



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 대화 문장의
보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환

- 보완대체의사소통 증재를 위한 문장에서
보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환해주는
딥러닝 모델 생성-

2021

성신여자대학교 대학원

컴퓨터학과

이 주 현

딥러닝 기반 대화 문장의
보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환

- 보완대체의사소통 중재를 위한 문장에서
보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환해주는
딥러닝 모델 생성-

홍기형 교수 지도

이 논문을 석사학위논문으로 제출함

2020년 11월

성신여자대학교 대학원

컴퓨터학과

이 주 현

인 준 서

이주현의 석사학위 논문으로 인준함

2020년 11월

심사위원장.....

심 사 위 원

심 사 위 원

성신여자대학교 대학원

논문개요

보완대체의사소통(Augmentative and Alternative Communication)은 말로 의사소통을 하는 데 어려움이 있는 언어 장애인들을 도와준다. 보완대체의사소통 상징은 보완대체의사소통 사용자가 표현하고자 하는 단어 혹은 문장을 나타낸다. 보완대체의사소통 서비스는 언어 장애인이 보완대체의사소통을 편리하게 사용할 수 있도록 도와주는 서비스이다. 대체로 보완대체의사소통 서비스는 대화하는 상대방과 직접 만나서 의사소통을 할 수 있도록 도와준다. 글을 읽고 이해하는 데 어려움이 있는 보완대체의사소통 사용자는 핸드폰이나 태블릿 등의 모바일 기기로 문자, 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service, SNS), 메신저 등의 비대면 의사소통에 어려움이 있다. 비장애인은 글자로 구성된 문장을 사용하지만 언어 장애인은 글자를 모르는 경우가 존재하며, 보완대체의사소통 상징에 익숙하여 서로 상대방의 의사를 이해하기 어렵다.

본 논문에서는 일반인이 작성한 SNS상의 문장을 보완대체의사소통에 익숙한 언어 장애인이 이해할 수 있도록 보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환하는 딥러닝 기반 모델을 제안하였다. 형태소 분석기를 활용한 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스를 변환은 문장의 문맥에 맞지 않는 상징으로 변환될 수 있으며 보완대체의사소통 상징에 해당 단어가 없으면 상징으로 변환되지 않는다는 문제가 존재한다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 딥러닝을 기반하여 문장의 문맥에 알맞은 상징 시퀀스로 변환해주는 모델을 구현하였다. 딥러닝 모델의 학습을 위해 대화 문장 데이터와 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집을 활용하여 데이터를 구축하

였다. 케라스의 임베딩 방법과 사전 훈련된 임베딩 방법 두 가지와 시퀀스-투-시퀀스 모델과 어텐션 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델 두 가지를 조합하여 총 네 가지 모델을 구현하고 실험하였다. 네 개의 모델의 성능은 BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)를 사용하여 측정하였으며 사전 훈련된 임베딩을 활용한 어텐션 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델이 0.80 점수로 가장 좋은 성능을 보였다.

목 차

논문개요

I. 서 론	1
II. 관련 연구	5
1. 보완대체의사소통	5
2. 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집	8
3. LSTM(Long Short-Term Memory)	11
4. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence)	15
5. 어텐션 메커니즘 (Attention Mechanism)	16
III. 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환과 한계	17
IV. 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 설계 ...	22
1. 학습 데이터 구축	24
2. 데이터 전처리	30
3. 딥러닝 기반 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델	31

V. AAC 상징 시퀀스 변환 모델 실험 및 평가	34
1. 실험 개요	34
2. 실험 결과	35
3. 실험 평가	41
1) BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)	41
2) BLEU 평가 결과	42
VI. 결론 및 향후 연구	44

참 고 문 헌

ABSTRACT

표 목차

[표 1] 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현	17
[표 2] 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과 19	
[표 3] 학습 데이터	29
[표 4] 조사와 어미 목록	30
[표 5] 실험 환경	34
[표 6] 딥러닝 기반 대화 문장 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 학습 결과	35
[표 7] “전부 얼마예요?” 문장 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 결과 ..	36
[표 8] 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과	38
[표 9] 모델의 BLEU 점수 결과	42

그림 목차

[그림 1] AAC 사용자의 문자 사용 예시	2
[그림 2] 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델	3
[그림 3] 상징 기본 구성 요소	5
[그림 4] [15]의 인공지능 AAC 서비스 구조	7
[그림 5] “넣어주세요” 상징 이미지	8
[그림 6] “배” 상징 이미지	9
[그림 7] “이거 얼마예요” 상징 시퀀스	10
[그림 8] “카카오 페이 가능한가요?” 상징 시퀀스	10
[그림 9] RNN 계층 기본 구조[16]	11
[그림 10] LSTM 계층 기본 구조[16]	12
[그림 11] LSTM 게이트 구조[16]	13
[그림 12] Seq2Seq 의 Encoder-Decoder 구조[10]	15
[그림 13] [11]의 어텐션 메커니즘	16
[그림 14] 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환	18
[그림 15] 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 설계	22
[그림 16] 학습 데이터 구축 과정	25
[그림 17] “초등학생”, “신상품” 대체 표현	27
[그림 18] “가져와”와 “가져왔어요” 상징	27
[그림 19] “만 칠천 원” 상징 시퀀스	28

[그림 20] “좋아요”와 “좋아” 상징 이미지	29
[그림 21] Seq2Seq 을 사용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델	32
[그림 22] 어텐션 기반 Seq2Seq 을 사용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델	33

I. 서 론

보완대체의사소통(Augmentative Alternative and Communication, AAC)[1]은 말로 의사소통을 하는 데 어려움이 있는 언어 장애인들이 사용하는 의사소통 도구이다. 발음이 불명료하거나 불가능하여 구어로 의사소통에 어려움이 있는 경우와 의사소통 상호작용 기능의 습득이 어려워 쉬운 의사소통이 필요한 경우에 AAC를 사용한다[2].

AAC의 구성 요소로 AAC 상징, AAC 보드, 도구, 사용자가 있다[3]. AAC 상징은 그림 혹은 사진으로 나타내며 표현하고자 하는 어휘를 나타낸다. AAC 보드는 사용자가 장소 혹은 상황에 따라 편리하게 사용할 수 있도록 구성된 AAC 상징 모음이다. AAC 도구는 AAC를 사용하기 위한 도구로 비전자적 도구와 전자적 도구가 있다[4]. 비전자적 도구는 전자 도구 없이 종이, 책 등을 활용한 도구이며 전자적 도구는 스마트폰, 태블릿 등 전자 도구를 활용한 도구를 나타낸다. 마지막으로 사용자는 AAC를 사용하여 의사소통하는 AAC 사용자와 특수교육 전문가, 부모 등 언어 장애인들이 AAC를 사용할 수 있도록 중재하는 중재자이다.

스마트폰, 태블릿 등 전자 기기의 발전과 전자 기기의 사용이 증가하여 전자적 도구를 사용한 AAC 서비스의 사용이 증가하고 있다. AAC 서비스는 웹 기반 서비스, 단말 기반 서비스 등 다양한 형태로 AAC를 제공한다. 현존하는 AAC 서비스는 AAC 사용자가 편리하게 AAC를 사용할 수 있도록 AAC 보드를 제공한다. 또한 AAC 서비스는 AAC 사용자가 AAC 상징을 선택하여 AAC 상징이 나타내는 어휘 혹은 문장을 음성으로 출력해주는 서비스들이 주로 이루고 있다. 이는 AAC 사용자들이 같

은 공간에서 대화하는 상황에서는 도움을 주지만 모바일을 통한 의사소통하는 데 어려움이 있다는 한계점이 존재한다[5].



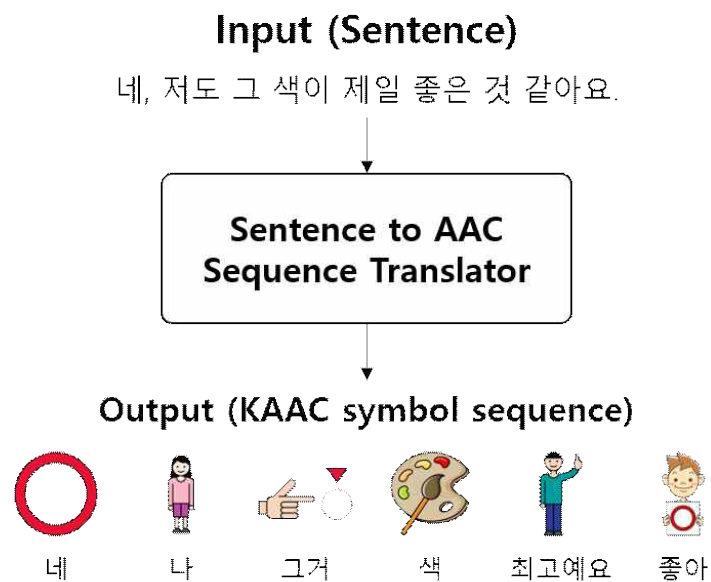
[그림 1] AAC 사용자의 문자 사용 예시

문자, 인스타그램, 페이스북 등 소셜 네트워크 서비스 (Social Network Service, SNS), 카카오톡 등 메신저와 같은 모바일을 통한 의사소통이 증가하고 있다. 하지만 언어 장애인들은 상대방에게 보낼 문장을 작성하여 보내고 상대방이 보낸 문장을 읽기 어려워 문자, SNS, 메신저의 사용이 어렵다. 예를 들어 [그림 1]의 AAC 사용자(AAC user)는 대화하는 상대방(person to communicate with)이 보낸 문자 메시지(Text Message) “너 지금 어디야?”를 읽고 이해하는 데 어려움이 존재하여 의사소통할 수 없다.

AAC는 언어 장애인들의 의사소통 능력 증진에 도움을 줄 뿐만 아니라 글을 읽고 이해할 수 있도록 도움을 주며 이에 대한 중요성이 연구되었다[6]. 특수교육 전문가들은 교육 활동에 AAC의 적용이 미치는 영향과 중요성을 연구하며 실제 교육에 적용하고자 하였다. 특수교육 전문가들은 동화책, 그림책 등에 AAC를 활용하여 중재하여 읽기 능력 향상이라는 긍정적인 성과를 얻었다[7-8]. 예를 들어 동화책 문장을 AAC 상징으로 표현하여 언어 장애인들이 동화책을 이해할 수 있도록 중재하였다. AAC

중재를 통해 언어 장애인들이 글을 읽는 데 도움을 줄 수 있음을 알 수 있다.

AAC 사용자의 모바일을 통한 의사소통을 위해 상대방이 작성한 문장을 AAC로 표현하여 언어 장애인이 이해하고 의사소통할 수 있도록 도와주는 AAC 서비스가 필요하다. 본 논문은 문자, SNS, 메신저 등 모바일에서 작성된 문장을 AAC 사용자가 이해할 수 있도록 AAC 상징 시퀀스로 변환해주는 모델을 제안한다. AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 대화 문장을 AAC 상징 시퀀스로 변환하여 AAC 사용자가 문장을 쉽게 읽고 이해하는 데 도움을 줄 것으로 기대한다.



[그림 2] 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델

예를 들어 [그림 2]의 “네, 저도 그 색이 제일 좋은 것 같아요”라는 문장을 AAC 상징 시퀀스 변환 모델(Sentence to AAC Sequence Translator)을 통해 AAC 상징 “네”, “나”, “그거”, “색”, “최고예요”, “좋아”를 순차적으로 출력한다. 대화 상대방이 보낸 문장을 AAC 상징 시퀀스로 제공함으로써 AAC 사용자가 문장을 읽고 이해하여 모바일을 통한 의사소통에 도움을 줄 수 있다.

본 논문에서는 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환을 위하여 한국어 대화 문장과 한국형 AAC 상징 체계집[9]을 사용하였다. 본 논문은 형태소 분석기를 활용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델과 딥러닝을 활용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델을 구현하여 비교하였으며 대화 문장의 문맥을 파악하여 알맞은 AAC 상징 시퀀스로 변환해주는 딥러닝 기반 문장의 AAC 시퀀스 변환 모델을 제안한다. 본 논문은 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence)[10]와 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)[11]을 활용한 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델을 제안한다. 본 논문은 2장에서는 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델의 관련 연구를 알아보며 3장에서는 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스의 변환 모델을 설명한다. 4장에서는 딥러닝 기반 AAC 상징 시퀀스 변환을 위한 학습 데이터 구축 과정과 전처리 과정을 설명한다. 케라스의 임베딩 방법과 사전 훈련된 임베딩 방법 두 가지와 Seq2Seq 딥러닝 기법과 어텐션 기반 Seq2Seq 딥러닝 기법 두 가지를 활용하여 총 4개의 모델을 구현하고 실험하였다. 5장에서는 4개 모델의 실험 결과를 비교하고 분석한다. 6장에서는 결론 및 향후 연구를 통해 제안 모델의 활용방안과 발전 방향에 관해 기술하였다.

II. 관련 연구

1. 보완대체의사소통

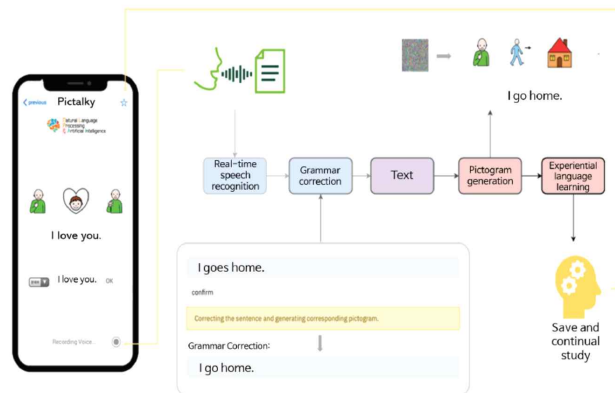
보완대체의사소통(AAC)은 구어를 통해 의사소통하는 데 어려움이 있는 언어 장애인들이 의사소통을 할 수 있도록 도와준다[1]. AAC를 사용하는 언어 장애인은 AAC 상징을 사용하여 자신의 의사를 표현한다. AAC 사용자는 하나의 AAC 상징을 사용하여 “예”, “아니오” 등의 간단한 의사 표현부터 여러 AAC 상징을 사용하여 문장을 통해 의사소통한다. AAC 상징은 상징 명, 상징 이미지, 상징 표현과 상징 표현을 발화하는 상징 소리로 구성되어있다[12]. 상징 표현은 AAC 사용자가 표현하고자 하는 단어 혹은 문장이다. 예를 들어 상징은 [그림 3]의 “물” 상징과 같이 단어를 표현할 수 있으며 [그림 3]의 “물 먹고 싶어요.” 상징과 같이 문장을 표현할 수 있다.



[그림 3] 상징 기본 구성 요소

AAC 사용자는 자신이 전달하고자 하는 의사 표현에 적합한 상징을 선택하여 상대방에게 보여 주거나 하이테크 도구를 이용하여 AAC 상징의 표현을 음성으로 생성하여 전달한다. 하이테크 도구는 스마트폰, 태블릿, PC 등 전자적 도구로 AAC를 사용할 수 있는 웹 기반 혹은 단말 기반 AAC 서비스를 제공한다. 국내 AAC 서비스는 Web AAC[12], 마이토키 [13], 나의 AAC[14] 등이 있으며 AAC 상징을 제작하고 활용할 수 있다. AAC 서비스는 AAC 사용자가 선택한 AAC 상징의 표현을 음성으로 출력하여 상대방과의 의사소통을 도와준다.

AAC 사용자들은 구어를 통한 의사소통이 어려워 전화 통화로 의사소통하는 데 제한적이며 글을 읽고 쓰는 데 어려움이 있어 문자, SNS, 메신저 등을 통해 의사소통하는 데 어려움이 있다. 스마트폰, 태블릿, PC 등 개인이 사용하는 전자 기기의 사용이 증가함에 따라 AAC 사용자가 문자, SNS, 메신저 등 모바일에서 사용할 수 있는 AAC 서비스의 필요성이 증가하고 있다. 하지만 현존하는 AAC 서비스를 사용하기 위해 AAC 사용자는 대화 상대와 같은 공간에 있어야 한다[5]. AAC 사용자가 문자, SNS, 메신저 등 비대면 의사소통을 하기 위한 AAC 서비스는 연구되고 있으나 AAC 사용자들이 실제로 사용하는 데 어려움이 있다. [5]에서는 AAC 어플리케이션과 카카오톡의 연동을 통해 문자를 통한 의사소통에 어려움이 있는 언어 장애인들이 쉽게 카카오톡을 사용할 수 있도록 아이디어를 제안하고 있다.

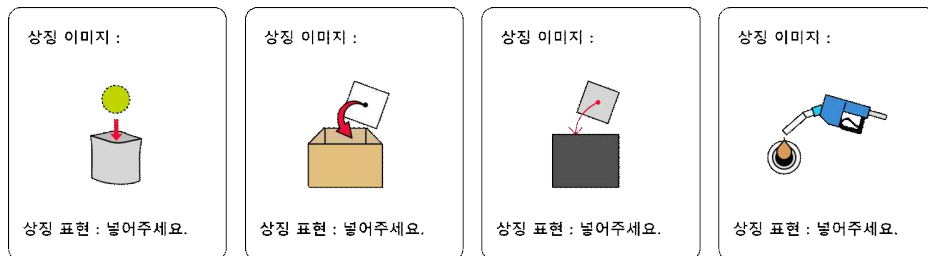


[그림 4] [15]의 인공지능 AAC 서비스 구조

최근에 인공지능 서비스가 보편화됨에 따라 인공지능을 결합한 AAC 서비스가 연구되고 있다. [15]는 발달 장애인의 의사소통과 학습 증진을 위하여 인공지능을 결합한 서비스를 제안한다. 입력된 영어 문장의 문법을 교정한 후 교정된 문장을 바탕으로 픽토그램을 생성하는 서비스(Text-to-Pictogram)를 제안한다[15]. [그림4]는 [15]의 인공지능 AAC 서비스의 구조이다. 영어 문장을 기반으로 제안하고 있으며 한국어에 바로 적용하기 어렵다.

2. 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집

한국형 보완대체의사소통 상징 체계집(한국형 AAC 상징 체계집)은 한국 사회 문화를 반영한 AAC 그림 상징체계이다[9]. 한국형 AAC 상징 체계집은 약 10,000개의 상징으로 이루어져 있다. 사용자가 표현하고자 하는 어휘를 나타내는 AAC 상징은 의사소통에 사용하는 만큼 사용자의 사회 문화를 반영해야 한다[9]. 한국형 AAC 상징 체계집은 AAC 사용자들이 한국 사회 문화에 맞게 사용할 수 있도록 “한복”, “김치” 등과 같은 한국 문화를 반영한 AAC 상징을 제공한다. 한국형 AAC 상징 체계집은 하나의 단어를 나타내는 상징과 문장 표현을 나타내는 상징으로 구성되어 있다. 예를 들어 한국형 AAC 상징 체계집에는 “물”, “간식”, “강아지” 등 단어를 표현하는 상징과 “TV 보고 싶어요”, “학교 다녀오겠습니다”, “이거 얼마예요” 등 사용자가 일상생활에서 자주 사용하는 문장을 표현하는 상징이 있다.



[그림 5] “넣어주세요” 상징 이미지

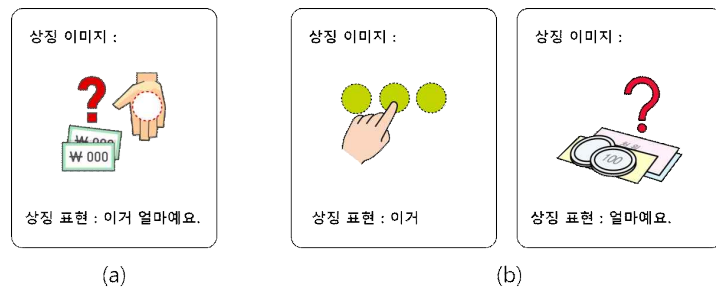
한국형 AAC 상징 체계집은 하나의 상징 표현에 대해 1개 이상의 상징이 있다. [그림 5]에는 “넣어주세요” 상징 표현에 대해 총 4개의 상징이 존재한다. AAC 사용자마다 사용하는 상징이 달라질 수 있어 하나의 문장은 여러 개의 서로 다른 상징 시퀀스로 표현될 수 있다.

한국형 AAC 상징 체계집은 특정 상황에서 사용할 수 있는 상징 이미지가 존재한다. 특히, 하나의 표현에 대해 여러 상징이 존재할 경우 AAC 사용자는 상징 이미지를 고려하여 상황에 따라 상징을 선택하여 사용해야 한다. 예를 들어 [그림 5]의 4개의 “넣어주세요” 상징 중 마지막 “넣어주세요” 상징은 주유소에서 기름을 넣을 때 사용할 수 있는 상징으로 상징의 이미지와 상황을 고려하여 상징을 사용해야 한다.



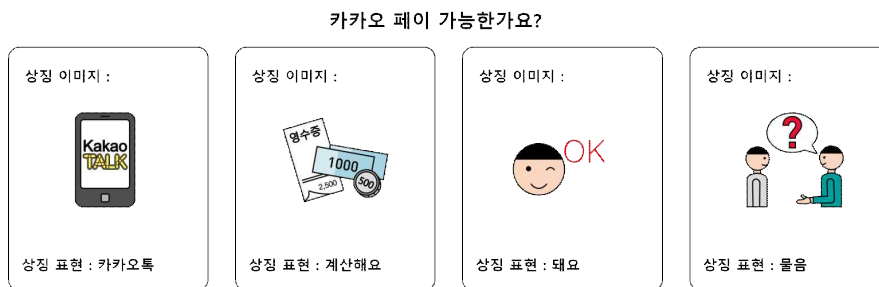
[그림 6] “배” 상징 이미지

같은 단어이지만 다른 뜻을 나타내는 동음이의어로 인해 AAC 사용자는 문맥에 따라 상징을 사용한다. 예를 들어 [그림 6]의 “배” 상징을 사용하고자 할 때 사용자의 대화 문장의 문맥이나 상황에 따라 사용하는 의미가 달라진다. “사과 4개 배 4개 주세요”라는 문장을 상징 시퀀스로 표현하고자 할 때 사용자는 과일을 나타내는 세 번째 “배” 상징 이미지를 사용해야 한다.



[그림 7] “이거 얼마예요” 상징 시퀀스

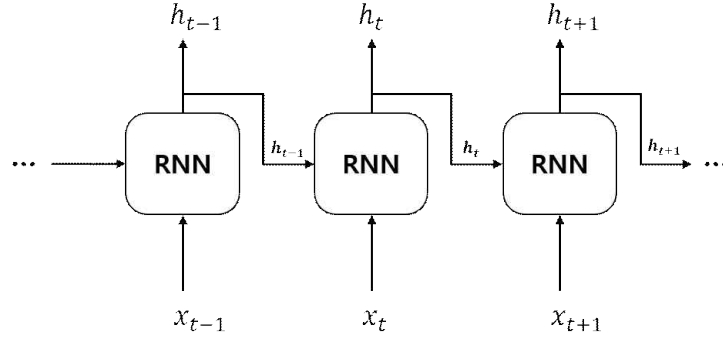
사용자의 언어 능력에 따라 한 문장이 여러 상징 시퀀스로 표현될 수 있다. 예를 들어 “이거 얼마예요”라는 문장을 상징 시퀀스로 표현할 때 어떤 사용자는 [그림 7]의 (a) “이거 얼마예요” 상징 하나를 사용하여 표현할 수 있으며 다른 사용자는 [그림 7]의 (b)와 같이 “이거” 상징과 “얼마예요” 상징으로 구성하여 표현할 수 있다.



[그림 8] “카카오 페이 가능한가요?” 상징 시퀀스

한국형 AAC 상징 체계집에 AAC 사용자가 표현하고자 하는 상징이 없는 경우 직접 사진을 찍어 상징을 제작하거나 혹은 비슷한 표현으로 대체하여 사용해야 한다. 예를 들어 [그림 8]의 “카카오 페이 가능한가요?” 문장을 상징 시퀀스로 나타내고자 할 때 AAC 사용자는 “카카오 페이”라는 상징이 없어 직접 상징을 제작하거나 “카카오톡” 상징과 “계산해요” 상징을 사용하여 대체할 수 있는 상징으로 표현해야 한다.

3. LSTM(Long Short-Term Memory)



[그림 9] RNN 계층 기본 구조[16]

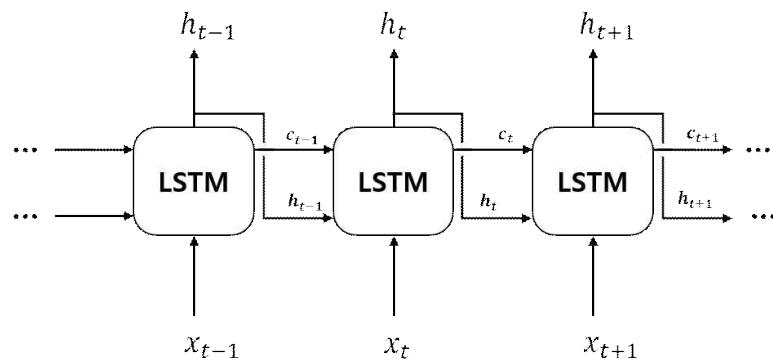
RNN(Recurrent Neural Networks)[17]은 순환 신경망으로 순차적인 데이터 처리에 적합한 모델이다. RNN 계층의 기본 구조는 다음 [그림 9]과 같다. RNN은 은닉 계층(h)의 출력이 다음 계산의 입력으로 보내는 것을 알 수 있다. 즉, RNN 계층은 해당 계층으로부터의 입력(x_t)와 이전 RNN 계층의 출력(h_{t-1})을 가지고 계산한다. 계산의 수식은 다음과 같다.

$$h_t = \tanh(h_{t-1} W_h + x_t W_x + b) \quad (1)$$

t 는 현재 시각을 나타낼 때 x_t 는 해당 계층의 입력 데이터이고 h_{t-1} 은 이전 RNN 계층에서 나온 은닉 출력값을 나타낸다. W 는 가중치로 W_x 는 입력 데이터 x_t 를 위한 가중치이며 W_h 는 이전 시점인 은닉 출력값 h_{t-1} 를 위한 가중치이다. b 는 편향을 나타낸다. 가중치와 곱을 한 뒤 합하여 \tanh 함수를 이용해 변환하면 현재 시각의 h_t 가 계산된다. h_t 는 이전 출력값인 h_{t-1} 을 사용하여 계산되어 RNN은 시계열, 연속 데이터에 있어서

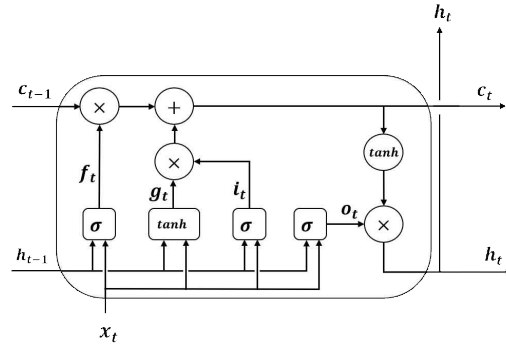
좋은 성능을 보였다. 하지만 입력 데이터가 길어짐에 있어서 이전 데이터를 잊어버리는 긴 기간의 의존성 문제가 발생했다[18].

LSTM (Long Short-Term Memory)[19]은 RNN의 문제를 해결하기 위해 사용되었다. LSTM은 RNN의 일종으로 기억 셀을 사용하여 이전의 데이터에 대한 정보를 저장하여 이전 데이터의 상태를 적용하여 학습하는 구조이다. LSTM 계층의 기본 구조는 다음 [그림 10]와 같다. [그림 10]의 LSTM의 구조는 RNN의 구조와 다르게 기억 셀 c 라는 경로가 존재한다. 기억 셀(c)은 LSTM 계층 내에서만 전달된다.



[그림 10] LSTM 계층 기본 구조[16]

LSTM에는 망각 게이트(forget gate, f), 입력 게이트(input gate, i), 출력 게이트(output gate, o)가 존재한다. [그림 11]은 LSTM의 내부 게이트 구조이다.



[그림 11] LSTM 게이트 구조[16]

망각 게이트는 불필요한 정보를 삭제해준다. 시그모이드 함수를 통해 값이 0이면 이전 상태의 정보를 잊게 되며 값이 1일 경우에는 이전 상태의 정보를 기억하게 된다. 망각 게이트의 수식은 다음과 같다.

$$f_t = \sigma(x_t W_{xf} + h_{t-1} W_{hf} + b_f) \quad (2)$$

망각 게이트를 거치면서 불필요한 정보는 삭제되었으며 새로운 정보인 현재 정보를 기억하기 위해 기억 셀에 추가해야 한다. 새로운 정보를 기억하기 위해 tanh 함수를 통해 계산하며 수식은 다음과 같다.

$$g_t = \tanh(x_t W_{xg} + h_{t-1} W_{hg} + b_g) \quad (3)$$

입력 게이트는 새로운 기억인 g 의 가치가 얼마나 큰지 판단한다. 입력 게이트의 수식은 다음과 같다.

$$i_t = \sigma(x_t W_{xi} + h_{t-1} W_{hi} + b_i) \quad (4)$$

망각 게이트를 통해 불필요한 정보를 잊고 입력 게이트를 통해 새로운 기억을 받기 위한 새로운 셀에 대한 계산 식은 다음과 같다. 망각 게이트의 출력값과 이전 상태의 기억 셀을 곱하여 정보를 잊어버리고 입력 게이트를 통해 얻은 새로운 기억을 받아들인다.

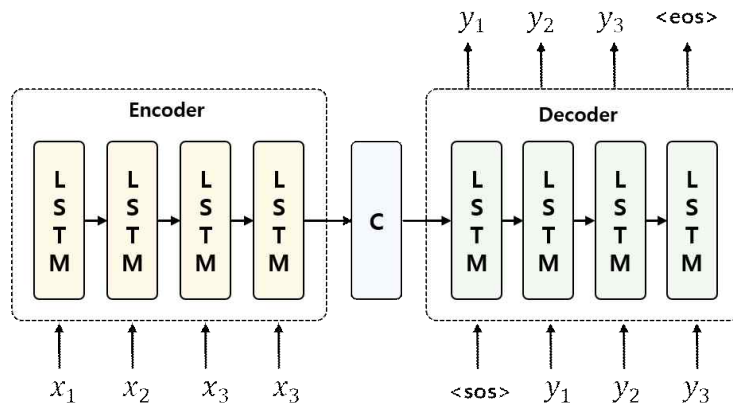
$$c_t = f \circ c_{t-1} + g \circ i \quad (5)$$

마지막으로 출력 게이트는 최종 은닉 상태인 h_t 를 계산한다. 출력 게이트는 입력값 x 값과 이전 시점의 은닉 상태가 시그모이드 함수를 통해 출력값 h_t 를 결정한다. 기억 셀 c_t 의 \tanh 함수를 지난 값과 출력 게이트에서 수행한 o_t 를 곱하여 h_t 가 계산된다. 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} o_t &= \sigma(x_t W_{x_o} + h_{t-1} W_{h_o} + b_o) \\ h_t &= o_t \circ \tanh(c_t) \end{aligned} \quad (6)$$

4. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence)

시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence, Seq2Seq)[10]는 순차적인 데이터를 사용하는 기계 번역에서 좋은 성능을 보였다. Seq2Seq는 인코더-디코더 구조를 사용한다. [20]에서 제안한 RNN 인코더-디코더 구조와 유사하지만, LSTM을 사용한다.



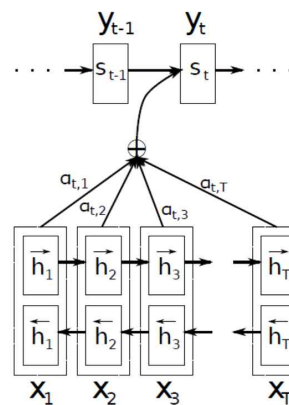
[그림 12] Seq2Seq의 Encoder-Decoder 구조[10]

[그림 12]은 Seq2Seq의 인코더-디코더 구조를 나타낸다. 인코더(Encoder)는 문장의 단어들(x)을 순차적으로 읽어와 하나의 컨텍스트 벡터(Context Vector, c)를 생성한다. 컨텍스트 벡터는 입력한 문장의 정보를 압축하며 입력 형태와 출력의 형태가 다를 때 출력의 형태를 쉽게 만들어주기 위해 사용한다. 컨텍스트 벡터는 디코더(Decoder)에 전송되고 디코더는 출력 단어를 순차적으로 출력한다.

5. 어텐션 메커니즘 (Attention Mechanism)

Seq2Seq 모델은 인코더를 통해 마지막에 나오는 출력값을 가지고 하나의 컨텍스트 벡터로 사용한다. 하지만 하나의 고정된 컨텍스트 벡터에 입력 데이터의 모든 정보를 함축하는 데 어려움이 있어 번역의 품질이 떨어진다는 문제가 있다. 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)은 입력 데이터의 모든 값을 사용하여 중요한 정보에 가중치를 줌으로써 Seq2Seq의 문제점을 해결하고자 한다[11]. 어텐션 메커니즘은 디코더가 단어를 출력하기 위해서 인코더의 입력 문장의 단어 모두를 참고한다. 입력 문장의 단어 중 현재 예측하고자 하는 단어와 연관이 있는 입력 단어에 집중하여 가중치를 주게 된다.

[그림 13]은 [11]에서 제안한 어텐션 메커니즘이다. h_t 은 시점 t 의 입력에 대한 은닉 출력값이다. $a_{t,n}$ 은 t 시점에 해당 n 번째 단어에 대한 가중치를 나타낸다. 즉, t 시점에서 단어를 예측하기 위해서 연관이 있는 단어에 가중치를 주어 사용하게 된다.



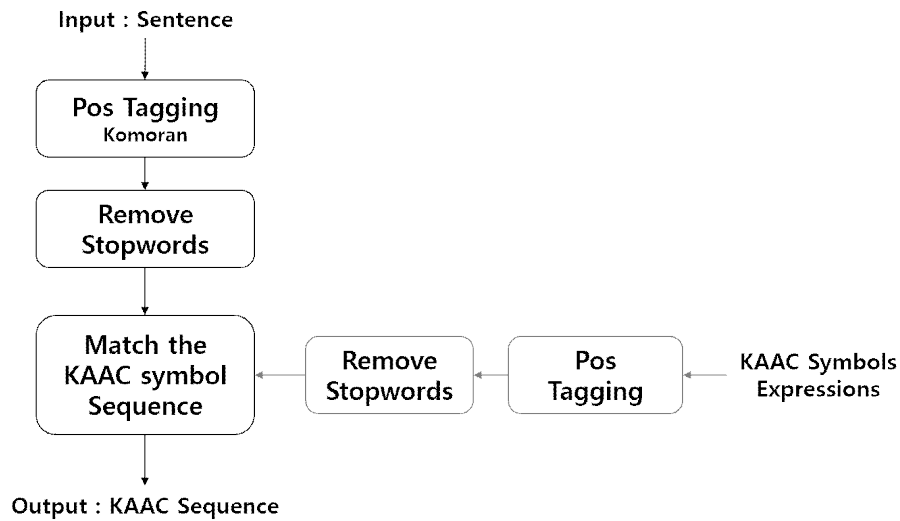
[그림 13] [11]의 어텐션 메커니즘

III. 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환과 한계

본 논문에서는 먼저 형태소 분석기를 사용하여 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환을 시도하였다. 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현은 [표 1]과 같다. 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현은 [표 1]의 상징 표현(symbol_expression)이다. 의미1은 상징 표현의 띄어쓰기와 마침표 등 문법을 수정한 문장이다. 대화 문장의 어휘가 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현과 일치할 경우 AAC 상징 시퀀스로 변환하였다.













symbol_id	symbol_name	symbol_expression	의미1	의미2	의미3	의미4	...	의미 10
1	TV보고 싶어요	TV보고싶어요	TV 보고 싶어요.	텔레비전 보고싶어요.	nan	nan	...	nan
3	가방(실내 화가방)	가방(실내화 가방)	가방	책가방	백	nan		nan
4	간식[001]	간식	간식	군것질	군음식	주전부리		nan
5	간식[002]	간식	간식	군것질	군음식	주전부리		nan
6	감사합니다	감사합니다	감사합니다.	고맙다.	감격하다.	감지덕지하다.		nan
7	같이놀고 싶어요	같이놀고싶어요	같이 놀고 싶어요.	함께 놀고 싶어요.	nan	nan		nan
8	같이놀자	같이놀자	같이 놀자.	함께 놀자.	nan	nan		nan
9	같이놀자 [201]	같이놀자	같이 놀자.	함께 놀자.	nan	nan		nan
10	고마워요	고마워요	고마워요.	감사하다.	은혜롭다.	nan		nan
...

[표 1] 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현



[그림 14] 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환

[그림 14]는 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 과정이다. 한국어 형태소 분석기 Komoran[21]을 사용하여 한국어 대화 문장의 단어들의 형태소를 추출하였으며 형태소 기반으로 조사, 어미 등을 제거하여 불용어 처리를 하였다. 한국형 AAC 상징 체계집의 어휘 표현도 동일한 형태소 분석기를 사용하여 형태소를 추출한 후 형태소 기반으로 조사, 어미 등을 제거하여 불용어 처리를 하였다. 불용어 처리를 한 문장의 단어와 단어의 형태소가 한국형 AAC 불용어 처리를 한 상징 표현과 상징 표현의 형태소가 일치하는 상징을 찾아 AAC 상징 시퀀스로 변환하였다. 예를 들어 “다리 아파” 문장을 전처리한 결과는 “(‘다리’, ‘NNG’), (‘아프’, ‘VA’)”이다. 전처리한 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 표현 중 “(‘다리’, ‘NNG’), (‘아프’, ‘VA’)” 혹은 “(‘다리’, ‘NNG’), (‘아프’, ‘VA’)”에 해당하는 상징이 존재할 경우 AAC 상징 시퀀스로 변환된다.

	문장	형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과
1	좋은 생각입니다	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 181 상징 표현 : 좋아</p> </div>
2	이만 구천 원이 에요	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 2349 상징 표현 : 원</p> </div>
3	많이 배고프구나	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 973 상징 표현 : 많이</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 69 상징 표현 : 배고파요</p> </div> </div>
4	너무 배가 고파	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 1893 상징 표현 : 너무</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 281 상징 표현 : 배</p> </div> </div>
5	피클은 좀 많이 주시면 안 돼요	<div style="display: grid; grid-template-columns: repeat(4, 1fr); gap: 5px;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 22%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 1869 상징 표현 : 피클</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 22%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 1019 상징 표현 : 얼음</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 22%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 48 상징 표현 : 더주세요</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 22%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 7154 상징 표현 : 안돼</p> </div> </div>
6	이게 신상품 맞 아요	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 3225 상징 표현 : 이거</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 45%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 684 상징 표현 : 맞았어요</p> </div> </div>

[표 2] 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과

형태소 분석기 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과 일부는 다음 [표 2] 이다. 상징 아이디는 상징의 고유 번호로 [표 1]의 상징 아이디(symbol_id)이다.

[표 2]의 3번 문장은 형태소 분석기 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과가 정확하게 나오는 것을 알 수 있다. 그 외 문장은 AAC 상징 시퀀스 변환 결과가 문장의 표현과 다르다. 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환은 아래와 같은 한계점들이 존재한다.

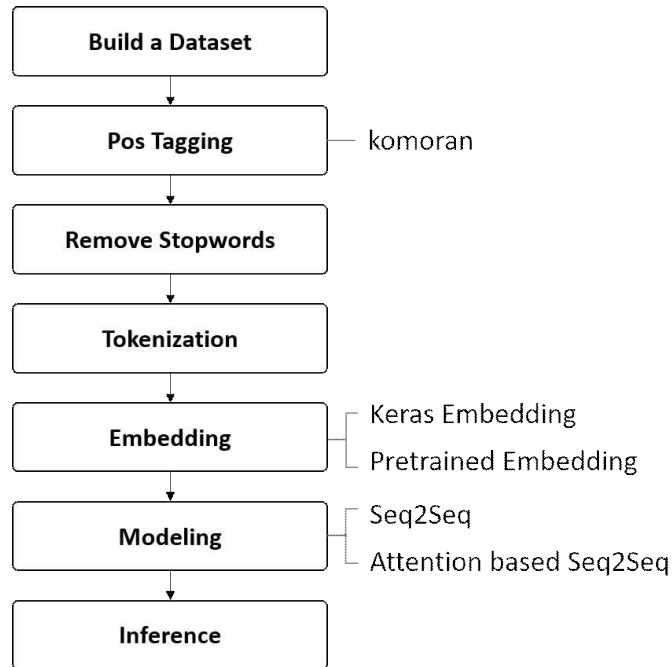
- 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 표현일 때 상징 시퀀스로 변환될 수 없다.[표 2]의 1번 문장의 “생각”은 한국형 AAC 상징 체계집에 존재하지 않는다. 이로 인해 “좋은 생각”이라는 문장에서 “좋은” 단어에 해당하는 상징 “좋아”로 변환되었으며 “생각”이라는 표현은 변환되지 않았다. 한국형 AAC 상징 체계집의 상징으로 모든 숫자를 표현할 수 없어 [표 2]의 2번의 “이만 구천” 숫자는 변환되지 않았다. [표 2]의 6번 문장 “신상품” 또한 한국형 AAC 상징 체계집에 존재하지 않아 변환되지 않았다. 이를 해결하기 위해 한국형 AAC 상징 체계집의 상징이 표현하는 다른 어휘를 찾아 태깅하였다. [표 1]의 의미2부터 의미10까지는 상징 표현의 다의어 혹은 상징 이미지가 표현할 수 있는 표현으로 수기로 입력하였다. 하지만 여전히 추가되지 않은 상징 표현에 대한 한계점은 해결되지 않았다.
- 문장의 어휘 표현이 상징 표현과 정확하게 일치하지 않는 경우 상징 시퀀스로 변환될 수 없다. [표 2]의 3번 “많이 배고프구나” 문장은 AAC 상징 시퀀스로 정확하게 변환되었다. 하지만 [표 2]의 3번 문장

“너무 배가 고파”의 “배가 고파” 표현은 “배고파요”의 의미를 지니지만 상징 표현과 정확하게 일치하지 않아 잘못된 상징 시퀀스로 변환되었다.

- 대화 문장을 고려하지 않고 변환되었기 때문에 의미에 적합하지 않은 상징으로 변환되는 경우가 발생한다. [표 2]의 2번 “이만 구천 원이에요” 문장의 “원”은 돈의 단위를 나타내는 단어이다. 하지만 문장의 문맥을 고려하지 않았기 때문에 돈의 단위인 “원” 상징이 아닌 동그라미 모양 “원” 상징으로 변환되었다. [표 2]의 4번 문장의 “배”는 사람의 신체 일부인 “배”를 나타내지만, 교통수단 “배”로 변환되었다.
- 상징 이미지를 고려하지 않아 문장에 적합하지 않은 상징으로 변환되는 경우가 발생한다. 예를 들어 [표 2]의 5번 문장의 “안 돼요”가 상징 “안돼”로 변환된 것을 볼 수 있다. 상징 “안돼”의 상징 이미지는 강아지에게 전달하는 명령어로 5번 문장 “피클은 좀 많이 주시면 안 돼요”에는 적합하지 않다. 실제로 AAC 사용자는 상징의 이미지를 이해하고 의사소통하기 때문에 5번 문장의 상징 시퀀스로 상징 “안돼”는 적절하지 않다.

형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환의 한계점을 해결하기 위해 본 논문은 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델을 크게 Seq2Seq와 어텐션 기반 Seq2Seq 딥러닝 기법으로 설계하고 구현하여 성능을 비교하였다.

IV. 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 설계



[그림 15] 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 설계

딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 설계는 [그림 15]와 같다. 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델의 학습을 위해 한국어 대화 문장과 한국형 AAC 상징 체계집을 사용하여 데이터를 구축하였다(Build a Dataset). 구축한 문장 데이터를 형태소 분석기를 통해 형태소를 추출(Pos Tagging)하고 불용어 처리(Remove Stopwords)를 하여 전처리 과정을 진행하였다. 전처리 과정을 거친 문장 데이터를 토큰화(Tokenization)하여 단어 임베딩(Embedding)을 진행했다.

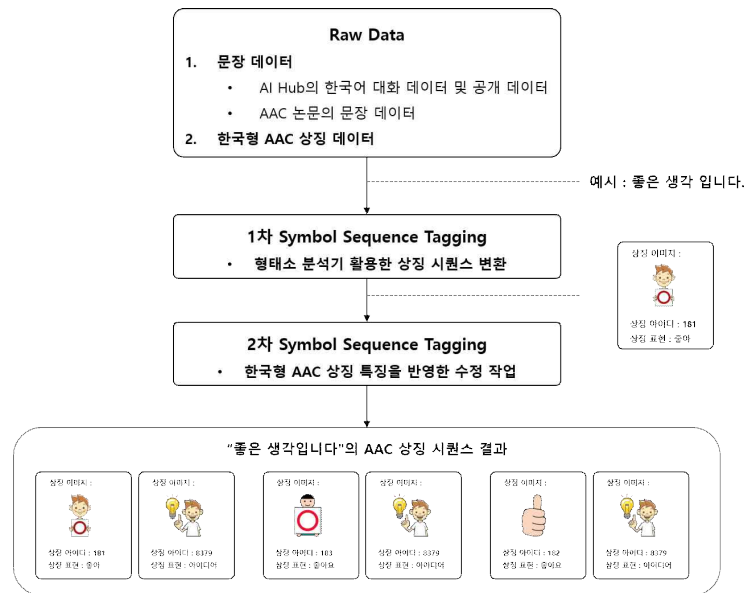
케라스에서 제공해주는 임베딩(Keras Embedding)[22]을 사용한 모델과 사전 훈련된 임베딩(Pre-trained Embedding)인 Word2Vec[23-24]을 활용한 모델의 두 가지를 비교하였다. 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델을 위해 Seq2Seq 모델과 어텐션 기반 Seq2Seq 모델 (Attention based Seq2Seq)의 두 가지를 비교 실험하였다.

본 논문에서는 단어 임베딩과 딥러닝 모델 각 2가지를 조합하여 총 4가지 딥러닝 모델을 구현하였다. 구현한 딥러닝 모델은 케라스 임베딩을 사용한 Seq2Seq 모델, 케라스 임베딩을 사용한 어텐션 기반 Seq2Seq 모델, 사전 훈련 임베딩을 사용한 Seq2Seq 모델, 사전 훈련 임베딩을 사용한 어텐션 기반 Seq2Seq 모델이며 4개 모델의 추론(Inference) 과정을 통해 각 모델의 결과를 비교하였다.

1. 학습 데이터 구축

딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 언어 장애인들이 문자, SNS, 메신저 등 모바일을 사용한 의사소통을 위한 모델로 한국어 대화 문장을 사용하였다. AI Hub[25]에서 제공하는 한국어 대화(Dialog) 데이터와 AI Hub의 공개 데이터(KETI)[26]에서 제공하는 일상 오피스 대화 데이터를 사용하였다.

AAC를 중재하기 위해서는 언어적 능력, 의사소통 수준 등 AAC 사용자를 고려해야 한다[4]. AAC 사용자를 위한 모델을 개발하기 위해 AAC 중재를 위한 어휘와 문장을 조사한 논문[27-30]으로부터 발췌하여 대화 문장 데이터를 구축하였다. 학습을 위한 문장 데이터의 개수는 총 9,473 문장이다. AAC 상징 시퀀스를 나타내기 위해 한국형 AAC 상징 체계집의 AAC 상징을 사용했다. AAC 상징 시퀀스는 한국형 AAC 상징 체계집 상징의 고유 번호인 아이디 값을 사용하여 표현하였다. 한국형 AAC 상징 체계집의 AAC 상징의 개수는 총 9,442개이다.

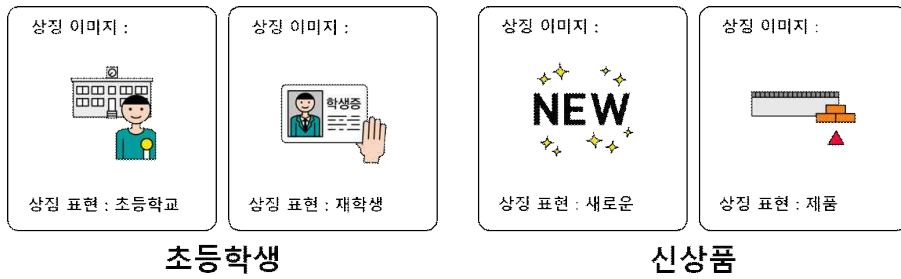


[그림 16] 학습 데이터 구축 과정

학습 데이터를 구축 과정은 [그림 16]과 같다. 한국어 대화 문장 데이터와 한국형 AAC 상징 데이터(Raw Data)를 가지고 3장에서 기술한 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델을 사용하여 한국어 대화 문장 데이터를 AAC 상징 시퀀스로 변환하였다(1차 Symbol Sequence Tagging). 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델의 한계점으로 인해 잘못 변환되거나 변환되지 않은 AAC 상징 시퀀스를 찾고 수정하였다(2차 Symbol Sequence Tagging). 예를 들어 [그림 16]의 예시 “좋은 생각입니다” 문장은 1차 상징 시퀀스 변환(1차 Symbol Sequence Tagging)으로 인해 형태소 분석기를 활용하여 “좋은”이라는 상징으로 변환되었다. 이후 변환되지 않은 AAC 상징 시퀀스에 대해 수정 작업(2차 Symbol Sequence Tagging)을 통해 문장의 상징 시퀀스로 변환하였다.

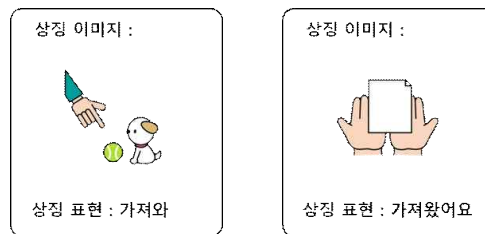
대화 문장의 문맥을 파악하고 상징 이미지를 고려하여 AAC 상징 시퀀스로 표현하였다. 한국형 AAC 상징 체계집의 상징으로 모든 대화 문장을 표현하기 어렵다. AAC 상징으로 표현될 수 없는 문장의 어휘는 가장 잘 표현할 수 있는 AAC 상징을 사용하여 대체하였다. 한국형 AAC 상징 체계집의 특징으로 인하여 학습 데이터를 구축하기 위해 고려한 사항은 다음과 같다.

- 한국형 AAC 상징 체계집은 주로 행위나 상태를 나타내는 상징 표현은 원형(기본형) 표현보다 활용형 표현을 사용하였다. 원형인 상징 표현이 부재할 경우 활용형 표현을 가진 상징을 사용하였다. 예를 들어 한국형 AAC 상징 체계집에는 원형 표현인 “가다” 상징은 없지만, 활용형 표현인 “가요” 상징이 존재한다. 문장의 “가다”를 의미하는 어휘는 “가요” 상징을 활용하였다. 높임말 상징이 부재할 때도 활용형 상징을 사용하였다. 예를 들어 “드려요”는 “주다”의 높임말이다. 하지만 한국형 AAC 상징 체계집에는 “드리다” 상징과 “주다” 상징 모두 존재하지 않았으므로 활용형 표현인 “주세요” 상징을 사용하였다.
- 표현하고자 하는 어휘가 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 경우 가장 비슷한 의미가 있는 상징을 사용하여 대체하였다. 예를 들어 [그림 17]의 “초등학생”은 “초등학교” 상징과 “재학생” 상징으로 표현하였으며 “신상품”은 “새로운” 상징과 “제품” 상징으로 표현하였다.



[그림 17] “초등학생”, “신상품” 대체 표현

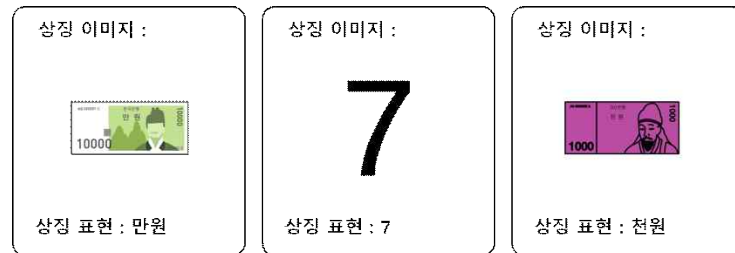
- AAC 상징 이미지를 고려하여 상황과 문장에 알맞은 상징을 사용하였다. 예를 들어 [그림 18]의 “가져와” 상징의 이미지는 강아지에게 가져오라고 명령을 하는 상징으로 사람이 사물을 가져오는 표현에는 적합하지 않다. 사람이 사물을 가지고 오는 상황을 표현하기 위해 “가져왔어요” 상징을 사용하였다.



[그림 18] “가져와”와 “가져왔어요” 상징

- 한국형 AAC 상징 체계집에는 0부터 100까지의 숫자 상징이 존재한다. 만약 해당 상징으로 표현할 수 없는 경우 자릿수마다 0~9 숫자 상징을 사용하여 표현하였다. 예를 들어 “93”을 표현하기 위해서 “93” 상징을 사용하였지만 “321” 숫자를 표현하기 위해서는 각 “3” 상징, “2” 상징, “1” 상징을 사용하였다.

- 돈을 나타내는 숫자 표현일 경우 화폐 단위의 상징을 사용하여 표현하였다. 예를 들어 [그림 19]의 “만 칠천 원”은 “만원” 상징, “7” 상징, 그리고 “천원” 상징을 사용하여 표현하였다.



만 칠천 원

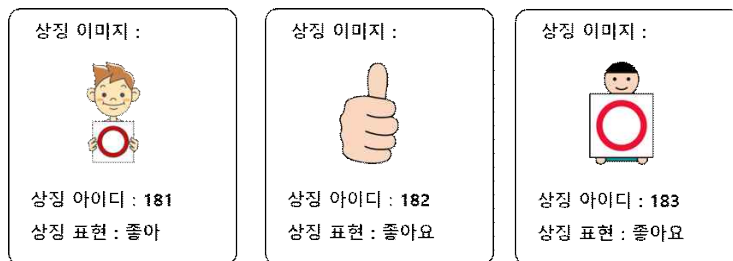
[그림 19] “만 칠천 원” 상징 시퀀스

한국형 AAC 상징 시퀀스를 포함한 학습 데이터의 개수는 총 140,759 개이다. [표 3]은 학습 데이터의 일부이다. 문장(sentence)은 입력 데이터이며 상징 아이디 시퀀스(id sequence)는 문장에 대하여 3장의 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 결과를 위에서 설명한 수정 작업을 거친 AAC 상징 시퀀스인 출력 데이터다.

sentence	id sequence
좋은 아침	182 3061
좋은 아침	183 3061
좋은 아침	181 3061
여기 카드로 결제할게요	5017 5238
여기 카드로 결제할게요	8399 5238
무슨 일 있으신가요	691
무슨 일 있으신가요	562
무엇을 도와드릴까요	563 54
무엇을 도와드릴까요	564 54
...	...

[표 3] 학습 데이터

한국형 AAC 상징 체계집은 하나의 상징 표현에 대해 여러 상징 이미지가 존재한다. AAC 사용자가 선택하는 상징에 따라 문장이 표현할 수 있는 AAC 상징 시퀀스가 달라진다. [표 3]의 “좋은 아침”일 경우 “좋은”을 표현하기 위해 “좋아요” 혹은 “좋아” 상징 표현을 가진 AAC 상징 모두 사용하여 나타낸다. [그림 20]에서 볼 수 있듯이 “좋아요” 표현을 가진 AAC 상징 두 개와 “좋아”라는 표현을 가진 AAC 상징 모두 “좋은 아침”을 표현하기 위해 사용될 수 있다. 즉, 세 개의 상징 모두 “좋은 아침”의 “좋은”을 표현하기 위해 적합한 상징이므로 한 문장 “좋은 아침”을 표현하는 상징 시퀀스가 세 개다.



[그림 20] “좋아요”와 “좋아” 상징 이미지

2. 데이터 전처리

AAC를 통해 의사소통하는 언어 장애인은 하나의 상징으로 의사를 표현할 뿐만 아니라 여러 개의 상징으로 문장을 구성하여 의사소통한다. 여러 개의 상징을 하나의 문장으로 만들 때 조사, 어미와 같이 앞의 말과 결합하는 형태소들이 사용되지 않는다. 그러므로 문장을 AAC 상징 시퀀스로 표현하기 위해 조사, 어미를 제외한 문장을 AAC 상징 시퀀스로 변환해야 한다. 조사와 어미를 삭제하기 위해 한국어 조사와 어미 목록[31]을 사용하였다. 총 조사 427개, 어미 742개이며 [표 4]은 조사와 어미 목록의 일부이다. 형태소 분석기는 Komoran[21]을 사용하였다. 형태소 분석기를 통해 조사와 어미로 판별되고 조사와 어미 목록에 존재하는 어휘를 삭제하여 불용어 처리를 진행하였다.

어미	조사
거나	가
거늘	같이
거니	같이나
거니와	같이는
거드면	같이는야
거드면은	같이는커녕
거든	같이도
거들랑	같이만
거들랑은	같이
건	고
건대	과
건넌	과는
건마는	과는커녕
건만	과도
...	...

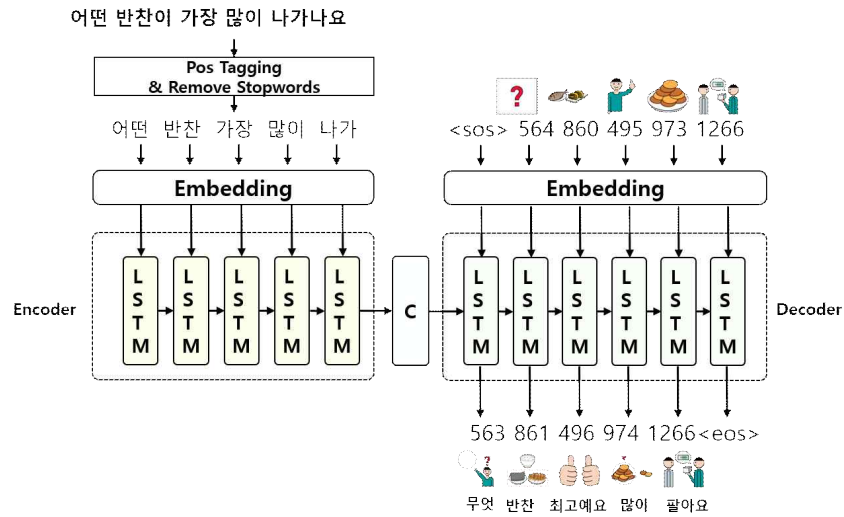
[표 4] 조사와 어미 목록

3. 딥러닝 기반 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델

본 논문은 Seq2Seq[10]와 어텐션 메커니즘[11]을 사용하여 대화 문장을 AAC 상징 시퀀스로 변환하고자 하였다. 입력은 한국어 대화 문장이며 출력은 한국형 AAC 상징 시퀀스이다. 한국형 AAC 상징 시퀀스는 한국형 AAC 상징 체계집의 상징 아이디로 표현된다. 한국어 대화 문장을 4.2장에서 설명한 형태소 분석기를 사용하여 불용어 처리(Pos Tagging & Remove Stopwords)를 하여 전처리 과정을 진행한다. 전처리한 문장 데이터는 토큰화하여 단어 임베딩(Embedding)을 진행한다. 단어 임베딩은 수치형 텐서를 다루는 딥러닝 모델을 위해 텍스트를 수치화(벡터화)하는 과정이다. 본 논문은 케라스에서 제공해주는 임베딩과 사전 훈련된 임베딩인 Word2Vec[23-24]을 활용하여 비교하였다.

본 논문은 딥러닝 기반 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델의 학습을 위해 Seq2Seq 모델과 어텐션 기반 Seq2Seq 모델(Attention based Seq2Seq)을 구현하여 비교하였다. 본 논문에서 구현하고 실험한 모델은 다음과 같이 네 가지이다.

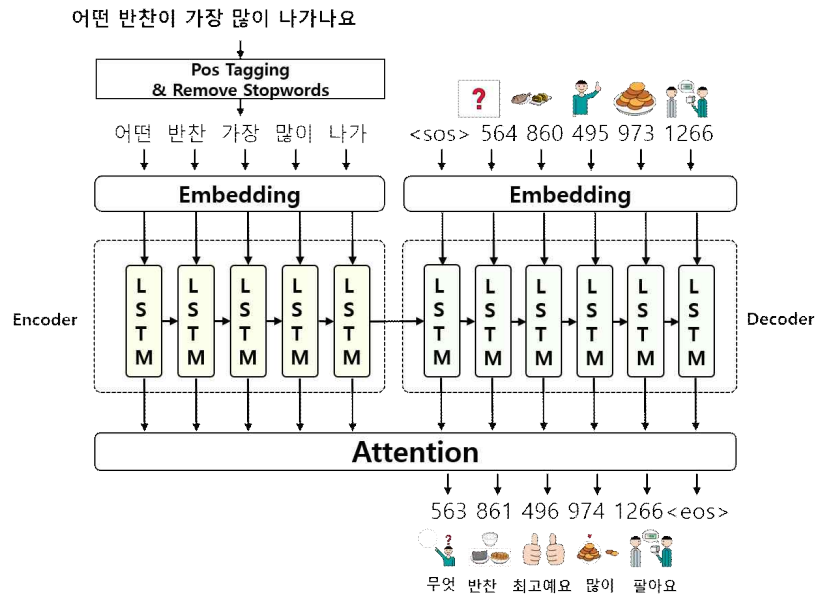
- Seq2Seq : Seq2Seq을 사용한 모델로 [그림 21]과 같으며 임베딩(Embedding)을 케라스의 임베딩으로 사용하였다.
- Seq2Seq using Word2Vec : Seq2Seq을 사용한 모델로 [그림 21]과 같으며 임베딩(Embedding)을 사전 훈련 학습된 임베딩 Word2Vec을 사용하였다.



[그림 21] Seq2Seq을 사용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델

Seq2Seq 모델은 인코더-디코더 구조로 이루어져 있으며 LSTM을 사용하여 구현하였다. 수치화(벡터화)된 입력 문장은 순차적으로 인코더에 입력된다. Seq2Seq 모델의 인코더는 입력 문장의 정보를 압축해주는 컨텍스트 벡터(c)를 출력한다. 컨텍스트 벡터는 디코더(Decoder)에 전송되며 이를 바탕으로 디코더는 예측된 한국형 AAC 상징을 순차적으로 출력한다.

- Attention based Seq2Seq : 어텐션 기반 Seq2Seq 모델로 [그림 22]와 같으며 임베딩(Embedding)을 케라스의 임베딩으로 사용하였다.
- Attention based Seq2Seq using Word2Vec : 어텐션 기반 Seq2Seq 모델로 [그림 22]와 같으며 임베딩(Embedding)을 사전 훈련 학습된 임베딩 Word2Vec을 사용하였다.



[그림 22] 어텐션 기반 Seq2Seq을 사용한 AAC 상징 시퀀스 변환 모델

어텐션 기반 Seq2Seq 모델도 인코더-디코더 구조로 이루어져 있으며 LSTM을 사용하여 구현하였다. 수치화(벡터화)된 입력 문장은 순차적으로 인코더에 입력된다. 어텐션 기반 모델의 디코더는 출력 상징을 예측하기 위해 인코더에서 입력된 문장 모두 참고하여 예측 단어와 연관에 있는 부분에 집중하며 출력 상징을 예측하게 된다.

V. AAC 상징 시퀀스 변환 모델 실험 및 평가

1. 실험 개요

Jupyter 노트북 개발 환경에서 개발하였으며 실험 환경은 다음 [표 5]와 같다.

	구분	사양 및 버전
H/W	CPU	Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU @ 4.20Hz 4.20GHz
	RAM	32.0GB
	GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti
S/W	OS	Windows 10 Pro
	Python	3.6.8
	Tensorflow	2.1.0
	CUDA	10.1

[표 5] 실험 환경

딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환을 위해 대화 문장을 한국형 AAC 상징 시퀀스로 표현하며 데이터를 구축하여 실험을 진행하였다. 구축한 데이터는 무작위로 섞어 전체 데이터의 80%는 학습용 데이터, 10%는 검증용 데이터, 10%는 테스트용 데이터로 사용하였다. 대화 문장 데이터는 전처리 과정을 거쳤으며 토큰화하여 단어 임베딩을 진행하였다. 본 논문은 케라스에서 제공해주는 임베딩과 사전 훈련된 임베딩 방법을 사용하였다.

본 논문에서는 Seq2Seq 모델과 어텐션 기반 Seq2Seq 모델(Attention based Seq2Seq)을 구현하여 결과를 비교하였다. 옵티마이저는 Adam[32]을 사용하였으며 손실 함수는 Sparse Categorical Cross Entropy를 사용했다. 에폭을 50으로 지정하였고 과적합을 방지하기 위해 조기 종료(Early Stopping)을 사용하였다. 4개 모델의 실험 결과를 통해 비교하고 분석하여 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델에 가장 적합한 모델을 선택하였다.

2. 실험 결과








본 논문이 구현한 딥러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델의 실험 결과는 다음 [표 6]와 같다.

모델	train		validation	
	accuracy	loss	accuracy	loss
Seq2Seq	0.9531	0.0983	0.9508	0.1067
Attention based Seq2Seq	0.9543	0.0888	0.9525	0.0952
Seq2Seq using Word2Vec	0.9555	0.0791	0.9534	0.0838
Attention based Seq2Seq using Word2Vec	0.9555	0.0731	0.9542	0.0832

[표 6] 딥러닝 기반 대화 문장 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 학습 결과

[표 6]의 결과를 통해 4개의 학습 모델 모두 약 0.95의 정확도(accuracy)를 나타내며 좋은 학습 결과를 보임을 알 수 있다. 어텐션 기반 Seq2Seq 모델(Attention based Seq2Seq)은 어텐션을 사용하지 않은

Seq2Seq 모델(Seq2Seq)보다 더 좋은 학습 결과를 보였다. 케라스의 임베딩을 활용한 모델(Seq2Seq와 Attention based Seq2Seq)보다 사전 훈련된 임베딩 Word2Vec을 사용하는 모델(Seq2Seq using Word2Vec과 Attention based Seq2Seq using Word2Vec)이 더 좋은 결과를 보였다.

Sentence		전부 얼마예요?	
Model	Seq2Seq	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 123 상징 표현 : 얼마예요 </div>	
	Attention based Seq2Seq	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 8648 상징 표현 : 전부 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 123 상징 표현 : 얼마예요 </div>
	Seq2Seq using Word2Vec	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 8648 상징 표현 : 전부 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 123 상징 표현 : 얼마예요 </div>
	Attention based Seq2Seq using Word2Vec	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 8648 상징 표현 : 전부 </div>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> 상징 이미지 :  상징 아이디 : 123 상징 표현 : 얼마예요 </div>

[표 7] “전부 얼마예요?” 문장 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 결과

딥러닝 기반 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 4개 모두 높은 학습 결과를 보였지만 Seq2Seq 모델 추론 결과는 Attention based Seq2Seq, Seq2Seq using Word2Vec, Attention based Seq2Seq using Word2Vec 모델보다 부정확한 결과를 보였다. [표 7]은 딥러닝 기반 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 4개의 “전부 얼마예요” 문장 추론(예측) 결과 예시이다. Seq2Seq 모델은 “전부” 어휘를 상징으로 변환하지 못하였지만, Attention based Seq2Seq, Seq2Seq using Word2Vec, Attention based Seq2Seq using Word2Vec 모델은 정확한 상징 시퀀스 결과로 변환하였다.

Seq2Seq 모델은 입력 문장을 요약하는 하나의 컨텍스트 벡터를 통해 출력을 예측하여 입력 문장의 모든 정보를 함축하는 데 어려움이 있다. 반면에 어텐션 기반 Seq2Seq 모델은 입력 문장 모두 사용하여 중요한 정보에 가중치를 주어 다음 단어를 예측하므로 어텐션 기반 Seq2Seq 모델이 Seq2Seq 모델보다 정확한 결과를 보인다. 단어 임베딩은 텍스트를 수치형 텐서로 수치화하는 과정이다. 사전 훈련된 임베딩은 한국어 데이터를 학습한 모델을 사용하여 한국어 단어의 문맥적 의미를 포함하여 수치화해주기 때문에 케라스에서 제공하는 임베딩을 사용한 모델보다 높은 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

	문장	딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과
1	좋은 생각입니다	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 181 상징 표현 : 좋아</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 8379 상징 표현 : 아이디어</p> </div> </div>
2	이만 구천 원이에요	<div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 20%;"> <p>상징 이미지 :</p> <p style="font-size: 2em;">2</p> <p>상징 아이디 : 2597 상징 표현 : 2</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 20%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 6345 상징 표현 : 만원</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 20%;"> <p>상징 이미지 :</p> <p style="font-size: 2em;">9</p> <p>상징 아이디 : 2679 상징 표현 : 9</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 20%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 6374 상징 표현 : 천원</p> </div> </div>
3	많이 배고프구나	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 973 상징 표현 : 많이</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 70 상징 표현 : 배고파요</p> </div> </div>
4	너무 배가 고파	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 3034 상징 표현 : 너무</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 70 상징 표현 : 배고파요</p> </div> </div>
5	피클은 좀 많이 주시면 안 돼요	<div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 15%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 1869 상징 표현 : 피클</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 15%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 4421 상징 표현 : 조금</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 15%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 1711 상징 표현 : 많이</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 15%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 188 상징 표현 : 주세요</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: 15%;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 577 상징 표현 : 안돼요</p> </div> </div>
6	이게 신상품 맞아요	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 3225 상징 표현 : 이거</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p> <p style="font-size: 1.5em;">NEW</p> <p>상징 아이디 : 9128 상징 표현 : 새로운</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 9152 상징 표현 : 제품</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;"> <p>상징 이미지 :</p>  <p>상징 아이디 : 5978 상징 표현 : 맞아요</p> </div> </div>

[표 8] 딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과

딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과의 한계점을 해결하였다. [표 8]은 어텐션 기반 Seq2Seq를 활용한 딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델 실험 결과 예시이다. 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과와 비교하기 위해 [표 2]와 동일한 문장의 결과로 나타내었다. 형태소 분석기를 활용한 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 결과는 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 어휘이거나 문맥을 파악하지 않아 다소 불안정한 결과를 보였다.

반면에 딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 어휘를 상징으로 변환하였으며 문맥을 파악하여 문장에 알맞은 AAC 상징으로 변환하였다. 딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 대화 문장과 문장의 상징 시퀀스를 학습하고 AAC 상징 시퀀스로 변환한다. 딤러닝 기반 대화 문장의 AAC 상징 시퀀스 변환 모델은 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 어휘여도 해당 어휘의 대체 표현과 문맥에 맞는 상징을 학습하였기 때문에 문장에 알맞은 AAC 상징을 예측한다.

예를 들어 [표 8]의 1번 문장의 “생각”은 한국형 AAC 상징 체계집에 없는 표현이지만 “아이디어” 상징으로 변환되었다. [표 8]의 2번 “이만 구천 원이에요” 문장도 데이터에 구축했던 특징을 반영하여 알맞은 한국형 AAC 상징 시퀀스로 변환되었다. [표 8]의 6번 문장의 한국형 AAC 상징 체계집에 존재하지 않은 “신제품” 어휘도 정확하게 변환됨을 알 수 있다. 문장의 어휘 표현이 상징 표현과 정확하게 일치하지 않을 때에도 상징 시퀀스로 변환되었다. 예를 들어 [표 8]의 3번 “배고프구나”와 4번

“배가 고파” 모두 “배고파요” 상징으로 변환되었다. 마지막으로 상징 이미지를 고려한 데이터로 인해 표현하고자 하는 의미에 맞는 상징으로 변환하였다. [표 8]의 5번 문장의 “안 돼요”가 강아지에게 전달하는 명령어 상징 “안돼”가 아니라 불가능함을 표현하는 “안돼요” 상징으로 변환되었다.

3. 실험 평가

1) BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)

BLEU(Bilingual Evaluation Understudy, BLEU)는 기계 번역을 한 결과와 사람이 번역한 결과와 유사도를 측정하여 기계 번역에 대한 성능을 측정하는 방법이다[33]. BLEU를 계산하기 위해서는 기계로 번역한 문장인 후보 문장(Candidate, c)과 사람이 번역한 문장인 참조 문장(Reference, r)을 사용한다.

BLEU는 보정 유니그램 정밀도(Modified Unigram Precision)을 사용하여 참조 문장을 통해 각 단어가 나타나야 하는 최대 개수를 지정하고 후보 문장의 단어가 참조 문장에 있는지 확인한 후 점수를 측정한다. BLEU는 문장의 단어 순서를 고려하기 위해 유니그램에서 n -gram으로 확장하여 보정 정밀도를 계산한다. n -gram으로 인해 후보 문장이 참조 문장보다 더 긴 경우 패널티를 받게 되며 후보 문장의 길이가 참조 문장보다 짧은 경우 패널티(Brevity Penalty, BP)를 계산한다. BLEU의 계산식은 다음과 같다.

$$BP = \begin{cases} 1 & \text{if } c > r \\ e^{(1-r/c)} & \text{if } c \leq r \end{cases} \quad (7)$$
$$BLEU = BP \times \exp\left(\sum_{n=1}^N w_n \log p_n\right)$$

2) BLEU 평가 결과

본 논문은 모델의 성능을 평가하기 위해서 BLEU를 사용하였다. 참조 문장들을 구성하기 위해 구축한 데이터에서 예측해야 하는 문장과 동일한 문장의 상징 시퀀스를 사용하였다. 본 논문의 실험한 모델의 BLEU 점수는 다음 [표 9]와 같으며 4개 모델 모두 대체로 0.70 이상이라는 좋은 성능을 보였다.

모델	BLEU
Seq2Seq	0.70
Attention based Seq2Seq	0.75
Seq2Seq using Word2Vec	0.79
Attention based Seq2Seq using Word2Vec	0.80

[표 9] 모델의 BLEU 점수 결과

Seq2Seq 모델의 BLEU 점수는 0.70, Attention based Seq2Seq 모델의 점수는 0.75로 Seq2Seq 모델보다 어텐션을 적용한 모델의 BLEU 점수가 더 높음을 알 수 있다. Word2Vec을 사용한 모델 Seq2Seq using Word2Vec 모델의 BLEU 점수는 0.79, Attention based Seq2Seq using Word2Vec 모델의 점수는 0.80으로 두 모델 모두 높은 성능을 보이나 Attention based Seq2Seq using Word2Vec 모델이 조금 더 좋은 성능을 가진다. 케라스의 임베딩을 활용한 모델 Seq2Seq와 Attention based Seq2Seq보다 사전 훈련된 임베딩 Word2Vec을 사용하는 모델 Attention based Seq2Seq using Word2Vec와 Attention based Seq2Seq using Word2Vec의 BLEU 점수가 높음을 알 수 있다.

BLEU 점수는 0~1 사이의 값으로 1에 가까울수록 후보 문장이 참조 문장과 매우 비슷함을 의미한다. [34]에서는 BLEU 점수가 0.3~0.4일 경우 양호한 결과를 보인 것으로 해석하며 0.4부터는 고품질 번역으로 해석한다. 본 논문의 4가지 모델 모두 0.70이라는 높은 점수로 대체로 우수한 품질을 지니며 특히 Attention based Seq2Seq using Word2Vec 모델의 점수가 0.80으로 가장 좋은 성능을 지닌다.

VI. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 문장을 보완대체의사소통에 익숙한 언어 장애인이 이해할 수 있도록 보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환하는 딥러닝 기반 모델을 제안하였다. 언어 장애인들은 글을 쓰고 읽기 어려워 문자, 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service, SNS), 메신저 서비스 등의 사용이 어렵다. 현존하는 보완대체의사소통 서비스는 상대방과 같은 공간에서 의사소통을 할 수 있도록 도와주는 서비스로 모바일을 통한 의사소통에는 한계가 있다. 문장을 언어 장애인들이 쉽게 이해할 수 있는 보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환함으로써 보완대체의사소통 사용자가 문자, SNS, 메신저 서비스 등 비대면 의사소통에 도움을 줄 수 있을 것이라 기대한다.

본 논문에서는 먼저 형태소 분석기를 활용하여 대화 문장을 보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환하였으며 결과를 통해 한계점을 확인하였다. 형태소 분석기를 활용한 대화 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환은 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집에 존재하지 않는 어휘나 상징 표현과 정확하게 일치하지 않는 어휘가 변환되지 않았다. 또한 문장의 문맥을 파악하지 않거나 상징의 이미지를 고려하지 않아 적합하지 않은 보완대체의사소통 상징 시퀀스로 변환되었다.

이러한 한계점을 해결하기 위해 본 논문은 딥러닝을 활용하여 대화 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델을 구현하여 실험하였다. 한국어 대화 문장과 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집을 사용하여 데이터를 구축하였으며 형태소 분석기 Komoran를 활용하여 불용어 처리

를 하였다. 케라스에서 제공하는 임베딩과 사전 훈련된 Word2Vec 임베딩 두 가지 임베딩 방법과 시퀀스-투-시퀀스 딥러닝 기법과 어텐션 기반 시퀀스-투-시퀀스 딥러닝 기법 두 가지를 조합해 총 4 개의 모델을 구현하여 실험하였다. 4개 모델의 각 실험 결과를 비교하고 BLEU 점수를 사용하여 성능을 평가하였다. 4개 모델 모두 0.70 이상으로 높은 점수를 보였으며 Word2Vec을 활용한 어텐션 기반 시퀀스-투-시퀀스 모델이 0.80으로 가장 높은 성능을 보였다.

향후 수행해야 할 연구로는 다양한 보완대체의사소통 상징의 개발이 이뤄져야 한다. 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집에는 약 10,000개의 상징이 존재하나 의사소통에 필요한 어휘를 모두 표현하는 데 있어 한계가 존재한다. 또한 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집의 상징은 일반적인 상황보다 하나의 특정 상황에서만 쓰일 수 있는 상징들이 존재한다. 예를 들어 현재 한국형 보완대체의사소통 상징 체계집의 “어때요” 상징은 음식의 맛, 상태 등에 대한 의견을 물어보는 상징만 존재한다. 하지만 “어때요” 상징은 음식 외 다른 것에 대한 상태, 성질, 모양 등 상대방의 의견을 물어볼 때 사용할 수 있어야 하므로 일반적인 의견을 물어보는 상황에서 사용할 수 있는 “어때요” 상징의 개발이 이뤄져야 한다.

본 논문의 딥러닝 기반 대화 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델을 언어 장애인들이 사용할 수 있도록 데이터 검증 연구와 서비스 개발이 필요하다. 언어 장애인들이 자주 사용하는 대화 문장과 이를 나타내는 상징 시퀀스 데이터에 대해 특수교육 전문가의 검증 연구가 필요하다. 언어 장애인들이 일상생활 속에서 사용하기 위해 딥러닝 기반 대화 문장의 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델을 적용한 보완대체

의사소통 서비스를 개발하고 실제 적용을 위한 검증 연구가 이뤄져야 한다.

실제 AAC 사용자와 비장애인과의 대화 데이터를 사용하여 이전 대화를 통해 사용자가 자주 사용하는 보완대체의사소통 상징을 파악하고 변환해주는 연구가 진행되어야 한다. 보완대체의사소통 상징은 동일한 표현에 대해 다양한 상징이 존재하여 사용자가 선호하는 상징이 다를 수 있다. 이는 사용자의 선호도를 학습하고 사용자가 자주 사용하는 상징이 무엇인지 파악함으로써 맞춤형 보완대체의사소통 상징 시퀀스 변환 모델로 발전시킬 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [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] E. Park, "Using AAC in Special Education," *AAC Research & Practice*, vol. 2, no. 2, p. 131, 2014.
- [3] "American Speech-Language-Hearing Association(ASHA)". *Augmentative and Alternative Communication (Practice Portal)* [Online]. Available: www.asha.org/Practice-Portal/Professional-Issues/Augmentative-and-Alternative-Communication/ [Accessed: 1-Nov-2020].
- [4] Y. T. Kim, "Using AAC for Children with Speech-Language Disorders," *AAC Research & Practice*, vol. 2, no. 1, 2014.
- [5] H.-J. Yun and H.-J. Park, "Use of Mobile Messengers through Connection of AAC with Kakao Talk," *AAC Research & Practice*, vol. 3, no. 2, p. 167, 2015.
- [6] J. Park, E. Park and Y. Pyo, "A review of literacy interventions for AAC Users," *Communication Sciences & Disorders*, vol. 13, no. 2, p. 308-327, 2008.
- [7] K. Kim, N. Lee, J. Kim, and J. Lee, "Reported cases for the development of AAC teaching materials for literacy," *AAC Research & Practice*, vol. 4, no. 2, p. 97, 2016.
- [8] S. Yang, and K. Han, "The effect of adapted picture books reading

- intervention based on direct instruction and repeated choral reading using augmentative and alternative communication on the reading ability of a student with moderate intellectual disability”, *The Journal of Special Children Education*, vol. 21 no.2, p.73-102. 2019.
- [9] Park, E. H., Kim, Y. T., Hong, K. H., Yeon, S. J., Kim, K. Y., & Lim, J. H. (2016). Development of Korean Ewha-AAC symbols: validity of vocabulary and graphic symbols. *AAC Research & Practice*, 4(2), 19-40.
- [10] I. Sutskever, O. Vinyals, and Q. V. Le, “Sequence to sequence learning with Neural Networks,” *arXiv [cs.CL]*, 2014.
- [11] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” *arXiv [cs.CL]*, 2014.
- [12] Y. Jang and K.-H. Hong, “An HTML5 based AAC board making system,” *KIISE Transactions on Computing Practices*, Vol. 21, No. 5, pp. 365-372, 2015.
- [13] “마이토키,” *Mytalkie.co.kr*. [Online]. Available: <http://www.mytalkie.co.kr/>. [Accessed: 10-Oct-2020].
- [14] “나의AAC 종합정보사이트,” *Myaac.co.kr*. [Online]. Available: <http://www.myaac.co.kr/web/>. [Accessed: 10-Oct-2020].
- [15] C.-J. Park, Y.-H. Kim, Y. Jang, U. G.R, and H.-S. Lim, “An AI Service to support communication and language learning for people with developmental disability”, *Journal of the Korea Convergence Society*, vol. 11, no. 6, pp. 51 - 57, 2020.
- [16] S. Goki, *밑바닥부터 시작하는 딥러닝 2 [Deep Learning from scratch 2]*. Seoul: Hanbit Media, 2019.

- [17] T. Mikolov, M. Karafiát, L. Burget, J. Cernocký, and S. Khudanpur, “Recurrent neural network based language model,” in *INTERSPEECH*, 2010, pp. 1045 - 1048.
- [18] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi, “Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult,” in *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 157 - 166, 1994.
- [19] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735 - 1780, 1997.
- [20] K. Cho et al., “Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation,” *arXiv [cs.CL]*, 2014.
- [21] “KoNLPy: 파이썬 한국어 NLP - KoNLPy 0.5.2 documentation,” Readthedocs.io. [Online]. Available: <https://konlpy-ko.readthedocs.io>. [Accessed: 15-Nov-2020].
- [22] “Embedding Layers - Keras Documentation,” Keras.io. [Online]. Available: <https://keras.io/ko/layers/embeddings/>. [Accessed: 29-Nov-2020].
- [23] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, “Efficient estimation of word representations in vector space,” *arXiv [cs.CL]*, 2013.
- [24] K. Park, “wordvectors.” [Online]. Available: <https://github.com/Kyubyong/wordvectors>. [Accessed: 30-Nov-2020].
- [25] “AI Hub,” Aihub.or.kr. [Online]. Available: <https://aihub.or.kr/>. [Accessed: 15-Nov-2020].
- [26] “인식기술-언어지능,” Aihub.or.kr. [Online]. Available: https://aihub.or.kr/keti_data_board/language_intelligence. [Accessed:

15-Nov-2020].

- [27] 천춘경, “보완·대체 의사소통(AAC)체계 활용을 위한 지역 사회 중심의 기초 어휘 및 문장 조사,” 단국대학교, 서울, 2000.
- [28] 김수미. “AAC를 활용한 함께 책 읽기 중재가 복합의사소통장애 학생의 의미 관계 표현과 어휘다양도 변화에 미치는 효과.” 국내석사학위논문 창원대학교, 2019. 경상남도
- [29] E.-H. Park, “Core vocabulary for nonverbal elementary school students with cerebral palsy,” *Korean Journal of Special Education*, vol. 13, no. 1, pp. 91 - 115, 1996.
- [30] 이정은, 박은혜, “보완·대체의사소통체계 적용을 위한 상황 중심 핵심어휘 개발 연구,” *Journal of Rehabilitation Research*, vol. 4, no. 1, pp. 96 - 122, 2000.
- [31] *Kookmin.ac.kr*. [Online]. Available: <http://nlp.kookmin.ac.kr/data/han-dic.html>. [Accessed: 7-Nov-2020].
- [32] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *arXiv [cs.LG]*, 2014.
- [33] 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.
- [34] “Evaluating models,” *Google.com*. [Online]. Available: <https://cloud.google.com/translate/automl/docs/evaluate>. [Accessed: 30-Nov-2020].

ABSTRACT

Translation from Text Sentence into AAC Symbol Sequences using Deep Learning

Lee Ju Hyun
Department of Computer Science
Graduate School of
Sungshin University

Augmentative and Alternative Communication (AAC) helps people with language impairment. AAC users use AAC symbols to represent a word or sentence that they want to express. AAC services help AAC users to communicate with other people who are in the same location. Having difficulty in reading and understanding the written text, AAC users have trouble using text messages, SNS(Social Network Service), and messengers on mobile devices such as smartphones, tablets, and so on. It is hard to communicate between non-disabled people and AAC users since non-disabled people use sentences using letters, while AAC users use AAC symbols to communicate.

In this paper, we suggest a model that translates a dialogue sentence into an AAC symbols sequence using deep learning. First,

we tried to translate text sentences into AAC symbol sequences by using a morphological analyzer. But there are many mismatches between the translated sequences and the source text sentences. Also, if there is no AAC symbols corresponding to the words in the sentence, the sentence could not be translated into AAC symbol sequences.

To solve the problems of the translation of the morphological analyzer, we implemented the models based on deep learning to translate a sentence into the suitable AAC symbol sequences. For translation from sentences into AAC symbol sequences using deep learning, we built a data set with Korean dialogue sentence data and the Korean AAC Symbol System. We implemented four deep learning models by combining two different methods of embedding - Keras embedding and pre-trained Word2Vec embedding - with two deep learning models - sequence-to-sequence models with or without attention. We measured the performance of the four models with the BLEU(Bilingual Evaluation Understudy) score. All four models had a high performance of 0.70 scores or higher and the attention-based sequence-to-sequence model using Word2Vec showed the highest performance with a 0.80 score.