



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0059754
(43) 공개일자 2022년05월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

B60W 40/10 (2006.01) B60W 10/20 (2006.01)

B60W 40/02 (2006.01) B60W 50/00 (2006.01)

(52) CPC특허분류

B60W 40/10 (2013.01)

B60W 10/20 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0145317

(22) 출원일자 2020년11월03일

심사청구일자 2020년11월03일

(71) 출원인

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

한국수력원자력 주식회사

경상북도 경주시 문무대왕면 불국로 1655

(72) 발명자

김병우

울산광역시 남구 신북로22번길 28, 509호 (무거동, 현대프리빌)

임명

울산광역시 남구 남부순환도로23번길 9, 202호 (무거동)

윤재우

서울특별시 노원구 공릉로34길 74, 2동 404호(공릉동, 태릉현대아파트)

(74) 대리인

특허법인 무한

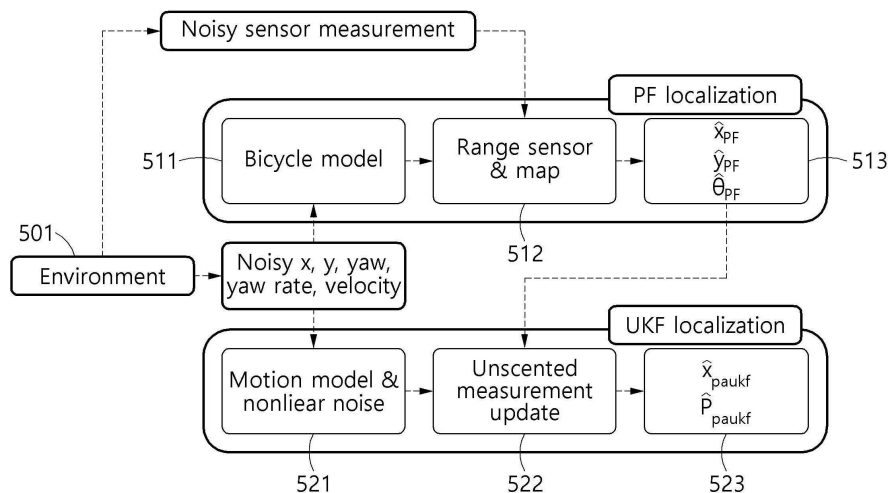
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 센서 퓨전에 의한 차량의 위치 추정 방법

(57) 요약

일 실시예에 따른 센서 퓨전(fusion)에 의한 차량의 위치 추정 방법은, 파티클 필터(Particle Filter, PF)를 이용하여 센서(sensor)로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 단계, 및 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)를 이용하여 파티클 필터로부터 수신되는 차량의 제1 상태 정보에 기초하여 차량의 최종 상태 정보를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

B60W 40/02 (2013.01)
B60W 2050/0002 (2013.01)
B60W 2050/0022 (2013.01)
B60W 2050/0033 (2013.01)
B60W 2050/0052 (2013.01)
B60W 2420/00 (2013.01)
B60W 2520/14 (2013.01)
B60W 2720/10 (2013.01)
B60Y 2400/30 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415169680
과제번호	P0014572
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술진흥원
연구사업명	산업혁신기반구축(R&D)
연구과제명	자율주행차 부품 협력 기업 지원을 위한 OEM 실증 클러스터 구축 사업
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국산업기술시험원
연구기간	2020.06.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

차량(vehicle)에 의해 수행되는 위치 추정 방법에 있어서,

파티클 필터(Particle Filter, PF)를 이용하여 센서(sensor)로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 단계; 및

무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)를 이용하여 상기 제1 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계

를 포함하고,

상기 센서로부터 수신되는 측정 데이터는 비가우시안 노이즈(non-Gaussian noise)를 포함하는,

위치 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 단계는,

미리 정한 개수의 파티클(particle)을 생성하는 단계;

상기 파티클 필터의 제1 예측 모델을 사용하여 상기 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 예측하는 단계; 및

상기 생성된 파티클 마다 가중치(weight)를 계산하는 단계

를 포함하는 위치 추정 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제1 예측 모델은 바이시클 모델(bicycle model)인,

위치 추정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계는,

시그마 포인트들(sigma points)을 생성하는 단계;

상기 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 사용하여 상기 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측하고, 상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 측정 값을 예측하는 단계; 및

상기 파티클 필터로부터 추출된 상기 제1 상태 정보, 상기 제2 임시 정보, 및 상기 측정 값에 기초하여 상기 차량의 상기 제2 상태 정보를 산출하는 단계

를 포함하는 위치 추정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,
상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 측정 값을 예측하는 단계는,
상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 위치 좌표 및 요우잉 각도에 관한 정보를 추출하는 단계
를 포함하는 위치 추정 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,
상기 제2 예측 모델은 등선회율 및 등속도(constant turn rate and velocity, CTRV) 모델인,
위치 추정 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,
상기 제1 상태 정보는,
상기 차량의 위치 좌표 및 요우잉 각도에 관한 정보를 포함하는,
위치 추정 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,
상기 제2 상태 정보는,
상기 차량의 위치 좌표, 요우잉 각도, 및 상기 차량의 상태에 대한 공변량 행렬(covariance matrix)을
포함하는,
위치 추정 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,
상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계는,
측정 공변량 행렬, 칼만 이득(Kalman gain), 및 이전 공변량 행렬에 기초하여 상기 공변량 행렬을 산출하는 단
계
를 포함하는 위치 추정 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,
상기 제2 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 조향, 속도, 및 가속도 중 적어도 하나를 조정하는 단계

를 더 포함하는 위치 추정 방법.

청구항 11

제1항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한 명령어를 포함하는 하나 이상의 컴퓨터 프로그램을 저장한 컴퓨터 판독 가능 기록 매체.

청구항 12

위치 추정을 수행하는 차량에 있어서,

파티클 필터의 제1 예측 모델 및 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 저장하는 메모리; 및

상기 파티클 필터를 이용하여 센서로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하고, 상기 무향 칼만 필터를 이용하여 상기 제1 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 프로세서

를 포함하고,

상기 센서로부터 수신되는 측정 데이터는 비가우시안 노이즈를 포함하는,

차량.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하의 설명은 파티클 필터(Particle Filter, PF) 및 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)를 이용하여 차량의 위치를 추정하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 차량의 위치 추정은 자율 주행 차량 운영의 핵심 요소이다. 칼만 필터(Kalman Filter, KF)는 가우시안 노이즈(Gaussian noise)가 포함되어 있는 측정치를 바탕으로 선형 역학계의 상태를 추정하는 재귀 필터이다. 칼만 필터에서는 기본적으로 모델의 선형성을 가정하고 있지만, 실제적으로는 많은 모델들이 비선형 구조를 가지고 있다. 이에, 칼만 필터를 수정해 비선형 모델에도 사용할 수 있도록 한 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)가 제안되었다. 무향 칼만 필터는 평균 주변에 시그마 포인트(sigma point)를 사용하여 무향 변환(unscented transform)을 기초로 비가우시안 노이즈(non-Gaussian noise)를 가우시안 노이즈로 근사할 수 있다. 무향 칼만 필터는 비선형성을 적절히 캡처(capture)할 수 있다. 무향 칼만 필터는 비가우시안 노이즈를 시그마 포인트로 근사하기 때문에, 시그마 포인트를 선택하는 경우 다른 정보를 결합하기 쉽고 자코비안 행렬(Jacobian matrix)을 계산할 필요가 없다.

[0003] 칼만 필터 및 무향 칼만 필터는 측정치의 노이즈가 가우시안이라는 기본적인 가정이 있다. 그러나, 실제로 대부분의 노이즈에는 가우시안 속성이 존재하지 않는다. 이에, 비가우시안 노이즈를 처리하기 위하여 파티클 필터(Particle Filter, PF)가 제안된다. 파티클 필터는 파티클(particle)을 사용하여 비가우시안 속성을 근사할 수 있다. 파티클은 무작위로 생성되기 때문에 충분한 수로 생성되면, 측정치의 비가우시안 노이즈의 속성을 정확하게 표현할 수 있다. 그러나 차량에는 계산 리소스(computational resource)가 제한되어 있다. 다시 말해, 효과적인 파티클 필터 기반 시스템 모델을 생성하는 경우, 정밀도와 계산 리소스 사이에 트레이드 오프 관계가 있다. 무향 칼만 필터는 비가우시안 노이즈를 필터링 하는데 한계점이 존재하여, 파티클 필터는 계산 리소스가 제한되기 때문에 파티클을 일정량 이상 생성하지 못하여 비가우시안 노이즈의 속성을 정확하게 표현하지 못하는 문제점뿐만 아니라 추정결과가 비연속인 문제점도 존재한다. 이하에서는, 무향 칼만 필터 및 파티클 필터를 융합함으로써 비가우시안 노이즈를 효과적으로 필터링하고, 차량의 위치 추정의 정확도를 높이는 센서 퓨전 방법이 설명된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

과제의 해결 수단

- [0004] 일 실시예에 따른 차량(vehicle)에 의해 수행되는 위치 추정 방법은 파티클 필터(Particle Filter, PF)를 이용하여 센서(sensor)로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 단계, 및 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)를 이용하여 상기 제1 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0005] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 단계는, 미리 정한 개수의 파티클(particle)을 생성하는 단계, 상기 파티클 필터의 제1 예측 모델을 사용하여 상기 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 예측하는 단계, 및 상기 생성된 파티클 마다 가중치(weight)를 계산하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0006] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법에서, 상기 제1 예측 모델은 바이시클 모델(bicycle model)일 수 있다.
- [0007] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계는, 시그마 포인트들(sigma points)을 생성하는 단계, 상기 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 사용하여 상기 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측하고, 상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 측정 값을 예측하는 단계, 및 상기 파티클 필터로부터 추출된 상기 제1 상태 정보, 상기 제2 임시 정보, 및 상기 측정 값에 기초하여 상기 차량의 상기 제2 상태 정보를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0008] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 측정 값을 예측하는 단계는, 상기 제2 임시 정보로부터 상기 차량의 위치 좌표 및 요우잉 각도에 관한 정보를 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0009] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 제2 예측 모델은 등선회율 및 등속도(constant turn rate and velocity, CTRV) 모델일 수 있다.
- [0010] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 제1 상태 정보는 상기 차량의 위치 좌표 및 방향(orientation)에 관한 정보를 포함할 수 있다.
- [0011] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 제2 상태 정보는 상기 차량의 위치 좌표, 요우잉 각도, 및 상기 차량의 상태에 대한 공변량 행렬(covariance matrix)을 포함할 수 있다.
- [0012] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법의 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 단계는, 측정 공변량 행렬, 칼만 이득(Kalman gain), 및 이전 공변량 행렬에 기초하여 상기 공변량 행렬을 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 일 실시예에 따른 차량에 의해 수행되는 위치 방법은 상기 제2 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 조향, 속도, 및 가속도 중 적어도 하나를 조정하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0014] 일 실시예에 따른 위치 추정을 수행하는 차량은 파티클 필터의 제1 예측 모델 및 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 저장하는 메모리, 및 상기 파티클 필터를 이용하여 외부 센서로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제1 상태 정보를 산출하고, 상기 무향 칼만 필터를 이용하여 상기 제1 상태 정보에 기초하여 상기 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 프로세서를 포함할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0015] 도 1은 바이시클 모델(bicycle model)을 설명한다.
- 도 2에서는 파티클 필터를 이용하여 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 방법에 대하여 설명한다.
- 도 3은 글로벌 좌표계에서 차량과 인프라의 배치를 도시한다.
- 도 4는 글로벌 좌표계에서 실제 차량 주변에 임의로 생성된 파티클들을 도시한다.

도 5는 일 실시예에 따른 필터 융합(fusion)에 의한 차량 위치 추정 방법에 관하여 설명한다.

도 6은 무향 칼만 필터에서 평균 값 주위의 대칭적인 영역으로 생성된 시그마 포인트들(sigma points)을 도시한다.

도 7은 시뮬레이션 상에서 차량이 이동하는 도로를 나타낸다.

도 8a는 S자형 도로에서 추정된 필터들의 궤적 결과를 도시한다.

도 8b는 직선형 도로에서 추정된 필터들의 궤적 결과를 도시한다.

도 9는 일 실시예에 따른 차량의 구성을 설명하는 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0016] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 실시될 수 있다. 따라서, 실시예들은 특정한 개시형태로 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0017] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0018] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0019] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로써 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0020] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.
- [0021] 도 1은 바이시클 모델(bicycle model)을 설명한다.
- [0022] 파티클 필터를 이용하여 차량의 상태 정보를 추정하는 경우, 차량의 모션(motion)을 표현하기 위하여 제1 예측 모델(prediction model)이 사용될 수 있다. 제1 예측 모델은 바이시클 모델(bicycle model)일 수 있다. 도 1을 참조하면, 바이시클 모델을 이용하여 차량의 모션을 표현할 수 있다. 차량(vehicle)은 1개의 앞 바퀴(front wheel, 101) 및 1개의 뒷 바퀴(rear wheel, 102)로 간략화 할 수 있으며, 차량의 상태는 2차원 공간에서의 x 좌표, y 좌표, 및 요우잉 각도(yaw angle, θ)로 표현할 수 있다. 이때, 요우잉 각도는 앞 바퀴(101)와 뒷 바퀴(102)를 잇는 가상의 직선과 x축이 이루는 각도를 의미할 수 있다. 이하에서는, 파티클 필터를 이용하여 외부 센서(sensor)로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 노이즈가 포함된 이전 상태 정보에 기초하여 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 방법에 대하여 설명한다.
- [0023] 도 2에서는 파티클 필터를 이용하여 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 방법에 대하여 설명한다.
- [0024] 단계(201)에서는 초기화(initialization) 과정이 이루어질 수 있다. 차량의 위치를 글로벌 좌표계(global coordinates)에서 결정하기 위하여, 차량의 초기 위치는 필수적으로 제공되어야 한다. 따라서 일 실시예에서는, GPS(Global Positioning System) 센서를 이용하여 차량의 초기 위치를 제공받을 수 있다. 차량에서 다중 경로 및 차단 문제(blocking issue)로 인하여 GPS 신호가 원활히 수신되지 않더라도, GPS 신호는 차량의 초기 위치를 결정하기 위한 제한적 영역(limited area)을 제공할 수 있다. 파티클 필터가 GPS 신호를 수신하는 경우, 파티클 필터는 N개의 파티클들(particles)을 생성할 수 있다. 예를 들어, N은 1 이상의 자연수를 나타낼 수 있다.

[0025] 단계(202)에서는 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 제1 예측 모델을 이용하여 예측하는 과정이 이루어질 수 있다. 차량의 상태는, 2차원 공간에서 차량의 위치 좌표(x축 좌표, y축 좌표) 및 요우잉 각도에 관한 정보를 포함할 수 있다. 구체적으로, k시간에서 추정된 노이즈가 포함된 이전 상태 정보 및 제1 예측 모델을 이용하여 k+1 시간에서 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 예측할 수 있다. 제1 예측 모델은 바이시클 모델일 수 있다.

[0026] 수학적식 1에서는, k 시간에서 추정된 차량의 이전 상태 정보 및 바이시클 모델을 이용하여 k+1 시간에서의 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 예측하는 과정을 나타낸다. 수학적식 1에서는, 도시 내에서 차량의 이동은 일반적으로 빠르지 않기 때문에 미끄러짐 각도(slip angle)는 무시된다.

수학적식 1

$$\bar{\mathbf{X}}_{k+1} = \begin{bmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \\ \bar{\theta} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} \frac{v_k}{\theta_k(\Delta t)} [\sin(\theta_k + \theta_k(\Delta t)) - \sin(\theta_k)] \\ \frac{v_k}{\theta_k(\Delta t)} [\cos(\theta_k) - \cos(\theta_k + \theta_k(\Delta t))] \\ \theta_k(\Delta t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_k$$

[0027]

[0028] 여기서, $\bar{\mathbf{X}}_{k+1}$ 은 k+1 시간에서 예측된 제1 임시 정보, v_k 는 k 시간에서의 차량의 속도, $\theta_k(\Delta t)$ 는 k 간에서의 차량의 요우잉 속도(yaw rate)를 나타낼 수 있다.

[0029] 단계(203)에서는 생성된 N개의 파티클들마다 가중치(weight)를 계산하는 과정이 설명된다.

[0030] 차량 외부에는 하나 이상의 인프라들(infrastructures)이 배치될 수 있다. 이하에서는 L개의 인프라가 차량 외부에 배치되는 것으로 가정한다. L은 1 이상의 자연수를 나타낼 수 있다.

[0031] 차량은 외부 인프라와 차량 사이의 거리 데이터 및 방향 데이터를 센서로부터 수신할 수 있다. 예를 들어, 센서는 고정밀지도(HD map) 또는 거리 센서(range sensor)를 의미할 수 있다. 센서로부터 수신한 데이터는 노이즈를 포함할 수 있으며, 해당 노이즈는 비선형 노이즈(nonlinear noise)일 수 있다. 이하에서는, 비선형 노이즈를 포함하는 데이터를 필터링하여 차량의 제1 상태 정보를 산출하는 과정을 설명한다.

[0032] 센서로부터 수신한 거리 데이터 및 방향 데이터는 노이즈를 포함할 수 있으며 수학적식 2와 같이 모델링 될 수 있다.

수학적식 2

$$\mathbf{Z}_{k+1} = f(\bar{\mathbf{X}}_{k+1}) + \text{Noise}_{k+1}$$

[0033]

[0034] 여기서, $\mathbf{Z}_{k+1}$ 은 k+1 시간에서 차량과 인프라들 사이의 상대적 거리 및 상대적 각도에 대한 정보를 포함하는 측정 벡터(measurement vector)를 나타낼 수 있다.

[0035] 수학적식 2는 하기 수학적식 3과 같이 구체화될 수 있다.

수학적식 3

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \begin{bmatrix} d_{[i]} \\ \Delta\theta_{[i]} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} \sqrt{(\bar{x}_k - x_{b,i})^2 + (\bar{y}_k - y_{b,i})^2} \\ \arctan\left(\frac{\bar{x}_k - x_{b,i}}{\bar{y}_k - y_{b,i}}\right) \end{bmatrix}_{k+1} + \begin{bmatrix} \epsilon_d \\ -\theta_v + \epsilon_{\Delta\theta} \end{bmatrix}_{k+1}$$

[0036]

[0037] 도 3은 글로벌 좌표계에서 차량과 인프라의 배치를 도시한다. 도 3에서, 차량(301)은 바이시클 모델에 의하여

간략화 될 수 있고, 차량(301)의 중심점($\bar{x}_k, \bar{y}_k$)은 바이시클 모델에서 차량의 중심점과 대응된다.

[0038] 도 3을 참조하면, d_i 는 차량(301)과 i번째 인프라(311) 사이의 상대적 거리, $\Delta\theta_i$ 는 차량(301)과 i번째 인프라(311) 사이의 상대적 각도를 나타낼 수 있다. $\bar{x}_k$ 는 k 시간에서 차량의 예측된 x축 위치 좌표, $\bar{y}_k$ 는 k 시간에서 차량의 예측된 y축 위치 좌표를 나타낼 수 있다. $x_{b,i}$ 는 인프라(311)의 x축 위치 좌표, $y_{b,i}$ 는 인프라(311)의 y축 위치 좌표를 나타낼 수 있다. θ_v 는 차량(301)의 진행 방향(391)과 x축이 이루는 각도를 나타낼 수 있다. 또한, ϵ_a 는 센서로부터 수신된 차량과 인프라 사이의 거리 데이터에 관한 노이즈, $\epsilon_{\Delta\theta}$ 는 센서로부터 수신된 차량과 인프라 사이의 방향 데이터에 관한 노이즈를 나타낼 수 있다. 해당 노이즈들은 비선형(non-linear)의 노이즈일 수 있다.

[0039] 도 4는 글로벌 좌표계에서 실제 차량 주변에 임의로 생성된 파티클들을 도시한다.

[0040] 도 4를 참조하면, 초기화 단계에서 생성된 파티클들은 글로벌 좌표계에서 차량의 실제 위치 주변에 임의로 생성될 수 있다. 제1 파티클(421), 제2 파티클(422), 및 제3 파티클(423)이 차량 주변으로 생성될 수 있다. 파티클은 차량에서 미리 설정된 개수만큼 생성될 수 있다.

[0041] 각 파티클마다 i번째 인프라의 위치가 다르게 측정될 수 있다. 파티클들마다 배치된 위치가 다르기 때문에, i번째 인프라의 위치는 파티클마다 다르게 측정될 수 있다. 예를 들어, i번째 인프라의 글로벌 좌표계에서 실제 위치(311)는 제n 파티클(441)에서 측정된 i번째 인프라 가상의 위치(451)와 상이할 수 있다. 하기 수학식 4에서는 파티클에서 측정된 인프라 가상의 위치와 실제 인프라의 위치 차이에 따른 에러(error)를 이용하여 파티클들의 가중치를 계산하는 과정이 설명된다. 하기 수학식 4에서는, 파티클은 N개가 생성되며, 차량 주변으로 인프라가 L개 배치되는 것으로 가정한다. 여기서, N 및 L은 1 이상의 자연수일 수 있다.

수학식 4

$$w_{n,i} = p(x_n, y_n)_i = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\left(\frac{(x_{n,i}-\mu_{x,i})^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y_{n,i}-\mu_{y,i})^2}{2\sigma_y^2}\right)}$$

[0043] n은 1부터 N사이 자연수의 값을 가질 수 있으며, i는 1부터 L사이 자연수의 값을 가질 수 있다. $w_{n,i}$ 는 제n 파티클(441)과 i번째 인프라(311) 사이의 가중치를 나타낼 수 있다. σ_x 는 센서로부터 수신한 거리 데이터의 x축 방향 노이즈의 공분산(covariance), σ_y 는 센서로부터 수신한 거리 데이터의 y축 방향 노이즈의 공분산을 나타낼 수 있다.

[0044] $x_{n,i}$ 는 제n 파티클(441)로부터 측정된 i번째 인프라의 가상의 위치(451)에 대한 x축 좌표, $y_{n,i}$ 는 제n 파티클(441)로부터 측정된 i번째 인프라의 가상의 위치(451)에 대한 y축 좌표를 나타낼 수 있다. $\mu_{x,i}$ 는 글로벌 좌표계에서 실측 정보(예를 들어, 그라운드 트루스)에 따른 i번째 인프라의 실제 x위치 좌표, $\mu_{y,i}$ 는 글로벌 좌표계에서 실측 정보에 따른 i번째 인프라의 y 위치 좌표를 나타낼 수 있다. 파티클과 개별 인프라 사이의 가중치를 계산하기 위하여, 다변량 정규 분포 함수(multivariable normal distribution function)가 사용될 수 있다.

[0045] 제n 파티클(441)과 i번째 인프라(311) 사이의 가중치인 $w_{n,i}$ 는, 실측 정보에 따른 i번째 인프라의 실제 위치(311)와 제n 파티클에서 측정된 i번째 인프라의 가상의 위치(451) 차이에 상응하는 오류(error)가 커질수록 감소할 수 있다.

[0046] 하기 수학식 5에서는, 수학식 4에 의하여 계산된 파티클과 인프라 사이 개별적으로 계산된 가중치를 이용하여

파티클의 가중치를 계산하는 과정이 설명된다.

수학식 5

$$w_n = p(x_n, y_n)_1 \times p(x_n, y_n)_2 \times p(x_n, y_n)_1 \dots \times p(x_n, y_n)_L$$

n은 1부터 N사이의 자연수 값을 가질 수 있다. 위 수학식 5를 참조하면, 제n 파티클의 가중치는, 제n 파티클의 L개의 모든 인프라에 대한 개별 가중치들을 곱하여 계산될 수 있다.

단계(204)에서는 리샘플링(resampling)이 이루어지는 과정이 설명된다. 수학식 5에 의하여 각 파티클마다 가중치가 계산된 후, 가중치에 기초하여 파티클을 선택함으로써 차량의 제1 상태 정보를 산출할 수 있다. 예를 들어, 그러나 한정되지 않게, 생성된 파티클들 중 가중치가 가장 높은 파티클을 선택할 수 있다.

하기 표 1은 파티클 필터의 의사 코드(pseudo-code)를 나타낸다.

표 1

Order	Process
1	Start one sample time iteration
2	Initialization $X_{1,2,...N}$ particles
3	For 1 to N do
4	$\bar{X}_{k+1} = \text{prediction model}(X_k, u_t)$
5	End for
6	$Z_{k+1} = \text{measurent input}$
7	$w_{[1,2,...N]} = \text{multivariable normal distribution}(\bar{X}_{k+1}, Z_{k+1}, \sigma_{\text{distance}}, \sigma_{\text{orientation}})\bar{X}_{k+1}$
8	Return $\hat{X}_{PF} = f(X_{k+1}^{[1,2,...N]}, w_{[1,2,...N]})$
9	End one sample time iteration

여기서, $w_{[1,2,...N]}$ 은 제1 파티클(particle), 제2 파티클, ... 제N 파티클의 가중치를 나타내며, σ_{distance} 는 센서에서 측정된 거리의 불확실성, $\sigma_{\text{orientation}}$ 는 센서에서 측정된 방향의 불확실성, $\hat{X}_{PF}$ 는 파티클 필터에서 추정된 차량의 제1 상태 정보를 나타낼 수 있다.

아래에서 설명하겠으나, 파티클 필터로부터 추정된 차량의 최종 상태 정보 $\hat{X}_{PF}$ 를 무향 칼만 필터에 융합하여 차량의 위치 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다.

도 5는 일 실시예에 따른 필터 융합(fusion)에 의한 차량 위치 추정 방법에 관하여 설명한다.

무향 칼만 필터에서, 파티클 필터로부터 추정된 차량의 제1 상태 정보에 기초하여 차량의 제2 상태 정보를 산출할 수 있다. 파티클 필터로부터 산출된 차량의 제1 상태 정보를 이용하여 무향 칼만 필터에서 차량의 위치를 보다 정확하게 추정할 수 있다. 이하에서는, 무향 칼만 필터와 파티클 필터를 융합한 파티클 보조 무향 칼만 필터(Particle Aided Unscented Kalman Filter, PAUKF)에 관하여 설명한다.

도 5를 참조하면, 단계(511)에서는 파티클 필터에서 바이시클 모델 및 노이즈가 포함된 이전 상태 정보에 기초하여 차량의 상태에 관한 제1 임시 정보를 예측할 수 있다. 단계(512)에서는, 차량은 센서로부터 비가우시안 노이즈가 포함된 측정 데이터를 수신할 수 있다. 단계(513)에서는 제1 임시 정보 및 측정 데이터에 기초하여 차량의 제1 상태 정보를 산출할 수 있다. 단계(521)에서는 무향 칼만 필터에서 노이즈가 포함된 이전 상태 정보에 기초하여 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측할 수 있다. 단계(522)에서는 파티클 필터로부터 산출된 차량의 제1 상태 정보를 수신할 수 있다. 단계(523)에서는 제2 임시 정보를 제1 상태 정보를 이용하여 업데이트함으로써 차량의 최종 상태 정보인 제2 상태 정보를 산출할 수 있다. 이하에서는, 파티클 보조 무향 칼만 필터의 차량 상태 정보의 추정 과정을 수학적식과 함께 구체적으로 설명한다.

[0057] 도 6은 무향 칼만 필터에서 평균 값 주위의 대칭적인 영역으로 생성된 시그마 포인트들(sigma points)을 도시한다.

[0058] 도 6을 참조하면, 시그마 포인트들은 랜덤 베리어블인 상태 벡터의 기대치, 즉 평균 값(600) 주위의 대칭적인 영역으로 생성될 수 있다. 예를 들어, 제1 시그마 포인트(601)은 제2 시그마 포인트(602)와 평균 값을 기준으로 대칭일 수 있고, 제3 시그마 포인트(603)은 제4 시그마 포인트(604)와 평균 값을 기준으로 대칭일 수 있다.

시그마 포인트들은 하기 수학식 6을 사용하여 계산된 파라미터 λ 에 의하여 정의될 수 있다. 수학식 7은 무향 칼만 필터에서 차량의 상태 정보에 대응하는 상태 벡터를 나타낸다.

수학식 6

[0059]
$$\lambda = 3 - n_x$$

수학식 7

[0060]
$$\mathbf{x}_{paukf,k} = [\mathbf{x} \quad \mathbf{y} \quad \mathbf{v} \quad \theta \quad \dot{\theta}]^T$$

[0061] 수학식 6에서, n_x 는 상태 벡터의 크기(size)로서 5를 나타낼 수 있다. 수학식 7에서, $\mathbf{x}_{paukf,k}$ 는 k 시간에 제2 예측 모델을 이용하여 예측된 차량의 상태 정보에 대응하는 상태 벡터를 나타낼 수 있다. 수학식 7에서, $\mathbf{x}$ 는 차량의 x 위치 좌표, $\mathbf{y}$ 는 차량의 y 위치 좌표, $\mathbf{v}$ 는 차량의 속도(velocity), θ 는 차량의 요우잉 각도, $\dot{\theta}$ 는 차량의 요우잉 속도(예를 들어, 회전 속도)를 나타낼 수 있다. 상태 벡터 $\mathbf{x}_{paukf,k}$ 는 시그마 포인트들이 개별적으로 갖는 상태 벡터의 평균을 나타낼 수 있다. 하기 수학식 8을 사용하여 시그마 포인트들이 생성될 수 있다.

수학식 8

[0062]
$$\mathbf{X}_{paukf,k} = (\mu_k, \mu_k + \sqrt{(\lambda + n_x)\mathbf{P}_k}, \mu_k - \sqrt{(\lambda + n_x)\mathbf{P}_k})$$

[0063] $\mathbf{X}_{paukf,k}$ 는 k 시간에서 시그마 포인트들의 상태 정보에 대응하는 상태 벡터, μ_k 는 k 시간에서 차량 상태의 평균 값, $\mathbf{P}_k$ 는 k 시간에서 차량 상태의 공분산 행렬(covariance matrix)을 나타낼 수 있다. $\mathbf{P}_k$ 는 5×5 의 행렬을 나타낼 수 있다. 수학식 8에 의하여, 평균 값에 상응하는 시그마 포인트를 포함하여 총 $2n_x + 1$ 개의 시그마 포인트들이 생성될 수 있다.

[0064] 시그마 포인트들을 생성한 후, 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 사용하여 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측할 수 있다. 예를 들어, 제2 예측 모델은 등선회율 및 등속도(constant turn rate and velocity magnitude, CTRV) 차량 모션 모델일 수 있다. 이하에서는, 등선회율 및 등속도 차량 모션 모델을 CTRV 모델이라고 설명한다. 제2 예측 모델은 CTRV 모델로 한정하지 않고, 다른 예측 모델이 사용될 수도 있다.

[0065] 차량의 정확한 위치를 획득하기 위하여, 무향 칼만 필터는 차량의 더 많은 상태들 및 상태들에 대한 비선형 노이즈의 영향을 고려할 수 있다. 예를 들어, 차량은 가속도(acceleration) 및 요우잉 가속도(yaw acceleration)를 노이즈로 고려할 수 있다. 특히, 가속도 및 요우잉 가속도 노이즈는 비선형일 수 있다. 해당 비선형 잡음을 처리하기 위하여, 하기 수학식 9에 표현된 바와 같은 보강된(augmented) 상태 벡터가 고려될 수 있다.

수학식 9

$$\mathbf{x}_{paukf,k,aug} = [\mathbf{x} \quad \mathbf{y} \quad \mathbf{v} \quad \theta \quad \dot{\theta} \quad \mathbf{w}_{velacc} \quad \mathbf{w}_{yawacc}]^T$$

수학식 9에서, $\mathbf{x}_{paukf,k,aug}$ 는 k 시간에서 가속도 및 요우잉 가속도를 상태 벡터로 포함하는 보장된 상태 벡터를 나타낼 수 있다. $\mathbf{w}_{velacc}$ 는 차량 가속도의 노이즈, $\mathbf{w}_{yawacc}$ 는 차량 요우잉 가속도의 노이즈를 나타낼 수 있다.

하기 수학식 10 및 수학식 11을 참조하면, $\mathbf{w}_{velacc}$ 는 σ_{velacc}^2 의 분산을 갖는 정규 가우스 분포(normal Gaussian distribution)로 설정될 수 있고, $\mathbf{w}_{yawacc}$ 는 σ_{yawacc}^2 의 분산을 갖는 정규 가우스 분포로 설정될 수 있다.

수학식 10

$$\mathbf{w}_{velacc} \sim N(0, \sigma_{velacc}^2)$$

수학식 11

$$\mathbf{w}_{yawacc} \sim N(0, \sigma_{yawacc}^2)$$

차량은 차량의 상태 벡터로 가속도 및 요우잉 가속도를 고려함으로써, 공분산 행렬 $\mathbf{P}_k$ 는 하기 수학식 12에 표현된 바와 같이, 가속도 노이즈의 분산 및 요우잉 가속도 노이즈의 분산을 포함하는 $\mathbf{P}_{k,aug}$ 로 보장될 수 있다.

수학식 12

$$\mathbf{P}_{k,aug} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_k & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{velacc}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{yawacc}^2 \end{bmatrix}$$

일 실시예에 따른 PAUKF 필터에서, k 시간에서의 확장된 상태 정보 $\mathbf{x}_{paukf,k,aug}$ 및 제2 예측 모델을 사용하여 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측할 수 있다. 제2 예측 모델은 CTRV 모델일 수 있다. 수학식 13 및 수학식 14에서는 k 시간에서 추정된 차량의 이전 상태 정보 및 CTRV 모델을 이용하여 k+1 시간에서의 차량의 상태에 관한 제2 임시 정보를 예측하는 과정을 표현한다. 제2 임시 정보란, 이전 시간에서 추정된 차량의 이전 상태 정보로부터 제2 예측 모델을 이용하여 예측된 시그마 포인트들의 상태 벡터에 대응하는 차량의 예측된 상태 정보를 의미한다.

수학식 13

[0074]

$$x_{paukf,k+1} = x_{paukf,k} + \int_k^{k+1} \dot{x}_{paukf,k} dt$$

[0075]

수학식 13에서, $x_{paukf,k+1}$ 은 k+1 시간에서의 차량의 상태 벡터, $x_{paukf,k}$ 은 k 시간에서 차량의 상태 벡터, 및 $\dot{x}_{paukf,k}$ 은 k 시간에서 차량의 상태 벡터를 미분한 값을 나타낼 수 있다.

[0076]

수학식 13을 기초로, 수학식 14에서는 k 시간에서의 차량의 확장된 상태 벡터 및 CTRV 모델을 이용하여 k+1 시간에서의 차량의 확장된 상태 벡터를 예측하는 과정을 설명한다.

수학식 14

[0077]

$$x_{paukf,k+1,aug} = f(x_{paukf,k,aug}, \sigma_{velacc}, \sigma_{yawacc}) = x_{paukf,k,aug} + \begin{bmatrix} \frac{v}{\dot{\theta}} [\sin(\theta_k + \dot{\theta}_k \Delta t) - \sin(\theta_k)] \\ \frac{v}{\dot{\theta}} [\cos(\theta_k) - \cos(\theta_k + \dot{\theta}_k \Delta t)] \\ 0 \\ \dot{\theta}_k \Delta t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v}{\dot{\theta}} [\sin(\theta_k + \dot{\theta}_k \Delta t) - \sin(\theta_k)] \\ \frac{v}{\dot{\theta}} [\cos(\theta_k) - \cos(\theta_k + \dot{\theta}_k \Delta t)] \\ 0 \\ \dot{\theta}_k \Delta t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta t^2 \cos(\theta_k) \cdot \sigma_{velacc} \\ \frac{1}{2} \Delta t^2 \sin(\theta_k) \cdot \sigma_{velacc} \\ \Delta t \sigma_{velacc} \\ \frac{1}{2} \Delta t^2 \cdot \sigma_{yawacc} \\ \Delta t \cdot \sigma_{yawacc} \\ \sigma_{velacc} \\ \sigma_{yawacc} \end{bmatrix}.$$

[0078]

수학식 14에서, $x_{paukf,k+1,aug}$ 은 k+1 시간에서의 차량의 확장된 상태 벡터, $x_{paukf,k,aug}$ 은 k 시간에서의 차량의 확장된 상태 벡터를 나타낼 수 있다.

[0079]

더 나아가, 가속도 및 요우잉 가속도를 고려하는 확장된 상태 벡터 예측 단계에서 n_x 는 확장된 상태 벡터의 크기로서 7을 나타내는 $n_{x,aug}$ 로 변환되고, 파라미터 λ 는 하기 수학식 15에 의하여 계산될 수 있다.

수학식 15

[0080]

$$\lambda = 3 - n_{x,aug}$$

수학식 16

$$X_{\text{paukf},k,\text{aug}} = (\mu_{\text{paukf},k,\text{aug}}, \mu_{\text{paukf},k,\text{aug}} + \sqrt{(\lambda + n_{x,\text{aug}})P_{\text{paukf},k,\text{aug}}}, \mu_{\text{paukf},k,\text{aug}} - \sqrt{(\lambda + n_{x,\text{aug}})P_{\text{paukf},k,\text{aug}}}).$$

각 시그마 포인트들의 가중치는 하기 수학식 17 및 수학식 18에 기초하여 계산될 수 있다.

수학식 17은 평균 값에 상응하는 시그마 포인트(600)의 가중치를 계산하는 과정을 설명하고, 수학식 18은 시그마 포인트(600) 이외의 시그마 포인트들의 가중치를 계산하는 과정을 설명한다.

수학식 17

$$w_{\text{paukf},i} = \frac{\lambda}{\lambda + n_{x,\text{aug}}}, \text{ when } i = 0.$$

수학식 18

$$w_{\text{paukf},i} = \frac{1}{2(\lambda + n_{x,\text{aug}})}, \text{ when } i = 1 \dots n_{x,\text{aug}}$$

수학식 19는 시그마 포인트들의 상태 정보 및 가중치에 기초하여 평균 상태 벡터를 계산하는 과정을 설명하고, 수학식 20은 시그마 포인트들의 상태 정보 및 평균 상태 벡터에 기초하여 공분산을 계산하는 과정을 설명한다.

수학식 19

$$\bar{X}_{\text{paukf},k+1|k} = \sum_{i=0}^{n_a} w_{\text{paukf},i} X_{\text{paukf},k+1|k,i}$$

수학식 20

$$\bar{P}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n_a} w_{\text{paukf},i} (X_{\text{paukf},k+1|k,i} - \bar{X}_{\text{paukf},k+1|k}) (X_{\text{paukf},k+1|k,i} - \bar{X}_{\text{paukf},k+1|k})^T$$

수학식 19에서, $\bar{X}_{\text{paukf},k+1|k}$ 는 k+1 시간에서 시그마 포인트들의 상태 벡터에 가중치가 곱해진 예측된 평균 상태 벡터를 나타낼 수 있다.

수학식 20에서, $\bar{P}_{k+1|k}$ 는 k+1시간에서 예측된 공분산 행렬을 나타낼 수 있다.

수학식 14를 참조하면, k+1 시간에서의 차량의 확장된 상태 벡터를 CTRV 모델을 이용하여 예측하는 경우, 가속도 노이즈 및 요우잉 가속도 노이즈에 관한 정보를 x좌표, y좌표, 차량의 속도, 요우잉 각도, 요우잉 속도가 포함할 수 있다. 따라서, 보강된 상태 벡터는 가속도 상태 벡터 및 요우잉 가속도 상태 벡터를 제외하고, 5의 크기(size)를 갖는 기존 상태 벡터로 다시 변경될 수 있다.

이하에서는, 무향 칼만 필터에서 예측된 제2 임시 정보를 파티클 필터로부터 수신한 제1 상태 정보를 이용하여

업데이트함으로써 차량의 제2 상태 정보를 산출하는 과정을 설명한다.

[0093] 무향 칼만 필터에서는 차량이 센서로부터 노이즈를 갖는 측정 데이터를 수신하는 대신, 파티클 필터로부터 산출된 차량의 제1 상태 정보($\hat{X}_{PF}$)를 수신하여 제2 상태 정보를 산출할 수 있다. 다시 말해, 차량의 제1 상태 정보($\hat{X}_{PF}$)는 가상의 센서(virtual sensor)가 되어, 기존 센서보다 더 정확한 차량의 상태를 산출할 수 있다.

[0094] 하기 수학적 식 21은 파티클 필터로부터 수신하는 제1 상태 정보에 관한 정보를 나타낸다.

수학적 식 21

$$z = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

[0095]

[0096] 수학적 식 21을 참조하면, 파티클 필터로부터 수신하는 제1 상태 정보는 차량의 x 위치 좌표, y 위치 좌표, 및 요잉 각도를 포함할 수 있다.

[0097] 수학적 식 22에서는, 측정 값에 상응하는 측정 벡터를 예측하는 과정을 설명한다.

수학적 식 22

$$Z_{paukf,k+1|k,i} = AX_{paukf,k+1|k,i} + \omega_{paukf,k+1}$$

[0098]

수학적 식 23

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

[0099]

[0100] 수학적 식 22에서, $Z_{paukf,k+1|k,i}$ 는 k+1 시간에서의 측정 벡터를 나타낼 수 있다. $X_{paukf,k+1|k,i}$ 는 k+1 시간에서의 시그마 포인트들의 상태 벡터를 나타낼 수 있고, $\omega_{paukf,k+1}$ 은 k+1 시간에서의 비선형 노이즈(non-linear)를 나타낼 수 있다.

[0101] 수학적 식 23의 A행렬을 참조하면, 수학적 식 22에서 측정 벡터를 계산하기 위하여 제2 임시 정보의 k+1 시간에서 예측된 시그마 포인트들의 상태 벡터로부터 차량의 위치 좌표(x 위치 좌표, y 위치 좌표) 및 요잉 각도에 관한 정보를 추출할 수 있다. k+1 시간에서의 시그마 포인트들의 상태 벡터는 이전 k 시간에서의 시그마 포인트들을 이용하여 상태 벡터를 계산하므로, 노이즈가 포함될 수 있다. 따라서, 수학적 식 23에서는 비선형 노이즈인 $\omega_{paukf,k+1}$ 을 추가하여 모델링할 수 있다.

[0102] 수학적 식 24는 예측된 평균 측정 벡터를 계산하는 과정을 설명한다.

수학식 24

[0103]

$$\bar{z}_{paukf,k+1|k} = \sum_{i=1}^{n_x} w_{paukf,i} z_{paukf,k+1|k,i}$$

[0104]

수학식 24에서, $\bar{z}_{paukf,k+1|k}$ 는 k+1시간에서의 예측된 평균 측정 벡터를 나타낼 수 있다.

[0105]

이어서, 수학식 25는 측정 공분산을 예측하는 과정을 설명한다. 수학식 26은 노이즈 공분산을 나타낼 수 있다.

수학식 25

[0106]

$$S_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_{paukf,i} (z_{paukf,k+1|k,i} - \bar{z}_{paukf,k+1|k})(z_{paukf,k+1|k,i} - \bar{z}_{paukf,k+1|k})^T + R$$

수학식 26

[0107]

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{xPF}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{yPF}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta PF}^2 \end{bmatrix}$$

[0108]

수학식 25에서, $S_{k+1|k}$ 는 k+1 시간에서 예측된 측정 공분산 행렬을 나타낼 수 있다. 수학식 26에서, σ_{xPF} 는 파티클 필터에서 센서로부터 수신한 거리 데이터의 x축 방향 노이즈의 공분산, σ_{yPF} 는 파티클 필터에서 센서로부터 수신한 거리 데이터의 y축 방향 노이즈의 공분산, $\sigma_{\theta PF}$ 는 파티클 필터에서 센서로부터 수신한 방향 데이터의 요 각도 노이즈의 공분산을 나타낼 수 있다. 측정 공분산 행렬 $S_{k+1|k}$ 는 수학식 25 및 26을 참조하면, 파티클 필터에서 센서로부터 수신한 데이터의 노이즈에 따라 변할 수 있다.

[0109]

하기 수학식 27에서는 교차 상관 관계 행렬(cross-correlation matrix)을 계산하는 과정이 설명된다.

수학식 27

[0110]

$$T_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_{paukf,i} (X_{paukf,k+1|k,i} - x_{paukf,k+1|k})(z_{paukf,k+1|k,i} - z_{paukf,k+1|k})^T$$

[0111]

$T_{k+1|k}$ 는 k+1시간에서 시그마 포인트들의 상태 정보 및 k+1시간에서 시그마 포인트들의 측정 정보 사이의 교차 상관 관계 행렬을 나타낼 수 있다. 교차 상관 관계 행렬과 측정 공분산에 기초하여, 칼만 이득(Kalman gain)은 수학식 28과 같이 계산된다.

수학식 28

[0112]

$$K_{k+1|k} = T_{k+1|k} S_{k+1|k}^{-1}$$

[0113] $K_{k+1|k}$ 는 k+1 시간에서의 칼만 이득을 나타낼 수 있다.

[0114] 차량의 제2 임시 정보는 파티클 필터로부터 수신한 제1 상태 정보를 이용하여 제2 상태 정보로 업데이트될 수 있다. 하기 수학적식 29는 제2 상태 정보는 차량의 위치 좌표, 요우잉 각도, 및 차량의 상태에 대한 공변량 행렬 (covariance matrix)을 포함할 수 있다.

수학적식 29

$$\hat{x}_{paukf} = x_{k+1|k+1} = x_{k+1|k} + K_{k+1|k}(\hat{x}_{PF} - z_{k+1|k})$$

[0116] 수학적식 29에서, $\hat{x}_{paukf}$ 는 PAUKF에서 계산된 차량의 최종 상태 벡터를 나타낸다. $\hat{x}_{paukf}$ 는 차량의 위치 좌표(x 좌표, y 좌표) 및 요우잉 각도에 관한 정보를 포함할 수 있다. 수학적식 29를 참조하면, 차량의 최종 상태 벡터는 파티클 필터로부터 수신한 제1 상태 정보 및 칼만 이득에 기초하여 산출될 수 있다.

수학적식 30

$$\hat{P}_{paukf} = P_{k+1|k+1} = \bar{P}_{k+1|k} - K_{k+1|k}S_{k+1|k}K_{k+1|k}^T$$

[0118] 수학적식 30에서, $\hat{P}_{paukf}$ 는 PAUKF에서 계산된 차량의 최종 상태에 대한 공변량 행렬을 나타낼 수 있다. 측정 공변량 행렬, 칼만 이득, 및 k 시간에서의 공변량 행렬에 기초하여 k+1시간에서의 공변량 행렬을 산출할 수 있다.

[0119] 차량의 최종 상태 벡터 $\hat{x}_{paukf}$ 및 차량의 최종 상태에 대한 공변량 행렬 $\hat{P}_{paukf}$ 를 포함하는 제2 상태 정보에 기초하여 차량의 조향, 속도, 및 가속도 중 적어도 하나가 조정될 수 있다.

[0120] PAUKF 알고리즘의 전체 의사 코드(pseudo code) 하기 표 2에서 설명된다.

표 2

Order	Process
1	Start one sample time iteration
2	Initialization $X_{1,2,...N}$ particles
3	For 1 to N do
4	$\bar{X}_{k+1}$ = prediction model(X_k, u_t)
5	End for
6	$\hat{x}_{PF} = f(\bar{X}_{k+1}, w_{[1,2,...N]})$
7	For 1 to n_{aug} do
8	X_{k+1} = unscented transform (λ, x_k, σ)
9	$\bar{x}_{paukf,k+1 k}$ = CTRV model(based state prediction
10	$\bar{z}_{paukf,k+1 k} = A(\bar{x}_{paukf,k+1 k})$ for measurement prediction
11	$\hat{x}_{paukf}, \hat{P}_{paukf}$ = state update($T_{k+1 k}, S_{k+1 k}, \bar{z}_{paukf,k+1 k}, \bar{x}_{paukf,k+1 k}, \hat{x}_{PF}, R$)
12	End one sample time iteration

[0122] 도 7 내지 도 9는 파티클 보조 무향 칼만 필터를 통한 차량의 위치 추정 결과에 관하여 설명한다.

[0123] 이하에서는 시뮬레이션에 따른 차량의 위치 추정 결과에 관하여 설명한다. 상술한 시뮬레이션에서, 거리 센서의 주파수는 100Hz로 설정되고, 차량은 가우시안 노이즈 및 비가우시안 노이즈를 포함하는 데이터를 센서로부터

수신할 수 있다. 예를 들어, 가우시안 노이즈는 normrnd 함수를 이용하여 생성되고, 비가우시안 노이즈는 정현파 함수를 이용하여 생성된다. 하기 표 3은 생성된 노이즈를 설명한다.

표 3

Noise Name	Generate Method
GPS x error (Gaussian)	$\sim N(9.65, 12.2)$
GPS x error (Non_Gaussian)	$\sim 15 \sin(N(0, 1)) + N(9.65, 12.2) + 5$
GPS y error (Gaussian)	$\sim N(8.34, 12.33)$
GPS y error (Non_Gaussian)	$\sim 15 \sin(N(0, 1)) + N(8.34, 12.33) + 5$
Velocity error	$\sim \sin(N(0, 1))$
Yaw error	$\sim \sin(N(0, 10))$
Yaw rate error	$\sim \sin(N(0, 10))$
Random seed	50

도 7은 시뮬레이션 상에서 차량이 이동하는 도로를 나타낸다.

도로(701)은 S자 형태의 도로를 나타내며, 도로(702)는 일직선의 형태를 갖는 도로를 나타낸다. 도로(701)은 곡선 도로에서 각 필터의 성능을 검증하는데 사용되고, 도로(702)는 직선 도로에서 각 필터의 성능을 검증하기 위하여 사용된다. 도로 주변에는 12개의 인프라들이 배치될 수 있고, 지도가 변경되더라도 인프라들의 위치는 고정되는 것으로 시뮬레이션 된다. 인프라들의 위치가 필터들의 성능에 영향을 미치지 않도록 인프라들은 대칭으로 배치될 수 있다. 차량의 속도는 일정한 값으로 설정되고, 속도는 60km/h, 80km/h, 100km/h, 및 120km/h로 각각 설정되어 시뮬레이션 된다.

수학식 31을 참조하면, 필터들의 성능은 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 기반으로 평가된다.

수학식 31

$$\left[\begin{array}{c} \text{RMSE}_{\text{est}} \\ \text{RMSE}_{\text{noise}} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\text{Position}_{\text{esti}} - \text{Position}_{\text{mean_esti}})^2}{N}} \\ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\text{Position}_{\text{noise}_i} - \text{Position}_{\text{mean_noise}_i})^2}{N}} \end{array} \right]$$

수학식 31에서, N은 데이터 포인트들(data points)의 수를 나타낼 수 있다. 필터로부터 추정된 차량의 궤적과 차량의 실제 궤적을 비교하여 필터의 성능을 검증할 수 있다. 필터로부터 추정된 차량의 궤적은 도 8에서 설명한다.

도 8a는 S자형 도로에서 추정된 필터들의 궤적 결과를 도시한다.

궤적(801)은 노이즈를 포함하는 차량의 궤적을 나타낸다. 궤적(802)은 파티클 필터(PF)로부터 추정된 차량의 궤적을 나타낸다. 궤적(803)은 무향 칼만 필터(UKF)로부터 추정된 차량의 궤적을 나타낸다. 궤적(804)는 파티클 보조 무향 칼만 필터(PAUKF)의 궤적을 나타낸다. 궤적(805)은 차량의 실제 궤적을 나타낸다.

파티클 필터로부터 추정된 차량의 궤적(802)은 차량의 실제 궤적(805)과 가깝지만, 궤적 오류가 굉장히 크다. 파티클 필터는 노이즈를 갖는 인프라와 차량의 상대적 거리와 노이즈를 갖는 차량 데이터만으로 차량 위치를 결정하기 때문이다. 파티클 필터와 비교할 때 무향 칼만 필터로부터 추정된 차량의 궤적(803)은 비교적 부드럽게 나타난다. 그러나, 무향 칼만 필터는 GPS 데이터의 노이즈를 필터링할 수 없다. 무향 칼만 필터의 GPS 측정은 분산이 높고 거리 센서를 사용하지 않기 때문에, 무향 칼만 필터는 측정보다 차량 모델에 더 의존하게 된다. 측정 노이즈는 무향 칼만 필터가 위치 및 요우잉의 변화에 덜 민감하게 만든다. 반면, 일 실시예에 따른 파티

클 보조 무향 칼만 필터는 위치 및 요우잉의 변화에 더 빠르고 정확하게 반응할 수 있다.

[0133] 하기 표 4는 필터의 성능에 대한 결과를 나타낸다. 무향 칼만 필터는 거리 센서 데이터를 사용하지 않기 때문에 파티클 필터 및 파티클 보조 무향 칼만 필터와 비교하는 것은 적절하지 않다. 따라서, 표 4에는 무향 칼만 필터에 대한 RMSE를 나타내지 않는다. PAUKF에 대한 추정 오차의 평균은 1.08m로 나타나며, 분산은 0.7147m로 나타난다. 차량의 속도가 증가하는 경우, PF 및 PAUKF 추정 오차가 약간 증가한다. 그러나 21.336m에서 21.712m까지 노이즈 변화의 RMSE 크기를 고려하면 차량의 속도가 60km/h에서 120km/h로 증가하더라도 추정 오차의 RMSE는 변하지 않는다. 가우시안 노이즈와 비교하여 비가우시안 노이즈는 더 큰 평균값을 생성한다. PF의 정밀도는 노이즈가 증가하더라도 변하지 않으며 정밀도는 5.489m 내지 5.959m의 RMSE 범위와 거의 동일하다. PAUKF의 RMSE 범위는 노이즈가 증가하고 차량의 속도가 증가하더라도 1.440m 내지 1.772m로 나타난다. PAUKF는 PF에 비해 정확도를 4.028m 내지 4.049m 향상시킬 수 있다.

표 4

With Gaussian Noise				With Non-Gaussian Noise		
Velocity	Noise	PF	PAUKF	Noise	PF	PAUKF
60 km/h	21.336	5.634	1.451	29.796	5.959	1.655
80 km/h	21.310	5.600	1.651	29.730	5.579	1.440
100 km/h	21.154	5.720	1.501	29.430	5.631	1.616
120 km/h	21.712	5.800	1.772	29.934	5.489	1.454

[0135] 도 8b는 직선형 도로에서 추정된 필터들의 궤적 결과를 도시한다.

[0136] 시뮬레이션 상에서 차량의 속도는 60km/h이고, 노이즈는 가우시안을 따르 수 있다. 직선 도로에 의한 추정 결과는 차량이 X 방향으로만 이동하는 경우의 성능을 결정하는데 사용된다. 도 8b를 참조하면, PAUKF가 PF 및 UKF 보다 실제 차량의 궤적(805)에 가깝게 수렴한다. 차량이 X 방향으로만 이동하기 때문에, Y방향으로의 이동에 대한 정보가 없다. 따라서, PAUKF의 추정이 UKF보다 우수하더라도, 응답시간을 개선하기 위하여 PAUKF는 Y방향의 노이즈에 대해 더 많이 믿는 경향이 있다. 결과적으로 PAUKF는 도 8b에 도시된 바와 같이 Y방향으로는 충분히 정밀하지 않을 수 있다.

[0137] 차량이 X 방향으로 이동할 때 필터 성능에 대한 결과는 표 5에 도시된다. PF 및 PAUKF 추정 특성들은 S자형 도로 주행시 차량과 동일함을 알 수 있다. 추정 결과는 도로가 변경되어도 필터의 성능이 변하지 않음을 보여준다. PF의 RMSE는 5.384m 내지 5.692m로 나타나며, PAUKF는 소음이 증가하고 속도가 증가하더라도 RMSE는 1.312m 내지 1.800m로 나타난다. PAUKF는 PF에 비해 정확도가 3.892m 내지 4.072m로 향상된다.

표 5

With Gaussian Noise				With Non-Gaussian Noise		
Velocity	Noise	PF	PAUKF	Noise	PF	PAUKF
60 km/h	21.411	5.655	1.486	29.376	5.658	1.659
80 km/h	21.518	5.546	1.312	28.987	5.491	1.526
100 km/h	21.848	5.692	1.800	29.274	5.615	1.482
120 km/h	21.363	5.383	1.710	30.078	5.617	1.719

[0139] 도 9는 일 실시예에 따른 차량의 구성을 설명하는 블록도이다.

[0140] 일 실시예에 따른 위치 추정을 수행하는 차량에 있어서, 차량은 프로세서, 메모리, 및 입출력 인터페이스로 구성될 수 있다. 프로세서(910)는 파티클 필터를 이용하여 외부 센서로부터 수신되는 측정 데이터 및 이전 시점에서 추정된 이전 상태 정보에 기초하여 차량의 제1 상태 정보를 산출할 수 있다. 또한, 프로세서(910)는 무향 칼만 필터를 이용하여 제1 상태 정보에 기초하여 차량의 제2 상태 정보를 산출할 수 있다. 메모리(920)는 파티

클 필터의 제1 예측 모델 및 무향 칼만 필터의 제2 예측 모델을 저장할 수 있다.

[0141] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0142] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

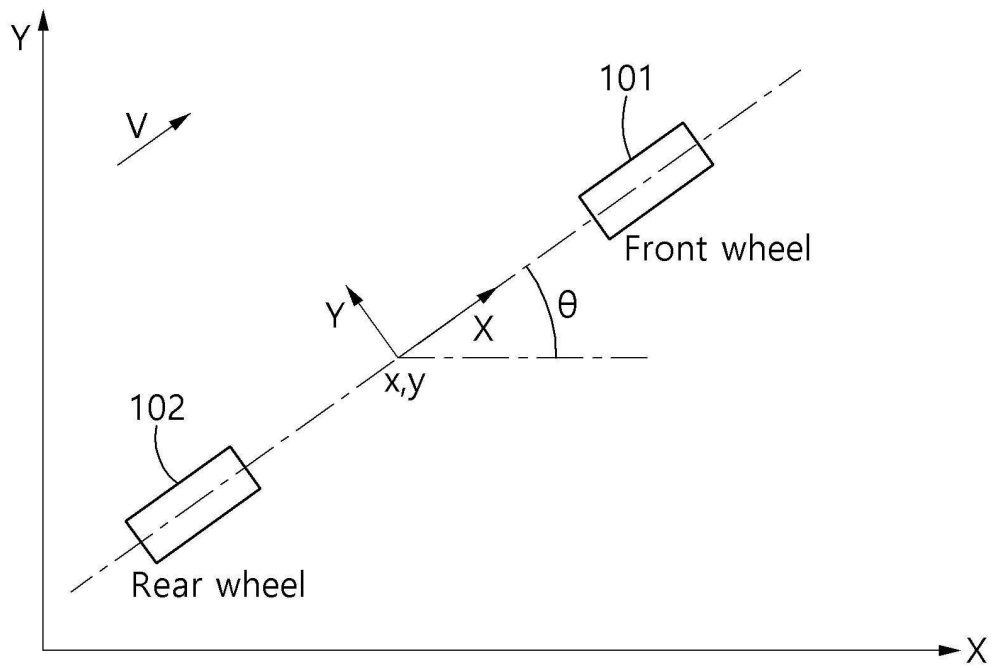
[0143] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic 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. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0144] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

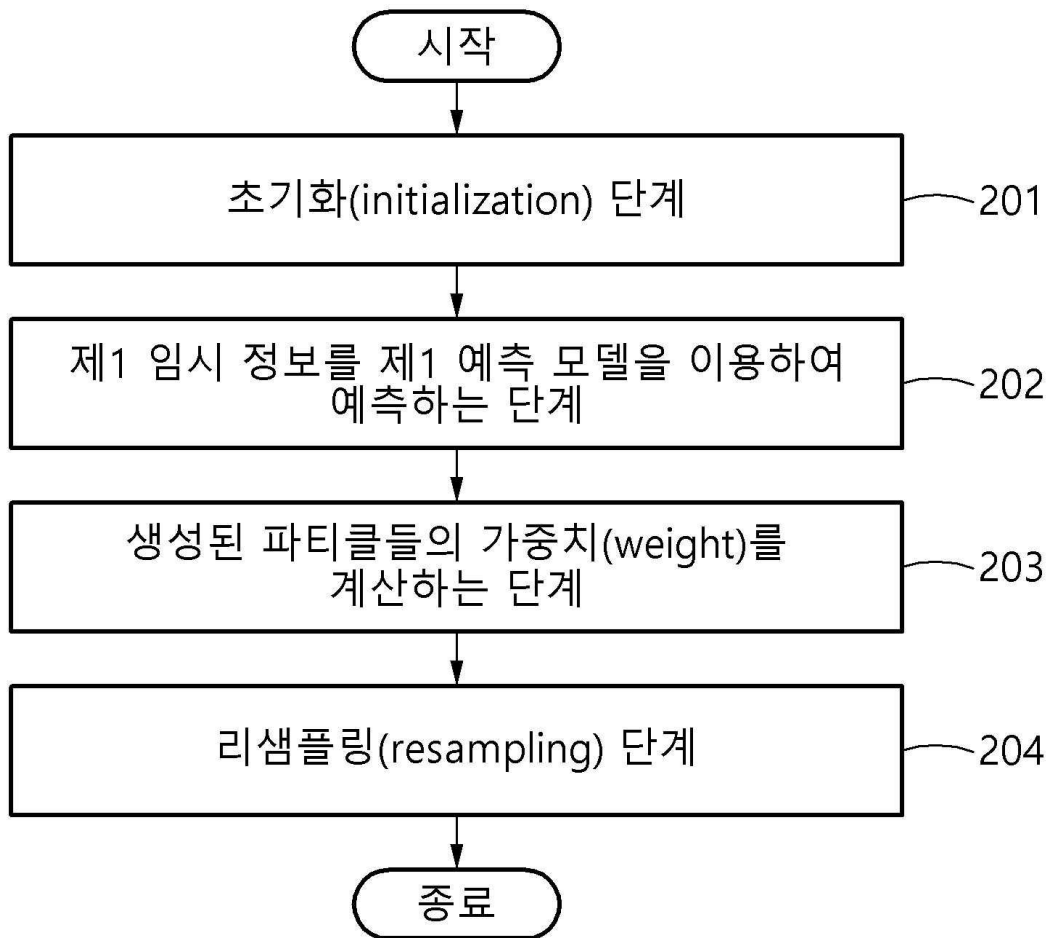
도면

도면1

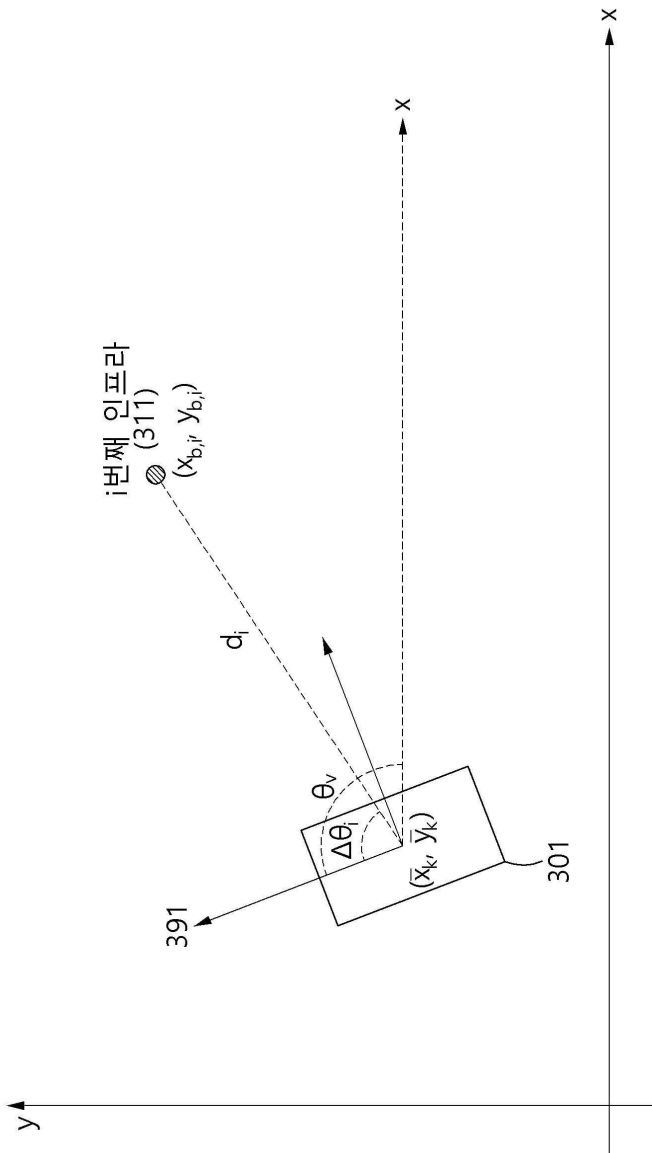
100



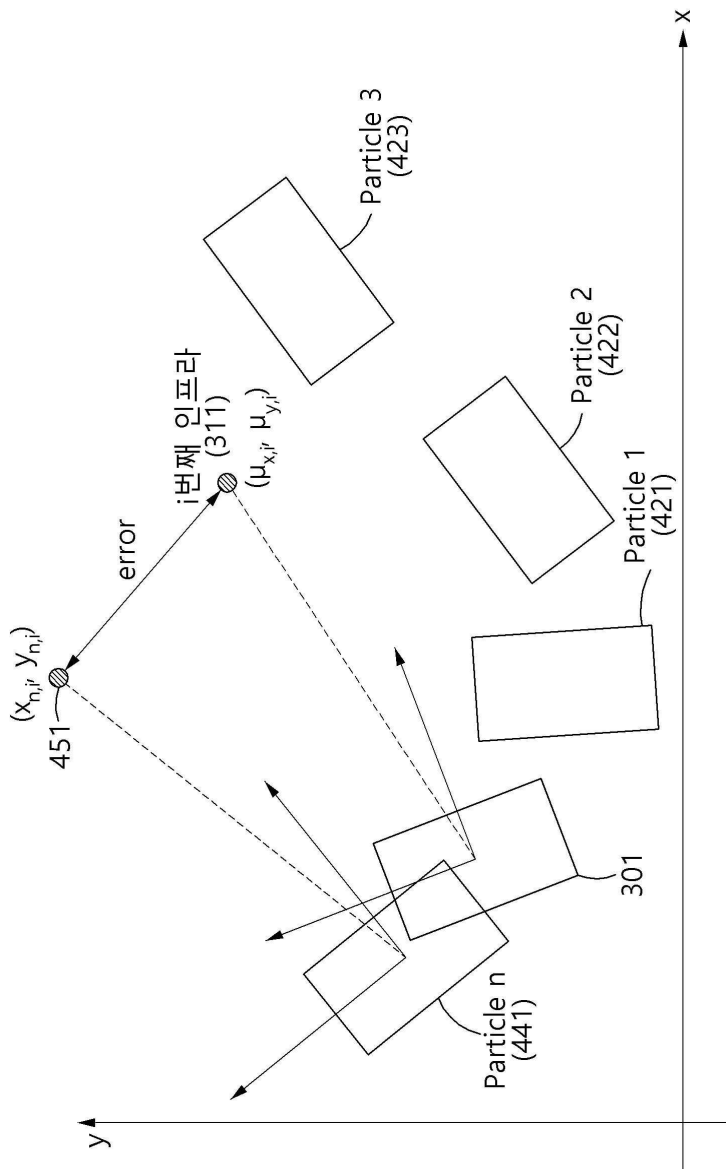
도면2



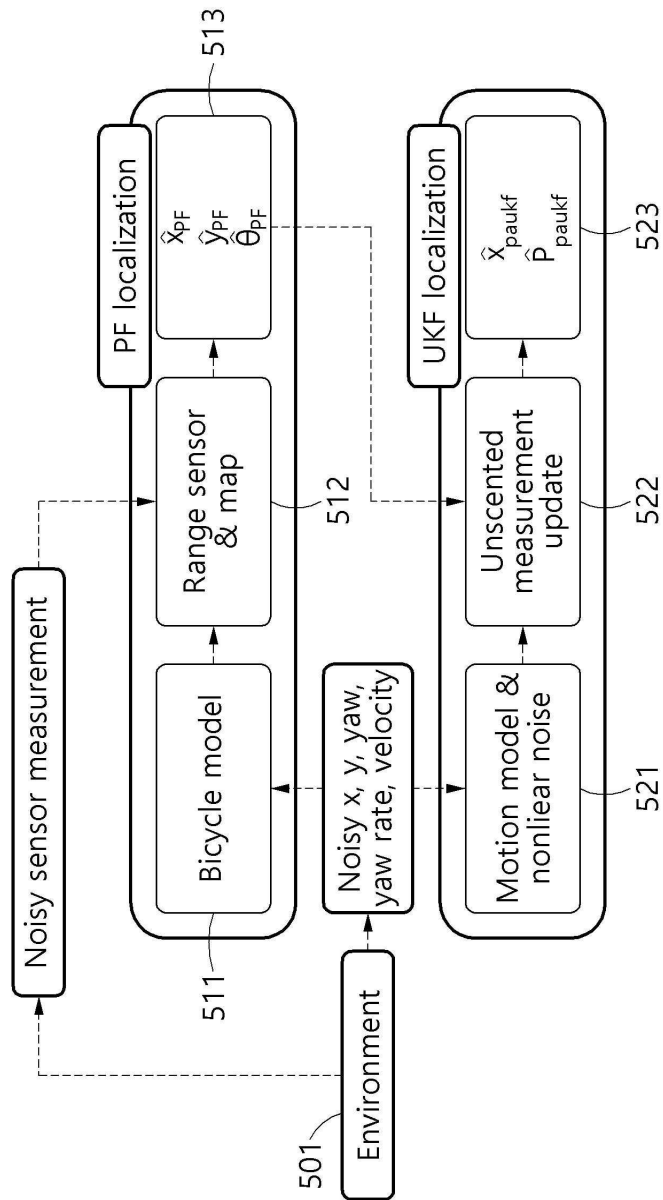
도면3



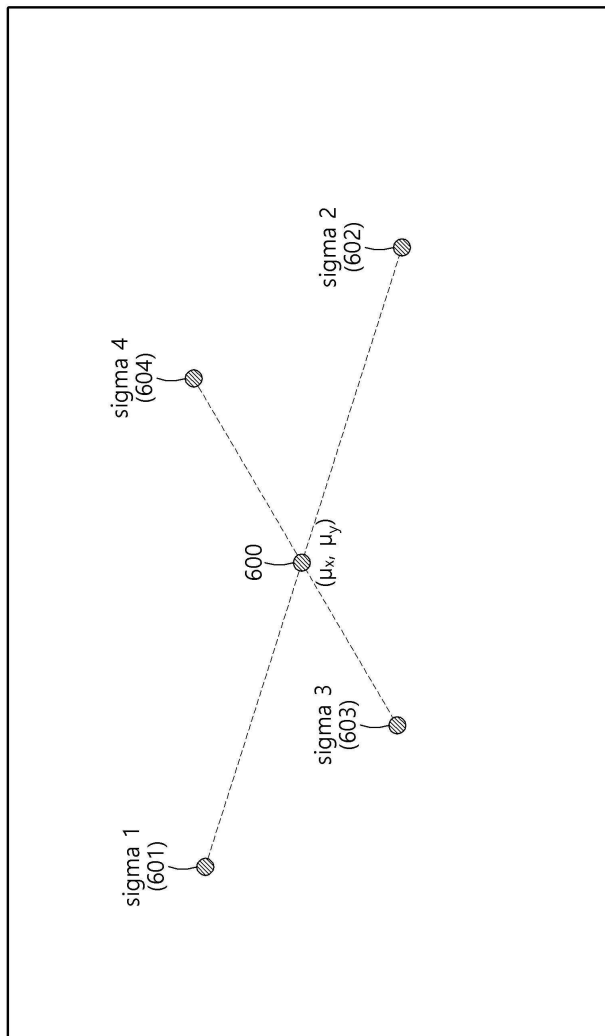
도면4



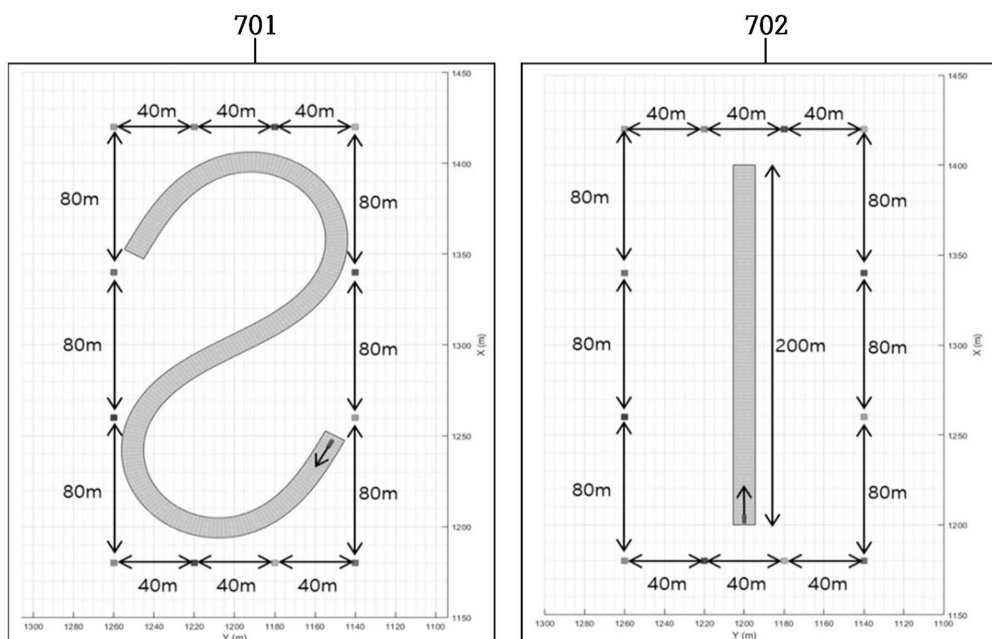
도면5



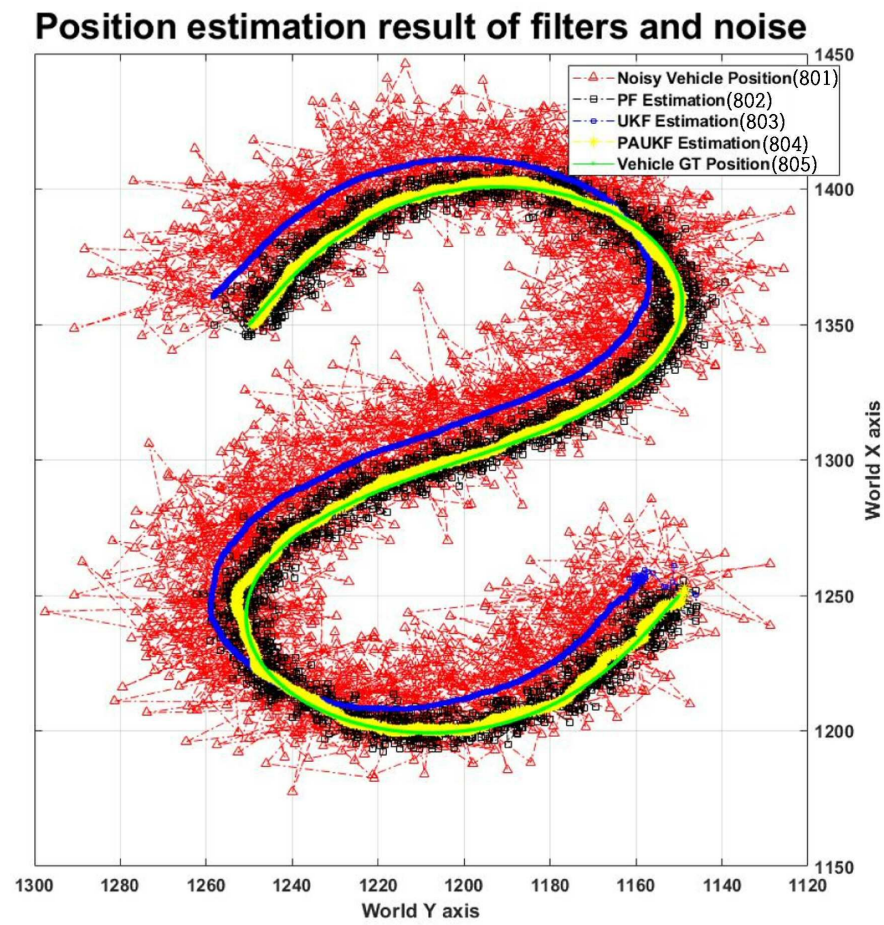
도면6



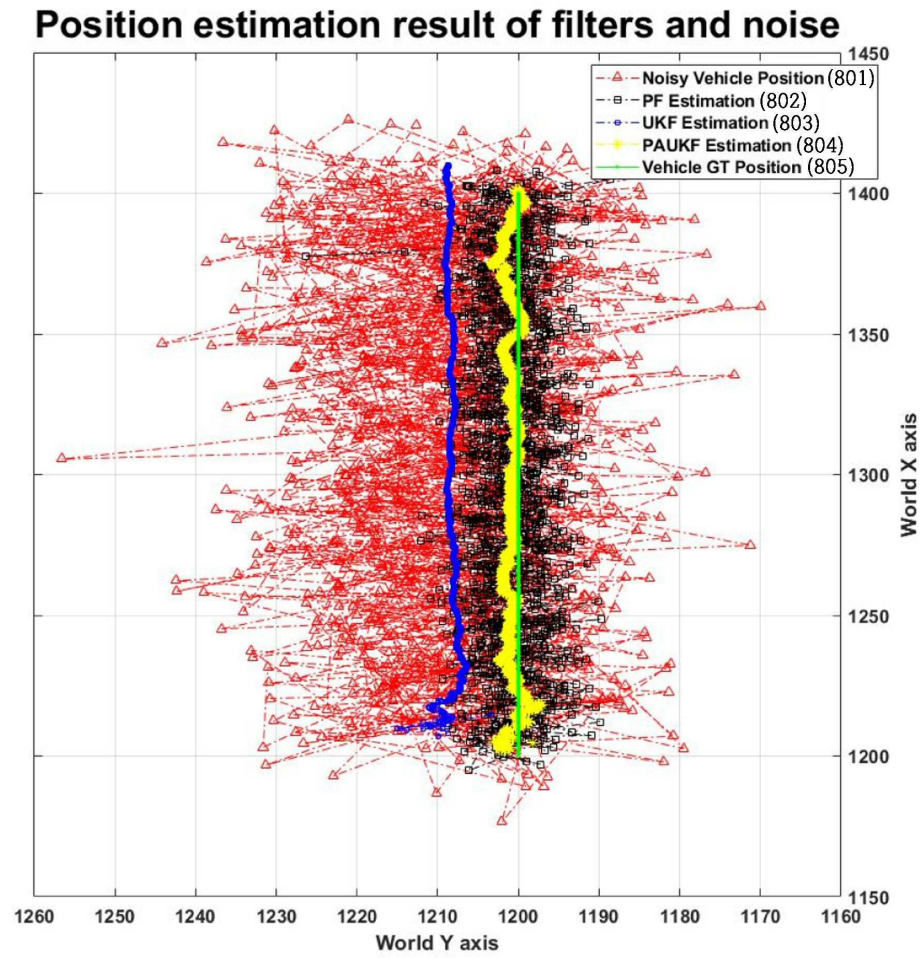
도면7



도면 8a



도면8b



도면9

