

극한 환경 통신을 위한 견고한 시멘틱 시스템

작성자: 30501 김도현, 30202 강민재

날짜: 2025년 12월 3일

요약: 본 연구는 물리적 거리 감쇠($\frac{1}{r^2}$)와 고강도 노이즈 환경에서도 로봇이 명령을 정확히 수행할 수 있도록 하는 벡터 임베딩 및 Denoising Autoencoder(DAE) 시스템을 제안한다. 실험 결과, 제안된 시스템은 기존 방식 대비 유효 통신 거리를 미약하게 확장시켰으며, 신호 소멸 구간에서도 높은 신뢰도(Confidence)를 유지함을 확인하였다.

목 차

1 서론	1
2 방법론	1
2.1 벡터 임베딩 (Vector Embedding)	1
2.2 물리적 채널 시뮬레이션	2
2.3 잔차 기반 노이즈 제거 (Residual DAE)	2
3 실험 결과 및 분석	2
3.1 벡터 학습 상태 시각화	2
3.2 통신 시뮬레이션 수행	3
3.3 거리별 성능 비교 (최종 결과)	4
4 결론	5

1 서론

로봇 원격 제어에 있어 통신 안정성은 필수적이다. 기존의 심볼릭 명령은 노이즈에 취약하여 비트 하나만 바뀌어도 오작동을 일으킬 수 있다. 본 프로젝트에서는 의미 기반의 고차원 벡터 통신(Vector Communication)을 도입하고, 극한의 노이즈를 제거하는 잔차 기반 DAE(Residual DAE)를 적용하여 시스템의 견고함(Robustness)을 확보하고자 한다.

2 방법론

2.1 벡터 임베딩 (Vector Embedding)

30개의 통신 명령을 328차원의 벡터로 변환하였다. 이때 벡터가 서로 구분되면서도(Identity), 유사한 동작끼리는 뭉치도록(Category) 다음과 같은 Multi-task Loss를 사용하여 학습하였다.

$$L_{\text{total}} = \alpha \cdot L_{\text{category}} + (1 - \alpha) \cdot L_{\text{identity}}$$

2.2 물리적 채널 시뮬레이션

현실적인 통신 환경을 모사하기 위해 역제곱 법칙(**Inverse Square Law**)을 적용하였다. 거리가 멀어질수록 신호는 급격히 감쇠하며, 배경 잡음(Gaussian Noise)이 상대적으로 커지게 된다.

$$\boldsymbol{x}_{\text{rx}} = \boldsymbol{x}_{\text{tx}} \cdot \frac{1}{r^2} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, 1)$$

여기서 r 은 거리(m), $\boldsymbol{\varepsilon}$ 은 표준정규분포를 따르는 노이즈이다.

2.3 잔차 기반 노이즈 제거 (Residual DAE)

수신된 신호의 복원을 위해 Autoencoder를 도입하였다. 특히, 원본을 직접 예측하는 대신 노이즈 성분만을 예측하여 제거하는 잔차 학습(Residual Learning) 기법을 사용하여 학습 효율을 높였다.

$$\boldsymbol{x}_{\text{clean}} = \boldsymbol{x}_{\text{rx}} - \text{Net}(\boldsymbol{x}_{\text{rx}})$$

3 실험 결과 및 분석

3.1 벡터 학습 상태 시각화

학습된 벡터들이 의미론적으로 올바르게 배치되었는지 확인하기 위해 코사인 유사도 히트맵을 분석하였다.

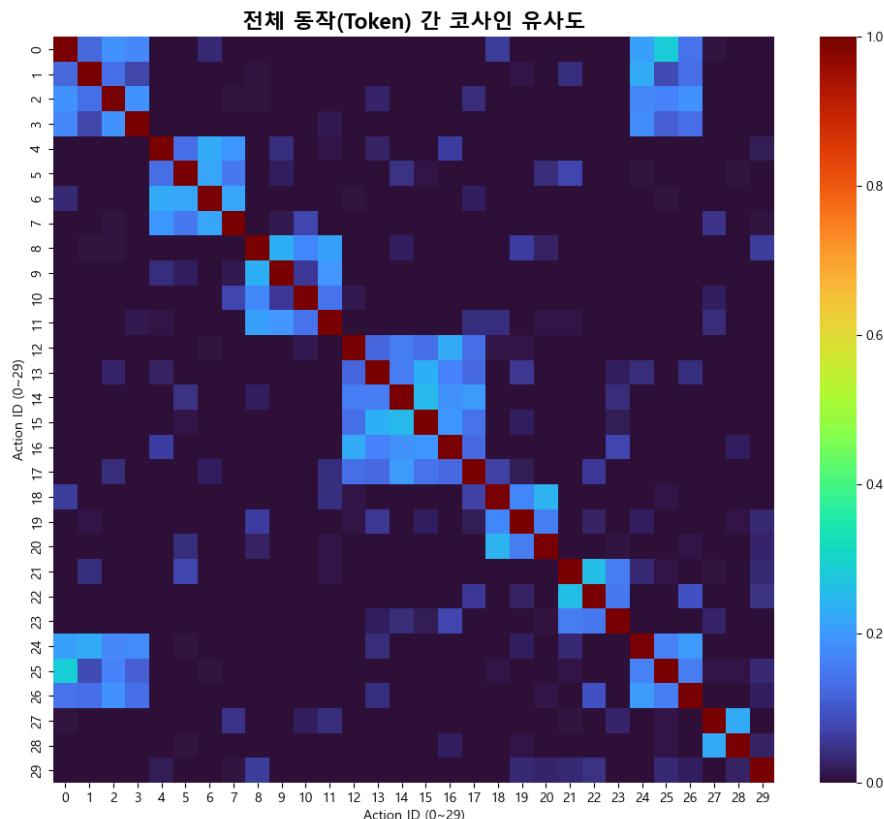


그림 1: 전체 30개 동작 벡터 간의 코사인 유사도 히트맵. 동일한 카테고리에 속한 동작들이 성공적으로 군집화되었음을 보여준다.

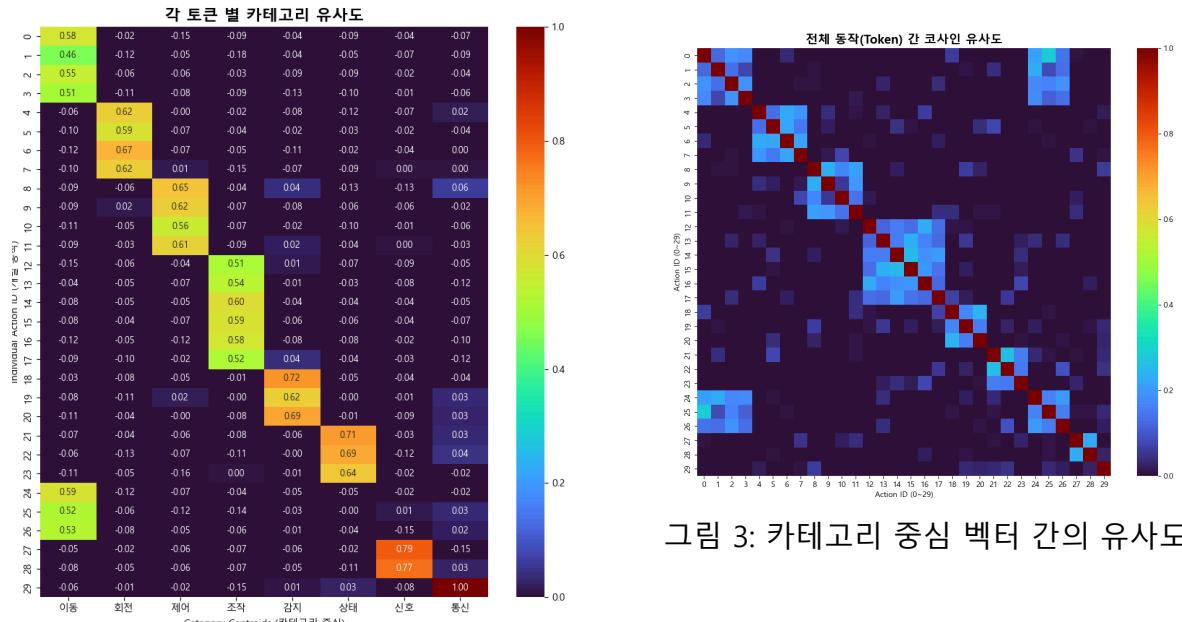


그림 2: 각 토큰과 카테고리 중심 벡터 간의 유사도.

위 그림들을 통해, 각 동작 벡터가 자신이 속한 카테고리의 중심과 높은 유사도를 보이며, 명확히 구분됨을 확인할 수 있다.

3.2 통신 시뮬레이션 수행

거리 4.2m라는 극한 상황(신호 강도 약 5.7%)에서 실제 통신 테스트를 수행하였다.

```

C:\Users\kimdohye\Desktop\vector_communication-for-Extreme-situation>C:\Users\kimdohye
-Extreme-situation\scripts\transmitter.py
>> [System] 벡터 도감 로드 완료. 총 30개의 동작 대기 중.
>> [SYSTEM] DAE 모듈 불러오기 성공.
=====
[짱 멋지고 정밀한 벡터 통신기] 가동됨
- 사용법: [동작ID] [거리] 를 입력하세요.
- 예시: '0 5' -> 0번 명령을 5(가상 단위) 거리에서 전송
- 종료: 'q' 입력
=====

>> 명령 입력 (ID Distance)0 4.2

[Sender] ID 0번 신호 생성 완료!
[Channel] 거리 4.2 통과 중... (신호 강도 5.7% + 노이즈 훈합)
일반 수신
-----
1. 보낸 명령: 0번
2. 통신 환경: 거리 4.2 distance
3. 수신기 해석: 11번 (Control (제어))
4. 확신 점수: 0.1368 (0~1)
5. 최종 판정: 실패
-----
DAE 수신
-----
1. 보낸 명령: 0번
2. 통신 환경: 거리 4.2 distance
3. 수신기 해석: 0번 (Move (이동))
4. 확신 점수: 0.1775 (0~1)
5. 최종 판정: 성공
-----
```

그림 4: 실제 통신 시뮬레이션 수행 화면. 일반 수신은 실패했지만, **DAE**를 적용한 수신은 성공하는 모습을 확인할 수 있다.

3.3 거리별 성능 비교 (최종 결과)

마지막으로, 다양한 거리(1.0m ~ 7.0m)에서의 통신 성공률과 모델 확신도를 정량적으로 비교 분석하였다.

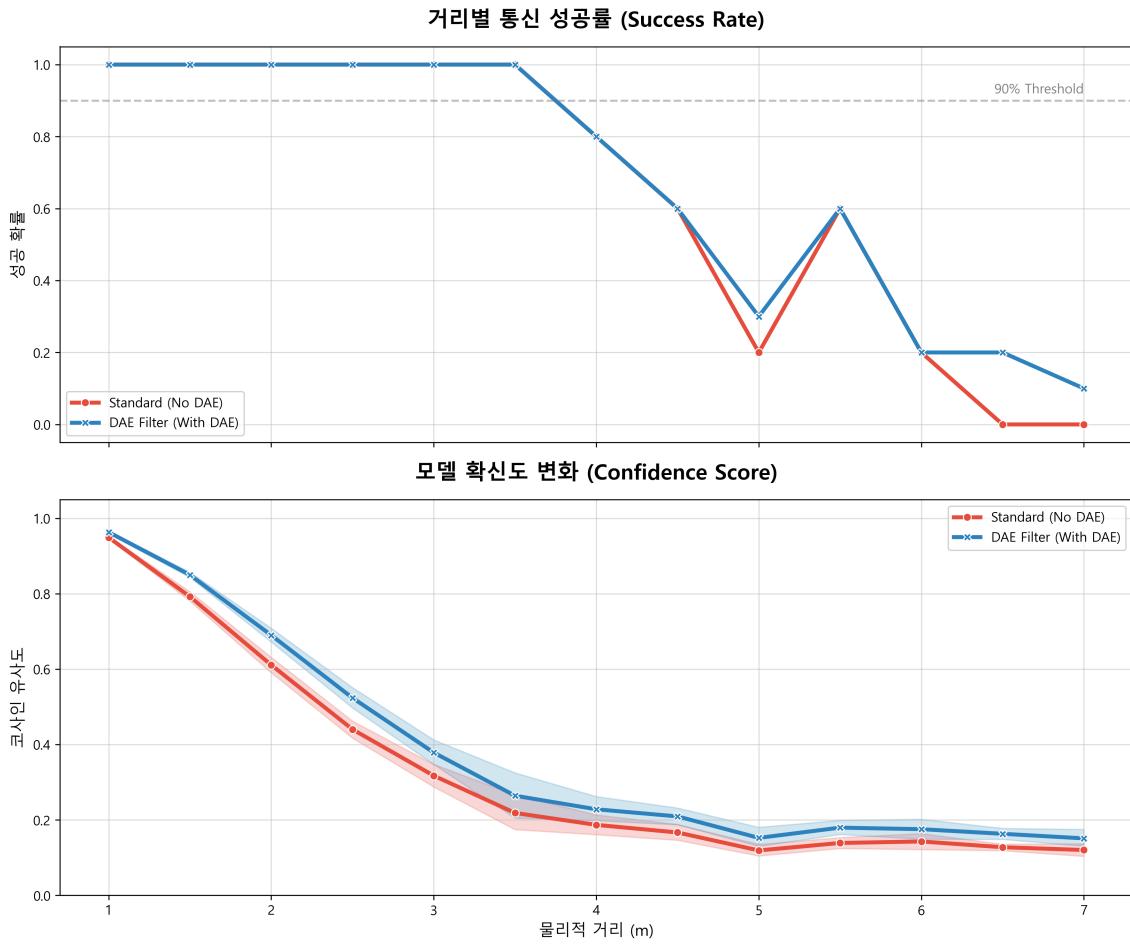


그림 5: 거리별 통신 강건성 실험 결과. (파란선: DAE 적용, 빨간선: 미적용)

결과 분석: 위 그래프에서 **DAE 모델**이 대부분의 경우 **일반 모델**보다 나은 성능을 보임을 알 수 있다. 특히 하단의 확신도(Confidence) 그래프를 보면, **DAE 모델**이 물리적 거리 감쇠로 인해 신호가 거의 소멸한 5m 이후의 구간에서도 더 높은 코사인 유사도를 유지하며 안정적인 모습을 보임을 알 수 있다.

4 결론

본 프로젝트를 통해 물리적 거리 감쇠가 적용된 극한 환경에서도 딥러닝 기반의 필터링 기술(DAE)이 통신 거리를 늘릴 수 있음을 증명하였다. 향후 연구로는 보다 희소성 있는 벡터 공간을 형성하기 위한 **Triplet Loss**를 사용하여 성능을 극대화할 예정이다.

해당 프로젝트 코드는 아래 링크에서 확인할 수 있다.

https://github.com/kimknifestring/vector_communication-for-Extreme-situation