

논문 2020-15-28

음향 센서 네트워크에서의 노드 레벨 이벤트 탐지 성능향상을 위한 학습 기반 CFAR 알고리즘 개선

(Learning-based Improvement of CFAR Algorithm for Increasing Node-level Event Detection Performance in Acoustic Sensor Networks)

김 영 수*

(Youngsoo Kim)

Abstract : Event detection in wireless sensor networks is a key requirement in many applications. Acoustic sensors are one of the most frequently used sensors for event detection in sensor networks, but they are sensitive and difficult to handle because they vary greatly depending on the environment and target characteristics of the sensor field. In this paper, we propose a learning-based improvement of CFAR algorithm for increasing node-level event detection performance in acoustic sensor networks, and verify the effectiveness of the designed algorithm by comparing and evaluating the event detection performance with other algorithms. Our experimental results demonstrate the superiority of the proposed algorithm by increasing the detection accuracy by more than 45.16% by significantly reducing false positives by 7.97 times while slightly increasing the false negative compared to the existing algorithm.

Keywords : Wireless sensor network, Acoustic sensor, Event detection, CFAR, Learning

1. 서 론

무선 센서 네트워크에서의 이벤트 (혹은 타깃) 탐지 기술은 생태계 모니터링, 일기 예보, 감시 및 정찰 등과 같은 다양한 응용에서의 필수적인 요소 기술이다. 이는 이벤트의 종류를 식별하거나 추적하기 위해서는 이벤트 탐지가 반드시 선행되어야 하기 때문이다. 다양한 센서 중에서 음향 센서는 이벤트에 대한 많은 정보를 담고 있기 때문에 이벤트 탐지, 식별 및 추적을 위한 센서 네트워크 응용에서 자주 사용된다 [1]. 하지만, 음향신호는 센서 필드의 환경이나 탐지 대상의 특성에 의해 민감하게 변화하며 신호가 복잡하여 다루기가 어렵고 계산 량

이 많을 뿐 아니라 잡음이 많은 환경에서는 오경보율 (False alarm)이 크게 증가한다.

무선 센서 네트워크에서 음향 센서를 활용한 노드 차원의 이벤트를 탐지하는 방법은 크게 두 가지로 나뉠 수 있다. 첫째는 신호의 에너지 값이 이벤트로 간주 될 특정 임계점에 도달했는지 여부를 보고 이벤트를 탐지하는 임계값 기반 방식으로서 표적에 대한 사전 정보와 복잡한 계산식을 필요로 하지 않는 장점은 있으나 큰 에너지를 갖는 잡음 등에 의한 오경보율이 높다는 단점이 있다. 두 번째는 이벤트에 대한 미리 비교될 수 있는 확률적 패턴을 생성하여 이벤트를 탐지하는 기계학습 방식으로서 상대적으로 복잡한 기계학습 처리 알고리즘을 통해 이벤트를 식별하기 때문에 모든 신호구간에 대해 적용하기 어렵고 상대적으로 전력소모가 많아 자원의 제약을 받는 경우에서는 적용이 제한된다 [2].

본 논문에서는 자원의 제약을 받고 재충전이 불가능한 열악한 환경에 배치되는 무선 음향 센서 네트워크에 적용 가능한 임계값 기반의 이벤트 탐지 알고리즘에 대한 성능개선 방법을 고려한다. 기존

*Corresponding Author (pineland@mnd.go.kr)

Received: Aug. 25, 2020, Revised: Sep. 15, 2020,

Accepted: Sep. 22, 2020.

Y.S. Kim: Air Force Academy (Assist. Prof.)

※ 본 논문은 대한민국 공군 국고연구 과제의 지원을 받아 수행된 연구결과임 (20-A-5).

임계값 기반 알고리즘들은 직관적인 휴리스틱 기법을 통해 각종 파라미터 값들이 설정됨으로써 최적의 성능 여부를 알 수 없고 상대적으로 비교되는 탐지 율을 제시하지 못하고 있다. 따라서 음향 센서 노드 차원에서 이벤트 탐지를 위해 보다 체계적이고 명료한 알고리즘의 성능개선에 관한 연구가 필요하다. 본 논문은 CFAR 알고리즘을 기반으로 다양한 음향 센서 네트워크 응용의 노드 차원 이벤트 탐지에 적용될 수 있는 학습 기반의 알고리즘 성능개선 방안을 제안하고 이를 통해 설계된 알고리즘을 다른 알고리즘들과 비교 평가하므로써 그 유효성을 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 센서 네트워크에서의 이벤트 탐지 관련 기존 연구 동향을 살펴보고 3장에서는 학습기반의 이벤트 탐지 알고리즘 성능개선 방안을 설명한다. 4장에서는 실험 및 결과 분석을 통해 제안하는 성능개선 방안의 타당성을 검증하며, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 과제를 논한다.

II. 관련연구

무선 음향 센서 네트워크에서의 센서 노드 차원의 임계값을 기반으로 하는 이벤트 탐지에 관한 연구는 오랫동안 진행되어왔다. 자원의 제약을 받는 센서 노드들의 이벤트를 탐지하는 접근법은 크게 두 가지로 나뉠 수 있는데, 첫째는 임계값을 주변 환경에 따라 변화를 주면서 탐지하는 적응적 임계값 (Adaptive threshold) 방법이 있고, 두 번째는 CFAR (Constant False Alarm Rate)의 기본 틀을 가지고 탐지하는 방법이 있다. 무선 음향 센서 네트워크에서의 각각의 주요 연구사례는 다음과 같다.

Ding, et al. [3]은 음향 센서의 에너지를 기반으로 차량 탐지를 위한 적응적 임계값 (Adaptive threshold) 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 먼저 시간 영역에서 에너지 분포 곡선을 계산하여 미리 정의된 탐지 결정 다이어그램 (state machine detector)에 입력으로 활용하였다. 임계값은 다이어그램의 각 상태 (state)마다 갱신되며, 들어온 입력값이 임계값을 초과하는 지 여부에 따라 차량 탐지 결정을 내린다. 이러한 휴리스틱에 의존한 이벤트 탐지 방법은 해당 도메인으로 적용이 한정되며 변화하는 잡음환경에 오 경보를 줄일 수는 있지만 최상의 성능을 도출하는 이벤트 알고리즘이라 보기 어렵고 다른 알고리즘들과의 비교분석을 통한 객관

적인 탐지 성능을 제시하지 못하였다.

Yim, et al. [4]은 센서 노드의 신뢰 값에 따라 결정 임계값을 동적으로 조정하는 센서 이벤트 감지 방법을 제안하였다. 이웃 노드들로부터 얻은 데이터를 통해 계산된 신뢰도를 바탕으로 임계값을 변화시킴으로써 센서 노드의 오동작을 최소화할 수 있다. 또한, 이동평균 필터를 통해 일시적으로 고장난 센서 노드의 영향을 최소화하고 회복시간을 부여해준다. 하지만 이러한 방법은 센서 노드들 간에 정보교환을 위한 통신 부담을 증가시켜 센서 노드의 수명을 단축시킨다. 따라서 센서 노드 차원에서 정확도가 높은 탐지를 하고 결과 값만을 전달해 주어 통신 부담을 최소화하는 메커니즘이 필요하다.

Li, Dan et al. [5]와 Duarte et al. [6]은 CFAR로 차량을 탐지했다. 타기의 유무를 판단하는 임계값은 환경 소음 차이에 따라 동적으로 조정되어 탐지기가 일정한 오경보율을 유지하도록 하였다. 신호의 에너지가 임계값 미만일 경우 신호는 잡음으로 간주되며 측정치는 다시 임계값을 갱신하는데 사용된다. 이는 환경의 잡음 에너지가 올라가면 적응적으로 임계값도 올라가는 전형적인 CFAR 알고리즘의 루틴이다 [7]. 그러나 센서 신호는 센서 필드 환경과 표적의 움직임 특성에 따라 많은 영향을 받아 실제 탐지 시에는 오경보율이 크게 발생할 수 있는데 이러한 도메인 환경과 표적에 따른 센서 신호의 분석이 없어 이에 대한 해결 방안, 그리고 기존의 알고리즘들과의 비교분석에 한계가 있다.

Alsina-Pagès, et al. [8]는 음향 무선 센서 네트워크에서 도로 교통 소음과 그 외의 잡음을 구분하기 위해 스펙트럴 에너지의 차이를 고려한 임계값 기반의 이벤트 탐지 알고리즘을 제안하였다. 음향신호에 대한 고속 푸리에 변환을 통해 멜 (Mel) 기반 에너지를 추출하여 사전에 정의된 임계값과의 비교를 통해 도로 교통 소음 또는 비정상적인 소음 인지를 판별한다. 하지만 고속 푸리에 변환과 멜 기반 에너지를 추출하는 복잡한 연산은 저비용과 저전력을 요하는 센서 노드에는 일반적이라 할 수 없고 다른 이벤트 탐지 알고리즘들과의 탐지 성능에 대한 비교분석을 보여주지 못하였다.

본 논문에서는 저비용 저전력의 센서 노드 차원에서 수행할 수 있는 임계값 기반의 탐지 알고리즘을 설계하여 계산복잡도의 장점을 살리면서 탐지 정확도를 향상시키기 위해 실제 음향 센서 네트워크에서 발생한 센서 신호를 분석하고 센서 노드 차원에서 이벤트 탐지에 적합하게 CFAR의 구조를 개

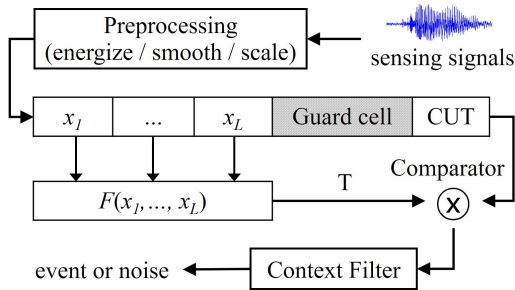


그림 1. 학습 기반 이벤트 탐지 알고리즘의 처리 다이어그램

Fig. 1 Process diagram of learning-based event detection algorithm

선하며 성능향상을 위한 파라미터를 도출하여 학습 기반의 성능향상 방안을 제시한다. 또한, 이를 통해 설계된 탐지 알고리즘을 기존의 알고리즘들과의 비교 분석을 통해 그 성능을 입증한다.

III. 학습 기반 이벤트 탐지 알고리즘 성능개선

음향 센서 노드 차원에서의 학습 기반 이벤트 탐지 알고리즘의 전체적인 설계 절차는 그림 1과 같다. 먼저, 센싱 주기에 따른 음향 신호가 들어오면 신호의 특성을 유지하면서 잡음에 강인하고 계산량을 감소시키기 위해 전처리 과정을 거친다. 그리고 이벤트의 크기에 대한 정보가 주어지지 않고 1차원의 시간 축으로 들어오는 데이터로부터 이벤트를 탐지하기 위해 개선된 CFAR 알고리즘을 적용한다. 마지막으로 센서 환경과 이벤트의 특성에 따라 오경보율을 줄이기 위한 문턱 필터를 거쳐 탐지 여부를 최종 판단한다. 이 때, 각종 파라미터는 학습 메커니즘을 통해 미세 조정되어 최상의 성능을 도출한다.

1. 전처리(Preprocessing)

음향신호는 일반적으로 복잡하고 민감하며 잡음에 의해 쉽게 왜곡되기 때문에 사전 처리가 필요하다. 먼저 수식 (1)과 같이 센싱된 신호 $s(k)$ 를 제공하여 에너지 $e(k)$ 로 변환한다. 에너지는 타깃에 대한 최소한의 사전 정보만 필요하기 때문에 센싱 신호 분석에 자주 사용된다. 그런 다음, 수식 (2)를 통해 잡음의 영향을 줄여주고 처리를 단순화시키는 평활화 과정을 거친다. 여기에서 N 은 이동 평균값

을 구하기 위한 윈도우 크기이다. 이는 신호의 민감성을 약화시키고 고주파의 환경적 소음을 제거하기 위해 저대역 통과 필터를 적용시키는 것과 같다.

$$e(k) = |s(k)|^2, \tag{1}$$

$$m_k = \frac{e_{k-N+1} + e_{k-N+2} + \dots + e_k}{N}. \tag{2}$$

평활화된 데이터는 각각의 데이터의 값이 너무 크거나 혹은 작은 경우에 메모리 공간의 낭비를 줄이고 핸들링을 쉽게 하기 위해 스케일링을 한다. 다양한 스케일러 중에 본 논문에서는 수식 (3)과 같이 에너지 신호에 대한 처리가 용이한 최소최대 스케일러 (MinMax Scaler)를 사용한다.

$$x_i = \frac{m_i - \min(m)}{\max(m) - \min(m)}. \tag{3}$$

2. 학습기반 CFAR 알고리즘 성능 개선

Herbert Simon [9]에 따르면, ‘학습 (learning)’이라는 것은 시스템이 다음번에 동일한 작업을 더 효율적으로 수행 할 수 있도록 하는 시스템의 변화를 의미한다. 이때 시스템은 학습을 위한 근거 (Ground truth)로서 주로 사람 (전문가)에 의한 지식 (knowledge), 즉 라벨링된 데이터를 사용한다. 본 논문에서도 CFAR 기반 이벤트 탐지 알고리즘의 각종 파라미터를 사람에 의해 라벨링된 데이터를 기반으로 학습하여 성능을 개선한다.

원래 CFAR (Constant False Alarm Rate) 알고리즘은 레이더 영상과 같은 2차원 데이터에서 타깃을 추출하기 위해 만들어진 알고리즘이다 [4]. CFAR는 탐지하고자 하는 지점인 CUT (Cell Under Test)의 좌우에 래깅셀 (Lagging Cell)과 리딩셀 (Leading Cell)을 두어 환경정보를 파악하고 CUT과 참조셀 (래깅셀과 리딩셀) 사이에는 가드셀 (Guard Cell)을 두어 신호와 환경정보를 구분한다.

타깃 탐지 구간이 점 또는 일정 크기가 아닌 시간 축으로 가변하는 센서 네트워크의 음향신호를 처리하기 위해서는 CFAR 알고리즘의 구조를 개선해야 한다. 즉, 탐지가 시작되는 지점에서는 래깅셀은 환경 정보를 나타내지만 리딩셀은 탐지 정보를 갖고 탐지 끝점에서는 반대의 경우가 발생하기 때문이다. 또한, 탐지 구간의 크기를 사전에 정할 수가 없기 때문에 탐지 구간 내에서는 래깅셀과 리딩

셀 모두 탐지 정보를 가질 수도 있다.

개선된 CFAR 알고리즘은 센싱 데이터를 처리하기 위해 래깅 셀, 왼쪽 가드 셀, 그리고 CUT만으로 구성된다. 즉, 시간 축으로 센싱 정보를 처리하기 위해 리딩 셀 없이 래깅 셀만으로 환경 정보를 측정한다. 센싱하면서 수식 (4)와 (5)를 통해 래깅 셀의 정보 lag (i)를 추출하고 수식 (6)을 통해 잡음으로 인식된 최근 Q 개의 래깅 셀 정보의 평균을 취하여 환경 정보 b (i)를 얻는다. 이는 래깅 셀의 크기를 연속적으로 확대하는 것과는 잡음과 잡음 사이에 이벤트 신호구간이 있을 수 있기 때문에 다르다. 여기에서 L과 G는 각각 래깅 셀과 가드 셀의 크기로서 루틴하게 정하고 Q는 학습으로 결정된다.

$$m_{lag}(i) = \frac{1}{L} \sum_{l=i-(L+G)}^{i-G} x_l, \quad (4)$$

$$lag(i) = m_{lag}(i) + \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=i-(L+G)}^{i-G} (x_l - m_{lag}(i))^2}, \quad (5)$$

$$b(i) = \frac{1}{Q} \sum_{n=i-Q}^i Lag(n). \quad (6)$$

마지막으로, 탐지여부를 결정하는 임계값 T(i)는 환경이 균질 (Homogeneous)하다고 가정할 때, 이론적으로 탐지확률 (PD)과 거짓경보확률 (PFA)에 의해 결정될 수 있다. 하지만, 실제 환경은 균질하지 않기 때문에 식 (7)과 같이 도출된 최근 환경정보 b(i)를 가지고 잡음환경에 적응적으로 변화하도록 계산된다. γ 는 오경보율을 줄여주기 위한 마진 계수로서 학습을 통해 최적의 값으로 설정된다.

$$T(i) = b(i) + \gamma. \quad (7)$$

센싱되어 들어와 전처리가 된 값 x (i)는 식 (8)과 같이 임계값 t (i)보다 크면 이벤트 구간으로 판단되고 그렇지 않으면 잡음 구간으로 간주된다. 또한, 탐지구간 시작점에서의 환경 잡음정보를 기억장치에 넣어두고 이후부터 들어오는 센싱 에너지는 래깅 셀의 정보가 아닌 저장해둔 환경 잡음정보를 참조하면서 이벤트 혹은 잡음 구간인지를 판단한다. 이러한 처리과정을 통해 센싱 구간 에너지의 좌우 대칭으로 비례하는 탐지결과를 추출할 수가 있다.

$$\begin{matrix} event, & \text{if } x(i) > T(i) \\ noise, & \text{else} \end{matrix}. \quad (8)$$

3. 학습기반의 문맥 필터 (Context Filter) 설계

센서 필드의 환경과 타깃의 특성에 대한 정보, 즉 문맥정보를 활용하면 오경보율을 줄일 수 있다. 예를 들면, 어떤 차량 (타깃)의 주행으로부터 발생하는 음향신호는 간헐적이거나 짧지 않고 지속적인 이벤트 크기를 가질 것이다. 따라서 이러한 문맥정보를 활용하여 탐지구간의 병합과 필터링을 통해 오경보율을 줄여 탐지 정확도를 높일 수 있다.

타깃의 특성에 따라 하나의 이벤트임에도 중간에 에너지가 낮은 짧은 구간이 존재하면 여러 탐지구간들로 인접해서 조각조각 나타날 수 있다. 예를 들면, 자갈이 깔린 비포장도로를 차량이 움직일 때, 마퀴로부터 발생하는 소리가 이에 해당된다. 따라서 이러한 인접한 탐지구간은 하나의 이벤트로 병합을 시켜줘야 한다. 반면, 타깃에 따라 간헐적으로 짧게 발생하는 이벤트를 필터링해야 한다. 차량을 타깃으로 할 때, 일시적이고 간헐적으로 나타나는 소리는 대부분 차량보다는 환경적 잡음에 의해 발생하는 소리일 확률이 높기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 같은 이벤트로 볼 수 있는 인접한 이벤트 간의 병합을 위한 최대 시간과 간헐적으로 발생하는 환경잡음을 제거하기 위해 이벤트로서의 가져야 하는 최소시간을 파라미터로 식별하여 학습을 통해 최적의 값으로 설정된다.

IV. 실험 및 평가

1. 데이터 집합 및 실험환경 구성

본 논문에서는 美 DARPA의 SensIT 프로젝트로 진행된 센서 네트워크에서 수집된 데이터 집합을 사용하였다 [6, 10]. 캘리포니아 산악지역 약 900 × 300 미터의 면적에 배치된 센서 노드에 장착된 음향 센서 (microphone)에서 생성된 데이터로 구성되었으며 두 종류의 균용차량, 돌격수륙양용차 (AAV)와 드래곤 왜건 (DW)이 센서 필드를 지나가면서 발생한 신호들이다. AAV는 9번, DW는 12번의 주행에 의한 24개의 센서 노드들로부터 12비트 분해능에서 4,960 Hz로 샘플링된 데이터 파일 중 센서 불량 등으로 왜곡이 심한 26개를 제외한 478개의 데이터가 사용되었다.

전처리 과정에서는 식 (1)에 따라 신호에 대한 시간축의 에너지 값을 추출하고 0.5초 동안의 샘플링 데이터 즉, 2,580 포인트의 윈도우 크기를 가지고 평활화 하였으며 최소최대 알고리즘을 통해 스케일링되었다. 전처리된 데이터를 입력 처리하기 위

표 1. 최적값 도출 대상 파라미터와 탐색 범위
Table 1. Target parameters and search range

Parameter	Description	Search range
bgNoises	Number of environmental noises (Q) referenced for setting a threshold	0 ~ 150
margin	Margin factor (γ) for setting a threshold	0.0 ~ 1.0
duration	Minimum time of event (sec)	1.0 ~ 5.0
allowedGap	Maximum time (sec) allowed to merge between adjacent events	0.0 ~ 5.0

해 CFAR의 레깅셀의 크기는 9,920 (2초), 가드셀의 크기는 2,480 (0.5초)으로 설계하였다. 각 센싱 파일의 탐지구간은 사람에게 의해 직접 라벨링되어 탐지 알고리즘의 각종 파라미터의 최적값 설정을 위한 학습에 근거 (Ground truth)로 활용되었다.

2. CFAR 기반의 탐지 알고리즘 파라미터 설정

표 1에서 보는 바와 같이 이벤트 탐지 알고리즘을 최적화하기 위한 4개의 파라미터를 도출하였다. 이들은 탐지 성능 변화에 상호 영향을 미치기 때문에 학습은 라벨링된 데이터를 활용하여 각 파라미터 탐색 범위별로 블라인드 탐색 (Blind search)을 통해 최적의 값을 도출하였다.

도출된 파라미터의 최적값 설정을 위한 탐지 알고리즘의 성능평가는 아래와 같이 4가지 평가요소로 구성되는 오차행렬 (Confusion matrix)을 통해 이뤄진다. 이때, 각각의 평가 건수는 시간 축으로 흘러들어오는 센서 신호에 대한 이벤트 탐지 알고리즘별로 이벤트로 탐지한 신호구간을 대상으로 하며 이 가운데 TN은 측정될 수 없기 때문에 제외된다. 따라서 본 논문에서는 탐지 알고리즘의 정확도를 수식 (9)를 통해 계산하며 TN이 제외됨에 따라 전체적인 확률 값은 비교적 낮게 형성된다.

- TP (True Positive) : 이벤트를 이벤트로 예측
- TN (True Negative) : 잡음을 잡음으로 예측
- FP (False Positive) : 이벤트를 잡음으로 예측
- FN (False Negative) : 잡음을 이벤트로 예측

$$Accuracy = \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{9}$$

2.1 환경정보 참조 개수 및 마진값 설정

음향 센서에 있어서 환경정보는 잡음정보라고

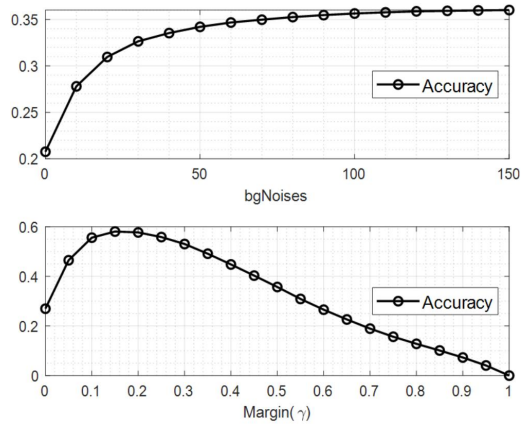


그림 2. bgNoises와 margin의 값에 따른 이벤트 탐지 정확도 변화

Fig. 2 Event detection accuracies according to bgNoises and margin values

할 수 있는데, 환경정보 참조 개수 (bgNoises) 파라미터는 CFAR 알고리즘에서 최근 레깅셀에 들어가는 몇 개의 데이터를 참조하는 지를 결정하는 파라미터이다. 최적의 값을 설정하기 위해 라벨링된 데이터를 기반으로 bgNoises의 탐색 범위에 걸쳐 실험한 결과는 그림 2에서 보는 바와 같다. 전체적으로 정확도가 낮은 것은 TN이 제외되는 것과 함께 블라인드 검색에 의한 파라미터 간의 부조화에도 원인이 있다. 그림에도 불구하고 최적의 bgNoises는 확인할 수 있는데 bgNoises를 많이 참조하면 할수록 전체적인 정확도는 증가한다. 그러나 동시에 계산량도 증가하기 때문에 센서 노드의 자원의 제약을 고려하고 값이 약 120일 때 탐지 정확도가 거의 정점에 다다르기 때문에 최적 값은 120으로 설정하였다.

III장에서 언급한 바와 같이 오정보율을 줄이기 위해 bgNoises의 평균과 표준편차에 마진 개수 (margin)를 더한 값으로 임계값을 설정한다. 라벨링된 데이터를 기반으로 margin의 탐색 범위에 걸쳐 실험한 결과는 그림 2에서 보이는 것처럼 margin가 대략 0.15 일 때 최상의 정확도를 나타낸다.

2.2 이벤트 최소 지속시간 및 인접 이벤트 간 병합허용시간 값 설정

이벤트 최소 지속시간 (duration)은 일시적이고 간헐적으로 발생하는 노이즈에 의한 FP 회수를 줄이기 위해 이벤트가 되기 위한 최소한의 길이를 설정하여 이벤트 정확도를 높이기 위한 파라미터이다.

표 2. 알고리즘별 탐지 정확도 비교

Table 2 Comparison of detection accuracies according to algorithm

Algorithm	avg. TP	avg. FP	avg. FN	Accuracy
adaptive threshold	1.0084	3.0690	0.0188	0.2462
CFAR	1.0105	4.0126	0.0167	0.1961
proposed algorithm	0.9854	0.3849	0.0418	0.6978

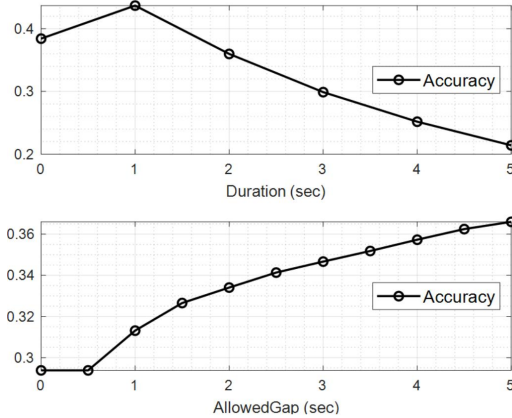


그림 3. duration과 allowedGap의 값에 따른 이벤트 탐지 정확도 변화

Fig. 3 Event detection accuracies according to duration and allowedGap values

라벨링된 데이터를 기반으로 duration의 탐색 범위에 걸쳐 실험한 결과는 그림 3에서 보는 바와 같이 duration이 1일 때 최상의 정확도를 나타내므로 최적의 duration 값은 1임을 확인할 수 있다.

인접 이벤트 간 병합 허용간격 (allowedGap)은 동일한 타겟에 의해 이벤트가 발생하더라도 이벤트가 사이사이 조각날 수 있기 때문에 이를 하나의 이벤트로 병합하기 위한 파라미터이다. 그림 3에서 보는 바와 같이 allowedGap이 크면 클수록 정확도가 향상하는 것은 분리되어 나타나는 FP 이벤트를 TP 이벤트와의 통합으로 FP 회수를 줄여주기 때문이다. 따라서 allowedGap은 크면 클수록 정확도는 좋으나 탐지영역이 지나치게 비대해지고 탐지 중심점이 점점 어긋나는 현상이 발생한다. 또한, 문맥적으로 센서필드에서 3초 이상 이격된 이벤트는 서로 다른 이벤트로 볼 수 있어서 본 논문에서는 allowedGap을 3초로 제한하였다.

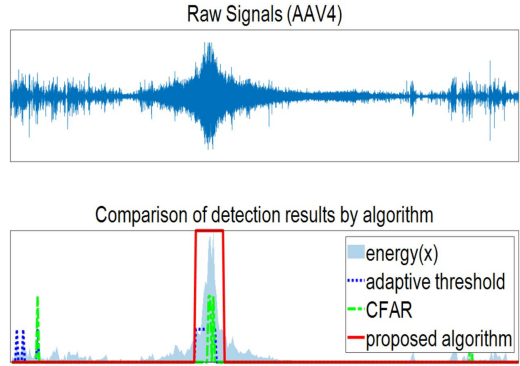


그림 4. 각 알고리즘별 이벤트 탐지결과 비교 (예시)
Fig. 4 Comparison of event detection results for each algorithm (example)

3. 기존 이벤트 탐지 알고리즘과의 정확도 비교

학습기반으로 최적의 파라미터들이 도출됨에 따라 이벤트 탐지 알고리즘이 설계되었다. 설계된 알고리즘을 음향 센서 네트워크에서 이벤트 탐지 알고리즘으로 자주 쓰이는 기존의 적응적 임계값 알고리즘 그리고 CFAR 알고리즘과 비교 평가한 결과는 표 2와 같다. 각각의 평균 TP, FP, FN은 아래의 수식 (10), (11), (12)를 통해 계산되었다.

$$avg. TP = \frac{total\ occurrences\ of\ TPs}{total\ runs}, \quad (10)$$

$$avg. FP = \frac{total\ occurrences\ of\ FPs}{total\ runs}, \quad (11)$$

$$avg. FN = \frac{total\ occurrences\ of\ FNs}{total\ runs}. \quad (12)$$

제안된 알고리즘은 기존의 알고리즘들에 비해 TP는 약간 줄고 FN은 약간 증가한 반면, FP는 7.97 배 이상 크게 줄임으로써 전체적인 정확도는 각각 적응적 임계값 알고리즘에 비해 45.16 %, CFAR 알고리즘에 비해 50.17 % 증가하였다. 즉, 제안된 알고리즘은 정확도를 비슷하게 유지하면서도 다른 알고리즘에 비해 오경보에 매우 강인함을 확인할 수 있다.

그림 4는 음향 센서 노드가 AAV를 탐지한 신호에 대한 각 알고리즘별 탐지결과와 한 예시를 보여준다. 기존의 알고리즘들은 잡음에 취약하여 오경보를 발생시키는 반면, 제안된 알고리즘은 정확하게 이벤트 구간만을 탐지해내는 것을 볼 수 있다.

V. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 음향 센서 네트워크의 이벤트 탐지에 폭넓게 적용할 수 있도록 CFAR 알고리즘의 구조를 개선하고 학습 기반의 알고리즘 성능개선 방안을 제안하였으며, 이를 통해 설계된 알고리즘을 기존 알고리즘들과의 이벤트 탐지 성능을 비교 평가하므로써 우수성을 입증하였다. 제안된 알고리즘은 다른 알고리즘보다 최소 45.16 % 이상의 높은 탐지율을 보였으며 특히 오경보에 강인함을 확인할 수 있었다. 따라서 제안된 알고리즘 기법은 메커니즘이 비교적 간단하면서도 성능이 매우 우수하여 다양한 센서 네트워크 응용에 활용될 수 있다.

향후 과제는 제안된 알고리즘 기법을 지자기 센서나 진동 센서와 같은 다양한 센서에 적용하고 여러 종류의 타깃이 동시에 발현하는 도메인 등에도 적용하여 강건한 성능을 갖도록 발전시켜 나가는 것이다.

References

- [1] S. K. Gupta, P. Sinha, "Overview of Wireless Sensor Network: a survey," Telos 3.15 μ , 38mW, 2014.
- [2] M. A. Alsheikh, S. Lin, D. Niyato, H.P. Tan, "Machine Learning in Wireless Sensor Networks: Algorithms, Strategies, and Applications," IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 16, No. 4, pp. 1996-2018, 2014.
- [3] J. Ding, S. Y. Cheung, C. W. Tan, P. Varaiya, "Signal Processing of Sensor Node Data for Vehicle Detection," Proceedings. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat. No. 04TH8749), pp. 70-75, 2004.
- [4] Yim, Sung-Jib, Yoon-Hwa Choi. "An Adaptive Fault-tolerant Event Detection Scheme for Wireless Sensor Networks," Sensors, Vol. 10, No. 3, pp. 2332-2347, 2010.
- [5] D. Li, K. D. Wong, Y. H. Hu, A. M. Sayeed, "Detection, Classification, and Tracking of Targets," IEEE signal processing magazine Vol. 19, No. 2, pp. 17-29, 2002.
- [6] M. Duarte, Y. H. Hu, "Distance-based

Decision Fusion in a Distributed Wireless Sensor Network," Telecommunication Systems, Vol. 26, pp. 339-350, 2004.

- [7] P. P. Gandhi, S. A. Kassam, "Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, Vol. 24, No. 4, pp. 427-445, 1988.
- [8] R. M. Alsina-Pagès, F. Alias, J. C. Socoró, F. Orga. "Detection of Anomalous Noise Events on Low-capacity Acoustic Nodes for Dynamic Road Traffic Noise Mapping Within an Hybrid WASN," Sensors, Vol. 18, No. 4, pp. 1272, 2018.
- [9] Herbert A. Simon, "What We Know about Learning," Journal of engineering education, Vol. 87, No. 4, pp. 343-348, 1998.
- [10] LIBSVM Data: Vehicle Classification of SensIT, <https://www.openml.org/d/357>

Youngsoo Kim (김영수)



He received his Ph.D. in computer science from Korea Advanced Institute of Science and Technology in 2009.

He worked in the Korea Air Force from 2009 to 2017, and from 2018 he has been an assistant professor in the department of computer science at the Korea Air Force Academy. His research interests are artificial intelligence, sensor networks, embedded system software, intelligent system and autonomous driving technology.

Email: pineland@mnd.go.kr