

+머신러닝 기반 LoRa 통신 개선 프로젝트 최종 보고서

2025 년 6 월 26 일

Final Lab

임정민 20203103

김기령 20203078

이해권 20202288

이근주 20203031

요약 - 본 보고서는 저전력 장거리 무선 통신 기술인 LoRa 환경에서 발생하는 통신 품질 저하 문제를 해결하기 위해, 머신러닝 기반 손실 압축 기법을 설계 및 구현한 인공지능 과목의 첫 번째 과제 결과를 정리한 것이다. 실제 LoRa 통신에서는 간섭, 거리, 장애물 등으로 인해 패킷 손실률이 급격히 증가하는 문제가 존재하며, 기존 무선 실 압축 알고리즘이나 Autoencoder 기반 방식은 IoT 환경에서의 자원 제약을 충분히 고려하지 못하는 한계를 지닌다.

이에 본 프로젝트에서는 양방향 연상 기억 장치(BAM) 기반의 손실 압축 모델을 LoRa 통신에 적용하여, 전송 데이터의 페이로드 크기를 줄이면서도 정보 보존력을 유지하는 방식으로 통신 성능을 개선하고자 하였다. 실제 LoRa 송수신 모듈을 활용한 실험을 통해, 본 기법은 Packet Delivery Ratio(PDR) 약 14% 향상을 관찰하였다.

또한 본 연구는 기존 문헌에서 제시된 LoRa 통신의 한계와 BAM 모델의 이론적 가능성을 바탕으로, 실제 무선 환경에서의 실증적 검증과 시스템 구현까지 수행하였다는 점에서 실용적 의미가 크다. 향후에는 BAM 구조의 경량화와 정확성 개선으로 확장할 수 있다.

Keywords: LoRa, BAM, FEBAM

1. Introduction

1.1 과제 수행 배경 및 필요성

사물인터넷(IoT)의 확산으로 다양한 환경에서 센서 데이터를 장거리로 전송해야 할 필요성이 커지고 있다. LoRa(Long Range)는 저전력·장거리 통신이 가능한 무선 기술로, 스마트 팩토리, 스마트 시티, 원격 환경 모니터링 등에서 활발히 활용되고 있다. 그러나 실외 환경에서는 간섭, 신호 감쇠,

충돌 등의 요인으로 인해 통신 품질이 저하되며, 특히 페이로드 크기가 클수록 패킷 손실률(Packet Delivery Ratio, PDR)이 급감하는 문제가 존재한다.

Sanchez-Iborra 외 [1]의 연구에 따르면, 짧은 페이로드는 충돌에 덜 민감하여 PDR 이 향상되며, 채널 간섭이 존재하는 경우 PDR 이 SF7 기준 73%에서 6.5%로 급감한다는 보고도 있다. LoRa의 강점은 유지하면서 이러한 문제를 해결할 수 있는 경량 통신 기법이 요구된다.

1.2 문제 정의

기존 LoRa 통신은 데이터의 크기나 내용과 무관하게 정형화된 전송 구조를 가지며, 신호 간섭이 많은 환경에서 정보 손실이 빈번하다. 무손실 압축 방식은 IoT 환경에서 오히려 오버헤드를 초래하고, Autoencoder 기반 압축은 자원 소모가 커서 저전력 기기에는 부적합하다. 이에 따라 정보 손실을 감수하더라도 데이터를 줄이는 손실 압축(Lossy Compression) 방식이 요구되며, 복원력이 강한 머신러닝 기반 기법이 필요하다.

1.3 프로젝트 목표 및 기대 효과

본 프로젝트의 목표는 LoRa 통신의 패킷 손실률을 줄이고 전송효율을 개선하기 위해, 양방향 연상 기억장치(Bidirectional Associative Memory, BAM)를 기반으로 한 경량 손실 압축 기법을 설계하고 이를 실험적으로 구현 검증하는 것이다.

정량적 목표:

- PDR 30% 이상 향상
- ETX(Expected Transmission Count) 20% 이상 감소
- 소비 전력 20% 이상 절감

정성적 목표:

- 저전력 환경에서 구현 가능한 BAM 기반 압축 모델 설계
- 정보 보존력 높은 전송 구조 설계
- 경량성 및 실시간성 확보

기대 효과:

- LoRa 네트워크의 전송 효율 및 신뢰성 향상

- 스마트 시티, 원격 측정 등 실사용 가능성 제시
- 저자원 환경에서의 머신러닝 활용 가능성 확보

2. 관련 연구 및 배경

2.1 참고 논문 및 기술

① LoRa 통신 특성 및 한계

- Petäjäjärvi et al., “On the Coverage of LPWANs” (ITST, 2015) [1]

본 논문은 핀란드 Oulu 지역에서 실제 차량과 보트를 이용하여 LoRa의 실외 커버리지와 채널 감쇠 모델을 측정한 결과를 보고한다. 실험 결과, **10~15km 거리에서 지상 전송의 패킷 손실률은 74%**, 수상 전송에서도 **최대 30km 범위에서 38% 손실률**이 발생했다. 특히 지형 장애물이나 다중 경로 감쇠(multipath fading)에 매우 취약한 것으로 나타났다.

본 논문은 LoRa의 이론상 장거리 전송 가능성과 실제 환경에서의 통신 품질 저하 간의 간극을 보여주며, 단순한 고출력 또는 거리 증가만으로는 안정적인 PDR 확보가 불가능하다는 점을 시사한다. 하지만 해당 논문은 커버리지와 감쇠 모델 제시에 집중되어 있고, 실질적인 데이터 전송 구조나 페이로드 최적화 방안은 다루지 않았다. 따라서, 이 논문은 LoRa의 전송 구조 자체에 대한 개선이 필요하다는 본 프로젝트의 방향성과 부합한다.

② LoRa 패킷 전송 구조와 시나리오 기반 품질 평가

- Sanchez-Iborra et al., “Performance Evaluation of LoRa Considering Scenario Conditions” (Sensors, 2018) [2]

이 논문은 LoRa의 성능이 시나리오(도심, 교외, 실내 등)와 전송 조건에 따라 얼마나 다르게 나타나는지를 종합적으로 평가하였다. 특히 도심 환경에서는 LoRa의 강점인 장거리 통신이 간섭과 충돌로 인해 **패킷 손실률(PDR)이 급격히 하락**하는 문제가 있음을 강조했다.

실험에서 특히 주목할 부분은, **전송 페이로드 크기가 커질수록 충돌과 재전송 비율이 증가**하며, 그에 따라 에너지 소비도 증가한다는 점이다. 현실적 조건에서 LoRa 성능 저하 요인을 구체적으로 제시하여 성능 평가를 실시한 점에서 의미가 크다. 이에 따라 본 프로젝트에서 **전송 구조 자체를 경량화하고, 전송 단위를 줄이는 전략**이 타당함을 볼 수 있다.

③ 손실 압축 기법 및 BAM 모델 기반 연구

- **Kosko, B., “Bidirectional Associative Memories” (IEEE Trans. Syst. Man Cybern., 1988) [3]**

- 본 논문은 양방향 연관 메모리(BAM)를 최초로 제안한 연구입니다. 두 개의 뉴런 층이 상호작용하며 (A, B)와 같은 데이터 쌍을 저장하고, 손상된 입력이 들어와도 양방향 정보 교환을 통해 원래의 완전한 데이터 쌍을 **안정적으로 복원**하는 것이 핵심입니다.
- BAM의 ‘한 패턴을 다른 패턴으로 변환($A \rightarrow B$)하고, 다시 원래 패턴으로 복원($B \rightarrow A$)’하는 구조는 **인코더-디코더 구조와 매우 유사**합니다. 이는 BAM의 패턴 복원 능력을 **손실 압축 데이터의 지능적 복원 기술**로 활용할 수 있다는 아이디어의 토대를 제공합니다.

- **Chartier et al., “FEBAM: A Feature-Extracting Bidirectional Associative Memory” (IJCNN, 2007) [4]**

- 본 논문은 BAM의 연상 메모리 기능과 주성분분석의 특징 추출 기능을 결합한 새로운 모델인 FEBAM을 제안한다. FEBAM은 기존 BAM의 장점인 패턴 완성 및 노이즈 필터링 능력을 유지하면서도, 핵심 특징을 추출하고 차원을 축소하는 작업을 수행할 수 있다. 이미지 복원실험을 통해 제안된 모델이 기존의 신경망 기반 PCA 알고리즘과 대등하거나 우수한 성능임을 입증했다.

이 연구는 BAM이 단순한 패턴 쌍의 복원을 넘어 PCA 기능을 수행할 수 있다는 가능성을 제시했다는 점에서 의의가 크다. 하지만 모델의 주된 목적은 분류나 신호 분리를 위한 특징 추출에 초점이 맞춰져 있어 데이터 압축 및 복원 관점에서는 다루지 않았다. 그럼에도 이 연구는 BAM의 특징 추출 능력을 통해 지능적 인코더-디코더 구조 설계가 가능하다는 본 프로젝트의 아이디어에 대한 타당성을 뒷받침할 수 있다.

- **Rolon-Mérette et al., “A multilayered bidirectional associative memory model for learning nonlinear tasks” (Neural Networks, 2023) [5]**

- 이 논문은 FEBAM의 개념을 확장하여, 복잡한 비선형 과제를 해결할 수 있는 다층 BAM (MF-BAM) 모델을 제안한다. BAM 모델은 비선형적으로 분리된 데이터를 학습하는데 한계가

있지만, MF-BAM 은 여러 개의 비지도 FEBAM 층을 순차적으로 쌓아 이 문제를 해결한다. 각 층은 입력 데이터를 점진적으로 변환하여 비선형 관계의 데이터 쌍을 선형적으로 분리 가능한 표현으로 재구성 한다. 실험결과를 통해 고전적인 비선형 문제들을 성공적으로 학습함을 보였다.

- 본 연구는 MF-BAM 의 데이터 변환 과정이 손실 압축 시스템의 인코더 역할과 기능적으로 매우 유사함을 보여준다. 이 모델은 비선형 분류를 위해 개발되었지만, 입력 데이터를 더 작은 잠재 공간으로 표현하는 것이 가능하기 때문에 압축 분야에 적용될 잠재력이 있다. 따라서 본 프로젝트는 이 MF-BAM 구조를 학습 가능한 손실 압축기로 활용하는 것을 전략으로 사용한다.

2.2 기존 방식과의 비교

비교 항목	무손실 압축(zlib)	Autoencoder	BAM 기반 손실 압축 (본 프로젝트)
압축률	오히려 증가 가능 (예: 34B → 39B)	높음	높음
자원 소모	낮음	높음	매우 낮음
복원력	손실 시 재전송 요	손실 시 급감	손실에도 안정적 복원
IoT 적용성	부적합	제한적	최적화됨

3. 설계 및 구현 방법

3.1 시스템 구조도

제안 시스템은 크게 **센서 노드(LoRa 송신 장치)**와 **데이터 수집 노드(LoRa 수신 장치)**로 구성된다. 센서 노드는 주기적으로 환경 데이터를 수집하여 ML-BAM을 이용하여 압축 후 LoRa 모듈을 통해 전송한다. 데이터 수집 노드는 압축된 데이터를 받아 원본 형태로 복원하고 이를 메모리에 저장하여 실시간으로 확인 및 로깅한다.

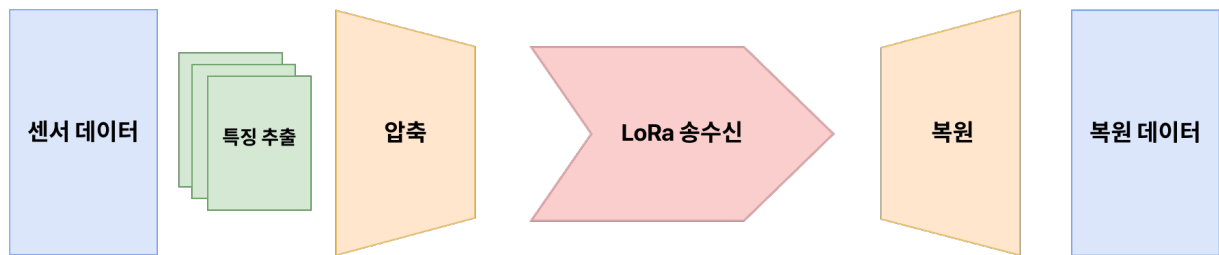


그림 1. 시스템 구조도

3.2 주요 구성 요소

센서 노드(LoRa 송신장치)는 주변 환경으로부터 GPS와 자이로스코프 등 다양한 센서 데이터를 주기적으로 수집합니다. 수집된 아날로그·디지털 신호는 즉시 디지털화 및 타임스탬핑 과정을 거치며, 12축으로 정렬된 후 각각 스케일링되어 MF-BAM 모델의 입력으로 준비된다. 이 잠재 벡터 기반의 인코딩 과정을 통해 데이터 압축이 이루어지면, LoRa 패킷 포맷에 맞춰 패킷화한 뒤 무선 신호 형태로 데이터 수집 노드로 송신한다.

데이터 수집 노드(LoRa 수신 장치)는 전파를 통해 수신한 압축된 패킷을 디패킷화하여 잠재 벡터를 추출하고, 다시 MF-BAM 모델을 통해 원본 센서 데이터로 디코딩한다. 복원된 데이터는 역스케일링 및 타임스탬핑 과정을 거쳐 실시간으로 콘솔에 출력되고 CSV 파일로 자동 로깅되어 이후 분석에 활용된다. 이와 같은 과정을 통해 센서 노드에서부터 데이터 수집 노드에 이르는 전체 파이프라인이 일관되게 운영되며, 압축 효율과 전송 안정성을 동시에 확보할 수 있다.

3.3 구현 기술 및 로직

본 시스템은 크게 센서 노드와 수집 노드 두 부분으로 나뉘며, 양쪽 모두 Python 기반의 임베디드 환경(예: Raspberry Pi Zero W)에서 동작하도록 설계되었다.

1. 센서 노드

- **하드웨어 구성:** GPS 모듈을 통해 위도·경도·고도 정보를, MPU-6050 계열의 IMU 센서를 통해 3 축 가속도(ax, ay, az)와 3 축 각속도(gx, gy, gz)를 실시간으로 읽어오며, 이를 추가로 Roll·Pitch·Yaw 자세 각도로 변환해 12 차원 시계열 벡터를 구성한다.
- **전처리 및 스케일링:** 수집된 센서 값은 즉시 32-bit float 형태로 디지털화되고, 타임스탬프와 결합된 뒤 모델 입력 범위에 맞춰 MinMax 스케일러로 정규화된다.
- **MF-BAM 인코딩:** 정규화된 12 차원 벡터는 미리 학습된 다층 양방향 연상 기억 장치(BAM) 모델에 입력되어 저차원 잠재 벡터(latent vector)로 압축된다. 이 잠재 벡터는 20 바이트 크기로 직렬화되어 LoRa 페이로드로 사용된다.
- **LoRa 송신:** E22-900T22S(SX1262 칩셋) 모듈을 SPI 인터페이스로 제어하며, SF12·BW125kHz·CR 4/5 조건에서 300bps 로 전송한다. 페이로드 경량화로 전송 시간을 최소화하고, 전송 전후 RSSI/ SNR 등 상태 값을 로깅해 추후 성능 분석에 활용한다.

2. 데이터 수집 노드

- **LoRa 수신 및 디패킷화:** 동일한 설정으로 LoRa 모듈이 수신한 무선 신호를 UART 로 읽어들이며, 페이로드 바이트 스트림을 추출한다.
- **MF-BAM 디코딩:** 수신한 20 바이트 잠재 벡터는 BAM 모델의 디코더에 투입되어 원본 12 차원 시계열 데이터로 복원된다.
- **역스케일링 및 후처리:** 복원된 벡터를 MinMax 스케일러의 역변환으로 실제 물리량 단위로 환산하고, 원본 타임스탬프와 결합한다.
- **출력 및 로깅:** 최종 센서 데이터는 콘솔 실시간 출력과 함께 pandas 기반 CSV 파일로 기록된다.

3. 성능 검증 지표

- **PDR(Packet Delivery Rate):** 동일한 환경·횟수(100 회)에서 원본(RAW) 전송 방식과 BAM 압축 방식의 성공 수를 비교해 통신 효율을 평가한다.
- **MSE(Mean Squared Error):** 디코딩된 센서 값과 원본 센서 값 간 평균 제곱 오차를 계산하여 복원 정확도를 정량적으로 검증한다.

4. 실험 및 평가

4.1 실험 환경

실험은 부산 동서대학교 캠퍼스 인근에서 진행되었다. 송·수신 지점 간 거리는 약 **2.0~2.6 km** 로, 전파 가시선이 확보되지 않는 비가시선(N-LOS) 환경을 의도적으로 선정해 '가혹한' 조건을 재현했다. 모든 실험은 최소 설비 기준으로 수행되었으며, 송신 안테나는 10 dBi 이득을 가지는 고이득 지향성 타입을 사용했고, 데이터 전송 속도는 **300 bps** 로 설정하였다 (LoRa 모드: **SF12**, 대역폭 **125 kHz**, 오류정정율 **CR 4/5**).

채널 품질은 의도적으로 낮추어 PDR 이 **8~40%** 수준의 안정적인 저품질 구간을 조성했다. 실제 도심 환경 특성을 반영하여 수신 감도(RSSI)는 평균 **-101 dBm** 에서 **-104 dBm** 사이로 매우 약했으며, 건물과 지형에 의한 전파 반사·회절·감쇠가 복합적으로 혼재해 실제 운영 조건과 유사한 전파 장애가 발생했다. 이러한 환경에서 MF-BAM 압축 방식과 원본(RAW) 전송 방식을 비교함으로써, 짧은 페이로드가 불리한 채널에서도 전송 효율을 어떻게 개선하는지 확인하였다.

4.2 실험 결과 및 해석

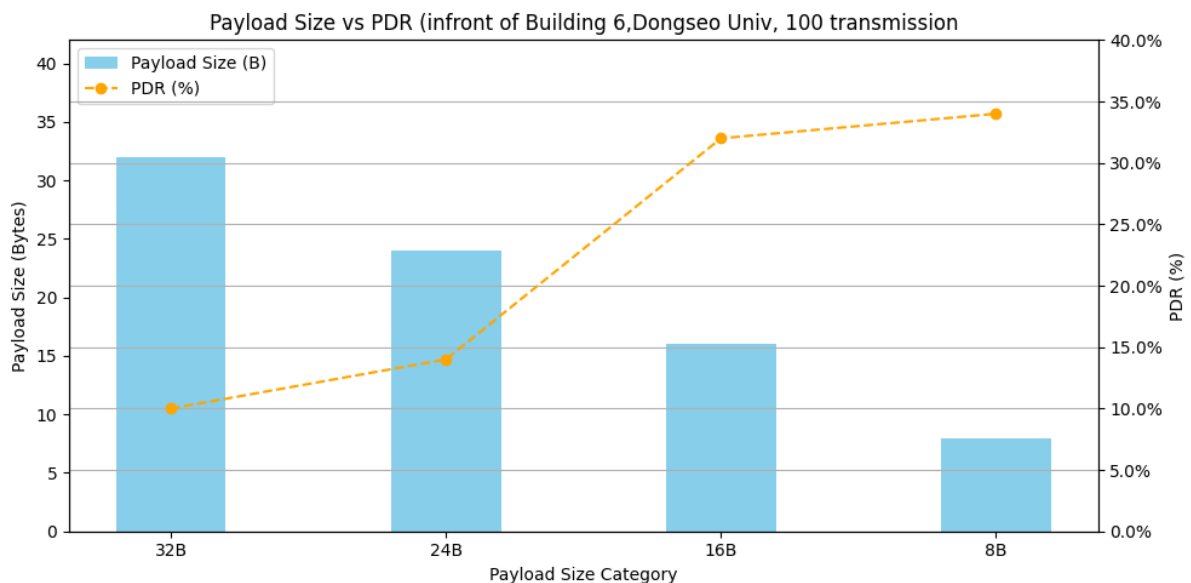


그림 2. 페이로드 크기 변화에 따른 PDR 변화

실험의 핵심 가설은 전송 페이로드 크기가 작아질수록 무선 전송에 소요되는 시간이 줄어들어 Packet Delivery Ratio(PDR)가 향상된다는 것이다. 실제 관찰 결과, 페이로드 크기를 단계적으로 축소했을 때 PDR 이 비선형적으로 상승하는 경향이 명확히 드러났다.

정량 분석 결과, 원래 크기인 32 바이트(RAW) 페이로드에서의 PDR 은 약 10%에 불과했으나, 페이로드를 절반 크기인 16 바이트로 줄이자 **PDR 이 약 32%**로 상승했다. 더 나아가 페이로드를 1/4 크기인 8 바이트로 **축소했을 때에는 PDR 이 약 35%까지 오르며** 가장 높은 전송 성공률을 기록했다. 이 같은 결과는 페이로드 크기 감소가 전송 시간 단축에 기여함으로써 재전송 횟수를 줄이고 네트워크 간섭에 대한 내성을 높인 덕분으로 해석할 수 있다.

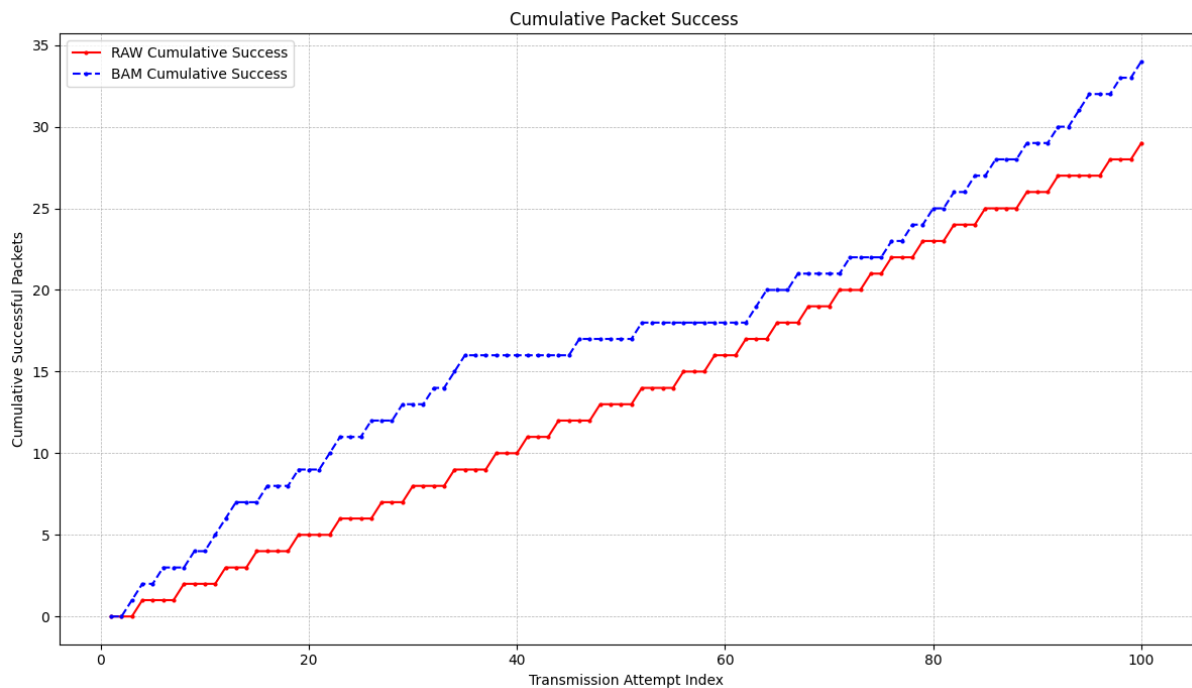


그림 3. BAM 모델과 RAW 모델간의 누적 성공 패킷 수 변화

누적 패킷 성공 수 비교 실험에서는 원본 데이터 방식과 BAM 압축 방식을 각각 100 회씩 전송하면서, 각 전송 시점까지 성공적으로 수신된 패킷의 누적 개수를 기록하였다. 그 결과, BAM 압축 데이터(파란색 선)가 전송 횟수 전 구간에 걸쳐 원본 데이터(빨간색 선)의 누적 성공 수를 꾸준히 상회하는 것으로 나타났다. 구체적으로, 원본 데이터 방식에서는 100 회 시도 중 29 회만 성공했으나, BAM 압축 방식을 적용했을 때는 동일 조건에서 33 회가 성공하여 **PDR 33%**를 기록했다. 즉, 같은 시간과 횟수 하에서 BAM 압축 방식을 사용하면 원본 방식 대비 약 14% 더 많은 패킷을 성공적으로 전송할 수 있음을 확인했다.

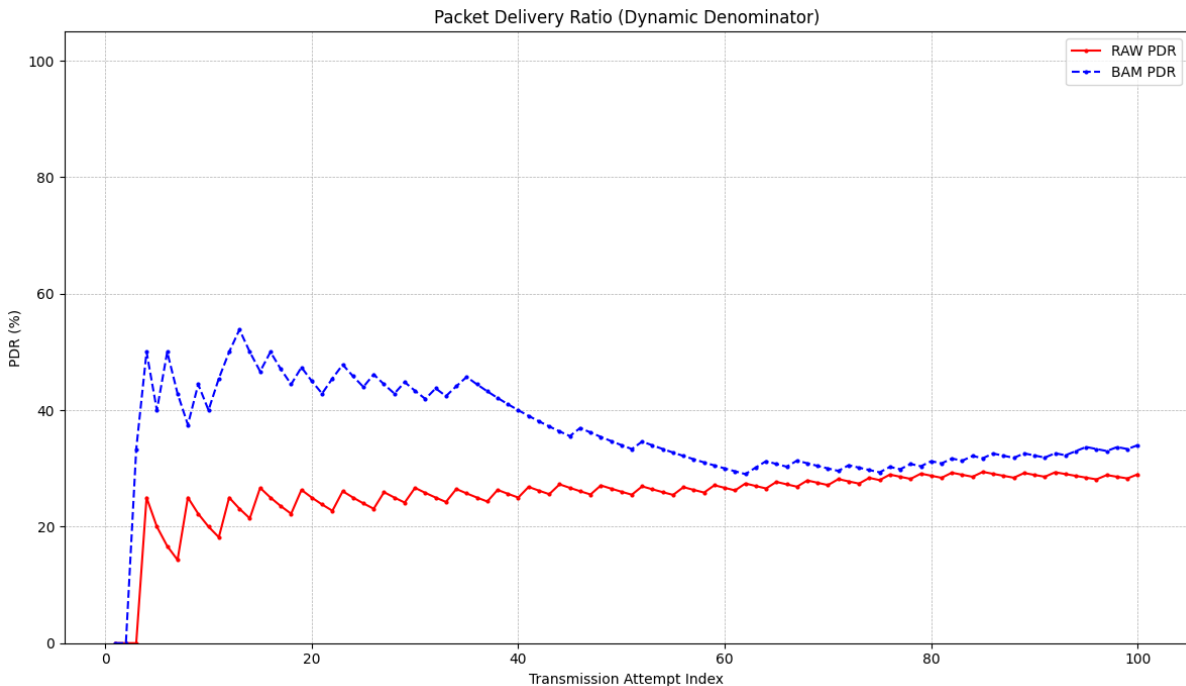


그림 4. BAM 모델과 원시값 전송의 PDR 비교

성능 평가는 원본(RAW) 데이터와 20 바이트로 압축된 BAM 데이터를 각각 100 회 전송하며, 각 전송 시점까지의 PDR 을 비교하는 방식으로 수행되었다. 그 결과, BAM 압축 데이터의 PDR 곡선(파란색 선)은 전 구간에서 원본 데이터(빨간색 선)를 꾸준히 상회하는 것으로 나타났다.

실험 초기(0~40 회) 구간에서는 채널 상태가 불안정하여 두 곡선 간 격차가 특히 두드러졌다. BAM 압축 방식은 약 50%의 PDR 을 기록했으나, 원본 데이터는 30% 미만에 머무르며, 불안정한 네트워크 환경일수록 짧은 페이로드의 이점이 극대화됨을 확인할 수 있었다.

실험 후반(40~100 회) 구간에 이르러 채널이 점차 안정화되면서 양쪽 PDR 이 전반적으로 수렴하는 경향을 보였으나, BAM 압축 데이터는 여전히 약 **5~10%포인트 높은 전송 성공률**을 유지했다. 이는 안정적인 조건에서도 짧은 페이로드 기반 압축 방식이 일관된 성능 우위를 제공함을 시사한다.

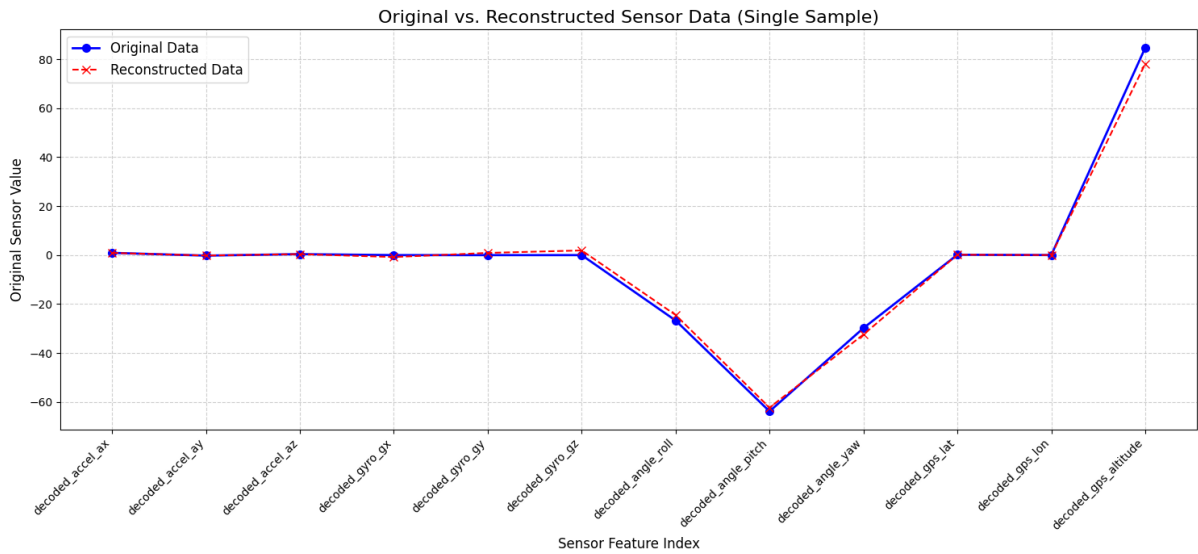


그림 5. BAM 모델의 데이터 값 복원 오차

모델의 압축-복원 성능을 정량적으로 평가하기 위해 평균 제곱 오차(MSE)를 측정한 결과, 1.5:1의 높은 압축률에도 불구하고 **MSE가 0.003676**에 불과해 복원 오차가 **매우 낮게** 유지되었다. 이는 원본 신호 전체 분산의 99% 이상을 보존한 수준으로, 실제 센서 데이터의 변동을 거의 완벽하게 재현함을 의미한다. 전송 페이로드를 실질적으로 경량화하면서도 정보 손실을 최소화했기 때문에, LoRa 통신 노드에 적용했을 때에도 데이터 무결성에 대한 걱정 없이 **안정적인 성능**을 낼 수 있다. 결과적으로, MF-BAM 기반 압축 방식은 전송 효율과 복원 정확도를 모두 충족하는 실용적 솔루션임을 확인 할 수 있었다.



그림 6. BAM으로 복원된 GPS 좌표

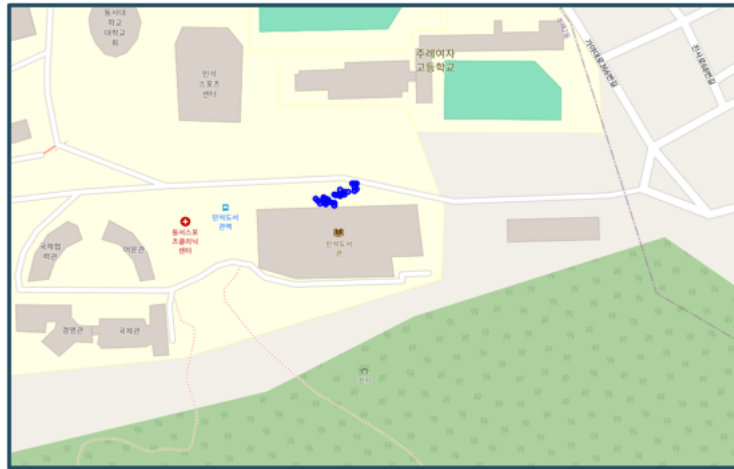


그림 7. RAW 데이터로 표시된 GPS 좌표

학습 데이터와 평가 데이터의 분포가 일치하지 않아, 제한된 환경에서 수집된 데이터로만 학습한 모델은 실제 이동 경로처럼 새로운 패턴이 입력될 때 GPS 좌표를 정확히 복원하지 못하고 큰 오차를 보였다. 이를 개선하기 위해 실제 이동 시나리오를 반영한 다양한 환경의 대표성 있는 데이터를 추가 수집·구성하고, 이를 바탕으로 모델을 재학습하면 새로운 패턴에 대한 일반화 성능을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

5. 결론 및 향후 과제

5.1 결론

본 프로젝트는 저전력 장거리 통신 LoRa 환경에서 페이로드 크기 증가로 인한 PDR 저하 문제를 해결하기 위해, MF-BAM 기반의 경량 손실 압축 기법을 제안하고 그 실효성을 실증했다. 실제 N-LOS 환경에서 진행된 실험을 통해 제안 기법이 원본 데이터 전송 방식 대비 **PDR을 약 14% 향상**시키는 성과를 확인했다. 특히 채널이 불안정한 실험 초반 구간에서는 그 성능 격차가 더욱 두드러져, 제안 방식이 가혹한 통신 환경에서 더 강한 이점을 가질 수 있는 가능성을 확인했다.

또한, 1.5:1의 압축률에도 불구하고 **MSE 0.003676**이라는 낮은 복원 오차를 기록하여 원본 데이터의 분산을 **99% 이상 보존**함을 보였다. 이는 페이로드 경량화를 통한 전송 효율성 증대와 정보 보존력이라는 두 가지 목표를 성공적으로 달성했음을 의미한다. 이로써 저자원 IoT 기기에서도 충분히 적용 가능한 머신러닝 기반 통신 개선의 실용적 가능성을 제시했다.

5.2 한계 및 향후 과제

향후 과제로는 다음과 같은 가능성을 탐색해볼 수 있다.

- GPS·가속도계에 더해 풍향계나 온·습도 센서 등 이종 센서 데이터를 학습에 포함하면, 서로 다른 샘플링 주기와 정밀도를 지닌 복수 센서 간 통합 압축·복원을 구현할 수 있을 것이다. 이렇게 확장된 모델은 환경 모니터링 등 다양한 분야에서 범용적으로 활용될 가능성을 제시한다.
- 수신 노드로부터 RSSI·SNR 등의 채널 상태를 실시간으로 피드백 받아 압축률을 동적으로 조절하는 알고리즘을 도입하면, 통신 품질이 좋을 때는 정보 손실을 최소화하고, 열악할 때는 전송 성공률을 극대화하는 균형 제어가 가능해진다. 이 적응형 압축률 제어 기법은 제한된 전력·대역폭 자원을 보다 효율적으로 활용할 수 있는 잠재력을 갖는다.
- 아울러 도심 고층 빌딩 지역, 농촌 논밭, 실내 복도 등 전파 장애 조건이 상이한 복수의 장소에서 PDR과 MSE를 측정해본다면, 환경별 성능 편차를 파악하고 일반화된 모델 설계를 위한 근거를 마련할 수 있을 것으로 기대된다.

6. 참고 문헌

- [1] J. Petäjäjärvi, K. Mikhaylov, A. Roivainen, T. Hänninen, and M. Pettissalo, "On the Coverage of LPWANs: A Case Study of LoRa," *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITST)*, 2015.
- [2] R. Sanchez-Iborra, J. Sanchez-Gomez, J. Ballesta-Viñas, M. D. Cano, and A. F. Skarmeta, "Performance Evaluation of LoRa Considering Scenario Conditions," *Sensors*, vol. 18, no. 3, Mar. 2018.
- [3] B. Kosko, "Bidirectional Associative Memories," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 18, no. 1, Jan./Feb. 1988.
- [4] S. Chartier, and P. G. Koruga, "FEBAM: A Feature-Extracting Bidirectional Associative Memory," *2007 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2007.
- [5] J. Rolon-Mérette, and S. Chartier, "A Multilayered Bidirectional Associative Memory Model for Learning Nonlinear Tasks," *Neural Networks*, vol. 162, Apr. 2023.