



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년01월17일  
(11) 등록번호 10-2489586  
(24) 등록일자 2023년01월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
H04W 52/02 (2009.01) G06N 3/08 (2023.01)  
H04W 4/02 (2018.01) H04W 84/18 (2009.01)  
(52) CPC특허분류  
H04W 52/0254 (2013.01)  
G06N 3/08 (2023.01)  
(21) 출원번호 10-2021-0128720  
(22) 출원일자 2021년09월29일  
심사청구일자 2021년09월29일  
(56) 선행기술조사문헌  
JP2010503874 A\*  
KR1020120006794 A\*  
KR1020200144998 A\*  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자  
인하대학교 산학협력단  
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)  
(72) 발명자  
유상조  
서울특별시 강남구 선릉로 221, 212동 302호(도곡동, 도곡텍슬아파트)  
최승희  
인천광역시 미추홀구 주안서로53번길 80, 102동 301호(주안동, 삼성건영아파트)  
(74) 대리인  
양성보

전체 청구항 수 : 총 6 항

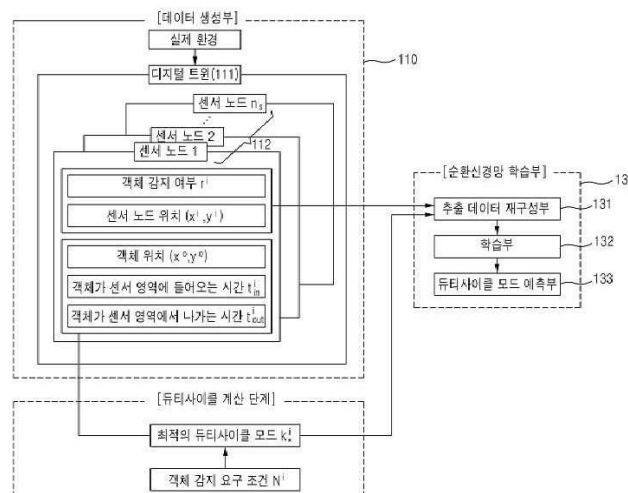
심사관 : 박재희

(54) 발명의 명칭 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법 및 장치

(57) 요약

무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법 및 장치가 제시된다. 본 발명에서 제안하는 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 장치는 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 듀티 사이클 계산부 및 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습부를 포함한다.

대표도



(52) CPC특허분류

*H04W 4/026* (2020.05)

*H04W 4/027* (2020.05)

*H04W 52/0258* (2013.01)

*H04W 84/18* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711139247

과제번호 2021-0-02052-001

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 대학 ICT연구센터 육성·지원사업

연구과제명 [Ezbaro][정부] 스마트 모빌리티를 위한 인공지능 시스템반도체 핵심 기술 개발 및  
인력 양성 (1차년도)

기 여 율 1/1

과제수행기관명 인하대학교 산학협력단

연구기간 2021.07.01 ~ 2021.12.31

공지예외적용 : 있음

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 데이터 생성부;

상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 듀티 사이클 계산부; 및

상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습부

를 포함하고,

상기 듀티 사이클 계산부는,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 때 객체의 이동 방향 및 속력, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간의 정보를 이용하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클을 계산하고,

상기 객체 감지 요구 조건은,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 외부에 있을 경우, 센서 노드의 불확실한 영역, 및 센싱 영역 내부에 있을 경우에 따라 듀티 사이클 모드 주기의 길이를 결정하며,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 경우에는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 객체가 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간을 이용하여 상기 객체가 센싱 영역을 통과하는 동안 적어도 한번 이상 센싱되도록 하는 듀티 사이클 모드 주기의 길이를 결정하여 객체에 대한 최대 센싱 주기를 결정하고, 상기 객체에 대한 최대 센싱 주기가 센서 노드의 센싱 주기보다 작은 경우 상기 센서를 항상 웨이크업 모드 상태를 유지하도록 하는

순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터 생성부는,

센서 노드의 배치, 객체 이동 모델, 센싱 모델을 포함하는 실제 환경 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하고,

상기 디지털 트윈에서 각각의 센서 노드는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치, 객체 위치, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에 들어오는 시간, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에서 나가는 시간의 정보를 저장하는

순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 장치.

#### 청구항 3

삭제

#### 청구항 4

제1항에 있어서,

상기 순환 신경망 학습부는,

상기 데이터 생성부에서 생성된 디지털 트윈 및 상기 듀티 사이클 계산부에서 계산된 듀티 사이클 모드로부터 추출된 정보를 재구성하는 추출 데이터 재구성부;

LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망을 이용하여 상기 추출 데이터 재구성부에서 재구성된 데이터

에 대한 정답 레이블과 예측 레이블의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수를 최소화하도록 가중치를 학습하는 학습부; 및

상기 학습부의 학습 결과에 따라 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치에 대한 최적의 듀티 사이클을 예측하는 듀티 사이클 모드 예측부

를 포함하는 순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 장치.

## 청구항 5

데이터 생성부를 통해 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 단계;

듀티 사이클 계산부가 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직이는 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 단계; 및

순환 신경망 학습부가 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습 단계

를 포함하고,

상기 듀티 사이클 계산부가 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직이는 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 단계는,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 때 객체의 이동 방향 및 속력, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간의 정보를 이용하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클을 계산하고,

상기 객체 감지 요구 조건은,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 외부에 있을 경우, 센서 노드의 불확실한 영역, 및 센싱 영역 내부에 있을 경우에 따라 듀티 사이클 모드 주기의 길이를 결정하며,

객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 경우에는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 객체가 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간을 이용하여 상기 객체가 센싱 영역을 통과하는 동안 적어도 한번 이상 센싱되도록 하는 듀티 사이클 모드 주기의 길이를 결정하여 객체에 대한 최대 센싱 주기를 결정하고, 상기 객체에 대한 최대 센싱 주기가 센서 노드의 센싱 주기보다 작은 경우 상기 센서를 항상 웨이크업 모드 상태를 유지하도록 하는

순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 방법.

## 청구항 6

제5항에 있어서,

상기 데이터 생성부를 통해 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 단계는,

센서 노드의 배치, 객체 이동 모델, 센싱 모델을 포함하는 실제 환경 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하고,

상기 디지털 트윈에서 각각의 센서 노드는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치, 객체 위치, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에 들어오는 시간, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에서 나가는 시간의 정보를 저장하는

순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 방법.

## 청구항 7

삭제

## 청구항 8

제5항에 있어서,

상기 순환 신경망 학습부가 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의

위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습 단계는,

상기 순환 신경망 학습부의 추출 데이터 재구성부를 통해, 상기 데이터 생성부에서 생성된 디지털 트윈 및 상기 듀티 사이클 계산부에서 계산된 듀티 사이클 모드로부터 추출된 정보를 재구성하는 단계;

상기 순환 신경망 학습부의 학습부를 통해, LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망을 이용하여 상기 추출 데이터 재구성부에서 재구성된 데이터에 대한 정답 레이블과 예측 레이블의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수를 최소화하도록 가중치를 학습하는 단계; 및

상기 순환 신경망 학습부의 듀티 사이클 모드 예측부를 통해, 상기 학습부의 학습 결과에 따라 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치에 대한 최적의 듀티 사이클을 예측하는 단계

를 포함하는 순환 신경망 기반의 센싱 듀티 사이클 조절 방법.

## 발명의 설명

## 기술 분야

[0001] 본 발명은 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법 및 장치에 관한 것이다.

## 배경 기술

[0002] 무선 센서 네트워크는 센서 노드들 간 애드혹 네트워크를 구성하여 기지국 없이 무선으로 네트워크를 구성하고 데이터를 수집 및 교환하는 기술이다.

[0003] 무선 센서 네트워크의 응용 프로그램으로는 네트워크의 객체를 감지 및 추적하는 객체 추적 무선 센서 네트워크가 있다. 객체 추적 무선 센서 네트워크는 실내 및 실외 환경 모두에서 모니터링을 수행할 수 있고 목적에 따라 다양한 객체를 추적할 수 있다.

[0004] 무선 센서 네트워크는 네트워크의 수명을 늘리기 위해 센서 노드의 에너지 효율성을 높이기 위한 기법이 요구된다. 에너지 효율성을 높이기 위해 종래기술에서는 센서 노드가 슬립 모드와 웨이크업 모드를 주기적으로 전환하는 듀티 사이클 방법을 제안하였다.

[0005] 객체 추적 무선 센서 네트워크는 객체 추적의 정확도를 높이는 기법이 요구된다. 듀티 사이클 방법에서 슬립 모드일 경우에는 데이터를 수집이 이루어지지 않는다. 해당 기간 동안 객체가 센싱 반경 안에 있는 경우에는 객체를 감지할 수 없기 때문에 듀티 사이클 방법 적용 시 객체의 이동 경향성 대한 고려가 요구된다.

[0006] 따라서 객체 추적을 위한 무선 센서 네트워크에서는 요구되는 객체에 대한 감지 요구 조건을 만족하면서도 센서 노드의 에너지 효율성 역시 최대화할 수 있는 듀티 사이클 모드를 선택하는 기법이 필요하다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-2018117호 (2019.08.29)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0008] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 무선 센서 네트워크 환경에서 센서 노드의 에너지 효율성을 최대화하기 위한 듀티 사이클 모드를 결정하는 방법 및 장치를 제공하는데 있다. 또한, 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치, 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보, 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직임은 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드 등을 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습 방법 및 장치를 제공하고자 한다.

### 과제의 해결 수단

- [0009] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 장치는 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 듀티 사이클 계산부 및 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습부를 포함한다.
- [0010] 상기 데이터 생성부는 센서 노드의 배치, 객체 이동 모델, 센싱 모델을 포함하는 실제 환경 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하고, 상기 디지털 트윈에서 각각의 센서 노드는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치, 객체 위치, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에 들어오는 시간, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에서 나가는 시간의 정보를 저장한다.
- [0011] 상기 듀티 사이클 계산부는 객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 때 객체의 이동 방향 및 속력, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간의 정보를 이용하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클을 계산한다.
- [0012] 상기 순환 신경망 학습부는 상기 데이터 생성부에서 생성된 디지털 트윈 및 상기 듀티 사이클 계산부에서 계산된 듀티 사이클 모드로부터 추출된 정보를 재구성하는 추출 데이터 재구성부, LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망을 이용하여 상기 추출 데이터 재구성부에서 재구성된 데이터에 대한 정답 레이블과 예측 레이블의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수를 최소화하도록 가중치를 학습하는 학습부 및 상기 학습부의 학습 결과에 따라 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치에 대한 최적의 듀티 사이클을 예측하는 듀티 사이클 모드 예측부를 포함한다.
- [0013] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법은 데이터 생성부를 통해 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 단계, 듀티 사이클 계산부가 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직이는 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 단계 및 순환 신경망 학습부가 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습 단계를 포함한다.

### 발명의 효과

- [0014] 본 발명의 실시예들에 따르면 객체의 이동 속도를 고려하고 객체 감지 요구 조건을 만족하는 듀티 사이클 모드 유도 방법을 통해 에너지 효율성과 객체 추적 정확도를 높인 듀티 사이클 모드를 산출할 수 있으며 이를 통해 네트워크의 수명을 연장시키고 객체 추적 정확도를 높일 수 있다. 또한, 본 발명의 실시예들에 따르면 현실 환경을 가상의 환경으로 구현한 디지털 트윈을 통해 순환 신경망 학습을 위한 데이터 셋을 추출함으로써, 데이터 셋을 수집하기 위한 시간 및 비용을 감소시킬 수 있다. 또한, 본 발명의 실시예들에 따르면 순환 신경망을 통해 네트워크 내부의 센서 노드들의 위치와 각각의 센서 노드들의 객체 감지 여부에 대한 정보를 입력으로 하여 각각의 센서 노드들에 최적화된 듀티 사이클을 예측함으로써, 계산의 복잡성을 줄이고 실시간으로 움직이는 객체에 대한 실제 환경에서의 활용 가능성을 높일 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 장치의 구성을 나타내는 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 추적 무선 센서 네트워크 환경에서 미리 정의된 불연속적인 듀티 사이클의 동작 방식, 센서 노드의 세부 영역에 대해 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 추적 무선 센서 네트워크 환경에서 객체의 움직임을 고려하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클 계산 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 순환 신경망 학습을 위해 데이터 생성 단계의 디지털 트윈에서 추출한 정보

를 재구성하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 순환 신경망을 학습하고 순환 신경망을 통해 듀티 사이클 모드를 예측하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0016] 본 발명의 실시예는 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network; WSN) 환경에서 순환 신경망(Recurrent Neural Network; RNN)을 이용하여 센서 노드들의 최적화된 듀티 사이클 모드를 선택하는 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 무선 센서 네트워크의 센서가 움직이는 객체에 대해서 최소 감지 요구 조건을 만족할 수 있도록 최적의 듀티 사이클을 조절하고, 실제 환경을 반영한 디지털 트윈에서 지도 학습을 사용하는 순환 신경망의 학습 데이터를 생성하며, 디지털 트윈을 통해 추출된 데이터를 이용하여 객체의 움직임에 따라 최적의 듀티 사이클을 예측하는 순환 신경망 모델 구조에 관한 것이다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0018] 먼저, 본 발명에서 주로 사용되는 용어에 대하여 아래와 같이 설명한다.
- [0019] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클(Duty Cycle)은 웨이크업 모드와 슬립 모드를 주기적으로 전환하는 동작 방식으로 센싱 주기에 대한 웨이크업 모드의 비율로 표현되어 높은 듀티 사이클일수록 웨이크업 모드의 상태가 오래 유지된다.
- [0020] 본 발명의 실시예에 따른 웨이크업 모드(Wake up mode)는 듀티 사이클 방식을 사용하는 센서 노드가 활성화 되어있는 상태를 의미하며 데이터 수집 및 송수신을 할 수 있다.
- [0021] 본 발명의 실시예에 따른 슬립 모드(Sleep mode)는 듀티 사이클 방식을 사용하는 센서 노드가 비활성화 되어있는 상태를 의미하며 데이터 수집 및 송수신을 할 수 없다.
- [0022] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망(Recurrent Neural Network; RNN)은 딥 러닝(Deep Learning)의 한 종류로 순차적 데이터 처리에 특화되어 있는 인공 신경망을 의미한다.
- [0023] 본 발명의 실시예에 따른 센싱 영역(Sensing Area, Sensing Coverage)은 센서 네트워크에서 센서 노드가 정보를 감지할 수 있는 영역을 의미한다.
- [0024] 본 발명의 실시예에 따른 LSTM(Long short-term Memory)는 기본 순환 신경망에서 시퀀스 길이가 길어졌을 때 학습이 원활하지 않은 문제를 완화하도록 고안된 순환 신경망 기법이다.
- [0025] 본 발명의 실시예에 따른 손실 함수(Loss function)는 추정량과 모수의 오차로 발생하는 손실을 의미한다.
- [0026] 본 발명의 실시예에 따른 가중치(Weight)는 딥 러닝에서 모델 학습에 사용하는 매개변수를 의미한다.
- [0027] 본 발명의 실시예에 따른 크로스 엔트로피(Cross Entropy)는 손실 함수의 한 종류로 입력 데이터에 대해서 출력 데이터 셋의 클래스에 대한 기댓값을 확률로 나타낸다.
- [0029] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 장치의 구성을 나타내는 도면이다.
- [0030] 제안하는 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 장치는 데이터 생성부(110), 듀티 사이클 계산부(120) 및 순환 신경망 학습부(130)를 포함한다.
- [0031] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 생성부(110)는 객체 감지를 위한 복수의 센서 노드(1, 2, ...,  $n_s$ )의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈(111)을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성한다.
- [0032] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 생성부(110)는 센서 노드의 배치, 객체 이동 모델, 센싱 모델을 포함하는 실제 환경 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈(111)을 생성한다. 생성된 디지털 트윈에서 각각의 센서 노드는 객체 감지 여부( $r^i$ ), 센서 노드의 위치( $x^i, y^i$ ), 객체 위치( $x^o, y^o$ ), 객체가 센서 노드의 센싱 영역에 들어오는 시간( $t_{in}^i$ ), 객체가 센서 노드의 센싱 영역에서 나가는 시간( $t_{out}^i$ )의 정보를 저장한다.
- [0033] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클 계산부(120)는 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에

다른 듀티 사이클 모드( $k^i$ )를 계산하고, 이때 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 계산에는 객체 감지 요구 조건( $N^i$ )을 고려한 값을 제공한다.

- [0034] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클 계산부(120)는 객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 때 객체의 이동 방향 및 속력, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간의 정보를 이용하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클을 계산한다. 본 발명의 실시예에 따른 객체 감지 요구 조건을 고려한 듀티 사이클 계산 과정은 도 4를 참조하여 더욱 상세히 설명한다.
- [0035] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망 학습부(130)는 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측한다.
- [0036] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망 학습부(130)는 추출 데이터 재구성부(131), 학습부(132) 및 듀티 사이클 모드 예측부(133)를 포함한다.
- [0037] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망 학습부(130)는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치를 입력으로 했을 때 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하기 위한 순환 신경망 학습을 위해 데이터 생성부에서 저장한 데이터를 목적에 맞게 재구성한다. 재구성된 데이터를 이용하여 순환 신경망을 학습하고 순환 신경망을 통해 최적의 듀티 사이클 모드를 예측할 수 있다.
- [0038] 본 발명의 실시예에 따른 추출 데이터 재구성부(131)는 데이터 생성부(110)에서 생성된 디지털 트윈 및 상기 듀티 사이클 계산부(120)에서 계산된 듀티 사이클 모드로부터 추출된 정보를 재구성한다.
- [0039] 본 발명의 실시예에 따른 학습부(132)는 LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망을 이용하여 상기 추출 데이터 재구성부에서 재구성된 데이터에 대한 정답 레이블과 예측 레이블의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수를 최소화하도록 가중치를 학습한다.
- [0040] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클 모드 예측부(133)는 학습부(132)의 학습 결과에 따라 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치에 대한 최적의 듀티 사이클을 예측한다. 본 발명의 실시예에 따른 추출 데이터 재구성 과정은 도 5를 참조하여 더욱 상세히 설명한다.
- [0042] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0043] 제안하는 무선 센서 네트워크에서 순환 신경망 기반의 최적의 센싱 듀티 사이클 조절 방법은 데이터 생성부를 통해 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성하는 단계(210), 듀티 사이클 계산부가 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직이는 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하는 단계(220) 및 순환 신경망 학습부가 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하는 순환 신경망 학습 단계(230)를 포함한다.
- [0044] 단계(210)에서, 데이터 생성부를 통해 객체 감지를 위한 센서 노드의 위치 및 센서 노드를 통해 감지되는 객체 이동 모델의 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성하여 순환 신경망 학습을 위한 데이터를 생성한다.
- [0045] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 생성부는 센서 노드의 배치, 객체 이동 모델, 센싱 모델을 포함하는 실제 환경 정보를 이용하여 가상의 디지털 트윈을 생성한다. 생성된 디지털 트윈에서 각각의 센서 노드는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치, 객체 위치, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에 들어오는 시간, 객체가 센서 노드의 센싱 영역에서 나가는 시간의 정보를 저장한다.
- [0046] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클 계산부는 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산하고, 이때 감지되는 객체의 이동 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 계산에는 객체 감지 요구 조건을 고려한 값을 제공한다.
- [0047] 단계(220)에서, 듀티 사이클 계산부가 상기 센서 노드를 통해 감지되는 객체의 움직이는 방향 및 속력에 따른 듀티 사이클 모드를 계산한다.
- [0048] 본 발명의 실시예에 따른 듀티 사이클 계산부는 객체가 센서 노드의 센싱 영역 내부에 있을 때 객체의 이동 방향 및 속력, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 통과하는데 걸리는 시간의 정보를 이용하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클을 계산한다.

- [0049] 단계(230)에서, 순환 신경망 학습부가 상기 계산된 듀티 사이클 모드 및 센서 노드를 통한 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치를 이용하여 최적의 듀티 사이클 모드를 예측한다.
- [0050] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망 학습부는 추출 데이터 재구성부, 학습부 및 듀티 사이클 모드 예측부를 포함한다.
- [0051] 본 발명의 실시예에 따른 순환 신경망 학습부는 객체 감지 여부, 센서 노드의 위치를 입력으로 했을 때 최적의 듀티 사이클 모드를 예측하기 위한 순환 신경망 학습을 위해 데이터 생성부에서 저장한 데이터를 목적에 맞게 재구성한다. 본 발명의 실시예에 따른 추출 데이터 재구성 과정은 도 5를 참조하여 더욱 상세히 설명한다. 재구성된 데이터를 이용하여 순환 신경망을 학습하고 순환 신경망을 통해 최적의 듀티 사이클 모드를 예측할 수 있다.
- [0052] 본 발명의 실시예에 따른 단계(230)는 상기 순환 신경망 학습부의 추출 데이터 재구성부를 통해, 상기 데이터 생성부에서 생성된 디지털 트윈 및 상기 듀티 사이클 계산부에서 계산된 듀티 사이클 모드로부터 추출된 정보를 재구성하는 단계, 상기 순환 신경망 학습부의 학습부를 통해, LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망을 이용하여 상기 추출 데이터 재구성부에서 재구성된 데이터에 대한 정답 레이블과 예측 레이블의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수를 최소화하도록 가중치를 학습하는 단계 및 상기 순환 신경망 학습부의 듀티 사이클 모드 예측부를 통해, 상기 학습부의 학습 결과에 따라 객체 감지 여부 및 센서 노드의 위치에 대한 최적의 듀티 사이클을 예측하는 단계를 포함한다.
- [0054] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 추적 무선 센서 네트워크 환경에서 미리 정의된 불연속적인 듀티 사이클의 동작 방식, 센서 노드의 세부 영역에 대해 설명하기 위한 도면이다.
- [0055] 도3(a)를 참조하면, 듀티 사이클 모드는 사전에 정의된  $0 \sim (K-1)$ 의  $K$  개의 불연속적인 모드로 구분한다. 모드가  $k$  인 센서 노드의 센싱 주기( $T_{mode\ k}^k$ )(311)는 웨이크업 모드 기간( $T_{wake}$ )(312), 슬립 모드 기간( $T_{sleep}^k$ )(313)으로 구성된다. 고정된 웨이크업 모드 기간( $T_{wake}$ )(312)을 사용하고 선택된 모드에 따라 슬립 모드 기간( $T_{sleep}^k$ )(313)을 조절한다. 따라서 모드가  $k$  일 때 듀티 사이클은 수학적 식 1로 나타낼 수 있다:
- [0056] 수학적 식 1
- $$Duty\_cycle_k = \frac{T_{wake}}{T_{mode\ k}} \times 100$$
- [0057]
- [0058] 수학적 식 1의  $Duty\_cycle_k$ 의 선택된 모드  $k$ 가  $K-1$ 에 가까울수록 슬립 모드 기간( $T_{sleep}^k$ )(313)의 길이가 길어져 낮은 듀티 사이클이 되고, 0에 가까울수록 슬립 모드 기간( $T_{sleep}^k$ )(313)의 길이가 짧아져 높은 듀티 사이클이 되며 0인 경우에는 센서 노드를 항상 웨이크업 모드로 유지한다.
- [0059] 도 3(b)를 참조하면, 센서 노드 각각의 세부 영역은 센서 노드가 객체를 감지할 수 있는 센싱 영역(321), 객체가 센싱 영역 밖에 있어 감지할 수는 없지만 일정 거리 안에 있는 불확실한 영역(322), 불확실한 영역의 바깥 영역(323)으로 구성된다.
- [0060] 도 3(c)를 참조하여 객체의 위치에 따른 센서 노드의 센싱 주기( $T_{mode\ k}^k$ )와 듀티 사이클 모드의 관계를 설명한다. 객체의 위치와 객체가 센서 노드의 영역을 지나가는 속도에 따라 각각의 센서 노드의 듀티 사이클 모드를 결정한다. 객체가 센서 노드의 바깥 영역(323)에 있는 경우에는 가장 낮은 듀티 사이클의 주기( $T_{mode(K-1)}$ )(333)를 선택한다. 객체가 센서 노드의 불확실한 영역(322)에 있는 경우에는 약간 높은 듀티 사이클이지만 여전히 낮은 듀티 사이클의 주기( $T_{mode(K-2)}$ )(332)를 선택한다. 객체가 센서 노드의 센싱 영역 안(321)에 있는 경우에는 객체가 센싱 영역을 통과하는 속도에 따라서  $T_{mode0}$ 에서  $T_{mode(K-3)}$ 사이의 듀티 사이클 모드(331)를 선택한다.

[0062] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 추적 무선 센서 네트워크 환경에서 객체의 움직임을 고려하여 객체 감지 요구 조건을 충족하는 듀티 사이클 계산 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0063] 도 4를 참조하면, 객체가 센싱 영역(413) 내부에 있을 때 객체 이동 방향(411)과 객체 이동 속도(412)를 나타낸 것이다. 객체가 센싱 영역을 통과하는 시간을 수학적 식 2로 나타낼 수 있다:

[0064] 수학적 식 2

$$[0065] \quad t_{pass}^i = t_{out}^i - t_{in}^i$$

[0066] 수학적 식 2의  $t_{out}^i$ 은 객체가 센싱 영역을 나오는 시간,  $t_{in}^i$ 는 객체가 센싱 영역을 들어가는 시간으로 그 차인  $t_{pass}^i$ 는 객체가 센서 노드  $i$ 의 센싱 영역을 통과하는데 소요되는 시간이다.

[0067] 본 발명의 실시예에 따르면, 객체가 센싱 영역을 지나가는 시간  $t_{pass}^i$ 가  $t_{max}$ 보다 같거나 큰 경우(41)에는 수학적 식 3에 의해 듀티 사이클 모드 주기의 길이가 결정된다:

[0068] 수학적 식 3

$$[0069] \quad T_{mode(K-3)} = t_{req}$$

[0070] 객체가 센싱 영역 안에 있는 동안 센서는 최대  $t_{req}$ 에 한 번은 객체가 감지될 수 있도록 듀티 사이클 모드(431)를 선택한다. 따라서 객체가 센싱 영역에 들어왔을 때 가장 낮은 듀티 사이클 주기인  $T_{mode(K-3)}$ 은 수학적 식 3에 의해서 결정된다.

[0071] 본 발명의 실시예에 따르면, 객체가 센싱 영역을 지나가는 시간  $t_{pass}^i$ 가  $t_{min}$ 보다 같거나 긴 시간 동안 소요되는 경우(422)에는 요구되는 감지 요구 조건  $N_{req}$ 을 만족해야 하며 이를 충족하는 최소 듀티 사이클 모드(432)를 갖게 된다.

[0072] 본 발명의 실시예에 따르면, 객체가 센서 노드의 센싱 영역을 지나가는 시간  $t_{pass}^i$ 가  $t_{min}$ 보다 작은 경우(421)에는 최소 감지 요구 조건  $N_{min}$ 을 만족해야 하고 이는 매우 높은 듀티 사이클 모드(431)를 갖게 된다.

[0073] 따라서, 객체가 센서 노드  $i$ 의 센싱 영역을 통과하는 시간  $t_{pass}^i$ 에 따른 최소 객체 감지 요구 조건은 수학적 식 4에 의해 결정된다:

[0074] 수학적 식 4

$$[0075] \quad N^i = \begin{cases} N_{min} & \text{if, } t_{pass}^i < t_{min} \\ N_{req} & \text{if, } t_{pass}^i \geq t_{min} \end{cases}$$

[0076] 수학적 식 4에서  $N^i$ 은 센서 노드  $i$ 의 최소 객체 감지 요구 조건이다. 객체가 센서 노드  $i$ 의 센싱 영역을 통과할 때 감지 요구 조건을 만족하는 최대 센싱 주기  $t_{SI}^i$ 는 수학적 식 5에 의해 결정된다:

[0077] 수학적 식 5

$$[0078] \quad t_{SI}^i = \frac{t_{out}^i - t_{in}^i}{N^i} = \frac{t_{pass}^i}{N^i}$$

[0079] 따라서 최적의 듀티 사이클 모드( $k_*^i$ )는 수학적식 6에 의해 결정된다:

[0080] 수학적식 6

$$k_*^i = \begin{cases} 0 & \text{if, } t_{SI}^i < T_{mode1} \\ m & \text{if, } T_{mode m} \leq t_{SI}^i < T_{mode(m+1)} \end{cases}$$

[0081]

[0082] 최대 센싱 주기  $t_{SI}^i$ 가  $T_{mode1}$ 보다 작은 경우에는 모드 0을 선택하여 항상 웨이크업 모드 상태를 유지한다. 최대 센싱 주기  $t_{SI}^i$ 가  $T_{mode m}$ 과  $T_{mode(m+1)}$  사이인 경우에는 짧은 센싱 주기인 모드  $m$ 을 선택한다. 수학적식 6을 통해 계산된 최적의 듀티 사이클 모드( $k_*^i$ )가 객체 감지 요구 조건( $N^i$ )을 만족하는 것을 수학적식 7을 통해 확인할 수 있다:

[0083] 수학적식 7

$$\frac{t_{out}^i - t_{in}^i}{T_{mode k_*^i}} \geq N^i$$

[0084]

[0086] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 순환 신경망 학습을 위해 데이터 생성 단계의 디지털 트윈에서 추출한 정보를 재구성하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0087] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 생성 단계에서 저장한 센서 노드의 위치 ( $(x^i, y^i)$ ), 센서 노드의 객체 감지 여부( $r^i$ )를 순환 신경망의 입력으로 사용한다. 객체 감지 여부( $r^i$ )는 객체가 감지된 경우에는 1, 감지되지 않은 경우에는 0의 이진 정보로 구성된다. 각각의 타임 스텝  $t$ 에서 입력 타임 스텝 벡터는  $d_t = [(x_t^1, y_t^1, r_t^1), (x_t^2, y_t^2, r_t^2), \dots, (x_t^{n_s}, y_t^{n_s}, r_t^{n_s})]$ 로 구성된다.  $n_s$ 은 학습 영역에 있는 센서들의 수를 의미한다.

[0088] 도 5와 수학적식 8을 참조하여 순환 신경망 학습에 사용되는 최대 센싱 주기  $t_{SI}^i$ 를  $t_{SI}^{iT}$ 로 수정하여 사용한다:

[0089] 수학적식 8

$$t_{SI}^{iT} = t_{SI}^i(1 - \delta)$$

[0090]

[0091] 수학적식 8은 순환 신경망의 입력으로 사용되는 센서 노드의 위치( $(x^i, y^i)$ )와 센서 노드의 객체 감지 여부( $r^i$ )는 실용적이지만 객체가 센싱 영역을 통과하는 시간을 명확히 추정하기에는 어려울 수 있다는 점을 고려한다. 따라서 수학적식 8에서  $t_{SI}^{iT}$ 는 순환 신경망 학습 데이터 생성 시 사용되는 최대 센싱 주기이고 ( $0 \leq \delta \leq 1$ )의 범위를 갖는 센싱 주기 마진  $\delta$ 을 이용하여 최대 센싱 주기를 보수적으로 설정한다. 수학적식 8을 참조하여 순환신경망 학습 단계에 사용되는 최적의 듀티 사이클 모드( $k_*^i$ )는 [수학적식 9]의  $k_t^{iT}$ 로 수정되어 사용된다:

[0092] 수학적식 9

$$k_t^{iT} = \begin{cases} 0 & \text{if, } t_{SI}^{iT} < T_{mode1} \\ m & \text{if, } T_{mode m} \leq t_{SI}^{iT} < T_{mode(m+1)} \end{cases}$$

[0093]

[0094] 본 발명의 실시예에 따르면, 순환 신경망의 입력 데이터 셋( $D$ )(510)은 입력 타임 스텝 벡터  $l$ 개를 하나의 데이터(511)로 간주한다. 이에 상응하는 출력 데이터 셋( $T$ )(520)은 수학적식 9를 참조하여 타임 스텝  $t$ 에서 각각의

센서 노드들에 최적의 듀티 사이클 모드(521)로 구성된다. 순환 신경망 데이터 셋은  $n_d$ 개(522)의 데이터로 구성된다.

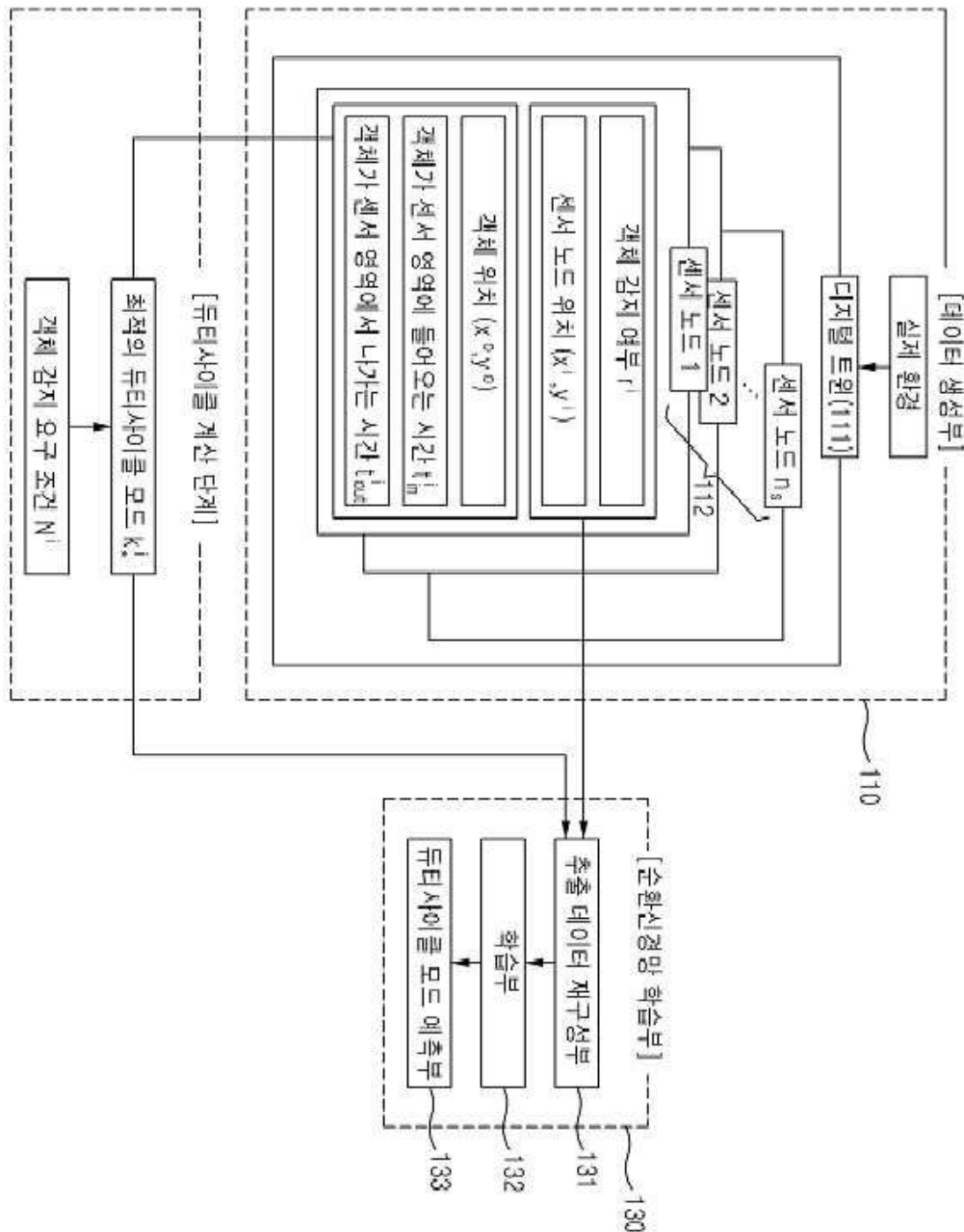
- [0096] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 순환 신경망을 학습하고 순환 신경망을 통해 듀티 사이클 모드를 예측하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0097] 본 발명의 실시예에 따르면, LSTM(Long short-term memory) 기반의 순환신경망(610)은 정답 레이블(611)과 모델을 통한 예측 레이블(612)의 차이를 줄이기 위해 크로스 엔트로피 손실 함수( $L(\theta)$ )를 최소화하는 방향으로 가중치( $\theta$ )를 학습한다.
- [0098] 본 발명은 무선 센서 네트워크 환경에서 순환 신경망을 이용하여 센서 노드들의 최적화된 듀티 사이클 모드를 선택하는 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 무선 센서 네트워크의 센서가 움직이는 객체에 대해서 최소 감지 요구 조건을 만족할 수 있도록 최적의 듀티 사이클을 조절하고, 디지털 트윈에서 순환 신경망의 학습 데이터를 생성하며, 최적의 듀티 사이클을 예측할 수 있도록 순환 신경망을 학습하는 방법에 관한 것이다.
- [0099] 본 발명의 실시예에 따르면, 객체의 위치, 객체의 이동 속도 등을 고려하고 객체 감지 요구 조건을 만족할 수 있는 듀티 사이클 유도 방법을 제공하여 에너지 효율성을 최대화하고 객체 추적의 정확도를 높일 수 있다. 추가적으로 실제 환경을 반영한 가상의 디지털 트윈을 이용하여 학습에 필요한 시간 및 비용을 크게 감소할 수 있고, 순환 신경망을 통해 다중 객체 및 다양한 센서 네트워크 환경에 대해서도 효과적으로 최적의 듀티 사이클을 예측할 수 있다.
- [0101] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable 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.
- [0102] 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 장치에 구체화(embodiment)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.
- [0103] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 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.
- [0104] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가

진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 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.

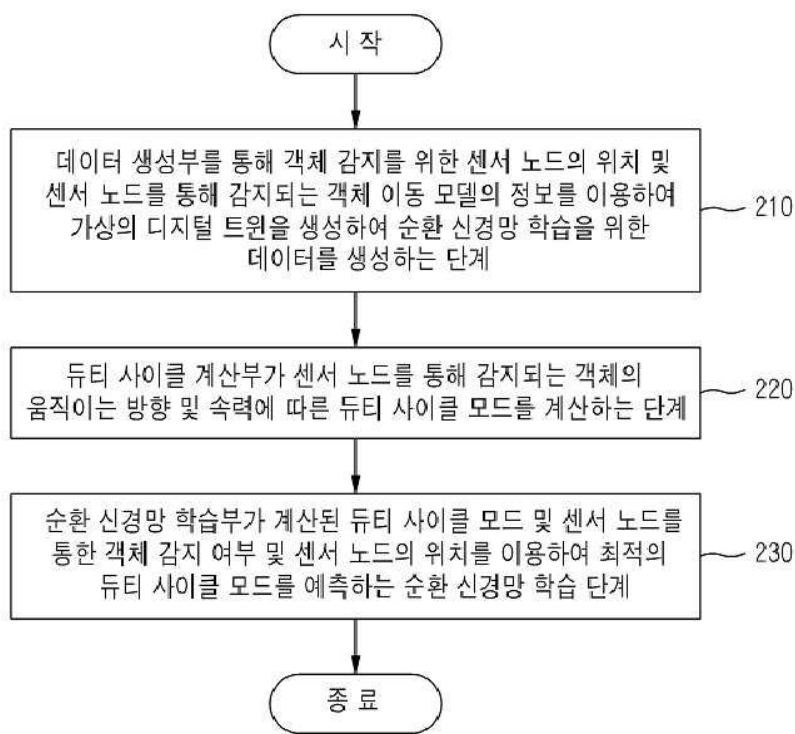
[0105] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

## 도면

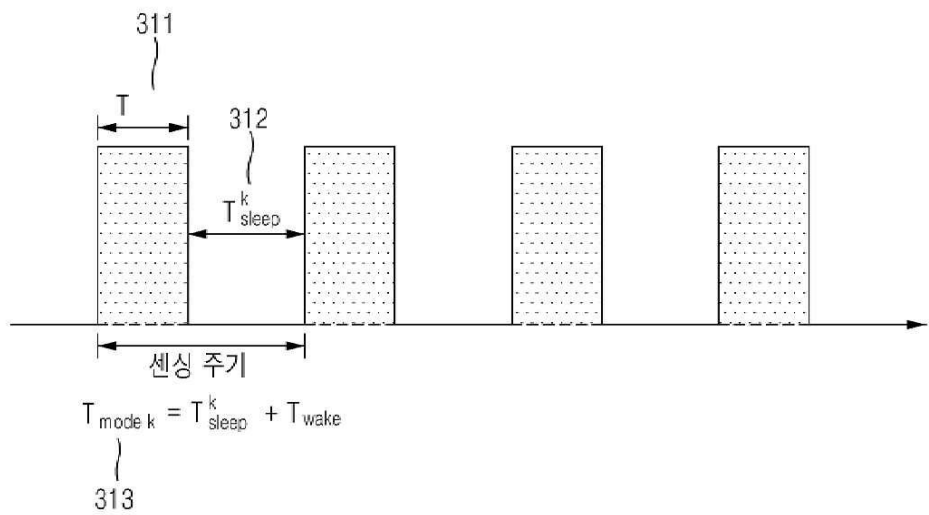
### 도면1



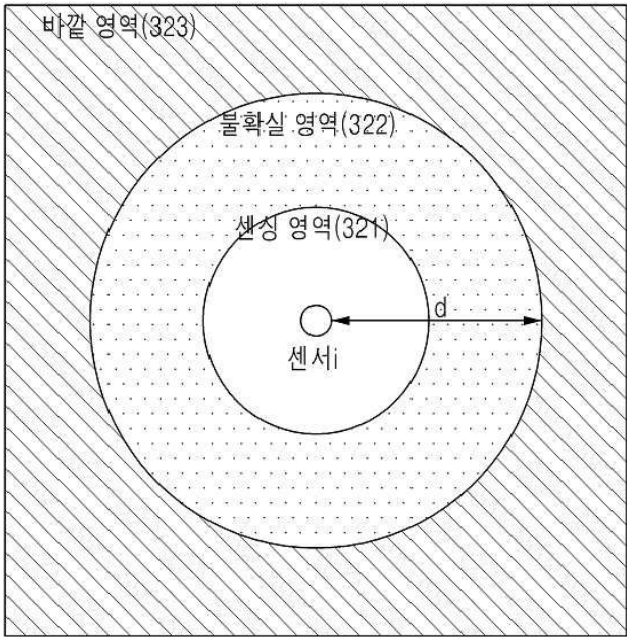
도면2



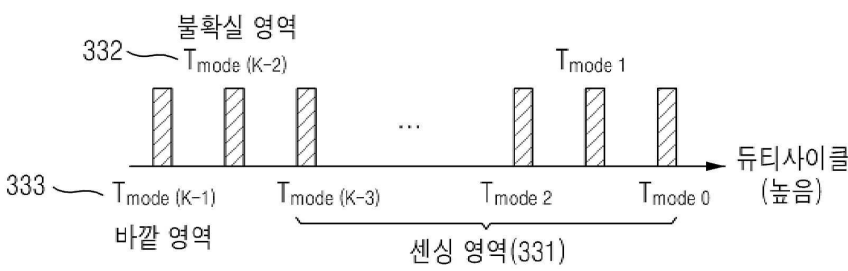
도면3a



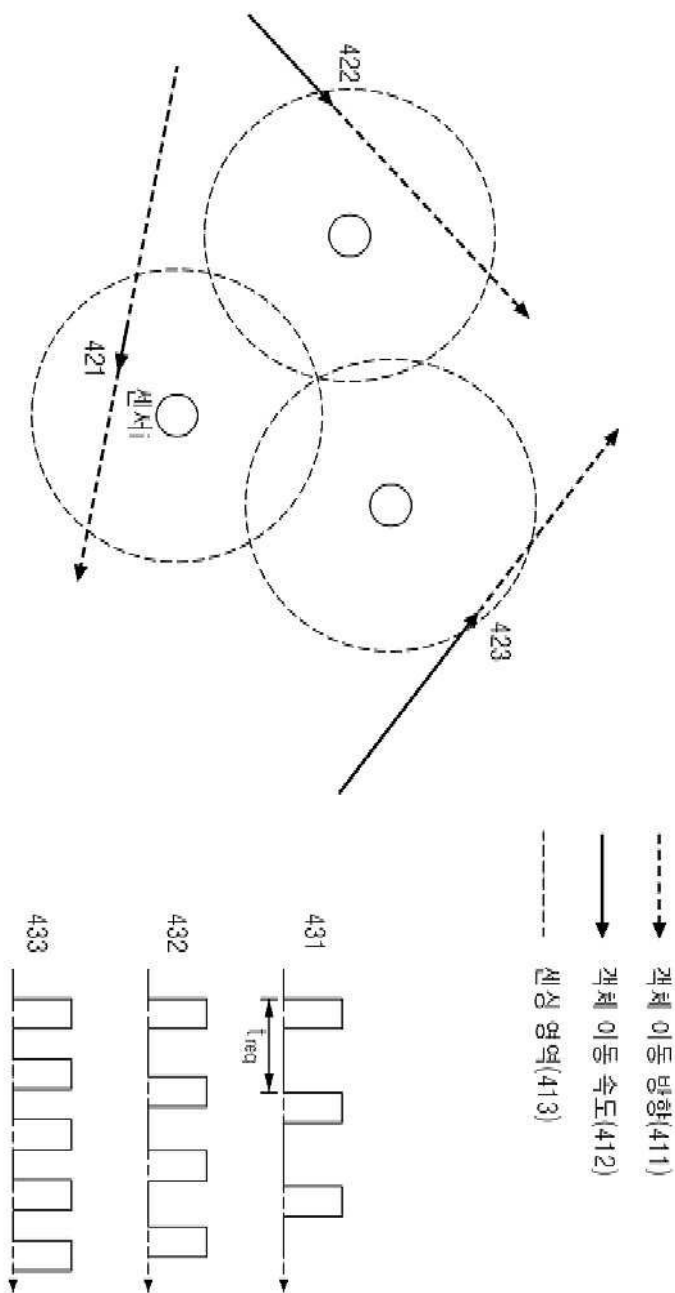
도면3b



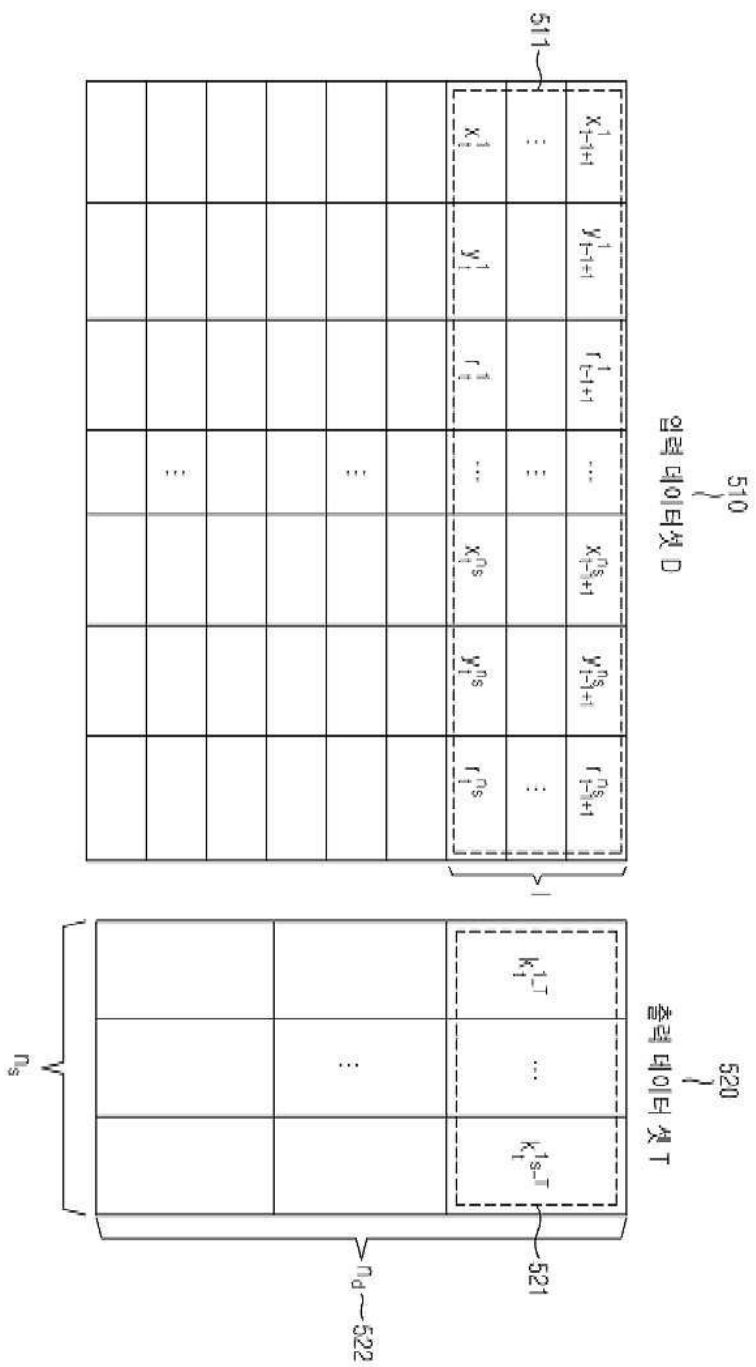
도면3c



도면4



도면5



도면6

