

임베디드 센서를 위한 시계열 예측 기반 실시간 오류 검출 기법

김형일*

Real-time Error Detection Based on Time Series Prediction for Embedded Sensors

Hyungil Kim*

요약

임베디드 센서는 낮은 전력량과 신호의 세기로 장애물이나 거리와 같은 공간 환경에 많은 영향을 받으며, 이러한 원인으로 인해 임베디드 센서에서는 노이즈 데이터가 빈번히 발생한다. 임베디드 센서에서 획득하는 정보는 시계열 데이터로 존재하기 때문에 지속적으로 발생하는 시계열 정보에 대한 오류 검출을 실시간적으로 수행하기는 어렵다. 본 논문에서는 임베디드 장치의 물리적 특성을 고려하여 실시간적으로 발생하는 임베디드 센서의 오류 신호를 검출하는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 안정 구간 함수를 이용하여 현재 발생하는 임베디드 장치 신호의 오류를 판단한다. 안정 구간 함수는 임베디드 장치 신호를 관측하여 오류 검출을 수행할 때 최근의 신호들에 오류 가중화를 적용함으로써 효과적으로 오류 신호를 탐지할 수 있다. 본 논문에서 제안한 기법을 Intel Lab 신호를 이용하여 실험하였으며, 실험에서 본 논문에서 제안한 기법은 중심이동평균 기법에 비해 26.25%의 정확도 향상을 나타내었다.

▶ Keyword : 임베디드 시스템, 센서 네트워크, 오류 검출, 시계열

Abstract

An embedded sensor is significantly influenced by its spatial environment, such as barriers or distance, through low power and signal strength. Due to these causes, noise data frequently occur in an embedded sensor. Because the information acquired from the embedded sensor exists in a time series, it is hard to detect an error which continuously takes place in the time series

• 제1저자 : 김형일

• 투고일 : 2011. 10. 17, 심사일 : 2011. 11. 10, 게재확정일 : 2011. 11. 18.

* 나사렛대학교 멀티미디어학과(Department of Multimedia, Korea Nazarene University)

※ 본 논문은 2011년도 나사렛대학교 학술연구비 지원에 의해서 연구되었음.

information on a realtime basis. In this paper, we proposes an error detection method based on time-series prediction that detects error signals of embedded sensors in real time in consideration of the physical characteristics of embedded devices. The error detection method based on time-series prediction proposed in this paper determines errors in generated embedded device signals using a stable distance function. When detecting errors by monitoring signals from an embedded device, the stable distance function can detect error signals effectively by applying error weight to the latest signals. When detecting errors by monitoring signals from an embedded device, the stable distance function can detect error signals effectively by applying error weight to the latest signals.

▶ Keyword : Embedded System, Sensor Network, Error Detection, Time Series

I. 서 론

임베디드 시스템은 특수한 목적을 지닌 시스템으로 최근 무선 네트워크의 확장과 함께 급속도로 활성화가 이루어지고 있는 산업 분야이다[1]. 임베디드 시스템은 우주, 항공, 군사 및 의료 분야뿐만 아니라, 가전제품의 영역까지 급속도로 확대되고 있다. 대형화되거나 고가의 임베디드 시스템 장비들은 안전성이 뛰어나지만, 신호 정보를 송출하는 임베디드 센서 장치와 같은 소형화되거나 저가의 임베디드 장치들은 장치의 특성이나 물리적 환경에 많은 영향을 받는다[2-4]. 이와 같은 장치의 특성이나 물리적 환경에 대한 민감성은 임베디드 신호에 문제를 발생시킨다[5]. 임베디드 센서의 민감성으로 센서 신호에 결측치가 발생하거나 이상치가 발생할 경우 센서 네트워크 환경에 악영향을 미치게 되어 비용 손실을 초래한다[6-7]. 소형화된 임베디드 장치들은 성능 또는 오작동 등의 문제로 인해 신뢰할 수 없는 신호를 발생시키는 경우가 빈번하게 발생한다. 특히 센서 장치가 저비용, 저전력, 무선통신 기반일 경우에는 신호 전송에 실패하거나 잘못된 측정치를 전송할 가능성이 높아진다[8-9].

임베디드 장치의 빈번한 오류 문제를 측정하기 위해 Tolle 등은 삼나무 숲 지역에 센서 네트워크를 구축하여 센서 신호를 수집하였다. 이 연구에서는 다양한 환경 및 물리적 요소들로 인해서 센서 데이터에 비정상적인 데이터가 많이 발생한다는 것을 실험적으로 보였다[10].

불안정한 신호 발생이 빈번한 임베디드 센서 정보를 활용하기 위해서는 신호를 정제하는 작업이 선행되어야 한다[11-12]. 센서 신호가 갖는 주요한 문제점은 센서 신호 정보 전송에 실패한 결측치와 센서 신호 정보가 현실적 가능 범위에 포함되지 못하는 신뢰할 수 없는 이상치이다[13].

Werner-Allen 등은 센서 네트워크는 비정상적인 값을 받

는 경우가 높기 때문에 정확한 데이터를 필요로 하는 과학 도구로 사용하기 위해서는 데이터 정제 과정이 필요하다고 주장하였다[14].

센서 네트워크에서 발생할 수 있는 결함이나 탐지에 사용되는 특징들은 환경 요소, 시스템 요소, 데이터 요소로 나눌 수 있다. 환경 요소는 센서가 존재하는 위치 및 주변 환경 요인을 나타내고, 시스템 요소는 센서의 하드웨어적 특징과 센서 네트워크 시스템 등을 나타낸다. 데이터 요소는 센서로부터 측정된 값을 나타낸다[15].

이와 같은 임베디드 센서의 신호 오류 문제는 임베디드 시스템에서 중요한 연구 분야이지만, 아직은 활성화된 연구 진행이 미약한 분야이다. 임베디드 센서의 오류 발생은 전술한 바와 같이 다양한 환경에서 발생하기 때문에 임베디드 센서의 오류 탐지는 매우 어렵다는 특징이 있다. 본 논문에서 이와 같은 임베디드 센서의 오류 탐지를 실시간으로 탐지할 수 있는 실시간 오류 검출 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 실시간 오류 검출 기법은 임베디드 센서의 신호 정보를 시계열 기반으로 정보를 분석하여 미래에 발생할 오류를 예측하는 기법이다.

본 논문의 2장에서는 관련 연구에 대해 설명하고, 3장에서는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험결과에 대해 설명하고, 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 기술한다.

II. 관련 연구

Buonadonna 등은 센서 네트워크의 환경을 구축할 때 센서 배치를 위한 디자인과 최종 사용자의 편의성을 위한 요소들까지 고려하였다. 이 연구에서는 송신 센서와 수신 센서의 거리에 따른 데이터 전송 성공률을 측정하였으며, 실험에서 전송률이 가장 나쁜 센서는 22%의 성공률을 나타냈고, 전송

률이 가장 좋은 센서는 75%의 성공률을 나타냈다. 센서 네트워크는 센서 장비, 환경, 시스템 등의 다양한 요인으로 인해 결측치와 이상치가 발생하여 양질의 센서 신호 정보를 획득하기가 매우 어렵다[16].

센서 네트워크에서 발생하는 두 가지 주요 오류는 기계적 오류와 센서 신호에서 발생하는 랜덤 노이즈(random noise)이다. Elnahrawy 등은 랜덤 노이즈에 초점을 맞추어 센서 데이터를 정제하기 위해 베이저안 접근법을 사용하여 노이즈 데이터의 불확실성을 줄였다[17]. 베이저안 접근법은 노이즈를 줄이는 것에는 효과적일 수 있으나, 높은 계산량을 갖는 단점이 있다.

Jeffery 등은 센서 신호의 정제를 위해 ESP(extensible sensor stream processing)라는 프레임워크를 제안하였다. ESP는 센서값의 범위, 시간 구간 측정치, 근접 공간의 센서 측정치들을 이용하여 데이터를 정제한다. 센서값의 범위는 현실적으로 발생 가능한 측정치의 범위이다. 이 범위를 넘는 측정치는 비정상 관측치로 판단한다. 시간 구간 측정치는 결측된 값을 채우기 위해 사용하는 것으로 일정 시간동안 센서에 의해 측정된 값들의 평균을 이용하여 결측치를 대신한다. 근접 공간의 센서 측정치는 신뢰할 수 없는 신호를 판단하는 데 사용하는 것이다. ESP는 근접한 센서들을 그룹으로 지정하여 측정치들의 평균과 편차를 계산한다[13]. 그러나 이와 같은 방법들은 센서 신호의 정제라는 선형 과정이 필요하다는 단점과 다수의 센서 장치를 활용함으로써 비용 증가 문제가 발생한다.

센서 네트워크의 이상치 탐지에 대한 연구들 중 상당수가 지역 이상치 탐지 방법을 사용한다[18-19]. 지역 이상치 탐지는 근접한 지역의 센서들로부터 데이터를 수집하고 종합하여 비정상적인 센서 신호를 찾는 방법이다. Sheng 등은 지역 이상치 탐지를 수행하지 않고 전체 센서 데이터를 수집하여 전역적인 이상치를 탐지하는 방법에 대해 연구하였다. 그러나 전체 네트워크 데이터를 수집하여 이상치를 탐지하기 위해서는 네트워크 전송이 크게 증가하는 단점이 발생한다. Sheng 등은 센서 네트워크에서 통신비용을 줄이면서 이상치 탐지를 수행하기 위해 히스토그램(histogram) 기반 이상치 탐지 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 한 지역에 존재하는 센서들의 데이터를 모아서 처리하는 대신에 데이터 분포에 대한 정보를 히스토그램 형태로 수집하여 활용한다. 그리고 수집된 정보를 기반으로 불필요한 데이터를 제거하거나 잠재적 이상치를 판별하기 위해 수집한 정보를 활용한다[20]. 이와 같은 방법은 전체 센서 신호의 파악에는 효과적일 수 있지만, 전체 신호를 파악함으로써 연산 시간이 크게 증가한다는 문제가 있다.

Ni와 Pottie는 센서의 신뢰할 수 없는 값을 탐지하기 위해서 베이저안 탐지 접근법을 제안하였다. 이 방법은 유사하게 동작할 것으로 예상되는 센서의 집합에서 센서가 결합이 있는지 없는지를 판단한다. 이를 위해 주어진 데이터가 정확할 것이라 예측되는 최상의 확률에 따라 센서의 부분 집합을 선택한다. 이 연구에서는 센서의 결합 탐지를 위해 확률 기법으로 MAP(maximum a posteriori probability)을 이용하여 센서들의 집합을 결정한다. 그리고 그 집합으로부터 적절한 데이터 행동에 대한 모델을 생성하고, 생성한 모델을 이용하여 센서의 결합을 판단한다[21]. 유사한 환경에서는 효과적인 모델을 생성할 수 있지만, 임베디드 센서 환경은 정형화된 특징을 나타내지 않기 때문에 일반적인 모델을 생성하기가 어렵다는 문제가 있다.

Branch 등은 무선 센서 네트워크 내에서 이상치를 계산하고 탐지하기 위해 최근접 이웃(nearest neighbor)을 활용한 비교사 이상치 탐지 알고리즘을 개발하였다. Branch 등은 센서 네트워크 환경에서 이상치 탐지를 수행하기 위해 이상치 탐지 계산은 다음과 같은 특징을 갖추어야 한다고 제안하고 있다. 첫째, 이상치 탐지는 네트워크의 대역폭 사용량을 줄이고 배터리의 고갈을 피하기 위해 네트워크 내에서 수행되어야 한다. 둘째, 실패한 센서는 회복력을 갖추어야 한다. 셋째, 이상치 탐지를 위한 계산 시 동적으로 업데이트된 데이터를 사용할 공간이 있어야 한다. 그리고 이상치 탐지를 위한 알고리즘은 통신 사용량을 줄이기 위해서 네트워크 내에서 수행되어야 한다. 그리고 데이터와 네트워크 변화에 대하여 견고해야 한다. Branch 등은 k 근접 이웃과의 거리, k 근접 이웃들의 평균 거리 등을 측정하여 이상치 탐지를 수행하였다[22]. 최근접 이웃은 비슷한 특성을 갖는 추세가 나타나야 효과적일 수 있지만, 센서 장치들의 이상치는 비선형적인 특징을 갖고 랜덤하게 발생하는 경우가 빈번하다는 문제가 있다.

센서에서 이상치를 탐지하기 위해서는 불확실한 센서 신호로부터 이상치인지를 판단할 수 있는 의미 있는 정보를 유도할 수 있어야 한다. Kumar와 Verma는 센서 데이터 분포의 근사치를 기반으로 이상치를 탐지하는 모델을 제안하였고, 이상치를 탐지하기 위해 커널 밀도 추정(kernel density estimation)을 이용한다. 이상치 탐지는 다음과 같은 과정을 따른다. 먼저 이상치를 탐지하려는 센서로부터 일정한 거리 r 내에 존재하는 이웃 센서들을 선정한다. 그리고 커널 밀도 추정을 이용하여 센서의 편차 요소와 평균화 편차 요소를 계산한다. 그리고 두 값을 비교하여 센서의 편차 요소가 평균화 편차 요소보다 클 경우에 이상치로 판별한다[23]. 이와 같은 방법은 다수의 센서 신호를 활용하기 때문에 연산 시간이 증

가되고 다수의 센서 장치가 필요하게 되어 비용 문제가 발생할 수 있다.

본 논문에서는 임베디드 장치에서 발생하는 결측치와 이상치를 실시간적으로 검출할 수 있는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 방법은 안정 구간 함수를 활용하여 실시간으로 발생하는 센서 신호의 결측치와 이상치를 검출할 수 있는 장점이 있다.

III. 시계열 예측 기반 오류 검출 기법

임베디드 장치들은 무선 센서 네트워크를 활용하는 것이 일반적이기 때문에 활용이 편리하고 정보를 쉽게 전달할 수 있는 장점이 있다. 또한 임베디드 장치들은 전력 소모량이 적고 비용이 저렴하여 산업적 활용도가 매우 높다. 그러나 임베디드 장치들은 시스템적 특성으로 다양한 환경 구조와 변화에 민감하게 반응하는 단점들이 있으며, 임베디드 장치의 환경 민감성으로 임베디드 장치 신호에 결측치나 이상치가 발생하는 경우가 빈번하다. 임베디드 장치 신호에 결측치나 이상치와 같은 문제가 발생하는 이유는 제한적인 전력 자원과 신호 세기 및 물리적 공간의 특성 등이 단적인 요소로 장치에 작용하기 때문이다. 임베디드 장치들은 물리적 특성으로 안정적인 신호를 발생시킬 수 없으며, 임베디드 장치 신호는 시계열 데이터로 존재하기 때문에 오류 검출도 어렵다는 단점이 있다.

본 논문에서는 임베디드 장치의 물리적 특성을 고려하여 실시간적으로 오류 신호를 검출하는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 안정 구간 함수를 이용하여 현재 발생하는 임베디드 장치 신호의 오류를 판단한다. 안정 구간 함수는 임베디드 장치 신호를 관측하여 오류 검출을 수행할 때 최근의 신호들에 오류 가중화를 적용하여 임베디드 장치의 물리적 특성을 고려하기 때문에 랜덤하게 발생하는 임베디드 장치의 오류 신호를 효과적으로 탐지할 수 있다. 안정 구간 함수는 임베디드 신호의 오류에 유연하게 대응하기 위해 신호 예측화율을 적용하여 오류 신호 검출에 대한 신뢰도를 증가시킨다.

임베디드 장치 신호는 시계열 특성을 갖고 있기 때문에 신호 분석에 어려움이 존재하며, 시계열 정보를 판단할 때는 일반적으로 전처리 작업이 수행되게 되나, 이와 같은 전처리 작업은 많은 시간과 비용이 발생하기 때문에 임베디드 장치의 실시간 탐지 분야에서는 활용도가 높지 못하다. 이러한 문제를 해결하고 임베디드 장치 신호의 오류를 시계열 기반으로 예측하기 위해서는 신호에 대한 관측치를 원시 형태로 사용하는 것이 효과적이다. 이와 같이 시계열 신호에 효율적으로 적

용할 수 있는 기법에는 이동평균 기법이 있다.

이동평균 기법은 다양한 종류의 계산법이 존재하지만, 대표적인 이동평균 기법은 일반적으로 임의의 관측 구간을 결정 한 후에 각 관측 구간에서의 관측치를 활용하여 추세를 결정한다. 이동평균 기법은 시계열 데이터에서 일정 기간의 관측치를 활용하여 시계열 관측치의 추세 변화를 파악하는 기법으로, 이동평균 기법은 일정 구간을 시간에 따라 구간 이동을 수행하면서 관측치들의 추세를 생성한다. 이동평균 기법을 활용하면 시계열 신호의 추세를 파악할 수 있는 장점이 있지만, 극단적인 변화가 완화되는 단점이 존재한다. 이동평균 기법 공식은 식 1로 표현된다.

N 은 일정 구간을 의미하고, 구간은 시계열 측정 단위의 수량으로 결정할 수 있다. X_{t-i} 는 수집된 시계열 데이터에서 $t-i$ 시점의 관측치이다.

$$MA = \frac{X_{t-(N-1)} + X_{t-(N-2)} + X_{t-(N-3)} + \dots + X_{t-(i+1)} + X_{t-i} + \frac{X_{t-(i-1)} + X_{t-(i-2)} + \dots + X_{t-(N-N-1)} + X_{t-(N-N)}}{N} \dots (1)$$

기술적 시계열 정보를 분석할 때는 일반적으로 중심이동평균 기법을 활용한다. 중심이동평균 기법은 시계열 신호 관측치의 수량에 따라 적용 공식이 변화되며, 그 기준은 관측치의 수량에 이동 중심을 설정할 수 있는 가로 판단한다. 이동 중심 위치가 설정될 수 있는 관측치들의 수량이 존재할 경우에는 이동평균 기법과 동일한 공식을 사용하지만, 이동 중심 위치가 설정될 수 없을 경우에는 식 2를 이용하여 중심이동평균 기법을 활용한다. 중심이동평균 기법은 시계열 신호를 활용하여 추세를 생성할 때 시작과 최종 시계열 관측치에 1/2을 곱하여 중심이동평균 추세를 완성한다.

$$CMA = \frac{\frac{1}{2}X_{t-(N-1)} + X_{t-(N-2)} + X_{t-(N-3)} + \dots + X_{t-(i+1)} + X_{t-i} + \frac{X_{t-(i-1)} + X_{t-(i-2)} + \dots + X_{t-(N-N-1)} + \frac{1}{2}X_{t-(N-N)}}{N} \dots (2)$$

본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 임베디드 장치에서 발생한 신호의 오류를 실시간적으로 예측하는 기법이다. 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 안정 구간 함수를 활용하여 임베디드 장치 신호의 오류를 검출한다. 안정 구간 함수는 식 3으로 표현된다. 식 3에서 Min_{P_t} 는 안정 구간 최저 위치를 의미하고, Max_{P_t} 는 안정 구간 최대 위치를 의미한다. 안정 구간 함수는 안정 구간 최대 위치와 최저 위치로 구성되며 해당 구간에 임베디드 신호가 위치하면 정상

신호로 판단한다.

안정 구간 최저 위치는 식 4로 표현되며, 식 4에서 X_{i-1} 는 임베디드 신호의 관측치이고, $Exp(X_{i-1})$ 는 $i-1$ 관측 위치에서의 임베디드 신호 관측치인 X_{i-1} 의 예측치이다. α 는 현재 임베디드 신호에 대한 이전 신호의 예측치 계수이고, 이전 신호의 예측치 계수는 0부터 1사이의 값으로 설정될 수 있으며, 본 연구의 실험에서는 0.5를 활용하였다. 이전 신호 예측치 계수를 활용함으로써 예측치의 적용율을 유연하게 할 수 있다. β 는 이전 신호의 예측치와 해당 관측 지점에서의 실측치의 편차 계수이며, 편차 계수는 0부터 1사이의 값으로 설정될 수 있다. 본 연구의 실험에서는 0.5를 활용하였으며, 편차 계수를 이용하여 임베디드 신호의 안정화에 적용할 수 있다. 식 4를 풀면 식 5와 같으며, 식 5에 나타난 λ 는 가중화 계수이다. 가중화 계수는 임베디드 신호의 오류 검출을 위해 과거 신호를 파악하여 현재 신호의 오류 판단의 적용도에 활용된다. 가중화 계수는 0부터 1사이의 값으로 설정될 수 있다. 식 4를 가중화 계수와 이전 상태 신호의 예측치 및 이전 상태 신호 측정치를 이용하여 풀면 식 5와 같다.

안정 구간 최고 위치는 식 6으로 표현되며, 식 6에 의해 안정 구간의 상계가 결정된다. 식 6에서 나타난 α 는 현재 임베디드 신호에 대한 이전 신호의 예측치 계수이고, β 는 이전 신호의 예측치와 해당 관측 지점에서의 실측치의 편차 계수이며, $Exp(X_{i-1})$ 는 $i-1$ 관측 위치에서의 임베디드 신호 관측치인 X_{i-1} 의 예측치이다. 식 6을 풀면 식 7과 같으며, 식 7에 나타난 λ 는 가중화 계수이다.

$$Stable_DistanceFt = Distance (Min_{P_i} Max_{P_i}) \dots\dots\dots (3)$$

$$Min_{P_i} = (\frac{1}{\alpha}Exp(X_{i-1}) - \beta\sqrt{(Exp(X_{i-1}) - X_{i-1})^2}) \dots\dots\dots (4)$$

$$= (\frac{1}{\alpha}Exp((\lambda X_{i-1} + (1-\lambda)Exp(X_{i-1})))X_{i-1})$$

$$- \beta\sqrt{(Exp((\lambda X_{i-1} + (1-\lambda)Exp(X_{i-1})))X_{i-1}) - X_{i-1})^2} \dots\dots\dots (5)$$

$$Max_{P_i} = (\frac{1}{\alpha}Exp(X_{i-1}) + \beta\sqrt{(Exp(X_{i-1}) - X_{i-1})^2}) \dots\dots\dots (6)$$

$$= (\frac{1}{\alpha}Exp((\lambda X_{i-1} + (1-\lambda)Exp(X_{i-1})))X_{i-1}) \dots\dots\dots (6)$$

$$+ \beta\sqrt{(Exp((\lambda X_{i-1} + (1-\lambda)Exp(X_{i-1})))X_{i-1}) - X_{i-1})^2} \dots\dots\dots (7)$$

본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 임베디드 장치 신호와 같이 극단적인 오류가 랜덤하게 발생하는 시스템에 효과적으로 적용될 수 있는 기법으로 실시간적으로 임베디드 신호 오류를 판단할 수 있는 장점이 있다.

IV. 실험

본 실험은 CPU 2.4GHz, 주기억장치 4GB, 윈도우즈XP 환경에서 수행되었으며, 실험에 사용된 임베디드 장치 신호는 Intel Lab 신호를 활용하였고, 임베디드 신호 추출에 활용된 임베디드 장치는 Mica2Dot이다.

임베디드 장치에서 추출한 신호들은 시간, 온도, 습도, 광량, 전압 등이다. 온도는 섭씨 단위로 측정하였고, 습도는 백분율을 사용하여 측정하였으며, 광량은 lux 단위로 측정하였다. 각 임베디드 장치 신호들은 다양한 형태로 구성되며, 각 신호들은 시계열 기반으로 수집되었다. 임베디드 장치 신호들은 임베디드 장치의 특성상 다량의 결측치와 이상치가 존재한다.

실험에 사용된 신호 집합은 구성 방법에 따라 크게 두 가지로 나뉜다. 첫 번째 집합은 시간 구간을 이용한 신호 집합이고, 두 번째 집합은 신호 수량의 크기가 서로 다른 신호 집합이다.

시간 구간은 초를 이용하여 신호 집합을 다시 크게 두 가지로 나눈다. 그러므로 각 신호 관측치들은 시간 거리의 크기로 나뉜다. 첫 번째 신호 집합에는 임베디드 장치 신호의 측정 단위가 20이고, 두 번째 신호 집합에서는 임베디드 장치 신호의 측정 단위가 100이다. 이와 같이 서로 다른 측정 시간들을 이용하여 실험용 임베디드 신호 집합을 구성한 이유는 임베디드 장치의 특성상 결측치와 이상치가 많이 발생하기 때문에 제안한 알고리즘이 다양한 환경에서 임베디드 장치의 신호 오류에 효과적으로 반응하는 것을 측정하기 위해서다.

크기가 서로 다른 신호 집합은 크게 두 개의 형태로 나뉜다. 첫 번째 신호 집합은 하나의 임베디드 장치에서 신호를 추출한 집합이고, 두 번째 신호 집합은 두 개의 임베디드 장치를 활용하여 신호를 추출한 집합이다. 임베디드 장치를 서로 다르게 구성하여 임베디드 신호를 추출한 이유는 한 개의 임베디드 장치를 활용할 경우에는 결측치나 이상치가 발생하였을 경우에 효과적으로 대응할 수 없는 상황이 발생하지만, 다수의 임베디드 장치를 활용하여 신호 정보를 추출하면 하나의 임베디드 장치에서 결측치나 이상치가 발생하여도 환경에 적절히 대응할 수 있는 장점이 있기 때문이다.

실험용 신호 집합을 생성할 때는 물리적 공간이 유사한 영역에서 임의의 임베디드 장치를 선택하고, 서로 다른 형태의 신호들을 추출하여 최종적으로 구성된 실험용 신호 집합은 총 네 개의 집합이다.

첫 번째 신호 집합 D1.20은 하나의 임베디드 장치에서 시간 구간 20을 적용하여 임베디드 신호를 추출한 집합이고, 두 번째 신호 집합 D2.20은 두 개의 서로 다른 임베디드 장

치에서 시간 구간 20을 적용하여 임베디드 신호를 추출한 집합이다. 세 번째 신호 집합 D1.100은 하나의 임베디드 장치에서 시간 구간 100을 적용하여 임베디드 신호를 추출한 집합이고, 네 번째 신호 집합 D2.100은 두 개의 임베디드 장치에서 시간 구간 100을 적용하여 임베디드 신호를 추출한 집합이다. 실험에 사용한 모든 임베디드 신호 집합들은 임베디드 신호 전체 구간에서 랜덤하게 세 구간을 선정하여 생성하였으며, 실험에 사용된 임베디드 장치 신호 집합은 전체 임베디드 신호의 30%에 해당하는 신호들을 랜덤 추출하여 생성하였다. 임베디드 장치 신호의 오류는 랜덤하게 발생하는 특성이 있기 때문에 연속된 구간을 실험에서 사용하는 것보다는 다양한 임의의 구간을 추출하여 실험에 사용하는 것이 현실성이 높기 때문에 다양한 구간을 랜덤하게 선택하여 실험 신호 집합을 구성하였다. 실험 신호 집합을 구성하는 세 개의 각 구간에서 랜덤하게 전체 구간의 10%에 해당하는 신호들을 추출하여 노이즈 신호로 변경하였다. 노이즈 신호를 생성한 이유는 일반적인 임베디드 장치의 신호에는 노이즈에 많이 존재하기 때문이다.

실험에 사용된 알고리즘은 네 가지이다. 첫 번째 알고리즘은 윈도우를 전체 구간에 적용한 중심이동평균 기법이고, 두 번째 알고리즘은 윈도우를 단위 구간에 적용한 중심이동평균 기법이다. 서로 다른 윈도우를 중심이동평균 기법에 적용한 이유는 전체 구간을 이용한 중심이동평균 기법은 일반적으로 안정화된 추세 관측치 집합에 강한 특성이 있으며, 단위 구간을 이용한 중심이동평균 기법은 특정 구간의 분산도가 높은 관측치들의 집합에 강한 특성을 나타낸다. 임베디드 장치 신호는 전체 신호를 기준으로 하면 안정화된 양상을 나타내지만, 임의의 소구간에서는 분산도가 높게 나타나는 특성이 있다. 이와 같은 임베디드 장치 신호의 특성으로 인해 본 실험에서는 중심이동평균 기법을 전체 구간과 단위 구간으로 나누어 실험에 적용하였다. 실험에 적용한 세 번째 알고리즘은 시계열 예측 기반 오류 검출 기법으로 윈도우를 전체 구간으로 적용한 것이고, 네 번째 알고리즘은 시계열 예측 기반 오류 검출 기법으로 윈도우를 단위 구간으로 적용한 것이다.

그림 1은 실험 신호 집합 D1.100을 이용한 실험결과로 D1.100은 하나의 임베디드 장치를 활용하여 임베디드 장치 신호를 추출한 집합이며, 임베디드 신호 추출에는 시간 구간 100을 이용하였다. 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(I)는 56%의 정확도를 나타내었고, 전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(T)는 43%의 정확도를 나타내었다. 본 실험결과를 보면 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법이 전체 구간을 윈도우로 활용

한 중심이동평균 기법보다 13%의 성능 향상을 나타내었다. 임베디드 장치에서 오류 신호 발생은 랜덤하게 발생하는 경우가 많고, 오류 신호의 편차도 매우 크게 나타나는 특성이 있기 때문에 오류 검출이 매우 어렵다. 이와 같은 임베디드 장치의 특성으로 전체 구간을 윈도우로 활용하게 되면 극단적인 오류 신호가 발생할 경우에 적절히 대응하기가 어렵다. 이와 같은 임베디드 장치의 특성으로 인하여 단위 구간을 이용한 윈도우 기반 중심이동평균 기법이 전체 구간을 이용한 윈도우 기반 중심이동평균 기법보다 우수한 성능을 나타내었다. 단위 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(I)는 81%의 정확도를 나타내었고, 전체 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(T)는 73%의 정확도를 나타내었다. 시계열 예측 기반 오류 검출 기법에서도 윈도우를 단위 구간으로 결정한 경우가 전체 구간으로 결정한 경우보다 우수한 성능을 나타내었다. 본 실험결과를 보더라도 이상치 발생이 극단적일 경우에는 윈도우를 전체 구간으로 활용하는 것보다 단위 구간으로 활용하는 것이 효과적이라는 것을 알 수 있다. 단위 구간을 이용한 윈도우 기반 중심이동평균 기법과 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 비교하면 중심이동평균 기법에 비해 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 25%의 성능 향상을 나타낸다. 이와 같은 실험결과를 보더라도 본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 임베디드 장치에서 중심이동평균 기법에 비해 우수하게 임베디드 신호의 오류 검출에 적용할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

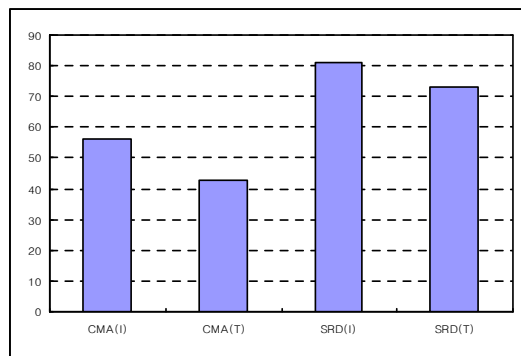


그림 1. 실험결과(D1.100)
Fig 1. Experimental result(D1.100)

그림 2는 실험 신호 집합 D1.20을 이용한 실험결과로 D1.20은 하나의 임베디드 장치를 활용하여 임베디드 장치 신호를 추출한 집합이며, 임베디드 신호 추출에는 시간 구간 20을 적용하였다. D1.20 신호 집합은 D1.100 신호 집합보다 임베디드 장치 신호의 밀집도가 높으며, D1.100에 비해

안정적인 신호로 구성된 집합이다.

단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(I)는 65%의 정확도를 나타내어 D1.100 신호 집합의 실험결과보다 9%의 성능 향상을 보였다. 이와 같은 결과가 나타난 이유는 D1.20 신호 집합은 D1.100 신호 집합보다 임베디드 장치 신호의 밀집도가 높기 때문에 오류 검출에 활용될 수 있는 신호가 안정되어 있기 때문이다. 본 실험결과를 통해 임베디드 장치 신호의 오류 검출에서는 신호 밀집도가 중요한 작용을 한다는 것을 알 수 있었다.

전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(T)는 54%의 정확도를 나타내어 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법보다 11% 낮은 정확도를 나타내었다. 본 결과에서도 알 수 있듯이 임베디드 장치 신호의 밀집도가 증가하여도 오류 검출에는 단위 구간 윈도우를 활용하는 것이 전체 구간 윈도우를 활용하는 것보다 효과적이라는 것을 본 실험을 통해 확인할 수 있었다. 임베디드 장치 신호의 오류 검출을 위해서 임베디드 장치 신호의 밀집도를 증가시키면 임베디드 장치 신호의 오류 검출에 효과적인 이유는 임베디드 장치 신호의 오류 검출에 활용되는 정상 구간의 관측치가 증가하기 때문이다. 단위 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(I)는 87%의 정확도를 나타내었고, 전체 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(T)는 82%의 정확도를 나타내었다. 시계열 예측 기반 오류 검출 기법에서도 윈도우를 단위 구간으로 결정한 경우가 전체 구간으로 결정한 경우보다 우수한 성능을 나타내었다. 임베디드 장치의 특성상 결측치나 이상치 데이터가 랜덤하게 발생하기 때문에, 임베디드 장치 신호의 효과적인 오류 검출을 위해서는 임베디드 장치 신호의 밀집도를 증가시켜야 한다. 효과적인 오류 검출을 위해 이와 같은 방법을 활용해야 하는 이유는 실시간 오류 검출에서는 현재 발생된 시스템 오류 검사에 과거의 장치 상태를 이용하여 추정하므로, 과거 시스템의 상태 정보 밀집도가 높아야 확률적으로 예측 상태 오류가 감소하기 때문이다.

랜덤하게 발생하는 임베디드 장치 신호의 오류 검출에 효과적으로 대응하기 위해서는 임베디드 장치 신호의 밀집도를 높여 오류 검출 확률을 증가시켜야 한다는 것을 본 실험을 통해 확인할 수 있었고, 신호 밀집도 증가는 랜덤하게 발생하는 결측치나 이상치 예측에 실시간 오류 검출 기법에도 효과적인 대응 방법이라는 것을 본 실험을 통해 확인할 수 있었다.

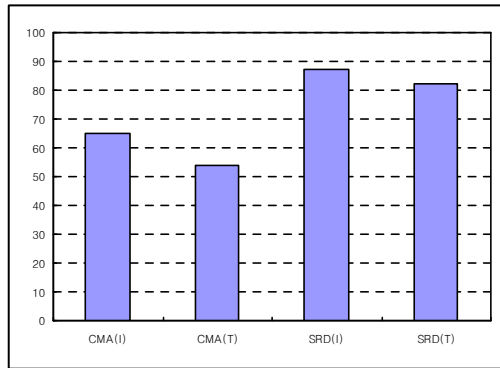


그림 2 실험결과(D1.20)
Fig 2. Experimental result(D1.20)

그림 3은 실험 신호 집합 D2.100을 이용한 실험결과로 D1.100은 두 개의 임베디드 장치를 활용한 임베디드 장치 신호 집합이고, 임베디드 장치 신호를 추출하기 위해 시간 구간을 100으로 결정하였다.

단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(I)는 75%의 정확도를 나타내었고, 전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(T)는 66%의 정확도를 나타내었다. 본 실험결과에서 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법이 전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법보다 9%의 성능 향상을 나타내었다. 본 실험에서도 윈도우를 단위 구간으로 활용한 경우가 전체 구간으로 활용한 경우보다 높은 정확도를 나타내었다. D2.100 신호 집합은 임베디드 장치 신호의 밀집도가 낮은 데이터이지만, 임베디드 장치 신호의 밀집도가 높은 D1.20보다 높은 정확도가 나타났다. 이와 같은 결과가 발생하는 이유는 D2.100 신호 집합은 D1.20 신호 집합의 임베디드 신호 밀집도보다 낮지만, D2.100 신호 집합은 임베디드 장치를 두 개로 활용하여 장치 신호를 추출한 집합이기 때문에 D1.20보다 높은 정확도를 나타낸 것이다. D2.100에서는 한 개의 임베디드 장치가 문제를 발생시키면 다른 임베디드 장치의 정보를 활용할 수 있기 때문에 결측치나 이상치 발생에 효과적으로 대응할 수 있는 것이다. D2.100은 임베디드 신호 정보의 밀집도가 낮기는 하지만, D1.100에 비해 동일한 물리적 공간에서 사용할 수 있는 추가 신호가 존재하여 D2.100에서의 단위 구간 윈도우를 활용한 중심이동평균 기법이 D1.100에서의 단위 구간 윈도우를 활용한 중심이동평균 기법에 비해 정확도가 10% 향상하였다.

단위 구간 윈도우를 이용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법의 정확도는 D2.100에서 92%의 정확도를 나타내었고,

전체 구간 윈도우를 이용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법의 정확도는 89%로 나타났다. 임베디드 장치를 두 개로 활용한 신호 집합에서도 윈도우를 단위 구간으로 결정한 경우가 전체 구간으로 결정한 경우보다 우수한 성능을 나타내었다. 본 실험에서도 확인할 수 있듯이 추가 신호 정보를 확보한 집합에서도 오류 발생이 극단적일 경우에는 윈도우를 전체 구간을 활용하는 것보다 단위 구간으로 활용하는 것이 효과적이다.

또한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법에서도 랜덤하게 발생하는 이상치나 결측치에 효과적으로 대응하기 위해서는 임베디드 장치 신호 추출을 위해 다수의 임베디드 장치를 활용하는 것이 효과적이라는 것을 본 실험결과를 통해 확인할 수 있었다.

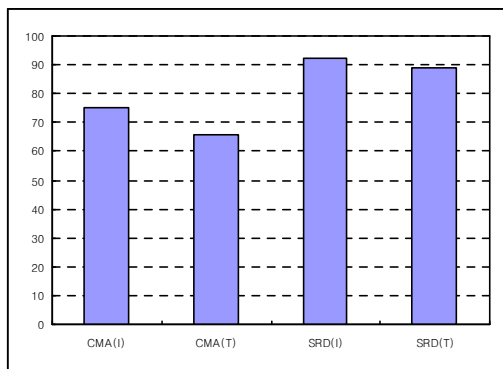


그림 3. 실험결과(D2.100)
Fig 3. Experimental result(D2.100)

그림 4는 실험 신호 집합 D2.20을 이용한 실험결과로 D2.20은 두 개의 임베디드 장치를 활용한 임베디드 장치 신호로 구성된 신호 집합으로 임베디드 장치 신호를 추출하기 위해 시간 구간을 20으로 적용하였다. 신호 집합 D2.20은 D2.100보다 임베디드 장치 신호의 밀집도가 높아 안정적인 신호들로 구성되어 있으며, D1.20보다는 물리적 공간이 동일한 곳에서 임베디드 장치 신호가 평균적으로 하나 더 많은 신호 집합이다. 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(I)는 82%의 정확도를 나타내어 밀집도가 동일한 D1.20의 실험결과보다 17%의 성능 향상을 보였다. 이와 같은 결과가 나타난 이유는 D2.20 신호 집합은 D1.20 신호 집합보다 임베디드 장치 신호가 관측 지점마다 평균적으로 하나 더 존재함으로써 오류 검출에 활용되는 신호가 안정되어 있기 때문이다. 또한 활용되는 임베디드 장치가 두 개이기 때문에 한 개의 임베디드 장치가 문제를 발생시켜도 다른 하나의 임베디드 장치 정보를 활용할 수 있기 때문에 오류 검출에 효과적으로 대응할 수 있다는 것을 본 실험을 통해서 확인할 수

있었다.

전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법 CMA(T)는 76%의 정확도를 나타내어, 단위 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법이 전체 구간을 윈도우로 활용한 중심이동평균 기법보다 6% 높은 정확도를 나타내었다. 본 실험결과에서도 알 수 있듯이 임베디드 장치의 오류 신호는 비선형적이고 극단적인 형태를 취하기 때문에 다수의 임베디드 장치를 활용하여 전체 구간의 시계열 추세를 생성하여도 오류 예측에는 능동적으로 대응할 수 없다는 것을 본 실험에서 확인할 수 있었다.

단위 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(I)는 95%의 정확도를 나타내었고, 전체 구간을 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(T)는 93%의 정확도를 나타내었다. 시계열 예측 기반 오류 검출 기법에서도 윈도우를 단위 구간으로 결정한 경우가 전체 구간으로 결정한 경우보다 우수한 성능을 나타내었다.

임베디드 장치의 오류 신호를 검출하기 위해 장치 신호의 밀집도를 증가시키거나, 다수의 임베디드 장치를 활용하여 장치 신호를 보완하는 것은 동일한 임베디드 환경에서 가장 쉽게 오류 문제를 해결할 수 있는 방법이기도 하나, 신호 밀집도 증가와 복수의 신호 장치를 활용한다는 것은 비용이 증가한다는 문제가 발생한다.

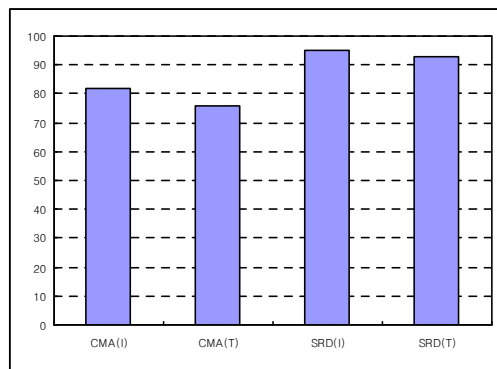


그림 4. 실험결과(D2.20)
Fig 4. Experimental result(D2.20)

그림 5에 한 개의 임베디드 장치를 활용한 정확도 실험의 평균을 나타내었다.

임베디드 장치 신호 추출에 시간 구간 100을 적용한 신호 집합에서의 중심이동평균 기법 CMA(100)는 평균 49.5%의 정확도를 나타내었고, 시간 구간 20을 적용한 신호 집합에서의 중심이동평균 기법 CMA(20)은 평균 59.5%의 정확도를 나타내었다. 한 개의 임베디드 장치를 활용한 본 실험결과에

서 밀집도가 높은 신호 집합에서의 중심이동평균 기법이 밀집도가 낮은 신호 집합의 중심이동평균 기법보다 10% 우수한 성능을 나타내었다. 이와 같은 결과가 발생하는 이유는 중심이동평균 기법이 오류 검출을 수행할 때 밀집도가 높은 임베디드 신호 집합에서는 오류 검출에 활용할 수 있는 안정화된 신호의 수량이 많기 때문이다.

임베디드 장치 신호를 추출할 때 시간 구간 100을 적용하여 구성된 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(100)은 평균 77%의 정확도를 나타내었고, 시간 구간 20을 이용하여 추출한 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(20)은 평균 84.5%의 정확도를 나타내어 신호 집합의 밀집도가 증가함에 따라 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 7.5%의 정확도 향상을 나타냈다. 신호 집합의 밀집도가 증가함에 따라 중심이동평균 기법과 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 모두 정확도가 증가하였지만, 중심이동평균 기법의 정확도 증가율이 시계열 예측 기반 오류 검출 기법의 정확도 증가율보다 높게 나타났다. 이와 같은 결과가 발생하는 이유는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 밀집도가 낮다고 하여도 안정 구간 함수에 의해 결측치나 이상치 예측을 중심이동평균에 비해 쉽게 예측할 수 있기 때문이며, 활용하지 못하였던 실질적인 안정 신호가 없어도 충분히 오류 검출을 예측할 수 있기 때문에 실질적인 안정신호를 입력받아도 오류 검출 예측 활용에 주요한 작용을 수행시킬 필요성을 갖지 못하기 때문이다. 이러한 실험결과를 보더라도 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 중심이동평균 기법에 비해 신호 밀집도가 낮은 영역에서도 임베디드 장치의 오류 신호를 우수하게 검출할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

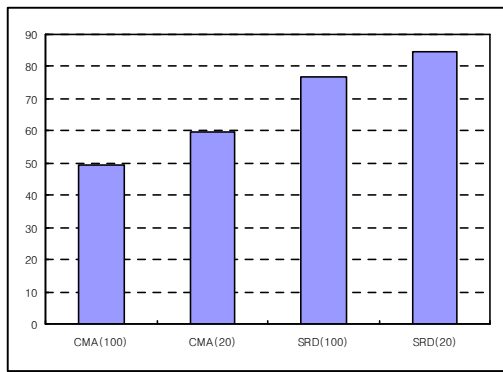


그림 5. 실험결과(D1)
Fig 5. Experimental result(D1)

그림 6에 두 개의 임베디드 장치들을 활용한 정확도 실험의 평균을 나타내었다.

두 개의 임베디드 장치에서 시간 구간 100으로 추출한 신호 집합에서의 중심이동평균 기법 CMA(100)은 평균 70.5%의 정확도를 나타내었고, 시간 구간 20으로 추출한 신호 집합에서의 중심이동평균 기법 CMA(20)은 평균 79.5%의 정확도를 나타내었다. 밀집도가 높은 신호 집합에서의 중심이동평균 기법이 밀집도가 낮은 신호 집합에서의 중심이동평균 기법보다 평균 8.5% 우수한 성능을 나타내었다. 하나의 임베디드 장치에서 추출한 밀집도가 낮은 신호 집합에서의 평균 정확도와 비교하면 21%의 정확도 향상이 발생한 것이다.

두 개의 임베디드 장치에서 시간 단위 200으로 추출한 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(100)은 평균 90.5%의 정확도를 나타내었고, 시간 구간 20으로 추출한 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 SRD(20)은 평균 94%의 정확도를 나타내었다. 밀집도가 높은 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 밀집도가 낮은 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법보다 3.5%의 성능 향상을 나타내었다. 시간 구간 20으로 추출한 신호 집합에서 중심이동평균 기법과 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 비교하면 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 15% 높은 정확도를 나타내었다. 본 결과에서도 알 수 있듯이 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 중심이동평균 기법에 비해 우수한 오류 검출 성능을 다양한 실험 구간에서 확인할 수 있었다.

한 개의 임베디드 장치를 활용한 신호 집합 중 시간 구간을 100으로 임베디드 신호를 추출한 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법과 두 개의 임베디드 장치를 활용한 신호 집합에서의 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 비교하면 두 개의 임베디드 장치에서 활용한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 13.5% 높은 정확도를 나타낸다.

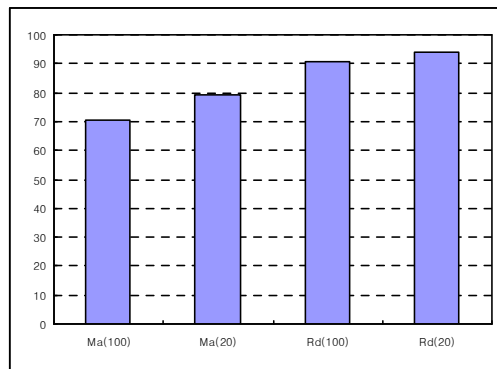


그림 6. 실험결과(D2)
Fig 6. Experimental result(D2)

V. 결론

임베디드 장치들은 전력 소모량이 적고 비용이 저렴하여 산업적 활용도가 매우 높지만, 이와 같은 임베디드 장치의 특성으로 다양한 환경 구조와 변화에 민감하게 반응하는 단점들이 존재한다. 임베디드 장치 신호에서 오류 문제가 발생하는 이유는 제한적인 전력 자원과 신호 세기 및 환경 특성 등 때문이다. 또한 임베디드 장치의 물리적 특성으로 안정적인 신호를 지속적으로 발생시킬 수 없으며, 임베디드 장치 신호는 시계열 데이터로 존재하기 때문에 오류 검출도 매우 어렵다는 문제가 존재한다.

본 논문에서는 임베디드 장치의 환경과 물리적 특성을 고려하여 시계열 예측 기반 오류 검출 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법은 안정 구간 함수를 이용하여 현재 발생하는 임베디드 장치 신호의 오류를 검출한다. 안정 구간 함수는 오류 가중화와 신호 예측화율을 적용하여 랜덤하게 발생하는 임베디드 장치의 오류 신호를 효과적으로 탐지할 수 있는 장점이 있다.

실험은 크게 두 가지로 나뉜다. 임베디드 장치 신호의 밀집도 실험과 임베디드 장치의 추가 신호를 활용한 실험이다. 밀집도 실험에서는 중심이동평균 기법과 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 모두 밀집도가 증가할수록 정확도가 향상되었다. 이와 같은 결과가 발생하는 이유는 임베디드 장치 신호의 밀집도 높으면 오류 검출에 활용될 수 있는 신호량이 증가하기 때문이다. 임베디드 장치의 추가 신호를 활용한 실험에서도 중심이동평균 기법과 시계열 예측 기반 오류 검출 기법 모두 정확도 향상이 나타났다. 임베디드 장치들은 물리적으로 안정성을 취하지 못하기 때문에 오류 신호 문제가 빈번히 발생한다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 임베디드 장치의 수량을 증가시켜 추가적인 장치 정보를 수집하면 신호 오류에 효과적으로 대응할 수 있다는 것을 여러 실험을 통해 확인하였다. 밀집도 실험과 추가 신호 실험에서 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 중심이동평균 기법에 비해 우수한 성능을 나타내었다. 한 개의 임베디드 신호 장치를 활용하였을 경우에는 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 중심이동평균 기법에 비해 26.25% 향상된 정확도를 나타냈으며, 두 개의 임베디드 신호 장치를 활용하였을 경우에도 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 중심이동평균 기법에 비해 17.5% 향상된 정확도를 나타내었다. 본 논문에서 제안한 시계열 예측 기반 오류 검출 기법이 임베디드 장치의 오류 신호를 실시간적으로 검출할 수 있다는 것을 다양한 실험을 통해 확인하였다.

향후 연구로는 안정 구간 함수의 오류 가중화와 신호 예측

화율을 다양하게 적용하여 임베디드 장치의 수량 증가에 따른 효율성 측정과 서로 다른 물리적 공간에서 효율적인 임베디드 장치의 위치 설정에 관한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] S. Son, J. Lee, "Design and Implementation of Virtual Machine Monitor for Embedded Systems," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 14, No. 1, pp. 57-64, Jan. 2009.
- [2] K. Jung, W. Choi, "Performance Analysis of RS codes for Low Power Wireless Sensor Networks," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 15, No. 4, pp. 83-90, Apr. 2010.
- [3] S. Han, "A Robust Pair-wise Key Agreement Scheme based on Multi-hop Clustering Sensor Network Environments," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 16, No. 3, pp. 251-260, Mar. 2011.
- [4] M. A. M. Vieira, C. N. Coelho, D. C. da Silva, J. M. da Mata, "Survey on Wireless Sensor Network Devices," In Proceedings of IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, Vol. 1, pp. 537-544, Sept. 2003.
- [5] M. M. Gaber, "Learning from Data Streams: Processing Techniques in Sensor Network," Springer Verlag, 2007.
- [6] S. Subramaniam, T. Palpanas, D. Papadopoulos, V. Kalogerakiand, and D. Gunopulos, "Online Outlier Detection in Sensor Data using Nonparametric Models," In Proceedings of International Conference on Very Large Data Bases, pp. 187-198, Sept. 2006.
- [7] J. Han and M. Kamber, "Data Mining: Concepts and Techniques," Morgan Kaufmann, 2006.
- [8] J. Chen, S. Kher, and A. Somani, "Distributed Fault Detection of Wireless Sensor Networks," In Proceedings of the 2006 Workshop on Dependability Issues in Wireless Ad Hoc Networks and Sensor Networks, pp. 65-72, Sept. 2006.
- [9] M. Ding, D. Chen, K. Xing, and X. Cheng, "Localized Fault-Tolerant Event Boundary Detection in Sensor

- Networks,” In Proceedings of IEEE Conference of Computer and Communications Societies, Vol. 2, pp. 902-913, Mar. 2005.
- [10] G. Tolle, J. Polastre, R. Szewczyk, D. Culler, N. Turner, K. Tu, S. Burgess, T. Dawson, P. Buonadonna, D. Gay, and W. Hong, “A Macroscopic in the Redwoods,” In Proceedings of the 3rd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, pp. 51-63, Nov. 2005.
- [11] Y. Zhang, N. Meratnia, and P. Havinga, “Outlier Detection Techniques For Wireless Sensor Networks: A Survey,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 12, No. 2, Apr. 2010.
- [12] S. Rajasegarar, C. Leckie, M. Palaniswami, and J.C. Bezdek, “Distributed Anomaly Detection in Wireless Sensor Networks,” In Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Communication Systems, pp. 1-5, Oct. 2006.
- [13] S. R. Jeffery, G. Alonso, M. J. Franklin, W. Hong, and J. Widom, “Declarative support for sensor data cleaning,” Lecture Notes in Computer Science In 4th International Conference on Pervasive Computing, Vol. 3968, pp. 83-100, May 2006.
- [14] G. Werner-Allen, K. Lorincz, J. Johnson, J. Lees, and M. Welsh, “Fidelity and yield in a volcano monitoring sensor network,” In Proceedings of the 7th USENIX Symposium on Operating System Design and Implementation, pp. 381-396, Nov. 2006.
- [15] K. Ni, N. Ramanathan, M. N. H. Chehade, L. Balzano, S. Nair, S. Zahedi, E. Kohler, G. Pottie, M. Hansen, and M. Srivastava, “Sensor Network Data Fault Types,” In Journal of ACM Transactions on Sensor Networks, Vol. 5, Issue 3, pp. 1-29, Aug. 2009.
- [16] P. Buonadonna, D. Gay, J. M. Hellerstein, W. Hong, and S. Madden, “Task: Sensor network in a box,” In Proceedings of the 2nd European Workshop on Wireless Sensor Networks, pp. 133-144, Feb. 2005.
- [17] E. Elnahrawy and B. Nath, “Cleaning and Querying Noisy Sensors,” In Proceedings of International Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications, pp. 78-87, Sept. 2003.
- [18] M. C. Jun, H. Jeong, and C. C. J. Kuo, “Distributed Spatio-Temporal Outlier Detection in Sensor Networks,” In Proceedings of SPIE, Vol.5819, pp. 273-284, Mar. 2006.
- [19] K. Zhang, S. Shi, H. Gao, and J. Li, “Unsupervised Outlier Detection in Sensor Networks using Aggregation Tree,” In Proceedings of Advanced Data Mining and Applications, pp. 158-169, Aug. 2007.
- [20] B. Sheng, Q. Li, W. Mao, and W. Jin, “Outlier Detection in Sensor Networks,” In Proceedings of 8th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, pp. 219-228, Sept. 2007.
- [21] K. Ni and G. Pottie, “Bayesian Selection of Non-Faulty Sensors,” In IEEE International Symposium on Information Theory, pp. 616-620, Jun. 2007.
- [22] J. Branch, B. Szymanski, C. Giannella, R. Wolff, and H. Kargupta, “In-Network Outlier Detection in Wireless Sensor Networks,” In Proceedings of the 26th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems, pp. 51-58, Jul. 2006.
- [23] V. S. Kumar Samparathi, Harsh K. Verma, “Outlier Detection of Data in Wireless Sensor Networks Using Kernel Density Estimation,” International Journal of Computer Applications, Vol. 5, No. 7, pp. 28-32, Aug. 2010.

저 자 소개



김형일
 1996~1998 : (주)경기은행
 2004 : 동국대학교 컴퓨터공학과
 공학박사
 2005~2006 : 동국대학교 컴퓨터공학과 IT교수
 (정보통신부)
 2007~현재 : 나사렛대학교 멀티미디어학과 교수
 관심분야 : 임베디드시스템, 지능형시스템, 의료정보추천시스템, 정보검색, 인공지능
 Email : hkim@komu.ac.kr