



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년02월20일  
(11) 등록번호 10-2501658  
(24) 등록일자 2023년02월15일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06F 3/0488 (2022.01) G06F 3/041 (2006.01)  
G06N 7/00 (2023.01)
- (52) CPC특허분류  
G06F 3/04883 (2022.01)  
G06F 3/0418 (2021.08)
- (21) 출원번호 10-2017-7037508
- (22) 출원일자(국제) 2016년09월29일  
심사청구일자 2021년09월02일
- (85) 번역문제출일자 2017년12월27일
- (65) 공개번호 10-2018-0059395
- (43) 공개일자 2018년06월04일
- (86) 국제출원번호 PCT/EP2016/073371
- (87) 국제공개번호 WO 2017/055517  
국제공개일자 2017년04월06일
- (30) 우선권주장  
62/234,321 2015년09월29일 미국(US)  
15/278,534 2016년09월28일 미국(US)
- (56) 선행기술조사문헌  
US20140240293 A1  
(뒷면에 계속)

- (73) 특허권자  
마이크로칩 테크놀로지 저머니 게엠베하  
독일, 디85737, 이스마닝, 오스터펠트 스트라세 82
- (72) 발명자  
호치, 마틴  
독일, 82205 길싱, 브라운하우스가제 9  
페레이라, 조아오  
독일, 82205 길싱, 플루그렌츠스트라세 10에이  
하임, 악셀  
독일, 80339 뮌헨, 웨스텐드스트라세 154
- (74) 대리인  
특허법인세신

전체 청구항 수 : 총 17 항

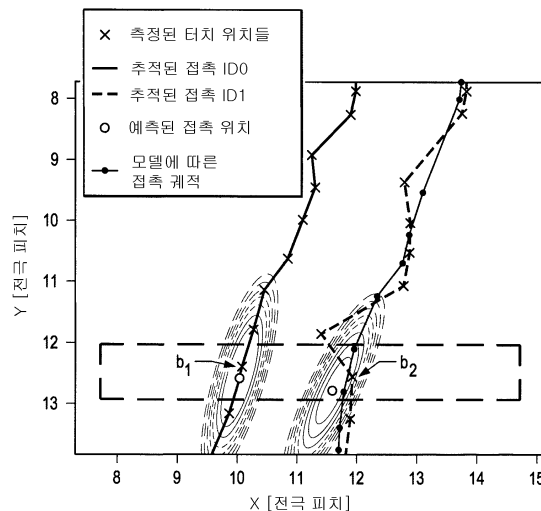
심사관 : 박인화

(54) 발명의 명칭 운동 모델을 이용하여 위치 측정치를 오브젝트에 매핑하는 방법

(57) 요약

위치 추적 시스템은 프로세서 및 이 프로세서와 결합된 메모리를 포함할 수 있다. 메모리는 상기 프로세서에 의해 로딩 및 실행될 때 상기 프로세서가 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하고 운동 모델들을 이용하여 오브젝트의 위치를 측정치에 매핑하도록 하는 명령어들을 포함한다. 이 매핑은 운동 모델들, 측정치 및 위치로부터 계산된 코스트에 기반할 수 있다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

**G06N 7/01** (2023.01)

G06F 2203/04108 (2013.01)

G06F 2203/04808 (2013.01)

(56) 선행기술조사문헌

JP2012506571 A

KR101454210 B1

KR101156329 B1

KR1020150099510 A

---

**명세서**

**청구범위**

**청구항 1**

적어도 하나의 프로세서; 및

상기 프로세서와 통신 가능하게 결합된 적어도 하나의 컴퓨터-관독 가능 매체를 포함하고,

상기 컴퓨터-관독 가능 매체는 상기 프로세서에 의해 로딩 및 실행될 때 상기 프로세서가:

시간의 단일 인스턴스를 나타내는 하나 또는 그 이상의 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하도록 하고;

운동 모델들을 이용하여 오브젝트들의 위치들을 측정치들에 매핑하도록 하는, 명령어들을 포함하고,

상기 운동 모델들은 뉴턴 운동에 적용된 가우시안 분포 함수를 기반으로 하는 확률론적 모델을 포함하며, 상기 매핑은 운동 모델들, 측정 데이터 및 위치들로부터 계산된 코스트들(costs)을 기반으로 하고,

상기 매핑은, 주어진 측정치에 대해, 운동 모델들, 측정 데이터 및 위치들로부터 계산된 코스트들을 기반으로 하여 주어진 측정치가 제1 오브젝트에 대한 위치인지 또는 제2 오브젝트에 대한 위치인지를 결정하는 것을 포함하는 위치 추적 시스템.

**청구항 2**

제1항에 있어서,

상기 측정치들은 위치 데이터를 포함하는 위치 추적 시스템.

**청구항 3**

제1항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 이전의 궤적을 기반으로 하는 위치 추적 시스템.

**청구항 4**

제1항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동 방향 및 오브젝트들의 운동과 수직인 방향 사이에 차이가 있는 확률 분산(probability variances)을 포함하는 위치 추적 시스템.

**청구항 5**

제1항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동과 수직인 방향에 대해서 보다는 오브젝트들의 운동 방향에 대해서 더 큰 확률을 포함하는 위치 추적 시스템.

**청구항 6**

제1항에 있어서,

오브젝트들의 운동 방향 및 오브젝트들의 운동과 수직인 방향에 대한 확률을 결정하기 위한 상기 운동 모델들의

분산(variances)은 칼만 필터로부터 얻어지는 위치 추적 시스템.

### 청구항 7

명령어들을 포함하는 비-일시적 컴퓨터 판독 가능 매체로서,

상기 명령어들은 프로세서에 의해 로딩 및 실행될 때 상기 프로세서가:

시간의 단일 인스턴스를 나타내는 하나 또는 그 이상의 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하도록 하고;

운동 모델들을 이용하여 오브젝트들의 위치들을 측정치들에 매핑하도록 하고,

상기 운동 모델들은 뉴턴 운동에 적용된 가우시안 분포 함수를 기반으로 하는 확률론적 모델을 포함하며, 상기 매핑은 운동 모델들, 측정치들 및 위치들로부터 계산된 코스트들(costs)을 기반으로 하고,

상기 매핑은, 주어진 측정치에 대해, 운동 모델들, 측정 데이터 및 위치들로부터 계산된 코스트들을 기반으로 하여 주어진 측정치가 제1 오브젝트에 대한 위치인지 또는 제2 오브젝트에 대한 위치인지를 결정하는 것을 포함 하는 매체.

### 청구항 8

제7항에 있어서,

상기 측정 데이터는 위치 데이터를 포함하는 매체.

### 청구항 9

제7항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 이전의 궤적을 기반으로 하는 매체.

### 청구항 10

제7항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동 방향 및 오브젝트들의 운동과 수직인 방향 사이에 차이가 있는 확률 분산을 포함하는 매체.

### 청구항 11

제7항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동과 수직인 방향에 대해서 보다는 오브젝트들의 운동 방향에 대해서 더 큰 확률을 포함하는 매체.

### 청구항 12

제7항에 있어서,

오브젝트들의 운동 방향 및 오브젝트들의 운동과 수직인 방향에 대한 확률을 결정하기 위한 상기 운동 모델들의 분산은 칼만 필터로부터 얻어지는 매체.

**청구항 13**

시간의 단일 인스턴스를 나타내는 하나 또는 그 이상의 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하는 단계; 및  
운동 모델들을 이용하여 오브젝트들의 위치들을 측정치들에 매핑하는 단계를 포함하고,

상기 운동 모델들은 뉴턴 운동에 적용된 가우시안 분포 함수를 기반으로 하는 확률론적 모델을 포함하며, 상기 매핑은 운동 모델들, 측정치들 및 위치들로부터 계산된 코스트들(costs)을 기반으로 하고,

상기 매핑은, 주어진 측정치에 대해, 운동 모델들, 측정 데이터 및 위치들로부터 계산된 코스트들을 기반으로 하여 주어진 측정치가 제1 오브젝트에 대한 위치인지 또는 제2 오브젝트에 대한 위치인지를 결정하는 것을 포함하는 방법.

**청구항 14**

제13항에 있어서,

상기 측정치들은 위치 데이터를 포함하는 방법.

**청구항 15**

제13항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 이전의 궤적을 기반으로 하는 방법.

**청구항 16**

제13항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동 방향 및 오브젝트들의 운동과 수직인 방향 사이에 차이가 있는 확률 분산을 포함하는 방법.

**청구항 17**

제13항에 있어서,

상기 운동 모델들은 오브젝트들의 운동과 수직인 방향에 대해서 보다는 오브젝트들의 운동 방향에 대해서 더 큰 확률을 포함하는 방법.

**청구항 18**

삭제

**청구항 19**

삭제

**청구항 20**

삭제

**발명의 설명**

**기술 분야**

이 출원은 2015년 9월 29일에 출원된 동일 출원인의 미국특허 가출원 제62/234,321호의 우선권을 주장하고, 상

[0001]

기 미국특허 가출원은 모든 목적을 위해 본 발명에 참조함으로써 포함된다.

[0002] 본 발명은 사용자의 손 또는 손가락과 같은 오브젝트(objects)에 의해 수행되는 제스처(gestures) 검출용 시스템을 위한 신호 처리와 같이 이동하는 오브젝트들을 추적하기 위한 신호 처리에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0003] 전자장치의 향상된 제어 기능을 제공하기 위해 제스처를 검출하고 분석할 수 있는 접촉식 및 비접촉식 입력 시스템을 제공하기 위한 센서 시스템들이 개발되었다. 터치 검출 시스템은 일반적으로 가로 및 세로 전극들이 매트릭스 형태로 배열된 정전용량형 시스템을 이용한다. 상호 및 자기-정전용량(self-capacitance) 측정은 하나 이상의 터치 지점들을 결정하는 데 이용될 수 있다. 컨트롤러는 운동을 추적하고 제스처를 평가하도록 구성될 수 있다. 예시적인 터치 컨트롤러는 본 출원의 양수인에 의해 제조된 MTCH6303이다. 마이크로칩 테크놀로지 사(Microchip Technology Inc.)로부터 입수 가능한 애플리케이션 노트 "MTCH6303 계획된 정전용량형 터치 컨트롤러 데이터 시트"(DS40001803)는 이로써 그 전체가 참조로 포함된다.

[0004] 일부 센서 시스템에서, 측정된 터치 위치를 접촉 식별자(contact identifiers; IDs)에 매핑(mapping)하는 것은 조합의 할당 문제(combinatorial assignment problem)이고, 이 조합의 할당 문제는 측정된 터치 위치와 알려진 접촉의 예상 위치 사이의 거리를 계산하고 그 거리에 기초하여 최적의 할당을 결정함으로써 해결된다. 터치 센서 시스템의 이러한 상황에서 '접촉(contact)' 및 '접촉 식별자(contact identifiers)'라는 용어는 호환되어 사용될 수 있다. 또한, 본 발명은 '접촉' 및 '접촉 식별자'의 사용에 대한 동의어로서 '오브젝트' 및 '오브젝트 식별자'라는 용어를 사용할 수도 있다.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0005] 본 발명은 사용자의 손 또는 손가락과 같은 대상물에 의해 수행되는 제스처(gestures)를 검출하기 위한 시스템 용의 신호 처리와 같이 이동하는 오브젝트들을 추적하기 위한 신호 처리에 관한 것이다.

**과제의 해결 수단**

[0006] 다양한 실시예들에 따르면, 새롭게 측정된 위치를 접촉과 매핑하기 위한 코스트 함수(cost function)는 사소한 거리 측정과는 대조적으로 접촉의 운동에 대한 확률론적 모델(stochastic model)의 상태에서부터 도출된다. 따라서, 코스트 함수는 자기-조정 모델(self-adjusting model)에 의해 추정되는 운동의 속도 및 방향뿐만 아니라 운동 방향에 평행하고 수직인 가속의 우도(likelihood)를 설명할 수 있다.

[0007] 오브젝트 추적 시스템에서, 측정된 위치의 조합 할당 문제를 해결하기 위한 과제에 직면하게 된다. 게다가, 코스트 매트릭스(cost matrix)는 각각의 측정된 위치를 각 오브젝트에 할당하기 위한 개별적인 '코스트들(costs)'로 구성된다. 그러면, 최적 할당은 예를 들면 헝가리(Hungarian) (Kuhn-Munkers) 알고리즘에 의해 결정될 수 있다. [Harold W. Kuhn, "할당 문제에 대한 헝가리 방법", Naval Research Logistics Quarterly, 2:83-97, 1955),

[0008] 최적 할당은 전형적으로는 최소 총 코스트를 갖는 할당을 포함할 수 있다.

[0009] 각 할당의 코스트는 새로 측정된 터치 위치들 및 접촉의 최근(또는 예측된) 위치들 사이의 맨하탄 거리(Manhattan distance) 또는 (제공) 유클리드 거리(Euclidean distance)와 같은 단순한 메트릭(metric)일 수 있다. 우리의 새로운 접근법에서, 이 메트릭은 운동 모델로부터 도출된다.

[0010] 본 발명의 실시예들은 위치 추적 시스템을 포함한다. 이 시스템은 프로세서 및 이 프로세서와 결합된 메모리를 포함할 수 있다. 메모리는 명령어들을 포함할 수 있는데, 이 명령어들은 상기 프로세서에 의해 로딩 및 실행될 때, 상기 프로세서가 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하고 확률론적 모델을 이용하여 오브젝트의 추정 위치를 측정치에 매핑하도록 한다. 이 매핑은 위치 및 측정치와 관련된 코스트에 기반할 수 있다. 이 확률론적 모델은 위치에 기반할 수 있다.

[0011] 또한, 본 발명의 실시예들은 명령어들을 포함하는 비-일시적(non-transitory) 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함한다. 이 명령어들은, 프로세서에 의해 로딩 및 실행될 때, 상기 프로세서가 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하고 확률론적 모델을 이용하여 오브젝트의 추정 위치를 측정치에 매핑하도록 한다. 이 매핑은 위치 및 측정치

와 관련된 코스트에 기반할 수 있다. 이 확률론적 모델은 위치에 기반할 수 있다.

[0012] 또한, 본 발명의 실시예들은 방법을 포함한다. 이 방법은 센서로부터 복수의 측정치들을 수신하는 단계 및 확률론적 모델을 이용하여 오브젝트의 추정 위치와 측정치를 매핑하는 단계를 포함할 수 있다. 이 매핑은 위치 및 측정치와 관련된 코스트에 기반할 수 있다. 이 확률론적 모델은 위치에 기반할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

[0013] 도 1은 오브젝트들의 운동을 추적하기 위한 시스템의 예시적인 실시예를 나타내고,  
 도 2는 오브젝트들의 운동을 추적하기 위해 수행된 측정을 나타내고,  
 도 3은 유클리드 거리(Euclidean distance)를 이용한 오브젝트들의 운동의 예시적인 분석을 나타내고,  
 도 4는 운동 모델로부터 획득한 코스트 함수(cost function)의 예시적인 실시예를 나타내고,  
 도 5는 확률론적 모델을 이용한 오브젝트들의 운동의 예시적인 분석을 나타내고,  
 도 6은 오브젝트들의 운동을 추적하기 위한 방법의 예시적인 실시예를 나타낸다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0014] 도 1은 오브젝트들의 운동을 추적하기 위한 시스템(100)의 예시적인 실시예의 도면이다. 시스템(100)은 손가락, 손, 다른 신체 부위 또는 전체 오브젝트와 같은 오브젝트를 추적할 수 있다. 오브젝트들은 오브젝트들이 전자장치(104)와 같은 전자장치와 접속하거나 전자장치 근처에서 동작할 때 추적될 수 있다. 추적될 오브젝트들이 도 1에 도시되지는 않았지만, 추적될 이 오브젝트들은 터치 또는 거의 터치하거나, 그렇지 않으면 하나의 센서 또는 한 세트의 센서들의 감지 범위 내에 있을 수 있다. 일 실시예에서, 시스템(100)은 하나의 오브젝트가 미래에 어디에 위치할지를 예측함으로써 오브젝트들의 운동을 추적할 수 있다. 센서로부터 측정치가 주어지면, 시스템(100)은 측정치가 전자장치(104)에 의해 추적될 수 있는 하나의 오브젝트로부터, 또는 2개 이상의 오브젝트들 중 어떤 오브젝트로부터의 노이즈인지를 결정할 수 있다. 일 실시예에서, 시스템(100)은 새로운 측정치를 이전의 측정치 또는 하나의 오브젝트 운동의 계산된 궤적과 결부시키는 확률 모델(probabilistic model)에 기초하여 상기한 결정을 할 수 있다. 또 하나의 실시예에서, 시스템(100)은 그것이 하나의 오브젝트의 수직 이동보다는 그 오브젝트의 사전 선형 운동, 가속 또는 감속과 관련이 있다는 더 높은 확률을 측정치에 할당함으로써 상기한 결정을 할 수 있다.

[0015] 임의의 적절한 센서가 오브젝트들의 운동을 추적하는 시스템(100)에 사용될 수 있다. 예를 들면, 전자장치(104)는 센서(106)를 포함할 수 있다. 센서(106)는 정전용량, 광, 적외선, 초음파 또는 사용자의 손과 같은 오브젝트의 운동을 검출하고 추적하기 위한 다른 센서들과 같은 터치 센서 또는 근접 센서로서 구현될 수 있다.

[0016] 센서(106)는 분석을 위해 측정치들을 발생시킬 수 있다. 시스템(100)은 센서(106)로부터의 측정치들을 분석하고 이러한 측정치들이 감지된 특정 오브젝트에 할당되어야 하는지 여부를 결정하기 위한 임의의 적절한 메카니즘을 포함할 수 있다. 또한, 시스템(100)은 이러한 오브젝트들의 운동의 궤적들을 매핑하기 위한 임의의 적절한 메커니즘을 포함할 수 있다. 예를 들면, 시스템(100)은 운동 분석 모듈(MAM; 102)을 포함할 수 있다. MAM(102)은 임의의 적절한 방식으로 구현될 수 있다. 예를 들면, MAM(102)은 하드웨어, 소프트웨어, 아날로그 회로, 디지털 회로, 재구성 가능한 로직, 또는 이들의 임의의 적절한 조합으로 구현될 수 있다. 일 실시예에서, MAM(102)은 프로세서(108)에 의해 실행될 때 본 발명에서 설명된 동작들을 수행하도록 구성될 수 있는 메모리(110)와 같은 컴퓨터-판독 가능 매체의 명령어들에 의해 구현될 수 있다. 이러한 경우, MAM(102)은 프로세서(108)상에서 실행하기 위한 하나 이상의 기능들, 코드, 프로세스들, 스크립트들, 실행 가능한 파일들, 애플리케이션들, 오브젝트들 또는 다른 엔티티(entities)에 의해 구현될 수 있다. 프로세서(108)는 임의의 적절한 방식으로, 예컨대 필드 프로그래머블 게이트 어레이(field programmable gate array; FPGA), 애플리케이션 특정 인터페이스 회로(application specific interface circuit; ASIC), 마이크로컨트롤러 또는 범용 재구성 가능한 프로세서에 의해 구현될 수 있다. 다양한 실시예들에서, MAM(102)은 운동 모델들(112) 및 코스트 매트릭스(cost matrix; 114)를 포함하거나 이들과 통신 가능하게 결합될 수 있다.

[0017] MAM(102)은 임의의 적절한 수의 오브젝트들 또는 차원들을 추적하도록 구성될 수 있다. 이하의 예들에서, MAM(102)에는 트랙패드(trackpad), 디스플레이 입력 또는 전자 장치(104)에 대한 다른 유사한 입력에 대해 2개의 손가락을 추적하는 것이 도시된다. 그러나, MAM(102)의 동작 및 구성은 센서들의 이용 가능성에 따라 이러한 예들로부터 임의의 적절한 수 및 종류의 오브젝트들을 추적하는 것으로 확장될 수 있다. 예를 들면, MAM(102)은

가전제품, 2차원 또는 3차원 공간, (혈관 내의 움직이는 입자를 추적하는 것과 같은) 약물, 군사 목표 추적, 로봇 공학, 비디오 감시, 실내 및/또는 실외 위치결정 시스템들의 위치결정 시스템들에서 복수의 오브젝트들을 추적하도록 구성될 수 있다. 일부 경우에, 최종 사용자가 관심을 두지 않는 오브젝트가 추적될 수 있다. 예를 들면, 2차원 터치 패드상의 물방울은 손가락 터치와 유사한 측정치들을 유발할 수 있다. 그러나, 결국 이러한 오브젝트는 더 높은 수준의 애플리케이션들에 대해서는 무시되어야 한다. 이 오브젝트들은 목표 오브젝트들과는 다른 운동 모델들을 가질 수 있다.

[0018] 도 2는 예시적인 터치 데이터의 도면이다. (손가락들과 같은) 2개의 오브젝트(ID0 및 ID1)가 주어진 경우, 이러한 오브젝트들은 원 마크들로 도 2에 도시된 각각의 위치에 있도록 미리 결정된 것일 수 있다. 이러한 결정은 그 자체로 예측 또는 추정이었을 수 있다. 따라서, 2차원 또는 3차원 운동들을 결정하고 추적할 수 있지만, MAM(102)은 이 기준점들을 오브젝트 궤적(traces)에 매핑할 수 있다.

[0019] 도 2에서 #0과 #1로 표시되고 십자 마크들을 사용하여 도시된 2개의 새로운 측정치를 고려해야 한다. MAM(102)은 이 측정치들 각각이 이미 추적된 오브젝트들, 새로 검출된 오브젝트들에 속하는지 또는 전혀 오브젝트들에 속하지 않는지 여부를 결정하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 이러한 측정치들은 노이즈 또는 우발적인 (inadvertent) 터치일 수 있다.

[0020] 다른 애플리케이션들은 (제공) 유클리드 거리, 맨하탄 거리 또는 각각의 오브젝트로부터의 다른 거리에 기초하여 오브젝트들(ID0 및 ID1) 중 어느 하나에 측정치 #0 및 #1을 할당할 수 있다. 예를 들면, 측정치 #0은 ID1으로부터의 3개의 코스트 유닛(cost unit)이고 ID0으로부터의 2개의 코스트 유닛이다. 따라서, 이 단순한 비교에 기초하여, 측정치 #0은 ID0에 할당될 수 있다. 그러나, 이와 동시에 또는 거의 동시에, 측정치 #1이 생성되었다. 측정치 #1은 ID1로부터의 4개의 유닛이고 ID0으로부터의 3개의 유닛이며, 따라서 임의의 다른 고려 사항 없이 측정치 #1 역시 ID0에 할당될 것이라고 결정될 수 있다. 그러나, 두 측정치들은 모두 동시에 동일한 오브젝트에 기인할 수는 없다. 결과적으로, 일부 추적 모델은 어떤 측정치가 어떤 오브젝트에 속하는지 결정하기 위해 (만약 있다면) 조합 할당 알고리즘(combinatorial assignment algorithm)을 적용할 수 있다. 그러한 조합 할당 알고리즘을 사용하더라도 에러가 발생할 수 있다.

[0021] 예를 들면, 도 3은 측정치들로부터 오브젝트들의 최종 알려진 위치 또는 계산된 위치까지의 제공 유클리드 거리의 결과로서 생성될 수 있는 추적된 오브젝트에 측정치들을 매핑하는 것을 나타낸다. 도 3은 그래프의 상단에서부터 그래프의 하단을 향해 이동하는 2개의 오브젝트들(ID0 및 ID1)의 운동의 X-Y 플롯(plot)을 나타낸다. 도면에서 각각의 십자 "x"는 측정치를 나타낸다. 이전 측정치들은 그래프를 통해 이동하는 오브젝트의 궤적들 중 하나에 기인하였을 수 있다.

[0022] 영역(301) 내에서, 새로운 한 세트의 측정치들이 발견될 수 있고, 측정 위치  $b_1$ 은 대략  $x=10$ 이고, 측정 위치  $b_2$ 은 대략  $x=12$ 이다. 유클리드 거리 또는 또 하나의 거리를 사용하면 거리만 결정되면, 측정 위치  $b_1$ 은 ID1에 기인하고 측정 위치  $b_2$ 는 ID0에 기인할 수 있다. 이는  $b_1$ 과 ID1의 예측된 접촉 위치 사이의 거리에  $b_2$ 와 ID0의 예측된 접촉 위치 사이의 거리를 더한 값이  $b_1$ 과 ID0의 예측된 접촉 위치 사이의 거리에  $b_2$ 와 ID1의 예측된 접촉 위치 사이의 거리를 더한 값보다 작기 때문일 수 있다. 따라서, 거리 계산 결정은 부정확할 수 있는 십자형 궤적을 초래할 수 있다. 이는 종래의 터치 매핑으로 인한 결과일 수 있고, 여기서 측정된 터치 위치들을 접촉 식별자에 매핑하는 것은 조합 할당 문제이고, 조합 할당 문제는 모든 측정된 터치 위치들과 모든 알려진 접촉의 예측된 위치들 사이의 거리들을 계산하고, 그 거리들에 기초하여 최적의 할당을 결정함으로써 (부정확하게) 해결될 수 있었다. 코스트 매트릭스로부터의 측정치들의 할당은, 예를 들면 헝가리 (Kuhn-Munkres) 알고리즘 [Harold W. Kuhn, "할당 문제에 대한 헝가리 방법", Naval Research Logistics Quarterly, 2:83-97, 1955] 참조]을 이용하여 개별 오브젝트들에 이루어질 수 있다. 그러나, 실제로 이것은 예를 들어 2개의 손가락이 그들의 이전 병렬 추적 작업을 유지하였을 수 있기 때문에 정확한 매핑이 아닐 수 있다.

[0023] 따라서, 일 실시예에서, MAM(102)은 새롭게 측정된 위치를 오브젝트에 매핑하기 위해 다른 코스트 함수들을 이용할 수 있다. 이러한 코스트 함수들은 다른 거리만의 계산과는 다를 수 있다. 추가의 실시예에서, 코스트 함수들은 오브젝트들의 운동의 확률론적 모델들에 기초할 수 있다.

[0024] 도 4는 본 발명의 실시예들에 따른, MAM(102)에 의해 적용될 수 있는 확률론적 모델을 갖는 코스트 함수 값들의 도면이다. 확률론적 모델은 운동 모델들(112)을 완전히 또는 부분적으로 구현할 수 있다. MAM(102)은 센서(106)로부터 수신된 측정치들에 확률론적 모델을 적용하여 최적의 매핑이 결정될 수 있는 코스트 매트릭스(114)를 산출할 수 있다. 확률론적 모델은 이전 위치들을 고려할 수 있고, 이러한 위치들로부터의 속도, 가속 또는 저크

(jerk)를 고려할 수 있다. 또한, 확률론적 모델은 각도, 호(arc) 및 이의 파생물을 포함하여 운동의 방향을 고려할 수 있다. 확률론적 모델은, 현재 또는 예측된 위치 및 하나 이상의 이들 다른 파라미터가 주어진 경우, 오브젝트의 다음 측정치가 도메인 공간(domain space)(XY 또는 추가 차원 공간) 내의 임의의 주어진 위치에 있을 확률을 식별할 수 있다. 도메인 공간의 다양한 부분들은 확률을 나타내는 것으로 정의될 수 있다. 상기 부분들은 도 4에 도시된 바와 같이 등치선들(isolines)로 정의될 수 있다. 가장 최근의 위치를 포함하는 부분들이 가장 높은 확률일 수 있다. 이 제1 부분으로부터 멀어지는 부분들은 감소하는 확률을 나타낼 수 있다. 제1 부분에 대한 임의의 적절한 초기 확률값 및 임의의 증감 확률(gradient probability)이 사용될 수 있다.

[0025] 확률론적 모델은 추적되는 각 오브젝트에 대해 생성되거나 적용될 수 있다. 따라서, 새로운 측정치가 주어지면, MAM(102)은 새로운 측정치가 각각의 개별 오브젝트에 속할 확률을 결정하기 위해 새로운 측정치에 각 오브젝트의 확률론적 모델을 적용할 수 있다. 이 분석의 결과는 코스트 매트릭스(114)와 같은 행렬에 저장될 수 있다. 이어서, MAM(102)은 하나 이상의 측정치에 대해, 다양한 오브젝트들에 매핑되거나 노이즈인 것으로 결정된 측정치들에 대한 최상의 적합성(fit)을 결정하기 위해 최적화 루틴(optimization routine)을 적용할 수 있다.

[0026] 다음 측정치가 현재 위치 추정치와 관련된 다양한 코스트 함수 값들을 나타내는 등치선의 특정 형상은 임의의 적절한 기준에 따라 결정될 수 있다. 예를 들면, 오브젝트가 빠르게 움직일수록 오브젝트의 궤적 내의 미래의 측정치들이 오브젝트에 매핑 될 확률이 더 커진다. 따라서, 오브젝트의 운동은 확률론적 모델을 결정하는데 사용될 수 있다. 확률론적 모델에 의해 결정되는 코스트 함수는 모델링되는 오브젝트의 운동 속도 및 방향을 고려할 수 있다. 일 실시예에서, 확률론적 모델은 스스로 조정될 수 있다. 오브젝트가 움직이고 방향을 바꿀 때, 확률론적 모델의 파라미터들과 변수들은 다시 계산될 수 있다.

[0027] 일 실시예에서, 확률론적 모델은 오브젝트가 수직이 아닌 선형적인 가속 또는 감속으로 움직일 가능성이 더 높다고 정의할 수 있다. 따라서, 추적되는 오브젝트는 방향을 변경하기보다는 기존의 궤적(선형 또는 기타)에서 속도를 올리거나 내릴 가능성이 크다. 도 4에 도시된 타원형의 등치선은 이러한 확률들을 반영한다.

[0028] 확률론적 모델은 오브젝트가 도 4에 화살표로 도시된 바와 같이 일정한 방향으로 일정한 속도로 계속 움직이는 경향((뉴턴 운동)이 있다고 가정할 수 있다. 일부 측정치들은 노이즈 또는 오브젝트의 의도적인 운동으로 인해 랜덤 요소(random elements)를 포함할 수 있다. 등치선 및 확률 값들을 정의하는 확률 분포는 가우시안 분포(Gaussian distribution)와 같은 분포에 따라 오브젝트의 뉴턴 운동에 적용될 수 있다. 운동이 일정하다고 가정하면 확률이 할당될 수 있다. 운동 방향에 평행한 가속들은 운동 방향에 수직인 가속들보다 가능성이 높을 것으로 예측될 수 있다. 편차에 대한 확률 분포는 도 4의 윤곽에 도시된 바와 같이 그것에 직각인 방향보다는 선형 또는 평행인 운동 방향에서 더 큰 변화를 갖는다.

[0029] 확률론적 모델은 각각의 추적된 오브젝트에 대해 한 세트의 파라미터들을 유지할 수 있다. 확률 분포의 분산(variances)은 일정하거나 오브젝트 운동의 현재 속도, 가속, 저크, 각도 또는 궤적에 맞춰질 수 있다. 오브젝트에 측정치를 할당하기 위한 메트릭(metric)은 각 오브젝트의 운동 모델을 이용하여 측정 위치가 얻어지는 확률(또는 대수-우도(log-likelihood))이다.

[0030] 확률론적 모델은 칼만 필터(Kalman filters)가 기반으로 하는 모델로부터 개조(adapt)될 수 있다. 칼만 필터는 예측 스테이지(prediction stage)를 포함하며, 여기서 새로운 위치 추정은 구 모델 상태(old model state), 결정적 입력(deterministic input) 및 랜덤 프로세스 노이즈(random process noise)의 변화의 자동-조정된 추정으로부터 예측된다. 위치 추정은 전형적으로 직접 필터 상태에 포함될 것이다. 확률론적 모델은 오브젝트의 위치 추정, 오브젝트의 추정된 일정한 운동으로부터의 제어 입력을 기반으로 할 수 있으며, 프로세스 노이즈는 예측된 위치로부터의 임의적인 편차(derivation)에 의해 구현될 수 있다. 칼만 필터의 다른 용도에 대한 변경은 단지 x 및 y 방향으로의 운동을 구별하는 것보다는 운동 방향 및 운동 방향과 직교하는 방향의 프로세스 노이즈 변화를 구별하는 것을 포함할 수 있다.

[0031] 확률론적 모델은 적절한 방식으로 결정된 파라미터를 갖는 가우시안 분포에 기초할 수 있다. 일 실시예에서, 평균값  $\mu$ , 표준 편차  $\sigma$  및 확률 분포를 갖는 가우시안 분포 랜덤 변수  $z$ 에 대해

[0032] 
$$f(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}$$

[0033] (대수) 우도 함수는 다음과 같이 정의될 수 있다.

[0034] 
$$L(z) := -(z - \mu)^2 / \sigma^2$$

[0035] 2개의 이러한 랜덤 변수의 결합 확률 분포는 - 이들이 상관관계가 없는 경우 - 이들의 개별 확률 분포들의 산물이며, 관련이 없는 요소가 있는 이변량 가우시안 확률 분포(bivariate Gaussian probability distribution)와 유사하다. 해당 우도 함수는 2개의 개별 우도 함수들의 합이다. 차원  $x$ 와  $y$ 를 갖는 2차원 데카르트 좌표계에서 인덱스  $i$ 를 갖는 추적된 오브젝트의 경우,  $\mathbf{a}_i = [x_{a,i}, y_{a,i}]$ 를 예상 위치로 하고,  $\mathbf{v}_i = [v_{x,i}, v_{y,i}]$ 를 예상 운동량으로 하고, 그리고  $\sigma_x$ 와  $\sigma_y$ 는 각각 예상 운동 방향에 평행한 운동과 수직인 운동에 대한 표준 편차로 한다. 평행 운동과 수직 운동은 상관 관계가 없다고 가정할 수 있다. 따라서, 포인트  $\mathbf{b} = [x_b, y_b]$ 가 (상수항 (constant terms)을 생략하고) 측정되는 우도는 다음과 같고,

[0036] 
$$L_i(\mathbf{b}) = -\left(\frac{[(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i) \cdot \mathbf{v}_i]^2 / \sigma_x^2 + \|(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i) \times \mathbf{v}_i\|^2 / \sigma_y^2}{|\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_i|^2}\right)$$

[0037] 여기서 - 연산자 " $\cdot$ "로 표시된 -  $\mathbf{v}_i$ 를 갖는  $(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i)$ 의 내적에 의해,  $\mathbf{v}_i$  방향의  $(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i)$ 의 부분이 추출되고, 여기서 - 연산자 " $\times$ "로 표시된 -  $\mathbf{v}_i$ 를 갖는  $(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i)$ 의 외적에 의해  $\mathbf{v}_i$  방향과 수직인  $(\mathbf{b} - \mathbf{a}_i)$ 의 부분이 추출되고, 벡터와 스칼라의 유클리드 기준(Euclidean norms)은 각각  $\|\cdot\|$  및  $|\cdot|$ 로 표시되며,  $\cdot^T$ 는 벡터 전치(vector transpose)를 나타낸다. 도 2에서,  $\mathbf{a}_i = [0, 0]$ ,  $\mathbf{v}_i = [2, 1]$ ,  $\sigma_x = 1$ , and  $\sigma_y = 0.25$ 이다. 예상되는 운동이 0인 경우( $\mathbf{v}_i = [0, 0]$ ) 예외가 필요하다. 그러면, 운동 방향은 관심의 대상이 아니고, 우도(likelihood)는  $L_i(\mathbf{b}) = -\|\mathbf{b} - \mathbf{a}_i\|^2 / \sigma_x^2$ 에 의해 계산될 수 있다. 즉, 우도는  $\mathbf{b}$ 와  $\mathbf{a}_i$ 의 유클리드 거리에 달려있다.

[0038] 도 5는 본 발명의 실시예들에 따른, MAM(102)의 예시적인 동작을 나타낸다. 도 5에서, MAM(102)은 측정된 터치 위치들의 검출 이전에 운동 모델에 따른 궤적을 생성하였을 수 있다. 각 궤적 위에 겹쳐지는 것은 추적된 각 오브젝트에 대해 주어진 영역 내의 측정치가 해당 오브젝트에 귀속될 가능성을 나타내는 확률 모델들이다. 측정된 터치 위치들은 도 3에 도시된 것과 동일할 수 있다. 그러나, 도 5에서, 확률론적 모델을 사용하는 것은 오브젝트 ID1의 궤적을 추적하고 궤적으로부터 확률 모델을 적용하였을 수 있다. 도 5의 도메인 상에 도시된 모델은 MAM(102)이 ID1로부터의 미래의 터치가 우측의 일련의 등치선들의 도메인의 다양한 부분들 내에서 발생할 것으로 예상하는 반면, ID0로부터의 미래의 터치가 좌측의 일련의 등치선들의 도메인의 부분들 내에서 발생할 것으로 예상한다는 것을 보여준다. 대략  $x = 10$ 에서의 측정치  $b_1$ 은 ID0 모델의 높은 확률 내에 속하며, 대략  $x = 12$ 에서의 측정치  $b_2$ 는 ID1 모델의 보통 확률 내에 속한다. 이는 측정치  $b_2$ 가 일반적으로 ID1의 이전 궤도 내에 있어 (그것이 ID0과 연관된 경우 또는 측정치  $b_1$ 이 ID1 오브젝트인 경우와 같이) 수직 운동보다도 궤적의 같은 방향으로의 감속을 나타내기 때문이다. 또한, 새로운 위치들의 예측이 기반으로 하는 위치들은 이미 매끄럽게 된(smoothened) 궤적 상에 있다. 따라서, 서로 교차하기보다는 ID0과 ID1의 궤적들은 평행을 유지한다.

[0039] 따라서, MAM(102)은 위치들을 추적하고 코스트 또는 분포 함수  $F_i(a_i, b_j)$ 에 기초하여 세트 A로부터의 위치  $a_i$ 를 세트 B로부터의 위치  $b_j$ 에 (또는 역으로) 매핑할 수 있다.  $F_i$ 는 위치  $a_i$ 에 기초하여 변경되거나 생성될 수 있다. A는 추적된 오브젝트들과 관련된 한 세트의 위치 추정치일 수 있다. B는 측정 데이터로부터 획득한 한 세트의 위치 추정치일 수 있다.  $F_i$ 는  $a_i$ 와  $b_j$ 에 대한 우도(또는 역으로 : 코스트, 거리) 측정을 리턴(return)할 수 있다. 이 리턴 값은 쌍( $a_i, b_j$ )의 우도가 고/저인 경우에 고/저일 수 있다. 함수  $F_i$ 는  $a_i$ 의 이력에 달려 있고, 여기서 우도는  $a_i$ 의 운동 방향으로 그리고  $a_i$ 의 운동과 직각인 방향으로 다르게 변한다. 전형적으로, 우도는  $a_i$ 의 운동에 직각인 방향으로 감소하는 것보다는  $a_i$ 의 운동 방향으로 느리게 감소한다. 함수  $F_i$ 는 총 코스트를 계산하는데 사용될 수 있는 입력 위치 쌍( $a_i, b_j$ )에 대한 코스트 출력 값을 제공할 수 있다. 일 실시예에서,  $F_i$ 는 평균값  $a_i$ 를 갖는 다변량 가우시안 함수일 수 있다.  $F_i$ 는  $a_i$ 를 주변으로 하여 중심에 위치할 수 있다. 칼만 필터링은 오브젝트 위치들을 추적하기 위해 적용될 수 있고, 여기서  $a_i$ 는 주어진 추적된 오브젝트에 대한 칼만 예측 단계로부터 결과적으로 나오는 위치이다. 가우시안 함수는  $a_i$ 의 운동 방향과  $a_i$  운동의 직교 방향들로의 서로 다른 분산(variances)을 포함하여, 서로 다른 방향들로의 서로 다른 분산을 가질 수 있다. 가우시안 함수의 분산(variances)은 조정(adapt)되거나 일정할 수 있으며, 또한 오브젝트 위치를 추적하는 데 사용되는 칼만 필터(Kalman filter)로부터 취해질 수 있다.

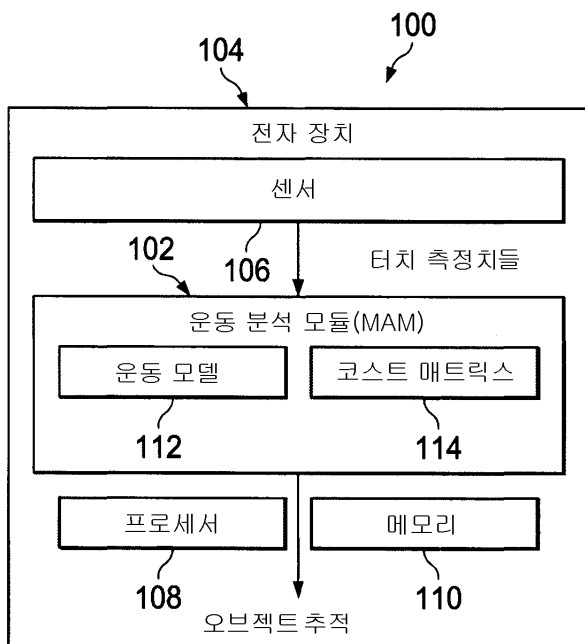
[0040] 도 6은 오브젝트들의 위치를 추적하기 위한 방법(600)의 예시적인 실시예의 도면이다. 일 실시예에서, 이 방법

(600)은 소프트웨어로 구현될 수 있다. 이 방법(600)은 시스템(100)과 같은 임의의 적절한 메카니즘에 의해 구현될 수 있다.

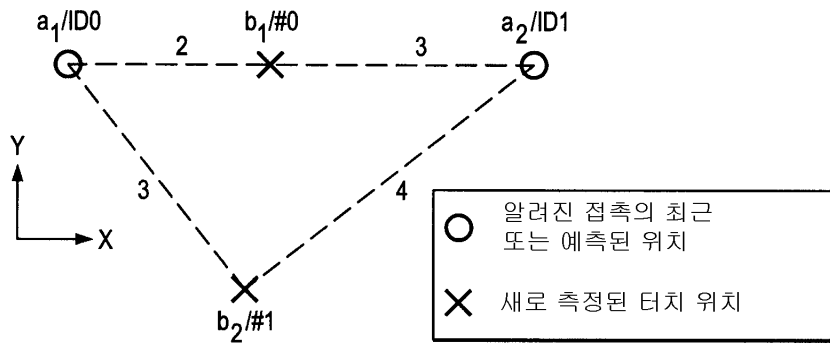
- [0041] 단계 605에서, 이 방법은 최대 N개의 오브젝트들을 추적하도록 설정된다. 이러한 오브젝트들은 예를 들면 2개 또는 3개의 서로 다른 차원들을 통해 추적될 수 있다. 오브젝트들은 예를 들면 터치 또는 근접 센서에 의해 추적될 수 있다. 확률론적 운동 모델들은 각각의 오브젝트에 대해 초기화될 수 있다.
- [0042] 단계 610에서, 측정치들 b는 센서들로부터 수신될 수 있다.
- [0043] 단계 615에서, 각 오브젝트  $a_i$ 에 대한 확률론적 모델은 각 측정치  $b_j$ 에 대해 평가될 수 있다. 확률론적 모델은 위치, 각도, 운동, 속도, 가속, 저크 또는 오브젝트의 다른 적절한 파라미터들을 기반으로 할 수 있다. 이 파라미터들은 방법(600)의 사전 실행으로부터 생성될 수 있다. 이러한 평가들의 결과는 측정치를 오브젝트와 연관시키는 확률, 우도 또는 코스트 함수일 수 있다. 코스트 함수의 결과는 코스트 매트릭스 C를 채우기(populate) 위해 사용될 수 있다. 따라서, N개의 오브젝트들  $a_i(i=1...N)$  및 M개의 측정치들  $b_j(j=1...M)$  각각에 있어서, 각각의 측정치들  $b_j$  및 각각의 오브젝트  $a_i$ 에 있어서, 코스트 매트릭스 C의 엔트리(i, j)에는  $a_i$ 에 대한 모델에 따라  $a_i$ 에  $b_j$ 를 매핑하는 코스트가 할당된다.  $a_i$ 의 각각의 인스턴스(instance)에 대한 모델은 다를 수 있다.
- [0044] 단계 620에서, 코스트 최적화 알고리즘에 따라 코스트 매트릭스 C를 이용하여 오브젝트 a에 측정치들 b를 할당하는 문제가 해결될 수 있다.
- [0045] 단계 625에서, 운동 모델들의 변수들, 예를 들어 오브젝트들의 궤적들, 각도, 속도, 가속, 저크 및 운동 방향 그리고 이와 수직인 방향으로의 운동 확률을 업데이트할 수 있다. 따라서, 새롭게 할당된 각각의 측정치 b가 고려될 수 있다.
- [0046] 이 방법(600)은 선택적으로 종료되거나 필요에 따라 반복될 수 있다.
- [0047] 예시적인 순서의 단계들이 도시되어 있지만, 진술한 방법의 단계들은 임의의 순서로 수행될 수 있다. 또한, 하나 이상의 단계들이 선택적으로 반복되거나, 병행하여 수행되거나 또는 생략될 수 있다. 이 방법(600)은 여러번 수행될 수 있다. 이 방법들은 임의의 적절한 초기화 지점에서 시작하여 수행될 수 있다.
- [0048] 예시적인 실시예들이 상술되었지만, 이 실시예들의 사상 및 범위로부터 벗어나지 않고 본 발명으로부터 다른 변형들 및 실시예들이 만들어질 수 있다.

**도면**

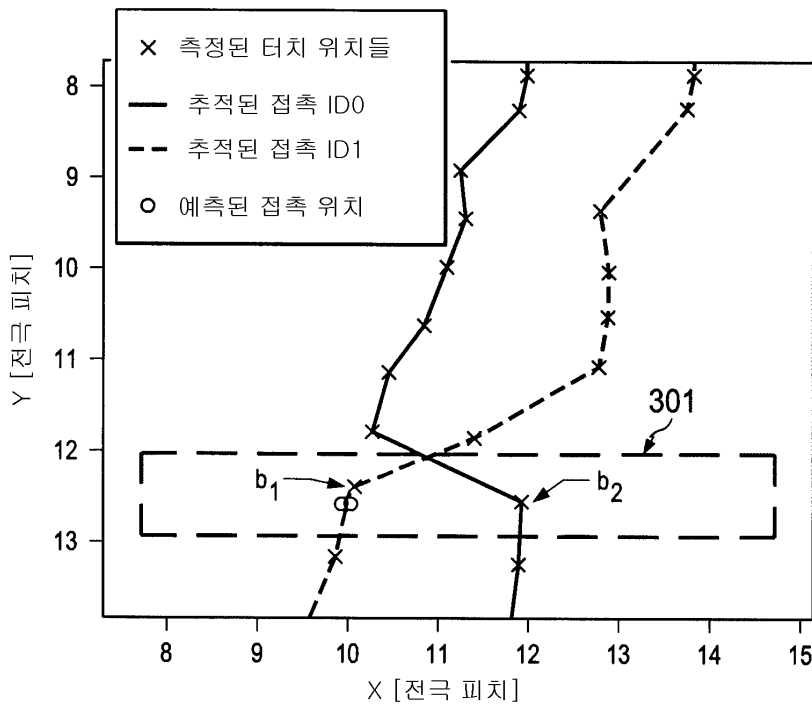
**도면1**



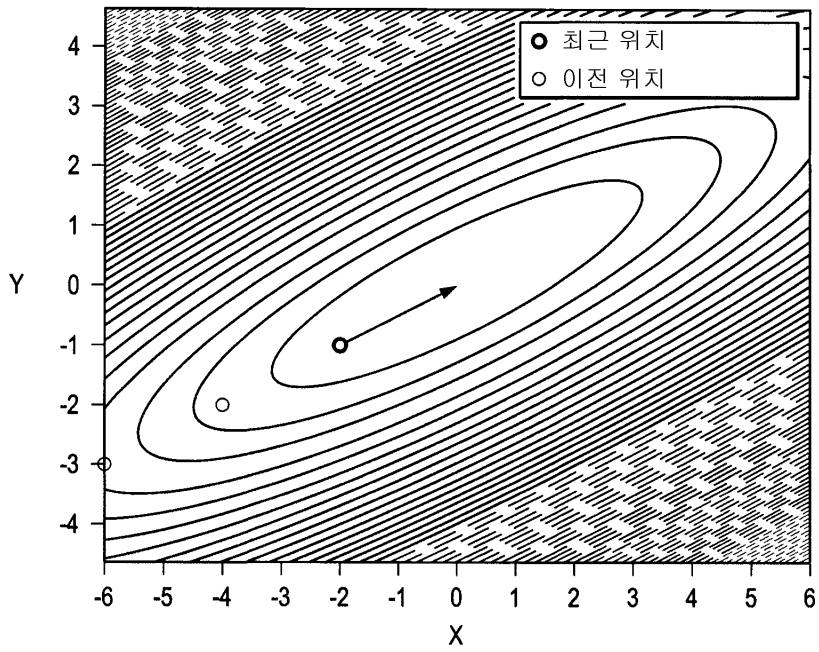
도면2



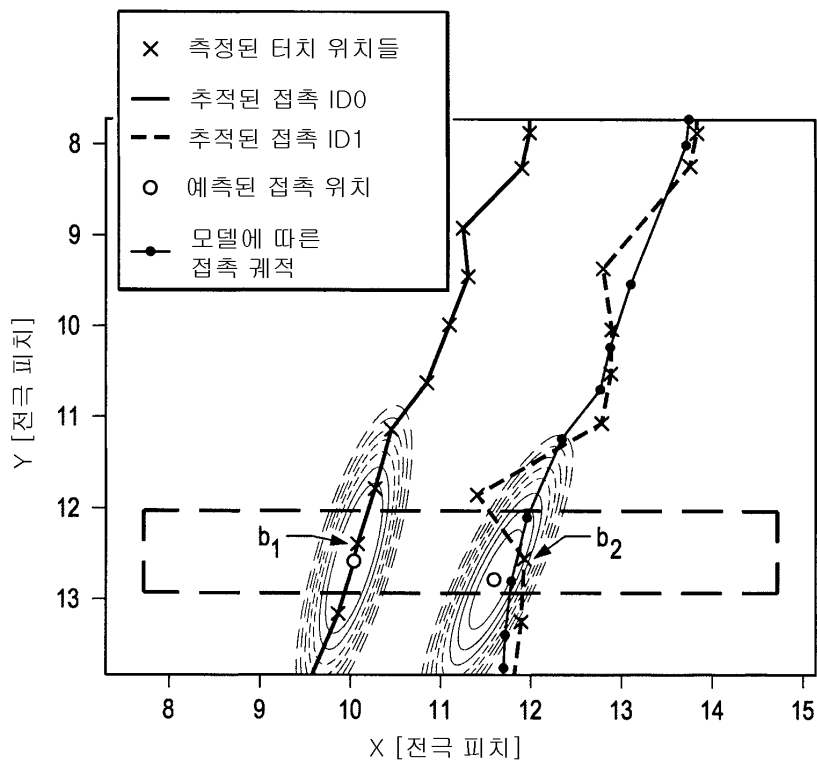
도면3



도면4



도면5



도면6

