사물인터넷융복합논문지 Vol. 12, No. 5, pp. 103-109, 2026 https://doi.org/10.20465/KIOTS.2026.12.5.103

인간 행동 맥락 인식을 위한 채널 상태 정보 기반 계층적 시간 추론 기법에 관한 연구

권정혁[1], 김의직[2*]
[1]한림대학교 스마트컴퓨팅연구소 연구교수, [2]한림대학교 소프트웨어학부 교수

Channel State Information-based Hierarchical Temporal Inference for Human Activity Context Recognition

Jung-Hyok Kwon[1], Eui-Jik Kim[2*]
[1]Research Professor, Smart Computing Laboratory, Hallym University
[2]Professor, Division of Software, Hallym University

요 약 본 논문은 사물인터넷(Internet of Things, IoT) 환경에서 인간 행동 맥락을 인식하기 위한 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI) 기반 계층적 시간 추론 기법을 제안한다. 정확한 맥락 추론을 위해서는 개별 행동의 종류뿐 아니라 지속시간과 전후 행동의 전이 관계를 종합적으로 고려해야 한다. 그러나 단기 행동 분류 결과에 의존하는 기존 CSI 기반 인간 행동 인식(Human Activity Recognition, HAR)은 이러한 시간적 특성을 충분히 반영하기 어렵다. 제안 기법은 일정 시간 동안 관측한 CSI로 단기 행동 확률 벡터를 추정하고, 연속된 확률 벡터를 누적하여 장기 행동 상태를 산출한 후 지속시간과 상태 전이를 고려해 행동 맥락을 추론한다. 단기 행동을 하나의 레이블로 확정하지 않고 전체 확률 벡터를 활용하여 순간적인 오분류의 전파를 완화한다. 실험 결과, 제안 기법은 단기 행동의 분류 레이블만 사용하는 기존 기법보다 높은 맥락 인식 성능을 보였다.

주제어 : 계층적 시간 추론, 맥락 인식, 상황인지형 사물인터넷, 인간 행동 인식, 채널 상태 정보

Abstract This paper presents a channel state information (CSI)-based hierarchical temporal inference scheme for recognizing human activity contexts in Internet of Things (IoT) environments. Accurate context inference requires comprehensive consideration of not only the types of individual activities but also their durations and the transitions between preceding and subsequent activities. However, conventional CSI-based human activity recognition (HAR) approaches that rely on short-term activity classification results have difficulty adequately reflecting these temporal characteristics. The proposed scheme estimates a short-term activity probability vector from CSI observed over a fixed period and accumulates consecutive probability vectors to derive a long-term activity state. It then infers the human activity context by considering the duration and transitions of long-term activity states. The proposed scheme uses the entire probability vector instead of assigning a single label to each short-term activity, thereby mitigating the propagation of momentary misclassifications to context decisions. Experimental results showed that the proposed scheme achieved higher context recognition performance than the existing scheme using only the classification labels of short-term activities.

Key Words : Hierarchical temporal inference, Context recognition, Context-aware IoT, HAR, CSI

본 과제(결과물)는 2026년도 교육부 및 강원특별자치도의 재원으로 강원앵커센터의 지원을 받아 수행된 지역성장 인재양성체계(앵커)의 결과입니다(2026-ANCHOR-10-009). 본 연구성과는 2026년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2026-25569596). 본 연구는 2026년 강원연구개발지원단 육성지원 사업(B0080311003619)으로 수행된 연구 결과임.
*교신저자 : 김의직(ejkim32@hallym.ac.kr)
접수일 2026년 09월 03일 수정일 2026년 10월 01일 심사완료일 2026년 10월 14일

www.kci.go.kr

1. 서론

사물인터넷(Internet of Things, IoT) 기반 서비스의 활용 범위가 주거, 건강관리 및 안전관리 등 개인의 일상 영역으로 확대되면서, 개별 사용자의 상태와 행동에 적합한 서비스를 제공할 필요성이 커지고 있다. 이에 따라 단순한 기기 연결과 원격 제어를 넘어 사용자의 상황을 인식하는 상황인지형 IoT 기술이 주목받고 있다[1, 2]. 이러한 상황인지형 IoT 서비스를 구현하려면 사용자의 현재 행동을 식별하는 것뿐 아니라, 행동이 일정 시간 동안 어떻게 지속되고 변화하는지를 파악해야 한다. 예를 들어 동일한 걷기 행동이라도 공간을 잠시 통과하는 경우와 일정 시간 머무르며 이동하는 경우에는 서로 다른 서비스가 요구될 수 있다. 따라서 개별 행동의 종류와 지속시간, 전후 행동 간 전이 관계를 종합적으로 고려하여 사용자의 행동 맥락을 인식하는 기술이 필요하다.

이를 위한 기술로 무선 신호의 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 활용한 인간 행동 인식(Human Activity Recognition, HAR)이 고려되고 있다. CSI는 송신기와 수신기 사이의 무선 채널에서 발생하는 진폭 및 위상 변화를 나타내며, 사람의 움직임이나 자세 변화에 따라 서로 다른 변동 특성을 보인다[3]. 이를 이용하면 사용자가 별도의 센서를 착용하지 않아도 행동을 인식할 수 있으며, 카메라와 달리 영상 정보를 수집하지 않기 때문에 사생활 침해에 대한 부담을 줄일 수 있다[4]. 또한 조도와 시야 조건의 영향을 적게 받으므로 다양한 사물인터넷 환경에서 비접촉식 행동 인식 수단으로 활용할 수 있다[5].

이에 따라 CSI를 활용한 인간 행동 인식 연구가 활발히 수행되었다[6-10]. 대부분의 기존 CSI 기반 HAR 연구에서는 일정한 시간 동안 관측된 CSI로부터 신호 특징을 추출하거나 딥러닝 모델을 적용하여 걷기, 서기 및 앉기 등의 개별 행동을 분류하였다. 그러나 이러한 연구는 주로 짧은 시간 동안 나타나는 개별 행동의 식별에 초점을 두기 때문에, 행동의 지속과 변화로 형성되는 맥락을 인식하는 데 한계가 있다.

사용자의 행동 맥락을 인식하기 위해 다양한 연구가 수행되었다. Yang *et al.*은 낙상 전후의 CSI 변화를 학습하여 낙상과 착석을 구분하는 WmFall을 제안하였다[11]. 복합 맥락을 하나의 출력 클래스로 직접 학습하는 방식은 해당 맥락의 전 과정을 포함하는 연속 CSI 시퀀스를 수집하고 레이블링해야 한다. 따라서 맥락의 종류와 행동 조합이 증가할수록 데이터 수집과 모델 학습에 대한 부담이 커진다. 반면, Zheng *et al.*은 세부 동작의 순서와 전이 시간 및 반복 주기를 이용하여 흡연을 판정하는 Smokey를 제안하였으며[12], Hao *et al.*은 인식된 행동에 따라 사용자의 활동 상태를 갱신하는 Wi-CAS를 제안하였다[13]. 이러한 규칙 기반 방식은 맥락별 분류 모델의 학습 부담을 줄일 수 있다. 그러나, 해당 방식에서는 신호의 잡음이나 일시적인 변화로 발생한 단기 행동의 오분류가 이후의 상태 및 맥락 판단에 전파될 수 있다. 따라서 맥락별 연속 CSI 시퀀스를 별도의 출력 클래스로 직접 학습하지 않으면서도, 단기 행동의 전체 확률 정보와 시간적 관계를 함께 활용할 수 있는 맥락 추론 방법이 필요하다.

본 논문에서는 인간 행동 맥락 인식을 위한 CSI 기반 계층적 시간 추론 기법을 제안한다. 제안 기법은 맥락별 연속 CSI 시퀀스의 구축 및 학습 부담을 줄이고, 단기 행동 분류 오류의 전파를 완화하는 것을 목표로 한다. 전체 추론 과정은 시간 범위에 따라 단기 행동, 장기 행동 및 행동 맥락의 세 단계로 구성된다. 먼저 일정 시간 동안 관측된 CSI를 분석하여 단기 행동 확률 벡터를 추정한다. 이후, 연속적으로 생성되는 단기 행동 확률 벡터를 누적하여 장기 행동을 산출한다. 마지막으로 각 장기 행동의 지속시간과 행동 간 전이 관계를 고려하여 인간 행동 맥락을 추론한다. 제안 기법의 유효성을 검증하기 위해, 구현 및 실험을 수행하였다. 실험 결과, 제안 기법이 기존 기법 대비 더 높은 맥락 인식 정확도를 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 시스템 모델을 제시하고, 3장에서는 제안 기법에 대해 자세히 설명한다. 4장에서는 구현 및 실험 결과를 설명한다. 마지막으로 5장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

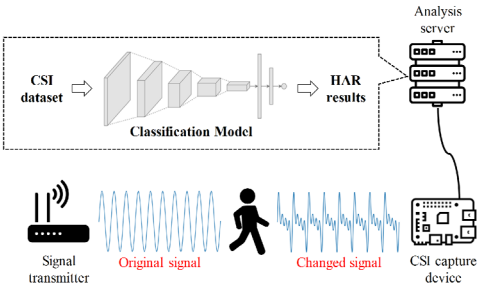
2. 시스템 모델

Fig. 1은 CSI 기반 HAR 시스템 아키텍처를 나타낸다. 그림에서 보여주듯이 시스템은 신호송출기, CSI 캡처기, 분석 서버로 구성된다. 신호송출기는 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM) 기반 Wi-Fi 신호를 연속적으로 송출한다. CSI 캡처기는 해당 신호로부터 OFDM 부반송파별 CSI 데이터를 생성하고, 해당 데이터를 분석 서버로 전달한다. 마지막으로, 분석 서버는 특정 시간 구간 동안 수집된 CSI 데이터를 분석하여 인간 행동을 추정한다.

본 연구에서는 Single-Input Single-Output(SISO)

www.kci.go.kr

시스템을 고려한다. 따라서, 부반송파의 수가 k인 경우, 하나의 Wi-Fi 패킷 전송으로 CSI 캡처기가 수집하는 부반송파별 CSI 데이터(h)의 집합($\mathbf{H}$)은 식 (1)과 같이 $1\times k$ 벡터로 표현될 수 있다.



[Fig. 1] CSI-based HAR system architecture

$$\mathbf{H}=[h_1, h_2, \cdots, h_k] \quad (1)$$

k 번째 부반송파에 해당하는 CSI 데이터는 식 (2)와 같이 복소수 형태로 표현되며, 이를 통해 진폭($|h_k|$)과 위상($\angle h_k$) 정보를 각각 도출할 수 있다[14].

$$h_k = Re(h_k)+jIm(h_k)=|h_k|e^{j\angle h_k} \quad (2)$$

본 연구에서는 획득한 CSI 중 진폭 정보만을 활용한다. 이는 인간 행동에 따른 채널 변동이 CSI 진폭에서 비교적 뚜렷하게 나타나며, 진폭만을 사용할 경우 위상 정보 활용에 필요한 별도의 보정 과정을 생략하여 전처리 복잡도와 실시간 처리의 연산 부담을 줄일 수 있기 때문이다. 이에 따라, 분석 서버는 CSI 캡처기로부터 원시 CSI 데이터를 전달받으면, 식 (3)을 통해 부반송파별 진폭 데이터를 즉시 산출한다.

$$|h_k|=\sqrt{(Re(h_k))^2+(Im(h_k))^2} \quad (3)$$

산출된 CSI 진폭은 신호 송출기와 CSI 캡처기 사이에 형성된 무선 채널 내 사용자의 행동에 따라 서로 다른 변화 양상을 보인다. 그러나, 개별 시점의 CSI 측정값은 다중경로 전파와 주변 환경의 변화로 인한 순간적인 변동을 포함할 수 있으므로, 이를 단독으로 사용하면 행동 추론 결과의 신뢰성이 저하될 수 있다. 따라서, 분석 서버는 일정 시간 동안 연속적으로 수집한 CSI 진폭 데이터의 집합을 하나의 윈도우로 구성하고, 이를 행동 추론 모델의 입력으로 활용한다. 식 (4)는 임의의 시점 t에서 생성된 CSI 진폭 데이터($\overline{\mathbf{H}}_t$)를 나타내며, 식 (5)는 윈도우의 크기가 w일 때, 임의의 시점 t에서 생성된 CSI 진폭 윈도우($\mathbf{A}_t$)를 나타낸다.

$$\overline{\mathbf{H}}_t = [\,|h_{1,t}|, |h_{2,t}|, \cdots, |h_{k,t}|\,] \quad (4)$$

$$\mathbf{A}_t = \left[\overline{\mathbf{H}}_{t-w+1}^{\top}, \overline{\mathbf{H}}_{t-w+2}^{\top}, \cdots, \overline{\mathbf{H}}_{t}^{\top}\right]^{\top} \quad (5)$$

3. 제안 기법

제안하는 계층적 시간 추론 기법은 분석 서버에서 수행된다. 분석 서버는 CSI 캡처기로부터 원시 CSI 데이터를 연속적으로 수신하고, CSI 진폭 윈도우가 생성될 때마다 인간 행동의 맥락을 추론한다. 이를 위한 전체 동작 과정은 시간 범위에 따라 1) 단기 행동 확률 추정, 2) 장기 행동 상태 산출, 3) 행동 맥락 추론의 세 단계로 구성된다.

먼저 CSI 진폭 윈도우를 분석하여 각 단기 행동에 대한 확률 벡터를 추정한다. 식 (6)은 분류 대상 행동의 수가 n개인 경우의 단기 행동 집합($\mathbf{S}$)을 나타낸다.

$$\mathbf{S}=[s_1, s_2, \cdots, s_n] \quad (6)$$

CSI 진폭 윈도우로부터 단기 행동을 분류하기 위해, Softmax 출력 계층을 포함하는 딥러닝 기반 분류 모델 $F(\cdot)$를 사용한다. 해당 모델은 레이블이 부여된 CSI 진폭 윈도우를 이용하여 사전에 학습되며, 윈도우 내 시간에 따른 진폭 변화와 부반송파 사이에서 나타나는 변동 특성을 학습한다. 학습된 단기 행동 분류 모델은 CSI 진폭 윈도우($\mathbf{A}_t$)를 입력받아 식 (7)과 같은 단기 행동 확률 벡터($\mathbf{P}_t$)를 출력한다.

$$\mathbf{P}_t = F(\mathbf{A}_t)=\left[p_t^{(1)}, p_t^{(2)}, \cdots, p_t^{(n)}\right] \quad (7)$$

여기서 $p_t^{(n)}$은 CSI 진폭 윈도우에서 관측된 행동이 단기 행동 집합 내 s_n에 해당할 확률을 의미한다. 모델의 출력 계층에는 Softmax 함수가 적용되므로 각 확률은 0과 1 사이의 값이며, 모든 확률의 합은 1과 같다. 일반적인 분류 방식은 가장 높은 확률을 갖는 행동을 해당 윈도우의 최종 분류 레이블로 결정한다. 반면 제안 기법은 이 단계에서 단기 행동을 하나의 레이블로 확정하지 않고, $\mathbf{P}_t$를 장기 행동 산출 단계로 전달한다.

이후 분석 서버는 연속적으로 생성된 L 개의 단기 행동 확률 벡터를 누적하여 장기 행동 상태 벡터($\mathbf{Q}_t$)를 산출한다. L은 단기 행동 확률의 순간적인 변동을 완화하여 안정적인 장기 행동 상태를 산출하기 위한 누적 범위이다. $\mathbf{Q}_t$는 식 (8)로 산출된다.

www.kci.go.kr

$$\mathbf{Q}_t = \frac{1}{L}\sum_{l=0}^{L-1}\mathbf{P}_{t-l} = \left[q_t^{(1)}, q_t^{(2)}, \cdots, q_t^{(n)}\right] \quad (8)$$

여기서, $q_t^{(n)}$은 L개의 단기 행동 확률 벡터가 누적되는 시간 범위에서 단기 행동 s_n이 지속적으로 나타난 정도를 의미한다. $\mathbf{Q}_t$가 포함하는 각 확률은 0과 1 사이의 값이며, 모든 확률의 합은 1과 같다. 장기 행동 누적 상태 벡터에 대응하는 대표 장기 행동 z_t는 식 (9)와 같이 산출된다.

$$z_t = s_{i^*}, \quad i^* = \arg\max_{1 \le i \le n} q_t^{(i)} \quad (9)$$

마지막으로 분석 서버는 장기 행동의 지속시간과 상태 간 전이 관계를 파악하여 최종 행동 맥락을 추론한다. 이를 위해, 분석 서버는 산출된 M개 장기 행동을 이용하여 행동의 지속 양상과 상태 전이 패턴을 파악한다. M은 장기 행동의 지속시간과 상태 전이 패턴을 파악하기 위한 관측 범위를 의미하며, 분석 서버는 M개의 상태가 축적된 이후 맥락 추론을 시작한다. 식 (10)은 최근 M개 장기 행동 상태열($\mathbf{Z}_t$)를 나타낸다.

$$\mathbf{Z}_t = [z_{t-M+1}, z_{t-M+2}, \cdots, z_t] \quad (10)$$

먼저 장기 행동의 상태 전이 패턴을 파악하기 위해, $\mathbf{Z}_t$에서 동일한 장기 행동이 연속적으로 관측된 구간을 하나의 상태로 통합한다. 해당 연산을 $X(\cdot)$라고 할 때, 장기 행동의 전이 패턴 벡터($\tilde{\mathbf{Z}}_t$)는 식 (11)과 같다.

$$\tilde{\mathbf{Z}}_t = X(\mathbf{Z}_t) = \left[\tilde{z}_{t,1}, \tilde{z}_{t,2}, \cdots, \tilde{z}_{t,j}\right] \quad (11)$$

여기서, j는 전이 패턴을 구성하는 장기 행동 상태의 수를 의미한다. $\mathbf{Z}_t$가 $[s_1, s_1, s_2, s_2, s_3]$인 경우, $\tilde{\mathbf{Z}}_t$는 $[s_1, s_2, s_3]$와 같다. 따라서 $\tilde{\mathbf{Z}}_t$를 활용하면 각 장기 행동의 반복 횟수와 관계없이 행동이 변화한 순서를 파악할 수 있다.

행동의 지속 양상은 $\tilde{\mathbf{Z}}_t$에 포함된 각 장기 행동의 지속시간을 통해 파악할 수 있다. 이는 해당 장기 행동의 연속 관측 횟수에 장기 행동 상태의 갱신 간격을 곱하여 산출한다. 해당 연산을 $Y(\cdot)$라고 할 때, 장기 행동의 지속시간 벡터($\mathbf{D}_t$)는 식 (12)와 같다.

$$\mathbf{D}_t = Y(\mathbf{Z}_t) = \left[d_{t,1}, d_{t,2}, \cdots, d_{t,j}\right] \quad (12)$$

여기서, $d_{t,j}$는 전이 패턴 벡터 $\tilde{\mathbf{Z}}_t$의 j번째 장기 행동이 지속된 시간을 의미한다. 이는 CSI 진폭 윈도우 생성 간격(ΔT)과 j번째 연속 관측 횟수($o_{t,j}$)를 곱하여 계산된다. 앞선 예제와 같이, $\mathbf{Z}_t$가 $[s_1, s_1, s_2, s_2, s_3]$인 경우, $\mathbf{D}_t$는 $[2\Delta T, 2\Delta T, \Delta T]$이다.

$\tilde{\mathbf{Z}}_t$와 $\mathbf{D}_t$를 산출한 뒤, 분석 서버는 이를 활용하여 행동 맥락을 결정한다. 이를 위해 사전에 정의된 행동 맥락 집합(C)을 활용하며, 이는 식 (13)과 같다.

$$\mathbf{C} = [c_1, c_2, \cdots, c_r] \quad (13)$$

여기서, r은 인식하려는 행동 맥락의 수이고, c_r은 r 번째 행동 맥락을 의미한다. 행동 맥락 결정을 위해, 분석 서버는 각 행동 맥락에 대해 요구되는 장기 행동 전이 패턴과 지속시간 조건을 유지하며, 해당 조건과 $\tilde{\mathbf{Z}}_t$와 $\mathbf{D}_t$를 순차적으로 비교하여 행동 맥락을 결정한다.

구체적으로, 분석 서버는 각 맥락에 정의된 전이 패턴의 길이만큼 $\tilde{\mathbf{Z}}_t$의 마지막 상태를 참조한다. 참조한 상태의 순서가 요구 전이 패턴과 일치하면, $\mathbf{D}_t$ 에서 동일한 위치의 지속시간을 추출하여 상태별 지속시간 조건을 확인한다. 전이 패턴과 지속시간 조건을 모두 만족한 맥락을 후보 맥락으로 결정한다. 모든 행동 맥락에 대한 비교가 완료된 후 후보가 하나이면 해당 맥락을 최종 행동 맥락으로 선택한다. 후보가 복수이면 요구 전이 패턴이 가장 긴 맥락을 우선적으로 선택하고, 패턴 길이가 동일한 경우에는 사전에 설정된 우선순위에 따라 최종 행동 맥락을 결정한다. 모든 규칙을 확인한 후에도 조건을 만족하는 맥락이 없으면 이전 행동 맥락을 유지한다.

$\tilde{\mathbf{Z}}_t = [s_1, s_2, s_3]$이고 $\mathbf{D}_t = [2\Delta T, 2\Delta T, \Delta T]$인 경우, c_1의 요구 전이 패턴 $[s_2, s_3]$과 c_2의 요구 전이 패턴 $[s_1, s_2, s_3]$이 지속시간 조건을 모두 만족하면 두 맥락이 후보로 결정된다. 이 경우, 요구 전이 패턴이 더 긴 c_2를 최종 행동 맥락으로 선택한다.

4. 구현 및 실험

제안 기법의 실효성을 확인하기 위해 Raspberry Pi 4B에 Nexmon CSI를 적용한 캡처기를 구성하고 실측 CSI 데이터를 수집하였다[15]. 데이터는 단일 피험자를 대상으로 10m×10m 공간에서 수집하였으며, 송신기와 CSI 캡처기 사이의 거리는 5m로 설정하였다. 단기 행동은 무인(Empty), 걷기(Walking), 서기(Standing) 및 앉기(Sitting)로 정의하였으며, 각 행동에서 50 ms 간격으로 10,000개씩 CSI를 수집하였다. 가드밴드 및 파일럿

www.kci.go.kr

부반송파 등 행동 분석에 사용하지 않는 성분을 제거하여 51개 부반송파의 진폭 정보를 사용하였다. 각 행동의 원시 데이터를 500개 CSI 단위의 연속 블록으로 구분하고, 학습용, 검증용 및 시험용으로 6:2:2의 비율로 분할한 후 각 블록 내부에서만 윈도우를 생성하였다. 입력 윈도우는 100개의 CSI로 구성된 100×51 행렬이며, 20개의 CSI 간격으로 이동하도록 설정하였다. 이에 따라 윈도우의 관측 시간, 생성 간격 및 중첩률은 각각 5초, 1초 및 80%이다. 윈도우 간 중첩은 각 블록 내부에서만 발생하며, 서로 다른 데이터 분할에는 동일한 원시 CSI 샘플이 포함되지 않도록 구성하였다.

CSI 진폭 윈도우로부터 단기 행동 확률 벡터를 추정하기 위해 Convolutional Neural Network(CNN) 모델을 구현하였다. 모델은 CSI의 시간적 변동 특성을 학습하는 특징 추출부와 행동 확률을 산출하는 분류부로 구성하였다. 특징 추출부는 세 개의 Convolution 계층으로 구성하였으며, 첫 번째와 두 번째 계층에는 Batch Normalization과 Max Pooling을 적용하였다. 이후 Global Average Pooling을 통해 시간적 특징을 하나의 벡터로 변환하였다. 분류부는 Fully Connected 계층, Dropout 계층 및 Softmax 출력 계층으로 구성되며, 네 가지 단기 행동에 대한 확률을 출력한다. Table 1은 실험 환경 및 CNN 모델의 주요 파라미터를 보여준다.

〈Table 1〉 Experimental environment and CNN configuration

Parameter	Value
Transmitter	TP-Link Archer A6 with OpenWrt
CSI capture device	Raspberry Pi 4B with Raspbian OS
Frequency / Channel / Bandwidth	2.4GHz / 7 / 20MHz
Analysis Server OS / CPU / GPU	Windows 10 / i7-14700K / RTX 4060
Python version	3.13.7
Deep learning framework	TensorFlow 2.21.0, Keras 3.13.2
CSI samples	10,000 per activity
CSI block size	500 CSI samples
Input window size	100×51
Window step size	20 CSI samples
Conv1D filters / kernel sizes	32, 64, 96 / 7, 5, 3
Fully connected units / dropout rate	64 / 0.25
Optimizer / learning rate	Adam / 0.001
Batch size / maximum epochs	64 / 50

본 실험에서는 맥락별 장시간 CSI를 별도로 수집·학습하지 않고, 단기 행동의 종류, 지속시간 및 전이 순서를 조합하여 Table 2의 행동 맥락 시나리오를 구성하였다. 해당 시나리오는 부재(Absence), 통과(Passing), 정적 체류(Static Stay) 및 동적 체류(Dynamic Stay) 네 가지 행동 맥락을 포함한다.

〈Table 2〉 Activity context scenarios

Index	Context	Transition Patterns & Duration
1	Absence	Empty(16-24s)
2	Passing	Empty(12-18s) → Walking(4-7s) → Empty(6-9s)
3	Static Stay	Empty(12-18s) → Standing/Sitting(15-24s)
4	Dynamic Stay	Empty(12-18s) → Walking(5-8s) → Standing/Sitting(3-6s) → Walking(8-12s)

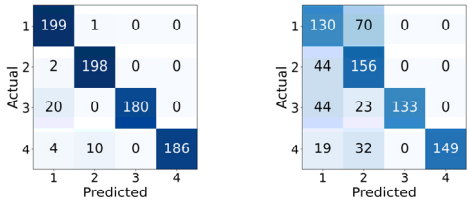
행동 맥락 시험용 데이터를 구성하기 위해, 행동별로 독립 수집된 시험용 CSI 데이터를 단기 행동 분류 모델에 입력하여 확률 벡터를 생성하고, 이를 Table 2의 시나리오에 따라 연결하여 맥락별 200개씩 총 800개의 시험 시퀀스를 구성하였다. 단기 행동 분류 오류를 모의하기 위해, 각 행동 확률 벡터를 10%의 확률로 무작위 선택하여, 실제 행동과 다른 행동이 가장 높은 확률을 갖도록 변경하였다. 예를 들어 실제 행동이 Walking인 경우, Standing을 오분류 행동으로 선택하면 [Empty, Walking, Standing, Sitting]의 확률 벡터를 [0.02, 0.02, 0.94, 0.02]로 변경하였다.

상태 이력의 길이 M은 Table 2의 최대 시나리오(동적 체류) 길이인 44초와 상태 갱신 간격인 1초를 고려하여 44로 설정하였다. 누적 길이 L을 결정하기 위해 해당 상태 이력 길이를 고정하고, 검증용 데이터로 구성한 시나리오에서 L을 1, 3, 5, 7, 9로 변화시켜 맥락 인식 성능을 비교하였다. 각 반복에서 모든 설정에 동일한 시퀀스와 오류 입력을 적용하여 총 20회 평가하였다. Table 3은 L에 따른 검증용 시나리오의 평균 맥락 인식 정확도를 보여준다. L=5에서 가장 높은 평균 정확도인 89.91%를 기록하여, 이후 시험용 시나리오의 성능 평가에 사용할 누적 길이로 선정하였다.

〈Table 3〉 Context recognition accuracy according to L

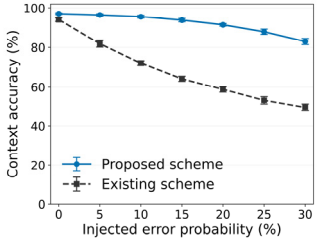
L	Mean accuracy(%)	L	Mean accuracy(%)
1	71.19	3	88.4
5	89.91	7	89.16
9	85.18		

www.kci.go.kr



(a) Proposed scheme, (b) Existing scheme

[Fig. 2] Confusion matrices for recognition results



[Fig. 3] Context accuracy for injected error probabilities

선정된 L=5와 M=44를 적용하여 시험용 시나리오의 행동 맥락 인식 성능을 평가하였다. Figs. 2(a)와 2(b)는 각각 제안 기법과 기존 기법의 행동 맥락 인식 결과에 대한 Confusion Matrix를 나타낸다. 기존 기법은 비교를 위해 구성한 최종 분류 레이블 기반의 기준 방식이다. 제안 기법과 동일한 단기 행동 분류 모델을 사용하되, 확률 벡터를 누적하지 않고 각 시점에서 가장 높은 확률을 갖는 행동을 장기 행동 상태로 사용한다. 이후 상태의 지속시간과 동일한 맥락 판정 규칙을 이용하여 행동 맥락을 추론한다.

실험 결과, 제안 기법의 맥락 인식 정확도는 95.38%로, 단기 행동의 최종 분류 레이블을 사용하는 기존 기법의 정확도 71.00%보다 높게 나타났다. 이러한 성능 차이는 제안 기법이 최근 L=5개의 전체 행동 확률 벡터를 누적하여 순간적인 분류 오류의 영향을 완화한 결과로 분석된다. 제안 기법에서는 특정 시점에서 잘못된 행동의 확률이 일시적으로 증가하더라도 주변 시점의 행동 확률이 이를 보완하여 장기 행동 상태와 지속시간이 안정적으로 유지되었다. 반면 기존 기법에서는 단기 행동의 오분류가 장기 행동 상태에 즉시 반영되면서 하나의 행동 지속 구간이 여러 구간으로 나뉘거나 실제로 존재하지 않는 상태 전이가 생성되었으며, 이는 행동 맥락의 오분류 증가로 이어졌다.

본 실험에서는 L=5, M=44를 적용하였다. 최초 CSI 윈도우 생성에 5초가 필요하고, 이후 확률 벡터와 장기 행동 상태가 1초마다 생성되므로 초기 대기시간은 $5+(L-1)\times1+(M-1)\times1$=52초이다. 이후 최근 44개의 장기 행동 상태로 구성된 이력을 1초마다 갱신하며, 이를 기반으로 각 행동 맥락에 정의된 전이 패턴과 지속시간 조건의 충족 여부를 확인하였다. 여기서 M=44는 맥락 판정을 위한 관측 범위를 의미하므로, 해당 범위 내에서 조건을 만족하는 44초보다 짧은 행동 시나리오도 판정할 수 있다. 각 시험 시퀀스는 이력을 초기화한 후 초기 상태 축적을 완료하여 독립적으로 평가하였으며, 시나리오 종료 시점의 판정 결과를 기준으로 정확도를 산출하였다.

Fig. 3은 오류 주입 확률에 따른 맥락 인식 정확도를 보여주며, 오차 막대는 각 조건에서 20회 반복 평가한 정확도의 표준편차를 나타낸다. 오류 주입 확률이 증가하면서 두 방식의 정확도는 모두 감소하였으나, 제안 기법의 감소 폭은 상대적으로 작았다. 기존 기법은 순간적인 오분류가 상태 변화와 지속시간 계산에 직접 반영된 반면, 제안 기법은 최근 L=5개의 확률 벡터를 누적하여 일시적인 오류의 영향을 완화한 것으로 해석된다. 다만 오류가 빈번해지면서 누적 구간에도 잘못된 확률이 포함되어 제안 기법의 정확도 역시 감소하였다. 0~30%의 오류 조건에서 평균 정확도는 제안 기법이 92.08%, 기존 기법이 67.60%로 나타났다.

5. 결론

본 논문에서는 CSI 기반 인간 행동 맥락 인식을 위한 계층적 시간 추론 기법을 제안하였다. 본 기법은 CSI 윈도우에서 추정한 단기 행동 확률을 누적하여 장기 행동 상태를 산출하고, 상태의 지속시간과 전이 관계를 활용하여 행동 맥락을 추론한다. 제안 기법의 실효성을 평가하기 위해 실측 CSI 데이터를 기반으로 부재, 통과, 정적 체류 및 동적 체류의 네 가지 행동 맥락 시나리오를 구성하였다. 실험 결과 L=5, M=44, 오류 주입 확률 10% 조건에서 제안 기법은 기존 기법의 71.00%보다 높은 95.38%의 맥락 인식 정확도를 보였다. 오류 주입 확률을 0~30%로 변화시켜 각 조건에서 20회 반복 평가한 결과, 일곱 조건의 평균 정확도는 제안 기법이 92.08%, 기존 기법이 67.60%로 나타났다. 향후에는 실제 행동 전환을 포함하는 연속 CSI 데이터를 수집하여 제안 기법의 성능을 검증할 예정이다.

www.kci.go.kr

REFERENCES

[1] L.Babangida, T.Perumal, N.Mustapha and R.Yaakob, "Internet of Things (IoT) Based Activity Recognition Strategies in Smart Homes: A Review," *IEEE Sens. J.*, Vol.22, No.9, pp.8327-8336, 2022.

[2] P.Pradeep, S.Krishnamoorthy, R.K.Pathinarupothi and A.V.Vasilakos, "Leveraging Context-Awareness for Internet of Things Ecosystem: Representation, Organization, and Management of Context," *Comput. Commun.*, Vol.177, pp.33-50, 2021.

[3] Y.Ma, G.Zhou and S.Wang, "WiFi Sensing with Channel State Information: A Survey," *ACM Comput. Surv.*, Vol.52, No.3, Article 46, pp.1-36, 2019.

[4] Z.Hao, Y.Duan, X.Dang and T.Zhang, "CSI-HC: A WiFi-Based Indoor Complex Human Motion Recognition Method," *Mob. Inf. Syst.*, Vol.2020, Article ID 3185416, 2020.

[5] Y.Ma, S.Arshad, S.Muniraju, E.Torkildson, E.Rantala, K.Doppler and G.Zhou, "Location- and Person-Independent Activity Recognition with WiFi, Deep Neural Networks, and Reinforcement Learning," *ACM Trans. Internet Things*, Vol.2, No.1, Article 3, pp.1-25, 2021.

[6] Z.Chen, L.Zhang, C.Jiang, Z.Cao and W.Cui, "WiFi CSI Based Passive Human Activity Recognition Using Attention Based BLSTM," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, Vol.18, No.11, pp.2714-2724, 2019.

[7] W.Wang, A.X.Liu, M.Shahzad, K.Ling and S.Lu, "Device-Free Human Activity Recognition Using Commercial WiFi Devices," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol.35, No.5, pp.1118-1131, 2017.

[8] J.Ding and Y.Wang, "WiFi CSI-Based Human Activity Recognition Using Deep Recurrent Neural Network," *IEEE Access*, Vol.7, pp.174257-174269, 2019.

[9] H.Yan, Y.Zhang, Y.Wang and K.Xu, "WiAct: A Passive WiFi-Based Human Activity Recognition System," *IEEE Sens. J.*, Vol.20, No.1, pp.296-305, 2020.

[10] J.Yang, X.Chen, H.Zou, C.X.Lu, D.Wang, S.Sun and L.Xie, "SenseFi: A Library and Benchmark on Deep-Learning-Empowered WiFi Human Sensing," *Patterns*, Vol.4, No.3, Article 100703, pp.1-22, 2023.

[11] X.Yang, F.Xiong, Y.Shao and Q.Niu, "WmFall: WiFi-Based Multistage Fall Detection with Channel State Information," *Int. J. Distrib. Sens. Netw.*, Vol.14, No.10, Article ID 1550147718805718, 2018.

[12] X.Zheng, J.Wang, L.Shangguan, Z.Zhou and Y.Liu, "Smokey: Ubiquitous Smoking Detection with Commercial WiFi Infrastructures," in Proceedings of the *IEEE INFOCOM 2016*, San Francisco, CA, USA, 2016, pp.1-9.

[13] Z.Hao, D.Zhang, X.Dang, G.Liu and Y.Bai, "Wi-CAS: A Contactless Method for Continuous Indoor Human Activity Sensing Using Wi-Fi Devices," *Sensors*, Vol.21, No.24, Article 8404, 2021.

[14] Z.Wang, Z.Huang, C.Zhang, W.Dou, Y.Guo and D.Chen, "CSI-Based Human Sensing Using Model-Based Approaches: A Survey," *J. Comput. Des. Eng.*, Vol.8, No.2, pp.510-523, 2021.

[15] J.Schäfer, B.R.Barrsiwal, M.Kokhkharova, H.Adil and J.Liebehenschel, "Human Activity Recognition Using CSI Information with Nexmon," *Appl. Sci.*, Vol.11, No.19, Article 8860, 2021.

권 정 혁(Jung-Hyok Kwon) [정회원]



- 2010년 2월 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 (공학사)
- 2012년 8월 : 고려대학교 전기전자전파공학과 (공학석사)
- 2019년 2월 : 한림대학교 융합소프트웨어학과 (공학박사)
- 2013년 4월 ~ 2015년 6월 : LIG넥스원 SW연구센터 선임연구원
- 2019년 3월 ~ 현재 : 한림대학교 스마트컴퓨팅연구소 연구교수

〈관심분야〉
사물인터넷, 무선센서네트워크, 무선전력전송, 해상무선통신, 차량 네트워크, 머신러닝, 블록체인

김 의 직(Eui-Jik Kim) [정회원]



- 2004년 2월 : 고려대학교 전기전자전파공학부 (공학사)
- 2006년 2월 : 고려대학교 전자컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2013년 2월 : 고려대학교 전기전자전파공학과 (공학박사)
- 2006년 2월 ~ 2009년 7월 : 삼성전자 DMC연구소 선임연구원
- 2009년 8월 ~ 2013년 8월 : KT 융합기술원 선임연구원
- 2013년 9월 ~ 현재 : 한림대학교 소프트웨어학부 교수

〈관심분야〉
사물인터넷, 무선센서네트워크, 무선전력전송, 해상무선통신, 차량 네트워크, 머신러닝, 블록체인

www.kci.go.kr