

# LLM 상용화 이후 한국 인문사회과학 학술 초록의 어휘 변화: 2004~2024년 KCI 초록 데이터 기반 분석\*

구술<sup>\*\*</sup>, 김가연<sup>\*\*\*</sup>, 김병준<sup>†</sup>

한국학중앙연구원

Sul Koo, Gayeon Kim, Byungjun Kim. 2026. Lexical Changes in Academic Abstracts in Korean Humanities and Social Sciences Following the Commercialization of LLMs: A Corpus-Based Analysis of KCI Abstract Data (2004–2024). *Language and Information* 30.1, 1-24. This study quantitatively examines the impact of the commercialization of large language models (LLMs) on academic writing in Korean humanities and social sciences. To this end, we compiled approximately 880,000 English and Korean abstracts published in the Korea Citation Index (KCI) between 2004 and 2024. Based on the linear trends observed in 2021-2022, we estimated the expected word frequencies for 2024 and identified excess vocabulary by comparing the predicted and observed frequencies. The results show that, in English abstracts, excess vocabulary prominently emerged in style words across both the social sciences and the humanities. In particular, style words such as additionally, underscoring, and aligning in social science abstracts exhibited relatively stable usage until 2022, followed by a sharp increase after 2023. In Korean abstracts, summary and evaluative expressions such as 중요한 (important), 이러한 (such), 시사한다 (suggest), and 강조한다 (emphasize) also increased. However, the magnitude and diffusion of these changes were more limited than in English abstracts. These findings suggest that while LLM-related shifts are detectable in Korean academic writing, the overall patterns and intensity of change are not uniform across languages.

**Key words:** Large language models, academic writing, excess vocabulary, Korean Citation Index

\* 이 연구는 서울대학교에서 개최된 2025년 한국언어학회 창립 50주년 기념 공동학술대회(2025.11.1.)에서 발표한 내용을 수정, 보완한 것임.

\*\* 제1저자, (13455) 경기도 성남시 분당구 하오개로 323 한국학중앙연구원 한국학대학원 인문정보학 석사과정, E-mail: jewelseul@gmail.com

\*\*\* 공동저자, (13455) 경기도 성남시 분당구 하오개로 323 한국학중앙연구원 한국학대학원 인문정보학 박사과정, E-mail: darps1417@gmail.com

† 교신저자, (13455) 경기도 성남시 분당구 하오개로 323 한국학중앙연구원 한국학대학원 인문정보학 조교수 E-mail: bjkim@aks.ac.kr

## 1. 서론

### 1.1. 연구 배경

2022년 11월 ChatGPT의 공개를 기점으로 생성형 AI, 특히 거대언어모델(LLM; Large Language Models)은 학술 글쓰기 환경에 영향을 미치고 있다. 최아름·최재황(2025)은 국내 대학원 이상 연구자를 대상으로 한 조사에서 응답자의 약 90%가 논문 작성 과정에서 생성형 AI를 활용한 경험이 있다고 보고하였다. 실제로 Gemini, Claude, NotebookLM 등 다양한 LLM 기반 도구는 아이디어 구상, 선행연구 검색, 초안 작성, 윤문 및 번역에 이르기까지 연구자의 글쓰기 전 과정에 활용되고 있다. 이처럼 생성형 AI, 특히 LLM은 단순한 자동화 도구를 넘어 연구 협력 파트너로 기능하고 있는 현실이다. 이와 관련하여 국제 학술계에서는 LLM이 학술 글쓰기의 어휘·문체적 양상을 변화시키고 있다는 정량적 증거를 제시하고 있다. 그러나 한국 학술 생태계의 경우 이에 대한 논의는 주로 윤리적 쟁점이나 교육적 함의에 대한 정성적 담론 수준에 머물러 있으며 실제 텍스트 차원에서 LLM의 영향이 어떻게 나타나고 있는지에 대한 대규모 실증 분석은 거의 이루어지지 않았다.

이에 본 연구는 한국학술지인용색인(KCI; Korea Citation Index) 등재(후보) 학술지에 수록된 인문 사회과학 분야 2004~2024년 초록 약 88만 건을 대상으로 LLM 상용화 이후 나타난 언어적 변화를 정량 분석하고자 한다. 한국 인문사회과학 학술지는 영어 초록과 한국어 초록이 병존하는 출판 구조를 가지고 있으므로, 본 연구는 동일 학술 생태계 내에서 두 언어의 변화 양상을 비교함으로써 LLM 영향이 언어별로 어떻게 나타나는지도 함께 검토한다.

### 1.2. 연구 동향 및 연구의 공백

생성형 AI의 학술적 활용에 대한 국내의 논의는 주로 연구자의 경험과 인식, 혹은 인간과 AI의 협력 가능성 측면에서 조명되어 왔다. 김병준·노대원(2025)은 생성형 AI가 인문학 연구의 효율성과 창의성을 증진할 수 있는 반면, 연구자의 주체성을 약화시킬 가능성이 있음을 지적하였다. 이에 더해 장성민(2023)은 Bereiter의 쓰기 발달 이론을 적용하여 ChatGPT 3.5가 성찰적 글쓰기 등 다양한 글쓰기 양식을 수행할 수 있음을 보였으며, 정수정·임다미(2024)는 대학원생 면담을 통해 인간과 AI의 협력 양상을 분석하였다.

한편 인간 텍스트와 LLM 생성 텍스트를 직접 비교한 연구도 존재한다. 박서운·김한샘 등(2024)은 고등학생 에세이와 GPT-4로 생성한 텍스트를 형태론·통사론·사회언어학의 층위에서 비교하여 어휘 다양도, 어휘 밀도, 문장 구조 다양성 등에서 통계적으로 유의한 차이를 확인하였다. 이러한 연구는 LLM 텍스트가 일정한 문체적 특성을 갖는다는 점을 실증적으로 보여주었다. 그러나 이 접근은 통제된 환경에서 인간 텍스트와 LLM 텍스트를 이분법적으로 비교하는 데 초점을 둔다. 따라서 실제 학술 출판물처럼 인간과 LLM의 기여가 혼합된 환경에서의 집단적 변화를 포착하기에는 한계가 있다.

최근에는 이러한 한계를 넘어 대규모 학술 코퍼스를 대상으로 LLM 활용 흔적을 정량적으로 추정

하려는 시도가 등장했다. Kobak et al.(2025)은 PubMed 초록 약 1,500만 건을 분석하여 LLM 도입 이후 특정 스타일 단어의 사용이 급증하는 현상을 포착하고, 예측 빈도 대비 실제 빈도의 차이를 계산하는 과잉 어휘 분석(excess word analysis)<sup>1)</sup> 방법론을 제안하였다. 이를 통해 2024년 생의학 초록 중 최소 13.5%가 LLM의 영향을 받았다고 추정하였다.

이와 유사하게 Juzek(2025)는 PubMed 초록에서 사용이 급증한 단어와 ChatGPT-3.5가 과다 사용하는 단어를 교차 분석하여 초점 단어(focal words)를 식별하였다. 해당 연구는 이러한 어휘 증가 양상을 ‘어휘 과잉대표(lexical overrepresentation)’로 분석하며 최근 학술 영어의 어휘 분포 변화가 LLM 사용과 관련될 가능성을 제기하였다. 이외에도 Gray(2024), Geng(2024), Liang(2025)등의 연구는 arXiv 및 대규모 학술 데이터베이스를 활용하여 단어 빈도 변화, 지표 단어(marker words), 적응적 단어 선택(adaptive word selection) 등의 기법으로 학술적 글쓰기 내 LLM 영향을 추정하였다. 특히 Geng(2025)은 인간과 LLM이 상호 적응하며 글쓰기 양식이 공진화(coevolution)하고 있음을 밝혔다. 이러한 연구들은 어휘 빈도 변화를 통해 학술 글쓰기 내 LLM의 확산을 측정할 수 있음을 보여주었다는 점에서 중요한 의미를 가진다.

Kousha(2025)은 6개 주요 학술 데이터베이스를 통해 LLM 관련 용어를 추적하여 ChatGPT 공개 이후 사용 비율 변화를 분석하고, PMC 논문 240만 편 이상의 풀텍스트를 통해 본문 내 사용 양상 또한 검토하였다. 해당 연구를 통해 delve와 underscore 등 LLM 관련 용어의 사용이 급격히 증가함을 확인하였고, 단순한 출현 빈도의 증가를 넘어 동일 논문 내 반복 사용과 LLM 관련 용어의 동시 출현이 유의하게 강화되었음을 보여주었다.

이처럼 LLM 상용화 이후 집단적 문체 변화의 정량적 연구는 주로 과학·공학 분야의 영어권 데이터에 집중되어 왔으며, 비영어권 인문사회과학 학술 환경을 대상으로 한 분석은 거의 이루어지지 않았다. 본 연구는 이러한 연구 공백에서 출발하여 한국 KCI 학술 초록에 나타난 LLM 영향의 규모와 확산 양상을 정량적으로 분석하고자 한다. 특히 Kobak et al.(2025)이 제안한 ‘과잉 어휘 분석’ 방법을 KCI 초록 데이터로 확장함으로써 영어권 생의학 분야에서 제시된 분석 틀을 한국 인문사회과학 분야 학술 환경에 접목하고, 이를 통해 한국 학술 글쓰기의 변화를 조망하고자 한다.

### 1.3. 연구 질문

본 연구는 위와 같은 문제의식을 바탕으로 다음과 같은 질문을 설정하였다.

- RQ1. LLM 상용화 이후 KCI 인문사회과학 학술 초록에서도 ‘과잉 어휘’가 나타날까?
- RQ2. 과잉 어휘 증가의 규모와 양상은 사회과학과 인문학 분야 간에 차이가 있을까?
- RQ3. 영어 초록과 한국어 초록에서 과잉 어휘의 규모와 확산 정도는 어떻게 다르게 나타나는가?

1) 과잉 어휘(excess words)란 특정 시점의 실제 단어 빈도(p)와 직전 연도의 선행 추세를 바탕으로 산출한 기대 빈도(q)를 비교하여, 그 차이(p - q) 또는 비율(p/q)이 일정 기준을 초과하는 단어를 의미한다(Kobak et al., 2025).

연구 질문을 검증하기 위해 본 연구는 2004년부터 2024년까지의 KCI 인문사회과학 학술 초록을 분석 대상으로 삼고 LLM 상용화를 분기점으로 그 전후의 변화를 비교하였다.

## 2. 연구 방법

### 2.1. 데이터 수집 및 구성

본 연구는 KCI에 등재 및 등재후보로 수록된 인문학 및 사회과학 분야 학술 논문의 초록을 분석 대상으로 삼았다. 분석 기간은 2004년 1월 1일부터 2024년 12월 31일까지로 설정하였다. 전체 수집 초록은 총 882,261건으로 <표 1>과 같이 사회과학은 534,691건, 인문학은 347,470건이다. 데이터의 연도별 분포를 살펴보면 2004년 이후 두 분야 모두 꾸준히 논문 수가 증가한다. 사회과학의 경우, 2015년 연간 2만 8천 편 수준에 진입한 이후 최근까지 2만 8천~3만 편대에서 유지되는 양상을 보인다. 인문학 역시 2015년까지 증가한 뒤 연간 1만 7천~1만 8천 편 내외의 규모를 유지하고 있다.

다음으로 초록 데이터는 국문 초록과 영어 초록을 분리하여 구축하였다. 먼저 영어 초록의 경우 결측치<sup>2)</sup> 제거 후 사회과학 511,787건, 인문학 297,174건을 최종 분석에 포함하였다. 한국어 초록의 경우, 국문 초록으로 분류된 데이터 내에 한국어 외에도 중국어, 일본어, 러시아어 등 다양한 언어가 포함되어 있어 원본 데이터에서 결측치 제거 후 Python 언어감지 패키지 langdetect(v1.0.9)<sup>3)</sup>의 detect 함수를 적용하여 감지 결과가 'ko'로 판정된 초록만을 한국어 초록으로 선별하였다. 텍스트 길이가 지나치게 짧을 경우 오분류 가능성이 존재하므로, 본 연구에서는 공백 제거 후 30자 미만의 초록은 제외하였다. DetectorFactory.seed 값을 0으로 고정하여 감지 결과의 재현성을 확보하였다. 이와 같이 정제된 한국어 데이터로는 사회과학 401,239건, 인문학 192,252건을 최종 분석 대상으로 확정하였다. 최종적으로 정제한 영어 및 한국어 초록 데이터를 기반으로, 분야(인문학·사회과학)와 언어(영어·한국어)를 구분하여 분석을 수행하였다.

**<표 1> 분석 대상 논문의 연도별 분포(2004~2024)**

| 사회과학(연도/ 논문 수) |        | 인문학(연도/ 논문 수) |        |
|----------------|--------|---------------|--------|
| 2004           | 12,365 | 2004          | 10,578 |
| 2005           | 13,885 | 2005          | 11,409 |
| 2006           | 15,542 | 2006          | 12,283 |
| 2007           | 17,909 | 2007          | 13,677 |
| 2008           | 19,663 | 2008          | 14,994 |

2) 결측치의 주요 원인은 KCI 시스템 구축 이전 논문이거나 정규 논문이 아닌 경우 등 초록이 제공되지 않은 사례였다.

3) 언어 식별 패키지인 langdetect(v1.0.9)를 사용하였다(<https://github.com/Mimino666/langdetect>).

| 사회과학(연도/ 논문 수) |                | 인문학(연도/ 논문 수) |                |
|----------------|----------------|---------------|----------------|
| 2009           | 22,364         | 2009          | 16,027         |
| 2010           | 24,016         | 2010          | 16,994         |
| 2011           | 25,174         | 2011          | 17,217         |
| 2012           | 26,047         | 2012          | 17,650         |
| 2013           | 26,816         | 2013          | 17,907         |
| 2014           | 27,849         | 2014          | 18,766         |
| 2015           | 28,705         | 2015          | 19,108         |
| 2016           | 28,760         | 2016          | 18,236         |
| 2017           | 28,917         | 2017          | 18,019         |
| 2018           | 29,863         | 2018          | 18,116         |
| 2019           | 30,544         | 2019          | 18,193         |
| 2020           | 32,072         | 2020          | 17,759         |
| 2021           | 32,620         | 2021          | 18,144         |
| 2022           | 30,989         | 2022          | 17,898         |
| 2023           | 30,375         | 2023          | 17,265         |
| 2024           | 30,216         | 2024          | 17,230         |
| <b>합계</b>      | <b>534,691</b> | <b>합계</b>     | <b>347,470</b> |

## 2.2. 분석 지표 및 절차

### 2.2.1. 토큰화 및 분석 단위 구성

영어 초록은 scikit-learn의 CountVectorizer를 활용하여 토큰나이징하였다. 토큰은 영문자로 시작하고, 이후 영문자 또는 하이픈이 최소 1자 이상 포함된 단어로 한정하였다. 이를 통해 숫자, 단일 문자, 특수기호 등 분석에 불필요한 요소를 제거하고 의미 있는 어휘만을 추출하였다.

한국어 초록은 Kiwi 형태소 분석기의 CoNg 모델<sup>4)</sup>을 활용하였고, 해당 분석기에 대해서는 이민철(2024)을 참조하였다. 그러나 한국어는 용언 활용과 파생 접미사의 결합을 통해 복합적인 문법 형태를 형성하므로 이 과정만으로는 과잉 어휘를 충분히 포착하기 어려웠다. 이에 본 연구는 학술 초록에서 빈번하게 출현하는 복합 패턴(표 2)<sup>5)</sup>을 정의하고, 해당 패턴에 부합하는 경우 형태소를 재결합하여 하나의 분석 단위로 복원하는 과정을 추가하였다. 한국어는 위와 같은 복원 절차를 통해 단순 형태소 단위 분석에서 발생할 수 있는 의미 단절을 최소화하고 학술 초록의 문체적 특성을 보다 정교하게 반영하였다.

4) Python용 Kiwi 패키지인 kiwipiepy를 사용하였다(<https://github.com/bab2min/kiwipiepy>). 형태소 분석은 세종 말뭉치(Sejong Corpus) 품사 태그 체계를 기초로 한 Kiwi의 품사 체계를 따랐다.

5) 본 연구의 복합 패턴(COMBINED\_PATTERNS)은 2021~2024년 사회과학(약 1,594만 어절) 및 인문학(약 883만 어절) 초록에서 실제 출현한 품사 패턴의 전체 분포를 산출한 뒤 상위 50개 패턴을 기준으로 검증·보완하였다. 두 분야 모두에서 상위 50개 패턴이 전체 어절의 약 78~83%를 차지하고 있고, 본 연구에 포함된 NNG+XSV+ETM, VV+ETM, VX+EF 등은 실제 상위 출현 패턴에 해당한다.

## &lt; 2&gt;

```

COMBINED_PATTERNS = [
  # 1. '-하게' 부사형 복원 (정확하게, 복잡하게, 세련되게)
  ("XR", "XSV", "EC"),
  ("XR", "XSA", "EC"),
  ("NNG", "XSA", "EC"),
  ("VA", "EC"),

  # 2. '-한' 관형형 복원 (화려한, 다양한, 적절한)
  ("XR", "XSA", "ETM"),
  ("NNG", "XSA", "ETM"),
  ("VA", "ETM"),

  # 3. 복합 형용사 관형형 (전형적인, 체계적인, 논리적인)
  ("NNG", "XSN", "VCP", "ETM"), # 전형 + 적 + 이 + 은

  # 4. '-적으로' 복원 (복합적으로, 이론적으로)
  ("NNG", "XSN", "JKB"),

  # 5. 명사 + '하다/되다'가 결합된 활용형 복원
  ("NNG", "XSV", "EF"),      # 종결형: 주장하다
  ("NNG", "XSV", "ETM"),     # 관형형: 주장하는
  ("NNG", "XSV", "EC"),      # 연결형: 주장하고
  ("NNG", "XSV", "EP", "EF"), # 과거 종결형: 주장했다
  ("NNG", "XSV", "EP", "ETM"), # 과거 관형형: 주장했던
  ("NNG", "XSV", "EP", "EC"), # 과거 연결형: 주장하였고

  # 6. 일반 용언 활용형 복원
  ("VV", "ETM"),      # 동사 어간 + 관형형 어미
  ("VA", "ETM"),      # 형용사 어간 + 관형형 어미
  ("VV", "EP", "ETM"), # 동사 과거형 + 관형형
  ("VA", "EP", "ETM"), # 형용사 과거형 + 관형형
  ("VV", "EF"),       # 동사 종결형
  ("VV", "EP", "EF"), # 동사 과거 종결형
  ("VV", "EC"),       # 동사 연결형

  # 7. 보조 용언 활용형 복원
  ("VX", "ETM"),      # 보조 용언 + 관형형 어미
  ("VX", "EP", "ETM"), # 보조 용언 과거 관형형
  ("VX", "EF"),       # 조용언 종결형
]

```

### 2.2.2. 빈도 산출 및 과잉 어휘 정의

각 단어(또는 복합 어절)의 연도별 사용 빈도는 문서 빈도(document frequency) 방식으로 계산하였다. 특정 단어를 포함하는 초록 수를 해당 연도의 전체 초록 수로 나누어 빈도를 산출하였으며, 동일 문서 내에서의 반복 출현은 1회로 계산하였다. 이는 소수 문서에서의 반복 사용이 전체 증가로 과대 평가되는 것을 방지하기 위함이다. 극단값의 영향을 완화하기 위해 아래의 수식과 같이 스무딩(smoothing) 방식을 적용하였다. 아래의 수식에서  $a$ 는 해당 단어를 포함하는 초록 수,  $b$ 는 해당 연도의 전체 초록 수이며,  $p$ 는 실제 빈도이다. 2021년과 2022년의 빈도 데이터를 기반으로 선형 외삽법(linear extrapolation)을 적용하여 2024년의 예상 빈도  $q$ 를 산출하였다. 선형 외삽법은 두 시점의 관측값을 직선으로 연결하여 추세선을 추정하고, 해당 직선을 연장하여 이후 시점의 값을 예측하는 방법이다. 2023년은 해당 연도의 LLM 사용 가능성을 고려하여 예측값 계산에서 제외하였다. 또한 단어 사용이 감소 추세일 경우 예측값( $q$ )이 과도하게 낮아져 차이( $p-q$ )가 과대평가 되는 것을 방지하기 위해 상승 추세의 경우에만 증가분을 반영하였다.

$$p = \frac{a+1}{b+1}$$

과잉 어휘(excess words)는 실제 빈도  $p$ 와 예상 빈도  $q$ 의 차이 및 비율을 기준으로 정의하였다. 절대적 증가 폭을 나타내는 지표로는  $\Delta = p - q$ 를 계산하였고, 상대적 증가율을 나타내는 지표로는  $\text{Ratio} = \frac{p}{q}$ 을 산출하였다. 또한 2023년과 2024년 모두에서 전체 문서의 0.01% 이상 등장한 단어만을 분석 대상으로 제한하고  $\Delta$  상위 100개 및 Ratio 상위 100개 단어를 과잉 어휘로 선정하였다. 두 지표 간 교집합에 해당하는 단어는 중복하여 계산하지 않았다.

### 2.2.3. 초록 단위 확산 분석

과잉 어휘의 증가는 특정 단어의 빈도 상승이라는 어휘 수준의 변화에 머무를 수도 있고 실제로 다수의 초록에 확산된 문체적 변화일 수도 있다. 따라서 본 연구는 단어 수준 분석 결과가 문서 단위에서도 나타나는지를 확인하기 위해 초록 단위 확산 분석도 수행하였다. 이를 위해 전 단계에서 최종 선정된 과잉 어휘 목록을 기준으로 초록 텍스트에서 문자열 기반 매칭을 통해 각 초록에서의 사용 양상을 산출하였다.

초록 단위 확산을 측정하기 위해 본 연구는 세 가지 지표를 정의하였다. 첫째, `excess_count`는 개별 초록에서 과잉 어휘가 등장한 총 출현 횟수로, 동일 단어의 반복 출현을 모두 포함한 전체 사용량을 의미한다. 둘째, `excess_unique`는 해당 초록에서 사용된 과잉 어휘의 종류 수를 의미하며, 동일 단어가 여러 차례 등장하더라도 하나의 종류로 계산하였다. 셋째, `excess_ratio`는 초록의 전체 단어 토큰 수 대비 과잉 어휘 총 출현 횟수(`excess_count`)의 비율로 정의하였다.

각 지표에 대해 연도별 평균과 중앙값을 산출하여 분포의 이동 여부를 검토하였다. 평균은 전체 경향의 변화를, 중앙값은 분포 중심의 이동 여부를 파악하기 위한 지표로 활용하였다. 이후의 분석에서는 분포 중심 이동을 가장 직접적으로 보여주는 `excess_unique`와 `excess_ratio`를 중심으로 결과를 제시한다.

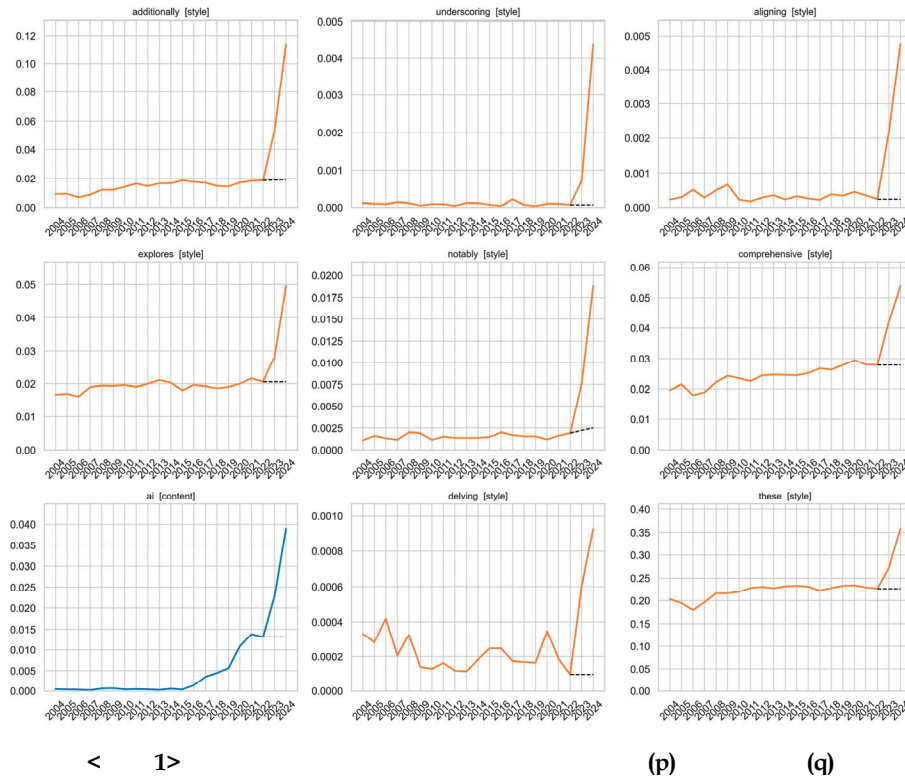
본 연구의 전처리 과정, 빈도 계산, 과잉 어휘 선별 및 초록 단위 확산 분석에 사용된 전체 코드와 시각화 결과, 과잉 어휘 목록은 깃허브(GitHub) 저장소<sup>6)</sup>에 정리하였다.

### 3. 영어 초록 분석 결과: 사회과학과 인문학 분야

본 장에서는 KCI 인문사회과학 분야 영어 초록에서 2024년을 중심으로 관찰되는 과잉 어휘의 양상을 분석한다. 이를 위해 대표 과잉 어휘의 장기 시계열 변화를 먼저 검토하고, 2024년 단어 빈도와 예측 대비 비율( $p/q$ ), 그리고 예측 대비 초과 빈도( $p-q$ )의 관계를 순차적으로 분석한다.

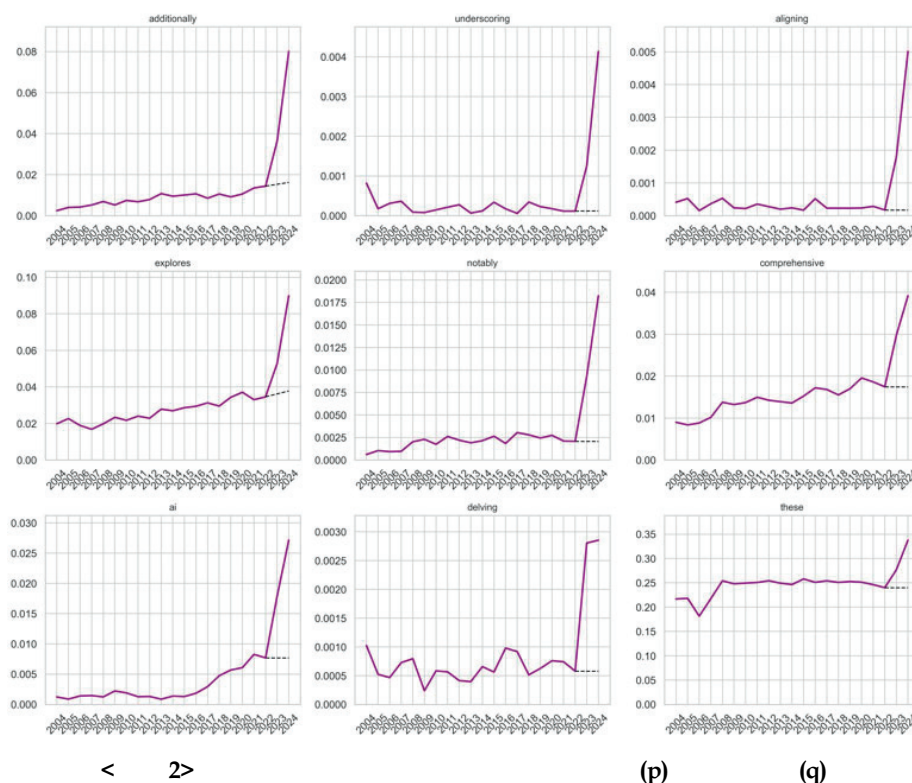
#### 3.1. 과잉 어휘의 시계열 변화

본 연구에서는 과잉 어휘를 Kobak(2025)의 구분을 참고하여 내용어(content word)와 스타일 단어(style word)로 구분하였다. 내용어는 연구 주제나 개념 등 구체적인 학술적 내용을 가지는 ‘명사’ 위주의 단어를 의미하며, 스타일 단어는 연구 내용과 직접적으로 연결되기보다는 글을 강조, 정리하고 화려하게 꾸며주는 기능을 수행하는 ‘동사 및 형용사’ 위주의 표현을 의미한다.



- 6) 본 연구에 사용된 전체 코드와 결과물은 GitHub 저장소에 공개하였다. 각 디렉토리의 README에는 자료 구조에 대한 설명을 포함하였다. 링크는 다음과 같다. <https://github.com/Zena2sky/KCI-LLM-Excess-Vocabulary-Analysis>

그림 1은 사회과학 영어 초록에서 선별된 단어의 연도별 실제 빈도(p)와 예측 빈도(q)를 비교한 결과이다. 2004년부터 2022년까지의 빈도(실선)는 완만한 증가 혹은 안정적인 추세를 유지하였으나, 2023년 이후 예측치(점선) 대비 현저히 높은 사용 빈도를 보였다. 또한 additionally, underscoring, aligning과 같은 스타일 단어는 기존의 선형 추세로는 설명하기 어려운 수준의 증가치를 보였다. 이러한 스타일 단어의 사용 빈도 급증은 그림 1 좌하단의 ai와 같은 내용어의 사용량 급증과는 성격을 구분해야 하는데, 내용어는 특정 연구 주제가 부상하면서 사용 빈도가 증가할 수밖에 없기 때문이다. 즉, 스타일 단어의 사용량 급증은 LLM이 선호하는 초록 서술 방식의 변화로 해석할 수 있다. 아울러 과잉 어휘 중 ‘these’ 와 같이 2022년도 약 22.7%의 초록에서 사용되던 핵심 표현도 2024년 약 35.8% 수준으로 급증한 점은 주목할 만하다. 이는 단순한 주제 확산이나 어휘 교체 등으로 설명하기 어려우며, 기존의 점진적 증가 추세를 벗어난 구조적 변화로 이해할 수 있을 것이다.



이 같은 양상은 인문학 영어 초록(그림 2)에서도 유사하게 관찰되었다. 비교를 위해 사회과학과 동일한 어휘로 인문학 분야의 어휘 사용 빈도를 분석한 결과, 인문학 분야에서도 2023년 이후 실제 빈도가 예측치를 일관되게 초과하는 추세가 확인되었다.

### 3.2. Ratio 및 Delta 기준 과잉 어휘의 분포 특성

2024년 과잉 어휘를 체계적으로 파악하기 위해 Ratio(p/q)와 Delta(p-q)를 기준으로 각각 상위 100위까지 산출하였다. 두 지표는 서로 다른 측면에서 단어 사용의 변화를 포착한다. Ratio는 평소 사용 빈도가 낮은 단어의 상대적 급증을 강조하며, Delta는 이미 일정 수준 사용되던 표현이 예측치를 초과하여 과잉 사용된 경우를 반영한다. 따라서 Ratio는 ‘상대적 확산 사용’, Delta는 ‘절대적 과잉 사용’이라는 두 가지 차원의 변화를 보여준다.

먼저 Ratio 기준 상위 단어는 기존에는 거의 사용되지 않았으나 2024년에 사용 빈도가 상대적으로 급증한 과잉 어휘 표현들이다. 표 3은 영어 초록 사회과학과 인문학 분야에서 Ratio 기준 상위 10개 과잉 어휘를 병렬로 제시한 것이다. 두 분야 모두 chatgpt, gpt와 같은 기술 관련 내용을 제외하면 상위권 단어의 대부분이 스타일 단어로 구성되어 있다. 사회과학 분야에서는 underscores, underscoring, underscore, aligning 등이 상위에 위치하며, 인문학 분야에서도 showcasing, underscoring, aligning 등이 두드러진다. 이들 표현은 특정 연구 개념이나 결과를 직접 지시하기보다는 논의를 강조하거나(underscoring), 연구 성과를 부각하는(showcasing) 기능을 수행한다. 특히 underscoring 및 aligning 계열 단어가 두 분야에서 공통적으로 상위권에 위치한다는 점은 주목할 만하다. 이는 개별 연구 주제의 변화라기보다는 초록 서술에서 반복적으로 동원되는 표현 유형이 유사한 방향으로 이동하고 있음을 보여준다.

< 3> 2024

Ratio(p/q)

10

| 사회과학 |               |        |         | 인문학 |              |        |         |
|------|---------------|--------|---------|-----|--------------|--------|---------|
| 순위   | 단어            | Ratio  | 구분      | 순위  | 단어           | Ratio  | 구분      |
| 1    | chatgpt       | 167.77 | Content | 1   | chatgpt      | 203.43 | Content |
| 2    | underscores   | 123.82 | Style   | 2   | showcasing   | 75.55  | Style   |
| 3    | underscoring  | 66.85  | Style   | 3   | underscoring | 34.72  | Style   |
| 4    | intricate     | 29.71  | Style   | 4   | aligning     | 28.88  | Style   |
| 5    | univ          | 26.91  | Content | 5   | gpt          | 24.17  | Content |
| 6    | underscore    | 21.91  | Style   | 6   | poignant     | 22.16  | Style   |
| 7    | aligning      | 20.69  | Style   | 7   | aligns       | 20.96  | Style   |
| 8    | leveraging    | 20.26  | Style   | 8   | amplify      | 17.12  | Style   |
| 9    | exploratively | 19.24  | Style   | 9   | optimizing   | 17.12  | Style   |
| 10   | advancements  | 16.78  | Content | 10  | intricacies  | 15.16  | Style   |

## &lt; 4&gt; 2024

## Delta(p-q) 50

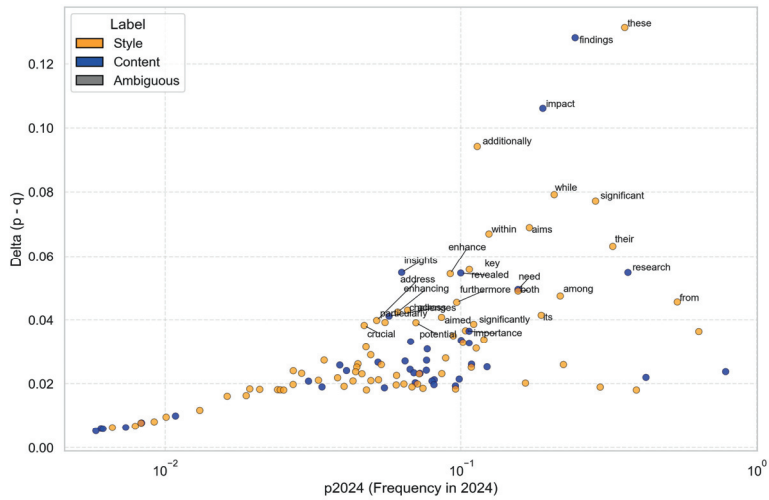
| 사회과학                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              | 인문학                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| these, findings, impact, additionally, while, significant, aims, within, their, key, insights, research, revealed, enhance, need, both, among, from, furthermore, across, enhancing, its, challenges, aimed, address, particularly, potential, significantly, crucial, importance, strategies, with, regarding, including, approach, levels, explore, issues, utilizing, examines, provides, explores, suggests, highlights, relationships, framework, individuals, indicate, understanding, into | within, these, significant, additionally, while, examines, aims, its, explores, understanding, their, particularly, findings, analysis, into, research, during, both, context, explore, challenges, approach, framework, highlights, insights, key, study, perspective, primarily, through, ultimately, furthermore, seeks, across, impact, crucial, analyzes, contemporary, potential, often, issues, where, address, how, including, individuals, significance, for, comprehensive, aimed |

반면, Delta 기준 상위 단어는 일정 수준 사용되던 표현이 2024년에 예측치를 초과하여 과잉 사용된 경우를 반영한다. 이는 상대적 급증을 포착하는 Ratio와 달리, 절대적 증가 규모에 주목하는 지표이다. 사회과학 분야에서 Delta 상위에는 표 4와 같이 these, findings, impact, additionally, while, significant, aims, within, their, key, insights 등이 포함되었으며, 이 어휘들은 인문학 분야에서도 동일하게 상위 과잉 어휘로 확인된다.

사회과학과 인문학 분야의 Delta 기준 상위 50개 어휘를 Academic Word List<sup>7)</sup>(Coxhead, 2000)에 대조한 결과, 사회과학은 약 46%, 인문학은 약 40%가 학술 공통 어휘에 해당하는 것으로 확인되었다. 이는 두 분야 모두에서 2024년에 증가한 어휘 상당수가 학술 전반에서 반복적으로 사용되는 핵심 학술 어휘임을 보여준다. 또한 AWL에 포함되지 않은 나머지 어휘들 역시 학술장에서 자주 사용되는 기능어(예: these, within, while 등)나 일반 학술 동사(examine, explore, suggest, provide 등)로 구성되어 있다.

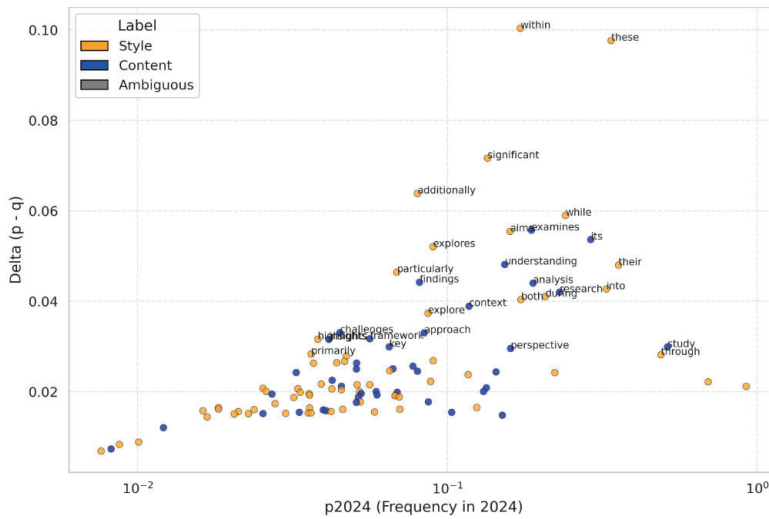
이는 LLM의 생성 원리와의 일정 부분 부합한다. LLM은 이전 토큰을 기반으로 다음 토큰의 조건부 확률을 최대화하는 확률적 언어모형에 기반하며(Bengio et al., 2003), 최근의 대규모 생성형 언어 모델들 또한 다음 토큰 예측 목표에 따라 사전 학습 된다(Brown et al., 2020). 이러한 생성 구조에서는 학술 초록 작성 과정에서 LLM이 활용될 경우 주어진 문맥 내에서 조건부 확률이 상대적으로 높은 표현이 선택되기 쉽다. 그 결과 기존 학술 담화에서 빈번하게 사용되던 표현들이 더욱 자주 채택되면서 절대적 사용 빈도가 확대되었을 가능성이 있다.

7) Academic Word List(AWL)는 Coxhead(2000)에 의해 제시된 학술 공통 어휘 목록으로, 다양한 학문 분야에서 공통적으로 사용되는 고빈도 학술 어휘를 포함한다. 본 연구에서는 Victoria University of Wellington에서 제공하는 목록을 기준으로 대조하였다. <https://www.wgtn.ac.nz/lals/resources/academicwordlist/sublist>



&lt; 3&gt; 2024

(p) Delta(p-q)



&lt; 4&gt; 2024

2024

(p) Delta(p-q)

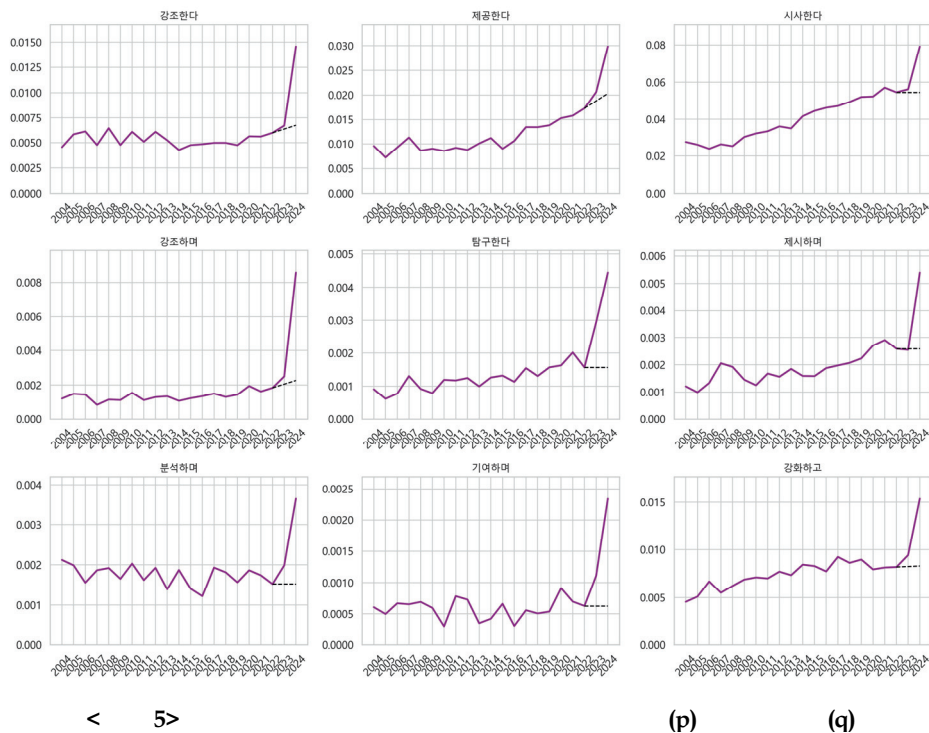
Delta 기준 과잉 어휘 분포를 시각적으로 확인하기 위해, 2024년 영어 초록의 단어 빈도(p)와  $\Delta(p-q)$ 의 관계를 사회과학 분야는 그림 3, 인문학 분야는 그림 4에 각각 제시하였다. 두 분야는 유사한 분포 양상을 보였으며, 인문학 분야의 Delta 상위 단어에는 within, these, significant,

additionally, explores, examines, understanding 등이 포함되었다. 특히 within, these, significant, additionally, while, aims의 6개 단어는 두 분야의 Delta 상위 10위 안에 공통적으로 나타났다. 이러한 중첩은 과잉 어휘의 등장이라는 변화가 특정 분야의 고유한 특수성과 관련된 것이 아니라, 영어 학술 초록 전반의 서술 관행에서 나타나는 현상임을 보여준다.

## 4. 한국어 초록 분석 결과: 사회과학과 인문학 분야

### 4.1. 과잉 어휘의 시계열 변화

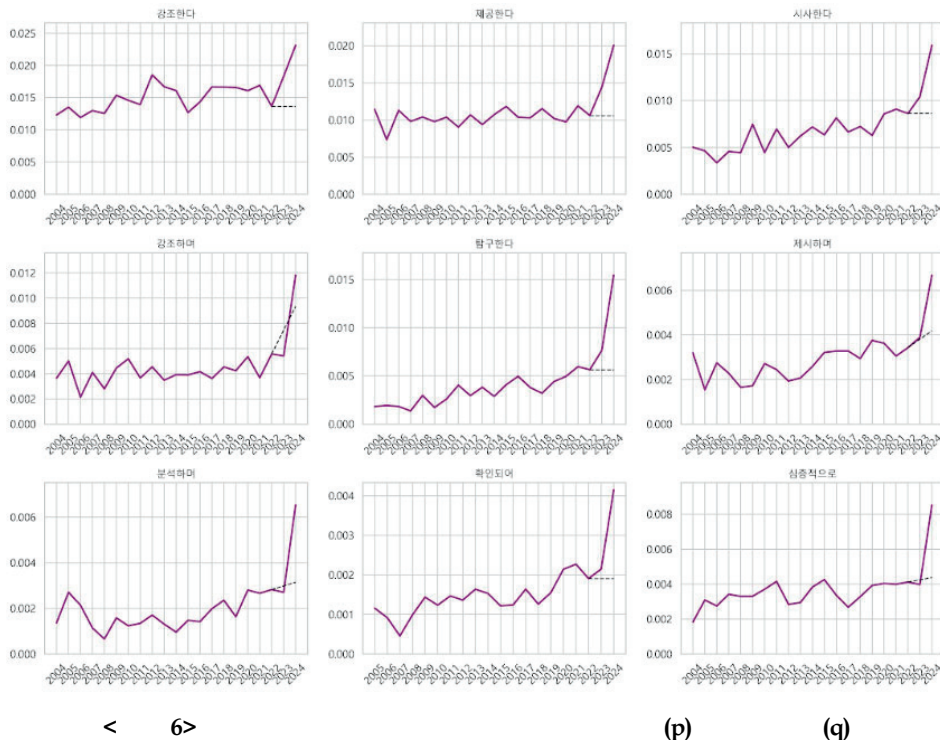
한국어 초록에서도 2023년을 기점으로 유사한 구조적 변화가 관찰된다. 그림 5는 사회과학 한국어 초록에서 선별된 단어의 연도별 실제 빈도(p)와 예측 빈도(q)를 비교한 결과이다.



2004년부터 2022년까지는 완만한 증가 혹은 안정적 추세를 유지하였으나, 2023년 이후 예측치를 넘어 증가하는 양상이 보인다. 사회과학 한국어 초록 분석에서 두드러진 단어로는 ‘강조한다’, ‘제공한

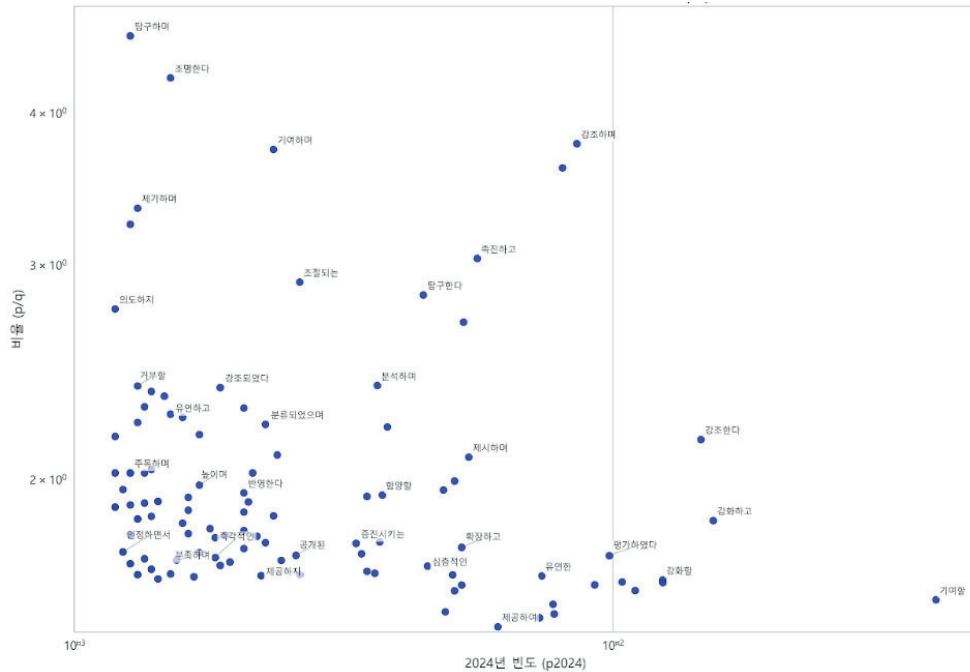
다', '시사한다', '강조하며', '탐구한다', '제시하며' 등이 있으며, 대부분 서술 동사형으로서 연구 결과를 요약하거나 합의를 제시하고 연구를 정리하는 기능을 수행하는 단어들이다.

인문학 분야(그림 6)에서도 동일한 어휘군을 기준으로 분석한 결과, 정도의 차이는 존재하나 2023년 이후 급증하는 패턴이 유사하게 나타났다.



#### 4.2. Ratio 및 Delta 기준 과잉 어휘의 분포 특성

2024년 과잉 어휘의 성격을 보다 면밀하게 파악하기 위해 한국어 초록도 Ratio(p/q)와 Delta(p-q)를 각각 기준으로 상위 단어를 산출하였다. 먼저, Ratio 기준 상위 단어는 기존에는 사용 빈도가 낮았으나 2024년에 상대적으로 급증한 표현들을 시각화하였다(그림 7). Ratio 값이 높은 단어들은 주로 좌측 저빈도 영역에 분포하며 '탐구하며', '조명한다', '제기하며', '기여하며' 등 연구의 의미를 강조하거나 논지를 정리하는 서술적 표현이 상대적으로 높은 비율을 보였다. 이는 제한적으로 사용되던 일부 서술 어휘가 2024년에 상대적으로 부각되었음을 보여준다. 다만 이러한 단어들은 절대적인 사용 빈도가 낮은 경우가 많아, Ratio 지표는 저빈도 표현의 상대적 변동을 포착하는 한계를 가진다는 점을 고려해야 한다.



&lt; 7&gt; 2024

(p) Ratio(p/q)

이와 같은 시각적 분포를 구체적인 어휘 목록 차원에서 확인하기 위해, 2024년 사회과학 및 인문학 분야 Ratio 기준 상위 과잉 어휘를 표 5에 정리하였다. 한국어 초록의 Ratio 기준 상위 과잉 어휘는 대부분 연구 전개 및 서술을 담당하는 동사·형용사형 표현으로 구성되어 있다. 다만 주목할 부분은 사회과학 분야의 최고 Ratio는 4.63, 인문학 분야는 8.06으로 나타났다는 점이다. 이는 영어 초록의 Ratio 상위 10개 단어(표 3)들이 예측치 대비 높은 배율 증가를 보인 것과 비교하면 상대적으로 완만한 수준이다. 즉, 한국어에서도 특정 문장 종결 패턴과 서술 동사군을 중심으로 선택적 강화가 나타나지만 영어에서 보여지는 급격한 증가와는 분명한 차이를 보인다.

이처럼 Ratio 분석은 상대적 증가 강도를 보여주는 지표인 반면 실제 사용 규모의 확대 여부는 Delta 기준에서 보다 분명하게 확인된다. Delta 기준 상위 단어는 이미 일정 수준 사용되던 표현이 2024년에 예측치를 상회하여 사용된 경우를 보여준다. 사회과학 분야의 Delta 상위 단어를 살펴보면 ‘중요한’, ‘이러한’, ‘통해’, ‘위한/위해’, ‘다양한’, ‘하는’과 같은 일반적 서술 표현이 두드러진다. 이와 함께 ‘시사한다’, ‘기여할’, ‘기대된다’, ‘의미있는’, ‘미치는’ 등 연구 결과의 중요성을 강조하는 평가적 표현이 상위권에 포함되며, ‘활용한’, ‘강화하고’, ‘강조하며’, ‘검증하는’ 등 연구 수행과 결과 제시를 나타내는 서술 동사군도 함께 나타난다.

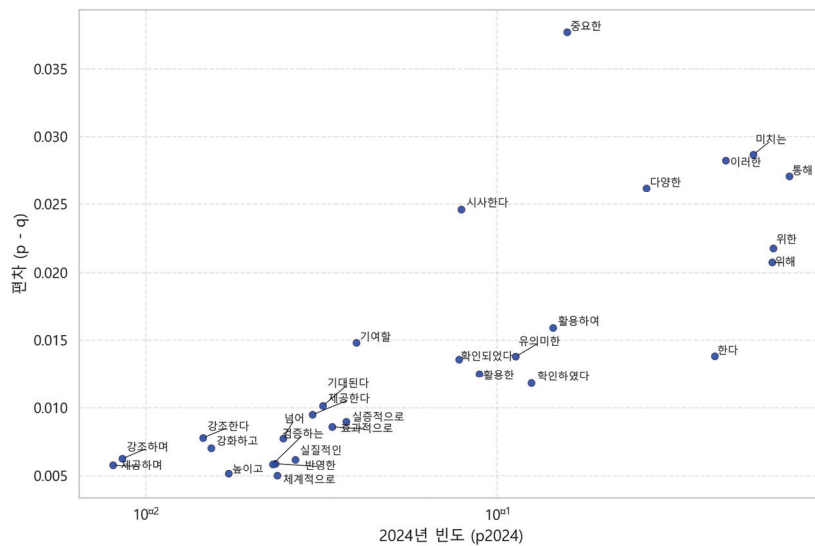
이와 같은 Delta 분포는 그림 8에서 2024년 단어 빈도(p)와 예측 대비 초과 빈도(p-q)의 관계로

시각화하였다. 인문학 분야 역시 그림 9와 같은 Delta 분포를 보인다. 인문학 Delta 상위 단어에는 사회과학 분야와 동일한 ‘중요한’, ‘이러한’, ‘통해’, ‘위한’과 같은 담화 조직 표현이 공통적으로 포함되었다. 이는 기존 학술 담화에서 반복적으로 사용되던 핵심 표현으로 인문학 초록 분석에서도 전반적인 분포 구조와 패턴은 사회과학과 유사한 방향성을 가지고 있다.

< 5> 2024

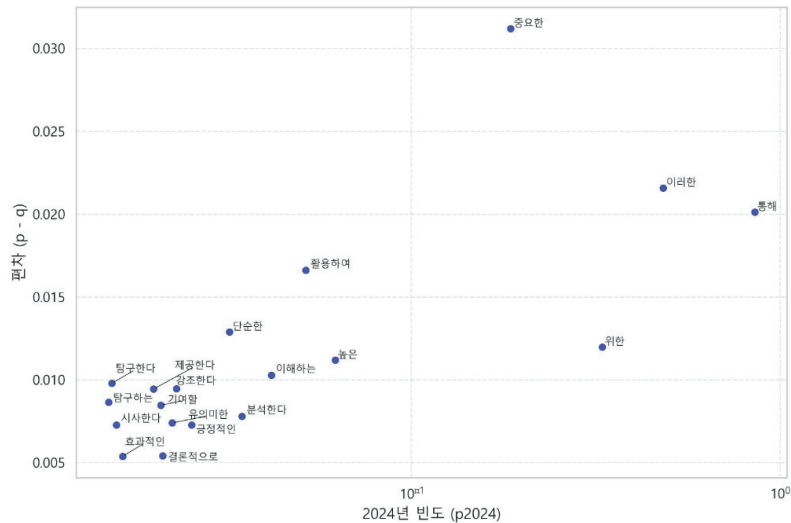
Ratio(p/q) 10

| 사회과학 |       |       |       | 인문학 |       |       |       |
|------|-------|-------|-------|-----|-------|-------|-------|
| 순위   | 단어    | Ratio | Type  | 순위  | 단어    | Ratio | Type  |
| 1    | 탐구하며  | 4.63  | Style | 1   | 상징하며  | 8.06  | Style |
| 2    | 조명한다  | 4.28  | Style | 2   | 탐구할   | 5.03  | Style |
| 3    | 강조하며  | 3.78  | Style | 3   | 차지했다  | 4.70  | Style |
| 4    | 기여하며  | 3.74  | Style | 4   | 입증한다  | 4.23  | Style |
| 5    | 제공하며  | 3.61  | Style | 5   | 사용하며  | 4.03  | Style |
| 6    | 제기하며  | 3.34  | Style | 6   | 해석하며  | 3.86  | Style |
| 7    | 심화시키고 | 3.24  | Style | 7   | 감각적인  | 3.74  | Style |
| 8    | 촉진하고  | 3.04  | Style | 8   | 기여하고자 | 3.41  | Style |
| 9    | 조절되는  | 2.91  | Style | 9   | 빠르고   | 3.36  | Style |
| 10   | 탐구한다  | 2.84  | Style | 10  | 분열된   | 3.32  | Style |



< 8> 2024

(p) Delta(p-q)



&lt; 9&gt; 2024

(p) Delta(p-q)

## 5. 과잉 어휘의 초록 단위 확산

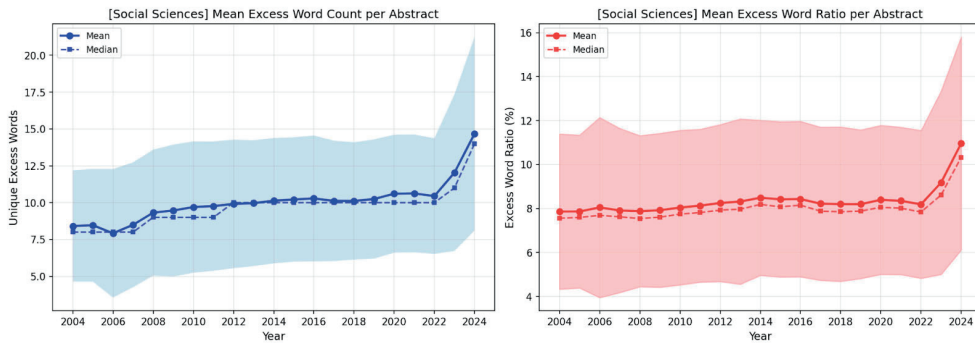
3장과 4장에서는 과잉 어휘 현상을 단어 수준에서 분석하였다. 그러나 특정 어휘의 빈도 증가가 곧 바로 학술 초록 전반의 문체적 분포 변화로 이어진다고 단정하기는 어렵다. 즉, 예상치를 넘어서는 과잉 어휘의 등장이 실제로 연구자들의 초록 작성 형태와 연관된 변화인지는 별도의 검토가 필요하다. 이에 본 장에서는 분석의 초점을 단어 수준에서 초록 단위로 전환하여, 초록당 고유 과잉 어휘(excess\_unique)의 수와 과잉 어휘 비율(excess\_ratio)의 연도별 평균 및 중앙값 추세를 검토한다.

### 5.1. 영어 초록에서의 확산 양상

#### 5.1.1. 사회과학 영어 초록

단어 수준의 과잉 어휘 현상이 초록 단위에서도 나타나는지 확인하기 위해, 사회과학 영어 초록의 초록당 고유 과잉 어휘 수(excess\_unique)와 과잉 어휘 비율(excess\_ratio)의 연도별 추세를 검토하였다. 그림 10은 초록당 과잉 어휘 사용량(좌)과 비율(우)의 평균 및 중앙값 변화를 보여준다. 두 지표 모두에서 2023년과 2024년에 평균과 중앙값이 동시에 상승하는 변화가 관찰된다. 이는 과잉 어휘 사용 증가가 소수의 초록에 의해 주도된 것이 아니라, 초록 전반의 분포 이동에 의해 발생했음을 드러낸다. 사회과학 영어 초록의 평균 고유 과잉 어휘 수는 2004년 8.41개에서 2024년 14.68개로 약 74.6% 증가하였다(그림 10 좌). 특히 2023년과 2024년에 들어 평균이 12.04에서 14.68로 크게 상승하였으며,

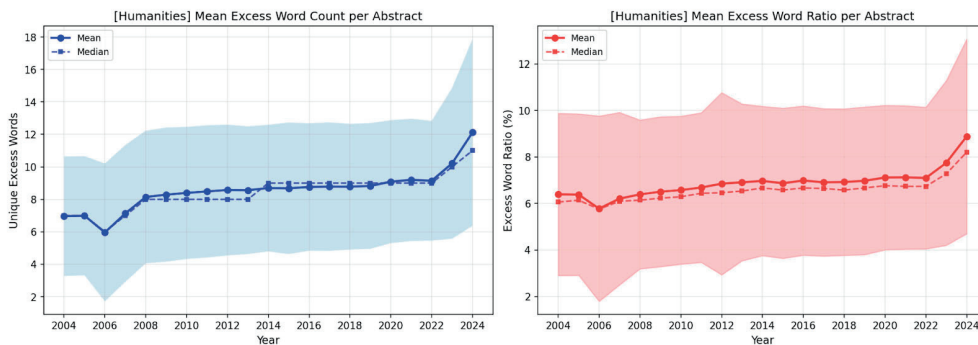
이는 2008년부터 2022년까지 약 15년간 완만한 증가 추세를 보였던 장기 흐름과 대비된다. 중앙값 역시 2022년 10개에서 2024년 14개로 상승하여, 과잉 어휘 사용 증가가 일부 상위 초록의 집중적 확대라기보다는 초록 전반의 동시적 이동임을 보여준다.



< 10>

과잉 어휘가 초록에서 차지하는 비율 또한 같은 기간 7.86%에서 10.96%로 상승하여 2024년에는 초록 어휘 중 과잉 어휘가 차지하는 비중이 약 10분의 1 수준에 이른다(그림 10 우). 특히 2023년 이후 평균과 중앙값이 동반 상승하며, 초록 내 어휘 중 과잉 어휘가 차지하는 비중이 구조적으로 확대되는 양상이 확인된다.

### 5.1.2. 인문학 영어 초록



< 11>

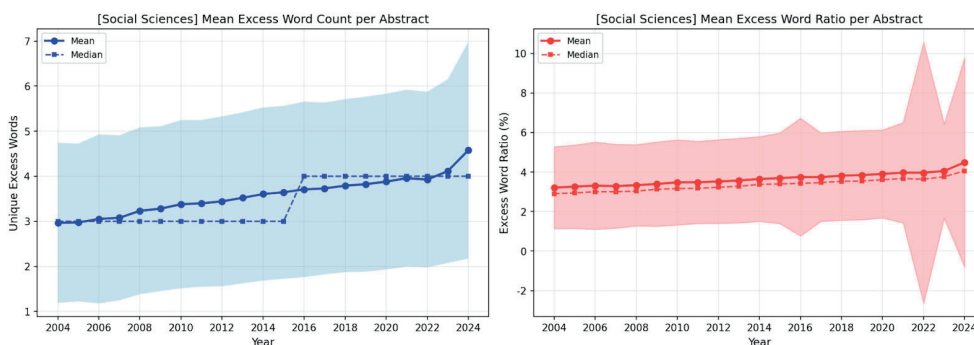
인문학 영어 초록에서도 사회과학 분야와 유사하게 2000년대 중반 이후 장기간 완만한 추세를 보

이다가 2023년을 기점으로 평균과 중앙값이 동시에 상승하는 변화가 관찰된다(그림 11). 평균 고유 과잉 어휘 수는 2004년 6.96개에서 2024년 12.12개로 약 74.1% 증가하였다. 2008년부터 2022년까지 평균은 비교적 완만하게 증가하였으나, 2023년과 2024년에 상승 폭이 확대되었다. 과잉 어휘 비율 역시 동기간 6.39%에서 8.88%로 상승하였다. 중앙값은 2024년에 11개로 상승하여, 사회과학과 마찬가지로 분포 중심의 이동이 확인된다. 이러한 결과는 영어 초록에서 사회과학과 인문학을 막론하고 과잉 어휘 사용이 초록 단위에서 분포 전반으로 확대되었음을 보여준다.

## 5.2. 한국어 초록에서의 확산 양상

### 5.2.1. 사회과학 한국어 초록

사회과학 한국어 초록에서도 초록당 고유 과잉 어휘 수와 과잉 어휘 비율의 연도별 추세를 검토하였다. 과잉 어휘 사용량 및 비율 추세를 보면 영어 초록에서처럼 가파른 상승보다는 전반적으로 완만한 증가 속에서 2024년에 소폭 상승이 관찰된다(그림 12). 초록당 고유 과잉 어휘 수의 평균은 2000년대 중반 약 3개 수준에서 시작하여 2024년에는 약 4.5개에 이르며, 중앙값은 2015년 이전까지 3개 수준으로 유지되다가 2016년 이후 4개로 이동한 뒤 비교적 안정적으로 유지되는 패턴을 보인다. 즉, 사회과학 한국어 초록에서는 중앙값이 영어 초록처럼 연속적으로 상승하기보다는 특정 시점에서 단계적으로 이동하는 양상이 나타난다. 과잉 어휘 비율 또한 약 3% 수준에서 서서히 상승하여 2024년 약 4.5%에 도달하고 중앙값 역시 평균과 큰 차이 없이 완만하게 증가하나, 2023년과 2024년에는 소폭의 상승이 관찰된다. 종합하면 한국어 초록 사회과학 분야에서의 과잉 어휘 확산은 분포 전반의 급격한 재편으로 나타나기보다는 점진적이고 단계적인 확대 양상에 가깝다.

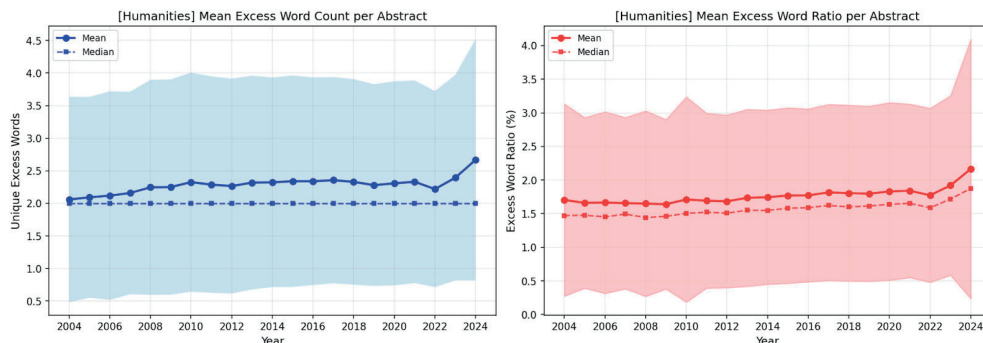


< 12 >

### 5.2.2. 인문학 한국어 초록

인문학 한국어 초록의 초록 당 고유 과잉 어휘 수의 평균은 2004년 2.06개에서 2024년 2.67개로 증

가하였으며, 2023년과 2024년에 소폭 상승이 관찰된다. 그러나 중앙값은 분석 기간 전반에 걸쳐 2개 수준을 유지하고 있다(그림 13 좌의 점선). 이는 평균이 상승하더라도 분포 중심 자체가 상향 이동했다고 보기는 어렵다는 점을 보여준다. 과잉 어휘 비율 또한 2004년 1.7%에서 2024년 2.16%로 완만하게 증가하였다. 평균과 중앙값은 모두 최근 연도에 소폭 상승하였으나, 그 변화 폭은 영어 초록이나 사회과학 한국어 초록에 비해 상대적으로 제한적이다.



< 13 >

### 5.3. 소결: 언어간 확산 양상의 차이

초록 단위 확산 지표를 종합하면, 2023년 LLM 상용화 이후 나타나는 과잉 어휘 현상은 영어 초록과 한국어 초록 모두에서 확인되지만 양상은 언어에 따라 상이했다. 우선 영어 초록에서는 두 분야 모두 2023년 이후 초록당 평균 과잉 어휘 사용량과 중앙값이 함께 상승하는 전면적인 분포 중심 이동이 관찰되었다. 이와 같은 초록 전반에 걸친 구조적 변화는 영어 초록 작성 방식 자체의 변화를 의미하며, 이는 연구자들이 영어 초록을 작성함에 있어 LLM을 활용하였을 가능성을 보여준다. 반면 한국어 초록은 영어 초록에 반해 확산의 양상이 소극적이었다. 사회과학 한국어 초록의 경우 평균과 중앙값이 함께 이동하지 않았고, 인문학 한국어 초록에서는 중앙값의 변화 없이 평균만 상승하였다.

이처럼 영어 초록과 한국어 초록의 분석 결과에 차이가 나타난 이유는 첫째, 비영어권 국가에서 LLM이 번역 목적으로 활용되었을 가능성과 관련이 있다. 김채은(2022)의 연구에 따르면 ChatGPT 등장 이전 한국에서는 번역 용도로 Google Translate나 Papago가 주로 사용되었다. 이와 같은 신경망 기계번역기는 학술 초록 작성에서 한계는 있으나 연구자들의 번역을 보조하는 도구로 사용되었을 것이다. 이후 ChatGPT가 상용화되었고, 이를 기점으로 연구자들이 영어 번역 도구로 LLM을 선택하여 활용하였을 가능성이 높다. 해외 연구에서도 비영어권 국가의 높은 LLM 사용률에 대해서는 번역 목적의 LLM 사용 가능성을 언급하고 있다(Kobak, 2025; Kousha, 2025; Geng, 2024).

둘째, 한국어 초록은 LLM의 개입 없이 연구자가 직접 작성하였을 가능성이 높을 것으로 추정된다. ChatGPT 출시 초기에는 한국어 텍스트 생성 결과가 부정확하거나 어색하다는 지적이 있었으며, 이에

따라 한국어 학술 초록 작성에는 LLM의 활용이 제한적이었을 가능성이 있다. 또한 한국어 초록 작성에 LLM을 일부 활용하였더라도 연구자들이 이를 수정하는 과정에서 과잉 어휘의 흔적이 희석되었을 것이다. 학술 글쓰기는 서술 방식과 어휘 선택에서 연구자의 개별적 문제가 강하게 반영되는 경향이 있어 LLM이 생성한 어휘의 흔적이 그대로 유지되기 어려울 수 있다.

셋째, 언어 구조의 차이가 과잉 어휘의 탐지에 영향을 미쳤을 가능성이 있다. 영어는 한국어에 비해 상대적으로 명확한 단어 경계를 가지지만 한국어는 교착어적 특성과 유연한 띄어쓰기 관행으로 인해 동일한 의미가 다양한 표면형으로 나타날 수 있다. 예를 들어 한국어에서는 ‘사용하다’가 ‘사용하였다’, ‘사용하며’, ‘사용된’, ‘사용하고’, ‘사용하는’, ‘사용되었다’, ‘사용될’, ‘사용되고’, ‘사용되며’, ‘사용했으며’, ‘사용할 경우’ 등 다양한 활용형으로 실현된다. 반면 영어에서는 ‘use’, ‘used’, ‘using’과 같이 제한된 형태로 표현된다. 이러한 세 가지의 이유로 영어 초록과 한국어 초록의 분석 결과에 차이가 있다고 해석할 수 있다.

## 6. 결론 및 제언

본 연구는 2004년부터 2024년까지 KCI 인문·사회과학 학술 초록을 대상으로 LLM 상용화 이후 학술 초록 문체에서 나타난 변화를 과잉 어휘 분석을 통해 정량적으로 검토하였다. 2021년과 2022년의 단어 사용 추세를 기반으로 2024년의 기대 빈도( $q$ )를 예측하고 관측 빈도( $p$ )와의 차이를  $\text{Ratio}(p/q)$ 와  $\text{Delta}(p-q)$ 로 측정함으로써, 희소한 표현의 비율적 증가와 기존 표현의 절대적 증가를 분리하여 관찰하였다. 또한 초록당 과잉 어휘 사용량과 비율의 변화를 분석하여 이러한 과잉 어휘 현상이 연구자들의 글쓰기 관행 변화로까지 확산되는지를 검토하였다.

영어 초록 분석에서는 사회과학과 인문학 분야 모두에서 2023년 이후 과잉 어휘가 뚜렷하게 증가하였다. 특히 Ratio 기준 분석에서는 underscoring, showcasing, aligning과 같이 기존에 거의 사용되지 않던 스타일 단어가 상대적으로 급증한 양상이 확인되었다. 이는 Kobak(2025)이 LLM으로 인해 과잉 사용되었다고 제시한 delves, underscores, showcasing와도 일치한다. Delta 기준에서는 이미 일정 수준 사용되던 표현이 예측치를 초과하여 증가하는 양상이 포착되었다. 예를 들면 these, findings, impact, additionally, while, within 등 학술 담화에서 널리 사용되는 공통 어휘가 사회과학과 인문학 모두에서 상위 과잉 어휘로 확인되었다. 이는 LLM의 활용 과정에서 기존 학술어가 반복적으로 선택되면서 해당 단어들의 절대적 사용 규모가 확대되었을 가능성을 보여준다.

한국어 초록 분석에서도 사회과학과 인문학 분야 모두에서 2023년 이후, 특히 2024년에 예측치를 넘어서는 시계열적 증가가 관찰되었다. 선정된 과잉 어휘의 사용 빈도는 2004년부터 2022년까지 완만한 추세를 보이다가 2024년에 증가하였으나(그림 5, 그림 6) 그 증가 폭은 영어 초록과 비교하면 상대적으로 제한적이었다. Ratio 기준 분석에서는 대부분 연구 전개 및 서술을 담당하는 동사 및 형용사형 표현이 상대적으로 높은 비율을 보였다. 실제 사용 규모의 확대를 나타내는 Delta 기준에서는 사회과학 분야의 경우 ‘중요한’, ‘미치는’, ‘이러한’, ‘통해’, ‘위한/위해’, ‘다양한’ 등의 일반적 서술 표현들이 상단에 위치하고, ‘시사한다’, ‘기여할’, ‘활용하여’, ‘유의미한’, ‘확인되었다/확인하였다’ 등이 그 아래

영역을 형성하였다. 인문학 분야 역시 ‘중요한’, ‘이러한’, ‘통해’, ‘위한’ 등이 상단에 위치하며 사회과학과 공통적인 분포 양상을 보였다.

이와 같이 3장의 영어 초록 분석 및 4장의 한국어 초록 분석을 통해 어휘 차원에서는 과잉 어휘 현상이 존재함을 확인하였다. 이어서 초록 단위 확산 분석에서는 확산의 양상이 언어에 따라 차이를 보였다. 영어 초록에서는 2023년 이후 초록당 과잉 어휘 사용량과 비율의 평균과 중앙값이 함께 상승하는 분포 중심의 이동이 관찰되었다. 반면 한국어 초록에서는 평균의 상승은 관찰되었으나 중앙값의 변화가 제한적이거나 단계적으로 나타났다. 이러한 언어 간 차이는 언어별 LLM 활용 방식의 차이와 관련될 가능성이 있다. 영어 초록은 번역 과정에서 LLM을 사용했을 가능성이 높은 반면, 한국어 초록은 연구자가 직접 작성하거나 LLM을 사용하더라도 수정이 이루어지면서 활용 흔적이 희석되었을 수 있다. 또한 한국어의 교착어적 특성과 다양한 활용형은 동일한 의미를 갖는 표현을 분산시키는 경향이 있어 LLM 사용 흔적이 영어에 비해 낮은 강도로 포착되었을 가능성도 존재한다.

본 연구는 Kobak(2025)이 제시한 ‘과잉 어휘 분석’ 방법론을 비영어권 인문·사회과학 자료에 적용함으로써 해당 방법을 확장하였다. 기존 연구가 영어권 학술 코퍼스에 집중되어 있었다면 본 연구는 한국 인문·사회과학 초록을 분석 대상으로 삼아 과잉 어휘, 즉 LLM 흔적이 보편적 현상인지, 혹은 특정 언어·분야 맥락에서 다르게 나타나는지 비교할 수 있는 실증적 기반을 마련하였다. 특히 영어와 한국어를 병행 분석함으로써 LLM 확산 양상의 언어 간 차이를 검토하였다는 점에서 의의를 가진다.

이러한 의의는 구체적으로 다음과 같은 방법론적 기여로 구체화된다. 첫째, 약 20년에 걸친 대규모 KCI 초록 데이터를 활용하여 비영어권 인문·사회과학 분야에서의 LLM 흔적을 장기 시계열 맥락에서 분석하였다. 둘째, Ratio와 Delta라는 두 지표를 병행하여 LLM에 의한 희귀 표현의 출현과 기존 표현의 확대라는 서로 다른 유형의 변화를 구분하여 관찰하였다. 이를 통해 LLM 흔적이 단일한 형태가 아니라 서로 다른 방식으로 표면화될 수 있음을 보여주었다. 셋째, 사회과학과 인문학을 분리하여 분석함으로써 과잉 어휘 현상이 특정 분야에 국한되지 않고 두 분야 전반에 걸쳐 나타나는 공통적 경향임을 확인하였다.

끝으로 본 연구는 어휘 수준의 통계적 분석에 기반한 간접적 추정에 해당하며 개별 논문에서 LLM이 실제로 사용되었는지를 직접적으로 확인하지는 못하였다. 또한 분석 대상이 초록에 한정되어 있어 본문 전체의 서술 구조 변화까지는 다루지 못하였다. 향후 연구에서는 본문 전체 텍스트를 포함한 다층적 분석을 수행할 필요가 있다.

## <References>

- 김병준·노대원. 2025. 생성형 AI는 인문학 연구를 어떻게 바꿀까? 영주어문 59, 203-227.  
 김재은. 2022. Analysis of Korean-to-English machine translation systems' treatment of passives.. Journal of Pan-Pacific Association of Applied Linguistics, 26(1), 87-103.  
 이민철. 2024. Kiwi: 통계적 언어 모델과 Skip-Bigram을 이용한 한국어 형태소 분석기 구현. 디지털인문학 1(1), 109-136.

- 장성민. 2023. 생성 인공지능 기술은 인간의 쓰기 능력을 대신할 수 있는가? - 포스트 챗GPT 시대의 작문 평가 담론을 위한 예비적 논의. *국어교육* 181, 119-160.
- 정수정·임다미. 2024. ChatGPT 활용 연구 경험을 통한 대학원생의 인간-AI 협력 역량 탐색. *교육정보미디어연구* 30(2), 619-640.
- 최아름·최재황. 2025. 학술 논문 작성에서의 생성형 AI 서비스 활용 행태에 대한 탐색적 연구 - CRediT(Contributor Roles Taxonomy)의 역할 분류를 중심으로. *한국도서관·정보학회지* 56(2), 153-175.
- Bengio, Yoshua, Réjean Ducharme, Pascal Vincent, and Christian Jauvin. 2003. A Neural Probabilistic Language Model. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1137-1155.
- Brown, Tom B., Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Child, Aditya Ramesh, Daniel M. Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Christopher Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever, and Dario Amodei. 2020. Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33.
- Coxhead, Averil. 2000. Academic Word List. Victoria University of Wellington. Available at <https://www.wgtn.ac.nz/lals/resources/academicwordlist/sublist> (Accessed 2026.02.21).
- Gray, Andrew. 2024. ChatGPT “Contamination”: Estimating the Prevalence of LLMs in the scholarly literature. arXiv preprint arXiv:2403.16887.
- Geng, Mingmeng, and Roberto Trotta. 2024. Is ChatGPT Transforming Academics’ Writing Style? arXiv preprint arXiv:2404.08627.
- Geng, Mingmeng, and Roberto Trotta. 2025. Human-LLM Coevolution: Evidence from Academic Writing. arXiv preprint arXiv:2502.09606.
- Juzek, Tom S., and Zina B. Ward. 2025. Why Does ChatGPT “Delve” So Much? Exploring the Sources of Lexical Overrepresentation in Large Language Models. *Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics*, 6397-6411, Association for Computational Linguistics.
- Kobak, Dmitry, Rita González-Márquez, Emőke-Ágnes Horvát, and Jan Lause. 2025. Delving into LLM-assisted Writing in Biomedical Publications through Excess Vocabulary. *Science Advances* 11(27), eadt3813.
- Kousha, Kayvan, and Mike Thelwall. 2025. How much are LLMs changing the language of academic papers after ChatGPT? A multi-database and full text analysis. arXiv preprint arXiv:2509.09596.

Liang, Weixin, Yaohui Zhang, Zhengxuan Wu, Haley Lepp, Wenlong Ji, Xuandong Zhao, Hancheng Cao, Sheng Liu, Siyu He, Zhi Huang, Diyi Yang, Christopher Potts, Christopher D. Manning, and James Zou. 2025. Quantifying large language model usage in scientific papers. *Nature Human Behaviour* 9, 2599–2609.

Submitted on: March 6, 2026

Revised on: April 8, 2026

Accepted on: April 11, 2026