와 상대 방위각 정보를 이용하여 현재 자기 위치를 결정하는 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체를 제공하는 데 있다.

[0006] 본 발명의 목적은 이동체 간 입력받는 관측 파라미터인 상대 거리와 상대 방위각에 대한 자신의 위치 계산 과정을 지도학습을 통한 기계학습을 활용해 계산을 최소화할 수 있는 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체를 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명의 일실시예에 의하면, 이동체간 서로 통신이 가능한 무선 네트워크 환경에서 이동체가 자기 위치 추정하는 방법에 있어서, 상대 이동체로부터 상기 상대 이동체의 위치 정보를 수신하는 단계; 상기 상대 이동체와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정하는 단계; 상기 상대 거리 정보 및 상대 방위각 정보를 제1기계학습 알고리즘의 입력값으로 상대 이동체와의 X 좌표 거리 및 Y 좌표 거리 차를 출력하고, 그 값을 네트워크 형태 메시지 패싱을 통해 나온 결과값과 함께 차량의 모빌리티 추정값을 제2기계학습 입력값으로 사용하여 자신의 현재 위치 정보를 결정하는 단계; 및 상기 결정된 자신의 현재 위치정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅 하는 단계를 포함하는 이동체의 자기 위치 추정 방법이 개시된다.

[0008] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명의 일실시예에 의하면, 상대 이동체와 서로 통신이 가능한 무선 네트워크 환경에서 자기 위치를 추정할 수 있는 이동체에 있어서, 상대 이동체로부터 상기 상대 이동체의 위치 정보를 수신하는 메시지 수신부; 상기 상대 이동체와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정하는 측정부; 상기 상대 거리 정보 및 상대 방위각 정보를 제1기계학습 알고리즘의 입력값으로 사용하고, 상기 제1기계학습의 출력값을 네트워크 내에서 메시지 패싱을 통해 나온 차량의 모빌리티 추정값을 상기 제2기계학습 알고리즘의 입력값으로 사용하고, 상기 제2기계학습의 출력값을 이용하여 자신의 현재 위치 정보를 결정하는 위치 결정부; 상기 결정된 자신의 현재 위치정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅 하는 전송부; 및 상기 메시지 수신부, 상기 측정부, 상기 현재 위치 결정부 및 전송부를 제어하는 제어부를 포함하는 이동체가 개시된다.

발명의 효과

[0009] 본 발명의 일실시예에 의한 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체는 이동체 간 정보 교환으로 추정할 수 있는 자신의 실시간 위치 계산을 기계학습을 통해 상기 계산의 복잡도를 낮추고, 계산 속도를 높이며 관측 파라미터의 비선형 식을 선형으로 바꿈으로써 생기는 정확도의 손실을 보완할 수 있도록 하여 보다 효율적인 분산 협력 측위 네트워크 형성에 기여할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 본 발명의 일실시예와 관련된 측위 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 무선 네트워크에 존재하는 서로 통신이 가능한 이동체간의 통신을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예와 관련된 이동체의 블록도이다.

도 4는 본 발명의 일실시예와 관련된 이동체의 자기 위치 추정 방법을 나타내는 흐름도이다.

도 5는 본 발명의 일실시예와 관련된 기계학습 알고리즘을 통해 이동체의 위치를 도출하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0011] 이하, 본 발명의 일실시예와 관련된 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체에 대해 도면을 참조하여 설명하도록 하겠다.
- [0012] 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.
- [0013] 이하 실시예에서 이동체는 이동을 하는 물체로, 차량을 포함할 수 있다.
- [0014] 네트워크 내의 각 구성원들은 자기 측위의 상황에서 자신의 위치를 항상 알고 있는 앵커(anchor)와 위치를 모르는 에이전트(agent)로 구분된다. 협력 측위는 앵커와 에이전트들 사이에 이웃끼리의 상대 거리를 측정하거나 그 정보를 전달하는 상호작용을 통해 달성할 수 있다. 예를 들어, 기지국이나 GPS를 통해 자신의 항상 자기의 위치를 알고 있는 차량 등이 앵커가 될 수 있고, 자기의 위치를 모르는 차량이 에이전트가 될 수 있다.
- [0015] 도 1은 본 발명의 일실시예와 관련된 측위 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.
- [0016] 도 1(a)는 중앙집중형 측위를 설명하기 위한 도면이고, 도 1(b)는 분산형 측위를 설명하기 위한 도면이다.
- [0017] 도 1(a)의 중앙집중형 기법에서는 모든 에이전트들의 위치는 중앙에서 집중적으로 결정된다. 즉, 에이전트 및 앵커로부터 수집된 측정 결과를 수집하고 모든 에이전트들의 위치를 동시에 계산하게 된다. 중앙집중형은 대개 확장성(scalability)의 측면에서 불리하므로 대규모 네트워크에서는 실용적이지 못한 단점이 있다.
- [0018] 한편, 도 1(b)의 분산형 기법에서는 중앙처리장치가 없으므로 각 에이전트들은 국소적(locally)으로 수집할 수 있는 정보만을 이용하여 자신의 위치를 파악해야 한다. 그러나 네트워크의 규모가 확대되어도 국소적으로 처리해야 하는 계산 부하가 크게 늘어나지 않으므로 확장성의 측면에서 유리하고, 대규모 네트워크에 대한 적용이 용이하다.
- [0019] 또한, 절대 측위와 상대 측위로 분류될 수 있다. 절대 측위(absolute localization)는 미리 주어진 단일 좌표계에서의 측위를 의미한다. 반면, 상대 측위(relative localization)는 주변의 환경과 이웃과의 관계를 통해 측위를 달성하는 방법을 의미한다. 그러므로 상대적 측위에서는 네트워크 개체마다 다른 좌표계를 갖게 되므로 변환 또는 동기화가 필수적이다.
- [0020] 또한, 비협력 측위와 협력 측위로 분류될 수 있다. 비협력(noncooperative) 측위에서는 에이전트간의 통신이 발생하지 않고, 에이전트와 앵커간의 통신만 발생한다. 각 에이전트는 다수의 앵커와 통신이 필요하므로, 앵커의 통신 범위가 크거나 앵커의 높은 밀도로 존재해야 한다. 협력(cooperative) 측위에서는 에이전트 간의 통신이 발생하므로, 각 에이전트 주변에 많은 앵커가 존재할 필요가 없다. 따라서 앵커의 밀도를 줄일 수 있고, 앵커의 통신 범위를 확장하지 않아도 된다. 각 에이전트는 통신 범위 내에 있는 다른 에이전트와 앵커와 통신을 하게 되므로 정확도를 개선할 수 있다.
- [0021] 이하, 본 발명의 일실시예에서는 분산적 협력 측위를 통해 이동체의 자기 위치를 추정하는 방법에 대해 설명하도록 하겠다.
- [0022] 도 2는 무선 네트워크에 존재하는 서로 통신이 가능한 이동체간의 통신을 설명하기 위한 도면이다.
- [0023] 도시된 바와 같이, 각각의 이동체(vehicle 1, vehicle 2, vehicle 3)는 기지국 등의 인프라(Infrastructure)를 통하지 않고 이동체 간의 직접 통신이 가능하다.
- [0024] 그리고 각 이동체(vehicle 1, vehicle 2, vehicle 3)는 적당한 수단을 통해 자신의 대략적인 위치와 다른 이동체(상대 이동체)와의 거리와 방위각을 측정할 수 있고, 해당 정보는 잡음에 의해 오염될 수 있다. 상기 적당한 수단은 mmWave, 라이다와 같은 수단 등을 포함할 수 있다. 또한, 오염에 의해 두 이동체 사이에 각자가 측정한 거리와 방위각 정보는 서로 같지 않을 수 있다. 도 2에서 $X_k=[x_k, y_k]$ $X_j=[x_j, y_j]$ 는 이동체인 에이전트 k, 에이전

트 j의 2차원 좌표상의 위치이다. 또한, d와 θ 는 상대 거리와 방위각을 각각 나타낸다. 예를 들어, d와 θ 는 이동체 1(vehicle J)이 측정한 이동체 2(vehicle k)까지의 상대 거리 및 상대 방위각을 나타낸다.

- [0025] 도 3은 본 발명의 일실시예와 관련된 이동체의 블록도이다.
- [0026] 도시된 바와 같이, 이동체(100)는 메시지 수신부(110), 측정부(120), 학습부(130), 절대 위치 수신부(140), 현재 위치 결정부(150), 전송부(160) 및 제어부(170)를 포함할 수 있다. 상기 이동체(100)는 에이전트이다.
- [0027] 상기 메시지 수신부(110)는 상대 이동체로(200)부터 상대 이동체의 위치 정보를 메시지 형태로 수신할 수 있다. 상기 상대 이동체의 위치 정보는 상기 상대 이동체 위치의 평균값 및 정확도를 포함할 수 있다. 상기 정확도는 상기 상대 이동체의 위치에 대한 분산으로 표현될 수 있다.
- [0028] 상기 측정부(120)는 특정 수단을 통하여 상대 이동체(200)와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정할 수 있다. 상기 특정 수단은 mmWave, 라이더 등을 포함할 수 있다.
- [0029] 상기 학습부(130)는 기계학습 블랙박스1을 통해 상기 측정된 상대 거리 및 상대 방위각을 학습시킬 수 있고 그 결과를 이용하여 차량의 차량 속도에 대한 분포와 함께 기계학습 블랙박스2를 학습시킬 수 있다. 즉, 학습부(130)는 상기 기계학습 블랙박스1을 이용하여 상대 이동체(200)와의 상대 거리(d)와 상대 방위각(θ)를 입력으로 하고, 출력값이 상기 상대 이동체(200)와 x와 y좌표의 차인 $\Delta x, \Delta y$ 가 되도록 학습시킬 수 있고, 블랙박스2를 이용하여 블랙박스1의 출력값인 $\Delta x, \Delta y$ 가 네트워크를 통해 나온 결과값과 차량 속도에 대한 분포 데이터의 추정값과 정확도를 입력으로 하고, 출력값이 기준 차량의 좌표의 추정값과 정확도가 되도록 학습시킬 수 있다.
- [0030] 상기 절대 위치 수신부(140)는 기지국(300)으로부터 상기 이동체(100)의 절대 위치 정보를 수신할 수 있다.
- [0031] 상기 현재 위치 결정부(150)는 상기 상대 이동체(200)부터 수신한 상대 이동체의 위치 정보 및 기계학습 블랙박스1의 출력값인 $\Delta x, \Delta y$ 가 네트워크를 통해 나온 결과값과 기준 차량의 모빌리티 추정값과 정확도를 입력으로 하는 기계학습 블랙박스2를 이용하여 이동체(100)의 현재 위치 정보를 빠르고 편리하게 도출할 수 있다.
- [0032] 상기 전송부(160)는 수신 대상을 지정하지 않고 상기 도출된 이동체(100)의 현재 위치 정보를 메시지 형태로 브로드캐스팅 할 수 있다.
- [0033] 상기 제어부(170)는 메시지 수신부(110), 측정부(120), 상기 학습부(130), 절대 위치 수신부(140), 현재 위치 결정부(150), 및 전송부(160)를 전반적으로 제어할 수 있다.
- [0034] 도 4는 본 발명의 일실시예와 관련된 이동체의 자기 위치 추정 방법을 나타내는 흐름도이다.
- [0035] 상기 메시지 수신부(110)는 상대 이동체로(200)부터 상대 이동체의 위치 정보를 메시지 형태로 수신할 수 있다(S410). 상기 상대 이동체의 위치 정보는 상기 상대 이동체 위치의 평균값 및 정확도를 포함할 수 있다. 상기 정확도는 상기 상대 이동체의 위치에 대한 분산으로 표현될 수 있다.
- [0036] 상기 측정부(120)는 mmWave, 라이더 등의 수단을 통해 상대 이동체(200)와의 상대 거리 및 상대 방위각을 측정할 수 있다(S420).
- [0037] 상기 학습부(130)는 기계학습 알고리즘을 이용하여 기계학습 블랙박스를 생성할 수 있다(S430).
- [0038] 도 5는 본 발명의 일실시예와 관련된 기계학습 알고리즘을 통해 이동체의 위치를 도출하는 방법을 설명하기 위한 전체 도면이다.
- [0039] 상기 학습부(130)는 상기 딥러닝 블랙박스1을 이용하여 상대 이동체(200)로부터 측정한 상대 거리(d)와 상대 방위각(θ), 상대 이동체의 위치정보를 입력으로 하고, 출력 값이 상기 상대 이동체(200)와 x와 y좌표의 차인 $\Delta x, \Delta y$ 의 분포가 되도록 학습시킬 수 있고, 상기 딥러닝 블랙박스2를 이용하여 블랙박스1의 출력값이 네트워크를 통해 나온 결과값($\hat{s}$)과 기준 차량의 속도에 대한 데이터의 평균($\hat{q}$)과 분산(ϕ_q)을 입력으로 하고 출력값을 이동체(100)의 위치가 되도록 학습시킬 수 있다.
- [0040] 상기 학습부(130)는 입력 파라미터1과 2를 각각의 다층 레이어로 구성된 신경망을 통하여 모든 점에 대해 지도 학습을 시킬 수 있다. 상기 학습 횟수와 하이퍼 파라미터 (learning rate, dropout rate, hidden layer number, hidden node number)는 실험에 의하여 정해질 수 있다. 상기 딥러닝 블랙박스를 통한 학습을 통해 후술

할 복잡한 식을 매 순간 주변 모든 이동체에 대해 계산할 필요 없이, 제1기계학습(딥러닝1) 결과 값인 상대 이동체와의 좌표 차의 값 그리고 제2기계학습(딥러닝2)의 결과 값인 기준 자동차의 위치 좌표 분포로 쉽게 이동체 (100) 자신의 위치를 쉽게 추정할 수 있다.

[0041] 좀 더 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

[0042] AMP(approximate Message Passing)알고리즘을 이용한 출력 노드 메시지와 입력 노드 메시지는 각각 수학적 식 1과 같다.

수학적 식 1

$$\Delta_{i \rightarrow j}(x_j) = \text{const} + \log \int P_{\mathcal{O}_i}(o_i | [Ax]_i, d_{ki}, \theta_{ki}) - \hat{x}_{ik}(t)$$

$$\Delta_{i \rightarrow j}(x_j) = \text{const} + \log(x_j^{(t)} | x_j^{(t-1)}) + \sum_{l \neq i} \Delta_{l \rightarrow j}(x_j)$$

[0045] 이 때, 상위 수학적 식 1은 해당 AMP 알고리즘의 출력 메시지와 입력 메시지를 수식으로 나타낸 것으로, 출력 메시지의 경우 상대 거리(d), 상대 방위각(θ), 상대 이동체 k의 좌표(x_k, y_k) 정보를 포함하고 있을 때 상대 이동체

와 기준 이동체의 좌표 차인 $\Delta x, \Delta y$ 즉 z에 대한 최대 우도함수 값을 구할 수 있다. 이 때 상대 거리(d), 상대 방위각(θ)는 측정값으로 노이즈가 포함되어 있다.

[0046] 따라서 입력 데이터 노이즈가 포함된 측정값 상대 거리(d), 상대 방위각(θ) 및 상대 이동체의 좌표에 대한 정보가 주어졌을 때의 출력 데이터 $\Delta x, \Delta y$ 의 추정값과 정확도인 블랙박스를 만들 수 있다.

[0047] 같은 방법으로 입력 메시지의 경우 출력 메시지의 결과 값이 네트워크 작용을 통해 나온 결과값과 기준 이동체 j의 이전 시간에서의 좌표(x_j^{t-1}, y_j^{t-1}) 정보를 포함하고 있을 때 t시간에서 이동체 j의 좌표값을 구할 수 있다.

[0048] 출력 메시지 블랙박스의 출력 데이터 $\Delta x, \Delta y$ 의 추정값과 정확도가 네트워크 작용을 통해 나온 결과 값의 추정값과 정확도는 각각 수학적식2와 같다.

수학적 식 2

$$\hat{s} = \frac{\hat{z}(t) - \hat{p}(t)}{\sigma_w^2(t) + \sigma_p^2(t)}$$

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{\sigma_p^2(t)} \left(\frac{1 - \sigma_s^2(t)}{\sigma_p^2(t)} \right)$$

[0051] 상위 수학적 식 2는 innovation 값으로, $\hat{p}$ 값은 직전시간까지 얻은 정보로 추정된 차량 j 좌표값을 선형 변환으로 예측한 값이고, $\hat{z}$ 값은 상대 거리(d), 상대 방위각(θ) 즉, 관측한 값을 합쳐 추정된 차량 j의 좌표 값을 선형 변환으로 예측한 값이다.

[0052] 이동체 사이의 가능한 거리의 범위와 지정한 범위 내에 이동체가 몇 대 있는지 정해진 범위 내의 모든 지점에 대하여 기준 거리 단위로 정한 거리 범위 내에서, 각도는 기준 각도 단위로 0~360도 내에서 지도학습을 위한 정확한 좌표 (x_j, y_j)의 데이터 셋을 만들 수 있다.

[0053] 상기 학습부(130)는 설정된 범위 내에서의 정보를 제공 받아 현재 추정하고자 하는 에이전트 j의 위치를 판단할 수 있도록 기계학습(Deep Learning) 알고리즘을 사용하여 기준 정보를 생성한다.

[0054] 상기 학습부(130)는 입력되는 정보를 다층 레이어로 구성된 신경망을 지도학습을 통해 모든 점에 대해 학습시킨다.

- [0055] 그리고 overfitting을 방지하기 위해 dropout과 regulation method를 사용할 수 있다.
- [0056] 학습 횟수와 하이퍼 파라미터(learning rate, batch size, epoch, dropout rate, hidden layer number, hidden node number)는 실험에 의하여 정해질 수 있다. 학습을 끝낸 알고리즘으로부터 네트워크상에서 범위 내의 이동체들에게 자신의 위치를 브로드캐스트 한다.
- [0057] 상기 학습부(130)는 기계학습 학습을 통해 기준 블랙박스를 생성하여 (x_j, y_j) 값을 낮은 복잡도로 추정할 수 있다.
- [0058] 그리고 상기 과정을 각각 수행한 주변 이동체들의 추정된 위치좌표와, 그 이동체로부터 상대 거리, 상대 방위각의 정보를 갖고 있는 이동체 j는 자신의 위치를 추정할 수 있다. 그리고 상기 현재 위치 결정부(150)는 주변 이동체들로부터 추정된 자신의 위치를 평균 내어 최종 자신의 위치로 결정할 수 있다(S440). 이동체(100)는 도출된 자기의 위치 정보를 네트워크 내에서 메시지 형태로 브로드캐스팅 할 수 있다(S450).
- [0059] 인접 에이전트들로 전송할 메시지도 정규분포로 표현 또한 근사가 가능하므로, 실제로 각 이동체들 사이에서는 평균과 분산 그리고 상대 측정 결과의 단순한 파라미터만 서로 교환함으로써 분산 측위를 수행할 수 있다. 또한, 상기와 같이 네트워크 내에 브로드캐스트하는 방식으로 메시지를 전달하면, 통신 부하를 줄이는 데에 도움이 될 수 있다.
- [0060] 상기 브로드캐스팅과 이동체(100)의 갱신의 과정을 반복하게 되면 이동체(100)의 현재 위치의 정확도가 개선될 수 있다.
- [0061] 한편, 본 발명의 일실시예에 의하면, 이동체(100)는 기지국(300)으로부터 절대 위치 정보를 수신하여, 자기의 현재 위치 정보 도출 시 함께 사용할 수 있다. 이와 같이 절대 위치 정보를 활용하는 것이 분산 협력 측위에 도움을 줄 수 있다.
- [0062] 한편, 본 발명의 일실시예에 의하면, 네트워크 내 존재하는 이동체들은 이동성을 갖기 때문에 소정 시간 간격마다 측위가 수행되고 상기 소정 시간 간격마다 각 이동체의 위치가 갱신될 수 있다.
- [0063] 상기 갱신된 위치를 반영하기 위해 각 이동체는 새로운 위치에 대한 확률 분포를 생성할 수 있다. 즉, 각 이동체는 지난 시간의 순시 측정치의 평균 값과 정확도를 이용하고 순시 속도를 고려하여 새로운 위치에 대한 확률 분포를 결정할 수 있다.
- [0064] 이동체의 이동성에 대한 관측 데이터로 평균과 분산을 구하여 다음의 분포로 새로운 위치가 표현되고, 이 분포의 평균과 분산을 해당 시간에서의 협력 측위를 위한 통계값으로 이용할 수 있다. 이 과정을 모든 시간과 모든 이동체에 대해 반복함으로써, 네트워크의 모든 이동체들의 위치를 각 이동체가 스스로 결정할 수 있다. 상기와 같이 이동성에 의해 각 이동체의 위치가 갱신될 때 위치는 하기 수학식 3으로 표현될 수 있다.

수학식 3

$$\hat{q}_j(t) = \hat{x}_j(t) + v_j(t)\Delta t + \alpha_j(t)$$

$$\sigma_c^2 = \sigma_c^2$$

- [0065]
- [0066] 여기서 v는 순시 속도를 의미하고, t는 측위가 수행되는 단위 시간 간격을 의미하고, $\hat{q}$ 는 평균을 σ^2 은 분산을 $\alpha(t)$ 는 기준차량 j의 movement pattern 데이터의 평균을 의미한다.
- [0067] 전술한 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 의한 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체는 이동체 간 정보 교환으로 추정할 수 있는 자신의 실시간 위치 계산을 기계학습을 통해 상기 계산의 복잡도를 낮추고, 계산 속도를 높이며 관측 파라미터의 비선형 식을 선형으로 바꿈으로써 생기는 정확도의 손실을 보완할 수 있도록 하여 보다 효율적인 분산 협력 측위 네트워크 형성에 기여할 수 있다.
- [0068] 상술한 이동체의 자기 위치 추정 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 이때, 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 한편, 기록매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지된 것

일 수도 있다.

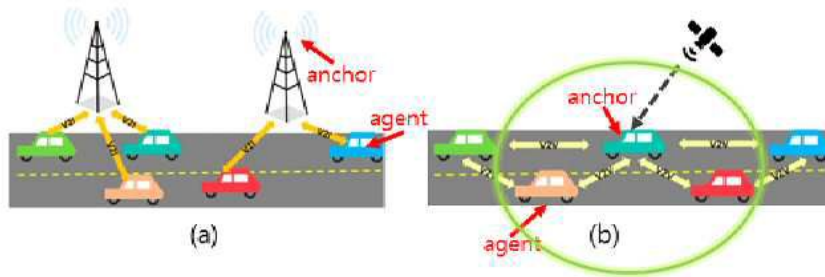
- [0069] 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-Optical Media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리, SSD (Solid State Drive)와 같은 메모리 저장장치 등 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다.
- [0070] 한편, 이러한 기록매체는 프로그램 명령, 데이터 구조 등을 지정하는 신호를 전송하는 반송파를 포함하는 광 또는 금속선, 도파관 등의 전송 매체일 수도 있다.
- [0071] 또한, 프로그램 명령에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0072] 상기와 같이 설명된 이동체의 자기 위치 추정 방법 및 그 이동체는 상기 설명된 실시예들의 구성과 방법이 한정되게 적용될 수 있는 것이 아니라, 상기 실시예들은 다양한 변형이 이루어질 수 있도록 각 실시예들의 전부 또는 일부가 선택적으로 조합되어 구성될 수도 있다.

부호의 설명

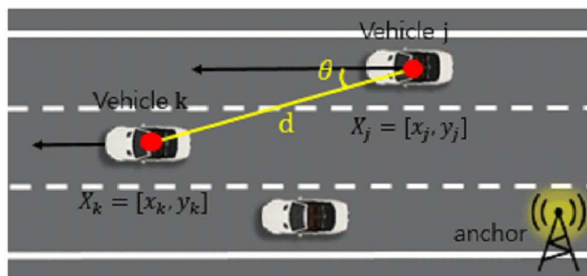
- [0073] 100: 이동체
- 110: 메시지 수신부
- 120: 측정부
- 130: 학습부
- 140: 절대 위치 수신부
- 150: 현재 위치 결정부
- 160: 전송부
- 170: 제어부
- 200: 상대 이동체
- 300: 기지국

도면

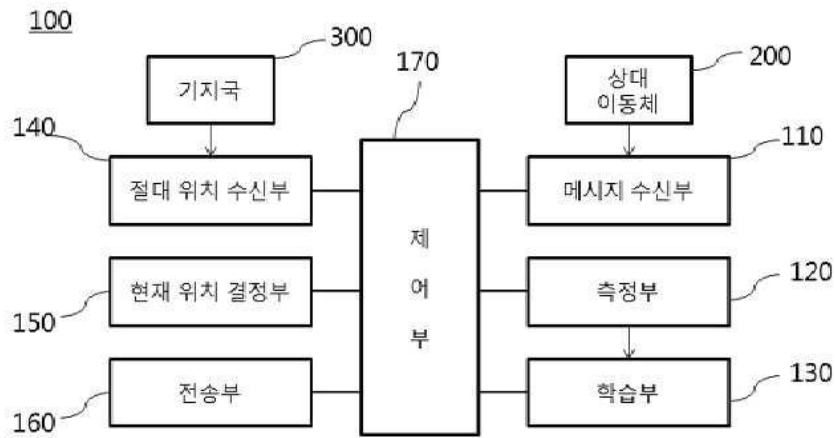
도면1



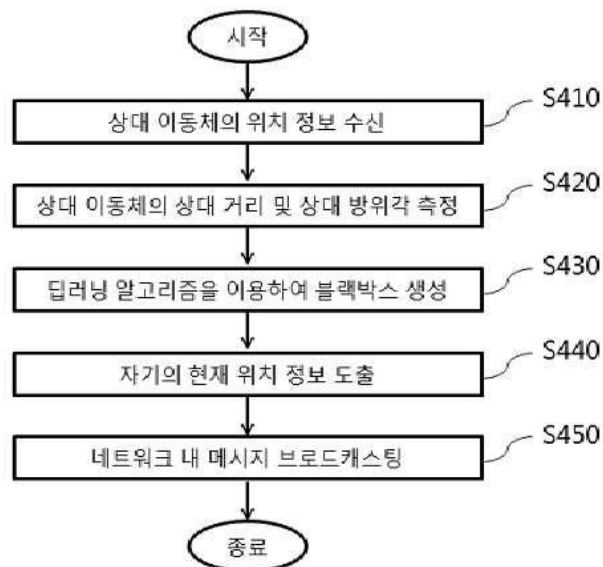
도면2



도면3



도면4



도면5

