

# 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.

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

여기서  $r$ 은 거리(m),  $\varepsilon$ 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 제거**하는 잔차 학습(Residual Learning) 기법을 사용하여 학습 효율을 높였다.

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

## 3 실험 결과 및 분석

### 3.1 벡터 학습 상태 시각화

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

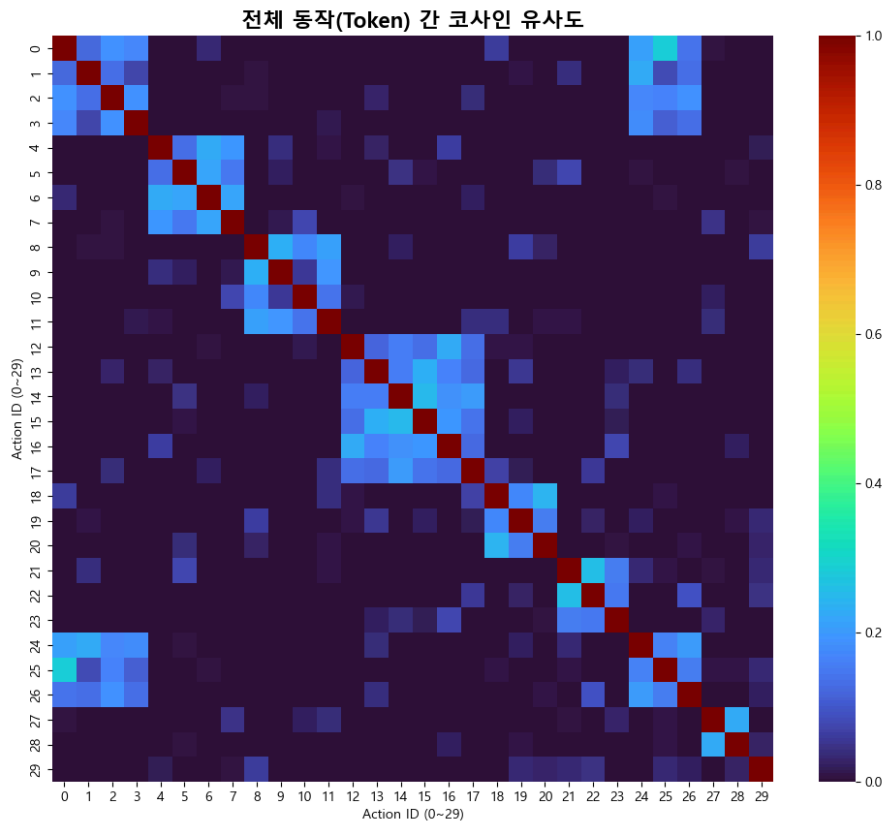


그림 1: 전체 30개 동작 벡터 간의 코사인 유사도 히트맵. 동일한 카테고리에 속한 동작들이 성공적으로 군집화되었음을 보여준다.

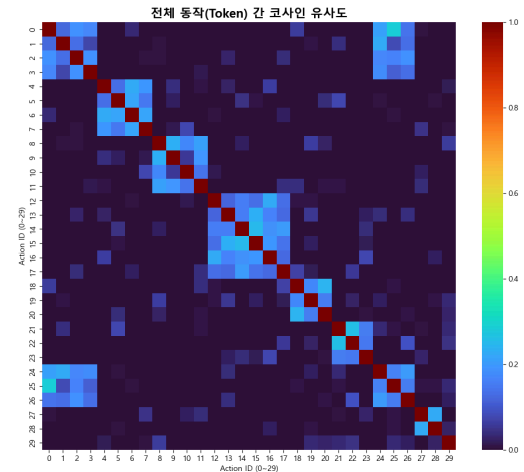
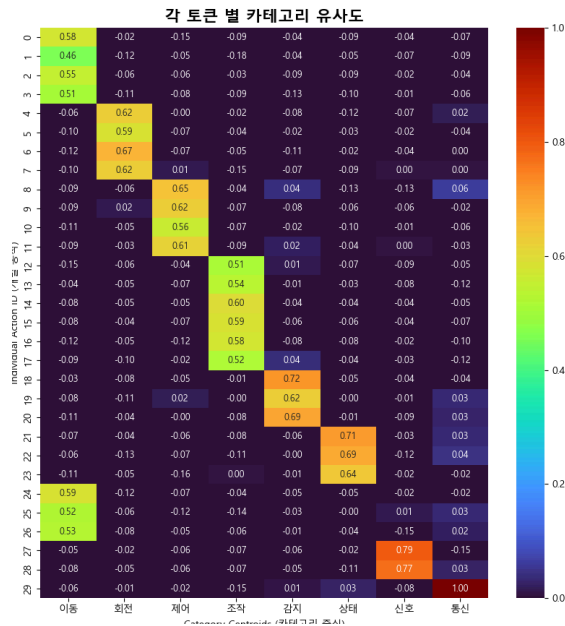


그림 3: 카테고리 중심 벡터 간의 유사도.

그림 2: 각 토큰과 카테고리 중심 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.
=====
[짹 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 혼합)
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.

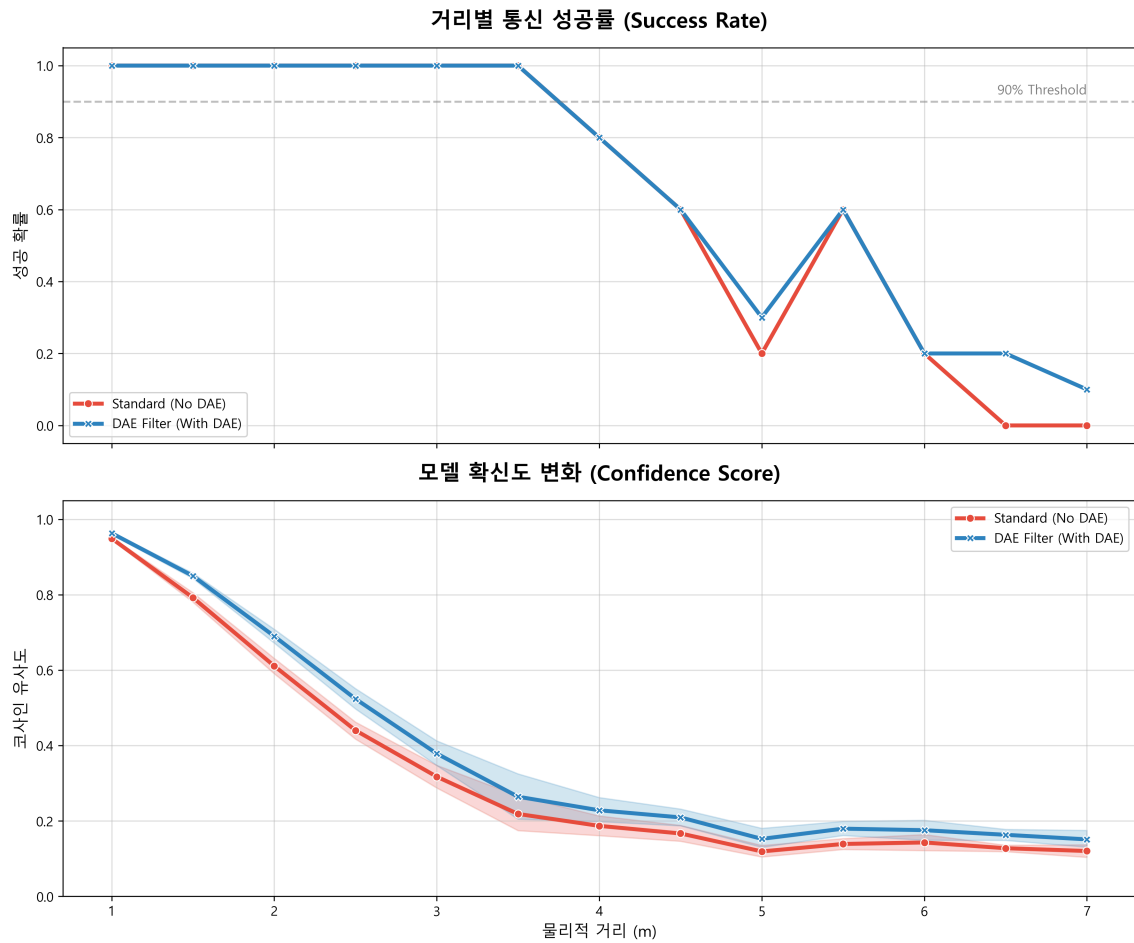


그림 5: 거리별 통신 강건성 실험 결과. (파란선: DAE 적용, 빨간선: 미적용)

**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 링크**에서 확인할 수 있다.

[https://github.com/kimknifestring/vector\\_communication-for-Extreme-situation](https://github.com/kimknifestring/vector_communication-for-Extreme-situation)