

재정관리 관점의 AI 기술 적용 방안

김명규·심혜인

2026. 4.

| 재정관리 관점의 AI 기술 적용 방안 |

공동책임 김 명 규 연구위원·심 혜 인 연구위원

이 보고서는 한국재정정보원 홈페이지(www.fis.kr)를 통해 보실 수 있습니다.

한국재정정보원은 발간 보고서에 관한 여러분의 의견을 기다리고 있습니다.

제안하신 소중한 의견이 향후 재정관리시스템 개선과 재정운용에 활용될 수 있도록 최선을 다하겠습니다.

☎ 02-6908-8200 ✉ analysis@fis.kr

요 약

1. 분석의 필요성 및 목적

□ 국가 재정운용 환경 변화와 재정정보 활용 수요 확대

- 사회 구조적 요인에 따른 재정지출 수요의 지속적 증가
 - 저출산·고령화, 복지·사회서비스 확대, 디지털 전환 등으로 재정수요 지속 증가
- 재정데이터 기반의 의사결정 지원 필요성 증대
 - 복잡하고 다변화되는 재정사업 및 성과관리 체계에 맞추어, 데이터 기반 분석·판단 기능 요구 확대
- 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)의 성과를 넘어 재정정보의 활용에 대한 기대 확산
 - dBrain⁺를 통해 축적된 재정데이터를 정책 판단과 분석 기능으로 확장할 필요
- AI 기술 발전에 따른 재정정보 활용 방식 전환 가능성 확대
 - 대규모 데이터 분석 및 의미 기반 처리, 예측 기능 등 AI 기술 발전으로 재정정보 활용의 방식 전환 가능성 확대

□ 재정관리 분야의 AI 기술 도입을 위한 전제와 접근 방향

- 지능형 기술 활용을 위한 데이터 기반 확보 필요
 - 재정데이터의 구조화 및 기계 판독 가능(machine-readable format) 형태 확보를 통해 분석 활용 기반 마련
 - 데이터 생성 전 과정에서 구조와 연계성이 확보될 때 통합적 활용 가능
- 기존 재정관리 체계를 전제로 한 보완적·점진적 도입 방향 설정
 - dBrain⁺ 등 현행 시스템을 유지하면서 기능 보완 중심으로 AI 활용
 - 국가 재정업무의 안정성과 일관성을 유지하면서 단계적 고도화 추진

□ 분석 내용

- 재정관리 전 과정을 단계별로 구분하여, 문제 요인 진단 및 핵심 과제 도출
 - 예산편성, 집행, 성과관리, 재정정보 공개의 4개 단계로 구분
 - 재정관리 효율성을 제약하는 요소를 분석하여 총 10대 과제로 체계화
- 과제별 AI 적용 아이디어를 검토하여 기능 단위 활용 방안 제시
 - ①검토배경, ②주요내용, ③기대효과의 구조로 적용 가능성 제시
 - 기존 재정관리 체계를 전제로 기능 보완 중심의 AI 적용 방향을 제안
- 재정관리 분야의 AI 활용을 위한 전제 조건과 정책적 시사점 도출
 - 재정데이터 거버넌스, 데이터 관리 체계, 시범 적용(PoC) 등을 중심으로 향후 과제 제시

2. 재정관리시스템 및 AI 기술 현황

□ dBrain⁺시스템 및 재정정보 관리 현황

- dBrain⁺시스템은 국가 재정운용 전 과정을 통합적으로 관리하는 핵심 정보시스템으로 자리 잡음
 - 예산편성부터 집행, 결산, 성과관리까지 재정 전 주기를 단일 플랫폼에서 처리하여 업무의 절차적 일관성 확보
 - 여러 외부 시스템과의 연계를 통해 재정정보를 공유하고 정책 수행을 지원하는 구조 형성
- 재정 전 과정에서 발생하는 방대한 정보를 사업·기관·정책 단위 등으로 구조화하여 축적·관리
 - 통계 관리(KOFIS), 정책상황 모니터링(KORAHs), 재정데이터 분석(KODAS) 등과 연계하여 재정정보의 심층적 활용이 가능한 환경을 구성
- 재정공개 플랫폼(열린재정)을 통해 중앙정부 통합 재정정보를 대국민에게 제공하여 투명성과 책임성 제고
 - 총량 중심 통계에서 지출 및 성과 정보까지 공개 범위 확대

□ 해외 공공부문 AI 도입 사례

- 기존 재정관리 체계를 일괄적으로 혁신·대체하기보다 특정 기능을 강화(보완)하는 방식으로, 점진적으로 도입하는 기조
 - 주로 다량의 데이터가 축적되어 있고, 반복적인 업무 영역을 중심으로 도입
- 주요국은 위험 선별, 이상 탐지, 정책보조, 정보 공개 등 영역에서 AI 활용
 - 영국과 미국 국세청은 대규모 납세 데이터에 기계학습(Machine Learning, ML) 알고리즘을 적용하여 조세 위험도를 평가하고 세무조사 우선순위를 자동 선별
 - 브라질 내부통제청과 미국 연방정부에서는 시계열 이상탐지 기법을 활용하여 정상 범주를 벗어난 부적절한 공공지출 징후를 사전 탐지
 - 미국 재무부는 연방 지출 데이터(USAspending.gov)를 향후 자동 요약이나 맞춤형 정보 제공 등 AI가 결합할 수 있는 인프라로 확대 검토

□ 주요 AI 활용 기술 현황

- 사람이 사전에 정의한 규칙 기반(rule-based) 접근을 넘어, 데이터 기반의 기계학습 및 딥러닝 방식으로 기술 수준이 비약적으로 진화
- 재정관리 적용이 가능한 주요 기술 종류는 기계학습 및 딥러닝(ML/DL)을 통한 패턴 분석, 예측, 이상탐지, 자연어처리(NLP) 및 지식표현을 통한 비정형 텍스트 이해 및 의미 기반 정보 처리, 생성형 AI를 통한 요약, 질의응답, 정보 제공 자동화 등

3. AI 적용 검토 방향

□ 재정관리 분야 AI 도입의 기본 방향

- 기존 재정관리 체계를 대체하기보다 업무 과정의 비효율을 보완하는 방향에서 도입
 - 현재 특정 기능 단위에서 제한적으로 활용되고 있는 AI 적용 사례를 바탕으로 재정 전 과정으로의 확장 가능성 검토
 - 거시경제 예측, 지출 결정 지원, 예산 계획 및 모니터링 등 기존 재정관리 기능을 중심으로 적용 범위 확대

□ 예산과정 단계별 주요 비효율성 및 발생 요인

- 예산편성 단계
 - 정치적 요인에 따른 우선순위 왜곡, 사전조사 미흡, 수요·비용 추계의 정확성 부족 등으로 비효율적 예산 편성 발생
 - 유사·중복 사업 결정 및 과다 예산 편성 등 구조적 비효율 반복
- 예산집행 단계
 - 집행 과정에 대한 실시간 점검 및 관리 기능의 한계로 비효율이 사전에 통제되지 못하는 구조
 - 사업 목적과 상이한 집행, 연말 집중집행, 과다 지출, 계획 변경 및 이월·전용 등으로 자원 운용 비효율 발생
- 성과평가 및 결산 단계
 - 부정확한 성과 측정과 평가 결과 왜곡으로 실질적 성과관리 및 환류 기능이 제한적으로 작동
 - 평가 결과가 예산편성에 충분히 반영되지 못하여 재정 효용 저하로 연결 등

□ AI 기술 도입을 통한 3대 핵심 목표

- 재정업무 효율화
 - 반복적·정형적 업무의 자동화를 통해 행정비용을 절감하고 업무처리 효율성 제고
 - 기존 방식으로 포착하기 어려운 재정수요 및 이상 징후 등 탐지 가능
- 재정비용 절감 및 의사결정 지원
 - 지능화 시스템을 통한 행정비용 감축 및 효율적인 예산 배분 전략 탐색
 - 담당자에게 재정사업 추진 과정 전반의 합리적 의사결정 지원
- 서비스 질 개선
 - 행정 시스템을 이용하는 일선 사업담당자의 편의성 대폭 개선
 - 정보 공개 시스템을 이용하는 대국민 대상 맞춤형 지식 서비스 질 향상

□ 예산과정에 맞춘 10대 핵심 제안 과제 도출

- 예산편성-집행-성과관리-정보공개 단계별 비효율성과 한계를 바탕으로 10대 AI 적용 과제 도출

[그림 1] AI 기술 적용 목표 및 제안 과제



4. 재정관리 관점의 AI 기술 적용 과제

□ 예산편성 단계 효율화 과제

- ① 의무지출 사업의 재정전망 및 시뮬레이션 기능
 - 저출산·고령화로 의무지출 비중이 구조적으로 확대되고 있어, 중장기 재정지출 경로를 사전에 정밀하게 예측할 필요
 - 예산자료, 거시경제 지표, 장래 인구추계 등 정형 데이터를 통합하여 법정지출 수요를 계량적으로 추정
 - 정책 변수(수급 기준, 지급 단가, 대상 범위 등)를 조정하는 시나리오 분석을 통해 재정 영향 변화를 비교·검토
 - 통계모형과 기계학습을 결합한 분석체계를 활용하여 재정지출 경로를 시계열로 추정하고, 정책 변화에 따른 재정 영향의 민감도 분석 수행
- ② 재정사업 수요 파악 기능
 - 설문조사 및 기존 통계 중심 수요 추정 방식은 실제 수요를 충분히 반영하는 데 한계 존재

- 소셜 미디어, 민원 데이터 등 비정형 텍스트를 수집하여 자연어처리 및 감성 분석을 통해 수요 강도와 변화 추이를 정량화
- 위치정보를 결합한 공간-텍스트 분석을 통해 수요 발생 지역과 집중도를 식별
- 외부 요인에 따른 왜곡을 보정하여 실제 정책 수요에 기반한 예산 배분 근거 제공
- ③ 유사·중복사업 탐지 지원 기능
 - 재정사업은 부처별로 분산 설계되어 유사하거나 중복된 사업 존재할 가능성 존재
 - 사업설명서, 계획서 등 비정형 정책문서를 구조화하여 목적, 대상, 수단, 성과지표 등 핵심 속성 기준으로 비교 분석 기반 마련
 - 문장 임베딩 기법을 활용하여 사업 간 의미적 유사성을 정량적으로 산출
 - 유사도 분석, 군집화, 네트워크 분석을 통해 유사·중복 가능 사업군 체계적 식별
 - 분석 결과를 예산편성 및 심사 과정에 연계하여 사업 간 조정·통합 판단을 지원

□ 예산집행 효율화 지원 과제

- ④ dBrain⁺ 지출 건별 오류 검증 기능
 - 현행 dBrain⁺시스템은 다단계 점검 구조를 갖추고 있으나, 결산 및 감사 단계에서 절차적 오류와 부적정 집행이 반복적으로 발생
 - 문서 기반 사후 점검 중심의 한계를 보완하기 위해, 지출 단계에서 오류를 사전에 식별할 수 있는 분석 기능 필요
 - 증빙자료(영수증 등)와 입력 데이터를 자동 대조하고, 외부 데이터와 연계하여 거래의 실질적 타당성을 검증하는 교차 검증 체계 구축
 - 과거 감사 및 결산 지적 사례를 학습한 모형을 활용하여 비정상 지출 패턴을 탐지하고, 위험 수준에 따른 선별적 점검 지원
 - 단일 건 검증을 넘어 거래 간 관계를 분석하여 비정상적 거래 집중, 금액 분할 등 구조적 부정 지출 징후 식별
- ⑤ 집행패턴 분석 기반 재정관리 지원 기능
 - 사업별 집행은 시기·속도·방식에서 차이를 보이거나, 현행 관리 체계는 집행을 등 단순

지표 중심으로 이루어져 구조적 패턴 분석에 한계 존재

- 집행 데이터를 시계열 분석이 가능한 형태로 구조화하고, 집행 흐름을 추세·계절성·변동성으로 분해하여 사업별 고유 패턴을 정량적으로 파악
- 통계 기반 분석과 머신러닝 기법을 활용하여 정상 범위를 벗어나는 집행 지연, 연말 집중, 급격한 변동 등 이상 패턴을 조기 식별
- 유사한 집행 특성을 가진 사업을 군집화하여 유형별 기준을 설정하고, 동일 유형 내 상대적 이탈 정도를 비교 분석
- 분석 결과를 집행 수준의 적정성 판단과 관리 의사결정에 활용하고, 반복적으로 나타나는 집행 패턴을 향후 예산편성 및 사업 설계에 반영

□ 재정 성과관리 지원 과제

• ⑥ 성과평가 AI 지원 시스템

- 현행 성과평가는 방대한 과거 이력과 다수 사업을 동시에 검토해야 하는 구조로 인해 정보 과부하와 분석의 깊이 한계가 존재
- 평가에 필요한 실적·지표·유사사업 자료를 자동 수집·정리하고, 시계열 분석 및 시각화를 통해 평가자의 정보 접근성과 분석 효율을 제고
- 목표 대비 달성률 산정, 지표 타당성 점검, 과거 평가 및 감사 지적사항 연계를 통해 평가 과정의 정확성과 일관성 확보
- RAG(Retrieval-Augmented Generation; 검색 증강 생성) 기반 보고서 초안 생성 기능을 통해 성과 미흡 원인과 개선 방향을 포함한 서술형 평가보고서 작성
- 평가 기준과 지침을 기반으로 추론 범위를 제한하고, 교차 검증 기능을 통해 AI 오류를 통제함으로써 신뢰성 확보

• ⑦ 성과평가 지표 제안 기능

- 성과지표 설정 과정에서 발생하는 정보 비대칭과 업무 부담으로 인해 형식적·보수적 목표 설정이 반복되는 한계 존재
- 과거 유사 사업, 재정정보, 정책계획 등을 학습한 LLM(Large Language Model; 대규모 언어 모형) 기반으로 사업 특성에 부합하는 성과지표 후보군을 자동 도출

- 정책 논리 모형(Input-Output-Outcome-Impact)을 반영하여 단계별 맞춤형 지표를 제안하고, 목표 수준의 적정성을 정량적으로 진단
- 거시경제 지표 및 외부 통계와 연계하여 목표치를 동적으로 보정함으로써 환경 변화에 대응하는 현실적 기준 설정 지원
- 과거 실적, 예산 변화, 사업 규모 등을 근거로 목표 수준의 상·하향 조정 범위를 제시하여 지표 설정의 객관성과 수용성 제고
- ⑧ 성과평가 및 설계 지원 기능
 - 성과관리 과정에서 사업·지표·예산·정책목표 간 정보가 분절적으로 관리되어 평가 단계 간 연계성과 일관성이 저하되는 한계 존재
 - 자연어처리(NLP) 기반 문서 분석을 통해 상위 계획과 사업계획 간 정합성을 정량적으로 비교하고, 정책 정렬 수준을 계량화
 - 집행 데이터와 결합하여 성과 기여 대비 자원 투입의 적정성을 분석하고, 관리 우선순위 설정을 지원
 - 문서 분석 및 근거 연계 기능을 통해 성과보고서 내 주장과 데이터 간 정합성을 자동 검증하고, 보고서 간 비교 가능성과 품질 관리 강화
 - 성과정보를 데이터 기반으로 통합·축적하여 정책 설계-집행-평가 전 과정에서 활용되는 환류 체계 구축

□ 재정정보 공개·활용 과제

- ⑨ 재정정보 탐색·이해 지원 기능
 - 재정정보가 다양한 플랫폼과 자료 형태로 분산 제공되어 이용자가 직접 탐색·해석해야 하는 구조적 한계 존재
 - 전문 용어와 복잡한 지표 체계로 인해 이용자 간 이해 수준 격차가 발생하고, 정보 활용이 단순 조회 수준에 머무르는 문제 발생
 - 자연어 질의를 기반으로 정책 분야, 사업, 기간, 지역 등 핵심 요소를 구조화하여 이용자의 의도를 반영한 정보 탐색 지원
 - RAG 기반 응답 생성으로 통계, 수치, 원문 자료를 결합한 설명형 정보 제공 및 근거

기반 검증 체계 확보

- 대화형 인터페이스를 통해 후속 질의를 반영한 연속적 탐색을 지원하고, 이용자 수준에 따라 설명 난이도를 조정하여 정보 접근성 제고
- ⑩ 분석·시각화 자동화 기능
 - 재정정보 분석이 데이터 가공과 별도 도구 활용을 요구하는 구조로 인해 일반 이용자의 접근성과 활용성이 제한되는 한계 존재
 - 데이터 특성과 질의 목적을 반영하여 적절한 시각화 유형을 자동 생성하고, 비교·추세·구성 분석을 직관적으로 제공
 - 분석 결과에 대한 설명을 함께 생성하여 수치 중심에서 해석 가능한 정보로 확장
 - 질의 이력 기반 유사 분석 및 후속 분석을 추천하여 탐색적 분석 과정 지원
 - 데이터 조회 중심 구조에서 분석·해석 중심 활용 체계로 전환하여 재정정보 활용 범위와 수준을 전반적으로 확대

5. 시사점 및 향후과제

□ 재정데이터 통합 활용을 위한 기본 전제

- dBrain⁺ 및 열린재정 등 기존 시스템은 주로 업무 처리 및 정보 제공 중심으로 운영되어 AI 기반 통합 분석 활용에는 제약 존재
- 다양한 단계와 기관을 거치며 생성되는 재정데이터의 구조적 이질성을 극복하고 기계 판독이 가능하도록 구조화하는 체계 정비 선행 요구

□ 재정데이터 거버넌스 구축

- 재정 전 과정에 적용 가능한 데이터 정의·구조·연계 기준을 일관되게 정립할 필요
- 기획예산처 중심으로 표준 데이터 모델과 데이터 관리기준을 통합적으로 설계·운영
 - 표준 데이터 모델 정립 및 국제 기준(OFDP, OCDS) 부합성 확보
 - 데이터 분류, 연계 규칙, 품질 관리 등 데이터 거버넌스 체계 확립

□ 재정데이터 관리 및 분석 기반 정비

- 분석 가능한 형태로의 계층적 데이터 구조 재설계
 - 세부사업-집행-성과지표로 이어지는 구조의 데이터 관리 필요
 - 메타데이터 표준화 및 비정형 데이터의 정형화 등 데이터 구조 정비
- 재정정보원 중심으로 데이터 구조화, 품질 관리, 시스템 연계 등 기술적 기반 정비
 - dBrain⁺ 운영 경험을 기반으로 재정데이터를 분석 가능한 자원으로 전환

□ 단계적인 AI 분석 개념검증 시범사업 도입 추진

- 전면 도입 이전에 개념검증(Proof of Concept, PoC) 시범 사업을 통해 기술 적합성과 활용 가능성을 검증하는 접근 필요
 - 정책 담당자 피드백을 반영하여 실제 정책 환경에서의 활용 가능성 검증
- 시범적용 결과를 바탕으로 기능고도화 및 확산으로 이어지는 단계적 도입전략 마련
 - 1단계(PoC) → 2단계(기능고도화) → 3단계(전면확산)의 단계적 로드맵 구축

[그림 2] AI 기능 도입을 위한 고려 사항



목 차

I. 서 론	1
1. 배경 및 목적	1
2. 분석범위 및 방법	2
II. 재정관리시스템 및 AI 기술 현황	4
1. dBrain ⁺ 시스템 현황	4
가. 시스템 개요 및 기능 구조	4
나. 데이터 관리 및 구조적 특성	5
다. 분석 및 활용 기능	6
라. 재정정보 공개(열린재정)	7
2. 해외 AI 적용 사례	9
3. 주요 AI 활용 기술	11
III. AI 적용 검토 방향	15
1. 예산과정의 단계별 문제점	15
2. AI 기술 적용 목표 및 제안 과제	18
IV. 재정관리 관점의 AI 기술 적용 과제	20
1. 예산편성 단계 적용 과제	20
가. 의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능	20
나. 재정사업 수요 파악 기능	26
다. 유사·중복사업 탐지 지원 기능	30

목 차

2. 예산 집행 단계 효율화 지원	34
가. dBrain ⁺ 지출 건별 오류 검증 기능	34
나. 집행패턴 분석을 통한 재정관리 지원 기능	37
3. 재정 성과관리 지원 과제	39
가. 성과평가 AI 지원 시스템	39
나. 성과평가 지표 제안 기능	43
다. 성과평가 및 설계 지원 기능	46
4. 재정정보 공개·활용 과제	50
가. 재정정보 탐색·이해 지원 기능	50
나. 분석·시각화 자동화 기능	53
V. 시사점 및 향후과제	56
1. 재정데이터 거버넌스 구축	56
2. 재정데이터 관리 및 분석	57
3. AI 분석 시범사업(PoC) 도입 및 운영	58
참고문헌	61
ABSTRACT	65

표 목차

[표 3-1] 예산 단계별 비효율성 및 원인	17
[표 4-1] 장기 재정지출 전망(기준선)	20
[표 4-2] 의무 재량지출 현황: 2025년 본예산 기준	21
[표 4-3] 의무지출 사업 목록: 2025년 예산안 기준	22
[표 4-4] RPA와 IPA의 주요 차이점	35
[표 4-5] 중소기업육성지원 프로그램 목표(1-1) 성과지표 달성 현황(예시)	42
[표 4-6] 성과지표 제안 기능 기초 학습 필요 정보(예시)	44

그림 목차

[그림 2-1] 디지털예산회계시스템(dBrain ⁺) 현황	5
[그림 2-2] 재정데이터시스템 개요	7
[그림 2-3] 열린재정 개요	9
[그림 3-1] AI 기술 적용 목표 및 제안 과제	19
[그림 4-1] 2025~2065년 장기재정전망 추진체계	23
[그림 4-2] 의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능 수립 단계(예시)	24
[그림 4-3] 호주 PIA-V 활용 총 미래 생애비용 추계	25
[그림 4-4] 행정안전부의 범정부 데이터 분석시스템	28
[그림 4-5] 영국 정책 랩의 Open Policy Making	29
[그림 4-6] 성과계획서 및 성과보고서(예시)	41
[그림 4-7] 성과지표의 SMART 원칙	43
[그림 5-1] AI 기능도입을 위한 고려사항	60

I. 서론

1. 배경 및 목적

최근 우리 경제는 저출산·고령화의 심화, 복지 및 사회서비스 수요 확대, 기후·디지털 전환 대응 등 구조적 요인의 영향으로 재정지출 수요가 지속적으로 증가하고 있다. 이러한 변화는 재정의 규모 확대뿐 아니라 재정운용의 정교성과 정책 판단의 신속성을 동시에 요구하고 있으며, 재정관리 체계 역시 보다 고도화된 방향으로 발전할 필요가 있다. 특히 재정사업의 범위와 성과관리 체계가 확대·다변화됨에 따라, 재정정보를 체계적으로 활용하여 정책 판단을 지원하는 기능의 중요성이 더욱 커지고 있다.

그동안 우리나라 재정관리 체계는 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)을 중심으로 예산편성, 집행, 결산, 성과관리 등 전 과정의 데이터를 축적하고, 열린재정 플랫폼을 통해 재정정보를 체계적으로 제공하는 기반을 구축해 왔다. 이러한 체계는 재정운용의 투명성과 안정적인 업무 수행을 뒷받침하는 핵심 인프라로 기능하고 있으며, 재정정보의 축적과 활용 가능성을 지속적으로 확대해 왔다는 점에서 중요한 의미를 가진다.

이와 같은 기반 위에서 최근 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술은 대규모 데이터의 분석과 의미 기반 정보 처리, 예측 및 의사결정 지원 등 다양한 기능을 수행할 수 있는 수준으로 발전하고 있다. 이에 따라 재정관리 분야에서도 기존에 축적된 재정 데이터를 보다 효과적으로 활용하고, 정책 판단을 지원하는 방향에서 AI 기술의 활용 가능성이 점차 확대되고 있다.

다만 재정분야에서의 AI 활용은 단순한 기술 적용을 넘어, 재정데이터가 기계 판독 가능한 형태(machine-readable format)로 구조화되고, 데이터 간 관계와 의미가 일관된 기준 하에서 정의되는 정보체계를 기반으로 할 때 보다 효과적으로 구현될 수 있다. 또한 재정데이터가 생성되는 전 과정에서 데이터의 구조와 연계성이 체계적으로 관리될 경우, 데이터는 단순한 정보 축적을 넘어 분석과 판단을 지원하는 자원으로 활용될 수 있다. 이러한 점에서 재정데이터의 구조화, 표준화, 연계 체계는 AI 기술 활용의 기반으로 함께 고려될 필요가 있다.

아울러 AI 기술의 적용은 기존 재정관리시스템을 대체하는 방식이 아니라, 현재 안정적으로 운영되고 있는 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)을 기반으로 그 기능을 보완·확장하는 방향에서 접근하는 것이 중요하다. 즉, 기존 시스템의 일관된 운영 체계를 유지하면서 데이터 분석 및 의사결정 지원 기능을 점진적으로 강화하는 방식이 바람직하다.

따라서 본 연구는 재정데이터 기반이 일정 수준으로 정비되고, 데이터 간 연계성과 활용 가능성이 확보된다는 전제 하에, 재정관리 각 단계에서 적용해 볼 수 있는 AI 기능을 검토하고, 정책 환경에서 활용 가능한 수준의 적용 아이디어를 제시하는 데 목적이 있다. 이를 통해 재정관리 체계의 강점을 유지하면서도, 데이터 기반 의사결정 체계로의 발전 가능성을 모색하고자 한다.

2. 분석범위 및 방법

본 연구는 재정관리 전반의 효율성을 제고하기 위한 관점에서, 재정운용 전 과정을 예산편성, 예산집행, 성과관리, 재정정보 공개의 네 개 단계로 구분하여 분석 범위를 설정한다. 이러한 구분은 「국가재정법」에 따른 재정운용 체계와 실제 재정업무 수행 흐름을 기준으로 한 것으로, 재정관리 전 과정을 단계별로 살펴보면서 각 단계의 업무 성격과 운영상 특징을 종합적으로 검토하기 위한 것이다.

분석은 먼저 각 단계별 재정업무 수행 과정에서 나타나는 주요 특징과 문제 유형을 검토하는 방식으로 이루어진다. 이를 통해 단계별로 재정관리의 효율성을 제약하는 주요 요소를 정리하고, 그 결과를 바탕으로 개선이 필요한 핵심 과제를 도출하였다. 이러한 과정을 통해 예산편성, 예산집행, 성과관리, 재정정보 공개의 각 단계에서 총 10개의 핵심 과제를 선정하였다.

이후 도출된 과제별로 재정관리 과정의 비효율을 완화할 수 있는 인공지능 기술 적용 아이디어를 검토하였다. 각 과제는 검토배경, 주요내용, 기대효과의 구조로 정리하였으며, 이를 통해 단계별로 어떠한 방식의 기술 적용이 가능할지 체계적으로 제시하고자 하였다.

본 연구에서 제시하는 인공지능 활용 방안은 기존 재정관리 체계를 전제로 하여 검토한 것이다. 즉, 현재 운영 중인 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)을 중심으로 한 업무 구조와 운영 체계를 유지하면서, 이를 보완하는 방향에서 기술 활용 가능성을 살펴 보았다. 이는 시스템 전면 개편을 전제하기보다, 현행 체계의 안정적 운영을 바탕으로 업무 지원 기능을 단계적으로 확장할 수 있는 방향을 모색하기 위한 접근이다.

연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 재정관리시스템의 현황과 운영 구조를 정리하고, 재정관리와 연계 가능한 주요 인공지능 기술을 개괄한다. 제3장에서는 예산 과정의 단계별 주요 비효율성 원인을 검토하여 10대 핵심 과제를 제시한다. 제4장에서는 이를 기능 단위로 재구성하여 활용 방안을 보다 구체화하고, 실제 정책 환경에서의 적용 가능성을 중심으로 정리한다. 마지막으로 제5장에서는 제안한 AI 과제의 성공적인 안착을 위해 필요한 후속 과제에 대해 논의한다.

II. 재정관리시스템 및 AI 기술 현황

1. dBrain⁺시스템 현황

가. 시스템 개요 및 기능 구조

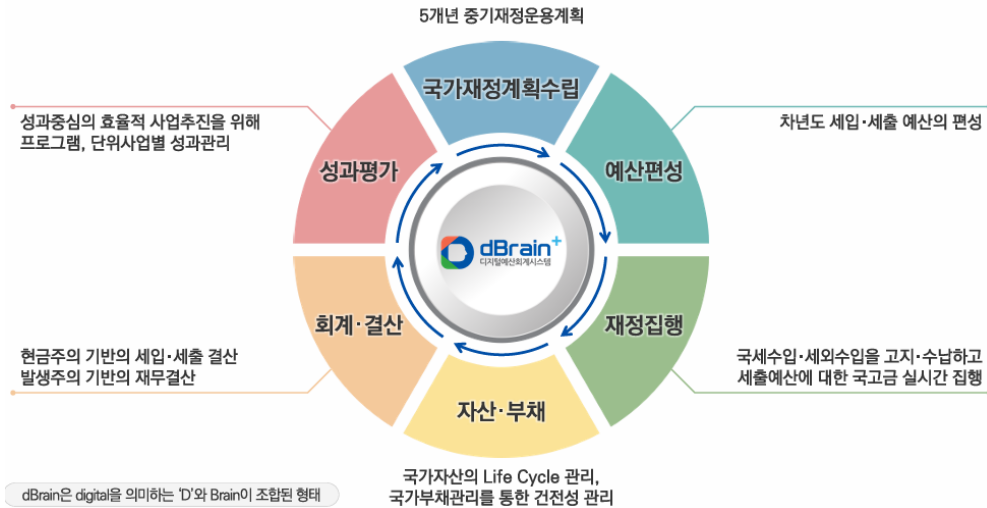
우리나라의 재정관리시스템은 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)을 중심으로 구축·운영되고 있으며, 이는 국가 재정운용 전 과정을 통합적으로 관리하는 핵심 정보시스템으로 자리 잡고 있다. dBrain⁺는 예산편성, 집행, 결산, 성과관리 등 재정관리의 전 주기를 하나의 플랫폼 내에서 처리할 수 있도록 설계된 통합 재정관리시스템으로, 중앙부처 및 공공기관의 재정업무 수행을 전산적으로 지원하고 있다. 이러한 통합 구조는 재정업무의 일관성과 신뢰성을 확보하는 동시에, 부처 간 재정정보의 공유와 연계를 가능하게 하는 기반으로 기능한다.

구체적으로 dBrain⁺는 예산 요구 및 편성, 배정 및 재배정, 자금 집행 및 정산, 결산 처리, 재정통계 산출 등 재정업무의 주요 흐름을 단계별로 구현하고 있으며, 이를 통해 재정운용의 절차적 일관성과 업무 표준화를 확보하고 있다. 또한 국유재산 관리, 채권·채무 관리, 보조금 및 출연금 관리 등 재정 관련 세부 기능을 포함하고 있어, 재정자원의 흐름과 상태를 종합적으로 관리하는 체계를 형성하고 있다.

특히 dBrain⁺는 각 부처 및 기관의 재정정보를 실시간으로 집계·관리할 수 있는 구조를 갖추고 있어, 중앙정부 차원에서 재정운용 현황을 통합적으로 파악할 수 있는 기반을 제공한다. 이를 통해 재정집행 상황, 자금 흐름, 사업별 지출 현황 등을 시의성 있게 확인할 수 있으며, 재정운용 과정에서의 관리 및 통제 기능을 안정적으로 지원하고 있다.

또한 dBrain⁺는 다양한 외부 시스템과의 연계를 통해 재정업무 관련 정보의 범위를 확장하고 있으며, 이를 기반으로 재정통계 생산과 정책지원 기능이 함께 수행되고 있다. 이러한 연계 구조는 재정정보의 통합성과 활용 기반을 강화하는 방향으로 운영되고 있다.

[그림 2-1] 디지털예산회계시스템(dBrain⁺) 현황



나. 데이터 관리 및 구조적 특성

dBrain⁺는 재정운용 전 과정에서 발생하는 다양한 데이터를 체계적으로 축적·관리하는 데이터 기반 시스템으로, 예산, 집행, 결산, 성과 등 재정 전 주기에 걸친 정보를 통합적으로 저장하고 있다. 이러한 데이터는 사업 단위, 기관 단위, 정책 단위 등 다양한 수준에서 구조화되어 관리되며, 재정통계 생산과 정책 분석의 기초 자료로 활용되고 있다.

예산편성 단계에서는 사업의 목적, 대상, 자원 규모, 재정지출 유형 등 다양한 정보가 구조화된 형태로 관리되며, 집행 단계에서는 지출 시점, 집행 금액, 집행 유형 등 거래 단위의 데이터가 축적된다. 또한 결산 및 성과관리 단계에서는 사업별 성과지표와 평가 결과가 기록되어 재정운용 결과를 확인할 수 있는 기반을 제공한다. 이와 같이 dBrain⁺는 재정관리 전 주기에서 발생하는 데이터를 단계별로 축적하는 동시에, 일정 수준의 구조화를 통해 데이터 활용의 기초 여건을 형성하고 있다.

또한 dBrain⁺는 다양한 외부 시스템과의 연계를 통해 재정데이터의 범위를 확장하고 있으며, 재정업무와 관련된 정보가 통합적으로 관리되는 구조를 갖추고 있다. 이를 통해 재정데이터는 단일 시스템 내에 한정되지 않고, 다양한 업무 시스템과 연계된 형태로 축적·관리되고 있다.

이와 같은 데이터 관리 구조는 재정정보를 지속적으로 누적하고 다양한 관점에서 활용할 수 있는 기반을 제공하며, 이를 바탕으로 다양한 분석 및 활용 기능으로 이어지고 있다.

다. 분석 및 활용 기능

dBrain⁺를 통해 축적된 재정데이터는 다양한 재정데이터 활용 시스템과 연계되어 관리·활용되고 있다. 대표적으로 예산·집행·결산 등 재정정보를 통합 수집하여 통계 형태로 제공하는 KOFIS, 재정 및 경제지표를 실시간으로 연계하여 정책 상황을 모니터링하는 KORAHIS, 그리고 중앙·지방재정 및 민간·행정 데이터를 통합 분석할 수 있는 KODAS 등이 구축·운영되고 있다. 이러한 시스템들은 재정데이터를 단순 조회 수준을 넘어 통계 분석, 정책 모니터링, 데이터 기반 분석 등 다양한 형태로 활용할 수 있는 환경을 제공한다.

이러한 데이터 활용 구조를 기반으로 dBrain⁺에서는 재정지표 모니터링, 통계 산출, 집행 현황 분석 등 다양한 분석 기능이 제공되고 있으며, 정책 담당자는 이를 통해 사업별·부처별 집행 현황, 예산 대비 집행 실적, 재정지출 구조 등을 조회하고 특정 시점에서의 재정부운용 상태를 확인하고 있다. 재정통계 측면에서는 다양한 통계표와 그래프 형태의 정보가 제공되며, 사용자가 조회 항목을 구성하여 필요한 정보를 확인할 수 있는 기능이 운영되고 있다.

또한 일부 영역에서는 재정정보를 시각화하여 제공하는 기능이 운영되고 있으며, 주요 재정지표와 재정 흐름을 보다 직관적으로 파악할 수 있는 환경이 마련되어 있다. 이를 통해 재정정보의 이해도를 높이고 활용 편의성을 제고하는 방향으로 운영되고 있다.

이와 함께 재정데이터를 활용한 분석 환경과 지원 기능도 병행하여 운영되고 있다. 재정데이터를 기반으로 한 정책 분석과 업무 지원이 다양한 형태로 이루어지고 있으며, 데이터 활용을 위한 기반과 지원 체계가 함께 제공되고 있다. 또한 데이터 분석과 관련된 교육 및 지원이 병행됨에 따라 재정데이터 활용을 위한 여건도 점진적으로 확대되고 있는 상황이다.

[그림 2-2] 재정데이터시스템 개요



다만 이러한 활용 구조는 재정데이터의 조회 및 통계 중심 활용과 함께 운영되는 한편, 데이터 간 연계나 다양한 분석 기법을 활용한 심층적인 분석은 단계적으로 병행되는 형태로 이루어지고 있다. 이에 따라 재정데이터를 보다 종합적으로 분석하고 정책 판단과의 연계를 강화하기 위한 다양한 접근 방식에 대한 검토가 이루어지고 있으며, 최근에는 인공지능(AI) 기술을 활용한 데이터 분석 및 정책지원 가능성에 대한 논의도 점차 확대되고 있는 상황이다.

라. 재정정보 공개(열린재정)

재정정보 공개는 예산 편성, 집행, 결산 등 재정부운용 전 과정의 정보를 국민에게 제공함으로써 재정의 투명성과 책임성을 제고하는 핵심 수단으로 기능한다. 우리나라는 열린재정을 중심으로 중앙정부 통합 재정정보를 제공하고 있으며, 지방재정365, 보조금통합포털 등과 함께 재정정보 공개를 위해 노력하고 있다.

열린재정은 중앙정부 재정정보를 통합적으로 제공하는 대표 플랫폼으로, 예산, 집행, 결산, 성과 등 재정 전 주기의 정보를 하나의 체계 내에서 조회할 수 있도록 구성되어 있다. 이용자는 사업, 부처, 정책 분야 등 다양한 기준을 활용하여 재정지출 구조를 확인할 수 있으며, 특정 사업의 예산 규모, 집행 실적 등을 시계열로 파악할 수 있다. 이

를 통해 개별 사업 수준을 넘어 정책 단위에서 재정 흐름을 종합적으로 이해할 수 있는 기반이 마련되어 있다.

또한 재정정보는 단순 수치 제공을 넘어 다양한 형태로 표현되고 있다. 주요 재정 지표와 재정지출 구조는 그래프 및 시각화 도구를 통해 제공되며, 이용자는 이를 통해 재정 규모, 구성, 변화 추이를 직관적으로 확인할 수 있다. 이러한 시각화 기능은 복잡한 재정정보를 이해하기 쉬운 형태로 전달함으로써 정보 접근성과 활용 편의성을 높이는 데 기여하고 있다.

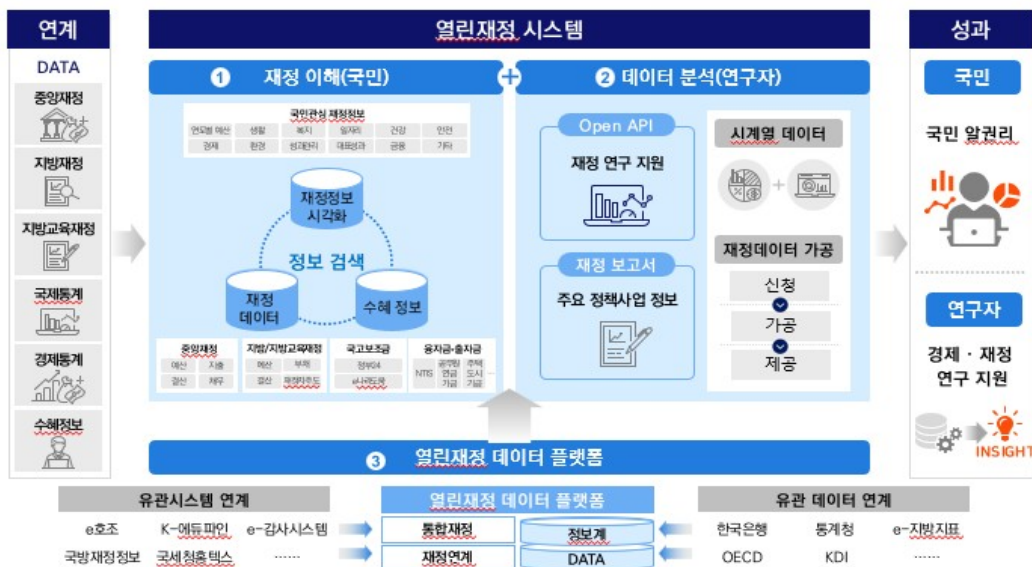
이와 함께 재정데이터는 개방형 데이터 형태로 제공되고 있으며, 이용자는 이를 다운로드하여 분석에 활용할 수 있다. 데이터는 일정 수준으로 구조화되어 제공되며, 재정통계와 원자료 간 연계가 가능하도록 구성되어 있다. 이러한 개방 구조는 정책 분석, 학술 연구, 민간 서비스 개발 등 다양한 영역에서 재정데이터 활용을 가능하게 하는 기반으로 작용한다.

재정정보 공개 범위 또한 지속적으로 확장되어 왔다. 총량 중심의 정보 제공에서 출발하여, 최근에는 사업 단위의 지출 내역과 성과 관련 정보 등 보다 구체적인 수준의 정보까지 포함하는 방향으로 발전하고 있다. 이에 따라 재정정보는 단순 통계 제공을 넘어 정책 단위의 비교와 분석이 가능한 형태로 고도화되고 있다.

현재의 재정정보 공개 체계는 다양한 재정자료를 통합적으로 제공하고, 이용자가 여러 기준을 조합하여 정보를 탐색할 수 있는 구조를 기반으로 운영되고 있다. 또한 동일한 재정정보를 표, 그래프, 데이터셋 등 다양한 방식으로 접근할 수 있도록 구성되어 있어, 이용 목적에 따라 정보 활용 방식의 선택이 가능하다.

이와 같은 구조는 재정정보를 개별 자료 단위가 아닌 상호 연계된 정보로 활용할 수 있는 기반을 형성하며, 이용자가 정보를 결합·비교하거나 다양한 관점에서 해석할 수 있는 환경을 제공한다. 이는 재정정보 활용이 다양한 방식으로 확장될 수 있는 여지를 형성하는 요소로 작용한다. 이에 따라 재정데이터 활용을 위한 여건도 점진적으로 확대되고 있는 상황이다.

[그림 2-3] 열린재정 개요



2. 해외 AI 적용 사례

공공부문에서의 인공지능(AI) 활용은 최근 행정 전반에서 확대되고 있으나, 재정 관리 분야에서는 기존 재정관리 체계를 전면적으로 대체하기보다 기존 기능을 보완 고도화하는 방식으로 제한적으로 적용되는 특징을 보인다. 경제협력개발기구(Organisation for Economic Co-operation and Development, 이하 OECD)는 공공재정관리(public financial management)에서의 AI 활용이 예측, 지출 분석, 집행 모니터링, 보고 자동화 등 다양한 영역에서 나타나고 있으나, 이는 기존 재정관리 체계를 “대체”하기보다 “강화”하는 방향으로 전개되고 있음을 지적하고 있다(OECD, 2024b; OECD, 2023b).

이러한 특징은 개별 국가의 사례에서도 일관되게 확인된다. 현재 확인 가능한 AI 활용은 재정관리 전 주기에 고르게 확산되어 있다기보다, 데이터가 축적되어 있고 반복적·분석집약적 성격이 강한 특정 기능 영역을 중심으로 먼저 적용되고 있다. 이는 AI 기술이 재정관리 전반을 일괄적으로 혁신하기보다는, 특정 기능 단위에서 점진적으로 도입되고 있음을 의미한다.

대표적으로 세정 분야에서는 대규모 데이터를 기반으로 위험을 선별하는 기능이 가장 먼저 발전하였다. 영국 국세청(HM Revenue & Customs, 이하 HMRC)은 납세 데이터 분석을 통해 위험도를 평가하고, 이를 바탕으로 세무조사 대상과 점검 우선순위를 결정하는 체계를 운영하고 있으며(HMRC, 2025a), 디지털 전환 과정에서도 AI 도구를 활용한 업무 효율화 방안을 제시하고 있다(HMRC, 2025b). 미국 국세청(Internal Revenue Service, 이하 IRS) 역시 기계학습(machine learning)을 활용하여 납세 데이터에서 이상 패턴을 식별하고 고위험 영역을 선별하는 기능을 수행하고 있으며(IRS, 2024), 기관 차원의 AI 거버넌스를 통해 이를 제도적으로 관리하고 있다(IRS, 2026). 이들 사례는 공통적으로 “대규모 데이터 기반 위험 선별 및 우선순위 설정”이라는 기능에 AI가 활용되고 있음을 보여준다. 이는 재정관리 전반에서도 반복적으로 등장하는 핵심 기능 유형으로, 특히 예산편성 단계의 유사·중복사업 탐지, 집행 단계의 이상지출 탐지 등과 직접적으로 연결될 수 있는 기능적 특성을 가진다.

재정집행 관리 영역에서는 이상탐지 기능이 중심으로 나타난다. 브라질 연방 내 부통제청(Controladoria-Geral da União, 이하 CGU) 데이터를 활용한 연구에서는 공공지출 데이터에 비지도학습 알고리즘을 적용하여 비정상적인 지출 패턴을 식별할 수 있음을 제시하였다(CGU, 2021). 또한 미국 연방 재정데이터를 활용한 연구에서도 다양한 이상탐지 기법을 적용할 경우 기존 감사 방식 대비 보다 정교한 위험 식별이 가능함이 확인되었다(Li et al., 2025). 이러한 사례는 재정집행 관리에서 AI가 사후 점검을 보완하는 사전적·상시적 모니터링 도구로 활용될 수 있음을 보여준다. 특히 기존의 규칙 기반 점검 방식이 사전에 정의된 기준에 의존하는 반면, 데이터 기반 이상탐지는 새로운 유형의 위험을 탐지할 수 있다는 점에서 기능적 확장성을 가진다. 이는 향후 집행 패턴 분석 및 조기경보 체계 구축과 직접적으로 연결될 수 있는 영역이다.

정책지원 및 의사결정 영역에서는 생성형 AI를 활용한 정보 처리 및 분석 지원 기능이 나타나고 있다. 인도네시아 재무부(Ministry of Finance of the Republic of Indonesia) 데이터를 기반으로 한 연구에서는 재정데이터와 법령 정보를 결합한 AI 시스템이 정책 질의응답에서 높은 정확도를 보이며 정책지원 도구로 활용될 가능성이 제시되었다(Febrian and Figueredo, 2024). 이 사례는 재정관리에서 AI가 단순 데이터 분석을 넘어 정책정보 해석 및 의사결정 보조 기능으로 확장될 수 있음을 보여준다. 다만 해당 사례는 연구 및 파일럿 단계에 해당하며, 실제 정책 적용을 위해서는 설

명 가능성, 책임성, 정책 적합성 확보가 필요하다는 점도 함께 제기된다(Fischer-Abaigar et al., 2023).

한편 재정정보 공개 분야에서는 AI의 직접적 활용 사례보다는 데이터 기반 공개 체계가 중심으로 발전하고 있다. 미국 재무부(U.S. Department of the Treasury)는 USAspending.gov를 통해 연방 재정지출 데이터를 공개하고 있으며(미국 재무부, 2026), 이는 재정정보를 구조화·시각화하여 제공하는 대표적 사례이다. 이러한 플랫폼은 현재 AI 기반 분석 기능을 직접 수행하는 것은 아니지만, 향후 자연어 질의응답, 자동 요약, 맞춤형 정보 제공 등 AI 기능이 결합될 수 있는 기반으로 작용할 수 있다. 즉, 재정정보 공개 영역에서는 AI 적용 자체보다 AI 적용을 위한 데이터·서비스 기반이 먼저 축적되고 있는 단계로 이해할 수 있다.

현재 재정관리 분야에서 확인되는 AI 활용 사례는 기능적 특징을 중심으로 나타나고 있다. 구체적으로는 대규모 데이터를 기반으로 위험을 선별하고 업무 우선순위를 설정하는 기능, 지출 데이터를 활용하여 이상 징후를 탐지하고 모니터링하는 기능, 정책 관련 정보를 분석하여 의사결정을 보조하는 기능, 그리고 재정정보를 구조화하여 제공함으로써 접근성과 활용성을 높이는 기능 등이 사례에서 공통적으로 관찰된다. 다만 이러한 기능들은 개별 사례에서 분산적으로 나타나고 있으며, 재정관리 전 주기에 걸쳐 통합적으로 운영되는 형태라기보다 특정 영역을 중심으로 부분적으로 적용되고 있는 것으로 확인된다.

3. 주요 AI 활용 기술

최근 인공지능(AI)은 데이터로부터 패턴을 학습하고 이를 기반으로 예측, 분류, 생성 등의 기능을 수행하는 기술군으로 이해되며, 특히 기계학습(machine learning)과 딥러닝(deep learning)의 발전을 통해 정형 데이터와 비정형 데이터를 통합적으로 처리할 수 있는 수준으로 고도화되고 있다(OECD, 2024b; IMF, 2024).

과거에는 규칙 기반(rule-based) 시스템이나 통계적 분석이 중심이었으며, 분석 과정에서 사람이 사전에 정의한 규칙이나 모형에 크게 의존하는 방식이 일반적이었다. 그러나 최근에는 데이터로부터 특징을 자동으로 학습하는 방식으로 분석 패러다임이

전환되면서, 데이터의 구조와 맥락을 반영한 보다 복잡한 관계의 학습과 추론이 가능해지고 있다(OECD, 2024b).

이러한 발전 과정에서 인공지능 기술은 학습 방식과 데이터 유형에 따라 구분될 수 있다. 지도학습(supervised learning)은 과거 데이터를 기반으로 결과를 예측하거나 분류하는 데 활용되며, 비지도학습(unsupervised learning)은 데이터의 구조를 분석하여 이상 패턴이나 잠재적 관계를 식별하는 데 활용된다. 또한 자연어 처리(Natural Language Processing, NLP)는 텍스트와 같은 비정형 데이터를 분석하는 기술로 발전해 왔으며, 최근에는 대규모 언어 모형(Large Language Model, LLM)을 기반으로 한 생성형 AI(generative AI)가 등장하면서 정보 생성, 요약, 질의응답 등 다양한 기능을 수행할 수 있는 수준으로 확장되고 있다(Bommasani et al., 2021; OECD, 2023b).

특히 생성형 AI는 범용적 문제 해결 능력을 갖춘 기초모형(foundation model)을 기반으로 다양한 과업에 적용될 수 있다는 점에서 기존의 분석 중심 인공지능과 구별되는 특징을 가진다(Bommasani et al., 2021). 이러한 기술은 정형 데이터와 비정형 데이터가 혼합된 재정데이터의 특성에도 부합하며, 정책정보 처리와 데이터 기반 분석 기능을 동시에 수행할 수 있는 기술적 기반으로 논의되고 있다(OECD, 2023b; IMF, 2024).

[Box] 주요 AI 기술 개요

■ 자연어처리

자연어처리(Natural Language Processing, NLP)는 텍스트 형태의 정보를 컴퓨터가 이해·분석할 수 있도록 하는 기술로, 문서의 의미 파악, 정보 추출, 질의 해석 등에 활용된다. 예를 들어 문장을 단어 단위로 분해하는 형태소 분석(tokenization), 문장에서 기관명·사업명 등 핵심 정보를 식별하는 개체명 인식(named entity recognition, NER), 사용자의 질의 목적을 분류하는 의도 분류(intent classification) 기법 등을 통해 비정형 재정정보를 구조화할 수 있다.

■ 사전학습 언어모델

사전학습 언어모델(Pre-trained Language Model, PLM)은 대규모 텍스트 데이터를 사전에 학습하여 문맥 기반 의미 이해가 가능한 모델로, 정책문서 간 의미 비교나 질의 해석 등에 활용된다. 대표적으로 트랜스포머(transformer) 구조를 기반으로 문장 내 단어 간 관계를 동시에 학습하며, BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)와 같은 모델을 통해 문맥을 반영한 양방향 언어 이해가 가능하다.

■ 문장 임베딩

문장 임베딩(sentence embedding)은 문장을 수치 벡터(vector)로 변환하여 의미를 정량적으로 표현하는 기법으로, 문장 간 의미적 유사성을 비교하는 데 활용된다. 텍스트를 고차원 벡터 공간에 매핑하여 의미가 유사한 문장은 가까운 위치에 배치되도록 하는 방식이다.

■ 유사도 측정

유사도 측정(similarity measure)은 벡터로 변환된 데이터 간 유사성을 수치로 계산하는 방법으로, 문서 또는 사업 간 의미적 유사도를 판단하는 데 활용된다. 대표적으로 두 벡터 간 각도를 기준으로 유사성을 측정하는 코사인 유사도(cosine similarity)나 두 점 간 거리를 계산하는 유클리드 거리(Euclidean distance) 등이 사용된다.

■ 군집화

군집화(clustering)는 유사한 특성을 가진 데이터를 자동으로 그룹화하여 유형별로 구분하는 기법으로, 사업 유형 분류나 집행 패턴 분석에 활용된다. 예를 들어 중심점을 기준으로 데이터를 분할하는 K-평균(K-means), 데이터 간 거리 기반으로 단계적으로 묶는 계층적 군집화(hierarchical clustering), 밀집된 영역을 중심으로 군집을 형성하는 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 등이 활용된다.

■ 그래프 기반 분석

그래프 기반 분석(graph-based analysis)은 데이터 간 관계를 노드(node)와 연결(edge) 구조로 표현하여 분석하는 방식으로, 정책 간 구조적 관계를 파악하는 데 활용된다. 네트워크 내에서 중요한 요소를 식별하는 중심성 분석(centrality analysis)이나 전체 연결 구조를 분석하는 네트워크 분석(network analysis) 기법이 사용된다.

■ 지식 그래프

지식 그래프(knowledge graph)는 개체와 그 관계를 구조화하여 저장하는 그래프 기반 데이터 모델로, 복잡한 정책 구조를 통합적으로 표현할 수 있다. 명시되지 않은 관계를 추정하는 관계 추론(relational inference)이나 잠재적 연결을 예측하는 링크 예측(link prediction) 기법을 통해 정책 간 숨겨진 연계성을 분석할 수 있다.

■ 시계열 분석

시계열 분석(time series analysis)은 시간의 흐름에 따라 변화하는 데이터를 분석하여 추세와 패턴을 파악하는 기법으로, 재정 집행 흐름 분석에 활용된다. 단기 변동을 완화하는 이동평균(moving average), 데이터를 추세·계절·불규칙 요소로 분해하는 계절성 분해(seasonal decomposition), 과거 데이터를 기반으로 미래 값을 예측하는 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형 등이 대표적으로 사용된다.

■ 이상 탐지

이상 탐지(anomaly detection)는 정상적인 패턴에서 벗어나는 데이터를 식별하는 기술로, 비정상적 재정 집행이나 오류 패턴 탐지에 활용된다. 평균 대비 편차를 기준으로 판단하는 z-점수

(z-score), 사분위 범위를 활용하는 IQR(Interquartile Range), 데이터 분리를 기반으로 이상치를 탐지하는 아이솔레이션 포레스트(isolation forest) 등이 활용된다.

■ 머신러닝

머신러닝(machine learning)은 데이터를 기반으로 패턴을 학습하여 예측·분류를 수행하는 기술로, 다양한 재정관리 분석 기능의 기반이 된다. 정답이 있는 데이터를 학습하는 지도학습(supervised learning)과 데이터의 구조를 스스로 파악하는 비지도학습(unsupervised learning) 방식이 대표적이다.

■ 검색 증강 생성

검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG)은 외부 데이터 검색 결과를 기반으로 언어모델이 응답을 생성하는 방식으로, 답변의 정확성과 신뢰성을 높이는 기술이다. 벡터 기반 검색(vector retrieval)과 생성 모델을 결합하여, 실제 데이터에 근거한 응답을 생성한다.

■ 대규모 언어모델

대규모 언어모델(Large Language Model, LLM)은 대량의 텍스트 데이터를 학습하여 자연어 이해 및 생성이 가능한 모델로, 질의응답, 요약, 설명 생성 등에 활용된다. 트랜스포머(Transformer) 기반 생성 구조를 활용하여 입력된 질문에 따라 자연스러운 문장을 생성한다.

■ 시맨틱 검색

시맨틱 검색(semantic search)은 키워드가 아닌 의미 기반으로 정보를 검색하는 방식으로, 유사한 의미의 문서를 탐색하는 데 활용된다. 문장을 벡터로 변환한 후 벡터 간 유사도를 기반으로 검색하는 임베딩 기반 벡터 검색(vector search) 방식이 사용된다.

■ Text-to-SQL

텍스트-투-SQL(Text-to-SQL)은 자연어 질의를 데이터베이스 질의(SQL)로 변환하는 기술로, 사용자가 직접 쿼리를 작성하지 않아도 데이터 분석이 가능하도록 지원한다. 대규모 언어모델을 활용하여 자연어를 SQL로 변환하고 데이터베이스 구조와 연결하는 스키마 연결(schema linking) 기법이 활용된다.

■ 설명 생성

설명 생성(narrative generation)은 데이터 분석 결과를 사람이 이해할 수 있는 문장 형태로 자동 생성하는 기술이다. 대규모 언어모델을 활용하여 분석 결과를 자연어로 해석하고 설명하는 방식으로 구현된다.

Ⅲ. AI 적용 검토 방향

앞서 살펴본 바와 같이, 재정관리 분야에서는 다양한 AI 기술이 존재하며 일부 영역에서는 제한적인 활용 사례가 확인되고 있다. 다만 현재까지의 AI 활용은 특정 기능 단위에서 부분적으로 이루어지고 있으며, 재정운용 전 과정에 걸쳐 체계적으로 적용되고 있다고 보기는 어려운 상황이다.

이에 따라 재정관리 분야에서의 AI 적용은 새로운 재정관리 방식 자체를 도입하기 보다는, 기존 재정업무 수행 과정에서 발생하는 비효율성을 보완하고 현재의 기능을 고도화하는 방향으로 접근할 필요가 있다.

OECD(2024b)는 이러한 관점에서 AI 기술이 재정관리 기법을 근본적으로 변화 시키기보다는 기존 재정관리 체계에 적용되는 방식으로 활용되고 있음을 지적하며, 이를 거시경제 및 거시재정 예측, 지출 결정 지원, 예산 계획 및 모니터링, 재무관리의 네 가지 영역으로 구분하여 설명하고 있다.

본 장에서는 이러한 관점을 바탕으로 재정과정 단계별로 업무 수행 과정에서 나타나는 주요 비효율성과 한계를 검토하고, 이를 보완하기 위한 AI 적용 가능 지점을 도출한다.

1. 예산과정의 단계별 문제점

이번 절에서는 재정관리에 AI 기술 적용이 가능한 영역을 효율적으로 발견하기 위해 재정사업의 추진과정에서 발생하는 비효율성을 예산과정에서 방안을 모색하였다. 흔히 재정사업의 재정사업의 예산과정은 예산의 편성, 예산 심의, 집행, 결산 등의 순서로 이어지며, 재정사업의 성과를 분석하는 성과관리도 병행된다. 현행 재정 프로세스는 각 단계마다 구조적인 비효율과 정보의 사각지대를 내포하고 있으며, 이는 재정사업의 목표 달성에 따른 효용을 저감시킬 수 있으며, 막대한 재원의 비효율적 사용으로 연결된다.

예산과정의 문제점을 지적한 연구는 일찍이 김선구(1999), 윤영진(1999), 조영만(2009) 등 오래전부터 연구되어 왔고, 박노옥·오영민·이보화(2013)은 재정사업의 비

효율성 유형을 체계적으로 정리하여 보고하고 있다. 윤영진(1999), 김선구(1999)는 발생원인을 정치적 요인, 공직자의 요인, 제도적 요인으로 구분해 특징을 정리하고 있다.

대통령 인수위원회(2008)는 5년간 감사원 감사에서 지적되어 온 주요 예산낭비 사례를 근거로 관련 사업기능을 기준으로 10대 비효율적 사업유형을 다음과 같이 분류하고 있다.

- ① 사업 타당성 검토 잘못으로 인한 예산낭비
- ② 중복 또는 과잉 투자로 인한 예산낭비
- ③ 계약 및 공사 관리 잘못으로 인한 예산낭비
- ④ 예산 목적 외 사용 및 불요불급한 집행으로 인한 예산낭비
- ⑤ 국고보조금 및 출연금 관리 잘못으로 인한 예산낭비
- ⑥ 기금관리 잘못으로 인한 예산낭비
- ⑦ 선심성, 과시성 행사 등으로 인한 예산낭비
- ⑧ 불합리한 제도로 인한 예산낭비
- ⑨ 국 공유 재산 등의 소극적 관리로 인한 수입증대 기회 상실
- ⑩ 공무원의 도덕적 해이 및 부정으로 인한 예산낭비

박노욱·오영민·이보화(2013)는 기존의 연구결과를 사업 단계별로 유형화하여 비효율성이 발생하는 특징을 정리한 내용은 아래와 같다. 우선 예산편성 단계에서는 ① 우선순위가 낮은 사업의 결정(정치적인 결정), ② 사전조사와 상반되거나 결과를 무시한 예산편성, ③ 중복투자나 유사한 사업결정, ④ 잘못된 사전조사로 인한 과다예산 편성, ⑤ 입법화 전 사업결정 및 예산편성, ⑥ 수요/비용 예측 및 사업타당성 조사 미실시 등의 비효율성이 발생한다. 예산집행단계에서는 ① 사업목적과 취지에서 벗어난 예산 집행, ② 연말 집중집행, 느장집행, ③ 예산집행점검 및 관리 부실/주민반대 및 반발로 인한 사업집행 지체, ④ 과다 및 낭비적인 지출, 구매 및 계약 비리, ⑤ 잦은 사업계획 변경으로 인한 예산낭비, ⑥ 과도한 예산의 전용, 만성적인 이월, 법규위반 집행 등의 비효율성이 발생한다. 사업평가 및 결산 단계에서는 ① 부실한 성과관리, 부정확한 사업평가나 성과측정, ② 평가결과의 왜곡/성과평가, 관리, 환류제도의 미비 등으로 인한 비효율성이 발생한다.

[표 3-1]은 박노옥·오영민·이보화(2013)의 예산 단계별 비효율성 사례와 한세역(2022)의 비효율성 원인을 종합적으로 재정리한 것이다.

[표 3-1] 예산 단계별 비효율성 및 원인

구분	비효율성 사례	주요 원인
예산 편성 단계	• 우선순위가 낮은 사업의 결정/정치적인 결정 • 사전조사와 상반되거나 결과를 무시한 예산 편성 • 중복투자나 유사한 사업결정 • 잘못된 사전조사로 인한 과다예산 편성 • 입법화 전 사업결정 및 예산편성 • 수요/비용 예측 및 사업타당성 조사 미 실시	• 수요조사 등 사전조사 부족 - 정확하지 않은 수요 및 비용추계 - 적절하지 못한 사업타당성 조사 • 우선순위가 낮은 사업 선정 • 미집행 사업에 대한 우선순위 예산편성 • 비합리적 예산편성 • 투자 및 사업의 중복성 • 적절한 이월규모 고려하지 못함 • 세입예산 추계의 오차 - 특별회계의 세입예산 과소 추계 - 정확하지 않은 사업예산 추계 • 입법화가 이루어지지 않은 상황의 예산편성
예산 집행	• 사업목적과 취지에서 벗어난 예산집행 • 연말 집중집행, 낙장집행 • 예산집행점검 및 관리 부실/주민반대 및 반발로 인한 사업집행 지체 • 과다 및 낭비적인 지출/구매 및 계약 비리 • 잦은 사업계획 변경으로 인한 예산낭비 • 과도한 예산의 전용/만성적인 이월/법규위반 집행	• 당초 목적 이외의 집행 - 편성된 예산과 상이한 목적의 집행 - 과도한 이월 또는 전용 - 집행 중 계획변경 • 비효과적 집행 - 연말 집중집행, 낙장 집행, 행정지연 - 당초 기대나 목적에 부합하지 못하는 집행 - 중앙정부 관련 집행이 미미한 경우 - 예산절감이 가능함에도 과다하게 지출 • 법령을 위반한 집행 • 예산의 만성적 이월
사업 평가 및 결산	• 부실한 성과관리/부정확한 사업평가나 성과 측정 • 평가결과의 왜곡/성과평가, 관리, 환류제도의 미비	-

자료: 박노옥·오영민·이보화(2013), 한세역(2022) 내용을 종합 정리해 재작성.

예산단계별 비효율성 검토 결과 예산 단계별 주요 원인을 정리하였다. 예산편성 단계에서의 비효율성은 정확한 재정수요를 파악하고, 사업의 중복성을 피함으로써 상당 부분 개선 가능하다. 부정확한 수요 및 비용추계로 발생하는 사업타당성 조사의 비효율성 문제나 유사한 유형의 사업을 확인하지 못한 채 편성하는 비효율성 등의 원인

이 된다. 또한 우선순위가 낮은 사업이 선정되는 등의 문제도 발생할 수 있다. 투자 및 사업의 중복성도 정확한 사업별 수요 예측에 실패했을 가능성이 있다. 세입과 관련하여서는 추계의 오차가 대표적인 원인으로 특별회계의 세입예산 과소 추계하거나, 정확하지 않은 사업예산을 편성하는 데 원인이 있다. 집행단계에서는 목적 외 집행을 방지하고, 절감 가능 예산임에도 과도하게 지출하는 등을 줄임으로써 효율성 개선이 가능하다. 과도한 이월·전용, 집행 중 계획 변경, 만성적 연말 집중집행, 예산절감이 가능함에도 과도하게 지출하는 경우 등이 주요 원인이다. 마지막으로 성과평가에서는 평가의 정확성을 높이는 관리의 영역과 예산편성에 반영하는 환류 작용을 개선해 비효율성을 완화할 수 있을 것으로 기대된다.

2. AI 기술 적용 목표 및 제안 과제

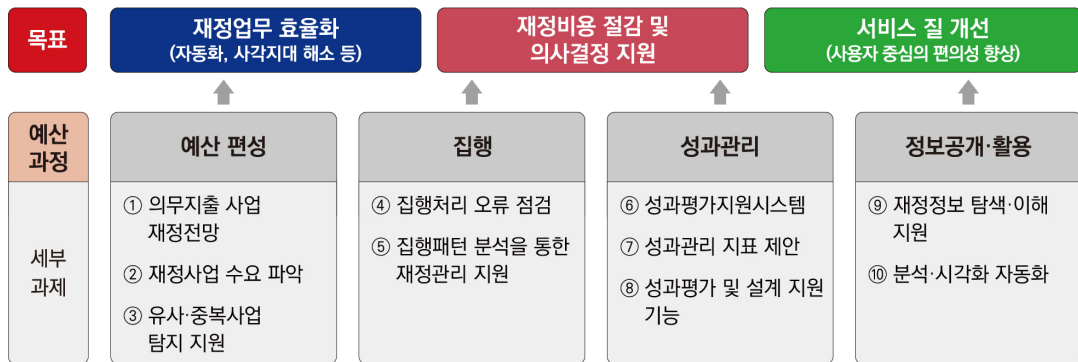
3장의 1절에서는 예산 단계별로 비효율성이 발생하는 사례와 주요 원인을 검토하였고, 2절에서는 재정관리 관점에서 AI 기술을 도입할 수 있는 과제를 도출하고자 한다. 과제 도출 전략은 재정관리 목표에 대응할 수 있는 세부과제를 예산과정에 대응하여 제안하고자 한다.

재정관리 목표는 첫째, 재정업무 효율화이다. 재정업무는 대표적으로 dBrain⁺를 비롯해 각 부처별·사업별 업무 시스템 안에서 이루어진다. 반복적인 업무는 자동화 기능을 통해 업무량 절감 또는 업무 시간 효율성을 달성하는데 목표를 두었다. 또한 그동안 발견하지 못한 재정수요 사각지대를 발굴하는 업무 효율화도 주요 목표이다. 두 번째 목표는 재정비용 절감 및 의사결정 지원이다. 시스템을 통해 자동화되는 기능들은 업무담당자의 행정비용을 줄일 수 있고, 더 효율적인 자원 배분을 가능케 할 수도 있을 것이다. 또한, AI 기능을 통한 사업관리는 사업 담당자 및 관리자에게 새로운 아이디어를 제공하는 영감을 줄 수 있다. 궁극적으로는 과제를 통한 재정사업 추진과정에서의 의사결정을 지원하도록 하는데 목표를 두었다. 세 번째 목표는 서비스의 질을 개선하는 것이다. 각종 재정관리시스템의 고객은 주로 공무원 즉 사업담당자이며, 대민 공개시스템의 경우는 불특정 국민이다. 사용자 편의를 염두에 둔 서비스의 제공이 중요한 이유이다.

본 연구에서는 예산과정을 구분해 총 10개의 핵심과제를 제안한다. 예산편성단계에서 제안하는 과제는 ①의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능, ②정확한 재정 수요 파악 기능, ③유사중복 사업 탐지 지원 등이다. 예산 집행단계에서의 효율화 지원 과제로는 ④dBrain⁺ 지출 건별 오류 검증 기능, ⑤집행패턴 분석을 통한 재정관리 지원 기능을 제안한다. 재정사업 성과관리 지원 과제로는 ⑥성과평가 AI 지원 시스템, ⑦성과평가 지표 제안 기능, ⑧성과평가 및 설계 지원 기능이다. 마지막으로 정보공개 및 활용 관점에서는 ⑨재정정보 탐색·이해 지원 기능과 ⑩분석·시각화 자동화 기능에 활용하는 방안을 제안하였다.

이후 4장에서는 제안한 AI 기술 적용 과제에 대한 상세 내용으로 구성하였다.

[그림 3-1] AI 기술 적용 목표 및 제안 과제



IV. 재정관리 관점의 AI 기술 적용 과제

1. 예산편성 단계 적용 과제

가. 의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능

1) 검토 배경

장기적으로 국가 재정운용에 있어 가장 큰 위협 요인은 법령으로 지급 의무가 규정된 경직성 비용의 폭발적인 증가세를 보인다는 것이다. 「2025-2029 국가재정운용계획」을 살펴보면, 당장 2025년도 본예산을 기준으로 복지나 공적 연금 부문이 차지하는 비중이 과반인 51.7%에 달한다. 나아가 심화되는 저출생 및 고령화의 구조적 충격으로 인하여, 국내총생산(GDP) 대비 의무지출 비율은 2065년경 23.3%까지 상승하고, 전체 지출 대비 비중은 67.1%까지 확대될 것으로 전망된다.

[표 4-1] 장기 재정지출 전망(기준선)

(단위: GDP 대비 %, %)

구분	2025	2035	2045	2055	2065
총지출	26.5	28.0	30.6	32.7	34.7
의무지출	13.7 (51.7)	16.5 (58.9)	19.1 (62.4)	21.2 (64.8)	23.3 (67.1)
재량지출	12.8 (48.3)	11.5 (41.1)	11.5 (37.6)	11.5 (35.2)	11.4 (32.9)

주: () 안의 수치는 총지출 대비 비중을 의미하며, 자료를 활용해 저자 계산.

자료: 기획재정부(2025), 「2065 장기재정전망」, 「2025-2029 국가재정운용계획」.

다행스러운 점은 정책 당국의 재량권이 작용하는 일반 투자 예산과 달리, 수급 요건과 지급액이 법제화된 지출 영역은 장기 소요액의 선제적 파악이 상대적으로 수월할 수 있다는 것이다. 가령 공적 연금의 경우 가입자의 과거 납부 이력을 비롯해 연령대별 인구 통계를 종합하면, 급격한 제도 개편이 부재하다는 가정하에 매우 정교한 미래 추산이 가능하다. 일반 복지 정책 역시 혜택을 받는 연령층의 인구 변화 추이와 미래 예상

물가 상승분을 단위 지원금액에 결합하여 전체 소요 자금을 미리 계산할 수도 있다. 출생, 사망, 이주 등 인구학적 변동성에 따른 미세한 오차 범위는 존재하겠으나, 전체적인 거시 지출의 궤적은 변수가 편차가 적은 편이므로 정부의 선제적 대응이 가능한 영역으로 보인다. 따라서 예산 편성 및 총량 관리를 전담하는 부서가 선제적인 정책 모의 실험을 수행하고 중장기 재정 여력을 점검할 수 있는 인공지능 기반 시뮬레이터의 도입이 요구된다.

2) 주요 내용

이 과제의 핵심은 기획예산처 예산실 소속 실무진 및 재정전망을 담당하는 분석 부서원이 다각적인 정책 모의실험을 수행할 수 있는 시뮬레이션 시스템을 구축하는 데 있다. 해당 시스템은 수십 년간 축적된 재정사업의 예산 산출 내역과 거시경제 지표, 그리고 통계청의 장래인구추계 등 방대한 정형 데이터를 기계학습(machine learning) 알고리즘으로 분석하여, 향후 발생할 법정 지출 수요를 높은 정확도로 연산하는 기능을 수행한다.

다만, 모든 사업을 대상으로 수행하는데는 무리가 있어 우선 의무지출 사업을 대상으로 분석하는 게 효율적이다. 의무지출 사업의 예산은 2025년 본예산 기준으로 365.0조원으로 총지출의 54.2%를 차지하고 있는데, 세부사업 수는 156개로 전체 9,013개 사업 중 1.7%를 차지한다. 즉 1.7%의 세부사업만 예측할 수 있다면, 전체 예산 비중의 절반 넘게 예측할 수 있음을 의미한다.

[표 4-2] 의무 재량지출 현황: 2025년 본예산 기준

(단위: 개, 조 원)

구분	세부사업 수		본예산	
		비중		비중
의무지출	156	1.7	365.0	54.2
경직성지출	2,649	29.4	95.6	14.2
기타재량지출	6,208	68.9	212.7	31.6
합계	9,013	100.0	673.3	100.0

자료: 디지털예산회계시스템.

[표 4-3] 의무지출 사업 목록: 2025년 예산안 기준

(단위: 억 원)

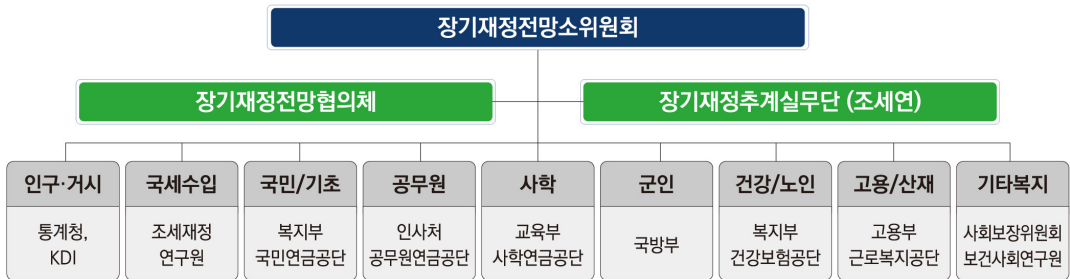
구분	'25년	'26년	'27년	'28년	'29년
① 복지분야 법정지출	1,818,110	1,964,735	2,111,749	2,241,368	2,369,669
○ 기초생보	204,268	224,665	237,003	255,488	262,690
- 생계급여	84,900	91,727	95,373	104,621	107,421
- 의료급여	86,882	98,400	105,002	112,010	115,694
- 주거급여	30,368	32,309	34,363	36,553	37,233
- 교육·해산장제	2,118	2,229	2,265	2,304	2,342
○ 건강보험	136,287	137,911	145,133	151,185	155,858
- 가입자지원(일반)	106,211	107,820	114,278	119,766	123,787
- 가입자지원(기금)	19,882	19,351	19,470	19,488	19,710
- 공무원·교직원·국가부담금	10,194	10,740	11,385	11,931	12,361
○ 4대 연금	854,414	939,334	1,028,057	1,091,940	1,179,891
- 국민연금	484,133	545,085	600,273	628,663	683,068
- 공무원연금	268,616	286,455	313,517	342,027	368,320
- 사학연금	57,847	60,699	65,265	69,901	74,709
- 군인연금	43,819	47,095	49,003	51,349	53,793
○ 노인부문	243,376	259,476	276,764	297,814	309,610
- 기초연금	218,146	233,627	250,399	270,921	282,229
- 노인장기요양보험	25,230	25,849	26,366	26,893	27,381
○ 아동·보육부문	40,941	48,547	50,391	52,860	54,667
- 아동수당 지급	19,588	24,822	26,633	29,217	30,151
- 부모급여(영아수당) 지원	21,353	23,726	23,758	23,643	24,516
○ 고용·노동부문	241,186	252,152	265,951	278,170	290,672
- 구직급여	109,171	115,376	120,006	124,806	129,797
- 모성보호육아지원	40,225	40,728	41,542	42,374	43,221
- 산재보험급여	80,043	81,463	88,348	94,335	100,360
- 기타	11,747	14,585	16,054	16,656	17,294
○ 보훈부문	54,529	56,264	56,399	57,252	58,110
- 보상금	35,628	37,175	37,547	38,298	39,064
- 참전명예수당 등 수당	11,177	10,511	10,289	10,270	10,251
- 보훈·위탁병원 진료 등	7,724	8,578	8,563	8,685	8,795
○ 기타	43,109	46,385	52,051	56,658	58,171
② 지방이전재원	1,424,252	1,449,075	1,545,476	1,645,137	1,733,334
○ 지방교부세	670,385	693,459	737,495	796,818	840,444
○ 지방교육재정교부금	722,794	716,742	771,130	814,391	858,962
○ 기타	31,073	38,875	36,852	33,928	33,928
③ 이자지출	293,821	336,108	359,887	387,549	415,765
○ 공공자금관리기금	249,644	291,639	317,303	343,425	371,037
○ 주택도시기금	16,887	16,867	14,780	16,318	16,879
○ 기타	27,289	27,603	27,804	27,806	27,849
④ 기타 의무지출	113,998	129,732	134,005	139,048	138,426
○ 공익기능증진직불금	29,536	29,699	33,806	35,141	36,642
○ 유엔 PKO예산분담금 납부	2,168	1,777	1,795	1,813	1,831
○ 기타	82,294	98,255	98,404	102,094	99,953

자료: 기획재정부(2025), 「2025-2029 국가재정운용계획」.

구체적으로 사용자는 시스템 내에서 다양한 정책 매개변수를 조작하여 다차원적인 시나리오 분석을 진행할 수 있도록 설계해야한다. 예를 들어 특정 복지 제도의 수혜 대상 연령을 하향 조정하거나, 소득분위 기준을 변경할 경우, 혹은 1인당 지급 단가를 예상 물가상승률 이상으로 인상할 경우 전체 사업비 변화를 실시간으로 시각화하여 확인할 수 있다.

기존에는 각 연금, 사회보험 추계기관에서 수행한 모형에 의존하여 장기간 소요되던 추계 작업을, AI가 제반 변수 간의 복잡한 상관관계를 반영한 동적 모형(dynamic modeling)으로 전환함으로써 상대적으로 단기간에 다양한 대안 시나리오를 검증하는데 장점이 있다. 지난 2025~2065년 장기재정전망 추진체계는 많은 기관에서 8개 연금 및 사회보험 관련 기관을 포함해 16개 기관이 참여하여 각 연금, 보험별 재정추계를 엄격하게 수행한데 비해서는 상대적으로 정확성이 부족할 수도 있다. 다만, 수 십년간 축적해온 예산안 편성과과정에서의 행정자료를 적극 활용한다면 정합성을 더욱 높일 수 있을 것으로 기대한다.

[그림 4-1] 2025~2065년 장기재정전망 추진체계

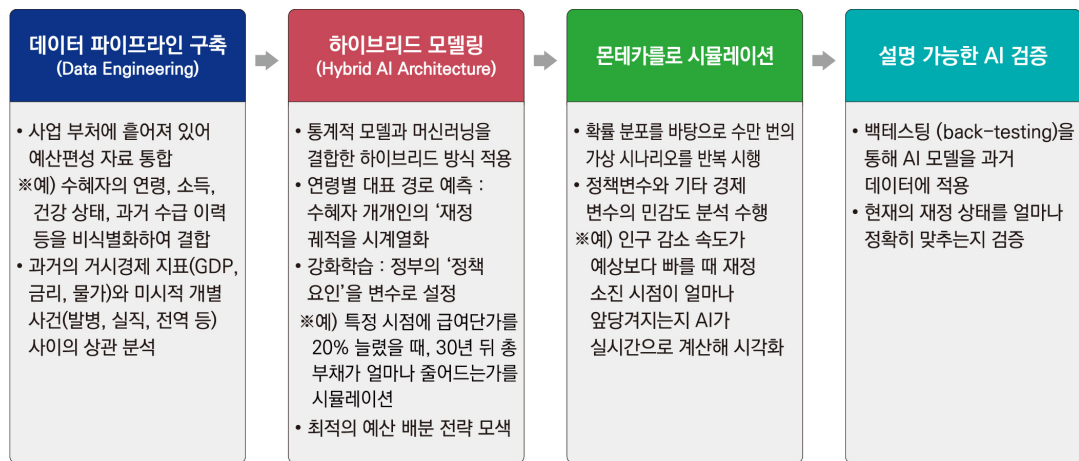


자료: 기획재정부(2025), ‘2065 장기재정전망’, 「2025-2029 국가재정운용계획」.

의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능 수립 단계는 다음과 같다. 우선 데이터 구축 단계로 시작한다. 사업부처와 예산실 등 예산편성자료를 통합하고, 사업별 수혜자 정보(연령, 소득, 건강상태 등)를 수집한다. 이때 거시경제 지표(GDP, 금리, 물가 등)도 구축하여 상관관계 분석을 먼저 수행한다. 두번째 단계에서는 기존의 통계적 모델과 머신러닝을 결합한 하이브리드 방식으로 분석 모형(Hybrid AI Architecture)을 구축한다. 연령별 대표 경로를 예측하고, 재정 궤적(path)을 시계열화 한다. 강화학습을 통해 정부의 정책변수가 개인에게 어떻게 반응하는지를 모형으로 적용한다. 이때까

지의 모형으로 단순하게는 정책으로 인한 재정변화를 측정할 수 있고, 최적 예산 배분 전략을 모색하는데 활용할 수 있다. 세번째 단계에서는 확률 분포를 바탕으로 가상 시나리오를 반복해 정책변수의 민감도 분석을 수행해 예측 오차를 최소화한다. 관심 정책변수 이외에도 인구 변화, 경제성장률, 물가 상승률 등의 여타 거시 변수 변화로 인한 결과를 시각화하여 비교한다. 마지막으로 모형의 정합성 검증단계로 설명 가능성을 과거 데이터를 통해 확인(back-testing)한다.

[그림 4-2] 의무지출 사업의 재정전망, 시뮬레이션 기능 수립 단계(예시)

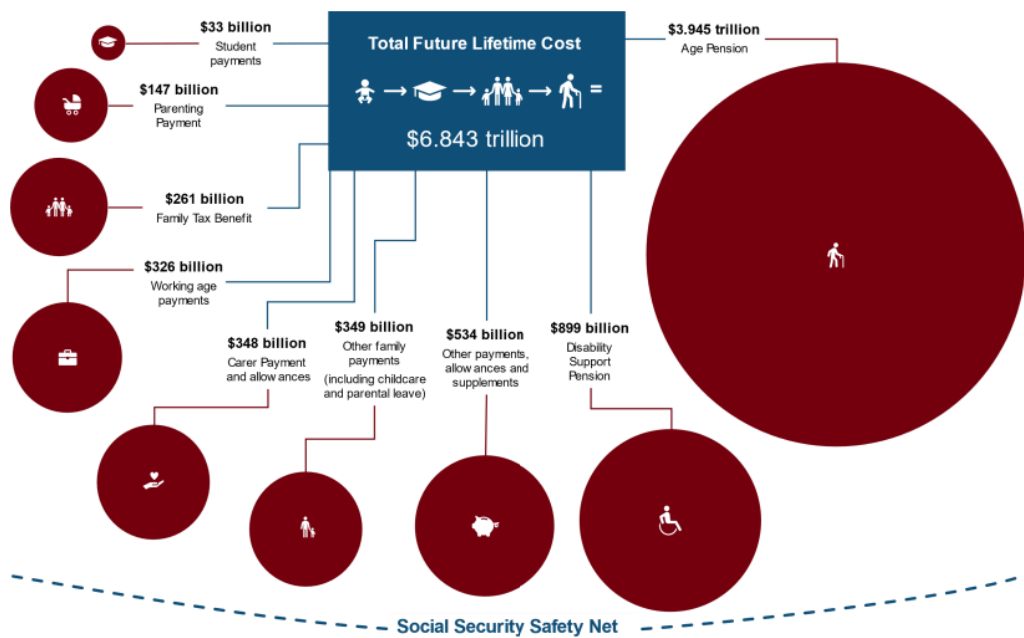


유사사례로, 호주 재향군인부(Department of Veteran's Affairs)에서는 우선순 위 투자 접근법-재향군인(Priority Investment Approach for Veterans; 이하 PIA-V) 모형으로 수혜자의 재정 궤적을 시뮬레이션(연간 재정지출, 평생 수혜 기간 등)을 제공하고 있다. PIA-V는 원래 뉴질랜드의 복지 모델(social investment approach)에서 영감을 받아 도입한 기능으로 생애 비용(lifetime cost)을 산출하는데 활용하고 있다. PIA-V는 특정 집단이나 개인이 평생 국가로부터 받게 될 지원금이 총 얼마인가를 계산할 수 있어 장기적인 재정 부채를 파악하고, 초기 개입(early intervention)을 통해 수혜자의 삶의 질을 높임과 동시에 장기적인 국가 재정 부담을 줄이는 역할을 한다. 이 모형을 통해서는 미래 비용 추정 시 각 그룹이 현재의 지원 체계 아래 머물 경우, 50~60년 뒤까지 발생할 의료비, 연금, 재활 비용을 확률적으로 계산한다.

PIA-V를 통한 정책 모의실험은 이 정밀한 모의실험 결과는 다음과 같은 정책 결

정에 직접 활용된다. 예를 들어, 생애 비용이 급격히 상승할 것으로 예측되는 집단을 사전에 찾아내 선제적 투자로 전기간 연금지출을 효율적으로 관리하는 등 활용도가 높은 것으로 판단된다.

[그림 4-3] 호주 PIA-V 활용 총 미래 생애비용 추계



자료: Australian Government(2025).

3) 기대효과

이러한 AI 시뮬레이션 기능이 실무에 안착하게 되면, 미래 세대에게 막대한 부담으로 작용할 수 있는 잠재적 재정 위험을 사전에 인지하고 국가 채무의 지속가능성을 확보하는 기제로 작용할 것으로 기대된다. 새롭게 정책을 입안하거나 기존 제도의 뼈대를 재설계하는 과정에서 수반되는 막대한 미래 비용을 신속하게 추계할 수 있으므로, 예상치 못한 재정 충격을 최소화하고 한정된 재원을 가장 시급한 곳에 배분하는 최적의 예산 편성안을 도출할 수 있다.

특히, 정책의 타당성을 사전에 철저히 검증함으로써 국가 재정 운용의 고질적인 문제인 대규모 예산 이월 및 불용 사태를 선제적으로 방지하여 재정 집행의 실효성을 극대화할 수 있다. 향후 이러한 지능형 시뮬레이션 기능이 차세대 예산회계시스템

(dBrain⁺) 등 기존의 디지털 재정 인프라와 유기적으로 결합하여 고도화된다면, 데이터 기반의 스마트한 재정 운용이라는 측면에서 국제적인 모범 사례로 자리매김할 수 있을 것이다.

나. 재정사업 수요 파악 기능

1) 검토 배경

국가 예산이 투입되는 각종 공공 프로젝트의 궁극적인 성공·실패는 해당 사업을 둘러싼 잠재적 수혜자들의 실질적인 요구 수준을 얼마나 정확히 짚어내느냐에 달려 있다. 전통적인 방식의 대규모 토목 공사와 같은 하드웨어 중심 투자는 거시 경제 지표나 인구 이동 추이 등을 종합하여 관련 지표변동에 따라 비교적 유사한 소요 자금 추산이 가능했다. 예를 들어 비용적인 측면에서 건설사업 단가는 물가변동에 따라 다를 수 있으나 적절한 표준 건설단가를 미리 설정해 전체적인 재정사업 규모는 예측이 가능하다.

그러나 현대 복지 국가에서 비중이 급증하고 있는 무형의 대국민 서비스나 특정 지역 밀착형 지원 정책 등은 예산을 편성하는 초기 단계에서 체감 수요를 가늠하기가 현실적으로 쉽지 않다. 설문조사나 공청회는 물리적인 시간과 비용의 한계가 명확하며, 설문조사 표본의 대표성마저 담보하기 어렵다. 이러한 수요 예측의 구조적 실패는 때때로 과다 계상에 따른 막대한 재원의 사장되거나 예산 불용으로 직결되어 국가 재정 운용의 효율성을 심각하게 저해한다. 특히나 시간이 오래 걸리고, 대규모 예산이 투입되는 도로 건설사업과 같은 경우 예상 통행량 즉 예상 수요를 정확하게 예측해야지만, 공사가 완성된 이후에 실제 운영에 따른 편익과 예상편익의 차이를 최소화할 수 있다. 실제편익보다 예상편익이 크다면 이는 예산의 비효율적 편성을 의미하기 때문이다.

따라서 예산 기획 초기부터 국민의 생생한 목소리가 투영되는 다양한 디지털 플랫폼을 분석하여 사업의 타당성을 입증하는 인공지능 기반의 선제적 접근법이 그 어느 때보다 절실하다.

2) 주요 내용

제안하는 기본적인 혁신 방안은 재정 당국 및 각 부처 실무진이 신규 서비스나 투자안의 적정성을 객관적으로 교차 검증할 수 있는 ‘지능형 수요 분석 시스템’을 구축하

는 데 있다. 이는 포털 사이트의 뉴스 댓글, 블로그, 소셜 네트워킹 서비스, 그리고 국민 신문고 등 광범위한 디지털 채널에서 매일 생성되는 비정형 텍스트 데이터를 실시간으로 수집한다. 이후 자연어 처리(NLP)와 감성 분석 알고리즘을 적용하여 특정 현안에 대한 대중의 긍·부정 여론과 관심도의 변화 추이를 다각도에서 진단함으로써, 해당 사업에 대한 수요 강도(intensity of demand)를 과학적으로 증명하는 대리 변수를 도출해 낸다.

수요 강도는 개념적으로 AI가 산출하는 지역별, 사업별 수요 정도를 지수화하는 것으로 위치기반 지역정보와 주요 언급 지역의 텍스트 다중 분석을 수행해 산출한다. 기존의 텍스트 중심 분석이 지니는 지역적 불명확성을 극복하기 위해, 위치정보시스템(LBS)과 연계된 공간-텍스트 다중(modal) 수요 예측 모형을 선도적으로 모색할 필요가 있다. 이는 AI가 소셜 데이터나 민원 텍스트를 분석할 때 해당 이슈가 발생한 지리적 정보를 동시에 기계학습하는 방식이다. 이를 통해 특정 지역 인프라(예: 복합 문화 시설, 신규 교통망)에 대한 수요가 실제 해당 지자체 거주민으로부터 발생한 것인지, 아니면 외부의 투기적 관심이나 정치적 여론에 의해 과대 포장된 것인지를 시스템이 스스로 필터링한다. 공간 단위의 수요 밀집도를 히트맵(heatmap) 형태로 예산 담당자에게 시각화하여 제공함으로써, 국지적 예산 투입의 타당성을 확보하는데 활용 수도 있다.

기본적인 시스템의 개념은 행정안전부의 ‘범정부 데이터 분석시스템’과 같은 정부의 데이터를 집약하고, 민간의 재정수요를 파악할 수 있는 정보와 결합한 것이다. 범정부 데이터 분석시스템은 2014년부터 구축되어 운영했던 ‘혜안’ 시스템의 개선판이긴 하나, 여전히 데이터 자체가 기관별로 흩어져 있고, 민간 데이터까지 폭넓게 결합하기가 쉽지 않다는 점, 원천 데이터의 품질·표준화·연계 수준이 낮아 분석 결과의 정확도와 확장성이 제한되는 등의 문제점이 있다(행정안전부, 2024).

[그림 4-4] 행정안전부의 범정부 데이터 분석시스템

범정부 데이터 분석시스템

시스템 소개 데이터 분석 분석 인프라 분석 지원 분석 사례 공동활용데이터 소통공간

화제의 키워드 1. 인원 현대사항

공공부문 빅데이터 분석활용 지원 서비스
검증된 다양한 분석모델 및 분석자원을 제공합니다.

검색 키워드를 입력하세요.

웹소셜 분석 온라인 분석 표준분석모델 분석인프라

웹소셜 분석 + MORE

키워드 분석 이슈 분석 뉴스 스크랩 맞춤형 분석

My 포털

신청현황

구분	과제명	처리현황
표준분석	공공주택	신청등록
표준분석	민원	신청등록
표준분석	공공시설물 최적입지 선정	승인완료

분석현황

분석인프라 현황

문의하기

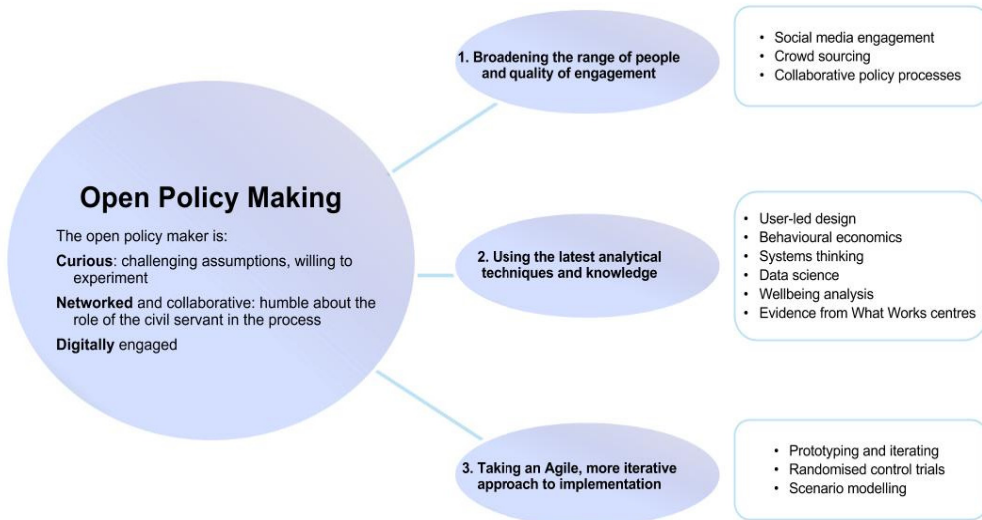
최근 등록 데이터 공동활용 데이터 등록 건수 3,854 건 + MORE

(공개데이터) 한국해양과학기술원_등록보존실적 해양선형동물자원	2023-01-13
(공개데이터) 국립수목원_지역유 목록	2023-01-13
(공개데이터) 국립수목원_버섯 문헌정보	2023-01-13
(공개데이터) 국립수목원_버섯 학명목록	2023-01-13

디지털 시대의 공공 행정에서 시민의 진정한 정책적 수요는 더 이상 정형화된 과거의 통계 연보에 머물지 않는다. 각국 예산 당국은 실시간으로 쏟아지는 비정형 소셜 빅데이터와 공간 정보를 융합 분석하는 지능형 재정 모델을 구축함으로써, 행정 서비스의 수요 폭증 지점을 선제적으로 포착하고 자원의 적재적소 배분을 실현하는 예측적 재정 거버넌스를 확립해야 한다(OECD, 2024c). (OECD, 2024c)에서는 영국 내각부 (Cabinet Office) 산하의 ‘UK 정책 랩(UK Policy Lab)’¹⁾에서 지역 인프라 확충 사업을 기획할 때, 지자체의 일방적 요구액을 수용하는 관행에서 벗어나 소셜 미디어 상의 비정형 데이터를 기계학습으로 분석한다고 보고하였다. 또한, 시민들의 잠재적인 인프라 수요와 불만 사항의 지리적 분포를 정밀하게 추정하여, 실제 재정 투입의 우선순위를 과학적으로 재조정하고 있다.

1) UK Policy Lab은 2014년에 설립한 조직으로, 공공정책 설계에 창의적 방법론과 디자인 싱킹을 도입하여, 사용자 중심의 정책을 혁신하고 더 나은 공공서비스를 제공한다. 주로 시민의 요구와 경험을 반영해 정부 정책을 설계하고 개선하는 것을 목표로 한다. 주요 활동으로는 공공 정책 문제 해결을 위한 디자인 워크숍과 협업 프로그램 운영, 사용자 경험(UX)을 분석하여 정책 설계 과정에 반영, 정책 메이커, 시민, 그리고 공무원이 협력하여 혁신적인 솔루션을 도출하는 프로젝트를 추진한다.

[그림 4-5] 영국 정책 랩의 Open Policy Making



자료: <https://openpolicy.blog.gov.uk/what-is-open-policy-making/>, 접속일 2026.3.17.

3) 기대 효과

이러한 혁신적인 빅데이터 기반 수요 예측 모형이 예산 심의 프로세스에 성공적으로 안착하게 되면, 실제 국민적 요구와 괴리된 채 하향식으로 무리하게 추진되던 불요불급한 사업들을 사전에 식별하고 통제할 수 있다. 한정된 국가 재원을 어느 분야, 어느 지역에 우선 투입해야 할지 결정하는 자원 배분의 기로에서 직관이나 정치적 논리를 탈피하여 철저하게 데이터에 기반한 합리적 판단을 내릴 수 있다. 이는 결과적으로 불필요한 예산 낭비를 원천 차단하고 가장 시급한 핵심 사업에 재원을 집중시킴으로써, 대국민 행정 서비스의 만족도와 국가 재정 시스템에 대한 신뢰도를 한 차원 높이는 긍정적인 파급 효과를 창출한다.

또한, 이 기능을 통해 추가적으로 인식하지 못하고 있던 정책 사각지대를 발견해 사업화할 수도 있을 것으로 기대한다. 몇 개 성공사례를 들면 다음과 같다. 서울시는 2013년부터 밤 12시 이후 시민의 심야 교통수단 공급부족에 따른 심야이동권을 보장하기 위해 심야버스(일명 올빼미버스) 정책을 도입하였다. 서울시는 KT와 협업하여 빅데이터를 기반으로 심야버스 노선 최적화를 통한 버스수요지의 정확한 예측이 성공의 주요 요인이다(손정수, 2019). 제한된 버스 인가 대수와 운행 예산(보조금)을 가지

고 가장 수요가 밀집된 경로에 노선을 집중 배치했다. 이는 물리적인 수요 조사에 투입될 막대한 행정 비용을 절감하고, 버스 운행 개시 직후부터 높은 탑승률을 기록하여 대중교통 보조금 집행의 효율성을 극대화한 대표적인 데이터 기반 재정 사업이다.

미국의 시카고 시 보건국에서는 소셜미디어 X(기존 트위터)상에서 ‘food poisoning(식중독)’, ‘stomach(복통)’ 등의 단어와 지역 식당명이 함께 등장하는 트윗을 자연어 처리(NLP) 및 기계학습으로 자동 분류하는 시스템을 구축했고, 관련 키워드 빈도를 통해 위생 검사활동을 지원하였다. 시카고 관내 수만 개의 식당을 대상으로 하는 식품 위생 단속 및 공중보건 예산의 집행 효율화 사업이다. 인건비와 활동 예산이 한정적인 상황에서 소셜미디어 알고리즘이 ‘식중독 발생 확률이 높은 식당’으로 지목한 곳에 검사 인력을 집중적으로 투입했다. 그 결과, 적발률이 기존 대비 20% 이상 상승하며 한계 예산(marginal budget) 내에서 공공 정책의 실효성을 비약적으로 높인 성과 관리 우수 사례로 평가받는다(Harrison et. al., 2014).

최근 AI 기술은 기존의 빅데이터 처리와 NLP, 기계학습 능력과 연산 처리능력이 위 사례가 도입된 시점에 비하면 활용도는 더욱 클 것으로 예상된다.

다. 유사·중복사업 탐지 지원 기능

1) 검토배경

재정사업은 부처별 정책목표에 따라 개별적으로 기획·설계되는 구조를 가지며, 동일하거나 유사한 정책목표를 가진 사업이 다양한 형태로 분산 추진될 가능성이 존재한다. 특히 복지, 고용, 산업지원 등 다수 부처가 관여하는 영역에서는 지원 대상, 정책수단, 사업 내용이 유사한 사업이 반복적으로 설계될 수 있으며, 이는 예산편성 단계에서부터 재정자원의 비효율적 배분 가능성을 내포한다.

이와 관련하여 미국 회계감사원(U.S. Government Accountability Office)은 연방정부 프로그램 전반에서 중복(duplication), 중첩(overlap), 분절(fragmentation) 문제가 지속적으로 발생하고 있으며, 이러한 구조적 문제를 관리할 경우 재정지출의 효율성을 제고할 수 있음을 지적하고 있다(GAO, 2024). 이는 예산편성 단계에서 사업 간 관계를 충분히 검토하지 않을 경우 유사·중복사업이 반복적으로 발생할 수 있음을 시사한다.

그러나 현행 예산편성 과정에서는 신규사업 기획 및 기존 사업의 예산 증액 검토 시, 해당 사업이 기존 사업과 어느 정도 유사한지에 대한 체계적인 분석이 충분히 이루어지기 어려운 한계가 존재한다. 사업 간 비교는 주로 사업명, 소관 부처, 예산 규모 등 일부 정형 정보에 의존하는 경향이 있으며, 정책 목적, 지원 대상, 성과지표 등 사업의 실질적 내용을 종합적으로 비교하는 데에는 제약이 있다. 특히 사업설명서 등 핵심 정보가 비정형 텍스트 형태로 존재하고, 부처별 용어 및 문서 작성 방식의 차이로 인해 동일하거나 유사한 정책이 상이한 사업으로 인식되는 문제가 발생할 수 있다.

한편, 최근 공공재정관리 분야에서는 데이터 기반 분석을 활용하여 정책 설계 및 예산편성 과정에서 의사결정을 지원하려는 논의가 확대되고 있다. OECD(2024) 인공 지능을 포함한 디지털 기술이 데이터 분석을 통해 정책결정자의 판단을 지원하는 수단으로 활용될 수 있음을 제시하고 있다. 이는 예산편성 단계에서 사업 간 유사성 및 중복 가능성을 보다 체계적으로 식별하고 이를 의사결정에 반영할 필요성을 뒷받침한다.

따라서 예산편성 과정에서 신규사업 및 기존 사업 간 유사성을 사전에 식별하고, 이를 바탕으로 사업 간 조정·통합 여부를 검토할 수 있는 분석 기능의 도입이 필요하다. 특히 사업 간 구조적 유사성을 객관적으로 비교·제시할 수 있는 데이터 기반 분석 체계를 구축함으로써, 예산편성 단계에서 재정자원 배분의 효율성과 정책 간 정합성을 제고할 필요가 있다.

2) 주요 내용

유사·중복사업 탐지 지원은 예산편성 과정에서 신규사업 또는 예산 증액 대상 사업과 기존 재정사업 간 유사성을 체계적으로 비교·분석할 수 있도록 하는 기능으로, 정책문서에 담긴 내용을 바탕으로 사업 간 의미적 유사성을 수치화하여 판단할 수 있도록 하는 분석체제로 설계할 수 있다.

이를 위해 우선 사업설명서, 사업계획서, 성과보고서 등 재정사업 관련 문서를 분석 가능한 형태로 정비할 필요가 있다. 사업의 목적, 지원 대상, 정책 수단, 성과지표 등 핵심 정보를 기준으로 내용을 정리하여 구조화하고, 서로 다른 표현으로 작성된 정책 용어를 동일한 기준으로 맞추는 작업을 병행함으로써 분석의 일관성을 확보할 수 있다. 예를 들어 유사한 정책이라도 표현 방식이 다른 경우 이를 같은 의미로 인식할 수 있도록 정리하는 과정이 필요하다.

다음으로 자연어처리(NLP)를 활용하여 문서 내용을 비교 가능한 형태로 변환한다. 구체적으로 문장 임베딩(sentence embedding, 문장의 의미를 수치 형태로 바꾸는 방법)을 적용하여 사업 설명 내용을 수치화하고, 이를 바탕으로 사업 간 의미적 유사성을 계산할 수 있다. 이 방식은 단순히 동일한 단어가 포함되었는지를 보는 것이 아니라 문장의 전체적인 의미를 기준으로 비교할 수 있다는 점에서 활용도가 높다.

유사성 판단은 두 사업 간 내용이 얼마나 비슷한지를 수치로 계산하는 방식으로 이루어진다. 예를 들어 코사인 유사도(cosine similarity, 두 데이터 간 방향이 얼마나 유사한지를 측정하는 방법)를 활용하여 일정 수준 이상 유사한 사업을 자동으로 선별할 수 있다. 이때 유사하다고 판단하는 기준은 정책 분야별 특성에 따라 다르게 설정할 수 있으며, 초기에는 보수적으로 적용한 후 실제 운영 과정에서 점진적으로 조정할 수 있다.

또한 개별 사업 간 비교를 넘어서, 전체 재정사업을 대상으로 유사한 사업들을 묶어 보는 분석도 가능하다. 이를 위해 군집화(clustering, 유사한 대상들을 그룹으로 묶는 방법) 기법을 적용하면, 비슷한 성격의 사업들이 어떤 구조로 분포되어 있는지를 파악할 수 있다. 이를 통해 특정 정책 분야 내에서 유사하거나 중복될 가능성이 높은 사업군을 한눈에 확인할 수 있다.

나아가 그래프 기반 분석 기법을 적용하여 사업 간 관계를 네트워크 형태로 표현할 수 있다. 이 경우 개별 사업을 노드(node)로, 유사도를 엣지(edge)로 구성하고, 중심성(centrality) 지표를 활용하여 유사 사업군 내에서 중복 가능성이 높은 핵심 사업을 식별할 수 있다. 즉, 개별 사업을 하나의 점으로 보고, 유사한 사업 간 연결선을 표시함으로써 전체 사업 구조를 시각적으로 파악하는 방식이다. 이 경우 여러 사업과 동시에 유사성이 높은 사업을 중심 사업으로 식별할 수 있어, 중복 가능성이 높은 영역을 보다 효과적으로 파악할 수 있다.

분석 결과의 활용성을 높이기 위해서는 왜 두 사업이 유사하다고 판단되었는지를 함께 제시하는 것이 중요하다. 예를 들어 두 사업에서 공통적으로 나타나는 정책 대상이나 지원 방식 등을 보여줌으로써 분석 결과에 대한 이해와 신뢰성을 높일 수 있다. 이를 위해 유사도 산출 결과와 함께 공통 키워드, 주요 문장, 속성 일치 여부 등을 함께 제시하는 근거 추출 기법을 적용할 수 있으며, 키워드 추출 알고리즘 등을 활용하여 유사 판단의 주요 근거를 제공할 수 있다.

이와 같은 분석체계는 예산편성 과정에서 신규사업 검토 및 예산요구 심사 단계에 연계하여 적용할 수 있으며, 사업 간 유사성을 정량적으로 비교할 수 있는 기반을 제공함으로써 보다 객관적인 의사결정을 지원하는 방향으로 구축할 수 있다.

3) 기대 효과

유사·중복사업 탐지 지원 기능을 예산편성 과정에 적용할 경우, 재정사업 간 관계를 보다 체계적으로 파악할 수 있는 기반이 마련될 수 있다. 이를 통해 기존에는 개별 사업 단위에서 제한적으로 이루어지던 검토를 넘어, 사업 간 구조적 유사성을 반영한 종합적인 검토가 가능해질 것으로 기대된다.

우선, 신규사업 및 예산 증액 대상 사업에 대해 기존 사업과의 유사성을 사전에 비교·분석함으로써, 정책 설계 단계에서 중복 가능성을 조기에 인지할 수 있다. 이는 동일하거나 유사한 정책목표를 가진 사업이 별도로 설계되는 것을 방지하고, 사업 간 역할 분담 및 기능 조정을 보다 합리적으로 검토할 수 있는 기반으로 작용할 수 있다.

또한 예산편성 및 심사 과정에서 부처 간 유사사업을 비교·검토할 수 있는 객관적인 참고자료를 제공함으로써, 정책 간 중복 여부 및 차별성에 대한 판단을 보다 일관된 기준에 따라 수행할 수 있다. 특히 비정형 문서에 기반한 분석 결과를 활용할 경우, 기존의 정성적 판단을 보완하여 사업 간 실질적 내용에 기반한 검토가 가능해질 것으로 기대된다.

아울러 유사·중복사업에 대한 분석 결과를 지속적으로 추적·관리할 경우, 예산편성 과정에서 반복적으로 발생하는 정책 중복 유형을 파악할 수 있으며, 이를 통해 중장기적으로 재정지출 구조를 개선하는 데 기여할 수 있다. 이는 단기적인 사업 조정뿐만 아니라, 정책 체계 전반의 정합성과 효율성을 제고하는 기반으로 작용할 수 있다.

2. 예산 집행 단계 효율화 지원

가. dBrain⁺ 지출 건별 오류 검증 기능

1) 검토 배경

현행 국가재정운용의 핵심 인프라인 디지털예산회계시스템(dBrain⁺)은 자금 지출 과정에서 기안 작성, 증빙 서류 점검, 최종 결재에 이르는 다단계의 순차적 확인 장치를 가동하고 있다. 그럼에도 불구하고 결산 시점에 감사원의 정기 결산 검사, 나아가 국회의 심층적인 재정 심사 단계에서 예산 집행의 절차적 문제가 지속적으로 발견되고 있다.

dBrain⁺시스템의 표면적인 전산 기준은 통과하더라도, 실질적인 거래의 타당성을 묻는 심층 조사 단계에서는 시스템의 통제를 벗어나는 이상치가 발생하기도 한다. 대표적인 적발 유형으로는 업무추진비를 사용하면서 필수적인 증빙 문서를 누락하거나, 관서운영경비를 규정된 목적에 맞지 않게 오남용하는 사례가 빈번하게 지적된다. 이는 전통적인 문서 기반 심사의 한계를 명확히 보여주는 대목이며, 인공지능과 광학 문자인식(Optical Character Recognition, OCR) 기술을 결합하여 영수증 상의 세부 정보를 대조하고 검증 업무를 자동화하는 혁신적인 통제 기법의 도입이 요구된다.

2) 주요 내용

본 과제에서 제안하는 기본적인 방향은 재정사업을 수행하는 각 부처 지출 실무진과 결산 총괄 부서가 매월 정기적인 정산을 마감하기 이전에, 인공지능 모형을 통해 개별 지출 건의 집행지침 위반 가능성을 선제적으로 진단하는 시스템을 구축하는 것이다. 기존 dBrain⁺ 내부의 단순 알림 장치만으로는 심층조사 단계의 회계 오류를 근본적으로 막기는 역부족이므로, 과거 감사원의 지적 사항이나 국회의 결산 심사에서 드러난 부적절한 회계 처리 내역들을 학습시킨 특화된 예측 모형을 집행점검에 투입해야 한다.

나아가 단순한 사후 점검의 효율화를 넘어 예산 집행의 무결성을 극대화하기 위해, 다음과 같은 ‘지능형 지출 교차 검증 및 이상 거래 차단 모형’의 도입을 제안한다.

첫 번째 단계는 멀티모달(multi-modal) AI 기반으로 모든 지출 건을 입체적으로 검증한다. 단순 텍스트 입력값을 확인하는 것을 넘어, 증빙으로 제출된 영수증 이미지

를 고도화된 AI가 직접 판독(OCR, 광학 문자 인식)하고 이를 국세청 사업자 등록 데이터 및 카드사 승인 내역과 대조한다. 이를 통해 폐업 가맹점에서의 결제, 심야 및 휴일 등 제한 시간대 사용, 동일 건에 대한 이중 청구 등을 자금 이체 직전에 시스템 상에서 차단할 수 있도록 한다.

핀란드 Palkeet²⁾의 RPA(Robotic Process Automation; 로봇틱 프로세스 자동화) 및 AI 프로젝트는 업무자동화에 초점을 맞추고 있으며, 경비영수증 숫자와 요구 사항 대조, 공급업체 정보관리, 경비 영수증 확인 및 조정, 회계 조정 등 기능으로 업무 효율화에 기여하고 있다. 핀란드 정부는 중앙 집중식 운영을 통해 개별 기관에서는 불가능한 기술 투자를 가능하게 했고, 로봇 및 자동화 도입으로 효율성이 최대 3분의 1까지 향상되었고 업무 품질도 크게 개선되었다고 평가하고 있다. 또한, 업무 자동화는 일관된 결과를 도출하고 인적 오류의 위험을 줄이고, 반복적인 업무를 줄여 부가가치가 높은 전문적인 업무에 더 많은 시간을 할애할 수 있도록 해준다.

두 번째 단계는 RPA를 넘어 AI를 접목한 IPA(Intelligent Process Automation; 지능형 프로세스 자동화) 기반의 관계형 그래프 신경망(Relational Graph Neural Networks ; RGNN)을 활용한 구조적 부정 지출을 탐지한다. 단일 건의 오류를 잡아내는 1차원적 접근에서 벗어나, 특정 사업 부서와 특정 납품업체 간의 비정상적인 거래 집중도, 혹은 법인카드 한도 규정을 회피하기 위한 악의적인 결제 금액 쪼개기(smurfing) 패턴을 그래프 모형으로 분석하여 조직적인 자금 유출 징후를 조기에 포착한다.

[표 4-4] RPA와 IPA의 주요 차이점

기능	RPA	IPA
작업 유형	반복적이고 규칙적인 작업	복잡하고 비정형적인 작업
기술	규칙 기반, 스크립팅	AI, 머신러닝, 자연어 처리 등
결정 능력	없음 (사전 설정된 규칙에 따라 작동)	있음 (자동 학습 및 판단 가능)
구현 비용	비교적 저렴	비교적 고가
유지보수	상대적으로 용이	전문 기술 필요

2) Palkeet은 핀란드 재무부 산하기관으로, 정부기관에 전문적이고 비용 효율적인 재무 및 인사행정 서비스를 제공하는 중앙 기관이다.

마지막 단계는 과거 실제 감사원, 국회, 행정안전부 등 재정사업의 거래를 감사한 실제 사례를 학습해, 앞서 두 단계에서 드러나지 않는 문제를 과거 유사 경험을 통해 AI가 이상 징후를 탐지한다. 주요 학습자료는 감사원 「국가결산검사보고」, 국회예산정책처 「결산 위원회별 분석」, 감사원 「사전컨설팅 및 적극행정면책 사례집」, 감사원 「감사보고서 -업무추진비 집행실태 점검-」, 공기업 청렴사회협의회 「공기업 청렴경영 성공실패 사례집」, 국민권익위원회 「국민권익백서」, 행정안전부 「선거 대비 특별감찰」, 감사원 「감사연보」, 교육부 「국립특수교육원 종합감사 결과 공개」, 감사원 「지방자치단체 등 공직비리 점검」, 서울특별시 감사위원회 「지방자치단체 대행감사 결과」 등 각 연도별 자료를 부적절 유형에 따라 구분하여 학습시켜 활용한다. 큰 유형의 부적절 집행 사례는 계약 관련 부적절 사례, 업무추진비 부적절 사례, 수당 관련 부적절 사례, 경비 관련 부적절 사례, 겸직·영리행위·외부강의 부적절 사례, 관리·감독 부적절 사례, 기준 및 절차 부적절 사례, 예산편성 부적절 사례, 예산집행 부적절 사례 등이다.

일반적인 패턴인 것처럼 보이더라도 심층 감사 단계에서만 확인할 수 있는 드러나기 힘든 요인을 AI가 사전에 포착한다는 기대에 근거한다. 비정상적 지출이나 규정 위반 소지가 있는 건을 AI가 식별하여 ‘위험 점수’를 부여하고, 점수가 높은 건만 인간 검토자에게 전달하여 최종 판단을 받게 한다.

이러한 기능은 단계별로 실시간 점검을 필요로 하는 기능과 월 1회 정산 빈도의 점검을 필요로 하는 기능으로 나눠 운영의 효율성을 도모하고자 한다. 첫 번째 단계인 RPA 및 AI 프로젝트는 업무자동화 기능은 실시간으로 적용하고, 나머지 두 단계의 기능은 정기 점검용으로 활용하도록 제안한다.

3) 기대 효과

이러한 데이터 기반의 지능형 집행 점검 체계가 본격적으로 가동되면, 회계연도 종료 이후 뒤늦게 수습해야 했던 회계 집행 오류를 크게 감축할 수 있을 것으로 기대한다. 나아가 반복적인 감사 대응이나 결산 정정 작업에 소모되던 행정력을 대폭 절감함으로써, 공직사회가 보다 생산적인 핵심 정책 업무에 집중할 수 있는 환경을 제공한다. 궁극적으로는 집행 과정의 투명성을 제고하여 부당한 국고 유출을 방지하고, 국가 재정 시스템 전체에 대한 국민적 신뢰를 굳건히 하는 데 결정적인 역할을 수행할 것이다.

나. 집행패턴 분석을 통한 재정관리 지원 기능

1) 검토 배경

재정사업의 집행은 연간 예산 범위 내에서 계획적으로 이루어지는 것을 전제로 하나, 실제 집행 과정에서는 사업별 특성, 집행 여건, 행정절차 등에 따라 집행 시기와 속도에 차이가 발생할 수 있다. 특히 일부 사업의 경우 연말 집중 집행, 집행 지연, 비정상적 집행 변동 등 불규칙한 집행 패턴이 나타나며, 이는 재정운용의 효율성과 집행 관리의 예측 가능성을 저해하는 요인으로 작용할 수 있다.

현행 집행 관리 체계에서는 사업별 집행률, 월별 집행 실적 등 정형 지표를 중심으로 모니터링이 이루어지고 있으나, 이러한 방식은 과거 실적에 대한 단순 비교에 그치는 경우가 많아 집행 패턴의 구조적 특징이나 이상 징후를 사전에 식별하는 데에는 한계가 있다. 특히 사업별 집행 특성이 상이함에도 불구하고 이를 반영한 정교한 비교·분석 체계가 부족하여, 정상적인 변동과 비정상적 집행 패턴을 구분하는 데 어려움이 존재한다.

한편 데이터 기반 분석 기법의 발전에 따라 시계열 데이터에 대한 패턴 분석 및 이상 탐지 기법을 활용하여 재정 집행 과정을 보다 정밀하게 관리하려는 접근이 가능해지고 있다. 이는 단순한 사후 점검을 넘어 집행 과정에서 발생하는 변화를 분석하고 잠재적 문제를 조기에 식별하는 방향으로 재정관리 기능을 확장할 필요성을 시사한다.

따라서 재정사업의 집행 과정에서 나타나는 다양한 패턴을 체계적으로 분석하고, 이를 바탕으로 집행 지연, 과도한 변동 등 이상 징후를 조기에 식별할 수 있는 분석 기능을 도입할 필요가 있다. 이를 통해 재정 집행 관리의 정밀도를 제고하고, 사업별 특성을 반영한 체계적 관리 기반을 구축할 필요가 있다.

2) 주요 내용

집행패턴 분석을 통한 재정관리 지원은 재정사업별 집행 데이터를 분석 가능한 형태로 구조화하고, 사업별 집행 흐름의 특성을 정량적으로 파악함으로써 정상적인 집행 범위와 이탈 패턴을 구분할 수 있도록 하는 분석 기능으로 설계할 수 있다.

이를 위해 우선 사업별 집행 데이터를 시계열 분석이 가능한 형태로 정비한다. 월

별 또는 분기별 집행액, 누적 집행률, 예산현액 대비 집행 비율, 지급 건수 및 지급 간격 등의 정보를 시간 순서에 따라 배열하고, 사업 유형, 예산 규모, 집행 방식 등의 속성과 결합함으로써 사업 간 비교가 가능한 데이터 구조를 구축할 수 있다. 이 과정은 단순 집계 중심 데이터 관리에서 벗어나, 집행 흐름을 분석 단위로 전환하는 데 의미가 있다.

이후 시계열 분석기법을 적용하여 사업별 집행 패턴을 모델링할 수 있다. 예컨대 집행 흐름을 추세, 계절성, 불규칙 요인으로 구분함으로써 해당 사업이 본래 가지는 집행 특성을 파악할 수 있다. 또한 과거 집행 흐름을 기반으로 특정 시점의 예상 집행 범위를 설정하고, 실제 집행이 이를 벗어나는 경우를 식별하는 방식으로 활용할 수 있다.

또한 이상 탐지(anomaly detection) 기법을 적용하여 비정상적 집행 변동을 식별할 수 있다. 통계적 방법을 활용하여 급격한 집행 증가 또는 감소를 탐지할 수 있으며, 머신러닝 기반 기법 등을 활용할 경우 다수 변수와 시계열 특성을 동시에 고려한 이상 패턴 식별이 가능하다. 이러한 접근은 단순 기준값 비교를 넘어 집행 패턴 전반의 특성을 반영할 수 있다는 점에서 활용도가 있다.

이와 관련하여 공공재정 분야에서는 데이터 기반 분석을 활용하여 비정상적 지출이나 오류 지급을 식별하려는 시도가 이루어지고 있으며, 재정지출 관리에서도 데이터 기반 접근의 필요성이 지속적으로 제기되고 있다 (GAO, 2024; World Bank, 2022). 이러한 분석 논리를 집행 시계열 데이터에 적용할 경우, 부정지출 탐지 중심의 분석을 넘어 집행 흐름 전반의 이상 징후를 식별하는 데에도 활용할 수 있다.

나아가 유사한 집행 특성을 가진 사업들을 군집화하여 유형별 집행 패턴을 도출할 수 있다. 이를 통해 사업을 ‘연중 분산형’, ‘하반기 집중형’, ‘집행지연형’ 등으로 구분하고, 동일 유형 내에서 특정 사업의 이탈 정도를 비교할 수 있다. 이는 사업 특성을 반영한 상대적 비교를 가능하게 하여 집행 관리의 정밀도를 높이는 데 기여할 수 있다.

분석 결과는 단순한 이상 여부 표시를 넘어, 특정 시점의 집행 수준이 과거 평균 대비 어느 정도 벗어났는지, 동일 유형 사업군과 비교하여 어떤 차이가 있는지 등을 함께 제시하는 방식으로 제공할 수 있다. 이를 통해 담당자가 분석 결과를 해석하고 실제 관리에 활용할 수 있는 기반을 마련할 수 있다.

3) 기대 효과

집행패턴 분석 기능을 도입할 경우, 재정지출 집행관리는 단순한 집행률 중심의 사후 점검에서 벗어나, 사업별 집행 흐름을 반영한 정밀 관리 체계로 전환될 수 있다.

또한 시계열 분석과 이상 탐지를 기반으로 정상적인 집행 범위를 기준으로 한 비교가 가능해짐에 따라, 집행 지연이나 과도한 집중 집행 등 비정상적 패턴을 조기에 식별할 수 있어 사전적 관리가 가능해질 것으로 기대된다.

아울러 군집화를 통해 유사한 집행 특성을 가진 사업 간 비교가 가능해짐에 따라 집행 수준의 상대적 적정성을 보다 객관적으로 판단할 수 있으며, 사업 유형별 특성을 반영한 정교한 관리 기준 적용이 가능해질 것으로 기대된다.

또한 분석 결과가 지속적으로 축적될 경우 사업 유형별 집행 특성과 반복적으로 나타나는 집행상의 병목 구간을 체계적으로 파악할 수 있으며, 이는 향후 예산편성 및 사업 설계 과정에서 보다 현실적인 집행 계획 수립을 지원하는 기반으로 활용될 수 있다.

3. 재정 성과관리 지원 과제

가. 성과평가 AI 지원 시스템

1) 검토 배경

재정사업에 대한 성과평가 과정은 기본적으로 대상 사업의 세부 내용과 성과지표를 숙지하는 것에서 출발하여, 해당 지표의 타당성을 객관적으로 검증하고 당초 계획 대비 실제 달성도를 교차 점검하는 일련의 복잡한 절차를 수반한다. 그러나 실무를 담당하는 평가자는 단일 사업의 현재 상태뿐만 아니라, 과거 국회 심사 과정에서 제기된 지적 사항이나 감사 내역 등 방대한 이력까지 낱알이 파악해야 하는 심각한 정보 과부하에 직면해 있다. 더욱이 한 명의 실무자가 다수의 유사 사업을 동시에 검토해야 하는 구조적 환경은 심층적인 분석을 가로막는 주요 장애물로 작용한다.

이러한 행정적 피로도를 획기적으로 낮추고 평가의 정밀도를 높이기 위해서는, 과거의 예산 집행 추이 및 실적 변동표를 즉각적으로 도출하여 가상의 모의 평가를 수행할 수 있도록 돕는 이른바 ‘AI 기반 성과평가 보조 시스템’의 도입이 필요하다.

2) 주요 내용

제안 과제의 핵심은 생성형 인공지능을 활용하여 평가 실무에 필수적인 모든 기초 데이터를 자동으로 수집하고 심층 분석 결과를 제공하는 지능형 지원 플랫폼을 구축하는 데 있다. 해당 시스템은 평가 대상의 과거 및 현재 실적 자료는 물론, 유사한 성격을 지닌 타 사업의 재무 결산 내역까지 포괄적으로 기계학습하여 최적의 판단 근거를 제시한다.

특히 복잡한 단위 사업별 예산 흐름을 시계열 그래프나 요약표 형태로 즉각 시각화하여 정보 접근성을 극대화한다. 아울러 환각 현상 등 AI의 태생적 오류를 통제하기 위해, 기획예산처의 성과계획 및 보고서 작성 지침 등 공신력 있는 규정 내부에서만 추론 근거를 탐색하도록 알고리즘 규칙을 엄격히 제한한다.

알고리즘은 지표별 목표 달성률을 자동으로 연산하여 계산상의 결함을 짚어내며, 지표 자체의 타당성에 대한 AI 보조 의견을 평가자에게 전달하여 최종 의사결정을 돕는다.

데이터 분석과 생성형 인공지능 기술의 결합은 공공 부문 성과 관리의 패러다임을 사후적 결과 기록에서 선제적 가치 창출 도구로 진일보시킨다. 대규모 언어 모델 기반의 지능형 성과 평가는 정책 입안자에게 행정적 한계를 뛰어넘는 심층적 통찰을 제공하며, 한정된 국가 재원이 실질적인 국민적 편익 향상으로 직결되었는지 엄밀하게 검증하는 가장 혁신적인 재정 통제 기제로 작동한다(OECD, 2024a).

자동 평가보고서 초안 생성 및 교차 검증 기능으로, 단순한 자료 취합이나 통계적 요약물 뛰어넘어, 검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG) 기술을 예산회계시스템 내부망에 내재화하는 방안을 선도적으로 제안한다. 이는 AI가 사업의 지표 달성률 수치만을 산출하는 것을 넘어, 미달성 원인에 대한 외부 거시경제 지표(물가 상승, 고용률 하락 등)를 자동으로 연계 분석하여 '성과 미흡 사유 및 향후 개선 방향'이 담긴 서술형 평가보고서 초안을 완벽한 문장 형태로 즉각 생성해 내는 기능이다. 평가자는 AI가 작성한 초안의 논리적 결함 유무를 교차 검증하여 평가에 활용함으로써, 단순 행정 소요 시간을 기하급수적으로 단축하고 성과 환류의 질적 수준을 비약적으로 끌어올릴 수 있다. 또한 RAG 기반의 생성형 AI 모형은 평가자료 내에서 결과를 유추할 수 있도록 규칙을 제한해 오류를 최소화할 수 있게 설계한다.

이 시스템은 생성형 AI를 활용해 평가에 필요한 기초 자료를 취합, 분석, 제공하는 기능을 수행한다. 개별 재정사업 평가자가 사업 평가에 필요한 각종 자료를 생성할 수 있도록 하고, 분석에 활용하는 자료는 평가시점의 자료와 이전자료 구분을 명확히 하여야 한다. 과거 평가자료는 이미 공개되어 있어 보안의 문제는 없으며, 평가 대상사업의 자료는 비공개 상태로 외부의 유출을 방지할 필요가 있어 적절한 규칙을 적용할 필요가 있다. 이외 예·결산 자료와 유사 재정사업 자료를 모두 학습해 적절한 평가에 지원할 수 있도록 지원하는 시스템을 구축해야 한다.

기능 관리자(평가 관리자)는 생성형 AI가 적절한 답변을 줄 수 있도록 평가 매뉴얼을 필수적으로 학습시켜야 하며, 동시에 적절한 답을 유도할 수 있도록 프롬프트를 관리하는 업무를 담당해야 한다. 개념검증(Proof of Concept, PoC) 과정이나 사용 단계에서 관련이 없는 지침이 적용되는 경우 조절할 수 있는 기능을 포함해 오류를 줄이기 위한 노력으로 다양한 질문 프롬프트를 테스트하며 관리해야 한다.

평가지침 학습자료로는 제도의 근간이 되는 「국가재정법」과 성과지표 설정, 목표값 산정, 실적관리 방법 등 관련 정보를 모두 포함하고 있는 기획예산처의 ‘성과계획서 작성지침’, ‘성과보고서 작성지침’ 등이다. 또한, 성과지표의 이해도를 높일 수 있는 ‘재정사업 자율평가 가이드 라인’이나 ‘심층평가 지침’ 등도 고려 대상이다.

[그림 4-6] 성과계획서 및 성과보고서(예시)

2024년도 성 과 계 획 서 (중소벤처기업부)	2024 회계연도 성 과 보 고 서 (중소벤처기업부)
대한민국정부	대한민국정부

이 기능에서는 AI 평가자가 성과지표의 목표와 실제 달성 현황을 작성한 결과를 점검해 적정성 의견 등을 제시할 수도 있다. 평가자가 성과지표의 목표대비 달성률을

자동 계산해 입력했으나, AI 오류를 점검하고 문제가 있으면 알림 기능을 활성화할 수도 있겠다. 이때 활용가능한 정부문서 및 통계를 수집한 자료 분석 등을 통해 성과평가 정보의 신뢰성을 검증도 병행한다. 하지만 성과지표의 적정성과 목표치 적정성에 대한 AI 의견을 고려는 하나 최종적으로는 개별 평가자가 판단해야 한다.

마지막으로 외부 인터넷 데이터와 연동하여 분석의 외연을 확장할 때는, 민감한 미공개 자료가 다뤄지는 만큼 철저한 암호화가 적용된 환경에서의 시범 도입이 전제되어야 한다.

[표 4-5] 중소기업육성지원 프로그램 목표(Ⅰ-1) 성과지표 달성 현황(예시)

(단위: 조 원)

성과지표	측정산식(또는 측정방법)	목표대비 달성률	'21	'22	'23	'24
혁신바우처 지원업체 매출액 증가율	혁신바우처 수혜기업의 지원 전후 매출액 향상 정도를 측정	목표	3.77	3.9	4.0	4.1
		실적	3.8	4.1	4.1	4.1
		달성률(%)	100.8	105.1	102.5	100.0

자료: 대한민국정부(2025), 2024 회계연도 성과보고서(중소벤처기업부), p.26.

선진국의 재정 당국 역시 재정사업의 복잡한 성과 분석 체계에 인공지능을 적극적으로 편입시키고 있다. 대표적으로 미국 연방정부 회계감사원 산하의 혁신 연구소(Innovation Lab)는 정부 각 부처가 제출한 방대한 분량의 성과보고서를 자연어 처리(NLP) 및 기계학습 모형으로 심층 분석한다. 이를 통해 각 기관이 설정한 성과지표의 객관성을 교차 검증하고, 예산이 투입된 사업 간의 성과 중첩 여부를 시스템이 스스로 판별하여 인간 감사관의 평가 업무를 전폭적으로 지원하고 있다.

3) 기대효과

이와 같은 첨단 평가지원 모형이 현장에 성공적으로 안착한다면, 일선 부처의 사업 담당자와 예산실의 총괄 관리자 모두의 업무 생산성을 혁신적으로 향상시킬 것으로 기대한다. 단일한 기능 모듈을 선제적으로 개발한 뒤, 세부적인 규칙 알고리즘만 변형하여 개별 재정사업 성과평가부터 기금 및 국고보조사업 평가에 이르기까지 전방위적으로 이식할 수 있는 뛰어난 확장성을 보장한다.

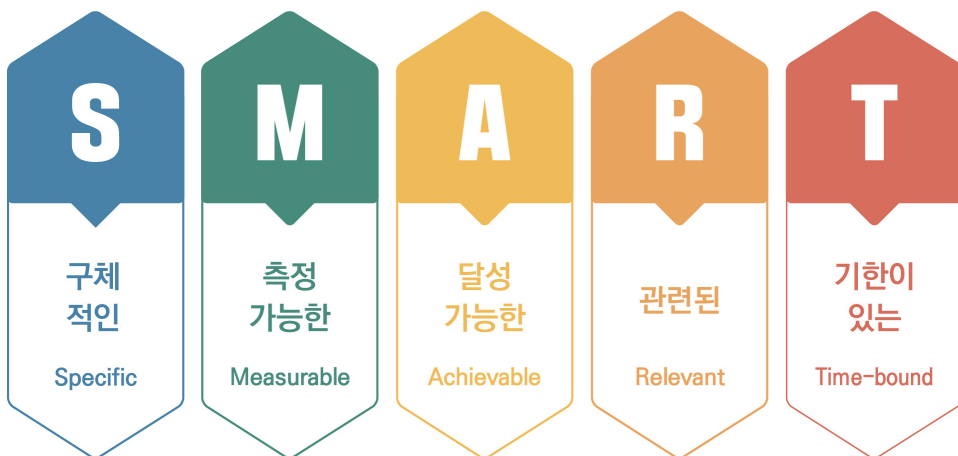
결과적으로 정부부처가 지속적으로 확충하고 있는 통합 재정 성과 데이터베이스의 실질적인 정책 활용도를 극대화하며, 성과 중심의 합리적 자원 배분이라는 국가 재정 운용의 궁극적 목표 달성에 기여하길 기대한다.

나. 성과평가 지표 제안 기능

1) 검토 배경

국가 예산이 투입되는 모든 공공 프로젝트의 궁극적인 성패는 해당 정책의 목적에 부합하는 정교한 성과 측정 기준을 수립하는 데서 출발한다. 그러나 일선 부처의 사업 담당자들은 구체적이고(Specific) 측정 가능하며(Measurable), 달성 가능하고(Achievable), 사업 관련성(Relevant)과 기한이 명확한(Time-bound) 이른바 ‘SMART’ 원칙에 입각하여 최적의 척도를 발굴하는 데 행정적 어려움을 겪고 있다. 어떤 기준을 채택해야 사업의 실질적인 파급력을 입증할 수 있는지, 혹은 정해진 평가 일정 내에 정량적인 수치 산출이 현실적으로 가능한지 등을 독립적으로 판단하기가 매우 까다롭기 때문이다.

[그림 4-7] 성과지표의 SMART 원칙



이러한 지표 설정 과정의 정보 비대칭성과 업무 과부하는 결국 각 부처가 달성하기 쉬운 면피성 목표치만을 반복적으로 제시하는 관행으로 이어진다면, 당초 국가 재

정운용의 성과주의 목표를 달성하기 어렵게 된다. 따라서 실무자가 방대한 과거 유사 사업의 이력 속에서 가장 합리적인 기준 지표를 추천받을 수 있는 지능형 의사결정 보조 시스템의 도입이 필요하다.

2) 주요 내용

현대 공공 재정에서 성과 관리는 단순히 과거의 실적 수치를 기록하는 수동적 행위가 아니라, 데이터 알고리즘을 통해 미래의 합리적 목표를 입체적으로 설계하는 과정이어야 한다. 정책 입안자는 인공지능을 적극 활용하여 개별 사업의 특성에 완벽히 부합하는 정량적 지표를 발굴하고, 외부 환경 변수를 실시간으로 반영한 동태적 기준점을 설정함으로써 예산 배분의 실질적 효과성을 국민에게 증명해야 한다(World Bank, 2024).

제안 과제의 핵심은 과거 십 수 년간 축적된 다양한 유형의 재정사업 명세, 중장기 국가재정운용계획, 부처별 성과관리 지침 등을 대규모 언어 모델(LLM)에 전면적으로 학습시켜, 당면한 신규 사업의 성격에 가장 부합하는 최적의 평가지표 후보군을 시스템이 스스로 도출해 내도록 설계하는 것이다.

인공지능은 단순히 기존의 목록을 나열하는 수준을 넘어, 투입(Input)부터 활동(Activity), 산출(Output), 결과(Outcome), 그리고 궁극적인 파급효과(Impact)로 이어지는 정책 논리를 구조적으로 분석하여 각 재정 집행 단계에 걸맞은 맞춤형 척도를 제시한다. 나아가 과거 3년간의 실적 추이와 예산 증감률을 복합적으로 연산하여, 부처가 설정하려는 목표 수치가 지나치게 방어적인지 혹은 과도하게 도전적인지를 객관적인 확률값으로 진단하고 수정 범위를 제안한다.

[표 4-6] 성과지표 제안 기능 기초 학습 필요 정보(예시)

구분	내용
사업 기본정보	사업 목적, 추진배경, 법적 근거, 대상(수혜자), 주요 내용
재정정보	예산 규모, 사업유형, 국고보조율 등
기존 문서	사업설명자료, 성과계획서, 과거 성과보고서 등
상위 전략	국가재정운용계획, 부처 중장기 계획, 성과관리 지침 등

기존 사업의 내부 데이터만 반복 학습하여 생기는 지표의 고착화 현상을 방지하기 위해, ‘외부 개방형 통계 API와 연동된 동적 목표치 자동 보정 알고리즘’의 도입을 선도적으로 제안한다. 이는 AI가 통계청의 거시 지표(물가 상승률, 고용률, 인구 구조 변화 등)나 유관 기관의 공공 빅데이터 포털과 실시간으로 교신하는 체계다. 만약 외부 경제 환경의 급변이나 특정 정책 수혜 대상군의 인구통계학적 규모 변동이 감지될 경우, AI가 이를 즉각적으로 수리 모형에 반영하여 기존 성과지표의 산식이나 최종 목표값을 현실에 맞게 상향 또는 하향 조정하도록 과학적 근거를 제시함으로써 평가지표의 객관성과 대국민 수용성을 높일 수 있다.

계속사업의 경우에는 기존 활용 지표를 계속 사용을 검토할 수 있고, 다른 지표로의 교체를 원하는 경우 새로운 지표의 제안을 요청할 수 있도록 설계할 필요가 있다. 또한, 유사한 유형의 사업이 어떤 것들이 있고, 어떤 지표를 사용하는지를 후보 지표로 다양하게 선택할 수 있는 선택지를 제공한다. 또한, 과거 성과지표의 목표대비 달성을 판단해, 너무 쉽게 달성할 수 있는 목표인지, 도전적인 목표 설정인지를 판단한 정보를 평가자나 사업관리자에게 알릴 수 있도록 설계해야 한다. 목표 수정 시 적정한 범위를 제안하고, 과거 3년 실적, 예산의 변화, 사업대상 규모 등 근거를 명시해 사용자의 수용성을 높이도록 할 필요가 있다.

데이터 알고리즘에 기반하여 성과지표의 신뢰성을 확보하려는 시도는 선진 재정 당국의 필수적인 혁신 과제로 자리 잡고 있다. 미국 백악관 예산관리국(OMB; Office of Management and Budget)은 「연방정부의 성과 및 결과법(GPRA)³⁾」 이행 과정에서 증거 기반 정책 결정(evidence-based policymaking) 기조를 강력히 추진하고 있다. 이에 따라 각 부처가 성과지표를 설정할 때 과거의 집행 데이터와 외부 거시 통계를 기계학습으로 교차 분석하여, 설정된 목표의 적정성을 예산 심의 이전에 사전 검증하도록 지침을 고도화하고 있다.

기능 관리자는 AI가 평가 매뉴얼을 숙지하고, 적절한 질문에 대한 답을 생성하도록 수시로 프롬프트를 관리하는 업무를 담당한다. 지침의 변화가 있을 때 정기점검을 통해 반영하도록 하고, 성능의 개선을 위해서는 주기적으로 파인튜닝을 통해 양질의 답변을 하는지 점검할 필요가 있다.

3) 1993년 제정된 GPRA(Government Performance and Results Act)는 연방기관이 전략계획수립, 성과측정, 결과 보고를 의무화하여, 정부운영의 책무성과 효율성을 높이는 내용의 법률이다.

3) 기대효과

이러한 지능형 지표 추천 모형이 dBrain⁺ 등 국가 통합 재정 플랫폼에 성공적으로 안착하게 되면, 잦은 인사이동으로 인해 전문성이 다소 부족한 실무자라 할지라도 고도로 숙련된 성과평가 위원의 자문을 받는 것과 동일한 수준의 업무 효율성을 누릴 수 있다. 객관적 데이터에 기반하여 도전적이면서도 합리적인 목표가 설정되므로, 불필요한 예산 낭비를 통제하는 강력한 사전 여과 장치가 마련된다. 장기적으로는 이 모형의 핵심 알고리즘을 국고보조사업 심사나 대규모 기금의 준치 평가 등 여타의 재정 통제 제도 전반으로 모듈화하여 이식함으로써, 공공 부문의 성과 중심 자원 배분 체계를 획기적으로 고도화하는 데 기여할 것이다.

다. 성과평가 및 설계 지원 기능

1) 검토 배경

재정사업의 성과관리는 기획부터 집행, 종료 이후 환류에 이르는 전주기 과정으로, 사전평가(ex-ante evaluation), 과정평가(ex-during evaluation), 사후평가(ex-post evaluation) 단계로 구분된다. 각 단계는 신규사업의 타당성 검토, 사업 추진 과정 점검, 성과 평가 및 환류 기능을 수행하며, 재정사업의 효율성과 책임성을 확보하는 체계로 운영된다.

그러나 실제 운영 과정에서는 단계별 평가가 유기적으로 연계되기보다는 개별적으로 수행되는 경향이 있으며, 사업계획서, 성과지표, 예산, 정책목표 등 핵심 정보가 분절적으로 관리되는 한계가 존재한다. 이로 인해 사전평가에서 설정된 정책목표와 성과지표가 이후 단계에서 일관되게 활용되지 못하고, 성과관리 전반의 연계성과 체계성이 저하되는 문제가 나타난다.

또한 사전평가에서는 정책 정합성을 정량적으로 비교하기 어려워 서술 중심 검토에 의존하는 경향이 있으며, 과정평가에서는 사업-지표-예산 간 구조적 관계를 반영한 분석이 미흡하고, 사후평가에서는 보고서 작성 방식과 지표 정의 차이로 인해 성과정보의 비교 가능성과 신뢰성이 제한되는 한계가 존재한다.

한편 자연어처리(NLP), 그래프 기반 분석, 문서 분석 등 데이터 기반 기술의 발전

에 따라 정책문서 간 의미 비교, 지표 간 관계 분석, 성과정보의 구조적 검증이 가능해지고 있다. 이에 따라 성과평가 전 과정에서 분산된 정보를 통합적으로 분석하고, 사업-지표-예산-정책목표 간 관계를 구조적으로 연결할 수 있는 분석 기능 도입이 필요하다. 이를 통해 성과관리를 데이터 기반 분석 중심 체계로 전환하고, 평가의 일관성과 설명력을 제고할 필요가 있다.

2) 주요 내용

① 사전평가 단계

사전평가 단계는 신규 재정사업의 추진 여부를 결정하기 위해 사업의 정책적 타당성, 경제성, 재정 소요 등을 사전에 검토하는 과정으로, 대표적으로 예비타당성조사가 이에 해당한다. 이 과정에서는 사업이 국가 중장기 계획 및 부문별 정책 방향과 부합하는지 여부를 검토하고, 재정투자의 필요성과 우선순위를 판단하는 기능을 수행한다.

그러나 실제 검토 과정에서는 상위계획과 사업계획 간 정합성을 판단하는 데 있어 문서 표현과 용어 체계의 차이로 인해 정량적 비교가 어려운 한계가 존재한다. 동일한 정책 방향이 다양한 표현으로 기술되는 경우가 많아, 전략 간 대응 관계를 일관된 기준으로 판단하기 어렵고, 이로 인해 검토 과정이 서술 중심·경험 의존적으로 운영되는 경향이 나타난다.

이를 보완하기 위해 자연어처리(NLP) 기반 문서 분석 기능을 적용할 수 있다. 상위계획과 사업계획서에서 정책목표, 전략, 성과지표 관련 문장을 자동 추출한 후, 사전 학습 언어모델 기반 문장 임베딩 기법을 활용하여 문장을 벡터 형태로 변환하고 문장 간 유사도(코사인 유사도)를 계산함으로써 전략 간 대응 관계를 정량적으로 도출할 수 있다.

또한 정책 용어의 불일치 문제를 보완하기 위해 용어 정규화(term normalization) 체계를 구축하여 동의어 및 유사 개념을 표준 정책 범주로 통합할 수 있으며, 이를 통해 상위계획의 주요 전략이 사업계획에 반영된 정도를 정량적 지표로 산출할 수 있다. 나아가 전략-사업 간 매칭 결과를 행렬 형태로 구성하고 정합성 점수(coverage score)로 계량화함으로써, 사전평가 단계에서 정책 정합성을 보다 체계적으로 검토할 수 있는 기반을 마련할 수 있다.

② 과정평가 단계

과정평가 단계는 재정사업 추진 과정에서 성과목표의 달성 가능성을 주기적으로 점검하고, 사업 추진 과정에서 발생하는 문제를 조기에 식별·보완하는 기능을 수행한다. 이는 분기별 집행 점검, 핵심재정사업 관리, 다부처 협업과제 점검 등 다양한 형태로 운영되며, 사업-지표-예산 간 진행 상황을 지속적으로 관리하는 데 목적이 있다.

그러나 현재 과정평가는 개별 지표 단위의 점검 중심으로 이루어지는 경우가 많아, 사업-지표-예산 간의 구조적 관계를 반영한 종합적 분석이 어려운 한계가 존재한다. 동일 지표에 여러 사업이 기여하거나 특정 사업이 다수 지표에 영향을 미치는 경우에도 이러한 관계를 체계적으로 파악하기 어렵고, 이로 인해 관리의 우선순위 설정이 경험에 의존하는 경향이 나타난다.

이를 보완하기 위해 지식 그래프(knowledge graph) 기반 분석을 적용할 수 있다. 사업, 성과지표, 예산, 정책목표 등을 각각 노드로 정의하고, 이들 간의 관계를 연결하여 하나의 네트워크 구조로 구성함으로써, 사업-지표-예산 간 연결 관계를 구조적으로 분석할 수 있다. 이때 각 노드에는 집행을, 목표 대비 실적, 예산 규모 등의 속성을 함께 포함하여 정량적 분석이 가능하도록 설계할 수 있다.

이후 그래프 분석 기법을 활용하여 특정 지표에 기여하는 사업군을 식별하거나, 동일 지표를 공유하는 사업 간 중복 구조를 탐지할 수 있으며, 중심성 분석(centrality analysis)을 통해 정책 영향도가 높은 핵심 사업을 도출할 수 있다. 또한 관계 추론 및 링크 예측(link prediction) 기법을 활용하면 명시적으로 드러나지 않은 잠재적 연계 관계를 식별하여 관리 사각지대를 보완할 수 있다.

나아가 집행 데이터와 결합할 경우, 특정 지표에 기여하는 사업군 중 집행이 지연되는 사업을 자동으로 선별하거나, 성과 기여 대비 예산 투입 수준이 비정상적인 사업을 탐지하는 방식으로 확장할 수 있다. 이러한 분석 결과는 네트워크 시각화 및 대시보드 형태로 제공되어 정책 담당자가 구조적 문제를 직관적으로 파악할 수 있도록 활용할 수 있다.

③ 사후평가 단계

사후평가 단계는 사업 종료 이후 성과목표 달성 여부를 평가하고, 그 결과를 차년

도 예산편성 및 제도 개선에 환류하는 기능을 수행한다. 이는 각 부처의 자체평가 보고서 작성과 중앙부처의 점검·평가를 통해 이루어지며, 성과관리 체계의 최종 단계에 해당한다.

그러나 사후평가에서는 보고서가 서술 중심으로 작성되는 경우가 많아, 성과지표의 산정 근거와 결과의 타당성을 일관되게 검증하기 어려운 문제가 존재한다. 또한 부처별 보고서 작성 방식과 지표 정의가 상이하여, 평가 결과 간 비교 가능성이 제한되는 한계가 있다.

이를 보완하기 위해 문서 분석 기반 품질 검증 기능을 적용할 수 있다. 자연어처리(NLP) 기법을 활용하여 보고서 내 주요 성과에 해당하는 문장을 자동 식별하고, 정보 추출 기법을 통해 해당 주장과 관련된 수치, 지표, 표 등을 추출하여 근거와 자동으로 연결하는 근거 연계(evidence linking) 기능을 구현할 수 있다.

또한 지표 정의를 구조화하여 지표명, 산식, 단위, 기준 시점 등을 기준으로 비교함으로써 동일 지표 간 정의 차이를 자동으로 식별할 수 있으며, 문서 임베딩 기반 유사도 분석을 활용하여 보고서 간 서술 구조 및 논리 전개 방식의 차이를 비교할 수 있다.

나아가 토픽 모델링(topic modeling)이나 군집화 기법을 적용하여 유사한 보고서 유형을 분류하고, 일반적 작성 패턴에서 벗어난 보고서를 자동으로 식별함으로써 품질 편차를 체계적으로 관리할 수 있다. 이러한 기능은 사후평가의 일관성과 신뢰성을 제고하고, 평가 결과를 정책 환류에 보다 효과적으로 활용할 수 있는 기반을 마련할 수 있다.

3) 기대 효과

성과평가 및 설계 지원 기능이 도입될 경우, 재정사업 성과관리는 단순한 결과 점검 중심에서 벗어나 사업 전주기에 걸쳐 축적되는 다양한 정보를 기반으로 분석·활용되는 체계로 전환될 수 있다. 특히 개별 평가 단계에서 생성되는 정책목표, 성과지표, 집행정보, 성과결과 등이 하나의 분석 단위로 통합됨에 따라, 성과정보의 단절 없이 연속적으로 활용되는 기반이 마련될 것으로 기대된다.

또한 자연어처리(NLP) 기반 문서 분석과 지식 그래프 기반 구조 분석을 통해 정책 간 연계 관계와 사업 간 구조적 위치를 정량적으로 파악할 수 있게 됨에 따라, 기존에는

개별 사업 단위에서 파악하기 어려웠던 정책 수준의 상호작용과 영향 관계를 분석할 수 있다. 이는 재정사업을 개별 단위가 아닌 정책군 또는 기능 단위로 관리할 수 있는 기반으로 작용할 수 있다.

아울러 문서 분석 및 근거 연계 기능을 통해 성과정보의 생성·기술·활용 과정 전반에 걸쳐 일관된 기준을 적용할 수 있게 됨에 따라, 성과정보의 해석 가능성과 활용 가능성이 높아질 것으로 기대된다. 특히 성과정보가 단순 보고 자료를 넘어 분석 가능한 데이터 형태로 전환됨으로써, 정책 담당자가 다양한 관점에서 성과를 재해석하고 활용할 수 있는 여건이 마련될 수 있다.

또한 이러한 분석 결과와 데이터가 지속적으로 축적될 경우, 사업 유형별 성과 구조와 정책 추진 과정에서 반복적으로 나타나는 패턴을 체계적으로 식별할 수 있으며, 이는 향후 정책 설계 및 재정운용 과정에서 경험 기반 판단을 보완하는 근거 자료로 활용될 수 있다. 나아가 성과정보의 축적과 분석이 정례화될 경우, 재정사업 관리 전반에서 데이터 활용 기반이 강화되고, 정책 의사결정 과정의 투명성과 설명가능성 또한 제고될 것으로 기대된다.

4. 재정정보 공개·활용 과제

가. 재정정보 탐색·이해 지원 기능

1) 검토 배경

재정정보 공개는 예산 편성·집행·성과 정보를 국민과 정책 담당자에게 제공함으로써 재정운용의 투명성과 설명 책임을 제고하는 중요한 수단으로 활용되고 있다. 현재 중앙재정 분야에서는 열린재정, 지방재정 분야에서는 지방재정365, 국고보조금 분야에서는 보조금통합포털 등 다양한 온라인 플랫폼을 통해 재정통계, 사업 설명자료, 집행 현황 등이 제공되고 있으며, 공개 범위와 정보량도 지속적으로 확대되는 추세이다.

그럼에도 불구하고 재정정보는 여전히 다양한 통계, 보고서, 사업 설명자료 등의 형태로 분산되어 제공되고 있어, 이용자가 필요한 정보를 직접 탐색하고 이를 해석해야 하는 구조에 머물러 있다. 특히 재정정보는 정책 분야, 사업 단위, 기간, 지역 등 다양

한 기준에 따라 제시되기 때문에, 특정 정책이나 사업에 대한 정보를 확인하기 위해서는 여러 자료를 반복적으로 조회해야 하는 부담이 존재한다.

또한 재정정보는 전문적인 용어와 복잡한 지표 체계를 포함하고 있어, 동일한 자료를 접하더라도 이용자의 이해 수준에 따라 정보 활용 가능성이 크게 달라지는 문제가 있다. 예를 들어 동일한 재정지표라 하더라도 그 의미와 맥락이 충분히 설명되지 않을 경우 단순 수치 확인에 그치거나, 정책 간 비교 및 흐름 분석으로 이어지기 어려운 한계가 있다. 이와 함께 기존 검색 방식은 주로 키워드 기반으로 이루어져 있어, 정확한 사업명이나 용어를 알지 못하는 경우 필요한 정보를 찾기 어려운 문제가 있다. 특히 정책명, 사업명, 지표명이 다양한 방식으로 표현되는 재정정보의 특성상, 단순 키워드 검색만으로는 이용자가 의도한 정보를 충분히 반영한 결과를 제공하기 어렵다.

이러한 한계를 고려할 때, 재정정보 제공 방식은 단순 자료 탐색 중심에서 벗어나 이용자의 질문을 기반으로 관련 정보를 탐색하고, 복수의 자료를 종합하여 이해 가능한 형태로 제공하는 방향으로 전환될 필요가 있다. 이를 통해 정보 탐색 과정에서 발생하는 이용자의 부담을 완화하고, 재정정보의 실질적인 활용도를 제고할 수 있는 기반을 마련할 필요가 있다.

2) 주요 내용

재정정보 탐색·이해 지원 기능은 이용자의 자연어 질의를 기반으로 관련 재정정보를 탐색하고, 이를 종합·재구성하여 설명 형태로 제공하는 기능으로 설계할 수 있다. 이를 위해 질의를 이해하고, 관련 정보를 찾은 뒤, 이를 바탕으로 답변을 생성하는 단계로 구성되며, 각 단계가 유기적으로 연계되어 작동하도록 설계할 수 있다.

먼저 질의 해석 단계에서는 자연어처리(NLP) 기반 분석을 통해 사용자의 질문을 구조적으로 이해한다. 입력된 문장을 단어 단위로 나누고, 정책명·사업명·지역·기간 등 핵심 정보를 식별하며, 질문의 목적이 무엇인지 파악하는 과정을 거친다. 이후 이러한 요소들을 정리된 형태로 구조화함으로써, 이후 단계에서 활용 가능한 입력값으로 변환할 수 있다. 이를 통해 컴퓨터가 사람이 사용하는 다양한 표현을 일정한 기준으로 해석할 수 있도록 한다.

다음으로 정보 검색 단계에서는 질문과 의미가 유사한 재정정보를 탐색한다. 단순히 동일한 단어가 포함된 자료를 찾는 것이 아니라, 문장의 의미가 비슷한 자료까지 함

게 탐색하는 방식이 적용된다. 이를 위해 문장이나 문서를 수치 형태로 변환하여 유사도를 비교하는 방법과, 기존의 키워드 기반 검색을 함께 활용함으로써 검색의 정확도를 높일 수 있다. 특히 재정정보는 동일한 정책이 서로 다른 표현으로 작성되는 경우가 많기 때문에, 이러한 의미 기반 탐색 방식은 필요한 정보를 보다 정확하게 찾는 데 유용하다.

응답 생성 단계에서는 검색된 정보를 바탕으로 질문에 대한 답변을 구성한다. 이 과정에서는 검색 증강 생성(RAG: 외부 데이터를 참고하여 답변을 생성하는 방식)을 적용하여, 단순한 문장 생성이 아니라 실제 자료에 근거한 설명이 이루어지도록 할 수 있다. 또한 설명과 함께 관련 통계 수치, 표, 원문 자료 링크 등을 함께 제공하여 이용자가 내용을 직접 확인할 수 있도록 한다. 아울러 생성된 답변이 실제 데이터와 일치하도록 검증하는 과정을 포함함으로써 정보의 정확성과 신뢰성을 확보할 수 있다.

아울러 이용자의 이해를 지원하기 위해 자동 설명 생성 기능을 결합할 수 있다. 예를 들어 특정 정책 분야의 재정지출 추이를 설명하거나, 유사 정책 간 차이를 비교하는 설명을 자동으로 생성함으로써 단순 데이터 제공을 넘어 해석된 정보를 제공할 수 있다. 또한 이용자의 질문 수준에 따라 설명의 난이도와 상세도를 조정하는 기능을 적용하여 일반 국민과 전문가 모두에게 적합한 정보를 제공할 수 있다.

이와 함께 연속적인 정보 탐색을 지원하기 위해 대화형 인터페이스를 적용할 수 있다. 이전 질문의 내용을 기억하고 이를 바탕으로 후속 질문에 답변하는 기능을 통해, 이용자는 여러 번의 질문을 이어가며 필요한 정보를 점진적으로 확장할 수 있다. 이러한 구조는 재정정보 탐색 과정을 보다 직관적이고 효율적으로 만들어 주는 기반이 될 수 있다.

3) 기대 효과

재정정보 탐색·이해 지원 기능이 도입될 경우, 재정정보 이용 방식은 기존의 자료 탐색 중심에서 질의 기반 정보 접근 구조로 전환될 수 있다. 이에 따라 이용자는 개별 자료를 반복적으로 조회하고 해석하는 과정 없이 필요한 정보를 보다 신속하게 확인할 수 있으며, 정보 접근 과정에서 발생하는 시간적·인지적 부담을 완화하는 데 기여할 수 있다.

또한 자연어 기반 질의응답 구조를 통해 재정정보 이용의 진입장벽을 낮출 수 있으며, 전문적인 재정 용어에 익숙하지 않은 이용자도 자신의 질문을 통해 정보를 이해할 수 있는 환경을 조성하는 데 도움이 될 수 있다. 이는 재정정보 활용 범위를 전문가 중심에서 일반 국민까지 확장하는 기반으로 작용할 가능성이 있다.

아울러 분산된 재정자료를 종합하여 설명 형태로 제공할 경우 예산·집행·성과 등 개별 정보 간 연결성을 강화할 수 있으며, 정책 단위의 재정 흐름을 보다 직관적으로 파악하는 데 기여할 수 있다. 이를 통해 재정정보 활용 수준을 단순 조회에서 해석·이해 중심으로 확장하는 효과를 기대할 수 있다.

한편 근거 기반 응답 구조를 적용할 경우 응답과 함께 데이터 출처 및 관련 자료를 제시할 수 있어 정보의 신뢰성과 검증 가능성을 높이는 데 도움이 될 수 있다. 또한 정책 담당자 및 연구자 측면에서도 다양한 재정자료를 통합적으로 탐색하고 비교할 수 있는 환경을 제공함으로써 분석 효율성과 활용성을 제고하는 데 기여할 수 있다.

나. 분석·시각화 자동화 기능

1) 검토 배경

재정정보는 정책 분야, 사업 단위, 지역, 기간, 재원 유형 등 다양한 기준에 따라 분석될 필요가 있으나, 현재 제공되는 정보는 주로 정형 통계나 개별 자료 형태로 제시되는 경우가 많아 이용자가 이를 직접 가공하여 비교·분석해야 하는 구조에 머물러 있다.

특히 재정정보의 활용은 단순 수치 확인을 넘어 추세 분석, 정책 간 비교, 재원 구성 파악 등 분석 과정을 통해 의미를 도출하는 것이 중요하나, 이러한 분석은 별도의 데이터 처리나 분석 도구를 필요로 하는 경우가 많아 일반 이용자가 접근하기에는 한계가 존재한다.

또한 동일한 재정정보라도 분석 기준에 따라 결과가 달라질 수 있음에도 불구하고, 현재는 이용자가 원하는 기준(예: 특정 기간, 지역, 정책 분야)을 적용하여 정보를 재구성하는 기능이 제한적으로 제공되고 있다. 이로 인해 재정정보 활용이 일부 전문 사용자에게 한정되거나, 단순 조회 수준에 머무르는 경향이 나타난다.

이러한 한계를 고려할 때, 재정정보 제공 방식은 단순 데이터 열람을 넘어 이용자

의 질의를 기반으로 필요한 분석을 자동으로 수행하고, 그 결과를 직관적으로 이해할 수 있도록 제공하는 방향으로 개선될 필요가 있다. 이를 통해 데이터 가공 부담을 완화하고, 다양한 이용자가 재정정보를 분석·활용할 수 있는 환경을 조성할 필요가 있다.

2) 주요 내용

분석·시각화 자동화 기능은 사용자의 자연어 질의를 데이터 분석 작업으로 변환하고, 그 결과를 시각화 및 설명 형태로 제공하는 기능으로 설계할 수 있다. 이를 위해 질의 변환, 데이터 처리, 시각화 생성, 결과 설명의 단계로 구성된 분석 흐름으로 설계할 수 있다.

먼저 질의 변환 단계에서는 사용자가 입력한 문장을 데이터 분석에 필요한 질의 형태로 바꾸는 과정을 수행한다. 이를 위해 자연어처리(NLP)와 대규모 언어모형(LLM)을 활용할 수 있다. 예를 들어 “최근 5년간 복지지출 추이를 보여달라”는 질문을 실제 데이터베이스에서 실행 가능한 질의로 변환하는 방식이다. 이 과정에서는 데이터베이스의 구조와 항목명을 연결하여 적절한 데이터를 선택하도록 하고, 잘못된 질의가 생성되지 않도록 사전에 점검하는 절차를 함께 적용할 수 있다.

다음으로 데이터 처리 및 시각화 단계에서는 질의의 목적과 데이터의 특성에 맞는 그래프를 자동으로 생성한다. 예를 들어 시간의 흐름에 따른 변화는 선 그래프로, 항목 간 비교는 막대그래프로, 지역별 차이는 지도 형태로 제시하는 방식이다. 이때 그래프의 축 구성, 범례, 단위 표시 등도 함께 자동으로 설정하여 사용자가 별도의 조작 없이도 결과를 직관적으로 이해할 수 있도록 한다.

또한 분석 결과에 대한 이해를 돕기 위해 설명 생성 기능을 결합할 수 있다. 대규모 언어모형(LLM)을 활용하여 그래프나 수치 결과를 바탕으로 주요 특징을 자동으로 설명하는 방식이다. 예를 들어 특정 기간 동안 재정지출이 증가한 흐름이나, 정책 간 차이가 나타나는 부분을 문장으로 정리하여 제시할 수 있다. 이때 설명 내용은 실제 데이터 값과 일치하도록 생성되며, 필요할 경우 근거가 되는 수치나 자료를 함께 제시하는 구조를 적용할 수 있다.

아울러 반복적인 분석을 지원하기 위해 이용자의 질의 이력을 활용한 확장 기능을 적용할 수 있다. 이전에 수행한 분석과 유사한 분석을 자동으로 추천하거나, 동일한 분

석을 다른 기준(기간, 지역, 정책 분야 등)으로 확장할 수 있는 추가 질의 추천 기능을 제공할 수 있다. 이를 통해 이용자는 한 번의 분석에 그치지 않고, 연속적인 질문을 통해 분석 범위를 점진적으로 확대하는 탐색적 분석을 수행할 수 있다.

3) 기대 효과

분석·시각화 자동화 기능이 도입될 경우, 이용자는 별도의 데이터 가공이나 분석 도구 없이도 재정정보를 비교·분석할 수 있는 환경이 조성될 수 있다. 이에 따라 데이터 처리에 소요되는 시간과 기술적 부담을 완화하고, 재정정보 활용의 접근성을 높이는 데 기여할 수 있다. 또한 다양한 기준에 따른 분석 결과를 자동으로 제공함으로써 이용자는 정책 분야, 지역, 기간 등 여러 관점에서 재정정보를 비교·검토할 수 있으며, 이를 통해 정보 활용 수준을 단순 조회에서 분석 중심으로 확장이 가능하다. 아울러 시각화 및 설명 기능이 결합된 분석 결과 제공은 데이터 해석의 직관성을 높이고, 재정정보에 대한 이해도를 제고하는 데 기여할 수 있다. 이는 일반 이용자뿐 아니라 정책 담당자 및 연구자에게도 유용하게 활용될 수 있으며, 정책 분석 및 의사결정 과정에서 활용 가능한 기반을 강화하는 데 도움이 될 수 있을 것이다.

V. 시사점 및 향후과제

앞서 살펴본 바와 같이, 우리나라 재정관리시스템은 dBrain⁺를 중심으로 재정 전 과정의 데이터 축적 기반을 갖추고 있으며, 열린재정(open fiscal data platform) 등을 통해 재정정보 공개 체계 또한 상당한 수준으로 구축되어 있다. 그러나 이러한 데이터와 시스템은 주로 업무 처리 및 정보 제공 기능을 중심으로 운영되고 있으며, 이를 정책 판단이나 분석 기능으로 직접 활용하는 체계는 기능 단위에서 제한적으로 이루어지고 있다.

특히 재정데이터는 예산편성-집행-결산-성과관리 등 단계별로 생성되며, 중앙부처, 지방자치단체, 공공기관 등 다양한 주체를 거쳐 축적되는 구조를 가진다. 이러한 특성은 데이터의 양적 축적에는 유리하지만, 데이터 간 구조와 정의가 일관되게 유지되지 않을 경우 통합적 분석과 활용에는 제약으로 작용할 수 있다. 국제기구 또한 공공 재정관리 분야에서 인공지능 활용이 효과적으로 이루어지기 위해서는 데이터 표준화와 거버넌스가 중요한 전제 조건임을 강조하고 있다(OECD, 2024b).

이러한 점을 고려할 때, 재정관리 분야에서의 인공지능 활용은 개별 기능 도입의 문제로 접근하기보다는, 데이터의 생성·관리·활용 방식 전반과 연계하여 검토될 필요가 있다. 특히 정보가 기계가 처리 가능한 형태로 구조화되고, 단계 간 연계가 가능한 기반이 마련되어야 하며, 이러한 여건이 확보되는 범위 내에서 기능 단위의 활용 가능성을 점진적으로 검토하는 접근이 요구된다.

이러한 관점에서 재정관리 분야에서의 인공지능 활용을 현실적으로 가능하게 하기 위해서는, 다음에 제시하는 재정데이터 거버넌스, 데이터 관리 체계, 그리고 시범적 기능 적용과 같은 측면을 중심으로 우선적으로 검토가 이루어질 필요가 있다.

1. 재정데이터 거버넌스 구축

AI 기반 재정관리 기능이 효과적으로 작동하기 위해서는 데이터의 정의와 구조가 일관된 기준 하에서 관리되는 것이 전제되어야 한다. 그러나 재정데이터는 예산편성 이후 집행, 결산, 성과관리 등 여러 단계를 거치며 다양한 기관과 시스템에 분산되어 축

적되는 과정에서, 동일 항목에 대해 명칭, 분류 기준, 단위, 시점 등이 상이하게 적용되는 문제가 발생한다. 이러한 이질성(heterogeneity)은 데이터 간 연계와 비교를 어렵게 할 뿐 아니라 분석 결과의 신뢰성과 해석 가능성에도 영향을 미친다.

이에 재정데이터 활용의 핵심은 개별 데이터를 단순 수집하는 것이 아니라, 데이터 간 관계와 의미를 동일한 기준으로 정의·관리할 수 있는 체계를 확립하는 데 있다. 데이터 거버넌스(data governance)는 재정데이터의 구조, 정의, 활용 방식을 규정하는 기준 체계로서 재정운용 전 과정을 포괄하는 관점에서 설계될 필요가 있으며, 이러한 기능은 개별 기관 단위가 아니라 재정운용 전반을 총괄하는 기획예산처를 중심으로 통합적으로 운영되는 것이 바람직하다.

구체적으로 사업-예산-성과지표 간 관계를 반영한 표준 데이터 모델을 정립하고, 재정데이터를 상호 연계된 구조로 관리할 필요가 있다. 이는 개방형 재정데이터 패키지(Open Fiscal Data Package, OFDP) 및 개방형 계약데이터 표준(Open Contracting Data Standard, OCDS) 등 국제 기준과도 정합성을 가진다. 또한 데이터 활용 목적에 따라 공개 수준과 보안 기준을 구분하는 데이터 분류 체계를 마련하고, 중앙·지방 간 연계를 위한 공통 규칙을 설정할 필요가 있다. 아울러 AI 활용을 고려하여 JSON, API 기반 구조 등 분석 가능한 데이터 형식을 도입하고, 데이터 정합성 검증 및 품질 관리 체계를 구축해야 한다.

이와 같은 데이터 거버넌스는 기술 도입 이전에 선행되어야 하는 제도적 기반으로, 재정데이터의 일관성과 신뢰성을 확보하고 분석 가능성을 제고하는 핵심 요소이다. 특히 이러한 기준 설정과 기관 간 조정 기능은 기획예산처가 중심이 되어 추진할 때 가장 효과적으로 작동할 수 있으며, 이는 AI 기반 재정관리 기능의 정책적 활용 가능성을 확보하는 전제가 된다.

2. 재정데이터 관리 및 분석

AI 기반 분석 기능이 실질적으로 작동하기 위해서는 재정데이터가 일관된 구조로 관리되고 분석 가능한 형태로 정비되어야 한다. 그러나 현재 재정데이터는 단계별로 상이한 시스템에서 생성·관리되며 형식과 구조 또한 분산되어 있어, 데이터 간 연계와

통합적 활용에 제약이 존재한다. 이로 인해 실제 분석 과정에서는 전처리, 정합성 검증, 메타데이터 정리에 상당한 자원이 소요된다.

이에 재정데이터 관리의 방향은 단순 축적이 아니라, 재정업무 흐름에 따라 생성되는 데이터를 분석 가능한 구조로 재정의하는 데 두어야 한다. 특히 프로그램-단위사업-세부사업-집행-성과지표로 이어지는 계층적 구조를 반영한 데이터 모델링을 통해 데이터 간 연계성과 해석 가능성을 동시에 확보할 필요가 있다. 이를 위해 통합 메타데이터 관리 체계를 구축하여 데이터 정의, 형식, 단위, 시점 등을 표준화하고, 비정형 데이터를 구조화된 데이터로 전환하는 정형화 체계를 마련해야 한다. 또한 API 기반 데이터 연계 구조와 데이터 불일치 자동 탐지 체계를 통해 품질을 관리하고, 데이터 정의 변경과 사업 구조 개편을 반영할 수 있는 이력 관리 체계를 구축할 필요가 있다.

이러한 데이터 관리 기능은 정책 설계 수준을 넘어 실제 시스템 구현과 운영 역량을 필요로 한다는 점에서, dBrain⁺를 운영하고 재정데이터를 실질적으로 관리하는 한국재정정보원이 중심적 실행 주체로 기능할 필요가 있다. 재정정보원은 중앙 및 지방 재정정보를 단일 흐름으로 연결하는 시스템 운영 경험을 바탕으로, 데이터 수집, 구조화, 정합성 검증, 시스템 연계 등 기술적 실행 기능을 담당함으로써 재정데이터를 분석 가능한 자원으로 전환하는 역할을 수행할 수 있다.

해외 사례에서도 재정데이터를 구조화·표준화하여 분석에 활용하는 방식이 확인되며, 이는 재정데이터가 단순 조회 대상이 아닌 분석 자원으로 전환되기 위해서는 구조화와 연계성이 선행되어야 함을 시사한다. 이러한 측면에서 재정정보원을 중심으로 한 데이터 관리 및 분석 체계 구축은 AI 기반 재정관리 기능 구현의 핵심 실행 기반으로 볼 수 있다.

3. AI 분석 시범사업(PoC) 도입 및 운영

AI 기반 재정관리 기능의 도입은 초기 단계에서부터 전면적인 시스템 구축을 추진하기보다는, 제한된 범위 내에서의 시범 적용을 통해 단계적으로 확대하는 접근이 바람직하다. 재정데이터는 구조와 품질, 업무 활용 방식에 따라 AI 적용 효과가 달라질 수 있으므로, 기술 도입 이전에 실제 환경에서의 적용 가능성과 활용도를 검증하는 과정이 필요하다.

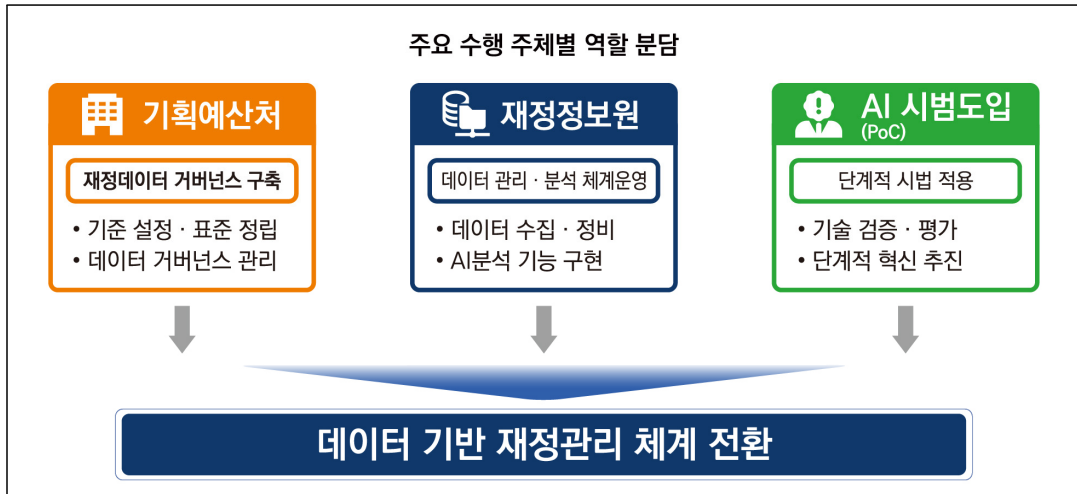
이러한 측면에서 개념 검증(Proof of Concept, PoC) 시범사업은 특정 기능 단위를 중심으로 AI 기술의 적용 가능성을 검증하는 핵심 수단으로 활용될 수 있다. PoC는 제한된 데이터와 명확한 범위를 설정하여 기술의 정확성, 데이터 적합성, 사용자 활용성, 운영 가능성 등을 종합적으로 평가하는 과정으로, 초기 단계에서의 기술적·운영적 불확실성을 최소화하는 데 목적이 있다.

PoC 단계에서는 단순한 기술 구현 여부를 넘어 실제 정책 환경에서의 활용 가능성을 함께 검토하는 것이 중요하다. 이를 위해 정책 담당자의 사용 경험을 반영한 피드백을 수집하고, 데이터 정합성 문제나 결과 해석의 어려움 등 운영 과정에서 발생할 수 있는 주요 이슈를 사전에 점검할 필요가 있다. 이러한 과정은 기술 중심의 검증을 넘어, 정책 지원 도구로서의 활용 가능성을 평가하는 단계로 기능한다.

시범 적용을 통해 도출된 결과는 AI 기능의 확산 전략을 수립하는 데 중요한 근거로 활용될 수 있다. 성과가 확인된 기능을 중심으로 우선 적용 영역을 확대하고, 추가 검증이 필요한 기능은 후속 단계에서 보완하는 방식으로 단계적 확산 전략을 설계할 수 있다. 이를 통해 1단계(시범 적용), 2단계(기능 고도화), 3단계(전면 확산)로 이어지는 로드맵을 구축함으로써, 기술 도입 과정에서의 위험을 최소화하고 자원 배분의 효율성을 확보할 수 있다.

이와 같은 단계적 시범 도입은 AI 기술을 단순히 개별 기능에 적용하는 수준을 넘어, 재정데이터의 생성·관리·활용 체계를 전반적으로 정비하는 과정으로 이해될 수 있다. 즉, 데이터 거버넌스를 통해 기준을 정립하고, 데이터 관리 체계를 통해 이를 분석 가능한 구조로 전환하며, 시범 적용을 통해 실제 활용 가능성을 검증하는 접근이 유기적으로 결합될 때, AI 기반 재정관리 기능은 정책 현장에서 실질적으로 작동할 수 있는 기반을 갖추는 데 기여할 수 있다.

[그림 5-1] AI 기능도입을 위한 고려사항



〈참고문헌〉

- 기획재정부. (2025). “2065 장기재정전망”. 「2025-2029 국가재정운용계획」.
- 기획재정부. (2025). 「2025-2029 국가재정운용계획」.
- 김선구. (1999). 「재정성과관리제도의 현황과 과제」, 도시와 빈곤.
- 박노욱·오영민·이보화. (2013). 「재정집행의 효율성 제고를 위한 제도적 개선 방안」.
- 손정수. (2019). “빅데이터를(Big Data)를 활용한 교통정책에 관한 연구: 서울시 심야(올빼미)버스 중심으로”. 「한국정책학회 하계학술발표논문집」 2019권 1호. pp.19-35.
- 윤영진. (1999). “시민단체의 예산낭비와 감시”. 「한중일 국제 학술대회」. 전남대학교 지역개발연구소.
- 조영만. (2009). 「예산낭비신고 제도 운영에 관한 연구-예산낭비 신고사례를 중심으로」. 고려대학교 석사학위 논문.
- 한세억. (2022). “인공지능(AI) 기반 예산지킴이 모델구축 및 운영: 가능성과 한계”. 「예산정책연구」 제11권 제2호. pp.37-73.
- 행정안전부. (2024). 「범정부 데이터 분석활용 역량진단 가이드라인」.
- Australian Government. (2025). *Australian Priority Investment Approach to Welfare 30 June 2024 Valuation Report*.
- Bommasani, Rishi, et al. (2021). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models*. Stanford Institute for Human-Centered AI.
- Brown, Tom B., et al. (2020). “Language Models are Few-Shot Learners.” *Advances in Neural Information Processing Systems* 33.
- Chandola, Varun, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. (2009). “Anomaly Detection: A Survey.” *ACM Computing Surveys* 41(3): 1-58.

- Devlin, Jacob, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. (2019). "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding." *NAACL-HLT*.
- European Commission, Joint Research Centre. (2023). *European Landscape on the Use of Artificial Intelligence in Public Services*. Brussels: European Commission.
- Febrian, Gilang Fajar and Graziela Figueredo. (2024). *KemenkeuGPT: Leveraging a Large Language Model on Indonesia's Government Financial Data and Regulations to Enhance Decision Making*. arXiv.2407.21459.
- Fischer-Abaigar, Unai, et al. (2023). *AI-Driven Decision-Making in the Public Sector*. arXiv:2310.19091.
- Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. 2016. *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Government Accountability Office (GAO). (2024). *Improper Payments: Information on Agencies' Fiscal Year 2023 Estimates*. Washington, DC: GAO.
- Harrison, C., Jorder, M., Stern, H., et al. (2014). "Using Twitter to Identify and Respond to Foodborne Illness — Chicago, Illinois, 2013-2014". *Morbidity and Mortality Weekly Report (MMWR)*, Centers for Disease Control and Prevention (CDC).
- Hastie, Trevor, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. New York: Springer.
- HM Revenue & Customs (HMRC). (2025a). *HMRC Annual Report and Accounts 2024 to 2025*. London: HMRC.
- _____. (2025b). *HMRC Transformation Roadmap*. London: HMRC.

- International Monetary Fund (IMF). (2024). *AI and the Future of Public Finance*. Washington, DC: IMF.
- Internal Revenue Service (IRS). (2024). *Internal Revenue Manual 1.1.24: Large Business and International Division*. Washington, DC: U.S. Department of the Treasury.
- _____. (2026). *Internal Revenue Manual 10.24.1: IRS Policy for Artificial Intelligence (AI) Governance*. Washington, DC: U.S. Department of the Treasury.
- Li, Buhe, et al. (2025). *Unsupervised Outlier Detection in Audit Analytics: A Case Study Using USAspending Data*. arXiv:2509.19366.
- Nunes, Breno Oliveira, et al. (2021). *Anomaly Detection in Brazilian Federal Government Purchase Cards Through Unsupervised Learning Techniques*. Brasília: Controladoria-Geral da União. <https://basedeconhecimento.cgu.gov.br/items/5bc159db-12a3-48a8-9354-2a3536378613>
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019). *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*.
- _____. (2023a). *Artificial Intelligence in Public Financial Management*. Paris: OECD Publishing.
- _____. (2023b). *Embracing Innovation in Government: Global Trends 2023*. Paris: OECD Publishing.
- _____. (2024a). *Governing with Artificial Intelligence: Are Governments Ready?*. Paris: OECD Publishing.
- _____. (2024b). *Using Artificial Intelligence in Public Financial Management*. Paris: OECD Publishing.
- _____. (2024c). *Data-Driven Public Sector and Anticipatory Governance*.
- _____. (2025). *Governing with Artificial Intelligence*. Paris: OECD Publishing.

U.S. Department of the Treasury. (2026). “USAspending.gov.” Accessed March 22, 2026. <https://www.usaspending.gov>.

Vaswani, Ashish, et al. (2017). “Attention Is All You Need.” *Advances in Neural Information Processing Systems* 30.

World Bank. (2022). *GovTech and Fraud Detection in Public Administration*. Washington, DC: World Bank.

World Bank. (2024). *Data-Driven Performance Management in Public Finance*.

ABSTRACT

AI-Driven Public Financial Management: Strategies and Applications

Kim, Myoungkyu (Research Fellow) · Shim, Hyein (Research Fellow)

☐ Background

- Public sectors worldwide are increasingly leveraging AI technologies to enhance Public Financial Management (PFM) efficiency.
- It is imperative for Korea to adopt and integrate these AI-driven concepts into its fiscal system.

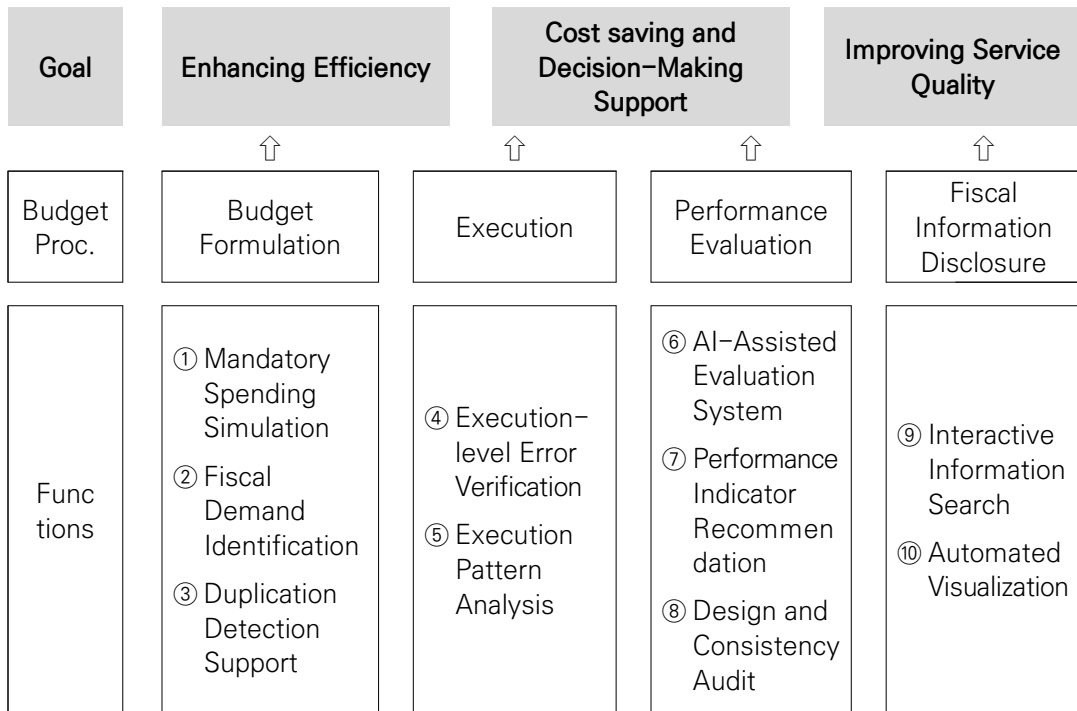
☐ Strategic Direction and Key Assumptions

- This analysis assumes the availability of high-precision, structured, and machine-readable financial data, which is a fundamental requirement for deploying intelligent technologies.
- Rather than a complete replacement of the dBrain⁺ (Digital Budget and Accounting System), this study proposes a strategy to complement and expand its analytical capabilities.
- The goal is a phased advancement of decision-support functions while maintaining the stability of existing operational frameworks.

☐ Key Analytical Components: 10 Strategic Functions

- The study identifies inefficiencies across the entire budget cycle—budget formulation, execution, performance management, and disclosure—and proposes 4 categories and 10 core AI functions.

[Figure 1] AI Application Goals and Proposed Functions



□ Enhancing Budget Formulation Efficiency

- **Mandatory Spending Simulation:** A simulator to forecast burgeoning mandatory spending demands through multi-dimensional scenario analysis based on macroeconomic indicators.
- **Fiscal Demand Identification:** Utilizing a Spatial-Textual Multi-prediction Model that merges social big data and Location-Based Services (LBS) to identify real public needs and eliminate unnecessary spending.
- **Duplication Detection Support:** Applying pre-trained language models to policy documents to identify semantic similarities and cluster redundant projects for objective budget adjustment.

□ Supporting Efficient Budget Execution

- **Execution-level Error Verification:** Integrating Multi-modal AI and OCR (Optical Character Recognition) to verify receipts against input data in real-time, preventing fiscal leakage.
- **Execution Pattern Analysis:** Employing time-series analysis to identify abnormal fluctuations (e.g., spending delays or year-end surges) and establishing a system for realistic execution planning through project clustering.

□ Supporting Performance Management

- **AI-Assisted Evaluation System:** Leveraging Generative AI to draft performance reports and reduce the administrative burden on evaluators and practitioners.
- **Performance Indicator Recommendation:** Using Large Language Models (LLMs) to suggest tailored indicators based on the SMART criteria and logic models.
- **Design and Consistency Audit:** Automating consistency checks between top-level plans and individual project proposals using network centrality analysis to visualize the "Project-Indicator-Budget" structure.

□ Improving Public Disclosure and Information Utilization

- **Interactive Information Search:** Providing multimodal, customized explanations (numbers, statistics, original links) through RAG (Retrieval-Augmented Generation) to enhance accessibility for both experts and the public.
- **Automated Visualization:** Implementing Text-to-SQL technology to convert natural language queries into database analysis, automatically generating the most suitable charts and explanations.

□ Implications and Future Tasks

- System Limitations: Current systems (dBrain⁺, Open Fiscal Data Platform) are centered on transaction processing; they face constraints in AI-based integrated analysis.
- Data Standardization: It is critical to resolve data heterogeneity across agencies and establish a system that ensures all fiscal data is machine-readable and standardized.
- Roadmap for Success: Key success factors include establishing Fiscal Data Governance, upgrading analysis infrastructure, and implementing a phased AI pilot strategy.

감사의 글

본 연구를 진행함에 있어 AI 기술에 대한 깊이 있는 이해를 도와주신
한국재정정보원 재정혁신본부 최승림 부장님, 성재길 부장님, 이규혁 사원님의
아낌없는 협력에 감사드립니다.

아울러 재정시스템운영본부의 모든 관계자 여러분에게도 감사의 마음을 전한다.

특히 AI 활용 방안에 대해 심도있는 토론을 나눈 OECD Public Management
and Budgeting Division의 Delphine Moretti 선임정책분석가, Arron Rabbitte
정책분석가, 기획예산처에서 파견 중인 주휘택 과장님께 각별한 감사를 표한다.

더불어 정책적 제언을 아끼지 않으신 기획예산처 당시 재정정보과의
주영 과장님과 이성환 서기관님, 재정협력과 김숙진 과장님께도
깊은 감사를 드린다.

재정관리 관점의 AI 기술 적용 방안

발행연월 2026년 04월

발행인 윤석호 한국재정정보원장

발행처 한국재정정보원

(04637) 서울특별시 중구 퇴계로 10, 메트로타워
(Tel. 02-6908-8200)

인쇄처 [사회적기업·장애인기업] 스쿨프린팅그룹(주)

(Tel. 02-2258-3366) <http://schoolpt.co.kr>

I S B N 979-11-91094-38-1
