

도서관 자동화 시스템의 AI 적용을 위한 고찰

- KOLAS 패치이력, 국내외 솔루션 및 연구 동향 교차분석을 중심으로 -

A Study on the AI Adoption of Integrated Library Systems: Focusing on a Cross-Analysis of KOLAS Patch History and Domestic and International Solution and Research Trends

김 경 수 (Gyeungsoo Kim)*

최 시 온 (Sion Choi)**

김 성 훈 (Seonghun Kim)***

목 차

- | | |
|----------------------|--------------------------|
| 1. 서 론 | 5. 도서관 업무 AI 적용 연구 동향 분석 |
| 2. 선행연구 | 6. 교차분석 결과 분석 |
| 3. KOLAS 3 패치 분석 | 7. 결론 및 향후 연구 제언 |
| 4. 국내외 솔루션의 AI 적용 현황 | |

초 록

본 연구는 도서관 현장 업무에서 활용되는 도서관 자동화 시스템에 AI를 적용할 수 있는 영역을 실증적으로 규명하는 것을 목적으로 한다. 도서관 현장의 요구사항을 조사하기 위해 KOLAS의 패치 126건(2015~2026년)을 개선항목(653개) 단위로 분해하고 8개 업무 범주와 5개 개선 유형을 도출해 전수 분석하였고, 국내외 솔루션의 공개된 AI 기능과 선행연구를 조사해 삼각 교차분석하였다. 그 결과 현장의 개선 요구는 대출·반납·예약(19.1%)과 상호대차(18.5%)에 집중되고 버그수정이 45.5%에 달해 상태 정합성, 데이터 품질의 만성적 취약이 확인된 반면, 상용 AI는 검색, 정리, 상호대차에서 성숙 단계에 진입해 수요와 공급의 격차가 드러났다. 이를 토대로 정리, 검색, 수서를 우선 도입 영역으로 제시하고, 데이터 품질 정비, 장서구성 내실화, 사서검토 및 정책관찰을 AI 기능 도입시 고려할 고려사항으로 도출하였다. 본 연구는 KOLAS 기술지원 종료를 앞두고 시스템을 전환하는 도서관의 기능 요구 명세와 국내 솔루션의 AI 발전 방향 수립에 근거를 제공한다.

ABSTRACT

The aim of this study is to empirically identify areas where artificial intelligence (AI) can be applied to library automation systems used in day-to-day library operations. To investigate the requirements of library practitioners, 126 patches from KOLAS (2015-2026) were broken down into individual improvement items (653 in total): eight operational categories and five types of improvement were identified and subjected to a comprehensive analysis. Furthermore, a triangulation analysis was conducted by examining the publicly available AI features of domestic and international solutions alongside prior research. The results revealed that on-site improvement demands were concentrated on borrowing, returns and reservations (19.1%) and interlibrary loans (18.5%), whilst bug fixes accounted for 45.5%, confirming chronic vulnerabilities in data consistency and quality. Conversely, commercial AI has reached a mature stage in search, organisation and interlibrary loans, highlighting a gap between supply and demand. Based on this, cataloguing, search and acquisition were proposed as priority areas for implementation, whilst data quality improvement, strengthening of collection development, librarian review and policy monitoring were identified as factors to be considered when introducing AI functions. This study provides a basis for establishing functional requirements for libraries transitioning their systems ahead of the termination of KOLAS technical support, as well as for determining the direction of AI development in domestic solutions.

키워드: 도서관 자동화시스템, 인공지능, KOLAS 패치 분석, ILS 솔루션 분석, 도서관시스템 AI 도입
Integrated Library System, Artificial Intelligence, KOLAS Patch Analysis, ILS Solution Analysis, Introduction of AI into the Library System

* 성균관대학교 경영대학 핀테크융합전공 석사과정, (주)텐소트웍스 인공지능검색연구소 선임연구원
(ks.kim@skku.edu / ISNI 0000 0005 3079 0389) (제1저자)

** 건국대학교 인문사회융합대학 문헌정보학과 대학원 석사과정
(choi19@kku.ac.kr / ISNI 0000 0005 3079 0362) (공동저자)

*** 건국대학교 인문사회융합대학 문헌정보학과 조교수
(davidskim@kku.ac.kr / ISNI 0000 0005 0350 7592) (교신저자)

논문접수일자: 2026년 7월 21일 최초심사일자: 2026년 8월 3일 게재확정일자: 2026년 8월 10일
한국문헌정보학회지, 60(3): 165-188, 2026. <http://dx.doi.org/10.4275/KSLIS.2026.60.3.165>

* Copyright © 2026 Korean Society for Library and Information Science
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided that the article is properly cited, the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

1. 서론

1.1 연구의 필요성과 목적

IFLA는 2024년 트렌드 보고서에서 '일상 업무의 자동화'를 AI의 첫 번째 기회요인으로 제시했고(Dezuanni et al., 2024), 클라리베이트의 조사에서는 전 세계 도서관의 67%가 AI를 탐색 및 구현 중이라고 보고했으며(Clarivate, 2025b), ACRL은 도서관 솔루션 개발자들이 자연어 검색, 요약, 메타데이터 강화 기능을 도서관 시스템에 도입하는 현상을 주요 트렌드로 기록하였다(ACRL Research Planning and Review Committee, 2026). 요컨대 AI는 담론의 단계를 지나 도서관 자동화시스템(Integrated Library System, 이하 ILS)이라는 업무 인프라의 계층에서 제품화되는 단계에 진입했다.

국립중앙도서관이 1992년부터 개발·보급해 온 표준자료관리시스템 KOLAS는 전국 2,244 개관에서 사용하는 사실상의 표준 시스템이나(국립중앙도서관, 2026a), 국립중앙도서관은 2024년 12월 「공공도서관 표준자료관리시스템(KOLAS III) 기술지원 종료 계획」을 공지하고 2026년 12월 31일자로 표준형 KOLAS III의 기술지원을 종료한다고 발표하였다. 도서관들이 향후 10년 이상 사용할 시스템을 일제히 선택하는 이 시점에, 새 시스템에 어떤 AI 기능을 요구할 것인가를 판단할 근거 자료가 필요하다.

본 연구의 목적은 도서관 현장 업무에서 AI를 적용할 수 있는 영역을 실증적으로 파악하는 것이다. 선행연구는 해외 대학도서관의 AI 서비스(김지현, 2020), 사서의 이용의도(김지영, 2023), 사서 업무 지원 도구 개발(국립중앙

도서관, 2021b)과 서비스 제공 방안(곽우정, 노영희, 2021), 해외의 체계적 문헌검토(Ayinde et al., 2026; Harisanty et al., 2025)를 제시하고 있으나 대부분 LLM 확산 이전이거나 부분 서비스 중심이어서 시의성을 반영한 포괄적·실증적 연구가 필요하다. 본 연구의 차별점은 첫째, 실제 운영 시스템의 10년 치 유지보수 이력(패치)을 업무 도메인과 개선 유형으로 재분류하여 현장 요구를 실증적으로 복원한 데 있다. 패치는 도서관 현장의 요구가 실제 시스템 변경으로 수용된 기록이라는 점에서, 설문, 인터뷰 기반 인식조사가 포착하지 못하는 '드러난 요구(revealed needs)'를 보여 준다고 판단된다. 둘째, 현장 요구(패치)·시장 동향(솔루션)·학술연구(선행연구)의 세 관점을 동일한 8개 업무도메인 프레임으로 정렬해 교차분석함으로써 일치 영역과 격차 영역을 식별하였다.

이를 위해 본 연구는 2015년부터 2026년까지 배포된 KOLAS III의 패치 126건(개선항목 653개, 실제 변경이 없는 공지 3건 제외 시 650개)을 전수 분석하고, KOLAS의 기능을 8개 업무 범주(수서, 정리, 대출·반납·예약, 연속간행물, 상호대차, 검색, 이용자관리, 운영관리·통계)로 범주화한 뒤, 범주별로 국내외 솔루션의 AI 기능 발전 현황과 관련 선행연구를 조사분석하였다. 그 결과를 세 개 영역 교차분석하여 도서관 현장의 AI 적용 가능성을 고찰하였다.

본 연구의 연구 질문은 다음과 같다.

- RQ1. 지난 10년 6개월간(2015~2026) KOLAS 운영 패치에 나타난 도서관 현장의 시스템 개선 요구는 8개 업무도메인 중 어디에, 어떤 유형(기능추가, 버그수정, 성능보안, 편의, 규칙변경)으로 집중되어 왔는가?

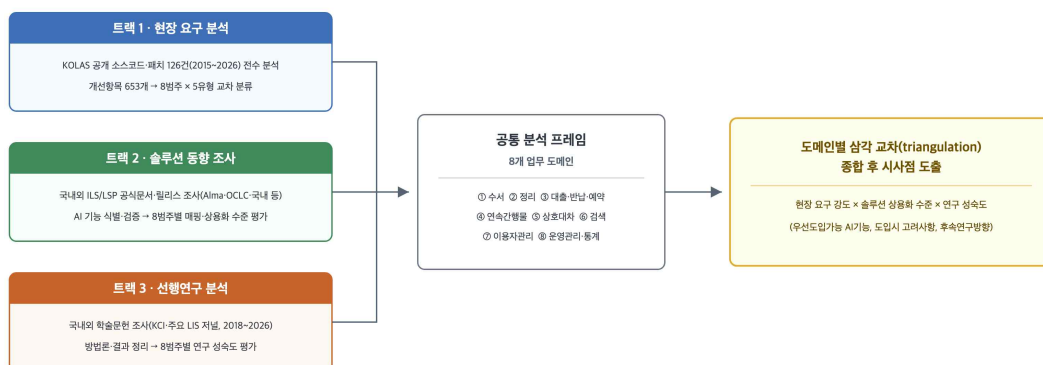
- RQ2. 국내외 주요 도서관 자동화 솔루션의 AI 기능은 8개 업무 도메인별로 어느 수준까지 상용화되어 있는가?
- RQ3. 현장 요구, 솔루션 동향, 선행연구 교차분석을 통해 국내 도서관 자동화시스템에 우선 도입 가능한 AI 기능 영역과 도입 시 고려사항은 무엇인가?

1.2 연구 방법과 절차

본 연구는 세 개의 분석 트랙을 병렬로 수행하고 결과를 공통 프레임에서 종합하였다. <그림 1>은 연구절차를 도식화하여 보여 준다.

트랙 1(현장 요구 분석)은 국립중앙도서관이 공개한 KOLAS WEB 소스코드(MyBatis 매핑 559개, 테이블 약 206개, 업무 모듈 약 70개)로 시스템의 업무 경계를 확인해 8개 업무 범주로 정리하고, 공공도서관지원서비스 누리집의 2015년 11월~2026년 5월 패치 공지 126건을 전수 수집하여 개별 개선항목(653개)으로 분해한 뒤 8개 업무 범주와 5개 개선 유형으로 교차 코딩한 내용분석으로, 유지보수 유형

분류(Swanson, 1976), 릴리스 노트 내용분석(Abebe et al., 2016), 문헌정보학의 내용분석 방법론(White & Marsh, 2006)에 근거한다. 트랙 2(솔루션 동향 조사)는 글로벌 상용 솔루션(Ex Libris Alma/Primo, OCLC WorldShare Management Services(WMS)/Wise, SirsiDynix Symphony/BLUEcloud, Innovative Sierra/Polaris/Vega, EBSCO Discovery Service(EDS), Axiell Quria 등), 오픈소스 솔루션(FOLIO, Koha, Aspen Discovery 등), 국내 솔루션(이씨오 ALPAS, 아이네크 SOLARS 10, 퓨처누리 TULIP+, 채움씨앤아이 K·LAS 3.0 등)이며, 각 개발사의 공식 제품 문서, 릴리스 노트, 보도자료와 연차 산업 보고서(Library Systems Report)를 조사하여 AI 기능의 명칭, 출시 시기, 적용 업무, 상태(정식 출시/베타/로드맵)를 확인하고 8개 업무 범주에 매핑하였다. 트랙 3(선행연구 분석)은 국내 KCI 등재지와 국제 문헌정보학 학술지의 2018년 이후 문헌(각 영역의 고전 연구 포함)의 방법론과 결과를 요약하고 범주별 연구 성숙도와 공백을 평가하였다. 마지막으로 세 트랙의 결과를 8개 업무 도메인



<그림 1> 연구 프로세스 도식화

별로 교차하여 현장 요구 강도·솔루션 상용화 수준·연구 성숙도의 일치와 격차를 분석하고 AI 적용 우선순위와 도입 조건을 도출하였다.

2. 선행연구

도서관 분야 AI 논의의 기준점이 된 Cox et al. (2019)은 AI가 검색·자원발견, 학술출판, 학습에 큰 영향을 미칠 것으로 전망하면서 윤리와 데이터 품질을 과제로 제시하였고, 이후의 체계적 문헌고찰은 AI가 기술서비스, 도서관 경영, 참고정보서비스에 적용 가능하나 실제 구현 사례연구가 부족하며(Harisanty et al., 2025) 재정 제약, 지식·기술 장벽, 조직·문화적 장벽이 공통 장애요인임을 종합하였다(Ayinde et al., 2026). 국내에서는 김지현(2020)이 북미 대학도서관의 AI 기반 정보 접근·검색 인프라를, 박우정과 노영희(2021)가 국내외 AI 서비스 사례와 제공 방안을 분석하였고, 국립중앙도서관(2021b)은 주제어 추천, 서지 질의응답 챗봇 등 사서 업무 지원 도구의 시제품과 AI 도입 로드맵을 제시하였다. 사서·이용자 대상 인식·수용 연구도 축적되어 개인 성향이 AI 사용의도에 영향을 미치는 것으로 보고되었다(김지영, 2023).

선행연구를 종합하면 첫째, AI의 적용 가능성에 대해서는 국내외 모두 공감대가 형성되어 있으며 참고서비스(챗봇)와 기술서비스(분류·목록)가 우선 영역으로 지목된다. 둘째, 예산, 사서 역량, 윤리·프라이버시, 데이터 품질이 반복적으로 확인되는 장애 요인이다. 셋째, 실제 구현·운영 사례에 대한 실증 연구가 부족하며, 특

히 도서관 자동화시스템(ILS/LSP)이라는 시스템 계층에서 AI가 어떻게 제품화되고 있는지에 대한 체계적 분석은 드물다. 개별 업무 도메인에 특화된 연구는 5장에서 분석한다.

3. KOLAS 3 패치 분석

3.1 KOLAS 개발 이력과 보급 현황

KOLAS(KOrean Library Automation System)는 국립중앙도서관이 1992년 개발한 PC 기반 도서관업무전산화시스템에서 출발하여 1999년 KOLAS II, 2006년 작은도서관용 KOLASYS, 2007년 KOLAS III로 이어졌고(박철완 외, 2012; 국립중앙도서관, 2024), 2026년 7월 현재 KOLAS III 사용도서관 2,244개관, 작은도서관용 웹 시스템 1,983개관으로 집계된다(국립중앙도서관, 2026a). 2016년 정부의 보급 중지 권고 이후 국립중앙도서관은 2020년 7월 KOLAS III를 GPL 3.0으로, 2021년 12월 KOLAS-WEB을 Apache 2.0으로 공개하며 민간 이양으로 선회하였고(국립중앙도서관, 2021a; 문화체육관광부 국립중앙도서관, 2020), 2024년 12월 기술지원 종료 계획 공지에 이어 차세대 시스템을 직접 개발하는 대신 2026년 1월 「도서관 상호협력서비스 구축·운영 지침」을 제정하여 관간 협력체계의 데이터 표준을 재정비하고 있다(국립중앙도서관, 2024; 2026b). KOLAS III는 단행·연속·공통(대출반납) 클라이언트, 웹 기반 사서용 시스템(KOLAS WEB), 대외 연계용 WEB API로 구성되며, KOLAS WEB은 ILS의 전 업무 영역을 포괄한다.

3.2 KOLAS 기능 분류

본 연구는 공개 소스코드의 업무 모듈 구조(약 70개 기능 디렉터리)와 데이터 모델(테이블 접두어 체계)을 분석하여 시스템이 실제로 구현하고 있는 업무 경계를 확인하고, 이를 문헌정보학의 전통적 업무 구분(수서-정리-열람-봉사)과 대조하여 <표 1>과 같이 8개 업무 범주(수서, 정리, 대출·반납·예약, 연속간행물, 상호대차, 검색, 이용자관리, 운영관리·통계)를 확정하였다. 8개 범주에 속하지 않는 로그인 보안 등 횡단적 항목은 '시스템·기반'으로 별도 집계하였다.

3.3 패치 분석 방법과 분포

분석 대상은 국립중앙도서관 사서지원서비스에 공개된 KOLAS III·KOLAS WEB API 패치 공지 전량으로 2015년 11월 25일부터 2026년 5월 11일까지 126건이다. 각 공지는 「대상 메뉴 → 개선내역 → 원인/현상」 구조로 기술되어 변경의 업무 맥락을 식별할 수 있었고, 한 공지

가 여러 수정을 묶고 있으므로 개별 개선행목 단위로 분해하여 653개(실제 변경이 없는 공지 3건 제외 시 650개)를 도출하였다. 각 항목은 <표 1>의 범주와 5개 개선 유형(기능추가, 버그수정, 성능·보안, UI·편의, 규칙변경)으로 교차 분류하였다. 분포는 <표 2>와 같다.

첫째, 업무범주 기준으로는 대출·반납·예약(19.1%)과 상호대차(18.5%)가 최다로, 두 범주를 합하면 전체의 37.6%(244건)에 이른다. 자료의 상태전이가 얹히는 열람·대차 계열 업무가 유지보수의 중심이었고 검색(3.8%)과 연속간행물(0.8%)은 패치가 드물었다. 둘째, 유형 기준으로는 버그수정이 45.5%로 절반에 육박한다. 여기에 성능·보안(8.5%)을 더하면 절반 이상(54.0%)이 사후 결함·안정성 대응이었다. 기능추가는 21.5%, UI·편의는 18.3%였다. 셋째, 연도별로는 2016~2017년 책이름 확대에 따른 상호대차 항목(2016년 18건, 2017년 24건)과 2019~2021년 대출·반납·예약 항목(2020년 29건, 2021년 23건)이 집중되어, 감염병 대유행기의 비대면·무인 서비스 요구가 시스템 변경으로 직결된 시기적 집중성이 확인된다.

<표 1> KOLAS 기능의 8개 업무 범주와 대응 모듈

범주	주요 기능(KOLAS 메뉴·모듈)
① 수서	구입·기증·희망도서(비치희망)·수서대상관리·등록/원부
② 정리	목록완성·MARC 입력/수정/반입/교체·청구기호/별치기호·종통합/분리·KOLIS-NET 연계
③ 대출·반납·예약	대출/반납·연체·예약·무인/비대면/긴급대출·개인별 대출이력
④ 연속간행물	연속 구입·체크인·예측·제본·연속 서지
⑤ 상호대차	책이름(통합대출)·책바다(ILL)·타관대출/반납관리·센터업로드
⑥ 검색	업무용/이용자용 자료찾기·복본조사·색인
⑦ 이용자관리	이용자 입력/수정/통합·본인인증·개인정보·약관
⑧ 운영관리·통계	통계·장서점검·배가자료관리·장비출력·환경설정·메뉴권한
(보조) 시스템·기반	로그인 보안·CVE 대응·설치/배포·접속로그·오피스 연계 등 횡단 사항

〈표 2〉 업무범주 × 개선유형 교차표(n=650)

범주	기능추가	버그수정	성능·보안	UI·편의	규칙변경	합계	비율
수서	17	24	2	13	3	59	9.1%
정리	9	56	6	9	6	86	13.2%
대출·반납·예약	26	67	0	22	9	124	19.1%
연속간행물	1	4	0	0	0	5	0.8%
상호대차	27	54	3	27	9	120	18.5%
검색	11	8	1	4	1	25	3.8%
이용자관리	19	36	13	4	5	77	11.8%
운영관리·통계	21	36	2	25	6	90	13.8%
시스템·기반	9	11	28	15	1	64	9.8%
합계	140(21.5%)	296(45.5%)	55(8.5%)	119(18.3%)	40(6.2%)	650	100%

3.4 패치로 확인되는 현장 요구

버그수정(296건)과 성능·보안(55건)을 제외한 기능추가(140건)·규칙변경(40건)·UI·편의(119건) 항목은 현장이 시스템에 무엇을 요구해 왔는지를 보여 주는 직접적 신호로, 범주별 대표 요구는 〈표 3〉과 같다. 이 요구는 세 가지 측면으로 정리된다. 첫째, 반복 수작업의 일괄화·자동화(일괄변경, 일괄예약, 파일 기반 검색, RFID 일괄처리)에 대한 요구가 전 범주에서 지속적으로 나타난다. 둘째, 알람·연

계의 자동화(SMS/카카오톡, 외부 서비스 연계)처럼 시스템이 능동적으로 이용자와 사서에 정보를 전달하기를 원한다. 셋째, 휴관일 반영과 같은 관별 운영 규칙의 파라미터화, 즉 도서관별 정책 자율성을 요구한다. 이는 소수의 인력이 코드를 일일이 수정해야 하는 중앙 집중형 시스템의 구조적 병목을 보여주며, 자연어 이해, 예측·이상탐지 능력을 갖춘 AI로 해소할 수 있는 영역이다. 구체적인 적용 방향은 6장에서 종합한다.

〈표 3〉 패치에 나타난 범주별 현장 요구(기능추가·규칙변경 중심)

범주	현장 요구의 방향
수서	희망도서 신청-심사-구입-통보 전주기 관리, 신청 남용 제한, 자동 통보(SMS), 신청·소장 중복 확인
정리	MARC 반입-ISBN 자동 매칭, 일괄변경, KORMARC 개정 반영, 목차·초록 확보
대출·반납·예약	비대면 대출, RFID 일괄 비치, QR 출입증 연계, 예약 일괄지정, 휴관일 반영 정책 옵션
연속간행물	(요구 미미) 파일 기반 일괄검색
상호대차	책이음/책두레 신설·고도화, 상호대차 예약, 운송장 관리, 정책 파라미터화
검색	ISBN 부분·세트 검색, 복수 등록번호 일괄조회, 주제어 색인 확장, 다국어, 자관 우선 랭킹
이용자관리	최소수집, 약관 버전 관리, 본인인증 다변화, 중복 이용자 통합, 동명이인 식별
운영관리·통계	통계 드릴다운, 조건 차원 추가, 코드변경 로그, 상태 충돌 방지 규칙

4. 국내외 솔루션의 AI 적용 현황

4.1 변화의 축: '계획'에서 '제품'으로

본 장에서는 1.2의 조사 대상 솔루션을 공식 문서·릴리스 노트·보도자료·산업 보고서로 조사하여 AI 기능의 상태(정식 출시/프리뷰·베타/로드맵)를 구분하고 8개 업무 범주별로 정리하였다. 도서관 시스템 산업의 AI 수용은 2024~2026년 사이 급격히 진행되어, Library Systems Report는 2024년판에서 생성형 AI가 어떤 제품에도 의미 있게 통합되지 않았다고 평가했으나(Breeding, 2024) 2026년 판은 AI를 건축 재정과 함께 업계의 양대 변수로 규정하였다(Breeding, 2026). 클라리베이트(Ex Libris·Innovative 보유)는 2024년 5월 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기반 Academic AI Platform을 검색·편목·수서·분석의 공통 기반으로 구축하고 2025년 4월 에이전트형 AI로 확장하였으며 AI 어시스턴트 제품군은 3,000개 이상 기관에 채택되었고(Clarivate, 2025a), OCLC는 “AI는 인간 전문성을 대체하지 않고 증폭한다”는 책임 있는 AI 원칙 아래 편목·자원공유 영역에서 기계학습을 대규모로 상용화하였다(OCLC, 2025c).

4.2 업무 범주별 AI 기능 현황

4.2.1 수서

수서는 2026년 들어 생성형 AI 적용이 가장 활발한 영역이다. Ex Libris는 2026년 2월 사서가 자연어로 질의하는 Alma AI Assistant(GPT-4o 기반)를 수서에 처음 도입하고(Ex

Libris, 2026a) 5월에 PDF·이미지에서 송장 레코드를 자동 생성하는 AI 송장처리를 추가하였으며(Ex Libris, 2026b), 수서 마켓플레이스 Rialto는 기계학습으로 추천 피드를 랭킹한다.

4.2.2 정리

정리(편목·분류)는 상용화가 가장 진척된 분야다. OCLC는 편목전문가 300여 명이 라벨링한 약 34,000건으로 학습한 기계학습 모델로 2023년부터 WorldCat 중복 레코드 병합을 자동화하여 도서에서 약 540만 건을 제거했고(OCLC, 2025b), 2025년 12월 DDC·LCC·LCSH를 자동 제안하는 AI 기능을 출시하였다(OCLC, 2025d). Ex Libris는 MARC21 서지 메타데이터를 생성·보강하고 전거와 대조 검증하는 AI Metadata Assistant를 2025년 2월 정식 적용한 데 이어 2026년 디지털 컬렉션 메타데이터 생성(Alma Specto)과 AI 타이틀 매칭 기반 일괄 복사편목으로 확장하였다.

4.2.3 대출·반납·예약

상용 솔루션에서 확인된 대출·반납·예약 관련 AI 기능은 OCLC WMS가 2026년 6~7월 업데이트에서 예고한 ‘알림 문구 자동 초안 작성’이 사실상 유일하며, 이 역시 AI가 제안한 안내 문구를 직원이 검토·승인한 뒤 반영하는 구조다(OCLC, 2026). FOLIO의 ‘자연어 대출 규칙’ 아이디어는 논의 단계에 머물러 있고, 대출·반납 판정, 예약 배정, 연체 관리에 대한 예측·최적화 AI는 확인되지 않았다.

4.2.4 연속간행물 및 전자자원

결호 체크인·클레임 등 인쇄 연속간행물 고

유 업무의 AI 기능은 확인되지 않으며 발행 예측 패턴 기반 규칙 자동화가 여전히 표준이다. 전자자원에서는 Ex Libris DARA가 2019년부터 규칙·기계학습 기반으로 이용불가 포트폴리오 식별, 이용통계 수집 자동화 등 20여 유형의 운영 권고를 제공해 왔고, COUNTER 이용통계·OA 비율·ILL 비용으로 저널별 비용과 충족률을 예측하는 Unsub이 빅딜 재평가 도구로 쓰인다.

4.2.5 상호대차

OCLC는 WorldShare ILL·Tipasa의 'Smart Fulfillment'에 기계학습을 적용해 처리 가능성이 높은 도서관으로 요청을 라우팅하고 소장·라이선스 범위 밖 요청을 자동 거절하며, 처리 시간이 최대 50% 단축되었다고 밝혔다(OCLC, 2025a). 대량 트랜잭션이 축적되는 상호대차 업무 특성이 AI 적용에 유리함을 보여 준다.

4.2.6 검색

검색은 생성형 AI 상용화가 가장 먼저, 가장 광범위하게 진행된 영역이다. Ex Libris의 Primo Research Assistant(2024년 9월 정식 출시)는 자연어 질문을 LLM이 불리언 질의로 변환해 중앙 색인에서 검색하고 상위 문헌 초록에 근거해 출처 인용이 달린 요약 생성하는 RAG 구조이며, EBSCO EDS는 전문 기반 AI Insights(2025년 3월)와 자연어 검색을, 공공도서관 영역에서는 LibraryThing Talpa Search(Aspen Discovery 통합)와 Axiell의 다국어 대화형 Curia Discovery AI(Axiell, 2026)가 출시되었다. 다만 ACRL의 2026년 트렌드 보고는 Primo Research Assistant의 자연어 질의는 효과적이었으나 요

약이 비관련 자료까지 끌어왔다고 지적하여, 품질에 대한 독립 평가는 아직 유보적이다(ACRL Research Planning and Review Committee, 2026).

4.2.7 이용자관리

이용자관리 영역의 AI 기능은 사실상 공백에 가깝다. OCLC Wise가 100개 이상 기준의 개인화를 제공하지만 OCLC도 이를 생성형 AI가 아닌 '데이터 기반' 기능으로 구분하며, 이용자 접점의 AI 챗봇은 국내외 모두 서드파티 솔루션이 홈페이지 계층에서 구현하는 구조다. 회원 데이터 관리(중복 통합, 본인확인, 개인정보 보호) 업무 자체에 대한 AI 기능은 확인되지 않았다.

4.2.8 운영관리·통계

운영관리·통계에서는 업무데이터의 해석을 자동화하는 기능이 등장하고 있다. Ex Libris는 2025년 11월 사전 정의된 Alma Analytics 리포트를 LLM이 분석해 역할 기반 알림으로 제공하는 Alma AI Insights를 도입하고 자연어 통계 질의(Analytics Assistant)를 로드맵에 올렸으며(Ex Libris, 2025), Innovative의 Vega Promote는 생성형 AI로 뉴스레터 문안과 홍보 이미지 작성을 지원한다.

4.3 국내 솔루션·서비스 동향

국내는 ILS 핵심 기능에 AI가 부재하고 포털·부가서비스 계층에서 실험되는 단계다. 이씨오는 ALPAS의 SaaS 등록과 클라우드 전환을 우선 추진하고 있으나 AI 기능은 확인되

지 않았고, 아이네크는 생성형 학술 AI 플랫폼 연계와 'PYXIS AI'를 시연하였으며, 퓨쳐누리는 2026년 1월 SLM과 에이전트형 RAG를 결합한 'futurenuri.ai'와 사서용 에이전트 'Total Library CoPilot' 로드맵을 발표하여 국내 개발사 최초로 사서 업무 자동화를 명시하였으나 아직 발표 단계다.¹⁾ 채움씨앤아이는 2025년 7월 하이퍼클로바X 기반 AI 도서 큐레이션을 출시하고 K·LAS 3.0에 ChatGPT를 연계한 K·GPT로 프로그램 기획, 홍보 문안, 민원 응대를 보조하나 범용 LLM을 업무 화면에서 호출하는 형태다. 글로벌 AI 기능의 국내 사용은 Primo Research Assistant 기반 'AI 논문 검색'(POSTECH) 등 일부 대학에 국한되어 공공도서관에는 사실상 진입하지 않았고, 국립중

앙도서관의 '도서관 정보나루', 솔로몬', 'AI실감서재' 등 공공 데이터·AI 자산과 일선의 생성형 AI 챗봇, 로봇 도입은 ILS와 통합된 AI 기능과는 구별된다.

4.4 종합 및 시사점: 범주별 상용화 수준

종합하면 첫째, 상용 AI는 검색(RAG), 정리(메타데이터 품질점검·생성), 상호대차(네트워크 최적화)의 세 영역에서 성숙 단계에 진입했고, 수서와 운영관리·통계로 확산 중이며, 대출·반납·예약, 연속간행물 고유 업무, 이용자관리는 여전히 공백이다. 둘째, AI 기능은 ILS 레거시 시스템이 아니라 클라우드 플랫폼과 이용자 경험 레이어(디스커버리)에 집중적

〈표 4〉 국내외 솔루션의 업무 범주별 AI 기능 상용화 수준(2026년 7월 기준)

범주	대표 기능	상태	수준 평가
수서	대화형 질의·실행(Alma AI Assistant), AI 송장 처리, ML 선정 추천(Rialto)	프리뷰~정식	확산 초기
정리	ML 중복제거 540만 건(OCLC), 분류·주제어 자동 제안(OCLC), 이미지 기반 MARC 생성(Alma), 디지털컬렉션 메타데이터(Specto)	정식	성숙
대출·반납·예약	AI 알림 템플릿 초안(WMS, 예고 수준)	로드맵	공백
연속간행물	전자자원 운영 권고(DARA), OA 충족율 기반 계약지원(Unsub)	정식 (예측·권고형)	부분적
상호대차	ML 라우팅·자동거절(OCLC Smart Fulfillment, 처리시간 단축)	정식	성숙
검색	RAG 검색 도우미(Primo/Summon RA, EBSCO NLS·AI Insights, Talpa, Quria Discovery AI)	정식	성숙(최다)
이용자관리	데이터 기반 개인화(OCLC Wise), 서드파티 챗봇	정식(비생성형)/외부	공백 (ILS 내장 기준)
운영관리·통계	분석 인사이트 알림(Alma AI Insights), 자연어 통계 질의(로드맵), 홍보 콘텐츠 생성(Vega Promote)	정식~로드맵	확산 초기

1) 퓨쳐누리 (2026. 1. 28.). 퓨쳐누리, 지능형도서관 AI 서비스 플랫폼 'futurenuri.ai' 발표. 뉴스와이어.
<https://www.newswire.co.kr/newsRead.php?no=1027735>

으로 탑재되고 있어, 클라우드 전환이 AI 도입의 사실상 전제 조건이 되고 있다. 셋째, 국내 솔루션은 클라우드 전환이 이뤄지고 있으나 포털에 AI를 적용하는 실험 단계이며, 사서들의 업무데이터에 직접적으로 AI가 도입된 사례는 확인되지 않았다.

5. 도서관 업무 AI 적용 연구 동향 분석

본 장에서는 국내 KCI 등재지와 국제 문헌정보학 학술지를 중심으로 2018년 이후 문헌(각 영역의 고전적 연구 포함)을 8개 업무 범주별로 방법론과 결과 중심으로 분석한다.

5.1 수서

수서 연구는 기계학습 예측에서 LLM 검증으로 이어지는 계보를 보인다. 상호대차 요청·자료 이동 데이터로 수요를 선제 예측하는 시스템(Litsey & Mauldin, 2018), 이용자 주도 수서(Demand-Driven Acquisition, 이하 DDA)의 구매 전환을 AdaBoost로 예측한 연구(Walker & Jiang, 2019)에 이어, 생성형 AI 국면에서는 ChatGPT의 학술도서 품질점수가 인용률과 약한 상관만 보이고(Thelwall & Cox, 2025) LLM 신간 추천은 환각 때문에 부적합하나 장서갭 분석 보조에는 유용하다는 결론(Portillo & Carson, 2025)이 보고되었다. 국내는 정보나루 기반 빅데이터 기술통계 분석(이순영, 이수상, 2021)이 주류로 기계학습 수서 예측이나 LLM 기반 희망도서 심사 연구는 확인되지 않으며,

공통 결론은 AI가 수서 결정을 대체하기보다 후보 축소·갭 분석 등 보조에 적합하다는 것이다.

5.2 정리

정리는 연구가 가장 활발한 영역으로 기계학습 분류에서 LLM 편목 실험으로 이동하였다. 핀란드국립도서관의 Annif는 Finto AI로 서비스화되어 편목 워크플로우에 반자동 통합되었고(Suominen et al., 2022), 국내에서는 이용구(2020)의 kNN 기반 사회과학 도서 DDC 자동분류와 국가서지 약 154만 건에 BERT를 적용해 마이크로 F1 0.6059를 보고한 주제명 자동 부여(이용구, 2023)가 있다. LLM 편목 실험은 ChatGPT의 MARC 생성 가능성 제기(Brzustowicz, 2023) 이후 GPT-4의 접근점·관사항 오류(Taniguchi, 2024), 4개 모델 비교(Heng et al., 2026)가 모두 ‘시간 단축 잠재력은 있으나 인간 검증 없이는 목록 표준을 충족하지 못한다’로 수렴하였고, 국내에서는 ChatGPT 생성 더블링크어 메타데이터의 완전성 0.87·정확성 0.71이 보고되었다(김선옥 외, 2023). 미국 의회도서관의 실험도 식별자·저자·표제 약 85%, 주제·장르·연도 50% 이하의 정확도로 human-in-the-loop 프로토타입을 결론으로 제시하였다(Library of Congress Labs, 2024).

5.3 대출·반납·예약

이 영역의 연구는 수요예측, 추천, 예약, 연체 예측으로 나뉜다. ARIMA와 서포트벡터회귀를 결합한 월별 대출량 예측(Pan et al., 2021)

등 시계열·신경망 연구가 해외 비문헌정보학 학술지를 중심으로 보고되었고, 추천은 국내 연구가 가장 활발한 하위 영역으로 Apriori 연관규칙 추천(김성훈 외, 2021), 대출 이력 기반 행렬분해·협업필터링 추천(홍연경 외, 2021), AI 도서추천서비스의 이용자 수용 요인 검증(강유정, 2024)이 있다. 예약 영역에서는 반납 시점 예측 모델(Daimari et al., 2021)이, 연체 영역에서는 Naive Bayes로 정확도 92.7%를 얻은 연구(Triandari & Yuadi, 2025)가 보고되었으나 국내에서는 수요·예약·연체 예측 연구를 발견할 수 없었다.

5.4 연속간행물

연속간행물은 연구가 가장 희소한 영역이다. 서지계량 지표로 1,510종 저널의 다운로드를 80% 이상 정확도로 예측한 회귀 연구(Coughlin & Jansen, 2016)와 Ex Libris DARA의 전자 자원 관리 기능을 5년간 운영·평가한 사례(Rogers-Collins, 2025)가 가장 직접적인 실증 문헌이며, 국내에는 전자저널 평가모형, 빅딜 대안 등 규칙·통계 기반 연구만 있고 체크인, 클레임 등 고유 실무에 기계학습과 생성형 AI를 적용한 연구는 국내외 모두 발견할 수 없었다.

5.5 상호대차

상호대차 연구는 앞서의 수요 예측(Litsey & Mauldin, 2018; Walker & Jiang, 2019) 외에 박성재(2018)의 책바다 데이터 기반 기관별 공헌도 측정 도구 제안 정도로, 개발사(OCLC)의 기계학습 기반 상호대차 시스템이 운영되는

것과 대조적으로 학술연구는 기술통계·네트워크 분석 수준에 머물러 있으며 국내 책이음·책바다 데이터에 대한 기계학습 또는 AI 적용 연구는 찾아볼 수 없었다.

5.6 검색

검색은 2024년 이후 연구가 빠르게 증가하는 영역으로 상용 AI 디스커버리 평가와 RAG 자체 구축으로 나뉜다. Primo Research Assistant 6개월 평가는 자연어·비영어·불완전 질의에 대한 관용성이 연구 진입장벽을 낮춘다고 보고했다(Li & Wilson, 2025). 구축 계열에서는 임베딩 모델과 LLM 12종 이상을 비교해 특수장서 통합 디스커버리를 구축한 Harvard Library 사례(Caizzi & Deschenes, 2026)가 있고, 국내에서는 임정훈과 김선태(2026)가 국립중앙도서관 '사서에게 물어보세요' 데이터 5,898건에 키워드 역색인과 벡터 검색을 결합한 RAG 하이브리드 시스템으로 평균 응답시간 0.21초, 검색 성공률 100%(기존 13.12초, 81%)를 달성해 한국어 서지·참고 질의에서 하이브리드 검색의 우수성을 실증하였다.

5.7 이용자관리

이용자관리 연구는 개인화·행태 분석과 프라이버시 윤리로 나뉜다. 국립세종도서관의 650만 건 이상 대출 로그 분석(김태영 외, 2018)이 행태분석을 통한 이용자 세분화의 사례이고, 학습분석이 ALA 윤리강령의 프라이버시·지적자유 원칙과 충돌함을 논증한 Jones와 Salo(2018), 도서관의 AI 윤리 거버넌스 공백을 지적한 체

계적 문헌고찰(Sousa, 2025)이 대표적이다. 이 영역은 특정 기능 개발보다 이용자 특성 분석과 데이터 보호·윤리 연구가 중심이다.

5.8 운영관리·통계

운영관리·통계 연구는 챗봇 운영지원, 장서 점검, 예측·의사결정 지원으로 나뉜다. 챗봇 구축 사례가 축적되었으나 캐나다 학술도서관 106곳 전수조사에서 실제 운영은 2곳에 불과해 프라이버시·비용·전문직 정체성이 저해 요인으로 지목되었고(Guy et al., 2023), 국내에서는 유지운(2020)의 챗봇 구축·평가가 있다. 장서점검에서는 자율 장서점검 로봇 AuRoSS가 최대 99%의 RFID 스캔 정확도를 달성했고(Li et al., 2015) 국내 로봇 활용은 장서점검·자료이송 등 사서보조 업무에 집중되며(김경철,

2020), 예측·의사결정 지원에서는 CatBoost와 SHAP으로 공공도서관 방문자·대출량 영향 요인을 규명한 연구(Ding et al., 2024)가 기계 학습 사례인 반면 국내는 통계 분석 중심으로 AI 기반 이용 예측·시설 최적화 연구는 공백이다.

5.9 종합 및 시사점

연구 동향을 주요 연구흐름, 국내외 성숙도, 주요 공백 중심으로 정리하면 <표 5>와 같다.

첫째, 연구 성숙도는 데이터의 축적량과 가공성을 따라간다. 서지·대출·트랜잭션처럼 대량의 정형 데이터가 축적된 영역(정리, 검색, 대출)의 연구가 두텁고, 업무 규칙이 개별적·비정형적인 영역(연속간행물, 이용자관리 실무)은 빈약하다. 둘째, 전자자원 구축이 보편화된

<표 5> 업무 범주별 AI 적용 연구의 성숙도 요약

범주	주요 연구 흐름(기법)	국외 성숙도	국내 성숙도	주요 공백
수서	ML 수요·제적 예측 → LLM 도서평가	높음	낮음 (기술통계 중심)	국내 ML 수서예측, 희망도서 심사 자동화
정리	자동분류(kNN·BERT·Annif) → LLM 편목·주제어	높음(최다)	중간 (KDC·메타데이터 실험)	전거 자동매칭, KORMARC 특화 LLM 검증
대출·반납·예약	시계열·신경망 수요예측, 추천, 연체 예측	중간	중간 (추천 중심)	국내 수요·연체 예측, 예약 최적화
연속간행물	구독 예측 회귀, Unsub, DARA 운영 평가	낮음	매우 낮음 (AI 이전 연구만)	체크인·클레임 AI, COUNTER 기반 ML
상호대차	예측분석, 네트워크 분석	낮음~중간	낮음 (기술통계·SNA)	책이음·책바다 데이터 ML, 라우팅 최적화
검색	상용 RAG 평가, RAG 구축, 하이브리드 검색	높음(급성장)	중간 (RAG 실증 등장)	한국어 특화 임베딩, OPAC 통합 검증
이용자관리	챗봇 구축·평가, 개인화, 프라이버시 윤리	높음	중간 (챗봇·인식 중심)	회원 데이터 관리 AI, 윤리 거버넌스
운영관리·통계	로봇, RPA, 설명가능 ML 예측, 학습분석	중간	낮음 (사례분석 중심)	국내 ML 이용예측, 시설 최적화

환경임에도 연속간행물·전자자원 관리에 대한 시스템 기능 도입과 실증연구는 결여되어 있어 구독료 규모를 고려하면 연구가 시급하다. 셋째, 국내 연구는 챗봇·추천·빅데이터 기술통계에 편중되어 있고, 기계학습 기반 예측(수서·대출·상호대차)과 사서 업무(백오피스) 자동화 연구가 국외 대비 공백으로 남아 있다.

6. 교차분석 결과 분석

KOLAS 패치로 확인한 현장의 요구는 일괄화(반복 수작업의 배치 처리), 자동 통보(시스템의 능동적 알림), 정책 파라미터화(도서관별 자율 규칙)로 요약되고, 솔루션은 검색 계층에 AI를 우선 탑재하면서 RAG와 human-in-the-loop을 표준 설계로 채택하는 신뢰성 중시 경향을 보이며, 연구는 AI의 가능성을 실증하면서도 정확성

우려를 함께 보고한다. 본 장에서는 이 세 관점을 교차하여 국내 도서관 자동화시스템의 AI 적용 방향을 도출하였다.

6.1 세 관점의 교차분석

3장(KOLAS 패치 기반 현장 요구), 4장(솔루션 동향), 5장(연구 동향)의 결과를 8개 업무도메인별로 교차하여 <표 6>에 정리하였다. 현장 요구 강도는 KOLAS 패치 개선항목의 비중과 기능·규칙변경 요구 빈도를, 솔루션 성숙도는 4.4의 상용화 수준을, 연구 성숙도는 5.9의 평가를 반영하였다.

교차검증 결과는 다음과 같이 요약할 수 있다.

첫째, 세 관점이 모두 일치하면서 성숙단계인 영역은 ‘정리’이다. 현장은 10년간 MARC 반입 자동화, ISBN 매칭, 일괄변경, 목차·초록 확보를 지속 요구했고(패치의 13.2%), 글로

<표 6> 업무 도메인별 삼각 교차 종합

도메인	현장 요구(패치)	솔루션 AI 성숙도	연구 성숙도	교차검증 결과
수서	중간(9.1%)	확산 초기 (대화형 질의·인보이스·추천)	국외 높음/국내 낮음	세 관점 비교적 유사하게 성숙
정리	높음(13.2%)	성숙 (중복제거·분류·메타데이터 생성)	국외 최고 수준	세 관점 일치 (최적 도입 영역)
대출·반납·예약	최고(19.1%)	공백 (알림 초안 예고 수준)	중간	격차 최대 (현장 수요 > 공급)
연속간행물	최저(0.8%)	부분적 (예측·권고형)	최저	세 관점 일치 (저수요·저공급)
상호대차	높음(18.5%)	성숙 (ML 라우팅 실증)	낮음~중간	현장·솔루션 일치, 연구 지체
검색	낮음(3.8%), 질적 요구 뚜렷	성숙(최다) - RAG 검색 도우미	높음(급성장)	솔루션·연구 주도, 현장 잠재수요
이용자관리	높음(11.8%)	공백 (ILS 내장 기준)	중간 (개인화·윤리 중심)	격차 (민감정보 제약)
운영관리·통계	높음(13.8%)	확산 초기 (인사이트·자연어 질의)	국외 중간/국내 낮음	세 관점 동반 상승

별 솔루션은 중복제거·분류·주제어 제안·이미지 기반 레코드 생성을 정식 서비스로 제공하며, 연구는 KDC 자동분류와 BERT 주제명 부여까지 발전하였다. ‘검색’ 역시 패치 빈도는 낮았으나 그 내용(부분일치, 주제어 색인, 다국어, 일괄조회)이 모두 키워드 색인의 표현력 한계를 우회하려는 요구였다는 점에서, RAG 기반 자연어 검색이 해소할 수 있는 잠재 수요가 명확한 성숙 영역이었다.

둘째, 현장 수요와 공급의 격차가 가장 큰 영역은 ‘대출·반납·예약’이다. 패치 최다(19.1%)이자 버그수정 최다(67건) 영역으로 상태전이 누락, 오매칭, 날짜 계산 등 반복 결합이 집중되거나 상용 AI는 알림 템플릿 초안 예고 수준이다. 이 격차는 오류가 곧바로 이용자 불편으로 이어지는 핵심 업무라 개선 요구가 집중된 점과, 정확성이 중요한 트랜잭션 업무 특성상 확률적으로 동작하는 AI의 직접 개입이 부적합하여 상용화가 지체되었다는 점으로 해석되며, 5.3의 예측 연구가 실용 수준 성능을 보고하고 있어 예측·이상탐지 형태의 간접 적용 여지는 충분하다.

셋째, 상호대차는 현장 요구와 솔루션이 일치하나 국내 연구가 지체된 영역이다. 책이음·책두레로 대표되는 관간 자원공유는 KOLAS 기능 확장의 중심축이었고(18.5%) OCLC는 기계학습 라우팅으로 처리시간 50% 단축을 실증했으나, 국내에는 전국 단위 트랜잭션 데이터가 축적되어 있음에도 이를 활용한 예측·최적화 연구가 없다.

넷째, 이용자인지는 요구가 높으나 제약 조건이 본질적인 영역이다. 중복 이용자 통합, 동명인 식별, 본인인증 요구는 AI 매칭으로 지

원 가능하지만 민감 개인정보 처리와 도서관 윤리 원칙(Jones & Salo, 2018; Sousa, 2025)을 고려한 선별적 적용이 필요하다.

6.2 AI 기능 도입 우선순위 결정을 위한 조건과 고려사항

교차분석 결과를 도입 우선순위로 연결하기 전에 세 가지를 고려해야 한다. 첫째, 데이터 품질과 상태 정합성의 선행 정비다. 3.4의 반복 결합 패턴이 보여 주듯 등록번호 정규화, 상태전이 무결성, MARC 왕복 보존 같은 기본 정합성이 코드 수정으로 유지되어 왔다. RAG 검색의 품질이 메타데이터 품질과 직결된다는 점을 고려하면, 부실한 데이터에 기반한 AI는 부실한 결과로 귀결된다. 따라서 AI 시스템 전환은 중복 서지·이용자 통합, 상태코드 정합화 같은 데이터 정제가 병행 또는 선행되어야 한다. 둘째, 장서 구성이 서비스에 직결되므로 수서시점부터 데이터 기반 수서와 장서 구성 점검이 필요하며, 구독관리 부담이 큰 ERM·연속간행물관리도 현장 요구와 연구 성숙도가 낮더라도 우선순위에서 고려할 필요가 있다. 셋째, 사서의 검증과 확인이 AI 시스템 내에 포함되어야 한다. 계속 보고되는 AI 환각은 인간 검증을 필요로 하므로 도서관 AI 솔루션은 사서 검증을 필수화하거나 최소한 검증 단계를 설정할 수 있어야 하며, 정부의 AI 활용 지침도 솔루션 개발과 도입에 반영해야 한다.

6.3 AI 기능 도입 우선순위

이상을 종합하여 국내 도서관 자동화시스템

에 대한 AI 적용 우선순위를 <표 7>과 같이 제시하였다. 우선순위는 (1) 현장 요구 강도, (2) 기술·제품 성숙도, (3) 오류 허용도(인간 검증 비용), (4) 데이터 가용성을 기준으로 종합 판정하였다.

우선순위는 주로 세 관점의 성숙을 고려하되 연속간행물과 대출·반납·예약은 AI 적용 기능의 효과와 도서관에 미칠 영향을 우선하여 결정하였다. 이 우선순위의 핵심 원칙은 세 가지다. 첫째, AI는 확정하지 않고 제안하며 사서의 업무를 보조하며 검증 후 작동한다(human-in-the-loop). 둘째, AI는 외부 지식이 아니라 도서관 자신의 데이터에 근거하여 작동한다. 셋째, 정확성이 요구되는 트랜잭션에는 예측형 혹은 경고형으로만 개입한다. 이는 도서관 업무 시스템에서 신뢰가 기능보다 우선한다는 현장의 교훈과도 부합한다.

7. 결론 및 향후 연구 제언

본 연구는 KOLAS의 2015~2026년 패치 126건(개선항목 650개)을 8개 업무 범주와 5개 개선 유형으로 전수 분석하고, 같은 프레임으로 국내외 솔루션의 AI 기능과 도메인별 선행연구를 조사하여 삼각 교차 분석하였다. 첫째(RQ1), 현장의 시스템 개선 요구는 대출·반납·예약(19.1%)과 상호대차(18.5%)에 집중되었고 버그수정이 45.5%에 달해 상태 정합성·데이터 품질의 만성적 취약이 확인되었으며, 기능추가·규칙변경 요구는 반복 수작업의 일괄화, 알림·연계의 자동화, 규칙의 파라미터화로 수렴하였다. 둘째(RQ2), 글로벌 솔루션의 AI는 검색(RAG 검색 도우미), 정리(중복제거·분류·메타데이터 생성), 상호대차(기계 학습 라우팅)에서 정식 서비스로 성숙했고 수서·운영통계로 확산 중인 반면 대출·반납·

<표 7> 국내 도서관 자동화시스템의 AI 적용 우선순위 제안

순위	적용 영역	구체 기능	근거
1	정리	카피카탈로그 보강·중복 서지 검출, KDC·DDC·주제어 자동 제안(사서 확정)	현장 요구·솔루션·연구 삼각 일치, 국내 실증(BERT F1 0.61) 존재, 오류 허용적(초안형)
2	검색	한국어 자연어(시맨틱) 검색, 소장 데이터 접지 RAG 검색 도우미	상용화 최성숙, 국내 하이브리드 검색 실증, 이용자 가치 직접적
3	수서	자관 장서구성 체계적 분석, 희망도서-소장 중복 자동 매칭, 수요예측 기반 장서관발(정보나루 연계)	현장 요구 전주기적, 국가 빅데이터 인프라 가용, LLM은 갭 분석 보조로 한정
4	운영관리·통계	자연어 통계 질의(text-to-SQL), 운영 인사이트 자동 알림, 코드변경 이상 감지	현장의 통계 탐색성·추적성 요구, 조회형이라 저위험
5	상호대차	관간 수요예측·라우팅 최적화, 센터 동기화 정합성 감시	책이음·책바다 데이터 추적, OCLC 운영 실증, 국내 연구 공백(후속 연구 필요)
6	이용자관리	중복 회원 후보 추천, 동명이인 순위화(개인정보 보호 설계 전제), 초개인화 큐레이션	요구는 명확하나 민감정보 제약, 윤리 거버넌스 선행 필요
7	연속간행물	전자자원 이용통계 기반 구독 권고	국내 수요·연구 모두 미성숙, 중장기 과제
8	대출·반납·예약	반납·연체 예측 기반 사전 알림, 상태 정합성 이상탐지, 알림 문안 생성	수요는 최대이나 트랜잭션 직접 개입은 부적합, 예측 혹은 경고형의 간접 지원 한정

예약, 연속간행물, 이용자관리는 공백이며, 국내 솔루션은 클라우드 전환과 포털 계층의 AI 실험 단계에 있다. 셋째(RQ3), 정리·검색·수서가 우선 도입 영역으로, 대출·반납·예약이 수요·공급 격차 최대 영역으로 식별되었고, 도입 조건으로 데이터 품질 선행 정비, 적절한 장서구성, 사서 검증 및 정책 흐름 관찰이 도출되었다.

본 연구의 기대효과는 시스템 전환기 도서관의 요구 명세에 근거를 제공한다는 데 있다. 본 연구의 패치 분석은 지난 10년간 현장이 시스템에 실제로 요구해 온 기능의 목록이자, 반복 결함 패턴으로 정리된 '피해야 할 설계'의 목록으로, 도서관은 이를 제안요청서(RFP)의 요구 기능 명세와 평가 기준에 반영할 수 있다. 본 연구의 한계로, 첫째, 표준형 KOLAS의 공개 패치 공지를 대상으로 하므로 타 솔루션 사용

도서관의 요구와 패치로 수용되지 못한 요구는 반영되지 않았으며 KOLAS 패치가 현장의 요구중에 수용된 개선사항을 해결한 것만 해당하므로 실무자를 통한 보다 다차원적인 요구사항 조사가 필요하다고 판단된다. 둘째, 솔루션 조사가 개발사 공개 자료에 기반해 발표와 실제 기능 간 간극이 있을 수 있으며, 셋째, 트랙 1은 국내 공공도서관 대상이나 트랙 2·3은 대학·학술도서관 맥락의 비중이 높아 관중이 일치하지 않았다.

후속 연구로는 관중별 현장 실증, 우선 도입 영역의 프로토타입 구현과 현장 실증(예: 국가서지·정보나루 기반 희망도서 중복 매칭, 한국어 소장자료 RAG 검색), KOLAS 전환기 도서관의 시스템 선정과 AI 기능 요구를 추적하는 종단 조사가 가능할 것으로 예상된다.

참 고 문 헌

- 강유정 (2024). 공공도서관 AI 도서추천서비스의 이용자 수용연구. 한국문헌정보학회지, 58(4), 277-306. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2024.58.4.277>
- 곽우정, 노영희 (2021). 도서관의 인공지능(AI) 서비스 현황 및 서비스 제공 방안에 관한 연구. 한국도서관·정보학회지, 52(1), 155-178. <https://doi.org/10.16981/kliss.52.1.202103.155>
- 곽철완, 곽승진, 강현우 (2012). 공공도서관 KOLAS 보급 및 유지 보수체계에 대한 연구. 한국문헌정보학회지, 46(3), 297-317. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2012.46.3.297>
- 국립중앙도서관 (2021a, 12. 16.). 도서관 자료관리시스템 웹버전 개발 소스 공개. 국립중앙도서관 보도자료, 출처: <https://www.nl.go.kr/NL/contents/N50603000000.do?schM=view&id=40799&schBcid=normal0302>
- 국립중앙도서관 (2021b). 인공지능(AI) 기술을 활용한 사서 업무 지원 도구 개발에 관한 연구. 출처: <https://oak.go.kr/nl-ir/handle/2020.oak/730>

- 국립중앙도서관 (2024. 12. 16.). 공공도서관 표준자료관리시스템(KOLASⅢ) 기술지원 종료 계획. 공공도서관지원서비스.
출처: <https://books.nl.go.kr/PU/contents/P40203000000.do?schM=view&id=49930>
- 국립중앙도서관 (2026a). KOLAS Ⅲ 사용도서관 현황. 공공도서관지원서비스.
출처: <https://books.nl.go.kr/PU/contents/P30104000000.do> (2026. 7. 6. 접속)
- 국립중앙도서관 (2026b. 1. 2.). 「도서관 상호협력서비스 구축·운영 지침」 제정 안내. 공공도서관지원서비스. 출처: <https://books.nl.go.kr/PU/contents/P40203000000.do?schM=view&id=54802>
- 김경철 (2020). 도서관에서 로봇 활용에 대한 사례 연구: 국립중앙도서관을 중심으로. 정보관리학회지, 37(4), 61-80. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.4.061>
- 김선옥, 이해경, 이용구 (2023). ChatGPT가 자동 생성한 더블린 코어 메타데이터의 품질 평가: 국내 도서관을 대상으로. 정보관리학회지, 40(2), 183-209.
<https://doi.org/10.3743/KOSIM.2023.40.2.183>
- 김성훈, 노운주, 김미령 (2021). 연관성분석 기반 도서추천서비스의 이용자 만족에 관한 내러티브 연구. 한국도서관·정보학회지, 52(3), 287-311. <https://doi.org/10.16981/kliss.52.3.202109.287>
- 김지영 (2023). 인공지능 기반 기술에 대한 공공도서관 사서의 사용의도 연구. 한국문헌정보학회지, 57(3), 163-190. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.3.163>
- 김지현 (2020). 인공지능(AI)을 이용한 도서관서비스 연구: 북미 대학도서관을 중심으로. 한국도서관·정보학회지, 51(4), 231-247. <https://doi.org/10.16981/kliss.51.4.202012.231>
- 김태영, 백지연, 오효정 (2018). 빅데이터 로그 기반 도서관 이용자 및 대출 현황 분석: 국립세종도서관을 중심으로. 한국도서관·정보학회지, 49(2), 357-388.
<https://doi.org/10.16981/kliss.49.2.201806.357>
- 문화체육관광부 국립중앙도서관 (2020. 7. 8.). 국립중앙도서관, 자료관리 시스템 원천 소스 전면 공개. 대한민국 정책브리핑.
출처: <https://www.korea.kr/news/policyNewsView.do?newsId=148874450>
- 박성재 (2018). 데이터 기반의 공공도서관 상호대차서비스 현황 및 공헌도 분석 연구. 한국문헌정보학회지, 52(1), 469-490. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2018.52.1.469>
- 유지윤 (2020). 비대면 참고정보서비스를 위한 도서관 챗봇 설계 및 구현 연구. 정보관리학회지, 37(4), 151-179. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.4.151>
- 이순영, 이수상 (2021). 부산지역 공공도서관의 빅데이터 분석 연구: 도서관 정보나루 장서/대출데이터를 중심으로. 한국문헌정보학회지, 55(4), 89-114.
<https://doi.org/10.4275/KSLIS.2021.55.4.089>
- 이용구 (2020). 목차 정보와 kNN 분류기를 이용한 사회과학 분야 도서 자동 분류에 관한 연구. 정보관리학회지, 37(1), 1-21. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.1.001>

- 이용구 (2023). BERT 모델을 이용한 주제명 자동 분류 연구. 한국문헌정보학회지, 57(2), 435-452.
<https://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.2.435>
- 임정훈, 김선태 (2026). '사서에게 물어보세요' 서비스와 생성형 AI를 연계한 하이브리드 디지털 참고서비스 고도화 연구. 한국비블리아학회지, 37(1), 287-310.
<https://doi.org/10.14699/kbiblia.2026.37.1.287>
- 홍연경, 전서영, 최재영, 양희운, 한채은, 주영준 (2021). 대출 기록에 기초한 대학 도서관 도서 개인화 추천시스템 개발 및 평가에 관한 연구. 정보관리학회지, 38(2), 113-127.
<https://doi.org/10.3743/KOSIM.2021.38.2.113>
- Abebe, S. L., Ali, N., & Hassan, A. E. (2016). An empirical study of software release notes. Empirical Software Engineering, 21(3), 1107-1142.
<https://doi.org/10.1007/s10664-015-9377-5>
- ACRL Research Planning and Review Committee (2026). 2026 top trends in academic libraries: a review of the trends and issues. College & Research Libraries News, 87(6), 233-247.
<https://doi.org/10.5860/crln.87.6.233>
- Axiell (2026, May 28). Axiell launches Quria Discovery AI: AI-powered catalogue search for libraries [Press release]. <https://www.axiell.com/axiell-news/axiell-launches-quria-discovery-ai-ai-powered-catalogue-search-for-libraries/>
- Ayinde, L., Ebiefung, R., & Oladokun, B. D. (2026). Adoption of artificial intelligence in academic libraries: a systematic review of current practices, challenges, and research opportunities. The Journal of Academic Librarianship, 52(1), 103185.
<https://doi.org/10.1016/j.acalib.2025.103185>
- Breeding, M. (2024). 2024 library systems report: companies focus on developing practical solutions. American Libraries, 55(5), 18-29.
<https://americanlibrariesmagazine.org/2024/05/01/2024-library-systems-report/>
- Breeding, M. (2026). Library systems report 2026: Innovation under constraint - how libraries and vendors navigate austerity and AI disruption. Library Technology Guides.
<https://librarytechnology.org/document/32505>
- Brzustowicz, R. (2023). From ChatGPT to CatGPT: the implications of artificial intelligence on library cataloging. Information Technology and Libraries, 42(3).
<https://doi.org/10.5860/ital.v42i3.16295>
- Caizzi, C. & Deschenes, A. (2026). From card catalogs to semantic search: building a human-centered discovery platform powered by AI technologies. Information Technology and Libraries, 45(1). <https://doi.org/10.5860/ital.v45i1.17511>

- Clarivate (2025a, April 9). Clarivate expands its academic AI platform, introducing agentic AI for research and learning. Available: <https://clarivate.com/news/clarivate-expands-its-academic-ai-platform-introducing-agentic-ai-for-research-and-learning/>
- Clarivate (2025b). Pulse of the library 2025. Available: <https://doi.org/10.14322/pulse.of.the.library.2025>
- Coughlin, D. M. & Jansen, B. J. (2016). Modeling journal bibliometrics to predict downloads and inform purchase decisions at university research libraries. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 67(9), 2263-2273. <https://doi.org/10.1002/asi.23549>
- Cox, A. M., Pinfield, S., & Rutter, S. (2019). The intelligent library: thought leaders' views on the likely impact of artificial intelligence on academic libraries. *Library Hi Tech*, 37(3), 418-435. <https://doi.org/10.1108/LHT-08-2018-0105>
- Daimari, D., Narzary, M., Mazumdar, N., & Nag, A. (2021). A machine learning based book availability prediction model for library management system. *Library Philosophy and Practice*, Article 4982.
- Dezuanni, M., Osman, K., Burton, A. L., & Heck, E. (2024). IFLA trend report 2024: facing the future of information with confidence. <https://www.ifla.org/trend-report/>
- Ding, Q., Wang, Z., He, M., & Shi, Q. (2024). Interpretable analysis of public library service outcomes based on ensemble learning models: data study from China (2007-2021). *Library & Information Science Research*, 46(4), 101330. <https://doi.org/10.1016/j.lisr.2024.101330>
- Ex Libris (2025, November 25). Alma customers gain advanced automation and shared intelligence in November 2025 feature release. Available: <https://exlibrisgroup.com/announcement/alma-customers-gain-advanced-automation-and-shared-intelligence-in-november-2025-feature-release/>
- Ex Libris (2026a, February). Alma AI assistant - Acquisitions funds and ledgers. Ex Libris Knowledge Center. Available: [https://knowledge.exlibrisgroup.com/Alma/Product_Documentation/010Alma_Online_Help_\(English\)/020Acquisitions/030Acquisitions_Infrastructure/050Alma_AI_Assistant_%E2%80%93_Acquisitions_Funds_and_Ledgers](https://knowledge.exlibrisgroup.com/Alma/Product_Documentation/010Alma_Online_Help_(English)/020Acquisitions/030Acquisitions_Infrastructure/050Alma_AI_Assistant_%E2%80%93_Acquisitions_Funds_and_Ledgers)
- Ex Libris (2026b, May 26). Alma customers benefit from expanded AI capabilities and smarter collaboration tools in the May 2026 feature release. Available: <https://exlibrisgroup.com/announcement/alma-customers-benefit-from-expanded-ai-capabilities-and-smarter-collaboration-tools-in-the-may-2026-feature-release/>
- Guy, J., Pival, P. R., Lewis, C. J., & Groome, K. (2023). Reference chatbots in Canadian academic

- libraries, *Information Technology and Libraries*, 42(4).
<https://doi.org/10.5860/ital.v42i4.16511>
- Harisanty, D., Anna, N. E. V., Putri, T. E., Firdaus, A. A., & Azizi, N. A. N. (2025). Is adopting artificial intelligence in libraries urgency or a buzzword? a systematic literature review. *Journal of Information Science*, 51(2), 511-522. <https://doi.org/10.1177/01655515221141034>
- Heng, G., Lampron, P., & Han, M.-J. (2026). Generative AI meets cataloging practice: findings from a comparative pilot study. *Information Technology and Libraries*, 45(2).
<https://doi.org/10.5860/ital.v45i2.17499>
- Jones, K. M. L. & Salo, D. (2018). Learning analytics and the academic library: professional ethics commitments at a crossroads. *College & Research Libraries*, 79(3), 304-323.
<https://doi.org/10.5860/crl.79.3.304>
- Li, C. & Wilson, H. (2025). Primo research assistant: potential for enhancing resource discovery (a six-month review). *Internet Reference Services Quarterly*, 29(2), 199-211.
<https://doi.org/10.1080/10875301.2025.2480251>
- Li, R., Huang, Z., Kurniawan, E., & Ho, C. K. (2015). AuRoSS: an autonomous robotic shelf scanning system. *Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 6100-6105. <https://doi.org/10.1109/IROS.2015.7354246>
- Library of Congress Labs (2024). Exploring computational description (ECD) experiment. Available: <https://labs.loc.gov/work/experiments/ECD/>
- Litsey, R. & Mauldin, W. (2018). Knowing what the patron wants: using predictive analytics to transform library decision making. *The Journal of Academic Librarianship*, 44(1), 140-144.
<https://doi.org/10.1016/j.acalib.2017.09.004>
- OCLC (2025a, June 26). AI-powered 'smart fulfillment' enhancements advance OCLC's resource sharing services for libraries. Available:
<https://www.oclc.org/en/news/releases/2025/20250626-ai-powered-smart-fulfillment-enhancements.html>
- OCLC (2025b, February 4). Implementing AI to further scale and accelerate WorldCat de-duplication. Available: <https://www.oclc.org/en/news/announcements/2025/ai-worldcat-deduplication.html>
- OCLC (2025c). Leading the way on AI for libraries. Available:
<https://www.oclc.org/en/artificial-intelligence.html>
- OCLC (2025d, December 8). OCLC introduces new AI tools to make cataloging faster and smarter. Available:
<https://www.oclc.org/en/news/releases/2025/20251208-ai-recordmanager-connexion.html>

- OCLC (2026). WMS circulation release notes, June 2026. OCLC Support. Available:
<https://help.oclc.org/>
- Pan, Y., Jin, X., Li, Y., Chen, D., & Zhou, J. (2021). A study on the prediction of book borrowing based on ARIMA-SVR model. *Procedia Computer Science*, 188, 93-102.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.05.057>
- Portillo, I. & Carson, D. (2025). Making the most of artificial intelligence and large language models to support collection development in health sciences libraries. *Journal of the Medical Library Association*, 113(1), 92-93. <https://doi.org/10.5195/jmla.2025.2079>
- Rogers-Collins, K. (2025). Five years of smart recommendations: use of Alma's data analysis recommendation assistant (DARA) at Eastern Michigan University Halle Library. *Journal of Electronic Resources Librarianship*, 37(4), 387-390.
<https://doi.org/10.1080/1941126X.2025.2632555>
- Sousa, N. (2025). Ethical and practical implications of AI in academic library research. *IFLA Journal*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1177/03400352251391753>
- Suominen, O., Inkinen, J., & Lehtinen, M. (2022). Annif and Finto AI: developing and implementing automated subject indexing. *JLIS.it*, 13(1), 265-282. <https://doi.org/10.4403/jlis.it-12740>
- Swanson, E. B. (1976). The dimensions of maintenance. *Proceedings of the 2nd International Conference on Software Engineering*, 492-497.
- Taniguchi, S. (2024). Creating and evaluating MARC 21 bibliographic records using ChatGPT. *Cataloging & Classification Quarterly*, 62(5), 527-546.
<https://doi.org/10.1080/01639374.2024.2394513>
- Thelwall, M. & Cox, A. (2025). Estimating the quality of academic books from their descriptions with ChatGPT. *The Journal of Academic Librarianship*, 51(2), 103023.
<https://doi.org/10.1016/j.jacalib.2025.103023>
- Triandari, A. & Yuadi, I. (2025). Predicting book return delays in Airlangga University Library: a machine learning approach. *Journal of Economics and Management Sciences*, 8(1), 118-124.
<https://doi.org/10.37034/jems.v8i1.254>
- Walker, K. W. & Jiang, Z. (2019). Application of adaptive boosting (AdaBoost) in demand-driven acquisition (DDA) prediction: a machine-learning approach. *The Journal of Academic Librarianship*, 45(3), 203-212. <https://doi.org/10.1016/j.jacalib.2019.02.013>
- White, M. D. & Marsh, E. E. (2006). Content analysis: a flexible methodology. *Library Trends*, 55(1), 22-45. <https://doi.org/10.1353/lib.2006.0053>

• 국문 참고자료의 영어 표기

(English translation / romanization of references originally written in Korean)

- Kwak, Chul-Wan, Kwak, Seung-Jin, & Kang, Hyun-Woo (2012). The study of the distribution and maintenance system of the KOLAS for public libraries. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 46(3), 297-317.
<https://doi.org/10.4275/KSLIS.2012.46.3.297>
- Hong, Yeonkyoung, Jeon, Seoyoung, Choi, Jaeyoung, Yang, Heeyoon, Han, Chaeun, & Zhu, Yongjun (2021). A study on the development and evaluation of personalized book recommendation systems in university libraries based on individual loan records. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 38(2), 113-127. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2021.38.2.113>
- Kang, Yu-Jeong (2024). User acceptance of AI (artificial intelligence) book recommendations in public libraries. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 58(4), 277-306. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2024.58.4.277>
- Kim, Gi-Young (2023). A study on the intention of public library librarians to use artificial intelligence-based technology. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 57(3), 163-190. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.3.163>
- Kim, Ji-Hyun (2020). A study on library service using artificial intelligence: focused on North American university libraries. *Journal of Korean Library and Information Science Society*, 51(4), 231-247. <https://doi.org/10.16981/kliss.51.4.202012.231>
- Kim, Kyung-Cheol (2020). A case study on using robot at the library: focusing on the case of National Library of Korea. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 37(4), 61-80. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.4.061>
- Kim, Seonghun, Roh, Yoon-Ju, & Kim, Mi-Ryung (2021). A narrative study on user satisfaction of book recommendation service based on association analysis. *Journal of Korean Library and Information Science Society*, 52(3), 287-311.
<https://doi.org/10.16981/kliss.52.3.202109.287>
- Kim, Seon-Wook, Lee, Hye-Kyung, & Lee, Yong-Gu (2023). Quality evaluation of automatically generated metadata using ChatGPT: focusing on Dublin Core for Korean monographs. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 40(2), 183-209.
<https://doi.org/10.3743/KOSIM.2023.40.2.183>
- Kim, Tae-Young, Baek, Ji-Yeon, & Oh, Hyo-Jung (2018). An analysis of library user and circulation status based on bigdata logs: a case study of National Library of Korea, Sejong.

- Journal of Korean Library and Information Science Society, 49(2), 357-388.
<https://doi.org/10.16981/kliss.49.2.201806.357>
- Kwak, Woo-Jung & Noh, Young-Hee (2021). A study on the current state of the library's AI service and the service provision plan. Journal of Korean Library and Information Science Society, 52(1), 155-178. <https://doi.org/10.16981/kliss.52.1.202103.155>
- Lee, Soon-Young & Lee, Soo-Sang (2021). A study on big data analysis of public libraries in Busan: based on the library collection/circulation data. Journal of the Korean Society for Library and Information Science, 55(4), 89-114.
<https://doi.org/10.4275/KSLIS.2021.55.4.089>
- Lee, Yong-Gu (2020). A study on book categorization in social sciences using kNN classifiers and table of contents text. Journal of the Korean Society for Information Management, 37(1), 1-21. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.1.001>
- Lee, Yong-Gu (2023). A study on automatic classification of subject headings using BERT model. Journal of the Korean Society for Library and Information Science, 57(2), 435-452.
<https://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.2.435>
- Lim, Jeong-Hoon & Kim, Sun-Tae (2026). Advancing digital reference services through a hybrid RAG-based model: integrating the "Ask a Librarian" knowledge base with generative AI. Journal of the Korean Biblia Society for Library and Information Science, 37(1), 287-310.
<https://doi.org/10.14699/kbiblia.2026.37.1.287>
- Ministry of Culture, Sports and Tourism, National Library of Korea (2020, July 8). National Library of Korea fully releases the source code of its material management system, Korea Policy Briefing. Available:
<https://www.korea.kr/news/policyNewsView.do?newsId=148874450>
- National Library of Korea (2021a, December 16). Release of the web-version source code of the library material management system, National Library of Korea Press Release. Available:
<https://www.nl.go.kr/NL/contents/N50603000000.do?schM=view&id=40799&schBcid=normal0302>
- National Library of Korea (2021b). A study on the development of librarian work support tools using artificial intelligence (AI) technology. Available:
<https://oak.go.kr/nl-ir/handle/2020.oak/730>
- National Library of Korea (2024, December 16). Plan for termination of technical support for the public library standard material management system (KOLAS III). Public Library Support Service. Available:

<https://books.nl.go.kr/PU/contents/P40203000000.do?schM=view&id=49930>

National Library of Korea (2026a). Status of libraries using KOLAS III. Public Library Support Service. Available: <https://books.nl.go.kr/PU/contents/P30104000000.do> (accessed July 6, 2026)

National Library of Korea (2026b, January 2). Notice on the enactment of the “Guidelines for the establishment and operation of library interlibrary cooperation services”. Public Library Support Service. Available:

<https://books.nl.go.kr/PU/contents/P40203000000.do?schM=view&id=54802>

Park, Sung-Jae (2018). Data-driven research on the status and contribution index of public library interlibrary loan in Korea. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 52(1), 469-490. <https://doi.org/10.4275/KSLIS.2018.52.1.469>

Yoo, Jiyeon (2020). Design and implementation of library chatbot for non-face-to-face reference services. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 37(4), 151-179. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2020.37.4.151>