

D² 인코더: 교착어를 위한 분리형 이중 스트림 형태소 인코딩

홍건우, 김용강*

국립공주대학교

redgil77@smail.kongju.ac.kr, *ygkim@kongju.ac.kr

D² Encoder: Disentangled Dual-Stream Morpheme Encoding for Agglutinative Languages

Geonwoo Hong, Yonggang Kim*

Kongju National University

요약

본 논문은 교착어의 구조적 특성을 반영하여 의미와 문체 정보를 독립적으로 인코딩하는 D² Encoder를 제안한다. 이중 스트림 구조와 상호작용 메커니즘을 통해 정보 혼재 문제를 해결하고 표현 공간의 응집도를 강화하였다. 실험 결과, 제안 모델은 기존 모델 대비 개선된 이상치 탐지 성능과 명확한 분포 분리력을 입증하였다.

I. 서론

최근 자연어 처리 분야에서는 Transformer 기반 인코더 구조가 다양한 언어 처리 과제에서 우수한 성능을 보이고 있다 [1, 2]. 그러나 이러한 모델들은 주로 영어와 같은 분석어를 중심으로 설계되어, 한국어와 같이 어근과 조사·어미가 결합하여 의미를 형성하는 교착어의 구조적 특성을 충분히 반영하지 못한다. 또한 한국어는 높임법과 격식 표현 등 문체적 변이가 발달하여, 동일한 의미라도 화자의 태도와 상황에 따라 다양한 형태로 실현되며 이는 문장 해석에 중요하다.

그러나 기존 Transformer 인코더는 단일 스트림 구조를 기반으로 하여, 하나의 임베딩 공간에서 의미 정보와 문체 정보를 동시에 학습한다. 이로 인해 어근이 가지는 의미적 정보와 조사·어미가 나타내는 문법 및 문체 정보가 하나의 표현 공간에 혼합되어 표현되며, 두 정보 간의 구분성이 약화되는 문제가 발생한다. 특히 교착어에서는 이러한 혼합이 의미적 의존성과 문체적 기능 신호를 모두 충분히 포착하지 못하는 원인이 된다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 D² Encoder (Disentangled Dual-Stream Morpheme Encoder)를 제안한다. 제안하는 모델은 의미 정보를 담당하는 의미 스트림과 문체 정보를 담당하는 문체 스트림을 분리하여 독립적으로 인코딩한 후, Cross-Attention 메커니즘을 통해 두 정보를 선택적으로 결합한다. 이를 통해 한국어의 복잡한 형태소 구조를 보다 정밀하게 표현하고, 의미와 문체 정보 간의 간섭을 최소화할 수 있다.

II. 기존 Transformer 인코더와 제안된 인코더 구조 비교

그림 1은 자연어 처리 분야에서 널리 사용되는 Transformer 기반 인코더의 기본 구조를 나타낸다. 기존 Transformer 인코더는 단일 임베딩 스트림에서 Self-Attention을 통해 문맥을 학습하므로, 어근의 의미 정보와 조사·어미의 문법 및 문체 정보가 동일한 표현 공간에 혼합되어 처리된다. 이러한 설계는 분석어에서는 효과적이지만, 교착어 환경에서는 의미와 문체 신호 간 간섭으로 인해 표현 학습에 한계를 가진다. 그림 2는 본 논문에서 제안하는 인코더의 전체 구조를 나타낸

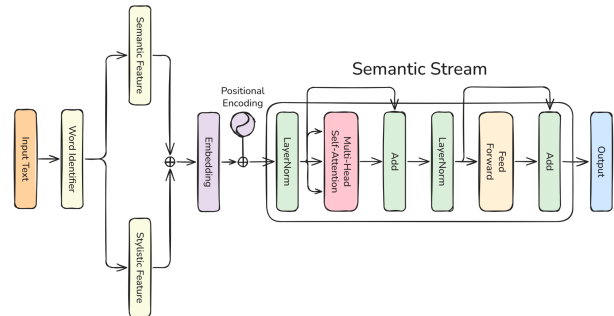


그림 1 기존 Transformer 기반 인코더 구조

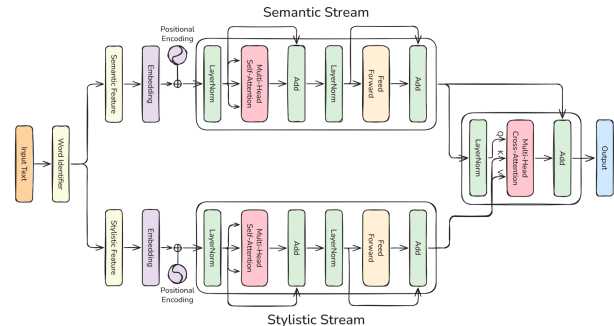


그림 2 제안하는 이중 스트림 인코더 구조

다. 제안하는 인코더는 기존 Transformer의 단일 스트림 구조를 확장하여, 의미 정보와 문체 정보를 명시적으로 분리한 이중 스트림 구조를 채택한다. 입력 문장은 형태소 분석을 통해 분해되며, 의미적 내용을 주로 담당하는 형태소는 의미 스트림으로, 조사나 어미와 같이 문법적·문체적 기능을 수행하는 형태소는 문체 스트림으로 전달된다.

두 스트림은 각각 독립적인 임베딩과 Self-Attention 블록을 통해 인코딩되며, 의미 스트림은 어근 간의 의미적 관계를, 문체 스트림은 문체 요소 간의 사용 패턴을 학습한다. 이후 두 스트림은 Cross-Attention 메커니즘을 통해 결합된다. 이때 의미 스트림은 Query로, 문체 스트림은 Key와 Value로 작동하여 의미 표현을 문체 정보에 따라 선택적으로 조절하며, 이러한 결합은 여러 층에 걸쳐 반

복된다. 결과적으로 D² Encoder는 의미와 문체 정보를 독립적으로 인코딩하고 선택적으로 결합함으로써, 교착어 환경에서도 안정적이고 구분력 있는 표현 학습을 가능하게 한다.

III. 형태소 기반 전처리 및 이중 스트림 분리

분류	포함되는 요소
의미 형태소	일반명사, 고유명사, 의존명사, 수사, 대명사, 동사 어간, 형용사 어간, 보조용언, 긍정 지정사, 부정 지정사, 어근, 관형사, 일반 부사, 접속 부사, 숫자, 외국어, 접두사
문체 형태소	주격 조사, 보격 조사, 관형격 조사, 목적격 조사, 부사격 조사, 호격 조사, 인용 조사, 보조사, 접속 조사, 선어말 어미, 종결 어미, 연결 어미, 명사형 전성 어미, 관형형 전성 어미, 감탄사, 명사 파생 접미사, 동사 파생 접미사, 형용사 파생 접미사, 어미 파생 접미사

표 1 의미 형태소와 문체 형태소의 분류 기준

본 논문에서는 의미 스트림과 문체 스트림을 구성하기 위해 형태소 기반 전처리를 수행한다. 형태소 분석은 Kiwi 형태소 분석기 [3]를 사용하여 수행되며, Kiwi는 세종 품사 체계를 기반으로 각 형태소에 품사 태그를 부착한다. 본 연구에서는 이 품사 정보를 활용하여 형태소를 기능적 역할에 따라 자동 분류한다.

표 1에 제시된 바와 같이, 명사·동사·형용사·부사 등 자립형 어휘 품사는 문장의 핵심 의미를 직접 구성하므로 의미 중심 형태소로 분류한다. 반면 조사, 어미, 접미사 등 문법 기능 품사는 문장 내 관계, 화자의 태도, 문체적 변이를 표현하므로 문체 중심 형태소로 분류한다. 이와 같이 형태소 분석기가 부여한 품사 태그를 기준으로, 각 형태소는 의미 스트림 또는 문체 스트림으로 자동 분리되어 처리된다.

학습 데이터는 국립국어원 언어정보나눔터에서 제공하는 다양한 장르의 “모두의 말뭉치”를 활용하였다. 수집된 텍스트는 정규화 및 길이 필터링을 거쳐 학습 안정성을 확보하였다. 정제된 텍스트는 형태소 분석을 거쳐 (형태, 품사) 쌍으로 변환되며, 불필요한 기호 품사는 제거한 뒤 의미 중심 형태소와 문체 중심 형태소로 구분된다. 이후 형태소 시퀀스는 두 스트림 정보와 함께 저장되며, 어휘 사건을 구축하여 정수 ID 기반 텐서로 인코딩된다. 이와 같은 전처리 과정은 의미 정보와 문체 정보를 명확히 분리한 입력 표현을 제공함으로써, 제안하는 D² Encoder가 두 정보 유형을 독립적으로 학습할 수 있도록 한다.

IV. 실험 결과

본 논문은 기존 모델과 비교하여 D² Encoder의 이상치 탐지 성능 및 표현 공간 품질을 검증하였다. 그림 3의 ROC 분석 결과, 실무상 중요한 낮은 오탐률(FPR 1~10%) 구간에서 제안 모델이 확연한 우위를 보였다. 구체적으로 FPR 1%에서 TPR은 0.22(기존 모델 0.07)로 3배 이상, 5%에서는 0.67(기존 모델 0.46)로 20% 이상 향상되었으며, 불균형 데이터 지표인 PR-AUC 또한 0.0835로 기존 모델(0.0422) 대비 약 2배 증가하였다.

이는 표현 공간의 기하학적 개선에 기인한 것으로, 임베딩 분석 결과 제안 모델의 ID 분포 타원 면적은 기존 모델 대비 3.8배 축소되었고 이심률은 3.3배 증가하였다. 즉, ID 데이터를 조밀하게 응집시키고

OOD를 효과적으로 이격시킴으로써 탐지 성능을 극대화한 것이다. 한편, 언어 모델링 성능인 정확도(98.32%)와 PPL(4.64)은 기존 모델(97.23%, 4.88) 대비 동등 이상의 수준을 유지하여, 구조적 분리가 문맥 이해에 부정적 영향을 주지 않음을 확인하였다.

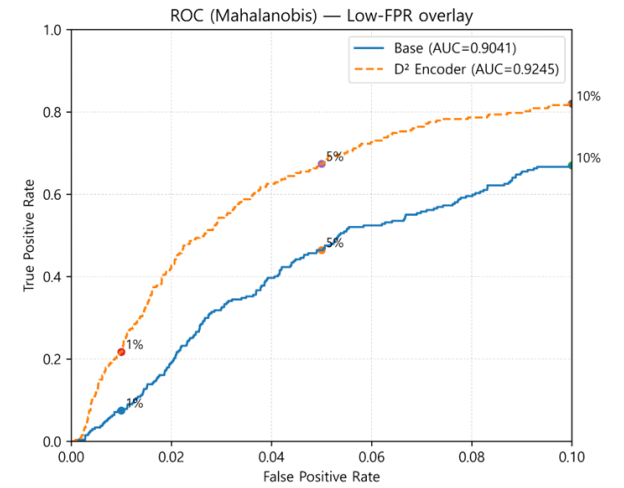


그림 3 기존 모델과 D² Encoder의 ROC 성능 비교

V. 결론

본 논문에서는 교착어의 구조적 특성을 반영하여 의미와 문체 정보를 분리 학습하는 D² Encoder를 제안하였다. 이를 통해 기존 단일 스트림 모델에서 발생하는 정보 혼재 문제를 해결하고, Cross-Attention을 통해 두 정보의 상호작용을 정밀하게 제어하였다. 실험 결과, 제안 모델은 언어 모델링 성능을 유지하면서도 이상치 탐지 성능을 획기적으로 개선하였다. 특히 임베딩 공간의 기하학적 분석을 통해 데이터의 응집도와 분리도가 크게 강화되었음을 입증하였다. 이는 형태소의 기능적 분리가 교착어 표현 학습에 효과적임을 시사하며, 향후 본 모델을 다양한 다운스트림 태스크 및 타 교착어로 확장 적용하여 연구를 발전시킬 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2026년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음 (2024-0-00073).

참고 문헌

[1] Vaswani A. et al., "Attention is all you need," Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 30, pp. 5998-6008, 2017.

[2] Devlin J. et al., "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," Proceedings of NAACL-HLT, pp. 4171-4186, 2019.

[3] M. Lee, "Kiwi: Developing a Korean Morphological Analyzer Based on Statistical Language Models and Skip-Bigram," Korean Journal of Digital Humanities, vol. 1, no. 1, pp. 109-136, 2024.