



(19) 대한민국특허청(KR)  
 (12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2018년05월10일  
 (11) 등록번호 10-1856552  
 (24) 등록일자 2018년05월03일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
*H04L 12/24* (2006.01) *H04W 84/18* (2009.01)
- (52) CPC특허분류  
*H04L 41/0695* (2013.01)  
*H04L 41/145* (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2017-0037384
- (22) 출원일자 2017년03월24일  
 심사청구일자 2017년03월24일
- (56) 선행기술조사문헌  
 KR101650661 B1\*  
 Xianfeng Pei, "Spatio-Temporal Event Detection: a Hierarchy based Approach for Wireless Sensor Network", 성균관대학교 석사학위논문 (2015.)\*  
 \*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

- (73) 특허권자  
**성균관대학교 산학협력단**  
 경기도 수원시 장안구 서부로 2066 (천천동, 성균관대학교내)
- (72) 발명자  
**윤희용**  
 경기도 성남시 분당구 정자동로 156번길 12, 2603호(정자동, 타임브릿지)  
**첸 시엔다**  
 경기도 수원시 장안구 화산로 141번길 10-12, 202호(천천동)  
 (뒷면에 계속)
- (74) 대리인  
**김인철**

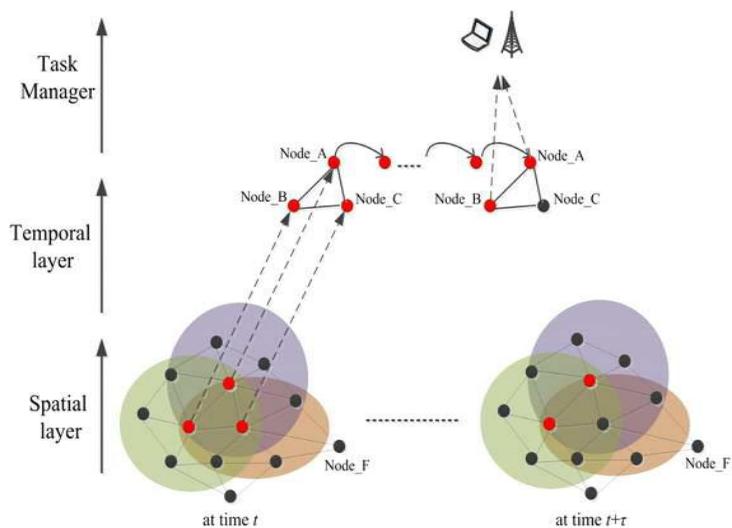
전체 청구항 수 : 총 5 항

심사관 : 박보미

(54) 발명의 명칭 이벤트 탐지 효율성이 향상된 무선 센서 네트워크 시스템

**(57) 요약**

본 명세서는 공간적 및 시간적 상관 관계를 고려하지 않았던 종래 기법에 비해, 이벤트 감지의 정확성 및 통신 오버 헤드를 개선하는 무선 센서 네트워크 시스템을 개시한다. 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템의 이벤트 감지 방법은, 복수의 센서 노드들로 구성된 센서 네트워크 내에서 각 센서 노드가, (a) 상기 센서 노드에 관하여 마르코프 성질을 만족하는 이웃 센서 노드들을 기초로 마르코프 랜덤 필드 모델을 생성하는 단계; (b) 공간적 이벤트를 감지할 때, 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하며 각 센서 노드가 인접한 이웃노드와 통신하는 단계; (c) 주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달하는 단계; (d) 마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출하는 단계;를 포함할 수 있다.

**대 표 도 - 도1**

(52) CPC특허분류

*H04W 84/18* (2013.01)

(72) 발명자

**송병후**

서울특별시 양천구 남부순환로 699 405호 (신정동, 조양그랜드맨션)

**김경태**

경기도 수원시 권선구 서수원로 161-11, 101동 50 1호 (오목천동, 영조아름다운나날1단지)

**이병준**

경기도 수원시 장안구 하률로46번길 17, 305동 1505호 (천천동, 현대아파트)

**김상영**

경기도 수원시 장안구 율전로101번길 43-1, 303호 (율전동, 성원주택)

**송준석**

경기도 수원시 장안구 화산로259번길 38, 204호 (율전동)

---

공지예외적용 : 있음

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

복수의 센서 노드들로 구성된 센서 네트워크 내에서,

각 센서 노드가,

(a) 상기 센서 노드에 관하여 마르코프 성질을 만족하는 이웃 센서 노드들을 기초로 마르코프 랜덤 필드 모델을 생성하는 단계;

(b) 공간적 이벤트를 감지할 때, 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하며 각 센서 노드가 인접한 이웃노드와 통신하는 단계;

(c) 주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달하는 단계;

(d) 마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출하는 단계;를 포함하되,

상기 (b) 단계는, 아래의 식 1에 따른 2가지 값을 인접 노드 사이에 교환하고, 각 노드의 결정에 대한 신뢰성을 측정하기 위해 아래의 식 2의 에너지 함수를 추가로 사용하며;

상기 (c) 단계는, 아래의 식 3에 의해 판독값을 융합하는;

$$\emptyset_i = \begin{cases} 1, & \text{if } F \text{ is rejected} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{식 1})$$

$$E(h) = \sum_{i \in C} \alpha_{h_i} - \sum_{i \in C} \beta \zeta(h_i) - \sum_{i, j \in C} \delta e_{ji} \xi(h_j, h_i) \quad (\text{식 2})$$

$$e_{ji} = \begin{cases} 1, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) \geq \eta \\ 0, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) < \eta \end{cases}$$

$$\wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) = \frac{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = T)}{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = F)} \quad (\text{식 3})$$

(상기 식 1 내지 상기 식 3에서,  $\Phi_i$ 는 센서 노드의 유한 집합  $S$  내의 모든 센서 노드의 결정을 나타내고,  $F$ 는 이벤트가 발생하지 않은 거짓 가설의 센서 노드를 나타내고,  $E(h)$ 는 에너지 함수이고,  $C$ 는 센서 노드에 관하여 클릭을 형성할 수 있는 모든 센서 노드들의 합집합이고,  $h_i$ 는 집합  $C$ 에 속하는 센서 노드  $j$ 의 가설이고,  $\alpha_{h_i}$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 비용 파라미터이고,  $\beta$ 는 단일 노드 클릭들의 에너지의 입자성을 결정하는 계수이고,

$\delta$ 는 집합 공간의 공간적 계수이고,  $\zeta(h_i)$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 데이터 제한값이고,  $n$ 은  $P_F/P_T$ 를 의미하

고,  $e_{ji}$ 는 이웃 노드로부터 수신한 새로운 관찰 및 이전 결정을 고려하여 센서 노드의 결정을 연속적으로 업

데이트하는데 사용되는 융합 규칙이고,  $o_i$ 는  $C$ 에 속하는 센서 노드  $i$ 의 센서 신호이며,  $T$ 는 이벤트 발생에 대응하는 대립 가설이다.)

것을 특징으로 하는 무선 센서 네트워크 시스템의 이벤트 감지 방법.

## 청구항 2

삭제

## 청구항 3

삭제

## 청구항 4

삭제

## 청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 (d) 단계는, 공간적 계층을 통해 발생하는 이벤트 값을 통해 예측된 상태와 측정된 상태가 모두 이벤트를 나타내는 경우에만 시간 이벤트를 식별하는 것을 특징으로 하는 무선 센서 네트워크 시스템의 이벤트 감지 방법.

## 청구항 6

컴퓨터에서 청구항 1 또는 청구항 5에 따른 이벤트 감지 방법의 각 단계들을 수행하도록 작성되어 컴퓨터로 독출 가능한 기록 매체에 기록된 컴퓨터프로그램.

## 청구항 7

각각 제어부를 갖는 복수의 센서 노드들로 구성된 센서 네트워크 내에서,

상기 각 제어부는,

상기 센서 노드에 관하여 마르코프 성질을 만족하는 이웃 센서 노드들을 기초로 마르코프 랜덤 필드 모델을 생성하고,

공간적 이벤트를 감지할 때, 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하며 각 센서 노드가 인접한 이웃노드와 통신하고,

주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달하고,

마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출하되;

상기 제어부는, 아래의 식 4에 따른 2가지 값을 인접 노드 사이에 교환하고, 각 노드의 결정에 대한 신뢰성을 측정하기 위해 아래의 식 5의 에너지 함수를 추가로 사용하며, 아래의 식 6에 의해 판독값을 융합하는;

$$\emptyset_i = \begin{cases} 1, & \text{if } F \text{ is rejected} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(식 4)

$$E(h) = \sum_{i \in C} \alpha_{h_i} - \sum_{i \in C} \beta \zeta(h_i) - \sum_{i, j \in C} \delta e_{ji} \xi(h_j, h_i)$$

(식 5)

$$e_{ji} = \begin{cases} 1, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) \geq \eta \\ 0, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) < \eta \end{cases}$$

$$\wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) = \frac{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = T)}{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = F)}$$

(식 6)

(상기 식 4 내지 상기 식 6에서,  $\Phi_i$ 는 센서 노드의 유한 집합  $S$  내의 모든 센서 노드의 결정을 나타내고,  $F$ 는 이벤트가 발생하지 않은 거짓 가설의 센서 노드를 나타내고,  $E(h)$ 는 에너지 함수이고,  $C$ 는 센서 노드에 관하여 클릭을 형성할 수 있는 모든 센서 노드들의 합집합이고,  $h_i$ 는 집합  $C$ 에 속하는 센서 노드  $j$ 의 가설이고,  $\alpha_{h_i}$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 비용 파라미터이고,  $\beta$ 는 단일 노드 클릭들의 에너지의 입자성을 결정하는 계수이고,  $\delta$ 는 집합 공간의 공간적 계수이고,  $\zeta(h_i)$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 데이터 제한값이고,  $n$ 은  $P_F/P_T$ 를 의미하고,  $e_{ji}$ 는 이웃 노드로부터 수신한 새로운 관찰 및 이전 결정을 고려하여 센서 노드의 결정을 연속적으로 업데이트하는데 사용되는 융합 규칙이고,  $o_i$ 는  $C$ 에 속하는 센서 노드  $i$ 의 센서 신호이며,  $T$ 는 이벤트 발생에 대응하는 대립 가설이다.)

것을 특징으로 하는 무선 센서 네트워크 시스템.

#### 청구항 8

삭제

#### 청구항 9

삭제

#### 청구항 10

삭제

#### 청구항 11

청구항 7에 있어서,

상기 제어부는, 공간적 계층을 통해 발생하는 이벤트 값을 통해 예측된 상태와 측정된 상태가 모두 이벤트를 나타내는 경우에만 시간 이벤트를 식별하는 것을 특징으로 하는 무선 센서 네트워크 시스템.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 WSN(Wireless Sensor Network)의 이벤트 감지 기법에 관한 것으로서, 구체적으로는 Markov Chain과 MRF(Markov Random Field)를 통합시켜 이벤트 탐지 효율성을 향상시킨 발명에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 기존의 WSN에서 이벤트 감지 기법의 대안 발명은 공간적 또는 시간적인 차원을 분리하여 추론하는 방식이었다. 그러나 이벤트에 의해 발생된 센서 데이터의 판독 값은 대개 시공적인 데이터를 나타내어 이벤트 감지의 정확성이 하락한다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0003] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2016-0353223호

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0004] 본 명세서는 이벤트 감지의 정확성 및 통신 오버 헤드를 효과적으로 줄인 무선 센서 네트워크 시스템을 제공하는데 목적이 있다.

[0005] 본 명세서에 기재된 해결과제는 이상에서 언급한 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 해결과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

#### 과제의 해결 수단

[0006] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템의 이벤트 감지 방법은, 복수의 센서 노드들로 구성된 센서 네트워크 내에서 각 센서 노드가, (a) 상기 센서 노드에 관하여 마르코프 성질을 만족하는 이웃 센서 노드들을 기초로 마르코프 랜덤 필드 모델을 생성하는 단계; (b) 공간적 이벤트를 감지할 때, 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하여 각 센서 노드가 인접한 이웃노드와 통신하는 단계; (c) 주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달하는 단계; (d) 마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0007] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (b) 단계는 아래 식에 따른 2가지 값을 인접 노드 사이에 교환할 수 있다.

$$\emptyset_i = \begin{cases} 1, & \text{if } F \text{ is rejected} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0008] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (b) 단계는 각 노드의 결정에 대한 신뢰성을 측정하기 위해 아래 에너지 함수를 추가로 사용할 수 있다.

$$E(h) = \sum_{i \in C} \alpha_{h_i} - \sum_{i \in C} \beta \zeta(h_i) - \sum_{i, j \in C} \delta e_{ji} \xi(h_j, h_i)$$

[0009] 삭제

[0010] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (c) 단계는 아래 수학식에 의해 판독값을 융합할 수 있다.

$$e_{ji} = \begin{cases} 1, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) \geq \eta \\ 0, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) < \eta \end{cases}$$

$$\wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) = \frac{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = T)}{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = F)}$$

[0011]

- [0012] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (d) 단계는 공간적 계층을 통해 발생하는 이벤트 값을 통해 예측된 상태와 측정된 상태가 모두 이벤트를 나타내는 경우에만 시간 이벤트를 식별할 수 있다.
- [0013] 본 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템의 이벤트 감지 방법은 컴퓨터에서 각 단계들을 수행하도록 작성되어 컴퓨터로 독출 가능한 기록 매체에 기록된 컴퓨터프로그램의 형태가 될 수 있다.
- [0014] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템은, 각각 제어부를 갖는 복수의 센서 노드들로 구성된 센서 네트워크 내에서, 상기 각 제어부는, 상기 센서 노드에 관하여 마르코프 성질을 만족하는 이웃 센서 노드들을 기초로 마르코프 랜덤 필드 모델을 생성하고, 공간적 이벤트를 감지할 때, 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하며 각 센서 노드가 인접한 이웃노드와 통신하고, 주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달하고, 마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출할 수 있다.

### 발명의 효과

- [0015] 본 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템은 공간적 및 시간적 상관 관계를 고려하지 않았던 종래 기법에 비해, 이벤트 감지의 정확성 및 통신 오버 헤드를 개선하는 효과가 있다.
- [0016] 본 명세서에 기재된 효과는 이상에서 언급된 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 도면의 간단한 설명

- [0017] 도 1은 무선 센서 네트워크(WSN)의 시공적인 예시도이다.  
 도 2는 임의로 배포된 WSN의 이웃노드와 Clique의 참고도이다.  
 도 3은 센서 노드를 나타내는 두 상태간의 마르코프 과정의 참고도이다.  
 도 4는 노드가 이벤트를 어떻게 결정하는지는 참고도이다.  
 도 5는  $50 \times 50$  센서 노드로 구성된 네트워크에서의 이벤트 발생 예시도이다.  
 도 6은 재현율을 기준의 알고리즘과 본 명세서에 따른 발명의 비교 도표이다.  
 도 7은 재현율을 기준의 알고리즘과 본 명세서에 따른 발명의 비교 도표이다.  
 도 8은 종합적인 성능을 검증하기 위한 F1-척도 도표이다.  
 도 9는 틀린 공정적 및 부정적 이벤트들을 포함한 쓰레기 비율도이다.  
 도 10은 통신비용 도표이다.  
 도 11은 두 번째 시뮬레이션의 결과 참고도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0018] 이하, 첨부한 도면을 참조하여, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 설명한다. 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 이해 할 수 있는 바와 같이, 후술하는 실시예는 본 발명의 개념과 범위를 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 형태로 변형될 수 있다. 가능한 한 동일하거나 유사한 부분은 도면에서 동일한 도면부호를 사용하여 나타낸다.
- [0019] 본 명세서에서 사용되는 전문용어는 단지 특정 실시예를 언급하기 위한 것이며, 본 발명을 한정하는 것을 의도 하지는 않는다. 여기서 사용되는 단수 형태들은 문구들이 이와 명백히 반대의 의미를 나타내지 않는 한 복수 형태들도 포함한다.
- [0020] 본 명세서에서 사용되는 "포함하는"의 의미는 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소 및/또는 성분을 구체화 하며, 다른 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소, 성분 및/또는 그의 존재나 부가를 제외시키는 것은 아니다.
- [0021] 본 명세서에서 사용되는 기술용어 및 과학용어를 포함하는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 일반적으로 이해하는 의미와 동일한 의미를 가진다. 사전에 정의된 용어들은 관련기술문헌

과 현재 개시된 내용에 부합하는 의미를 가지는 것으로 추가 해석되고, 정의되지 않는 한 이상적이거나 매우 공식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0022] 이하에서는 도면을 중심으로 본 명세서에 따른 무선 센서 네트워크 시스템을 설명하고자 한다.

[0023] 도 1은 무선 센서 네트워크(WSN)의 시공적인 예시도이다.

[0024] 도 1을 참조하면, 공간적 계층은 n개의 센서 노드로 구성된 것으로 가정하고, WSN은 거의 동일한 시간 간격으로 센서의 상태를 조사할 수 있다. 이 경우, 센서는  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 로 정의 될 수 있다. 공간적 계층은 젤 낮은 계층으로 마르코프 랜덤 필드(Markov Random Field, MRF)를 기반으로 하여 센서의 공간적 이벤트를 감지한다. 공간적 차원에서 공간적인 관계를 모델링하고 추론을 수행하며 각 노드가 인접한 이웃노드와 통신을 한다. 각 노드의 통신 범위는 반지름 p로 정의가 되며 이벤트가 노드에서 발생할 경우 그 노드는  $S_{node}$ 로 정의가 되며 융합 기능을 통해 주변의 모든 노드의 판독 값을 융합하여 시간적 계층에 전달한다.

[0025] 시간적 계층은 중간 계층으로 공간적 계층과 싱크(sink) 계층 사이에 존재하며 마르코프 체인(Markov Chain)을 통한 시간 차원에서의 이벤트를 검출한다. 마르코프 체인(Markov Chain)은 센서 판독 값의 시간적 관계를 모델링하고 센서 수치 값을 예측하는데 사용한다. 공간적 계층에서 얻은  $S_{node}$ 는 마르코프 체인(Markov Chain)의 처리 과정에 포함되고 시간적 이벤트가 감지되면  $S_{node}$ 로 정의한 후 싱크(sink) 노드로 보고한다.

[0026] 이벤트 감지의 작동은 다음과 같다.

[0027] 공간적 요약에서  $S$ 는 센서 노드를 뜻하며,  $S$ 는 이웃 노드와의 관계를 가지며  $N$ 을 이렇게 정의할 수 있다.

[0028] <식 1>

$$N = \{N_i \mid \forall i \in S\}$$

[0029]  $N_i$ 는 노드\_i의 이웃 노드의 집합을 뜻한다. 이웃 노드와의 상호관계는 두 개로 나누어지는데, 노드 그 자체로 이웃이 안 되는 관계( $i \in N_i$ )와 서로 상호관계를 이루는 관계( $i \in N_j, j \in N_i$ )로 이루어진다. 랜덤하게 배치되는  $S$ 는 반지름 p의 통신 범위안의 이웃노드를 얻는다.

[0031] <식 2>

$$N_i = \{j \in S \mid \text{Dist}(\text{node}_j, \text{node}_i) \leq p, j \neq i\}$$

[0032] 노드 사이의 유클리드 거리를 뜻하며, 다음과 같이 지역 조건 분배를 제공한다.  $\text{Dist}$ 는 두 개의

[0033] <식 3>

$$P(X_i=x_i \mid X_j=x_j, j \neq i, j \in S) = P(X_i=x_i \mid X_j=x_j, j \in N_i) \quad x_i \text{는 노드}_i \text{의}$$

랜덤 변수이며  $x_i$ 는  $X_i$ 의 특정 값이다. 따라서 임의의 벡터  $X=\{X_i\} (i \in S)$ 는  $S$ 로 덮여 있는 감시 영역의 임의의 필드이다.  $S$ , 0 필드의 센서의 감시는 아래와 같이 정의된다.

[0035] <식 4>

$$O = \{o_i\} \quad (i \in S)$$

[0036] 여기에  $\text{센서}_i$ 와  $o_i$ 에 노이즈 모델이 추가된 센서의 감시는 다음과 같다.

[0038]

&lt;식 5&gt;

$$o_i = \psi_i + G_i, \text{ for all } i \in S$$

[0039]

[0040]

$\psi_i$ 는 센서 노드  $i$ 의 신호 세기를 나타내며,  $G_i$ 는 가우시안 랜덤 변수를 통해 측정한 노이즈이다. 인접한 센서 노드의 관측 값은 근접함으로 인하여 높은 공간적 상관관계를 나타낸다. 각각의 센서 노드는 이벤트 발생시에 거짓 가설(F)인지 대체 가설(T)인지 구별하도록 설계되어 있고 두 가설의 연역적 확률은 각각  $P_F$ 와  $P_T$ 에 의한 것이다.  $H$ 를  $S$  필드에 대한 가설 필드의 랜덤 필드라고 가정했을 때,  $H$ 의 가설의 구성 요소는  $H=\{h_i\} (i \in S)$ 로 나타낼 수 있다 ( $h_i \in \{F, T\}$ ). 또한 가설 구성  $H$ 는 이진 결정 처리과정 동안에 고정되며  $S$ 의 각 노드는 다른 노드에서 관찰 되지 않는 고유한 현상이 나타난다.  $\Phi=\{\Phi_i\} (i \in S)$ 가  $S$ 의 모든 센서 노드라 할 때 노드- $i$ 는 다음과 같이 정의된다. 이러한 두 가지의 값은 독립적으로 가정되는 인접 노드 사이에서 교환된다.

[0041]

&lt;식 6&gt;

$$\emptyset_i = \begin{cases} 1, & \text{if } F \text{ is rejected} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0042]

여기서  $\Phi_i$ 는 센서 노드의 유한 집합  $S$  내의 모든 센서 노드의 결정을 나타내고,  $F$ 는 이벤트가 발생하지 않은 거짓 가설의 센서 노드를 나타내며, 노드  $i$ 에 의한 결정은 위의 식에 의해 결정된다.

[0043]

공간 계층은 가장 높은 확률의 센서 필드를 결정한다. 즉, 가장 높은 확률을 가진 가설 구성을 결정하는 것이다. Bayes의 정리를 통해, 관측을 통해 주어진 가설 구성의 확률은 아래와 같이 정의된다.

[0044]

&lt;식 7&gt;

$$P(H|O) = \frac{P(O|H)P(H)}{P(O)} \propto P(O|H)P(H)$$

[0045]

$P(O)$ 는 지역 의사 결정에 의해 지속적으로 관찰되고,  $P(O|H)$ 는 확률 가능성이며  $P(H)$ 는 선행 확률이다. 앞서 언급한 바와 같이, 관측값  $O$ 는 노이즈가 추가된 가우시안 랜덤변수이다.  $o_i$ 를 모든  $H_i$ 에 조건적 독립이라고 할 때,  $P(O|H)=\prod P(o_i|H_i)$ . 그리고  $o_i$ 가 서로서로 조건적 독립이라 하면,  $P(O|H)=\prod P(o_i|H)$ . 이에 따라,  $P(O|H)$ 는 아래의 식을 통하여 얻을 수 있다.

[0047]

&lt;식 8&gt;

$$P(O|H) = \prod P(o_i|H) = \prod \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{h_i}^2}} \exp\left(-\frac{(o_i - \mu_{h_i})^2}{2\sigma_{h_i}^2}\right)$$

$$\mu_{h_i} = \frac{1}{|S_{h_i}|} \sum_{S_{h_i}} o_i$$

$$\sigma_{h_i}^2 = \frac{1}{|S_{h_i}|} \sum_{S_{h_i}} (o_i - \mu_{h_i})^2$$

[0048]

MRF 모델은 공간적 요약 과정을 통해  $P(H)$ 를 결정하는 데 사용한다. MRF는 물리적 현상의 공간적 종속성을 분석하는데 사용되는 조건부 확률분포이다. MRF 모델은 cliques 세트에 기반을 두고 있다. clique  $C$ 는  $S$ 의 각 노드

가 C에 있는 다른 노드와 각각 이웃인 S의 하위 노드의 집합으로 정의된다. 일차 이웃 시스템을 위해서, C는 단일 노드 clique일 경우  $C_1$ , 두 개의 노드 clique일 경우  $C_2$ 라고 정의된다. S의 모든 clique의 k차 이웃 시스템은 다음과 같이 정의된다.

[0050] <식 9>

$$C = C_1 \cup C_2 \cup C_3 \dots \cup C_K$$

[0051]

[0052] 도 2는 임의로 배포된 WSN의 이웃노드와 Clique의 참고도이다.

[0053] 도 2를 참조하면, 노드\_i의 주변 지역은 음영으로 표시되어 있다. 공간 요약 계층은 MRF 모델을 사용하여 센서 관찰(O)에 주어진 가설 구성(H)을 식별한다.

[0054] MRF의 필드 구성(H)에 대한 확률은 Gibbs 분포를 통하여 얻어진다.

[0055] <식 10>

$$P(H=h) = Z^{-1} e^{-E(h)}$$

[0056]

[0057] 분할 함수 Z는 다음과 같이 정의되며, Z는 H의 모든 가능한 구성에 대한 요약 상수이며 E(h)는 h의 에너지 함수이다.

[0058] <식 11>

$$Z = \sum_{h \in H} e^{-E(h)}$$

$$E(h) = \sum_{i \in C} \alpha_{h_i} - \sum_{i \in C} \beta \zeta(h_i) - \sum_{i, j \in C} \delta \xi(h_j, h_i)$$

[0059]

[0060]  $\alpha_h$ 는 가설  $h \in \{F, T\}$ 의 비용 변수로 다양한 가설의 상대적인 정보에 대한 객관적인 정보가 없는 경우에는 일반적으로 모든 노드에 대해 0으로 설정된다.  $\alpha_h$ 가 0으로 설정 되었을 때  $\beta$  계수는 단일 노드 clique의 에너지의 임도를 결정하며  $\delta$ 는 필드 S의 공간적 계수를 결정하며,  $\beta$ 와  $\delta$ 는 평가 중에 1로 설정된다. 데이터 제약 조건  $\zeta(h_i)$ 은 단일 clique에 의한 에너지 함수의 영향을 결정하고, 평탄한 제약조건  $\xi(h_j, h_i)$ 은 이웃 노드의 영향을 의미한다.  $\zeta(h_i)$ 는 각각 노드의 관찰 값이고,  $\xi(h_j, h_i)$ 는 공간적 일관성 값(서로에 가까운 노드들은 유사한 이벤트를 가질 가능성이 높음)을 뜻한다.

[0061] <식 12>

$$\zeta(h_i) = \log(P(o_i|h_i))$$

$$\xi(h_j, h_i) = \begin{cases} -1, & \text{if } h_j = h_i \\ 1, & \text{if } h_j \neq h_i \end{cases}$$

[0062]

[0063] 센서 노이즈의 불규칙함과 채널의 잡음 때문에, 이웃 노드에서 수신한 이전 결정은 모두 고려하는 에너지 모델

식( $E(h)$ )은 적절하지 않다. 따라서 본 발명에서 제안된 방법은 각 노드의 결정에 대한 신뢰성을 측정하기 위해 확률을 사용한다. 본 발명의 에너지 함수는 다음과 같이 정의가 된다.

[0064] <식 13>

$$E(h) = \sum_{i \in C} \alpha_{h_i} - \sum_{i \in C} \beta \zeta(h_i) - \sum_{i, j \in C} \delta e_{ji} \xi(h_j, h_i)$$

[0065]

여기서  $E(h)$ 는 에너지 함수이고,  $C$ 는 센서 노드에 관하여 클릭을 형성할 수 있는 모든 센서 노드들의 합집합이고,  $h_i$ 는 집합  $C$ 에 속하는 센서 노드  $j$ 의 가설이고,  $\alpha_{h_i}$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 비용 파라미터(cost parameter)이고,  $\beta$ 는 단일 노드 클릭(single-node cliques)들의 에너지의 입자성(granularity)을 결정하는 계수이고,  $\delta$ 는 센서 노드들의 집합 공간의 공간적 계수이며,  $\zeta(h_i)$ 는 센서 노드  $i$ 의 가설  $h_i$ 의 데이터 제한값이다.

[0066] 융합 기능은 노드의 통신 범위 내에 상주하는 인접 노드의 공간 판독 값과 이진 결정을 모두 고려한다. 융합 기능은 2단계 과정을 포함하는데, 첫 번째로 각각의 센서는 서로 의사소통을 하지 않고 개별적으로 가능한 비율 검사를 수행한다. 두 번째 단계에서는 각 센서가 융합 과정을 수행한다. 융합 규칙은 다음과 같다.

[0067] <식 14>

$$e_{ji} = \begin{cases} 1, & \frac{p(h_i = T | o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i})}{p(h_i = F | o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i})} \geq 1 \\ 0, & 1, \frac{p(h_i = T | o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i})}{p(h_i = F | o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i})} < 1 \end{cases}$$

[0068]

[0069] Bayes 이론에 의하여 위의 융합 규칙은 아래의 식과 같이 정의된다.

[0070] <식 15>

$$e_{ji} = \begin{cases} 1, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) \geq \eta \\ 0, & \wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) < \eta \end{cases}$$

$$\wedge(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i}) = \frac{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = T)}{P(o_i, \{\emptyset_{ji}\}_{j \in N_i} | h_i = F)}$$

[0071]

[0072] 여기서  $\eta$ 은  $P_F/P_T$ 를 뜻한다.  $e_{ji}$ 는 융합 규칙으로, 이웃 노드로부터 수신한 새로운 관찰 및 이진 결정을 고려하여 센서 노드의 결정을 연속적으로 업데이트하는데 사용된다. 또  $o_i$ 는  $C$ 에 속하는 센서 노드  $i$ 의 센서 신호이다. 또  $T$ 는 이벤트 발생에 대응하는 대립 가설이다.

[0073] 시간적 요약은, 노드에 의해 수집된 센서 수치는 인접 노드의 값이 일정하거나 작게 변할 경우 높은 시간적 상관관계를 가진다. 시간적 모델링 과정에서, 마르코프 체인은 공간 계층에서 노드를 모니터링하고 일시적인 이벤

트를 감지하기 위해 시간적 계층에서 사용한다. 일차 마르코프 체인은 프로세스의 향후 행동이 현재 상태에만 기반을 둔 시간의 관점에서 시간의 경과에 따른 이벤트의 유한한 처리를 가정한다. 이산 시간 마르코프 체인은 이산 지점에 임의의 변수들이 어떻게 변하는지를 지정하는 확률적인 과정이다.  $w_t$ 를 적시에 시스템의 상태를 나타내는 무작위 변수라 할 때,  $t=1, 2, \dots$ 는 Markovian property를 포함하여 현재 상태와 미래 상태들은 독립이다.  $P_{ij}$ 를 전이 확률이라고 할 때, 상태- $j$ 일 때 시간 ( $t+1$ ), 상태- $i$ 일 때 시간  $t$ 일 경우에는 다음과 같이 정의된다.

[0074] <식 16>

$$P_{ij} = P(S_{t+1} = \omega_j | S_t = \omega_i)$$

[0075] 도 3은 센서 노드를 나타내는 두 상태간의 마르코프 과정의 참고도이다.

[0077] 도 3을 참조하면, 두 가지 상태의 마르코프 모델은 노드의 미래 상태를 예측하는데 사용되며, 상태\_1은 어떤 이벤트의 감지, 상태\_0은 아무것도 감지가 안 된 것을 의미한다. 상기 마르코프 모델은 현실 세계의 불확실성과 복잡성의 문제를 다루는데 효과적이며, 상태간의 전이 확률은 전문가의 견해 및 교육 과정을 통한 학습 과정을 통해 얻을 수가 있다. 본 발명에서는 전이 확률은 데이터의 훈련을 통해 정규화된 두 상태의 전이 횟수에 따라 얻어진다. 데이터의 훈련 과정 동안, 측정 노이즈 및 채널 잡음은 가우시안 무작위 변수와 기준 데이터에 주입된다. 시간 영역에서 센서에 대한 정상적인 동작의 편차는 일시적 이벤트 또는 소음으로 해석되며, 소음은 간헐적으로 발생하며 연속적인 편차는 일시적인 이벤트로 간주될 수 있다.

[0078] 도 4는 노드가 이벤트를 어떻게 결정하는지는 참고도이다.

[0079] 도 4를 참조하면, 시간적 요약 과정에서 센서의 관찰을 위해 MRF를 사용하여 가성 구성(H)을 확인한 후 노드는 이진 결정을 내린다. 1일 경우 노드는  $S_{\text{node}}(n_{sp})$ 로 표시하고, 마르코프 과정은 일정량의 시간( $\gamma$ )동안 개별적으로  $S_{\text{node}}$ 에 적용되는 것을 뜻한다.  $\Delta \gamma$ 을 보고 간격이라 할 때, 시간적인 이벤트는  $n_{sp}$ 의 예측 상태에 따라서 결정되며 노드의 측정 값은 관찰 값과 user-specified 값과 비교하여 얻어진다. 다시 말해, 공간적 계층을 통해 발생하는 이벤트 값을 통해 예측된 상태와 측정된 상태가 모두 이벤트를 나타내는 경우에만 시간 이벤트를 식별한다. 마르코프 체인(Markov Chain) 처리 과정을 통한  $sp$ 의 예측 값은 다음과 같이 정의된다.

[0080] <식 17>

$$P(\omega_t, \dots, \omega_{t + \Delta \tau}) = q_{\omega_t} \prod_{\gamma=t}^{t + \Delta \tau} P_{\omega_\gamma \omega_{\gamma+1}}$$

[0081] [0082] 이웃 노드의 결정을 고려하여 공간적인 이벤트가 정확히 탐지가 되었음에도 노드 자체가 오작동할 수 있다. 이러한 상황에 대처하기 위해 이벤트는 일시적인 이벤트의 수가 고정 간격 동안에 감지되지 않은 경우에만 실제로 발생한다. 이러한 접근법은 오작동 센서 및 노이즈의 영향을 완화시킬 수 있다.

[0084] <실험예>

[0085] 본 연구 결과를 검증하기 위하여 400, 900, 1600, 2500개의 노드로 구성된 네트워크를 구성하여 정확도, 재현율, F1-척도, 쓰레기 비율, 통신비용을 기준 Thresdholt, MRF알고리즘과의 성능 비교를 실행하였다.

[0086] 기준 데이터들은 이벤트 발생시 특정한 분포를 생성하며 각 센서의 기준 데이터를 읽을 때마다 긍정적 및 부정적인 측정 노이즈가 추가된다.

[0087] 각 센서의 기본 데이터를 읽을 때마다 긍정적이거나 부정적인 측정 노이즈가 추가되며, 신호 전송은 전송 되는 신호의 값이 0에서 1로 바뀌거나 1에서 0으로 바뀌는 동안 발생하는 것으로 간주한다.

[0088] 도 5는  $50 \times 50$  센서 노드로 구성된 네트워크에서의 이벤트 발생 예시도이다.

[0089] 도 5의 (a)는  $50 \times 50$  센서 노드로 구성된 네트워크에서의 이벤트 발생을 보여준다. 기존의 알고리즘인

threshold와 MRF기반 알고리즘으로 이벤트 발생을 검출했을 때 본 명세서에 따른 발명이 (a)와 더 일치함을 알 수 있다.

[0090] 도 6은 재현율을 기준의 알고리즘과 본 명세서에 따른 발명의 비교 도표이다.

도 6을 참조하면, 본 명세서에 따른 발명은 인접한 노드의 데이터를 검토하여 S\_node를 결정하고 Markov 모델을 이용하여 S\_node에서 이벤트가 발생한지 예측한다. 이와 반대로, Threshold는 현재 감지된 데이터에 기초하여 이벤트를 구분하는데 이러한 방식은 개별적으로 노드가 탐지를 해야 한다. 기존의 알고리즘과 제안한 발명과 비교했을 때 제안한 발명이 재현율이 높음을 알 수 있다.

[0092] 도 7은 재현율을 기준의 알고리즘과 본 명세서에 따른 발명의 비교 도표이다.

도 7을 참조하면, 본 명세서에 따른 발명은 인접한 노드의 데이터를 검토하여 S\_node를 결정하고 Markov 모델을 이용하여 S\_node에서 이벤트가 발생한지 예측한다. 이와 반대로, Threshold는 현재 감지된 데이터에 기초하여 이벤트를 구분하는데 이러한 방식은 개별적으로 노드가 탐지를 해야 한다. 기존의 알고리즘과 제안한 발명과 비교했을 때 제안한 발명이 재현율이 높음을 알 수 있다.

[0094] 도 8은 종합적인 성능을 검증하기 위한 F1-척도 도표이다.

도 8을 참조하면, 기존의 알고리즈다 본 명세서에 따른 발명의 F-1 척도가 좋은 것을 알 수 있다.

[0096] 도 9는 틀린 긍정적 및 부정적 이벤트들을 포함한 쓰레기 비율도이다.

도 9를 참조하면, 기존의 알고리즈다 본 명세서에 따른 발명이 쓰레기 비율이 낮음을 알 수 있다.

[0098] 도 10은 통신비용 도표이다.

도 10을 참조하면, 기존의 알고리즈다 본 명세서에 따른 발명이 통신비용이 적게 드는 것을 알 수 있다.

[0100] 상기 첫 번째 시뮬레이션에서는 노드의 실패의 확률을 0.02로 설정하고, 50×50 센서 노드로 구성된 네트워크에서 성능 평가를 했을 때 기존의 알고리즘에 비해서 제안한 발명이 성능이 좋음을 알 수 있다.

[0101] 두 번째 시뮬레이션에서는 센서 노이즈의 확률과 채널의 지터를 0.02에서 0.2사이로 영향을 주고 성능을 평가를 한다. 이 시뮬레이션에서는 효율성을 기준 알고리즘인 Threshold, MRF와의 비교하는데, 이 값은 F1-척도를 의미한다. 센서 고장 및 채널 오류 확률이 증가함에 따라 효율성은 감소한다.

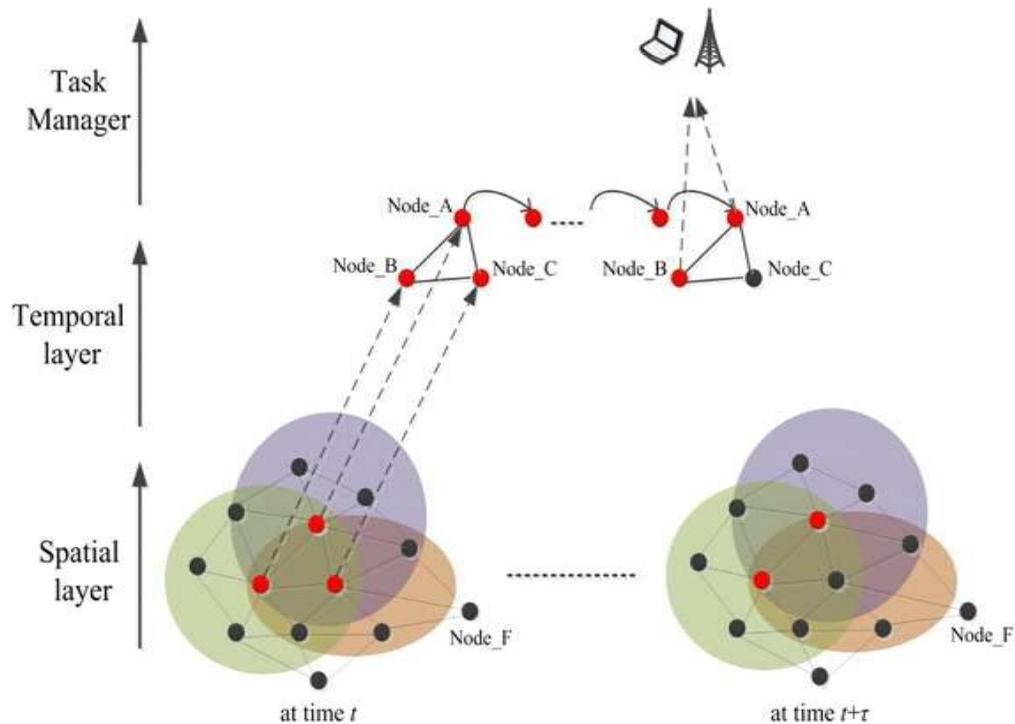
[0102] 도 11은 두 번째 시뮬레이션의 결과 참고도이다.

도 11을 참조하면, 센서 고장 및 채널 오류 확률이 증가함에 따라 효율성은 감소한다. 본 명세서에 따른 발명은 2.4에서 7.5배정도 기존의 알고리즈다 성능이 좋음을 알 수 있다.

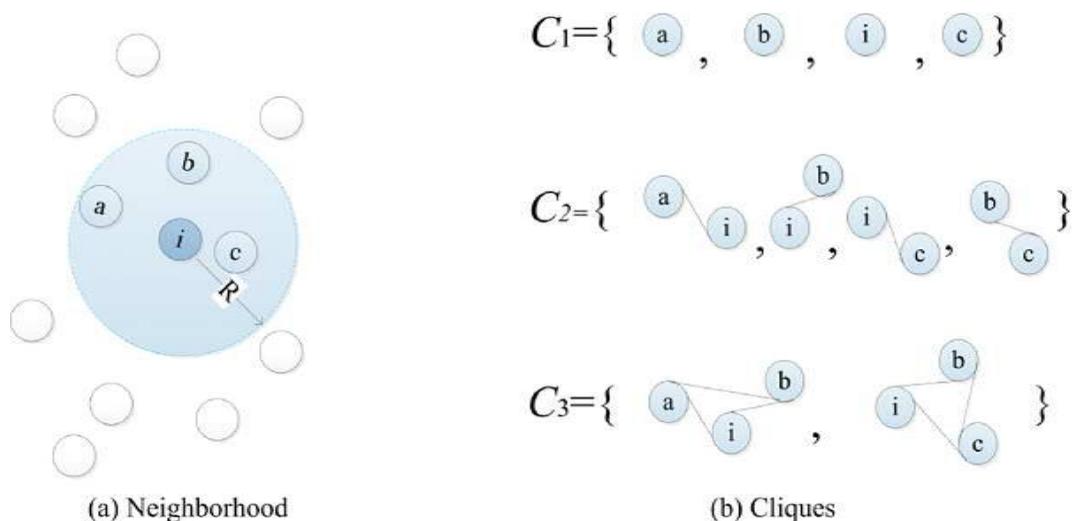
[0104] 본 명세서에서 설명되는 실시예와 첨부된 도면은 본 발명에 포함되는 기술적 사상의 일부를 예시적으로 설명하는 것에 불과하다. 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이므로, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아님은 자명하다. 본 발명의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시 예는 모두 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

## 도면

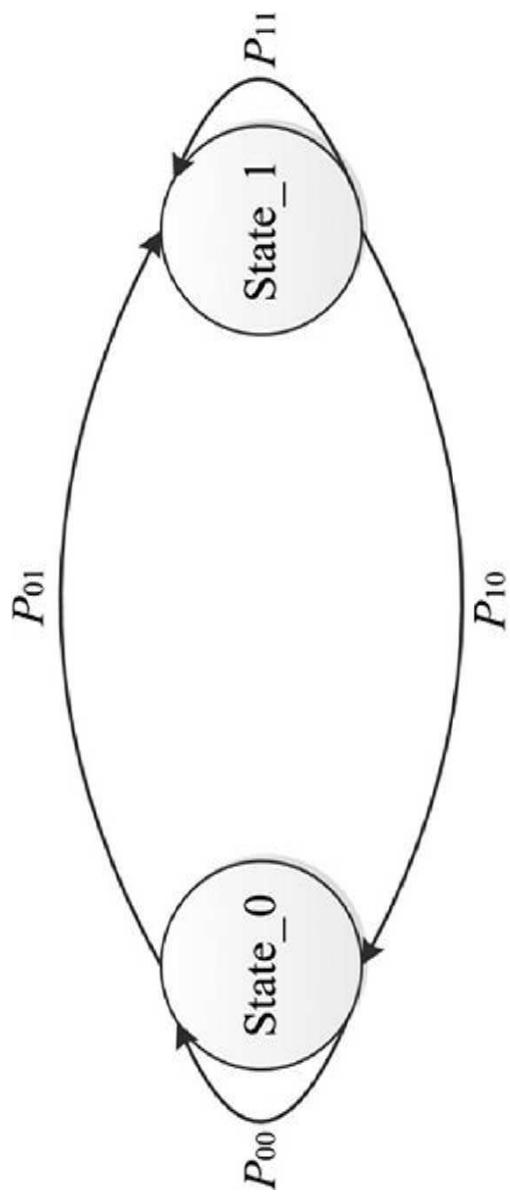
### 도면1



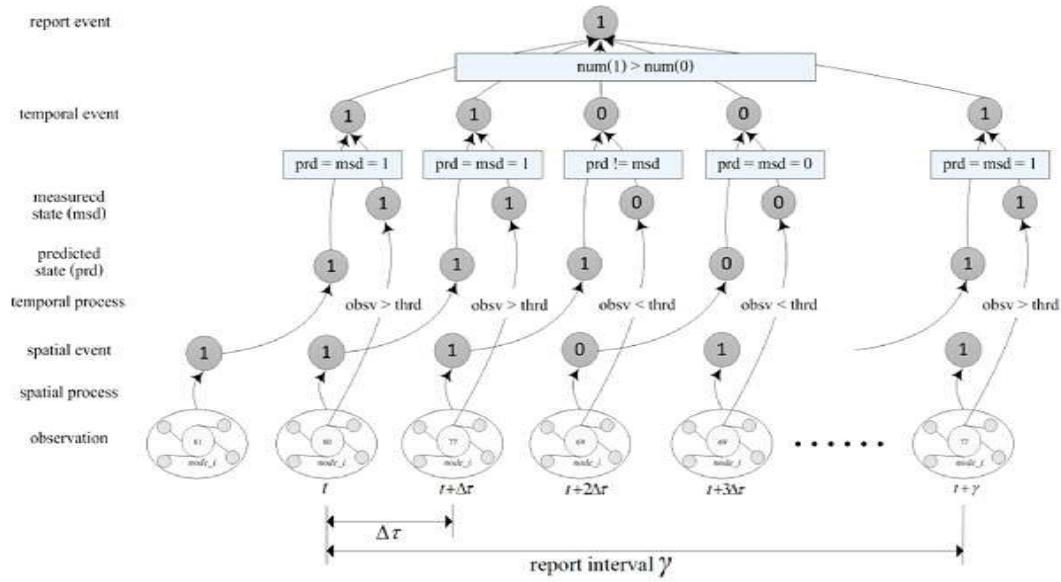
### 도면2



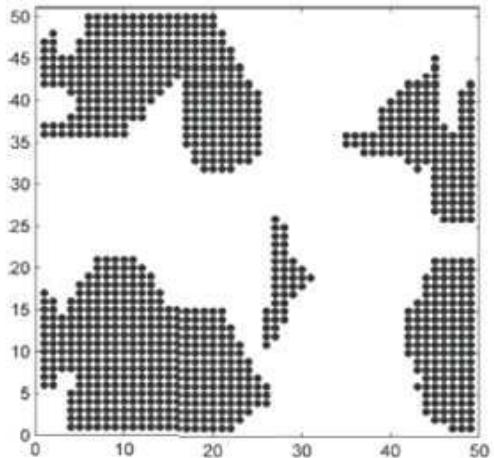
도면3



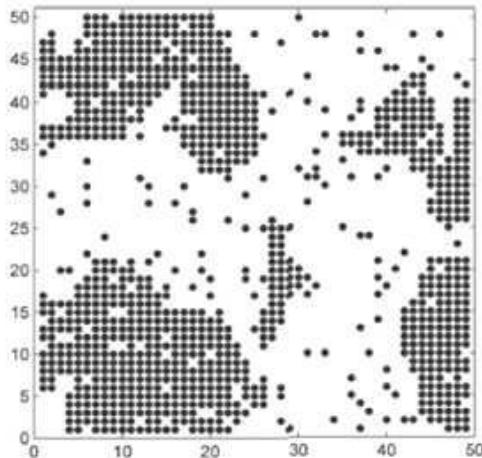
## 도면4



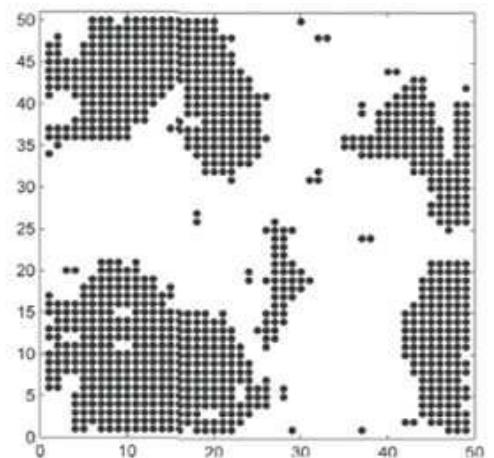
## 도면5



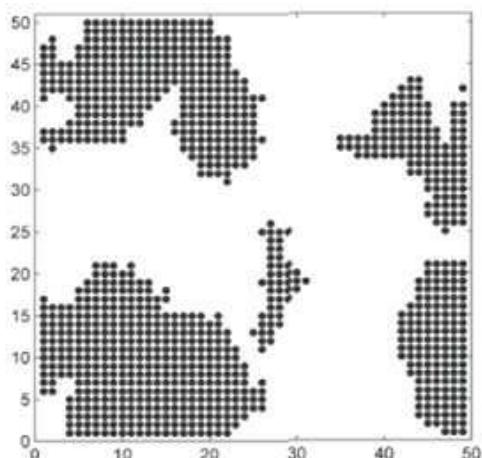
(a) A sample distribution of event occurrence



(b) The threshold-based scheme

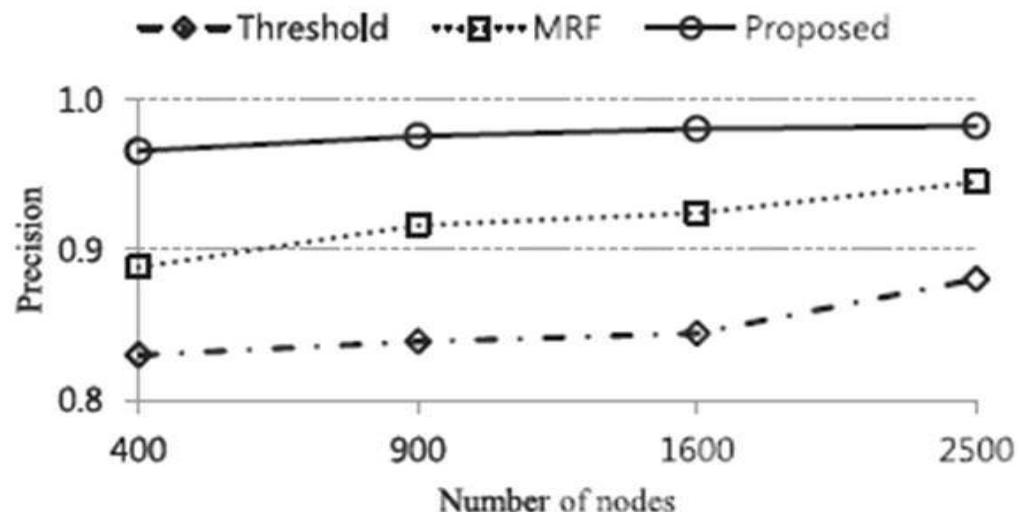


(c) The MRF-based scheme

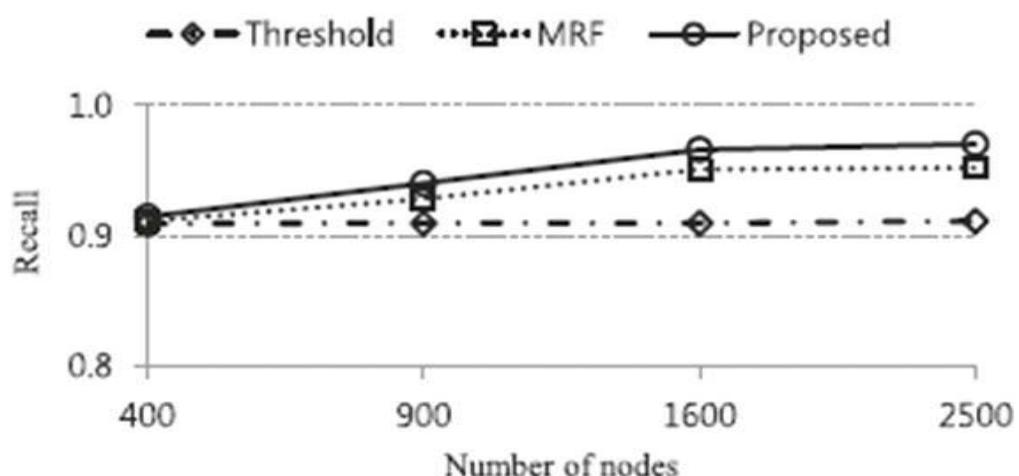


(d) The proposed scheme

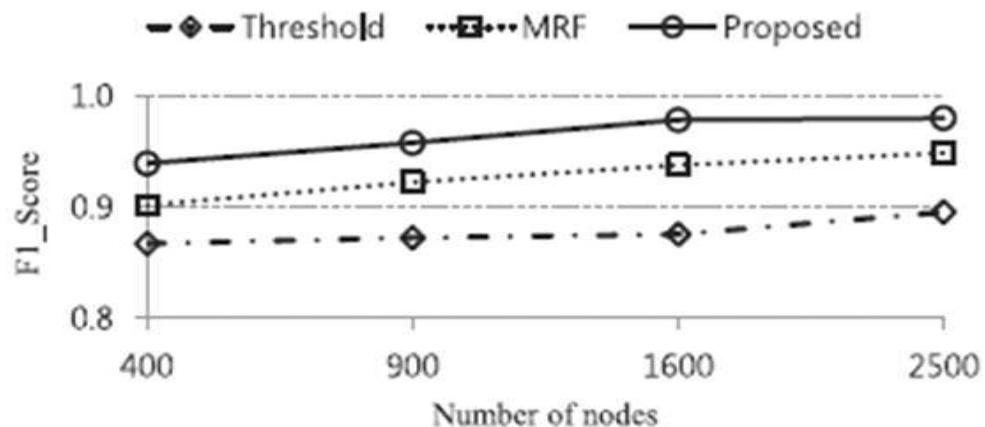
도면6



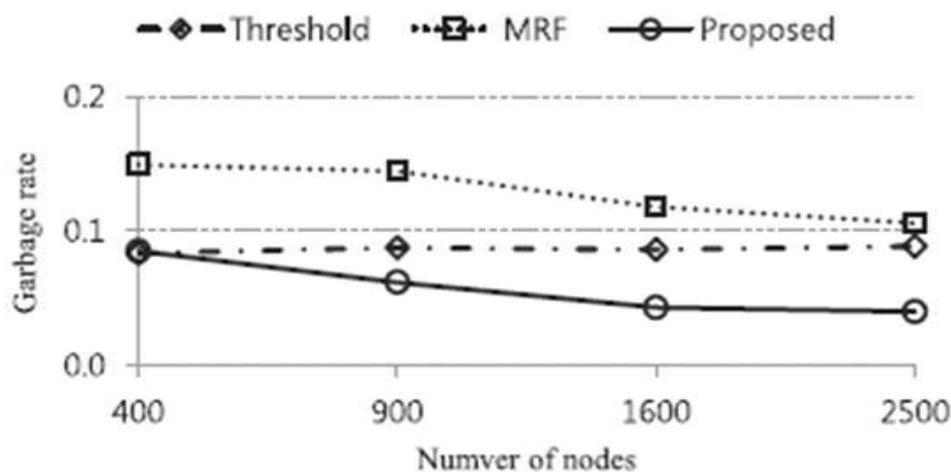
도면7



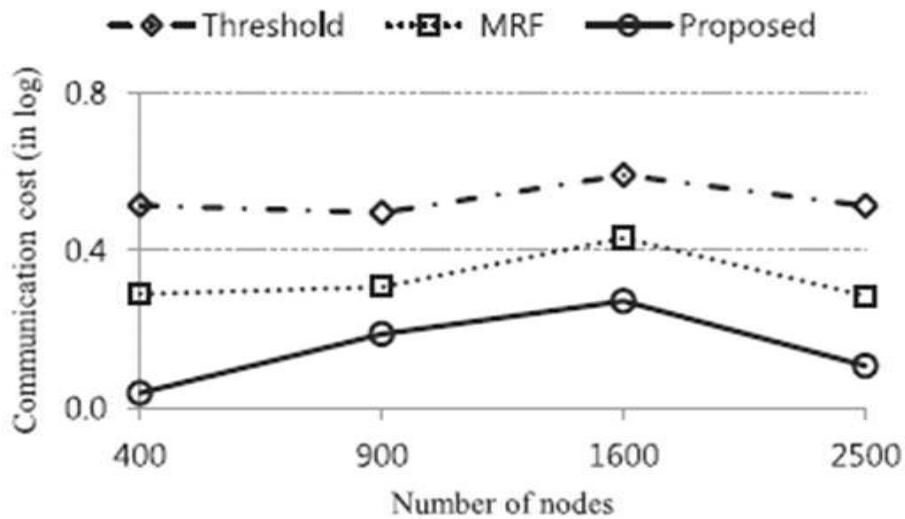
도면8



도면9



도면10



도면11

