



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

석사학위논문

생성형 AI를 이용한 BRMS 규칙 설계 연구

- 기술보증기금 보증료율 산출 로직을 중심으로 -



한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

박 경 숙

석사학위논문
지도교수 최동준

생성형 AI를 이용한 BRMS 규칙 설계 연구

- 기술보증기금 보증료율 산출 로직을 중심으로 -

BRMS Rule Design Using Generative AI
- Focusing on the Guarantee Fee Design Logic of the
Korea Technology Finance Corporation -



HANSUNG
UNIVERSITY

2025년 6월 일

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

박 경 숙

석사학위논문
지도교수 최동준

생성형 AI를 이용한 BRMS 규칙 설계 연구

- 기술보증기금 보증료율 산출 로직을 중심으로 -

BRMS Rule Design Using Generative AI
- Focusing on the Guarantee Fee Design Logic of the
Korea Technology Finance Corporation -

위 논문을 컨설팅학 석사학위 논문으로 제출함

2025년 6월 일

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

박 경 숙

박경숙의 컨설팅학 석사학위 논문을 인준함

2025년 6월 일



HANSONG
UNIVERSITY

심사위원장 정진택 (인)

심사위원 주형근 (인)

심사위원 최동준 (인)

국 문 초 록

생성형 AI를 이용한 BRMS 규칙 설계 연구 - 기술보증기금 보증료율 산출 로직을 중심으로 -

한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원
스 마 트 융 합 컨 설 팅 학 과
스 마 트 융 합 컨 설 팅 전 공
박 경 숙

생성형 AI 기술은 업무 자동화와 의사결정 지원 도구로 역할을 확장하고 있다. 생성형 AI 기술은 수십 페이지 분량의 규정집에 포함된 자연어를 분석하여 논리 로직을 설계할 수 있다. 연구자는 생성형 AI 기술의 자연어 학습, 논리 구조 설계 역량을 기업이나 조직의 규정 생성과 관리 프로세스에 적용하면 신속·정확하게 비즈니스 규칙을 설계할 수 있다고 판단하여 ‘비즈니스 규칙 관리시스템(BRMS)’의 규칙(Rule) 설계 자동화에 관하여 연구하였다.

BRMS는 복잡하고 지속적으로 변화하는 규칙을 중앙에서 체계적으로 관리함으로써 업무 효율성과 일관성을 제고하는 시스템이다. 그러나 BRMS 도입 이후에도 현업 담당자에 의한 업무 분석 및 규칙 설계 과정은 상당한 시간과 노력이 요구되며, 개인의 역량에 따라 설계 정확성에 편차가 발생하는 현실적 한계가 존재한다. 따라서, 이 연구는 규칙 기반의 업무를 수행하는 모든 조직의 담당자에게 현재 시점에 생성형 AI가 제공하는 설계 수준을 파악할 수 있게 하는 매우 중요한 연구라 할 수 있다. 연구자는 기술보증기금

「기술보증규정」에 따라 보증료 산출 방법을 규정한 「보증료등의 운용요령」 규정집을 4개의 생성형 AI 서비스에게 학습시킨 후 프롬프트에 의해 생성된 규칙 설계 결과를 체계적으로 평가하고 그 결과와 시사점을 제시하였다.

【Keyword】 인공지능, 생성형 AI, BRMS, 자동적 처분, 디지털 전환



목 차

I. 서론	1
1.1 연구 배경과 필요성	1
1.2 연구 목적	2
1.3 연구 방법 및 논문의 구성	3
1.3.1 연구 방법	3
1.3.2 논문의 구성 체계	4
II. 이론적 배경	5
2.1 생성형 AI 연구	5
2.1.1 생성형 AI(Generation AI)의 개념과 서비스	5
2.1.2 언어모델(LLM)의 개념과 유형	6
2.1.3 생성형 AI(Generation AI) 시장	7
2.1.4 생성형 AI를 활용한 행정업무 사례	8
2.2 비즈니스 룰 및 BRMS 연구	9
2.2.1 비즈니스 룰 관련 선행연구	9
2.2.2 비즈니스 룰 관리시스템(BRMS)의 정의와 구성요소	12
2.2.3 비즈니스 룰 관리시스템(BRMS) 룰 개발 연구	13
2.3 인공지능 서비스 품질 연구	14
2.3.1 서비스 품질 서브퀄(SERVQUAL) 연구	14
2.3.2 AI 품질 연구	15
III. 연구설계	21
3.1 연구설계	21
3.2 연구 방법	21
3.2.1 연구 절차 및 방법	21
3.2.2 기준 BRMS 룰 분석 설계서 작성	22
3.2.3 대상 생성형 AI 선정, 학습데이터, 기준 프롬프트 작성	34

3.2.4 AI를 이용한 BRMS 룰 생성	35
3.2.5 룰 설계 평가	36
3.2.6 그 외 전문가 인터뷰 및 시사점 정리	36
IV. 연구 결과	37
4.1 AI를 이용한 BRMS 룰 분석 설계서 생성	37
4.1.1 1차 생성 및 평가	37
4.1.2 2차 생성 및 평가	54
4.2 전문가 그룹 인터뷰 및 시사점	63
4.2.1 인터뷰 개요	63
4.2.2 인터뷰 참여기관 담당자	63
4.2.3 분석 결과 검토 의견	64
4.3 소결	67
V. 결론	68
5.1 연구 결과	68
5.2 정책 제안 및 연구의 한계	69
5.2.1 정책 제안	69
5.2.2 연구의 한계 및 향후 연구 과제	70
ABSTRACT	77

표 목차

[표 1-1] 연구 방법	3
[표 1-2] 논문의 구성	4
[표 2-1] 공공부문 비즈니스 룰 개발 연구	10
[표 2-2] 민간부문 비즈니스 룰 개발 연구	12
[표 2-3] BRMS 구성요소	13
[표 2-4] 서브퀵 품질 검증 항목 내용	14
[표 2-5] 학습용데이터 품질 항목 내용	15
[표 2-6] 인공지능품질지표	16
[표 2-8] 초거대 AI 데이터 품질관리 구성	18
[표 2-9] ISO/IEC 5259-2 기준은 준용한 비정형데이터 품질기준	19
[표 2-10] AI 품질 측정 지표 후보 도출	20
[표 3-1] 연구절차 및 방법	22
[표 3-2] 계산요율 룰 분석 설계서	24
[표 3-3] 기준보증요율 룰 분석 설계서	25
[표 3-4] 감면율 룰 분석 설계서	26
[표 3-5] 중복감면율 룰 분석 설계서	27
[표 3-6] 가산율 룰 분석 설계서	28
[표 3-7] 고정보증요율 룰 분석 설계서	29
[표 3-8] 적용보증요율 룰 분석 설계서	30
[표 3-9] 보증료 산정 룰 분석 설계서	31
[표 3-10] 룰 분석 설계서의 입력 항목	32
[표 3-11] 룰 분석 설계서의 출력 항목	33
[표 3-12] 룰 분석 설계서의 로직	33
[표 3-13] 연구에 사용할 생성형 AI 후보	34
[표 4-1] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs ChatGPT 입력 항목 비교	39
[표 4-2] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs ChatGPT 출력 항목 비교	40
[표 4-3] 룰 분석 설계서의 룰 vs ChatGPT 룰 비교	43

[표 4-4] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs Perplexity 입력 항목 비교	46
[표 4-5] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs U서비스 입력 항목 비교	50
[표 4-6] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs U서비스 출력 항목 비교	50
[표 4-7] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs S서비스 출력 항목 비교	51
[표 4-8] 생성형 AI별 결과 비교표	52
[표 4-9] 비교 항목 AHP 분석 결과	53
[표 4-10] 생성형 AI별 BRMS AHP 가중치 결과 비교표	53
[표 4-11] 생성형 AI별 AI 평가지표 AHP 가중치 결과 비교표	54
[표 4-12] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 입력 항목 비교	56
[표 4-13] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 출력 항목 비교	57
[표 4-14] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 룰 로직 비교	59
[표 4-15] ChatGPT vs ChatGPT4 BRMS 룰 설계 결과	61
[표 4-16] ChatGPT vs ChatGPT4 BRMS 룰 평가	62
[표 4-17] ChatGPT vs ChatGPT4 AI 평가 지표 평가 결과	62
[표 4-18] 인터뷰 참여 현황(총 2개사 4명의 컨설턴트 외)	63
[표 4-19] (인터뷰 요약1) BRMS 룰 분석 AI 활용의 필요성	64
[표 4-20] (인터뷰 요약2) 룰 생성의 자동화 가능성과 한계	65
[표 4-21] (인터뷰 요약3) 실제 프로젝트에서의 활용 가능성	66

그림 목차

[그림 3-1] 기술보증기금 보증료등의 운용요령 총칙 발취	23
[그림 3-2] 보증료 산정 룰 분석 설계서 구조	24
[그림 4-1] ChatGPT 생성 BRMS INPUT 정의	38
[그림 4-2] ChatGPT 생성 BRMS OUTPUT 정의	40
[그림 4-3] ChatGPT 생성 BRMS RULE #1/2	41
[그림 4-4] ChatGPT 생성 BRMS RULE #2/2	42
[그림 4-5] Perplexity 생성 BRMS INPUT	45
[그림 4-6] Perplexity 생성 BRMS OUTPUT	47
[그림 4-7] Perplexity 생성 BRMS 핵심 로직 설계	48
[그림 4-8] U서비스 생성 BRMS INPUT/OUTPUT/LOGIC	49
[그림 4-9] S서비스 생성 BRMS INPUT/OUTPUT/LOGIC	51
[그림 4-10] ChatGPT4 생성 INPUT 항목 정의	55
[그림 4-11] ChatGPT4 생성 Output 항목 정의	57
[그림 4-12] ChatGPT4 생성 LOGIC 정의	58
[그림 4-13] ChatGPT4 생성 룰 구성 구조 및 활용 함수	60

I. 서론

1.1 연구 배경과 필요성

한국 정부는 국가적 초고속 정보통신망 투자와 적극적인 공공정보화 사업 추진으로 세계 최고 수준의 전자정부를 구축·운영하였으나, 인공지능 클라우드 중심의 디지털 전환 시대가 도래함에 따라 기존 전자정부의 활용과 서비스 혁신 미흡을 개선하기 위해 디지털 정부혁신 추진계획을 수립하였다(관계부처 합동, 2019). 이후 한국 정부는 ‘AI 국가전략(‘19.12)’, ‘디지털플랫폼정부 실현계획(‘23.4)’, ‘초거대 AI 경쟁력 강화 방안(‘23.4)’, ‘전 국민 AI 일상화 실행계획(‘23.9)’ 등 적극적인 인공지능 도입 정책을 추진하였다. 2024년 한국의 글로벌 AI 지수는 미국, 중국, 싱가포르, 영국, 프랑스에 이어 6위를 차지하고 있다(Stanford University, 2024).

기업은 더 빠르고 정확한 의사결정, 비용 효율화, 인력 운용의 최적화를 위해 업무 프로세스의 규칙화와 자동화를 핵심 전략으로 삼고 있으며, 그 중심에 인공지능 기술이 있다(김도원 외, 2023). 2022년 11월 OpenAI社에서 공개한 ChatGPT는 기존 인공지능과는 차별화된 자연어 처리 성능을 통해, 문서 생성, 요약, 번역은 물론 소스코드 작성과 수정까지 수행 가능하다는 점에서 AI 기술의 중요한 전환점을 이뤘다는 평가를 받고 있다(정진우, 2024). ChatGPT의 등장은 인공지능에 대한 대중과 산업계의 관심을 증폭시키는 계기가 되었으며, 이러한 기술의 진보는 일상생활과 산업 구조 전반에 걸쳐 커다란 변화를 유도하고 있다(이준문, 2025). 기존의 다른 인공지능과 달리 생성형 AI는 비정형 데이터를 분석해 음성, 영상, 이미지, 글자, 코드 등 새로운 콘텐츠를 창작할 수 있는 능력이 있다(신시아 하비, 2023). 생성형 AI는 자연어 처리와 기계학습 기술의 비약적인 발전을 토대로, 다양한 주제를 유연하게 다루고 창의적인 형태의 결과물을 생성할 수 있는 역량을 갖추고 있어 범용 인공지능으로의 진화를 가능하게 하는 잠재력을 지닌 기술로 평가된다(김종호, 2024).

생성형 AI는 거대언어모델(Large Language Model)을 기반으로 자연어 기반의 비정형 데이터를 분석·이해하고, 정형화된 결과물을 생성할 수 있는 특징을 가진다. 기업, 공공부문에서는 이 기술을 업무 자동화 및 의사결정 지원 도구로 적극적으로 도입하려는 시도가 늘어나고 있다(NetApp, 2025). 이러한 변화 속에서 ‘초자동화(Hyperautomation)’라는 개념이 현실화되고 있다. 이는 단순 자동화를 넘어서 인간의 개입이 거의 필요 없는 수준의 자동화로, 다양한 산업현장에서 적용이 확대되고 있다(정진우, 2024).

1.2 연구 목적

한국 정부, 공공기관 등에서는 글로벌 시장 변화에 따라 국내 정책을 변경하고, 필요에 따라 중소기업·소상공인 등 지원 정책을 시행하고 있다. 법률과 정책 변화에 따른 행정 등의 업무는 대국민 서비스 차원에서 진행되므로 시행일로부터 모든 행정서비스가 일관성 있게 처리되어야 한다. 이와 같이 법률과 규정 등에 근거하여 업무를 처리하는 민원 행정, 금융산업 등 영역의 조직에는 변화하는 규정의 세부 업무규칙(Business Rule)을 신속하게 설계하고 전 조직이 일관성 있게 활용하기 위해 BRMS(Business Rule Management System)를 이용한다.

이 연구에서는 자연어 형태로 제시된 법률과 규정을 학습한 생성형 AI가 실제 행정업무에 적용할 수 있는 수준의 BRMS 룰을 생성할 수 있는지를 연구하고자 한다. 연구 대상으로 기술보증기금의 보증료율 규칙을 선정하였으며 전문가가 작성한 비즈니스 룰과 생성형 AI가 생성한 결과를 비교 분석함으로써 민원행정, 중소기업 지원, 금융서비스 등 다양한 법적·규정적 일관성이 요구되는 업무 분야에서 생성형 AI의 실질적 활용 가능성을 검토한다.

생성형 AI의 규칙 설계 능력이 BRMS의 룰 개발·관리 기능과 결합되면, 신속한 비즈니스 룰 작성 및 룰 적용 자동화 등 변화하는 환경에서 신속하고 정확하게 조직의 업무를 수행할 수 있다. 이 연구는 규칙 기반의 업무를 수행하는 모든 조직의 담당자에게 현재 시점에 생성형 AI가 제공할 수 있는 비즈니스 룰 설계 기대 수준을 파악할 수 있게 하는 연구로 판단된다.

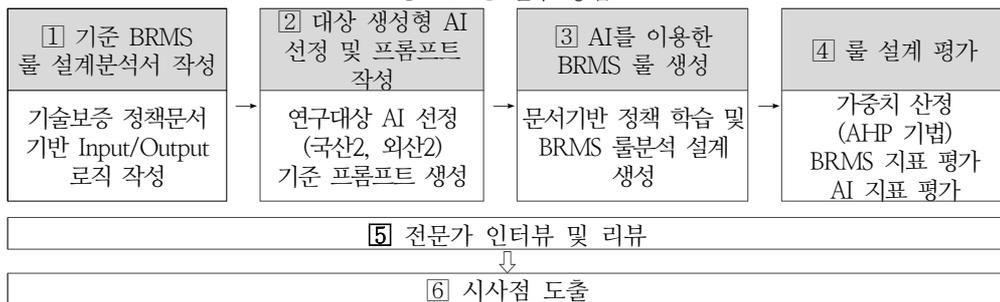
1.3 연구 방법 및 논문의 구성

1.3.1 연구 방법

이 연구는 연구자가 규정집을 직접 분석하여 설계한 룰 분석 설계서를 비교 기준으로 설정하고 생성형 AI 도구가 설계한 룰 분석 결과를 상호 비교·평가하는 방법으로 진행하였다.

첫 번째 단계는 비교 기준이 되는 룰 분석 설계서의 작성이다. 기술보증기금의 「보증료등의 운용요령」 규정집을 분석하여 입력값, 출력값, 처리로직으로 구분하여 룰 설계분석서를 작성하였다. 두 번째 단계는 연구 대상 생성형 AI 도구의 선정과 질의용 프롬프트 작성이다. 연구 대상 생성형 AI는 해외 모델 2종과 국내 모델 2종 총 4종을 선정하였다. 질의용 프롬프트는 규정집의 학습, 입력값, 출력값, 처리로직 설계를 요구하는 내용으로 작성했다. 세 번째 단계는 생성형 AI 4종에게 동일한 규정집을 제공하여 학습시키고 동일 프롬프트를 제시하여 결과를 확인하는 것이다. 네 번째 단계는 생성형 AI가 설계한 룰 결과물을 첫 번째 단계에서 작성한 기준 룰 분석 설계서와 비교하여 설계 여부 및 정확성을 평가하였다. BRMS 기반의 주요 평가 지표인 입력 항목, 출력 항목, 처리 로직의 추출 정확도를 분석하였다. 또한 평가의 신뢰성과 객관성을 높이기 위해 신뢰성, 구문 정확성, 의미 정확성, 유효성 등의 정성적 평가 항목을 함께 설정하였으며, 위 평가는 AHP 기법을 적용하여 전문가 의견으로 가중치를 산출하여 종합평가를 수행하였다. 마지막으로 전문가 그룹 인터뷰로 생성형 AI의 BRMS 적용 가능성을 검토하였다[표1-1].

[표 1-1] 연구 방법



1.3.2 논문의 구성 체계

이 연구는 제1장 서론, 제2장 이론적 배경, 제3장 연구 설계 및 방법, 제4장 연구 결과, 제5장 결론의 흐름으로 구성하였다[표1-2].

제1장에서는 이 연구의 필요성, 연구의 목적, 연구 방법을 다룬다. 복잡한 비즈니스 환경에서 비즈니스 규칙을 효율적으로 관리하기 위한 생성형 AI 기술과 BRMS 를 설계 간 연구의 필요성을 포함한다. 제2장에서는 인공지능과 생성형 AI 연구, 비즈니스 를 기반 공공·민간 부문 연구, 인공지능 서비스 품질 연구를 다룬다. 생성형 AI에 관한 일반적인 지식과 함께 선행 를 기반의 연구 그리고 생성형 AI가 설계한 룰의 평가 기준을 포함하였다. 제3장에서는 연구설계, 연구방법을 다룬다. 어떤 절차로 생성형 AI 도구에게 BRMS 룰을 설계하게 할것인지, 그 결과를 어떻게 비교하고 평가할 것인지에 관한 내용을 다룬다. 제4장에서는 생성형 AI 도구를 이용한 BRMS 룰 개발 설계 내용을 비교 평가하고, 전문가 그룹 인터뷰로 시사점을 도출한다. 제5장에서는 연구 결과에 따른 연구자의 통찰을 제시하고 연구 결과에 따른 정책을 제언한다.

[표 1-2] 논문의 구성

① 서론		
연구의 필요성	연구의 목적	연구 방법 및 논문의 구성
↓		
② 이론적 배경		
인공지능과 생성형 AI 연구	비즈니스 룰과 BRMS 연구	인공지능 서비스 품질 연구
↓		
③ 연구 설계 및 방법		
연구 설계		연구 방법
↓		
④ 연구 결과		
생성형 AI를 이용한 BRMS 룰 개발 및 평가		전문가 그룹 인터뷰 및 시사점
결과 종합		
↓		
⑤ 결론		
연구 결과		
정책 제언 및 연구의 한계		

II. 이론적 배경

2.1 생성형 AI 연구

2.1.1 생성형 AI(Generation AI)의 개념과 서비스

인공지능이란 학습, 추론, 지각 판단, 언어의 이해 등 인간이 가진 지적 능력을 전자적 방법으로 구현한 것이고, 인공지능 기술이란 인공지능을 구현하기 위해 필요한 하드웨어·소프트웨어 기술 또는 그 활용 기술이다(인공지능기본법, 2025). 생성형 인공지능 기술이란 인공지능 기술의 한 종류로서 이미지, 비디오, 오디오, 텍스트 등을 포함한 대량의 데이터를 학습하여 사람과 유사한 방식으로 문맥과 의미를 이해하고 새로운 데이터를 자동으로 생성하는 기술을 의미한다(국가정보원, 2023).

기존 AI 기술이 회귀, 분류, 군집화 등 판별적 AI 기술이었다면 생성형 AI 기술은 이용자가 요구한 질문이나 과제를 해결하기 위해 주어진 데이터를 기반으로 패턴과 규칙을 학습하고 이를 통해 새로운 콘텐츠를 생성하는 기술이다(국가정보원, 2023). OpenAI사에서 2022년 이후에 선보인 'ChatGPT'는 학습된 데이터를 기반으로 대화형 생성형 AI 서비스로서, 사용자들의 증가와 같은 압도적인 성과를 보였다. 생성형 AI는 사용자의 특정한 요구사항에 맞게 결과물을 동적으로 생성하는 기술로, 입력된 데이터를 학습하고 새로운 데이터 결과를 생성한다(양지훈 외, 2023). 'ChatGPT'는 생성형 AI 중 하나에 불과하며, 현재 이미지 생성형 AI인 NovelAI와 Midjourney뿐만 아니라 Adobe와 같은 이미지 편집 도구 업체도 이미지 생성형 AI 서비스를 제공하고 있다. 또한 음악 생성 AI, 동영상 생성AI 등 다양한 분야의 생성형 AI 서비스가 존재한다. OpenAI 이외의 기업들도 생성형 AI 서비스를 개발하고 있으며, 구글은 바드(Bard)라는 생성형 AI챗봇을 개발하고 있으며, 메타(Meta)와 같은 기업은 현재 '라마2'를 개발 중이며, 네이버도 'Cue:'라는 검색 기반 생성형 AI 서비스를 개발하여 베타 서비스를 제공하고 있다. 이러한 추세는 많은 IT 기업이 '생성형 AI'개발에 주목하고 있음을 보여준다(김종호, 2024).

2.1.2 언어모델(LLM)의 개념과 유형

LM(언어 모델, Language Model) 이란, 인간의 언어를 이해하고 생성하도록 훈련된 일종의 인공지능 모델이다(Beter Foy, 2023). 주어진 언어 내에서 패턴이나 구조, 관계를 학습하여 텍스트 번역과 같은 좁은 AI 작업에서 주로 활용된다(과학기술정보통신부 외, 2024). 언어모델의 품질은 학습 데이터의 양, 데이터의 다양성, 학습 중 사용된 알고리즘의 복잡성에 따라 다르다.

LLM(거대 언어 모델, Large Language Model) 이란, 대용량의 언어모델을 의미한다(과학기술정보통신부 외, 2024). 생성형 인공지능 기술의 하나인 대규모 언어모델(Large Language Models; LLMs)은 일반적으로 수백억 개 이상의 파라미터를 포함하는 인공지능 모델을 의미하며 복잡한 언어 패턴과 의미를 학습하고 다양한 추론 작업에 대해 우수한 성능을 보유하고 있다(국가정보원, 2023). LLM은 딥 러닝 알고리즘과 통계 모델링을 통해 자연어 처리(Natural Language Processing, NLP) 작업을 수행하는데 사용한다(과학기술정보통신부 외, 2024). LLM은 대규모 언어 데이터를 사전에 학습하여 문장 구조, 문법, 의미 등을 이해하고 생성할 수 있다.

LLM이 언어 데이터를 학습하는 과정에는 딥 러닝의 원리가 활용된다. LLM은 언어모델의 한 종류인 언어 생성 모델을 방대한 데이터, 수백억 개 매개변수, 이를 학습하기에 충분한 컴퓨팅 자원을 기반으로 계산량을 크게 키워서 다음 단어 예측 정확도를 획기적으로 향상한 모델을 말한다(권오욱 외, 2023). LLM은 통계적 기법을 이용하여 문장에서 가장 자연스러운 단어 시퀀스를 찾아 문장을 완성하는 딥 러닝 모델이다. LLM은 딥 러닝 기술을 사용하여, 문장에서 단어와 구문을 인식하고 이를 연관시켜 언어적 의미를 파악할 수 있다. 생명과학, 마케팅, 금융서비스 등 어떤 분야의 모델을 배포하든 LLM은 언어의 규칙과 복잡한 도메인 디코딩 패턴을 학습하여 문법, 의미 체계 및 프로세스를 깊이 이해해야 문맥에 맞는 정확한 응답을 생성할 수 있다(SAP, 2024). 문장 생성 시 단어와 단어가 입력값이 되고 다음 단어를 예측하거나 주어진 단어들 사이에서 다음 단어를 예측하는 방식으로 동작한다.

2.1.3 생성형 AI(Generation AI) 시장

글로벌 생성형 AI 시장은 2023년 438억 7천만 달러 규모에서 2032년에는 9,676억 5천만 달러로 확대될 것으로 예상되며, 이는 연평균 39.6%에 달하는 폭발적 성장률을 보여주는 수치다(Fortune Business Insight, 2025). 또한, 글로벌 IT 자문기관인 가트너(Gartner)는 향후 5년간 비즈니스 혁신에 중대한 영향을 미칠 12가지 기술 중 하나로 AI 기반 코드 아키텍처를 지목하며, 자동화 기술이 시스템 수준에서 구조적으로 재편될 것으로 전망했다(이준문, 2025).

전 세계 인공지능에 대한 투자는 2023년을 기점으로 매우 큰 지출이 감행되었다(IDC, Statista, 2024). 전 산업 중 은행 및 소매 산업은 2023년에 가장 큰 AI 투자를 실현했다. 전체 산업을 보았을 때, 세계적으로 지출된 AI에 대한 투자 규모는 2023년에 약 1,540억 달러로 추정된다. 은행 부문의 투자액은 206억 달러로, 관찰된 산업 중에서 가장 높았다. 그 다음으로는 소매가 197억 달러의 투자액을 기록했다. 금융 부문의 AI 투자는 2024년부터 2027년 사이에 상당히 증가할 것으로 예상된다(김종호, 2024). 북미는 2023년 49.78%의 점유율로 생성형 AI 시장을 지배했다. 미국의 생성형 AI 시장은 기술 발전, 클라우드 채택 증가, 자동화 수요 및 상당한 벤처캐피탈 투자에 힘입어 2032년까지 약 2,202억 7,000만 달러에 이를 것으로 예상된다(Fortune Business Insight, 2025). 인공지능 시장은 건강관리, 교육, 금융, 미디어 및 마케팅 등 다양한 산업을 포함하고 있다. 기술의 채택 및 배포 속도는 전 세계적으로 점점 더 활발해지고 있다. 챗봇, 이미지 생성 인공지능, 모바일 애플리케이션 등은 앞으로 몇 년 동안 인공지능을 향상시킬 주요 트렌드 중 하나로 보여진다(김종호, 2024).

한국의 인공지능 산업 매출액은 2023년 5.6억 원, 2024년 6.3억 원으로 전년 대비 12.5% 증가하였고, 응용 산업 분야는 정보통신업 46.0%, 제조업 35.7%, 공공·행정·국방·사회보장 행정 24.8% 순으로 나타났다(봉강호 외, 2023).

2.1.4 생성형 AI를 활용한 행정업무 사례

인공지능 기술이 인간 이상의 지능으로 발전하고, 앞으로 급박한 재난상황에서 중요한 의사결정을 가능케 하는 시대에 다가서고 있다. 국가위기 및 재난현장의 상황에서도 인공지능 기술을 활용한 의사결정과 판단은 인간의 이성적 판단의 제한을 극복하게 할 수 있기 때문이다. 인공지능 기술을 활용하면 다양한 방안들에 대한 우선순위 판단과 장단점의 비교를 가능하게 하여 최선의 안으로 최적의 의사결정을 지원할 수 있다(최원상, 2020).

행정법의 총칙으로 기능할 『행정기본법』(법률 제17979호)이 2021.3.23.에 제정, 공포되었다. 동법 제20조 본문은 법률로 정하는 바에 따라 인공지능 기술을 적용하여 완전히 자동화된 시스템을 통해서 처분이 발령될 수 있다는 점을 규율하고 있다(김중권, 2022). ‘완전히 자동화된 시스템’은 단지 행정처분의 발급의 전 단계가 전적으로 프로그래밍 된 경우만이 아니라, 인공지능에 기반하여 기계의 자기학습을 상정하여 행정처분의 발급의 단계가 프로그래밍 된 경우도 포함한다(김중권, 2022).

2023년 11월, 공군 검찰은 ChatGPT를 기반으로 한 ‘AI 기반 차세대 사건 처리 시스템’을 도입해 국내 수사기관 최초로 활용하기 시작했다. 이 시스템은 군 내 형사사건의 형량 결정 시 기존의 비효율적 과정을 개선하고자, 2009년 이후의 공군 검찰 처분 및 군사법원 판례, 민간 형사재판 판례 등 5만여 건의 빅데이터를 학습해 구축되었다. 수사관이나 검사가 채팅 형태로 질문하면, AI가 관련 법령과 판례를 분석해 즉시 답변을 제공하는 방식으로 작동한다(정충신, 2023).

과학기술정보통신부는 2022년부터 사회·경제 전반의 인공지능 전환을 위해 관계부처와 함께 공공부문에 적용할 수 있는 인공지능 서비스를 개발·실증하는 ‘부처 협업 기반 인공지능 확산사업’을 추진 해 왔다(과학기술정보통신, 2025). 2025년도에는 총 10개의 과제가 선정되었다. 선정된 과제는 전자상거래 안전관리(관세청), 112 신고접수 지원(경찰청), 화학 공정 위험성 예측·진단(환경부), 인사업무 인공지능 어시스턴스(인사혁신처), 연안해역 영상분석(해양경찰청), 아이돌봄 지원(여성가족부), 공정 하도급계약 지원 인공지능(공

정거래위원회), 지능형 기록정보 검색(국가기록원), 군인연금 민원 대응 및 상담(국방부), 들녘단위 노지정밀 농업(농촌진흥청)로 2년 동안 인공지능 서비스를 개발하고, 현장 실증을 거쳐 공공분야에 도입·적용한다.

2.2 비즈니스 룰 및 BRMS 연구

2.2.1 비즈니스 룰 관련 선행연구

비즈니스 룰 엔진(BRE)은 명확한 의사결정 기능이 존재하고, 이를 자동화할 수 있는 분야에 적합하다(최종진, 2011). 구조적 측면에서는 선택 분기 구조가 많고, 업무 간 상호 연계가 복잡하거나 인지적 판단과 해석이 필요한 업무일수록 룰 기반 자동화의 효과가 크고 복잡한 규칙 처리와 예외 상황 대응에 있어 BRMS는 기존 시스템 대비 우수하다(최종진, 2011). 행태적 측면에서는 업무 변경 빈도가 높은 업무, 혹은 사용자 맞춤형 조정이 반복적으로 발생하는 업무가 BRMS의 도입 효과가 높은 유형으로 분류된다(최종진, 2011). 이상의 분석은 정형적이고 반복적인 의사결정 업무, 혹은 정책 기준이 자주 변경되는 공공업무 환경에서 BRMS가 효율적인 대안이 될 수 있음을 뒷받침한다.

정책금융 분야에서는 중소벤처기업진흥공단의 정책자금 데이터를 기반으로 머신러닝 기법을 활용한 약정 해지 예측 모델이 개발되었으며, 이는 사전 리스크 관리체계 구축을 목적으로 하고 있다(최은진, 2021). 이 연구에서는 중소기업 약정 해지 예측을 위해 의사결정트리 모델을 활용하여 거치그룹과 상환그룹 각각에 대해 entropy 기준과 gini 계수 기준으로 다양한 패턴 룰(rule)을 도출하였다. 모든 룰은 “만약 ○○조건이면, ○○등급이다” 식의 조건 기반 분류형 규칙으로 표현되었으며, 이는 향후 BRMS나 AI 기반 자동화 시스템에서 규칙 엔진으로 직접 활용 가능성을 시사한다(최은진, 2021).

도시쇠퇴 현상을 보다 유연하고 정량적으로 평가하기 위해 퍼지추론(Fuzzy Inference)을 활용한 평가 모형이 개발되었다. 기존의 이진논리 기반 평가 방식이 애매한 상황을 잘 반영하지 못한다는 점에 주목하여, 퍼지 집합 이론과

퍼지 룰을 적용함으로써 도시쇠퇴를 더 정교하게 진단하고자 하였다. 연구에서는 인구, 경제, 물리적 환경 등 다양한 지표를 선정한 뒤, 이를 퍼지화(fuzzification)하여 각 지표의 소속도 함수와 퍼지 룰을 구성하였다. 도시 유형(예: 주거형, 상업형 등)에 따라 서로 다른 룰이 적용되었으며, “만약 A이면 B이다” 형태의 조건문으로 구성된 퍼지 룰은 전문가 설문조사를 통해 도출되었다. 예를 들어, “인구 감소율이 높고 고령화 지수가 높으면 쇠퇴 등급은 ‘심각’”과 같은 규칙이 적용되었다(전원식, 2013).

[표 2-1] 공공부문 비즈니스 룰 개발 연구

연구자	연구 내용
최종진 (2011)	기능적·구조적·행태적·전략적 측면에서 BRMS 도입 타당성을 분석한 공공 부문 실증 연구
최은진 (2021)	중소기업 대출 약정 해지를 예측하기 위해 의사결정트리 기반의 패턴 룰을 도출한 실증 연구
전원식 (2013)	도시 쇠퇴를 유연하게 진단하는 정량적 평가모형 개발에 퍼지추론과 퍼지 룰을 활용한 연구

유비쿼터스 센서 네트워크(USN) 환경에서 센서 서비스를 효과적으로 관리하고 제공하기 위해 염성근(2010)은 이벤트 기반 서비스 처리 기술과 전용 레지스트리 구조를 제안하였다. 그는 기존의 UDDI 및 WS-Eventing 방식이 USN 환경에 적용되기에는 한계가 있음을 지적하고, 이를 보완하기 위해 WS-ECA(Event-Condition-Action) 구조를 기반으로 하는 이벤트 룰 기술 언어인 SEDL(Service Event Description Language)을 설계하였다. SEDL은 XML 기반으로 시간, 조건, 센서 이벤트 등의 다양한 이벤트와 이에 대응하는 액션(서비스 호출, 이벤트 전달 등)을 정의할 수 있어, 센서 데이터를 조건에 따라 자동으로 수집하고 처리할 수 있도록 한다(염성근, 2010). 이러한 구조는 비즈니스 룰 엔진(BRMS)과 유사하게, 특정 조건이 충족되면 사전에 정의된 규칙에 따라 동작이 실행되는 룰 기반 처리 체계라 할 수 있다.

비즈니스 프로세스와 웹 서비스의 통합적 관리를 위해 온톨로지 기반 모델인 OWL-SBP가 제안되었으며, 이 모델 내에는 ‘룰(Rule)’ 클래스와 ‘추론 룰(Inference Rule)’이 정의되어 비즈니스 프로세스의 지식 표현과 자동화 가능

성을 제시하고 있다(김정한, 2011). 이 연구는 단순한 정보 표현을 넘어, 온톨로지에 정의된 개체 간의 관계를 기반으로 추론을 통해 추가 정보를 생성하고 활용하는 방식을 도입하였다(김정한, 2011). 논문에서는 비즈니스 룰을 온톨로지의 구성 요소 중 하나로 'Rule' 클래스를 통해 정의하며, 이 룰은 비즈니스 프로세스가 특정 목표를 달성하거나 조건에 따라 분기되는 흐름을 표현할 때 활용된다(김정한, 2011). 또한 룰 기반의 추론 기능을 위해 SWRL(Semantic Web Rule Language)과 SQWRL(Semantic Query Enhanced Web Rule Language)를 사용하여, 비즈니스 프로세스와 웹 서비스 간의 관계, 참여자 정보, 목표 정보 등을 기반으로 자동화된 추론 규칙을 설계하였다(김정한, 2011).

인터넷뱅킹 환경에서 이상금융거래를 효과적으로 탐지하기 위해 비즈니스 룰 기반 탐지 기법과 스코어 모델을 결합한 하이브리드 탐지 모델을 제안하였다(정재환, 2012). 이 연구는 금융사기 전문가의 경험을 토대로 도출된 조건 기반 비즈니스 룰을 금융거래 환경 및 이용 패턴과 연계하여 이상 행위를 식별하도록 구성되었으며, 룰은 사고 신고 계좌 이체 차단 등 실행 조건에 따른 정책으로 정의된다. 해당 룰은 거래 차단, 사용자 확인, 모니터링 등 대응 조치와 연동되며, 스코어링 모델과의 병행 적용을 통해 탐지 정확도를 높이는 구조를 갖추고 있다. 전문가 기반의 룰과 통계 기반의 스코어링 모델 간 충돌은 사전 검증 절차를 통해 방지되었으며, 실험을 통해 접속 지역, 거래금액 변화율, 매체 변경 여부 등 다양한 조건이 이상 거래 탐지에 효과적임을 확인하였다(정재환, 2012).

시그니처 기반 보안의 한계를 극복하기 위해, 이재동(2015)은 스피어피싱과 같은 APT 공격을 탐지하기 위한 사용자 행동 기반의 지능형 보안 시스템을 제안하였다. 이 시스템은 정적·동적 분석을 병행하고, 사용자 행위 데이터를 실시간 수집·분석하여 위험 요소를 탐지·차단하는 다계층 구조로 구성되며, 각 기능 모듈이 유기적으로 협업하여 탐지 정확도를 향상시킨다(이재동, 2015).

[표 2-2] 민간부문 비즈니스 룰 개발 연구

연구자	연구 내용
염성근 (2010)	USN 환경에서 이벤트 기반 룰 언어(SEDL)와 전용 서비스 레지스트리 구조를 설계하여 센서 이벤트 처리와 서비스 관리를 자동화
김정한 (2021)	온톨로지 기반 OWL-SBP 모델에서 비즈니스 룰과 추론 룰을 정의하여 프로세스 자동화를 구현
정재환 (2012)	비즈니스 룰과 스코어 모델을 결합한 하이브리드 탐지기법으로 이상금융거래를 효과적으로 탐지
이재동 (2015)	사용자 행동 기반의 지능형 보안 시스템을 위하여 정적 룰과 동적 행위 분석 룰을 병행하여 설계

2.2.2 비즈니스 룰 관리시스템(BRMS)의 정의와 구성요소

BRMS는 룰엔진(BRE)을 기반으로 비즈니스 룰을 관리하는 시스템을 의미한다. 국내에서는 일부 기업에서 이를 ‘RBMS(Rule Base Management System)’라는 용어로 사용하면서, 1990년대 초부터 통용되어 왔다. BRMS와 RBMS는 기능적 측면에서 동일한 개념으로 이해할 수 있으며, 이 연구에서는 용어의 일관성을 위해 ‘BRMS’로 통일하여 사용하였다(김남호, 2010). 비즈니스 룰을 단어 뜻대로 해석하면, 비즈니스에서 사용되는 룰은 규칙을 의미하고, 업무를 수행함에 있어서 필요한 모든 규정이나 규칙은 전부 비즈니스 룰에 해당된다고 할 수 있다(김남호, 2010). IT에서 말하는 비즈니스 룰은 이러한 광범위한 의미의 비즈니스 룰을 IT시스템에서 효율적으로 관리하기 위한 기술을 의미한다(김남호, 2010). 대부분의 프로그램은 알고리즘, 혹은 로직을 프로그래밍 언어로 구현한 것이다. 이들 알고리즘이나 로직이 비즈니스 룰이다(김남호, 2010). 이러한 관점에서 비즈니스 룰은 이미 사용되어 왔던 것이고, 단지 이를 처리하고 관리하는 방법이 달랐을 뿐이다(김남호, 2010).

BRMS는 기업의 업무규칙 및 처리절차, 판단기준 등을 어플리케이션과 독립적으로 정의, 관리, 활용하기 위한 BRE(Business Rule Engine)와 저장소(Repository), 기타 Rule 모델링, 개발, 검증, 테스트, 배포, 유지관리를 위한 통합 기능을 제공하는 관리시스템이라 정의할 수 있다(김성민, 2009). BRMS의 실행 영역은 비즈니스 룰 엔진과 저장하는 저장소가 기본 구성요소라고

할 수 있다(김성민, 2009). 이들 두 구성원을 합쳐서 비즈니스 룰 엔진(BRE)이라 하고, 이외 인터페이스 기능 등을 실행 기능 영역으로 분류할 수 있다(김성민, 2009).

[표 2-3] BRMS 구성요소

단계	작업 내용
룰 실행엔진	BRE의 핵심 부분으로 룰 실행 엔진은 애플리케이션 및 프로세스 내의 룰선택, 실행을 관리한다. 또한, 실행된 모든 룰에 대한 기록(Logging)등을 처리한다(김성민, 2009).
룰 저장소	버전 통제를 제공하며, 기존 룰과 현재의 룰을 완성된 세트로 포함하고 있다(심현섭, 2009). 각 룰에 관한 기록은 작성자, 다른 프로세스와 상호 작용한 사람, 그 외 유용한 정보에 관련된 기록을 포함하고 있다(심현섭, 2009).
인터페이스	다양한 어플리케이션 제작언어 및 프로그래밍 제작 도구, 패키지 등으로부터 룰 실행에 대한 요구를 받아 들여 룰 엔진에 요구하고 그 결과를 전달하는 인터페이스 기능이다(심현섭, 2009).

출처 : 김성민(2009), 심현섭(2009)의 연구를 정리

2.2.3 비즈니스 룰 관리시스템(BRMS) 룰 개발 연구

룰 개발은 BRMS 아키텍처 정의, 비즈니스 룰 모델링, 비즈니스 룰 컴포넌트 모델링, 룰 구현 및 테스트의 단계를 거친다(전정호, 2007). 첫번째 BRMS 아키텍처 정의는 현업의 요구사항을 도출하고 분석하는 단계이다. 업무 분석과 기술 분석을 병행하여 소프트웨어의 아키텍처(Architecture)와 소프트웨어의 표준을 정의한다(전정호, 2007). 두 번째 비즈니스 룰 모델링은 현업의 비즈니스 요구사항을 분석하여 산출물로 나온 비즈니스 모델 정의서와 요구사항 정의서, 유스케이스(Usecase) 기술서를 참고하여 룰 기반 시스템 구축에 적용가능한 비즈니스 룰을 선정하고 비즈니스 룰 컴포넌트(Business Rule Component)를 추출한다(전정호, 2007). 또한, 비즈니스 룰의 입출력(Input/Output)을 정의하기 위해서 인자(Parameter)로 활용할 항목을 추출하고 항목의 이름과 데이터 타입(Data Type)을 정의한다(전정호, 2007). 세 번째 비즈니스 룰 컴포넌트 모델링은 룰 명세서, 룰 정의서(In/Out 파라미터, 룰 ID, 룰 Type) 등을 참고하여 비즈니스 룰을 구현 단위로 나누고 룰의 속

성, 룰 인터페이스의 파라미터 등을 정의한다(전정호, 2007). 비즈니스 룰을 컴포넌트로 묶기 위해서 비즈니스 룰을 구현단위로 세분화한다. 룰의 세분화는 업무의 프로세르르 파악하고 업무의 성격과 룰의 기능 별로 분류한다(전정호, 2007). 네 번째 룰 구현 모델링을 기반으로 룰 컴포넌트를 작성하고 룰 컴포넌트가 룰 명세서대로 동작하는지 테스트 해야 한다(전정호, 2007). 또한, 룰을 서비스 형태로 작성하여 어플리케이션과 통합한다(전정호, 2007). 이 연구에서는 BRMS 개발 절차 중 두 번째 단계에 해당하는 비즈니스 룰 모델링 단계의 룰 설계를 주로 대상으로 한다.

2.3 인공지능 서비스 품질 연구

2.3.1 서비스 품질 서브퀄(SERVQUAL) 연구

서비스 품질에 대한 본격적인 연구와 체계적인 개념 정립은 Parasuraman et al.(1985)의 SERVQUAL 모델이다(백창화, 2019). 당시 서비스 구매와 소비가 분리되지 않고 동시에 발생한다는 특성에 주목하여, 기존의 제품 중심 품질 개념으로는 서비스 품질을 설명하기 어렵다는 문제의식을 제기하였다(백창화, 2019). SEVQUAL은 서비스의 특성을 무형성(Intangibility), 비분리성(Inseparability), 이질성(Heterogeneity), 소멸성(Perishability)으로 정의하고, 서비스 품질 평가 지표 개발하여 10개 차원으로 구성하였으나 향후 5개 차원으로 통합하였다(백창화, 2019). 최종적으로 도출된 SERVQUAL의 품질 검증 항목은 다음 표와 같다.

[표 2-4] 서브퀄 품질 검증 항목 내용

구분	설명
유형성(Tangibles)	시설, 장비, 직원 외양 등 물리적 요소
신뢰성(Reliability)	정확하고 일관된 서비스 제공
응답성(Responsiveness)	고객 요청에 대한 신속한 응답
확신성(Assurance)	전문성과 예의를 바탕으로 한 신뢰 제공
공감성(Empathy)	고객 개별 요구에 대한 이해와 배려

출처 : 백창화(2019)의 연구에서 발췌

2.3.2 AI 품질 연구

AI는 학습데이터는 통계적인 방법으로 결과를 도출한다. 통계의 구성요소는 자료원인 ‘수집데이터’와 작성기법인 ‘방법론’으로 구분하는데, 방법론의 구성요소로 ‘설문결과 가공기법’, ‘통계적 추정’ 그리고 ‘AI알고리즘(기계학습, 심화학습 등)’이 가능하다(김정민, 전이슬, 2022). 데이터를 가공 또는 분석하기 위한 작성 기법으로 기계학습, 심화학습, 강화학습 등으로 분류되는 모든 AI알고리즘이 포함될 수 있다(김정민, 전이슬, 2022).

인공지능 학습용 데이터는 개별 특성에 따른 객관적 품질지표 기준을 마련하고, 지표 기준에 따라 제3자 품질 검증을 수행하여 구축 데이터 품질목표 달성 여부를 측정할 수 있다(과학기술정보통신부 외, 2024). 제3자 품질검증이란 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 기준, 절차 및 방법을 이해하고 있는 기관 또는 업체를 통해 사업수행기관이 구축한 인공지능 학습용 데이터 품질을 검증하는 활동이다. 학습용 데이터의 품질관리 기준은 다양성(통계), 다양성(요건), 구문 정확성, 의미 정확성, 유효성까지 5개 항목으로 구성된다(윤주미, 2024).

[표 2-5] 학습용데이터 품질 항목 내용

구분	설명	기준
다양성 (통계)	· 관심객체, 카테고리, 수집환경 등 인공지능 학습용 데이터의 주요특성을 통계적 방법으로 확인(윤주미, 2024)	충분성, 균등성, 편향성 여부 확인
다양성 (요건)	· 사업수행기관의 구축목표 대비 구축결과물 비율(수량)이 충족하는지 통계적 방법으로 확인	구축목표 대비 구축결과물 비율(수량) 기준 설정
구문 정확성	· 라벨 데이터 포맷과 값이 정확하게 입력되어 있고 필수항목 누락 여부 검사(윤주미, 2024)	정확도 99.5% 이상 권고
의미 정확성	· 어노테이션 값이 의미적으로 정답(GT)인지 확인하는 항목으로 실제적인 정답 비율 확인	정확도 95% 이상 권고
유효성	· 구축한 데이터셋을 잘 알려진 인공지능 학습 모델로 학습시킨 후 목표로 했던 수준의 성능 달성이 가능한지 확인	인공지능 학습 모델 별 적정 기준 설정

출처 : 윤주미(2024)의 보고서에서 발췌

기존 서비스 품질평가 프레임워크가 인공지능 서비스의 고유한 특성을 충분히 반영하지 못한다는 문제의식에서 출발하여, 인공지능 서비스에 특화된 품질평가 속성을 도출하고 이를 체계적으로 정리하였다(백창화 외, 2019). 이 연구는 문헌 조사와 전문가 인터뷰를 통해 인공지능 서비스의 주요 특성을 7가지로 분류하였다. 이에는 개인맞춤화, 전문성, 다양성, 편의성, 시공간성, 실시간성, 신뢰성이 포함되며, 각각의 특성은 다시 세부적인 품질 속성으로 구체화된다. 예를 들어 ‘개인맞춤화’는 사용자의 행동을 지속적으로 모니터링하고 데이터를 분석하여 최적의 서비스를 제공하는 능력을 의미하며, ‘전문성’은 인간 전문가 수준의 정확성과 정보 제공 능력을 포함한다[표 2-6].

[표 2-6] 인공지능품질지표

구분	설명
개인맞춤화	지속 모니터링, 고객 특성 분석, 최적화 서비스 제공
전문성	정확한 응답, 최신 정보 반영, 인간보다 나은 품질
다양성	다양한 요구 인지, 서비스 연계, 복합 서비스 제공
편의성	자율적 수행, 감성적 만족, 비용 절감
시공간성	언제든지 가능, 어디서나 가능
실시간성	신속 반응, 양방향 상호작용, 실시간 제공
신뢰성	개인정보 보호, 안정적 서비스, 문제 대응

출처 : 백창화(2019)의 연구에서 발췌

AI 기술을 활용한 통계가 확산됨에 따라 기존 통계 품질 기준만으로는 한계가 있다는 문제의식에서 출발해, AI 기반 통계의 특성에 맞는 품질 기준의 필요성을 제기하고 있다. 기존의 정형화된 통계와 달리, AI 기반 통계는 알고리즘, 학습 데이터, 결과 해석의 불확실성이 존재하므로 설명 가능성, 정확성, 재현성, 편향성, 외적 타당성 등 새로운 품질 요소들이 중요하게 부각된다. 이에 따라 총 10개의 품질 지표[표 2-7]를 제안했다(김정민, 전이슬, 2025).

[표 2-7] AI기술 활용 통계의 품질 지표(안)

구분	품질지표	설명
방법론	설명 가능성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 결과로 도출되는 산출물뿐만 아니라 분석에 활용되는 알고리즘의 기초가 되는 논리를 설명할 수 있는 것 · (측정 방향) 통계 이용자에게 AI모델의 세부적인 명세와 작동 원리 등을 상세히 제공하고 이해도를 높이기 위한 노력을 평가
	정확성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 측정하도록 설계된 현상을 정확하게 설명하는 수준 · (측정 방향) 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall) 등 알려진 성능 척도 활용
	재현성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 동일 실험의 재현을 통해 결과를 복제할 수 있는 것 · (측정 방향) 품질 합의사항에 따른 기준으로 평가가 가능할 것임
	편중성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) AI모델 생성 과정의 학습용 데이터 참조의 편중 정도 · (측정 방향) AI모델 편향성 측정에 활용되는 알려진 방법론 활용
	지속가능성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) AI성능 유지를 위한 신규 학습용 데이터 추가에 기반한 재학습 · (측정 방향) 품질 합의사항에 따른 기준으로 평가가 가능할 것임
수집 데이터	편향성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 데이터의 내재적·외재적 속성이 편향을 지니는 특성 · (측정 방향) AI신뢰성 국제 기준상의 보호 변수 포함 여부, 데이터 편향성과 관련된 통계분야의 합의 기준 등을 활용
	외적 타당성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 관측된 효과 및 관계를 규모가 더 크거나 상이한 인구, 환경, 상황 등으로 이전할 수 있는 것 · (측정 방향) 데이터 출처, 특성 등을 정성적으로 분석해 모집단 추정 가능성이 있는지 판단
통계 운용 환경	시스템 안정성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 통계 데이터 수집, 가공, 공표가 이루어지는 환경의 변화 또는 장애 발생으로 인해 통계 공표에 악영향을 끼치는 수준 · (측정 방향) SW시스템의 네트워크 사양 및 유사시 대처 방안 등
경제성	적시성	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 개념화에서 알고리즘 구현, 처리, 통계 생산에 이르는 결과를 도출하는데 소요되는 시간 · (측정 방향) 공표 주기에 따라 상이하나 통상적 기준에 맞춰 통계작성이 가능한지 검토
	비용효과	<ul style="list-style-type: none"> · (정의) 자본 투입 대비 산출의 효과성 · (측정 방향) 고정 비용(fixed Cost)과 지속적 비용(ongoing Cost)의 효율 평가

출처 : 김정민, 전이슬(2025)의 연구에서 발췌

초거대 AI 데이터 품질관리 지표는 데이터 생애주기 분석, 데이터 구축 및 품질관리 관점의 일치성 분석, 데이터 품질관리 기준 분석을 통해 구축 및 활용 관점을 반영한 12가지 지표[표 2-8]로 구성된다(과학기술정보통신부 외, 2024).

[표 2-8] 초거대 AI 데이터 품질관리 구성

구분	품질지표	설명
구축공정	준비성	· 초거대 AI 데이터 품질관리를 위해 기본적으로 관리해야 하는 정책, 규정(저작권, 초상권, 개인정보보호 및 정보보호 등에 대한 검토 결과를 포함), 조직, 절차 등을 마련하고, 최신의 내용으로 충실하게 관리되는지를 검사
	완전성	· 초거대 AI 데이터를 구축함에 있어 물리적인 구조를 갖추고, 정의한 데이터 형식 및 입력값 범위에 맞게 데이터가 저장되도록 설계·구축되었는지를 검사
	유용성	· 발주기관(수요자)의 요구사항이 충분히 반영되었는지, 임무정의에 적합한 인공지능 학습용 데이터의 범위와 상세화 정도를 충족시키는지 검사
데이터 적합성	기준 적합성	· 구축 데이터가 초거대 AI 학습용으로 적합한지 기준을 선정하기 위해, 다양성, 신뢰성, 충분성, 균일성, 사실성 등 측정
	기술 적합성	· 초거대 AI 학습용으로 적합한지 기술적으로 판단하기 위해, 파일포맷, 문장길이, 음질 등 측정
	다양성	· 데이터의 편향성 방지를 위한 문어체/구어체, 수집처별 분포, 문장길이, 어휘갯수 등을 측정
	유사성 (중복성)	· 데이터의 중복 및 내용적인 유사도를 측정
	편향성 (유해성)	· 특정 성별, 인종, 나이 등에 대한 경향성 및 사회적으로 부정적 의미에 해당하는 데이터 또는 혐오표현 등의 포함 여부 확인
데이터 정확성	구문 정확성	· 기본적인 데이터 구조(형식) 및 입력값 범위와의 일치성을 측정하는 지표 · 데이터 개방시 데이터를 쉽게 활용하기 위해 필요
	의미 정확성 (전달성)	· 구축 목적에 대한 의미 적정성과, 데이터의 의미가 명료하고 표현이 자연스러운 의미 전달성 측정 · 초거대 AI 데이터의 원문 적정성, 내용 전달성, 질의 적정성, 답변 적정성 등을 측정
학습모델	알고리즘 적정성	· 학습모델의 Task가 적정인지 판단지시학습 방식의 적정성 판단 필요
	유효성	· AI 모델을 학습용 데이터로 훈련후 측정된 성능이 유효한지 측정하는 지표

출처 : 윤주미(2024)의 보고서에서 발췌

데이터 품질 인증은 정형 및 비정형 데이터 모두를 대상으로 하며, 각각 ISO 국제표준을 준용하여 운영된다. 정형 데이터는 ISO/IEC 25024 기준에

따라, 과학기술정보통신부의 공통 규정 하에 인증이 진행되며 비정형 데이터와 인공지능 관련 데이터는 아래 [표2-9]과 같이 ISO/IEC 5259-2 기준을 준용한다(정규희, 2024).

[표 2-9] ISO/IEC 5259-2 기준은 준용한 비정형데이터 품질기준

구분	데이터품질기준	심사항목
필수지표	완전성	데이터파일 레코드 완전성
		레코드 완전성
		메타 데이터 값 완전성
	유효성	데이터 구조 구문 유효성
		데이터 포맷 유효성
		파일 유효성
	정확성	구문 정확성
메타 데이터 정확성		
유일성	객체 유일성	
선택지표	완전성	어노테이션 완전성
		특징 완전성
	유효성	관계 유효성, 데이터 값 정밀성, 데이터 속성 유효성, 범위 유효성, 시간 유효성, 어노테이션 유효성
	일관성	공통 어휘 일관성
		데이터 포맷 일관성
	정확성	어노테이션 정확성
	정확성	주제 정확성
	접근성	데이터 포맷 접근성
접근성	표준기반 데이터 접근성	
유일성	레코드 유일성	
기타지표	완전성	데이터 파일 - 대상의 정보가 다른 경우 심사 중단
	유효성	이상치 - 명세서 내 이상치 정보가 있는 경우 점검

출처 : 정규희(2024)의 연구에서 발췌

이 연구에서는 생성형 인공지능을 활용하여 생성된 BRMS(Business Rule Management System) 룰의 품질을 다각적으로 평가하기 위하여, 다양한 기존 품질 기준을 종합적으로 비교·분석한 후 평가 지표를 선정하였다. 주요 참고 기준은 SERVQUAL(1988), 과학기술정보통신부(2024)의 학습용 데이터 품질 지표, 박창화 외(2019)의 인공지능 품질 프레임워크, 한국지능정보사회진흥원(NIA, 2025)의 AI 통계 품질 및 초거대 데이터 품질관리 지표, 그리고 ISO/IEC 5259-2의 비정형 데이터 품질인증 기준 등이다.

이 연구에서는 다양한 기준 체계에서 반복적으로 제시되는 평가 항목들 가운데, 일정 기준을 충족하는 전문가들의 다수 의견을 반영하여 최종적으로 신뢰성, 구문 정확성, 의미 정확성, 유효성을 품질 평가 지표로 채택하였다.

[표 2-10] AI 품질 측정 지표 후보 도출

구분	채택 지표	SERVQUAL (1988)	학습용 데이터품질 (과기부, 2024)	인공지능 품질 (박창화외, 2019)	AI 기술 활용 통계 품질 (NIA, 2025)	초거대 AI데이터 품질관리 (NIA, 2025)	ISO/IEC 5259-2 (데이터 품질인증-비정형데이터)
유형성		●					
신뢰성	◎	●		●			
응답성		●					
확신성		●					
공감성		●					
경제적 품질							
기술적 품질							
과정 품질							
개인 맞춤화				●			
전문성				●			
편의성				●			
시공간성				●			
설명 가능성					●		
재현성					●		
편중성					●		
지속가능성					●		
편향성					●		
외적 타당성					●		
시스템 안정성					●		
적시성				●(실시간)	●		
비용효과					●		
준비성						●	
기준 적합성						●	
기술 적합성						●	
다양성			●	●		●	
유사성						●	
편향성						●	
구문 정확성	◎		●		●	●	●(필수)
의미 정확성	◎		●		●	●	
알고리즘 적정성						●	
유효성	◎		●			●	
완전성						●	●(필수)
유용성						●	●(필수)
일관성							●(선택)
접근성							●(선택)
유일성							●(선택)

Ⅲ. 연구설계

3.1 연구설계

이 연구의 내용을 요약하면 ‘사람이 규정집을 분석하여 작성한 룰 분석 설계서’와 ‘생성형 AI 4종이 규정집을 학습·분석하여 설계한 룰’을 비교·평가 하는 것이다.

다만, BRMS를 사용하는 현업 담당자는 자연어로 작성된 규정집을 학습 대상으로 하고, AI 별 학습 특징을 고려하지 않은 자연어 기반 프롬프트를 사용할 것이므로 이 연구를 수행하기 위해서는 다음과 같은 가정이 필요하다. 첫 번째 사람이 직접 분석하여 작성한 룰 분석설계서는 오류가 없고 완전해야 한다. 두 번째 생성형 AI 4종의 자연어 학습 방식은 동일하므로 고유한 학습 방법은 인정하지 않는다. 위 절차와 가정에 기반하여 다음 3.2절에 구체적인 연구 방법을 설계하였다.

3.2 연구 방법

3.2.1 연구 절차 및 방법

이 연구는 기존 BRMS를 작성에서부터 룰 평가, 전문가 인터뷰를 거쳐 최종 시사점 도출까지 6개 절차로 진행하였다.

첫 번째 단계는 대상이 되는 규정집을 확보하여 룰 분석서를 설계하는 것이다. 두 번째 단계는 연구 대상 생성형 AI를 선정하고, 학습 및 룰 설계 작성을 요구할 프롬프트를 작성하는 것이다. 세 번째 단계는 4종의 생성형 AI를 이용한 각 BRMS 룰 설계 결과를 확보하는 절차이다. 네 번째는 위 세 번째 절차로 작성된 BRMS 룰 설계 결과를 평가하는 절차이다. 이후 이 연구 과정과 결과에 관하여 전문가 인터뷰를 거쳐 최종 시사점을 도출하였다.

[표 3-1] 연구절차 및 방법

연구 절차		방법
기준 BRMS 룰 작성	기준 분석 설계서 및 참조 문서 확보	기술보증기금의 보증료 산정 관련 「운용요령」과 BRMS 문법서, 룰 분석 설계서 양식 등 실무 기준 문서를 확보하여 룰 구성의 참조 기준으로 활용
	룰 분석 설계서 작성 (연구자)	실제 적용 사례를 바탕으로 BRMS 형식에 맞춘 기준 룰 분석 설계서를 수작업으로 설계하여 비교 기준(정답 룰) 설정
대상 생성형 AI 선정 및 프롬프트 작성	비교 대상 생성형 AI 모델 선정	국내의 주요 생성형 AI 모델 4종(예: ChatGPT, U서비스, S서비스 등)을 선정하여 비교 분석 대상 확보
	프롬프트 구성	동일한 룰 생성을 위한 표준 프롬프트를 구성
AI를 이용한 BRMS 룰 생성	AI 응답 결과 수집 및 분석	각 모델로부터 생성된 룰 설계 결과를 수집하여 분석
룰 설계 평가	생성형 AI별 평가	BRMS 평가 기준 및 AI 품질 기준에 따라 정량·정성 평가 수행
전문가 인터뷰 및 리뷰		4인의 전문가 설문조사를 통해 평가 결과 수집
시사점 도출		모델별 성능 차이와 룰 품질 특성을 비교하여 생성형 AI의 BRMS 적용 가능성과 한계를 도출하고, 향후 활용 방향 제시

3.2.2 기준 BRMS 룰 분석 설계서 작성

1) 분석대상 규정집

분석 대상은 기술보증기금의 보증료 산출 규정이다. 「보증료등의 운용요령」에서 정의된 보증료 계산 공식과 적용 요율 규칙을 기준으로 다음과 같은 룰을 분석하였다. 단, 외화처리 및 추가, 연체보증료는 분석에서 제외한다. 기술보증보험 보증료 산출 룰 분석 설계서는 실제 업무에 적용 중인 룰 분석 설계서 양식을 준용하고 있다. 해당 양식은 규정 기반의 보증료 산정 기준을 시스템화하기 위해 설계된 구조로, BRMS(Business Rule Management System) 환경에서는 요율, 금액 등의 산정 로직을 '룰(Rule)'이라는 단위로 정의한다. 보증료 산출 룰은 하나의 메인 룰(Main Rule)로 구성하며, 이 메인 룰은 총 7개의 서브 룰(Sub Rule)로 세분화되어 구성된다.

보증료등의 운용요령

제1장 총칙

제1조(목적) 이 요령은 「기술보증규정」 제31조에 따라 보증료 등의 산출, 수납, 환급절차에 관한 세부 운용방법을 정하는 것을 목적으로 한다.

제2조(적용원칙) 보증료의 산출, 수납, 환급절차 등에 관한 사항은 따로 정하는 것 이외에는 이 요령에 따른다.

제3조(용어의 정의) ① 이 요령에서 “보증료등”이란 보증료, 연체보증료, 추가보증료를 말한다.
② 다른 규정, 요령 등에서 정의한 용어는 이 요령에서도 적용한다.

제4조(보증료등의 효율) ① 보증료등의 효율은 다음 각 호에 따라 결정한다.<개정 2012.4.2>

1. 보증료율은 기준보증료율에 감면과 가산사유에 따라 보증료율을 가감하여 산출하되, 다음 각 목의 최저보증료율과 최고보증료율 범위 이내로 한다.

가. 최저보증료율 : 0.7% (기술사업평가등급이 AAA등급인 Kibo A+ Members 선정기업 또는 정부의 녹색기술인증이나 녹색전문기업확인, 녹색사업인증을 받은 기업은 0.5%)

나. 최고보증료율 : 3.0% (중소기업이외의 기업 3.5%)

2. 연체보증료율은 연 10%로 한다.

3. 추가보증료율은 해당 보증건의 최종 적용보증료율에 연율 0.5%를 가산한 요율로 한다.

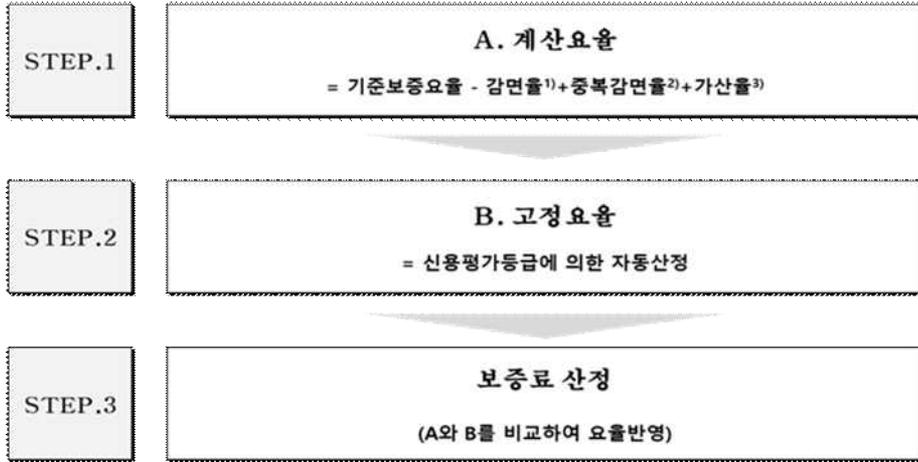
※ 기술보증기금 웹사이트에서 전문을 다운로드 받을 수 있다.

[그림 3-1] 기술보증기금 보증료등의 운용요령 총칙 발췌

- 룰 명 : 보증료 산출률
- 룰 목적 : 기술보증기금 보증료 산출기준에 따른 보증료 계산
- 룰 구조 : 보증료 산출을 하는 메인룰 아래에 7가지 서브룰의 구조이다.
메인룰 : 보증료 산출률
서브룰 : 적용보증요율 룰, 고정요율 룰, 계산요율 룰, 기준보증료율 룰, 감면율 룰, 중복감면율 룰, 가산을 룰

2) 보증료 산정 룰 분석 설계서 구조

[그림 3-2]는 전문가가 설계한 보증료 산정 절차를 단계별로 설명한 흐름도이다. 전체 절차는 총 3단계로 구성되며, 각각의 단계는 산출된 보증료율에 영향을 미치는 주요 요소들을 계산하거나 조정하는 과정을 포함한다. STEP 1.에서는 기본적인 보증료율인 계산 요율을 산정한다. 계산 요율은 기준 보증료율에서 감면율, 중복감면율 및 가산율 등을 반영하여 계산한다. STEP 2.는 기업의 신용평가등급에 따라 산출되는 고정 요율을 산정하는 단계이며 STEP 3. 마지막 단계에서는 앞서 산출된 계산 요율(A)과 고정 요율(B)을 비교하여 그중 더 작은 요율을 적용하는 방식으로 최종 보증료율을 결정하여 보증료를 산정한다.



[그림 3-2] 보증료 산정 룰 분석 설계서 구조

3) 계산요율 분석 및 분석 설계서 작성

[표 3-2]는 보증료 산정 프로세스 중 계산 요율을 산정하는 룰을 분석한 내용이다. 이 룰은 보증료 계산을 위한 핵심 입력값인 적용보증요율 산출을 위해 사용되며, 보증대상 기업의 등급, 보증조건, 감면율, 가산율 등을 반영하여 최종 계산요율을 도출하는 로직으로 구성된다. 이 룰은 기준보증요율에서 감면율과 중복감면율을 합산한 요율을 빼고, 가산율을 합산하여 산정한다. 이러한 계산 요율 산정 방식을 이후 적용보증요율 [표 3-9]을 산정할 때 입력값으로 활용한다.

[표 3-2] 계산요율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	계산요율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	기준보증요율	숫자형
	감면율	숫자형
	중복감면율	숫자형
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	입력받은 값으로 다음 연산을 하여 결과를 반환함 = [(기준보증요율) - ((감면율) + (중복감면율)) + 가산율	

[표 3-3]은 계산 효율을 산정하기 위한 기준보증효율 룰 분석 설계서이다. 기준보증효율은 기업의 기술사업평가등급에 따라 차등 적용한다. 이 룰은 기술사업평가등급을 입력값으로 받아, 정의된 등급별 기준효율을 반환하는 구조이다. 보증효율(%)이 룰의 결과값이며, 데이터 타입은 숫자형이다. 입력 항목은 기술보증기금 내부 기준에 따라 산정된 '기술사업평가등급'으로 구성되며, 입력값의 데이터 타입은 문자형이다.

룰 로직을 살펴 보면 AAA 등급 기업은 가장 낮은 효율인 0.8%가 적용되며, 기술평가등급이 낮아질수록 효율은 점차 증가한다. 이 룰의 결과로 출력된 효율은 기준보증효율을 의미하며 이후 감면율, 가산율 등을 통해 보정되는 계산효율의 기본값으로 활용한다.

[표 3-3] 기준보증효율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	기준보증효율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	기술사업평가등급	문자형
Output	리턴항목	데이터 타입
	효율	숫자형
Logic	기술사업평가 등급을 입력받아 맞는 효율을 반환(아래표 기준)	
	기술사업평가등급	효율
	AAA	0.8
	AA	1
	A+	1.1
	A	1.2
	BBB+	1.2
	BBB	1.4
	BB+, BB	1.5
	B+, B	1.6
CCC	1.7	
CC	1.8	
C	2	

[표 3-4]는 계산요율을 산정하기 위한 감면율 룰 분석 설계서이다. 감면율 룰은 사전에 정의된 입력값과 조건에 따라 감면율 결과를 도출하는 구조이다. 룰의 최종 결과값은 감면율 요율(%)이며, 데이터 타입은 숫자형이다.

입력값은 20개 이상이다. 구체적으로는 기술평가등급, 기술보증 신청 주소지(수도권 여부 및 창업 후 3년 이내 여부 포함), 창업 경과 기간, 장애인 고용 여부, 벤처기업 확인 여부, 여성기업 여부 등이 해당되며 지면 조건 상 나머지 입력값은 생략하기로 한다. 룰 로직을 살펴보면 조건별로 감면율을 차등 적용하는 구조를 갖는다. 예를 들어, 기술평가 등급 중 'B등급'을 이상의 경우에는 0.1% 감면이 적용되며, 창업교육 수료자이면서 창업 후 3년 이내일 경우에는 0.2%의 감면율이 적용된다. 감면사유와 가산사유가 동시에 존재할 경우에는 감면사유를 먼저 적용한 후 가산사유를 반영하는 방식이며 중복된 감면 요건이 존재하는 경우에는 가장 큰 감면율을 적용한다.

[표 3-4] 감면율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	감면율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	기술사업평가등급	문자형
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형
	창업 후 7년 이내 창업보육센터 입주기업	문자형
	벤처·이노비즈기업	문자형
	장애인기업*	문자형
...	문자형	
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	감면율 적용 기업 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환(아래표 기준) 중복불가, 감면율 가장 큰 항목 우선적용, 감면사유와 가산사유 모두 해당시 감면사유 우선 적용후 가산사유 적용	
	감면대상	요율
	기술사업평가등급	-0.10%
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	-0.20%
	창업 후 7년 이내 창업보육센터 입주기업	-0.10%
	벤처·이노비즈기업	-0.20%
	장애인기업*	-0.30%
...		

[표 3-5]는 계산요율을 산정하기 위한 중복감면율 룰 분석 설계서이다. 이 룰은 보증 신청 기업의 다양한 감면 대상 요건 중 중복 가능성이 있는 항목들을 점검한 후, 일정 기준에 따라 하나의 감면율만을 선택적으로 적용하는 방식으로 구성되어 있다. 룰의 산출 결과는 중복감면율이며, 데이터 타입은 숫자형이다. 입력값으로는 실제 규정상 20개 이상이나 지면 관계상 5가지 기업명, 중복감면요건 여부, 신규거래기업 여부, 실적 없음 여부, 상시근로자 수(고용보험 기준 30인 이상 여부)로 한정하여 적용한다.

룰의 세부 내용은 중복감면 대상 조건을 만족하는 기업 유형에 따라 사전에 정의된 중복감면율을 적용하는 방식으로 구성된다. 예를 들어, 기술보증기금(Kibo)의 A+ Members 회원이거나 기술평가우수기업, 공동협약보증대상 기업일 경우에는 각각 0.30%의 중복감면율이 설정된다. 기업이 복수의 감면요건을 동시에 충족하더라도 가장 높은 감면율 하나만 적용되며, 다른 항목은 중복감면율로 구분하여 산정한다.

[표 3-5] 중복감면율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	중복감면율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	보증구분	문자형
	중복감면필요여부	문자형
	기술사업평가등급	문자형
	신규거래기업(최근1년 이내기금보증잔액이없는기업) 여부	문자형
...	문자형	
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	중복감면율 적용 기업을 입력받아 맞는 요율을 반환(아래표 기준) 감면율이 큰 항목 하나만 추가 적용	
	감면대상	요율
	Kibo A+ Members로 선정된 기업&신규보증, 기보증회수보증, 기한연장, 보증료 분할수납 취급시	0.30%
	중복감면대상&최종 신규보증의 기술사업평가등급이 A등급 또는 재무등급이 A-등급 이상 기업&신규보증, 기보증회수보증, 기한연장, 보증료 분할수납 취급시	0.30%
	중복감면대상&최종 신규보증의 기술사업평가등급이 BB등급 이상 기업&신규보증 취급시	0.20%
...		

[표 3-6]은 계산요율을 산정하기 위한 가산율 룰 분석 설계서이다. 이 룰의 산출 결과는 가산율이며, 데이터 타입은 숫자형이다. 이 분석 설계서에서는 주요 항목을 한정해 입력값으로는 보증금액, 보증구분, 보증총금액, 보증이용기간 등 4개 항목을 사용하였다.

룰의 세부 로직은 보증금액과 보증 이용 기간이 일정 기준을 초과할 경우, 사전에 정의된 가산요율을 누적 적용하는 방식으로 구성한다. 예를 들어, 보증금액이 15억 원 초과 30억 원 이하인 기업에는 0.10%, 30억 원 초과 기업에는 0.20%의 가산율을 부과한다. 마찬가지로 보증이용기간이 5년을 초과할 경우 0.10%, 10년 초과 시 0.20%, 15년 초과 시에는 0.30%의 가산율을 각각 적용한다. 이 룰의 가장 중요한 특징은 “가산 사유가 중복되는 경우, 각 사유별 가산율을 모두 적용”한다는 점이다. 이는 중복감면을 산정 시 '최대 감면을 1건만 반영'하는 방식과는 달리, 위험 요소가 중첩될수록 실제 보증료율에 더 높은 요율이 부과되도록 설계된 것이다.

[표 3-6] 가산율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	가산율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	보증구분	문자형
	보증금액	숫자형
	보증이용기간	문자형
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	보증금액, 보증이용기간을 입력받아 맞는 요율을 반환(아래표 기준) 가산사유 중복 시 사유별 가산율 모두 적용	
	가산대상	요율
	보증금액이 15억원 초과 30억원 이하 기업	0.10%
	보증금액이 30억원 초과 기업	0.20%
	보증이용기간이 5년 초과 10년 이하 기업	0.10%
	보증이용기간이 10년 초과 15년 이하 기업	0.20%
	보증이용기간이 15년 초과 기업	0.30%
.....		

4) 고정 요율 분석 및 분석 설계서 작성

[표 3-7]은 보증료 산출을 위한 적용요율 산정을 위한 고정보증요율 룰 분석 설계서이다. 이 룰은 보증기관 내부에서 관리하는 특정 요건을 만족하는 기업에 대해 일정 요율을 개별 보증건에 고정 적용하도록 설정되어 있다. 산출 결과는 고정 보증요율이며, 데이터 타입은 숫자형이다. 입력값으로는 이동 보증 또는 이동 연계보증 여부, 이행보증(임차보증금, 자산보증 등), 초기창업 기업 여부, 정책지원보증 여부, 정보화지원프로그램 참여 여부 등이 있으며, 모두 문자열 값으로 입력된다. 룰의 세부 로직은 기술사업역량등급 및 기업 유형에 따라 고정 요율을 지정하는 방식으로 구성된다. 예를 들어, ‘이행보증 또는 이동보증’의 경우 기본 고정 요율은 0.10%로 적용되며, 기술력이 낮은 기업이 특정 조건을 만족할 경우 1.00%까지 상향 적용된다. 산출된 고정 요율이 계산 요율보다 낮을 경우에는 예외적으로 고정 보증요율이 아닌, 계산 요율을 적용한다.

[표 3-7] 고정보증요율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	고정보증요율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형
	회생지원보증	문자형
	창업일	문자형
	청년창업기업우대프로그램	문자형
...		
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	고정보증요율 적용 대상 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환(아래표 기준) 다만, 산출한 보증료율이 다음 각각의 보증료율보다 낮을 경우에는 예외	
	고정요율보증대상	요율
	이행보증 중 이행입찰보증	0.10%
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	0.60%
	회생지원보증	1.00%
	창업 후 5년 이내 청년창업기업우대프로그램: 0.3%(다만, 같은 기업당 기금 보증금액 1억원 이하이고 창업 후 7년이내인 경우에는 0.3% 고정보증료율 적용)	0.30%
...		

5) 보증료 산정 분석 및 분석 설계서 작성

[표 3-8]는 적용보증요율 룰 분석 설계서이다. 전 단계 룰 결과(기준보증요율, 감면율, 가산율, 고정보증요율)에서 출력된 계산 요율과 고정 요율을 입력값으로 받아 둘 중 낮은 값을 채택하여 최종 적용 보증요율로 채택하며 데이터 타입은 숫자형이다. 조건은 최저 보증요율은 0.7%, 최고보증요율은 3.0%로 설정되어 있으며, 이 범위를 벗어나는 경우에는 상한-하한을 기준으로 절삭하여 적용한다.

[표 3-8] 적용보증요율 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	적용보증요율	
Input	입력 항목	데이터 타입
	계산요율	숫자형
	고정요율	숫자형
Output	리턴항목	데이터 타입
	요율	숫자형
Logic	입력받은 (계산요율) 과 (고정요율)을 비교하여 작은 값을 룰 결과(리턴)로 반환함. 최저보증요율과 최고보증요율 범위 이내 최저보증요율 : 0.7% 최고보증요율 : 3.0%	

[표 3-9]는 최종 보증료 금액을 산출하기 위한 룰 분석 설계서로, 앞선 단계에서 확정된 적용보증요율을 기반으로 보증금액과 보증일수를 입력받아 정량적으로 보증료를 계산하는 구조를 갖는다. 이 룰의 결과값은 최종 보증료이며, 데이터 타입은 숫자형이다. 입력 항목으로는 보증금액, 보증일수, 적용보증요율 총 3가지가 있으며, 모두 숫자형 데이터로 구성되어 있다. 이 룰은 보증료 산정 프로세스의 마지막 단계에서 실행되어 실제 청구 금액을 도출하는데 사용된다. 룰의 계산 공식은 다음과 같다.

- $\text{보증료} = [\text{보증금액} \times (\text{보증일수} \div 365) \times \text{적용보증요율}] \div 100$

일 단위로 비례 계산이 되며 최종 산출된 금액에서 실원 단위 미만(10원 미만)은 버림 처리한다.

[표 3-9] 보증료 산정 룰 분석 설계서

구분	내용	
룰명	보증료	
Input	입력 항목	
	보증금액	숫자형
	보증일수	숫자형
	적용보증요율	숫자형
Output	리턴항목	
	보증료	숫자형
Logic	$= [(\text{보증금액}) \times \{ (\text{보증일수}/365) \times (\text{적용보증요율})/100 \}]$ ※ 조건 : 십원단위 10원 미만은 단수 버림	

결과를 종합해 보면 아래 표와 같다. 보증료 산정을 위한 BRMS 룰 분석 설계서는 크게 입력 항목, 출력 항목, 그리고 룰 산출 공식의 세 가지 관점에서 정리될 수 있다. 먼저 [표 3-10]는 전체 보증료 산정 프로세스에 사용되는 입력 항목을 정리한 표로, 총 8가지 주요 룰 유형(보증료, 적용보증료율, 계산요율, 기준보증료율, 감면율, 중복감면율, 가산율, 고정요율) 별로 사용되는 입력 데이터를 구분하였다. 입력값은 보증금액, 보증일수, 기술평가등급, 기업구분 등으로 구성되며, 데이터 타입은 대부분 숫자형과 문자형으로 정의된다. 각 룰은 특정 입력 항목을 기준으로 요율을 산정하는 구조이며, 다수의 문항은 중복 항목에 대한 구분 판단(예: 중복감면필요여부, 창업유형 등)에 사용된다. 항목으로는 총 30개 이상이나 입력값의 유형을 분류하면 총 21개이다. 유형은 보증료 산정 항목(룰 적용 범주) 기준으로 볼 때 하나의 그룹으로 묶을 수 있는 입력 항목이다.

6) 입·출력 항목 및 물 로직 종합표

[표 3-10] 물 분석 설계서의 입력 항목

구분	입력 항목	데이터 타입	유형 분류
계산요율	기준보증요율	숫자형	1
	감면율	숫자형	2
	중복감면율	숫자형	3
	가산율	숫자형	4
기준보증료율	기술사업평가등급	문자형	5
감면율	기술사업평가등급	문자형	5
	가금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형	6 감면율대상 여부
	창업 후 7년이내 창업보육센터 입주기업	문자형	
	벤처·이노비즈기업	문자형	
	장애인기업*	문자형	
	...	문자형	
중복감면율	보증구분	문자형	7
	중복감면필요여부	문자형	8
	기술사업평가등급	문자형	5
	신규주거기업(최근1년 이내가금보증잔액이없는기업) 여부	문자형	9 중복감면율 대상여부
	심사일 현재 상시근로자수(고용보험 가입) 30인 이상 기업 여부	문자형	
	...	문자형	
가산율	보증구분	문자형	7
	보증금액	숫자형	10
	보증이용기간	문자형	11
고정보증요율	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형	12
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형	13
	회생지원보증	문자형	14
	창업일	문자형	15
	청년창업기업우대프로그램	문자형	16 고정보증요 율대상여부
	청년 테크스타보증	문자형	
	맞춤형창업보증	문자형	
...			
적용보증료율	계산요율	숫자형	17
	고정요율	숫자형	18
보증료	보증금액	숫자형	19
	보증일수	숫자형	20
	적용보증요율	숫자형	21

[표 3-11]에서는 물 분석 설계서를 통해 도출되는 출력 항목을 정리하였다. 출력값은 보증료를 포함하여 계산 요율, 기준보증요율, 감면율, 중복감면율, 가산율, 고정보증요율, 적용보증요율 총 8개 항목이며, 모두 숫자형 데이터로 결과가 반환된다. 이는 물별 산출 로직의 결과값으로, 보증료 계산의 기반이 되는 최종 요소로 활용된다.

[표 3-11] 물 분석 설계서의 출력 항목

출력 항목	데이터타입
계산요율	숫자형
기준보증요율	숫자형
감면율	숫자형
중복감면율	숫자형
가산율	숫자형
고정보증요율	숫자형
적용보증요율	숫자형
보증료	숫자형

마지막으로 [표 3-12]는 각 물의 산출 로직과 적용 기준을 요약한 표로, 입력값 간의 연산 관계와 조건부 처리 방식이 포함되어 있다.

[표 3-12] 물 분석 설계서의 로직

구분	물 내용
계산요율	$[기준보증요율] - ([감면율] + [중복감면율]) + [가산율]$
기준보증요율	기술 사업 평가 등급을 입력받아 맞는 요율을 반환
감면율	감면요율 적용 기업 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환 중복불가, 감면율 가장 큰 항목 우선 적용, 감면 사유와 가산 사유 모두 해당시 감면 사유 우선 적용 후 가산 사유 적용
중복감면율	중복 감면 요율 적용 기업을 입력받아 맞는 요율을 반환 감면율이 큰 항목 하나만 추가 적용
가산율	보증금액, 보증이용기간을 입력받아 맞는 요율을 반환 가산사유 중복 시 사유별 가산율 모두 적용
고정보증요율	고정보증요율 적용 대상 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환 다만, 산출한 보증료율이 다음 각각의 보증료율보다 낮을 경우에는 예외
적용보증요율	입력받은 [계산요율]과 [고정요율]을 비교하여 작은 값을 물 결과(리턴)로 반환함 최저보증료율과 최고보증료율 범위이내 최저보증료율:0.7% 최고보증료율:3.0%
보증료	$[보증금액] * ([보증일수]/365) * [적용보증요율]/100$ 십원 단위10원 미만은 단수버림

3.2.3 대상 생성형 AI 선정, 학습데이터, 기준 프롬프트 작성

1) 대상 생성형 AI 선정

이 연구는 1차와 2차 분석으로 구분하여 수행되었으며, 각각의 대상 모델은 다음과 같다.

- 외산 2종 : ChatGPT (GPT-3.5), Perplexity
- 국산 2종 : U社 U서비스, S社 S서비스

[표 3-13] 연구에 사용할 생성형 AI 후보

구분	AI 서비스명	제조사	후보 선정 사유	연구대상
외산	ChatGPT 3.5	OPEN AI	가장 많은 사용자가 이용하는 무료 인공지능 서비스로	○
	Claude	Anthropic	AI의 윤리성과 안정성 중시	
	Perplexity	Perplexity AI사	Google의 검색 기능과 OpenAI의 언어모델 기반 챗봇 기능을 융합	○
	Copilot	Microsoft	MS 프로그램 및 Azure와 연계되어 업무 효율 향상	
	Gemini 2.0	Google	구글 생태계와 통합하여 업무 효율 향상	
	Deepseek	DeepQuest	최근 가장 이슈가 되는 중국 인공지능 서비스	
국산	U서비스	U사	국내 인공지능 스타트업 기업	○
	S서비스	S사	국내 인공지능 원천기술 및 상장기업	○
	Y서비스	Y사	여러 AI 툴과 서비스를 종류별로 모아 소개하는 AI 서비스 큐레이션 플랫폼	

2) 자연어 기반 규정 분석을 위한 규정집 확보

기술보증기금 보증료를 자연어 학습 데이터는 「보증료등의 운용요령」 규정집 전자문서 파일을 활용하였다.

- 대상문서 : 보증료등의 운용요령(2022.9.12., 91차 개정)
- 데이터수 : 글자 23,469자(공백 포함), 낱말 4,722개, 줄 796줄, 문단 1,074개, 쪽 23쪽, 표 15개
- 작성일시 : 2022년 4월 28일 목요일 오후 2시 01분 47초
- 학습포맷 : PDF (흔글 프로그램에서 'PDF로 저장하기' 기능으로 변환)
- 데이터 구조 : 구조화된 한글 자연어, 표, 수식, 요율, 산식 등 기준

3) 자연어 기반 BRMS 문법 학습을 위한 매뉴얼 확보

S사의 BRMS 시스템의 룰 정의 방식, 조건문 구성, 변수 명명 규칙 등을 검토하여, 생성형 AI가 BRMS 개발자 수준의 출력물을 생성할 수 있도록 문서를 준비하였다.

4) 연구에 사용할 프롬프트 작성

생성형 AI의 룰 분석 설계서 작성 결과를 비교·검토하기 위해 4개의 생성형 AI를 대상으로 동일한 조건을 적용하여 실험을 수행하였다. 이를 위해 각 AI에 동일한 프롬프트 값을 입력하고 동일한 참고 자료를 첨부하여 룰 분석 설계서 생성을 요청하였다. 이 연구는 단순한 자연어 요약이나 설명이 아닌, BRMS에 바로 적용 가능한 분석 설계서 수준의 결과물 생성을 목표로 한다. 이에 따라 프롬프트에는 개발자 역할 지시, 문서 종류, 입력 자료의 성격, 그리고 출력 형식에 대한 명확한 조건을 포함하였다. 위의 분석을 바탕으로 구성된 최종 프롬프트는 다음과 같다.

- (업로드 파일1) 기술보증기금 보증료등의 운용요령.PDF
- (업로드 파일2) BRMS 문법 매뉴얼.PDF
- (프롬프트) 첨부한 2개의 파일은 ‘기술보증기금 보증료등의 운영요령’과 ‘BRMS 문법이 포함된 매뉴얼’입니다. 위 첨부파일을 학습하여 BRMS 시스템 비즈니스 룰 설정에 사용할 수 있는 입력(Input), 출력(Output), 로직(Logic)이 포함된 룰 분석 설계서를 작성하세요.

3.2.4 AI를 이용한 BRMS 룰 생성

1) 테스트 환경

이 단계에서는 연구자의 전산정보처리 환경하에서 AI를 이용하여 BRMS 룰 설계 결과를 정리한다.

- 연구자 환경 : MS Windows 11 OS, Intel CPU 탑재 LG 노트북
- 인터넷 환경 : 무선 인터넷
- 접속 도구 : 구글 크롬 브라우저

2) 생성형 AI에게 프롬프트 기반 BRMS 룰 설계

구성한 프롬프트와 기준 규정 문서를 기반으로, 선정된 4종의 생성형 AI 도구에게 BRMS 룰 설계를 요청하였다. 각 도구는 동일한 입력 조건에서 입력 항목, 출력 항목, 처리 로직에 해당하는 룰 분석 설계서를 생성하도록 하였다.

3) 생성형 AI 작성 결과 화면 캡처

생성형 AI가 생성한 룰 분석 결과물은 각 AI 도구의 응답 화면을 캡처한 뒤, 분석 기준에 따라 입력값, 출력값, 로직 구성요소로 구분하여 항목별로 분리하여 수집하였으며, 이후 평가의 객관성과 정확성을 확보하기 위해 각 항목을 기준 룰 분석 설계서와 일대일 평가가 가능하도록 분리하여 정리하였다.

3.2.5 룰 설계 평가

이 단계에서는 AI가 생성한 룰 분석 결과를 연구자가 직접 설계한 기준 룰 분석 설계서와 항목별로 비교하고, BRMS 구성 기준 정량평가와 AI 품질 지표 기준 정량평가를 한 뒤, 가중치 기반 분석 방식을 통해 각 서비스의 상대적 우수성을 종합적으로 판단하였다.

- 평가 지표 : 입력값 추출정확도, 출력값 추출정확도, 로직 구성 적합성
- 평가 기준 : 기준 분석 설계서와 항목별 일치 여부
- 평가 방식 : BRMS 구성 기준 정성평가, AI 품질 지표 기준 정량평가, AHP 가중치 기반 종합평가

3.2.6 그 외 전문가 인터뷰 및 시사점 정리

이 단계에서는 BRMS 룰 설계 경험이 풍부한 실무 전문가 4인을 대상으로 전문가 인터뷰를 수행하였다.

- 질의 1 : BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성
- 질의 2 : 룰 생성의 자동화 가능성과 한계
- 질의 3 : 실제 프로젝트에서의 활용 가능성

IV. 연구 결과

이 장에서는 생성형 AI(Generative AI)을 활용하여 자동 생성한 보증료 산출 BRMS 룰 분석 설계서의 품질을 평가한다. 앞서 제시한 연구 설계에 따라, 기술보증기금의 보증료 산정 규정을 기준으로 연구자가 작성한 분석 설계서와 생성형 AI를 통해 생성된 룰 분석 설계 결과물을 비교하였다. 룰 분석 설계 대상은 총 4개의 AI 모델(ChatGPT, Perplexity, U서비스, S서비스)이며, 동일한 프롬프트를 적용하여 각 모델의 룰 분석 설계 결과를 도출하였다.

생성된 결과물은 1차적으로 BRMS 구성 기준인 입력 항목, 출력 항목, 룰 로직 구성의 정확도를 중심으로 출력 결과를 비교하고, AHP(Analytic Hierarchy Process) 기법을 적용하여 정량적으로 분석하였다. 2차적으로는 생성형 AI 품질 평가 지표인 신뢰성, 구문 정확성, 의미 정확성, 유효성에 대해서도 AHP 가중치를 적용한 정량평가를 병행하였다. 또한 BRMS 설계 전문가 2인과 개발자 2인을 대상으로 인터뷰를 시행하여, 생성형 AI의 BRMS 적용 가능성과 자동화 한계, 실무적 활용성에 대한 질적 의견을 수집하였다.

이러한 분석 결과를 바탕으로 생성형 AI가 실제 룰 기반 시스템(BRMS)에 어느 수준까지 활용 가능한지를 실증적으로 검토하고, AI 모델 간의 차이를 비교하여 향후 실무 적용을 위한 시사점을 도출하고자 한다. 이 장에서는 생성 결과 분석을 중심으로 각 AI별 생성 특성과 룰 분석 설계의 특징을 먼저 정리하고, 이후 정성·정량 평가 결과를 종합적으로 제시한다.

4.1 AI를 이용한 BRMS 룰 분석 설계서 생성

4.1.1 1차 생성 및 평가

4.1.1.1 생성 결과

1) ChatGPT (OpenAI ChatGPT4 기반)

ChatGPT는 자연어 기반의 고도화된 생성형 인공지능으로, 문서 구조와 수

식 기반 논리에 대해 정제된 출력을 생성하는 특성이 있으며 다음과 같은 분석 결과를 도출하였다.

[그림 4-1]는 실제 ChatGPT가 출력한 화면이다. 보증 금액, 기술사업 평가등급, 감면을 대상여부 판단(기업유형, 사고기업유무), 보증 구분, 중복감면 대상여부 (감면사유코드), 보증요율 대상 유형의 입력 항목 출력이 출력되었다.

☑ 기술보증기금 보증료 산출 룰 분석서 (BRMS용)

🏠 1. RULE ID / 명칭

RULE ID: R_GUARANTEE_FEE_CALC
 RULE 명칭: 기술보증기금 보증료 산출 룰

🔗 2. INPUT 정의

항목ID	항목명	타입	설명
TECH_GRADE	기술사업평가등급	문자열	AAA ~ C
GUARANTEE_TYPE	보증유형	문자열	신규, 기보증회수, 기한연장 등
GUARANTEE_AMOUNT	보증금액	숫자	보증 대상 금액
GUARANTEE_START_DATE	보증시작일	날짜	보증서 발급일
GUARANTEE_END_DATE	보증종료일	날짜	기한연장 포함
CORP_TYPE	기업유형	문자열	중소기업 / 중소기업 이외
IS_HIGH_RISK	사고기업 여부	논리형	TRUE / FALSE
DISCOUNT_CODES	감면 사유 코드	배열형 문자열	감면 대상 다중 선택 가능
SURCHARGE_CODES	가산 사유 코드	배열형 문자열	가산 대상 다중 선택 가능
FIXED_RATE_TYPE	고정보증료 대상 유형	문자열	이행입찰, 회생지원 등
FOREIGN_CURRENCY_FLAG	외화보증 여부	논리형	TRUE / FALSE
EXCHANGE_RATE	적용 환율	숫자	외화 보증 시 사용
CALC_DATE	산정기준일	날짜	수납기준일 또는 보증일자

[그림 4-1] ChatGPT 생성 BRMS INPUT 정의

[표 4-1]는 ChatGPT를 활용하여 보증료 산출 룰 분석 설계를 수행한 결과, 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 입력 항목과 ChatGPT가 출력한 입력 항목을 비교한 결과이다. 전문가가 작성한 분석 설계서에는 총 21개의 입력 항목이 정의되어 있으며, 이 중 ChatGPT가 생성한 결과와 일치하는 항목은 7개로 확인되었다.

[표 4-1] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs ChatGPT 입력 항목 비교

구분	입력 항목	데이터 타입	유형 분류	Chat GPT 결과
계산요율	기준보증요율	숫자형	1	
	감면율	숫자형	2	
	중복감면율	숫자형	3	
	가산율	숫자형	4	
기준보증료율	기술사업평가등급	문자형	5	○
감면율	기술사업평가등급	문자형	5	○
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형	6 감면율대상 여부	○
	창업 후 7년 이내 창업보육센터 입주기업	문자형		
	벤처·이노비즈기업	문자형		
	장애인기업*	문자형		
	...	문자형		
...	문자형			
중복감면율	보증구분	문자형	7	○
	중복감면필요여부	문자형	8	
	기술사업평가등급	문자형	5	
	신규거래기업(최근1년 이내기금보증잔액이없는기업) 여부	문자형	9 중복감면율 대상여부	○
	심사일 현재 상시근로자수(고용보험 가입) 30인 이상 기업 여부	문자형		
	...	문자형		
...	문자형			
가산율	보증구분	문자형	7	
	보증금액	숫자형	10	
	보증이용기간	문자형	11	
고정보증요율	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형	12	
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형	13	○
	회생지원보증	문자형	14	
	창업일	문자형	15	
	청년창업기업우대프로그램	문자형	16 고정보증요 율대상여부	
	청년 텍스트타보증	문자형		
	맞춤형창업보증	문자형		
...				
적용보증료율	계산요율	숫자형	17	
	고정요율	숫자형	18	
보증료	보증금액	숫자형	19	○
	보증일수	숫자형	20	
	적용보증요율	숫자형	21	

[그림 4-2]은 ChatGPT가 보증료 산출 룰 설계 과정에서 도출한 출력 항목(Output)을 정의한 결과를 나타낸다. 본 결과에서는 보증료 산출 프로세스의 결과값으로 제공되어야 할 총 8개의 출력 항목 중 6개인 계산 요율, 기준 보증료율, 감면율, 중복감면율, 가산율, 고정 요율의 결과값은 제외되고 최종 보증요율과 산출보증료 2개 항목만을 도출하였다.

항목ID	항목명	타입	설명
FINAL_RATE	최종 보증료율	숫자	감면/가산 반영 후 최종 요율(%)
CALC_DAYS	계산 일수	숫자	시작일 ~ 종료일 일수
FEE_AMOUNT	산출 보증료	숫자	보증료 산식 결과(원)
SURCHARGE_FEE	추가 보증료	숫자	연 0.5% 가산된 추가보증료
OVERDUE_FEE	연체보증료	숫자	연체 시 연 10% 보증료
IS_FIXED_RATE_USED	고정요율 적용 여부	논리형	고정보증료 적용 여부 TRUE/FALSE

[그림 4-2] ChatGPT 생성 BRMS OUTPUT 정의

[표 4-2]는 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 출력 항목과 ChatGPT가 출력한 출력 항목을 비교한 결과이다. 기존 분석 설계서는 8개의 항목을 정의 하였으나, ChatGPT는 2개의 항목을 출력하였다.

[표 4-2] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs ChatGPT 출력 항목 비교

출력 항목	데이터타입	ChatGPT결과	비고
계산요율	숫자형		
기준보증료율	숫자형		
감면율	숫자형		
중복감면율	숫자형		
가산율	숫자형		
고정요율	숫자형		
적용보증료율	숫자형	○	최종보증요율
보증료	숫자형	○	산출보증료

[그림 4-3], [그림 4-4]는 룰의 로직이다. 최종 보증료를 구하는 계산요율 로직은 없으며, 중복감면율에 대한 로직은 감면율 안에 포함하여 표현하였다. 산출해야하는 총 8개 로직 중 5개 (보증료, 적용보증료율, 기준보증료율, 감면율, 가산율, 고정요율)의 로직은 표현이 되었으며 로직의 내용이 연구자가 작성한 룰 분석 설계서와 일치한다.

⚙️ 4. RULE LOGIC 정의

① 기준보증료율 산정

plaintext
복사편집
룰명: R_STANDARD_RATE
기술등급 기준:
AAA → 0.8%, AA → 1.0%, A+ → 1.1%, A → 1.2%
BBB+ → 1.3%, BBB → 1.4%
BB/BB+ → 1.5%, B/B+ → 1.6%
CCC → 1.7%, CC → 1.8%, C → 2.2%

② 감면 적용 (중복 불가, 최대값 우선)

plaintext
복사편집
룰명: R_DISCOUNT_APPLY
별표1 기준: 각 감면코드별 %값 정의
감면율 중 가장 큰 항목을 적용, 단 일부는 중복 허용
→ 예: 여성기업 -0.2%, 벤처 -0.2% 등
※ 사고기업이면 감면 적용 불가

③ 가산 적용 (중복 가능)

plaintext
복사편집
룰명: R_SURCHARGE_APPLY
별표2 기준: 보증금액 초과, 거래기간 초과 등
→ 가산항목 전부 누적 가산 가능
→ 사고기업 포함 시 일부 항목 필수 적용

[그림 4-3] ChatGPT 생성 BRMS RULE #1/2

④ 고정 보증료율 판단

plaintext

복사편집

물명: R_FIXED_RATE_CHECK

입찰보증: 0.1%, 계약보증: 0.6%, 회생지원보증: 1.0%

청년창업(5년): 0.3%, 창업 후 7년 내 1억 이하: 1.0%

⑤ 최저 / 최고 보증료율 체크

plaintext

복사편집

물명: R_RATE_LIMIT_CHECK

최저: 0.7%, 고정부담 대상은 0.5%

최고: 3.0% (중소기업이외는 3.5%)

⑥ 보증료 계산식

plaintext

복사편집

물명: R_CALCULATE_FEE

기준 산식:

보증료 = (보증금액 × 요율 × 일수) / 365

연체보증료 = 미납보증료 × 10% × 연체일수 / 365

추가보증료 = 보증금액 × (최종요율 + 0.5%) × 연체일수 / 365

→ 결과는 roundup(원 단위), 10원 미만 버림

→ 외화 보증의 경우 환율 곱함

[그림 4-4] ChatGPT 생성 BRMS RULE #2/2

[표 4-3]은 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 로직 항목과 ChatGPT가 출력한 로직 항목을 비교한 결과이다. 직접 작성한 분석 설계서는 총 8개의 로직을 정의하였으나, ChatGPT는 5개의 로직 항목을 출력하였다.

[표 4-3] 룰 분석 설계서의 룰 vs ChatGPT 룰 비교

구분	룰 내용	ChatGPT 결과	비고
보증료	$[보증금액] * ([보증일수] / 365) * [적용보증요율] / 100$ 십원단위10원미만은단수버림	○	
적용 보증요율	입력받은 [계산요율] 과 [고정요율] 을 비교하여 작은 값을 룰 결과(리턴)로 반환함 최저보증요율과최고보증요율범위내 최저보증요율:0.7% 최고보증요율:3.0%		
계산요율	$[기준보증요율] - ([감면율] + [중복감면율]) + [가산율]$		
기준 보증요율	기술사업평가등급을 입력받아 맞는 요율을 반환	○	
감면율	감면요율 적용 기업 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환 중복불가, 감면율가장큰항목우선적용, 감면사유와가산사유모두해 당시감면사유우선적용후가산사유적용	○	
중복 감면율	중복감면요율 적용 기업을 입력받아 맞는 요율을 반환 감면율이큰항목하나만추가적용		
가산율	보증금액, 보증이용기간을 입력받아 맞는 요율을 반환 가산사유중복시사유별가산율을모두적용	○	
고정요율	고정보증요율 적용 대상 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환. 다만, 산출한 보증요율이 다음 각각의 보증요율보다 낮을 경우에는 예외	○	

2) Perplexity (검색 연계형 생성형 AI)

Perplexity는 웹 검색 기반의 응답을 제공하는 생성형 AI로서, 법령이나 정책문서를 자연스럽게 인용하는 데 강점을 보인다. 그러나 BRMS 룰 구조화가 요구되는 과업에서는 설명 중심의 응답을 생성하였으며, 실제 업무에 필요한 세부 요소들을 모두 반영하지는 못하였다. 특히 Perplexity는 BRMS를 독립된 룰 관리 솔루션으로 인식하지 못하고, 데이터베이스 기반의 일반적인 프로그래밍 작업으로 인지하여 결과를 도출하였다. 다양한 개발 언어(json, Java, Python 등)를 활용한 기술적 시도는 확인되었으나, BRMS의 문법 체계나 포맷에 부합하는 일관된 출력은 확보되지 않았다. 결과적으로 Perplexity의 응답은 구조적 완성도와 실무 적용 가능성 측면에서 한계를 보였으며, BRMS 환경에서의 룰 개발을 위한 실질적인 업무 분석 설계서로 활용하기에는 다소 미흡한 수준이다.

[그림 4-5]은 Perplexity AI가 보증료 산출 룰 설계 과정에서 도출한 주요 입력 항목(Input)을 JSON 형식으로 구조화한 결과를 보여준다. 구조는 크게 세 가지 상위 항목으로 구성되어 있다. enterprise_profile 항목은 기준요율 산정, 감면율, 가산율 적용에 영향을 주는 기초 정보로서 기업의 규모(size), 기술 등급(tech grade), 보유 인증(certifications), 설립일(foundation date), 신용 등급(credit rating), 산업 코드(industry code) 등이다. guarantee_info는 보증요율 산정 뿐 아니라 고정 요율 적용 여부, 특정 가산 항목 판단에 영향을 줄 보증의 유형(type), 보증 금액(amount), 통화(currency), 보증기간(duration days), 보증 목적(purpose) 등을 출력하였다. 마지막으로 transaction history에서는 과거 거래 이력, 누적 금액(total amount), 평균 사용 기간(usage years), 상환율(repayment rate), 연체 이력(overdue_records) 등이 출력되었다.

Perplexity는 이처럼 보증료 산정에 필요한 입력 항목을 총 12개 수준으로 정리하였으나, 해당 결과는 데이터 속성과 구조 중심의 표현에 치중되어 있다. JSON 포맷 자체는 기계 판독에 적합한 형식이나, 사람이 해석하고 정책적 기준에 따라 룰을 설계하는 관점에서는 가독성과 설명력이 부족하다는 한계가 존재한다. 특히 입력 항목 간 연계 구조나 계산과의 직접적 연관성, 항

목의 우선순위나 적용 조건 등이 명시되어 있지 않아, 룰 분석 설계서로 활용하기에는 정보 전달력이 떨어진다.

1. INPUT 데이터 구조

```
json
{
  "enterprise_profile": {
    "size": ["중소기업", "중소기업외"],
    "tech_grade": ["AAA", "AA", ..., "CC"],
    "certifications": ["Kibo A+", "청년창업", "녹색인증"],
    "foundation_date": "YYYY-MM-DD",
    "credit_rating": ["A", "B", "C", "D"],
    "industry_code": "표준산업분류코드"
  },
  "guarantee_info": {
    "type": ["신규", "기한연장", "기보증회수"],
    "amount": 100000000,
    "currency": ["KRW", "USD"],
    "duration_days": 365,
    "purpose": ["이행보증", "운전자금", "R&D"]
  },
  "transaction_history": {
    "total_amount": 500000000,
    "usage_years": 7,
    "repayment_rate": 0.85,
    "overdue_records": ["2023-05", "2024-01"]
  }
}
```

[그림 4-5] Perplexity 생성 BRMS INPUT

[표 4-4]를 보면 Perplexity는 BRMS 를 분석 설계 입력 항목 중 총 14개의 항목을 추출한 것으로 나타났다.

[표 4-4] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs Perplexity 입력 항목 비교

구분	입력 항목	데이터 타입	유형 분류	Perplexity 결과	비고		
계산요율	기준보증요율	숫자형	1				
	감면율	숫자형	2				
	중복감면율	숫자형	3				
	가산율	숫자형	4				
기준보증요율	기술사업평가등급	문자형	5	○	tech_grade		
감면율	기술사업평가등급	문자형	5	○	tech_grade		
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형	6 감면율대상여부	○	certification		
	창업 후 7년 이내 창업보육센터 입주기업 벤처·이노비즈기업	문자형					
	장애인기업*	문자형					
	...	문자형					
...	문자형						
중복감면율	보증구분	문자형	7	○	type		
	중복감면필요여부	문자형	8				
	기술사업평가등급	문자형	5	○	tech_grade		
	신규거래기업(최근1년 이내기금보증잔액이없는기업) 여부	문자형	9 중복감면율대상여부	○			
	심사일 현재 상시근로자수(고용보험 가입) 30인 이상 기업 여부	문자형					
...	문자형						
보증구분	문자형	7				○	type
보증금액	숫자형	10				○	amount
가산율	보증이용기간	문자형	11	○	usage_years		
	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형	12				
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형	13	○	purpose		
고정보증요율	회생지원보증	문자형	14				
	창업일	문자형	15	○	foundation_date		
	청년창업기업우대프로그램	문자형	16 고정보증요율대상여부				
	청년 테크스타보증	문자형					
	맞춤형창업보증	문자형					
	...						
	...						
적용보증요율	계산요율	숫자형	17				
	고정요율	숫자형	18				
보증료	보증금액	숫자형	19	○	amount		
	보증일수	숫자형	20	○	duration_days		
	적용보증요율	숫자형	21				

[그림 4-6]은 Perplexity가 출력한 출력 항목이다. Perplexity의 응답은 보
 중료 산정 결과를 JSON 형식으로 반환하는 구조를 취하고 있었다. 응답에는
 base_rate, adjustments(감면율 및 가산율), final_rate, fee_amount 등의 항목
 이 포함되어 있었으며, 이는 명확한 출력 결과값을 의미한다. 그러나 이러한
 결과값은 BRMS 시스템에서 요구되는 출력 항목의 정의(예: 출력 변수의 명
 칭, 데이터 타입, 의미 및 계산 논리 등)를 명시적으로 서술한 것은 아니다.

즉, Perplexity는 사용자의 질문에 따라 특정 입력값에 기반하여 산출된 결
 과값만을 제시했으며, 각 결과값이 어떤 기준이나 로직에 따라 생성되었는지
 에 대한 설명이나 출력 항목 전체 목록에 대한 정의는 제공하지 않았다. 특
 히, 감면율(discount)과 가산율(surcharge)은 포함되어 있었지만, 중복감면율,
 고정요율 등 BRMS 시스템에서 통상적으로 요구되는 출력 항목은 명시되지
 않거나 확인할 수 없었다.

2. OUTPUT 데이터 구조

```

json
{
  "calculation_details": {
    "base_rate": 1.2,
    "adjustments": [
      {"type": "discount", "reason": "Kibo A+ Members", "rate": -0.3},
      {"type": "surcharge", "reason": "중소기업외", "rate": +0.5}
    ],
    "final_rate": 0.5,
    "fee_amount": 2500000
  },
  "validation": {
    "min_rate": 0.5,
    "max_rate": 3.5,
    "applied_rules": ["제5조", "별표2 3호"],
    "error_codes": ["E001", "E002"]
  }
}

```

[그림 4-6] Perplexity 생성 BRMS OUTPUT

[그림 4-7]는 Perplexity의 로직 출력 결과이다. 해당 이미지는 보증료 산정과 관련된 기준요율 및 감면/가산 항목을 표 형태로 제시하고 있으며, 각 등급별 요율, 보증유형에 따른 예외 요율, 감면/가산 항목별 적용 기준과 비율이 포함되어 있다. 먼저, 기업의 기술사업평가등급에 따라 기준보증요율이 결정되며, 특정 보증유형에 대해서는 예외적으로 고정된 요율이 적용된다. 이후, 기업이 갖춘 자격이나 조건에 따라 감면 또는 가산 항목이 적용될 수 있으며, 해당 항목은 각각 비율과 법적 근거를 포함하고 있다.

그러나 이 이미지에는 제시된 요율과 조건을 어떤 순서와 방식으로 연산하여 최종 보증료율을 산정하는지에 대한 계산 로직은 포함되어 있지 않다. 예를 들어, 기준요율에 감면율과 가산율을 어떻게 합산 또는 차감하는지, 중복 감면이 허용되는지 여부, 최저/최고 요율 제한이 존재하는지 등의 정책적, 수치적 로직은 명시되지 않았다.

3. 핵심 로직 설계

3.1 기준요율 산정 ([제5조])

```

javascript
// 기술평가등급별 기본요율 테이블
const baseRateTable = {
  "AAA": 0.8, "AA": 1.0, "A+": 1.1, "A": 1.2,
  "BBB+": 1.3, "BBB": 1.4, "BB+": 1.5, "B+": 1.6,
  "CCC": 1.7, "CC": 1.8
};

// 특수케이스 처리
if (guarantee_type === "이행입찰보증") return 0.1; // [제4조4항1호]
if (guarantee_type === "희생지원보증") return 1.0; // [제4조4항3호]

```

3.2 감면/가산 규칙 ([제7조], [별표1-2])

유형	조건	비율	적용규정
감면	Kibo A+ Members	-0.3%p	별표1 1호
감면	창업 7년 이내 청년창업기업	-0.7%p	제4조4항4호
가산	중소기업외 → 중소기업 전환 후	+0.1~0.5%p	별표2 3호
가산	보증금액 30억 초과	+0.2%p	별표2 1호나

[그림 4-7] Perplexity 생성 BRMS 핵심 로직 설계

3) U서비스 (뤼튼 기반 한국형 생성형 AI)

[그림 4-8]는 U서비스 AI가 보증료 산출 룰 설계 과정에서 도출한 주요 입력 항목(Input), 출력 항목, 로직을 정의한 결과를 보여준다. 이 결과는 다른 생성형 AI와 비교했을 때 입력 항목이 보증기간 외에는 일치하는 입력 항목이 없다. 출력 항목도 보증료 총액 한 개의 항목만 일치한다. 로직의 경우는 단 하나도 일치하는 항목이 없었다. 이에 따라 본 결과는 BRMS 개발 관점에서 실무에 활용하기에는 한계가 있으며, 업무 분석 설계서로서의 완성도는 다소 낮은 것으로 평가된다.

규칙 분석:

1. 입력(INPUT):
진등액
보증 종류 (신용보증서, 신용보험 등)
보증료율(신용보증기금의 보증료율표를 참조하여 결정)
할인율(신용보증금의 할인표를 결정하여)
보증 기간 (년 단위)
보증료 지급방식 (일시납, 배상납)
2. 출력(OUTPUT):
보증료 총액
배당납의 경우, 각 차별 대우
3. 논리(LOGIC):

규칙 1: 기본 보증료 납부
* 로 보증서 = (보증 금액 * 보증료율) / 100
* 할인적용 시: 보증료 정도 = (보증 금액 * 보증료율 * (1 - 할인율)) / 100

규칙 2: 분할납부 보증료 납부
* 분할납부 보증료 = (보증료만큼 * 분할회차수) / 총회차수

규칙 3: 보증료 처리 및 분할납부 보증료 반환
* 보증료 처리 반환
* 분할납세의 경우, 각 차별 대우 인정

[그림 4-8] U서비스 생성 BRMS INPUT/OUTPUT/LOGIC

[표 4-5] 룰 분석 설계서의 입력 항목 vs U서비스 입력 항목 비교

구분	입력 항목	데이터 타입	유형 분류	U서비스 결과
계산요율	기준보증요율	숫자형	1	
	감면율	숫자형	2	
	중복감면율	숫자형	3	
	가산율	숫자형	4	
기준보증료율	기술사업평가등급	문자형	5	
감면율	기술사업평가등급	문자형	5	
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형	6 감면율대상여부	
	창업 후 7년내 창업보육센터 입주기업	문자형		
	벤처이노비즈기업	문자형		
	장애인기업*	문자형		
...	문자형			
중복감면율	보증구분	문자형	7	
	중복감면필요여부	문자형	8	
	기술사업평가등급	문자형	5	
	신규거래기업(최근1년 이내기금보증잔액이없는기업) 여부	문자형	9	중복감면율대상여부
	...	문자형		
가산율	보증구분	문자형	7	
	보증금액	숫자형	10	
	보증이용기간	문자형	11	
고정보증요율	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형	12	
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형	13	
	회생지원보증	문자형	14	
	창업일	문자형	15	
	청년창업기업우대프로그램	문자형	16	고정보증요율대상여부
...				
적용보증료율	계산요율	숫자형	17	
	고정요율	숫자형	18	
보증료	보증금액	숫자형	19	
	보증일수	숫자형	20	○
	적용보증요율	숫자형	21	

[표 4-6] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs U서비스 출력 항목 비교

출력 항목	데이터타입	U서비스결과	비고
계산요율	숫자형		
기준보증료율	숫자형		
감면율	숫자형		
중복감면율	숫자형		
가산율	숫자형		
고정요율	숫자형		
적용보증료율	숫자형		
보증료	숫자형	○	산출보증료

4) S서비스 (K-AI 기반 검색 특화형 생성 모델)

[그림 4-9]은 S서비스 AI가 생성한 INPUT, OUTPUT, LOGIC 구조는 사람이 작성한 분석 설계서와 비교할 때 입력, 출력, 로직 생성의 결과 값 중 출력 항목의 “보증료” 1개 외에는 그 어떤 값도 룰 분석 설계서와 일치하는 결과가 없었다.

1. INPUT
데이터 항목:
 신청자 정보 (이름, 사업자 번호 등)
 보증 신청서 (보증 금액, 신청일, 기타 조건)
 관련 기업 정보 (기업의 신용 등급, 산업 분야)
외부 데이터:
 신용 평가 결과 (예: 외부 신용 정보 제공업체로부터 받은 신용 점수)
 동종 업계 데이터 (동일 산업 내 평균 보증료)

2. OUTPUT
결과 항목:
 산출된 보증료 (구체적인 금액)
 보증료 산출에 대한 상세 내역 (적용된 규칙 및 변수)
 리포트 데이터 (신청자에게 전달할 문서 형태)

3. LOGIC
보증료 산출 규칙:
 각 신청자의 신용 등급에 따른 기본 보증료 계산
 특정 조건(예: 산업 안정성, 신청 금액)에 따른 가감 요인 적용
 반복적으로 적용될 수 있는 규칙의 매핑(DSL 활용)
구현 방법:
 BRMS의 DSL 및 DSLR 문법을 활용하여 조건문 및 결과를 정의, 이를 통해 도메인 전문가가 이해할 수 있는 형태로 룰을 작성할 수 있습니다. 예를 들어, DSL을 사용하여 비즈니스 룰을 선언함으로써 기술적 세부사항을 숨기고 룰의 논리에 집중할 수 있습니다.

[그림 4-9] S서비스 생성 BRMS INPUT/OUTPUT/LOGIC

[표 4-7] 룰 분석 설계서의 출력 항목 vs S서비스 출력 항목 비교

출력 항목	데이터타입	S서비스결과	비고
계산요율	숫자형		
기준보증료율	숫자형		
감면율	숫자형		
중복감면율	숫자형		
가산율	숫자형		
고정요율	숫자형		
적용보증료율	숫자형		
보증료	숫자형	○	산출보증료

4.1.1.2 1차 생성 결과 평가

1) BRMS 구성 기준 정성평가

앞서 도출된 생성형 AI별 보증료 산출 룰 생성 결과를 기준으로, 주요 항목별 비교 분석을 수행하였다.

[표 4-8]은 생성형 AI별로 BRMS 룰 분석 설계 결과를 종합적으로 비교한 분석표로, ChatGPT, Perplexity, U서비스, S서비스 네 가지 모델을 대상으로 각각이 생성한 룰 구성 결과를 평가하였다. 본 비교는 각 AI가 생성한 입력 항목(21개), 출력 항목(8개), 로직 항목(8개)에 대해, 연구자가 사전에 정의한 기준 항목과 대조하여 정확히 일치한 항목의 수를 산정한 것이다.

[표 4-8] 생성형 AI별 결과 비교표

비교 항목	외산		국산	
	ChatGPT	Perplexity	U社(U서비스)	S社(S서비스)
입력 항목 추출정확도	7 / 21	11 / 21	2 / 21	0 / 21
출력 항목 추출정확도	2 / 8	0 / 8	1 / 8	1 / 8
로직 추출정확도	5 / 8	0 / 8	0 / 8	0 / 8

분석 결과, AI 모델 간 성능 차이가 뚜렷하게 나타났으며, 특히 구조화된 룰 생성 능력과 항목 식별 능력에서 큰 차이를 보였다.

외산 모델 중에서는 ChatGPT가 가장 우수한 성능을 보였다. 총 21개의 입력 항목 중 7개, 8개의 출력 항목 중 2개, 8개의 로직 요소 중 6개를 정확히 추출해 냈으며 세 가지 항목 모두에서 상대적으로 높은 정확도를 기록했다. Perplexity는 출력 항목과 로직 요소에서는 모두 0개로 매우 낮은 성과를 기록했으며 유일하게 입력 항목에서만 11개를 추출하여 모든 생성형 AI중 가장 높은 입력 항목 인식률을 보였다. 국산 모델의 경우 U서비스는 입력 항목 2개, 출력 항목 1개를 추출하였으며, 로직은 전혀 추출하지 못했다. S서비스 또한 출력 항목 1개만을 추출하였고, 입력 항목 및 로직 요소는 모두 추출하

지 못하였다. 두 모델 모두 결과물이 요약 중심이거나 절차적 설명에 치중되어 있어, 구조화된 물 초안 작성에는 미흡한 수준이었다.

정량화된 평가를 위하여 정성평가 비교 항목 3개에 대하여 5명의 전문가를 대상으로 AHP(Analytic Hierarchy Process) 분석 방법을 이용하여 가중치를 도출하였다. 전문가는 로직 추출 정확도에 가장 높은 가중치를 부여하였다.

[표 4-9] 비교 항목 AHP 분석 결과

구분	입력 항목 추출정확도	출력 항목 추출정확도	로직 추출정확도	비고
AHP 결과	19.3%	9.5%	71.3%	100%

[표 4-10]은 생성형 AI별로 입력 항목, 출력 항목, 물 로직의 추출 정확도 별 가중치를 적용하여 총점을 산정한 결과를 나타낸 것이다. AHP 분석 결과, ChatGPT가 총 26.63점으로 가장 높은 점수를 기록하였으며, 입력 항목과 출력 항목 추출 정확도 모두에서 상대적으로 우수한 성능을 보였다. 반면, Perplexity, U서비스(U社), S서비스(S社)는 입력 또는 출력 일부 항목만 제한적으로 추출하거나, 물 로직 추출에는 전혀 대응하지 못해 상대적으로 낮은 점수를 기록하였다.

[표 4-10] 생성형 AI별 BRMS AHP 가중치 결과 비교표

비교 항목	가중치	외산		국산	
		ChatGPT	Perplexity	U社(U서비스)	S社(S서비스)
입력 항목 추출정확도	19.3%	33.33	52.38	9.52	0.00
출력 항목 추출정확도	9.5%	25.00	0.00	12.50	12.50
로직 추출정확도	71.3%	25.00	0.00	0.00	0.00
계	100%	26.63	10.11	3.03	1.19

2) AI 품질 지표 기준 정량평가

[표 4-11]은 생성형 AI의 품질을 평가하기 위해 4인 전문가의 정량 평가 결과에 AHP 가중치를 적용하여 비교한 결과를 나타낸 것이다. 평가 항목은 신뢰성(65.8%), 구문 정확성(11.1%), 의미 정확성(13.4%), 유효성(9.7%)의 4개 지표로 구성되었으며, 각 항목별 가중치는 전문가 설문에 따라 설정되었다. 평가 결과, 외산 생성형 AI가 총점 73.42점으로 가장 우수한 품질을 보였으며, 특히 모든 평가 항목에서 고르게 높은 점수를 획득하였다. 반면, ChatGPT는 16.58점, Perplexity는 14.87점, U서비스(U社)는 7.26점에 머무르며 상대적으로 낮은 평가를 받았다.

[표 4-11] 생성형 AI별 AI 평가지표 AHP 가중치 결과 비교표

비교 항목	가중치	외산		국산	
		ChatGPT	Perplexity	U社(U서비스)	S社(S서비스)
신뢰성	65.8%	70.00	20.00	20.00	10.00
구문정확성	11.1%	80.00	10.00	5.00	2.00
의미정확성	13.4%	80.00	10.00	5.00	2.00
유효성	9.7%	80.00	10.00	5.00	2.00
계	100%	73.42	16.58	14.87	7.26

4.1.2 2차 생성 및 평가

다만, 모든 모델이 완전한 BRMS 적용이 가능한 수준의 룰 생성에는 도달하지 못했으나 Chat GPT가 입력, 출력, 로직 항목 전반적으로 정확도가 높으므로 Chat GPT의 상위버전과 비교하는 2차 연구의 필요성을 확인하였다.

4.1.2.1 생성결과

1) Chat GPT (OpenAI ChatGPT4)

이 연구의 2차 연구에서는 기술보증기금의 보증료 산출 로직을 대상으로 ChatGPT(GPT-3.5)와 ChatGPT4의 룰 생성 품질을 비교 분석하였다. 비교

항목은 1차 연구에서 사용한 Perplexity, U서비스, S서비스 등 타 생성형 AI와 동일한 기준을 적용하였다.

[그림 4-10]은 ChatGPT4를 활용하여 생성한 보증료 산출물의 입력 항목을 정의한 결과를 나타낸 것이다. 해당 결과는 단순한 항목 나열을 넘어 각 항목에 대한 설명이 구체적이고 명확하다는 점에서 긍정적으로 평가할 수 있으나, 보증료 산출에 있어 핵심 입력값인 ‘보증금액’을 포함하지 않은 점은 아쉬움으로 남는다.

보증료 산출 룰 분석서 (기술보증기금 기준)

1. INPUT 항목 정의

항목명	항목설명	데이터타입	비고
기술사업평가등급	AAA ~ C 등급	String	기준보증료를 결정 기준
보증종류	신규, 기보증회수, 기한연장 등	String	룰 분기 기준
감면항목	감면대상 여부	String	룰 내 감면 적용 조건
가산항목	가산대상 여부	String	룰 내 가산 적용 조건
최저보증료율	0.7% 또는 0.5%	Double	기술등급 또는 특례기업에 따라 다름
최고보증료율	3.0% 또는 3.5%	Double	기업 구분(중소기업 외 여부) 기준
연체보증료율	10% 고정	Double	룰에 명시된 고정값
추가보증료율	최종적용보증료율 + 0.5%	Double	룰 내 산출 식 적용

[그림 4-10] ChatGPT4 생성 INPUT 항목 정의

[표 4-12]은 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 입력 항목과 ChatGPT 및 ChatGPT4가 도출한 입력 항목을 비교한 결과를 나타낸다. 전문가에 의해 정의된 입력 항목은 총 21개이며, ChatGPT4는 이 중 6개 항목을 도출하여 ChatGPT보다 1개 더 적은 결과를 보였다.

[표 4-12] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 입력 항목 비교

구분	입력 항목	데이터 타입	유형 분류	Chat GPT 결과	Chat GPT4 결과	비고
계산요율	기준보증요율	숫자형	1			
	감면율	숫자형	2			
	중복감면율	숫자형	3			
	가산율	숫자형	4			
기준보증료율	기술사업평가등급	문자형	5	○	○	
감면율	기술사업평가등급	문자형	5	○	○	
	기금주관 창업교육 수료자(수료일로부터 3년 이내)	문자형	6 감면율대상여부	○	○	
	창업 후 7년이내 창업보육센터 입주기업	문자형				
	벤처·이노비즈기업	문자형				
	장애인기업*	문자형				
...	문자형					
중복감면율	보증구분	문자형	7	○	○	
	중복감면필요여부	문자형	8			
	기술사업평가등급	문자형	5	○	○	
	신규거래기업(최근1년 이내기금보증잔액이없는기업) 여부	문자형	9 중복감면대상여부	○	○	
	심사일 현재 상시근로자수(고용보험 가입) 30인 이상 기업 여부	문자형				
...	문자형					
가산율	보증구분	문자형	7			
	보증금액	숫자형	10			
	보증이용기간	문자형	11			
고정보증요율	이행보증 중 이행입찰보증 여부	문자형	12			
	이행보증 중 이행계약, 차액, 하자보증	문자형	13	○		
	회생지원보증	문자형	14			
	창업일	문자형	15			
	청년창업기업우대프로그램	문자형	16 고정보증요율대상여부			
	청년 테크스타보증	문자형				
	맞춤형창업보증	문자형				
...						
적용보증료율	계산요율	숫자형	17			
	고정요율	숫자형	18			
보증료	보증금액	숫자형	19	○		
	보증일수	숫자형	20			
	적용보증요율	숫자형	21			

[그림 4-11]은 ChatGPT4가 도출한 보증료 산출물의 출력 항목(Output)을 정의한 결과이다. 본 결과는 최종 출력값으로 '보증료'를 명확히 설정하고 있으며, 출력 항목이 도출되는 로직적 맥락까지 일부 포함되어 있다.

2. OUTPUT 항목 정의

항목명	항목설명	데이터타입	비고
적용보증료율	최종 산출된 보증료율	Double	기준료를 + 감면/가산 적용 후
산출보증료	보증료 금액	Long	보증금액 × 요율 × 일수 / 365
산출연체보증료	연체료 금액	Long	미납 보증료 × 연체요율 × 지연일수 / 365
산출추가보증료	추가보증료 금액	Long	최종요율 + 0.5% × 기간 적용 보증료 계산식 기준

[그림 4-11] ChatGPT4 생성 Output 항목 정의

[표 4-13]는 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 출력 항목과 ChatGPT가 출력한 출력 항목 그리고 ChatGPT4가 출력한 출력 항목을 비교한 결과이다. 전문가가 작성한 분석 설계서에는 총 8개의 출력 항목이 정의되어 있으며, 이 중 ChatGPT4는 2개의 출력 항목을 출력하여 ChatGPT와 동일 항목을 출력 하였다.

[표 4-13] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 출력 항목 비교

출력 항목	데이터타입	ChatGPT결과	ChatGPT4결과	비고
계산요율	숫자형			
기준보증료율	숫자형			
감면율	숫자형			
중복감면율	숫자형			
가산율	숫자형			
고정요율	숫자형			
적용보증료율	숫자형	○	○	
보증료	숫자형	○	○	

[그림 4-12]은 ChatGPT4가 생성한 룰 로직(RULE Logic)을 정의한 결과로, BRMS 개발 관점에서 가장 핵심적인 구조를 보여준다. IF/ELSE 조건 분기, 고정요율 적용 우선 로직, 기준요율-감면율-가산율 순으로 구성된 계산 로직, 조건부 수식 적용 등이 명확하게 표현되었으며, 실무 BRMS 설계 수준에 근접한 완성도를 보였다. 각 조건에 따른 분기 및 예외 처리 흐름도 자연스럽게 구성되어 있다.

<p>3.1 기준보증료율 산출</p> <p>plaintext 복사편집</p> <p>IF 기술사업평가등급 = 'AAA' THEN 0.8%</p> <p>ELSE IF 기술사업평가등급 = 'AA' THEN 1.0%</p> <p>...</p> <p>ELSE IF 기술사업평가등급 = 'C' THEN 2.2%</p> <p>※ 등급별 기준보증료율은 운용요령 제5조 기준 사용</p>	<p>3.4 최저/최고 요율 범위 적용</p> <p>plaintext</p> <p>IF 산출요율 < 최저보증료율 THEN 최저보증료율</p> <p>IF 산출요율 > 최고보증료율 THEN 최고보증료율</p>
<p>3.2 감면 요율 적용</p> <p>plaintext 복사편집</p> <p>IF 감면항목 = '대상' THEN</p> <p> 기준보증료율 - 감면율</p> <p>(단, 중복감면 불가 → 최상위 감면율만 적용)</p>	<p>3.5 보증료 금액 산출</p> <p>plaintext 복사편집</p> <p>보증료 = 보증금액 × 적용보증료율 × 일수 / 365</p> <p>※ 일수 = 보증 시작일 ~ 종료일</p> <p>※ 결과는 10원 미만 절사</p>
<p>3.3 가산 요율 적용</p> <p>plaintext 복사편집</p> <p>IF 가산항목 = '대상' THEN</p> <p> 산출요율 + 가산율</p> <p>(중복 적용 가능)</p>	<p>3.6 연체보증료 및 추가보증료 산출</p> <p>plaintext 복사편집</p> <p>연체보증료 = 미납보증료 × 연체보증료율 × 지연일수 / 365</p> <p>추가보증료 = 보증금액 × (적용보증료율 + 0.5%) × 연체일수 / 365</p>

[그림 4-12] ChatGPT4 생성 LOGIC 정의

[표 4-14]은 연구자가 작성한 룰 분석 설계서의 로직 항목과 ChatGPT, ChatGPT4가 출력한 로직 항목을 비교한 결과이다. 전문가가 작성한 분석 설계서에는 총 8개의 로직 항목이 정의되어 있으며, 이 중 ChatGPT는 5개, ChatGPT4는 4개를 출력함으로써 ChatGPT보다 1개 적게 출력하였다.

[표 4-14] 룰 분석 설계서 vs ChatGPT vs ChatGPT4 룰 로직 비교

구분	룰 내용	Chat GPT 결과	Chat GPT4 결과	비고
계산요율	$[기준보증요율] - ([감면율]+[중복감면율]) + [가산율]$			
기준보증료율	기술사업평가등급을 입력받아 맞는 요율을 반환	○	○	
감면율	감면요율 적용 기업 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환 중복불가,감면율가장큰항목우선적용,감면사유와가산사유모두해당시감면사유우선적용후가산사유적용	○	○	
중복감면율	중복감면요율 적용 기업을 입력받아 맞는 요율을 반환 감면율이큰항목하나만추가적용			
가산율	보증금액, 보증이용기간을 입력받아 맞는 요율을 반환 가산사유중복시사유별가산율모두적용	○	○	
고정요율	고정보증요율 적용 대상 정보를 입력받아 맞는 요율을 반환 다만, 산출한 보증료율이 다음 각각의 보증료율보다 낮을 경우에는 예외	○		
적용보증료율	입력받은 [계산요율] 과 [고정요율] 을 비교하여 작은 값을 룰 결과(리턴)로 반환함 최저보증료율과 최고보증료율범위내 최저보증료율:0.7% 최고보증료율:3.0%			
보증료	$[보증금액] * ([보증일수]/365) * [적용보증요율]/100$ 십원단위10원미만은단수버림	○	○	

[그림 4-13]은 ChatGPT4가 룰 구성 시 사용한 함수, 문법(Syntax), 처리 흐름 등을 출력한 결과이다. 특이하게 ChatGPT4에서는 BRMS 플랫폼에서 활용 가능한 대표적인 문법 구조(IF, CASE, CALC 등)를 반영하였으며 연구자가 작성한 룰의 구조대로 전체 룰에 대한 구성을 출력하였다.

4. 룰 구성 구조

Main Rule : 보증료 산출

- └ Sub Rule1 : 기준보증료를 결정
- └ Sub Rule2 : 감면을 적용
- └ Sub Rule3 : 가산율 적용
- └ Sub Rule4 : 최저/최고 요율 보정
- └ Sub Rule5 : 보증료 금액 산출
- └ Sub Rule6 : 연체보증료 산출
- └ Sub Rule7 : 추가보증료 산출

5. 활용 함수 및 연산자

함수/연산자	용도	설명
IF / ELSE		
MAX / MIN		
SUM	조건처리	조건별 분기 처리
ROUND	요율 보정	최저, 최고 요율 처리
DATE 함수	누적합	보증료 가산 합산
%, / 등 산술연산자	반올림	금액 산출 시 정수 처리
[항목] 참조식	일수 계산	보증기간 일수 산정
	산술연산	금액 및 요율 계산에 사용
	데이터 조회	항목 값 조회 및 조건 비교 처리

[그림 4-13] ChatGPT4 생성 룰 구성 구조 및 활용 함수

4.1.2.2 2차 생성 결과 평가

1) BRMS 구성 기준 정성평가

[표 4-15]는 ChatGPT vs ChatGPT4 BRMS 룰 설계 결과이다. ChatGPT는 룰 생성 아이디어 도출이나 단순 조건 설계에는 빠르고 유용하였으나, BRMS 개발에 필요한 복잡 로직 설계나 BRMS 전용 문법 및 구체적 로직 설계 반영에는 한계가 존재하였다. 반면, ChatGPT4는 출력 항목 수에서는 ChatGPT보다 정확도는 낮지만 룰 구조화, 항목 간 참조, 복잡 조건 처리 등에서 뛰어난 성능을 보였으며, 실제 BRMS 설계 업무에 바로 활용 가능한 수준의 룰 설계 결과를 제공하였다. 특히, ChatGPT4는 개발자 관점에서 필요한 IF/ELSE 조건 설계, CASE 구문 처리, 항목 참조, 산식 구성 등을 자연스럽게 처리할 수 있었다.

[표 4-15] ChatGPT vs ChatGPT4 BRMS 룰 설계 결과

구분	ChatGPT	ChatGPT4	비교 및 특이사항
입력 항목 추출정확도	7 / 21	6 / 21	ChatGPT 모델이 1개 많음
출력 항목 추출정확도	2 / 8	2 / 8	동일함
로직 추출정확도	5 / 8	4 / 8	ChatGPT 모델이 1개 많음

[표 4-16]은 ChatGPT와 ChatGPT4를 대상으로 BRMS 룰 분석 설계 수행 결과를 정량적으로 비교한 것이다. 입력 항목, 출력 항목, 로직 구성의 세 가지 요소에 대해 AHP 가중치를 적용하여 총점을 산출하였다. 평가 결과, ChatGPT가 총점 54.75점으로 ChatGPT4(45.35점)보다 높은 점수를 기록하였다. 특히 ChatGPT는 로직 구성에서 ChatGPT4 대비 더 높은 추출 정확도(55.56%)를 보여주었으며, 입력 및 출력 항목에서도 고르게 우수한 성능을 보였다.

[표 4-16] ChatGPT vs ChatGPT4 BRMS 룰 평가

구분	가중치	ChatGPT	ChatGPT4
입력 항목 추출정확도	19.3%	53.85	46.15
출력 항목 추출정확도	9.5%	50.00	50.00
로직 추출정확도	71.3%	55.56	44.44
계	100%	54.75	45.35

2) AI 품질 지표 기준 정량평가

[표 4-17]은 생성형 AI의 품질을 평가하기 위해 전문가 4인의 점수를 기반으로 AHP(Analytic Hierarchy Process) 가중치를 적용하여 ChatGPT와 ChatGPT4를 비교한 결과를 보여준다. AHP 가중치는 신뢰성 65.8%, 구문 정확성 11.1%, 의미 정확성 13.4%, 유효성 9.7%로 산정되었으며, 이를 각 항목별 점수에 반영해 종합 점수를 도출한 결과, ChatGPT 3.5는 73.29점, ChatGPT4는 71.78점으로 나타났다.

구문정확성에서는 ChatGPT4(80점)가 ChatGPT3.5(70점)에 비해서는 우수한 성능을 보이지만, 전체적인 신뢰성과 일관성 측면에서는 ChatGPT 3.5가 여전히 경쟁력 있는 성능을 발휘하고 있음을 시사한다.

[표 4-17] ChatGPT vs ChatGPT4 AI 평가 지표 평가 결과

구분	가중치	ChatGPT 3.5	ChatGPT4
신뢰성	65.8%	75	70
구문정확성	11.1%	70	80
의미정확성	13.4%	70	75
유효성	9.7%	70	70
계	100%	73.29	71.78

4.2 전문가 그룹 인터뷰 및 시사점

전문가 인터뷰는 다음 세 가지 영역으로 구분하여 진행하였다. 그 구분 영역은 첫째, BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성 둘째, 룰 생성의 자동화 가능성과 한계, 셋째, 실제 프로젝트에서의 활용 가능성이다. 인터뷰는 연구의 주제와 결과를 서면으로 전달한 후 자유 응답 방식으로 이루어졌다.

4.2.1 인터뷰 개요

연구자는 BRMS 컨설턴트 및 개발자와 대면하여 이 연구의 내용과 결과를 설명하고 BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성 등 3개 영역별 견해를 정리하였다.

- 질의1. BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성
- 질의2. 룰 생성의 자동화 가능성과 한계
- 질의3. 실제 프로젝트에서의 활용 가능성

4.2.2 인터뷰 참여기관 담당자

인터뷰 대상자는 생성형 AI의 룰 설계 결과를 평가할 수 있는 실무적 전문성과 BRMS 개발·운영 경험을 기준으로 선별하였다. BRMS 컨설턴트는 20년 이상의 프로젝트 수행 및 룰 설계 자문 경력을 보유한 전문가로 선정하였으며, 일반 개발자는 10년 이상의 현업 개발 및 시스템 운영 경험이 있는 실무자로 구성하였다.

[표 4-18] 인터뷰 참여 현황(총 2개사 4명의 컨설턴트 외)

구분	기관수	인원수	참여기관 (비실명화)
BRMS 컨설턴트(경력 20년)	2개	2명	S사 K상무, M수석
개발자(경력 10년)	2개	2명	A사 N이사, K부장

4.2.3 분석 결과 검토 의견

1) 질의1. BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성

BRMS 룰 분석 설계 과정에 생성형 AI를 도입할 필요성이 있다고 보시는지요? 그렇다면 그 배경과 기대효과는 무엇이라고 생각하십니까? 라는 질의에 대해 전문가들은 생성형 AI의 BRMS 룰 분석 설계 도입에 전반적으로 긍정적인 반응을 보였다. 특히 정책문서나 업무 규정을 기반으로 초기 룰 구조를 도출하거나, 입력 항목을 자동 정리하는 등의 반복적이고 정형화된 작업에서 유용성이 높다고 평가하였다. 생성형 AI는 룰 초안 작성 단계의 생산성을 향상시킬 수 있는 도구로 기대되며, 사람의 판단과 검토를 보완하는 ‘보조적 역할’로 적합하다는 의견이 다수였다. 다만, 복잡한 로직 설계나 최종 정합성 확보는 여전히 전문가의 판단이 필요하다는 점에서 AI의 활용은 ‘보완적 도구’로 제한적 적용이 바람직하다는 인식이 공통적으로 나타났다.

[표 4-19] (인터뷰 요약1) BRMS 룰 분석 설계에 생성형 AI 활용의 필요성

구분	연구 배경 이해
BRMS 컨설턴트1	비즈니스 룰관리 솔루션 컨설팅은 정책을 해석해서 구조적인 규칙을 만드는 관리시스템으로 사람이 전문가적인 분석과 설계를 통해서 구축하는 것이다 보니 시간이 많이 필요합니다. 그런데 생성형 AI는 방대한 정보를 수집하고 요약해서 가장 효율적인 방향을 빠르게 제공해 주다 보니 사람의 분석 설계시간을 혁신적으로 줄여줄 수 있어서 이에 대한 유용성은 매우 높다고 판단됩니다. 다만, BRMS의 세부적인 부분까지는 아직 사람의 직관성이 월등합니다.
BRMS 컨설턴트2	룰엔진의 설계과정은 업무 항목을 수집하고 분석하여 최적의 경로를 만드는 것인데 이 작업은 패턴을 도출하기까지 매우 많은 시간이 필요합니다. 생성형AI는 이러한 패턴을 도출하는 분석 시간을 줄일 수 있고, 신규 프로젝트 초기 요구사항을 정리하거나 다양한 프로젝트의 데이터를 추출하여 빠르게 요구사항을 정리하는데 아주 효율적이라고 생각됩니다.
개발자1	복잡한 로직 구현을 위해 여러번의 쿼리를 생성하고 수정해야 하는데 코딩작업이 수개월 진행되는데 생성형AI는 문장 기반으로 구조화를 제공해줄 수 있어서 개발자 입장에서 업무 룰 로직을 구현하는 생산성은 크게 향상될 것이라고 생각합니다. 다만 생성형 AI는 일반적인 정보를 기준의 구조를 제공하다보니 각 실무 영역 즉 업체 마다의 특성을 고려하지는 못하는 한계가 있어 이 부분까지 대체하기에는 아직 무리라고 보여집니다.
개발자2	실제 프로젝트에서 초기에 정책 문서를 기반으로 룰을 정의할 때 시간이 많이 소요되는데, 이 과정에서 AI가 문서를 읽고 관련 항목을 도출해주는 기능은 충분히 필요하다고 생각합니다. 생성형 AI가 완성형 룰을 만들기는 어렵겠지만, ‘초안 도출 도구’로는 매우 효과적인 보조 수단이 될 수 있습니다.

2) 질의2. 룰 생성의 자동화 가능성과 한계

현재 수준의 생성형 AI가 BRMS 룰 생성을 완전히 자동화할 수 있다고 보십니까? 아니면 인간의 지속적인 개입이 필요한 구조로 남을 것으로 보시지요? 라는 질의에 대해서는 전문가들은 생성형 AI가 BRMS 룰 생성을 완전히 자동화하기에는 아직 기술적 한계가 크다는 데 의견을 같이했다. AI는 단순한 계산식이나 반복 패턴의 룰을 초안 수준으로 생성하는 데는 유용하지만, 실제 시스템에 적용하려면 도메인 해석, 예외 처리, 문법 정합성, 정책 맥락 반영 등 인간 전문가의 판단과 조정이 필수적이라는 점을 강조했다. 따라서 현재로서는 ‘완전 자동화’보다는 ‘전문가 보조 도구’로서의 활용이 적절하다는 인식이 공통적으로 나타났다[표 4-20].

[표 4-20] (인터뷰 요약2) 룰 생성의 자동화 가능성과 한계

구분	연구 배경 이해
BRMS 컨설턴트1	생성형 AI의 현재 수준은 패턴 도출이나 룰 기준 정보 정리에 머물러 있습니다. 때문에 프로젝트 착수 업무 초반의 환경설정에는 탁월하나 각 실무 업무에 대한 복잡조건이나 예외 처리 등의 환경을 이해하지는 못하기 때문에 여전히 해당 분야 전문가의 논리적 판단과 경험이 필수적입니다.
BRMS 컨설턴트2	다양한 내부 정책과 업체 마다 고유한 의도를 반영하는 합리적인 결론을 기계적인 변환을 통해 자동화 하기에는 아직 한계가 있다고 보여지고, 업체의 경영환경 변화에 따른 변화 관리 대응은 어렵습니다. 담당자의 직접적인 이해와 대응은 어렵지만 보조적 자동화에 따른 효율적인 인력 운영은 가능하다고 보여집니다.
개발자1	룰 솔루션의 경우 타 기관의 정책 등을 고려하여 시스템 연계가 설계가 되기 때문에 연계항목에 대한 기계적 바인딩이 아닌 업무 이해를 바탕으로 하는 조건 설정이 들어가야 하다보니 단순 연계가 아닌 복잡 연계에서는 개발자가 반드시 검증과 수정 작업이 필요합니다.
개발자2	AI가 생성한 룰은 대부분 텍스트 기반의 형태로, 실제 BRMS 시스템의 문법이나 구조와 맞지 않는 경우가 많습니다. 문법적인 정합성뿐만 아니라, 비즈니스 문맥에 맞는 판단도 필요하기 때문에 자동화보다는 반자동, 또는 인간-기계 협업 구조로 남을 수밖에 없다고 생각합니다.

3) 질의3. 실제 프로젝트에서의 활용 가능성

실제 BRMS 기반 시스템 개발 프로젝트에서 생성형 AI가 도출한 룰을 초안 또는 참조 룰로 사용하는 것에 대해 실무적 활용 가능성이 있다고 보십니까? 라는 질의에 대해서는 전문가 4인은 공통적으로 생성형 AI가 생성한 룰을 실무에서 초안 또는 아이디어 보완용으로는 충분히 활용 가능하다고 평가했다. 특히 초기 설계나 반복 계산이 많은 단순한 룰의 경우에는 생산성과 아이디어 확장 측면에서 도움이 된다고 보았다.

그러나 정책 해석, 복합 조건 처리, 예외 규칙 등 고난이도 룰의 경우에는 전문가의 해석과 수정이 필요하며, AI는 어디까지나 보조적 수단으로 한정되어야 한다는 견해가 일치했다[표4-21].

[표 4-21] (인터뷰 요약3) 실제 프로젝트에서의 활용 가능성

구분	연구 배경 이해
BRMS 컨설턴트1	초안 수준에서 활용하는 것은 충분히 유효하다고 봅니다. 실제로 제안서나 컨셉 기획 단계에서 AI가 생성한 룰은 작업 속도를 높이는 데 도움이 됩니다. 다만, 도메인 룰의 정확성과 정책 해석의 미묘한 차이는 AI가 아직까지 완벽히 반영하지 못하므로, 본 적용 시에는 반드시 전문가 리뷰가 선행되어야 합니다.
BRMS 컨설턴트2	AI가 룰 구조를 제안해주는 수준은 긍정적으로 보지만, 실 프로젝트에서는 고객 요구사항과 연결된 비즈니스 규칙을 반영하는 게 핵심입니다. 따라서 생성형 AI는 초안 생성 또는 아이디어 보완용으로는 적합하나, 단독 실행은 어렵다고 봅니다.
개발자1	특히 반복 구조나 계산식 기반의 룰에서는 AI가 생성한 결과물이 실무적으로 참고가 됩니다. 하지만 예외처리나 복합 조건이 많은 정책 룰은 여전히 사람이 직접 다듬어야 하므로, 보조 수단으로 활용하는 것이 현실적입니다.
개발자2	처음 룰 설계를 시작할 때 아이디어를 얻는 데 AI의 룰은 도움이 됩니다. 하지만 완성도 측면에서는 아직 전문가가 만든 룰보다 품질이 낮습니다. 특히 유효성 검증이나 통합 테스트까지 고려하면, AI는 실무에서 어디까지나 보조 역할에 머물 것으로 봅니다.

4.3 소결

이 연구는 다양한 생성형 AI 서비스가 BRMS 룰 분석 설계를 얼마나 정확하고 실무적으로 지원할 수 있는지를 검토하기 위해, ChatGPT, ChatGPT4, Perplexity, U서비스, S서비스 등을 비교 분석하였다. 정량평가와 정성평가를 통해 입력 항목, 출력 항목, 룰 로직 구성의 정확도 및 품질을 AHP 가중치를 적용해 분석한 결과, 일부 예상과는 달리 ChatGPT가 ChatGPT4보다 높은 종합 점수(73.29 vs 71.78)를 기록하였다.

이러한 결과는 ChatGPT4가 전체적으로 성능이 더 뛰어날 것이라는 일반적인 인식과는 달리 실무에서의 기대와 실제 평가 간의 차이가 있음을 시사한다. 이는 전문가 평가 항목 중 ‘신뢰성’ 항목의 가중치가 높아 ChatGPT가 우수한 평가를 받은 것으로 볼 수 있다.

이 연구의 시사점은 다음과 같다. 첫째, 생성형 AI는 BRMS 룰 분석 설계 초기 단계에서의 기준 정보 초안을 생성하고 논리 구성 설계 시 필요한 자료 수집과 패턴 추출 기능으로 활용할 수 있다. 둘째, 다양한 생성형 AI의 모델과 버전 간 품질 차이는 모델별 성능뿐만 아니라 각 업무에 대한 사용 목적, 프롬프트 구성, 응답 특성, 평가 방식 등 다양한 요인에 따라 크게 영향을 받으므로, 생성형이라는 특성과 배치되는 단일 기준으로 우열을 판단하기 어렵다. 셋째, 실무 적용 시에는 특정한 AI 모델의 일반적 성능보다 해당 업무와의 특성에 따른 적합성을 우선 고려해야 하며, 전문가의 보완적 검토는 여전히 필수적이다.

V. 결론

5.1 연구 결과

이 연구는 중소기업 지원 분야 중 법률과 규정에 근거 업무를 수행하는 기술보증기금의 보증료율 산정 업무를 대상으로 BRMS 룰 설계 경험이 있는 연구자가 먼저 BRMS 룰 분석 설계서를 작성하여 이를 기준으로 정하고, 제 3장에서 정한 4종의 생성형 AI를 이용하여 BRMS 룰을 설계하도록 한 후 그 결과를 비교 평가하였다.

정량평가는 생성형 AI가 설계한 결과에서 입력 항목 21개, 출력 항목 8개, 룰 로직 8개 설계 여부 충족도를 측정하였다. 연구자는 4종의 생성형 AI에게 모두 같은 자료를 이용하여 학습시켰고, 동일한 프롬프트로 룰 설계 작성을 요구하고 그 결과를 평가하였다. 정성평가는 전문가 4인이 연구자가 정한 (신뢰성, 구문 정확성, 의미 정확성, 유효성 네가지 BRMS AI 품질기준의 배점 결과를 AHP 기법으로 도출한 가중치와 합산하여 종합 점수를 비교하였다.

연구 결과는 다음과 같이 세 가지로 정리할 수 있다. 첫 번째 정량평가 결과 ChatGPT가 입력 항목과 출력 항목에서 가장 높은 정확도를 보였고 룰 로직 구성도 우수한 결과로 나타났다. 그 외 다른 생성형 AI 서비스는 항목 누락과 부정확한 구조 제시 등 현재 서비스 결과로는 현업 활용 가능성이 매우 낮아 BRMS 룰 생성 용도로 사용할 수 없다고 판단된다.

두 번째 정성평가 결과도 ChatGPT가 연구자가 정한 BRMS AI 품질기준 네 가지 중 가장 높은 점수를 받았다. 위 정량평가와 정성평가 결과를 종합하였을 때 생성형 AI 중 현재 시점에 BRMS 룰 설계 업무에 가장 우수한 결과를 제시한 것은 ChatGPT이다.

세 번째 심화 비교 차원에서 진행된 ChatGPT와 ChatGPT4 간의 비교는 예상과는 다른 결과가 도출되었다. ChatGPT4가 문장 구성 능력과 맥락 해석력에서 분명한 강점을 보였음에도 불구하고, BRMS 룰 구성과 같은 구조화된 정보 설계 업무에서는 오히려 ChatGPT가 더 높은 정확도를 기록하였다. 이는 ChatGPT4 모델이 복잡한 언어 생성에 집중하는 반면, 룰 설계와 같은 논

리적·정형화된 작업에서는 상대적으로 간결하고 단순화된 응답을 제공하는 ChatGPT 모델이 더 효과적으로 작동했을 가능성을 의미한다. 상위 버전의 모델이 우수하다는 일반적인 인식과 달리, 생성형 AI는 모델이 다르면 완전히 다른 방식이므로, BRMS와 같은 규칙 기반 업무에서는 사용 목적에 따라 필요한 모델을 이용할 필요가 있다. 즉, 현업 실무자는 생성형 AI 선택 시 모델과 버전에 대한 이해에 기반하여 이용해야 한다는 점을 의미한다.

종합하면, 생성형 AI는 BRMS 룰 분석서 설계 시 초안의 작성 등에 부분적으로 기여할 수 있으나, 상당 수준에 이르지 못한 것을 실증적으로 확인할 수 있었다. 인공지능이 인간의 노동력을 완전히 대체할 수 있다는 연구와 보도자료가 만연한 상황에서도 아직은 BRMS 룰 설계 영역은 전문가 작성 수준이 미치지 못하고 있다. 기업에서 규정, 규칙 업무를 수행하는 모든 담당자는 생성형 AI를 이용한 BRMS 룰 설계 초안 작성의 범위에서만 사용하고 이후 전문가의 보완을 거쳐 완전한 룰 분석 설계서를 확보해야 할 것이다.

5.2 정책 제안 및 연구의 한계

5.2.1 정책 제안

연구자의 결론은 사실 “현재”, “지금”이라는 단서 조건이 붙는다. 당장 내 일이라도 규칙 설계에 더 적합한 생성형 AI 모델 등장하여 BRMS 룰 설계를 완전하게 처리할 수도 있다. 연구자는 규정집 문서 자체를 학습 데이터로 보고 연구를 진행하였는데 더 좋은 방법은 규정 데이터셋을 개발하여 정확하게 학습시키는 것이라 생각한다. 예를 들면, 경기도 화성시는 2022년 4월 경기도 화성시는 ‘스마트 인허가 시스템’을 도입하였다. 경기도 화성시는 전국에서 가장 많은 연평균 2만 7천여 건의 인허가 업무를 수행하는데 이 시스템 도입으로 인허가 처리 기간 단축 및 업무 효율성 개선을 기대하고 있다. 주요 기능은 업무별 매뉴얼과 체크리스트, 지번 등 조건별 입지 분석 및 개발행위 가능 여부, 관련 법령 실시간 제공, 감사사례와 판례 그리고 각종 부담금 자동 산출 기능 등이다(조현철 2022). 위와 같은 스마트 인허가 시스템 등의 규

칙을 학습 데이터셋으로 만들어 지자체 등 공공이 공동으로 활용하면 더 효과적으로 규칙 기반의 업무를 수행할 수 있다.

규칙 기반 업무는 사실 『행정기본법』 제20조(자동적 처분)에서 다루는 가장 자동화하기 쉬운 영역이다. 그러나 이 연구 결과에 따르면 규칙 기반 업무 수행 시 생성형 AI를 이용한 업무처리 지침이 새롭게 제정되거나 기존 지침의 개정이 필요하다. 현재 단계에서의 지침에서는 생성형 AI는 초안을 작성하는 도구로만 이용하고 최종 검토는 반드시 전문가를 거쳐 확정할 수 있도록 해야 하는 것이다. 보안, 안전과 관련된 산업에서는 사용을 제한하거나, 업무 범위를 제한하여 보조 도구로서의 활용을 고려할 필요가 있다.

이 연구에서 이용한 국산 생성형 AI 서비스는 BRMS 룰 설계 결과가 매우 부진하였다. 정부가 규칙 기반 업무를 주로 수행하는 기관과 생성형 AI 기술을 가진 국내 기업 간 협력할 수 있는 프로젝트나 실증 기회를 제공하고 필요시 R&D 과제로 추진한 후 그 결과물을 국내 인공지능 기업 간 공유할 수 있도록 정책 지도하여 국내 생성형 AI 기업의 기술 수준을 한 차원 높일 필요가 있다.

5.2.2 연구의 한계 및 향후 연구 과제

이 연구는 생성형 AI가 BRMS(Business Rule Management System) 룰 분석 설계에 활용될 수 있는 가능성을 평가하고자, 대표적인 생성형 AI 서비스를 대상으로 정성적 비교와 전문가 평가를 수행하였다. 그러나 이 연구에는 다음과 같은 몇 가지 한계가 있다.

첫 번째, 연구과제에 사용된 AI 모델의 종류와 시점이 제한적이라는 점이다. 이 연구는 특정 시점에서 제공된 ChatGPT(ChatGPT, ChatGPT4), Perplexity, U서비스, S서비스의 모델을 중심으로 진행되었으며, AI 기술은 빠르게 발전하고 있어 각 모델의 시점(버전)에 따른 성능 차이가 존재할 수 있다. 향후 연구에서는 확정된 최신 버전의 모델을 통해 보다 정량적인 기준을 설정과 포괄적인 비교가 필요하다.

두 번째, 이 연구는 단일 사례 중심의 룰 분석 설계 과제를 기준으로 평가

되었다. 특정 기관의 보증료 산출 로직을 중심으로 설계되었기 때문에, 다양한 산업군 또는 룰 분석 설계가 필요한 규제 환경에 따라 각기 다른 업무 특성을 갖는 BRMS에 대한 일반화에는 한계가 있다. 향후 연구에서는 금융 분야, 의료 분야, 제조 생산 분야, 공공기관의 행정 등 다양한 도메인의 룰을 대상으로 생성형 AI의 적용 가능성을 다각도로 검토할 필요가 있다.

세 번째, 평가 지표의 구성과 전문가 참여 역시 제한적이었다. 정량 지표와 정성 지표를 함께 사용하였으나, 전문가 평가는 4인으로 제한되어 있어 통계적 신뢰성 확보에는 어려움이 있었다. 향후 연구에서는 전문가 참여의 범위를 다양한 분야로 확대하고, 보다 구조화된 평가 모형을 도입함으로써 평가의 객관성과 신뢰도를 제고해야 할 것이다.

네 번째, 생성형 AI의 응답 결과는 생성형이라는 특성으로 인하여 생성 시마다 그 결과가 상이할 수 있는 특성이 있으나 텍스트도 산출되는 결과의 특징으로 다수의 결과에 대한 평균값이 반영 등에 한계가 있다.

이러한 한계를 보완하기 위해 향후 연구에서는 규모와 인력, 대상 분야 등을 확장하여 다각적이고 체계적인 접근이 필요하다. 예를 들어 산업별 특성에 따라 상이하게 구성되는 다양한 도메인의 룰 기준 정보 유형을 폭넓게 수집하고, 생성형 AI가 이를 어떻게 해석하고 재구성하는지를 분석함으로써, 생성형 AI의 도메인 적응성과 해석 능력을 정밀하게 평가할 수 있을 것이다. 또한, 이를 통해 룰 설계를 위한 프롬프트를 체계화하고, 동일 프롬프트에 대한 반복 응답의 일관성 및 모델 간 성능 차이를 비교함으로써, 생성형 AI의 활용 범위에 대한 실증적 기반을 마련할 수 있을 것이다. 아울러, 이론적인 연구분석을 넘어서 BRMS 구축 프로젝트 실제 업무에 생성형 AI 기반 분석 설계 방식을 적용한 시범 사례를 구축함으로써, 향후 실무 현장 적용의 유용성과 한계를 확인할 수 있는 기초자료로 활용될 수 있기를 기대한다.

참 고 문 헌

1. 국내 문헌

- 김남호. (2010). “RBMS(Rule Base Management System) 및 PF(Product Factory)를 이용한 보험상품 개발시스템 구축에 관한 사례연구”. 국내 석사학위논문 단국대학교 정보미디어대학원, 2010.
- 김성민. (2009). “BRMS(Business Rule Management System) 적용에 의한 업무프로세스 개선효과 검증”. 국내석사학위논문, 국민대학교 비즈니스 IT전문대학원, 2009.
- 김정한. (2011). “비즈니스 프로세스와 웹 서비스 관리를 위한 온톨로지 연구”. 국내석사학위논문, 부산대학교 대학원, 2011.
- 김종호. (2024). “생성형AI 서비스 정보품질 특성이 금융상품 추천 서비스 이용의도에 미치는 영향”. 국내박사학위논문, 청주대학교 대학원, 2024.
- 김중권. (2022). 인공지능 시대에 자동적 처분의 법제화(「행정기본법」 제20조)에 따른 후속 과제. 「공법연구」, 한국공법학회, Vol. 51, No. 1, pp.311-338.
- 권오욱, 신종훈, 서영애, 임수종, 허정, 이기영. (2023). 초거대 언어모델과 수학적 추론 연구 동향. 「전자통신동향분석」, 한국전자통신연구원, Vol. 38, No. 6, pp.1-11
- 백창화, 임성욱, 최재호. (2019). 인공지능서비스의 특성분석과 품질평가속성에 대한 연구. 「품질경영학회지」, 한국품질경영학회, Vol. 47, No. 4, pp.837-846.
- 백창화. (2019). “인공지능서비스의 품질평가방법 개발”. 국내박사학위논문, 대진대학교 대학원, 2019.
- 양지훈, 양성병, 윤상혁. (2023). 생성형AI 서비스의 성공요인에 대한 탐색적

- 연구: 텍스트 마이닝과 ChatGPT를 활용하여. 「경영정보학연구」, 한국경영정보학회, Vol. 25, No. 2, pp.125-144.
- 염성근. (2010). “USN 응용 서비스를 위한 이벤트 및 서비스 레지스트리에 관한 연구”. 국내석사학위논문, 배재대학교 대학원, .
- 이재동. (2015). “스피어 피싱 공격 방지를 위한 사용자 행동기반 지능형 보안 시스템”. 국내석사학위논문 서울과학기술대학교, 2015.
- 장재환. (2012). “인터넷뱅킹의 금융거래정보 분석을 통한 이상금융거래 탐지 기법”. 국내석사학위논문 중앙대학교 정보대학원, 2012.
- 전원식. (2013). “퍼지추론을 이용한 도시쇠퇴 평가모형 개발 및 적용”. 국내 박사학위논문 충북대학교 대학원, 2013.
- 전정호. (2007). “룰(Rule)과 워크플로우(Workflow)를 활용한 보험심사시스템 구축”. 국내석사학위논문 중앙대학교 정보대학원, 2007.
- 정진우. (2024). “중소기업 초자동화 방법론 개발에 관한 연구: RPA, 프로세스 마이닝, 인공지능 연계 관점에서”. 국내박사학위논문, 명지대학교 대학원, 2024.
- 최원상. (2020). 인공지능 기반의 지능형 재난안전관리체계 구축에 관한 연구. 「한국방재학회 논문집」, 한국방재학회, Vol. 20, No. 1, p.127-140.
- 최은진. (2021). “머신러닝 기반의 중소기업 대출 약정해지 예측모델에 관한 연구”. 국내석사학위논문, 숭실대학교 IT정책경영학과, 2021.
- 최종진. (2011). “공공부문의 비즈니스 룰 엔진 도입을 위한 실증적 연구”. 국내석사학위논문, 숭실대학교 정보과학대학원, 2011.
- 과학기술정보통신부, 한국지능정보사회진흥원, 한국정보통신기술협회. (2024). 『제1권 품질관리 가이드라인』. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 v3.2
- 과학기술정보통신부, 한국지능정보사회진흥원, 한국정보통신기술협회. (2024). 『제2권 초거대 AI 데이터 품질관리 가이드라인』. 인공지능 학습용

- 데이터 품질관리 가이드라인 v3.2,
관계부처 합동. (2019). 「디지털 정부혁신 추진계획」
- 국가정보원. (2023). 『챗GPT 등 생성형 AI 활용 보안 가이드라인』
- 김도원, 하병욱, 김성훈. (2023). 「미 AI 대통령 행정명령 등 인공지능(AI) 안전 및 보안 규범 분석 및 시사점」. KISA INSIGHT, DIGITAL & SECURITY POLICY, 한국인터넷진흥원, Vol. 6.
- 봉강호, 안미소, 안성원, 김예진. (2025). 『2024년 인공지능산업 실태조사』. 소프트웨어정책연구소.
- 심현섭. (2009). 『물 기반 상품 시스템 기술 개발』. IT우수기술지원사업 최종보고서
- 과학기술정보통신부. (2025). 「과기정통부, 20개 부처·청과 함께 공공분야 인공지능 확산 가속화」. 2025.3.18.
<https://www.msit.go.kr/bbs/view.do?sCode=user&mId=307&mPid=208&bbsSeqNo=94&nttSeqNo=3185574>
- 김정민, 전이슬. (2022). 『AI기술 활용 통계의 등장배경과 품질 기준의 필요성』. 소프트웨어 정책연구소, 이슈리포트
- 신시아 하비. (2023). 「2024년 IT 기술 분야에서 가장 큰 화제가 될 10가지」. 보안뉴스, 2023.12.23.
<https://www.boannews.com/media/view.asp?idx=125031>
- 이준문. (2025). 「가트너, 비즈니스 혁신 주도할 12가지 기술 공개…생성형 AI와 지구 지능 주목」. 뉴스탭 기사, 2025.4.8.
<https://www.newstap.co.kr/news/articleView.html?idxno=301237>
- 정규희. (2024). 『글로벌 규칙을 알아야 시장이 보인다: 국제표준화의 전략적 가치』. 한국표준협회
- 정충신. (2023). 「공군검찰 챗GPT 탑재 AI로 사건 처리...수사기관 첫 시도」. 문화일보, 2023.11.6.

<https://n.news.naver.com/article/021/0002603349>

조현철. (2022). 「화성시, 스마트 인허가 시스템으로 민원처리 시간 단축」. NSP통신, 2022.4.4.

<https://www.nspna.com/country/?mode=view&newsid=563350>

SAP. (2024). 「대규모 언어 모델이란?」. SAP, 2024.7.2.

<https://www.sap.com/korea/resources/what-is-large-language-model>



2. 국외문헌

Beter Foy. (2023), 『What is a Large Language Model(LLM)』

<https://blog.mlq.ai/what-is-a-large-language-model-llm/>

IDC, Statista. (2024). 『Estimated worldwide spending on artificial intelligence (AI)-centric systems in 2023, by industry (in billion U.S. dollars) [Graph]. In Statista. Retrieved March 16, 2024』

<https://www.statista.com/statistics/1446052/worldwide-spending-on-ai-by-industry/>

Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence. (2024).

『Artificial Intelligence Index Report 2024』

Fortune Business Insight. (2025). 『Generative AI Market Size, Share & Industry Analysis, By Model (Generative Adversarial Networks or GANs and Transformer-based Models), By Industry vs Application, and Regional Forecast, 2024-2032』

Netapp. (2025). 『What is Generative AI?』

<https://www.netapp.com/ko/artificial-intelligence/what-is-generative-ai>

ABSTRACT

BRMS Rule Design Using Generative AI

– Focusing on the Guarantee Fee Design Logic of the Korea
Technology Finance Corporation –

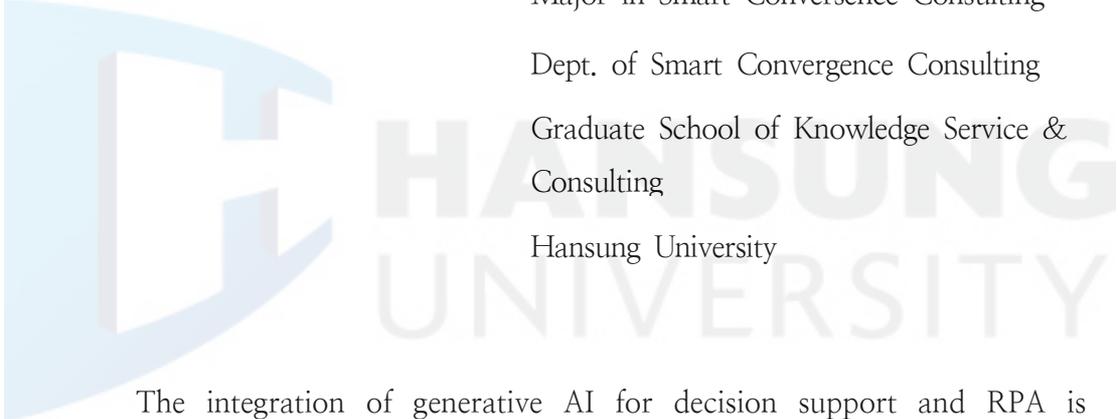
Park, Kyung-Sook

Major in Smart Convergence Consulting

Dept. of Smart Convergence Consulting

Graduate School of Knowledge Service &
Consulting

Hansung University



The integration of generative AI for decision support and RPA is rapidly accelerating. This study investigates the application of generative AI in the automation of rule modeling within Business Rules Management Systems (BRMS), which are critical for managing intricate and dynamic decision-making logic across diverse organizational settings.

Although BRMS enhances operational efficiency by centrally managing complex and dynamic business rules, the rule design process continues to rely heavily on manual analysis by domain experts, requiring substantial time and specialized expertise. Therefore, this research examines the potential of generative AI to interpret extensive and complex natural language regulations and convert them into executable rule logic. By

highlighting the AI's capabilities in natural language comprehension and logic generation, the study assesses its effectiveness in optimizing and expediting rule modeling workflows. As a case study, prompts were utilized across four generative AI services, employing the Operation Guidelines for Guarantee Fees, which were issued under Article 31 of the Technology Credit Guarantee Regulations and outline rules for fee calculation. The outputs were rigorously evaluated for structural coherence, semantic accuracy, and practical applicability.

【Keyword】 Artificial Intelligence, Generative AI, BRMS, Automated Decision-Making, Digital Transformation

