



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

홍 기 형 교수 지도

석사학위 청구논문

딥러닝 기반 보완대체의사소통
상징의 다의성을 반영한 상징
시퀀스의 한국어 문장 변환

2023

성신여자대학교 대학원

미래융합기술공학과

안 서 영

딥러닝 기반 보완대체의사소통
상징의 다의성을 반영한 상징
시퀀스의 한국어 문장 변환

홍기형 교수 지도

이 논문을 석사학위논문으로 제출함

2023년 5월

성신여자대학교 대학원


미래융합기술공학과


안 서 영


인준서

안서영의 석사학위 논문으로 인준함

2023년 5월

심사위원장 오장민 

심사위원 윤상덕 

심사위원 홍기영 

성신여자대학교 일반대학원

논문개요

소셜 미디어, 검색 엔진, 전자 상거래 등과 같은 다양한 온라인 서비스 플랫폼의 발달은 사람들이 다양한 비대면 서비스와 정보에 쉽고 빠르게 접근할 수 있도록 하였다. 이는 스마트 기기를 통하여 더더욱 빠르게 확산하고 있으며, 근래 chatGPT와 같은 거대 언어 모델의 출현과 대중화는 사람들의 편의를 더욱 증진하고 있다. 하지만 신체적, 정신적 장애로 인해 언어의 활용에 어려움을 겪는 사람들을 이러한 기술의 발전에서 소외되어 있다.

보완대체의사소통(Augmentative and Alternative Communication; AAC)은 언어적 의사소통이 어려운 사람들을 위한 비언어적 의사소통 보조 수단을 의미한다. 그중 그림 상정을 통하여 의사소통을 지원하는 AAC 그림 상징 방식은 국내에서 치료 현장 및 의사소통에서 가장 많이 활용되고 있다.

본 논문에서는 AAC 그림 상징의 다의성을 반영하여 AAC 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환하는 모델을 제안한다. 제안하는 모델은 크게 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델의 두 모델로 구성된다. AAC 그림 상징의 특징인 다의성을 AAC 상징 시퀀스의 문장 변환 과정에 반영하기 위하여 기존 1개의 상징 이미지와 이에 따른 1개의 상징 어휘로 구성되던 AAC 그림 상징 데이터 구조를 n개의 상징 어휘를 갖도록 확장한 다중의미 AAC 상징데이터 구조를 제안하고 마스킹 방식 사전학습 언어 모델에 기반한 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델을 구축하였다. 상징 어휘 시퀀스의 한국어

변환 모델은 기존 연구에서 제안된 시퀀스-투-시퀀스 (Sequence-to-Sequence) 모델을 통해 구축되었으며 BERT, BART, GPT-2, GPT-3와 같은 대규모 언어 모델에 기반한 임베딩 레이어 구성을 통하여 성능을 향상하였다. 최종적으로 AAC 그림 상징의 다의성을 반영한 상징 시퀀스의 한국어 변환 모델을 제안하며 BLEU(Bilingual Evaluation Understudy) 점수를 통한 검증으로 해당 모델이 인간 전문가의 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 성능에 대조해 매우 우수한 품질의 적절하고 유창한 변환 성능을 보임을 확인하였다.

목 차

논문개요

| | |
|---|----|
| I. 서 론 | 1 |
| II. 관련 연구 및 이론 배경 | 3 |
| 1. 보완대체의사소통 | 3 |
| 1) 보완대체의사소통과 AAC 그림 상징 | 3 |
| 2) 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집 | 4 |
| 3) AAC 상징을 이용한 한국어 문장 표현 | 5 |
| 2. 딥러닝 기반 AAC 그림 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 | 10 |
| III. 딥러닝 기반 보완대체의사소통 상징의 다의성을 반영한 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 | 16 |
| 1. AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델 | 18 |
| 1) AAC 그림 상징의 다의성 | 18 |
| 2) 다중의미 AAC 상징 데이터 구축 | 20 |
| 3) AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델 설계 | 22 |
| 2. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 | 26 |
| 1) 학습 데이터 구축 | 26 |
| 2) 임베딩(Embedding) | 28 |

| | |
|---|----|
| 3) 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 설계 | 36 |
| IV. 모델 실험 및 평가 | 41 |
| 1. AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델 | 42 |
| 1) 실험 결과 | 42 |
| 2) 실험의 응용 및 한계 | 44 |
| 2. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 | 48 |
| 1) 실험 데이터 | 48 |
| 2) 실험 결과 및 평가 | 49 |
| 3. 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스 한국어 문장 변환 | 52 |
| 1) 실험 결과 | 52 |
| 2) 실험 평가 | 54 |
| V. 결론 및 향후 연구 | 61 |

참고 문헌

ABSTRACT

표 목차

| | |
|--|----|
| [표 1] 1532, 2571, 117 상징 시퀀스에서 제작 가능한 상징 어휘 시퀀스 | 23 |
| [표 2] 학습 데이터 수 (단위: 개) | 27 |
| [표 3] BERT의 학습 데이터 예시 | 33 |
| [표 4] 임베딩 이용 언어 모델 정보 | 40 |
| [표 5] 실험 환경 | 5 |
| [표 6] AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 입출력 예시 | 40 |
| [표 7] 정답 시퀀스, 한국어 문장과 상징의 다의성 해소 모델의 예측 시퀀스 | 46 |
| [표 8] 하이퍼 파라미터 설정 정보 | 49 |
| [표 9] 각 모델의 실험 결과 | 49 |
| [표 10] BLEU 점수 구간 대에 따른 해석 | 53 |
| [표 11] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과 | 57 |
| [표 12] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과 _ 숫자가 포함된 데이터에 관하여 | 58 |
| [표 13] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과 _ AAC 그림 상징의 다의성에 관하여 | 59 |

그림 목차

| | |
|--|----|
| [그림 1] AAC 그림 상징의 예시 | 4 |
| [그림 2] 한국형 보완대체 의사소통 상징 체계집[2]의 상징 예시 ... | 5 |
| [그림 3] 하나의 그림 상징으로 하나의 문장 표현을 나타내는 경우 · | 5 |
| [그림 4] 여러 개의 그림 상징으로 하나의 문장을 표현하는 경우 | 6 |
| [그림 5] 하나의 한국어 문장을 나타내는 다양한 상징 시퀀스 | 7 |
| [그림 6] ‘어제 친구랑 치킨 먹었어요’를 나타내는 AAC 상징 시퀀스 | 8 |
| [그림 7] [3]의 AAC 그림 상징 시퀀스 한국어 변환 모델 | 11 |
| [그림 8] AAC 그림 상징 시퀀스에 대한 상징 식별자 기반 시퀀스, 상 징 어휘 기반 시퀀스, 한국어 문장의 예시 | 12 |
| [그림 9] ‘안돼’ 상징 어휘를 갖는 AAC 그림 상징들 | 13 |
| [그림 10] ‘연필’을 나타내는 AAC 그림 상징 | 14 |
| [그림 11] AAC 그림 상징의 다의성을 반영한 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 구조 | 16 |
| [그림 12] 한국형 보완대체 의사소통 상징 체계집[2]의 ‘커요’와 ‘작아 요’ AAC 그림 상징 | 19 |
| [그림 13] ‘주세요’ 상징 어휘를 가지는 AAC 그림 상징의 예시 | 19 |
| [그림 14] 다중의미 AAC 상징 및 상징 시퀀스 예시 | 20 |
| [그림 15] AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 작동 방식 | 22 |
| [그림 16] 각 상징에 대한 어휘 다중 어휘 탐색 과정 | 23 |

| | |
|---|----|
| [그림 17] 각 상징 어휘의 시퀀스 내 적절성 계산 | 24 |
| [그림 18] 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 구조 | 26 |
| [그림 19] ‘사과랑 바나나 같이 주세요’를 나타내는 상징 시퀀스 | 27 |
| [그림 20] GPT-1의 모델 구조[31] | 30 |
| [그림 21] 모델 사이즈와 제시된 예시 수의 차이에 따른 GPT-3의 성능[15] | 32 |
| [그림 22] BERT, GPT의 학습 방향성[33] | 34 |
| [그림 23] BART의 구조[18] | 36 |
| [그림 24] 어텐션을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델 구조 | 36 |
| [그림 25] 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델의 세부 구조 | 36 |
| [그림 26] 그림 상징의 다의성 해소 유닛의 응용 | 45 |
| [그림 27] 각 모델의 학습 및 검증 그래프 | 50 |
| [그림 28] 각 모델의 BLEU 점수 | 54 |

I. 서 론

보완대체의사소통(Augmentative and Alternative Communication; AAC)[1]은 언어를 통한 의사소통이 어려운 사람들을 위한 비언어적 의사소통 보조 수단을 의미한다. 대표적인 보완대체의사소통 방식에는 그림 또는 사진을 통해 의사소통을 지원하는 AAC 그림 상징 방식이 있으며 이는 국내에서 치료 현장 및 의사소통 상황에서 가장 많이 활용되고 있다[2].

SNS와 인터넷을 통한 정보 공유와 다양한 온라인 비대면 서비스의 증대, 대규모 인공지능 언어 모델의 발달은 사람들에게 여러 혜택과 편의를 제공하고 있으나 언어를 통한 의사소통에 불편을 겪는 의사소통 장애인은 이러한 혜택에서 소외되어 있다. 의사소통 장애인이 친숙하고 능숙하게 활용 가능한 AAC 그림 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환하면 이러한 온라인 비대면 서비스와 인공지능 언어 모델에 대한 장애인의 접근성을 높일 수 있다.

AAC 그림 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환하는 딥러닝 모델의 선행 연구로는 [3]이 있다. [3]의 연구에서 제안된 모델에서는 AAC 그림 상징의 특징인 다의성이 반영되지 않았다. AAC 그림 상징의 다의성이란 상징 이미지가 고정된 2차원의 이미지라는 특징과 AAC 사용자의 사회문화적 배경 등으로 인하여 하나의 AAC 그림 상징이 한 개 이상의 의미를 가지는 현상을 의미한다. 이러한 AAC 그림 상징의 다의성을 AAC 그림 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 과정에 반영하지 않을 경우, AAC

상징 이미지를 통해 의미를 유추, 판단하는 의사소통 장애인에게 본인이 생각한 상징 시퀀스의 의미와 변환된 한국어 문장의 의미가 다르게 나타나 모델의 이용에 어려움을 유발할 수 있다. 이에 따라 본 논문에서는 시퀀스 전체의 AAC 그림 상징들 간의 관계를 고려하여 AAC 그림 상징의 다의성을 해소하는 모델과 그림 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 번역하는 딥러닝 기반 변환 모델을 제안하며 이를 통해 AAC 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델을 제안하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 보안대체의사소통에 대한 선행 연구 및 현황과 딥러닝에 기반해 AAC 그림 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환하는 방식을 제안한 [3]의 연구에 대해 다룬다. 3장에서는 AAC 그림 상징의 다의성을 반영하여 AAC 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환하는 모델의 설계에 대하여 기술한다. 이를 위해 여러 개의 상징 어휘를 갖는 다중의미 AAC 상징의 구조, BERT[4]에 기반한 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 시퀀스-투-시퀀스[5] 모델을 이용한 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델을 제안한다. 4장에서는 앞서 제안된 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델, 상징 어휘 시퀀스의 한국어 변환 모델과 두 모델을 연결하여 구축한 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 변환 모델을 평가한다. 그림 상징의 다의성 해소 모델은 정확도를 통해 평가하며 상징 어휘 시퀀스의 한국어 변환 모델은 검증 점수(valid score), 최종적으로 제안하는 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 모델은 BLEU 평가 지표[6]를 통하여 평가한다. 5장에서는 결론과 향후 수행되어야 할 연구들에 대하여 기술한다.

II. 관련 연구 및 이론 배경

1. 보완대체의사소통

1) 보완대체의사소통과 AAC 그림 상징

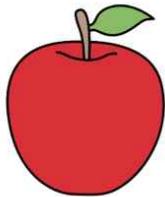
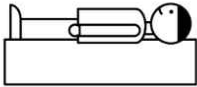
보완대체의사소통(Augmentative and Alternative Communication)[1]은 신체적, 정신적 장애로 인하여 언어의 원활한 사용이 어려운 사람들의 의사소통을 돕는 비언어적 의사소통 보조 수단을 통칭한다. 보완대체의사소통에는 음성, 몸짓, 수화 체계, 보조 도구 활용 등 다양한 방식이 존재하며[7] 기본적인 요소는 상징체계와 어휘로 구성된다. 다양한 개념을 2차원적 요소로 표현하는 표상적 상징(representational symbols)[8] 중 하나인 그림 상징체계(graphic symbols)가 AAC 상징체계의 58.6% 이상을 차지하고 있으며[9], 국내 의사소통 치료 및 교육현장과 국내외 대부분의 AAC 기기에서 사용되고 있다[2].

AAC 그림 상징은 일반적으로 그림 1과 같이 상징 이미지(Symbol Image), 상징 이름(Symbol Name), 상징 어휘(Symbol Expression)로 구성된다.

- 상징 이미지 : AAC 그림 상징이 표현하고자 하는 의미나 개념을 표현하는 이미지 또는 사진이다.
- 상징 이름 : 상징의 식별 및 관리를 위해 부착되는 명칭이다.
- 상징 어휘 : AAC 사용자가 해당 그림 상징을 통해 표현하고자 하는

어휘이다.

상징 이름과 상징 표현은 상이 할 수 있으며, 상징 표현은 명사, 형용사, 동사, 구, 문장 등 다양한 문법적 형태로 나타날 수 있다.

| | 그림 상징 예시 A | 그림 상징 예시 B |
|-------------------|---|---|
| Symbol Image |  |  |
| Symbol Name | 사과 | 눅다 |
| Symbol Expression | 사과 | 눅다 |

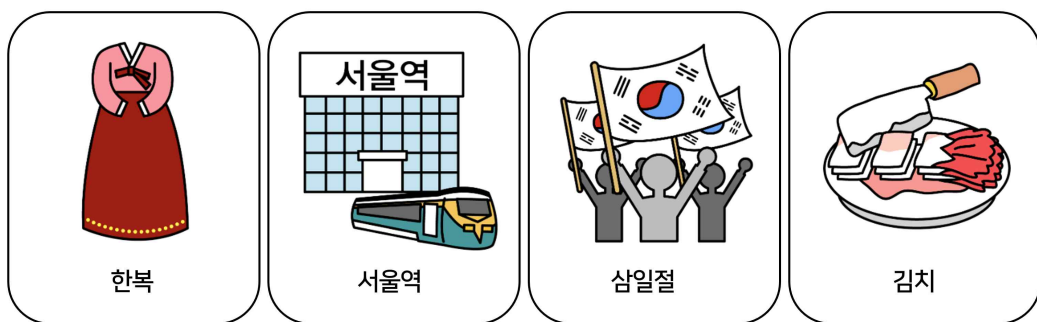
[그림 1] AAC 그림 상징의 예시

AAC 사용자가 속한 사회와 문화에 따라 사용자가 필요로 하는 AAC 상징 어휘와 사용자의 AAC 그림 상징의 상징 이미지 해석은 달라질 수 있다. 이에 따라 AAC 상징은 해당 AAC 사용자의 문화 및 사회를 반영하여 AAC 사용자가 필요로 하는 어휘를 가지고 있어야 한다.

2) 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집

본 연구에서는 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집[2]을 이용하였다.

한국형 보완대체의사소통 상징 체계집은 전 연령대에서 사용되는 보편적인 어휘와 장애 유형에 따라 주로 사용되는 어휘를 기반으로 개발된 1만여 개의 AAC 그림 상징을 포함한다. 특히 그림 2와 같이 우리나라의 전통 음식, 명절, 지역명과 같은 한국 고유문화 및 특성을 반영한 상징을 포함하며 높임말과 반말 표현 등의 한국어 어휘의 특성을 반영한다.



[그림 2] 한국형 보완대체 의사소통 상징 체계집[2]의 상징 예시

3) AAC 상징을 이용한 한국어 문장 표현

AAC 상징을 이용한 의사소통은 그림 3, 4와 같이 하나의 AAC 상징 또는 다수의 상징을 나열한 형태의 AAC 상징 시퀀스를 사용자가 선택하여 이루어진다. 동일한 한국어 문장으로 표현되는 의사소통을 위하여 구성되는 상징 시퀀스는 사용자 개개인의 AAC 상징 활용 능력과 의사소통 능력에 따라 다르게 나타날 수 있다.

상징 투명성이 높더라도 AAC 사용자의 연령, 배경 지식, 환경에 따라 동일한 AAC 상징 시퀀스를 보고 서로 다른 문장을 연상할 수도 있다. 둘째로 하나의 한국어 문장 표현에 여러 개의 상징 시퀀스가 매칭될 수 있다. 같거나 유사한 상징 표현을 갖는 그림 상징이 다수 존재하여 AAC 사용자마다 동일한 어휘에 대하여 서로 다른 상징을 선택할 수 있으며, 상징 표현의 어휘 자체가 중의적 어휘이기에 그림 상징 또한 한 개 이상의 의미로 해석될 수 있기 때문이다.

예를 들어 그림 5의 4개의 AAC 그림 상징 시퀀스는 모두 ‘과일 통조림 가격은 얼마인가요?’ 한국어 문장에 대응되었으나 상징 시퀀스 A,B,C,D는 모두 서로 다른 AAC 상징들로 구성되어있다. 상징 시퀀스 A와 상징 시퀀스 B는 ‘과일’의 의미를 표현할 때 다른 AAC 그림 상징을 통해 표현하였다. 상징 시퀀스 C는 상징 시퀀스 A에서 ‘과일’ 상징과 ‘통조림’ 상징으로 표현된 ‘과일 통조림’ 어휘를 하나의 AAC 상징으로 표현하였다. 상징 시퀀스 D는 상징 시퀀스 A에서 ‘가격’ 상징과 ‘궁금해요’ 상징으로 표현된 ‘가격이 궁금해요’라는 어휘를 ‘얼마예요’ 상징으로 표현하였다.

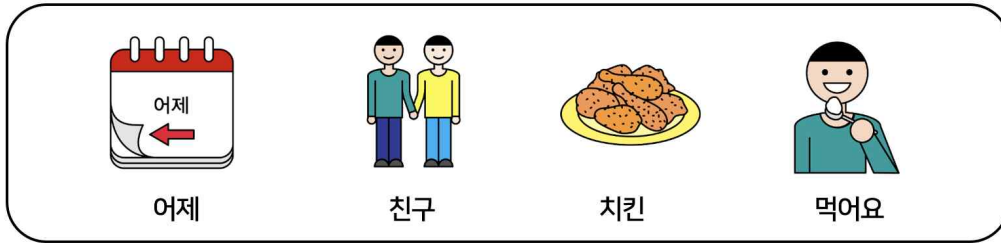
그림 상징 시퀀스는 구어 또는 문어와 다른 특징을 가진다[10]. 그림 상징 시퀀스에서는 자주 사용되는 단어가 생략되는 경향이 있으며, 구어와 비교하면 상대적으로 적은 단어 수로 구성된다. 또한, 구어적 어순(word order)을 따르지 않는 현상이 일부 발견된다. 한국어는 어순이 다른 언어에 비교해 상대적으로 자유로우며 조사와 어미가 문장 요소의 문법적 의미 부여에 큰 영향을 미친다는 특징을 가진다[11]. 하지만 상징 시퀀스에서는 한정된 그림 상징으로 어휘를 표현해야 하며 상징 이미지



[그림 5] 하나의 한국어 문장을 나타내는 다양한 상징 시퀀스

가 AAC 상징이 표현하고자 하는 의미를 결정하기 때문에 상징 어휘의 조사와 어미 요소를 무시하는 경향이 크게 나타난다. 이에 따라 상징 시퀀스의 상징 표현을 단순 나열할 경우 조사와 어미가 의도하는 표현과 상이 하거나 생략되는 경우가 발생한다.

그림 6은 한국어 문장 '어제 친구랑 치킨 먹었어요'를 나타내는 AAC 상징 시퀀스이다. 해당 상징 시퀀스는 '어제', '친구', '치킨', '먹어요' AAC 상징으로 구성된다. 한국어 문장에서는 치킨을 먹는 행위를 친구와 함께 했음을 나타내는 조사 '랑'이 사용되었으나 AAC 상징 시퀀스에서는 해당



[그림 6] ‘어제 친구랑 치킨 먹었어요’를 나타내는 AAC 상징 시퀀스

조사가 생략되었다. 또한, 한국어 문장에서는 ‘어제’라는 과거 시점을 나타내는 단어와의 조화를 위해 과거의 행위를 나타내는 ‘았’ 어미를 사용하여 동사가 ‘먹었어요’로 표현되었으나 AAC 상징은 ‘먹어요’가 사용되었다. 이는 ‘먹어요’, ‘먹다’ 외에 과거 시제를 나타내는 ‘먹었어요’ 상징 어휘를 갖는 AAC 상징이 별도로 존재하지 않기 때문이다.

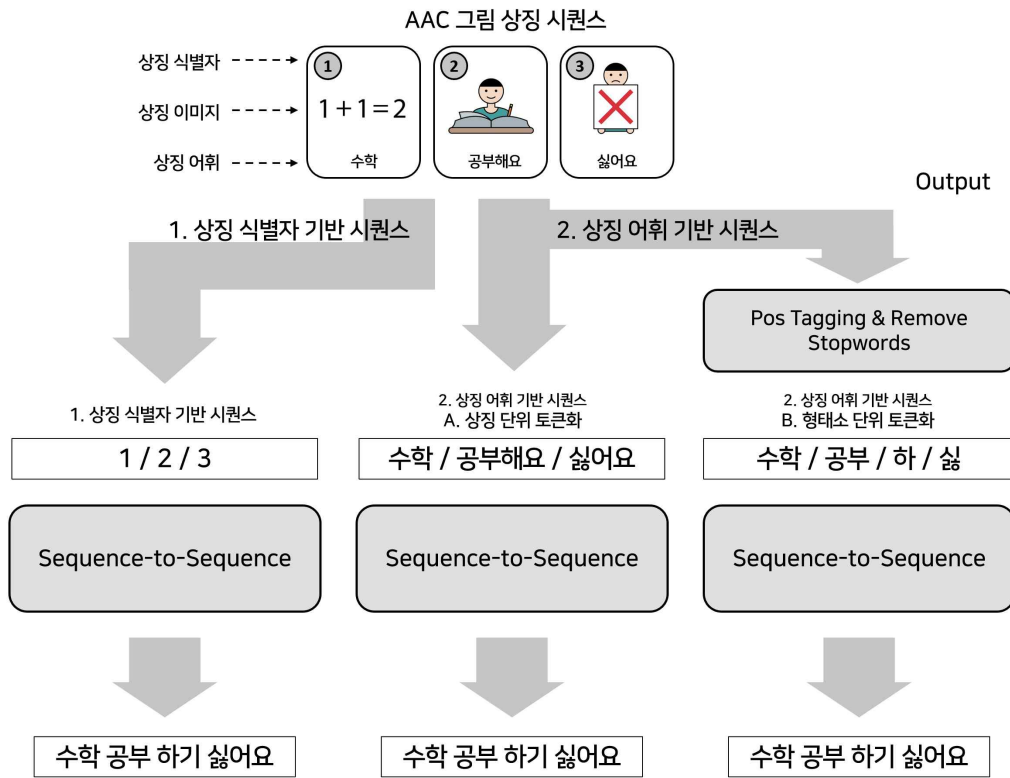
2. 딥러닝 기반 AAC 그림 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환

[3]은 사회적 네트워크 서비스와 같은 다양한 온라인 플랫폼에서의 AAC 상징 시퀀스의 사용을 위하여 딥러닝을 통한 그림 상징 시퀀스를 텍스트로 변환하는 모델을 제안하였다.

[3]에서 제안하는 모델은 게이트 순환 유닛(Gated Recurrent Unit; GRU)을 이용하는 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence; Seq2Seq) 모델이다. 또한, 그림 7과 같이 상징 식별자 기반 시퀀스 방식, 상징 어휘 시퀀스 기반의 상징 단위 토큰화 방식, 상징 어휘 시퀀스 기반의 형태소 단위 토큰화 방식의 AAC 그림 상징 시퀀스 데이터의 전처리 방식을 제안하였다.



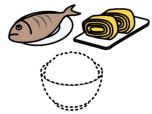

- 상징 식별자 기반 시퀀스 : AAC 그림 상정을 구별할 수 있는 고유한 식별자를 통하여 시퀀스를 구성하는 것으로 주로 상징 아이디를 이용한다.
- 상징 어휘 기반 시퀀스 : 상징 시퀀스의 각 상징의 상징 어휘를 통하여 시퀀스를 형성하는 방법이다. 상징 어휘 기반 시퀀스에는 다음과 같이 상징 단위 토큰화와 형태소 단위 토큰화 방식이 존재한다.
 - 상징 단위 토큰화 방식 : 상징 어휘를 그대로 시퀀스 구성단위로 사용하는 방식이다.
 - 형태소 단위 토큰화 방식 : 각 상징 어휘에 대해 형태소 분석을 수행하여 형태소 단위로 상징 어휘를 분리한 후, 이를 시퀀스 구성단

위로 사용하는 방식이다.



[그림 7] [3]의 AAC 그림 상징 시퀀스 한국어 변환 모델

[3]에서는 상징 식별자 기반 시퀀스 방식 모델이 BLEU 점수[6] 측면에서 상징 어휘기반 시퀀스 방식 모델보다 우수한 성능을 보였으나 해당 결과가 모델 자체의 성능보다는 데이터의 경향성과 크기에 의한 것으로 판단하여 추가 데이터 수집 후 재실험이 필요하다 밝혔다. 또한, 상징 어휘기반 시퀀스 방식 모델의 실험에서 형태소 단위 토큰화 방식이 상징 단위 토큰화 방식보다 추론 결과와 BLEU 점수[6] 측면에서 더 높은 성능을 보였다.

| | | 예시 | | | |
|---------------|-----------------|---|---|--|---|
| AAC 그림 상징 시퀀스 | 상징 이미지 |  |  |  |  |
| | 상징 어휘(표현) | 최고예요 | 맛있어요 | 반찬 | 뭐예요 |
| | 상징 아이디 (상징 식별자) | 181 | 1897 | 3562 | 6516 |
| 상징 식별자 기반 시퀀스 | | '181' / '1897' / '3562' / '6516' | | | |
| 상징 어휘 기반 시퀀스 | 상징 단위 토큰화 | 최고예요 / 맛있어요 / 반찬 / 뭐예요 | | | |
| | 형태소 단위 토큰화 | 최고 / 예요 / 맛있 / 어요 / 반찬 / 뭐 / 예요 | | | |
| 한국어 문장 | | 제일 맛있는 반찬이 뭐예요? | | | |

[그림 8] AAC 그림 상징 시퀀스에 대한 상징 식별자 기반 시퀀스, 상징 어휘 기반 시퀀스, 한국어 문장의 예시

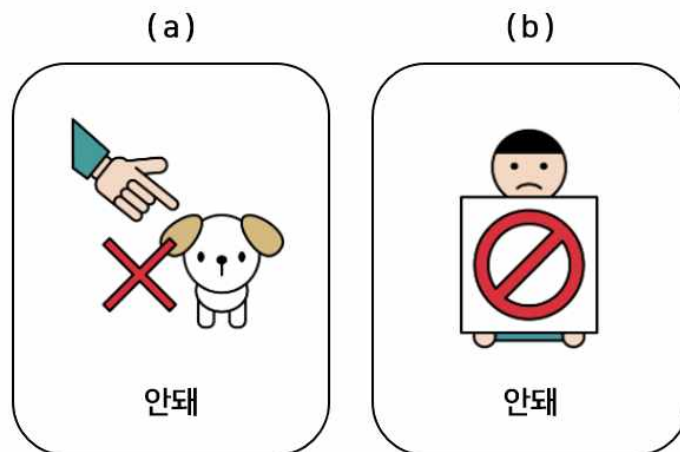
상징 식별자 기반 시퀀스 방식의 경우 동일한 상징 어휘를 가지는 AAC 그림 상징을 구별하여 학습할 수 있다는 장점이 있으나 모델 학습에 사용하지 않은 그림 상징을 포함한 상징 시퀀스에 대한 예측이 불가능하며, 모델을 학습시킬 때 이용한 AAC 상징 체계집에 의존적이다.

전이 학습(transfer learning)[12]은 대규모 범용 데이터를 통하여 사전 학습이 이루어진 모델을 이용하여 딥러닝 모델의 성능을 향상하는 방식이다. 상징 어휘기반 시퀀스 방식의 경우 한국어로 사전 학습된 언어 모델을 이용하여 전이 학습을 수행하거나 형태소 분석 또는 불용어 제거와 같이 기존 한국어 문법에서 파생된 자연어 처리 기법을 사용하여 성능을 향상할 수 있다. 또한, 학습에 이용되지 않은 그림 상징에 대해서도 적절한 언어 모델의 선택 및 임베딩 기법의 수행 시 한국어 문장 예측이 가

능하여 AAC 상징 체계집에 대한 의존성을 낮출 수 있다.

상징 어휘기반 시퀀스 방식에서는 AAC 그림 상징 시퀀스를 구성하는 각 AAC 상징의 상징 어휘를 순차적으로 추출한 뒤 각 어휘를 구분자와 함께 연결하여 상징 어휘기반 시퀀스를 생성한다. 각 상징 어휘를 추출하는 과정에서 상징 어휘를 제외한 상징 식별자, 상징 이미지와 같은 정보는 소실된다. 이로 인해 그림 9와 같이 상징 어휘가 동일하나 상징 이미지로 인하여 의미가 다를 수 있는 상징들을 동일한 벡터로 취급하고, AAC 그림 상징의 의미가 하나의 ‘어휘’로 고정되기 때문에 하나의 그림 상징이 여러 의미를 가질 수 있음을 의미하는 AAC 그림 상징의 다의성을 무시한다.

그림 9의 두 AAC 그림 상징은 모두 ‘안돼’ 상징 어휘를 가지나 상징



[그림 9] ‘안돼’ 상징 어휘를 갖는 AAC 그림 상징들

이미지에 따라 (a)는 강아지의 행동을 제지하는 의미가 있고 (b)는 사람의 행위 측면에서 ‘안돼’라는 의미가 있다. 사람을 상대로 구사하는 문장에서 ‘안돼’의 의미로 그림 9의 (a)를 사용하는 것은 적절하지 않으며 문맥상 강아지를 대상으로 하는 ‘안돼’의 상황에서 (a)를 사용할 경우 (b)를 사용하는 것보다 더 적절한 의미를 전달할 수 있다. 하지만 둘 다 동일한 상징 어휘 ‘안돼’를 이용하기 때문에 상징 어휘기반 시퀀스 방식에서는 두 AAC 상징을 동일한 벡터로 치환하기 때문에 각각의 상징 이미지 특성이 반영되지 않는다.

그림 10은 ‘연필’을 나타내는 AAC 그림 상징을 보여준다. AAC 사용자의 사회 문화적 환경 또는 해당 상징이 사용된 의사소통 문맥에 따라 ‘연필로 글을 쓰다’와 같은 문장 또는 ‘쓰다’와 같은 동사 어휘로 사용될 수 있다. 하지만 상징 어휘기반 시퀀스 방식에서는 해당 AAC 그림 상징의 의미를 상징 어휘인 ‘연필’로만 해석하기 때문에 상징 이미지로부터 연상될 수 있는 어휘들인 ‘쓰다’ 또는 ‘연필로 글을 쓰다’를 연상할 수 없다.

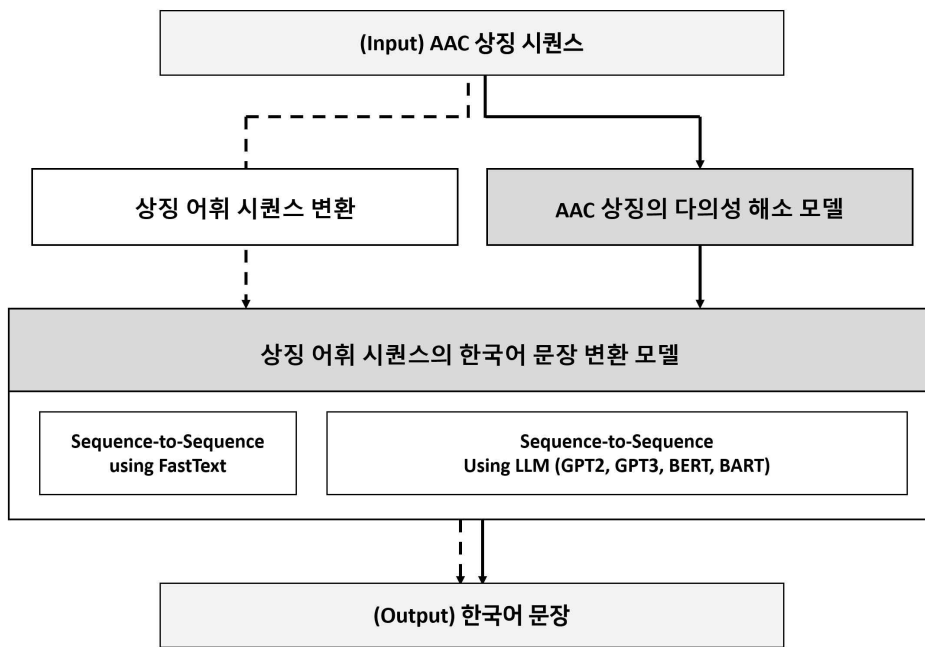


[그림 10] ‘연필’을 나타내는 AAC 그림 상징

위와 같은 점은 AAC 상징의 의미 판단에 있어 상징 어휘를 고려하는 비장애인에게는 문제가 되지 않을 수 있으나 AAC 상징의 그림 이미지를 통해 어휘를 판단하는 의사소통 장애인에게는 본인이 생각한 상징 시퀀스의 의미와 변환된 한국어 문장의 의미가 다르게 나타나 이용에 어려움을 유발할 수 있다.

III. 딥러닝 기반 보완대체의사소통 상징의 다의성을 반영한 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델

제안하는 모델은 그림 11과 같은 구조를 가지며 ‘AAC 그림 상징의 다의성 해소’, ‘상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환’의 역할을 하는 두 가지 모델으로 구성된다.



[그림 11] AAC 그림 상징의 다의성을 반영한 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 구조

- AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델: 상징 시퀀스를 입력받아 각 상징에 대해 연관된 어휘를 탐색한 후, 상징 어휘의 집합 간 조합을 통

해 구성할 수 있는 모든 상징 어휘 시퀀스에 대해 가장 어휘 간 연결성이 높은 상징 어휘 시퀀스를 선택하여 출력한다.

- 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델: 입력으로 들어온 상징 어휘 시퀀스를 한국어 문장으로 변환한다.

그림 11에서 점선으로 표기된 화살표는 기존 연구[3]의 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 방식을 나타낸다. 기존 연구에서는 AAC 그림 상징의 상징 어휘가 1개로 한정되어 있으며 AAC 상징 시퀀스를 구성하는 상징 어휘를 그대로 이용했기에 AAC 그림 상징의 다의성을 반영하지 못했다.

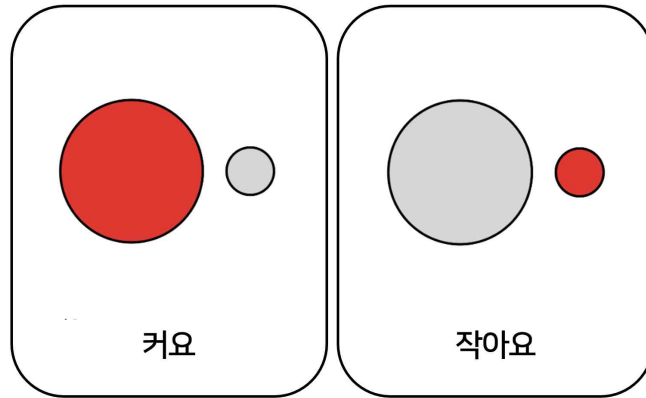
이에 본 연구에서는 기존 AAC 그림 상징과 상징 어휘가 1:1로 대응된 데이터 구조를 확장하여 1개의 AAC 그림 상징이 1개 이상의 상징 어휘를 가지는 다중의미 AAC 상징 데이터를 이용하고 ‘AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델’을 추가하여 AAC 그림 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 과정에 있어 상징의 다의성이 반영되지 않는 문제를 해결하고자 하였다. 또한, 기존 연구 [3]에서는 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델에 이용된 시퀀스-투-시퀀스 모델[5]의 임베딩 레이어를 FastText[13]에 기반하여 제작하였으나 본 연구에서는 대규모 언어 모델(Large Language Model; LLM)에 기반한 임베딩을 추가로 이용하여 모델의 성능을 향상하고자 하였다.

1. AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델

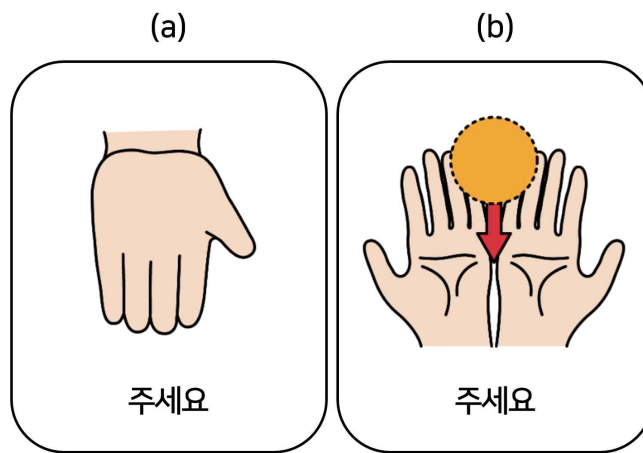
1) AAC 그림 상징의 다의성

AAC 사용자는 상징 이미지를 통하여 해당 상징의 의미를 추론한다. 상징 이미지 즉 그림이 나타내는 의미는 그림을 보는 사람의 배경 지식과 해당 구성원이 포함된 문화, 교육 수준에 영향을 받기 때문에 AAC 그림 상징의 의미에 대해 모든 사용자가 하나의 상징에 대해 모두 동일한 어휘를 연상하는 것은 어려운 일이다. 특히 이러한 현상은 명사보다 형용사, 동사에서 많이 나타나는데 이는 행위 또는 상태를 정적인 그림으로 표현하기 때문이다. 이렇게 동일한 AAC 그림 상징에 대해 사용자에 따라 다른 어휘를 연상하는 현상을 본 연구에서는 AAC 그림 상징의 다의성이라 칭한다.

예를 들어 [7]에 따르면 AAC 사용자들은 그림 12의 ‘커요’와 ‘작아요’를 나타내는 상징을 대체로 “동그라미”로 응답하였다. ‘주세요’를 나타내는 상징은 그림 13과 같이 여러 개가 존재하며 각 상징의 상징 이미지의 형태에 따라 다르게 해석할 수 있다. 첫 번째 주세요는 ‘주세요’뿐만이 아니라 ‘손바닥’이라는 해석이 가능하다. 하지만 두 번째 주세요는 ‘주황색 공’, ‘손바닥’, ‘양손’ 등을 연상할 수 있다






[그림 12] 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집[2]의 '커요'와 '작아요' AAC 그림 상징



[그림 13] '주세요' 상징 어휘를 가지는 AAC 그림 상징의 예시

2) 다중의미 AAC 상징 데이터 구축

기존 AAC 그림 상징은 상징 이미지와 1대 1로 대응되는 상징 어휘로 구성된다. 앞서 말한 AAC 그림 상징의 다의성을 반영하기 위해 본 연구에서는 1개의 상징 이미지와 상징 이미지로부터 연상되는 1개 이상의 어휘의 집합인 상징 어휘 집합(symbol expression set)을 가지는 다중의미 AAC 상징을 제안한다. 다중의미 AAC 그림 상징의 구조는 그림 14와 같다.

| | | 그림 상징 A | 그림 상징 B | 그림 상징 C |
|-----------------|-----------------------|--|--|--|
| Symbol | Symbol Image |  |  |  |
| | Symbol Expression Set | 사과, 빨간, 과일 | 크레파스, 하얀, 그림 그려요 | 어디있어요, 궁금해요 |
| Symbol Sequence | Target Expression | 빨간 | 크레파스 | 어디있어요 |
| | Korean Sentence | 빨간색 크레파스는 어디있어요? | | |

[그림 14] 다중의미 AAC 상징 및 상징 시퀀스 예시

한국형 보완대체의사소통 상징 체계집[2]의 2296개의 상징에 대하여 해당 그림 상징을 통해 연상되는 표현 총 5761개를 수집하였다. 각 상징은 최소 1개 이상의 표현을 가지며 최대 표현 수는 6개, 평균 상징 당 표현 수는 2.509개였다.

또한, 앞에서 구축한 다중의미 AAC 상징들을 이용하여 다중의미 상징

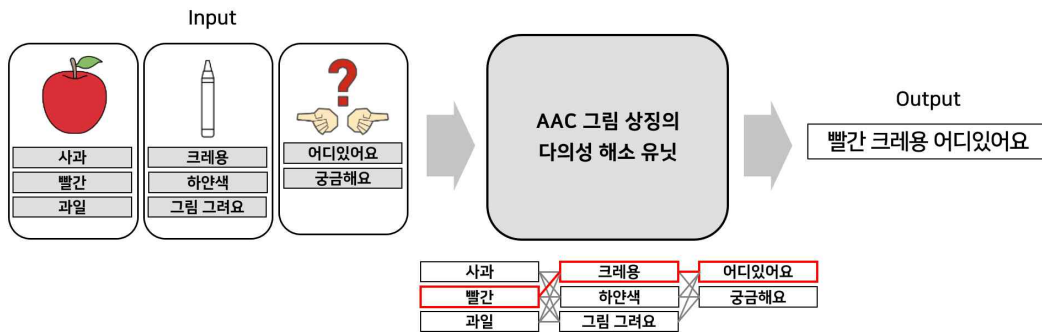
을 포함하는 다중의미 상징 시퀀스와 이에 대응하는 한국어 문장 데이터를 구축하였다. 본 연구에서는 총 2000개의 다중의미 상징 시퀀스 데이터를 구축하였다.

그림 14에서 첫 번째 상징인 그림 상징 A는 빨간색의 사과 이미지를 가지며 이미지에서 연상 가능한 어휘인 ‘사과’, ‘빨간’, ‘과일’을 갖는 상징 표현 집합을 갖는다. 두 번째 상징인 그림 상징 B는 하얀색의 크레파스 그림을 가지며 ‘크레파스’, ‘하얀’, ‘그림 그려요’의 상징 표현 집합을 갖는다. 마지막 그림 상징 C는 양방향을 가리키는 손 두 개와 물음표를 포함하는 상징 이미지와 ‘어디있어요’, ‘궁금해요’ 상징 표현 집합을 갖는다.

그림 상징 A, B, C로 구성된 상징 시퀀스는 한국어 문장 “빨간색 크레파스는 어디있어요?”에 대응된다. 목표 표현(target expression)은 각 상징의 상징 어휘 중 AAC 상징 시퀀스 제작자의 의도에 가장 유사한 상징 어휘로 그림 상징 A에서는 ‘빨간’, B에서는 ‘크레파스’, C에서는 ‘어디있어요’가 목표 표현이다. 동일한 상징이어도 포함되는 시퀀스에 따라 목표 표현은 달라질 수 있다. 한국어 문장(Korean sentence)은 해당 상징 시퀀스에 가장 적합한 문장 표현이다. 한국어 문장과 목표 표현은 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 평가를 위해 제작되었다.

3) AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델 설계

AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델은 그림 15와 같이 하나 이상 다수의 상징 어휘를 가지는 AAC 상징들로 이루어진 AAC 그림 상징 시퀀스를 입력으로 받아 조합 가능한 상징 어휘 시퀀스 중 가장 적절한 상징 어휘 시퀀스를 반환한다. 구체적인 작동 방식은 다음과 같다.

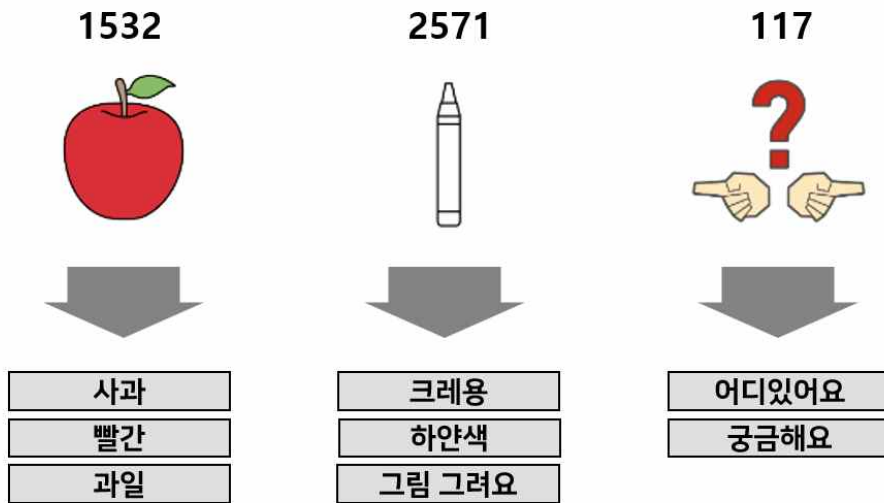


[그림 15] AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 작동 방식

- 상징 식별자(아이디)에 기반한 AAC 그림 상징에 대한 다중 어휘 탐색
- 상징 시퀀스의 각 상징의 다의성에 따라 나타날 수 있는 모든 경우에 대한 상징 어휘 시퀀스 제작
- 각 상징 어휘 시퀀스의 적절성 계산 및 선택

첫 번째로 입력된 상징 시퀀스에서 상징 식별자(상징 아이디)를 기반으

로 해당 상징들에 대한 모든 어휘를 탐색한다. 그림 16에서 입력된 상징 시퀀스는 ‘1532, 2571, 117’이며, 상징 식별자 1532와 사과 그림을 갖는 상징에 대해 ‘사과’, ‘빨간’, ‘과일’ 어휘를, 상징 식별자 2571와 크레용 그림을 갖는 상징에 대해 ‘크레용’, ‘하얀색’, ‘그림 그려요’ 어휘, 상징 식별자 117와 양측을 가리키는 손가락 그림을 가진 상징에 대해 ‘어디있어요’, ‘궁금해요’ 어휘를 탐색하였다.



[그림 16] 각 상징에 대한 어휘 다중 어휘 탐색 과정

두 번째로 앞에서 탐색한 각 상징의 어휘를 기반으로 조합 가능한 모든 상징 어휘 시퀀스를 제작한다. 조합 가능한 모든 상징 어휘 시퀀스의 개수는 각 상징의 어휘 개수들의 곱이다. 표 1은 상징 시퀀스 ‘1532, 251, 117’에서 제작 가능한 모든 상징 어휘 시퀀스를 보여준다.

마지막으로 상징 어휘 시퀀스의 적절성을 평가하여 가장 높은 적절성

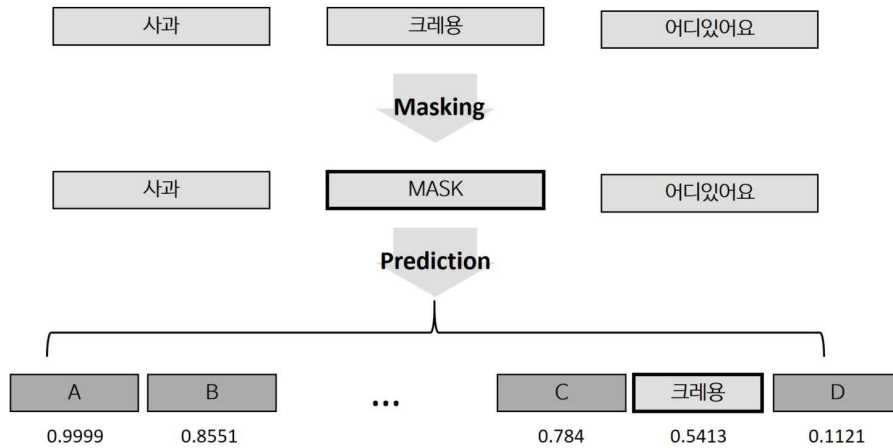
[표 1] 1532, 2571, 117 상징 시퀀스에서 제작 가능한 상징 어휘 시퀀스

| 상징 어휘 시퀀스 | |
|-------------------|------------------|
| 사과, 크레용, 어디있어요 | 사과, 크레용, 궁금해요 |
| 빨간, 크레용, 어디있어요 | 빨간, 크레용, 궁금해요 |
| 과일, 크레용, 어디있어요 | 과일, 크레용, 궁금해요 |
| 사과, 하얀색, 어디있어요 | 사과, 하얀색, 궁금해요 |
| 빨간, 하얀색, 어디있어요 | 빨간, 하얀색, 궁금해요 |
| 과일, 하얀색, 어디있어요 | 과일, 하얀색, 궁금해요 |
| 사과, 그림 그려요, 어디있어요 | 사과, 그림 그려요, 궁금해요 |
| 빨간, 그림 그려요, 어디있어요 | 빨간, 그림 그려요, 궁금해요 |
| 과일, 그림 그려요, 어디있어요 | 과일, 그림 그려요, 궁금해요 |

을 갖는 상징 어휘 시퀀스를 선택한다. 상징 어휘 시퀀스의 적절성은 상징 어휘 시퀀스를 구성하는 각 상징 어휘의 적절성의 산술 평균이다. 상징 어휘의 적절성 계산 방식은 다음과 같다.

- 상징 어휘를 순서대로 임의의 상징 어휘를 나타내는 마스크 토큰으로 대체한다.
- 사전학습된 BERT[4] 모델('klue/bert-base'[14])을 통해 상징 어휘 시퀀스의 다른 토큰들에 기반하여 마스킹 토큰에 대한 예측을 수행한다.
- 원본 어휘의 적절성을 계산한다.

그림 17은 앞서 그림 16에서 제시된 상징 시퀀스 '1532, 2571, 117'에서 발생될 수 있는 상징 어휘 시퀀스 중 하나인 '사과, 크레용, 어디있어요'의 상징 어휘 시퀀스의 적절성을 계산하는 과정의 일부를 나타낸 것이다.

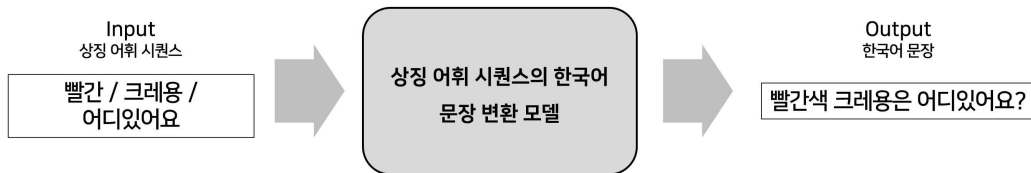


[그림 17] 각 상징 어휘의 시퀀스 내 적절성 계산

‘사과, 크레용, 어디있어요’ 상징 어휘 시퀀스에서 ‘크레용’을 마스크 토큰으로 교체한 후 BERT 모델을 통해 마스크 토큰에 대한 어휘들의 확률을 구한다. 이 중 ‘크레용’의 확률은 ‘크레용’ 어휘의 적절성이 된다. 그림 17에서의 ‘크레용’의 적절성은 0.5413이며 ‘사과, 크레용, 어디있어요’ 상징 어휘 시퀀스의 적절성은 ‘사과’, ‘크레용’, ‘어디있어요’의 각 적절성의 산술 평균이다. 상징 시퀀스 ‘1532, 2571, 117’에서 발생 가능한 모든 상징 어휘 시퀀스에 대해 적절성을 계산하여 가장 높은 적절성을 보이는 상징 어휘 시퀀스가 상징 시퀀스 ‘1532, 2571, 117’의 상징 어휘 시퀀스로 선택 및 출력된다.

2. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델

상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델은 그림 18와 같이 상징 어휘 시퀀스를 입력으로 받아 한국어 문장으로 반환한다. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 변환 모델은 [3]에서 제안된 시퀀스-투-시퀀스 모델과 데이터에 기반을 둔다. [3]에서는 FastText[13] 기반 임베딩 레이어를 적용하였으나 본 연구에서는 모델의 성능 향상을 위해 대규모 사전학습 언어 모델인 BERT[4], BART[15], GPT-2[16], GPT-3[17]에 기반한 임베딩 레이어를 통해 모델을 설계하였으며 다중의미 상징 데이터를 추가하였다.

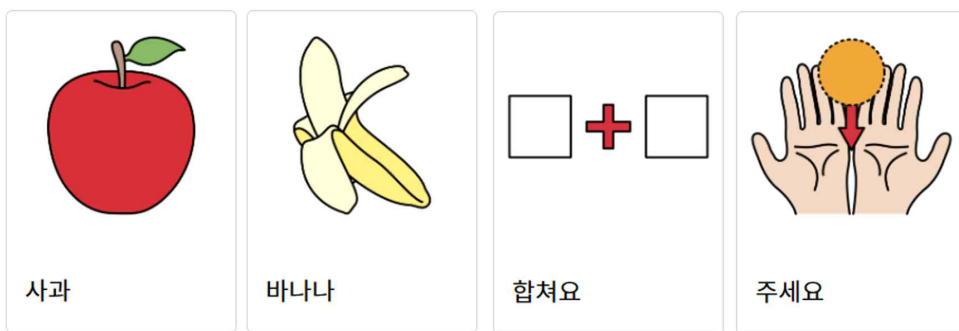


[그림 18] 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 구조

1) 학습 데이터 구축

본 논문에서는 [3]이 구축한 한국형 AAC 그림 상징 시퀀스 데이터 셋과 자체적으로 구축한 다중의미 상징 데이터 셋을 사용하였다. 한국형 AAC 그림 상징 시퀀스 데이터 셋은 AI Hub에서 제공하는 한국어 대화 데이터[18]와 KETI 공개 데이터 중 일상 데이터[19], AAC 사용자의 주

사용 어휘와 문장 관련 연구[20-23]에서 수집된 한국어 문장과 이에 대응되는 한국형 AAC 상징 체계집[2,8]의 AAC 그림 상징을 통해 구축된 상징 시퀀스로 구성된다. 그림 19는 해당 데이터 셋의 “사과랑 바나나 같이 주세요” 자연어 문장에 대한 AAC 그림 상징 시퀀스의 예시이며 데이터의 구성은 표 2와 같다. 총 14844개의 데이터가 사용되었다.



[그림 19] ‘사과랑 바나나 같이 주세요’를 나타내는 상징 시퀀스

[표 2] 학습 데이터 수 (단위: 개)

| 데이터 출처 | 데이터 수 |
|---------------|--------|
| AI HUB | 11,179 |
| AAC 사용자 연구 논문 | 1,665 |
| 다중 의미 상징 | 2,000 |
| 합계 | 14844 |

데이터 전처리 작업으로 앞서 구축된 14844개의 AAC 그림 상징 시퀀스의 각 상징 어휘에 대하여 형태소 분석을 수행한 뒤 불용어(stopwords)에 해당하는 조사와 어미에 포함되는 문법 요소를 가진 어휘를 제거하였다. 형태소 분석에는 KoNLPY[24]에서 제공하는 Mecab를 이용하였다. Mecab는 KoNLPY의 패키지 중 가장 빠른 처리 속도 성능을 가지고 있으며 한국어 43개 형태소 분석이 가능하다[25].

2) 임베딩(Embedding)

- 단어 수준 임베딩과 문장 수준 임베딩

임베딩이란 고차원의 벡터에서 유효한 데이터를 보존하여 저차원 벡터로 매핑하는 작업을 의미한다. 자연어 분야에서의 임베딩[26]은 단어를 벡터에 매핑하여 딥러닝 학습이 가능하게 하였으며 차원의 저주를 피하고 일반화를 용이하게 하였고, 유사한 의미를 지닌 단어들의 연관성을 표현하였다.

단어 임베딩[27]은 단어에 대한 고정된 길이의 벡터 표현으로서, 단어의 문맥적 의미를 수치화하여 벡터에 대응한다. 자연어 문장을 수치화하며 자연어 분야 딥러닝 모델 구축에 있어 전이 학습(transfer learning)[12]을 가능하게 하였다. 대표적인 단어 임베딩으로는 Word2Vec[28], GloVe[29], FastText[13] 등이 존재한다.

[3]은 임베딩 과정에서 사전 훈련된 FastText 모델[13]을 이용하였다.

FastText[13]는 단어를 n-gram 단위로 분리한 집합의 조합을 기준으로 학습을 수행하기 때문에 학습하지 않은 단어(Out of vocabulary; OOV)에 대해서도 벡터 구축이 가능하며 오타에 강건한 대응이 가능하다. 하지만 단어 수준 임베딩은 동음이의어(homonym)를 동일한 벡터로 처리한다는 큰 단점이 존재한다. 예를 들면 “바다에 배가 떠 있다.”에서의 ‘배’와 “어제 시장에서 사 온 배가 맛있어요”에서의 ‘배’를 동일한 것으로 간주하고 동일한 벡터를 할당한다.

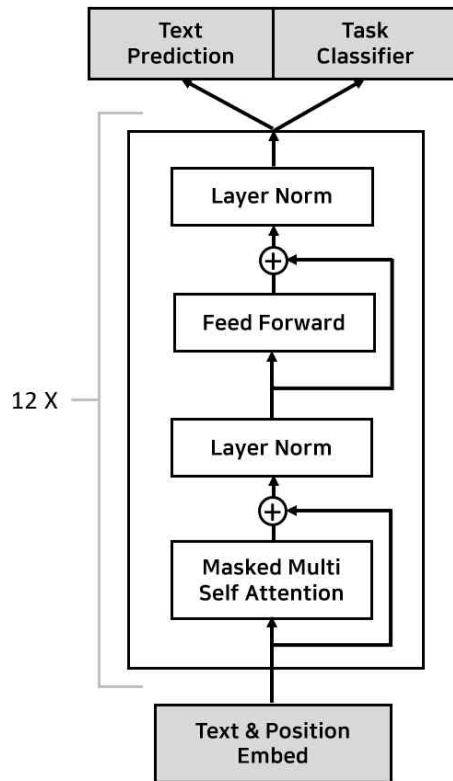
[30]에서 제안된 문장 임베딩 개념은 단어에 벡터를 할당할 때 개별 단어가 아닌 문장 전체의 문맥적 의미를 함축하기 때문에 단어 임베딩에서 제시된 동음이의어 문제를 해결하였고 단어 임베딩 언어 모델보다 높은 성능을 보였다. 문장 수준 임베딩을 수행하는 언어 모델에는 GPT[16, 17, 31], BERT[4], BART[15] 등이 존재하며 본 실험에서는 AAC 그림 상징의 모호성 해소 모델에 BERT 기반 모델, AAC 그림 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환에 GPT2.0, GPT3.0, BERT, BART를 이용한 임베딩을 적용하였다.

● GPT(Generative Pre-Training)

2018년 OpenAI 에서 발표한 GPT-1[31]는 텍스트 분야에서 목적성을 가진 라벨을 가진 데이터는 매우 적지만 라벨링 되지 않은 텍스트 데이터(corpus)는 매우 많이 존재한다는 점에서 착안하여 라벨링 되지 않은 텍스트 데이터를 통해 자연어의 일반화된 표현이 학습된 언어 모델(language model)을 비지도 학습(unsupervised machine learning)으로 제

작하고자 하였다. 일반화된 언어 모델은 각 태스크의 목적에 맞게 추가적인 데이터를 통해 전이 학습 또는 미세 조정을 통하여 문제 해결에 이용된다.

GPT의 사전학습은 $i-1$ 번째 토큰부터 $i-k$ 번째의 토큰을 통하여 i 번째 토큰이 나올 가능성을 최대화하는 방식으로 수행되며 모델의 구조는 그림 20과 같이 2017년 구글에서 발표한 트랜스포머(Transformer)[32]의 디코더 부분(decoder block)을 응용한 형태이다. 트랜스포머의 인코더 부분을 사용하지 않기 때문에 인코더와 디코더의 어텐션(attention)을 연산하



[그림 20] GPT-1의 모델 구조[31]

는 레이어가 존재하지 않는다는 점이 트랜스포머의 디코더 부분과의 구조적 차이점이다. 자연어 추론(Natural Language Inference), 문장 유사도 예측(Sentence Semantic Similarity), 텍스트 분류(Text Classification) 등의 분야에서 강점을 보였다.

● GPT-2

2019년 발표된 GPT-2[16]는 비지도 학습만을 통하여 다양한 도메인의 문제를 해결할 수 있는 일반화된 언어 모델을 만들고자 하였다.

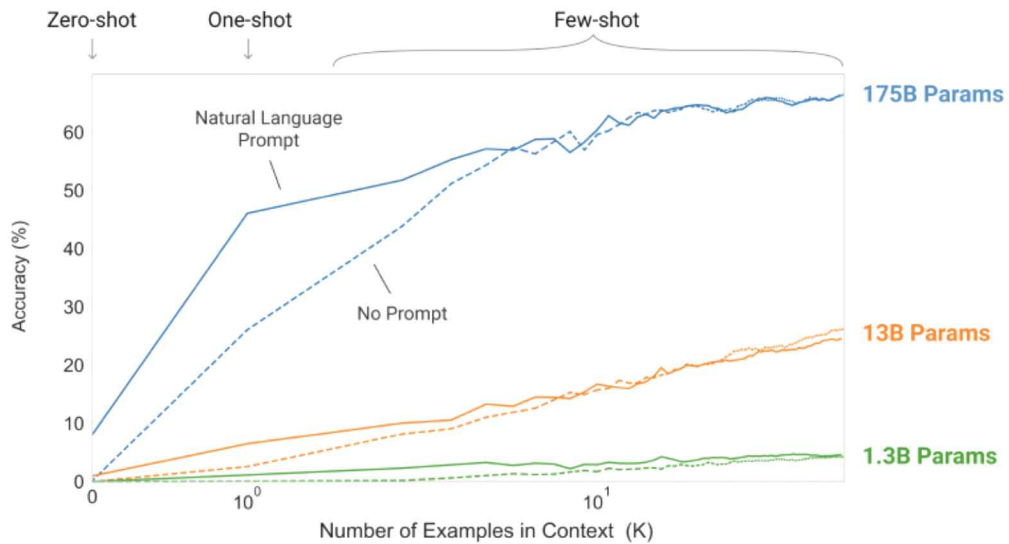
기존 GPT-1[31]의 학습에 활용된 데이터는 뉴스, 위키피디아 등에서 수집된 데이터로 특정 도메인(single domain)에 대한 텍스트 자료이기에 범용적이지 못하였다. 따라서 소셜 네트워크 내에서 검증이 된 웹페이지 텍스트 데이터를 수집, 4500개 링크를 포함 40GB의 800만 개 이상의 문서 데이터를 구축하여 GPT-2의 학습에 이용하였다.

모델 구조는 GPT-1과 거의 비슷하나 모델의 규모가 GPT-1에 비해 매우 확대되었다. 어떠한 가중치 또는 모델 구조의 변화 없이 문제만을 제시한 상황에서 임의의 도메인 문제(downstream task)의 수행이 가능함을 보였지만 높은 성능을 보이진 못하였다.

● GPT-3

2020년 Open AI에서 발표한 GPT-3[17]는 모델 내 가중치 또는 파라미터의 업데이트나 문제 영역에 대한 별도의 추가 학습 없이 Few-Shot Learning을 이용하여 문제의 예시를 보여주는 것만으로 문제 영역에서 좋은 성능을 낼 수 있음을 보였다. 모델 구조 측면에서 기존 GPT 모델 (GPT-1[31], GPT-2[16])들과 큰 차이는 없으나 1750억 개가량의 파라미터로 구성된 대규모 모델이다.

- few-shot learning : 몇 개의 예시를 보여주는 문제
- one-shot learning : 하나의 예시를 보여주는 문제
- zero-shot learning : 예시 없이 자연어 지시문만을 제공하는 문제



[그림 21] 모델 사이즈와 제시된 예시 수의 차이에 따른 GPT-3의 성능[15]

그림 21에서는 제공되는 예시의 수를 증가시킬 경우 성능이 향상됨과 모델의 규모가 커질수록 성능이 비례하여 향상됨을 보여준다. 여러 태스크 분야에서 좋은 성능을 보였으나 모델의 크기가 엄청나게 큰 관계로 실용성이 떨어진다는 지적을 받았으며, 특정 문제 영역에서는 취약한 성능을 보였다.

● **BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformer)**

BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformer)는 2019년 구글(Google AI Language)에서 제안한 언어 모델[4]로 Elmo[30], GPT-1[31]와 같이 이전의 언어 모델들은 앞서 나온 토큰(선행 토큰)들을 이용하여 현재의 토큰(후행 토큰)을 예측하는 전통적인 언어 모델 방식을 통해 학습을 수행하였으나 BERT에서는 마스킹 기법을 사용하여 예측하고자 하는 토큰의 앞뒤 문맥을 동시에 학습에 반영하고자 하였다.

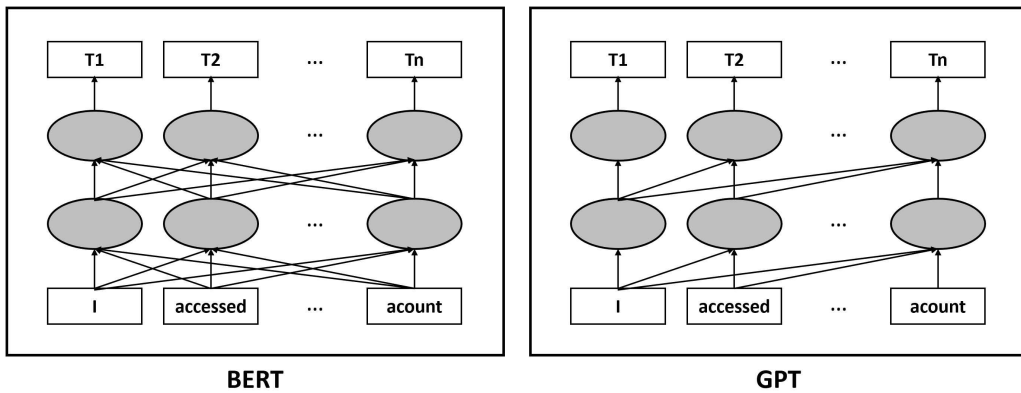
표 3은 BERT의 학습 데이터 예시를 보여준다. ‘[CLS]’는 데이터의 시작을, ‘[SEP]’는 각 문장의 끝을 표시하는 토큰이다. ‘[MASK]’는 마스크

[표 3] BERT의 학습 데이터 예시

| Label | Input |
|---------|---|
| IsNext | [CLS] the man went to [MASK] store [SEP] he bought a gallon [MASK] milk [SEP] |
| NotNext | [CLS] the man [MASK] to the store [SEP] penguin |

| | |
|--|--------------------------------------|
| | [MASK] are flight ##less birds [SEP] |
|--|--------------------------------------|

토큰을 의미하며 이는 원래 자연어 어휘가 존재하는 부분이나 모델의 학습을 위해 어휘를 제거하고 대체로 삽입하는 토큰이다. 예시와 같이 BERT는 입력의 일부를 무작위로 마스크 토큰으로 교체한 후, 주변 토큰(단어)을 통해 마스크 토큰에 들어갈 내용을 유추하는 MLM(Masked Language Model, Token Masking) 방식으로 학습을 수행한다. 그림 22과 같이 임의의 토큰 예측에 있어 해당 토큰의 이전 토큰들과 이후 토큰들의 정보를 모두 활용한다.



[그림 22] BERT, GPT의 학습 방향성[33]

또한 표 3의 라벨과 같이 문장 간의 선행 관계를 예측함으로써 학습을 수행하는 NSP(Next Sentence Prediction) 기법이 적용되었다. GPT-1[31]와 동일하게 트랜스포머 모델[30]에서 구조를 착안하였으나 트랜스포머의 인코더 부분만 사용하였으며 단방향의 언어 모델(directional

language model)보다 학습 속도는 느리나 더 뛰어난 성능을 보였다.

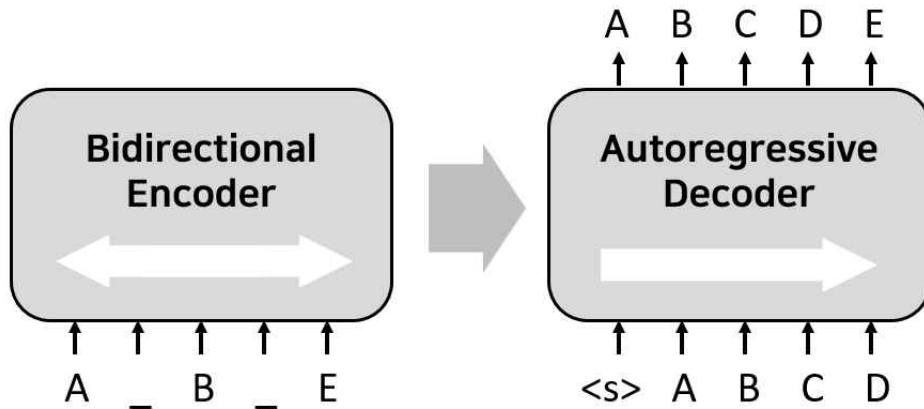
- **BART(Bidirectional and Auto-Regressive Transformer)**

2019년 Facebook에서 발표한 BART(Bidirectional and Auto-Regressive Transformer)[15]는 시퀀스-투-시퀀스 모델[5]을 기반으로 하여 임의의 노이즈를 복구하는 기법(denoising)을 통하여 학습된 언어모델이다.

BART는 Token Masking, Token Deletion, Text Infilling, Sentence Permutation 등의 다양한 노이즈 생성 기법을 사용하여 언어 모델 구축을 시도하였으며 Text Infilling 기법을 사용했을 때 가장 좋은 성능이 나타남을 보여주었다. Text Infilling 기법은 BART에서의 MLM 방식과 같이 일부 어휘를 마스크 토큰으로 변환하고 이를 원본 어휘로 복구하는 방식이나 Token Masking의 경우 하나의 원본 토큰이 하나의 마스크 토큰으로 치환되었으나 Text Infilling에서는 0개 이상의 연속된 토큰들이 하나의 마스크 토큰으로 치환될 수 있다.

그림 23는 BART의 구조를 보여준다. BART의 인코더 부분은 BERT[4]의 양방향적(bidirectional) 특징을 가지고 있으며 디코더는 선행 입력을 바탕으로 현재의 출력을 예측하는 GPT[31]의 Auto-Regressive 특성을 가진다. BERT는 트랜스포머[32]의 인코더 기반 모델로서 텍스트 생성(text generation) 분야 영역에서의 성능이 좋지 못했고, GPT는 양방향 문맥 정보를 반영하지 못했다는 점을 보완하였다. BART는 텍스트 생성, 텍스트 요약(text abstraction task) 등의 분야에서 뛰어난 성능을 보

였다.

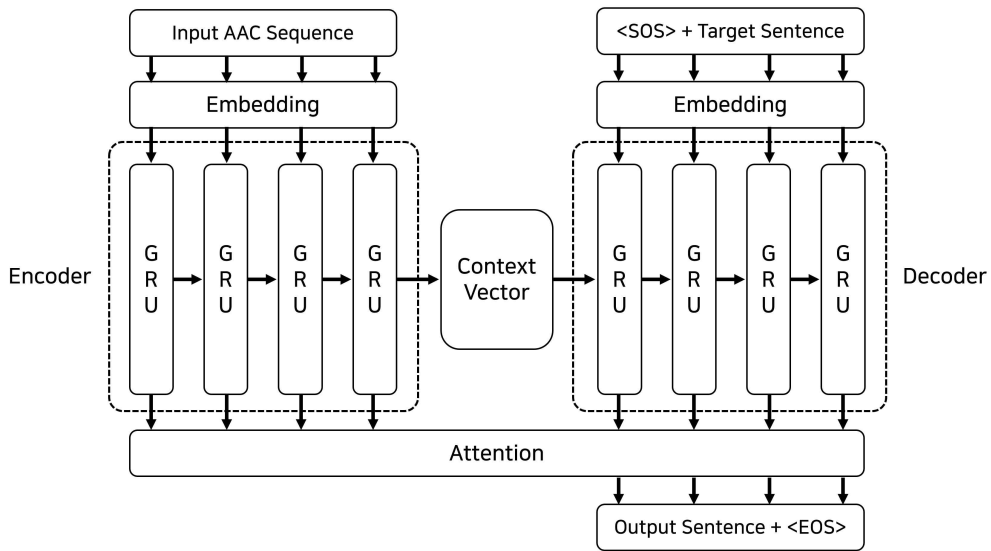


[그림 23] BART의 구조[18]

3) 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 설계

본 실험에서는 AAC 그림 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환을 위하여 모든 인코더(encoder)와 디코더(decoder)가 게이트 순환 유닛(Gated Recurrent Unit; GRU)[34]로 구성된 어텐션 매커니즘(attention mechanism)[35] 기반의 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence)[5] 모델을 사용하였다.

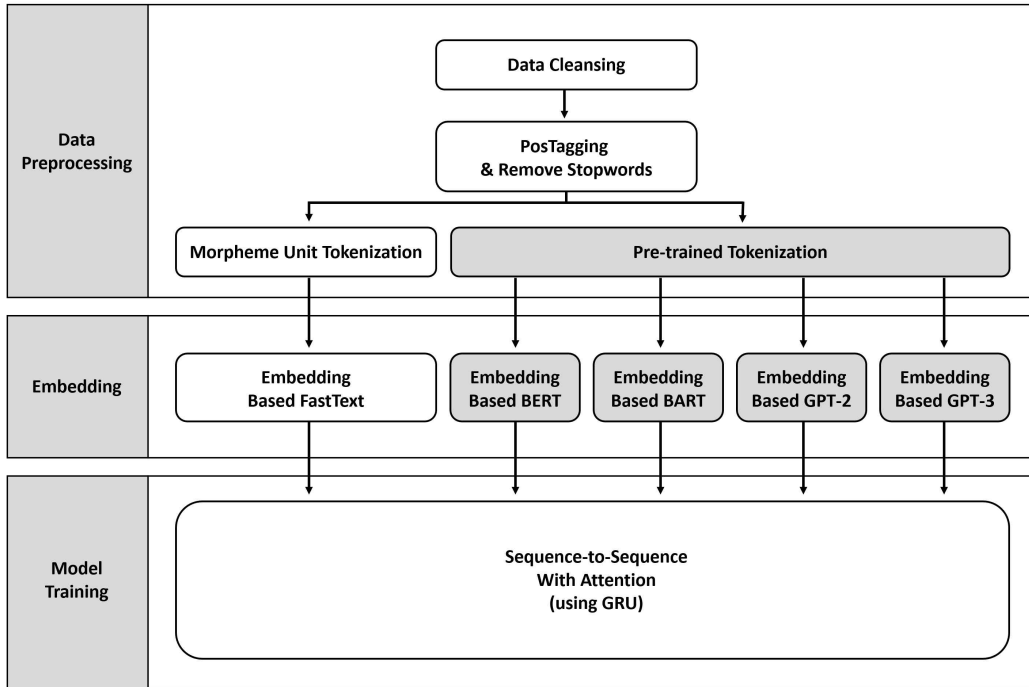
시퀀스-투-시퀀스[5]는 2014년 구글에서 가변적 차원의 입출력에 대응하기 위하여 입력된 시퀀스에서 특징을 추출하는 인코더와 인코더의 출



[그림 24] 어텐션을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델 구조

력을 기반으로 결과를 출력하는 디코더가 연결된 형태로 챗봇과 기계 번역(Neural Machine Translation) 분야에서 주로 사용되는 모델이다. 인코더와 디코더는 게이트 순환 유닛으로 구성하였으며, 어텐션 매커니즘[35]을 적용함으로써 디코더에서 매 순간 출력을 결정할 시점에 인코더에 입력된 데이터의 전체적인 것을 모두 고려하여 시퀀스-투-시퀀스 모델에서 입력의 길이가 길어짐에 따라 정보의 손실이 일어나는 문제를 해결하였다.

본 연구에서 제안하는 시퀀스-투-시퀀스 모델은 임베딩 레이어의 구성에 따라 그림 25와 같이 다음 5가지 방식으로 설계된다.



[그림 25] 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델의 세부 구조

- Attention based Sequence-to-Sequence with FastText : 어텐션 매커니즘을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 단어 수준 임베딩인 FastText[13]를 적용한 모델이다. [3]에서 제안된 방식으로 문장 수준 임베딩 기법과의 결과 대조를 위해 수행하였다.
- Attention based Sequence-to-Sequence with BERT : 어텐션 매커니즘을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 BERT[4] 기반 한국어 언어 모델 'klue/bert-base'[14]에서 추출한 임베딩 레이어를 적용한 모델이다. 'klue/bert-base'는 110M개의 파라미터와 32000개의 어휘 집합으로 구성되어있으며 모두 위키, 나무 위키,

청와대 국민 청원 등의 웹 사이트에서 수집된 데이터와 뉴스 크롤링을 통해 수집된 473M개의 문장과 6,519,504,240개의 단어를 통하여 학습되었다.

- Attention based Sequence-to-Sequence with BART : 어텐션 매커니즘을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 Bart 기반 언어 모델 KoBART[34] 에서 추출한 임베딩 레이어를 적용한 모델이다. KoBART는 SKT-AI에서 제공하는 BART[15] 기반 모델로 한국어 위키 백과와 뉴스, 책, 모두의 말뭉치 v1.0, 청와대 국민 청원 등에서 수집된 한국어 문장 데이터 40GB를 통하여 학습된 모델이다. 30000개의 어휘 집합을 가지며, 모델은 124M개의 파라미터로 구성되어 있다.
- Attention based Sequence-to-Sequence with GPT-2: 어텐션 매커니즘을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 GPT-2[14] 기반 언어 모델 KoGPT-2[37] 에서 추출한 임베딩 레이어를 적용한 모델이다. KoGPT-2는 SKT에서 공개한 한국어 기반 GPT-2 모델로 한국어 위키 백과와 뉴스, 책, 모두의 말뭉치 v1.0, 청와대 국민 청원 등에서 수집된 40GB 이상의 텍스트로 학습되었으며 51200개의 어휘 집합과 125M개의 파라미터로 구성되었다.
- Attention based Sequence-to-Sequence with GPT-3 : 어텐션 매커니즘을 적용한 게이트 순환 유닛 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 GPT-3[17] 기반 언어 모델 KoGPT-3[38] 에서 추출한 임베딩 레이어를 적용한 모델이다. KoGPT-3는 카카오에서 2021년 공개한 한국어

기반 GPT-3 모델들로 본 ‘KoGPT6B-ryan1.5b-float16’를 이용하였다.

[표 4] 임베딩 이용 언어 모델 정보

| 모델명 | Vocabulary Size | 파라미터 수 | NSMC (accuracy) | 학습 데이터 수 |
|---------------------------------------|-----------------|--------|-----------------|----------|
| FastText (Facebook) | 2000000 | - | - | - |
| klue/bert-base | 32000 | 124M | - | 62GB 이상 |
| KoBART (SKTBrain) | 30000 | 124M | 90.24 | 40GB 이상 |
| KoGPT2 (한국어 GPT-2) Ver 2.0 (SKTBrain) | 51200 | 125M | 89.1 | 40GB 이상 |
| KoGPT (KoGPT3) (Kakao) | 63733 | 6.0B | 87.8 | 미공개 |

IV. 모델 실험 및 평가

본 장에서는 앞 장에서 설계한 AAC 상징의 다의성 해소 모델, 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델과 이들을 통해 구축한 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델을 실험하고 결과에 대해 논한다. 실험 환경은 표 5와 같다. Python 3.9.13 버전과 Tensorflow 2.11.0 버전을 이용하였으며, GPU 기반으로 Window 10 Pro OS 기반 PC에서 Jupyter Notebook 소프트웨어를 통하여 실험이 이루어졌다.

[표 5] 실험 환경

| 분류 | | 사양 및 버전 |
|-----|------------|--|
| H/W | CPU | Intel(R) Core(TM) i9-9900K CPU @ 3.60GHz |
| | RAM | 64.0GB |
| | GPU | NVIDIA TITAN XP |
| S/W | OS | Windows 10 Pro |
| | Python | 3.9.13 |
| | Tensorflow | 2.11.0 |
| | CUDA | 11.8 |

1. AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델

본 장에서는 앞서 구축한 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 다중 의미 상징 시퀀스 2000개를 이용하여 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 실험을 진행하고 평가한다. 실험 평가를 위한 정확도 지표로 각 상징 시퀀스의 구성 상징 어휘가 목표 어휘 시퀀스와 완전 일치 여부를 측정하였다.

1) 실험 결과

표 6은 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 입출력 예시를 보여준다. 첫 번째 행 예시의 경우 2개의 다중의미 AAC 상징을 입력으로 받는다. 첫 번째 상징은 ‘이불’, ‘아파요’, ‘누워요’를 상징 어휘 집합으로 갖는 상징이며, 두 번째 상징은 ‘우리집’, ‘집에 가고 싶어요’, ‘집’을 상징 어휘 집합을 갖는 상징이다. 이를 기반으로 ‘이불 / 우리집’, ‘이불 / 집에 가고

[표 6] AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 입출력 예시

| 입력 상징 어휘 집합 시퀀스 | 출력 상징 어휘 시퀀스 |
|---|-----------------|
| [[‘이불’, ‘아파요’, ‘누워요’], [‘우리집’, ‘집에 가고 싶어요’, ‘집’]] | 아파요 / 집에 가고 싶어요 |
| [[‘대학교수’], [‘강의’], [‘바지가 길어요’, ‘길어’]] | 대학교수 / 강의 / 길어요 |

| | |
|--|------------------|
| 요'], ['그저그래요', '지루한', '지루해요']] | 지루해요 |
| ['당신', '너', '당신은요', '이리 주세요', '주세요'], ['친구', '동생'], ['못생긴', '못생겼어요']] | 당신 / 동생 / 못생겼어요 |
| ['당신', '너', '당신은요', '이리 주세요', '주세요'], ['동그라미', '좋아'], ['음식', '음식점'], ['떡다']] | 너 / 좋아 / 음식 / 떡다 |
| ['미국', '한식', '음식', '식사'], ['실망', '맛이 없어요', '맛없어요']] | 미국 / 음식 / 맛이 없어요 |

싶어요', '이불 / 집', '아파요 / 우리집', '아파요 / 집에 가고 싶어요', '아파요 / 집', '누워요 / 우리집', '누워요 / 집에 가고 싶어요', '누워요 / 집'의 8개의 상징 어휘 시퀀스를 제작하여 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델을 통해 각 상징 어휘 시퀀스를 평가하여 '아파요 / 집에 가고 싶어요'를 해당 상징 시퀀스의 적절한 상징 어휘 시퀀스로 선정하여 출력하였다. 네 번째 행 예시의 경우 '당신 / 동생 / 못생겼어요'가 적절한 상징 어휘 시퀀스로 선정되었으나 사람이 평가하기에 '당신 / 친구 / 못생겼어요' 또한 상징관 연관성이 높은 적절한 상징 어휘 시퀀스로 판단될 수 있다.

실험에 사용된 2000개의 AAC 다중의미 상징 시퀀스 중 708개를 목표 어휘 시퀀스와 동일하게 예측 및 출력하여 0.354의 정확도를 보였다. 정확도는 AAC 다중의미 상징 시퀀스 데이터 셋 구축시에 구성한 목표 어

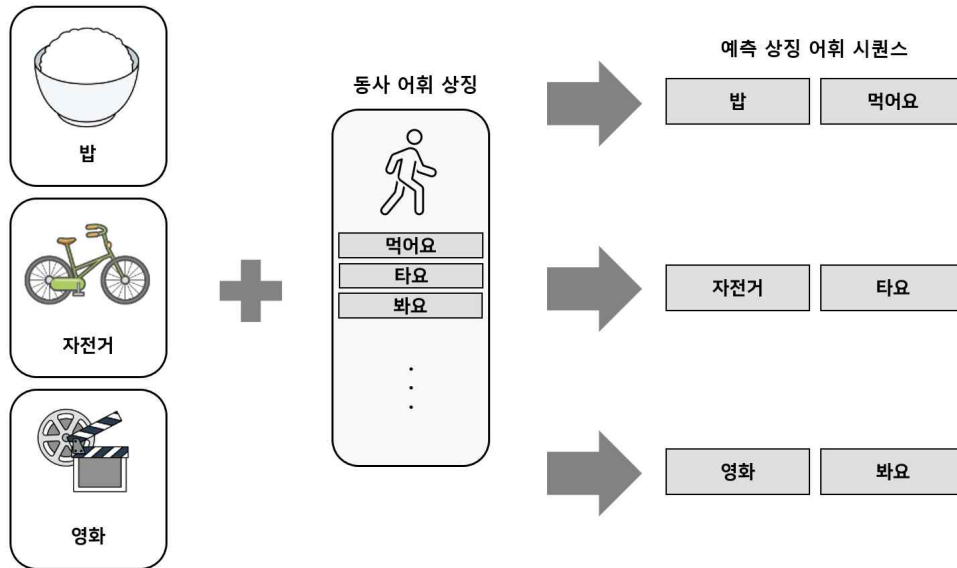
휘 시퀀스를 통해 평가한다. 모델에서 판단하는 적절한 상징 어휘 시퀀스는 항상 구성 어휘간 연관성이 가장 높다고 판단되는 1개 상징 어휘 시퀀스이지만 위에 언급된 표 6의 네 번째 행 예시와 같이 하나의 상징 시퀀스에서 사람이 평가하기에 타당한 상징 어휘 시퀀스가 여러 개가 나타날 수 있다. 이는 AAC 그림 상징과 언어의 중의적 의미와 모호성으로 인한 현상이다. 따라서 본 연구에서 제시하는 AAC 그림 상징 다의성 해소 모델의 정확도는 모델 성능의 참고 지표가 될 수 있으나 완벽한 평가 지표는 될 수 없다.

2) 실험의 응용 및 한계

● 실험의 응용

그림 상징의 다의성 해소 유닛을 통하여 적절하게 어휘 집합을 통해 구성된 특정 문법적 요소를 대체할 수 있다. 그림 26은 이러한 예시를 보여준다.

‘동사 어휘 상징’은 여러 개의 실생활에서 많이 사용되는 동사 어휘들을 상징 어휘로 갖는 상징이다. 기존 AAC 그림 상징과 같이 하나의 상징이 하나의 어휘 또는 유사 의미를 가진 여러 어휘들을 의미하는 것이 아닌 문법적 요소로서의 ‘동사’에 대응되는 상징이다. ‘동사 어휘 상징’ 상징은 그림 상징의 모호성 유닛을 통하여 해당 상징의 앞뒤에 나타나는 다른 상징들의 의미에 따라 그 어휘가 결정된다. 그림 24에서의 ‘밥’과 ‘동사 어휘 상징’ 상징 시퀀스에서의 ‘동사 어휘 상징은’ ‘먹어요’ 어휘로 변환된다. ‘자전거’와 ‘동사 어휘 상징’ 상징 시퀀스에서의 ‘동사 어휘 상



[그림 26] 그림 상징의 다의성 해소 유닛의 응용

정'은 '타요'로 변환된다. '영화'와 '동사 어휘 상징' 상징 시퀀스에서의 '동사 어휘 상징'은 '봐요'로 변환된다.

위 예시는 '동사'를 예시로 하고 있으나 '형용사'의 경우도 가능하다. 해당 응용은 사용자가 임의의 품사 내에 자주 사용하는 어휘를 일괄적으로 하나의 상징을 통해 이용할 수 있게 함으로써 인터페이스 편의성을 향상할 수 있다.

● 실험의 한계

앞에서 제시된 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 정확도는 정답 어휘에 대하여 정답 표현과 정확하게 일치하였을 때에 대해서만 정답으로 처리하였다. 의미가 동일한 다른 어휘로 대답하였을 때(예: 빵집-베이커리) 정답으로 처리하지 않았기 때문에 실제 정확도 보다 낮게 측정되었다.

표 7과 같이 의도하지 않은 문장임에도 불구하고 사람이 인식하기에 큰 문제가 없는 문장이 존재했다. 이는 근본적인 상징 시퀀스의 다의성으로 인함이다. 다중 정답을 허용할 필요가 있으며, 변환을 원하는 문장만이 아닌 해당 문장의 앞뒤 문장 맥락에 대한 추가적인 고려가 필요하다.

[표 7] 정답 시퀀스, 한국어 문장과 상징의 다의성 해소 모델의 예측 시퀀스

| 정답 시퀀스 및 한국어 문장 | 예측 시퀀스 |
|-----------------------|------------|
| 훔쳐요, 하지 마세요 (훔치지 마세요) | 도둑, 하지 마세요 |
| 아픔, 울었어요 (아파서 울었어요) | 아픔, 울었어요 |

AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 마스킹 토큰 예측에 사용된 모델은 한국어에 대하여 사전학습된 BERT 기반의 ‘klue/bert-base’[13] 이다. BERT에 방식으로 사전학습된 한국어 언어 모델이 해당 모델 외에도 많이 존재하기 때문에 이에 관한 연구가 필요하며 BERT에 기반한 언어 모델이 아니더라도 마스킹 방식으로 사전 학습되는 다른 언어 모델을 기반으로 본 연구에서 제시하는 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델을 구

축할 수 있다. 또한, 상징 어휘 시퀀스는 일반적으로 사용되는 한국어 문장과는 차이점을 보이기에 본 실험과 같이 일반적인 한국어 문장을 기반으로 사전학습된 한국어 모델들을 그래도 이용했을 때 보다 상징 어휘 시퀀스에 특화되도록 사전학습 모델에 추가 학습을 진행하여 모델을 구축할 경우 모델의 성능을 향상할 수 있을 것이다.

각각 2개의 상징 어휘를 가지는 3개의 다중의미 AAC 그림 상징을 가지는 상징 시퀀스를 구성할 경우 해당 상징 시퀀스에서 구성 가능한 상징 어휘 시퀀스의 수는 총 8개이다. 다중의미 AAC 그림 상징의 구성 상징 어휘 수가 증가할수록, 다중의미 AAC 그림 상징 시퀀스의 구성 상징 수가 증가할수록 마스킹 토큰의 추론 연산 수는 기하급수적으로 증가한다. 이는 전체적인 모델의 실행 시간의 증가를 일으키게 된다. 실제 활용 가능한 모델 구축을 위해서는 계산 시간적 측면에서의 개선이 필요하다.

2. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델

본 실험에서는 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델을 실험 및 평가한다. 모델은 임베딩 레이어 구성 방식에 따라 FastText[12], GPT-2[16], GPT-3[17], BERT[4], BART[15] 방식의 총 5개가 존재하며 각 모델별 검증 정확도(valid accuracy)를 측정하였다. 각 모델의 설계에 관한 내용은 4장에서 다루었다.

1) 실험 데이터

앞서 4장에서 구축한 총 14844개의 AAC 그림 상징 시퀀스 - 한국어 문장 데이터를 8:1:1 비율로 학습, 검증, 테스트 데이터로 분할 하여 학습에 11876개의 데이터, 검증에 1484개의 데이터, 테스트에 1484개의 데이터를 사용하였다.

손실 함수로 ‘Sparse Categorical Cross Entropy’를 이용 하였으며, 최적화 함수로 ‘Adam’을 이용하였다. 기본 학습 횟수(default epoch)는 100회로 설정하였으나 검증 손실(valid loss)를 이용하여 일정 수준 이상 모델의 향상이 이루어지지 않을 시 자동으로 학습이 종료되도록 설정하였다.

[표 8] 하이퍼 파라미터 설정 정보

| 파라미터 명 | 파라미터 값 |
|--------------------------------|---------------------------------|
| Loss function | Spare Categorical Cross Entropy |
| Optimizer | Adam |
| Epoch | 100 |
| Batch Size | 64 |
| Early stopping (by valid loss) | 20 |

2) 실험 결과 및 평가

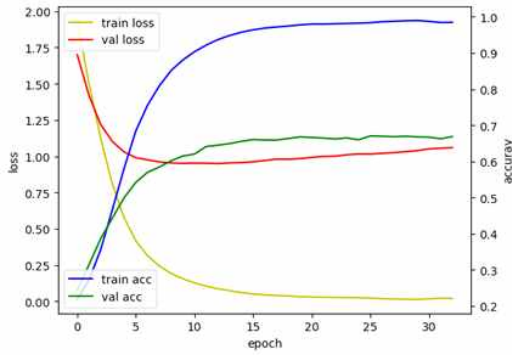
실험 결과는 표 9와 같다. 단어 임베딩 수준보다 문장 수준 임베딩 언어 모델이 대체로 더 좋은 정확도를 보여주었다. 문장 수준 임베딩의 경우 BERT를 기반으로 한 모델인 ‘klue/bert-base’[14]을 통하여 임베딩을 구성하였을 때 80.55%로 가장 좋은 성능을 보였다.

[4,29,39]의 연구들은 사전학습 된 언어 모델의 학습 데이터의 크기와 파라미터의 개수에 전이 학습된 언어 모델의 성능이 비례한다고 주장하였다. 본 연구 결과에서는 가장 많은 데이터와 파라미터를 이용해 학습이 수행된 ‘GPT-3’보다 ‘klue/bert-base’이 더 높은 성능을 보였다. 이는 어휘 집합(vocaburary size)에 의한 영향일 수 있으며, GPT 기반의 모델들은 Transformer 모델의 디코더 구조를 중심으로 구성되어있고 BERT는 인코더 구조를 중심으로 구성되어있기 때문에 이러한 모델의 구조적 차이로부터 나타나는 결과일 수 있다.

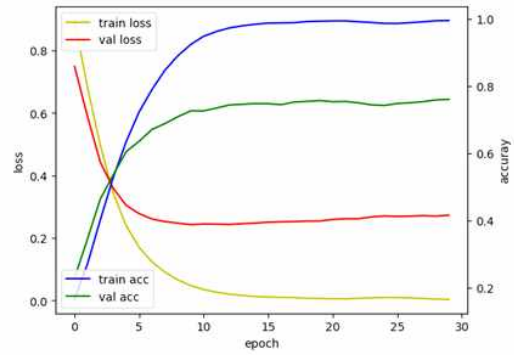
[표 9] 각 모델의 실험 결과

| 모델명 | Train | | Validation | |
|--|--------|----------|------------|----------|
| | Loss | Accuracy | Loss | Accuracy |
| Sequence to Sequence using FastText | 0.2701 | 0.8109 | 1.0724 | 0.6221 |
| Sequence to Sequence using GPT-2 | 0.0046 | 0.9946 | 0.2699 | 0.7606 |
| Sequence to Sequence using GPT-3 | 0.0098 | 0.9983 | 2.0833 | 0.7693 |
| Sequence to Sequence using Bert | 0.0099 | 0.9989 | 1.3566 | 0.8055 |
| Sequence to Sequence using Bart | 0.0013 | 0.9989 | 0.2275 | 0.7826 |

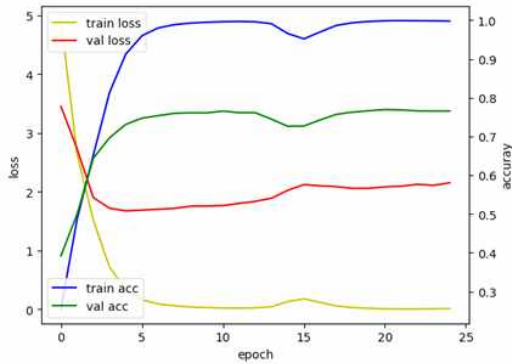
본 실험에서는 각 언어 모델의 마지막 레이어의 출력 값, GPT 계열 모델에서는 임베딩 레이어를 이용하여 시퀀스-투-시퀀스 임베딩 레이어를 구축하였으나 [30]은 임베딩 추출에 이용하는 레이어의 위치와 개수, 레이어 간 병합 방식에 따라 성능이 다르게 나타남을 보였기에 이러한 부분에 대한 추가 연구가 필요하다.



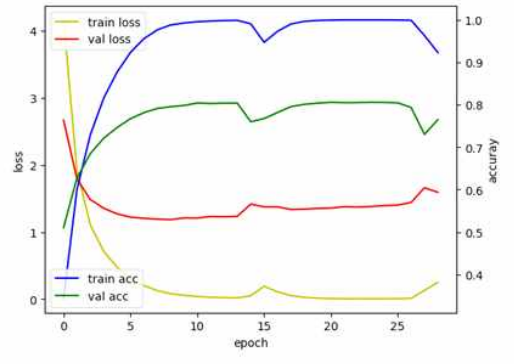
Sequence-to-Sequence using FastText



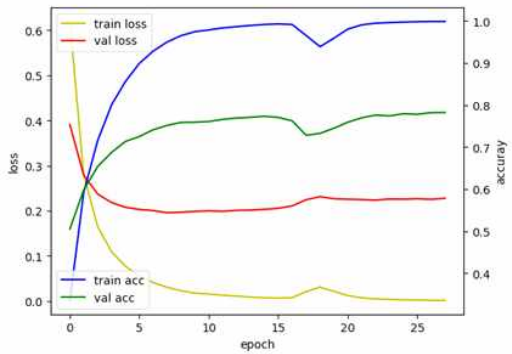
Sequence-to-Sequence using GPT-2



Sequence-to-Sequence using GPT-3



Sequence-to-Sequence using BERT



Sequence-to-Sequence using BART

[그림 27] 각 모델의 학습 및 검증 그래프

3. 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환

본 실험에서는 앞선 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델 실험의 학습 및 검증에서 이용되지 않은 테스트 데이터 1484개를 이용하여 AAC 상징 다의성 해소 모델과 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델로 구성된 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 실험을 수행한다.

실험은 다음과 같이 진행되었다. AAC 상징 시퀀스를 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델에 입력으로 넣은 후 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 출력을 임베딩 방식에 따라 다르게 구성한 5개의 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델에 입력한다. 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델의 출력은 한국어 문장으로 해당 출력을 인간 번역가의 상징 시퀀스의 한국어 문장 번역 결과와 비교하고 BLEU 점수(Bilingual Evaluation Understudy Score)[6]를 통해 성능을 측정하였다.

1) 실험 결과

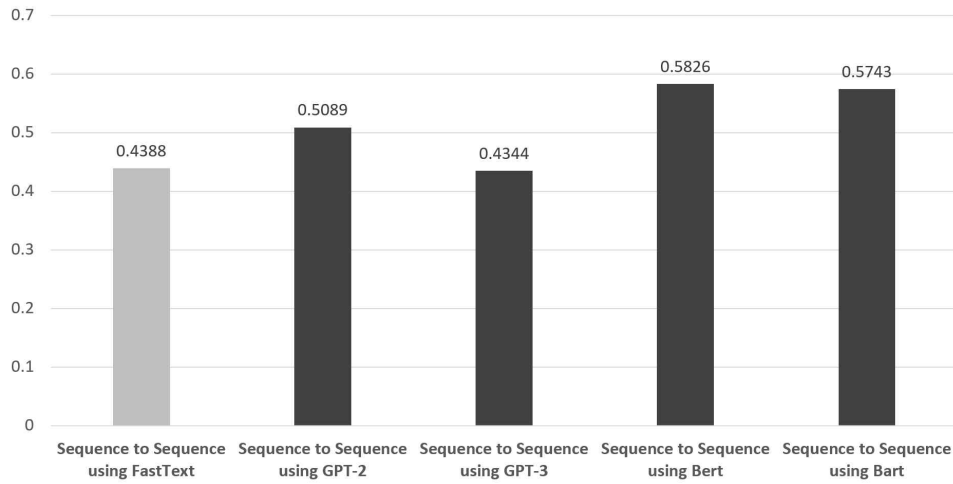
BLEU 점수[6]을 이용해 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과를 인간 번역가의 상징 시퀀스의 한국어 문장 번역 결과와 비교하여 성능을 측정하였다. 본 연구에서는 앞선 데이터 셋 구축에 이용된 한국어 문장을 이용하여 대조를 위한 인간 번역가의 한국어 문장(reference) 데이터 셋을

구축하였다. 각 모델의 BLEU 점수의 해석은 [40]의 정의를 따르며 표 10과 같다..

[표 10] BLEU 점수 구간 대에 따른 해석

| BLEU 점수 | 해석 |
|---------|-------------------------|
| 10점 미만 | 거의 의미 없음 |
| 10~19점 | 핵심을 파악하기 어려움 |
| 20~29점 | 요점은 명확하지만 많은 문법적 오류가 있음 |
| 30~40점 | 이해할 수 있는 양호한 번역 |
| 40~50점 | 고품질 번역 |
| 50~60점 | 매우 우수한 품질의 적절하고 유창한 번역 |
| 60점 초과 | 대체적으로 사람보다 우수한 품질 |

가장 높은 성능을 보이는 BERT 기반 모델의 BLEU 점수는 58.26으로 사람이 이해할 수 있는 양호한 번역 결과[38] 임을 보인다. 현재는 각 입력 데이터에 1개의 인간 번역 수준의 한국어 문장을 대응하여 평가하였다. 한국어 문장의 다의성과 상징 시퀀스의 다의성을 고려하였을 때 더욱 적절한 평가를 위해 동일한 입력 데이터에 대한 더 많은 인간 번역 수준의 한국어 문장 데이터 수집이 필요하다.



[그림 28] 각 모델의 BLEU 점수

2) 실험 평가

표 11는 다중의미 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 변환한 결과 중 일부 예시이다.

- (기준): AAC 상징 시퀀스에 대해 인간 전문가가 제작한 한국어 문장
- (FastText): AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 Sequence-to-Sequence using FastText를 이용한 상징 어휘 시퀀스 한국어 문장 모델을 이용했을 때의 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 결과
- (BERT): AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 Sequence-to-Sequence using BERT를 이용한 상징 어휘 시퀀스 한국어 문장 모델

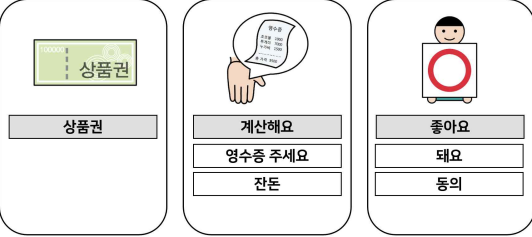

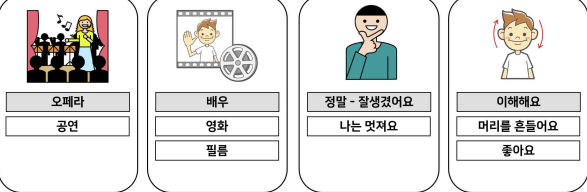
을 이용했을 때의 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 결과





- (BART): AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 Sequence-to-Sequence using BART를 이용한 상징 어휘 시퀀스 한국어 문장 모델을 이용했을 때의 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 결과
- (GPT2): AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 Sequence-to-Sequence using GPT-2를 이용한 상징 어휘 시퀀스 한국어 문장 모델을 이용했을 때의 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 결과
- (GPT3): AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 Sequence-to-Sequence using GPT-3를 이용한 상징 어휘 시퀀스 한국어 문장 모델을 이용했을 때의 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 결과

각 AAC 그림 상징 중 회색으로 표시된 상징 어휘는 AAC 그림 상징 다의성 해소 모델에 대해 선택된 상징 어휘를 의미한다. 인간 전문가가 제작한 한국어 문장을 기준으로 판단하였을 때 각 모델들이 적절하게 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환을 수행하고 있음을 알 수 있다.

표 11의 두 번째 줄의 결과 예시의 각 모델의 결과는 서로 상이함을 알 수 있다. 동일한 상징 시퀀스에 대해 FastText 기반 모델은 ‘김밥 만드느거 주시면 됩니다.’ BERT 기반 모델은 ‘김밥 만드느거 도와드릴게요’, BART 기반 모델은 ‘김밥 만드느거 도와드리겠습니다.’ GPT-2 모델은 ‘김밥 만드느거 도와주세요.’ GPT-3 모델은 ‘김밥 먹고 싶어요’로 번역하였다. GPT-3 기반 모델의 출력은 입력된 상징 어휘가 ‘김밥/ 만들어

[표 11] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과

| 다중의미 상징 시퀀스 | 한국어 문장 변환 결과 |
|---|---|
|  <p>상품권</p> <p>계산해요 영수증 주세요 잔돈</p> <p>좋아요 돼요 동의</p> | <p>(기준) 상품권도 결제돼요?</p> <p>(FastText, BERT, BART, GPT2) 상품권도 결제돼요?</p> <p>(GPT3) 상품권 사용 가능한가요?</p> |
|  <p>김밥 음식</p> <p>요리 요리해요 만들어주세요</p> <p>도와주세요 손잡아주세요</p> | <p>(기준) 김밥 만드는거 도와주세요.</p> <p>(FastText) 김밥 만드는거 주시면 됩니다.</p> <p>(BERT) 김밥 만드는 거 도와드릴게요.</p> <p>(BART) 김밥 만드는 거 도와드리겠습니다.</p> <p>(GPT2) 김밥 만드는거 도와주세요.</p> <p>(GPT3) 김밥 먹고 싶어요.</p> |
|  <p>오페라 공연</p> <p>배우 영화 필름</p> <p>정말 - 잘생겼어요 나는 멋져요</p> <p>이해해요 머리를 흔들어요 좋아요</p> | <p>(기준) 오페라 배우가 정말 잘생겼어요.</p> <p>(FastText, BERT, BART, GPT2, GPT3) 오페라 배우가 정말 잘생겼어요.</p> |
| | |

| | | | | |
|--|--|--|--|---|
|  <p>패스트푸드 세트로 주세요 햄버거 패스트푸드 먹고싶어요</p> |  <p>무엇 궁금해요</p> |  <p>여기 이거 있어요</p> |  <p>물음 대화</p> | <p>(기준) 세트에는 뭐가 들어가요? (FastText) 세트 어떻게 있어요? (BERT, BART, GPT2, GPT3) 세트에는 뭐가 들어가요?</p> |
|--|--|--|--|---|

주세요/ 도와주세요'임을 고려했을 때에 적절치 않음을 알 수 있다. 각 모델의 출력은 모두 한국어 문법을 잘 준수하고 있는 매끄러운 문장이다. 각 모델들의 서로 다른 출력 결과는 행위의 주체, 사용 어휘에 따라 해석상 차이가 있을 수 있다. 따라서 해당 상징 시퀀스가 발생한 의사소통의 시공간적 환경 정보와 발화 문맥을 고려하고 AAC 사용자의 개인 선호 어휘나 의사소통 상대와의 관계를 파악할 경우 더욱 적절한 한국어 변환을 수행할 수 있을 것이다.



표 12는 모델들이 대체로 숫자 데이터 처리에 취약함을 보여준다. 표 11의 첫 번째 예시는 한국어 문장으로 잘 변환되었으나 두 번째와 세 번째 예시에서의 한국어 문장 출력은 구조상 한국어 문법을 잘 따르고 있으며 해석에 문제가 없으나 일부 모델들이 틀린 숫자를 출력에 포함하고 있음을 알 수 있다. 숫자는 중요한 정보를 포함하는 경우가 많기에 이러한 점은 반드시 추후 개선되어야 한다.







[표 12] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과 _ 숫자가 포함된 데이터에 관하여

| 다중의미 상징 시퀀스 | 한국어 문장 변환 결과 |
|--|--|
| <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <p style="font-size: 2em; text-align: center;">100</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">100</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">백의 자리 수</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">숫자</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <p style="font-size: 2em; text-align: center;">g</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">그램</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">그램 수</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">무게</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <p style="font-size: 2em; text-align: center; color: red;">?</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">가격</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">얼마예요</div> </div> </div> | <p>(기준) 100g에 얼마예요?</p> <p>(FastText, BERT, BART, GPT2, GPT3) 100g에 얼마예요?</p> |
| <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <p style="font-size: 3em; text-align: center;">4</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">4</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">한자리 수</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">숫자</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">천원</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">지폐</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 30%;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">오백원</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">동전</div> </div> </div> | <p>(기준) 4500원입니다.</p> <p>(FastText) 5500원입니다.</p> <p>(BERT) 4100원입니다..</p> <p>(BART) 사천오백원입니다.</p> <p>(GPT2) 5500원입니다.</p> <p>(GPT3) 4500원입니다.</p> |
| <div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: flex-start;"> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 15%;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">현금</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">백의 자리 수</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 15%;"> <p style="font-size: 2em; text-align: center;">5</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">5</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">한자리 수</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">숫자</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 15%;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">천원</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">지폐</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 15%;"> <p style="font-size: 2em; text-align: center;">2</p> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">2</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">한자리 수</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">숫자</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 15%;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center; margin-bottom: 2px;">천원</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; text-align: center;">지폐</div> </div> </div> | <p>(기준) 현금으로 하면 52000원에 해드릴게요</p> <p>(FastText) 현금 하면 5만 5천원입니다.</p> <p>(BERT) 현금 하면 5만 2000원입니다.</p> <p>(BART) 현금으로 하시면 5만 2000원어요.</p> <p>(GPT2) 현금하면 7만 3천원어요.</p> <p>(GPT3) 현금하시면 십이만원입니다.</p> |

표 13는 AAC 그림 상징의 다의성이 한국어 문장 변환에 반영된 예시를 보여준다. 첫 번째 줄 예시의 ‘하늘’과 ‘파란색’을 상징 어휘로 갖는 AAC 그림 상징은 변환된 한국어 문장 내에서 ‘하늘’로 해석되었으나 두 번째 줄 예시의 ‘하늘’과 ‘파란색’을 상징 어휘로 갖는 상징은 ‘파란색’으로 해석되었다. 또한 세 번째 줄의 ‘눈빛’, ‘눈’, ‘보다’, ‘보여요’를 상징 어휘로 갖는 AAC 그림 상징은 한국어 문장 변환 과정에서 ‘눈’으로 해석되었으나 네 번째 줄의 동일한 상징은 ‘보다’로 해석되었다. 이들은 동일한 상징이 AAC 상징 시퀀스 내 다른 구성 상징들간의 관계에 따라 다르게 해석되는 됨을 보여준다.

[표 13] 다중의미 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 결과 _ AAC 그림 상징의 다의성에 관하여

| 다중의미 상징 시퀀스 | 한국어 문장 변환 결과 |
|--|---|
| <div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 150px; text-align: center;">  <div style="border: 1px solid black; width: 80%; margin: 5px auto; padding: 2px;">하늘</div> <div style="border: 1px solid black; width: 80%; margin: 5px auto; padding: 2px;">파란색</div> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 15px; padding: 10px; width: 150px; text-align: center;">  <div style="border: 1px solid black; width: 80%; margin: 5px auto; padding: 2px;">빨강</div> <div style="border: 1px solid black; width: 80%; margin: 5px auto; padding: 2px;">색상</div> </div> </div> | <p>(기준) 하늘이 빨개요. (FastText, BERT, GPT2, GPT3) 하늘이 빨개요. (BART) 하늘이 빨간색이에요.</p> |
| | |

| | | |
|--|---|--|
|  <p>하늘</p> <p>파란색</p> |  <p>저는 00색을 좋아해요.</p> <p>저는 _ 색을 좋아해요</p> <p>색종이</p> <p>색상</p> | <p>(기준) 저는 파란색을 좋아해요. (FastText, BERT, BART, GPT2, GPT3) 저는 파란색을 좋아해요.</p> |
|  <p>눈빛</p> <p>눈</p> <p>보다</p> <p>보여요</p> |  <p>슬퍼요</p> <p>아파요</p> <p>눈물</p> | <p>(기준) 눈이 아파요 (FastText, BERT, BART, GPT2, GPT3) 눈이 아파요</p> |
|  <p>귀걸이</p> |  <p>눈빛</p> <p>눈</p> <p>보다</p> <p>보여요</p> | <p>(기준) 귀걸이 보셨어요? (FastText, BERT, BART, GPT3) 귀걸이 보셨어요? (GPT2) 귀걸이 있어요.</p> |

V. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 AAC 상징의 다의성을 반영하여 AAC 상징 시퀀스를 한국어 문장으로 번역하는 모델을 제안하였다. 대다수의 온라인 비대면 서비스는 언어 사용에 원활한 비장애인 사용자를 중심으로 제공되기에 AAC 상징 시퀀스와 한국어 간 변환 기술에 관한 연구는 지속해서 이루어져야 한다.

AAC 그림 상징은 하나의 상징이 여러 의미를 가질 수 있다는 다의성을 특징으로 가진다. 이 점을 AAC 상징 시퀀스의 한국어 변환 과정에 반영하기 위하여 본 연구에서는 하나의 상징 이미지에 한 개 이상의 상징 어휘를 가지는 다중의미 AAC 상징 데이터 구조와 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 딥러닝 기반 한국어 변환 모델을 제안하였다.

본 연구에서는 다음과 같은 3가지 모델을 제안하고 실험을 진행하였다. 첫째로 AAC 상징 시퀀스를 구성하는 AAC 그림 상징들 간의 관계를 고려하여 가장 연관도가 높은 상징 어휘 시퀀스를 채택하는 방식을 통하여 AAC 그림 상징의 다의성을 해소하는 모델에 대한 구축과 실험을 진행하였다. 둘째로 상징 어휘 시퀀스를 일반인이 이해할 수 있도록 한국어 문장으로 번역하는 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델을 구축하여 실험하였다. 셋째로 앞서 언급한 두 모델을 연결하여 구축한 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 딥러닝 기반 한국어 변환 모델을 구축하고 실험을 진행하였다.

위 실험을 위해 본 연구에서는 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집의 2296개의 상징에 대해 3465개의 연상 어휘를 수집하여 2296개의 다중의미 AAC 상징과 이를 이용한 2000개의 다중의미 AAC 상징 시퀀스 데이터를 구축하였다.

AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델의 정확도는 0.354로 이를 더 높일 수 있는 연구가 필요하다. 또한, 실사용 가능한 수준의 AAC 그림 상징의 다의성을 반영한 모델을 위해서는 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집이 1만여 개의 상징을 제공하는 만큼 추가적인 연상 어휘 수집을 통해 더 많은 다중의미 AAC 상징 데이터의 지속적인 확대가 필요하다.

상징 어휘 시퀀스를 한국어 문장으로 번역하는 모델을 위하여 게이트 순환 유닛으로 구성된 어텐션 매커니즘 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델에 5가지 임베딩 방식을 적용하였고 이중 BERT에 기반한 임베딩 방식을 적용한 모델이 가장 높은 성능을 보임을 확인하였다. 이는 해당 모델의 사전학습 데이터 사이즈로 인한 결과일 수 있고 모델의 구조상의 특성일 수 있다. 최근 자연어 분야에서 다양한 대규모 사전학습 모델이 지속적으로 제안 및 개발되고 있는 만큼 이에 대한 추가적인 연구를 통해 AAC 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환에 적합한 모델과 학습 방식을 지속적으로 탐색해야 한다.

본 연구에서 최종적으로 제안하는 모델인 그림 상징의 다의성을 반영한 AAC 상징 시퀀스의 딥러닝 기반 한국어 변환 모델은 BLEU 점수에 기반한 평가에서 0.5826점을 보이며 해당 모델의 한국어 변환 결과가 인간 전문가의 AAC 상징 시퀀스의 한국어 문장 변환 성능에 대조해 매우

우수한 품질의 적절하고 유창한 변환 성능을 보임을 확인하였다. 해당 모델은 앞서 언급한 AAC 그림 상징의 다의성 해소 모델과 상징 어휘 시퀀스의 한국어 문장 변환 모델로 구성되는 만큼 앞의 두 모델의 성능 개선을 통하여 성능이 향상될 여지가 있다.

본 연구에서는 AAC 그림 상징의 다의성에 대하여 다루었으나 AAC 그림 상징 시퀀스의 다의성에 관한 연구는 수행되지 않았다. AAC 그림 상징 시퀀스의 구성 요소인 AAC 그림 상징이 다양한 의미를 가질 수 있는 만큼 AAC 상징 시퀀스 또한 다양한 의미로 해석될 수 있다. 이를 위해 모델의 평가 과정에서 다중 정답을 허용하고 BLEU 점수 계산 과정에 반영할 필요가 있으며, 모델 설계에 있어 한국어 문장 변환을 원하는 AAC 그림 상징 시퀀스만이 아닌 해당 시퀀스의 앞뒤 발화 맥락에 대한 추가적인 고려가 필요하다.

근래 정보통신기술의 발달과 인공지능 언어 모델의 발달로 인해 온라인 비대면 서비스는 증가하고 있으나 온라인 의사소통 과정 또는 비대면 서비스 이용 시에 AAC 사용자들이 필요로 하는 어휘에 관한 연구는 부족한 실정이다. 온라인 환경에 특화된 어휘와 문장에 대한 조사와 적절한 AAC 그림 상징의 개발이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 모델이 실생활에서 AAC 사용자들에 의해 대중적으로 이용되기 위해서는 적절한 사용자 인터페이스 설계와 개발이 필요하다. 이를 위해 의사소통 장애인들의 특성과 이들이 주로 사용하는 어휘에 적합한 AAC 상징 시퀀스의 입력 방식에 관한 연구가 필요하다. 또한, AAC 상징 시퀀스와 한국어 문장간 변환 모델은 다양한 환경에서 실

시간으로 구동되어야 하는 만큼 모델의 적절한 입출력 시간을 유지하는
방안에 관한 연구가 수행되어야 한다. 적절한 인터페이스의 제공과 성능
이 보장될 경우 AAC 상징 시퀀스와 한국어 문장간 변환 모델은 의사소
통 장애인들의 삶의 질을 향상할 수 있을 것이다.

- [1] D. R. Beukelman and P. Mirenda, *Augmentative and alternative communication: Supporting children and adults with complex communication needs*, 3rd ed. Baltimore, MD: Brookes Publishing, 2006.
- [2] 박은혜, 김영태, 홍기형, 연석정, 김경양. “이화-AAC 상징체계 개발 연구,” *보완대체의사소통연구*, vol. 4, no. 2, pp. 19-40, 2016.
- [3] 조희. “한국형 AAC 그림 상징 시퀀스의 딥러닝 기반 텍스트 문장생성,” *국내석사학위논문 성신여자대학교 대학원*, 2021.
- [4] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.” In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, vol 1, pp 4171 - 4186, 2019.
- [5] I. Sutskever, O. Vinyals, and Quoc V. Le. 2014. “Sequence to sequence learning with neural networks.” In *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*, vol 2(NIPS'14),. pp. 3104 - 3112, 2014.
- [6] K. papineni, S. Roukos, T. Ward, and W.-J. Zhu, “BLEU: A method for automatic evaluation of machine translation,” in *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics - ACL '02*, 2001.
- [7] 박은혜, 김정연. “보완·대체 의사소통 상징체계 수립을 위한 기초 문헌 연구,” *언어청각장애연구*, vol. 9, no.1, pp. 100-129, 2004.
- [8] 연석정, 김영태, 박은혜. “이화-AAC 상징체계의 상징투명도와 명명일치도 특성 비교연구,” *보완대체의사소통연구*, vol. 4, no. 1, pp. 45-64,

2016.

- [9] 강우정, 정소영, 김삼섭. “국내 보완·대체의사소통 연구 동향 분석,” 자폐성장애연구, vol. 11, no. 3, pp. 131-161, 2011.
- [10] 김나형. “AAC 그림 상징의 표현 및 이해과제에 나타난 한국인의 생애주기별 어순 전략 특성,” 국내석사학위논문 이화여자대학교 대학원, 2011.
- [11] 이익섭, 채완. “국어문법론 강의,” 학연사, 서울, 2019.
- [12] “What is transfer learning?” Tensorflow [Online]. Availale : https://www.tensorflow.org/js/tutorials/transfer/what_is_transfer_learning. [Accessed: 22-May-2023]
- [13] P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, and T. Mikolov. “Enriching Word Vectors with Subword Information.” Transactions of the Association for Computational Linguistics, vol 5, pp. 135 - 146, 2017.
- [14] S. Park, J. Moon, S. Kim, W. Cho, J. Han, J. Park, C. Song, J. Kim, , Y. Song, T. Oh, J. Lee, J. Oh, S. Lyu, Y. Jeong, I. Lee, S. Seo, D. Lee, H. Kim, M. Lee, K. Cho, “KLUE: Korean Language Understanding Evaluation,” Thirty-fifth Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2021), 2021.
- [15] M. Lewis, Y. Liu, N. Goyal, M. Ghazvininejad, A. Mohamed, O. Levy, V. Stoyanov, and L. Zettlemoyer, “BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension.” Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019.
- [16] A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei and I. Sutskever. “Language Models are Unsupervised Multitask Learners.” 2019.

- [17] T. B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D. M. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, and D. Amodei. “Language models are few-shot learners.” In Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS’20). vol 159, pp. 1877 - 1901, 2020.
- [18] 한국정보화진흥원, Aihub.or.kr [Online]. Available: <https://www.aihub.or.kr/>. [Accessed: 11-May-2023]
- [19] “인식기술-언어지능,” Aihub.or.kr. [Online]. Available: https://aihub.or.kr/keti_data_board/language_intelligence. [Accessed:15-Nov-2020].
- [20] 박은혜. “보완/대체의사소통체계를 위한 기초어휘조사: 뇌성마비 초등저학년 학생을 중심으로,” 특수교육논총, vol. 13, no. 1, pp. 91-115, 1996.
- [21] 천춘경. “보완 · 대체 의사소통 (AAC) 체계 활용을 위한 지역사회중심의 기초어휘 및 문장 조사,” 국내석사학위논문 단국대학교 대학원, 2000.
- [22] 김수미. “AAC를 활용한 함께 책 읽기 중재가 복합의사소통장애 학생의 의미 관계 표현과 어휘다양도 변화에 미치는 효과,” 국내석사학위논문 창원대학교 대학원, 2019.
- [23] 이정은, 박은혜. “보완· 대체의사소통체계 적용을 위한 상황 중심 핵심어휘 개발 연구,” 재활복지, vol. 4, pp. 64- 122, 2000.
- [24] 박은정, 조성준, “KoNLPy: 쉽고 간결한 한국어 정보처리 파이썬 패키지

- 지”, 제26회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회 논문집, pp.133-136, 2014.
- [25] 원혜진, 이현영, 강승식. “대규모 텍스트 분석을 위한 한국어 형태소 분석기의 실행 성능 비교” 한국정보과학회 2020 한국컴퓨터종합학술대회논문집, pp.401-403, 2020.
- [26] Y. Bengio, R. Ducharme, P. Vincent, and C. Jauvin, “A neural probabilistic language model,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, no. 6, pp. 1137 - 1155, 2003.
- [27] F. Almeida, and G. Xexéo, “Word Embeddings: A Survey.” *ArXiv*, abs/1901.09069, 2019.
- [28] T. Mikolov, K. Chen, G.S. Corrado, and J. Dean, “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.” *International Conference on Learning Representations*, 2013.
- [29] J. Pennington, R. Socher, and C.D. Manning, “GloVe: Global Vectors for Word Representation.” *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp.1532-1543, 2014.
- [30] E. P. Matthew, M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, and L. Zettlemoyer. “Deep contextualized word representations,” *In Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, vol. 1, pp. 2227-2237, 2018.
- [31] A. Radford, K. Narasimhan, “Improving Language Understanding by Generative Pre-Training,” 2018
- [32] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin. “Attention is all you need.” *In*

- Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). pp. 6000 - 6010. 2017.
- [33] “Open Sourcing BERT:State-of-the-Art Pre-training for Natural Language Processing,” Google Research [Online]. Available: <https://ai.googleblog.com/2018/11/open-sourcing-bert-state-of-art-pre.html> [Accessed:30-May-2023].
- [34] K. Cho, B. Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, Y. Bengio, “Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation,” in Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2014.
- [35] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” arXiv [cs.CL], 2014.
- [36] SKT-AI, “KoBART,” [Online]. <https://github.com/SKT-AI/KoBART>. [Accessed: 16-May-2023].
- [37] SKT-AI, “KoGPT2,” [Online]. <https://github.com/SKT-AI/KoGPT2> [Accessed: 16-May-2023].
- [38] kakaobrain, “kogpt,” [Online]. <https://github.com/kakaobrain/kogpt> [Accessed: 16-May-2023].
- [39] A. Baevski, S. Edunov, Y. Liu, L. Zettlemoyer, M. Auli, “Cloze-driven Pretraining of Self-attention Networks.” 2019.
- [40] “Evaluating models,” Google.com [Online]. Available: <https://cloud.google.com/translate/automl/docs/evaluate>. [Accessed: 04-May-2023]

ABSTRACT

Deep Learning based Transformation of AAC Symbol Sequences to Korean Sentences by Considering Polysemy of AAC Symbols

Ahn Seo Yeong
Department of Future Convergence
Technology Engineering
Graduate School of
Sungshin University

The development of various online service platforms such as social media, search engines, and e-commerce has made it easy and quick for people to access various non-face-to-face services and information. Due to the spread of smart device use and the popularization of large language models such as chatGPT, non-face-to-face services are spreading rapidly and are enhancing people's convenience. However, people with communication disabilities have a disability in use of these technologies.

Augmented and Alternative Communication(AAC) refers to a non-verbal communication strategy to support people with difficulty in verbal communication. In particular, graphical AAC symbol are most

widely used in communication therapy and training.

In this thesis, we proposed a system that converts the AAC symbol sequence into Korean sentences by considering the polysemy of AAC graphic symbols. The proposed system consists of two models: a model for resolving the polymorphism of AAC graphic symbols and a Korean sentence conversion model for symbol expression sequences.

In order to reflect the polysemy of AAC graphic symbols, we designed a multi-meaning AAC symbol data structure having n symbol expressions for each AAC symbol, and established a masking based pre-learning language model to resolve the polysemy of AAC graphic symbols. The Korean sentence conversion model based on sequence-to-sequence models proposed in previous studies. We improved the performance of the models through embedding layers based on large language models such as BERT, BART, GPT-2, and GPT-3.

Finally, we evaluated BLEU(Bilingual Evaluation Understudy) scores for verifying the proposed conversion system that reflects the polysemy of AAC graphic symbols. The resulting BLEU scores shows very good quality and fluent conversion performance compared to the human experts' performance of Korean sentence conversion from AAC symbol sequences.