

## The Status Quo of the English Past-Tense Debate\*

윤 태 진  
(성신여자대학교)

### 1. 서론

본 논문은 영어의 과거 시제와 관련된 현상을 기술하며, 기술된 현상들을 설명하기 위한 이론 및 경험적 증거들을 정리한 후, 과거 시제와 같은 언어 현상이 현재의 거대 언어 모델(Large Language Model; LLM)인 chatGPT와 같은 딥러닝 모델에 미치는 시사점을 제시하고자 한다. 영어의 과거 시제는 2002년 *Trends in Cognitive Sciences*에 The Past-Tense Debate라는 기획 논문이 실린 적이 있다. 이로 인해 길어지는 일반적으로 동사의 원형에 -ed를 붙이면 될 것 같고, 일부는 예외가 있는 단순해 보이는 언어 현상이 언어학, 인지과학, 심리학, 신경망을 활용하는 컴퓨터 공학과 같은 분야에 종사하는 연구자들의 관심을 끌게 되었다. 우선 2002년 기획논문에서 Steven Pinker와 Michael Ullman이 'The past and future of the past tense'라는 논문을 작성했고, 이에 대해 James McClelland와 Karalyn Patterson은 'Words or Rules' cannot exploit the regularity in exceptions라는 반박 논평을 게재했다. 이어 McClelland와 Patterson은 'Rules or connections in past-tense inflections: what

---

\* 이 논문은 2022년 성신여자대학교 학술연구조성비 지원에 의하여 연구되었음.



does the evidence rule out?'라는 논문을 게재했고, 이에 대해 Pinker와 Ullman은 'Combination and structure, not gradedness, is the issue'라는 반박 논평을 게재했다. 단순해 보이는 영어의 과거형을 둘러싼 깊이 있는 논쟁을 통해 언어의 특징 및 구조, 그리고 일반 인지 능력 혹은 뇌신경과 문법 및 어휘부의 역할에 대한 이해를 높일 수 있었다.

이제 20년이 지난 현 시점에서는 2023년에 출시된 ChatGPT가 신경망을 대표하는 인공지능 시스템으로 주목받고 있다. 본 논문에서는 과거 시제에 관한 이론들을 검토하며, 최근의 ChatGPT와 같은 신경망이 과거 시제에 대한 논쟁을 해소하고 있는지, 아니면 여전히 현재의 인공지능 시대에 과거형을 둘러싼 논쟁이 유효한지 살펴보고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 다음 제 2장에서는 영어 동사의 과거 형과 관련된 현상을 간단히 살펴보고, 제 3장에서는 영어과거형을 설명하는 이론들에 대한 개관을 한다. 제 4장에서는 영어의 과거형과 관련한 언어학적, 뇌신경학적, 혹은 인지과학적인 현상들을 살펴보고자 한다. 제 5장에서 최근의 딥러닝을 이용한 영어 과거시제에 대한 모델링을 정리한 후, 제 6장에서 본 논문을 마무리하고자 한다.

## 2. 영어과거시제

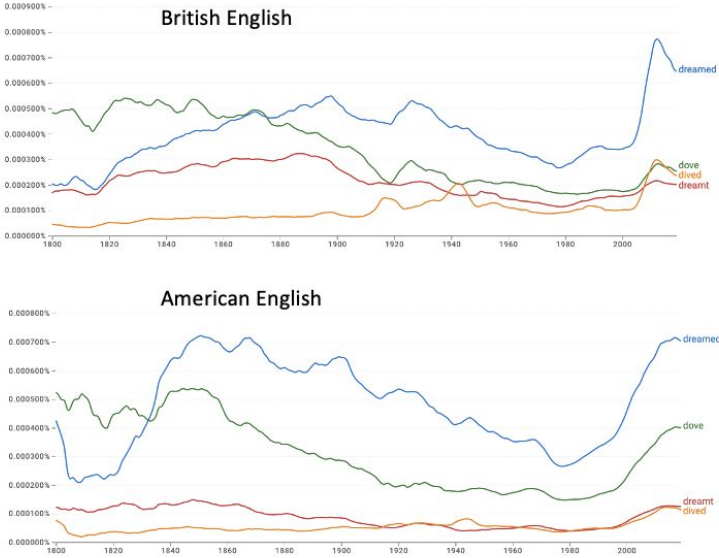
영어의 과거형은 두 가지의 상반된 현상을 포함하고 있어서 오랜 동안 이론적인 관심이 대상이 되어 왔다. 영어에서는 가장 일반적인 1,000개의 동사 중 86%에 적용되는 규칙적 과거가 일반적이다. 일반적으로 동사의 과거형은 walk-walked와 play-played처럼 원형 동사에 -ed가 붙는 규칙적 변형으로 예측 가능하다. 영어의 규칙적인 과거형은 현존하는 단어뿐만 아니라 spam-spammed와 mosh-moshed와 같은 새로 만든 신조어에도 일반화되어 사용할 수 있는 생산성을 가지고 있으며, 심지어 어린 아이들이 영어를 습득하는 과정에서도 동사에 일반화하여 적용할 수 있다(Berko 1958). 반면 180여

개에 속하는 일부 단어들은 *come-came*과 *feel-felt*와 같은 불규칙 변형을 거쳐서 영어의 과거 시제가 적용되며, 일반화는 거의 일어나지 않다.

그런데 일부 현존하거나 현존하지는 않지만 신조어로서 역할을 할 수 있는 동사에서는 과거형이 규칙형과 불규칙형이 혼용되어 사용될 수 있는 사례를 관찰할 수 있다. 이중어(*doublets*)라고 불리는 어휘 중 품사가 동사인 경우 과거형이 규칙형을 따르는 형태와 불규칙형을 따르는 형태 모두를 가지고 있는 유형이 있다. 즉, 이중어(*doublets*)는 특정한 형태나 조건에 따라 규칙형과 불규칙형을 모두 관찰할 수 있는 흥미로운 현상을 보여준다. 이중어의 예로는 *dive*와 *dream*을 들 수 있다. *dive*의 과거형으로는 규칙형인 *dived* 혹은 불규칙형인 *dove*가 모두 관찰된다. *dream*도 또한 *dreamed*와 *dreamt*가 모두 가능한 과거형을 가지고 있다. 그림 1은 ngram viewer을 사용하여 연도별로 *dreamed*와 *dreamt*의 사용빈도, 그리고 *dived*와 *dove*의 사용빈도를 미국 영어와 영국 영어로 분리하여 보여주고 있다. *dreamed*와 *dreamt*를 가장 최근의 시점을 기준으로 비교해보면, 미국영어와 영국영어 모두에서 규칙적인 *dreamed*가 *dreamt*보다는 빈번하게 사용되지만, 여전히 두 과거형이 모두 관찰된다는 것을 알 수 있다. *dived*와 *dove*도 빈도수에 있어서 영국영어와 미국영어 사이에 차이는 있지만, 두 형태가 모두 사용되고 있음을 ngram을 통해서 알 수 있다.

영어의 어휘에는 등재되어 있지 않지만, 영어의 음소배열제약을 지키면서 새로운 동사를 조어하는 경우도 있다. 이와 같은 동사들은 임시로 만든 신조어(*nonce words*)라고 하는 데, 이렇게 만든 동사들의 과거형과 관련하여 원어민들이 선호하는 형태가 무엇인지를 조사한 연구들도 과거형과 관련하여 흥미로운 결과를 보여준다(Albright & Hayes, 2003). 예를 들어, *spling*이나 *dize*와 같은 단어들은 실제 영어에는 존재하지 않지만, 영어 음소배열 제약(*phonotactics*)을 어기지 않고 합법적으로 영어 동사로 사용될 수 있다. 영어 화자에게 임시로 만든 신조어(*nonce word*)인 *spling*의 과거 시제를 만드는 시험을 해 보면 *splinged*(cf. *sprint-sprinted*)라고 할 가능성도 있고, *splang*이라고 할 가능성도 있을 것이다(cf. *ring-rang*).

이와 같이 이중어와 임시로 만든 신조어 중 품사가 동사인 어휘들의 과거



<그림 1> google ngram viewer를 사용한 dreamed와 dreamt, dived와 dove의 영국영어와 미국영어에서의 사용빈도

형과 관련하여서는 흥미로운 점은 규칙형과 불규칙형이 모두 사용될 수 있다는 점이다. 이는 영어의 과거형이 특정 동사의 유형에 따라 범주적으로 불규칙형으로 실현된다거나 그렇지 않으면 규칙형으로 실현되어야 한다는 것이 아니라, 경우에 따라 규칙형과 불규칙형이 혼재되어 사용될 수 있다는 점을 보여준다.

이상 우리는 영어의 과거형과 관련하여, 대다수의 동사는 규칙형으로 실현되지만, 일부 동사들은 불규칙형으로 실현된다는 것과 이중어 및 임시어의 경우에는 규칙형과 비규칙형 모두 실현될 수 있다는 것을 살펴보았다. 제 3장에서는 영어의 과거형을 설명하기 위해 제시된 주요 이론과 모델을 개관하고자 한다.

### 3. 영어과거시제에 대한 이론

#### 3.1 전통 생성 문법에서의 과거형 설명

영어과거형에 대한 전통적인 생성문법적인 접근은 Chomsky와 Halle(1968)에서 찾아볼 수 있다. 전통생성문법은 추상적인 형태소로 어간을 상정하고 어간의 형태를 변형할 수 있는 규칙을 적용하여 불규칙한 형태를 생성하였다. 예를 들어, 동사의 어간이 /d/ 혹은 /t/로 끝나는 want, need, start와 같은 동사들의 과거시제는 다음(1)과 같은 규칙으로 설명할 수 있었다.

$$(1) /\emptyset/ \rightarrow /əd/ \ / [X\{/d/, /t\} \ \_\_]$$

여기서 X는 동사 어말의 음운 환경이고,  $\_\_$ 는 음운 현상이 적용되는 위치이다. 전통생성문법이론은 대부분의 불규칙한 형태가 완전히 임의적이지 않다는 점을 포착하여 설명하고자 한다. 예를 들어 ring-rang, sink-sank, sit-sat, feel-felt, sleep-slept, bleed-bled, read-read, lead-lead 같은 패턴이다. 예를, read, lead와 같은 동사들의 과거시제를 설명하는 규칙은 다음(2)와 같이 상정할 수 있다.

$$(2) /i/ \rightarrow /ɛ/ \ / [X\{/r/, /l/\} \ \_\_ /d/]$$

전통생성문법의 문제점은 불규칙 과거형을 가지는 동사들이 많은 예외사례를 허용한다는 점이다. 어떤 규칙들은 추상적인 기저 표현을 설정해야 하는 경우도 있다. 예를 들어, run의 과거형을 상정할 때, run의 기저형으로 /rin/을 사용해야 sing-sang과 같이 ran을 과거형으로 유도할 수 있게 된다.

### 3.2 신경망 이론에서의 영어과거시제

대표적으로 영어의 과거시제에 대한 논쟁을 촉발한 사건은 전통생성문법과 같은 기호주의에 입각한 규칙에 대한 대안으로 인공 신경망의 모형인 연결주의(connectionism) 혹은 연결주의 모델(connectionism model)이 등장한 것이다. Rumelhart & McClelland(1986)는 신경망 모형인 연결주의(connectionism)를 사용하여 동사의 과거형을 모델링하였다. 이 연결주의 모델은 동사 원형의 음운론적 특성과 그 동사의 과거형이 가지는 음운적 특성을 연결하는 패턴 연관장치를 구축하여 과거형에 대한 예측을 하고자 하였다.

Rumelhart-McClelland 모형(RMM)과 같은 초기 연결주의 모델들은 단일 패턴 연관장치를 가지고 있으며, 메모리에 어휘 목록을 저장하는 어휘 사전은 없었다(McClelland & Patterson, 2002). 이러한 패턴 연관장치의 핵심은 단어를 메모리에 저장된 단어와 연결하는 것이 아니라 입력형(예, 동사의 원형)의 음운 표상을 출력형(예, 동사의 과거형)의 음운표상과 연결하는 것이었다. 비슷한 단어들은 음운을 공유하기 때문에, 이 연관 단어들의 음운 표상은 일부가 중첩되었으며, 이렇게 형성된 연관성은 비슷한 음운을 가진 다른 단어에도 적용될 수 있었다. 이러한 일반화를 통해 연결주의 모델들은 새로운 단어에 대해서도 과거형을 만들어 낼 수 있었다. 예를 들어, fling-flung과 cling-clung에 대해 학습하면, spring-sprung를 일반화할 수 있으며, flip-flipped와 clip-clipped에 대해 학습하면 plip-plipped를 일반화할 수 있었다.

초기 신경망 모형인 연결주의 모델은 수백 개의 규칙적인 형식과 불규칙적인 형식을 별개의 장치가 아니라 하나의 공통된 모듈을 사용하여 학습할 수 있었다는 장점을 가지고 있었다. 하지만, 일부 불규칙 동사형에 -ed를 과잉 적용한다는 한계도 가지고 있었으며, 인간을 대상으로 한 실험에서는 관찰되지 않는 과거형을 만들어 낸다는 문제점(예, mail-membled, trilb-treelilt)도 가지고 있었다. Rumelhart & McClelland(1988)의 연결주의에 입각한 모델링에 대한 비판은 Pinker & Prince(1988)에서 더 많이 찾아볼 수 있다.

### 3.3 이중 통로 이론(Dual-route model)

Rumelhart & McClelland(1988)와 Pinker & Prince(1988) 이후 많은 연구자들이 논문, 회의 그리고 다양한 모델링을 통해 영어의 과거 시제에 대한 논의를 이어 왔다(Prasada & Pinker 1993; Pinker 1999 참조). Pinker & Prince(1988)는 불규칙한 형태를 가진 과거 시제들은 심리적 어휘부(mental lexicon)에 저장되어 있는 요소들을 끄집어내는 선언적 기억(declarative memory)에서 담당하는 반면, 규칙적 형태를 가진 과거형은 규칙을 담당하는 절차적 기억(procedural memory)에 의해 연산될 수 있다는 이중 통로(dual-route) 이론을 주장한다.

이중 통로 이론은 사전(lexicon)과 문법(grammar)을 구분하고 있다. 사전은 어휘와 간단한 단어들을 기반으로 하는 수많은 임의의 소리-의미 쌍들을 포함하는 기억의 하위 구역(a subdivision of memory)이다. 문법(grammar)은 어휘와 간단한 단어들을 복잡한 단어, 구문, 문장으로 구성하는 생산적, 결합적 작업 체계이다. Pinker & Prince의 이중 통로 모형은 단어와 규칙(Words and Rules)이라는 일반 대중서를 통해서도 널리 알려졌으며, WR이론이라고도 불린다(Pinker, 1999). 불규칙 형태는 단순히 다른 단어처럼 습득하고 저장되지만, 예를 들어 '과거시제'와 같은 문법적 특징이 사전 항목에 포함되어 있는 것이다. 규칙적 형식은 문장과 문구처럼 규칙에 의해 생성될 수 있다. 어휘부에 등재된 동사의 형태는 그 동사에 대해 규칙이 적용되는 것을 막는다. 예를 들어, brought는 어휘부에 등재되어 있어서 bringed라고 규칙에 의해 형태가 생성되는 것을 차단한다. 이 이중 통로 이론은 불규칙한 동사의 형태를 설명하기 위한 “예외 모듈(exception module)”을 따로 상정하지는 않다. 동사의 규칙적인 과거형과 불규칙적인 과거형은 어휘부와 문법부라는 별개의 시스템에서 관장을 하고 있다. 불규칙한 동사의 과거형은 여러 이유로 학습자들이 복잡한 단어를 직접 기억하는 것이며, 이로 인해 비합성어인 경우 그 불규칙 동사의 형태를 어간과 접미사로 분해하지는 않다 (참고로 overcome과 같은 합성어로 조어된 동사는 접두사와 어간으로 분해될 수 있다.) 이 WR이론에 의

하면, 동사의 과거형에 대한 명시적인 표현은 어휘부 혹은 문법부 중 한 시스템의 작용에서 기인한 것이다. 따라서 두 시스템이 동시에 작용하는 경우에 대해서는 설명이 명확하지 않다.

#### 4. 영어과거시제에 단서들

이상 영어 동사의 과거형 표현과 관련하여 초기생성문법이론, 초기 연결주의 모형, 그리고 이중 통로 모형(dual-route model)을 간단히 살펴보고, 각 모델이 가지고 있는 장점과 한계점에 대해 간단하게 고찰하였다. 이번 절에서는 영어과거시제의 설명과 관련하여 언어 습득, 빈도수 효과, 이중어 동사, 임시로 만든 신조어, 뇌신경학적 실험 결과 등에서 제시되는 현상을 고찰하고자 한다.

##### 4.1 언어 습득

영어를 모국어로 습득하는 유아들의 경우, 종종 2세 정도에 동사의 과거형을 표현하기 시작한다고 한다(Brown, 1973). Marcus et al.(1992)은 정상적으로 발달하고 있는 세 명의 어린이의 녹음된 음성발화를 분석하여 정규과거시제가 언제 습득되기 시작하는지 살펴보았다. 이 연구자들은 각 아동의 언어 체계에서 과거 시제 규칙을 획득하는 시기는 과도한 일반화가 처음으로 나타나는 시기라고 주장했다. Marcus et al.(1992)에 따르면, 어린이가 과거형을 발화할 때, 몇 가지 오류를 만들게 되는 데, 그 중 가장 놀라운 오류가 새로 습득하는 동사에 “-ed”를 과대 적용하다는 점이다(Marcus et al., 1992). 물론 불규칙한 동사에 대해 과도한 일반화 오류를 범하는 것(예: "sat" 대신 "sitted"와 같은)도 놀라운 사실이긴 하지만, 예를 들어 “bring”의 과거형을 “brought”가 아니라 “brang”이라고 발화하는 오류도 관찰되었다(Marcus et al., 1992). 이는 영어의 과거형을 습득할 때 과일반화를 적용하기도 하고, 형태가 유사한 다른



형태의 동사로부터 유추를 하기도 한다는 점을 보여준다.

#### 4.2 빈도수 효과(Frequency Effect)

빈도수(Frequency)에는 크게 토큰 빈도수와 유형 빈도수가 있다. 토큰 빈도수(Token Frequency)는 구현 빈도수라고도 불리는데, 어휘의 출현 횟수를 의미한다. 타입 빈도수(Type Frequency)는 유형 빈도수라고도 불리며, 어휘의 가짓수를 의미한다. 동사의 과거형을 결정하는 데 토큰 빈도수(Token Frequency)가 특히 불규칙 과거형의 구현과 관련해 영향을 미치는 것으로 보고되어 왔다. Nicoladis et al.(2007)은 토큰 빈도수가 높으면 동사의 원형 형태와 과거형 형태 간에 강한 연관성을 가져 어휘 강도(lexical strength)를 증가시킬 것으로 가정하였다. 영어의 불규칙 동사는 토큰 빈도수가 높다(Bybee, 1995, 2003; Pinker & Ullman, 2002; Rumelhart & McClelland, 1986). 그리고 이러한 불규칙 동사의 높은 토큰 빈도수가 영어 습득에 영향을 미친다는 증거도 있다. 예를 들어, 영어를 사용하는 어린이들이 토큰 빈도수가 높은 불규칙 과거형에 빈번히 노출되므로, 언어를 습득하는 초기 단계에 동사의 불규칙 과거형을 규칙적인 동사의 형태보다 선행하여 사용하는 것으로 관찰된다(Marcus et al., 1992).

다른 증거로서, 특정 언어 장애(Specific Language Impairment, SLI)가 있는 어린이들에 대한 연구에서 확인할 수 있다. SLI가 있는 아동들의 경우 규칙적인 동사의 과거형을 만들어 내는 데 어려움을 겪는다고 한다. 그런데 불규칙 동사의 과거 형태의 경우는 SLI 아동도 정상적인 언어 발달 과정에 있는 아동과 마찬가지로 불규칙 동사의 과거형을 발화하는 데 별 어려움이 없는 것으로 관찰되었다(Redmond & Rice, 2001). 이와 같은 결과는 영어 동사의 과거형 생성 능력은 토큰 빈도수에 영향을 받는 것으로 해석할 수 있다.

하지만, Albright & Hayes(2003)는 동사의 과거형에 대한 모델링에서 토큰 빈도가 무시되거나 그 중요성이 아주 많이 낮아진다고 한다. 또한 인간의 언어 형태에 대한 일반화 능력은 토큰 빈도가 아닌 유형 빈도에 의해 통제된다는 주장이 있다(Bybee & Thompson, 1997; Pierrehumbert, 2001). 그리고 빈도

수 효과에 대해서 토큰 빈도수가 중요한 것이 아니라 유형 빈도수(Type Frequency)가 중요하다는 반론을 제기하는 경우들도 찾아 볼 수 있다. Ma & Gao(2022)에 의하면 가장 최신의 딥러닝 모델인 transformer 기반으로 영어의 과거형을 예측하는 모델을 구축하여 결과를 관찰한 결과, 훈련에 사용되는 입력데이터의 유형 빈도수(type frequency)가 모델의 예측에 많은 영향을 끼쳤다고 관찰하였다. 이와 관련하여, Ma & Gao(2022)는 “Since the regulars have a higher type frequency, the abstract representation is more robust”라고 하였다. 이는 영어 동사와 관련해 규칙적인 과거형을 취하는 동사들의 유형이 더 많으므로, 유형 빈도수에 의해 규칙적인 동사의 과거형이 영향을 받는 것으로 이해할 수 있을 것이다.

이상 빈도수의 효과를 정리해보면, 동사의 규칙적인 과거형은 유형 빈도수에 영향을 받는 것으로 해석할 수 있고, 불규칙적인 과거형은 토큰 빈도수에 영향을 받는 것으로 해석할 수 있다.

#### 4.3 이중어(Doublet)와 파생 동사

앞서 언급한 바와 같이, 영어에는 이중어(doublets)가 존재하여, 특정한 형태나 조건에 따라 규칙형과 불규칙형을 모두 관찰할 수 있는 흥미로운 현상을 보여주고 있다(dive의 과거형은 dived 혹은 dove, dream의 과거형은 dreamed 혹은 dreamt). 이러한 이중어와 관련하여 Kim et al.(1991)은 영어에서 새롭게 만들어진 동사(novel verbs)의 과거 시제의 형태를 결정할 때 그 동사의 '파생 상태'(derivational status)도 고려해야 한다고 주장하였다. 이 주장을 뒷받침하기 위해 Subjects' ratings of the acceptability of regular and irregular verbs(규칙 및 불규칙 동사에 대한 피실험자들의 허용성 정도 판단 실험)이라는 설계를 통해 인지 실험을 하였다. 실험에서는 예를 들어 아래와 같은 문장들을 제시한 후 피실험자들에게 허용성 정도에 대한 판단을 내리게 했다. 참고로, (3.a-d)의 예문 옆에 표시된 것은 허용성 정도를 나타낸 수치이다.

- (3) (a) He flew off the handle<sup>1)</sup>. (6.8750)  
 (b) \*He flied off the handle. (1.8125)  
 (c) \*He flew out to the left field. (3.9375)  
 (d) He flied out to the left field. (4.2500)

(3.a)와 (3.b)에서는 왜 (3.a)만 문법적이고, (3.c)와 (3.d)에서는 (3.d)만 문법적인 것을 고려하기 위해서는 fly라는 동사의 파생 상태를 고려할 필요가 있다. Seidenberg & Plaut(2014)에서는 fly의 의미를 다음(4)에서와 같이 요약하여 제시하고 있다.

- (4) (a) Fly는 동사이고, 주요 의미는 '날개를 사용하여 공중을 날다(to move through air using wings)'이다. 이 경우 과거 시제는 불규칙 형태인 flew를 사용한다.  
 (b) 이 동사에서 '동사파생' 동사('deverbal' verb)가 파생되어 만들어진다. 이 동사 파생 동사는 'to fly off the handle'(버럭 화를 내다)는 속어(idiom)에서 그 예를 찾아볼 수 있다. 이와 같은 경우에도 과거 시제는 역시 flew이다.  
 (c) Fly는 명사로도 사용되고, 이 때는 '공중 높이 친 야구공(a baseball hit high into the air)'라는 의미를 가진다. 예를 들어, "a fly to the left field(야구장 왼쪽 뜬 볼)"과 같이 사용할 수 있다. 이 명사에서 파생된 '명사 파생' 동사를 만들어 사용하기도 한다. 예를 들면, "to fly out to the left field"(야구장 왼쪽 밖으로 뜬 볼을 치다)을 파생동사로 만들어 사용할 수 있다.

이와 같이 명사에서 파생한 동사의 경우 Kim et al.(1991)의 실험 결과에 따르면, 과거 시제는 규칙형인 flied가 맞는 것으로 인식하는 영어 사용자들이

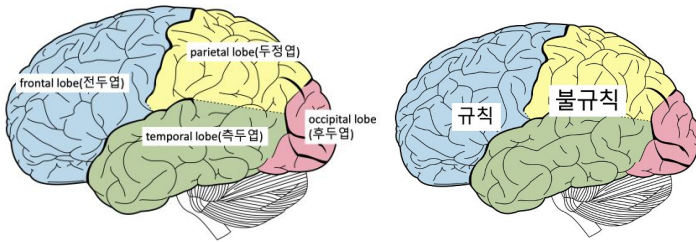
---

1) fly off the handle은 '갑자기 화를 내다'는 의미

더 많다는 것이다. 이와 같은 이중어와 관련하여 이중 통로 이론은 더 정교화 될 필요가 있는 것으로 판단된다. 이중 통로 모형의 경우 불규칙한 과거형이 선택이 되면 규칙적인 과거형을 생성하는 규칙 적용이 차단된다고 한다면, 이중어와 같은 부류는 어떻게 만들어지는 지에 대한 설명이 제시할 필요가 있을 것이다.

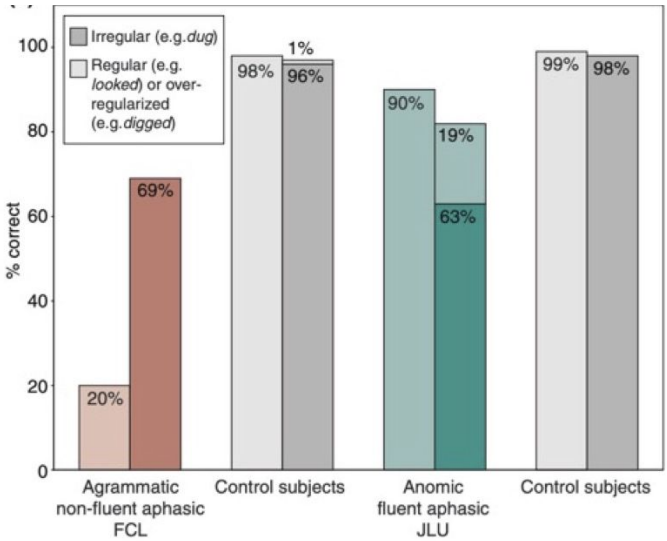
#### 4.4 뇌신경과 동사의 과거형

앞서 언급한 바와 같이 이중 통로 이론은 어휘부와 문법부가 각각 불규칙 동사의 과거형과 규칙 동사의 과거형을 관장한다. Ullman(2001)은 이러한 어휘부와 문법부에 대응하는 신경 기질이 따로 있을 것이라는 선언적/절차적 가설(DP hypothesis; Declarative/Procedural Hypothesis)를 발전시켰다. 선언적/절차적(DP) 가설에 따르면, 어휘 기억은 사실이나 사건을 저장하는 선언적 기억에 해당한다(Squire and Knowlton, 2000). 선언적 기억(declarative memory)을 강화하는 부분은 중간 측두엽(medial-temporal lobe)인데, 특히 해마(hippocampus)가 중요한 역할을 한다. 사실이나 사건을 장기간 기억하는 역할은 측두엽(temporal)이나 측두-두정엽(temporal-parietal)의 영역들이 관장한다(Pinker & Ullman, 2002). 선언적 기억과는 대조적인 것이 문법 처리(grammatical processing)이다. 문법 처리는 운동이나 인지 기술을 제어하는 절차적 시스템(procedural system)에 의존한다. 언어와 관련된 절차적 시스템의 경우는 브로카 영역(Broca's area)이나 전두엽(frontal lobe) 근처에서 뇌가 활성화되는 것이 관찰된다(Pinker & Ullman, 2002). 이상의 논의를 바탕으로 그림 2의 왼쪽에 있는 뇌의 영역들을 참고하면, 그림 2의 오른쪽에 표시된 영역들에서 규칙적인 과거형과 불규칙적인 과거형이 각각 활성화되는 영역이 다를 수 있다는 점을 예측할 수 있다.



<그림 2> 뇌의 구조(왼쪽)와 동사의 과거형이 활성화되는 영역(오른쪽)

이와 관련해, Pinker & Ullman(2002)은 실어증 환자를 대상으로 과거형이 규칙적인 동사와 불규칙적인 동사를 얼마나 정확하게 처리하는 지를 실험한 결과를 제시하고 있다. 위의 DP 가설에 의하면 후두엽(occipital lobe) 인근에 병변이 있는 환자는 불규칙적인 과거형을 처리하는 데 문제가 있을 것이고, 전두엽 부근에 병변이 있는 환자는 규칙적인 과거형을 처리하는 데 문제가 있을 것으로 짐작할 수 있다. FCL이라고 불리는 환자는 전두엽 근방에 병변이 있어서 문법적 오류를 보이는 비유차성 실어증 환자(agrammatical non-fluent aphasic)이고, JLU라고 하는 환자는 후두엽에 병변이 있어서 유창하지만 사람이나 물건의 이름을 기억하지 못하는 명명 실어증 환자이다(anomic fluent aphasic). Agrammatical non-fluent aphasic인 FCL은 규칙적인 과거형을 처리하는 정확성(20%)이 불규칙적인 과거형(69%)보다 훨씬 더 떨어지는 것으로 관찰되었다. 반면 Anomic fluent aphasic인 JLU는 불규칙한 과거형을 처리하는 정확성(63%)이 규칙적인 과거형(90%)을 처리하는 정확성에 비해 떨어지는 것으로 관찰되었다. 특히 불규칙한 동사의 과거형에 규칙을 과대 적용하는 경향(19%)도 보이는 것으로 관찰하였다. 이러한 관찰은 뇌신경의 특정 영역에 병변을 가진 실어증 환자들이 규칙적인 동사와 불규칙적인 동사의 처리를 서로 다른 모듈에서, 즉 어휘부와 문법부에 나누어 처리한다는 주장을 뒷받침해 준다고 할 수 있다. 참고로 그림 3의 2번째와 4번째 바그래프들은 연령 및 교육에 일치하는 대조군 피험자의 정확성을 막대로 표시한 것이다.



<그림 3> 병변 유형이 다른 실어증 환자의 규칙 및 불규칙 동사 처리  
(그래프 출처: Pinker & Ullman 2003)

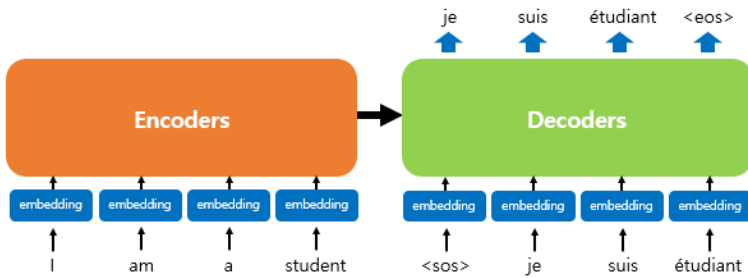
이상 우리는 동사의 과거형과 관련하여 언어습득, 빈도수 영향, 이중어와 명사 파생 동사를 통한 인지 실험, 실어증 환자의 병변에 따른 동사의 과거형 구현 정확성을 살펴보았다. 이상의 논의에서는 초기 신경망이론인 연결주의에 대한 주장을 뒷받침하기도 하고, 이중통로 모형이라는 단어와 규칙 모형에 대한 주장을 뒷받침하기도 하였다. 다음으로는 최근의 딥러닝 기반으로 한 모델링을 간단하게 살펴보고, 한계점에 대해서도 고찰해보고자 한다.

### 5. 최근의 딥러닝 모형을 통한 동사의 과거형 예측

자연언어처리(NLP) 분야에서 딥 러닝 발전으로 현대 신경망과 함께 영어 과거 시제 논쟁에 대한 관심이 다시 재조명을 받았다. 특히 Kirov와 Cotterell (2018)을 필두로 해서, Corkery et al.(2019), 그리고 Ma & Gao(2022)에 이르

기까지 최신의 딥러닝 기법을 활용한 영어 동사의 과거형을 예측하는 모델들이 공개되었다.

최근에 Kirov & Cotterell(2018) 그리고 Corkery et al.(2019)은 인코더(encoder)-디코더(decoder) 아키텍처를 채택해서 과거 시제 형태를 예측하는 모형을 구현하였다. 이를 통해 Kirov & Cotterell(2018) 및 Corkery et al.(2019)은 현대의 인코더-디코더(ED) 모델이 초기 연결주의 모델이 가졌던 결점을 극복할 수 있다는 점을 보여주려고 하였다. 인코더-디코더 모델(ED model)은 기계 번역을 위해 소개된 순환 신경망(RNN) 유형으로, 어근 변형 및 어근 추출과 같은 다른 시퀀스 간 변환 작업에도 자주 사용된다.



<그림 4> encoder-decoder 모형(출처: <https://wikidocs.net/31379>)

위의 그림 4는 인코더로부터 정보를 전달받아 디코더가 출력 결과를 만들어내는 트랜스포머 구조를 보여준다. 디코더는 마치 기존의 seq2seq 구조처럼 시작 심볼 < sos >를 입력으로 받아 종료 심볼 < eos >가 나올 때까지 연산을 진행한다.

인코더는 입력 시퀀스(여기서는 현재형 동사 형태를 나타내는 문자 시퀀스)를 읽고 이를 고정 크기의 벡터 표현으로 만든다. 디코더는 이 벡터를 입력으로 사용하고 시퀀스적으로 디코딩하여 각 타임스텝마다 하나의 기호(여기서는 과거형 형태의 음운)를 출력한다.

Kirov & Cotterell(2018)이 제안한 모델은 규칙적 동사의 과거형에 대해서

는 거의 완벽한 정확도를 달성했으며, 불규칙 동사에 대해서도 28.6%의 정확도를 달성했다. 또한 이 모델은 임시로 만든 신조어 동사에 대해 예측한 형태와 인간을 대상으로 신조어의 과거형에 대해 실험한 결과 사이에 어느 정도의 상관관계가 있다는 것을 밝혔다. 구체적으로 규칙 동사의 과거형에 대해서는 Spearman  $\rho = 0.48$ , 그리고 불규칙 동사의 과거형에 대해서는  $\rho = 0.45$ 의 상관관계를 제시하였다. 따라서 Korov & Cotterell(2018)은 RNN과 같은 신경모델이 인지 모델로서의 역할을 할 수 있다고 결론지었다.

한편 Corkery et al.(2019)은 신조어 동사에 대한 모델의 성능을 면밀히 조사하였다. Corkery et al.(2019)는 결과를 Albright & Hayes(2003)와 Kirov & Cotterell(2018)와 비교하기 위해, CELEX(Baayen et al. 1995) 데이터에서 얻은 훈련 세트를 사용했다. Albright & Hayes의 훈련 데이터는 CELEX에 나열된 모든 동사를 포함하며, 그 중 램마 빈도가 10 이상인 동사를 포함하고 있다. 이 훈련데이터는 총 4,253개의 동사로 구성되어 있으며, 이중 218개가 불규칙 동사이다. Corkery et al.(2019)는 A&H의 미국 영어 IPA 음성 표기법을 사용하여 미국 영어 화자들과 수행한 새로운 단어 실험과 일치시켰으며, 또한 CELEX 데이터에서 dev/test 분할을 만드는 대신 새로운 단어를 보지 않는 테스트 세트로 사용하기로 결정했다. Corkery et al.(2019)는 모델이 여러 번의 시뮬레이션에서 인간 데이터와의 상관 관계에서 불안정성을 나타내며, 시뮬레이션 간에 집계한 결과를 인간 데이터와 비교해 보았을 때, 둘 사이의 일치가 강하지 않음을 발견했다. 이와 같은 실험을 통해, Corkery et al.(2019)는 특히 불규칙 동사의 경우 인간 데이터와의 적합성이 낮다고 결론지었다. 이러한 발견은 최근의 신경 모델이라도 상징적인 규칙 학습 능력은 없으며, 훈련 데이터의 빈도 분포에 영향을 많이 받는다는 점이다. 이는 결국 정규 패턴의 규칙을 학습한다기보다는 가장 빈도수가 높은 패턴을 학습하는 것이라는 결론을 내리게 하였다. 즉 다른 신경 구조가 더 나은 성과를 낼 수 있지만, 우리는 아직도 동사의 과거형에 대한 모델과 관련하여 신경망이 좋은 인지 모델이라고 주장할 충분한 증거가 없다.

Ma & Gao(2022)는 신경망 모델이 심볼릭 규칙을 학습하고 적용하는지 탐

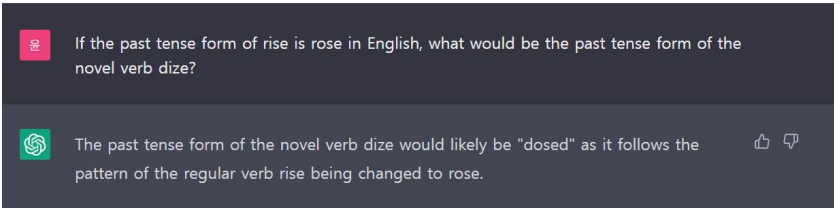
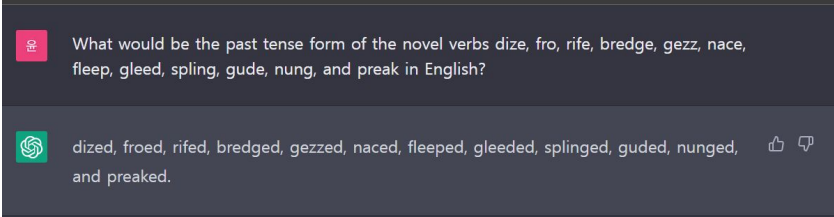


구하기 위해 트랜스포머의 행동을 면밀히 조사했다. 서로 다른 빈도 분포를 갖는 여러 트랜스포머들을 훈련시키고, 각 에포크마다 훈련 데이터를 재샘플링하는 실험을 수행했다. 영어 동사의 평가에서, 트랜스포머는 규칙 동사에 대해 95% 이상의 정확도를 달성하였으며 불규칙 동사에 대해서도 어느 정도의 정확도를 달성했다(0% - 22% 범위). 또한 모델의 신조어 동사 출력을 인간 데이터와 비교했다. 다양한 모델에 대한 인간 데이터와의 상관 관계는 크게 다르며, 신경 모델이 인간 행동을 포착할 수 있는지 여부를 기술하기가 쉽지 않게 되었다. 최상의 성능을 내는 모델에서 모델이 신조어 동사의 규칙형과 불규칙형을 모두 생성할 수 있음을 관찰했다. 그러나 모델은 인간 화자보다 자체적인 규칙적 또는 불규칙적 편향에 더 큰 영향을 받는다. 예를 들어 인간은 규칙적인 형태를 선호하더라도 다양한 형태를 생성할 수 있다. 그러나 모델은 특정 동사에 대해 규칙적이거나 불규칙적인 형태를 생성하는 경향이 있다. 따라서 모델의 성능은 인간 데이터와 잘 맞지 않는다고 결론지었다.

논문을 마무리 하기 전에, 최근의 ChatGPT로 대변되는 신경망들이 과거 시제에 대한 논쟁을 잠재우고 있는지, 아니면 그 논쟁에서 이슈가 되고 있는 문제점들이 인공지능 시대로 대변되는 현재에도 역시 유효한 논쟁인지에 대해 살펴보고자 한다.

ChatGPT는 OpenAI에서 개발한 대화형 인공 지능(AI) 모델이다. 이 모델은 대화를 이해하고 생성하는 데 사용됩니다. 가장 최근에 공개된 ChatGPT는 GPT-4 모델 계열에 속하며, 자연어 처리 작업을 수행할 수 있는 강력한 언어 모델이다. ChatGPT는 텍스트 기반의 질문 응답, 대화 생성, 텍스트 요약 등 다양한 자연어 처리 작업에 활용될 수 있으며, 사용자와의 대화 형식으로 정보를 교환하는 데 사용됩니다. ChatGPT는 이해력이 뛰어나며 다양한 주제에 대해 대화할 수 있어 인공 지능 비서나 채팅 봇으로 활용될 수 있다. OpenAI는 계속해서 모델을 향상시키고 보다 다양한 응용 분야에 적용하기 위해 연구를 진행하고 있다. 하지만 영어 동사의 과거형과 관련하여 그림 5의 ChatGPT를 통해 관찰한 결과는 과거형에 특화되어 훈련된 신경망 모형과 마찬가지로 신조어의 과거형을 예측하는 데 여전히 한계를 가지고 있는 것이

관찰되고 있다.



<그림 5> ChatGPT(2023.1.27. 4시 34분). 위의 그림은 임시로 만든 신조어의 과거형을 묻는 질문과 그에 대한 대답이며, 아래의 prompts는 유추(analogy)할 수 있는 단서를 제공한 후 임시어에 대한 과거형을 묻는 질문과 그에 대한 대답

## 6. 결론

본 논문에서 영어 동사의 과거형 구현에 관한 이론들을 살펴보고, 과거형과 관련한 언어 내외적 현상들을 살펴보았다. 언어습득, 이중어와 명사 파생 동사를 통한 인지 실험, 빈도수 영향, 그리고 실어증 환자를 대상으로 한 동사의 과거형 구현에 대한 사례를 살펴보았다. 그리고 마지막으로 초기 연결주의의 한계를 극복하고자 새롭게 제안된 신경망 기반의 모델들을 살펴보았다. 최근의 딥러닝은 규칙적인 동사의 과거형과 불규칙적인 동사의 과거형은 대체로 정확하게 예측할 수 있었지만, 신조어를 대상으로 한 동사의 과거형에는 여전히 한계점을 가지고 있었다.

물론 최근의 딥러닝 기술이 특히 신조어(nonce words)와 이중어(doublets)에

대해 동사의 과거형을 구현하는 양상이 인간이 구현하는 양상과 다르다거나 불규칙형을 학습하지 못한다는 한계점이 있기는 하지만, 미세 조정(fine-tuning)과 같은 작업을 통해 새로운 영역으로 기계학습을 활용할 수 있는 방법도 있다. 미세 조정은 원하는 응답을 획득하기 어려운 경우이거나 관리가 어려운 경우에 새로운 데이터로 기존의 모델을 훈련시켜 특정 분야에 대한 적절한 응답을 이끌어 낼 수 있도록 적용해 볼 수 있는 방법이다. 기존의 모델에 프롬프트를 제시할 경우 일반적인 방향으로 응답을 얻어낼 수는 있지만, 복잡한 요구 사항을 완전히 포착하거나 여러 상호작용에서 일관성을 유지하지 못할 수 있다. 미세 조정을 통해 모델의 동작을 새롭게 정의하여 더 일관되고 신뢰성 높은 결과를 유도해 낼 수 있다. 후속 연구로 신조어를 대상으로 한 영어의 과거형 데이터를 수집하고, 어중어가 사용된 문맥이 포함된 데이터를 수집하여 ChatGPT와 같은 거대언어모델에 영어 과거형에 대한 미세 조정을 시도해보면 유의미한 연구가 될 수 있을 것 같다.

## References

- Adam Albright and Bruce Hayes. Rules, analogy in English past tenses: A computational/experimental study. *Cognition*, 90(2):119 - 161. 2003
- Baayen, R. Harald, Richard Piepenbrock, and Rijn van H. *The CELEX lexical data base on CD-ROM*. 1993.
- Berko, Jean. The child's learning of English morphology. *Word* 14, 150-177. 1958
- Brown, Roger. *A First Language*, Harvard University Press. 1973.
- Bybee, Joan. *Phonology and language use*. Cambridge University Press. 2003.
- Bybee, Joan. Regular morphology and the lexicon. *Language and Cognitive Processes*, 10: 425-455. 1995.
- Bybee, Joan and Sandra Thomson. Three frequency effects in syntax. In *Proceedings of the 23rd Annual Meeting of the Berkeley Linguistic Society*, pages 378-388. Berkeley Linguistics Society, Berkeley, CA. 1997.
- Chomsky, Noam. and Morris Halle. *The Sound Pattern of English*, MIT Press. 1968.

- Corkery, Maria, Yevgen Matuskevych, and Sharon Goldwater. Are we there yet? encoder-decoder neural networks as cognitive models of english past tense inflection. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 3868 - 3877. 2019.
- Kim, J.J., Pinker, S., Prince, Alan., & Prasada, S. Why no mere mortal has ever flown out to the center field. *Cognitive Science*, 15, 173-218. 1991.
- Kirov, Christoand Ryan Cotterell. Recurrent neural networks in linguistic theory: Revisiting pinker and prince(1988) and the past tense debate. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 6:651 - 665. 2018.
- Ma, Xiaomeng & Lingyu Gao. How do we get there? Evaluating transformer neural networks as cognitive models for English past inflection. *Proceedings of the 2nd Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 12th International Joint Conference on Natural Language Processing*, pages 1101-1114. 2022.
- Marcus, G.F. et al. Overregularization in language acquisition. *Monogr. Soc. Res. Child Dev.* 57, 1-165. 1992.
- McClelland, James L. and Patterson, Karalyn. Rules or connections in past-tense inflections: what does the evidence rule out? *Trends in Cognitive Sciences*, 6, 465-472. 2002.
- Nicoladis, E., Palmer, A., & Marentette, P. The role of type and token frequency in using past tense morphemes correctly. *Developmental Science*, 10(2), 237 - 254. doi:10.1111/j.1467-7687.2007.00582.x. 2007.
- Pinker, Steven. *Words and Rules: The Ingredients of Language*, HarperCollins. 1999.
- Pinker, Steven and Alan Prince. On language and connectionism: Analysis of a parallel distributed processing model of language acquisition. *Cognition*, 28(1-2):73 - 193. 1988.
- Pinker, Steven and Ullman, Michael T. The past and future of the past tense. *Trends in Cognitive Sciences*, 6, 456-463. 2002.
- Prasada, S. and Pinker, Steven. Generalization of regular and irregular morphological patterns. *Lang. Cogn. Proc.* 8, 1-56. 1993.
- Redmond, Sean M. & Mabel L. Rice. Detection of irregular verb violations by children with and without SLI. *Journal of Speech Language and Hearing Research* 44:655-669. DOI: 10.1044/1092-4388(2001/053). 2001.

- Pierrehumbert, Janet. Stochastic phonology. *Glott International*, 5: 195-207. 2001.
- Rumelhart, David E. and James L. McClelland. On learning the past tenses of English verbs. In *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*(Vol. 2)(McClelland, J.L.et al., eds), pp. 216-271, MIT Press. 1986.
- Seidenberg, Mark S. and David C. Plaut. Quasiregularity and its discontents: The legacy of the past tense debate. *Cognitive Science*, 38, 1190-1228. DOI:10.1111/cogs.12147. 2014.
- Squire, L.R. and Knowlton, B.J. The medial temporal lobe, the hippocampus, and the memory systems of the brain. In *The New Cognitive Neurosciences*(Gazzaniga, M.S., ed.), pp. 765-780, MIT Press. 2000.
- Ullman, M.T. The declarative/procedural model of lexicon and grammar. *Journal of Psycholinguistic Research* 30, 37-69. 2001.

[Abstract]

## **The Status Quo of the Past-Tense Debate**

Tae-Jin Yoon

(Sungshin Women's University)

This paper described phenomena related to the past tense in English, summarized the theories and empirical evidence to explain these phenomena. It aimed to present implications for the past tense and similar language phenomena in current deep learning models, such as ChatGPT, a modern large language model(LLM). The discussion related to the past tense in English dates back to when a special article called "The Past-Tense Debate" was published in Trends in Cognitive Sciences in 2002. As a result, seemingly simple language phenomena gained the interest of researchers in various fields such as linguistics, psychology, and computer science. Steven Pinker and Michael Ullman wrote a paper titled "The past and future of the past tense," to which James McClelland and Karalyn Patterson responded with a paper stating, "Words or Rules cannot exploit the regularity in exceptions." McClelland and Patterson published a paper titled "Rules or connections in past-tense inflections: what does the evidence rule out?" and Pinker and Ullman countered with "Combination and structure, not gradedness, is the issue." At this point, twenty years later, in 2023, ChatGPT, a neural network-based AI system, has attracted global attention. In this paper, we examine past tense theories and explore whether recent neural networks like ChatGPT resolve the past tense debate or if the issues raised in that debate are still relevant in the current era of artificial intelligence.

Keywords: English past tense, past-tense debate, words and rules, connectionism,  
Transformer-based modeling

윤태진 (Yoon, Tae-Jin)

성신여자대학교 인문과학대학 영어영문학과, 교수

02844 서울시 성북구 보문로 34다길 2

02-920-7185

tyoon@sungshin.ac.kr

접 수 일: 2023년 11월 20일

심사기간: 2023년 11월 21일~12월 11일

게재결장: 2023년 12월 12일