

복합센서를 이용한 비접촉 전력 기반 가전기기 식별률 개선에 관한 연구

김병민, 윤정미
전자부품연구원
e-mail : 6954kbm@keti.re.kr, yunjm@keti.re.kr

A Study on Improving Identification Rate of Non-Intrusive Appliance Load Monitoring(NIALM) Using Combined Sensor

Byungmin Kim, Jungmee Yun
Korea Electronics Technology Institute

요약

비절전 가전기기는 제품수명을 고려할 때 전력을 소비하는 가정 내 가전기기의 대부분을 차지 하지만 에너지 효율 정책의 사각지대에 있다. 본 논문에서는 비절전 가전기기의 에너지 절감을 위해 전력 총량에서 각 가전기기의 상태를 식별하는 NIALM 의 기기 식별률을 복합센서를 활용해 개선하는 기술에 대해서 소개하고자 한다.

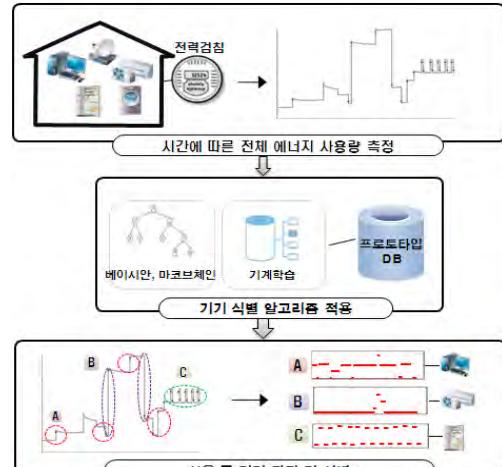
1. 서론

미래 홈 환경은 스마트 가전을 기반으로 자율형 홈 에너지 제어 환경이 구축될 것으로 예상되나, 가전기기의 제품수명을 고려할 때 향후 오랜 기간 동안 비절전 가전기기(Legacy Device)의 사용이 지속될 것으로 예상된다. 기존 에너지효율향상기술연구는 가전기기 자체의 효율향상 혹은 스마트 플러그를 이용한 가전 전력제어 형태 등이 주를 이루고 있으며 이러한 기술은 초기 홈 환경 구축에 많은 투자비용이 드는 문제를 가지고 있다. 본 논문에서는 에너지 효율정책의 사각지대에 속하는 비절전 가전기기의 에너지 절감을 목적으로 복합센서를 이용하여 비접촉 전력 총량 기반 가전기기 식별(NIALM) 기술의 식별률을 개선하는 기술을 제안한다.

2. 본론

Non-Intrusive Appliance Load Monitoring (NIALM)은 개별기기의 전력량을 전력 총량 정보를 이용한 비접촉식 형태의 전력모니터링 및 기기식별 기술로, 가전기기별 전기적 특성으로부터 Footprint 를 도출하고, 이를 통해 개별기기를 식별하는 기술이다.

NIALM 및 학습을 통해 전열기, 냉장고 등 기기사용에 따른 전력변이가 큰 기기에 대한 식별은 높은 수준의 정확도로 식별이 가능하나 TV, 조명등 전력변이가 크지 않는 기기에 대해서는 낮은 식별률을 보인다.



(그림 1) 개별 전자기기 식별 알고리즘의 개념도

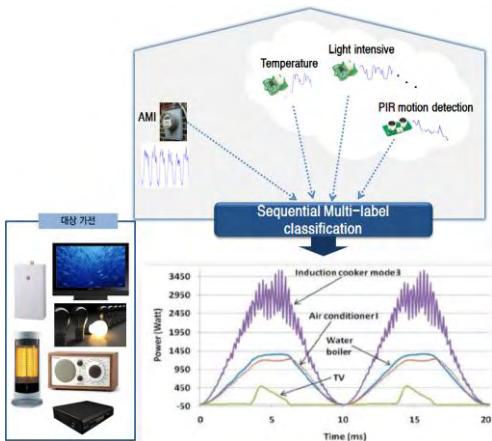
아래 그림은 NIALM 기반으로 조명, 컴퓨터 등 전력변이가 크지 않은 기기의 전력사용을 식별한 표로, 최대 정확도 55~60% 수준임을 확인할 수 있다.

| Method | Training Set | | Test Accuracy | |
|--------------------------|--------------|--------|---------------|--------|
| | Disagg. Err. | Acc. | Disagg. Err. | Acc. |
| Predict Mean Energy | 20.98 | 45.78% | 21.72 | 47.41% |
| SISC | 20.84 | 41.87% | 24.08 | 41.79% |
| Sparse Coding | 10.54 | 56.96% | 18.69 | 48.00% |
| Sparse Coding + TEP | 11.27 | 55.52% | 16.86 | 50.62% |
| Sparse Coding + GL | 10.55 | 54.98% | 17.18 | 46.46% |
| Sparse Coding + TEP + GL | 9.24 | 58.03% | 14.05 | 52.52% |
| DDSC | 7.20 | 64.42% | 15.59 | 53.70% |
| DDSC + TEP | 8.99 | 59.61% | 15.61 | 53.23% |
| DDSC + GL | 7.59 | 63.09% | 14.58 | 52.20% |
| DDSC + TEP + GL | 7.92 | 61.64% | 13.20 | 55.05% |

(표1) Disaggregation results of Algorithms(TEP = Total Energy Prior, GL = Group Lasso, SISC = Shift Invariant Sparse Coding, DDSC = Discriminative Disaggregation Sparse Coding, Fraunhofer

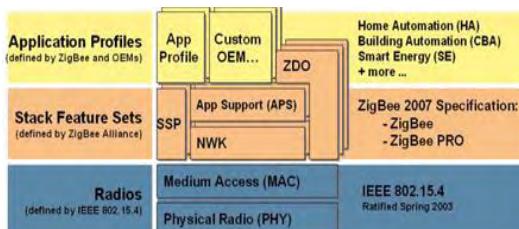
Center for Sustainable Energy Systems, 2011)

가정 내 활용 가능한 보조센서(온/습도, 조도, 재실), 온도 제어기의 정보 등을 추가적으로 사용하여 이를 시계열기반 다중 레벨 분류(Multi-label Classification) 기술을 적용함으로써 보다 높은 수준의 기기 전력사용 식별기술을 개발하였다.



(그림 2) 보조센서를 이용한 정확도 보정기술

복합센서는 IEEE 802.15.4 기반의 Zigbee 통신을 사용하며 측정된 센서정보는 Zigbee HA(Home Automation) Profile 표준에 정의된 센서 타입과 데이터 포맷으로 Reporting 하도록 구현하였다. 아래의 그림은 Zigbee의 계층을 나타낸 그림으로 Zigbee HA Profile은 Zigbee Alliance에서 제정하는 응용프로그램 계층의 표준으로서 Zigbee 디바이스 타입과 클러스터, 데이터 타입 등이 정의 되어 있다.



(그림 3) Zigbee Application Profile Stack

NIALM의 식별률을 향상하기 위한 복합센서는 가정 내의 설치위치에 따라 가전기기 상태의 변화를 인지하는 시간과 오차율이 큰 차이를 보이므로 가전기기의 위치에 따라 복합센서의 위치를 조정해야 한다. 또한, 센서가 습득한 정보를 Reporting 하는 측정 값의 임계치나 주기는 센서의 배터리 수명에 영향을 미칠 뿐만 아니라 가전기기의 상태의 변화를 판단하는 기준이 되므로 가전기기별 특성과 센서 설치 환경을 고려하여 설정해야 한다. 각 센서의 임계 값은 기기 상태에 따른 센서 값의 변화 량을 분석하여 설정하였고 통신에 따른 배터리의 부하를 최소화 하기 위해 측정한 센서 값의 변화 량이 임계 값을 초과할 때만 Reporting 을 수행하도록 구현하였다.

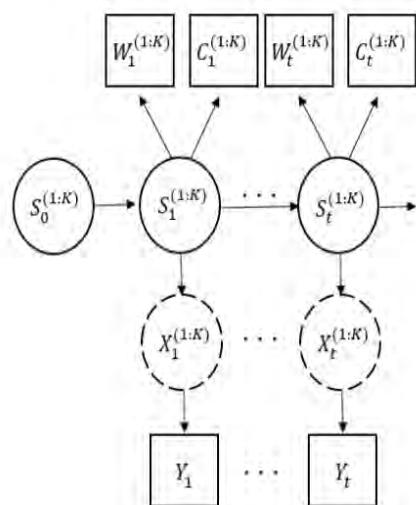
센서 위치에 따른 오차율을 최소화하기 위해 센서

의 특성 및 설치위치를 고려하여 복합센서는 온/습도, 조도 센서와 재실센서 각각 2 개의 타입으로 설계하였다. 센서 값 Reporting 에 사용한 Zigbee HA Profile의 데이터 포맷은 아래의 표와 같다.

| Sensor | Cluster (Cluster ID) | Attribute (Attribute ID) | Attribute Type |
|--------|--|--------------------------|-------------------------|
| 재실센서 | Occupancy Sensing (0x0406) | Occupancy (0x0000) | 8-bit Bitmap |
| 온도센서 | Temperature Measurement (0x0402) | Measured Value (0x0000) | 16-bit Signed Integer |
| 습도센서 | Relative Humidity Measurement (0x0401) | Measured Value (0x0000) | 16-bit Unsigned Integer |
| 조도센서 | Illuminance Measurement (0x0400) | Measured Value (0x0000) | 16-bit Unsigned Integer |

(표 2) 사용 Cluster 및 Attribute, Attribute Type

복합센서를 활용하여 가전기기 전력사용 식별률을 향상하기 위해 FHMM(Factorial Hidden Markov Model)과 Switching State-space Model 이 혼재된 S-FHMM(Switching Factorial Hidden Markov Model) with Multi-Observed Data 모델을 설계하였으며 본 모델은 센서로부터 추출한 데이터와 NIALM 데이터와 같은 사전 정보를 활용하여 다중라벨 분류기의 성능을 향상시키는 목표에 적합하다. 아래의 그림은 본 연구에서 제안하는 모델로써 ○는 추정해야 할 은닉 값, □는 추론에 쓰일 관찰 값, ○는 생략될 수 있는 변수를 나타낸다.



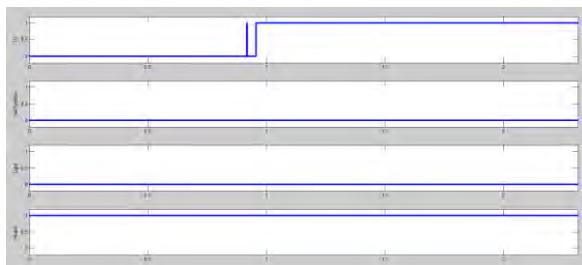
(그림 4) Switching Factorial Hidden Markov Model with Multi-Observed Data

또한 위 그림에서 각각의 변수들에 대한 정의는 아래와 같다.

- W: 기존 NIALM 식별 데이터
- C: 기기 상태에 대한 센서 값
- S: 기기 별 상태
- X: 기기 별, 상태 별 전력 값으로 학습단계에서 얻은 Parameter 값으로 계산 과정에서 생략될 수도 있다.
- Y: 관찰하는 실제 전력 데이터.

각 기기의 상태인 S 값을 추론하기 위해 사용하는 Feature는 3 가지의 목적 값으로 전력 값 Y, NIALM 식별 값 W, 센서 값 C를 사용한다. 조명, 전열기 등의 상태는 센서 값에 직접적인 영향을 미치므로 센서 값에 따른 확률 가중치를 설정하고 각각의 목적 값을 사용하여 최종적으로 기기 상태를 확률 계산을 통해서 추론한다.

아래의 그림은 각각 NIALM 을 단독으로 적용하여 식별한 결과와 복합센서 데이터를 활용하여 기기를 식별한 결과이다. 실험은 TV, 셋톱박스, 전등, 전열기를 이용해 환경을 구성하고 4 가지의 가전기기의 전력 총량을 측정하여 분석하는 방식으로 진행했다.



(그림 5) 복합센서를 사용하지 않았을 때 결과



(그림 6) 복합센서를 사용해 식별률을 향상시킨 결과

위의 그래프는 순서대로 TV, 셋톱박스, 전등, 전열기의 On/Off 상태를 나타낸다. (그림 5)는 NIALM 단독 식별 결과로 전력소비가 작은 전등은 식별하지 못하였다. (그림 6)은 복합센서의 조도 값을 활용하여 기존 결과에서 식별하지 못한 전등의 상태를 식별하여 식별률이 향상된 결과를 보여준다.

3. 결론

본 논문에서는 비접촉 전력 기반 가전기기 식별률을 복합센서를 활용하여 개선하는 모델을 제시하였다. 현재 스마트 가전기기와 전력효율 개선에 관한 연구가 활발히 진행되고 있지만 현재 전력을 수요하는 가정내의 가전기기 대부분은 에너지 효율정책의 사각지대에 속하는 비절전 가전기기이다. 실제 환경에서는 가전기기의 종류와 변수가 많아 제시된 모델이 적용되기에에는 무리가 있다. 본 연구에서 복합센서를 활용하여 NIALM 의 기기 식별률이 향상되는 결과를 확인하였다. 다양한 종류의 가전기기 상태를 판단할 수 있는 센서와 이를 활용하는 알고리즘 연구를 통해 비절전 가전기기에 대한 에너지 효율 및 절감효과를 극대화 할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 에너지기술평가원의 지원을 받아 과제 '비절전 전자(가전)기기(Legacy Device)에 대한 에너지 관리 기술 개발'의 결과물로 제안된 논문입니다.

참고문헌

- [1] ZOHA, Ahmed, et al. Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey. *Sensors*, 2012, 12.12: 16838-16866.
- [2] FISERA, Radek; MACEK, Karel. Virtual sub-metering via combined classifiers. In: *Intelligent data acquisition and advanced computing systems (idaacs), 2011 ieee 6th international conference on*. IEEE, 2011. p. 126-131.
- [3] GHAHRAMANI, Zoubin. An introduction to hidden Markov models and Bayesian networks. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2001, 15.01: 9-42.