

초정밀 초절전 센싱을 위한 통신센싱 통합시스템 기반 기술

장갑석, 김용선, 김민식, 조원철, 고영조

6G 무선방식연구실, 이동통신연구본부, 입체통신연구소, 한국전자통신연구원

{kschang,doori,msk,woncheol,koyj}@etri.re.kr

Core Technologies of an Integrated Sensing and Communication for Ultra-Precise and Ultra-Low-Power Sensing

Kapseok Chang, Yongsun Kim, Minsik Kim, Woncheol Cho, and Young-Jo Ko
Electronics and Telecommunications Research Institute

요약

본 논문은 통신 기능과 센싱 기능을 통합 운용하는 ISAC 이 도입되는 6G 이동통신시스템 하에서 초정밀·초절전 센싱을 달성하게 해 주는 ETRI 의 통신보조 센싱 시스템기술(일명 ‘CUPPS(Communication-assisted Ultra-Precision ultra-low Power Sensing)’의) 기반 기술을 다룬다. 위상왜곡이 있는 환경에서 고정밀·저복잡 정확도를 달성하는 동기 기술이 첫번째 기반 기술이고, 주어진 한정된 시간과 주파수 자원에서 Super-Resolution 센싱 정확도를 달성하는 센싱 알고리즘이 두번째 기반 기술이다. 이러한 기반 기술들에 대한 묘사와 함께 그 유효성을 제시한다.

I. 서론

6G 에 채택될 가능성이 높은 ISAC(Integrated Sensing and Communication) 기술은 6G 이동통신시스템에서 XR 게임 및 스트리밍, 스마트 팩토리 자동화, 자율주행, 무인항공기(UAV; Unmanned Aerial Vehicle) 제어, 물류 관리 등 초정밀 센싱이 필수적인 다양한 서비스 구현에 핵심 기술로 작용할 것으로 전망된다[1]-[4]. 대표적인 예로, 그림 1 에서처럼 공장환경에서 작업자의 programmable 지시에 따라 원하는 위치로 AGV(Automated Guided Vehicle)/AMR(Autonomous Mobile Robot)가 물건을 운반할 때 CUPPS 기반 초정밀·초절전 센싱 기술[5],[6]을 활용하여 장애물을 극복하거나 컨베이어 벨트에서 무선 로봇들이 원하는 시간에 원하는 작업을 수행하도록 하는 스마트 팩토리 자동화 서비스가 가능할 것이다.

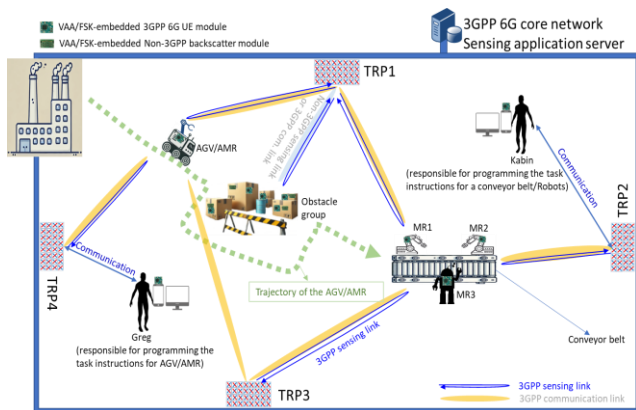


그림 1. 스마트 팩토리 자동화 서비스 예시

이에 본 논문에서는 CUPPS 를 적용한 이동통신시스템을 위한 기반 기술로 다음의 2 가지를 제안한다. 먼저, CUPPS 에서 센싱되는 대상은 이동통신시스템에 동기화 및 접속과 연결되는 desired target 으로 일반적으로 단말 또는 UE(User Equipment)로

표현된다. 초기 시스템 동기화 및 접속 단계에서는 TRP(Transmission Reception Point)와 UE 간 상이한 hardware impairments 로 인해 CFO(Carrier Frequency Offset)와 PhN(Phase Noise)와 같은 위상왜곡을 겪게 되어 UE 가 TRP 에 초기 접속 시 수신 동기 정확도가 저하되어 UE 의 배터리 소모 증가와 접속 latency 가 길어지게 된다[7]. 이러한 문제점을 극복하기 위해, UE 가 수신 동기화시 위상왜곡이 심한 환경에서도 고정밀·저복잡 동기 정확도를 달성하도록, TRP 에서 송신되는 동기 신호를 설계하는 표준적인 접근 방법의 동기 기술과 딥러닝 기반 접근 방법의 동기 기술을 본 논문에서 제안한다. 이 기술이 첫번째 기반 기술이다.

다음, 국제적으로, 공용으로 사용할 수 있는 이동통신시스템의 주파수 자원은 제한적이어서 차량에서 초정밀 센싱을 위해 사용하는 GHz 급의 주파수 자원 만큼 될 수 없다. 따라서, 제한된 주파수 자원 하에서 효율적으로 시간 자원을 사용해 주파수영역 분해능을 향상시켜 센싱(e.g., 거리/무선전파지연 추정) 성능을 개선하는 수학적 접근과 딥러닝 접근 방법의 센싱 신호처리 기술이 있다. 이 기술이 두번째 기반 기술이다.

본 논문에서는 CUPPS 센싱 시스템의 기반 기술로, 신호 설계 접근과 딥러닝 접근 방법의 동기 기술을 제안 기술함과 동시에 연구 발전 방향성[8]을 제시하고, 다음 초정밀 센싱 신호처리 기술의 개념과 연구 발전 방향성을 간략히 제시한다.

II. 기반 기술 1: 위상왜곡에 강한 동기

A. 신호 설계 기반 동기 기술

높은 CFO 와 PhN 및 도플러 효과와 같은 심한 위상왜곡 환경에서도 시간 동기 정확도를 높이면서 추정 복잡도는 낮추기 위한 주파수영역 동기 신호를 하기와 같이 제안 설계한다. 베이스 시퀀스 b 와 이의 수정 시퀀스 \tilde{b} 를 분산 연립 하에서 제안 SS1(Synchronization Signal 1) 신호 $P(m)$ 은 식 1 과 같이 설계한다.

$$P(m) = \begin{cases} b(\lfloor m/2 \rfloor), & 0 \leq \text{even } m < M \\ \tilde{b}(\lfloor m/2 \rfloor), & 0 \leq \text{odd } m < M \\ b(\lfloor (m-M-1)/2 \rfloor), & M < \text{even } m \leq 2M \\ \tilde{b}(M-1 - \lfloor (m-M-1)/2 \rfloor), & M < \text{odd } m \leq 2M \end{cases} \quad (1)$$

$\tilde{b}_u(m) = -b_u(m)$ 이고 $P(M) = 0$ 의 조건을 가지고, M 은 동기 신호가 사용하는 총 부반송파수의 절반에 해당하고 베이스 시퀀스로 다음 식과 같이 복소 시퀀스인 ZC(Zadoff-Chu) 시퀀스를 적용한다.

$$b(m) = e^{-j\frac{\pi m(m+1)}{M}}, \quad 0 \leq m < M \quad (2)$$

UE 의 수신단에서 동기 추정시 식 1 과 같이 설계된 동기 신호가 위상왜곡에 강한 특성을 갖는 것에 대한 수학적 증명과 자세한 내용은 [7]과 [8]을 참고한다.

B. 딥러닝 학습 기반 동기 기술

제안 딥러닝(Proposed Deep Learning, PDL) 모델 구조 및 파라미터, 그리고 작동 방식은 그림 2 에 나타나 있다.

DL [11]	PDL	DL [10]	Parameters	Output shape
1 st Conv + ReLU	1 st Conv + ReLU	Input		4 × 960
2 nd Conv + ReLU	2 nd Conv + ReLU	1 st Conv + ReLU	Kernel = (32, 1, 65, 4)	32 × 1 × 960
3 rd Conv	FC + Softmax	2 nd Conv + ReLU	Kernel = (32, 32, 65, 1)	32 × 1 × 960
		3 rd Conv	Kernel = (1, 32, 65, 1)	1 × 1 × 960
		PDL		
		Input		4 × 960
		1 st Conv + ReLU	Kernel = (32, 1, 65, 4)	32 × 1 × 960
		2 nd Conv + ReLU	Kernel = (32, 32, 65, 1)	32 × 1 × 960
		FC + Softmax	Size = 960	1 × 960

그림 2. 제안 딥러닝 모델 구조 및 파라미터

그림의 왼쪽은 딥러닝 모델 구조를 오른쪽은 각각의 계층에 대응하는 파라미터와 output shape 을 나타낸다. 딥러닝 모델 구조의 동작은 하기와 같다. 먼저, 4×960 행렬 형태로 받은 입력 데이터에 대해 그림의 shape 에 따라 1 차적 convolution layer 와 ReLU 를 수행한다. 다음, 다시 그림의 shape 에 따라 2 차적 convolution layer 와 ReLU 를 수행한다. 그런 후, Fully connected layer 와 softmax 를 수행해 최종 output 을 생성한다.

PDL 에 적용되는 손실 함수는 식 3 과 같은 cross-entropy 손실 함수이다.

$$\mathcal{L}(y(t), \hat{y}(t)) = -\frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=0}^{N_f-1} (y_i(t) \log \hat{y}_i(t)) \quad (3)$$

여기서, $y(t)$ 는 첫번째 sample synchronization point 에서의 one-hot vector 를 의미하고, training example t 에 하나의 프레임의 시간영역 샘플들 중 정확한 sample synchronization point 를 의미한다. $\hat{y}(t)$ 는 PDL 모델에 의해 추정된 또는 예측된 첫번째 sample synchronization point 에서의 index probability 를 의미한다. PDL 을 오프라인으로 훈련하기 위한 hyper-parameter 와 성능 평가를 위한 파라미터는 [8]을 참고한다.

상기에 묘사한 신호 설계와 딥러닝 학습 기반 동기 기술간 성능을 비교 평가하면 하기와 같다.

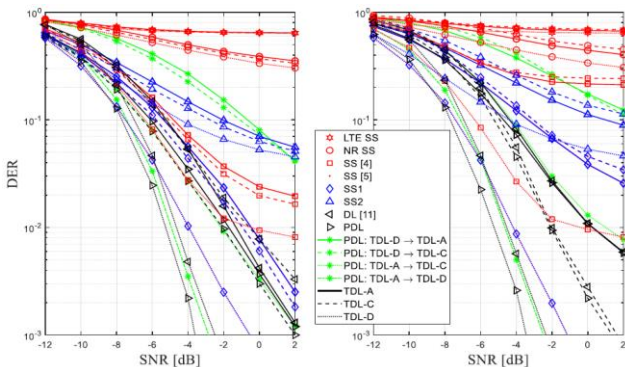


그림 3. 설계와 딥러닝 기반 기술의 타이밍 정확도 성능

LTE SS 동기 기술은 심한 위상왜곡에서 SNR 이 증가하더라도 제대로 동작하지 않음이 관찰된다. 반면, 제안 SS1 신호 설계 기반 동기 기술은 위상왜곡을 극복할 수 있는 타이밍 추정 성능이 관찰된다. 제안 PDL 기술은 오프라인 학습시 채용된 무선채널을 온라인에 사용할 경우에는 제안 신호 기반 동기 기술과 버금가게 위상왜곡에 강한 타이밍 추정 성능이 관찰된다. 이에 반해, PDL 의 오프라인 학습시 채용된 무선채널과 다른 채널을 온라인에 사용할 경우, 즉, 무선채널 불일치(inconsistency)가 발생하는 경우에는 상기 제안 SS1 신호 설계 기반 동기 기술에 비해 성능이 떨어짐이 관찰된다. 결론적으로, 딥러닝 학습 기반 동기 기술의 발전을 위해선 inconsistency 문제 해결이 급선무이다.

앞서 제시한 동기 기술들의 장단점 및 성능 비교를 바탕으로, 본 논문은 그림 4 를 통해 동기 분야에서의 6G 연구 발전 방향성을 제시하고, 그림 5에서는 해당 방향에 부합하는 개념적 구조를 제안한다.

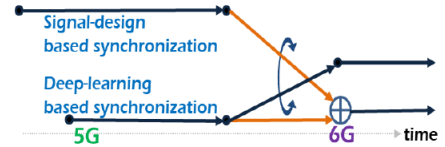


그림 4. 동기 기술발전 방향성

지금까지는 위상왜곡에 강인한 신호 설계 관점의 연구가 주로 진행되었으나, 앞으로는 높은 메모리 사용량과 계산 복잡도를 획기적으로 낮추면서 성능을 향상시키는 딥러닝 기술이 발전할 것이다. 따라서, 앞으로 몇 년간은 위상왜곡에 강인하면서 동기 정확도를 더 높이기 위해, 신호 설계 관점과 딥러닝 모델 관점의 연구가 병렬적으로 진행될 것이며, 이 이후 6G 가 도래하는 시점 부근에서 개발된 신호 설계를 기반으로 한 딥러닝 모델 연구와 같은 융합 형태의 연구가 전망된다. 개념적으로 제시될 수 있는 하나의 융합 형태의 동기 기술은 하기와 같음을 참고한다.

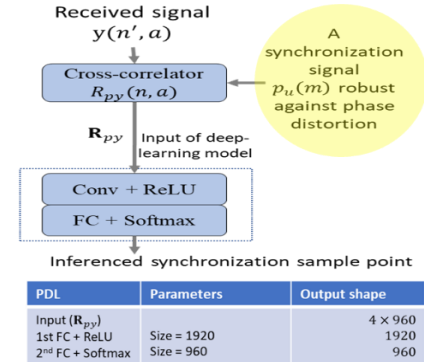


그림 5. 융합 동기 기술의 구조와 입출력 파라미터 예시

입력 데이터로 상호상관 결과 값들을 이용하는 것이 특징이다. 이렇게 하는 이유는 앞서 언급한 바와 같이 오프라인 학습시 사용한 무선채널 모델과 온라인 실제 학습모델을 적용시 무선채널이 다름에 따른 타이밍 동기 성능 저하를 방지하기 위한 것이다. 이 때 모든 종류의 동기 신호 중 하나를 송신단에서 전송하고 이를 수신단에서 동기화에 사용할 수 있는 것이 아니라 위상왜곡에 강함이 이론적으로 그리고 성능 평가적으로 검증된 동기 신호를 송신단에 적용해 송신하고 이를 받아 수신단에서 타이밍 동기화를 한다는 것을 주지한다. 이와 같이 위상왜곡에 강한 동기신호가 포함된 수신 신호를 받아 그림 5 와 같이 먼저 상호상관을 수행하면 하기와 같다.

$$R_{py}(n, a) = \xi \sum_{m=0}^{N-1} p^*(m) y(m + n, a) \quad (4)$$

식 4 에서, ξ 은 상호상관기의 정규화를 위한 계수를, a 는 수신 안테나 인덱스를 의미한다. 본 예시에서는 $a = 0, 1$ 이다. $p(m)$ 은 타이밍 동기 추정을 위해 송신기에서 전송되는 동기 신호를, $p^*(m)$ 은 $p(m)$ 의 conjugated 신호 (즉, 허수성분의 극성을 반전함)를 의미하고, N 은 상기 동기 신호의 길이를, $y(n', a)$ 은 동기 추정기에 유입되는 수신 신호를, R_{py} 는 상호상관 복소출력값 $R_{py}(n, a)$ 의 수신 안테나 a 에 대한 실수성분과 허수성분을 엘리먼트로 하는 일레의 (4×960) 입력 행렬을 의미한다. 여기서, 4는 수신안테나 0과 1에 대한 실수성분과 허수성분을 의미하고, 960은 N_f 로서 하나의 수신 프레임의 샘플 수를 의미한다.

다음 그림 5에서, 낮은 추정 계산 복잡도와 적은 메모리 사용량을 달성하기 위해, FC(Fully Connected)를 2번에 걸쳐 첫번째 FC에서는 ReLU를 적용하고, 두번째 FC에서는 Softmax를 적용해 최종 시간 샘플 동기점을 추정한다. 이 때, 그림 5에서 보는 바와 같이 특이점은 첫번째 FC에서 사이즈는 1920이고 두번째 FC에서 사이즈는 하나의 프레임의 샘플 총수인 960이라는 것이다. 이는 첫번째 FC에서 더 많은 무선채널과 위상왜곡에 대해 학습하게 해 두번째 FC에서의 최종 시간샘플 동기 추정 정확도를 높이기 위한 것이다.

III. 기반 기술 2: Super-resolution 센싱 신호처리

2025년 3월 3GPP 주최로 개최된 6G 워크숍의 요약[2]을 참고하면 센싱을 위한 파형으로 FMCW(Frequency Modulated Continuous Wave)가 후보로 언급되고 있다. 타 레이더 기술에 비해 그림 6의 FMCW는 하기의 2가지 이유로 선호된다.

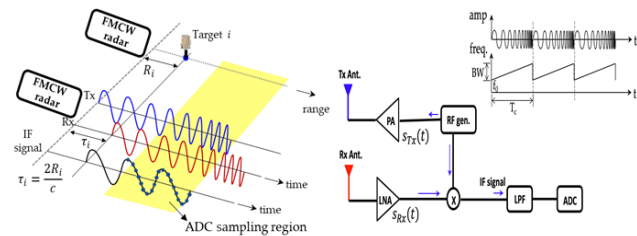


그림 6. FMCW 송신 개념 및 송신신 블록과 신호 예시

먼저는 센싱 정보가 주파수영역에 있으므로 위상왜곡에 영향을 받는 수신 타이밍 에러는 물론 지터와 같이 규칙적으로 제어하지 못하는 송신 타이밍 에러의 영향을 받지 않는다. 다음은 시간 자원을 증가시킬 수록 센싱 정확도가 향상되는데 이는 6G가 지닌 주파수 자원 한계 증가를 보완해 줄 수 있다.

그림 6에서 FMCW 송신단의 IF 영역에서 아날로그 Chirp을 반복 생성해 RF로 올려 전송하고, 수신단의 IF 영역으로 내려 송신단에서 생성한 아날로그 반복 Chirp 신호로 mixing을 수행한다. 아날로그적으로 mixing된 신호에서 센싱 신호만을 남기기 위해 고주파 성분을 제거하는 LPF(Low Pass Filter)를 수행해 $s_{IF}(t)$ 신호를 생성하고 이 신호의 주파수영역에 센싱 정보가 들어 있는 비트 주파수 f_r 를 추출하기 위해, ADC(Analog to Digital Converter)를 수행해 디지털적으로 주파수영역으로 변환해 샘플된 신호열을 생성한다. 이 신호열 중 피크 크기를 가지는 주파수영역 샘플 위치를 추정하면 이것이 곧 추정 f_r 에 해당한다. 이 f_r 로부터 기지국과 단말 간 무선전파 지연 τ 또는 거리 R 을 획득한다.

연구 발전 방향성 차원에서 참고할 사항으로, 상기 IF 영역에서의 신호열은 기저대역에서 FMCW 개념을 적용한다면 일레로 알려진 신호(e.g., 동기신호)와

수신신호간 상호상관(cross-correlation)을 수행한 신호열과 유사성을 지닌다. 이 기저대역 신호열을 이용한다면 센싱 정밀도를 높일 수 있을 것이다. 이와 같이 기저대역에서 FMCW 개념을 적용할 경우, 기존 아날로그 FMCW 기반 센싱 추정 방식에 비해 보다 향상된 정밀도를 달성할 수 있고 주파수이용효율을 높일 수 있을 것으로 기대된다.

한편, 제한된 주파수 자원 하에서 주어진 시간 자원을 사용해 상기에서 언급한 비트 주파수의 분해능을 향상시키는 개념 절차는 하기와 같다. 먼저, 기지국에 RTD(Round-Trip Delay)되어 돌아오는 시간영역 IF 영역의 샘플된 신호열 또는 기저대역의 신호열을 획득한다. 다음, RTD되어 기지국으로 돌아오는 샘플된 신호열과 알고 있는 시간영역 센싱 신호 간 element-wise multiplication을 수행한다. 다음, 수행된 신호 샘플열의 주파수 resolution을 더 향상시키기 위해, decimation을 수행하고 여러 decimated 샘플열들 중 하나의 샘플열을 선택해 시간적으로 압축하고 나머지는 nulling한다. 다음, 더욱더 주파수영역 샘플의 주파수 resolution을 향상시키기 위해 zero padding을 원하는 만큼 수행한다. 마지막으로 zero-padded 샘플열을 주파수영역으로 변환해 피크의 비트 주파수를 추정해 센싱 정보를 얻는다.

IV. 결론

초정밀·초절전 센싱이 요구되는 6G ISAC 시스템의 기반 기술로서 심한 위상왜곡 환경에서도 우수한 동기 정확도를 달성하는 2가지 동기 접근 방법을 제안하였고 이들에 대한 비교평가를 통해 연구 발전 방향성에 맞는 미래지향적인 신호 설계와 딥러닝 융합 형태의 동기 개념을 기술하였고 이에 대한 기술 우수성을 입증하기 위한 연구를 진행할 것이다. 또다른 기반 기술로, 제한된 주파수 자원 하에서 효율적으로 시간 자원을 사용해 주파수영역 분해능을 개선하여 센싱 정확도를 높이는 신호처리 기술의 연구 발전 방향성을 제시하였고 이에 대해서도 진전된 연구를 진행할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2018-II180218, 초고주파 이동통신 무선백홀 전문연구실)

참고문헌

- [1] ITU-R, "Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond," WP5D, June, 2023.
- [2] 3GPP 6G Workshop, "Chair's summary of the 3GPP workshop on 6G," WP5D, 6GWS-250238, March 10-11, 2025.
- [3] 장갑석, 고영조, 김일규, "대용량 초정밀 서비스 실현을 위한 무선 액세스 기술 동향," 전자통신동향분석, Vol. 39, No. 1, pp. 1-13, 2024.
- [4] TR 22.837, "Feasibility study on integrated sensing and communication (Release 19)," 3GPP TSG RAN1, Feb., 2024.
- [5] 장갑석, 김용선, 조원철, 고영조, 김일규, "6G 초정밀-초절전 센싱 시스템 기술에 관한 연구," KICS 하계통신학술대회, June, 2024.
- [6] 장갑석, 김용선, 조원철, 김경표, 김근영, 고영조, 김일규, "6G 초정밀 초절전 센싱 시스템기술에 관한 개념검증," JCCI2025, April, 2025.
- [7] K. Chang, W. Cho, B.-J. Kwak, and Y.-J. Ko, "Synchronization under hardware impairments in over-6-GHz wireless industrial IoT systems," *IEEE IoT-J*, vol. 10, no. 7, pp. 6082-6099, April 1, 2023.
- [8] K. Chang, M. Kim, Y.-J. Ko, and I. Kim, "Towards precise synchronization under phase distortion: signal design and deep learning," *IEEE TVT*, vol. 74, no. 4, pp. 6715-6720, April, 2025.