

## I. 서론

20세기 초, 페르디낭 드 소쉬르(Ferdinand de Saussure)는 언어를 구조화된 기호 체계로 파악하는 관점을 제안하며 근대 언어학의 토대를 확립했다. 그가 '일반언어학 강의'에서 강조한 핵심 개념은 기표와 기의의 상관성을 통해 기호와 인간 사고의 관계를 언어 구조 안에서 해명하는 것이었다. 이러한 시도는 통합관계와 연합관계라는 축을 통해 기호 내 사상들의 관계를 체계적으로 이해하는 것으로 이어졌고, 이 개념적 토대는 이후 미셸 푸코, 자크 라캉, 클로드 레비-스트로스, 자크 데리다 등 20세기 구조주의 및 후속 사상가들에게 커다란 영향을 미쳤다. 그 결과 언어학은 물론, 사회과학 전반에 걸쳐 기호 구조를 분석하는 소쉬르의 독창적 관점이 정착하고 확장되었다. 촘스키 등에 의해 이론적 한계가 지적되기는 하였으나, 소쉬르의 유산은 뇌의 언어 처리 기작을 밝히기 위한 신경과학적 방법론 및 인지과학적 연구로 계승될 여지가 여전히 존재하며, 이를 통해 기호와 사고의 연관성이 실증적으로 밝혀질 것을 기대할 수 있다.

한편, 현대 NLP (Natural Language Processing) 기술의 비약적 발전은 ChatGPT 등 언어 모델을 일상 속으로 끌어들었다. 이들의 언어 능력은 겉보기에는 인간의 그것과 동일하기에, 학문적·실용적 측면에서 비교 및 분석되어야만 한다. 이들은 언어의 내부 구조를 직접 이해하지 못한 채 통계적 패턴에 의존한다는 점에서 '확률론적 앵무새(stochastic parrot)'(Bender et al., 2021-03)라고 불리기도 하지만, 언어 구조에 대한 이해와 기술적 구현은 여전히 밀접히 연관되어 있다.

본 보고서는 소쉬르가 '일반언어학 강의'에서 제안한 기호의 개념적 프레임을 현대적 관점에서 재해석하고, 이를 바탕으로 인간의 언어 능력과 인공지능의 그것의 이론적·기술적 접점을 검토한다. 특히 기호 체계와 인간 사고의 긴밀한 연계성이 언어 이해 및 생성 과정에서 어떤 의미를 갖는지 살피며, 현대의 신경과학·인지과학적 성과를 토대로 인간 언어 능력의 독창적 가치를 재발견하고 인간과 인공지능의 언어 활동에 드러나는 보편적 특성을 학술적으로 고찰한다. 궁극적으

로 이러한 학제간 접근을 통해서 언어 이해와 생성에 대한 이론적, 기술적 통합 가능성을 모색하고자 한다.

## II. 음성의 생성과 이해

소쉬르는 '발화 연쇄'를 통해 개념이 청각영상으로 치환되고, 이 신호가 발성 기관을 거쳐 공기 중으로 전달된 뒤 청자로 하여금 동일한 개념을 재구성하게 하는 일련의 과정을 제시했다. (De Saussure, 2022 pp. 49-51) 즉, 발화자 안에서 개념과 대응하는 청각 이미지를 떠올리는 심적 작용, 이 자극을 발성기관으로 전달하는 생리적 작용, 그리고 실제 공기 진동으로 이어지는 물리적 작용이 연속적으로 연결된다고 본 것이다. 반대로 청자는 공기 중에 전파된 음파를 청각기관을 통해 수용하고 이를 생리학적, 신경적 과정을 거쳐 다시 개념으로 환원시킨다. 이러한 구조는 음향음성학, 청취음성학, 신경언어학 등 현대적 연구 분야를 통해 실증적으로 이해되고 있으며, 각 단계를 구성하는 메커니즘의 해명이 진행되고 있다.

한편 이러한 전통적 발화 연쇄 개념은 현대 인공지능 음성 기술과 대조해볼 수 있다. TTS(Text-To-Speech) 모델은 문자 시퀀스를 입력받고, 내부 알고리즘을 통해 특정 음성 신호를 생성함으로써 발화 연쇄를 기계적으로 구현한다. 반대로 ASR (Automatic Speech Recognition) 모델은 연속적인 음향 신호로부터 언어적 기호를 추출해 내면서 개념의 재구성을 시도한다. 즉, 이들은 소쉬르의 '발화 연쇄'가 묘사한 기표와 기의 사이의 변환 과정을 다른 방식으로 재현함으로써, 언어 기호가 물리적 신호와 개념적 의미 사이를 어떻게 오갈 수 있는지 공학적으로 재해석할 기회를 제공하고 있다. 이제 각각의 과정을 보다 구체적으로 비교해보자.

### II. a. 인간 발화자와 TTS 모델

인간의 경우, 음성 생성은 뇌의 언어 중추에서 시작된다. 발화하고자 하는 바는 베르니케 영역 등 언어 중추에 의해 구조를 이루고, 이에 따라 브로카 영역에서 운동 계획을 조직한다. 이 일련의 신호들은 신경계를 통해 발성 기관에 전달되고, 실제 공기 진동을 일으키는 생리적 작용을 거친다. 결과적으로 발화자는 '개념-언어기호-발성기관-음향'이라는 일련의 경로를 통해 의미를 '외화(外化)'한다.

한편 인공지능 음성 생성 모델은 텍스트 형태로 주어진 언어 기호를 알고리즘

에 따라 언어의 추상적 표상으로 '인코딩'한다. 이러한 잠재적(latent) 정보는 디코더에서 다시 음향적 정보로 '디코딩'되며, 파형 합성기 등을 매개체로써 음성 데이터로 합성된다. 즉, 인간의 발화와 TTS 모델의 오디오 합성은 모두 언어 기호를 매개로 한 관념의 '인코딩-디코딩' 과정으로 이해될 수 있으며, 여기서 우리는 이들 간의 유사성을 발견할 수 있다.

## **II. b. 인간 청자와 ASR 모델**

이의 역인 음성의 이해 과정을 살펴보자. 인간의 경우, 외부에서 전달된 음파가 고막을 통해 기계적 진동으로 변환된다. 이후 신호는 청신경을 통해 청각 피질과 언어 중추에 전달되어 추상적인 개념을 재구성 하는 데 이른다. 한편 음성 인식 모델은 입력된 음향 신호로부터 특성을 추출하고, 이를 다시 언어로 디코딩함으로써 '음향-언어기호-개념'이라는 역방향 변환을 수행한다. 보다 개별적인 예시를 통해 이들 유사성의 논의를 심화할 수도 있다.

예컨대, 오디오 데이터의 처리에 사용되는 스펙트로그램 분석은 '푸리에 변환'이라 불리는 수학적 방법을 이용한다. 이로써 진폭(amplitude-domain)의 정보를 담은 하나의 음향 덩어리(envelope)는 주파수 정보(frequency-domain)의 미세 구조로 해체 및 재구성된다. 이는 코르티 기관에 내재된 유모세포를 이용해 음향 정보를 주파수 단위로 분석하는(Gijung, 2012) 과정과 그 방식이 크게 닮아 있다.

또한, Wav2Vec 2.0의 학습 과정을 보아도 인간의 청취 원리와 매우 유사함을 알 수 있다. 위 모델은 여러 층으로 이루어져 있는데, 쉽게 말해서 이들은 각각 음성 데이터의 특징을 추출하고, 과거 학습된 데이터 목록 중 특성에 상응하는 사상을 인출하며, 이를 맥락 정보와 비교하며 빈칸을 채우듯이 반복 학습한다. (Baevski et al., 2020) 이는 청자가 이해하는 언어의 음운론, 그리고 발화의 맥락 정보에 따라, 소리의 음향적 특징에 대응되는 음소 나열을 표상하게 되는 인간의 청취 과정과 상당히 비슷하다.

## **II. c. 통섭**

정리하자면 인공지능은 인간과 달리 일련의 과정에서 생리학적·신경학적 기전 대신 확률적 패턴 인식과 기계 학습 기반의 인공신경망 구조를 통해 발화 연쇄를

재구성하고 있다. 그러나 이러한 차이는 뇌(wet-ware)의 전기화학적 작용에 기반하느냐, 컴퓨터(dry-ware)의 수학적 연산에 의존하느냐 하는 방법론적 차이일 뿐, 인간과 인공지능은 저마다의 방식과 메커니즘을 통해 소쉬르의 발화 연쇄를 공통적으로 완성해 나간다. 즉, 공학적으로 인공지능의 음성 처리를 개선하려 한다면 인간의 음성 처리에 대한 이해가 선행되어야 하며, 반대로 인공지능의 언어 처리 과정을 들여다 봄으로써 음성이 어떻게 개념과 연결되고 다시 분해되는지 실마리를 얻을 수도 있다.

### III. 기의의 이해

소쉬르의 언어관에서 단어란 단순히 대상의 이름을 나타내는 독립적 표찰 같은 것이 아니다. 오히려 거대하고 복잡한 언어 체계 내에서 다른 사상과의 관계를 통해 끊임없이 재정의되는 상대적인 존재로 이해된다. 그에게 있어 단어와 같은 언어 단위는 '기표(signifiant)'와 '기의(signifié)'가 결합된 하나의 기호(sign)로 정의된다. 예컨대 '나무'라는 기표는 우리 언어 공동체에서 '나무'라는 개념과 연결돼 있을 뿐이다. 이 결합 자체는 자의적이며 사회적 약속에 의해 유지된다. (De Saussure, 2022)

#### III. a. 연합관계와 임베딩 벡터

소쉬르에 따르면, 문장 내에서 하나의 단어는 같은 자리에 놓일 수 있는 다른 단어와의 대체 가능성을 통해 스스로의 의미나 기능을 공고히 한다. 즉, 연합관계 내의 단어는 유사하거나 반대되는 다른 단어들과 대조되고, 그 차이를 통해서 자신의 언어 가치를 확립한다. fMRI 등을 이용한 현대의 신경언어학적 연구들은 어떠한 정보가 뇌의 특정한 위치에 자리잡는 것이 아니라, 분산 표상으로서 저장된다고 말한다. (Rissman & Wagner, 2015; Yu-Ping et al., 2016) 예컨대 인간이 '사과'라는 언어 자극에 노출되었을 때, 한 부분의 영역만 활성화되는 것이 아니라 유사한 단어, 색, 냄새 등 '사과'와 관련된 개념의 '의미 네트워크(semantic network)'가 점화되는 것이다. 뇌 차원에서 여러 노드가 연결된 거대한 관계망이 존재한다는 사실은 우리로 하여금 소쉬르의 연합관계를 떠올리게 한다.

그렇다면 인공지능은 단어의 의미를 어떻게 이해하는가? 먼저 컴퓨터가 언어

단위를 문자열 그대로 활용한다면, 우리가 전혀 모르는 언어의 단어를 접한 때처럼 겁질만 남은 기표만으로 그것의 의미를 파악하려는 것과 같을 것이다. 때문에 우리는 단어의 특성을 나타내는 숫자 데이터를 추출하여 학습시키고, 이 과정을 '임베딩'이라 부른다. 전통적 단어 임베딩에서 단어는 고유한 인덱스로 취급되었지만, 최근 딥러닝 기법에서는 단어를 벡터 공간에 매핑하여 맥락적 특성을 숫자로 표현한다. 각각의 언어 사항이 고차원의 벡터 공간 속에서 산재하며 서로 다른 사상과 대립한다는 점에서, 다시금 소쉬르의 언어관과 공명하고 있다.

이렇게 학습된 단어의 임베딩 벡터는 단어가 등장하는 문맥의 특성을 반영하며, 유사한 문맥에서 함께 나타나는 단어들은 벡터 공간상에서 가깝게 위치하여 강하게 연관된다. 이는 연합관계의 통계학적 구현으로 볼 수 있다. 이러한 특성으로 인해 나타나는 흥미로운 특징도 있다. 본 연구자는 이전에 BERT 모델과 SimLex-999 데이터셋에 대해 진행한 연구에서, BERT 임베딩이 유관성을 포착하는 데는 탁월했으나 유사도를 파악하는 데는 부진함을 확인했다. 또 모델의 작동 원리에 따라 상이하긴 하지만, 단어 쌍의 유사성과 유관성 등을 지표로 임베딩 모델을 평가하고자 한 선행 연구에서도 엇비슷한 결과를 볼 수 있었다. (Wang et al., 2019) 달리 말해 'easy'와 'difficult'는 반의어 관계로 유사도가 매우 낮아보이지만, 실제로 두 단어가 등장할 수 있는 문맥은 매우 비슷하므로 벡터 상에서 가깝게 위치한다는 것이다.

### III. b. 통합관계와 시퀀스 모델

발화 내에서 단어는 시간적·선형적으로 연결된다. 어떠한 문장을 구성하고 있는 각각의 사항들은 시공간적 배열을 구성함으로써 문장의 의미를 조직한다. 따라서 통합관계는 전후의 요소들으로써 특정한 위치에 현상될 수 있는 연합체를 제한하는 역할을 수행한다. 이는 문장 내에서 단어가 순차적으로 제시될 때, 뇌가 시간적 흐름에 따라 각각의 단어를 처리하고 앞선 단어들과 연관 지어 문장의 전체적 의미를 구성하기 때문이다.

마찬가지로 단어가 문장 내에서 순서대로 나타날 때, 인공지능 모델은 문맥을 바탕으로 다음 단어를 예측하기 위해 RNN, LSTM, Transformer 등 시계열 정보를

처리할 수 있는 구조를 활용한다. 이 시퀀스 모델링이 바로 통합관계를 반영하는 기법으로, 모델은 단어의 순서적 연결을 통해 문법적·의미적 일관성을 학습한다. 예시로 'It is a \_\_\_ task.'라는 문장을 가정해보자. 이 문장 속 'it', 'is', 'a', 'task'라는 빈칸 전후의 요소들은 빈칸에 현상될 수 있는 연합관계의 목록을 통합적으로 (syntagmatic) 제한하고 있다. 또, 빈칸에는 의미적으로 유관한 'simple', 'difficult', 'complex' 등의 계열체(paradigm)가 떠오르게 된다. 이는 인공지능의 문장 생성에서도 완전히 동일하게 작용한다. 앞서 언급한 필자의 기존 연구에서 BERT 모델에 동일한 문장을 입력하자, 아래의 결과를 출력했다. 즉, 앞뒤 요소와의 통합관계가 제공하는 문맥 정보에 상응하는 계열체를 통계확률적으로 생성해낸 것이다.

```
[{'score': 0.2999466061592102, 'token': 3722, 'token_str': 'simple', 'sequence': 'it is a simple task.'},
{'score': 0.21883328258991241, 'token': 3697, 'token_str': 'difficult', 'sequence': 'it is a difficult task.'},
{'score': 0.03543355315923691, 'token': 3375, 'token_str': 'complex', 'sequence': 'it is a complex task.'},
{'score': 0.028422364965081215, 'token': 2524, 'token_str': 'hard', 'sequence': 'it is a hard task.'},
{'score': 0.02178351767361164, 'token': 8552, 'token_str': 'complicated', 'sequence': 'it is a complicated task.'}]
```

#### IV. 결론

이 글에서는 기표(청각영상)와 기의(개념)의 두 축을 중심으로 하여 소쉬르의 언어관, 현대의 신경언어학, 그리고 인공지능 언어 처리 과정과 이에 작용하는 핵심 기작을 살펴보았다. 이들은 서로 다른 방법론을 취하면서도 공통적으로 '관계망'을 핵심 구조로 삼고 있다는 점이 부각되었다. 즉 이들의 관점은 상호배타적이라기보다 상호보완적이다. 소쉬르 언어학은 이 관계망의 개념적 토대를 닦았고, 신경언어학은 뇌 수준에서 관계망을 실증하며, 인공지능은 이를 수학적 모델로 구현하고 확장해 나간다. 결국 언어의 복합성을 파악하기 위해서는 이들이 교차하는 지점에서 하나의 기호가 다른 기호, 문맥, 그리고 의미 네트워크와 관계하는 방식을 구체적으로 탐구해야 한다. 이를 통해서야 언어에 대한 더 깊은 통찰도 가능해질 것이다.

## References

- Anderson, A. J., Kiela, D., Binder, J. R., Fernandino, L., Humphries, C. J., Conant, L. L., Raizada, R. D. S., Grimm, S., & Lalor, E. C. (2021). *Deep Artificial Neural Networks Reveal a Distributed Cortical Network Encoding Propositional Sentence-Level Meaning*.
- Baevski, A., Zhou, H., Mohamed, A., & Auli, M. (2020). Wav2Vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations.
- Bender, E. M., Gebru, T., Mcmillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021-03). On the Dangers of Stochastic Parrots. Paper presented at the 610.
- De Saussure, F. (2022). *일반언어학 강의* (김현권 Trans.). 그린비. (Original work published 1916).
- Gijung, I. (2012). *전정유모세포의 전기생리학적 검사*
- Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. *Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality*

Rissman, J., & Wagner, A. D. (2015). *Distributed Representations in Memory:*

*Insights from Functional Brain Imaging.* Annual Reviews.

Wang, B., Wang, A., Fenxiao, C., Wang, Y., & Kuo, C. -. J. (2019). *Evaluating Word*

*Embedding Models: Methods and Experimental Results.*

WISE, R., CHOLLET, F., HADAR, U., FRISTON, K., HOFFNER, E., & FRACKOWIAK, R.

(1991). *Distribution of cortical neural networks involved in word*

*comprehension and word retrieval.*

Yu-Ping, R., Zhen-Hua, L., & Yu, H. (2016). *Exploring Semantic Representation in*

*Brain Activity Using Word Embeddings.*