

다중 거주자 스마트 환경에서 데이터-사용자 연관을 위한 이중 단계 인공 신경망 모델

A Two-staged Neural Network Model for Associating Data with Multiple Users in A Smart Environment

위희주
Heeju Wi
한국과학기술원
KAIST
bb0711@kaist.ac.kr

김현주
Hyunju Kim
한국과학기술원
KAIST
iplay93@kaist.ac.kr

이동만
Dongman Lee
한국과학기술원
KAIST
dlee@kaist.ac.kr

요약문

스마트 홈에서 더 나은 거주 환경을 제공하기 위해, 센서를 이용해 거주자의 상황을 파악하고 다음 행동을 예측하는 행위 인지 연구가 활발히 진행되고 있다. 하지만 이를 실생활에 적용하기 위해서는 각 센서가 어떤 거주자로부터 발생하였는지를 파악하는 데이터-사용자 연관 연구가 진행되어야 한다. 거주자 수가 많아질수록 이 데이터-사용자 연관 문제는 중요해지지만, 현재 관련 연구가 많이 부족하다. 따라서 본 연구에서는 결합된 라벨링 기법과 인공 신경망을 새 모델을 제안한다. 기존 모델과 비교해본 결과, 더 높은 평균 정확도와 좁은 예측 범위를 가짐을 확인하였다.

주제어

데이터-사용자 연관, 행위 인지, 스마트 홈, 다중 거주자, 센서 데이터, 인공 신경망, deep learning, data association

1. 서론

스마트 환경(Smart Environment)에서 기존 환경에 다양한 스마트 기기들을 더하여 거주자들의 삶을 더 편안하게 해주기 위한 공간으로 이를 위한 많은 연구가 진행되고 있다. 스마트 환경에서의 행위 인식(Activity Recognition)은 사용자의 존재와 상황을 인식하고, 그들의 요구와 습관에 적응하고 반응하는 어플리케이션의 개발에 필수적인 기술이다. 행위 인지 초기 연구에서는 한 명의 사용자를 대상으로 연구가 진행되었으나, 현재는 다중 사용자(Multi-occupants)를 대상으로 진화되고 있다 [1, 2, 3].

행위 인식 연구에서 중요한 문제 중 하나는 데이터-사용자 연관(Data association) 문제이다. 데이터-사용자 연관 기법은 어떤 센서 값이 어떤 사용자에게 할당되는지를 예측하는 기법으로 이를 이용하면

사용자의 행위 인식의 정확도를 높일 수 있다[4]. 목표 대상이 다수일 때는 특히 중요한 문제가 된다. 하지만 스마트 환경에서의 데이터-사용자 연관 기법 관련 연구는 많이 진행되지 않았다.

관련 연구로는 실제 데이터-사용자 연관 결과를 가진 데이터를 이용했을 때 행위 인식에 더 나은 정확도를 보인다[3]는 것을 밝혔으며, 이후 Chen[1]은 결합된 라벨링과 은닉 마르코브 모델을 이용한 행동 인식 모델을 제안하면서, 이를 이용해 부수적으로 데이터-사용자 연관에 대해서도 기존보다 좋은 결과를 얻었다.

따라서 본 연구는 다중 사용자 스마트 환경에서의 데이터-사용자 연관 기법 연구에 기존에 사용되지 않았던 결합된 라벨링과 인공 신경망 모델을 이용해 새로운 데이터-사용자 연관 예측 모델을 만들었다. 또한 기존 TSM-HMM 모델과 비교하여 데이터-사용자 연관의 정확도를 평가하였다. 또한 발생한 시퀀스를 확인한 후, 데이터-사용자 연관을 하는 것이 아닌 실시간(Online)평가가 가능하도록 하였다. 행동 인식 이전에 선행되어야 하는 데이터-사용자 연관에 대해서, 인공 신경망 모델은 기존 모델의 정확도 76.9%에서 79.3%로 증가한 정확도를 보여줬으며, 예측 범위 또한 감소해 기존 모델보다 높은 신뢰도를 보여주었다.

2. 모델 설계

본 연구에서 제안하는 모델은 크게 결합된 라벨링과 LSTM 을 이용한 인공 신경망 모델의 두 단계로 이루어져 있다.

2.1 결합된 라벨

스마트 환경에 한 명의 거주자가 존재할 경우, 각 센서에 대한 데이터-사용자 연관 값은 거주자 수와

동일한 하나의 값을 가진다. 하지만 $N(N>1)$ 명의 거주자가 존재할 경우, 하나의 센서 값이 여러 거주자에게 할당될 수 있으므로, 고유한 데이터-사용자 연관 값이 N 개 있다고 할 수 없고, 간단히 N 차원의 벡터로 나타낼 수 있다. 하지만 이를 할당하기 위해서는 2^N 크기의 탐색 공간(Search Space)이 필요하므로, 이를 줄이기 위해 결합된 라벨(Combined Label) 기법을 이용한다. N 차원 대신에 하나의 정수 값으로 나타내는 것으로, 실제로 2^N 의 경우의 수가 모두 존재하지 않으므로 탐색 공간을 줄일 수 있다는 장점이 있다. 또한 이는 거주자가 두 명을 초과할 경우 더 큰 효과를 보인다.

벡터를 결합된 라벨로 바꾸는 함수를 f 라 할 때, 모델을 통해 예측을 한 뒤, f^{-1} 을 이용해 원래의 거주자 값을 할당한다.

2.2 인공 신경망 모델

본 연구의 인공 신경망 모델에 LSTM과 두 개의 레이어를 이용하였다. 입력 값은 시간에 따른 센서 열이고, 결과값은 각 센서에 해당하는 거주자이다. 정확한 학습을 위해 거주자가 모두 없을 경우 상태를 초기화하였다.

LSTM(Long Short-Term Memory)은 히든 노드가 방향을 가진 엣지로 연결된 RNN(Recurrent Neural Network)의 한 종류이다. 이는 이전 상태의 정보를 기억해서 다음 상태로 전달할 수 있으며, 그 중 LSTM은 그 중 최근 기억만 전달할 수 있다. 스마트 홈의 센서 데이터-사용자 연관을 위해서는, 각 거주자의 오래전 상태보다는 직전의 상태를 이용하면 효과적이므로 LSTM모델을 이용하였다.

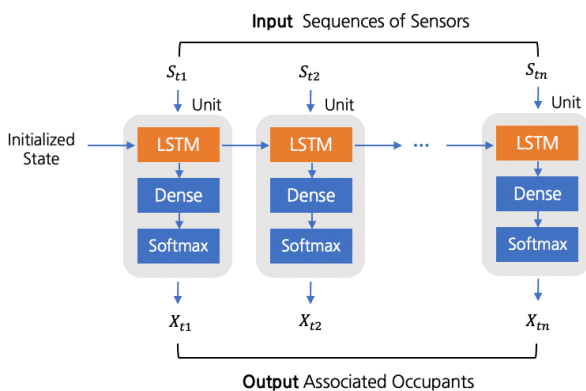


그림 1. 인공 신경망 모델의 구조

그림 1 은 본 연구에서 사용한 인공 신경망 모델의 구조이다. 하나의 유닛은 LSTM 과 레이어 두 개로 구성되어 있으며, 이는 센서 값 하나를 입력으로 받고 결과값으로 연관된 유저를 반환한다. 이전 센서 값에 의해 업데이트된 상태를 전달하여, 다음 센서 값으로 연관된 거주자를 예측할 때 그 상태 정보를 사용한다. 이는 하나의 센서 값이 들어오는 즉시 연관 거주자 예측이 가능한 실시간 예측 모델이다.

3. 평가

평가를 위해 CASAS 데이터[11]를 이용하였다. 이는 WSU 의 스마트 아파트 테스트베드에서 수집된 것으로, 해당 공간에서 2 명의 테스터는 각각 15 개의 정해진 행동을 담고있다. 테스트는 총 26 일간 진행되었으며, 38개 종류의 센서로부터 얻어진 센서 값과 각 테스터의 행동 지표를 포함한다. 각 센서는 켜짐과 꺼짐의 2 가지 값을 가지고 있으므로, 본 연구에서는 센서 값으로 2 차원 벡터보다는 76 개의 정수로 나타내었다.

표 1. 각 모델의 평균 정확도

Model	Average Accuracy
random	0.539771
TSM-HMM	0.769584
TSM-LSTM	0.793823

총 26 일의 데이터 중에 랜덤으로 1 일을 뽑아 테스트 셋으로 평가를 진행한다. 한 모델 당 10 번의 평가를 진행하였으며, 표 1 은 그 평균 정확도를 나타낸 것이다.

TSM-LSTM 은 본 연구에서 제안하는 모델이다. 최적의 모델을 찾기 위해 격자 탐색(Grid search)을 이용해 하이퍼파라미터 튜닝(Hyperparameter tuning)을 하였다. 비교를 위해 기존 데이터-사용자 연관에 사용된 TSM-HMM 과 랜덤 예측 모델을 이용하였다. TSM-HMM 은 결합된 라벨을 이용하고 각 거주자를 은닉 상태로 두고, 센서를 예측하는 은닉 마르코브 모델이다.

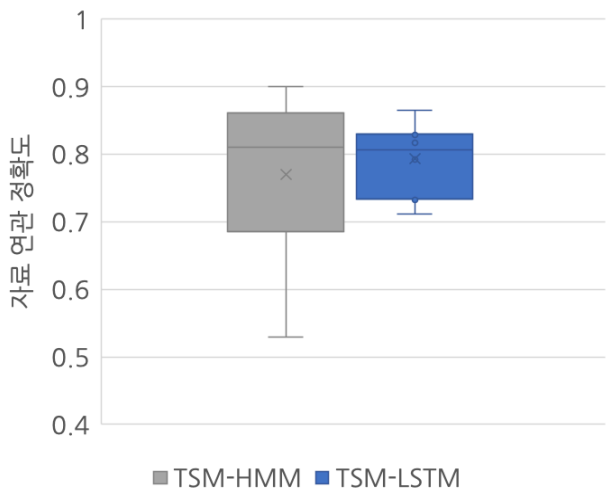


그림 2 기존 모델과 TSM-LSTM 모델의 정확도 상자 수염 그림

표 1 에서 볼 수 있듯이, 제안하는 모델은 기존 모델보다 높은 평균 정확도를 보였다. 또한 그림 2 는 10 회의 정확도 값 분포를 나타내는데 기존 모델은 정확도 분포의 최대값과 최소값의 차가 0.371796 이었으나, 제안하는 모델은 0.153088 으로 기존 모델에 비해 예측 범위가 41%로 줄어들었다. 이는 기존 모델에 비해 TSM-LSTM 이 더 높은 신뢰도를 가짐을 나타낸다. 따라서 스마트 환경에서 자료연관에는 HMM 을 이용해 단순히 직전 상태만 고려해 예측한 기존 모델보다 LSTM 을 이용해 최근 여러 상태를 모두 고려해서 예측한 TSM-LSTM 모델이 더 좋은 성능을 가진다.

기존 모델인 TSM-HMM 은 은닉 상태를 주지 않고 학습시키면 제대로 된 학습 결과를 얻지 못하였으며, 각 거주자에 해당하는 은닉 상태를 설정해주어야 했다. 이는 단순히 직전 예측된 거주자에서 발생할 수 있는 센서의 빈도만 보고 예측한 것이다. 스마트 홈 다중 거주자 행위 인식에 자주 사용되는 CASAS 데이터에서, 일부 행위를 제외하고는 각 거주자가 행할 수 있는 행위의 종류가 다르다. 이에 따라 해당하는 센서 값도 거주자에 따라 빈도가 치중되어 있을 수 있다.

따라서 단순히 직전 예측한 거주자에서 입력 센서가 발생할 수 있는 빈도만 고려한 TSM-HMM 은 다른 데이터셋에서는 적용하기 어려울 가능성이 크다. 하지만 본 논문에서 제안하는 모델인 TSM-LSTM 을 이용하면 단순 직전 상태가 아닌 최근 상태를 중점적으로 반영하고, 단순 빈도가 아닌 여러 단계의 학습을 거치기 때문에, 다른 데이터에 대해서도 데이터-사용자 연관성에 대해 더 좋은 정확도를 얻을 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 스마트 환경에서 발생된 센서 값과 이를 발생시킨 사용자를 연관시키는 데이터-사용자 연관 문제를 해결하기 위해 결합된 라벨링과 LSTM 을 이용한 모델을 제안하였다. 사용자 수가 많을 때의 탐색 공간을 줄이기 위해 결합된 라벨링 기법을 이용하였다. 또한 직전 거주자와 센서 발생 빈도만 고려하는 기존 모델의 단점을 해결하기 위해, 최근 상태를 전부 고려하는 LSTM 을 이용한 인공 신경망 모델을 설계해 기저의 정보를 스스로 학습시키고자 했다.

CASAS 데이터를 이용해 기존 TSM-HMM 모델과 비교해본 결과, 평균 정확도 및 예측 범위에서 본 연구가 제안하는 모델이 더 좋은 성능을 나타냈다. 또한 기존 모델은 거주자 별 행위에 제약이 없는 다른 데이터를 이용해 학습한다면, 제대로 학습이 안 될 가능성이 크다. 반면 TSM-LSTM 은 최근 상태를 이용해 필요한 정보만 스스로 학습하여 반영하여, 다른 데이터를 이용해도 학습에 문제가 없다. 또한 발생한 데이터를 전체를 보고 예측하는 것이 아닌 센서 하나의 값만 보고 실시간으로 바로 예측이 가능하기 때문에 실생활에 적용할 수 있다는 장점이 있다. 이후 여러 센서 값을 받고 보정하는 단계를 거친 후 연관 거주자를 예측한다면 더 좋은 정확도를 얻을 것으로 기대된다.

참고 문헌

1. Chen R, Tong Y. A two-stage method for solving multi-resident activity recognition in smart environments. *Entropy* (2014), 16(4):2184-2203.
2. Roy N, Misra A, Cook D. Ambient and smartphone sensor assisted adl recognition in multi-inhabitant smart environments. *J Ambient Intell Humanized Comp* (2016), 7(1):1-19.
3. Crandall AS, Cook DJ. Coping with multiple residents in a smart environment. *J Ambient Intell Smart Environ* (2009), 1(4):323-334

4. Tran, S.N., On multi-resident activity recognition in ambient smart-homes, Artif Intell Rev (2019)