

석사학위논문

인공지능(AI)을 활용한 특허 명세서 작성
효율성 향상 방안 연구

2026년

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합기술컨설팅전공

허 정 우

석사학위논문
지도교수 원종혁

인공지능(AI)을 활용한 특허 명세서 작성
효율성 향상 방안 연구

A Study on Approaches to Enhancing the
Efficiency of Patent Specification Drafting Using
Artificial Intelligence

2025년 12월 일

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합기술컨설팅전공

허 정 우

석사학위논문
지도교수 원종혁

인공지능(AI)을 활용한 특허 명세서 작성
효율성 향상 방안 연구

A Study on Approaches to Enhancing the
Efficiency of Patent Specification Drafting Using
Artificial Intelligence

위 논문을 컨설팅학 석사학위 논문으로 제출함

2025년 12월 일

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합기술컨설팅전공

허 정 우

허정우의 컨설팅학 석사학위 논문을 인준함

2025년 12월 일

심사위원장 주형근 (인)

심사위원 정진택 (인)

심사위원 원종혁 (인)

국 문 초 록

인공지능(AI)을 활용한 특허 명세서 작성 효율성 향상 방안 연구

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원
스마트융합컨설팅학과
스마트융합기술컨설팅전공
허 정 우

특허 명세서는 발명의 기술적 내용을 설명하고 발명의 권리범위를 설정하는 문서로서 특허 명세서 작성 과정은 발명에 대한 기술적 이해와 특허법에 대한 법적 판단이 함께 요구된다. 최근 문서 작성 시 생성형 인공지능(Generative Artificial Intelligence, 이하 생성형 AI)을 활용하는 것이 일반화되고 있으며, 전문적인 지식을 요구하는 특허 명세서 작성 시 생성형 AI를 활용하고자 하는 연구 및 사례가 일부 확인되고 있다.

본 연구는 특허 명세서를 작성하는 과정에 있어서 생성형 AI가 어떤 효율성을 사용자에게 제공하는지, 그 효율성에 대한 집단별 인식이 어떻게 달라지는지를 규명하고자 한다. 본 연구는 특허 명세서 작성 경험을 보유한 사용자들을 대상으로 생성형 AI 활용과 관련하여 작업 부담에 대한 인식, 문서 품질에 대한 인식, 오류 가능성에 대한 인식, 비용에 대한 인식, 향후 활용 의도에 대한 인식 등을 중심으로 설문 응답을 수집하였다. 수집된 응

답은 특히 전문가, 기업 연구원, 개인 출원자 집단으로 구분하여 비교하였다.

분석 결과, 응답자들은 특히 명세서 초안 구성이나 반복적인 서술이 요구되는 단계에서 상대적으로 높은 효율성을 인식하는 경향을 보였다. 반면 청구항에 기재되는 권리범위 설정과 특허법과 직접적으로 관련된 항목에서는 생성형 AI가 생성한 결과에 추가적인 검토가 필요하다는 인식도 다수 확인되었다. 이러한 인식은 사용자 집단에 따라 동일하게 나타나지 않았으며, 특히 전문가 집단과 비전문가 집단 간에 차이가 관찰되었다.

본 연구는 생성형 AI의 기술적 성능 자체보다는 실제 사용자 경험에 기반하여 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI 활용을 통해 인식되는 효율성 및 활용 양상을 분석하였다는 점에서 의미를 가진다.

【주요어】 인공지능, 특허 명세서, AI 협업, 특허 문서 자동화

목 차

I. 서론	1
1.1 연구의 배경 및 목적	1
1.2 연구의 범위 및 방법	2
1.3 연구의 기대효과	3
II. 이론적 배경	5
2.1 인공지능의 정의	5
2.2 생성형 AI의 정의	10
2.3 특허 명세서 작성의 제도적 구조와 법적 기준	19
2.4 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술	29
III. 연구설계 및 분석	46
3.1 연구 환경 및 설계	46
3.2 조사 대상 및 표본	47
3.3 설문 문항 구성 및 측정 요인 정의	48
3.4 자료수집 및 분석방법	52
IV. 연구 결과	55
4.1 표본의 일반적 특성	55
4.2 측정 도구의 신뢰성 분석	57
4.3 설문 문항별 기술통계	59
4.4 요인별 기술통계 및 1표본 t-검정 결과	64
4.5 요인별 분석 결과	65
4.5.1 생성형 AI 활용 수준	65
4.5.2 인지된 효율성	66
4.5.3 문서 품질 인식	67
4.5.4 법적 신뢰성 및 리스크 인식	67
4.5.5 기술적 신뢰성 인식	68

4.5.6 오류 가능성 및 위험 인식	69
4.5.7 비용 절감 및 실무적 효과 인식	70
4.5.8 전문가 대체·협업 인식	71
4.5.9 지속 사용 의도 및 확산 가능성	71
4.5.10 윤리·책임성 및 제도 인식	72
4.5.11 요인별 분석 결과 종합	73
4.6 집단 간 인식 차이 분석	74
4.6.1 분석 개요 및 집단 구분	74
4.6.2 생성형 AI 활용 수준의 집단 간 차이	75
4.6.3 인지된 효율성의 집단 간 차이	76
4.6.4 법적 신뢰성 및 리스크 인식의 집단 간 차이	77
4.6.5 비용 절감 및 실무적 효과의 집단 간 차이	79
4.6.6 전문가 대체·협업 인식의 집단 간 차이	80
4.6.7 지속 사용 의도 및 확산 가능성의 집단 간 차이	82
4.6.8 집단 간 인식 차이 분석 종합	83
V. 결론	85
5.1 주요 연구 결과 요약	85
5.2 연구의 시사점	86
5.3 연구의 한계 및 향후 연구 과제	87
참 고 문 헌	89
부록	104
ABSTRACT	111

표 목 차

[표 2-1] 주요 AI 선도 기업의 기업가치 및 매출 규모	14
[표 2-2] 특허 명세서 작성 구조	22
[표 2-3] 오류 유형 T1에 대한 입출력 사례	33
[표 2-4] 오류 유형 T2에 대한 입출력 사례	34
[표 2-5] 오류 유형 T3에 대한 입출력 사례	35
[표 2-6] 오류 유형 T4에 대한 입출력 사례	36
[표 2-7] 생성형 AI 활용 청구항 작성 오류 유형	37
[표 2-8] PLM·LLM 기반 특허 분석·생성 관련 대표 연구 동향	38
[표 2-9] 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 관련 특허 출원 건수	44
[표 3-1] 설문지 구성	49
[표 4-1] 응답자의 일반적 특성	56
[표 4-2] 요인별 신뢰도 분석 결과	58
[표 4-3] 설문 문항별 평균값	60
[표 4-4] 요인별 기술통계 및 1표본 t-검정 결과	64

그림 목 차

[그림 2-1] 인공 신경망의 연결 패턴 예시	5
[그림 2-2] 퍼셉트론의 기본 구조	6
[그림 2-3] Transformer의 전체 모델 구조	11
[그림 2-4] BERT의 사전학습 및 미세조정 구조	12
[그림 2-5] HBM 관련 특허 수집 검색어	15
[그림 2-6] HBM 관련 특허 공개 특허 추이	16
[그림 2-7] HBM 관련 공개 특허의 주요 출원인 Top 10	16
[그림 2-8] 생성형 AI 관련 특허 수집 검색어	17
[그림 2-9] 생성형 AI 관련 공개 특허 추이	18
[그림 2-10] 생성형 AI 관련 공개 특허의 주요 출원인 Top 10	18
[그림 2-11] 명세서 작성 관련 특허 수집 검색어	44

I. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

최근 인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 디지털 기술 발전의 핵심 축으로서 다양한 연구와 산업 전반에 걸쳐 빠르게 확산되고 있다(WIPO, 2022). 특히 2022년 이후 생성형 AI(Generative AI)의 등장은 텍스트 생성과 정보 처리 방식을 중심으로 지식 생산 환경 전반에 의미 있는 변화를 가져오고 있다(WIPO, 2024a). 이러한 생성형 AI는 학술 논문과 같은 전문적 사고와 까다로운 문서 구조화 과정이 요구되는 특정 문서 작업 과정에서도 활용되고 있음이 보고되었으며(최아름 외, 2025), 국내 학술 연구에서도 다양한 분야에 걸쳐 생성형 AI를 활용한 연구가 점차 확대되고 있음이 확인되고 있다(박홍진, 2025).

특히 분야 또한 이러한 변화의 흐름에서 예외가 아니다. 특허 명세서는 법적 효력을 가지는 전문 문서로서 특허권의 권리범위 설정을 위한 엄격한 형식과 구조적 제약을 전제로 작성되는 문서이다. 이와 관련하여 최근에는 생성형 AI를 활용하여 특허 명세서를 부분적으로 자동화하거나 청구항 작성 과정을 보조하는 연구 및 실무적 논의가 국내에서도 점진적으로 등장하고 있다(신상훈, 2025; 이영재 외, 2025).

하지만 특허 명세서는 특허법에 따라 발명의 기술적 특징을 설명하고, 발명의 권리범위를 주장하며, 특허법적 기재요건을 충족하도록 작성해야 하는 특성을 가지고 있다(국가법령정보센터, 2025). 이러한 특성으로 인해 특허 명세서는 독특한 문단 구조, 포괄적 표현 방식, 엄격한 형식적 요건을 동시에 고려해야 하는 난해한 문서로 이해될 수 있다(신상훈, 2025). 이로 인하여 생성형 AI를 활용하여 특허 명세서를 작성하는 기술에는 다양한 한계와 쟁점이 지적되고 있다(이영재 외, 2025).

한편 기존 연구가 생성형 AI가 산출한 결과물의 형식적 완성도, 문장 생성 가능성 또는 모델 성능 평가에 주로 초점을 맞추어 왔다면(이용희, 2024; 오채영, 2025; 이영재 외, 2025), 본 연구는 특허 명세서 작성 경

험을 보유한 사용자들이 생성형 AI를 활용하는 경우 작성 과정에서 체감하는 효율성에 주목한다. 생성형 AI 활용에 있어서 사용자들이 가지는 다양한 인식 즉, 특히 명세서 작성 시간에 대한 인식, 완성된 문서의 수준에 대한 인식, 작성 과정에서의 전반적인 효율성 인식, 비용 절감 인식, 향후 생성형 AI에 대한 활용 여부 인식 등을 분석에 포함하였다. 또한 특히 전문가, 기업 연구원, 개인 출원자 등의 사용자 집단을 구분하여 생성형 AI 활용에 대한 집단별 인식을 함께 비교하였다.

생성형 AI가 발전하면서 특히 명세서 작성을 업으로 하는 실무 현장에서는 업무 효율성 및 문서 품질 향상을 이유로 생성형 AI를 사용하자는 의견과 창작의 윤리성 및 비밀 유지 원칙을 이유로 사용하면 안 된다는 의견이 공존해 왔다. 하지만 최근에는 생성형 AI를 사용하자는 의견을 넘어 “AI 없이 특히 명세서를 쓰는 것은 비효율적이다”라는 현장 분위기가 형성되고 있으며 이러한 인식 변화는 디지털 도구의 보조적 활용이 업무 효율성을 높여줄 수 있는 중요한 수단으로 인식되고 있다는 기존 정책 보고의 논의와도 맥락을 같이한다(OECD, 2019).

1.2 연구의 범위 및 방법

본 연구는 특히 명세서를 작성하는 데 있어서 생성형 AI가 활용될 수 있는 작업을 연구 범위로 설정하였다. 구체적으로는 이후 [표 2-2]에서 살펴볼 발명의 설명, 청구범위, 요약서와 같이 주로 텍스트로 작성되는 부분을 포함시켰다.

조사 대상은 특히 명세서 작성 또는 검토 경험을 보유한 응답자로 제한하였다. 특히 명세서는 기술적 이해와 법적 해석을 전제로 작성되는 전문 문서이기 때문에 이와 관련된 경험이 없는 일반 응답자의 경우 설문 문항을 이해하고 답하기 어렵다고 판단하였다. 이에 따라 자료 수집은 특히 명세서 작성 실무를 수행해 온 특히 전문가, 기업 내에서 발명 제안서나 특히 명세서 초안 작성 경험을 보유한 기업 연구원, 직접 특히 명세서를 작성하여 출원을 진행한 개인 발명자를 중심으로 이루어졌다.

연구 방법으로는 설문조사 방식을 채택하였다. 설문 문항은 5점 리커트(Likert) 척도를 기반으로 구성하였다. 보다 자세하게는 생성형 AI 활용에 따른 작성 효율성(작성 시간 단축, 작업 편의성), 문서 품질에 대한 인식(논리성, 일관성, 기술적 타당성), 오류 발생 가능성에 대한 우려, 비용 절감 효과 그리고 향후 재사용 의도를 측정하도록 설계하였다. 또한 응답자는 특히 전문가 집단, 기업 연구원 집단, 개인 출원자 집단으로 구분하였다. 이러한 구분은 직무적 배경과 역할 차이 등의 작성 주체에 따라 생성형 AI 활용 경험과 효율성 인식이 어떠한 차이를 보이는지 비교 및 분석하기 위한 것이다.

본 연구는 특히 명세서를 작성하는 과정에서 생성형 AI 활용에 대해 사용자가 인식하는 효율성을 파악하기 위하여 설문 자료를 수집하였다. 설문 분석은 생성형 AI의 객관적 성능을 직접 평가하기보다 실제 활용 경험을 바탕으로 형성된 효능감과 인식 수준을 중심으로 이루어졌다.

1.3 연구의 기대효과

본 연구는 생성형 AI를 활용하여 특히 명세서를 작성하는 데 있어서 실제 사용자 경험을 분석하고 그 의미를 학문적, 실무적, 정책적 각각의 측면에서 정리하였다.

학문적 측면에서 본 연구는 기존의 기술 성능 중심의 연구 기준과 다른 관점의 기준을 제공할 수 있다. 지금까지 생성형 AI와 특히 명세서 관련 연구는 주로 기술적 성능에 초점을 뒀으나, 본 연구는 생성형 AI를 활용하여 특히 명세서를 작성해 본 사용자가 활용 과정에서 느끼는 효율성 인식을 분석함으로써 생성형 AI 활용을 사용자 인식에 기반한 사회과학적 관점에서 해석할 수 있는 가능성을 제시할 수 있다.

실무적 측면에서 본 연구는 생성형 AI를 업무에 활용하고자 하는 논의를 위한 자료를 제시할 수 있다. 특히 명세서를 직접 작성해 본 경험자들이 생성형 AI를 어떤 방식으로 활용하고 있으며 그 과정에서 어떠한 장점과 한계를 인식하고 있는지를 정리함으로써 향후 특히 업무에서 인간과

도구의 역할 분담이나 협업 방식에 대한 논의를 진행하는 데 참고할 수 있는 자료를 제공한다.

정책적 측면에서 본 연구는 생성형 AI의 활용에 대한 정책 설계에 의미 있는 시사점을 제공할 수 있다. 예컨대, 한국 특허청(Korean Intellectual Property Office, KIPO)이나 세계지식재산기구(World Intellectual Property Organization, WIPO)와 같은 정책 기관이 생성형 AI를 특허 명세서 작성 도구로써 활용하기 위한 정책을 설계하는 과정에서 사용자 인식과 수용성의 차이를 이해하는 데 기초 자료로 활용될 수 있다.

본 연구는 생성형 AI의 활용에 대하여 실제 사용자 경험이 반영된 기초 자료를 제공한다는 데 기대효과가 있다. 향후 생성형 AI 활용과 관련된 연구, 개발, 특허 행정, 기업 실무, 지원 정책 등에 있어서 본 연구의 결과물인 사용자 경험이 반영된 논의들이 참고 자료로 기능할 수 있다.

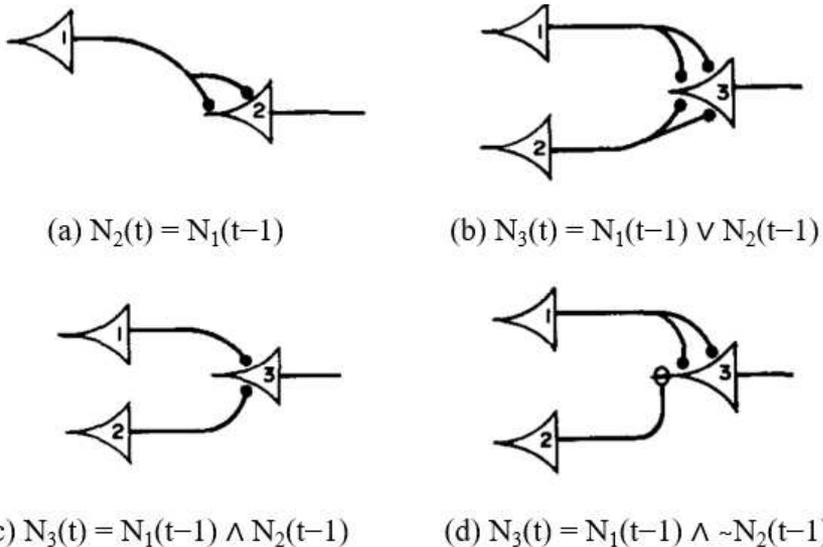
II. 이론적 배경

2.1 인공지능의 정의

2.1.1 인공지능의 개념과 발달 개요

인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 인간의 학습, 추론, 문제 해결과 같이 복잡한 정신 활동을 기계가 수행하도록 하는 기술을 의미한다. 국립국어원(2025)은 AI에 대하여 인간의 지적 기능을 기계적으로 재현하려는 시도로 설명하였다.

McCulloch 외(1943)는 신경세포의 자극 전달 과정을 논리 연산으로 모델링함으로써 단순한 논리 조합만으로도 복잡한 연산 구조를 구성할 수 있음을 이론적으로 제시하였다. 본 논문에서는 이들의 원래 수식 표기법을 그대로 사용하지 않고 제시된 논리적 의미를 유지한 상태에서 현대적인 논리 기호 체계에 맞추어 [그림 2-1]과 같이 수식을 재구성하였다.

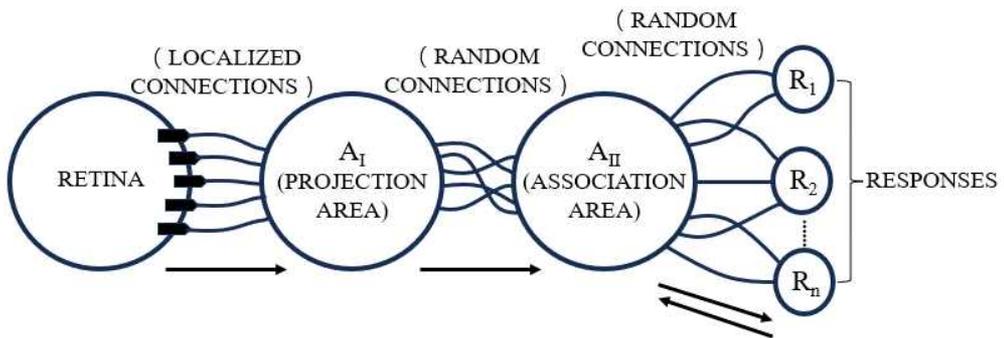


[그림 2-1] 인공 신경망의 연결 패턴 예시 (McCulloch et al., 1943; 연구자 재구성, 2025)

Turing(1950)은 기계의 지능을 직접 정의하거나 내부 프로세스를 설명하기보다는 관찰자가 기계로부터의 결과를 구별할 수 있는가에 주목하였다. Turing(1950)은 인간과 기계가 문자 기반 질의응답을 수행하는 상황에서 제3자가 이 둘을 구별하지 못한다면 해당 기계는 인간과 유사한 사고 능력을 보인 것으로 간주할 수 있다는 사고 실험을 제시하였으며 이를 ‘모방 게임(imitation game)’으로 설명하였다.

한편 ‘Artificial Intelligence(인공지능)’라는 용어는 McCarthy 외(1955)가 작성한 연구 제안서에서 처음 공식적으로 등장하였다. 해당 제안서에서는 인간 지능을 구성하는 다양한 기능이 충분히 기술 가능하다면 이를 기계적으로 구현하는 것도 원칙적으로 가능하다는 가설이 제시되었다.

Rosenblatt(1958)은 퍼셉트론(perceptron)이라는 새로운 신경망 모델을 제안하였다. Rosenblatt(1958)은 감각 입력 단위(S-unit), 연합 단위(A-unit), 출력 단위(R-unit)을 포함한 계층 구조를 바탕으로 패턴 학습이 가능하다는 점을 보였다. [그림 2-2]는 감각 입력이 A_I (Projection Area), A_{II} (Association Area)를 거쳐 출력층으로 전달되는 것을 나타낸다.



[그림 2-2] 퍼셉트론(Perceptron)의 기본 구조 (Rosenblatt, 1958; 연구자 재구성, 2025)

앞서 살펴본 AI의 초기 연구들은 AI가 단일한 이론 체계로 출발한 개념이 아닌 서로 다른 문제 인식과 연구 목적에 따라 다양한 연구 결과들이 조금씩 쌓이며 발전해 왔음을 시사한다(WIPO, 2019). 초기에는 계산 모델과 사고 실험을 통해 인간의 사고 과정을 형식적으로 설명하려는 시도

가 이루어졌으며(McCulloch et al., 1943; Turing, 1950), 이후 신경망 구조와 학습 기법이 발전하면서 연구의 범위와 방향도 함께 확장되었다(Rosenblatt, 1958). 이러한 흐름 속에서 AI 연구는 단일한 이론으로 정리되기보다는 여러 연구 접근과 방법이 함께 제시되는 연구 분야로 이해되어 왔다(Russell et al., 2021; OECD, 2022).

2.1.2 AI의 주요 분류

AI 시스템의 특성과 활용 양상을 체계적으로 이해하기 위해서는 일정한 분류 기준이 필요하며 기능적 관점과 기술적 관점 등의 AI 시스템 분류 프레임워크(AI system classification framework)에 대한 논의가 이루어져 왔다(OECD, 2022).

기능적 관점에서는 AI가 수행하는 과업과 산출 결과(Task & Output)를 기준으로 AI 시스템을 분류하였으며 AI가 어떤 작업을 수행하고 어떤 결과를 생성하는지를 기준으로 AI 기술 간의 활용 목적과 역할을 설명하는데 유용할 수 있다(OECD, 2022). 기술적 관점에서는 AI 모델(AI model)과 데이터 및 입력 정보(Data & Input)를 기준으로 AI 시스템을 분류하였으며 AI 시스템의 내부 구현 요소를 기준으로 AI 기술 간의 구조적 특성을 파악하는 데 활용될 수 있다(OECD, 2022).

2.1.2.1 기능적 분류

기능적 분류는 AI의 수행 능력을 인간의 지적 활동과 비교하여 설명하려는 철학적 논의에서 제기되었으며 AI가 특정 과업 수행에 한정되어 기능을 수행하는지 인간과 유사한 사고를 전제로 기능을 수행하는지에 따라 AI를 약한 AI와 강한 AI로 구분하였다(Searle, 1980).

Searle(1980)은 약한 인공지능의 경우 특정 문제 해결이나 목적 수행을 위해 설계된 시스템으로 인간과 유사한 결과를 산출할 수는 있다고 하였다. 그러나 그 작동 과정에서 실제 이해나 의식을 갖는 것으로 해석되지는

않으며 사고를 하는 것처럼 보일 수는 있으나 의미를 이해한다고 보기는 어렵다고 지적하였다(Searle, 1980). Searle(1980)은 강한 인공지능의 경우 적절한 계산 구조와 프로그램이 주어질 경우 기계 역시 인간과 동일한 수준의 이해와 정신적 상태를 가질 수 있다는 입장을 전제하였다. 하지만 형식적 기호 조작만으로는 의미에 대한 이해가 성립될 수 없다는 비판이 제기되어 왔다(Searle, 1980).

현재 ChatGPT와 Gemini 등의 생성형 AI는 예컨대, 언어 처리 능력에 있어서 인간의 것과 유사한 결과를 생성하지만 언어를 이해하는 것이 아니라는 점에서 Searle(1980)가 제기한 약한 인공지능의 개념과 연관지어 논의될 수 있다.

2.1.2.2 기술적 분류

기술적 분류는 AI가 사용하는 모델 구조, 학습 방식, 입력 데이터 성격 등과 같은 내부 구현 요소를 기준으로 AI 시스템을 설명하려는 관점으로 제시되어 왔다(OECD, 2022). 본 연구에서는 이러한 기술적 분류 관점을 바탕으로 기계학습, 딥러닝, 자연어처리를 중심으로 AI 기술의 발전 흐름을 구분하여 정리한다.

기계학습은 데이터로부터 반복적인 패턴을 학습하고 그 결과를 바탕으로 과업 수행 성능을 점차적으로 개선하는 방식으로 이해될 수 있다(Samuel, 1959). Samuel(1959)은 정해진 규칙의 설계 없이도 기계가 학습할 수 있다는 가능성을 제시한 바 있다. 이후 기계학습은 경험에 따라 특정 과업에서의 성능이 개선되는 과정으로 개념화되었다(Mitchell, 1997).

딥러닝(Deep Learning)은 다층 인공신경망을 기반으로 원시 데이터(raw data)로부터 의미 있는 표현을 자동으로 학습하는 방식으로써 기존 기계학습에서 요구되던 수작업 특징 추출(feature engineering)에 대한 의존도를 낮추는 표현 학습(representation learning) 접근법으로 설명된다(LeCun et al., 2015). LeCun 외(2015)는 딥러닝을 여러 단계의 표현을 계층적으로 구성하여 점차 추상화된 정보를 학습하는 구조로 설명하며 이러한 방식이 이미지, 음성, 텍스트 등 비정형 데이터 처리 능력을 크게 향

상시켰다고 평가했다. 다층 신경망 학습에 대한 연구는 1980년대 중반 이후 본격화되었으며 Rumelhart 외(1986)가 제시한 오차 기반 가중치 조정 절차는 이후 신경망 학습 방법의 핵심 요소로 자리 잡았다.

이어 Hinton 외(2006)는 제한 볼츠만 머신(Restricted Boltzmann Machine, RBM)을 기반으로 한 심층 신뢰망(Deep Belief Networks, DBN)의 학습 방식을 제안하였으며 이는 딥러닝 연구의 확산과 대중화에 중요한 전환점으로 평가된다. 딥러닝의 실질적 성능 우위를 대중적으로 인식시키는 계기는 Krizhevsky 외(2012)가 제안한 알렉스넷(AlexNet)으로 평가된다.

자연어처리(Natural Language Processing)는 인간의 언어를 계산 가능한 형태로 모델링하여 이를 이해 및 분석하고 새로운 언어 표현을 생성하는 기술 분야로서 인공지능 연구의 핵심 영역으로 발전해 왔다(Jurafsky et al., 2024). 텍스트와 음성으로 대표되는 언어 데이터는 단순한 기호의 집합을 넘어 맥락적 의미와 구조적 관계를 동시에 내포하고 있기 때문에 이를 효과적으로 처리하기 위한 모델 구조는 자연어처리 성능을 좌우하는 핵심적인 요소로 작용해 왔다(Manning et al., 1999).

이러한 요구에 대응하여 제안된 트랜스포머(Transformer) 구조는 자기 어텐션(self-attention) 메커니즘을 통해 문장 내 구성요소 간의 관계를 병렬적으로 계산할 수 있도록 함으로써, 기존 순차적 신경망 모델에서 한 계로 지적되던 장기 의존성 처리 문제와 계산 효율성 제약을 효과적으로 완화하는 데 기여하였다(Vaswani et al., 2017).

한편 이러한 계산적 처리 방식이 언어의 의미를 인간과 동일한 방식으로 이해하는지에 대한 논의는 자연어처리 기술에 국한된 문제가 아니라 기계학습과 딥러닝을 포함한 AI 연구 전반에서 제기되어 왔다(Searle, 1980). 최근 신경망 기반 AI 모델 역시 언어 생성 성능이 크게 향상되었음에도 불구하고 추론의 일반화나 개념적 이해 측면에서의 제약이 함께 논의되고 있다(Marcus, 2018). 같은 맥락에서 자연어처리 기술이 인간과 유사한 이해 능력을 의미하지는 않는다는 비판 또한 반복적으로 제기되고 있다(Bender et al., 2020).

2.2 생성형 AI의 정의

생성형 AI는 학습된 데이터를 기반으로 새로운 데이터를 산출하는 AI의 한 유형으로서 텍스트, 이미지, 음성, 코드 등 다양한 형태의 비정형 데이터를 직접 생성할 수 있다는 점에서 기존 AI 기술과 구별된다(Jurafsky et al., 2024).

이러한 생성형 AI에 대하여 문서 작성에서의 활용 가능성과 지식 노동 영역에서의 적용 가능성이 국제기구 보고서에서도 논의되고 있다(WIPO, 2024b). 특히 생성형 AI는 수정 및 검토가 요구되는 문서 작성 과정에서도 활용 가능성이 제시되고 있으며 이는 전문 문서 작성 영역으로의 적용 가능성을 시사한다(최아름 외, 2025).

2.2.1 생성형 AI의 개념과 작동 원리

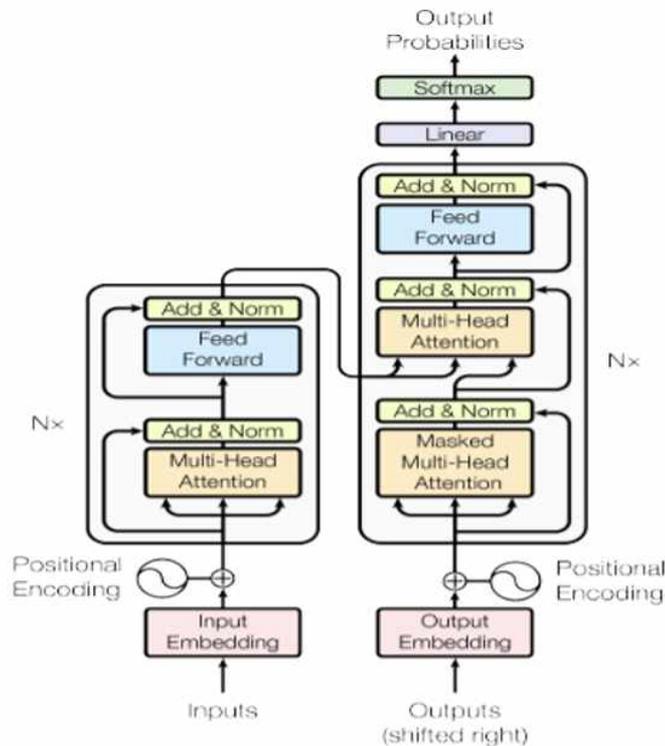
생성형 AI는 입력값을 사전에 정의된 범주로 분류하거나 정해진 정답을 선택하는 방식이 아니라 학습 과정에서 형성된 데이터 간의 통계적 관계를 바탕으로 새로운 결과를 산출하는 접근 방식으로 이해될 수 있다(Jurafsky et al., 2024). 이러한 생성 방식은 생성형 AI의 작동 원리를 설명하는 핵심 개념으로 논의되어 왔으며 해당 원리는 실제로 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)을 중심으로 구현되고 있다(WIPO, 2024b).

LLM은 방대한 텍스트 데이터를 기반으로 사전학습과 미세조정 과정을 거치며 언어적 패턴과 구조를 학습하고 이를 토대로 다양한 형태의 출력 결과를 생성한다(Jurafsky et al., 2024). 특히 트랜스포머 구조는 자기어텐션 메커니즘을 활용하여 문맥 내 단어 간의 관계를 효율적으로 반영함으로써 비교적 긴 문맥에서도 일관성 있는 텍스트 생성을 가능하게 하였다(Vaswani et al., 2017).

2.2.2 LLM 기술적 구조와 학습 메커니즘

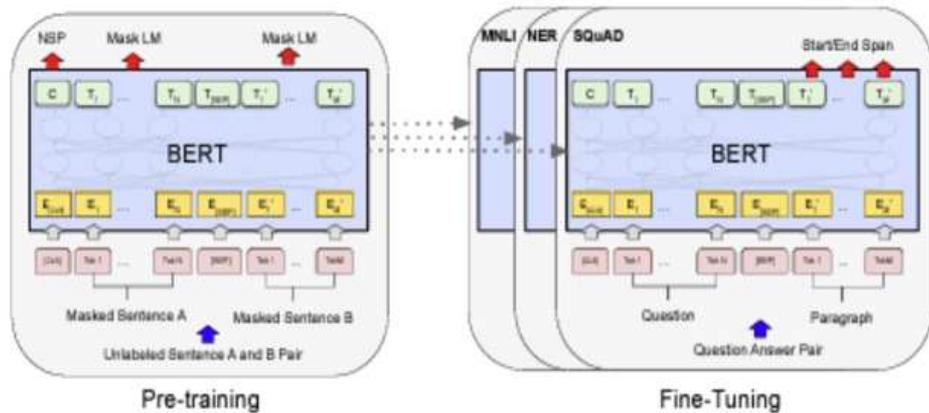
LLM은 대규모 텍스트 데이터를 사전학습하여 언어 표현의 확률적 구조를 학습하고 주어진 문맥에서 다음에 등장할 토큰을 예측하는 방식으로 텍스트를 생성하는 심층 신경망 기반 언어 모델로 설명된다. 이러한 생성 방식은 GPT-3를 통해 실증적으로 제시되었다(Brown et al., 2020).

현대 LLM의 기술적 기반은 트랜스포머 구조의 등장과 함께 본격적으로 확립되었다(Vaswani et al., 2017). 트랜스포머는 자기어텐션 메커니즘을 중심으로 입력 시퀀스 내 모든 토큰 간의 관계를 병렬적으로 계산할 수 있도록 설계된 구조이며 이 모델은 인코더와 디코더로 구성되어 다중 헤드 자기어텐션과 위치별 피드포워드 신경망을 반복적으로 적층하는 방식으로 표현 능력을 확장했다(Vaswani et al., 2017).



[그림 2-3] Transformer의 전체 모델 구조 (Vaswani et al., 2017)

트랜스포머 기반 언어 모델은 Devlin 외(2019)의 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)를 계기로 사전학습(pre-training)과 미세조정(fine-tuning)으로 구성되는 학습 패러다임을 정착시켰다. BERT는 대규모 코퍼스에서 마스크드 언어 모델링(Masked Language Modeling)과 문장 간 관계 예측(Next Sentence Prediction) 과제를 통해 양방향 문맥 정보를 학습함으로써 다양한 자연어 이해 과제에서 우수한 성능을 보였다(Devlin et al., 2019).



[그림 2-4] BERT의 사전학습 및 미세조정 구조 (Devlin et al., 2019)

또한 Kaplan 외(2020)는 모델 파라미터 수, 학습 데이터 규모, 연산량이 증가함에 따라 손실이 멱함수 형태로 감소하는 스케일링 법칙을 제시하였다. 이어서 Brown 외(2020)는 GPT-3를 통해 LLM이 별도의 미세조정 없이도 zero-shot, one-shot, few-shot 학습 능력을 보일 수 있음을 실증하였다. 이렇듯 LLM의 문장 생성은 주어진 입력 맥락과 통계적으로 높은 적합성을 갖는 표현을 선택하는 방식으로 이루어지며 이러한 선택이 반복되면서 비교적 일관된 문장이나 문단이 구성된다(Jurafsky et al., 2024).

2.2.3 LLM을 위한 하드웨어 인프라의 발전

생성형 AI의 확산은 알고리즘의 고도화뿐만 아니라 이를 실질적으로 안

정적으로 동작 가능하게 하는 연산 장치와 메모리 장치 등 하드웨어 인프라의 뒷받침을 함께 말하지 않을 수 없다(WIPO, 2024a). 이러한 맥락에서 본 절에서는 LLM을 포함한 생성형 AI가 실제로 작동하기 위해 요구되는 하드웨어적 기반과 그 발전 흐름을 중심으로 살펴본다.

2.2.3.1 LLM 학습을 위한 HBM 기반 연산 구조의 고도화

LLM이 학습하고 추론하는 과정은 대규모 연산과 함께 빈번한 데이터 이동을 수반한다. 이에 따라 LLM 기반 생성형 AI의 전체 성능은 연산 장치의 처리 능력뿐 아니라 메모리 대역폭과 데이터 이동 효율에 크게 영향을 받는 것으로 알려져 있다(Jouppi et al., 2017). 연산 장치의 성능이 빠르게 발전하는 반면 메모리 성능(메모리 대역폭)이 이를 충분히 따라가지 못하면서 전반적인 컴퓨팅 성능이 메모리 대역폭에 의해 제한되는 이른바 ‘Memory Wall’ 현상에 대하여 지적되어 왔다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024).

이러한 맥락에서 HBM(High Bandwidth Memory)은 TSV(Through-Silicon Via)를 활용하여 다수의 메모리 다이를 수직으로 적층한 구조를 통해 기존 메모리 대비 넓은 대역폭을 제공함으로써 연산 장치와 메모리 간 병목 문제를 완화하기 위한 핵심 메모리 기술로 관심이 집중되고 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024). 이러한 논의는 여러 연구에서도 확인되며 연산 성능을 효과적으로 활용하기 위해서는 HBM의 고도화가 필수적이라는 점이 강조되고 있다(김희주 외, 2023).

종합하면 생성형 AI의 핵심 구성요소인 LLM의 성능은 연산 장치의 컴퓨팅 성능과 HBM의 데이터 전송 대역폭 간의 결합 구조에 의해 좌우되며 이러한 구조적 요구는 메모리 병목을 완화하기 위한 생성형 AI 환경에서의 HBM 기반 연산 인프라의 설계 방식을 변화시키고 있다(김희주 외, 2023; 한국수출입은행 해외경제연구소, 2024).

2.2.3.2 AI-HBM 기반 연산 인프라의 산업적 확장

생성형 AI의 확산과 HBM의 성장은 개별 기술의 발전을 넘어 연산 가속기 중심의 시스템 구조, 메모리 칩 설계, 메모리 패키징 기술 등 산업 전반에 변화를 가져오고 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024). 특히 LLM 활용이 확대되면서 연산 장치와 메모리 간 데이터 이동을 효율적으로 처리할 수 있는 HBM 기반 연산 인프라의 중요성이 부각되고 있으며 주요 AI 선도 기업들을 중심으로 대규모 연산 인프라 확장이 가속화되는 흐름이 나타나고 있다(IDC, 2025).

이에 따라 NVIDIA, Microsoft, Apple, Amazon, Alphabet, Meta 등은 대규모 연산 환경과 클라우드 인프라를 기반으로 AI 연산 역량을 확대하고 있으며 이러한 흐름은 연산 성능 고도화와 함께 HBM 수요 증가로 이어질 가능성을 시사한다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024; IDC, 2025).

[표 2-1] 주요 AI 선도 기업의 기업가치 및 매출 규모 (IDC, 2025; 연구자 재구성, 2025)

Company	Market Cap (\$Bn)	TTM Sales (\$Bn)	EV / TTM Sales
NVIDIA	4,462.60	246.4	17.9
Microsoft	3,908.40	297.7	13.2
Apple	3,446.70	472.1	7.2
Amazon	2,451.30	701.5	3.6
Alphabet	2,458.10	429.5	5.6
Meta	1,977.30	190.4	10.4
Tesla	1,092.00	99	10.8
Tencent	689.5	114.8	6.2
SAP	343.5	41	8.4
IBM	221.8	53.7	5.1

[표 2-1]에서 Market Cap은 시가총액, TTM Sales는 최근 12개월 매출을 의미하며 EV/TTM Sales는 기업가치 대비 매출 비율(배수)로서 시장의 기대가 상대적으로 반영된 정도를 간접적으로 보여주는 지표로 활용될 수 있다(IDC, 2025). 주요 AI 선도 기업들은 높은 기업가치와 매출 규모를 형성하고 있으며 이는 생성형 AI 연산 인프라의 산업적 중요성이 확대되고 있음을 뒷받침한다.

한편 글로벌 HBM 시장은 2022년 약 27억 달러 규모에서 중장기적으로 큰 폭의 확대가 예상되며 이러한 변화는 생성형 AI의 확산과 함께 고속의 대용량 메모리에 대한 수요가 증가하는 흐름과 맞물려 나타나고 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024). 이러한 맥락에서 HBM은 특정 기술에 한정된 요소라기보다는 생성형 AI 기술의 성능과 확장성을 뒷받침하는 핵심 연산 인프라 요소로 이해될 수 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024).

2.2.3.3 AI 확산에 따른 HBM 및 생성형 AI 관련 특허 동향

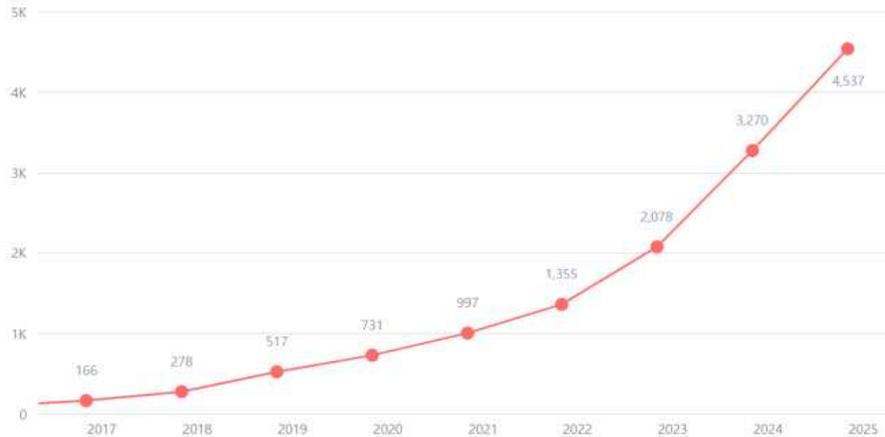
생성형 AI의 확산은 연산 자원과 메모리 인프라에 대한 수요를 크게 확대시키고 있으며 이와 함께 하드웨어 기술 경쟁과 생성형 AI 기술 경쟁이 상호 연계된 특허 출원 동향이 관찰되고 있다(WIPO, 2024a). 본 절에서는 이러한 변화 양상을 HBM 및 생성형 AI 관련 특허 동향을 중심으로 살펴본다.

HBM 기술 경쟁의 특허 동향을 파악하기 위해 본 연구에서는 특허검색 시스템인 Wintelips를 활용하여 관련 특허를 수집하였다.

((HBM OR ((high ADJ1 bandwidth) ADJ2 memory)) AND (TSV via)).DSC. and ((H01* H10* H03* H04* H05* G06* G11* G01* G10*).ipc. OR (H01L* H10K* H03K* H03M* H04L* H05K* G06F* G11C* G01R* G10L*).cpc.)

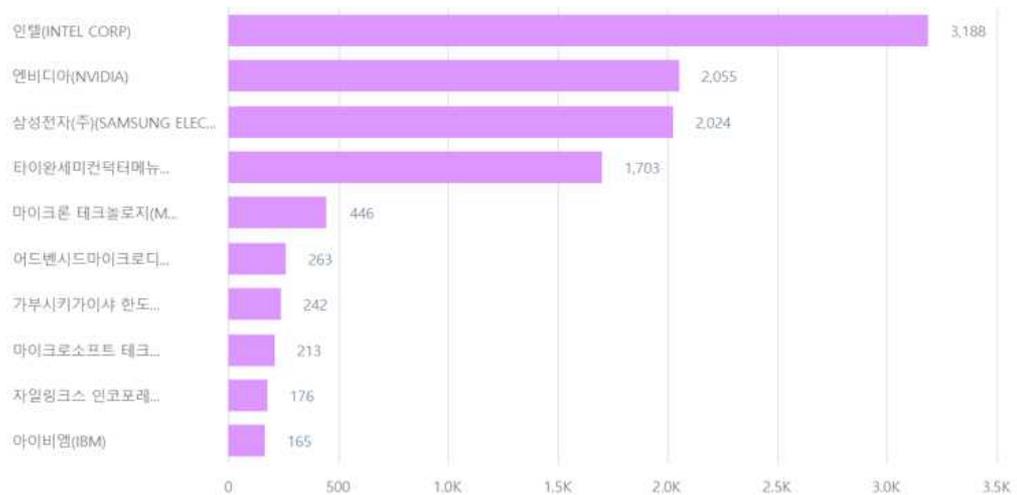
[그림 2-5] HBM 관련 특허 수집 검색어 (연구자 재구성, 2025)

[그림 2-5]와 같이 검색식은 발명의 설명 전체에서 “HBM” 또는 “high bandwidth memory”가 언급되며 “TSV”를 포함하는 특허가 검색되도록 구성하였다.



[그림 2-6] HBM 관련 공개 특허 추이 (연구자 재구성, 2025)

[그림 2-6]을 참조하면 검색 범위는 2025년 11월 30일까지 미국 공개 특허를 대상으로 하였으며 총 14,902건의 공개 특허가 검색되었다.



[그림 2-7] HBM 관련 공개 특허의 주요 출원인 Top 10 (연구자 재구성, 2025)

검색 결과 [그림 2-7]과 같이 HBM 관련 공개 특허 건수는 2022년 이후에 증가 속도가 높아졌으며 특히 최근 3년(2023년~2025년) 동안 HBM 관련 기술 개발이 보다 활발해지고 있음을 보여준다. Intel은 3,188건으로 가장 많은 공개 특허를 보유하고 있으며 NVIDIA(2,055건), Samsung Electronics(2,024건), Taiwan Semiconductor Manufacturing Company(1,703건)가 그 뒤를 이었다. 이들 기업은 전체 공개 출원 건수에서 높은 비중을 차지하고 있음이 확인되었다.

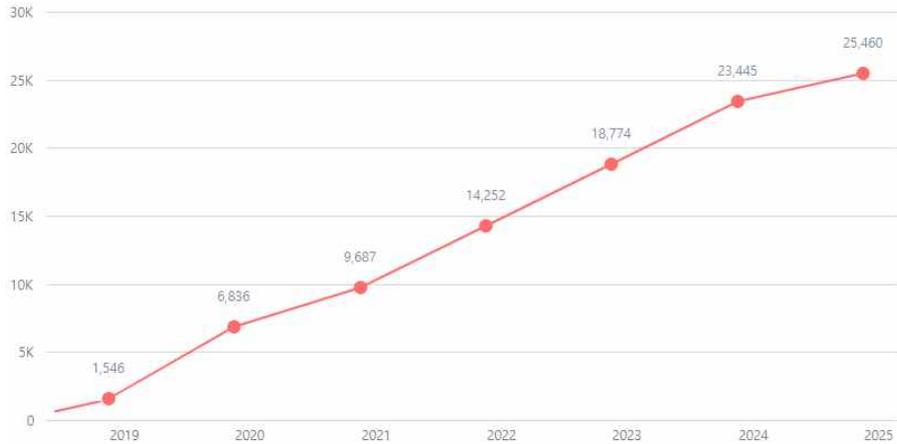
최근 HBM 관련 특허의 증가세는 생성형 AI 확산과 LLM의 규모 확대와 관련된 것으로 이해되며 생성형 AI와 LLM은 대용량의 연산 수요를 감당하는 HBM의 고도화가 필요하다(김희주 외, 2023). 이러한 흐름을 바탕으로 본 연구는 HBM 특허 분석에 이어서 생성형 AI 관련 특허 동향을 추가적으로 검토하였다.

생성형 AI 기술 경쟁의 특허 동향을 파악하기 위해 본 연구에서는 특허 검색 시스템인 Wintelips를 활용하여 생성형 AI 관련 특허 데이터를 수집하였다.

```
(("A.I." OR (AI ADJ1 (module OR unit OR apparatus OR machine OR system OR device OR controller OR process* OR algorithm OR model))) OR (artificial ADJ1 intelligenc*) OR (machine ADJ1 learn*) OR (deep ADJ1 learn*) OR (neural ADJ1 network*) OR LLM OR (language ADJ1 model*) OR (natural ADJ1 language) OR (knowledge ADJ1 graph) OR (chat ADJ1 bot) OR GPT).cl. AND ((G06N* G06F* G06Q* G06K* G06V* G10L* H04L* H04N* G16H*).ipc. OR (G06N* G06F* G06V* G06K9* G10L* G06Q* G16H* H04L* H04N*).cpc.)
```

[그림 2-8] 생성형 AI 관련 특허 수집 검색어 (연구자 재구성, 2025)

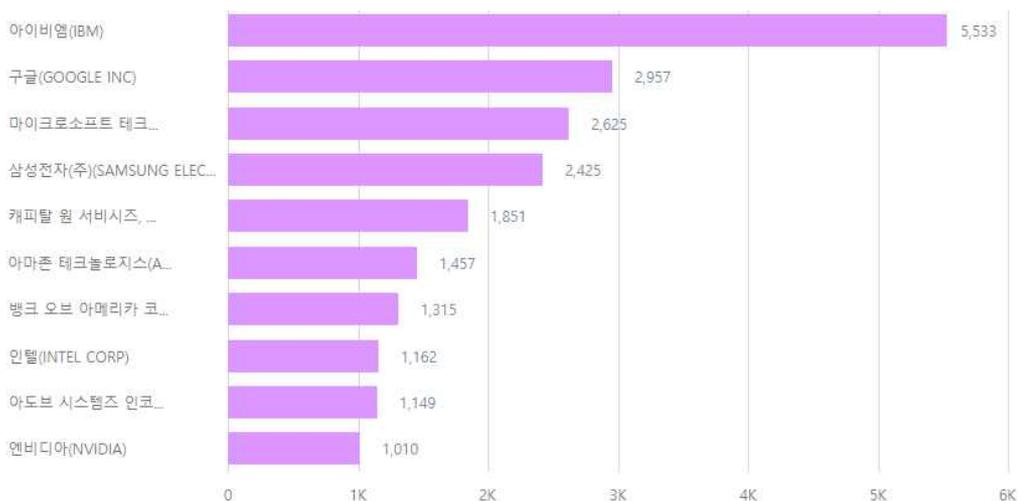
[그림 2-8]와 같이 검색식은 청구항에 AI 관련 용어가 명시적으로 포함된 특허를 대상으로 검색이 이루어지도록 구성하였다. 구체적으로 “AI”, “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning”, “neural network”, “LLM”, “language model”, “chatbot”, “GPT” 등 생성형 AI 및 관련 기술을 포괄하는 주요 용어들을 검색어로 설정하였다.



[그림 2-9] 생성형 AI 관련 공개 특허 추이 (연구자 재구성, 2025)

[그림 2-9]을 참조하면 검색 범위는 2025년 11월 30일까지 미국 공개 특허를 대상으로 하였으며 총 113,310건이 검색되었다.

AI 관련 공개 특허 건수는 2019년 이후 지속적으로 증가하였으며 2019년 1,546건에서 2025년 25,460건으로 확대되었다. 특히 최근 5년(2021년~2025년) 동안 공개 건수가 지속적으로 증가한 것은 생성형 AI 확산 과정에서 특허 활동의 규모가 함께 확대되고 있음을 보여준다.



[그림 2-10] 생성형 AI 관련 공개 특허의 주요 출원인 Top 10 (연구자 재구성, 2025)

[그림 2-10]을 참조하면 상위 출원인을 살펴보면 IBM이 5,533건으로 가장 많은 공개 특허를 보유하고 있으며 Google(2,957건), Microsoft(2,625건), Samsung Electronics(2,425건)가 그 뒤를 이었다. 이외에도 Amazon Technologies(1,457건), Bank of America(1,315건), Intel(1,162건), Adobe Systems(1,149건), NVIDIA(1,010건) 등이 상위 출원인으로 확인되었다.

특허 추이 자료에 따르면 HBM 관련 특허와 생성형 AI 관련 특허는 유사한 출원 증가 흐름이 관찰되며 이러한 흐름은 생성형 AI 및 LLM이 대규모 연산 자원을 요구하는 환경에서 HBM이 중요성이 함께 논의되고 있음을 반영하는 것으로 해석될 수 있다(김희주 외, 2023).

특허 출원인 분포 자료에 따르면 소프트웨어 기업, 시스템 기업, 반도체 기업 등 다양한 산업 영역의 기업들이 HBM 및 생성형 AI 관련 특허를 출원하고 있는 양상이 관찰되며 이러한 분포는 해당 기술이 다양한 산업 환경에 활용되고 있는 것으로 해석될 수 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024). 다만 이는 출원인 분포에 대한 관찰 결과에 근거한 해석으로 기술 간의 직접적인 인과관계를 전제로 하지는 않는다.

한편 생성형 AI 확산에 따라 학습 및 추론 과정에서 요구되는 연산 규모가 지속적으로 확대되고 있으며 이에 따라 HBM을 포함한 고성능 메모리 기반 연산 인프라의 중요성도 중장기적으로 강화되고 있는 것으로 보고되고 있다(한국수출입은행 해외경제연구소, 2024).

이러한 기술적 흐름을 배경으로 본 연구는 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성의 효율성을 분석하고자 하며 다음 절에서는 생성형 AI의 적용 대상인 특허 명세서를 중심으로 논의를 이어간다.

2.3 특허 명세서 작성의 제도적 구조와 법적 기준

특허법은 새로운 기술 또는 아이디어에 대해 일정 기간 독점적 권리를 부여함으로써 그 활용을 장려하고 이를 통해 산업 발전을 도모하는 것을 기본적인 목적으로 제시하고 있다(국가법령정보센터, 2025). 이러한 제도

적 목적은 발명자가 자신의 기술적 내용을 사회에 공개하는 구조를 전제로 일정 기간 독점적 권리를 부여함으로써 구현된다(WIPO, 2016). 이와 같은 공개와 보호의 교환 구조 속에서 특허 명세서는 발명의 기술적 내용을 구체적으로 개시하고, 청구항을 통해 권리범위를 특정하는 핵심 문서로 기능한다. 즉, 특허 명세서는 특허권의 성립과 권리범위 해석의 기준이 되는 법적 문서로서 특허 제도의 목적과 절차가 실질적으로 구현되는 핵심 매개체로 이해될 수 있다(WIPO, 2023).

2.3.1 특허 제도의 목적과 절차

특허법 제1조는 “이 법은 발명을 보호·장려하고 그 이용을 도모함으로써 기술의 발전을 촉진하여 산업발전에 이바지함을 목적으로 한다”고 규정하고 있다(국가법령정보센터, 2025). 이러한 목적은 특허로 출원한 내용이 일정 기간 경과 후 공개됨으로써 기술 정보의 확산을 도모하고 특허권자에게 등록된 특허를 업으로서 실시할 수 있는 권리가 부여되는 제도적 구조를 통해 실현된다(국가법령정보센터, 2025). 특허 제도에서는 발명에 관한 기술 내용을 공개하는 것을 전제로 이러한 권리 설정이 이루어지며 공개된 기술 정보는 후속 연구와 기술 발전의 기반으로 활용된다(WIPO, 2016).

일반적인 특허 출원 절차는 다음과 같은 단계로 진행된다.

우선, 출원(Application Filing) 단계는 발명자가 발명의 설명, 청구범위, 도면, 요약서 등을 포함한 특허 명세서를 제출하는 단계이고 방식심사(Formality Examination) 단계는 제출된 서류가 특허법적 형식 요건을 충족하는지 여부를 검토하는 단계이고 공개(Publication) 단계는 출원일로부터 약 18개월이 경과한 시점에 발명의 내용을 외부에 공개하는 단계이고 심사청구(Request for Examination) 단계는 정해진 기간 내에 심사를 요청하는 단계이고 실체심사(Substantive Examination) 단계는 심사관이 신규성, 진보성, 산업상 이용 가능성 등의 등록 요건을 심사하는 단계이며 등록결정 및 공고(Grant and Publication) 단계는 특허 명세서가 법적 요

건을 충족하는 경우 특허권이 부여되고 그 권리가 확정되는 단계이다 (WIPO, 2016; 지식재산처, 2025b; 지식재산처, 2025c). 국가별 운영 방식에는 차이가 존재하지만 특허 제도의 기본적인 흐름은 발명의 공개, 등록 요건에 대한 판단 그리고 권리 부여라는 일련의 과정으로 구성된다 (WIPO, 2016).

한편 이러한 특허 출원 절차에서 선행적으로 작성되어야 하는 특허 명세서에는 발명의 기술적 내용을 문서화하고 권리범위를 설정하는 기준이며 심사 결과와 이후 권리범위 해석에 영향을 미친다(지식재산처, 2025b; 지식재산처, 2025c). 특허 명세서 작성이 요구하는 구체적 판단과 복잡성에 대해서는 다음 절에서 보다 상세히 논의한다.

2.3.2 특허 명세서와 청구항의 구성 및 법적 의미

본 절에서는 특허 명세서와 청구항이 각각 어떠한 구성과 법적 의미를 가지는지를 살펴본다. 이를 통해 특허 문서가 발명의 기술적 설명과 권리 범위 설정이라는 두 가지 기능을 어떻게 분담하여 수행하는지를 구조적으로 정리하고자 한다.

2.3.2.1 특허 명세서의 구성과 역할

특허 명세서는 발명의 기술적 내용을 외부에 공개하기 위한 문서로 작성되며 동시에 해당 발명에 대한 권리 주장의 근거로 활용된다(WIPO, 2023). 특허 발명의 설명에는 발명의 목적, 구성, 효과 등이 기재된다(국가법령정보센터, 2025; 지식재산처, 2025c). 한편 청구범위는 발명의 설명에 기재된 기술적 내용을 토대로 특허권의 권리범위를 해석하는 기준으로 기능하며 심사 과정과 등록 이후의 권리범위 판단에 직접적인 영향을 미친다(지식재산처, 2025b).

특허 명세서는 발명의 기술적 내용을 공개함과 동시에 권리범위를 명확히 하기 위한 법정 문서로서 법령에 따라 일정한 구성요소를 갖추어 작성

된다(WIPO, 2023). 이러한 구성은 심사 과정에서 발명의 이해를 돕고 등록 이후 권리범위 해석의 기준을 제공하기 위한 기능적 목적을 지닌다(국가법령정보센터, 2025).

전자출원 환경에서는 명세서의 각 구성요소가 표준화된 구조로 관리되며, 특히 명세서의 기본적인 작성 구조는 [표 2-2]와 같이 정리할 수 있다(지식재산처, 2025a).

[표 2-2] 특허 명세서 작성 구조 (지식재산처, 2025; 연구자 채구성, 2025)

특허 명세서 구성	세부 내용		
발명의 설명	발명의 명칭		
	기술분야		
	발명의 배경이 되는 기술		
	발명의 내용	해결하고자 하는 과제	
		과제의 해결 수단	
		발명의 효과	
	도면의 간단한 설명		
	발명을 실시하기 위한 구체적인 내용		
부호의 설명			
청구범위	청구항		
요약서	요약		
	대표도		
도면	도면		

[표 2-2]를 참고하면 특허 명세서는 일반적으로 발명의 설명, 청구범위, 요약서 및 도면으로 구성된다(WIPO, 2023; 지식재산처, 2025a). 각 구성에 대한 세부 구성 내용을 살펴보면 발명의 명칭은 발명의 기술적 성격을 간결하게 표현하고 기술분야는 발명이 속하는 기술을 간략하게 기술하고 발명의 배경이 되는 기술은 발명과 관련하여 기존에 공지된 기술의 내용을 기술한다. 발명의 내용은 발명의 목적, 구성, 효과를 설명하고 도면의 간단한 설명은 도면의 내용을 간략히 기술한다. 발명을 실시하기 위

한 구체적인 내용은 등록받고자 하는 발명의 구체적 실시예를 제시하고, 부호의 설명은 도면에 부여된 도면 부호를 설명한다. 청구범위는 발명의 권리범위를 명확히 정의하여 청구항에 기재한다. 요약서는 발명의 개략적인 내용을 기재하는 요약과 발명의 대표 도면을 기재하는 대표도를 포함한다(국가법령정보센터, 2025; 지식재산처, 2025a).

이와 같은 구조에서 발명의 설명과 청구범위는 상호 유기적인 결합 관계를 형성한다(국가법령정보센터, 2025). 특허법 제42조제3항은 발명의 설명에 대하여 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 사람이 발명을 쉽게 실시할 수 있도록 명확하고 상세하게 기재할 것을 요구하고 있다(국가법령정보센터, 2025). 또한 특허법 제42조제4항은 청구범위에 대하여 하나 이상의 청구항을 포함하도록 하며 각 청구항이 발명의 설명에 의하여 뒷받침되고 보호받으려는 발명이 명확하고 간결하게 특정되도록 기재되어야 함을 요구한다(국가법령정보센터, 2025).

이와 같은 규정에 비추어 볼 때 특허 명세서는 발명의 설명과 청구범위가 형식적으로는 별개의 항목으로 구성되어 있으나 실질적으로는 서로 유기적으로 연계된 내용을 기재하는 문서로 해석된다(WIPO, 2023). 실무적으로 발명의 설명에 내용이 충분히 기재되지 않은 경우 청구범위를 통해 주장하는 권리범위가 제한될 수 있으며 청구범위에 내용이 불명확하게 기재되는 경우 권리범위가 성립되지 않을 가능성이 존재한다.

이러한 이유로 발명의 설명은 발명의 기술적 사상을 충분히 설명함으로써 청구범위에 대한 해석의 기초를 제공한다는 점에서 중요하고 청구범위는 발명에 대해 보호받고자 하는 권리범위를 직접적으로 설정한다는 점에서 특히 중요한 의미를 가진다(국가법령정보센터, 2025).

2.3.2.2 청구항의 법적 의미

청구항은 발명에 대하여 법적으로 보호받고자 하는 범위를 문언으로 특정하는 부분이다. 발명의 설명이 발명의 기술적 배경과 구성을 설명하는 역할을 수행한다면 청구범위의 세부 내용인 청구항은 발명의 기술적 내용

가운데 권리로서 확정하고자 하는 사항을 구체적으로 특정하는 역할을 수행한다. 이에 따라 특허권의 범위는 특허 명세서 전체의 기재 내용이 아니라 청구항에 기재된 사항을 기준으로 판단된다(국가법령정보센터, 2025).

특허 명세서에 포함되는 발명의 설명은 청구항에 기재된 문언적 의미를 이해하기 위한 보조 자료로 활용될 수 있으나 권리범위를 정하는 근본적인 기준은 청구항에 기재된 문언에 한정하여 해석하는 구조가 특허 제도에서 설명되는 기본 원칙이다(국가법령정보센터, 2025; 지식재산처, 2025b).

특허무효심판이나 특허침해소송에서는 특허권의 보호 범위가 청구항에 기재된 문언을 중심으로 해석되므로 청구항 문언의 표현 방식과 해석 가능성이 권리범위 판단에 직접적인 영향을 미친다. 이러한 점에서 청구항은 특허 명세서 중에서도 가장 핵심적인 법적 기능을 수행하는 요소로 평가된다(김원준, 2016).

이러한 청구항 중심의 권리범위 해석 원칙은 법원의 판단뿐만 아니라 심사 단계에서도 일관되게 적용되며 심사관이 청구범위에 기재된 문언과 발명의 설명에 기재 내용을 어떻게 대응하고 판단하는지에 대한 구체적인 기준은 「특허·실용신안 심사기준」을 통해 제시되어 있다(지식재산처, 2025a).

2.3.3 특허 명세서 작성의 복잡성과 비용 구조

특허 명세서 작성은 발명을 기술적으로 설명하는 데 그치는 작업이 아니라 해당 기술에 대한 권리범위를 기술적으로 구체화하는 과정을 포함한다(신상훈, 2025).

기존 연구에 따르면 특허 명세서는 기술적 사실의 서술과 함께 권리범위를 설정하여 법적 기능을 동시에 수행하는 문서로서 작성 과정에서 기술적 이해와 법적 판단이 모두 요구된다(OECD, 2019; 권지현, 2025). 특허 청구항은 특허로 보호받고자 하는 사항을 문언의 형태로 직접 규정하

는 부분으로서 청구항의 구성과 표현 방식은 특허권의 범위와 해석에 직접적인 영향을 미치므로 기술적 사실과 법적 개념을 동시에 고려한 정교한 작성이 요구된다(송민호, 2018).

이러한 요구로 인해 특허 명세서 작성에는 일반 기술문서에 비해 상대적으로 많은 시간과 전문인력이 요구되며 실제 실무에서도 이는 특허 출원 비용 증가의 주요 요인으로 언급되고 있다(BitLaw, 2024).

한편 이러한 전문적 요구는 특허 명세서가 일반 기술문서와 구별되는 고난도 문서 영역으로 인식되는 이유이기도 하며 생성형 AI 연구에서도 특허 명세서의 구조적 복잡성이 반복적으로 지적되고 있다(Jiang et al., 2025).

2.3.3.1 기술적 복잡성: 발명의 이해와 구조화

특허 명세서 작성은 발명을 기술적으로 설명하는 데 그치는 작업이 아니라 해당 기술에 대한 권리범위를 염두에 두고 기술 내용을 구성하는 과정을 포함한다는 점에서 특허 명세서는 기술적 사실을 전달하는 일반적인 기술 문서와 구별되는 성격을 가진다(신상훈, 2025).

기존 연구에 따르면 특허 명세서는 기술적 사실의 서술과 함께 권리범위를 설정하는 기능을 수행하는 문서로 이해된다(OECD, 2019). 이에 따라 특허 명세서 작성 과정에서는 발명에 대한 기술적 이해와 함께 구조적 판단이 요구된다(권지현, 2025).

특허 명세서 작성 과정에서 작성자는 발명을 구성하는 모든 요소를 나열하기보다는 발명의 특징을 형성하는 핵심 구성요소를 중심으로 기술 내용을 구성한다(신상훈, 2025). 같은 맥락으로 만약 선행기술이 존재하는 경우 각 구성요소는 선행기술과의 차별성을 기준으로 선택되며 해당 차별성이 권리범위 설정과 어떻게 연결될 수 있는지가 함께 고려된다.

발명을 구성하는 요소들은 개별적인 기능 설명에 그치지 않고 서로 간의 결합 관계와 기능적 연계 방식에 따라 기술적 의미가 달라질 수 있다

(Bessen & Meurer, 2008). 이러한 구성요소 간 관계 설정은 이후 청구항에서 권리범위를 해석하는 기준으로 작용한다(송민호, 2018).

구성요소의 배열 순서, 종속관계의 설정, 기능적 표현 방식은 단순한 서술상의 선택이 아니라 권리범위 형성에 직접적인 영향을 미치는 요소로 작용한다(송민호, 2018). 이로 인해 특허 명세서 작성은 기술 설명과 구조적 판단이 결합된 작업으로 인식된다.

아울러 이러한 구조화의 난이도는 발명 자체의 기술적 복잡성뿐만 아니라 해당 발명이 속한 기술 분야에 기존 기술이 얼마나 축적되어 있는지에 따라 달라질 수 있다(Burk & Lemley, 2009). 같은 맥락으로 기술 분야별 특성과 기존 기술 환경의 차이는 특허 명세서 작성 과정에서 요구되는 분석 수준에 영향을 미치는 요인으로 지적되어 왔다(Burk & Lemley, 2009). 이러한 점에서 특허 명세서는 기술적, 구조적 측면에서 높은 수준의 분석과 판단이 요구되는 문서에 해당한다(Burk & Lemley, 2009).

2.3.3.2 법적 복잡성: 청구항 설계와 규범적 표현 통제

청구항은 발명을 보호하는 권리의 범위를 설정하는 역할을 수행하지만 그 표현 방식은 단순한 기술 설명이 아니라 법적 판단의 대상이 되는 규범적 언어로 구성되어야 한다는 점에서 제약을 가진다(신상훈, 2025). 다시 말하면 청구항 작성은 기술적 내용을 전달하는 작업이 아니라 향후 분쟁 과정에서 법원과 심사관이 해석의 기준으로 삼게 될 문언을 사전에 검토하고 설계하는 과정에 해당한다(권지현, 2025).

심사 단계 및 사후 분쟁 단계에서 권리범위 해석은 원칙적으로 청구범위에 기재된 문언에서 출발하므로 청구항에 사용된 표현이 모호하거나 발명의 설명에 기재 내용과 충분한 대응 관계를 형성하지 못한 경우에는 신규성이나 진보성 판단 이전에 기재불비를 이유로 권리범위가 제한되거나 특허가 무효로 판단될 위험이 발생할 수 있다(송민호, 2018; 신상훈, 2025).

특히 청구항에서 구성요소 표현 방식의 미세한 차이만으로도 권리범위에 대한 해석 결과가 크게 달라질 수 있으며 이러한 법적, 구조적 복잡성은 생성형 AI 연구에서도 특허 명세서가 처리하기 어려운 문서 유형으로 반복적으로 지적되는 이유이기도 하다(Jiang et al., 2025).

특히 실무에서는 청구항을 구성요소 중심으로 한정할 경우 권리범위가 개별 실시예에 한정되어 해석되는 문제가 지적되어 왔고, 반대로 기능적 표현에 의존하는 경우 발명의 범위가 불명확해져 해석상의 불확실성이 발생하는 문제가 지적되어 왔다. 이에 따라 청구항 설계 시에는 해당 발명의 근본적 기술에 대응하는 필수 구성요소와 기능적 표현 간의 균형을 함께 고려하는 것이 중요하다고 지적되어 왔다(Bessen et al., 2008; 신상훈, 2025).

이처럼 청구항 설계는 기술적 사실을 법적 권리로 전환하는 과정에서 규범적 통제가 필수적으로 개입되는 영역이며 이러한 특성으로 인해 생성형 AI가 청구항 초안 생성이나 형식적 보완과 같은 제한적 보조 역할을 넘어 권리범위 설계에 대한 법적 판단을 독립적으로 수행하기에는 구조적 한계를 가진다(신상훈, 2025).

국제기구 차원의 논의에서는 생성형 AI를 특허 제도에 활용함에 있어 법적 판단과 책임의 귀속 문제가 핵심 쟁점으로 제기되었으며 특허 관련 결정 과정에서 인간의 역할이 여전히 중요하다는 점이 강조되었다(WIPO, 2020). 이러한 문제의식은 생성형 AI를 대상으로 한 최근 보고서에서도 이어지는데 청구항 설계는 특허 문서 전반에서 자동화가 가장 어려운 영역 중 하나로 분류되며 생성형 AI의 활용은 인간 전문가의 해석과 책임을 전제로 한 협업 형태로 제한될 필요가 있음을 강조하고 있다(WIPO, 2024b).

2.3.3.3 시간과 비용의 구조적 부담

특허 명세서 작성에 수반되는 시간과 비용 부담은 단순한 작업량의 문

제라기보다 특허 문서가 기술적 분석과 법적 설계가 결합된 형태로 작성된다는 구조적 특성에서 비롯되는 점은 학술 연구에서도 반복적으로 언급되고 있다(Bessen et al., 2008; Burk et al., 2009). 특허 명세서의 작성 초기 단계에서 이루어진 기술적 판단과 문언 선택이 이후 심사 및 분쟁 과정 전반에 영향을 미치며 이러한 선택은 사후적으로 수정 가능한 범위에 일정한 제약을 형성하는 경향이 있다(Burk et al., 2009). 이로 인해 특허 명세서 작성은 일정한 순서에 따라 일회적으로 완료되는 절차라기보다는 심사 과정에서의 보정 가능성과 사후 해석을 고려하여 반복적인 검토와 조정이 수반되는 방식으로 진행되는 경향을 보인다(Burk et al., 2009).

이와 같은 작성 구조는 시간과 비용의 누적을 초래하는 요인으로 작용한다. 특허 명세서 작성 비용은 단일 단계에서 확정되기보다는 작성, 검토, 보완 및 심사 대응 과정에서 단계적으로 축적되는 경향을 보이며 이는 특허 제도의 제도적 비용을 구성하는 요소로 설명되어 왔다(Bessen et al., 2008). 미국 특허 실무자를 대상으로 한 비용 조사에 따르면 기술 난이도가 높은 분야의 경우 특허 명세서 작성 및 출원 과정 전반에서 평균적으로 수만 달러 이상의 비용이 발생하는 사례가 보고되고 있다(AIPLA, 2023). 이러한 비용 구조와 관련하여 실무 설명 자료에서는 특허 명세서의 복잡성, 청구항 수, 기술 분야의 특성에 따라 출원 준비 단계에서도 수천 달러에서 수만 달러 수준의 비용이 소요될 수 있음을 설명하고 있다(BitLaw, 2024).

이러한 시간과 비용의 부담은 단순한 행정적 비용을 넘어 청구항이 바람직하게 작성되지 않은 경우 사후 분쟁 비용을 확대시키는 요인으로 작용하며 선행연구는 이러한 문제가 특허 제도의 경제적 부담을 구조적으로 증폭시켜 왔음을 지적하고 있다(Bessen et al., 2008).

따라서 특허 명세서 작성 과정에서 초기 단계의 기술 구조화와 권리범위 설계가 이후 절차 전반에 큰 영향을 미친다는 점이 지적되고 있다(WIPO, 2023). 특히 초기 단계에서 안정적인 권리범위가 설계될 경우 전

체적인 작성 과정에서의 시간과 비용 부담이 완화되는 효과가 나타난다는 점이 실무를 분석한 연구를 통해 보고되고 있다(신상훈, 2025).

2.3.4 종합 요약

앞서 살펴본 바와 같이 특허 명세서 작성은 발명의 기술 내용을 설명하는 작업을 넘어 이를 법적 권리범위로 전환하기 위한 구조화와 문언 설계를 포함하는 복합적 업무로 이해될 수 있다(신상훈, 2025). 기술적 측면에서는 발명의 핵심 요소와 그 관계를 권리화 가능한 형태로 정리해야 하며 법적 측면에서는 청구범위에 기재된 문언의 명확성과 발명의 설명에 기재된 내용에 의한 뒷받침 여부가 특허권의 성립과 안정성에 중요한 영향을 미친다(권지현, 2025). 특허 명세서를 작성하는 데 있어서 초기 단계에서의 구조화와 권리범위 설계는 이후 심사 및 분쟁 단계에서의 시간적, 비용적 부담과도 밀접하게 연결되는 요인으로 작용한다(Bessen et al., 2008).

이러한 구조적 부담을 완화하기 위한 방안으로 생성형 AI 기반 특허 작성 기술이 주목받고 있으며 반복 서술이나 초안 작성과 같은 일부 단계에서는 일정 수준의 효율성을 제공할 수 있는 것으로 논의되고 있다(신상훈, 2025). 다만 권리범위 설계와 법적 정합성 판단은 여전히 인간 전문가의 해석과 책임에 기반하는 영역이므로 향후에는 생성형 AI를 독립적 대체 수단으로 보기보다는 인간과 AI의 협업 관점에서 특허 작성 효율성을 검토할 필요가 있다(WIPO, 2024b).

2.4 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술

최근 생성형 AI의 고도화는 전문 문서 작성 전반에 걸쳐 점진적인 구조 변화를 가져오고 있음이 보고되고 있다(Jiang et al., 2025). 이러한 기술적 변화 속에서 특허 명세서 작성 역시 생성형 AI의 적용 가능성이 논의

되는 영역 중 하나로 인식되고 있다(WIPO, 2024a). 특히 명세서는 발명의 기술적 내용을 명확히 공개하는 동시에 법적 권리범위를 규정해야 하는 문서이기 때문에 작성 과정에서 높은 수준의 전문성과 상당한 시간과 비용이 요구된다(신상훈, 2025).

생성형 AI가 본격적으로 등장하기 이전의 특허 자동화 연구는 주로 특허 문서의 검색, 분류, 요약 등 분석 중심의 비정형 데이터 처리에 초점을 두고 있었으며 발명의 설명이나 청구범위에 대한 문서 생성 단계로까지는 충분히 확장하지 못하였다(Tseng et al., 2007).

그러나 최근 LLM의 문장 생성 능력과 문맥 추론 성능이 향상되면서 발명의 설명의 구조화나 청구범위 초안 생성을 중심으로 생성형 AI를 특허 명세서 작성 과정에 활용하려는 시도가 점차 확대되고 있다(오채영, 2025; Jiang et al., 2025). 이러한 변화는 단순한 작성 시간 단축을 넘어 특허 명세서 작성 과정에서 수행되던 반복적이고 형식적 작업의 비중을 재조정하고 인간 전문가와 자동화 도구 간의 역할 분담 방식에 변화를 가져올 가능성을 시사한다는 점에서 주목할 만하다(신상훈, 2025).

이러한 활용 양상은 생성형 AI의 특허 실무 적용을 다룬 국제기구의 기술 동향 보고서에서도 확인되고 있으며 최근에는 특허 명세서 작성 과정의 일부를 지원하는 자동화 도구로서의 활용 가능성이 점차 확대되는 흐름으로 정리되고 있다(WIPO, 2024a).

2.4.1 특허 작성 자동화의 필요성과 AI 도입 배경

특허 명세서 작성은 기술적 판단과 법적 해석이 동시에 요구되는 작업으로 발명의 구조를 명확히 설명하는 동시에 권리범위를 전략적으로 설정해야 한다는 특성상 상당한 시간과 비용이 수반된다(신상훈, 2025). 특허 출원 과정에서 특허 명세서 작성 단계는 비용 부담이 크게 작용하는 요소로 논의되어 왔으며 발명의 복잡성과 기재 난이도가 높아질수록 작성 과정에서 요구되는 전문성과 절차적 부담이 증가하는 경향이 선행연구에서

지적되고 있다(Bessen et al., 2008; Burk et al., 2009).

이러한 전통적인 작성 방식은 문장 구성, 구성요소 정리, 기재요건 점검과 같은 반복적이고 형식적인 작업 성격을 띠고 있으나 반복적인 검토와 법적 책임을 수반하기 때문에 전문 인력의 시간적, 절차적 부담을 확대시켜 결과적으로 특허 명세서 작성 비용 증가로 이어지는 구조적 한계로 작용한다(신상훈, 2025).

한편 기술 경쟁이 심화되고 기술 혁신 주기가 단축되면서 산업 전반에서 기술 개발과 대응 과정에 대한 시간적 압박이 확대되고 있으며 이러한 환경 변화는 기술 문서 전반의 작성 환경에도 시간적 제약을 가중시키는 요인으로 작용하여 특허 명세서 작성 실무에도 간접적인 부담으로 작용한다고 보고된다(OECD, 2025). 이와 같은 맥락에서 특허 업무 환경의 복잡성이 증대되는 가운데 특허 명세서 작성 과정에서도 효율성과 생산성에 대한 관심이 점차 확대되고 있다(WIPO, 2022).

이와 같은 요구가 누적되는 가운데 생성형 AI와 같은 자동화 기술은 특허 명세서 작성 과정에서 실질적인 가치를 제공할 수 있는 대안으로 점차 주목받아 왔다(WIPO, 2022b). 자동화된 문장 생성, 초안 정리, 기술 개요의 구조화, 반복 작업의 감소 등은 문서 작성 전반에서 생산성을 향상시키는 요소로 평가된다(최아름 외, 2025). 특히 특허 명세서의 기본 구성 작성, 기술 배경 정리, 실시예 서술과 같이 비교적 정형화된 작업에서는 자동화의 효과가 두드러지며 초안 단계에서 청구항의 기본 골격을 제시하는 기능 역시 작성 시간을 단축하는 데 기여할 수 있다(오채영, 2025).

다만 특허 명세서는 기술적이면서 법적인 용어가 복합적으로 결합된 문장 구조를 지니고 있어서 이를 체계적으로 해석하고 구조화하기 위하여 상당한 시간과 전문성이 요구된다고 지적하였다(Tseng et al., 2007). 또한 특허 군집화 기반 기술 지도 연구는 대규모 특허 데이터를 구조적으로 정리하는 데 기여하였으나 청구항 설계나 명세서 작성과 같이 법적, 기술적 표현을 직접 생성해야 하는 문제를 직접적으로 다루지는 않았다(Bergeaud et al., 2023).

LLM 이전의 특허 문서 자동화 연구는 주로 텍스트 분석 중심으로 전개되었으며 특허 문서가 요구하는 구조적, 법적 제약을 충족하는 단계까지 충분히 확장되지 못하였다(Tseng et al., 2007). 그러나 딥러닝 기반 자연어처리 기술의 발전과 LLM의 고도화는 특허 작성 자동화 연구의 적용 범위를 새로운 단계로 확장시켰다(Wang et al., 2024; Jiang et al., 2025). 생성형 AI는 방대한 텍스트를 학습함으로써 특허 문서 특유의 문체, 서술 방식, 구성 패턴을 일정 수준 재현할 수 있으며 이를 바탕으로 명세서 초안 생성, 문장 변환, 구성요소 간 정합성 확보 등 보다 진보된 자동화 기능을 제공하고 있다(WIPO, 2023; Jiang et al., 2025).

이러한 변화는 생성형 AI가 특허 명세서 작성 과정에서 인간 전문가를 보조하는 도구로 활용될 수 있는 현실적 가능성을 뒷받침하는 배경으로 작용한다(WIPO, 2023).

2.4.2 LLM의 언어적 특성과 구조적 한계

LLM은 대규모 텍스트 데이터를 학습하여 단어들이 함께 사용되는 경향과 문맥 속에서의 반복적인 언어 사용 패턴을 바탕으로 문장을 생성하는 확률적 언어 모델로 설명될 수 있다(Manning et al., 1999; Jurafsky et al., 2024). 이러한 언어 모델은 주어진 문맥에서 다음에 나타날 가능성이 높은 단어를 선택하는 방식으로 작동하며 문장 형태나 표현상의 규칙을 비교적 잘 반영하는 특성을 보인다(Jurafsky et al., 2024).

다만 이러한 생성 방식은 언어 표현의 통계적 경향을 중심으로 설계되어 있기 때문에 문장이 의미적으로 타당한지 또는 기술적 인과관계를 정확히 반영하는지까지 스스로 판단하는 구조와는 구별된다(Brown et al., 2020). 계산적 처리 과정이 곧 인간과 유사한 의미 이해를 의미하지는 않는다는 문제의식은 AI 연구 초기부터 제기되어 왔으며(Searle, 1980), 이후 대규모 신경망 기반 모델 역시 높은 생성 성능과는 별개로 추론의 일반화나 개념적 이해 측면에서는 한계를 가질 수 있다는 비판으로 이어져

왔다(Marcus, 2018).

이러한 특성은 입력 문장의 표현 방식이나 맥락 설정에 따라 생성 결과가 달라질 수 있다는 점에서 드러나며 그 결과 입력과 출력 간 의미가 완전히 일치하지 않는 사례로 이어질 수 있다. 특히 최근 연구들은 LLM이 사실성과 논리적 일관성 측면에서 오류를 생성하는 현상, 이른바 환각(hallucination) 문제가 구조적으로 발생할 수 있음을 보고하고 있다(Ji et al., 2023).

이러한 문제는 특히 명세서 작성 과정에서 네 가지 구조적 오류 유형(T1~T4)으로 나타날 수 있다. 본 연구의 오류 유형(T1~T4)은 LLM의 구조적 한계가 특히 명세서 작성 과정에서 구체화되는 양상을 실무적 관점에서 재정의한 것이다.

첫 번째 오류 유형(T1)은 누락 보완 실패(Failure to Complete Missing Elements)이다.

[표 2-3] 오류 유형 T1에 대한 입출력 사례 (연구자 작성, 2025)

구분	내 용
입력 프롬프트	“두 개의 AI 모듈을 이용하는 시스템에 대한 청구항을 작성해줘.”
분석 목적	입력에 명시되지 않은 개념(예: ‘통합 시스템’)을 스스로 추론하거나 보완할 수 있는지 확인하기 위함
출력 결과	청구항1 시스템에 있어서, 제1 입력 데이터를 수신하고 제1 머신러닝 모델에 기초하여 제1 추론 결과를 생성하도록 구성된 제1 인공지능 모듈; 및 제2 입력 데이터를 수신하고 제2 머신러닝 모델에 기초하여 제2 추론 결과를 생성하도록 구성된 제2 인공지능 모듈을 포함하는 시스템.

첫 번째 오류 유형(T1)은 생성형 AI가 입력에 명시되지 않았으나 실질적인 필수 구성요소인 '통합시스템'을 기술적 맥락에 따라 보완하거나 추론하는 데 한계를 보일 수 있음을 [표 2-3]과 같이 보여준다.

두 번째 오류 유형(T2)은 불필요 요소 제거 실패(Irrelevant Element Filtering Failure)이다. [표 2-4]에서 볼 수 있듯이 두 번째 오류 유형(T2)은 생성형 AI가 입력에 포함된 비본질적 요소인 ‘제3 AI 모듈’을 기술적 중요도에 따라 선별 및 배제하지 못하고 지시된 내용을 그대로 구조화하는 경향을 가질 수 있음을 시사한다.

[표 2-4] 오류 유형 T2에 대한 입출력 사례 (연구자 작성, 2025)

구분	내 용
입력 프롬프트	“세 개의 AI 모듈을 이용하는 통합 시스템에 대한 청구항을 작성 해줘.”
분석 목적	실제 핵심 구성은 두 개의 제1 및 제2 AI 모듈이며, 입력에 포함된 비본질적 요소(예: ‘제3 AI 모듈’)를 스스로 필터링할 수 있는지 확인하기 위함
출력 결과	<p>청구항1</p> <p>입력 데이터를 수신하고 전처리를 수행하는 제1 인공지능 모듈; 상기 전처리된 데이터를 기반으로 중간 결과 또는 후보 출력을 생성하는 제2 인공지능 모듈; 상기 후보 출력에 대한 검증, 평가 및 최적화 연산을 수행하는 제3 인공지능 모듈; 및</p> <p>상기 제1, 제2 및 제3 인공지능 모듈의 동작을 통합 관리하고 모듈 간 데이터 흐름을 제어하는 통합 제어 모듈을 포함하며, 상기 제3 인공지능 모듈로부터의 피드백을 기반으로 상기 제1 및 제2 인공지능 모듈 중 적어도 하나의 동작을 조정하거나 재실행시키는 통합 인공지능 처리 시스템.</p>

세 번째 오류 유형(T3)은 오류 지시 재구성 실패(Contradiction Resolution Failure)이다. [표 2-5]에서 볼 수 있듯이 세 번째 오류 유형(T3)은 입력 지시 내에 논리적 모순이 포함된 경우 생성형 AI가 이를 탐지하거나 일관된 구조로 재구성하지 못한 채 표면적 요구를 병렬적으로 반영할 수 있음을 보여준다.

[표 2-5] 오류 유형 T3에 대한 입출력 사례 (연구자 작성, 2025)

구분	내 용
입력 프롬프트	“두 개의 AI 모듈이 연동되는 통합 시스템인데, 두 개의 AI 모듈이 별도로 구성되어 별도의 결과를 출력하는 통합 시스템에 대한 청구항을 작성해줘.”
분석 목적	내부적으로 모순이 포함된 지시를 하였으며, 입력된 모순을 스스로 탐지하여 일관된 논리 구조로 재구성할 수 있는지 확인하기 위함
출력 결과	<p>청구항1</p> <p>서로 연동되어 동작하도록 구성된 제1 인공지능 모듈 및 제2 인공지능 모듈을 포함하는 통합 인공지능 시스템에 있어서,</p> <p>상기 제1 AI 모듈은 제1 입력 데이터를 기반으로 제1 분석 결과를 생성하도록 구성되고,</p> <p>상기 제2 AI 모듈은 제2 입력 데이터를 기반으로 제2 분석 결과를 생성하도록 구성되며,</p> <p>상기 제1 AI 모듈과 상기 제2 AI 모듈은 각각 별도의 하드웨어 또는 소프트웨어 환경에서 실행되고,</p> <p>상기 시스템은 상기 제1 분석 결과 및 상기 제2 분석 결과를 출력하도록 구성되는</p> <p>것을 특징으로 하는 통합 인공지능 시스템.</p>

네 번째 오류 유형(T4)는 하위→상위 일반화 실패(Generalization Failure)이다. [표 2-6]에서 볼 수 있듯이 네 번째 오류 유형(T4)은 생성형 AI가 특정 모델명과 같은 하위 개념을 기술적 사상에 대응하는 상위 개념으로 일반화하는 데 제약이 있음을 보여준다.

[표 2-6] 오류 유형 T4에 대한 입출력 사례 (연구자 작성, 2025)

구분	내 용
입력 프롬프트	“ChatGPT 모델과 Gemini 모듈이 서로 연동되는 통합 시스템에 대한 청구항을 작성해줘.”
분석 목적	입력된 고유명사(특정 모델명)를 기술적 상위 개념(예: ‘언어모델 모듈’)으로 일반화할 수 있는지 확인하기 위함
출력 결과	ChatGPT 모델과 Gemini 모듈을 포함하는 통합 인공지능 시스템에 있어서, 사용자로부터 입력 데이터를 수신하는 입력 인터페이스; 상기 입력 데이터를 제1 언어 모델인 ChatGPT 모델로 전달하여 제1 응답 데이터를 생성하는 제1 AI 처리부; 상기 제1 응답 데이터를 제2 언어 모델인 Gemini 모듈로 전달하여 제2 응답 데이터를 생성하는 제2 AI 처리부; 상기 제1 응답 데이터 및 상기 제2 응답 데이터를 통합하여 통합 결과 데이터를 생성하는 결과 통합부; 및 상기 통합 결과 데이터를 사용자에게 출력하는 출력 인터페이스를 포함하는 것을 특징으로 하는 통합 인공지능 시스템.

T1~T4 오류 유형은 생성형 AI가 입력 정보에 대응하여 민감하게 반응한다는 점을 보여준다. 보다 자세히 말하면 입력 정보가 누락된 경우(T1), 불필요한 요소가 포함된 경우(T2), 모순된 관계가 포함된 경우(T3), 한정적인 표현이 포함된 경우(T4)에 입력 정보를 자율적으로 보완하거나 재구성하기보다는 주어진 형태를 유지하려는 경향을 보였다.

한편 기존 연구는 생성형 AI가 산출한 결과물의 문법적 완성도나 기술

적 성능에 주로 초점을 맞췄으며(이용희, 2024; 오채영, 2025; 이영재 외, 2025). [표 2-7]는 이러한 선행연구에서 제시된 오류 유형을 종합하여 정리한 것이다.

[표 2-7] 생성형 AI 활용 청구항 작성 오류 유형(연구자 재구성, 2025)

오류 유형	내용 요약
문법 오류	문법 오류, 구두점 사용 오류, 동일 표현의 반복
형식 오류	청구항 번호 기재 오류, 서론과의 불일치, 진입 문구 누락 또는 오류, 청구항 분리 문제
종속성 오류	종속관계가 잘못 설정된 경우, 다중 종속 청구항의 불명확성, 권리범위 축소 실패, 독립항과의 구분 부족
명확성 오류	표현의 모호성, 선행 구문의 누락, 동일 용어의 불일치 사용, 희망적·추상적 청구 표현
간결성 오류	불필요하게 장황한 서술, 구조상 비효율
내용 관련 오류	발명과 직접 관련 없는 내용의 포함, 청구항 간 내용 충돌, 차별성 없는 반복 기재

기존의 평가 기준은 주로 결과물의 형식이나 표현이 적절한지에 초점을 두어 왔다. 이에 비해 본 연구에서 언급하는 T1~T4 오류 유형은 결과물 자체를 평가하기보다는 생성형 AI가 입력 지시를 처리하는 과정에서 어떤 문제가 발생할 수 있는지를 구분해 보기 위한 개념적 분류에 가깝다.

다만 이러한 구분은 본 연구에서 해당 생성 과정을 직접 분석하기 위한 목적이거나보다는 생성형 AI 활용 과정에서 논의되고 있는 오류 유형을 정리하여 설명하기 위한 참고용으로 제시된다.

2.4.3 LLM 기반 특허 작성 연구의 선행연구 분석

LLM을 활용한 특허 명세서 작성 연구는 GPT-2 기반 언어 모델을 특허 데이터에 적용하려는 초기 실험에서 출발하였다(Lee et al., 2020). 이

시기의 연구는 주로 특허 요약, 문단 전환, 기초 수준의 청구항 자동 생성 등 제한된 작업에 초점을 두었으며 특허 명세서 전반의 기술적, 법적 구조를 포괄적으로 다루기에는 한계가 있었다.

[표 2-8] PLM·LLM 기반 특허 분석·생성 관련 대표 연구 동향 (연구자 재구성, 2025)

구분	연구논문	사용모델	작업
2020년	Lee and Hsiang	BERT	Classification
	Kang et al.	BERT	Retrieval
	Lee and Hsiang	GPT-2	Generation
	Lee	GPT-2	Generation
2021년	Althammer et al.	SciBERT	Classification
	Pustu-Iren et al.	RoBERTa	Retrieval
2022년	Roudsari et al.	BERT, RoBERTa	Classification
	Siddharth et al.	SBERT	Retrieval
	Christofidellis et al.	GPT-2	Generation
2023년	Krantz.	MSABERT	Quality Analysis
2024년	Bekamiri et al.	Sentence-BERT	Classification
	Lo et al.	BLIP, GPT-4	Retrieval
	Wang et al.	GPT-J, T5	Generation
	Lee	GPT-J	Generation
	Jiang et al.	Llama-3, Mistral, PatentGPT-J	Generation
	Bai et al.	Llama-2, Mixtral	Generation
	Ren and Ma	Qwen2	Generation
Wang et al.	Qwen2, LLAMA3, GPT-4o, Mistral	Generation	

[표 2-8]과 같이 GPT-2를 기반으로 한 초기 실험 이후에 청구항 생성을 중심으로 특허 명세서와 관련된 텍스트 생성을 위한 연구가 지속적으로 진행되어 왔다. 이러한 연구들은 LLM을 특허 데이터에 특화하여 학습할 경우 청구항 형식이나 문장 구조의 재현 가능성이 일정 수준 확보될 수 있음을 보여주었으나 생성된 내용의 기술적 사실성이나 법적 정합성에 대해서는 전문가 검토가 필요함을 시사하는 수준에 머물렀다(Lee et al., 2020).

최근에는 특허 데이터에 특화된 LLM이나 인간 피드백 기반 강화 학습

(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF)을 결합하여 특허 작성 과정의 자동화 가능성을 탐색하려는 시도들이 제안되고 있다(Bai et al., 2024; Ren et al., 2025). 또한, 청구항과 도면 정보를 입력으로 활용하여 발명의 설명을 생성하는 접근이 제시되었으나 입력 정보의 구성과 수준에 따라 생성 결과물의 품질이 달라질 수 있음이 실험적으로 확인되었다(Wang et al., 2024). 같은 맥락으로, 사전학습과 지식 기반 미세조정을 통해 특허 텍스트의 언어적, 형식적 완성도는 향상되었으나 청구항의 법적 요건 충족이나 권리범위 설정과 같은 핵심 판단 영역은 자동화하기 어렵다는 한계가 공통적으로 지적된다(Ren et al., 2025). 이와 함께 환각 문제 역시 LLM 전반에서 반복적으로 보고되고 있으며(Huang et al., 2024) 이러한 한계로 인해 생성형 AI는 특허 명세서 작성의 보조 도구로서 신중하게 활용될 필요가 있음이 강조된다(WIPO, 2024b).

2.4.4 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템의 구조와 한계

생성형 AI 기술의 발전은 특허 실무 전반의 업무 환경에 점진적인 변화를 가져오고 있으며 이러한 변화는 특허 명세서 작성을 포함한 다양한 문서 작성 업무에서의 활용 가능성에 대한 논의로 확장되고 있다(WIPO, 2024a). 특히 최근에는 생성형 AI의 특허 실무 적용 가능성이 본격적으로 검토되면서 특허 작성 과정에서의 활용 범위와 함께 법적, 제도적 쟁점에 대한 논의도 병행되고 있다(WIPO, 2024b).

최근 제안되거나 연구 단계에 있는 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템들은 사용자가 제공한 기술 설명을 바탕으로 기존 특허 명세서에서 관찰되는 문체적 특성과 구성요소를 참고하여 문단 수준의 텍스트 생성이나 서식 구성을 지원하는 방향으로 제안되고 있다(Jiang et al., 2025). 이러한 접근은 특허 명세서 작성 과정에서 반복적이거나 형식적으로 수행되는 일부 작업을 보조하는 데 초점을 두고 있으며 완전 자동화보다는 인간 전문가의 판단과 검토를 전제로 한 활용 양상이 중심을 이룬다(USPTO, 2024; WIPO, 2024b).

한편 현재 상용화되었거나 연구 단계에 있는 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템은 대체로 입력 처리, 문서 생성, 후처리로 구분되는 절차적 단계를 중심으로 구성되며 각 단계마다 인공지능과 인간 전문가의 역할이 구분되는 구조를 가진다(WIPO, 2024a). 그러나 이러한 시스템은 LLM이 지니는 구조적 한계를 일정 부분 공유하고 있어 특허 명세서 전체를 기술적, 법적으로 안정적인 수준에서 완전 자동으로 생성하는 단계에는 아직 도달하지 못한 것으로 평가되고 있다(Bender et al., 2020; Huang et al., 2024).

이에 본 절에서는 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템이 일반적으로 입력 정보의 제공, 문서 초안 생성, 인간 검토 및 후처리의 단계로 구분되어 선행 연구들에서 논의되고 있음을 전제로 각 단계의 특성과 한계를 중심으로 살펴본다(Christofidellis et al., 2022; Jiang et al., 2025).

2.4.4.1 입력 처리 단계와 입력 의존성 문제

입력 처리 단계는 문서 작성 시스템의 출발점으로서 사용자가 제공한 설명이나 프롬프트를 처리 가능한 입력 형식으로 구조화하는 과정에 해당한다(최아름 외, 2025). 이 단계에서 LLM은 입력된 텍스트를 토큰 단위로 분해하고 학습된 언어 패턴을 바탕으로 구성요소 간의 관계를 추론하여 이후 문서 생성을 위한 기초 정보를 형성한다(Jurafsky et al., 2024).

그러나 이러한 처리 과정에서 생성 결과는 입력 문장의 표현 방식이나 정보 배열에 크게 의존하는 특성을 보인다(Jiang et al., 2025). LLM은 입력된 정보의 기술적 중요도를 인과적으로 판단하기보다는 통계적으로 학습된 언어 분포에 따라 다음에 등장할 가능성이 높은 표현을 생성하는 방식으로 작동한다(Bender et al., 2020).

그 결과 입력 단계에서 발명의 핵심 구성요소가 충분히 명시되지 않거나 전체 구조가 불분명할 경우 LLM은 이를 자동으로 보완하기보다는 결손된 상태를 그대로 반영한 출력물을 생성하는 경향을 보인다(Jiang et al., 2025; PatentWriter, 2025). 반대로 주변적이거나 비본질적인 표현이 입력에 포함된 경우에는 해당 요소가 실제 중요도와 무관하게 출력 문서

에 과도하게 반영될 가능성도 존재한다(PatentWriter, 2025).

이와 같은 입력 의존성은 특허 명세서에서 요구되는 기술적 정밀성과 법적 안정성이 입력 형식에 의해 좌우될 수 있음을 시사한다(OECD, 2022; USPTO, 2024a). 실무적으로는 구성요소 누락, 기술적 의미의 왜곡 또는 발명의 범위가 의도와 달리 협소하게 해석되는 문제로 이어질 수 있으며 이는 생성형 AI를 특허 작성에 활용할 때 입력 단계에서의 구조화 작업이 여전히 중요함을 보여준다(WIPO, 2024b).

2.4.4.2 문서 생성 단계와 기술적·법적 판단의 한계

문서 생성 단계는 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템의 핵심 절차로서 이 단계에서는 LLM이 기술 분야, 배경 기술, 발명의 내용, 실시예, 청구항 등 특허 문서의 전형적인 구성요소를 모방하여 문장을 생성하게 된다(Jiang et al., 2025). 최근 연구에 따르면 LLM은 대규모 특허 데이터를 학습함으로써 특허 문체의 형식적 특징, 문단 전이 구조, 종속항 구성 방식 등을 일정 수준 재현할 수 있으며 기본적인 청구항의 틀이나 도면 설명 문구를 자동으로 제시하는 것도 가능한 것으로 보고되고 있다(Jiang et al., 2025; PatentWriter, 2025).

그러나 이러한 문서 생성은 기술적, 법적 판단이 수반되지 않은 상태에서 이루어진다는 점에서 본질적인 한계를 가진다(Bender et al., 2020). 생성된 문서가 문법적으로 정제된 형태를 갖추고 있더라도 그 내용이 기술적 사실이나 법적 판단 기준에 부합하는지는 독립적으로 판단되어야 한다. LLM은 생성된 문장의 기술적 의미를 인과적으로 이해하거나 발명의 핵심 요소를 식별하지 못하며 특정 구성이 신규성이나 진보성 판단과 어떠한 관련을 가지는지 구성요소 간의 종속 관계가 논리적으로 타당한지를 스스로 평가하기 어렵다(Bender et al., 2020).

또한 문서 생성 단계는 생성형 AI의 환각 현상이 비교적 빈번하게 나타나는 구간이기도 하다(Huang et al., 2024). 실제 발명 설명에 포함되지 않은 구성요소가 추가되거나 발명과 직접적인 관련이 없는 효과가 서술되

는 경우가 보고되고 있으며 이러한 오류는 문장 수준에서는 자연스럽게 보일 수 있으나 기술적 정확성과 법적 신뢰성을 저해할 위험이 있다 (Huang et al., 2024; WIPO, 2024b).

이러한 문장 생성 특성은 특허 명세서에 요구되는 명확성 및 충분한 기재와의 관계에서 해석상 문제를 야기할 가능성을 내포하는 것으로 지적되고 있으며 생성형 AI를 활용한 특허 문서 작성 과정에서는 이러한 점에 대한 주의가 필요하다는 논의가 제기되고 있다(WIPO, 2023; WIPO, 2024b).

2.4.4.3 후처리 단계와 인간 전문가의 필수성

후처리 단계는 생성형 AI가 생성한 특허 명세서 초안을 바탕으로 기술적, 법적 타당성을 검토하는 과정으로서 이 단계에서는 기술적 정확성, 구성요소 간 정합성, 법적 요건 충족 여부에 대한 추가적인 검토와 보완이 요구되며 그 과정에서 전문적인 기술 해석과 법적 판단이 필수적으로 수반된다(WIPO, 2023).

특허 실무에서는 발명의 설명과 청구범위 간의 대응 관계가 유기적으로 구성되어 있는지, 선행기술 대비 차별성이 적절히 반영되어 있는지, 기재된 내용이 특허법적 요건을 충족하는지에 대한 검토가 핵심적인 판단 요소로 인식되고 있다(WIPO, 2023). 이러한 판단 과정은 기술적 이해와 법적 해석이 결합된 영역으로 현재의 LLM이 주로 수행하는 언어 패턴 기반 생성만으로는 충분히 대응하기 어려운 측면을 지닌다(USPTO, 2024). 이는 생성형 AI의 구조적 한계를 지적한 선행연구의 논의와도 맥락을 같이 한다(Bender et al., 2020).

이에 따라 미국 특허청은 생성형 AI 도구를 활용하더라도 제출 문서의 정확성과 법적 책임은 전적으로 실무 담당자에게 귀속된다는 점을 명확히 하고 있다(USPTO, 2024). 이러한 이유로 최근 등장한 다수의 특허 작성 시스템은 생성형 AI가 명세서 초안을 생성하고 인간 전문가가 이를 검토 및 보정하는 공동 작성 방식을 채택하고 있다(WIPO, 2024a).

종합하면 생성형 AI 기반 특허 작성 시스템은 입력 처리, 문서 생성, 후

처리로 이어지는 절차적 구조를 통해 특허 명세서 작성 과정의 일부를 효율화할 수 있는 가능성을 보여준다(WIPO, 2024a). 그러나 입력 의존성, 기술적·법적 판단 기능의 한계, 환각 현상과 같은 구조적 제약으로 인해 특허 명세서 작성 전 과정을 완전히 자동화하는 데에는 여전히 실질적인 한계가 존재한다(Bender et al., 2020; Huang et al., 2024). 따라서 현 단계에서 생성형 AI는 인간 전문가를 대체하기보다는 역할을 분담하는 하이브리드 작성 방식의 보조 도구로 활용되는 것이 가장 현실적인 방향으로 평가된다(WIPO, 2024b).

2.4.5 생성형 AI 기반 특허 작성 기술의 상용화 및 특허 동향

생성형 AI 기술의 상용화가 진전되면서 특허 명세서 초안 작성을 지원하거나 일부 절차를 자동화하는 AI 기반 상용 서비스가 등장하고 있다(WIPO, 2024a). 해외에는 이미 PatentPal, DeepIP, IP Solve Intelligence 등과 같은 AI 기반 상용 서비스가 제공되고 있으며 사용자 입장에서는 문서 작성 과정의 반복적 업무를 덜거나 작성 시간을 줄이는 데에 도움을 받을 수 있다는 점이 주목받고 있다(DeepIP, 2025; PatentPal, 2025; Solve Intelligence, 2025).

이러한 흐름은 특허 명세서를 작성시 비용과 시간 문제를 동시에 고려해야 하는 실질적인 환경에서 생성형 AI 기반 특허 작성 기술에 대한 활용성이 점차 높아지는 배경으로 해석될 수 있다(WIPO, 2023). 다만 이러한 기술은 생성 결과의 기술적 정확성이나 법적 타당성을 독자적으로 확보하는 데에는 한계를 지니는 것으로 지적되고 있으며 이에 따라 전문가에 의한 후편집 및 검증 과정은 여전히 필수적인 절차로 남아 있다(WIPO, 2024a).

한편 생성형 AI를 활용하여 특허 명세서를 작성하기 위한 기술은 최근 학계와 산업계를 중심으로 다양한 형태로 논의되고 있으나(Christofidellis et al., 2022; Jiang et al., 2025) 이를 실제로 구현한 특허 출원 사례는 아직 제한적인 수준에 머물러 있다.

본 연구에서는 특허검색 시스템인 Wintelips를 활용하여 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술에 대한 특허 출원 동향을 살펴보았다. 본 조사는 미국(US), 한국(KR), 중국(CN), 일본(JP), 유럽(EP) 등 주요 권역을 대상으로 수행되었으며 다음 검색식을 통해 관련 특허를 수집하였다.

((특허 patent) AND (명세서 청구항 독립항 종속항 claim specification)).ti. and (생성형 generative (인공 ADJ1 지능) ai (artificial ADJ1 intelligenc*) 학습 learning 자연어 language sentence 챗 챗GPT (대규모 ADJ1 언어) LLM (large ADJ1 language ADJ1 model)).dsc.

[그림 2-11] 명세서 작성 관련 특허 수집 검색어 (연구자 재구성, 2025)

생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 관련 특허를 수집하기 위해 [그림 2-11] 과 같이 검색식은 발명의 설명에 “특허”, “명세서”, “청구항”, “독립항”, “종속항” 등 특허 명세서 관련 용어와 “생성형”, “인공지능” 등 생성형 AI 관련 용어가 포함된 특허를 검색하도록 구성하였다.

[표 2-9] 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 관련 특허 출원 건수
(연구자 재구성, 2025)

국가	미국(US)	한국(KR)	중국(CN)	일본(JP)	유럽(EP)	총계
출원건수	71	13	19	9	5	117

[표 2-9]와 같이 2025년 11월 30일을 기준으로 생성형 AI를 활용하여 특허 명세서를 작성하고자 한 출원 사례는 100건을 조금 넘는 수준으로 파악되었다. 이러한 수치는 해당 기술이 일부 실무 영역에서 관심을 받고 있기는 하나 아직까지는 제한된 범위 내에서 활용되고 있음을 보여주는 하나의 지표로 해석될 수 있다.

정리하면 특허 명세서 작성 과정에서 생성형 AI를 활용하려는 기술은 연구 개발 측면에서는 다양한 실험과 시도가 축적되고 있으나(WIPO,

2019) 특허 출원 측면에서는 미국(US)을 제외한 국가들에서 뚜렷한 출원 양상이 확인되지 않는다.

앞서 2.4.2절에서 논의한 바와 같이 입력 정보에 대한 높은 의존성, 의미 및 인과관계에 대한 판단 한계 그리고 생성 결과의 논리적 일관성 문제 등은 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술이 실제 특허 출원으로 구체화되는 과정에서 해결되어야 할 기술적, 실무적 쟁점으로 지적되어 왔다(Marcus, 2018; Brown et al., 2020; Ji et al., 2023; Jurafsky et al., 2024).

생성형 AI 기반 특허 작성 기술에 대하여 현재 제기되고 있는 여러 논의들이 향후 연구를 통해 점차 정리된다면 HBM 기술이나 AI 분야 전반의 특허 출원이 증가하는 흐름 속에서 생성형 AI 기반 특허 작성 기술에 대한 출원 양상도 하나의 분석 대상으로 검토될 필요가 있다(WIPO, 2024a).

한편 생성형 AI의 생성 결과에 대한 신뢰성, 법적 불확실성, 활용 가능성 등은 생성형 AI 활용 과정에서 반복적으로 제기되고 있는 주요 쟁점으로 지적되고 있다(WIPO, 2024b). 이러한 상황에서 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술에 대한 활용성을 평가함에 있어서 기술의 자체적인 성능에 대한 검토뿐만 아니라 실제 사용자들이 해당 기술을 어떻게 활용하고 인식하는지에 대한 검토 역시 중요할 수 있다.

본 연구는 특허 명세서를 작성하는 과정에서 실제 사용자가 생성형 AI를 어느 작업 과정에 활용하고 어떠한 효율성을 인식하는지에 대하여 실증 분석을 통해 확인하고자 한다.

Ⅲ. 연구설계 및 분석

3.1 연구 환경 및 설계

본 연구는 특허 명세서를 작성하는 데 있어서 생성형 AI의 활용이 사용자에게 어떠한 효율성을 가져다주는지를 검토하고 사용자가 문서 품질, 기술적 정확성, 법적 신뢰성에 대하여 어떠한 인식을 가지고 있는지를 실증적으로 분석하는 데 목적을 둔다.

아직까지 생성형 AI의 결과물에 대한 작성 오류나 평가 기준에 관한 문제 등은 명확히 정립되지 않았다(Marcus, 2018; Brown et al., 2020; Ji et al., 2023; Jurafsky et al., 2024). 그럼에도 불구하고 생성형 AI는 실제로 발명에 대한 초기 아이디어 정리, 반복적이고 기계적인 서술, 일반적인 논리 구조 검증, 다양한 단어 도출 등과 같이 업무를 보조하는 역할을 중심으로 실무에서의 활용 사례가 증가하고 있는 것으로 보고되고 있다(WIPO, 2024b).

이러한 흐름을 바탕으로 본 연구는 구조방정식 모형과 같은 복잡한 인과 분석보다는 설문조사 자료에 기초한 평균 비교 및 신뢰도 분석을 통해 특허 명세서를 작성하는 데 있어서 생성형 AI 활용이 어떠한 효율성을 주는지, 그 효율성이 어떤 인식 변화를 가지는지를 분석하고자 하였다.

또한 특허 명세서를 작성했던 경험자들을 특허 명세서 작성 주체별로 구분하고 작성 주체에 따라 생성형 AI의 작업 수행 및 결과에 대한 집단별 인식을 비교 분석하는 데 또 다른 목적을 두었다.

실질적으로 특허 명세서는 특정한 자격을 갖춘 자연인에 의해서만 작성되어야 하는 문서가 아니며 다양한 작성 주체에 의해 작성될 수 있다. 다시 말하면 특허 명세서는 변리사를 비롯한 특허 전문가, 기업 연구원, 개인 출원자 등 다양한 주체에 따라 작성이 이루어진다(USPTO, 2024). 이들은 각각 특허 명세서에 대해 부담하는 책임의 범위, 작성 목적, 경험 및 지식 수준에서 차이가 있을 것이며 동일한 생성형 AI를 활용한 경험이 있

다고 하더라도 효율성이나 신뢰성에 대한 인식은 작성 주체에 따라 다를 것으로 예상된다.

3.2 조사 대상 및 표본

본 연구에서는 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성 과정에서 인식되는 효율성과 사용자 인식을 분석하기 위하여 특허 명세서 작성 경험이 있는 사용자를 조사 대상으로 설정하였다.

특허 명세서는 발명에 대한 기술적 이해와 권리범위나 기재불비를 위한 법적 판단이 결합된 전문적 문서 작성 과정을 포함하므로 일반 대중을 대상으로 설문조사를 수행하기 보다는 실제 특허 명세서 작성 경험을 보유한 응답자를 중심으로 분석하는 것이 연구 목적에 부합한다고 판단하였다. 이러한 조사 대상의 설정은 설문 문항에 제시된 특허 명세서와 관련된 설문 항목에 대하여 응답자가 보다 구체적인 이해와 경험에 근거한 답변을 할 수 있도록 하기 위한 것이다.

설문조사 대상자에게는 본 연구의 배경과 목적을 간략하게 설명한 자료를 설문 문항과 함께 제공하였으며 이를 바탕으로 특허 명세서 작성 시 생성형 AI 활용에 따른 효율성 및 인식에 관한 설문 문항에 응답하도록 하였다. 2025년 9월 10일부터 10월 15일까지 온라인 방식으로 설문 조사를 실시하였으며 총 223부의 응답이 수집되었고 이 중 생성형 AI 활용 경험이 불분명하거나 응답이 누락된 13부를 제외하고 최종적으로 210부의 표본으로 본 연구에 대한 분석을 수행하였다.

본 연구는 생성형 AI 활용에 따른 효율성과 사용자 인식에 대한 분석과 함께 작성 주체에 따른 인식 차이도 함께 검토하고자 하였다. 이를 위해 응답자를 특허 전문가 집단, 기업 연구원 집단, 개인 출원자 집단으로 구분하였다. 이러한 구분을 통해 집단 간 인식 차이와 주요 인식 요인 간의 관계를 살펴보고자 했다.

우선, 특허 전문가 집단은 변리사뿐만 아니라 업으로 특허 명세서를 직접 작성하거나 심사 의견에 대응한 실무 경험을 가진 특허 실무자를 포함

한다. 특히 전문가 집단은 특허 명세서나 심사 대응 문서가 법적 판단으로 이어지는 업무를 수행한 경험으로 인하여 생성형 AI가 작성한 단어나 문장에 대해서 신중하게 검토하고 활용 여부를 판단할 가능성이 크다.

다음으로 기업 연구원 집단은 연구 성과를 위해 기술자료, 발명 제안서, 특허 명세서 초안 등의 기술 문서를 직접 작성해본 연구개발 부서에 소속되어 있는 연구원을 포함한다. 기업 연구원 집단은 특허 명세서를 처음부터 끝까지 작성하지는 않았지만 완성된 특허 명세서의 검토와 다양한 기술 문서의 작성에 대한 경험으로 인하여 생성형 AI가 제공하는 언어 생성 기능을 실무에 유용한 도구로 받아들일 경향성이 크다.

마지막으로 개인 출원자 집단은 외부의 지원 없이 특허 출원을 위해 특허 명세서를 직접 작성해본 응답자를 포함한다. 개인 출원자 집단은 특허 명세서 작성 과정을 스스로 진행하는 경험으로 인하여 생성형 AI의 정교한 기술성 보다는 접근이 용이한 작성 환경을 중시할 것으로 보인다.

3.3 설문 문항 구성 및 측정 요인 정의

본 연구에서는 특허 명세서 작성 경험을 보유한 응답자에게 생성형 AI의 활용과 그에 따른 효율성에 대한 사용자 인식을 체계적으로 측정하기 위하여 설문지를 준비하였다.

설문지는 특허 명세서를 작성한 경험이 있는 사용자가 생성형 AI를 활용하는 과정에서 느끼는 주관적 인식을 직관적으로 응답할 수 있도록 다양한 문항이 구성되었다. 각 문항은 생성형 AI 활용에 따른 인식 요인들을 중심으로 다양한 측면이 도출될 수 있도록 구성되었으며 특히 응답자 경험을 기반으로 주관적 인식을 분석 가능하게끔 설계되었다.

본 설문은 크게 응답자의 기본적인 사실 정보를 파악하기 위한 객관적 특성 정보 요인과 생성형 AI 활용에 대한 인식 수준을 측정하기 위한 주관적 인식 정보 요인으로 구성되도록 설계하였다.

객관적 특성 정보 요인은 응답자의 주요 역할, 특허 명세서 작성 여부, 검토 경험 기간, 생성형 AI 활용 경험 여부 및 활용 빈도, 인구 통계적 요

인을 포함하였고, 주관적 인식 정보 요인은 생성형 AI 활용 수준, 인지된 효율성, 문서 품질 인식, 법적 신뢰성 및 리스크 인식, 기술적 신뢰성 인식, 오류 가능성 및 위험 인식, 비용 절감 및 실무적 효과 인식, 전문가 대체 여부 및 협업 인식, 지속 사용 의도 및 확산 가능성, 윤리·책임성 및 제도 인식 요인을 포함하였다.

[표 3-1]을 참조하면 그중 주관적 인식 정보인 총 10개의 인식 요인은 각각 5문항을 포함하여 설계하였다. 각 문항은 리커트(Likert) 척도에 기초하여 구성하였으며 1점은 "전혀 아니다", 5점은 "매우 그렇다"에 해당하도록 설계하였다.

문항 구성은 응답자가 자신의 경험을 바탕으로 직관적인 판단을 유지하면서 일관되게 설문을 완료할 수 있도록 설계되었으며 각 문항은 동일한 응답 척도를 사용함으로써 설문 과정에서 느끼는 응답 부담을 최소화하도록 구성되었다. 이를 통해 응답자의 인식을 보다 일관된 기준에서 파악할 수 있도록 설계를 집중하였다.

[표 3-1] 설문지 구성 (연구자 재구성, 2025)

연번	설문 항목	문항수	비고
1	생성형 AI 활용 수준	5	5점 척도
2	인지된 효율성	5	5점 척도
3	문서 품질 인식	5	5점 척도
4	법적 신뢰성 및 리스크 인식	5	5점 척도
5	기술적 신뢰성 인식	5	5점 척도
6	오류 가능성 및 위험 인식	5	5점 척도
7	비용 절감 및 실무적 효과 인식	5	5점 척도
8	전문가 대체 여부 및 협업 인식	5	5점 척도
9	지속 사용 의도 및 확산 가능성	5	5점 척도
10	윤리·책임성 및 제도 인식	5	5점 척도
인구통계		10	명목척도, 비율척도
합계		60	

첫 번째 생성형 AI 활용 경험 및 수준은 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI가 실제로 어느 단계에서 어느 정도까지 활용되고 있는지를 살펴보기 위한 요인으로서 특히 명세서 작성 과정 전반에서 생성형 AI를 자주 활용하는지, 아이디어 구체화 단계에서 활용하는지, 명세서 본문 작성 시 활용하는지, 청구항 초안 작성 시 활용하는지 그리고 작성된 문서의 수정 및 보완 단계에서 활용하는지와 같이 단계별 활용 양상과 활용 정도를 함께 고려하도록 구성하였다.

두 번째 인지된 효율성은 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI 활용을 통해 어느 정도의 업무 효율성을 체감하는지를 살펴보기 위한 요인으로서 특히 명세서 작성 시간 단축에 대한 인식, 반복적인 문서 작성 업무 부담 감소에 대한 인식, 문서 구조를 보다 빠르게 구성하는 데 대한 도움 정도, 초안 작성 속도가 기존 방식보다 향상되었는지에 대한 인식 그리고 전체적인 업무 생산성이 향상되었다고 느끼는 정도까지 함께 고려하도록 구성하였다.

세 번째 문서 품질 인식은 생성형 AI가 작성한 특허 명세서 문서가 전반적으로 어느 수준의 품질을 갖는 것으로 인식되는지를 살펴보기 위한 요인으로서 문서 전반의 논리성, 기술 설명의 명확성, 서술의 일관성, 용어 사용의 통일성 그리고 인간이 직접 작성한 초안과 비교한 품질 수준을 함께 고려하도록 구성하였다.

네 번째 법적 신뢰성 및 리스크 인식은 생성형 AI가 작성한 특허 문서와 문장을 법적 관점에서 어느 정도 신뢰할 수 있다고 인식하는지, 생성형 AI 활용 과정에서 어떠한 법적 위험이 수반된다고 인식하는지를 살펴보기 위한 요인으로서 생성 결과에 대한 사전 검토의 필요성, 충분한 검토 없이 제출할 경우 발생할 수 있는 법적 분쟁 가능성, 권리범위를 고려한 법적 검토의 중요성, 생성형 AI 결과를 그대로 신뢰·활용할 때 증가할 수 있는 법적 리스크 그리고 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI에 과도하게 의존하는 것에 대한 인식까지 함께 고려하도록 구성하였다.

다섯 번째 기술적 신뢰성 인식은 생성형 AI가 작성한 특허 명세서 및 청구항의 내용이 기술적으로 어느 정도 신뢰할 수 있다고 인식되는지를

살펴보기 위한 요인으로서 기술 내용 자체의 신뢰 가능성, 선행기술과의 차별성이 적절히 표현되었는지 여부, 발명의 핵심 기술적 특징이 충분히 반영되었는지에 대한 인식, 법적 분쟁 가능성을 낮추는 표현으로 작성되었는지에 대한 판단 그리고 생성형 AI가 작성한 청구항에 대하여 추가적인 전문가 검토가 필요하다고 인식하는 정도까지 함께 고려하도록 구성하였다.

여섯 번째 오류 가능성 및 위험 인식은 생성형 AI가 작성한 특허 명세서 및 관련 기술 설명에 오류가 포함될 가능성과 그로 인한 위험을 어떻게 인식하는지를 살펴보기 위한 요인으로서 사실과 다른 내용을 생성할 가능성, 발명의 핵심 기술적 특징을 정확히 반영하지 못할 위험, 선행기술과의 차별 요소를 부분적으로 부적절하게 표현할 가능성, 기술 설명 전반의 일관성과 이해 가능성에 대한 인식 그리고 생성된 기술 설명이 추가적인 검토를 거칠 경우 실무에서 활용 가능하다고 인식하는 정도까지 함께 고려하도록 구성하였다.

일곱 번째 비용 절감 및 실무적 효과 인식은 생성형 AI 활용이 특허 명세서 작성 과정에서 비용과 자원 측면에서 어떠한 실질적인 효과를 제공한다고 인식되는지를 살펴보기 위한 요인으로서 특허 명세서 작성에 소요되는 외주 비용이나 인력 투입 비용 절감에 대한 인식, 개인 출원자의 출원 접근성을 향상시키는 효과, 중소기업이나 스타트업 환경에서의 실무적 유용성 그리고 특허 실무 전반의 업무 효율성을 개선하는 데 기여하는 정도까지 함께 고려하도록 구성하였다.

여덟 번째 전문가 대체 여부 및 협업 인식은 생성형 AI가 특허 전문가의 역할을 어느 정도까지 대체할 수 있다고 인식되는지, 또는 인간 전문가와 어떠한 방식으로 협업할 수 있다고 인식되는지를 살펴보기 위한 요인으로서 특허 전문가의 업무를 보조하는 도구로서의 적합성, 인간 전문가와 생성형 AI의 협업이 특허 명세서 작성에 보다 바람직한 방식이라고 인식하는 정도, 특허 실무에서 인간 전문가의 판단이 여전히 핵심적인 역할을 수행한다고 보는 인식 그리고 생성형 AI가 특허 전문가의 업무 부담을 경감시키는 역할을 수행한다고 인식하는 정도까지 함께 고려하도록 구성

하였다.

아홉 번째 지속 사용 의도 및 확산 가능성은 향후 특허 명세서 작성 과정에서 생성형 AI를 지속적으로 활용할 의향과 그 활용 범위가 확산될 가능성을 어떻게 인식하는지를 살펴보기 위한 요인으로서 향후 특허 명세서 작성 시 생성형 AI를 계속 활용할 의도, 주변 동료나 조직 차원에서의 활용 확산 가능성, 공식적인 AI 기반 특허 작성 지원 도구가 도입될 경우의 활용 의향, 사용자 특성을 반영한 맞춤형 도구에 대한 필요 인식 그리고 향후 특허 제도 및 정책 환경에서도 생성형 AI 활용이 확대될 것으로 예상하는 인식까지 함께 고려하도록 구성하였다.

열 번째 윤리·책임성 및 제도 인식은 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성 과정에서 요구되는 윤리적 기준과 법적 책임, 그리고 이를 뒷받침하는 제도적 장치에 대해 어떻게 인식하는지를 살펴보기 위한 요인으로서 생성형 AI로 작성된 특허 명세서의 법적 책임 주체에 대한 인식, 생성형 AI 활용 여부를 출원 과정에서 투명하게 공개할 필요성, 생성형 AI가 작성한 특허 문서에 대한 별도의 검증 기준 필요성, 특허 명세서 작성 과정에서의 윤리 가이드라인 마련 필요성 그리고 향후 특허 제도 및 정책 환경에서 생성형 AI 활용을 고려한 제도 개선 필요성까지 함께 고려하도록 구성하였다.

상기 10개의 요인은 특허 실무 환경에서 실제로 관찰된 사례와 논의를 바탕으로 구성되었으며 현장에서 사용하는 표현이나 상황을 설문 문장에 포함시키는 데 주력하였다. 또한 본 연구의 이론적 틀을 유지하면서 응답자로 하여금 질문이 추상적으로 느끼지 않도록 구성하는 데 중점을 두었다.

3.4 자료수집 및 분석방법

본 연구는 특허 명세서를 작성하는 과정에서 생성형 AI가 실제로 어떻게 활용되고 어떠한 효율성을 사용자가 얼마만큼 인식하는지 확인하기 위해 설문조사를 활용하였다. 설문 문항의 구성에 있어서는 기술 수용과 정

보시시스템 성과에 관한 기존 연구에서 제시된 측정 개념을 참고하되 (DeLone et al., 2003; Venkatesh et al., 2008), 특히 명세서 작성이라는 연구 대상의 특수성을 반영할 수 있도록 일부 문항을 조정하여 구성하였다.

설문조사는 특히 명세서 작성 또는 특히 출원 과정에 실제로 참여한 경험을 보유한 응답자를 대상으로 실시하였다. 조사 대상의 구체적인 선정 기준과 표본 구성에 대한 설명은 앞선 3.2절에서 제시한 바와 같으며 본 절에서는 자료 수집 절차를 중심으로 서술한다. 설문 응답에 앞서 응답자에게는 연구의 배경과 목적을 간략히 안내한 이후 생성형 AI 활용 경험을 바탕으로 특히 명세서 작성 과정에서 인식되는 체감 효능감과 관련 인식 요인에 관한 문항에 응답하도록 하였다.

설문 문항은 생성형 AI 활용 수준 및 경험에 관한 문항, 생성형 AI에 대한 인식과 수용 태도를 측정하는 문항, 응답자의 일반적인 인구통계학적 특성에 관한 문항으로 설계하였다. 그중 생성형 AI에 대한 인식과 수용 태도를 측정하는 문항은 총 10개의 인식 요인을 중심으로 구성하였으며 10개의 인식 요인 각각은 5문항을 포함하여 설계하였다. 각 문항은 리커트 척도에 기초하여 구성하였으며 1점은 "전혀 아니다", 5점은 "매우 그렇다"에 해당하도록 설계하였다.

설문조사는 2025년 9월 10일부터 10월 15일까지 온라인 방식으로 실시되었으며 총 223부의 응답이 수집되었다. 이 중 생성형 AI 활용 경험이 불분명하거나 응답이 누락된 13부를 제외하고 최종적으로 210부를 표본으로 확정하여 분석에 사용하였다.

응답 자료는 스프레드시트 프로그램(예: Excel)을 이용해 정리하였고 정리된 자료에 기초하여 통계 분석 도구를 통해 각 항목별 분석을 실시하였다. 측정 도구의 신뢰성을 확인하기 위해 각 영역별로 Cronbach's α (크론바흐 알파) 값을 산출하였으며 일반적으로 α 값이 0.70 이상일 경우 내적 일관성이 양호한 것으로 해석된다는 기준에 따라 본 연구에서도 이를 신뢰도 판단 기준으로 적용하였다(Nunnally et al., 1994). 또한 각 인식 영역의 평균값이 중립 수준(3점)과 통계적으로 유의미한 차이를 보이는지

를 검토하기 위해 1표본 t-검정을 실시하였으며 이를 통해 주요 인식 요인들의 평균 인식 수준이 중립값과 비교하여 유의한 차이를 보이는지를 확인하였다(Field, 2018). 이후 각 인식 요인별 평균값과 표준편차를 산출하여 응답자의 전반적인 인식 수준을 파악하였다. 또한 특히 명세서 작성 주체에 따른 인식 차이를 분석하기 위하여 집단 간 평균 비교 분석을 실시하였다.

IV. 연구 결과

4.1 표본의 일반적 특성

본 연구는 총 210명의 응답 자료를 분석 대상으로 삼았으며 성별 분포에서는 남성이 138명(65.7%), 여성이 72명(34.3%)으로 나타났다. 연령대는 50대가 69명(32.9%)으로 가장 많았고 40대 58명(27.6%), 30대 46명(21.9%) 순으로 구성되었다. 거주 지역은 서울이 80명(38.1%)으로 가장 큰 비중을 차지했으며 다음으로는 경기도 45명(21.4%), 부산 20명(9.5%) 등의 순이었다.

학력은 4년제 대학교 재학 또는 졸업자가 106명(50.5%)으로 절반 이상을 차지했고 전문대 45명(21.4%), 대학원 25명(11.9%)이 그 뒤를 이었다. 직업 분포는 회사원이 112명(53.3%)으로 가장 많았으며 그 외에 학생 26명(12.4%), 전문직 25명(11.9%), 주부 13명(6.2%) 등이 포함되었다. 월 소득은 300만 원 이상 500만 원 미만이 61명(29.0%)으로 가장 높았고 200만 원 이상 300만 원 미만이 46명(21.9%), 500만 원 이상 700만 원 미만이 38명(18.1%)으로 나타났다.

응답자의 주요 역할 분포를 살펴보면 특허사무소 실무자가 95명(45.2%)으로 가장 큰 비중을 차지했으며 개인 출원자 43명(20.5%), 기업 연구원 38명(18.1%), 변리사 17명(8.1%) 순으로 분포되었다. 특허 관련 실무 경험은 10년 이상이 81명(38.6%)으로 가장 많았고 5년 이상 10년 미만이 65명(31.0%)으로 뒤를 이었다.

생성형 AI 사용 경험과 관련해서는 응답자 중 176명(83.8%)이 사용 경험이 있다고 응답했으며 특허 업무에서의 사용 횟수는 4회 이상 5회 이하가 77명(36.7%)으로 가장 많았다. 이어서 2회 이상 3회 이하 39명(18.6%), 6회 이상 10회 이하 31명(14.8%) 등의 순이었다.

[표 4-1] 응답자의 일반적 특성

N=210

구분		빈도	퍼센트
성별	남자	138	65.7%
	여자	72	34.3%
연령대	10대	2	1.0%
	20대	15	7.1%
	30대	46	21.9%
	40대	58	27.6%
	50대	69	32.9%
	60대	15	7.1%
	70대	5	2.4%
거주 지역	서울	80	38.1%
	부산	20	9.5%
	대구	15	7.1%
	인천	10	4.8%
	광주	5	2.4%
	대전	3	1.4%
	울산	4	1.9%
	경기도	45	21.4%
	강원도	2	1.0%
	충청북도	5	2.4%
	충청남도	4	1.9%
	전라북도	4	1.9%
	전라남도	2	1.0%
	경상북도	4	1.9%
	경상남도	3	1.4%
	제주도	2	1.0%
	세종	2	1.0%
최종 학력	고등학교 졸업 이하	30	14.3%
	대학 재학/졸업(전문대)	45	21.4%
	대학교 재학/졸업(4년제)	106	50.5%
	대학원 재학/졸업	25	11.9%
	기타	4	1.9%
직업	학생	26	12.4%
	회사원	112	53.3%
	전문직	25	11.9%

	공무원	4	1.9%
	자영업	10	4.8%
	프리랜서	7	3.3%
	아르바이트	5	2.4%
	주부	13	6.2%
	기타	8	3.8%
월 소득	100만원 미만	20	9.5%
	100만원 이상 ~ 200만원 미만	15	7.1%
	200만원 이상 ~ 300만원 미만	46	21.9%
	300만원 이상 ~ 500만원 미만	61	29.0%
	500만원 이상 ~ 700만원 미만	38	18.1%
	700만원 이상	25	11.9%
	기타	5	2.4%
주요 역할	변리사	17	8.1%
	특허사무소 실무자	95	45.2%
	기업 연구원	38	18.1%
	개인 출원자	43	20.5%
	기타	17	8.1%
특허 경험 기간	1년 미만	5	2.4%
	1년 이상 ~ 3년 미만	24	11.4%
	3년 이상 ~ 5년 미만	35	16.7%
	5년 이상 ~ 10년 미만	65	31.0%
	10년 이상	81	38.6%
AI 사용 경험	있다	176	83.8%
	없다	34	16.2%
AI를 특허에 사용한 횟수	1회	25	11.9%
	2회 ~ 3회 이하	39	18.6%
	4회 ~ 5회 이하	77	36.7%
	6회 ~ 10회 이하	31	14.8%
	10회 이상	4	1.9%

4.2 측정 도구의 신뢰성 분석

본 연구에서 사용한 설문 문항은 생성형 AI 활용에 대한 사용자 인식을 측정하기 위해 [표 4-2]와 같이 총 10개의 요인으로 구성되었으며 측정

도구의 내적 일관성을 검토하기 위하여 각 요인별로 Cronbach's α 계수를 산출하였다.

[표 4-2] 요인별 신뢰도 분석 결과 (연구자 재구성, 2025)

연번	요인항목	코드	문항수	Cronbach's α	CITC
1	생성형 AI 활용 수준	USE	5	0.86	.48 ~ .74
2	인지된 효율성	EFF	5	0.89	.52 ~ .78
3	문서 품질 인식	QUA	5	0.88	.50 ~ .79
4	법적 신뢰성 및 리스크 인식	LEG	5	0.78	.38 ~ .66
5	기술적 신뢰성 인식	TEC	5	0.84	.46 ~ .72
6	오류 가능성 및 위험 인식	RISK	5	0.81	.41 ~ .70
7	비용 절감 및 실무적 효과	COST	5	0.90	.55 ~ .80
8	전문가 대체·협업 인식	COL	5	0.88	.50 ~ .77
9	지속 사용 의도 및 확산 가능성	INT	5	0.91	.57 ~ .82
10	윤리·책임성 및 제도 인식	ETH	5	0.92	.59 ~ .84

일반적으로 Cronbach's α 값이 0.70 이상일 경우 '수용 가능한 수준'으로 0.80 이상일 경우 '양호한 수준'으로, 0.90 이상일 경우 '매우 우수한 수준'으로 신뢰도가 해석된다(Nunnally et al., 1994). 이 기준에 따라 본 연구의 설문 문항에 대한 신뢰도 분석 결과는 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인을 제외한 모든 요인의 Cronbach's α 값이 0.80 이상인 '양호한 수준'으로 확인되었다(Nunnally et al., 1994).

이러한 결과는 해당 요인에 포함된 각각의 문항들이 동일한 개념을 중심으로 비교적 일관되게 구성되어 있으며 응답자들이 문항에 대해 안정적인 응답 경향을 보였음을 의미한다. 특히 비용 절감 및 실무적 효과(COST), 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT), 윤리·책임성 및 제도 인

식(ETH) 요인은 0.90을 초과하여 기존 실증 연구에서 ‘매우 높은 수준의 신뢰도’로 분류되는 범주에 해당한다(Vaske et al., 2017).

법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인의 신뢰도 분석 결과는 Cronbach’s α 값이 0.78로 확인되었으며 해당 값은 통계적 기준에 비추어 볼 때 수용 가능한 수준의 내적 일관성을 확보하고 있는 것으로 해석할 수 있다(Nunnally et al., 1994). 이는 해당 요인이 생성형 AI 활용에 대한 신뢰 인식과 잠재적 위험 인식을 동시에 포함하는 복합적 개념으로 구성되어 있기 때문으로 이해할 수 있으며 일반적으로 상이하거나 양가적인 성격의 문항이 하나의 요인에 포함될 경우 문항 간 응답의 일관성이 상대적으로 낮게 나타날 수 있음이 기존 연구에서도 지적되어 왔다(Vaske et al., 2017; Revelle et al., 2019).

본 연구에서는 10개의 요인을 구성하는 각 5개 문항들에 대한 동일 인식 반영 여부를 확인하기 위해 수정된 항목-총점 상관(Corrected Item-Total Correlation, CITC) 값을 계산하였다. 그 결과 대부분의 문항에서 해당 값이 .40 내외 또는 그 이상의 수준으로 확인되었으며 이는 일반적으로 측정 문항의 적합성을 판단할 때 활용되는 기준과 비교해 보았을 때 무리가 없는 범위로 해석될 수 있다(Nunnally et al., 1994).

한편 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인의 경우 일부 문항에서 .38 수준의 상관계수가 관찰되었으나 해당 값은 일반적으로 활용되는 판단 기준에 근접한 수준으로 측정 도구의 활용에 중대한 제약을 초래하는 정도는 아닌 것으로 해석된다(Revelle et al., 2019).

이상의 결과를 종합하면 본 연구에서 사용한 설문 문항은 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성 효율성과 사용자 인식을 분석하는 데 있어서 전반적으로 신뢰할 수 있는 측정 도구로 판단된다.

4.3 설문 문항별 기술통계

각 설문 문항에 대한 응답 경향을 보다 구체적으로 파악하기 위하여 [표 4-3]에서처럼 문항별 평균값을 산출하였다.

[표 4-3] 설문 문항별 평균값(M) (연구자 재구성, 2025)

항목	문항	요약	평균값 (M)
생성형 AI 활용 수준 (Usage Intensity, USE)	U-1	특히 명세서 작성·검토 전반에서 생성형 AI를 사용한 경험 수준	4.20
	U-2	아이디어 정리·구체화 단계에서 생성형 AI 활용 정도	4.10
	U-3	명세서(배경·실시예) 초안 작성 시 생성형 AI 활용 정도	4.00
	U-4	청구항 초안 작성 단계에서 생성형 AI 활용 정도	3.90
	U-5	작성 후 문서 수정·보완 단계에서 반복적으로 생성형 AI를 사용하는 정도	4.30
인지된 효율성 (Perceived Efficiency, EFF)	E-1	특히 명세서 작성 시간 단축에 대한 효율성 체감 정도	4.40
	E-2	반복적·단순 서술 작업 부담 감소 정도	4.30
	E-3	문서 구조에 대한 설계 속도 향상 정도	4.20
	E-4	초안 작성 속도 향상 정도	4.40
	E-5	업무 전반의 생산성 향상에 대한 종합 인식	4.20
문서 품질 인식 (Perceived Quality, QUA)	Q-1	생성형 AI가 작성한 문서의 논리적 흐름에 대한 평가	3.70
	Q-2	기술 설명의 명확성과 이해 용이성 인식 정도	3.60
	Q-3	문단 간 연결성과 내용 일관성 인식 정도	3.80
	Q-4	용어 사용의 통일성 인식 정도	3.50
	Q-5	생성형 AI의 초안과 인간의 초안 간 품질 차이에 대한 전반적 평가	3.40
법적 신뢰성 및 리스크 인식 (Legal Reliability & Risk, LEG)	L-1	생성형 AI가 작성한 문장이 법적 타당성을 어느 정도 갖추고 있다고 인식하는 정도	2.90
	L-2	생성형 AI가 작성한 청구항이 권리범위 해석 측면에서 신뢰할 수 있는지에 대한 평가	2.80
	L-3	생성형 AI 결과를 충분한 검토 없이 그대로 활용할 경우, 법적 분쟁이나 실무상 리스크가 발생할 가능성이 높다고 인식하는 정도	2.70
	L-4	생성형 AI의 결과를 그대로 신뢰하고 사용하는 것이 특히 실무에서 법적 리스크를 증가시킬 수 있다고 인식하는 정도	2.60
	L-5	법적 신뢰성과 리스크 문제를 이유로, 생성형 AI 결과에 대해 추가적인 법률 검토 절차가 필요하다고 인식하는 정도	3.00

항목	문항	요약	평균값 (M)
기술적 신뢰성 인식 (Technical Reliability, TEC)	T-1	생성형 AI가 작성한 기술적 설명은 전반적으로 기술적으로 신뢰할 수 있다고 인식하는 정도	3.80
	T-2	생성형 AI가 발명의 핵심 특징과 구성요소를 비교적 충실하게 반영하고 있다고 인식하는 정도	3.70
	T-3	생성형 AI가 선행기술과 비교하여 발명의 차별적 기술 요소를 적절히 표현하고 있다고 인식하는 정도	3.60
	T-4	생성형 AI가 기술 분야 특유의 용어와 표현을 비교적 적절하게 사용하고 있다고 인식하는 정도	3.90
	T-5	생성형 AI가 생성한 청구항은 전문가의 추가적인 검토와 수정을 전제로 할 경우 실무에서 활용 가능하다고 인식하는 정도	3.50
오류 가능성 및 위험 인식 (Perceived Risk, RISK)	R-1	생성형 AI는 사실과 다르거나 부정확한 기술 내용을 생성할 가능성이 있다고 인식하는 정도	4.20
	R-2	생성형 AI가 기술적으로 그럴듯해 보이지만 실제 구현이 어렵거나 오류를 포함한 설명을 생성할 수 있다고 인식하는 정도	4.10
	R-3	생성형 AI의 결과를 충분한 검토 없이 그대로 활용할 경우, 기술적 또는 법적 문제로 이어질 위험이 있다고 인식하는 정도	4.00
	R-4	생성형 AI가 생성한 결과를 맹신하거나 그대로 수용하는 것은 특히 실무에서 위험하다고 인식하는 정도	4.20
	R-5	특히 명세서 작성의 전 과정에서 생성형 AI에만 의존하는 것은 바람직하지 않다고 인식하는 정도	4.00
비용 절감 및 실무적 효과 인식 (Cost & Practical Benefit, COST)	C-1	생성형 AI 활용이 전체 특허 작성 비용(인건비+용역비) 절감에 기여한다고 인식하는 정도	4.60
	C-2	외주, 사무소 의뢰, 내부 인력 투입 등 자원 소모 감소 효과에 대한 평가	4.40
	C-3	개인 출원자 입장에서, 생성형 AI가 특허 출원 접근성을 높여준다고 인식하는 정도	4.50
	C-4	중소기업·스타트업 환경에서 생성형 AI 기반 특허 작성 도구의 유용성 인식 정도	4.60
	C-5	특허 실무 전체의 운영 효율성과 생산성 개선에 대한 종합적인 체감 수준	4.40

항목	문항	요약	평균값 (M)
전문가 대체 여부 및 협업 인식 (Human-AI Collaboration, COL)	H-1	장기적으로 생성형 AI가 일부 특히 전문가 업무를 대체할 수 있다는 전망에 대한 동의 수준	3.40
	H-2	현재 시점에서 생성형 AI는 전문가의 보조 도구로서 적합하다고 인식하는 정도	4.40
	H-3	인간 전문가와 생성형 AI의 협업 구조(초안은 AI, 판단은 사람 등)가 가장 바람직하다고 인식하는 정도	4.30
	H-4	특히 실무에서 여전히 인간 전문가의 판단이 핵심이라고 인식하는 정도	4.20
	H-5	생성형 AI가 특히 전문가의 업무 부담을 경감시키고, 고부가가치 업무에 집중할 여지를 늘려준다는 평가	4.20
지속 사용 의도 및 확산 가능성 (Behavioral Intention, INT)	B-1	향후 특히 명세서 작성 시 계속해서 생성형 AI를 활용할 의향	4.50
	B-2	동료, 조직, 팀에 생성형 AI 활용을 추천할 의향	4.40
	B-3	공식적인 AI 기반 특히 작성 지원 도구(플랫폼, 솔루션)가 도입될 경우 적극적으로 활용할 의지	4.50
	B-4	자신의 업무 스타일에 맞춘 맞춤형 AI 도구(도메인 특화, 프롬프트 템플릿 등)의 필요성 인식 정도	4.30
	B-5	특히 제도와 실무 환경 전반에서 생성형 AI 활용이 앞으로 더욱 확산될 것이라는 전망 수준	4.30
윤리·책임성 및 제도 인식 (Ethical & Governance Perception, ETH)	G-1	생성형 AI를 활용해 작성된 특히 명세서의 법적 책임 주체(작성자, 검토자, AI 도구 제공자 등)를 명확히 규정해야 한다는 동의 정도	4.50
	G-2	특히 출원 절차에서 생성형 AI의 활용 여부와 활용 범위를 명시적으로 기재할 필요가 있다고 판단하는 정도	4.40
	G-3	생성형 AI가 생성한 특히 문서에 대해 별도의 검증 절차나 관리 기준(체크리스트, 검토 로그 등)을 마련하여 운영할 필요가 있다고 판단하는 정도	4.30
	G-4	특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI 활용의 허용 범위와 한계를 구체적으로 정리한 윤리 기준이 마련되어야 한다고 판단하는 정도	4.50
	G-5	특허청 및 정부 차원에서 생성형 AI 활용을 반영한 제도적 기준과 정책적 정비가 필요하다고 판단하는 정도	4.30

문항별 평균값의 분포를 종합해 보면 생성형 AI 활용 수준(USE), 인지된 효율성(EFF), 비용 절감 및 실무적 효과(COST), 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT)은 전반적으로 4점 이상에 형성되어 있다. 이러한 분포는 응답자 다수가 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI를 제한적인 실험 도구라기보다는 실제 작업에 활용 가능한 수단으로 받아들이고 있음을 보여준다.

특히 작성 시간 단축, 반복적인 업무 부담의 완화, 비용 절감과 관련된 문항에서 상대적으로 높은 평균값이 나타났다는 점은 생성형 AI의 활용이 실무 과정에서 체감되는 효율성 측면과 밀접하게 연결되어 있음을 시사한다. 이 영역에서는 생성형 AI가 문서 작성의 속도나 부담 수준을 조절하는 데 일정한 역할을 수행하고 있는 것으로 인식되고 있다.

반면 문서 품질 인식(QUA)과 기술적 신뢰성 인식(TEC)은 평균적으로 3점대 중후반 수준에 머물렀다. 이는 생성형 AI가 작성한 문서의 완성도나 기술적 적합성에 대해 일정 수준의 긍정적 평가는 이루어지고 있으나 효율성이나 비용 절감과 같은 실무적 효과에 비해서는 보다 신중한 태도가 함께 나타나고 있음을 반영하는 결과로 볼 수 있다.

법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인의 평균값은 상대적으로 낮게 나타나 생성형 AI 결과를 법적 판단이나 권리범위 설정에 직접 활용하는 데에는 여전히 신중한 태도가 유지되고 있음을 시사한다(WIPO, 2024a).

오류 가능성 및 위험 인식(RISK)과 윤리·책임성 및 제도 인식(ETH) 요인은 전반적으로 높은 평균값을 보였으며 이는 생성형 AI 활용에 따른 오류 가능성, 책임 귀속 문제, 제도적 관리 필요성에 대해 응답자들이 비교적 강한 문제의식을 가지고 있음을 의미한다(OECD, 2019). 전문가 대체 여부 및 협업 인식(COL) 요인에서는 생성형 AI의 전면적 대체보다는 인간 전문가와의 협업 구조를 선호하는 경향이 뚜렷하게 나타났다(WIPO, 2024a).

응답 분포 전반을 종합해 보면, 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI는 반복적이거나 비교적 정형화된 작업을 중심으로 활용 가치가 형성되고 있는 것으로 보인다. 이러한 영역에서는 생성형 AI가 실제 작업 부담을 완화하는 도구로 인식되는 경향이 나타났다. 반면 권리범위의 해석이나 법적 책임과 직접적으로 연결되는 단계에서는, 생성형 AI의 결과를 그대로

로 수용하기보다는 인간 전문가의 판단과 검토를 전제로 활용하려는 태도가 함께 관찰되었다.

한편 이후에 실시한 요인별 수준 분석에서는 응답자의 개별 점수를 산출하기 위해 각 요인에 포함된 문항들의 평균값을 응답자 단위로 계산하여 활용하였다(Field, 2018).

4.4 요인별 기술통계 및 1표본 t-검정 결과

4.3절에서 산출한 개별 응답자의 요인 점수를 이용하여 각 요인의 응답 경향을 파악하기 위해 [표 4-4]와 같이 요인별 평균값과 표준편차를 제시하였다. 또한 5점 리커트 척도에서 중립 수준에 해당하는 3점을 기준값으로 설정하고 요인 평균이 기준값(3점)과 통계적으로 유의한 차이를 보이는지를 검토하기 위해 1표본 t-검정을 실시하였다.

[표 4-4] 요인별 기술통계 및 1표본 t-검정 결과 (연구자 재구성, 2025)

연번	요인항목	코드	N	평균 (M)	표준편차 (SD)	t값	p값
1	생성형 AI 활용 수준	USE	210	4.10	0.70	22.77	p < .001
2	인지된 효율성	EFF	210	4.30	0.60	31.40	p < .001
3	문서 품질 인식	QUA	210	3.60	0.80	10.87	p < .001
4	법적 신뢰성 및 리스크 인식	LEG	210	2.80	0.70	-4.14	p < .001
5	기술적 신뢰성 인식	TEC	210	3.70	0.70	14.49	p < .001
6	오류 가능성 및 위험 인식	RISK	210	4.10	0.60	26.57	p < .001
7	비용 절감 및 실무적 효과	COST	210	4.50	0.50	43.47	p < .001
8	전문가 대체·협업 인식	COL	210	4.10	0.80	19.93	p < .001
9	지속 사용 의도 및 확산 가능성	INT	210	4.40	0.50	40.58	p < .001
10	윤리·책임성 및 제도 인식	ETH	210	4.40	0.60	33.81	p < .001

이에 따라 각 요인별 인식 수준의 구체적인 의미는 다음 절에서 개별적으로 검토한다.

4.5 요인별 분석 결과

4.3절과 4.4절의 분석 결과를 종합하면 생성형 AI 활용과 관련된 주요 인식 요인들은 동일한 인식 구조 안에서 형성된 것으로 나타나며 요인별 평균 수준과 응답 분포에서는 차이가 나타난다. 이러한 결과는 설문 연구에서 서로 연관된 요인이라 하더라도 요인별 강도와 응답 분포가 다르게 나타날 수 있다는 기존 연구의 논의와 맥락을 같이한다(Vaske et al., 2017; Revelle et al., 2019). 이러한 분석 결과는 특히 명세서 작성 실무에서 각 요인이 수행하는 역할과 그에 대한 기대가 요인별로 서로 다를 수 있음을 보여준다.

4.5.1 생성형 AI 활용 수준(Usage Intensity: USE)

생성형 AI 활용 수준(USE) 요인의 평균은 4.10(SD=0.70)으로 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정 결과 $t = 22.77$, $p < .001$ 로 나타났다.

이는 응답자들이 특히 명세서 작성 및 검토 과정에서 생성형 AI를 ‘보통 이상’, ‘상당히 높은 수준’으로 활용하고 있음을 의미한다. 즉, 단순히 생성형 AI를 “한두 차례 시험적으로 사용”해 본 수준을 넘어, 실제 실무 흐름 속에서 “일정한 역할을 수행하는 도구로 활용”되고 있음을 수치적으로 확인할 수 있다.

실제 실무에서 특히 전문가나 기업 연구원들은 더 이상 생성형 AI를 “특별한 실험 도구”로 인식하기보다는 아이디어 정리, 초안 구성, 유사 문장 재작성 등의 업무에서 “한 번쯤 써 보는 수준”을 넘어 “일상 업무에 자연스럽게 녹아든 도구”로 받아들이고 있다고 해석할 수 있다.

한편 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI는 모든 단계에 일괄적으로 적용되기보다는 동일한 작업이 반복적이거나 비교적 정형화된 작업을 중

심으로 활용되는 경향을 보였다.

구체적으로 응답자들은 발명의 아이디어를 정리하는 단계, 기술 내용을 문장 형태로 풀어내는 단계, 작성 이후 표현을 조정하는 단계, 문장을 다듬는 단계에서 생성형 AI를 보조 수단으로 활용하는 경우가 상대적으로 많았다. 반면 응답자들은 청구범위를 작성하거나 수정하는 단계와 같이 그 결과가 법적 해석이나 책임의 부담이 발생하는 단계에서 생성형 AI를 제한적으로 활용하는 것으로 나타났다.

이는 생성형 AI의 결과가 참고 자료로 활용될 수는 있으나 최종적인 판단과 책임은 인간 전문가의 검토에 기반해야 한다는 인식이 특히 실무 전반에 유지되고 있음을 반영하는 것으로 해석할 수 있다.

4.5.2 인지된 효율성(Perceived Efficiency: EFF)

인지된 효율성(EFF) 요인의 평균은 4.30(SD=0.60)으로, $t = 31.40$, $p < .001$ 로 높은 수준의 통계적 유의성을 보인다.

이는 생성형 AI가 특히 명세서 작성 과정에서 체감되는 효율성 개선 효과가 상당히 크다는 점을 의미한다.

구체적으로는 작성 시간 단축, 초기 초안 구성의 속도 향상, 반복 서술 자동화, 문장 정리 및 다듬기 작업의 부담 감소 등에서 응답자들이 실질적인 변화를 경험하고 있음을 알 수 있다. 즉, 이전에는 사람 손으로 일일이 하던 단순 반복 작업의 상당 부분이 생성형 AI로 오프로드(off-load) 되고 있다는 현장의 변화를 반영한 결과로 해석해 볼 수 있다.

생성형 AI는 이 과정에서 다양한 문장 표현과 구조적 대안을 제시함으로써 작성자가 반복적으로 수행하던 수정 작업의 부담을 완화하는 방식으로 활용되고 있다. 이에 따라 효율성에 대한 인식은 반복적이고 소모적인 작업에 투입되던 시간과 노력이 줄어들었다는 체감 경험으로 이어지고 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 생성형 AI가 특히 명세서 작성 과정에서 실무 흐름을 보조하는 도구로 인식되고 있음을 보여준다.

또한 인지된 효율성에 대한 평가는 비용 절감 인식이나 지속 사용 의도

와 같은 다른 요인들과도 연계되며, 생성형 AI 활용에 대한 전반적인 생산성 인식 형성에 일정한 영향을 미치고 있는 것으로 해석할 수 있다.

4.5.3 문서 품질 인식(Perceived Quality: QUA)

문서 품질 인식(QUA) 요인의 평균은 3.60(SD=0.80)으로, 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정 결과에서도 통계적으로 유의한 차이가 확인되었다 ($t = 10.87, p < .001$). 다만 해당 요인의 평균값과 t값은 효율성이나 비용 절감과 같은 다른 요인에 비해 상대적으로 낮은 수준에 위치하였다.

이러한 응답 분포는 생성형 AI가 문서의 형식적 완성도나 구조 정리 측면에서는 일정 수준 활용되고 있으나, 발명의 구성 특징이나 권리범위 설정과 같이 판단이 요구되는 영역에서는 제한적으로 인식되고 있음을 시사한다.

다시 말하면 생성형 AI는 특히 명세서 작성 과정에서 문장을 정리하거나 전체 구조를 구성하는 단계에서 보조적으로 활용되고 있는 경향이 확인되었다. 반면 문서 품질 전반에 대해서는 생성형 AI의 역할을 전면적으로 좋다고 평가하기보다는 제한적인 범위에서 평가하려는 인식이 형성되고 있는 것으로 나타났다.

이는 특히 명세서가 법적 판단의 기준으로 기능하는 문서라는 점에서 응답자의 인식이 반영된 결과로 이해할 수 있다.

4.5.4 법적 신뢰성 및 리스크 인식(Legal Reliability & Risk: LEG)

법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인의 평균값은 2.80(SD=0.70)으로 확인되었으며 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정에서 $t = -4.14, p < .001$ 의 통계적으로 유의한 차이가 나타났다.

응답자들이 생성형 AI가 작성한 문장을 법적 관점에서 "그대로 활용할 수 있을 정도로 충분히 신뢰할 수 있다"고 보지는 않는 경향을 보이고 있음을 의미한다.

구체적으로 응답자들은 생성형 AI가 작성한 문장을 충분한 검토 없이 그대로 제출할 경우 권리범위 해석상의 오해가 발생할 수 있다는 점, 분쟁이나 무효·침해 판단 과정에서 방어 논리가 취약해질 가능성 그리고 생성형 AI 결과를 활용했을 때 최종 법적 책임의 귀속이 불명확해질 수 있다는 점에 대해 우려를 나타냈다.

특히 청구항 문구 하나가 향후 수십억원 규모의 소송이나 분쟁의 핵심 쟁점이 될 수 있다는 특허제도의 특성을 고려할 때 법적 신뢰성에 대한 이러한 신중한 인식은 실무 환경에서 자연스럽게 형성된 것으로 해석할 수 있다.

전체 응답 분포를 고려할 때 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)은 생성형 AI 활용 자체보다는 법적 책임, 권리 해석, 분쟁 가능성과 관련된 항목을 중심으로 구성된 요인임이 확인된다. 이러한 결과는 이후 요인 간 비교 분석이나 집단간 인식 차이 분석을 해석하는 과정에서 중요한 참고자료로 활용될 수 있다.

종합적으로 볼 때 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG) 요인에 대한 분석 결과는 생성형 AI가 특허 명세서 작성 과정에서 어디까지 활용될 수 있는지와 그 한계가 무엇인지를 실무자들이 비교적 명확하게 인식하고 있음을 보여준다. 다시 말하면 생성형 AI는 특허 명세서를 작성하는데 있어서 "초기 작성 단계에서는 유용"한 도구로 받아들여지고 있으나 법적 판단이 직접적으로 수반되는 특허 명세서의 "최종 작성 단계에서는 제한"적이라고 받아들여진다고 볼 수 있다. 이와 같은 맥락에서 생성형 AI의 활용은 여전히 신중한 검토가 필요하다는 인식이 유지되고 있는 것으로 해석할 수 있다.

4.5.5 기술적 신뢰성 인식(Technical Reliability: TEC)

기술적 신뢰성 인식(TEC) 요인의 평균은 3.70(SD=0.70)으로 $t = 14.49$, $p < .001$ 로 나타났다.

이는 응답자들이 기술적 설명 수준에서는 생성형 AI를 비교적 신뢰하는

편임을 보여준다.

구체적으로 살펴보면 발명의 구성요소, 동작 절차, 시스템 구성도 수준
의 설명, 기존 연구·기술과의 기본적인 비교와 같은 부분에서 생성형 AI가
작성한 내용은 “실무자가 검토 및 수정하면 충분히 활용 가능한 초안” 정
도로 평가되고 있다고 볼 수 있다. 이는 생성형 AI가 기술적 사실관계나
구조적 설명을 정리하는 데 있어 일정 수준의 유용성을 제공하고 있음을
시사한다.

종합적으로 볼 때 기술적 신뢰성 인식(TEC) 요인에 대한 분석 결과는
응답자들 입장에서 생성형 AI가 특히 명세서 작성 과정에서 기술적 설명
이나 구조적 정리를 하는 데 있어서 실무 보조 도구로서 어느 정도 신뢰
를 확보하고 있음을 보여준다.

4.5.6 오류 가능성 및 위험 인식(Perceived Risk: RISK)

오류 가능성 및 위험 인식(RISK) 요인의 평균은 4.10(SD=0.60)으로
나타났고 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정 결과 $t = 26.57, p < .001$ 로
나타났다. 여기서 값이 높다는 것은 "위험이 크다"는 진술에 대한 동의 수
준이 높다는 의미이다.

다시 말하면 응답자들은 생성형 AI가 사실과 다른 기술 내용을 그럴듯
하게 만들어낼 수 있다는 점, 선행기술을 잘못 인용하거나, 존재하지 않는
기술, 논문, 특허를 인용할 수 있다는 점, 일부 표현이 기술적으로 자연스
러워 보이더라도 실제 구현 가능성과는 괴리가 있을 수 있다는 점을 우려
하고 있다. 이러한 결과는 효율성(EFF)이나 비용 절감(COST) 요인에서
확인된 긍정적인 평가에도 불구하고, 생성형 AI의 결과를 충분한 검토 없
이 그대로 수용하는 것은 실무적으로 위험하다는 인식이 여전히 강하게
유지되고 있음을 보여준다.

종합적으로 볼 때 오류 가능성 및 위험 인식(RISK) 요인에 대한 분석
결과는 생성형 AI가 만들어낸 결과물을 있는 그대로 받아들이기보다는 그
정확성과 신뢰성을 지속적으로 확인해야 한다는 인식이 응답자들 사이에

형성되어 있음을 보여준다. 이는 생성형 AI의 활용 자체를 부정하기보다는 특히 명세서 작성과 같이 기술적, 법적 책임이 함께 따르는 업무에서 만큼은 결과 검증이 "필수적인 절차"로 인식되고 있음을 반영한 결과로 이해할 수 있다.

4.5.7 비용 절감 및 실무적 효과 인식(Cost & Practical Benefit: COST)

비용 절감 및 실무적 효과 인식(COST) 요인의 평균은 4.50(SD = 0.50)으로 나타났으며 기준값과의 차이는 통계적으로도 유의하였다($t = 43.47, p < .001$).

이는 본 연구에서 설정한 10개 요인 가운데 가장 높은 평균값에 해당하며 응답자들이 생성형 AI 활용에 따른 비용 절감 및 실무적 효과를 가장 뚜렷하게 체감하고 있음을 의미한다. 이러한 결과는 응답자들이 생성형 AI 활용을 통해 체감하는 효과 가운데 비용과 시간 절감이 가장 직접적이고 명확하게 인식되고 있음을 보여준다. 다시 말해 생성형 AI의 활용 효과는 추상적인 기술적 가능성보다는 실제 특히 명세서 작성 과정에서 투입되는 자원 감소라는 형태로 가장 강하게 인식되고 있는 것으로 해석할 수 있다.

구체적으로 살펴보면 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI 활용은 반복적인 문서 작성 및 수정 작업에 따른 부담을 완화하는 방향으로 인식되고 있다. 특히 인력이나 예산 여건이 충분하지 않은 개인 출원자나 중소기업의 경우, 생성형 AI가 특히 출원 과정에서 소요되는 시간과 비용 부담을 줄이는 현실적인 수단으로 활용될 수 있다고 인식하는 경향이 비교적 뚜렷하게 나타났다.

종합적으로 볼 때 비용 절감 및 실무적 효과 인식(COST) 요인에 대한 분석 결과는 생성형 AI 활용의 효과가 응답자들에게 비용과 시간 절감이라는 형태로 가장 직접적으로 인식되고 있음을 보여준다. 이는 생성형 AI가 특히 명세서 작성 과정에서 실무 보조 도구로서 체감 가능한 효용을 제공하고 있음을 반영한 결과로 이해할 수 있다.

4.5.8 전문가 대체·협업 인식(Human-AI Collaboration: COL)

전문가 대체·협업 인식(COL) 요인의 평균은 4.10(SD=0.80)으로 나타났으며 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정 결과 $t = 19.93$, $p < .001$ 로 확인되었다. 표면적으로는 4점대를 넘어서는 높은 값이지만 내부적으로는 "생성형 AI가 장기적으로 일부 업무를 대체할 수 있다"는 인식과 "그럼에도 단기적으로는 전문가와의 협업 구조가 가장 바람직하다"는 인식이 함께 존재하는 복합적인 구조가 관찰되었다.

구체적으로 살펴보면 응답자들은 "생성형 AI가 변리사를 완전히 대체한다"는 것에 대해서는 아직 신중하지만 "생성형 AI를 잘 활용하는 변리사가 그렇지 않은 변리사보다 경쟁력이 높아질 것"이라는 점에는 상당 부분 동의하고 있다고 볼 수 있다. 이러한 결과는 생성형 AI 활용에 대한 관심이 전문가의 대체 여부 자체보다는 특히 전문가와 생성형 AI 간의 역할 분담 방식에 보다 집중되고 있음을 보여준다.

종합적으로 볼 때 전문가 대체·협업 인식(COL) 요인에 대한 분석 결과는 생성형 AI와 특히 전문가의 관계가 일방적인 대체 구도가 아니라, 업무의 성격에 따라 역할을 분담하는 협업 구조로 인식되고 있음을 보여준다. 결국 전문가 대체·협업 인식(COL)은 "생성형 AI와 경쟁하는 전문가"가 아니라, "생성형 AI를 도구로 활용하면서 자신의 가치를 확장하는 전문가"가 살아남는 구조가 될 것이라는 인식이 반영된 것으로 해석해 볼 수 있다.

4.5.9 지속 사용 의도 및 확산 가능성(Behavioral Intention: INT)

지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT) 요인의 평균은 4.40(SD=0.50)으로 나타났고 3점을 기준으로 한 1표본 t-검정 결과 $t = 40.58$, $p < .001$ 로 나타났다.

이는 응답자들이 이미 생성형 AI를 사용하고 있는 경우, 향후에도 계속 사용할 의향이 크고, 아직 적극적으로 도입하지 않은 경우에도, "도입을

진지하게 고려하고 있는 단계"에 있음을 시사한다.

인지된 효율성(EFF)과 비용 절감 및 실무적 효과(COST)가 매우 높은 상황에서, 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT) 또한 자연스럽게 높은 값으로 형성되었다고 볼 수 있다. 이는 생성형 AI가 특히 명세서 작성 영역에서 일시적인 활용을 넘어 업무 수행 방식의 일부로 받아들여지고 있음을 시사한다.

응답 전반에서 드러난 인식 양상을 함께 고려하면 생성형 AI는 특히 명세서 작성 실무에서 선택적 보조 수단이 아니라 향후 표준적인 작업 도구로 자리 잡을 가능성이 높은 기술로 인식되고 있는 것으로 해석할 수 있다.

종합적으로 볼 때 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT) 요인에 대한 분석 결과는 특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI가 단순히 일회성으로 사용해 보는 도구가 아니라, 긍정적인 방향으로 지속적으로 활용될 가능성이 높은 도구로써 인식되고 있음을 보여준다. 이는 생성형 AI가 효율성과 비용 측면에서 "체감 가능한 효능감"을 제공한다는 경험이 쌓이면서 개인을 넘어 본인이 속한 조직으로의 생성형 AI 활용이 확산될 수 있음을 시사한다.

4.5.10 윤리·책임성 및 제도 인식(Ethical & Governance Perception: ETH)

윤리·책임성 및 제도 인식(ETH) 요인의 평균은 4.40(SD=0.60)이며 $t = 33.81, p < .001$ 로 매우 높은 수준이다.

여기서 높은 평균값은 응답자들이 생성형 AI 활용 시 법적 책임 주체를 어떻게 규정할 것인지, 특히 출원 단계에서 생성형 AI 활용 여부를 어느 수준까지 공개해야 하는지, 생성형 AI가 작성한 내용에 대해 어떠한 검증 절차를 거쳐야 하는지, 변리사 및 전문가 윤리 규정에 생성형 AI 활용을 어떻게 반영할 것인지, 정부 및 특허청 차원의 제도적 가이드라인이나 규범이 시급히 필요하다는 점에 강하게 동의하고 있음을 의미한다. 이는 기술과 비용의 문제를 넘어 생성형 AI 시대에 특허제도가 신뢰를 유지하기

위해 반드시 해결해야 할 규범 및 제도적 과제들이 이미 상당히 많이 쌓여 있다는 현장의 인식을 반영한다.

종합하면 윤리·책임성 및 제도 인식(ETH) 요인은 생성형 AI 활용이 특허제도의 신뢰성과 책임 구조 전반을 재검토해야 하는 단계에 진입했음을 시사한다.

4.5.11 요인별 분석 결과 종합

본 연구의 요인별 분석 결과를 종합하면 생성형 AI 활용에 대한 인식은 특허 명세서 작성 과정에서 수행되는 업무의 성격에 따라 차별적으로 형성되는 경향을 보였다. 즉 생성형 AI에 대한 평가는 실제 실무 단계에서의 활용 경험을 중심으로 형성되고 있음을 확인할 수 있다.

특허 명세서 작성 과정 중 반복적이고 정형화된 작업이 중심이 되는 영역에서는 생성형 AI 활용에 대해 비교적 긍정적인 인식이 형성되어 있었다. 작성 시간 단축이나 반복 업무 부담 완화와 같은 체감 가능한 변화는 효율성과 비용 측면에서의 긍정적 평가로 이어졌다. 이러한 인식은 인지된 효율성(EFF), 비용 절감 및 실무적 효과(COST), 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT) 요인에서 상대적으로 높은 수준으로 나타났다.

반면 생성형 AI가 작성한 결과물의 품질과 신뢰성에 대해서는 보다 신중한 태도가 유지되고 있었다. 기술적 신뢰성 인식(TEC)과 문서 품질 인식(QUA)은 전반적으로 중간 이상의 수준을 보였다. 다만 이는 생성형 AI의 결과물을 그대로 수용하기보다는 인간 전문가의 검토와 판단을 전제로 한 활용에 가깝게 인식된 결과로 해석된다. 특히 발명의 핵심을 전략적으로 표현하거나 차별성을 설계하는 판단 영역에서는 여전히 인간 전문가의 역할이 중요하게 인식되고 있었다.

법적 판단과 직접적으로 연결되는 영역에서는 이러한 경향이 더욱 뚜렷하게 나타났다. 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)은 다른 요인에 비해 상대적으로 낮은 수준을 보였다. 이는 생성형 AI 결과를 법적 판단이나 분쟁 대응에 그대로 활용하는 데에는 부담이 존재한다는 인식이 반영된

것으로 볼 수 있다. 이와 함께 오류 가능성 및 위험 인식(RISK)과 윤리·책임성 및 제도 인식(ETH)이 비교적 높게 나타났다는 점은 책임 귀속과 검증 절차 그리고 제도적 기준과 같은 구조적 쟁점이 중요한 고려 요소로 인식되고 있음을 시사한다.

전문가 대체·협업 인식(COL)과 관련해서는 생성형 AI가 인간 전문가를 대체하기보다는 역할 분담을 전제로 한 협업 구조로 정착될 가능성이 높게 인식되고 있었다.

종합적으로 볼 때 생성형 AI는 특히 명세서 작성 실무에서 효율성과 비용 측면에서는 긍정적으로 평가되는 반면 품질과 신뢰성 그리고 책임이 수반되는 영역에서는 인간 전문가의 판단을 전제로 한 활용이 필요하다는 인식이 유지되고 있는 것으로 정리할 수 있다.

4.6 집단 간 인식 차이 분석

앞서 살펴본 4.5절의 요인별 분석을 통해 생성형 AI 활용에 대한 전반적인 인식 수준과 주요 경향이 확인되었다. 그러나 이러한 인식이 모든 특히 명세서 작성 주체에게 동일하게 형성되어 있다고 보기는 어렵다. 특히 명세서 작성 과정에서 수행하는 역할과 책임의 범위는 작성 주체에 따라 다르며 이러한 차이는 생성형 AI 활용 방식과 평가 기준에도 영향을 미칠 수 있다.

이에 따라 본 절에서는 응답자를 특히 전문가 집단, 기업 연구원 집단, 개인 출원자 집단의 세 집단으로 구분하였다. 이후 주요 인식 요인을 중심으로 집단 간 평균값의 차이를 비교하고 그 특성을 분석하고자 한다.

4.6.1 분석 개요 및 집단 구분

생성형 AI 활용에 대한 인식은 특히 명세서 작성 과정에서 수행하는 역할과 실무 환경에 따라 다르게 형성될 수 있다. 특히 명세서 작성은 기술적 이해, 법적 판단, 책임 부담이 함께 작용하는 작업이다. 이러한 요소들

은 작성 주체에 따라 서로 다른 방식으로 경험된다. 이로 인해 생성형 AI 활용에 대한 평가는 단일한 사용자 집단의 평균값만으로는 충분히 설명되기 어렵다.

이를 고려하여 본 연구에서는 응답자를 특허 전문가 집단, 기업 연구원 집단, 개인 출원자 집단의 세 집단으로 구분하였다. 특허 전문가 집단은 명세서와 청구항의 표현이 권리범위 해석과 법적 판단에 직접적으로 연결되는 환경에서 업무를 수행해 온 집단이다. 기업 연구원 집단은 연구개발 결과를 기술 문서나 특허 명세서 초안 형태로 정리하고 내부 검토 과정에 참여한 경험을 중심으로 구성된다. 개인 출원자 집단은 외부 전문가의 지속적인 지원 없이 특허 출원을 준비한 경험을 바탕으로 시간과 비용 부담을 직접적으로 인식해 온 주체로 구분된다.

집단 간 인식 차이 분석은 각 인식 요인별 평균값을 비교하는 방식으로 수행하였다. 이를 통해 생성형 AI 활용 수준, 효율성 인식, 신뢰성 및 리스크 인식, 비용 절감 효과 등이 작성 주체에 따라 동일하게 인식되는지 여부를 검토하였다.

이와 같은 비교 분석은 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술이 모든 사용자에게 동일하게 수용되고 있는지 여부를 파악하기 위한 기초 자료를 제공한다. 본 연구에서는 요인별 평균값의 상대적 차이를 중심으로 탐색적 분석을 진행하였다.

4.6.2 생성형 AI 활용 수준(USE)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI 활용 수준(USE)에 기억된 인식이 특허 명세서 작성 주체의 유형에 따라 어떻게 달라지는지를 살펴본다. 앞선 4.5절이 전체 응답자를 하나의 집단으로 설정하여 평균 수준과 전반적인 경향을 분석하였다면 본 절에서는 작성 주체의 역할과 실무 환경에 초점을 맞추어 집단 간 차이를 검토한다.

이를 위해 응답자는 특허 전문가 집단, 기업 연구원 집단, 개인 출원자 집단의 세 범주로 구분하였다. 이러한 구분은 특허 명세서 작성 과정에서

각 집단이 수행하는 역할과 책임의 범위가 서로 다르다는 점을 반영한 것이다. 특히 전문가 집단은 명세서와 청구항의 표현이 법적 판단과 직접적으로 연결되는 환경에서 업무를 수행해 온 집단이다. 기업 연구원 집단은 연구개발 성과를 기술 문서나 특허 명세서 초안 형태로 정리하고 검토하는 과정에 참여한 경험을 중심으로 구성된다. 개인 출원자 집단은 외부 전문가의 지속적인 지원 없이 특허 출원을 준비한 경험을 바탕으로 시간과 비용 부담을 직접적으로 인식해 온 주체로 구분된다.

집단 간 인식 차이 분석은 생성형 AI 활용 수준(USE) 요인의 평균값을 기준으로 수행하였다. 이를 통해 작성 주체 간에 통계적으로 의미 있는 차이가 존재하는지를 확인하였다. 또한 생성형 AI 활용이 특허 명세서 작성 과정 전반에서 동일한 수준으로 이루어지고 있는지 여부를 함께 검토하였다.

이와 같은 집단 간 비교 분석은 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술이 모든 사용자에게 동일하게 수용되고 있는지를 이해하기 위한 기초 자료를 제공한다. 본 연구에서는 이러한 관점에서 요인별 평균값의 상대적 차이를 중심으로 탐색적 분석을 진행하였다.

4.6.3 인지된 효율성(EFF)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI 활용에 따른 인지된 효율성(EFF)에 대한 인식이 특허 명세서 작성 주체에 따라 어떻게 다르게 나타나는지를 살펴본다. 인지된 효율성은 생성형 AI 사용을 통해 특허 명세서 작성 과정에서 소요 시간이 줄어들거나 반복 작업의 부담이 완화된다고 인식되는 정도를 의미한다. 이는 생성형 AI의 실무적 유용성이 비교적 직접적으로 드러나는 영역에 해당한다.

집단 간 평균값을 비교한 결과 개인 출원자 집단과 기업 연구원 집단에서는 인지된 효율성 수준이 상대적으로 높게 나타났다. 반면 특허 전문가 집단에서는 다른 집단에 비해 낮은 평균값을 보이는 경향이 확인되었다. 이러한 결과는 생성형 AI 활용에 따른 효율성 체감이 작성 주체의 역할과 업무 환경에 따라 다르게 형성되고 있음을 시사한다.

개인 출원자 집단의 경우 특허 명세서 작성에 필요한 시간과 작업량을 스스로 부담해야 하는 위치에 있다. 이로 인해 생성형 AI 활용에 따른 효율성 개선 효과를 보다 직접적으로 인식했을 가능성이 크다. 초안 작성 속도의 향상이나 반복적인 문장 작성 부담의 감소는 개인 출원자에게 실질적인 시간 절감으로 체감되었을 것으로 보인다. 이러한 점에서 생성형 AI는 개인 출원자의 특허 출원 과정에서 접근성을 보완하는 도구로 인식되고 있음을 알 수 있다.

기업 연구원 집단 역시 인지된 효율성에 대해 비교적 높은 평가를 보였다. 이는 연구 성과를 기술 문서나 특허 명세서 초안 형태로 정리하는 과정에서 생성형 AI가 실무 보조 수단으로 활용되고 있기 때문으로 해석할 수 있다. 기업 연구원의 경우 특허 명세서 전체를 책임지지 않더라도 기술 내용을 구조화하거나 문장화하는 단계에서 효율성을 체감했을 가능성이 크다.

반면 특허 전문가 집단에서는 인지된 효율성 수준이 상대적으로 낮게 나타났다. 이는 생성형 AI를 통해 초안 작성 속도는 향상될 수 있으나 법적 정합성 검토와 권리범위 조정 과정에서 추가적인 검토와 수정이 필수적으로 요구된다는 인식이 함께 작용했기 때문으로 볼 수 있다. 즉 초안 단계의 부담은 완화되더라도 전체 업무 흐름에서 체감되는 효율성 증가는 제한적으로 인식된 것으로 해석된다.

종합하면 인지된 효율성(EFF)에 대한 집단 간 차이는 생성형 AI가 제공하는 속도 개선 효과의 절대적 차이라기보다는 각 집단이 수행하는 업무의 성격과 최종 책임 구조의 차이에서 비롯된 것으로 이해할 수 있다. 이러한 결과는 생성형 AI의 실무적 효과가 모든 사용자에게 동일하게 체감되기보다는 실무 맥락에 따라 다르게 인식되고 있음을 보여준다.

4.6.4 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI가 작성한 특허 명세서 문장에 대해 사용자가 인식하는 법적 신뢰성과 리스크 수준이 작성 주체에 따라 어떻게 다르게 나

타나는지를 살펴본다. 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)은 생성형 AI 결과물을 그대로 활용할 경우 발생할 수 있는 법적 책임 귀속 문제와 권리 범위 해석의 불확실성 그리고 분쟁 발생 가능성에 대한 인식을 포괄하는 요인이다. 이는 생성형 AI 활용의 한계를 비교적 직접적으로 반영하는 영역에 해당한다.

집단 간 평균값을 비교한 결과 특히 전문가 집단에서 법적 신뢰성 및 리스크 인식 수준이 가장 낮게 나타났다. 반면 기업 연구원 집단과 개인 출원자 집단에서는 상대적으로 높은 평균값을 보이는 경향이 확인되었다. 이러한 결과는 생성형 AI 결과물에 대해 체감하는 법적 부담과 위험 인식이 작성 주체의 역할과 책임 구조에 따라 다르게 형성되고 있음을 시사한다.

특히 전문가 집단은 생성형 AI가 작성한 문장이 실제 특허 출원이나 심사 대응 그리고 무효심판이나 침해 분쟁과 같은 절차에서 직접적인 법적 판단의 대상이 될 수 있다는 점을 반복적으로 경험해 온 집단이다. 이들은 청구항 문구의 미세한 차이가 권리범위와 분쟁 결과에 중대한 영향을 미칠 수 있다는 점을 인식하고 있다. 이러한 실무 경험은 생성형 AI 결과물에 대해 보다 보수적인 태도를 형성하는 요인으로 작용한 것으로 해석할 수 있다.

기업 연구원 집단의 경우 법적 신뢰성에 대한 인식이 특히 전문가 집단에 비해 상대적으로 완화된 형태로 나타났다. 이는 생성형 AI 결과를 최종 제출 문서로 활용하기보다는 기술 내용을 정리하거나 명세서 초안을 구성하는 보조 수단으로 사용하는 경우가 많기 때문으로 이해할 수 있다. 생성형 AI가 생성한 문장은 이후 전문가의 검토와 수정을 전제로 활용된다는 인식이 법적 리스크 부담을 낮추는 방향으로 작용했을 가능성이 있다.

개인 출원자 집단에서는 법적 신뢰성 인식 수준이 비교적 높게 나타났다. 이는 생성형 AI 결과물 자체에 대한 절대적 신뢰라기보다는 법적 판단과 관련된 실무 경험이나 정보 접근성의 차이가 인식 형성에 영향을 미쳤을 가능성을 반영한 결과로 볼 수 있다. 개인 출원자의 경우 생성형 AI

가 제공하는 문장이 외형적으로 정제되어 보인다는 점이 신뢰 판단에 더 크게 작용했을 가능성도 함께 고려할 수 있다.

종합하면 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)에 대한 집단 간 차이는 생성형 AI 기술의 성능 차이보다는 각 집단이 부담하는 법적 책임 수준과 실무 경험의 축적 정도에 의해 설명되는 경향을 보인다. 이러한 결과는 생성형 AI가 특히 실무에 안정적으로 활용되기 위해 기술적 성능 개선뿐 아니라 사용자 집단별 책임 구조를 고려한 활용 범위 설정과 단계별 검증 체계가 병행될 필요가 있음을 시사한다.

4.6.5 비용 절감 및 실무적 효과(COST)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI 활용에 따른 비용 절감 및 실무적 효과 인식(COST)이 특히 명세서 작성 주체별로 어떠한 차이를 보이는지를 살펴본다. 비용 절감 및 실무적 효과 요인은 특히 명세서 작성 과정에서 소요되는 시간과 인력 그리고 외주 비용 감소 가능성에 대한 인식을 포함한다. 또한 실무 운영 측면에서의 효율성 개선에 대한 평가를 함께 반영하는 개념이다. 이는 생성형 AI 활용의 실질적 효용이 비교적 직접적으로 드러나는 영역에 해당한다.

집단 간 평균값을 비교한 결과 개인 출원자 집단과 기업 연구원 집단에서는 비용 절감 및 실무적 효과에 대한 인식 수준이 상대적으로 높게 나타났다. 반면 특히 전문가 집단에서는 다른 집단에 비해 다소 낮은 평균값을 보이는 경향이 확인되었다. 이러한 결과는 생성형 AI 활용으로 기대되는 비용 관련 효과가 각 집단의 업무 환경과 자원 구조에 따라 다르게 체감되고 있음을 시사한다.

개인 출원자 집단의 경우 특히 명세서 작성 과정에서 발생하는 비용과 시간 부담을 직접 감내해 온 경험이 축적되어 있다. 이로 인해 생성형 AI 활용에 따른 비용 절감 효과를 보다 민감하게 인식했을 가능성이 크다. 외부 특허사무소 의뢰 비용이나 반복적인 수정에 따른 추가 비용 그리고 문서 작성에 투입되는 시간 부담이 생성형 AI 활용을 통해 완화될 수 있다

는 점은 개인 출원자에게 실질적인 이점으로 받아들여졌을 것으로 보인다. 이러한 결과는 생성형 AI가 개인 출원자의 특허 출원 과정에서 접근성을 보완하는 도구로 기능할 수 있음을 시사한다.

기업 연구원 집단 역시 비용 절감 및 실무적 효과에 대해 비교적 긍정적인 평가를 보였다. 이는 생성형 AI 활용을 통해 기술 자료 정리나 발명 제안서 작성 그리고 특허 명세서 초안 구성과 같은 내부 업무 과정의 효율성이 향상될 수 있다는 기대가 반영된 결과로 이해할 수 있다. 또한 생성형 AI가 특허 전문가에게 전달되는 자료의 완성도를 일정 수준 높임으로써 내부 협업 과정의 효율화로 이어질 수 있다는 인식 역시 비용 효과 인식 형성에 영향을 미쳤을 가능성이 있다.

반면 특허 전문가 집단에서는 비용 절감 및 실무적 효과 인식(COST)의 평균값이 상대적으로 낮게 나타났다. 이는 생성형 AI 활용이 즉각적인 비용 절감으로 연결되기보다는 결과물에 대한 추가 검토와 수정 그리고 책임 관리 과정이 함께 수반된다는 인식이 작용했기 때문으로 해석할 수 있다. 즉 특허 전문가 집단에서는 생성형 AI를 단순한 비용 절감 수단이라기보다는 기존 업무 흐름의 재조정을 요구하는 도구로 인식하는 경향이 상대적으로 강하게 나타난 것으로 볼 수 있다.

종합하면 비용 절감 및 실무적 효과 인식(COST)에 대한 집단 간 차이는 비용을 직접 부담하는 주체와 업무 결과에 대한 최종 책임이 귀속되는 구조의 차이에 의해 형성된 인식 차이를 반영한다. 이러한 결과는 생성형 AI 기반 특허 작성 도구의 확산을 논의할 때 사용자 집단별로 기대 효과와 부담 요소를 구분하여 접근할 필요가 있음을 시사한다.

4.6.6 전문가 대체·협업 인식(COL)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI와 특허 전문가의 관계에 대한 인식이 특허 명세서 작성 주체에 따라 어떻게 다르게 나타나는지를 중심으로 전문가 대체·협업 인식(COL)을 분석하였다. 해당 요인은 생성형 AI가 전문가의 역할을 어느 수준까지 대체할 수 있는지에 대한 판단과 함께 인간 전문가와의

역할 분담 가능성에 대한 인식을 포함한다.

집단 간 평균값을 비교한 결과 세 집단 모두 생성형 AI의 전면적 대체 가능성에 대해서는 신중한 태도를 유지하고 있는 것으로 나타났다. 반면 전문가 업무를 보조하는 도구로서의 활용 가능성에 대해서는 전반적으로 긍정적인 인식이 확인되었다. 다만 이러한 인식의 강도와 해석 방식은 집단별로 차이를 보였다.

특히 전문가 집단은 생성형 AI가 반복적이거나 정형화된 작업을 지원하는 데에는 활용 가능성이 있다고 인식하고 있었다. 그러나 발명의 핵심 판단이나 권리범위 설계와 같이 전문적 판단이 요구되는 영역에서는 인간 전문가의 역할이 여전히 핵심적이라는 인식을 유지하고 있었다. 이는 법적 책임과 판단 결과가 직접적으로 귀속되는 업무 구조가 협업 인식 형성에 영향을 미친 결과로 해석할 수 있다.

기업 연구원 집단에서는 생성형 AI가 전문가를 대체하기보다는 협업을 매개하는 도구로 활용될 수 있다는 인식이 상대적으로 뚜렷하게 나타났다. 이들은 생성형 AI를 통해 기술 내용을 정리하고 초안을 구성한 뒤 전문가의 검토를 거치는 방식이 실무적으로 효율적일 수 있다고 인식하는 경향을 보였다.

개인 출원자 집단에서는 생성형 AI를 통해 전문가의 도움을 부분적으로 보완할 수 있다는 기대가 비교적 강하게 나타났다. 다만 이는 전문가의 역할 자체를 대체한다기보다는 제한된 자원 환경에서 실무 부담을 완화하는 수단으로 인식된 결과로 이해할 수 있다.

종합하면 전문가 대체·협업 인식(COL)에 대한 집단 간 차이는 특히 전문가의 역할이 향후 어떻게 재구성될 것인지에 대한 인식 차이로 해석할 수 있다. 생성형 AI는 전문가의 판단을 대신하는 존재라기보다는 반복적이고 보조적인 업무를 분담하는 도구로 인식되고 있다. 이러한 인식은 사용자 집단의 기대와 실무 경험에 따라 점진적으로 형성되고 있는 것으로 볼 수 있다.

4.6.7 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT)의 집단 간 차이

본 절에서는 생성형 AI 활용에 대한 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT)이 특히 명세서 작성 주체별로 어떻게 인식되고 있는지를 살펴보았다. 해당 요인은 생성형 AI를 향후에도 반복적으로 활용할 의향이 있는지 그리고 활용이 조직이나 실무 환경 전반으로 확산될 가능성을 어떻게 평가하는지를 반영한다.

집단 간 평균값을 비교한 결과 모든 집단에서 생성형 AI의 지속적 활용 가능성에 대해 전반적으로 긍정적인 인식이 확인되었다. 다만 이러한 인식이 형성된 배경과 기대의 초점은 집단별로 차이를 보였다. 이는 생성형 AI 활용이 각 집단의 실무 상황에 맞게 정착 가능성을 탐색하는 단계에 진입했음을 시사한다.

개인 출원자 집단에서는 지속 사용 의도가 특히 높게 나타났다. 이는 생성형 AI 활용이 특허 출원 과정에서 요구되는 시간과 비용 부담을 실질적으로 완화해 준다고 인식된 결과로 해석할 수 있다. 생성형 AI가 출원 준비 과정의 진입 장벽을 낮추는 수단으로 작용하면서 향후에도 이를 반복적으로 활용하려는 의도가 강화된 것으로 보인다. 이러한 점에서 개인 출원자에게 생성형 AI는 선택적 도구라기보다는 현실적인 대안으로 인식되고 있는 경향이 확인된다.

기업 연구원 집단 역시 지속 사용 의도 및 확산 가능성에 대해 비교적 긍정적인 태도를 보였다. 이는 생성형 AI가 연구 성과를 문서화하고 특허 전문가와의 협업을 준비하는 과정에서 실무 효율성을 제공한다는 인식이 누적된 결과로 이해할 수 있다. 특히 조직 차원에서 표준화된 AI 기반 특허 작성 지원 도구가 도입될 경우 이를 업무 프로세스의 일부로 수용할 가능성이 높게 인식되고 있는 것으로 해석된다.

특히 전문가 집단에서도 생성형 AI의 지속적 활용에 대한 부정적 인식은 뚜렷하지 않았다. 다만 활용 범위와 조건에 대해서는 신중한 태도가 함께 나타났다. 이는 효율성과 편의성에 대해서는 일정 부분 긍정적으로 평가하면서도 법적 책임과 검증 부담을 고려할 때 무제한적인 활용이나 확

산에는 제약이 필요하다는 인식이 반영된 결과로 볼 수 있다. 즉 특히 전문가 집단에서는 생성형 AI의 지속적 활용 여부가 도입 자체보다는 관리 방식과 통제 수준에 의해 좌우될 가능성이 크다고 해석할 수 있다.

종합하면 지속 사용 의도 및 확산 가능성(INT)에 대한 집단 간 차이는 각 집단이 체감하는 효율성, 비용 절감 효과, 법적·실무적 책임 부담 간의 균형에 의해 설명되는 경향을 보인다. 이러한 결과는 생성형 AI가 사용자 집단의 특성에 따라 서로 다른 방식으로 일상화되고 내재화되며 제도화될 가능성이 있음을 시사한다.

4.6.8 집단 간 인식 차이 분석 종합

본 절에서는 특히 명세서 작성 주체를 특히 전문가, 기업 연구원, 개인출원자의 세 집단으로 구분하여 수행한 집단 간 분석 결과를 종합한다. 이를 통해 생성형 AI 활용에 대한 인식이 업무의 성격과 책임 구조에 따라 서로 다른 맥락에서 형성되고 있음을 확인하고자 하였다.

분석 결과 생성형 AI 활용 수준, 인지된 효율성, 비용 절감 및 실무적 효과, 지속 사용 의도와 같은 요인에서는 전반적으로 긍정적인 평가가 공통적으로 관찰되었다. 그러나 이러한 평가는 동일한 의미로 해석되기보다는 집단별 활용 목적과 기대에 따라 다르게 해석되는 경향을 보였다. 개인출원자와 기업 연구원 집단에서는 생성형 AI가 특히 명세서 작성 과정에서 시간과 비용 부담을 완화하는 실질적인 수단으로 인식되는 경우가 상대적으로 많았다.

반면 법적 신뢰성, 오류 가능성, 윤리·책임성과 관련된 요인에서는 특히 전문가 집단을 중심으로 보다 신중한 인식이 두드러지게 나타났다. 이는 특히 명세서가 권리 해석과 분쟁 판단의 기준으로 기능한다는 점과 그 결과에 대한 최종 책임이 전문가에게 귀속된다는 실무적 현실이 인식 형성에 영향을 미친 결과로 이해할 수 있다. 이 영역에서는 생성형 AI 활용이 전면적으로 부정되기보다는 인간 전문가의 판단을 전제로 한 제한적 활용이 적절하다는 인식이 유지되고 있었다.

전문가 대체·협업 인식과 관련해서는 생성형 AI가 특히 전문가를 직접적으로 대체하는 존재라기보다는 반복적이거나 보조적인 업무를 분담하는 도구로 활용될 가능성이 높게 인식되었다. 이는 생성형 AI 도입이 특히 실무의 역할 구조를 단기간에 전환하기보다는 기존 전문성을 유지한 상태에서 업무 분담 방식이 점진적으로 조정되는 방향으로 이해되고 있음을 보여준다.

종합적으로 보면 집단 간 인식 차이는 각 집단이 부담하는 책임 수준과 비용 구조 그리고 실무 경험의 축적 정도에 의해 설명되는 측면이 크다. 이러한 결과는 생성형 AI 기반 특히 명세서 작성 도구의 활용과 확산을 논의함에 있어 모든 사용자에게 동일한 효과를 전제하기보다는 사용자 집단별 특성을 고려한 단계적 접근이 필요함을 시사한다.

이와 같은 집단별 인식 차이는 향후 생성형 AI 기반 특히 작성 도구의 기능 설계뿐만 아니라 실무 적용 방식과 제도적 가이드라인을 마련하는 과정에서도 중요한 전제 조건으로 고려될 필요가 있다.

V. 결론

5.1 주요 연구 결과 요약

본 연구는 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성이 실제 실무 환경에서 어떤 방식으로 활용되고 있는지를 설문조사를 통해 살펴보았다. 특히 생성형 AI의 기술적 성능 자체를 평가하기보다는 특허 명세서 작성 경험을 보유한 사용자들이 실제 활용 과정에서 어떠한 인식이 형성되고 있는지에 분석의 초점을 두었다.

분석 결과 생성형 AI 활용은 특허 명세서 작성 과정에서 업무 효율성과 관련된 영역을 중심으로 비교적 긍정적으로 인식되고 있었다. 작성 시간 단축과 반복 작업 부담 완화 그리고 초안 구성의 용이성에 대한 경험은 인지된 효율성(EFF)과 비용 절감 및 실무적 효과(COST) 그리고 지속 사용 의도(INT) 요인의 평균 수준을 중립 기준 이상으로 끌어올리는 데 기여한 것으로 나타났다. 이는 생성형 AI가 단순한 시험적 도구를 넘어 실무 보조 수단으로 인식되고 있음을 시사한다.

그러나 이러한 인식이 모든 평가 영역에서 동일하게 나타난 것은 아니었다. 문서 품질 인식(QUA)과 기술적 신뢰성 인식(TEC)은 보통 수준 이상으로 평가되었으나 법적 신뢰성 및 리스크 인식(LEG)은 상대적으로 낮은 수준을 보였다. 이는 생성형 AI가 기술 설명 정리나 문서 구조화와 같은 지원적 기능에서는 활용 가능성이 인정되는 반면 법적 판단과 책임이 직접 수반되는 영역에서는 인간 전문가의 개입이 필수적이라고 인식되고 있음을 반영한다.

오류 가능성 및 위험 인식(RISK)과 윤리·책임성 및 제도 인식(ETH)이 비교적 높게 나타난 점 역시 주목할 필요가 있다. 이는 생성형 AI 결과물의 오류 발생 시 책임 귀속 문제와 검증 기준의 불명확성 그리고 제도적 장치의 미비에 대한 우려가 사용자 인식에 영향을 미치고 있음을 보여준다. 다시 말해 기술 자체의 가능성보다 활용 방식과 관리 기준의 불확실성이 중요한 인식 요인으로 작용하고 있었다.

집단 간 비교 분석에서는 생성형 AI 활용 수준과 효율성 인식이 전반적으로 높게 나타난 가운데 특히 전문가 집단에서 법적 신뢰성과 리스크 인식과 관련해 보다 신중한 태도가 확인되었다. 이는 특히 명세서 작성 결과가 법적 판단과 책임으로 직접 연결되는 실무 환경의 특성이 사용자 인식에 반영된 결과로 이해할 수 있다.

일부 응답자들은 생성형 AI를 활용하지 않는 기존 작성 방식이 이전보다 비효율적으로 느껴질 수 있다고 인식하고 있었다. 이러한 경향은 생성형 AI가 작업 효율성을 판단하는 하나의 기준으로 인식되기 시작했음을 시사한다. 이는 생성형 AI가 특히 실무 환경에서 점진적으로 일상적인 작업 수단으로 자리 잡아 가고 있음을 보여주는 간접적인 단서로 볼 수 있다.

종합하면 생성형 AI는 특히 명세서 작성 실무에서 이미 일정 수준 활용되고 있으며 특히 초안 작성과 반복적인 문서 정리 영역에서 실무 부담을 완화하는 역할을 수행하고 있었다. 다만 법적 신뢰성과 책임 귀속에 대한 우려는 여전히 중요한 제약 요인으로 남아 있다. 이는 기술적 성능의 한계라기보다 활용 범위 설정과 역할 분담 그리고 제도적 기준의 미비에서 비롯된 문제로 이해할 수 있다.

5.2 연구의 시사점

본 연구의 결과는 생성형 AI 기반 특히 명세서 작성 기술을 단순한 자동화 도구로 이해하기보다 실무 환경에서 업무 수행 방식에 변화를 가져오는 지원 수단으로 인식할 필요가 있음을 시사한다. 긍정적 인식은 주로 초안 작성과 반복적인 문서 정리 그리고 문장 구성과 같은 실무 부담이 집중되는 단계에서 형성되고 있었다.

이러한 특성은 인력과 비용 제약이 큰 개인 출원자나 중소기업 환경에서 더욱 두드러진다. 생성형 AI 활용은 초기 문서 작성 부담을 완화하고 특히 명세서 작성에 대한 접근 장벽을 낮추는 방향으로 기능할 수 있다. 이는 특히 제도를 실제로 활용하는 주체의 범위를 확장하는 데에도 일정

부분 기여할 가능성을 보여준다.

반면 법적 신뢰성과 리스크 인식이 효율성이나 비용 절감 요인보다 낮게 평가되었다는 점은 생성형 AI 기반 특허 작성 도구의 확산이 기술 도입만으로 이루어지기 어렵다는 점을 시사한다. 이는 생성형 AI 결과물을 그대로 활용하기보다 인간 전문가의 검토를 전제로 한 활용 방식이 여전히 중요하게 인식되고 있음을 의미한다. 책임 귀속 기준과 검증 절차의 불명확성은 사용자 인식에 중요한 제약 요인으로 작용하고 있었다.

이러한 맥락에서 생성형 AI는 특허 전문가를 대체하는 수단이라기보다 전문가의 판단을 보완하는 도구로 활용될 가능성이 높다. 반복적이고 소모적인 업무를 지원함으로써 전문가가 핵심 판단에 집중할 수 있도록 하는 방향이다. 이는 생성형 AI의 역할이 단선적으로 규정되기보다 실무 경험의 축적에 따라 점진적으로 조정되고 있음을 보여준다.

종합적으로 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성 기술의 안정적 확산을 위해서는 기술 성능 개선과 함께 실무 관행 변화와 역할 분담에 대한 합의 그리고 이를 뒷받침할 제도적 논의가 병행될 필요가 있다. 본 연구의 시사점은 생성형 AI 활용 여부 자체보다 활용 범위와 조건에 대한 구체적 논의가 필요함을 보여주는 데에 있다.

5.3 연구의 한계 및 향후 연구 과제

본 연구는 생성형 AI를 활용한 특허 명세서 작성에 대한 사용자 인식을 설문조사를 통해 분석했다는 점에서 의의를 지닌다. 다만 해석 과정에서 몇 가지 한계를 함께 고려할 필요가 있다. 이러한 한계를 바탕으로 향후 연구에서 보완될 수 있는 방향을 함께 제시하고자 한다.

첫째 본 연구는 특정 시점에 수집된 설문 응답을 바탕으로 분석을 수행하였다. 생성형 AI 기술과 이를 둘러싼 법적 환경은 빠르게 변화하고 있다. 따라서 본 연구에서 확인된 인식이 장기간 유지될 것인지 여부는 추가 연구를 통해 검증할 필요가 있다.

둘째 본 연구는 자기보고식 설문에 기반하고 있어 실제 활용 행태와 인

식 사이의 차이를 완전히 배제하기 어렵다. 활용 빈도나 사용 단계에 대한 객관적 검증은 이루어지지 않았다. 향후 연구에서는 실제 특허 명세서 작성 사례나 실험적 접근을 병행할 필요가 있다.

셋째 본 연구의 설문 문항은 생성형 AI 활용에 대한 전반적 인식을 파악하는 데에는 적합했으나 도구 간 차이나 활용 방식의 다양성을 충분히 반영하지는 못했다. 향후 연구에서는 도구 유형이나 사용 수준을 구분한 분석이 요구된다.

아울러 동일한 조사 틀을 활용한 반복 조사나 시계열 분석 역시 중요한 후속 연구 과제로 남는다. 이는 사용자 인식이 일시적 반응인지 아니면 실무 환경에 정착되는 과정인지를 판단하는 데 도움을 줄 수 있다.

종합하면 본 연구는 생성형 AI 기반 특허 명세서 작성에 대한 사용자 인식을 구조적으로 분석한 초기 연구로서 의미를 가진다. 향후 연구에서는 분석 대상과 방법을 확장함으로써 보다 입체적인 이해로 나아갈 필요가 있다. 또한 이러한 후속 연구들은 생성형 AI가 특허 실무에 미치는 영향을 장기적인 관점에서 평가하는 데 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

1. 국내문헌

- 권지현. (2025). AI를 이용한 발명의 특허 인정과 법적 쟁점에 관한 연구. 법학논문집, 49(2), 39-74.
- 김원준. (2016). 청구범위의 해석과 그 관련 문제. 법학논총, 36(4), 525-558.
- 김희주 외. (2023). 인공지능 반도체 및 패키징 기술 동향. 마이크로전자 및 패키징학회지, 30(3), 11-19.
- 박홍진. (2025). 텍스트 마이닝 기반 생성형 AI 국내 논문 분석 연구. 한국정보통신기술학회 논문지, 18(5), 328-334.
- 신상훈. (2025). 생성형 AI를 사용한 특허명세서 작성 및 이에 대한 특허심사시 쟁점에 관한 고찰. 법학논문집, 49(2), 75-106.
- 송민호. (2018). 청구항 기반의 특허문서 의미구조 추출 및 시각화. 『정보과학회논문지』, 45(11), 1223-1234.
- 오채영. (2025). 거대 언어 모델을 활용한 한국어 특허 청구범위 생성 전략 탐구. 서울대학교 석사학위논문.
- 이영재 외. (2025). 대형 언어모델을 활용한 특허 청구항 생성요약에 관한 연구. 지능시스템학회논문지, 35(3), 205-211.
- 이창현. (2023). 자연어 처리 모델을 이용한 특허 청구항 작성 및 구체화 방법. 한양대학교 공학대학원 석사학위논문.
- 이용희. (2024). 대규모 언어 모델을 활용한 특허 청구범위 생성. 서강대학교 석사학위논문.
- 전원 외. (2023). 초거대 인공지능 프로세서 반도체 기술 개발 동향. 전자통신동향분석, 38(5), 1-11. 한국전자통신연구원.

- 최아름 외. (2025). 학술 논문 작성에서의 생성형 AI 서비스 활용 행태에 대한 탐색적 연구: CRediT(Contributor Roles Taxonomy)의 역할 분류를 중심으로. 한국문헌정보학회지, 56(2), 153-175.
- 함영욱. (2025). AI를 이용하여 작성한 특허명세서의 실효성 확보 방안. 법학연구, 36(1), 415-445.

2. 국외문헌

- Bai, X., Wang, R., Feng, S., & Xu, W. (2024). IP-LM: Training domain-specialized large language models for intellectual property tasks.
- Bai, Z., Zhang, R., Chen, L., Cai, Q., Zhong, Y., Wang, C., et al. (2024). PatentGPT: A Large Language Model for Intellectual Property.
- Bednarczyk, L., Reichenpfader, D., Gaudet-Blavignac, C., Ette, A. K., Zagher, J., Zheng, Y., Bensahla, A., Bjelogrić, M., & Lovis, C. (2025). Scientific evidence for clinical text summarization using large language models: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e68998.
- Bender, E. M., & Koller, A. (2020). Climbing towards NLU: On meaning, form, and understanding in the age of data. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 5185-5198.
- Bender, Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *Proceedings of the ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610-623.
- Bergeaud, A., & Verluise, C. (2023). Identifying technology clusters based on automated patent landscaping. *PLOS ONE*, 18(12), e0295587.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R.,

- Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877-1901.
- Carriero, A., Clark, T. E., & Marcellino, M. (2025). Large language models for macroeconomic forecasting. *arXiv:2407.00890*.
- Chai, Y., Wang, M., & Wang, Q. (2025). Towards automated quality assurance of patent specifications: A multi-dimensional LLM framework. *arXiv preprint*.
- Cho, K., van Merriënboer, B., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. *arXiv:1406.1078*.
- Christofidellis, D., Efthymiou, A., Krithara, A., Moumtzidou, A., & Vlachos, A. (2022). PGT: A prompt-based generative transformer for the patent domain. In *Proceedings of the ICML 2022 Workshop on Knowledge Retrieval and Language Models*.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9-30.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL-HLT*, 4171-4186.
- Farhan, H. N. (2023). The impact of AI-powered writing tools on students' writing performance. (Unpublished manuscript).

- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19(2), 213-236.
- Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y.-W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527-1554.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- Huang, Y., Zhang, J., Li, J., et al. (2024). A Survey on Hallucination in Large Language Models: Principles, Taxonomy, Challenges, and Open Questions. *ACM Transactions on Information Systems*.
- Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12), Article 248.
- Jiang, L., & Goetz, S. (2024). A survey of patent analysis and generation using large language models. *arXiv preprint arXiv:2403.04105*.
- Jiang, L., & Goetz, S. M. (2025). Natural Language Processing in the Patent Domain: A Survey. *arXiv preprint, cs.AI*, April 23, 2025.
- Jiang, L., Zhang, C., Scherz, P. A., & Goetz, S. (2025). Can Large Language Models Generate High-Quality Patent Claims? *arXiv preprint*.
- Jouppi, N. P., Young, C., Patil, N., Patterson, D., Agrawal, G., Bajwa, R., Bates, S., Bhatia, S., Boden, N., Borchers, A., Boyle, R., Cantin, P., Chao, C., Clark, C., Coriell, J., Daley, M., Dau, M., Dean, J., Gelb, B., ... Yoon, D. H. (2017). In-datacenter performance analysis of a tensor processing unit. *Proceedings of*

the 44th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA), 1-12.

- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., Söllner, M., ... Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Instruction*, 101, 101745.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1097-1105.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, Y. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors*, 46(1), 50-80.
- Lee, J.-S., & Hsiang, J. (2020). Patent claim generation by fine-tuning OpenAI GPT-2. *World Patent Information*, 62, 101983.
- Lee, J.-S. (2024). Improving patent claim generation with reinforcement learning from human feedback (RLHF).
- Marcus, G. (2018). Deep learning: A critical appraisal. arXiv:1801.00631.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). A proposal for the Dartmouth summer research project. AI

- Magazine, 27(4), 12-14.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations. arXiv:1301.3781.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., Hassabis, D., ... de Freitas, N. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540), 529-533.
- Nabben, K., & Curtis, S. (2023). Generative AI and the emergence of synthetic technical knowledge: Risks for accuracy and governance. *Journal of Responsible Technology*, 14, 100073.
- Oliveira, J. D., Gonçalves, B., Santos, A. L., Ferreira, J. C., & Ribeiro, R. A. (2025). Development and evaluation of a clinical note generation system. *Communications Medicine*, 5, Article 23.
- Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., Almeida, D., Wainwright, C., Mishkin, P., Zhang, C., Agarwal, S., Slama, K., Ray, A., Schulman, J., Hilton, J., & Lowe, R. (2022). Training language models to follow instructions with human feedback. arXiv preprint arXiv:2203.02155.
- Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Human Factors*, 39(2), 230-253.
- Ren, R., & Ma, J. (2024). Large Language Model for Patent Concept

Generation. *Advanced Engineering Informatics*.

- Revelle, W., & Condon, D. M. (2019). Reliability from alpha to omega: A tutorial. *Psychological Assessment*, 31(12), 1395-1411
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386-408.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533-536.
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229.
- Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(3), 417-457.
- Sharma, P., Goel, A., Kaur, S., Bansal, M., & Goyal, P. (2024). CaseLaw-Bench: A benchmark for evaluating large language models on legal reasoning. *arXiv preprint*.
- Shneiderman, B. (2020). Human-centered AI: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495-504.
- Shomee, H., Rahman, M. T., Hossain, M. J., Ahmed, S., & Uddin, M. S. (2025). A survey on patent analysis. *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2025)*, 8545-8561.
- Tseng, Y.-H., Lin, C.-J., & Lin, Y.-I. (2007). Text mining techniques for patent analysis. *Information Processing & Management*, 43(5),

1216–1247.

- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273–315.
- Wang, J., Mudhiganti, S. K. R., & Sharma, M. (2024). Patentformer. *EMNLP 2024 Industry Track*, 1361–1380.
- Wang, X., Zhang, Y., Li, J., Chen, Z., Liu, Y., & Wang, W. (2024). Patentformer: A novel method to automate the generation of patent applications. *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Industry Track*.
- Yang, R., Mudhiganti, S. K., & Sharma, M. (2025). PatentVision. *arXiv preprint*.
- Zamfirescu–Pereira, J., et al. (2023). Measuring productivity gains from large language models in document work. *Proceedings of the ACM on Human–Computer Interaction*, 7(CSCW2), Article 318.
- Zhang, X., Liu, Y., Chen, Z., Wang, J., & Li, X. (2024). Evaluating

document quality generated by large language models. arXiv preprint.

Ziegler, D. M., Stiennon, N., Wu, J., Brown, T. B., Radford, A., Amodei, D., Christiano, P. F., & Irving, G. (2019). Fine-tuning language models from human preferences. arXiv preprint arXiv:1909.08593.

3. 연구보고서 및 단행본

- 노세리 등. (2024). AI 도입과 노동과정의 재구조화: 산업과 직종별 변화와 정책과제. 한국노동연구원 연구보고서.
- 한국수출입은행 해외경제연구소. (2024). AI가 견인하는 HBM 시장 현황 및 전망. 2024 이슈보고서 VOL.2024-이슈(2024.7).
- AIPLA. (2023). Report of the economic survey 2023. American Intellectual Property Law Association.
- Bessen, J., & Meurer, M. J. (2008). Patent failure: How judges, bureaucrats, and lawyers put innovators at risk. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Brynjolfsson, & McAfee. (2014). The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. W. W. Norton & Company.
- Burk, D. L., & Lemley, M. A. (2009). The patent crisis and how the courts can solve it. University of Chicago Press.
- Field, A. (2018). Discovering statistics using IBM SPSS statistics (5th ed.). Sage.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.
- IDC. (2025). Worldwide accelerated computing infrastructure forecast. International Data Corporation.
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2024). Speech and language processing (3rd ed.). Draft version.
- Kaplan, J., McCandlish, S., Henighan, T., Brown, T. B., Chess, B., Child, R., Gray, S., Radford, A., Wu, J., & Amodei, D. (2020). Scaling

- laws for neural language models. arXiv:2001.08361.
- Kortext & Higher Education Policy Institute. (2024, 2025). Reports on AI adoption and the intention to expand AI use in higher education. HEPI.
- Manning, C. D., & Schütze, H. (1999). Foundations of statistical natural language processing. MIT Press.
- McKinsey Global Institute. (2023). The economic potential of generative AI.
- Mitchell, T. M. (1997). Machine learning. McGraw–Hill.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). Psychometric theory (3rd ed.). McGraw–Hill.
- OpenAI. (2023). GPT–4 Technical Report. arXiv:2303.08774.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). Pearson.
- Susskind, R., & Susskind, D. (2015). The future of the professions: How technology will transform the work of human experts. Oxford University Press.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement learning: An introduction (2nd ed.). MIT Press.
- Vaske, J. J., & Beaman, J. (2017). Survey research and analysis: Applications in parks, recreation and human dimensions (2nd ed.). Venture Publishing.
- WEF. (2023). Generative AI and SMEs: Reducing document creation costs and improving competitiveness. World Economic Forum.

4. 정부기관 및 연구기관

- 국가법령정보센터. (2025). 특허법 제1조. (www.law.go.kr)
- 국가법령정보센터. (2025). 특허법 제42조. (www.law.go.kr)
- 국가법령정보센터. (2025). 특허법 제64조. (www.law.go.kr)
- 국가법령정보센터. (2025). 특허법 제94조. (www.law.go.kr)
- 국가법령정보센터. (2025). 특허법 제97조. (www.law.go.kr)
- 지식재산처. (2025a). 특허·실용신안 심사기준. 특허청예규 제131호.
(www.law.go.kr)
- 지식재산처. (2025b). 특허 심사 절차. (www.kipo.go.kr)
- 지식재산처. (2025c). 특허 출원 절차. (www.kipo.go.kr)
- GPO. (2025a). 35 U.S.C. § 112(a). United States Government Publishing Office. (www.govinfo.gov)
- GPO. (2025b). 35 U.S.C. § 112(b). United States Government Publishing Office. (www.govinfo.gov)
- OECD. (2019). Innovation policies for sustainable development: Low-carbon energy and smart-city initiatives. OECD Science, Technology and Industry Policy Papers No. 80. OECD Publishing.
- OECD. (2022). OECD Framework for the Classification of AI Systems. OECD Publishing.
- OECD. (2023). Advancing accountability in AI: Governing and managing risks throughout the lifecycle for trustworthy AI (OECD Digital Economy Papers No. 349). OECD Publishing.
- OECD. (2025). OECD science, technology and innovation outlook 2025: Driving change in a shifting landscape. OECD Publishing.
- USPTO. (2024). Guidance on use of artificial intelligence-based tools in

practice before the USPTO [Webinar slides].

- WIPO. (2016). Understanding industrial property (2nd ed., WIPO Publication No. 895). World Intellectual Property Organization
- WIPO. (2019). WIPO technology trends 2019: Artificial intelligence. World Intellectual Property Organization.
- WIPO. (2020). WIPO conversation on intellectual property and artificial intelligence. World Intellectual Property Organization.
- WIPO. (2022). World intellectual property report 2022: The direction of innovation. World Intellectual Property Organization.
- WIPO. (2023). WIPO Patent Drafting Manual (2nd ed.). World Intellectual Property Organization.
- WIPO. (2024a). Patent Landscape Report: Generative Artificial Intelligence. World Intellectual Property Organization.
- WIPO. (2024b). Generative AI: Navigating Intellectual Property. World Intellectual Property Organization.

5. 기타

국립국어원. (2025). 표준국어대사전. (www.stdict.korean.go.kr)

BitLaw. (2024). Patent application cost. (www.bitlaw.com/patent/cost.html)

DeepIP. (2025). DeepIP: AI assistant for patent drafting and prosecution.
(www.deepip.ai)

Financial Times. (2025). AI speeds up legal workflows, but core legal judgment remains human-led. Financial Times.
(www.ft.com/content/1d859a36-6251-4caa-9f8c-aeb35f1d628e)

IBM. (2025). Artificial intelligence.
(www.ibm.com/kr-ko/think/topics/artificial-intelligence)

IPWatchdog. (2015). The cost of obtaining a patent in the US.
(www.ipwatchdog.com/2015/04/04/the-cost-of-obtaining-a-patent-in-the-us)

PatentPal. (2025). PatentPal: AI-powered patent drafting software.
(www.patentpal.com)

Solve Intelligence. (2025). Solve Intelligence: AI-powered patent writing platform. (www.solveintelligence.com)

부록 : 설문지

AI를 활용한 특허 명세서 작성 효율성 향상 방안 연구

안녕하십니까?

먼저 바쁘신 중에도 설문에 응해주심에 감사의 말씀을 드립니다.

저는 한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원 스마트융합컨설팅학과에서 “AI를 활용한 특허 명세서 작성의 효율성 향상 방안 연구”를 주제로 석사학위 논문을 준비 중에 있습니다.

본 설문은 생성형 인공지능을 활용한 특허 명세서 작성 과정에서 사용자가 인식하는 효율성 및 효과성을 실증적으로 분석하기 위한 목적으로 수행됩니다. 특히 생성형 AI 활용이 특허 명세서 작성 시간 단축, 문서 구조화, 품질 인식 등에 어떠한 영향을 미치는지를 파악하고자 합니다.

또한 특허 전문가, 기업 연구원, 개인 출원자 등 사용자 유형별로 생성형 AI 활용에 대한 인식 차이를 비교·분석하는 데 목적이 있습니다. 이를 통해 생성형 AI가 특허 실무에서 수행할 수 있는 역할과 한계를 보다 객관적으로 규명하고자 합니다.

본 설문 결과는 AI 기반 특허 명세서 작성 지원 도구의 실무적 활용 가능성을 평가하는 기초 자료로 활용될 것입니다. 나아가 향후 특허 제도 및 정책 차원의 AI 활용 방안과 관련 제도 개선을 위한 참고 자료로 활용될 수 있을 것입니다.

본 설문을 통해 수집된 정보는 비밀을 유지하고 통계 목적으로만 활용될 것이며, 본 연구 목적 이외의 다른 용도로는 절대 사용하지 않을 것임을 약속드립니다.

귀하께서 답변하신 내용들은 모두 귀중한 연구 자료로 이용 될 것이므로 가능한 성실한 응답을 부탁드립니다. 빠진 문항이 없도록 답변해주시길 부탁드립니다.

본 설문조사에 협조해 주심에 다시 한 번 깊은 감사를 드립니다.

2025년 10월

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원 스마트융합컨설팅학과

지도교수 : 원 중 혁

연구자 : 허 정 우

연락처 : 010-8930-2876

herherid@naver.com

■ 다음은 응답자 기본 정보입니다. 해당하는 번호에 √표 해주시기 바랍니다.

1-1. 귀하의 주요 역할은 무엇입니까?

- ① 변리사
- ② 특허사무소 실무자
- ③ 기업 연구원
- ④ 개인 출원자
- ⑤ 기타 ()

1-2. 특허 명세서 작성 또는 검토 경험 기간은 ?

- ① 1년 미만
- ② 1년 이상 ~ 3년 미만
- ③ 3년 이상 ~ 5년 미만
- ④ 5년 이상 ~ 10년 미만
- ⑤ 10년 이상

1-3. 생성형 AI(예: ChatGPT 등)를 특허 관련 업무에 사용한 경험이 있습니까?

- ① 있다.
- ② 없다.

1-4. 생성형 AI(예: ChatGPT 등)를 특허 관련 업무에 사용한 횟수가 얼마나 됩니까?

- ① 1회
- ② 2회 ~ 3회 이하
- ③ 4회 ~ 5회 이하
- ④ 6회 ~ 10회 이하
- ⑤ 10회 이상

■ 문항을 읽으시고 귀하의 생각에 가까운 번호에 √표 해주시기 바랍니다.

1. 생성형 AI 활용 수준(Usage Intensity)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	특히 명세서 작성 과정에서 생성형 AI를 자주 활용한다.	①	②	③	④	⑤
2	아이디어 구체화 단계에서 생성형 AI를 활용한다.	①	②	③	④	⑤
3	명세서 본문(배경·실시예) 작성 시 생성형 AI를 활용한다.	①	②	③	④	⑤
4	청구항 초안 작성 시 생성형 AI를 활용한다.	①	②	③	④	⑤
5	작성된 문서의 수정·보완 단계에서 생성형 AI를 활용한다.	①	②	③	④	⑤

2. 인지된 효율성(Perceived Efficiency)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI는 특히 명세서 작성 시간을 단축시켜 준다.	①	②	③	④	⑤
2	반복적인 문서 작성 업무의 부담을 줄여준다.	①	②	③	④	⑤
3	문서 구조를 빠르게 잡는 데 도움이 된다.	①	②	③	④	⑤
4	초안 작성 속도가 기존 방식보다 현저히 빠르다.	①	②	③	④	⑤
5	전체 업무 생산성이 향상되었다고 느낀다.	①	②	③	④	⑤

3. 문서 품질 인식(Perceived Quality)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI가 작성한 문서는 전반적으로 논리적이다.	①	②	③	④	⑤
2	기술적 설명이 비교적 명확하게 정리되어 있다.	①	②	③	④	⑤
3	문서 전반의 일관성이 유지된다.	①	②	③	④	⑤
4	용어 사용이 비교적 통일되어 있다.	①	②	③	④	⑤
5	명세서 초안 품질은 인간이 직접 작성한 초안과 큰 차이가 없다.	①	②	③	④	⑤

4. 법적 신뢰성 및 리스크 인식(Legal Reliability & Risk)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI가 작성한 특허 문장은 법적 관점에서 검토할 만한 가치가 있다.	①	②	③	④	⑤
2	생성형 AI가 작성한 특허 명세서를 충분한 검토 없이 그대로 제출할 경우, 법적 분쟁이 발생할 가능성이 높다.	①	②	③	④	⑤
3	생성형 AI가 작성한 청구항은 권리 범위를 고려할 때 반드시 전문가의 추가 검토가 필요하다.	①	②	③	④	⑤
4	생성형 AI의 결과를 그대로 신뢰하고 사용하는 것은 특허 실무에서 법적 리스크를 증가시킬 수 있다.	①	②	③	④	⑤
5	특허 명세서 작성 전 과정을 생성형 AI에만 의존하는 것은 법적 관점에서 바람직하지 않다.	①	②	③	④	⑤

5. 기술적 신뢰성 인식(Perceived Reliability)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI가 작성한 내용은 기술적으로 신뢰할 수 있다.	①	②	③	④	⑤
2	선행기술과의 차별성이 적절히 표현된다.	①	②	③	④	⑤
3	발명의 핵심 기술적 특징을 잘 반영한다.	①	②	③	④	⑤
4	법적 분쟁 가능성이 낮은 표현을 사용한다고 느낀다.	①	②	③	④	⑤
5	생성형 AI가 작성한 청구항은 추가적인 전문가 검토가 반드시 필요하다.	①	②	③	④	⑤

6. 오류 가능성 및 위험 인식(Perceived Risk)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI는 사실과 다른 내용을 생성할 가능성이 있다.	①	②	③	④	⑤
2	발명의 핵심 기술적 특징을 비교적 정확하게 반영하고 있다.	①	②	③	④	⑤
3	선행기술과의 차별 요소를 기술적으로 일정 부분 적절히 표현하고 있다.	①	②	③	④	⑤
4	기술 설명은 전체적으로 일관성이 있으며, 기술 흐름을 이해하는 데 무리가 없다.	①	②	③	④	⑤
5	기술적 서술은 사람이 추가로 검토하면 실무에서 활용 가능한 수준이다.	①	②	③	④	⑤

7. 비용 절감 및 실무적 효과 인식(Cost & Practical Benefit)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI 활용은 특허 명세서 작성 비용 절감에 기여한다.	①	②	③	④	⑤
2	생성형 AI는 특허 작성 과정에서 외주 또는 인력 투입 비용을 줄이는 데 도움이 된다.	①	②	③	④	⑤
3	생성형 AI는 개인 출원자의 특허 출원 접근성을 향상시킨다.	①	②	③	④	⑤
4	생성형 AI는 중소기업이나 스타트업 환경에서 특히 유용한 도구라고 인식한다.	①	②	③	④	⑤
5	생성형 AI 활용은 특허 실무 전반의 업무 효율성을 개선한다.	①	②	③	④	⑤

8. 전문가 대체 여부 및 협업 인식(Human-AI Collaboration)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	생성형 AI는 장기적으로 변리사 또는 특허 전문가를 대체할 수 있다.	①	②	③	④	⑤
2	생성형 AI는 특허 전문가의 업무를 보조하는 도구로서 적합하다.	①	②	③	④	⑤
3	인간 전문가와 생성형 AI의 협업이 특허 명세서 작성에 가장 바람직한 방식이라고 생각한다.	①	②	③	④	⑤
4	특허 실무에서는 여전히 인간 전문가의 판단이 핵심적 역할이다.	①	②	③	④	⑤
5	생성형 AI는 특허 전문가의 업무 부담을 경감시키는 역할을 수행한다고 인식된다.	①	②	③	④	⑤

9. 지속 사용 의도 및 확산 가능성(Behavioral Intention)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다 보통 매우 그렇다				
1	향후 특허 명세서 작성 시 생성형 AI를 지속적으로 활용할 의향이 있다.	①	②	③	④	⑤
2	주변 동료나 조직에 생성형 AI 활용을 추천할 의향이 있다.	①	②	③	④	⑤
3	공식적인 AI 기반 특허 작성 지원 도구가 도입된다면 적극 활용할 것이다.	①	②	③	④	⑤
4	사용자 특성을 반영한 맞춤형 AI 특허 작성 도구가 필요하다고 생각한다.	①	②	③	④	⑤
5	향후 특허 제도 및 정책 환경에서도 생성형 AI 활용은 확대될 것으로 예상된다.	①	②	③	④	⑤

10. 윤리·책임성 및 제도 인식(Ethical & Governance Perception)에 대한 질문입니다.

측 정 항 목		전혀 아니다	보통	매우 그렇다		
1	생성형 AI를 활용하여 작성된 특허 명세서의 법적 책임 주체는 명확히 규정될 필요가 있다.	①	②	③	④	⑤
2	생성형 AI 활용 여부는 특허 출원 과정에서 투명하게 공개될 필요가 있다.	①	②	③	④	⑤
3	생성형 AI가 작성한 특허 문서에 대해서는 별도의 검증 또는 관리 기준이 필요하다.	①	②	③	④	⑤
4	특허 명세서 작성 과정에서 생성형 AI 활용을 위한 윤리적 가이드라인이 마련되어야 한다.	①	②	③	④	⑤
5	향후 특허 제도 및 정책 차원에서 생성형 AI 활용을 고려한 제도 개선이 필요하다.	①	②	③	④	⑤

■ 다음은 인구 통계적 특성에 대한 설문입니다. 일치하는 곳에 √표 해주시기 바랍니다.

11-1. 귀하의 성별은 무엇입니까 ?

- ① 남자 ② 여자

11-2. 귀하의 연령은 어디에 해당되니까 ? (만 나이 기준)

- ① 10대 ② 20대 ③ 30대 ④ 40대 ⑤ 50대 ⑥ 60대 ⑦ 70대 이상

11-3. 귀하의 거주 지역은 어디입니까 ?

- ① 서울특별시
 ② 인천광역시
 ③ 수도권 지역 (서울 인접 시, 군)
 ④ 경기도 (수도권 지역 제외)
 ⑤ 서울, 경기를 제외한 광역 시도
 ⑥ 해외거주 (_____)
 ⑦ 기타지역 (_____)

11-4. 귀하의 최종학력은 어디에 해당되니까 ?

- ① 고등학교 졸업 ② 대학 ③ 대학교
 이하 재학/졸업(전문대) 재학/졸업(4년제)
 ④ 대학원 재학/졸업 ⑤ 기타 (_____)

11-5. 귀하의 직업은 무엇입니까 ?

- | | | |
|---------|-------|-----------------|
| ① 학생 | ② 회사원 | ③ 전문직 |
| ④ 공무원 | ⑤ 자영업 | ⑥ 프리랜서 |
| ⑦ 아르바이트 | ⑧ 주부 | ⑨ 기타
(_____) |

11-6. 귀하의 월 소득은 어디에 해당됩니까 ?

- | | |
|------------------------|------------------------|
| ① 100만 원 미만 | ② 100만 원 이상 ~ 200만원 미만 |
| ③ 200만 원 이상 ~ 300만원 미만 | ④ 300만 원 이상 ~ 500만원 미만 |
| ④ 500만 원 이상 ~ 700만원 미만 | ⑤ 700만 원 이상 |

ABSTRACT

A Study on Approaches to Enhancing the Efficiency of Patent Specification Drafting Using Artificial Intelligence

Her, Jung-Woo

Major in Smart Convergence

Technology Consulting

Dept. of Smart Convergence Consulting

Graduate School of Knowledge Service
& Consulting

Hansung University

A patent specification is a document that describes the technical content of an invention and defines the scope of patent rights. Accordingly, the process of drafting a patent specification requires both a technical understanding of the invention and legal judgment based on patent law. Recently, the use of generative artificial intelligence (Generative Artificial Intelligence, hereinafter referred to as generative AI) has become increasingly common in document drafting, and a growing number of studies and practical cases have explored the application of generative AI to patent specification drafting, which requires a high level of expertise.

This study aims to examine the efficiency that generative AI provides to users in the process of drafting patent specifications and to analyze how perceptions of such efficiency differ across user groups. To this end, a survey was conducted targeting users with experience in drafting patent specifications, focusing on perceptions related to workload reduction, document quality, error likelihood, cost implications, and future intention to use generative AI. The collected responses were analyzed by comparing three groups: patent professionals, corporate researchers, and individual applicants.

The analysis results indicate that respondents perceived relatively high efficiency in stages such as drafting initial specifications and handling repetitive descriptive tasks. In contrast, for tasks directly related to defining claim scope and matters closely associated with patent law, many respondents expressed the need for additional review of outputs generated by generative AI. These perceptions were not uniform across user groups, and notable differences were observed between patent professionals and non-expert users.

This study is meaningful in that it focuses not on the technical performance of generative AI itself, but on actual user experiences, thereby providing an empirical analysis of perceived efficiency and usage patterns of generative AI in the patent specification drafting process.

【Keywords】 Artificial Intelligence, Patent Specification, Human-AI Collaboration, Patent Document Automation