

메타러닝 기반 WiFi CSI 전처리를 이용한 사람 수 추정 및 위치 인식 기법

차지훈¹, 김환진², 최준일³

한국전자통신연구원¹, 경북대학교², 한국과학기술원³

charge@etri.re.kr, hwanjin@knu.ac.kr, junil@kaist.ac.kr

요약

본 논문에서는 상용 WiFi NIC로 측정된 CSI를 이용하여 실내 사람 수 추정 및 위치 인식을 수행하는 메타러닝 기반 센싱 기법을 제안한다. 하드웨어 오프셋과 환경 변화로 인한 성능 저하를 완화하기 위해 저복잡도의 CSI 전처리 기법과 MAML 기반 학습 구조를 결합하였다. 수치 실험 결과, 제안 기법은 소량의 적응 데이터만으로도 다양한 환경에서 안정적인 센싱 성능을 달성함을 확인하였다.

I. 서론

실내 환경에서 사람의 수와 위치를 인식하는 기술은 스마트 홈 및 지능형 서비스 구현을 위해 중요한 요소이다. 특히 WiFi 신호를 이용한 센싱 방식은 기존 무선 인프라를 활용할 수 있어 비용 효율적이며, 카메라 기반 방식에서 발생할 수 있는 사생활 침해 문제를 피할 수 있다는 장점이 있다 [1].

WiFi network interface card(NIC)를 통해 획득되는 채널 상태 정보(channel state information, CSI)는 다중 경로 환경에서의 신호 변화를 세밀하게 반영할 수 있어 사람 수 추정 및 위치 인식에 효과적으로 활용될 수 있다. 그러나 CSI는 하드웨어 오프셋, 외부 WiFi 간섭, 그리고 측정 환경 변화에 민감하여, 특정 환경에서 학습된 딥러닝 기반 모델은 새로운 환경에서 성능 저하가 발생하는 한계가 있다.

최근 이러한 문제를 해결하기 위해 메타러닝(meta-learning)을 활용한 접근이 제안되었으며, 소량의 적응 데이터만으로도 환경 변화에 빠르게 대응할 수 있음이 보고되었다 [2], [3]. 본 논문에서는 상용 WiFi NIC로 측정된 CSI에 대해 저복잡도의 전처리 기법을 적용하고, 이를 model-agnostic meta-learning(MAML) 기반 메타러닝 모델과 결합한 사람 수 추정 및 위치 인식 기법을 제안한다. 결과적으로 제안 기법이 기존 학습 방식 대비 적은 적응 데이터만으로도 안정적인 센싱 성능을 달성함을 보여주었다.

II. 본론

본 논문에서는 상용 WiFi NIC를 이용하여 실내 환경에서 CSI를 측정한다. 송신기와 수신기로 구성된 WiFi 링크에서 수신기는 다중 안테나 및 다중 부반송파(subcarrier)에 대한 CSI를 획득하며, 각 CSI 샘플은 부반송파, 공간 링크, 패킷 인덱스로 구성된다. 수신된 CSI는 실제 채널 성분뿐만 아니라 하드웨어 불완전성으로 인한 위상 오프셋과 외부 WiFi 장치로부터의 간섭 성분을 포함한다. 이를 고려한 n 번째 패킷의 CSI는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\tilde{h}(n, k, m) = e^{j2\pi\epsilon_o(n, k)}(h(n, k, m) + h_I(n, k, m)) + \epsilon_a(n, k) \quad (1)$$

여기서 $h(n, k, m)$ 는 실제 채널, $h_I(n, k, m)$ 은 간섭 채널, $\epsilon_o(n, k)$ 는 하드웨어 오프셋, $\epsilon_a(n, k)$ 는 잡음을 나타낸다. 이러한 오프셋 성분은 사람 센싱 성능을 저하시키는 주요 요인으로 작용한다.

이를 완화하기 위해 본 논문에서는 서버 단에서 저복잡도의 CSI 전처리 기법을 적용한다. 전체 전처리 과정은 CSI 분해, 진폭 정규화, 위상 오프셋 제거의 세 단계

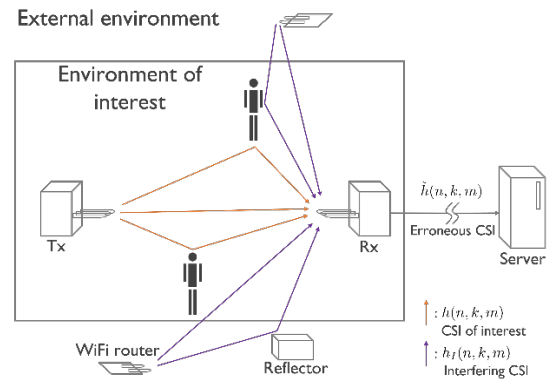


그림 1. WiFi NIC을 이용한 CSI 측정 시스템.

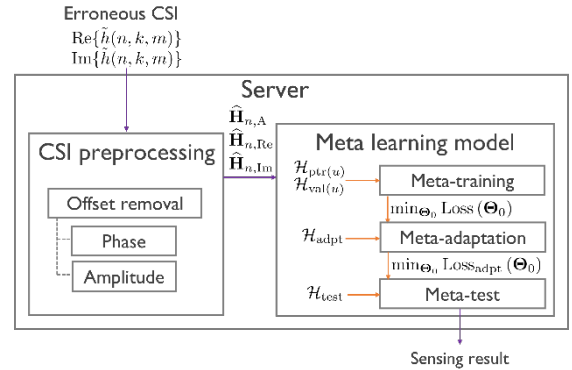


그림 2. CSI preprocessing과 메타러닝 모델을 이용한 사람 수 추정 및 위치 인식 시스템.

로 구성된다. 먼저, n 번째 패킷에서 부반송파 k 와 공간 링크 m 에 대한 CSI는 진폭 및 위상 성분으로 분리된다.

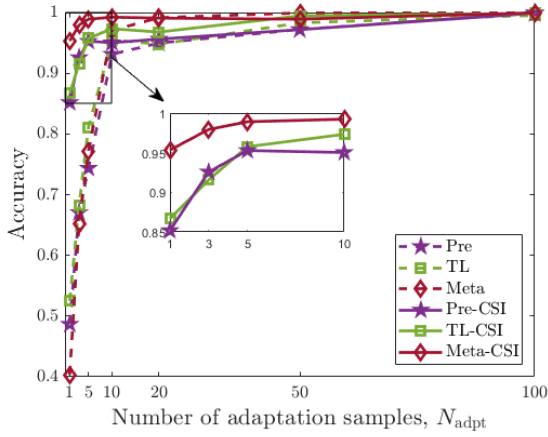
$[\hat{H}_{n,A}]_{k,m} = |[\hat{H}_n]_{k,m}|$, $[\hat{H}_{n,P}]_{k,m} = \angle([\hat{H}_n]_{k,m})$. (2)
진폭 오프셋을 제거하기 위해, 각 공간 링크에 대해 부반송파 평균 기반 정규화를 수행한다.

$$[\hat{H}_{n,A}]_{:,m} = \frac{[\hat{H}_{n,A}]_{:,m}}{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\hat{H}_{n,A}]_{k,m}}. \quad (3)$$

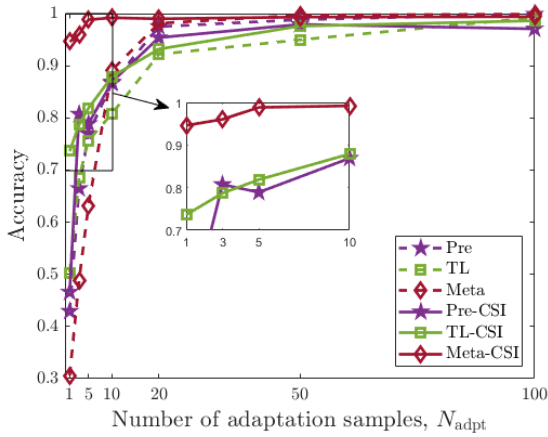
위상 성분의 경우, 하드웨어 오프셋으로 인해 부반송파 인덱스에 비례하는 선형 성분과 상수 성분을 포함하므로, 이를 제거하기 위해 부반송파에 대한 선형 모델을 적용한다. 추정된 선형 성분을 제거한 전처리된 위상 성분은 다음과 같이 표현된다.

$$[\hat{H}_{n,P}] = [\hat{H}_{n,P}] - X\beta_{n,m}. \quad (4)$$

여기서 $X\beta_{n,m}$ 는 부반송파에 따른 선형 및 상수 위상 오프셋을 나타낸다. 전처리된 CSI는 이후 메타러닝 기반 사람 수 추정 및 위치 인식 모델의 입력으로 사용된다.



(a) 위치 인식 성능



(b) 사람 수 추정 성능

그림 3. 적응 샘플 수에 따른 정확도 성능 비교.

제한한 전처리 기법은 추가적인 필터링 없이 간단한 연산만으로 구현 가능하여 실시간 센싱에 적합하다.

전처리된 CSI를 이용하여 사람 수 추정 및 위치 인식을 수행하기 위해 본 논문에서는 메타러닝 기반 학습 구조를 적용한다. 기존의 딥러닝 기반 센싱 모델은 특정 환경에서 수집된 데이터에 대해 학습되므로, 환경이 변화할 경우 성능 저하가 발생하는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해, 본 논문에서는 소량의 적응 데이터만으로도 새로운 환경에 빠르게 대응할 수 있는 MAML 기법을 사용한다.

메타러닝에서는 서로 다른 측정 환경을 개별 task로 정의하고, 다양한 task에 대해 공통적으로 잘 동작하는 초기 모델 파라미터를 학습한다. 이를 통해 새로운 환경에서도 적은 수의 CSI 샘플만으로 효과적인 모델 적응이 가능하다. 본 논문에서는 전처리된 CSI를 입력으로 하는 CNN 기반 분류 모델을 기본 학습기로 사용하며, 출력은 사람 수 또는 위치 영역에 대한 클래스 확률로 정의된다. 메타 학습 단계에서 각 task에 대해 모델 파라미터는 다음과 같이 업데이트된다.

$$\theta' = \theta - \alpha \nabla_{\theta} L_{\text{train}}(\theta). \quad (5)$$

여기서 θ 는 메타 학습을 통해 학습된 초기 모델 파라미터, α 는 학습률, L_{train} 은 각 task에 대한 분류 손실 함수를 나타낸다. 메타 학습 단계에서는 여러 task에 대해 업데이트된 파라미터를 기반으로 검증 손실을 최소화하도록 초기 파라미터 θ 를 반복적으로 최적화한다.

메타 학습이 완료된 후, 새로운 환경에서는 소량의 적응 CSI 샘플을 이용하여 모델을 빠르게 미세 조정된 뒤 사람 수 추정 및 위치 인식을 수행한다. 이러한 메타러닝 기반 접근은 환경 변화에 강인한 센싱 성능을 제공하며, 기존 사전학습 또는 전이학습 기반 방법 대비 적은 적응 데이터로도 안정적인 성능을 달성할 수 있다.

그림 3은 적응(adaptation) 샘플 수 N_{adpt} 에 따른 사람 수 추정 및 위치 인식 정확도를 비교한 결과를 보여준다. 비교 대상은 사전학습 기반 모델(pre-training, Pre), 전이학습 기반 모델(transfer learning, TL), 메타러닝 기반 모델(Meta)이며, 각 모델에 대해 CSI 전처리 적용 여부를 함께 비교하였다. 그림 3(a)의 위치 인식 결과를 보면, 적응 샘플 수가 매우 적은 구간에서는 모든 기법에서 성능 저하가 발생하지만, 메타러닝 기반 모델이 사전학습 및 전이학습 기반 방법 대비 더 빠르게 성능이 향상됨을 확인할 수 있다. 특히 CSI 전처리를 적용한 Meta-CSI의 경우, 적은 수의 적응 샘플만으로도 95% 이상의 정확도를 달성하며, 다른 방법 대비 가장 안정적인 성능을 보인다. 그림 3(b)의 사람 수 추정 결과에서도 유사한 경향이 관찰된다. 적응 샘플 수가 증가함에 따라 모든 기법의 성능이 향상되지만, 메타러닝 기반 모델은 적은 샘플 수 구간에서 가장 가파른 성능 향상을 보인다. 이는 메타 학습을 통해 다양한 환경에 대한 일반화된 초기 파라미터를 학습하였기 때문으로 해석할 수 있다. 또한 CSI 전처리를 적용한 경우, 전반적인 정확도가 향상되어 메타러닝의 효과가 더욱 뚜렷하게 나타난다. 이러한 결과는 제한한 메타러닝 기반 접근이 환경 변화에 강인하며, 실제 환경에서 제한된 적응 데이터만을 사용할 수 있는 상황에서도 효과적인 사람 수 추정 및 위치 인식이 가능함을 보여준다.

III. 결론

본 논문에서는 상용 WiFi NIC로 측정한 CSI를 이용하여 사람 수 추정 및 위치 인식을 수행하는 메타러닝 기반 센싱 기법을 제안하였다. 하드웨어 오프셋의 영향을 완화하기 위해 저복잡도의 CSI 전처리 기법을 적용하고, 이를 MAML 기반 메타러닝 모델과 결합하였다. 실험 결과, 제안 기법은 기존 사전학습 및 전이학습 기반 방법 대비 적은 수의 적응 샘플만으로도 높은 센싱 정확도를 달성함을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 6G-클라우드 리더십구축을 위한 교육·연구 오픈 허브 연구(IITP-2026-RS-2024-00428780)와 2026년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2024-00395824, (총괄 1-세부 2) Upper-mid Band를 지원하는 Cloud virtualized RAN (vRAN) 시스템 기술 개발)

참고 문헌

- [1] T. Teixeira, G. Dublon, and A. Savvides, "A Survey of Human-Sensing: Methods for Detecting Presence, Count, Location, Track, and Identity," *ACM Computing Surveys*, vol. 5, no. 1, pp. 59-69, 2010.
- [2] J. Cha, H. Kim, and J. Choi, "Meta-learning-based people counting and localization models employing CSI from commodity Wi-Fi NICs," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 12, no. 23, pp. 51224-51239, Dec. 2025.
- [3] C. Finn, P. Abbeel, and S. Levine, "Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks," *Proc. 34th ICML*, vol. 70, pp. 1126-1135, 2017.