

# 가정용 전력 모니터링을 위한 전력신호 분석 알고리즘 개발

## Algorithm of Analysing Electric Power Signal for Home Electric Power Monitoring in Non-Intrusive Way

박성욱 · 왕보현<sup>†</sup>

Sung-Wook Park and Bo-Hyeun Wang

강릉원주대학교 전자공학과

### 요 약

본 연구에서는 가정 내 모든 기기가 연결된 하나의 전력선을 모니터링 하여 그 전력선에 연결된 기기 각각의 전력 소비 상황을 모니터링 하는 NILM(Non-Intrusive Load Monitoring) 시스템 구축에 필요한 신호 분석 알고리즘에 대한 연구를 수행하였다. 본 연구에서 제안한 신호 분석 알고리즘은 전력선에서 관찰된 여러 기기의 전력 소비 패턴이 혼합된 혼합 전력 패턴을 복수개의 시간 구간으로 분리하고, 연속된 시간 구간 사이의 신호 차이를 구한 후, 이 차이 신호를 분석하여 어떤 장치가 현재 시간 구간에서 동작 중인지 알아낸다. 이 때 시간 구간을 충분히 작게 하고, 신호 분석에 사용되는 특징들이 독립적이고 additivity 특성을 가지도록 선정한다면, 이 차이 신호에는 한 장치의 특징만이 남아 있으므로, 동시에 동작할 수 있는 장치 조합의 수  $2^N$ 개가 아닌 장치  $N$  개에 해당하는 특징만을 이용하여 혼합 신호를 분석할 수 있다. 이를 통하여 장치 개수가 증가하더라도 연산량 역시 산술적으로 증가하는 합리적인 확장성을 확보할 수 있다. 실제 가정에서 각 장치의 데이터 패턴을 채집한 후 이를 인위적으로 조합하여 만든 실험 데이터를 활용하여 제안한 방법을 검증하였다. 검증 결과 4개의 장치가 동시에 동작하고 그 장치의 특징들이 제안한 알고리즘에서 제시한 기준을 만족하는 경우, 비록 제한된 실험이었지만 완벽한 분류 성공률을 보였다. 제안된 알고리즘을 실제 사용하기 위해서는 장치의 수를 증가하고, 시간 구간을 조정하며, 신호 혼합 패턴을 다양하게 한 실증적인 연구가 더 필요하다. 하지만 이 경우 본 연구에서 제안한 기준을 만족하는 특징을 선택한다면, 그렇지 않은 경우에 비하여, 일정 정도 성능이 보장되는 NILM 시스템을 구축할 수 있을 것으로 기대된다.

**키워드** : NILM (Non-Intrusive Load Monitoring), 장치별 전력 모니터링 시스템, 혼합 전력 사용 패턴, 차이 신호

### Abstract

This paper presents an algorithm identifying devices that generate observed mixed signals that are collected at main power-supply line. The proposed algorithm, which is necessary for low cost electric power monitoring system at appliance-level, that is non-intrusive load monitoring system, divides incoming mixed signal into multiple time intervals, calculating difference-signals between consecutive time interval, and identifies which device is operating at the time interval by analysing the difference-signals. Since the features of one device can remain when the time interval is short enough and the features are independent and additive, well-known classification algorithms can be used to classify the difference-signals with features of  $N$  individual devices, otherwise  $2^N$  features might be necessary. The proposed algorithm was verified using data mixed in a laboratory with individual devices's data collected from field. When maximum 4 devices operate or stop sequentially and when features satisfy the requirements of proposed algorithm, the proposed algorithm resulted nearly 100% success rate under the constrained test condition. In order to apply the proposed algorithm in real world, the number devices shall increase, the time interval shall be smaller and the pattern of mixture shall be more diverse. However we can expect, if features used follow guidelines of proposed algorithm, future system could have certain level of performance without the guideline.

**Key Words** : NILM (Non-Intrusive Load Monitoring), Electric power monitoring at appliance-level, mixed power usage pattern, difference-signal

## 1. 서 론

전기 에너지를 안정적이고 효율적으로 사용하기 위한 지능형 전력망[1]을 가정에 성공적으로 도입하기 위해서는 전기 생산자와 에너지 정책 입안자 뿐 만 아니라 전력 소비자

의 이해와 참여가 중요하다[2][3]. 전력 소비자의 관점에서 스마트 그리드의 혜택은 에너지 비용의 감소[3]인데, 이는 에너지 소비 절감을 통해서 쉽게 얻을 수 있다.

지능형 전력망 관련 연구에서 주로 언급되는 에너지 소비 절감 방법은 소비자에게 에너지 소비 현황을 feedback 해주고 소비자가 이를 통해 에너지 소비 절감 활동에 참여하도록 유도하는 방법과[4][5], 소비자가 인지하지 못하는 사이에 자동으로 에너지 소비를 절감하는 방법으로 구분해 볼 수 있다[6]. 에너지 사용 현황을 소비자에게 feedback 해

접수일자 : 2011년 11월 24일

완료일자 : 2011년 12월 12일

<sup>†</sup> 교신저자

주는 방법의 효과에 대한 분석은 미국의 EPRI (Electric Power Research Institute)에서 수행되었는데[4], 연구 결과에 따르면 전력 소비 패턴을 사용자에게 제공해주는 것만으로도 에너지 절감 효과를 볼 수 있으며, 특히 장치별로 세분화된 정보를 실시간으로 제공하는 경우, 평균 12%의 에너지 절감효과가 있다고 보고하고 있다.

소비자가 인식하지 못하는 사이 자동으로 에너지 소비를 절감하는 방법은 지능형 전력망 대응 가전기기가 HAN(Home Area Network)으로 연결되어 있고 HAN이 smart meter를 통해서 전력 회사의 수요제어 프로그램과 연동되어, 전력 요금이 저렴할 때 에너지 소비를 집중하는 방식으로 구현된다[6]. 소비자의 입장에서는 자동화된 방법이 편의성 측면에서 매력적이지만, 이를 위해서는 전력회사에서 수요 제어를 위한 프로그램을 실시하고, 현재 사용하고 있는 전력량계와 가전기기를 모두 지능형 전력망 대응 기기로 교체하여야 한다는 부담이 따른다.

실시간으로 가전 기기별 전력 소비 정보를 사용자에게 전달하여 에너지 절감 활동을 유도하는 방법이 에너지 절감에 효과적이지만, 이러한 시스템을 구축하는 비용 또한 크다는 문제가 있다. 에너지 모니터링 시스템을 구축하는 통상의 방법은 smart plug라고 불리는 전력 소비 감지 장치를 가전기기마다 설치하고 무선 통신 수단을 통하여 전력 소비 정보를 sink 역할을 하는 IHD(In-Home Display)로 수집하여 표시하는 방식이다[7]. 가전 기기마다 smart plug를 설치하고 유지 관리하기 위해서는 적지 않은 장치 비용 및 노력이 필요하므로, 이러한 비용을 경감하기 위하여 smart plug를 사용하지 않고 가정 내 모든 기기가 연결된 하나의 전력선을 모니터링하여 모든 기기의 전력사용패턴이 혼합된 혼합 전력 신호를 관찰한 후, 관찰된 혼합 전력 신호에서 각 장치의 전력 소비 패턴을 분리하여 사용자에게 제공하는 기술에 대한 연구가 수행되고 있다.[8-11]

본 연구에서는 여러 기기의 전력 소비 패턴이 혼합된 신호에서 어떤 기기가 동작하고 있는지를 분석하는 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고리즘은 각 장치의 개별 특징에 대한 정보만 이용하여, 혼합된 형태의 신호에서 어떤 장치가 있는지를 분석한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 연구에 대해 기술하였고, 3장에서는 혼합된 신호에서 어떤 가전 기기가 동작하고 있는지를 식별하는 알고리즘을 제시하고 이를 분석하고 검증하였다. 마지막으로 4장에서는 연구 내용을 정리하였다.

## 2. 기존 연구

하나의 주 전력선에 연결된 전력량계에서 얻은 혼합 전력 신호를 분석하여 그 전력선에 연결된 장치 각각의 전력 소비 패턴을 알아내는 기술은 1980년도 초 미국의 EPRI (Electric Power Research Institute Inc.)와 MIT 공대에 의해서 NILM (Non-Intrusive Load Monitoring)을 구현하기 위하여 처음 수행되었다[8][9]. 당시 MIT에서 사용한 방법은 기본적으로 개별 장치가 소비하는 전류와 전압을 고속으로 샘플링하여 유효 전력과 무효 전력을 구한 후, 이를 그 장치가 동작할 때 갖는 고유의 signature로 규정하고, 이 signature의 존재 여부를 기반으로 그 장치가 on 혹은 off 되었는지 여부를 판단하였다.

MIT의 George W. Hart의 연구가 발표된 후 그 결과를 향상시키기 위한 여러 연구가 있었다. Hart가 signature로 사용한 유효 전력과 무효 전력을 보완하는 추가 signature

를 발굴하는 것이 주된 연구 방향으로, harmonics를 사용하는 방법, 푸리에 계수와 전력의 변화량을 사용하는 방법, 그리고 스위치 전환시 발생하는 광대역 잡음을 이용하는 방법 등이 각각 MIT[10], Carnegie Mellon[11], 그리고 Georgia Institute of Technology[12] 등에 의해서 제안되었다[13]. 하지만 이와 같은 기존의 연구들은 장치를 특징 짓는 signature를 발굴 및 선정하는 문제에 집중하고 있어서 NILM을 구현하기 위해 역시 필요한 혼합된 신호를 분리하는 문제에 대한 연구는 많지 않다.

## 3. 장치 분석 알고리즘 제안 및 분석

본 연구에서는 NILM 구현을 위하여 필요한, 입력되는 혼합 전력 신호가 어떤 장치들이 동작하여 발생한 전력 소비 패턴으로 구성된 신호인지를 알아내는 문제를 해결하고자 하였다.

### 3.1 개별 신호의 특징 기반 장치 분석 알고리즘

입력되는 혼합 전력 신호는 복수개의 장치가 동작하면서 만들어 내는 전력 소비 신호들이 혼합된 것이기 때문에 그 패턴이 다양하다. 예를 들어 식별 가능한 장치의 개수가  $n$  개이고, 최대  $m$ 개의( $m \leq n$ ) 장치들이 동시에 동작할 수가 있다면 모두  $({}^nC_m + {}^nC_{m-1} + {}^nC_{m-2} + \dots + {}^nC_1 + {}^nC_0)$  개의 다른 혼합 패턴이 존재한다.  $m = n$ 이면 혼합 패턴의 개수가  $2^n$ 이 되므로 식별하고자 하는 장치의 개수  $n$ 이 증가하면 혼합 패턴의 개수는 기하급수적으로 증가하는 경향이 있다. 기존의 연구에서는 입력된 단일 장치 신호를 분석하여 그 신호를 발생시킨 장치가 어떤 것인지 알아내기 위해서 1-NN, Gaussian Naive Bayes, Multiclass Adaboost 등의 분류기를 사용하였는데, 이 분류기를 혼합 신호 분석에 적용하기 위해서는 각 혼합 패턴에 대한 학습 과정을 선행하여야 한다. 하지만 이 경우 식별하고자 하는 장치의 숫자가 증가함에 따라 선행 학습 과정이 기하급수적으로 증가하므로, 장치 수 증가에 대한 확장성(scalability) 확보가 쉽지 않다. 이와 같은 장치 수 증가에 대한 확장성 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서 하나의 장치가 가지는 전력 소비 패턴만을 이용하여 복수 장치의 전력 소비 신호들이 혼합된 신호를 분석하는 알고리즘을 제안하였다.

본 연구에서는 아래와 같은 2 가지 가정을 두어 문제를 단순화하여 해결하고자 하였다.

가정 1: 하나 시간 구간에서 하나의 장치만이 켜지거나 꺼진다.

가정 2: 신호를 분류하기 위해서 사용하는 특징은 더하기 원리(additivity)를 적용할 수 있다.

가정 1을 전제하면 연속된 시간 구간이 있을 때 과거의 시간 구간 대비하여 현재의 시간 구간에서는 새로운 장치가 동작하거나, 기존의 장치가 정지하거나, 기존의 장치가 변함 없이 그대로 동작하는 3 가지 상황으로 단순화할 수 있다. 이러한 가정은 시간 구간을 작게 가져 갈수록 현실성이 커진다. 가정 2를 전제하면 장치 1과 장치 2가 혼합된 신호에서 추출한 특징은 장치1의 특징과 장치2의 특징이 더해진 것과 같다. 그러므로 가정 1과 가정 2를 조합하면 과거 시간 구간의 특징을 현재 시간 구간의 특징에서 빼주었을 때

남은 신호는 현재 시간 구간에 새로 동작하나, 동작을 멈춘 장치의 신호라고 할 수 있다. 만일 과거 시간 구간과 현재 시간 구간에 새로 동작하거나 동작을 멈춘 장치가 없다면 남은 신호는 0 일 것이다.

그림 1 은 앞서 설명한 가정을 이용한 신호 분석 알고리즘의 흐름도이다. 먼저 입력된 혼합 신호는 시간  $t$  에서 일정한 시간 구간  $T$  로 분할되어 관측신호  $observation(t)$ 가 된다. 관측 신호  $observation(t)$ 는 분류를 위한 특징 신호  $feature(t)$  로 변환되는 데, 본 논문에서는 [11]에서 사용한 푸리에 계수와 장치가 켜질 때 관찰되는 전력의 변화량  $\delta$  값을 사용하였다. 이 특징들은 모두 additivity 속성을 가지고 있어 가정 2를 만족하며 1-NN 분류기를 사용하여 24개를 분류하는 데 90%의 정확도를 보였다[11]. 특징 차이  $feature_{diff}(t)$ 는 추출된 특징  $feature(t)$ 에서 과거 시간 구간에서 추출된 특징  $feature(t-1)$ 을 빼서 얻는다. 장치 식별 단계에서는 이렇게 얻은 시간 구간 사이의 특징 차이  $feature_{diff}(t)$ 를 이용하여 현재 시간 구간  $t$ 에서 어떤 장치가 존재하는지 식별한다. 이 때, 변화 감지 단계에서는 현재 시간 구간의  $observation(t)$ 와 과거 시간 구간의  $observation(t-1)$ 를 비교하여 현재 시간 구간에 새로운 장치가 동작하거나, 과거에 켜져 있던 장치가 정지 하였는지를 감지하고, 장치 식별 단계는 감지 결과에 따라 특징 차이를 그대로 쓰거나, 반전하여 사용한다. 또한 장치 식별 단계에서는 특징 차이 신호의 크기를 문턱 값과 비교하여 문턱 값보다 작으면 현재 시간 구간은 과거 시간 구간과 동일한 장치들이 동작하고 있다고 판단하여 특별한 장치 식별 동작을 수행하지 않는다. 장치 식별 방법으로는 1-NN 분류기를 사용하였다. 현재 시간 구간에서의 장치 확인 단계에서는 장치 식별 결과를 과거 시간 구간에서 확인했던 장치 목록  $devices(t-1)$ 에 추가하거나, 기존 장치를 빼거나, 기존의 확인 결과를 재사용함으로써 사용자에게 제공할 장치 목록을 완성한다.

### 3.2 장치 분석 알고리즘 분석

시간 구간  $t$ 에서 관찰된 혼합 신호  $observation(t)$  는  $N$  개의 장치가 소비하는 전력 소비 패턴  $d_1(t), d_2(t), \dots, d_N(t)$  의 합으로 구성된다. 이 혼합 신호의 특징 벡터  $feature(t)$  는 가정 2에 의해서 시간 구간  $t$  에서 동작하는 여러 장치의 특징 벡터  $f_1(t), f_2(t), \dots, f_N(t)$ 의 합으로 구성되며 식(1)과 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$observation(t) = \sum_{i \in D(t)} d_i(t) \quad (1)$$

$$feature(t) = \sum_{i \in D(t)} f_i(t) \quad (2)$$

여기서  $D(t)$ 는 시간구간  $t$ 에서 동작하는 장치의 index이다.  
 $f_i(t) = [f_{i1}(t), f_{i2}(t), \dots, f_{iM}(t)]$  (3)

여기서  $f_i(t)$ 는 장치  $i$ 의  $M$  개의 원소를 갖는 벡터이다.

시간 구간  $t-1$ 에서  $n$  개의 장치가 동작하고, 시간 구간  $t$ 에서  $m$  개의 장치가 동작한다고 하자. 이때  $m$ 은 가정 1에 의해서  $n-1, n$  혹은  $n+1$ 의 값을 가질 수 있는 데, 이는 식 (4)와 같이 표현될 수 있다.

$$feature(t) = feature(t-1) + feature_{diff}(t) \quad (4)$$

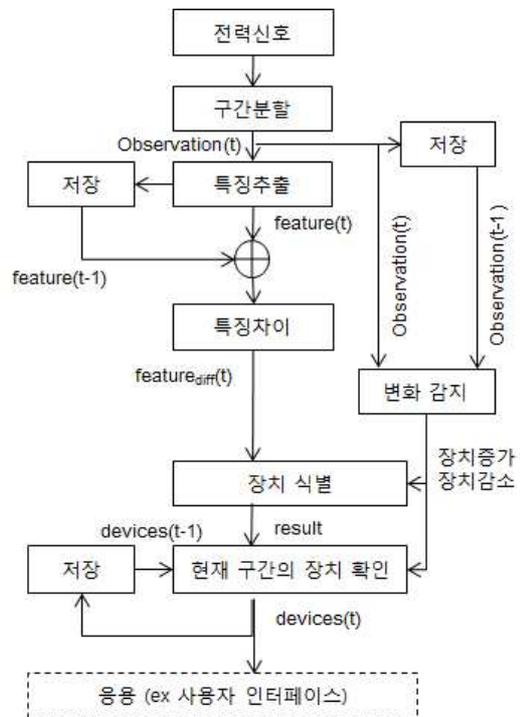


그림 1 제안된 장치 분석 알고리즘 흐름도  
 Fig. 1 Flow diagram of proposed multiple device identification algorithm

$$, \text{ 여기서 } feature_{diff}(t) = \begin{cases} f_j(t) & , m = n + 1 \\ -f_j(t) & , m = n - 1. \\ 0 & , m = n \end{cases}$$

만일  $m=n$ 이라면, 어떤 장치도  $t$  시간 구간에서 새로 동작하거나, 기존 장치가 정지하지 않았기 때문에 특징 차이 신호인  $feature_{diff}(t)$ 는 0을 가지게 된다. 하지만, 실제 상황에서는 비록 동일한 장치들이 동작하고 있더라도 관측 시간에 따라 신호의 크기와 위상 등이 달라 질 수 있으므로  $feature(t)$ 와  $feature(t-1)$ 은 동일하지 않다. 그러므로 각 장치의 특징 벡터의 원소  $f_{iu}(t), 1 \leq i \leq N, 1 \leq u \leq M$ 와 장치의 특징 벡터  $f_i(t), 1 \leq i \leq N$ 는 랜덤 변수  $f_{iu}$ 와 랜덤 벡터  $f_i$ 로 보는 것이 적절하다. 본 연구에서는, 비록 장치 식별을 위해 1-NN 분류기를 사용하였지만, 분석을 위해서 장치의 특징 벡터의 원소와 특징 벡터가 아래의 성질을 가진다고 가정하였다.

- 가정 3: 어떤 장치  $i$ 의 특징 벡터  $f_i$ 의 원소들인 랜덤 변수  $f_{iu}$ 와  $f_{iv} (u \neq v)$ 는 서로 독립적이고 정규분포를 가진다.
- 가정 4: 장치  $i$ 와 장치  $j$ 의 특징인 랜덤 벡터  $f_i$ 와  $f_j (i \neq j)$ 는 서로 독립적이다.

가정 3에 따라 랜덤 벡터  $f_i$ 는  $N(\mu_i, \Sigma_i)$ 의 다변수 정규 분포를 가지며, 그 공분산은 대각 성분만 존재한다. 또한 가정 4에 따라 랜덤 벡터의 합을 구했을 때 그 평균과 공분산은 각 랜덤 벡터의 평균과 공분산의 합과 같다.

이와 같은 추가된 가정을 가지고 제안한 알고리즘을 분석해 보았다. 먼저  $feature(t), feature(t-1)$ , 그리고  $feature_{diff}(t)$ 를 통계적인 관점에서 분석하면 식 (5)-(9)과 같은 결과를 얻을 수 있다. 여기서 식(7),(8),(9)는 각각  $m=n$ ,

$m=n+1, m=n-1$  인 경우로서,  $feature_{diff}(t)$ 는 평균이 각각  $0, \mu_j, -\mu_j$  이고, 분산은 시간 구간  $t-1$  과 시간구간  $t$  에서 동작하는 모든 장치들의 분산의 합과 같다.

$$feature(t) \sim N\left(\sum_{i \in D(t)} \mu_i, \sum_{i \in D(t)} \Sigma_i\right) \quad (5)$$

$$feature(t-1) \sim N\left(\sum_{i \in D(t-1)} \mu_i, \sum_{i \in D(t-1)} \Sigma_i\right) \quad (6)$$

$$feature_{diff}(t) \sim N(0, 2 \sum_{i \in D(t)} \Sigma_i) \quad (7)$$

, 여기서  $D(t)$ 에 속한 장치와  $D(t-1)$ 에 속한 장치는 같다.

$$feature_{diff}(t) \sim N(\mu_j, \Sigma_j + 2 \sum_{i \in D(t-1)} \Sigma_i) \quad (8)$$

, 여기서  $\mu_j$  와  $\Sigma_j$  는 시간 구간  $t$  에서 새로 동작하는 장치의 평균과 공분산이다.

$$feature_{diff}(t) \sim N(-\mu_j, \Sigma_j + 2 \sum_{i \in D(t)} \Sigma_i) \quad (9)$$

, 여기서  $\mu_j$  와  $\Sigma_j$  는 시간 구간  $t$  에서 동작을 멈춘 장치의 평균과 공분산이다.

식(5)-(9)를 분석하면 특징 차이 신호를 기반으로 장치를 분류할 때 가능한 오류를 줄이기 위한 특징의 평균과 공분산 값에 대한 가이드라인을 얻을 수 있다. 공분산이 어떤 값을 가져야 하는지는 모든 분류 가능한 장치들이 켜져 있는 상태가 계속 유지되는 경우에  $feature_{diff}(t)$ 를 분석함으로써 얻을 수 있다. 이 경우 장치 식별 단계가 성능을 발휘하기 위해서는, 식 (10)과 같이  $feature_{diff}(t)$ 의 공분산 norm의 제곱근이 장치 평균의 norm에서 그 장치의 공분산 norm의 제곱근을 뺀 어떤 값보다도 작도록 특징을 선택해야 한다. 공분산은 대각 성분만 존재하므로 공분산의 norm은 가장 큰 고유값 혹은 가장 큰 대각 성분이 될 것이다. 그리고 식 (10)의 좌변보다 크고 우변 보다 작은 값을 그림 1의 장치 식별 단계에서 문턱 값으로 사용할 수 있을 것이다. 만일 장치 식별의 성능을 보다 높이기를 원한다면 장치의 평균에 가장 큰 고유값 보다 더 큰 값을 뺀 값과 비교하면 된다. 그림 2는 연속된 시간 구간에서 동일한 2 개의 장치가 연속해서 동작하는 경우의 전형적인 보기로서, 두 개의 특징  $f_u, f_v$  에 대해서, 장치1  $\sim N(m1, \text{diag}(\delta_{1,u}^2, \delta_{1,v}^2))$ , 장치2  $\sim N(m2, \text{diag}(\delta_{2,u}^2, \delta_{2,v}^2))$ ,  $feature(t) \sim N(m1+m2, \text{diag}(\delta_{1,u}^2 + \delta_{2,u}^2, \delta_{1,v}^2 + \delta_{2,v}^2))$ ,  $feature_{diff}(t) \sim N(0, \text{diag}(2\delta_{1,u}^2 + 2\delta_{2,u}^2, 2\delta_{1,v}^2 + 2\delta_{2,v}^2))$ 의 관계를 그림으로 표현한 것이다.

$$\left\| 2 \sum_{i \in D(t)} \Sigma_i \right\|^{\frac{1}{2}} < \min_j (\|\mu_j\| - \|\Sigma_j\|^{\frac{1}{2}}) \quad (10)$$

, 여기서  $\mu_j$  는  $j$  번째 장치 특징의 평균을 나타내며,  $\Sigma_j$  는  $j$  번째 장치 특징의 공분산이며,  $D(t)$ 는 모든 장치를 원소로 한다.

각 장치 특징의 평균들이 어떤 값을 가져야 하는지는  $m=n+1$  인 경우 혹은  $m=n-1$  인 경우를 이용하여 알아 볼 수 있다.  $m=n+1$ 인 경우를 보면,  $feature_{diff}(t)$ 의 평균과 다른 장치 특징 벡터 평균 사이의 거리가 어느 크기 이상이 되면 그림 1에서 장치 식별 단계의 성능이 보장 된다. 이 때 그 거리는 식(11)과 같이  $feature_{diff}(t)$ 의 공분산 norm의 제곱근과 비교하고자 하는 장치의 공분산 norm의 제곱근의 합보다 커야 한다. 특징 벡터의 공분산은 대각 성분만 존재하므로 공분산의 norm은 가장 큰 고유값 혹은 가장 큰 대각 성분이 될 것이다. 그림 3은 연속된 시간 구간에서 1 개의 장치가 추가된 경우의 전형적인 보기로서, 두 개의 특징 벡

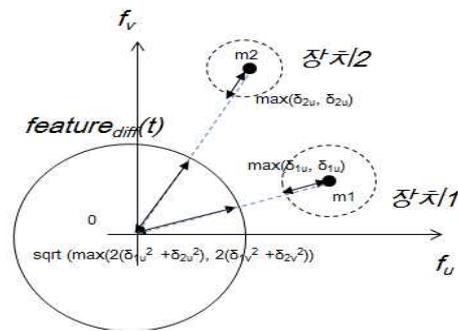
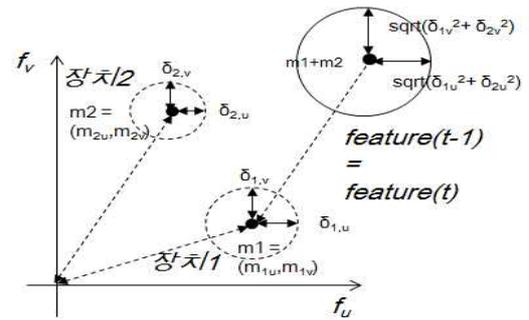


그림 2 연속된 시간구간에 두 장치가 계속 동작하는 경우 (위: 시간 구간 t와 t-1에서 각 장치 신호 및 관측된 혼합 신호; 아래: 특징 차이 신호와 각 장치의 특징 벡터 사이의 관계; 특징  $u$  와  $v$  를 각각  $f_u$  와  $f_v$  로 표현)

Fig. 2 When two devices operates through consecutive time intervals (Top: mean and variance of each devices and observations; bottom: relationship between  $feature_{diff}$  and features of each device)

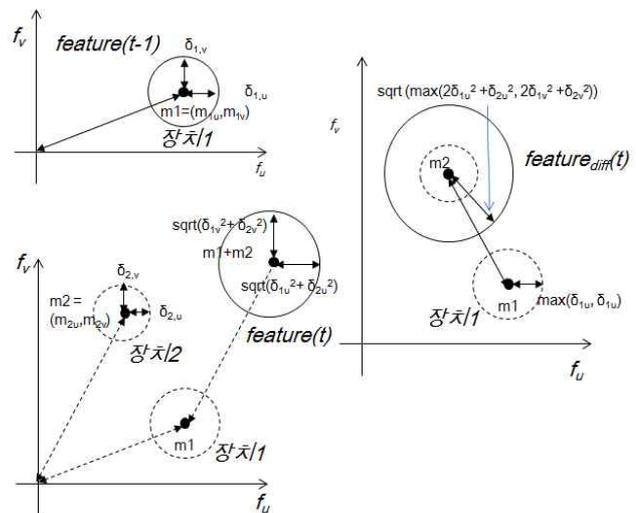


그림 3 시간 구간 t 에서 하나의 장치가 새롭게 더 동작하는 경우 (왼쪽 위: 시간 t-1에서 장치1만 동작; 왼쪽 아래: 시간 t 에서 장치1과 장치2 동작; 오른쪽: 시간 t에서 특징 차이 신호와 각 장치의 특징 벡터 사이의 관계; 특징  $u$  와  $v$  를 각각  $f_u$  와  $f_v$  로 표현)

Fig. 3 Example of relationship between  $feature_{diff}$  and features of each device when one more device starts operating at time  $t$

터 원소  $f_u, f_v$  에 대해서, 장치1 $\sim N(m1, \text{diag}(\delta_{1,u}^2, \delta_{1,v}^2))$ , 장치2 $\sim N(m2, \text{diag}(\delta_{2,u}^2, \delta_{2,v}^2))$ ,  $feature(t) \sim N(m1+m2, \text{diag}(\delta_{1,u}^2+\delta_{2,u}^2, \delta_{1,v}^2+\delta_{2,v}^2))$ ,  $feature_{diff}(t) \sim N(m2, \text{diag}(2\delta_{1,u}^2+\delta_{2,u}^2, 2\delta_{1,v}^2+\delta_{2,v}^2))$ 의 관계를 그림으로 표현한 것이다.

$$\|\mu_j - \mu_k\| > \|\Sigma_j + 2 \sum_{i \in D(t-1)} \Sigma_i\|^{1/2} + \|\Sigma_k\|^{1/2} \quad (11)$$

, 여기서  $i$  는 시간 구간  $t-1$  에서 동작하는 장치들,  $j$  는 시간 구간  $t$ 에서 새로이 동작하는 장치, 그리고  $k$  는  $j$  가 아닌 모든 식별 가능한 장치를 말한다.

### 3.3 장치 분석 알고리즘의 실험적 검증

제안된 알고리즘을 검증하기 위해서 테스트용 혼합 신호를 준비하였다. 표 1은 테스트를 위해서 선정된 장치와 선정된 장치에서 얻은 테스트용 데이터 패턴의 개수를 나타낸다. 장치는 [7]을 참고하여 대한민국에 널리 보급되고 많이 사용되는 기기로 선정하였으며, 실제 가정에서 사용되는 기기의 전력 소비 패턴을 수집한 것이다. 각 기기의 전력 소비 패턴은 30초에 1회 씩 총 120분간 수집하였고, 혼합 전력 신호는 이 패턴을 합하여 생성하였다. 혼합 전력 신호 패턴을 생성할 때, 시간 구간이  $t$ 에서  $t+1$ 로 진행함에 따라 패턴 역시 그 시간 진행에 맞추어 달리 선택함으로써, 같은 장치가 지속적으로 동작하는 경우라도 동일한 전력 패턴이 복사되어 재사용되지 않도록 하였다.

표 1. 테스트용 장치와 데이터 패턴의 개수

Table 1. Devices tested and number of patterns of corresponding devices

장치이름(코드명)	총 데이터 패턴의 개수	학습용 데이터 패턴의 개수	비고
냉장고(FRGR)	31	9	
김치냉장고(KFRGR)	51	9	
PC(PC)	14	9	
전기밥솥(RCKR)	37	8	보온모드
TV(TV)	16	9	
합계	149	44	

표 2 학습용 데이터의 평균 및 공분산 norm의 제공근

Table 2. Mean and square root of norm on co-variance

코드명	Mean					$\ \Sigma\ ^{1/2}$
FRGR	0.2941	0.2395	0.1646	0.1991	0.2929	0.072
KFRGR	0.0907	0.1072	0.2723	0.2445	0.1120	0.052
PC	0.0656	0.0970	0.0386	0.0503	0.0502	0.086
RCKR	0.0471	0.0289	0.0251	0.0270	0.0134	0.021
TV	0.0922	0.1357	0.0772	0.0740	0.0750	0.073

표 3 혼합되지 않은 각 장치의 전력 소비 패턴 분류 결과

Table 3 Classification result on unmixed electric usage pattern

코드명	분류 결과					성공률%
	FRGR	KFRGR	PC	RCKR	TV	
FRGR	31	0	0	0	0	100
KFRGR	0	53	0	0	0	100
PC	0	0	10	2	2	71.4
RCKR	0	0	1	36	0	97.3
TV	5	0	1	0	10	62.5

신호를 분리하기 전에 테스트용 데이터 패턴에서 일부를 1-NN 분류기의 학습을 위해 선정하고, 선정된 학습용 전력 소비 패턴에서 특징을 추출하였다. 이 때 특징은 zero-padding한 128 point 푸리에 변환 결과인 푸리에 계수의 하위 4개 성분과 장치가 동작할 때 소비한 전력 변화량 delta를 사용했으며, 그 값은 표 2와 같다. 추출된 특징들 중 분류에 큰 영향을 미쳤던 세 번째 계수 f3과 전력 변화량 delta에 대하여 각 기기들의 특징 벡터를 표시하고, 그 평균과 표준편차를 원으로 그림 4와 같이 표시하였다. 그림 4을 보면 특징 차이  $feature_{diff}(t)$ 를 이용하여 장치를 식별하고자 할 때, 전기 밥솥(RCKR), PC, 그리고 TV의 3 장치 평균이 가까이 위치하고 있어서 분류가 어려울 것을 예상할 수 있다. 그리고 만일 PC를 분류의 대상에서 제외하여 4 개의 장치에 대해서만 분류를 한다면 분류 성능이 향상될 것이라고 예상된다. 표 3은 혼합되지 않은 각 장치의 전력 소비 패턴만을 대상으로 1-NN 분류기를 동작시켰을 경우 그 예상이 틀리지 않음을 보여준다. 표 3에서 보듯이 PC가 전기 밥솥이나 TV로 잘못 분류 되거나 전기 밥솥이나 TV가 PC로

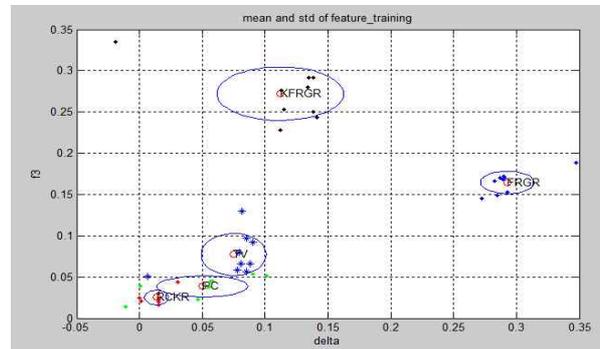


그림 4 학습용 데이터 패턴의 통계적 특징  
Fig. 4 Statistical properties of training patterns

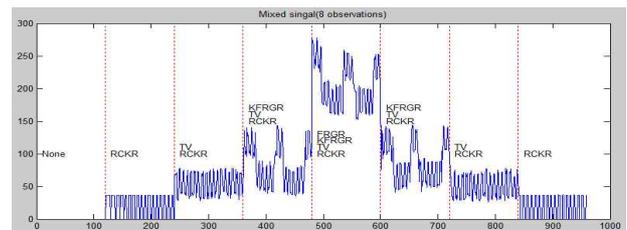


그림 5 최대 4개의 장치가 순차적으로 동시 동작하는 테스트용 혼합 신호

Fig. 5 Mixed signal that maximum 4 devices operate

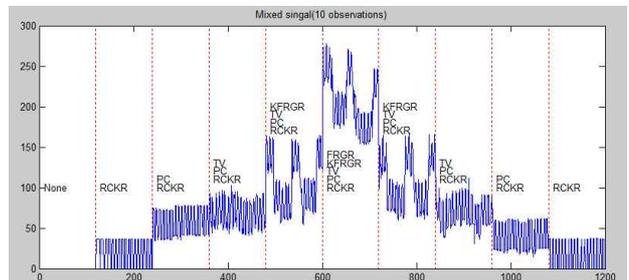


그림 6 최대 5개의 장치가 순차적으로 동시 동작하는 테스트용 혼합 신호

Fig. 6 Mixed signal that maximum 5 devices operate

잘못 분류되는 경우가 많다는 것을 보여준다. 표 3에 TV가 냉장고로 잘 못 분류되는 경우가 관찰되는 데 이 것은 학습용 패턴이 테스트용 패턴을 잘 표현하지 못하여 발생하는 문제로 분석된다.

테스트를 위해서 표 1의 데이터 패턴을 이용하여 그림 5와 그림 6의 두 가지 혼합 전력 신호 패턴을 5 개씩 만들었다. 그림 5와 그림 6은 시간 구간을 1시간으로 설정하였을 때 관찰한 신호로, 한 구간에 하나의 장치가 켜지거나 꺼지며, 각각 최대 4개, 최대 5개의 장치가 동시에 동작하는 경우이다. 이 때 그림 6은 PC가 그림 5에 추가된 신호이다.

식 (10)을 실험 데이터에 적용하였다. 최대 4개의 장치가 동작하는 경우 식 (10)은 좌변이 0.13, 우변이 0.04로 좌우변의 차이가 0.08로 좌변이 더 커서 식 (10)을 만족하지 못하였다. 그리고 최대 5개의 장치가 동작하는 경우 좌변은 0.17, 우변은 0.04로 좌우변의 차이가 0.13으로 역시 좌변이 더 커서 식 (10)을 만족하지 못하였다. 하지만 최대 4개의 장치가 동작하는 경우, 그 차이가 적어서 보다 장치 분류에 적합할 것을 예상할 수 있다. 식 (11)을 적용한 결과는 표 4에 나타내었다. 표 4는 식 (11)의 좌변에서 우변을 뺀 결과이다. 표 4에서 알 수 있듯이 최대 4개의 장치가 동작하는 경우 대부분이 양수로서 식 (11)을 만족하여 각 장치의 평균들이 비교적 서로 멀리 떨어져 있음을 알 수 있다. 하지만 최대 5개의 장치가 동작하는 경우, 그림 4의 좌측 하단에 집중된, PC, 전기밥솥과 TV는 음수로 그 조건을 만족하지 못하는 것을 보여준다.

표 4. 최대 4개의 장치가 동작하는 경우와 최대 5개의 장치가 동작하는 경우 식 (11)을 적용한 결과 (장치 코드명의 첫 글자를 사용하여 장치명을 대신하였음)

Table 4. Computational result of eq (11) when maximum 4 devices operate and maximum 5 devices operate

최대 4개의 장치가 동작하는 경우					최대 5개의 장치가 동작하는 경우					
	F	K	R	T		F	K	P	R	T
F		0.12	0.26	0.15	F		0.08	0.15	0.28	0.10
K	0.14		0.15	0.58	K	0.09		0.05	0.15	0.01
R	0.29	0.14		-0.05	P	0.20	0.08		-0.09	-0.16
T	0.18	0.07	0.01		R	0.25	0.10	-0.18		-0.10
					T	0.13	0.02	-0.18	-0.03	

이와 같은 데이터를 가지고 본 연구에서 제안한 알고리즘을 그림 5와 그림 6 데이터에 적용하여 그 결과를 살펴보고, 그 결과를 표 5와 표 6에 정리하였다. 표 5는 8개의 시간 구간에서 PC를 제외한 4개의 장치가 순차적으로 하나의 장치가 동작하고 정지했을 때 결과를 보여준다. 각 시간 구간마다 장치가 동작하거나 정지했음을 혼합 패턴에서 증감 여부로 표시하였다. 제안된 알고리즘을 사용하여 5 회 실험하는 동안  $feature_{diff}(t)$ 를 해석하여 어떤 장치가 동작하고 정지하였는지 모두 바르게 분류하였음을 보여준다.

표 6은 10개의 시간 구간에서 5개의 장치가 순차적으로 하나의 장치가 동작하고 정지했을 때 결과를 보여준다. 제안된 알고리즘을 사용하여 5 회 실험하는 동안  $feature_{diff}(t)$ 에 대해 72%의 분류 성공률을 보였다. 분류에 실패한 경우는 주로 PC, TV로 분류되어야 하는 시간 구간에 잘못 분류된 경우가 그렇지 않은 경우의 2 배로 많아 장치들의 특징 벡터의 평균값이 적절한 거리를 두지 못한 것 상대적으로 부진한 결과의 원인이라고 볼 수 있다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 가정 내 모든 기기가 연결된 하나의 전력선을 모니터링 하여 그 전력선에 연결된 기기 각각의 전력 소비 상황을 모니터링 하는 NILM(Non-Intrusive Load Monitoring) 시스템 구축에 필요한 신호 분석 알고리즘에 대한 연구를 수행하였다. 본 연구에서 제안한 신호 분석 알고리즘은 전력선에서 관찰된 여러 기기의 전력 소비 패턴이 혼합된 혼합 전력 패턴을 복수개의 시간 구간으로 분리하고, 연속된 시간 구간 사이의 신호 차이를 구한 후, 이 차이 신호를 분석하여 어떤 장치가 현재 시간 구간에서 동작 중인 지를 알아낸다. 이 때 시간 구간을 충분히 작게 하고, 신호 분석에 사용되는 특징들이 독립적이고 additivity 특성을 가지도록 선정한다면, 이 차이 신호에는 한 장치의 특징만이 남아 있으므로, 동시에 동작할 수 있는 장치 조합의 수  $2^n$ 개가 아닌 장치  $n$ 개에 해당하는 특징만을 이용하여 혼합 신호를 분석할 수 있다. 이를 통하여 장치 개수가 증가하더라도 연산량 역시 산술적으로 증가하는 합리적인 확장성을 확보할 수 있다. 실제 가정에서 각 장치의 데이터 패턴을 채집한 후 이를 인위적으로 조합하여 만든 실험 데이터를

표 5 최대 4개의 장치가 동시 동작하는 경우 실험 결과  
Table 5 experimental result when maximum 4 devices operate

실험 회차	시간 구간	장치 코드	증감 여부	비고 (정오)	실험 회차	시간 구간	장치 코드	증감 여부	비고 (정오)
정답	1	null	n/a		1~5	1	null		O
	2	RCKR	+	n/a		2	RCKR	+	O
	3	TV	+	n/a		3	TV	+	O
	4	KFRGR	+	n/a		4	KFRGR	+	O
	5	FRGR	+	n/a		5	FRGR	+	O
	6	FRGR	-	n/a		6	FRGR	-	O
	7	KFRGR	-	n/a		7	KFRGR	-	O
	8	TV	-	n/a		8	TV	-	O

표 6 최대 5개의 장치가 동시 동작하는 경우 실험 결과  
Table 6 Experimental result when maximum 5 devices operate

실험 회차	시간 구간	장치 코드	증감 여부	비고 (정오)	실험 회차	시간 구간	장치 코드	증감 여부	비고 (정오)
정답	1	null	n/a		1	1	null		O
	2	RCKR	+	n/a		2	RCKR	+	O
	3	PC	+	n/a		3	TV	+	X
	4	TV	+	n/a		4	RCKR	+	X
	5	KFRGR	+	n/a		5	KFRGR	+	O
	6	FRGR	+	n/a		6	FRGR	+	O
	7	FRGR	-	n/a		7	FRGR	-	O
	8	KFRGR	-	n/a		8	KFRGR	-	O
	9	TV	-	n/a		9	PC	-	X
	10	PC	-	n/a		10	PC	-	O
2	1	null		O	3	1	null		O
	2	RCKR	+	O		2	RCKR	+	O
	3	PC	+	O		3	PC	+	O
	4	TV	+	O		4	PC	+	X
	5	KFRGR	+	O		5	KFRGR	+	O
	6	FRGR	+	O		6	FRGR	+	O
	7	FRGR	-	O		7	FRGR	-	O
	8	TV	-	X		8	KFRGR	-	O
	9	TV	-	O		9	TV	-	O
	10	PC	-	O		10	RCKR	-	X
4	1	null		O	5	1	null		O
	2	RCKR	+	O		2	RCKR	+	O
	3	PC	+	O		3	PC	+	O
	4	PC	+	X		4	PC	+	X
	5	TV	+	X		5	KFRGR	+	O
	6	KFRGR	+	X		6	FRGR	+	O
	7	FRGR	-	O		7	FRGR	-	O
	8	KFRGR	-	O		8	RCKR	+	X
	9	RCKR	-	X		9	FRGR	-	X
	10	PC	-	O		10	RCKR	-	X

활용하여 제안한 방법을 검증하였다. 검증 결과 4개의 장치가 동시에 동작하고 그 장치의 특징들이 제안한 알고리즘에서 제시한 기준을 만족하는 경우, 비록 제한된 실험이었지만 완벽한 분류 성공률을 보였다. 제안된 알고리즘을 실제 사용하기 위해서는 장치의 수를 증가하고, 시간 구간을 조정하며, 신호 혼합 패턴을 다양하게 한 실증적인 연구가 더 필요하다. 하지만 이 경우 본 연구에서 제안한 기준을 만족하는 특징을 선택한다면, 그렇지 않은 경우에 비하여, 일정 정도 성능이 보장되는 NILM 시스템을 구축할 수 있을 것으로 기대된다.

### 참 고 문 헌

[1] 전력IT사업단, “한국형 스마트그리드 비전”, *지능형전력망사업 및 연관사업 세미나(I)*, 2009년8월.

[2] Jeffrey W. Chapman, “The Economics of Advanced Metering Infrastructure (AMI) Market In the United States,” *2010 World Smart Grid Forum*, 2010년1월.

[3] Jeff Lee, “AMI-Lessons learnt, It is all about the customer,” *2010 World Smart Grid Forum*, 2010년1월.

[4] B. Neenan and J. Robinson. “Residential electricity use feedback: A research synthesis and economic framework”, *Technical report, Electric Power Research Institute*, 2009.

[5] Lynn Fryer Stein, “Final Report-California Information Display Pilot Technology Assessment”, *Primen, Inc.*, Dec. 21, 2004.

[6] GE Energy, “Leveraging load as a resource,” *2010 World Smart Grid Forum*, 2010년 1월

[7] 박성욱, 왕보현 외, “기기별 전력 모니터링 시스템 개발에 관한 연구”, *한국지능시스템학회논문지*, 제20권, 5호, pp. 638-644, 2010년10월.

[8] “Nonintrusive load monitoring“, [http://en.wikipedia.org/wiki/Nonintrusive\\_load\\_monitoring](http://en.wikipedia.org/wiki/Nonintrusive_load_monitoring)

[9] George W. Hart, “Nonintrusive appliance load monitoring,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, no. 12, 1992.

[10] C. Laughman, S. Leeb, and Lee. Advanced non-intrusive monitoring of electric loads. *IEEE Power and Energy*, 2003.

[11] Mario Berges, Ethan Goldman, H. Scott Matthews, Lucio Soibelman, “Learning Systems for Electric Consumption of Buildings,” *proceedings of the 2009 ASCE International Workshop on Computing in Civil Engineering*, Austin, Texas, 2009.

[12] S. N. Patel, T. Robertson, J. A. Kientz, M. S. Reynolds, and G. D. Abowd. At the flick of a switch: Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line. *9th international conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2007)*, 2007.

[13] 박성욱, 서진수, 왕보현, “가정용 전력 모니터링 시스템 및 장치식별 알고리즘 개발”, *한국지능시스템학회논문지*, 제21권, 4호, pp. 407-413, 2011년8월.

### 저 자 소 개



**박성욱(Sung-Wook Park)**

1995년 2월: 연세대 전자공학과 석사  
 1998년 9월: 연세대 전자공학과 박사  
 2009년 2월: 삼성전자 DM연구소 수석  
 2009년- : 강릉원주대 전자공학과  
 조교수

관심분야: 스마트그리드(NILM, Signal Disaggregation), 센서네트워크, 오디오신호처리  
 E-mail: swpark@gwnu.ac.kr



**왕보현(Bo-Hyeun Wang)**

1987년: 연세대학교 전기공학과 공학사.  
 1990년: Georgia Institute of Tech 공학 석사  
 1991년: Georgia Institute of Tech. 공학 박사  
 1991년~1998년: LG 종합기술원 책임연구원

1998년~ : 강릉원주대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 지능시스템, 데이터마이닝, 예측시스템  
 E-mail : bhw@gwnu.ac.kr