

기록물 보존관리 업무의 AI 적용 방안 연구

- 선행연구의 기술적 한계 극복을 위한 최신 AI 요소기술 매핑을 중심으로 -

A Study on AI Application Strategies for Records Preservation Management: Focusing on Mapping State-of-the-Art AI Component Technologies to Overcome Technical Limitations in Prior Research

최광훈(Kwanghoon Choi)¹ | ¹ (제1저자) (주)아키아카 | 1004@akiaka.com

오효정(Hyo-Jung Oh)² | ² (교신저자) 전북대학교 문헌정보학과 교수, 문화융복합아카이빙연구소 공동연구원 | ohj@jbnu.ac.kr

목 차

1. 서론
2. 이론적 배경
3. 선행연구 분석
4. 기술요건 도출 및 AI 요소기술 매핑
5. 업무별 AI 적용 방안
6. 적용의 전제 조건과 과제
7. 결론

초 록

보존관리 업무는 대량의 기록물에 대해 아키비스트의 전문적 판단이 반복적으로 요구되는 지식집약적 영역이나, 기존 기술의 한계로 핵심 판단은 여전히 수작업에 의존하고 있다. 본 연구는 보존관리 업무에 최신 AI 요소기술을 적용하기 위한 체계적 분석을 목적으로 한다. 선행연구를 분석하여 맥락 이해, 법령 해석, 학습데이터 확보, 다단계 처리, 비정형 데이터 처리, 축적 사례 참조의 6가지 구조적 한계를 도출하고, 각 한계에 대응하는 기술요건을 정의한 뒤 LLM, RAG, AI 에이전트, 멀티모달 AI, 파인튜닝, 프롬프트 엔지니어링의 6개 요소기술을 매핑하였다. 이를 기반으로 재분류, 공개재분류, 접근권한재설정, 보존기간 평가의 4개 업무별 적용 방안을 종합 매트릭스로 제시하였다. 기존 연구가 개별 업무의 자동화 가능성 탐색에 머물렀던 것과 달리, 본 연구는 '한계 도출-기술요건 전환-요소기술 매핑-협업 구조 설계'라는 통합적 분석 틀을 제시하였다. 결과에서는 AI의 역할은 최종 판단의 대체가 아닌 판단 근거의 체계적 제시로 수렴하였으며, 이는 AI가 아키비스트의 지능형 업무 협업자로 기능할 수 있음을 시사한다.

※ 키워드 : 보존관리, AI 요소기술, 기록물 재분류, 보존기간 평가, 지능형 업무 협업자

ABSTRACT

Preservation management in archives requires archivists to make repeated professional judgments across large volumes of records, yet critical decision-making has remained largely manual due to the limitations of existing AI approaches. This study systematically analyzes how state-of-the-art AI component technologies can be applied to preservation management. Through a review of prior research, six structural limitations were identified: contextual understanding, legal interpretation, training data acquisition, multi-step processing, unstructured data handling, and accumulated case referencing. Corresponding technical requirements were defined, and six AI component technologies—LLM, RAG, AI agents, multimodal AI, fine-tuning, and prompt engineering—were mapped to address them. Based on this mapping, application strategies for four preservation tasks—reclassification, access reclassification, access permission reconfiguration, and retention period appraisal—were presented as a comprehensive matrix. Unlike prior studies that explored automation possibilities for individual tasks, this study presents an integrated analytical framework comprising four stages: deriving structural limitations, converting them into technical requirements, mapping AI component technologies, and designing task-specific collaboration structures. The findings reveal that AI's role converges not on replacing final judgments but on systematically presenting evidence for those judgments, functioning as an intelligent collaborative partner for archivists.

※ Keywords : preservation management, AI component technologies, records reclassification, retention period appraisal, intelligent collaborative partner

1. 서론

1.1 연구 배경

공공기록물 관리에 관한 법률(이하 ‘공공기록물법’)은 기록물의 생산부터 폐기에 이르는 전 생애주기에 걸쳐 체계적 관리를 요구하고 있다. 특히 보존관리 단계에서 수행되는 재분류, 공개재분류, 접근권한 재설정, 보존기간 평가 등의 업무는 개별 기록물의 내용과 맥락을 파악한 뒤 법령·기준에 따른 판단을 내려야 하는 지식집약적 작업이다. 이러한 업무는 대량의 기록물을 대상으로 반복적으로 수행되면서도, 매 기록물건에 대해 아키비스트(기록물관리전문요원)의 전문적 해석이 개입해야 한다는 이중적 특성을 지닌다.

이러한 특성으로 인해 기록관리 분야에서는 머신러닝·딥러닝을 활용한 자동분류, 메타데이터 생성 등 AI 적용이 시도되어 왔으나, 맥락 이해·법령 해석·다단계 의사결정 등 보존관리 업무의 복잡적 요구를 충족하지 못한 채 제한적 성과에 머물렀다. 2022년 이후 생성형 AI의 등장과 함께 기록관리 업무 활용 방안이 제안되기 시작하였으나(강운아, 오효정, 2023; 2024), 보존관리 업무에 특화된 기술 요건 분석과 최신 AI 요소기술의 체계적 매핑은 아직 충분히 이루어지지 않은 상태이다.

최근 대규모 언어모델(Large Language Model, 이하 LLM), 검색증강생성(Retrieval-Augmented Generation, 이하 RAG), AI 에이전트(AI Agent) 등의 요소기술은 자연어 기반의 맥락 이해, 외부 지식과의 연계 추론, 다단계 작업의 자율적 수행 등의 역량을 제공하며, AI의 역할을 ‘단순 자동화 도구’에서 ‘지능형 업무 협업자’로 전환시키고 있다. 이러한 기술적 전환은 과거의 시도에서 반복적으로 드러났던 한계를 구조적으로 극복할 수 있는 가능성을 열어주고 있다.

1.2 연구 목적

본 연구의 목적은 기록물 보존관리 업무에 AI를 적용한 선행연구의 기술적 한계를 분석하고, 이를 극복할 수 있는 최신 AI 요소기술을 매핑하여, 업무별 적용 방안을 제시하는 데 있다. 구체적으로, 기존 연구들이 공통적으로 직면한 구조적 한계를 도출하고(3장), 각 한계를 극복하기 위한 기술요건을 정의하여 최신 AI 요소기술과 매핑한 뒤(4장), 4개 보존관리 업무(재분류, 공개재분류, 접근권한재설정, 보존기간 평가)에 대한 적용 방안을 종합 매트릭스로 제시한다(5장). 기존 연구가 개별 업무의 부분적 자동화 가능성을 탐색하는 데 머물렀다면, 본 연구는 ‘구조적 한계 도출-기술요건 전환-AI 요소기술 매핑-업무별 협업 구조 설계’라는 4단계 분석 틀을 통해 보존관리 업무 전반에 걸친 통합적 적용 방안을 제시하고자 하며, 기술 중심이 아닌 업무 중심의 접근을 통해 아키비스트와 AI 간 협업의 구체적 양상을 탐구하는 탐색적 연구이다.

1.3 연구 범위 및 방법

업무 범위는 공공기록물법에 근거한 보존관리 업무 중 재분류, 공개재분류, 접근권한재설정, 보존기

간 평가의 4개 업무로 한정한다. 기술 범위는 2023년 이후 실용화 단계에 진입한 AI 요소기술(LLM, RAG, AI 에이전트, 멀티모달 AI, 파인튜닝, 프롬프트 엔지니어링)을 대상으로 하며, 이론적 수준에 머물러 있는 기술은 제외한다.

연구 방법은 문헌 기반 탐색적 연구를 채택한다. 기록관리 분야와 AI 분야의 선행연구를 분석하여 기술적 한계와 요건을 도출하고, 최신 AI 요소기술의 역량을 문헌에 근거하여 매핑한다. 도출된 매핑 결과를 토대로 4개 업무에 대한 적용 가능성을 분석 프레임워크에 따라 체계적으로 논의한다.

2. 이론적 배경

기록관리의 국제 표준인 ISO 15489-1은 기록이 갖추어야 할 핵심 속성으로 진본성(Authenticity), 무결성(Integrity), 신뢰성(Reliability), 이용가능성(Usability)을 제시하고 있다. 보존관리 업무는 기록관리시스템으로 이관된 기록물을 대상으로, 이 4대 속성이 훼손되지 않는 범위 내에서 법령과 기준에 따라 속성값을 검토·변경·확정하는 일련의 관리 행위이다. 이 4대 속성은 보존관리 업무의 모든 판단에서 준수되어야 할 기준이며, AI를 적용할 때에도 동일하게 적용된다. 본 연구에서 분석 대상으로 설정한 4개 보존관리 업무는 공공기록물법과 그 하위 법령 및 국가기록원의 기록관리 표준·지침에 근거한다. 본 연구에서 다루는 표준전자문서 대상의 보존관리 업무는 재분류, 공개재분류, 접근권한재설정, 보존기간 평가의 4가지이다.

재분류는 전자기록생산시스템에서 단위과제 기반으로 생산된 기록물을 기록관리시스템으로 이관할 때, 기록물 건 단위로 내용·생산 맥락·업무 기능을 종합 검토하여 분류체계를 재설정하는 업무이다. 이관 대상의 양이 방대하고 건별 판단이 반복적으로 요구되나, 사실상 기록관리 현장에서는 아직까지 방치되어 있는 상태이다. 공개재분류는 공공기록물법에 따라 5년 주기로 비공개 기록물의 공개 전환 여부를 재검토하는 업무로, 정보공개법상 비공개세부기준(1호~8호)에 기록물의 내용이 여전히 해당하는지를 개별적으로 판단해야 하므로 법령 해석 능력과 내용 이해가 동시에 요구된다. 접근권한재설정은 기록물에 대한 기관 내부의 접근 범위를 확대하는 업무이다. 기록물은 생산 시점에 생산부서 또는 특정 결재자만 접근할 수 있도록 설정되는 경우가 많으나, 현용에서 준현용·비현용으로 전환되는 과정에서 당초의 제한적 접근 설정은 활용 가능성을 저해하는 요인이 되므로, 접근권한을 전직원 또는 보다 넓은 범위로 확대하여 접근성을 높이는 데 목적이 있다. 보존기간 평가는 보존기간이 만료된 기록물을 폐기할 것인지, 보류할 것인지, 보존기간을 재책정할 것인지를 결정하는 업무로, 행정적·증거적·역사적 가치를 종합적으로 판단해야 하는 가장 고도의 전문성을 요구하는 보존관리 업무이다.

이들 업무는 판단의 대상과 기준이 서로 다르지만, 수행 절차에 있어서는 공통적인 단계를 거친다. 첫째, 기록관에서 업무 대상 기록물 목록을 선별한다. 둘째, 선별된 목록에 대하여 관리부서(소관부서)에 의견을 조회한다. 셋째, 부서 의견을 수렴한 후 기록관에서 기록관리 관점의 검토 의견을 작성한다. 넷째, 기록물관리 심의회를 개최하여 최종 심사한다. 다섯째, 확정된 결과를 공표하고 해당 기록물의 속성값에 반영한다. 이 공통 절차는 기록관리의 투명성과 전문성을 보장하기 위한 다단계 의사결정

구조이며, 동시에 대량의 기록물에 대한 개별 검토가 요구된다는 점에서 현행 업무의 구조적 부담이 집중되는 지점이기도 하다.

3. 선행연구 분석

3.1 기록관리 분야의 AI 적용 시도

기록관리 분야에서 AI 기술의 적용을 시도한 선행연구는 크게 두 시기로 구분할 수 있다. 첫째는 머신러닝과 딥러닝을 중심으로 한 전통적 AI 기술 적용 시기(2017~2022)이다. 김해찬술 외(2017)는 지도학습 방식의 머신러닝을 활용하여 결재문서를 BRM에 따라 자동 분류하는 작업을 시도하였고, 김관준(2018)은 머신러닝 기반 자동분류의 성능 영향 요소를 검토하였다. 김태영 외(2018)는 국내외 기록관·도서관·박물관에 적용된 지능화 기술 현황을 분석하고 지능형 기록정보서비스 적용 방안을 제안하였으며, 백영미 외(2022)는 실제 공공기관의 기록물 분류 업무에 자동분류를 적용하여 수작업 대비 오류를 줄이는 데 성공하였다. 그러나 이 시기의 연구들은 대부분 단일 업무의 부분적 자동화에 머물렀으며, 보존관리 업무가 요구하는 맥락 이해, 법령 해석, 다단계 의사결정 등의 복합적 요구를 충족하기에는 한계가 있었다.

둘째는 생성형 AI의 등장 이후 이를 기록관리 업무에 접목하고자 한 시기(2023~2024)이다. 강운아, 오효정(2023)은 생성형 AI를 전자기록관리 업무지원과 기록정보서비스에 활용할 방안을 제안하였고, 후속 연구(강운아, 오효정, 2024)에서 실무자 설문조사와 FGI를 통해 현장 적용 가능성을 검증하였다. 실무자들은 업무 효율화에 대한 기대를 표명하면서도, 기계가독형 데이터 확보의 어려움, 환각(hallucination) 현상, 정보 보안 문제를 주요 장애 요인으로 지적하였다. 이들 연구는 기록관리 현업에 생성형 AI를 접목할 수 있는 업무를 발굴하였다는 의의가 있으나, 보존관리 업무에 대한 체계적 분석은 아직 충분히 이루어지지 않은 상태이다.

3.2 선행연구의 구조적 한계

선행연구들이 보존관리 업무의 복합적 조건에 비추어 드러내는 구조적 한계를 분석하면, 다음과 같이 정리할 수 있다.

가장 근본적인 한계는 맥락 이해의 부재이다. 김해찬술 외(2017)의 자동분류 연구에서 동일한 키워드가 포함된 문서라 하더라도 생산 부서와 업무 맥락에 따라 전혀 다른 분류 위치에 배치되어야 하는 경우를 구별하지 못하였으며, 김태영 외(2018) 역시 기계 학습이 업무 맥락에 기반한 정밀 분류에는 한계가 있음을 지적하였다. 보존관리 업무에서 아키비스트는 기록물의 생산 맥락, 조직 기능, 기록물 간 관계를 종합적으로 고려하여 판단을 내리는데, 기존 AI는 텍스트의 표면적 특징을 처리하는 수준에 머물러 이러한 종합적 이해에 이르지 못하였다.

두 번째 한계는 법령·기준 해석의 부재이다. 공개재분류나 보존기간 평가에서 핵심적으로 요구되는 것은 법령 조문을 읽고 구체적 사안에 적용하는 규범적 추론이다. 그러나 강윤아, 오효정(2023)이 제안한 활용 방안은 기록물 제목·메타데이터·요약문의 자동 생성이 주를 이루었고, 법령 해석이 수반되는 판단 업무에 대한 구체적 적용은 제시되지 않았다. 후속 연구(2024)에서도 실무자들은 환각 현상이 법적 판단의 정확성을 저해할 수 있다는 우려를 지적하였다.

세 번째는 학습데이터 확보의 한계로, 앞의 두 한계가 AI의 ‘역량’ 차원이라면 이는 ‘도입 조건’ 차원의 문제이다. 김태영 외(2018)가 지적한 바와 같이 기관별 분류체계의 혼재와 수작업 입력 환경에서는 고품질 학습데이터를 구축하기 어렵고, 설령 확보하더라도 법령 개정이나 조직개편에 따라 모델의 유효성이 저하되는 구조적 문제가 존재한다.

네 번째는 단일 과업 처리의 한계이다. 선행연구에서 시도된 AI 기술은 자동분류, 키워드 추출, 메타데이터 생성 등 개별 과업의 수행에 특화되어 있었다. 김태영 외(2018)가 제시한 지능형 기록정보 서비스 적용 방안 역시 각 기술의 독립적 적용 방향에 국한되었을 뿐, 이들이 하나의 업무 흐름 안에서 연속적으로 결합되어 아키비스트를 보조하는 구조는 제안되지 않았다. 그러나 보존관리 업무는 대상 선별, 부서 의견조회, 기록관 검토, 심의회 심사로 이어지는 다단계 절차로 구성되므로, 개별 과업만 처리할 수 있는 AI로는 이 절차 전반에 걸친 연속적 판단 지원이 불가능하다.

다섯 번째는 비정형 데이터 처리의 한계이다. 선행연구에서 활용된 AI 기술은 대부분 텍스트 데이터의 처리에 한정되어 있었다. 김태영 외(2018)는 기계 가독성이 낮은 기록물과 다양한 형식의 파일에 기술 적용이 어렵다는 점을 지적하였으며, 강윤아, 오효정(2024)의 실무자 조사에서도 기록물의 핵심 내용이 첨부파일 형태로 등록되어 있어 즉시 적용이 어렵다는 현실이 확인되었다. 아키비스트가 본문과 첨부파일을 함께 검토하는 실무 방식을 고려할 때, 텍스트에 한정된 처리 역량은 근본적인 제약이 된다.

여섯 번째는 축적 지식·사례 참조의 한계이다. 아키비스트는 과거의 유사 처리 사례와 평가 선풀례를 참조하여 현재의 판단에 일관성을 부여하며, 이러한 사례 기반 추론은 보존관리 업무 의사결정의 합리성을 담보하는 핵심 메커니즘이다. 그러나 기존 AI는 사전 학습 데이터의 범위 내에서만 작동하였기 때문에, 기관의 기록관리시스템에 축적된 과거 이력이나 유사 사례를 실시간으로 탐색하고 이를 현재 판단에 통합하는 기능을 갖추지 못하였다(김태영 외, 2018).

이상의 여섯 가지 구조적 한계를 종합하면 <표 1>과 같다.

<표 1> 선행연구의 구조적 한계 종합

한계 유형	핵심 내용	관련 선행연구
맥락 이해	키워드·패턴 매칭 수준으로, 업무 맥락·조직 기능 등의 종합적 이해 부재	김해찬술 외(2017), 김태영 외(2018)
법령·기준 해석	비공개세부기준, 보존기간 책정 기준 등 법령에 대한 규범적 추론 불가	강윤아, 오효정(2023, 2024)

한계 유형	핵심 내용	관련 선행연구
학습데이터 확보	기관별 분류체계 혼재, 기계가독형 데이터 부족, 기준 변경에 따른 모델 유효성 저하	김태영 외(2018), 강윤아, 오효정(2024)
단일 과업 처리	개별 과업 특화 처리만 가능, 다단계 업무 절차에 걸친 연속적 판단 지원 불가	김태영 외(2018)
비정형 데이터 처리	텍스트 중심 처리에 한정, 이미지·첨부파일 등 다양한 기록물 형태에 대응 불가	김태영 외(2018), 강윤아, 오효정(2024)
축적 지식·사례 참조	과거 평가 이력·유사 처리 사례 등 기관 내 축적 지식과의 연계 추론 불가	김태영 외(2018)

이러한 한계는 해당 시점에서 이용 가능한 AI 기술의 수준에 기인하는 것이지, 보존관리 업무에 AI를 적용하는 것 자체가 불가능함을 의미하지는 않는다. 오히려 이 한계들을 체계적으로 규명함으로써, 보존관리 업무에 AI를 적용하기 위해 충족되어야 할 기술요건을 도출할 수 있다.

4. 기술요건 도출 및 AI 요소기술 매핑

3장에서 도출한 6가지 구조적 한계는 뒤집어 읽으면 곧 AI가 갖추어야 할 역량 요건이 된다. 여기서는 이 논리에 따라 6가지 한계로부터 기술요건을 정의하고, 각 기술요건에 대응하는 최신 AI 요소기술을 매핑하며, 이러한 기술적 전환이 AI의 역할 변화에 대해 갖는 의미를 논의한다.

4.1 기술요건 도출

각 기술요건에는 기술요건(Requirement)의 약어인 R을 붙여 R1~R6으로 표기하겠다. 보존관리 업무에서 아키비스트는 기록물 한 건을 판단할 때에도 해당 기록물이 생산된 업무 맥락, 조직 기능, 관련 기록물과의 관계를 종합적으로 고려한다. 그러나 기존 AI는 키워드와 패턴 매칭 수준에 머물러 이러한 종합적 이해에 이르지 못하였다. 따라서 AI가 보존관리 업무를 보조하기 위한 첫 번째 전제 조건은 기록물의 텍스트를 표면적 특징이 아닌 의미 수준에서 이해하고, 업무 맥락과 기록물 간의 관계를 추론할 수 있는 역량이다. 이를 ‘자연어 기반 맥락 이해 역량(R1)’으로 정의한다.

R1이 기록물의 내용을 ‘읽는’ 역량이라면, 그다음으로 요구되는 것은 읽은 내용을 법령과 기준에 비추어 ‘판단하는’ 역량이다. 공개재분류나 보존기간 평가와 같은 업무에서 아키비스트는 정보공개법 비공개세부기준, 보존기간 책정 기준 등 법령 텍스트를 해석하고 이를 개별 기록물의 상황에 적용한다. 기존 AI에는 이러한 규범적 추론 능력이 부재하였으며, 이를 극복하기 위해 법령 조문의 해석과 사안별 적용 역량이 필요하다. 이를 ‘법령·기준에 대한 규범적 추론 역량(R2)’으로 정의한다.

한편, 학습데이터 확보의 한계는 앞의 두 요건과는 성격이 다르다. R1과 R2가 AI의 ‘역량’ 차원의

요건이라면, R3는 AI를 ‘도입하는 방식’에 관한 요건이다. 3장에서 확인한 바와 같이, 기관별 분류체계의 혼재, 기계가독형 데이터의 부족, 법령 개정에 따른 기준 변경 등으로 인해 전통적 AI가 요구하는 수준의 학습데이터를 확보하는 것은 현실적으로 매우 곤란하였다. 설명 확보하더라도 기준이 변경되면 모델의 유효성이 저하되는 구조적 문제가 존재한다. 따라서 특정 도메인의 대규모 학습데이터에 전적으로 의존하지 않으면서도 새로운 업무 상황이나 변경된 기준에 유연하게 대응할 수 있어야 한다. 이를 ‘사전 대규모 학습데이터 의존 탈피 역량(R3)’으로 정의한다.

넷째로, 보존관리 업무가 단단계 절차(대상 선별 → 부서 의견조회 → 기록관 검토 → 심의회 심사 → 결과 공표 → 속성값 반영)로 구성된다는 점에서, AI가 분류나 키워드 추출 같은 개별 과업만 수행할 수 있어서는 충분하지 않다. 복수의 과업을 연결하여 하나의 업무 프로세스 내에서 순차적·반복적으로 수행하면서, 각 단계의 결과를 다음 단계에 전달하고 아키비스트의 판단을 연속적으로 지원할 수 있어야 한다. 이를 ‘다단계 업무 절차의 연속적 수행 역량(R4)’으로 정의한다.

나머지 두 요건은 AI가 다루는 정보의 범위와 관련된다. 기록관리 현장의 기록물은 전자문서 본문뿐 아니라 이미지, 스캔 문서, 도면, 첨부파일 등 다양한 형태를 포함하지만, 기존 AI는 텍스트 처리에 한정되어 있었다. 아키비스트가 기록물을 검토할 때 본문과 첨부파일을 함께 살피는 것처럼, AI 역시 텍스트, 이미지, 표, 서식 등을 동시에 인식하고 통합적으로 분석할 수 있어야 한다. 이를 ‘비정형·다중 형식 데이터 통합 처리 역량(R5)’으로 정의한다.

마지막으로, 아키비스트의 판단은 개별 기록물의 내용 분석에만 의존하지 않는다. 기관의 기록관리 시스템에 축적된 과거 평가 이력, 유사 기록물의 처리 내역, 선례적 판단 사례 등을 참조하여 일관성 있는 의사결정을 내리는 것이 일반적 실무 관행이다. 그러나 기존 AI는 사전 학습 범위 내에서만 작동하여 이러한 기관 내부 축적 지식에 접근하지 못하였다. 이를 해소하기 위해서는 AI 모델 외부에 존재하는 데이터베이스, 과거 처리 이력, 법령 원문 등의 지식원에 접근하여 필요한 정보를 탐색하고, 현재의 판단 맥락에 통합하여 추론할 수 있어야 한다. 이를 ‘외부 지식·사례 기반 참조 추론 역량(R6)’으로 정의한다.

이상의 도출 과정을 종합하면 <표 2>와 같다. 이들 6개 기술요건은 상호 독립적이면서도 보완적인 관계에 있다. R2(법령·기준 규범적 추론)가 효과적으로 작동하기 위해서는 R1(자연어 기반 맥락 이해)이 전제되어야 하며, R6(외부 지식 참조 추론)은 R1의 이해 역량과 결합될 때 비로소 아키비스트의 사례 기반 추론을 보조할 수 있다. R4(다단계 연속 수행)는 R1~R3, R5~R6의 역량을 업무 프로세스 전반에 걸쳐 조율하고 통합하는 기반 역량으로 기능한다.

〈표 2〉 선행연구 한계로부터의 기술요건 도출

한계 유형	핵심 내용	기술요건	요건정의
맥락 이해	키워드·패턴 매칭 수준으로, 업무 맥락·조직 기능 등의 종합적 이해 부재	R1: 자연어 기반 맥락 이해	기록물의 내용과 업무 맥락을 의미 수준에서 이해·추론
법령·기준 해석	비공개세부기준, 보존기간 책정 기준 등 법령에 대한 규범적 추론 불가	R2: 법령·기준 규범적 추론	법령 조문 해석 → 개별 사안 적용 → 판단 근거 제시
학습데이터 확보	기관별 분류체계 혼재, 기계가독형 데이터 부족, 기준 변경에 따른 모델 유효성 저하	R3: 학습데이터 의존 탈피	대규모 도메인 데이터 없이도 변화하는 기준에 유연 대응
단일 과업 처리	개별 과업 특화 처리만 가능, 다단계 업무 절차에 걸친 연속적 판단 지원 불가	R4: 다단계 연속 수행	업무 프로세스 내 복수 과업의 순차적 연결과 판단 지원
비정형 데이터 처리	텍스트 중심 처리에 한정, 이미지·첨부파일 등 다양한 기록물 형태에 대응 불가	R5: 다중 형식 통합 처리	텍스트·이미지·표·서식 등을 동시에 인식하여 통합 분석
축적 지식·사례 참조	과거 평가 이력·유사 처리 사례 등 기관 내 축적 지식과의 연계 추론 불가	R6: 외부 지식 참조 추론	모델 외부의 과거 이력·사례·법령 원문을 탐색하여 판단에 통합

4.2 최신 AI 요소기술 매핑

앞서 정의한 기술요건 R1~R6에 대응하는 최신 AI 요소기술을 매핑한다. 매핑 대상은 LLM, 프롬프트 엔지니어링(Prompt Engineering), 파인튜닝(Fine-tuning), AI 에이전트(AI Agent), 멀티모달 AI(Multimodal AI), 검색증강생성(RAG)의 6가지이며, 모두 1장에서 설정한 기술 범위(2023년 이후 실용화 단계 진입)에 부합한다. 매핑에서 ‘주 대응 기술’과 ‘보완 기술’의 구분 기준은 다음과 같다. 주 대응 기술은 해당 한계를 직접적으로 해소하는 핵심 역량을 제공하는 기술이며, 보완 기술은 주 대응 기술이 효과적으로 작동하기 위한 전제를 충족하거나 부가적 품질 향상을 지원하는 기술이다. 예컨대 R1(자연어 기반 맥락 이해)에서 LLM이 주 대응 기술인 것은 자연어의 의미 구조를 내재화한 모델 역량이 해당 한계를 직접 해소하기 때문이며, 프롬프트 엔지니어링이 보완 기술인 것은 LLM의 맥락 이해 역량이 특정 업무에 효과적으로 발휘되도록 추론 방향을 조정하는 부가적 역할을 수행하기 때문이다.

이들 기술은 독립적으로 존재하기보다 하나의 계층 구조를 이룬다. LLM이 자연어 이해와 추론이라는 기저 역량을 제공하고, 프롬프트 엔지니어링과 파인튜닝이 이 역량을 특정 업무 맥락에 맞게 조정하며, 멀티모달 AI와 RAG가 처리 가능한 정보의 범위를 확장하고, AI 에이전트가 이 모든 역량을 업무 프로세스 수준에서 조율한다.

4.2.1 R1(자연어 기반 맥락 이해) - 대규모 언어모델(LLM)

6개 기술 가운데 가장 기본영역에 위치하는 것이 대규모 언어모델(LLM)이다. LLM은 대규모 텍스트 코퍼스를 사전 학습하여 자연어의 의미 구조, 맥락 관계, 추론 패턴 등을 내재화한 모델로서, 기존의 키워드 매칭이나 통계적 분류 방식과는 근본적으로 다른 수준의 언어 이해 역량을 보유한다. R1이

요구하는 자연어 기반 맥락 이해에 직접 대응하는 기술이다.

나아가 LLM은 R1의 직접적 충족에 더하여 R2(법령·기준 규범적 추론)와 R3(학습데이터 의존 탈피)의 기반 기술로도 기능한다. R2에서 법령 조문의 해석이 가능한 것은 LLM의 자연어 이해 역량이 전제되기 때문이며, R3에서 도메인 특화 학습데이터 없이도 업무에 적용할 수 있는 것은 LLM이 범용 지식을 사전 학습하였기 때문이다.

4.2.2 R2(법령·기준 규범적 추론) - 프롬프트 엔지니어링

LLM이 자연어를 이해하는 역량을 제공한다면, 그 역량을 법령 해석이라는 특정 추론 방향으로 이끄는 것은 프롬프트 엔지니어링의 역할이다. 프롬프트 엔지니어링은 LLM에 입력하는 지시문(prompt)의 구조, 맥락 정보, 역할 설정, 출력 형식 등을 체계적으로 설계함으로써 모델의 추론 방향과 품질을 제어하는 기법이다. 이 기법의 핵심적 강점은 법령 조문과 판단 기준을 모델의 추론 맥락으로 직접 제공할 수 있다는 데 있으며, 이를 통해 LLM은 단순한 분류가 아닌 법령 조문에 근거한 규범적 판단을 수행하게 된다.

추가적 이점은 법령이나 기관 내부 기준이 개정될 경우, 모델 자체를 재학습시킬 필요 없이 프롬프트에 포함된 기준 텍스트만 교체하면 된다는 점이다. 이는 R3(학습데이터 의존 탈피)의 충족에도 보완적으로 기여한다.

4.2.3 R3(학습데이터 의존 탈피) — 파인튜닝

파인튜닝은 이미 사전 학습이 완료된 LLM을 특정 도메인이나 업무의 소규모 데이터로 추가 학습시켜, 범용 역량을 유지하면서도 해당 분야에 특화된 성능을 확보하는 기법으로, R3에 대응한다. LLM이 사전 학습 단계에서 범용 역량을 이미 확보하고 있기 때문에, 기관의 실제 분류 사례 수백 건 수준의 데이터로도 해당 기관의 분류 체계와 판단 패턴을 모델에 반영할 수 있다.

파인튜닝이 모델의 내부 가중치를 조정하여 도메인 특화를 달성하는 방법이라면, 프롬프트 엔지니어링은 가중치를 변경하지 않고 입력 단계에서 맥락과 기준을 제공하여 동일한 효과를 추구하는 방법이다. 두 기법은 기관의 데이터 여건과 업무 요구에 따라 단독 또는 결합하여 적용될 수 있다.

4.2.4 R4(다단계 연속 수행) — AI 에이전트

앞서 매핑한 LLM, 프롬프트 엔지니어링, 파인튜닝이 각각 ‘이해’, ‘추론 방향 제어’, ‘도메인 특화’의 역량을 제공한다면, 이들을 하나의 업무 흐름 안에서 엮어내는 것은 AI 에이전트(AI Agent)의 역할이다. AI 에이전트는 LLM을 추론 엔진(reasoning engine)으로 활용하면서, 외부 도구의 호출, 작업 계획의 수립과 실행, 중간 결과에 따른 판단 분기 등을 자율적으로 수행하는 시스템 구조를 의미하며, R4에 대응한다. 각 단계에서의 최종적인 의사결정은 아키비스트가 직접 확인하고 확정하며, AI 에이전트는 그 판단을 위한 정보 수집, 분석, 근거 제시의 역할을 담당한다.

AI 에이전트는 또한 RAG를 통한 지식 검색을 업무 흐름의 적절한 시점에 자동으로 실행하는 조율자의 역할을 수행한다. 이러한 점에서 AI 에이전트는 R4의 직접적 충족에 더하여, 여러 기술요건의 역량을 업무 프로세스 수준에서 통합하는 구조적 역할을 담당한다.

4.2.5 R5(다중 형식 통합 처리) — 멀티모달 AI

멀티모달 AI는 텍스트, 이미지, 음성, 동영상 등 서로 다른 유형의 데이터를 단일 모델 내에서 동시에 인식하고 처리할 수 있는 기술로서, R5에 대응한다. 최근의 LLM은 대부분 멀티모달 역량을 기본적으로 내장하는 추세에 있으며, 아키비스트가 본문과 첨부파일을 함께 살피며 판단을 내리는 것처럼 다중 형식의 정보를 통합적으로 분석하여 판단에 반영할 수 있다.

4.2.6 R6(외부 지식 참조 추론) — 검색증강생성(RAG)

검색증강생성(RAG)은 LLM의 응답 생성 과정에서 모델 외부의 지식원(데이터베이스, 문서 저장소, 검색 시스템 등)으로부터 관련 정보를 검색하여, 이를 모델의 추론 맥락에 통합한 뒤 응답을 생성하는 기법으로, R6에 대응한다. 기관의 기록관리시스템에 축적된 과거 평가 이력, 유사 기록물의 처리 내역, 관련 법령 원문 등이 AI의 판단 과정에 직접 연계됨으로써, 아키비스트의 사례 기반 추론을 기술적으로 지원할 수 있다.

또한 RAG는 LLM의 환각(hallucination) 현상을 완화하는 데에도 기여한다. 강운아, 오효정(2024)의 실무자 조사에서 환각 현상이 기록관리 현장 도입의 주요 장애 요인으로 확인된 바 있는데, RAG는 모델의 응답이 검색된 실제 데이터에 근거하도록 유도함으로써 이 문제를 구조적으로 경감시킨다. 이는 기록의 4대 속성 중 신뢰성과 직결되는 사안으로, 보존관리 업무에 AI를 적용할 때 특히 중요한 기술적 장치이다.

이상의 매핑 결과를 종합하면 <표 3>과 같다.

<표 3> 기술요건별 AI 요소기술 매핑

기술요건	주 대응 기술	보완 기술	매핑 근거
R1: 자연어 기반 맥락 이해	LLM	프롬프트 엔지니어링	자연어의 의미 구조와 맥락 관계를 내재화한 모델
R2: 법령·기준 규범적 추론	프롬프트 엔지니어링	LLM, RAG	법령 조문과 판단 기준을 추론 맥락으로 직접 제공
R3: 학습데이터 의존 탈피	파인튜닝	LLM 사전학습, 프롬프트 엔지니어링	범용 사전학습 기반 위에 소규모 도메인 데이터로 특화
R4: 다단계 연속 수행	AI 에이전트	LLM	도구 호출·작업 계획·판단 분기의 자율적 수행구조
R5: 다중 형식 통합 처리	멀티모달 AI	LLM	텍스트·이미지·표 등 다중 형식의 동시 인식·분석
R6: 외부 지식 참조 추론	RAG	AI 에이전트	모델 외부 지식원의 검색과 추론 맥락 통합

〈표 3〉에서 주목할 점은 기술 간의 상호 연계 구조이다. LLM은 R1에 직접 대응하는 동시에 R2~R5가 작동하기 위한 기저 역량을 제공하며, AI 에이전트는 R4에 대응하면서도 나머지 기술들을 업무 프로세스 수준에서 조율하는 통합자 역할을 겸한다. 이는 보존관리 업무에 AI를 적용할 때 특정 기술 하나를 도입하는 것이 아니라, 복수 기술의 조합을 설계해야 함을 의미한다. 이어지는 5장에서는 이 매핑 결과를 기반으로 4개 보존관리 업무별 적용 방안을 분석한다.

5. 업무별 AI 적용 방안

4장에서 도출한 기술요건 R1~R6과 이에 대응하는 AI 요소기술 매핑은 보존관리 업무 전반에 걸쳐 적용 가능한 기술적 기반을 제시하였다. 그러나 4개 업무는 판단의 대상, 적용 법령, 요구되는 전문성의 수준이 각기 다르므로, 동일한 기술이라 하더라도 업무의 특성에 따라 적용 방식과 기대 효과가 달라진다. 이번에는 4개 업무 각각에 대해 AI가 어떻게 적용될 수 있는지를 분석하고, 이를 종합하여 업무 간 공통점과 차이를 제시한다.

5.1 분석 프레임워크

업무별 분석의 체계성과 비교 가능성을 확보하기 위해 다음 5가지 기준을 공통 프레임워크로 설정한다. 첫 번째 핵심 판단 과업은 아키비스트의 전문적 판단이 집중적으로 요구되는 과업의 식별이며, 두 번째는 필요 기술요건으로 R1~R6 중 해당 업무에 필수적인 핵심 요건과 보완 요건의 구분을 정의한다. 세 번째로 AI 기술 조합 및 역할을 〈표 3〉에 기반한 기술 조합과 업무 내 역할로 매핑하고, 이어서 아키비스트-AI 협업 구조를 업무 절차 각 단계에서의 역할 분담으로 설정한다. 마지막으로 4대 속성에 대한 영향을 AI 적용이 진본성·무결성·신뢰성·이용가능성에 미치는 영향과 연결한다. 이상의 5가지 기준은 5.2절의 업무별 분석에 공통 적용되며, 5.3절에서 종합 매트릭스로 통합된다.

5.2 업무별 분석

5.2.1 재분류

재분류는 처리 대상 기록물의 건수가 가장 많고 건별 판단이 반복적으로 요구된다는 점에서, AI 적용의 실익이 가장 직접적으로 드러나는 업무이다. 핵심은 전자기록생산시스템에서 이관된 기록물을 기록관리시스템의 분류체계에 재배치하는 것으로, 판단의 난도는 상대적으로 낮으나 이관 대상의 양이 방대하여 시간적 부담이 크다.

가장 핵심적으로 요구되는 기술요건은 R1(자연어 기반 맥락 이해)이다. 기록물의 내용을 업무 맥락 수준에서 파악하여 어떤 기능과 활동의 산물인지를 판별해야 하기 때문이다. 기관의 기존 분류 사례를 참조하기 위해 R6(외부 지식 참조 추론)도 필수적이며, 이미지나 첨부파일이 포함된 경우 R5(다중

형식 통합 처리)가 보완적으로 요구된다.

기술 조합은 다음과 같이 구성된다. LLM이 기록물 본문의 의미를 파악하여 업무 맥락을 추론하고, RAG가 기관의 분류체계와 과거 분류 사례를 검색하여 유사 기록물의 분류 이력을 제시한다. 프롬프트 엔지니어링은 분류 기준과 분류체계의 구조를 LLM의 추론 맥락에 포함시켜 기관 고유의 분류 논리에 따른 판단을 유도한다. AI 에이전트가 기록물 목록을 순차적으로 처리하면서 분류 확신도가 높은 건과 판단이 모호한 건을 구분하여 아키비스트에게 차등적으로 전달한다.

이를 업무 절차에 적용하면, AI가 선(先)분류하고 아키비스트가 확인·확정하는 협업 구조가 된다. AI 에이전트가 이관 대상 기록물 전체를 사전 분석하여 분류 후보와 그 근거를 기록물별로 제시하면, 아키비스트는 이를 검토하여 수용 또는 수정한다. 분류 확신도에 따라 기록물을 등급화하여, 확신도가 높은 건은 일괄 승인하고 낮은 건에 검토 시간을 집중하는 차등 검토 방식은 현장의 부담을 실질적으로 경감시킬 수 있다. 4대 속성의 관점에서는 이용가능성(적절한 분류 위치에 배치되어야 검색·활용이 가능)과 진본성(분류 결과가 기록물의 맥락 정보를 정확히 반영해야 함)이 가장 직접적으로 관련된다.

5.2.2 공개재분류

공개재분류가 재분류와 구별되는 가장 뚜렷한 특성은, 판단의 준거가 정보공개법이라는 외부 법령에 있다는 점이다. 기록물의 내용을 이해하는 것은 전제 조건일 뿐이고, 비공개세부기준 8개 호에 해당하는 지를 해석하는 규범적 판단이 업무의 핵심이다. 따라서 R2(법령·기준 규범적 추론)가 가장 핵심적인 기술요건이 되며, R1은 전제, R6은 과거 처리 이력 참조, R5는 첨부파일 내 민감 정보 탐지를 위해 각각 요구된다.

기술 조합에서 주목할 점은 프롬프트 엔지니어링의 역할이 재분류보다 훨씬 중심적이라는 것이다. 비공개세부기준 8개 호의 전문을 프롬프트에 포함시키고 구조화된 지시를 설계하면, LLM은 기록물의 내용과 법령 조문을 대조하여 규범적 판단 근거를 생성하고, RAG는 과거 동일 사유로 처리된 유사 기록물의 이력을 검색하여 판단의 일관성을 보조한다.

협업 구조도 재분류의 ‘선분류-확인’ 모델과는 다르다. AI의 역할은 ‘분류 후보 제안’보다는 ‘판단 근거의 체계적 제시’에 가깝다. AI는 대상 기록물별로 8개 호 각각에 대한 해당·비해당 판단과 그 근거를 정리한 검토서 초안을 생성하고, 아키비스트는 이 초안을 토대로 판단을 확정한다. 부서 의견조회 자료의 초안 작성, 기록관 검토 단계에서 검토 의견서 초안 작성 등에도 동일한 방식의 활용이 가능하다. 4대 속성 가운데 가장 민감한 것은 신뢰성이다. 공개 전환은 비가역적 성격이 강하므로, AI가 제시하는 판단 근거의 출처가 명확히 추적 가능해야 하며, 불확실성이 높은 건에 대해서는 아키비스트의 집중 검토를 유도하는 설계가 필요하다.

5.2.3 접근권한재설정

접근권한재설정은 기록물에 대한 내부 접근 범위를 확대하는 업무이다. 생산 시점에 생산부서 또는 특정 결재자만 접근할 수 있도록 설정된 기록물의 접근권한을, 기록물이 준현용·비현용으로 전환되는

과정에서 전직원 접근 등 보다 넓은 범위로 조정하여 활용 가능성을 높이는 데 목적이 있다.

기술요건 구성에서 주목할 점은 R1의 적용 방향이 다른 업무와 다르다는 것이다. 재분류에서 LLM이 기록물의 내용을 분류 위치와 연결하고, 공개재분류에서 법령 조문과 대조하는 것이라면, 접근권한재설정에서 LLM은 기록물의 내용과 생산 맥락을 분석하여 잠재적 활용 부서를 추론한다. R6은 과거 접근권한 확대 선례를 참조하는 데, R4는 선별부터 권한 변경 확정까지의 절차를 연속 처리하는 데, R2는 정보보안 규정이 접근권한 확대의 한계를 설정하는 경우에 각각 요구된다.

협업 구조는 '활용 범위 분석-접근권한 확대 확인' 모델이다. AI가 잠재적 활용 부서와 권한 확대 방안을 제안하면, 아키비스트는 기록물의 성격과 정보보안 요건에 비추어 적절성을 확인한다. 4대 속성에서는 이용가능성(접근 확대의 본래 목적)과 무결성(과도한 확대에 의한 부적절한 노출·비인가 수정 위험)의 균형이 핵심이다. 민감도가 높은 기록물에 대해서는 확대 범위를 보수적으로 설정하거나 아키비스트의 별도 확인 단계를 삽입하는 설계가 필요하다.

5.2.4 보존기간 평가

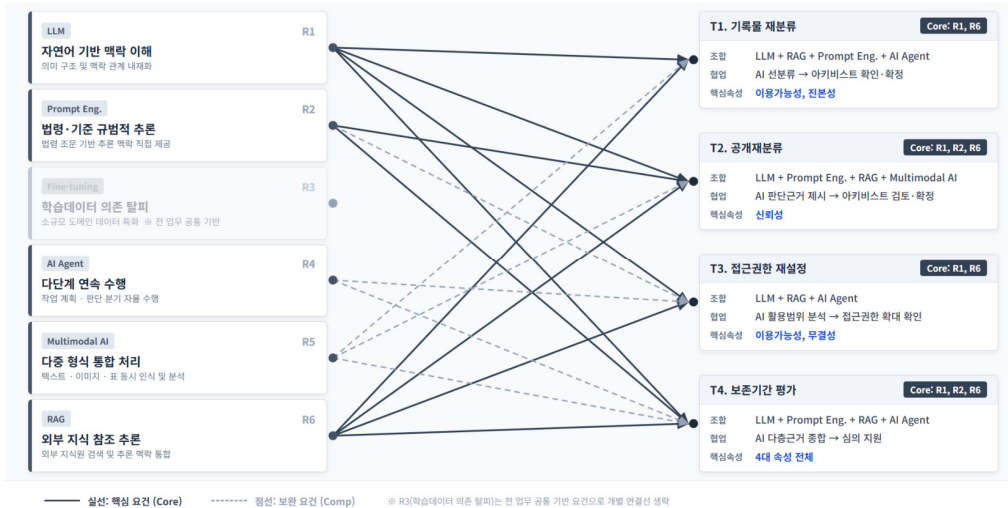
보존기간 평가는 보존관리 업무 가운데 가장 고도의 전문성을 요구한다. 폐기, 보류, 보존기간 재책정 중 하나를 결정하는 이 업무에서 아키비스트는 행정적·증거적·역사적 가치를 종합적으로 판단해야 하며, 기준 자체가 해석의 폭을 내포하고 있어 경험적 식견에 대한 의존도가 높다.

R1과 R2가 동시에 핵심 요건으로 작동한다는 점이 보존기간 평가의 고유한 특성이다. 여기에 R6의 중요성이 다른 어떤 업무보다 크다. 유사 기록물에 대한 과거의 평가 결정은 현재의 판단에 일관성과 근거를 부여하는 핵심 참조 자원이기 때문이다. 기술 조합의 관점에서도 거의 모든 기술이 높은 수준에서 동시에 작동해야 한다는 점에서 다른 업무와 구별된다. 특히 RAG를 통해 제시되는 과거 사례는 아키비스트가 평가의 일관성 확보를 위해 실무적으로 가장 많이 의존하는 자원이라는 점에서, 이 업무에서 RAG의 역할은 판단 품질의 핵심 요소에 해당한다.

협업 구조는 '다층 근거 종합-심의 지원' 모델이다. AI가 행정적·증거적·역사적 가치 분석, 법령 기준의 적용 결과, 과거 평가 선례를 종합한 평가 의견서 초안을 생성하면, 아키비스트가 이를 검토·보완하여 기록관 의견을 작성하고, 심의회에는 AI가 정리한 근거 자료가 심사 참고 자료로 제공될 수 있다. 4대 속성의 관점에서 보존기간 평가는 다른 업무와 질적으로 다른 차원의 영향을 갖는다. 따라서 AI의 판단 근거는 다른 어떤 업무에서보다 높은 수준의 투명성과 추적 가능성이 요구되며, 불확실성이 존재하는 건에 대해서는 보류를 기본값으로 설정하는 보수적 설계가 바람직하다.

5.3 종합 분석

각 업무에서 기술요건이 핵심 또는 보완 요건으로 작동하는 연결 구조를 먼저 도식화하면 <그림 1>과 같다. R1·R6이 전 업무에 걸쳐 핵심 요건으로 수렴하며, R3(학습데이터 의존 탈피)는 특정 업무에 종속되지 않고 전 업무에 공통 적용되는 기반 요건임을 확인할 수 있다.



〈그림 1〉 보존관리 업무별 기술요건 연결 구조

이를 종합하면 〈표 4〉와 같다.

〈표 4〉 보존관리 업무별 AI 적용 종합 매트릭스

업무	핵심기술요건	보완기술요건	주요 AI기술 조합	협업 구조 유형	핵심 속성 영향
재분류	R1, R6	R5	LLM + RAG + 프롬프트 엔지니어링 + AI 에이전트	선분류-확인	이용가능성, 진본성
공개 재분류	R1, R2, R6	R5	LLM + 프롬프트 엔지니어링 + RAG + 멀티모달 AI	근거 제시-검토	신뢰성
접근권한 재설정	R1, R6	R2, R4	LLM + RAG + AI 에이전트	활용 범위 분석-접근권한 확대 확인	이용가능성, 무결성
보존기간 평가	R1, R2, R6	R4, R5	LLM + 프롬프트 엔지니어링 + RAG + AI 에이전트	다중 근거 종합-심의 지원	4대 속성 전체

〈표 4〉의 매트릭스에서 몇 가지 주목할 만한 패턴이 도출된다.

첫째, R1(자연어 기반 맥락 이해)과 R6(외부 지식 참조 추론)은 4개 업무 전체에서 핵심 기술요건으로 나타난다. 기술의 관점에서 이는 LLM과 RAG의 결합이 보존관리 업무 AI 적용의 기저 구조임을 의미한다. 둘째, R2(법령·기준 규범적 추론)의 중요도는 업무에 따라 뚜렷한 차이를 보인다. 법령 텍스트의 해석이 판단의 중심인 공개재분류와 보존기간 평가에서 프롬프트 엔지니어링의 역할이 특히 부각된다. 셋째, 협업 구조는 4개 업무에서 모두 다른 유형으로 나타나지만, AI의 역할이 ‘최종 판단의 대체’가 아닌 ‘판단 근거의 체계적 제시’에 수렴한다는 점은 일관된다. 이는 ‘도구에서 협업자로의

전환'이 구체적 업무 맥락에서 '판단 근거의 선제적 제시자'라는 형태로 구현됨을 보여준다. 넷째, 4대 속성에 대한 영향은 보존기간 평가에서 가장 광범위하고 심각하며, 이는 비가역적 폐기 결정이 수반되기 때문이다. 판단 오류의 파급 효과가 큰 업무일수록 AI의 판단 근거에 대한 투명성 요건이 높아지고, 아키비스트의 직접 확인 범위가 넓어져야 한다.

보존관리 업무에 대한 AI적용은 단일 기술의 일률적 도입이 아니라, 업무의 판단 특성에 맞게 기술 조합과 협업 구조를 차등적으로 설계하는 접근이 필요하다. LLM과 RAG를 기저로 하되, 법령 해석이 요구되는 업무에서는 프롬프트 엔지니어링의 비중을 높이고, 대량 처리가 요구되는 업무에서는 AI 에이전트의 조율 기능을 강화하며, 비가역적 결정이 수반되는 업무에서는 AI의 판단 투명성과 아키비스트의 확인 범위를 확대하는 방식이다. 이러한 차등적 설계가 가능한 것 자체가 4장에서 논의한 AI 기술 간의 모듈적 결합 구조에 기인한다. 그러나 이상의 분석은 기술적 가능성에 초점을 둔 것이며, 실제 현장 도입을 위해서는 기술 외적 영역의 과제가 함께 해결되어야 한다.

6. 적용의 전제 조건과 과제

〈표 3〉의 기술 매핑이 시사하는 핵심적 변화는 AI 역할의 질적 전환이다. LLM과 프롬프트 엔지니어링의 결합은 AI가 기록물의 내용을 이해하고 법령에 비추어 판단 근거를 스스로 구성할 수 있게 하며, RAG는 기관의 과거 판단 이력에 기반한 일관된 보조를 가능하게 한다. 멀티모달 AI는 아키비스트의 검토 방식과 동일하게 다양한 형태의 기록물을 통합 분석하고, AI 에이전트는 이 모든 역량을 업무 절차 전반에 걸쳐 연속적으로 운용한다. 개별 기술이 각자의 한계를 해소하는 데 그치는 것이 아니라, 이들이 조합됨으로써 AI의 역할 자체가 질적으로 달라지는 것이다.

이러한 전환을 본 연구에서는 AI가 '도구(tool)'에서 '지능형 업무 협업자(intelligent collaborator)'로 이행하는 것으로 규정한다. 다만 이 협업 구조에서 최종적인 의사결정 권한은 아키비스트에게 있다. AI는 아키비스트의 전문적 판단을 대체하는 것이 아니라, 판단에 필요한 정보와 근거를 체계적으로 제공하여 판단의 질과 효율을 높이는 역할을 수행한다. 기록의 4대 속성(진본성, 무결성, 신뢰성, 이용가능성)에 대한 최종 판단 책임은 전문 인력이 부담해야 한다는 기록관리의 원칙에 비추어 보아도, AI의 역할은 '협업'이지 '대체'가 아니다.

5장에서 LLM과 RAG의 결합이 보존관리 업무 AI 적용의 기저 구조로 확인되었는데, 이 구조가 실효적으로 작동하려면 RAG가 접근할 수 있는 기관 내 데이터가 전제되어야 한다. 과거 분류 이력, 공개 판정 사례, 보존기간 평가 선례 등이 검색 가능한 형태로 정비되어 있어야 하지만, 현재 많은 기관에서 이러한 판단 이력은 체계적으로 축적되지 않고 있으며, 축적되어 있더라도 기관마다 형식과 구조가 상이하다. 시스템 연동도 과제이다. AI 에이전트가 기록물을 순차적으로 분석하려면 RMS의 메타데이터와 기록물 본문에 접근할 수 있어야 하는데, 현행 RMS의 대다수는 이를 고려하지 않은 아키텍처로 구축되어 있다. 데이터 정비와 시스템 연동은 AI 기술의 문제라기보다 기록관리 인프라의 문제이며, AI 도입 이전에 착수되어야 할 선행 과제의 성격을 띤다.

이 기술적 전제가 충족되더라도, AI가 관여한 판단의 법적 지위가 불분명하면 현장에서 활용되기 어렵다. 현행 공공기록물법은 보존관리 업무의 수행 주체를 기록물관리 전문요원, 기록관, 기록관리 심의회 등으로 규정하고 있으며, AI의 업무 보조가 법령상 허용되는 범위에 해당하는지에 대한 검토는 아직 이루어지지 않았다. 특히 폐기라는 비가역적 결정에 AI가 관여할 경우, 적법성 검증 절차에서 AI의 역할이 명확히 위치하지 않으면 실무자는 AI의 제안을 참조하는 것 자체를 부담으로 느낄 수 있다. 기관 차원의 AI 보조 허용 범위 가이드라인과 기록관리 표준·지침에 AI 활용 조항을 포함하는 제도적 검토가 필요하다.

모든 업무에서 협업 구조가 'AI의 판단 근거 제시와 아키비스트의 검토·확정'으로 수렴한다는 점은 아키비스트의 역할 변화를 수반한다. 직접 분류·판정하는 실행자가 아니라, AI가 제시한 근거와 제안을 비판적으로 평가하는 감독자로서의 역할이 요구되는 것이다. 업무 프로세스도 바뀌어야 한다. '전수 검토 후 분류'가 '선분류-확인'으로 전환되면 절차의 순서, 검토 기준, 승인 체계가 모두 달라지며, 이것이 업무 매뉴얼과 직무 기술서에 반영되지 않으면 협업 구조는 설계도에 머무른다.

마지막으로, AI가 기록물의 분류나 가치 판단에 관여할 때 편향의 문제는 피할 수 없다. LLM의 사전 학습데이터에 내재된 편향이 특정 유형의 기록물을 체계적으로 과소·과대 평가할 위험이 있고, 과거 판단 사례를 RAG로 참조하는 구조에서도 과거 판단의 편향이 재생산될 수 있다. 이 위험을 통제하려면 판단 근거의 출처 명시, 확신도 표시, 불확실 건의 자동 보류 등 설명 가능한 AI의 장치가 시스템 설계 단계에서부터 반영되어야 한다.

결국 이 과제들은 하나의 고리로 연결되어 있다. 데이터가 정비되어야 AI가 작동하고, AI의 법적 지위가 규정되어야 프로세스가 재설계되며, 프로세스가 바뀌어야 아키비스트의 역량 요건이 구체화되고, 편향 통제의 기준이 확립되어야 시스템 설계의 요건이 정해진다. 어느 한 영역의 해결만으로는 현장 도입에 이르기 어려우며, 동시적이며 상호 정합적인 접근이 필요하다.

7. 결론

본 연구는 기록물 보존관리 업무에 AI를 적용한 선행연구의 기술적 한계를 체계적으로 분석하고, 이를 극복할 수 있는 최신 AI 요소기술을 매핑하여, 업무별 적용 방안을 제시하였다. 연구는 기존 AI 적용 시도의 한계를 6가지로 구조화하고, 각 한계를 뒤집어 기술요건 R1~R6으로 전환한 뒤 LLM, 프롬프트 엔지니어링, 파인튜닝, AI 에이전트, 멀티모달 AI, RAG의 6개 요소기술과 매핑하였다. 이 매핑을 기반으로 4개 보존관리 업무에 공통 프레임워크를 적용하여 적용 방안을 분석하고 종합 매트릭스로 제시하였다.

가장 중요한 발견은, 보존관리 업무에 대한 AI 적용이 단일 기술의 일률적 도입이 아니라 업무의 판단 특성에 따른 차등적 설계를 요구한다는 점이다. R1과 R6이 4개 업무 전체에서 공통 기저로 작용하면서도, 법령 해석이 핵심인 업무에서는 프롬프트 엔지니어링의 비중이 높아지고, 비가역적 결정이 수반되는 업무에서는 판단 투명성과 아키비스트의 직접 확인 범위가 확대되어야 한다. 모든 업무에

서 AI의 역할은 최종 판단의 대체가 아닌 판단 근거의 체계적 제시에 수렴하였으며, 이는 AI가 단순 자동화 도구에서 지능형 업무 협업자로 전환될 수 있음을 보여준다.

이러한 결과의 의의는 기록관리 분야의 AI 적용 논의를 한 단계 구체화한 데 있다. 기존 연구가 ‘어떤 업무에 AI를 쓸 수 있는가’라는 가능성 탐색에 머물렀다면, 본 연구는 ‘어떤 한계가 어떤 기술로 극복되는가’를 매핑하고 업무별 협업 구조까지 설계하였다. 동일한 프레임워크로 4개 업무를 분석함으로써 업무 간 비교와 차등적 접근의 근거를 제공한 점도 기존 논의에서 시도되지 않았던 부분이다.

다만 본 연구는 문헌 기반 탐색적 연구로서, 제시된 적용 방안이 실제 시스템 구현이나 현장 실증을 거치지 않았다는 한계를 지닌다. 그러나 보존관리 업무에 AI를 체계적으로 적용하기 위해서는, 어떤 기술적 한계가 존재하고 그것을 어떤 기술이 어떻게 해소하는지를 먼저 규명하는 작업이 선행되어야 한다. 이러한 분석 틀 없이 개별 프로토타입을 구현하면 기술 선택의 근거가 불분명해지고, 업무 간 비교와 우선순위 판단도 곤란해진다. 본 연구가 제시한 기술요건-요소기술 매핑과 업무별 협업 구조는 향후 실증 연구의 설계 기준으로 기능할 수 있다. 후속 연구에서는 이 틀을 기반으로 특정 업무에 대한 프로토타입 구현과 현장 검증이 이루어질 필요가 있으며, 6장에서 논의한 기술·제도·조직·윤리 영역의 과제가 해결되는 과정을 추적하는 연구도 수반되어야 한다.

본 연구가 제시한 분석 결과가 기록관리 현장의 구조적 압박을 해소하는 데 기여하되, 아키비스트의 전문적 판단이 AI에 의해 대체되는 것이 아니라 AI의 보조 위에서 더 깊어지는 방향으로 나아가기를 기대한다.

참고문헌

- 강윤아, 오효정 (2023). 전자기록관리 업무 및 기록정보서비스에서의 생성형 AI 기술 활용. 한국기록관리학회지, 23(4), 179-200. <https://doi.org/10.14404/JKSARM.2023.23.4.179>
- 강윤아, 오효정 (2024). 생성형 AI의 기록관리 현장 도입을 위한 실무자 관점의 고찰. 기록학연구, 82, 231-274. <https://doi.org/10.20923/kjas.2024.82.231>
- 김태영, 강주연, 김진, 오효정 (2018). 지능형 기록정보서비스를 위한 선진 기술 현황 분석 및 적용 방안. 한국기록관리학회지, 18(4), 149-182. <https://doi.org/10.14404/JKSARM.2018.18.4.149>
- 김판준 (2018). 기계학습에 기초한 국내 학술지 논문의 자동분류에 관한 연구. 정보관리학회지, 35(2), 37-62. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2018.35.2.037>
- 김해찬솔, 안대진, 임진희, 이해영 (2017). 기계학습을 이용한 기록 텍스트 자동분류 사례 연구. 정보관리학회지, 34(4), 321-344. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2017.34.4.321>
- 백영미, 문원중, 이혁준, 오효정 (2022). 실무적 관점에서 본 점증적 기능분류체계 개선 사례 연구. 디지털문화아카이브지, 5(2), 31-45. <https://doi.org/10.23089/jdca.2022.5.2.002>
- ISO 15489-1 (2016). Information and documentation — Records management — Part 1: Concepts and principles. International Organization for Standardization.

국문 참고자료의 영어 표기 (English translation / romanization of references originally written in Korean)

- Baek, YoungMi., Moon, WongJong, Lee, HyukJun & Oh, Hyo-Jung (2022). A case study on incremental improvement of the functional classification system from a practical perspective. Journal of D-Culture Archives, 5(2), 31-45. <https://doi.org/10.23089/jdca.2022.5.2.002>
- Kang, Yoona & Oh, Hyo-Jung (2023). Utilization of generative AI technology in electronic records management and archival information services. Journal of Korean Society of Archives and Records Management, 23(4), 179-200. <https://doi.org/10.14404/JKSARM.2023.23.4.179>
- Kang, Yoona & Oh, Hyo-Jung (2024). A study on practitioners' perspectives for the introduction of generative AI in the field of records management. The Korean Journal of Archival Studies, 82, 231-274. <https://doi.org/10.20923/kjas.2024.82.231>
- Kim, HaeChanSol, An, DaeJin, Yim, JinHee, & Rieh, Hae-Young (2017). A case study of automatic classification of record texts using machine learning. Journal of the Korean Society for Information Management, 34(4), 321-344. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2017.34.4.321>
- Kim, PanJun (2018). An analytical study on automatic classification of domestic journal articles based on machine learning. Journal of the Korean Society for Information Management,

35(2), 37-62. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2018.35.2.037>

Kim, Tae-Young, Kang, Ju-Yeon, Kim, Geon & Oh, Hyo-Jung (2018). Analysis of advanced technology status and application plans for intelligent archival information services. *Journal of Korean Society of Archives and Records Management*, 18(4), 149-182. <https://doi.org/10.14404/JKSARM.2018.18.4.149>