

생성형 AI를 활용한 법령사무조사 자동화 기초연구*

Study on the Possibility of Automating Legal Research

Using Generative AI

주 희 진**·최 인 수***·전 대 옥****·박 재 희*****

Ju Hee-jin·Choi, In Su·JEON, Dae Uk·Jaehee Park

■ 목 차 ■

- I. 서론
- II. 이론적·제도적 검토
- III. 법령사무조사 자동화 모델의 개발
- IV. 법령사무조사 자동화 모델의 적용
- V. 결론 및 정책적 제언

본 연구는 생성형 AI를 활용하여 보다 효율적이고 일관성 있는 법령사무조사를 수행하기 위한 자동화 모델을 개발하여 법령상 사무총조사에 대한 자동화 모델의 적용 가능성과 이를 통한 미래 방향의 모색을 목적으로 한다. 이에 본 연구는 사무인지 여부를 판별할 수 있는 사무판단모델(AI Model 1)과 사무의 유형을 구분할 수 있는 사무유형모델(AI Model 2)을 제시하였다. 이를 통하여 검토가 필요한 약 84만 여개의 조문 중 자동화 모델을 통하여 비사무를 제거하면 검토가 필요한 행은 32만여 개로 약 62%의 노력을 획기적으로 줄일 수 있는 것으로 나타났다. 또한 학습화된 인공지능을 활용하여 기존에 구축된 데이터의 오류를 검증하는 데에도 자동화 모델의 역할이 가능한 것으로 나타났다.

이러한 결과를 종합하면 그동안 방대한 노력이 투입되어야만 했던 법령상 사무총조사를 자동

* 본 연구는 한국지방행정연구원에서 2023년 자체과제로 수행한 “생성형 AI를 활용한 법령사무조사 자동화 기초연구”의 내용을 수정·보완하여 작성하였습니다.

** 제1저자, 한국지방행정연구원 부연구위원

*** 공동저자, 한국지방행정연구원에서 선임연구위원

**** 공동저자, 한국지방행정연구원 연구위원

***** 교신저자, 한국지방행정연구원 부연구위원

논문 접수일: 2024. 5. 8. 심사기간: 2024. 5. 8. ~ 2024. 6. 25. 게재확정일: 2024. 6. 25.

화 모델을 통하여 보다 신속하고 정확하게 수행할 수 있을 것으로 기대된다. 다만, 이를 위해서는 다양하고 복잡한 사무유형의 판단 과정을 반영할 수 있도록 보다 고도화된 모델의 개발이 필요할 것이며, 고도화된 모델의 개발이 되기 전까지는 사람(연구자)과 AI의 협력적인 역할 분담 방안 등이 모색되어야 할 것이다.

□ 주제어: 법령상 사무총조사, 생성형 AI, 디지털플랫폼정부, 자동화모델 개발

This research aims to develop an automated model using generative AI to perform more efficient and consistent legal affairs investigations, with the goal of exploring the applicability of automated models to legal affairs surveys and charting future directions. The study presents two models: one for determining the nature of legal affairs (AI Model 1) and another for classifying types of legal affairs (AI Model 2). Through the application of these models, it was found that approximately 62% of efforts can be significantly reduced by eliminating non-administrative tasks, leaving around 320,000 tasks out of approximately 840,000 for review. Additionally, the role of automated models in verifying errors in existing data using trained artificial intelligence was evident.

Overall, the results suggest that legal affairs surveys, which previously required substantial effort, can be performed more swiftly and accurately through automated models. However, achieving this requires the development of more sophisticated models capable of reflecting various complex types of tasks. Until such advanced models are developed, exploring cooperative roles between humans (researchers) and AI will be essential.

□ Keywords: Legal Affairs Survey, Generative AI, Digital Platform Government, Development of Automation Models

I. 서론

국가사무와 지방자치단체사무 등 사무수행 체계의 현황을 파악하기 위하여 1994년부터 약 5년 단위로 한국지방행정연구원과 한국법제연구원 등을 중심으로 「법령상 사무총조사」가 진행되고 있다. 「법령상 사무총조사」는 국가-지방자치단체의 사무 배분 현황의 파악을 위한 기본 통계 작성을 통하여 사무정보관리시스템 구축을 위한 기초자료 제공을 목적으로 한다. 「법령상 사무총조사」를 통한 기초자료는 국가사무의 지방이양 추진뿐만 아니라 최근 논의되고 있는 행정체제 개편에 따라 전환되는 사무의 추출 등 다양한 영역에서 활용할 수 있을 것으로 사료된다. 그러나 법령상 사무배분 및 사무수행 체계의 현황을 파악하기 위해 수행되고 있는 「법령상 사무총조사」는 조사의 필요성과 중요성에도 불구하고 여전히 연구진의 주관적 판단에 의존하는 방식을 취하고 있어 연구결과의 신뢰성, 법환경 변화에 대한 능동적 대응의 한계 등 여러 문제점에 직면하고 있다.

한편 최근 우리나라는 「데이터기반행정 활성화에 관한 법률」에 의거하여 중앙부처, 지방자치단체, 공공기관은 데이터 공유·분석 및 정책활용을 위한 데이터 체계를 구축하고 있다. 이러한 맥락에서 윤석열 정부는 디지털플랫폼정부의 실현을 통하여 맞춤형 정보의 선제적 제공을 위한 청사진을 발표한 바 있다(2023.04.14.). 이때 디지털플랫폼정부란, 정부의 업무 프로세스를 디지털 기술을 활용하여 전산화하고, 데이터를 표준화하고, 공유하는 시스템으로서 AI를 기반으로 각 부처와 기관에 흩어져 있는 정보를 하나의 플랫폼에 통합하여 국민이 원하는 정보를 맞춤형으로 선제적 제공하는 미래 정부 모델을 말한다. 이에 따라 생성형 AI를 활용한 법령사무조사는 방대한 양의 법령에서 국가 및 지방자치단체의 사무를 빠르고 정확하게 추출하고 손쉽게 활용할 수 있는 시스템을 구축할 수 있다는 점에서 디지털플랫폼정부와 맥을 같이 한다고 할 수 있다.

이에 본 연구는 2022년 한국지방행정연구원에서 수행한 「2022년 법령상 사무총조사」의 법령 데이터를 활용하여 생성형 AI를 활용한 법령사무조사 자동화 로직 등 자동화 모델을 개발하여, ChatGPT 등 생성형 AI를 활용한 디지털 기술이 법령상 사무조사에 대한 활용 가능성 여부 탐색 및 미래 연구 방향의 제시를 목적으로 한다. 구체적으로 그동안 법령상 사무총조사가 사무에 대한 고도의 판단이 필요한 영역이기 때문에 인간만이 할 수 있다는 기존의 인식을 전환시키는 수단으로서 최근 뜨거운 이슈로 떠오르고 있는 생성형 AI 등을 활용한 디지털 기술이 활용될 수 있는지 여부를 탐색하고자 한다. 특히 법령상 사무총조사의 가장 큰 한계로 지적되어 왔던 방대한 노력의 투입이 디지털 기술을 통하여 획기적으로 감소될 수 있는지, 그리고 이를 통한 결과를 과연 신뢰할 수 있는지 혹은 어디까지 신뢰할 수 있는지에 대한 기

초연구를 수행함으로써 향후 공공분야에의 디지털 기술의 활용, 더 나아가 디지털정부를 실현할 수 있는 방안을 모색하고자 한다.

II. 이론적·제도적 검토¹⁾

1. 사무의 의의

우리나라의 경우 중앙정부와 지방자치단체 간 사무배분 실태 혹은 사무배분의 기준을 설정하는 데 있어서 단위사무를 사용하고 있으나, 현재까지 단위사무의 개념에 대한 합의된 견해 없이 진행되어 왔으며, 연구 목적에 따라 다양한 조작적 정의로 접근하고 있다(한부영·박재희, 2019). 또한 현행법상 국가, 자치단체의 권한 및 책임의 범위를 정하고 있으나, 소관 사무 또는 사무의 정의는 명확히 규정하지 않고 있다. 학술연구에서도 단위사무에 대한 일치된 정의 없이 사무, 단위사무, 기능, 이양, 배분과 같은 개념을 혼용하고 있는 실정이다.

단위사무는 지방자치단체가 행정 목적을 달성하기 위하여 수행하는 업무를 의미한다(한부영·박재희, 2019). 단위사무는 자치법규에 제시된 분장 사무이며 개인들이 직무상 처리하는 사무로 법령상 처리권자가 명확하고 동시에 행위가 수반되는 법령상 조·항·호에서 추출된 사무로 보고 있다(한부영·박재희, 2019). 한국지방행정연구원에서 수행한 2022년 「법령상 사무총조사」에서는 단위사무를 “모든 법의 각 조·항·호와 이와 연계된 시행령과 규칙의 각 조·항·호를 상호 연계하여, 법령상 권한과 책임 및 의무가 발생하는 처리권자가 행정목적 달성을 위하여 수행해야 하는 최소 단위의 사무”로 정의한 바 있다. 이에 대한 구체적인 판단 과정을 살펴보면 “모든 법률의 각 조·항·호를 기본 단위로 하고 이와 연계된 시행령과 규칙의 각 조·항·호를 동시에 고려하여 단위사무를 추출”하였다. 이에 가능한 한 “항”을 기준으로 각 조가 한 문장으로 이루어진 경우 1개의 단위사무로 계산하는 방식을 취하였으며, 예외적으로 호별로 별도의 수행주체가 다른 경우 예외적으로 사무를 추출하기도 하였다.

사무유형은 법령상 권한 및 책임이 귀속되는 주체를 기준으로 국가사무, 국가와 지방자치단체의 공동사무, 자치사무로 유형화할 수 있다. 다만, 공동사무는 법령상 개념은 아니며 ① 국가와 지방자치단체 간, 지방자치단체 상호 간 협력과 이해관계를 가지며, ② 시간·업무 범위에서 동시적 책무로 규정하고 있고, ③ 사무의 성격상 공동적 비용 부담을 의무화한 사무를

1) 이하의 내용은 한국지방행정연구원(2022)의 「법령상 사무총조사 연구」의 내용을 요약하여 정리하였음

의미한다. 이러한 사무유형은 국가사무, 국가-지방자치단체 공동사무, 자치사무 등 대분류로 구분할 수 있으며 이를 수행주체별로 세분화하여 국가-시도-시군구 공동사무, 국가-시도 공동사무, 국가-시군구 공동사무, 시도-시군구 공동사무 등으로 보다 세분화하여 제시할 수 있다. 예컨대, 국가사무는 국가직접처리사무, 특별지방행정기관사무, 국가위탁사무, 시·도위임사무, 시·군·구위임사무로 구분되고, 국가-지방자치단체 공동사무는 국가-시도-시군구 공동사무, 국가-시도 공동사무, 국가-시군구 공동사무로 구분될 수 있다. 한편, 자치사무는 시·도 직접처리사무, 시·도위탁사무, 시·군·구직접처리사무, 시·군·구위탁사무, 시·도-시·군·구 공동사무, 시·도-시·군·구 위임사무로 구분할 수 있다.

2. 법령상 사무총조사

1) 2022년 「법령상 사무총조사」의 의의

법령상 사무총조사는 국가-지방자치단체의 사무배분 현황 파악을 위한 기본 통계를 작성하여 사무정보관리시스템 구축에 기초자료를 제공하여 국가-지방자치단체 또는 시·도-시·군·구 간 분권 수준 측정 및 자치분권 확대를 위한 기초자료로 활용하기 위함을 목적으로 한다. 국가-지방자치단체의 사무배분은 중앙과 지방간의 효율적인 업무 배분을 위해 역대 정부에서도 국정과제로 중점적으로 추진해 왔으며, 윤석열 정부 역시 ‘대한민국 어디서나 살기 좋은 지방시대’를 지향하기 위하여 ‘지방시대 실현을 위한 지방분권 강화’라는 세부 과제를 달성하기 위하여 국가-지방 기능 조정을 주요한 정책과제로 선정한 바 있다.

한국지방행정연구원에서 수행한 2022년 「법령상 사무총조사」는 2022년 5월 1일에 시행되고 있는 법령을 기준으로 중앙행정기관²⁾이 소관하는 전체 법령 중 중앙행정기관, 지방자치단체를 사무수행 주체로 규정하는 법령을 대상으로 선정하였다. 다만, 입법부·사법부 등 중앙행정기관이 아닌 기관³⁾이 소관하는 법령, 법원이 사무수행 주체인 법령, 조직 및 직제, 사무처리기준, 사법(私法)관계, 형벌 기준을 규율한 규정으로만 구성된 법령은 조사 범위에서 제외하였다.

사무추출 대상 법령은 중앙행정기관 의견조회를 거쳐 「정부조직법」 제2조 제2항에 따른 중앙행정기관(4실, 1원, 18부, 5처, 18청, 6위원회) 소관의 4,357개 법령(법 1,451개, 시행령 1,683개, 시행규칙 1,223개)으로 선정하였다. 구체적으로 살펴보면 자치법규(조례, 규칙)를

2) 「정부조직법」 제2조 제2항에 따른 중앙행정기관(4실, 1원, 18부, 5처, 18청, 6위원회)을 의미하며, 국가행정사무를 담당하기 위하여 설치된 행정기관으로서 그 관할권의 범위가 전국에 미치는 기관을 의미함

3) 국회, 감사원, 법원, 헌법재판소, 중앙선거관리위원회, 민주평화통일자문회의

제외하고, 2022.5.1. 기준으로 국가법령정보센터에 등록된 「정부조직법」 제2조 제2항에 따른 중앙행정기관 소관 법령 총 4,760개 (법 1,550개, 시행령 1,827개, 시행규칙 1,383개)를 분석 대상으로 선정하였다. 다만, 이 중 중앙행정기관 및 지방자치단체 사무와 관련성이 없는 403개 법령은 사무추출 제외 대상 법령으로 설정하고 타당성 검토를 실시하였으며, 4,357개 법령을 분석 대상으로 확정하였고 추가적으로 법령 폐지, 타법 폐지, 시행일 미도래 등으로 2022.5.1 기준 존재하지 않는 법령 18개 법령 제외하였다.

2022년 「법령상 사무총조사」는 법령에서 명시되어 있는 사무를 추출하고 유형화하기 위한 선행 작업으로서 텍스트로 제공되고 있는 조문을 엑셀의 형태로 변환하는 크롤링 과정을 침으로써 컴퓨터가 인식할 수 있는 언어로 전환될 수 있는 토대를 마련하였다. 크롤링을 통해 추출한 법령 조문을 활용하여 다음의 5단계의 과정을 거쳐 최종 결과를 도출하였다. 1단계는 훈련받은 연구원이 세부적 사무 판단을 위해 법 규정 및 그 하위법령, 연계 법령을 종합적으로 검토하여 법규정상의 단위사무를 추출하였다. 2단계에는 법령 조문으로부터 추출된 사무에 대하여 사무 판단 근거 및 사무명의 적정성, 사무 유형에 대한 교차 검증은 실시하였고, 3단계에서는 사무추출 및 사무 유형분류가 애매한 경우 전체 연구진 회의 및 전문가 자문회의를 통해 결정하였다. 4단계에서는 사무 구분 결과의 타당성 확보를 위해 행정안전부나 중앙행정기관의 법제 담당 부서의 보기 검증을 시행하여 마지막으로 법령으로부터 추출된 단위사무의 총합을 계산하고 국가사무, 국가-지방자치단체 공동사무, 자치사무의 개수 및 비율을 도출하였다.

그 결과, 2022.5.1. 기준으로 시행 중인 4,339개 법령(법 1,443개, 시행령 1,675개, 시행규칙 1,221개)으로부터 총 60,114개의 단위사무 추출하였다. 구체적으로 국가사무는 41,911개(약 69.7%), 국가-지방자치단체 공동사무는 7,135개(약 11.9%), 자치사무는 11,068개(지방자치단체 간 공동사무 4,480개 포함, 18.4%)가 도출되었고, 국가사무, 자치사무, 지방자치단체 간 공동사무를 국가사무와 지방자치단체 사무로 이원화할 경우, 총 사무 77,242개 중 국가사무는 48,247개(기관위임사무 799개 포함 63.5%), 자치사무는 28,196개(36.5%)로 나타났다.

2) 기존 법령상 사무총조사의 주요 한계

앞서 살펴본 바와 같이 법령상 사무총조사는 방대한 노력이 투입됨에도 불구하고 법령상 사무총조사가 가지는 근본적인 한계는 지속적으로 제기되었고, 이러한 한계는 2022년에도 동일하게 적용되어 나타나고 있다. 첫째, 내재적 한계로서 조사 대상인 법조문 자체가 가진 한계로 인하여 단위 사무의 비중이 일정하지 않거나 분류가 어려운 사무가 존재한다는 점이다. 또한, 법률·시행령·시행규칙만을 조사 대상으로 하고 있기 때문에 조례 및 규칙과 같은 자치사무에

관한 법령은 조사대상에 포함되지 않았다는 근본적인 한계가 있다. 둘째, 조사의 일관성 확보에 관한 한계로서 지금까지 수행된 법령상 사무총조사는 연구자의 판단에 의해 사무추출을 하는 방식으로 이루어졌으며, 사무 판단에 있어서도 연구자 간의 일관성을 확보하기 어려운 한계가 존재한다. 또한 연도별로 조사의 주체 및 방법이 상이하기 때문에 조사 결과의 연도별 비교에 있어서는 보수적 접근이 필요하다. 셋째, 과도한 투입비용의 한계로서 「법령상 사무총조사」는 조사의 필요성과 중요성에도 불구하고 내재적 한계 및 조사의 일관성 확보에 관한 한계로 인하여 비효율적인 조사 진행이라는 문제가 지속적으로 제기되었다. 즉, 방대한 양의 법령에 관한 사무 판단을 위하여 과도한 시간과 노력이 투입되지만 연구자 간의 사무 판단 일관성 저하로 인한 조사 결과의 신뢰성 문제가 제기될 위험은 지속적으로 제기되고 있다. 마지막으로 앞선 주요 한계로 인하여 법령의 변화에 대한 능동적이고 시의성 있는 대응에 관한 한계를 제시할 수 있다. 법령은 여러 환경의 변화에 따라 제정과 개정이 빈번하게 이루어지는 역동적인 변화의 특성을 가진다. 그럼에도 불구하고 위와 같은 한계는 실시간으로 법령의 제·개정 변화를 포착할 수 없으며, 이는 결국 사무총조사를 통한 사무에 대한 정보를 행정현장에서 활용할 때에는 개정된 사항을 반영하지 못하여 생기는 오류를 막을 수 없다는 문제가 발생할 수 있다. 실제로 이전의 법령상 사무총조사는 약 4~5년의 주기로 이루어졌기 때문에 역동적인 법령의 변화를 정확하게 반영한 사무 현황을 파악할 수 없어 많은 노력이 투입되었음에도 불구하고 행정현장에서 사용할 수 없는 정보로 전락하는 문제가 발생한다.

3. 인공지능 기반 디지털플랫폼정부

1) 데이터 기반 행정과 디지털플랫폼정부

디지털플랫폼정부란 “모든 데이터가 연결되는 ‘디지털플랫폼’ 위에서 국민, 기업, 정부가 함께 사회문제를 해결하고, 새로운 가치를 창출하는 정부”를 의미한다(디지털 플랫폼정부위원회 보도자료, 2022.09.02.). 디지털플랫폼정부는 기술발전에 따른 정부의 서비스 제공방식의 변화로 인해 촉발되었다(강송희·김숙경, 2020; 주효진 외, 2022). 정부 형태의 변화를 살펴보면, 먼저 아날로그 정부(Analogue Government)는 정부 중심의 전통적인 서비스 공급방식으로, 비용절감, 효율성 증대, 생산성 증시 등의 특징을 가진다. 이후 등장한 전자정부(E-Government)는 주요 가치로는 투명성을 추구하며, 사용자 중심의 서비스 공급방식에 해당함. 서비스 개선을 위한 사용자의 요구 예측이 필요하였다. 한편, 최근 등장한 디지털정부(Digital Government)는 이전 서비스 공급방식인 전자정부와 비교하여 개방성이 보다 확대되었으며, 사용자 주도의 접근방식을 추구함. 인공지능(AI), 사물인터넷(IoT)등의 다양한 신기

술을 도입하여 플랫폼 및 네트워크 조직을 조성하는 것이 주요 특징으로 나타나고 있다.

이에 대하여 OECD(2019)는 사회 전반의 변화를 반영함으로써 기존의 전자정부(E-Government)에서 디지털정부(Digital Government)로 거버넌스 구조를 전환할 필요가 있음을 강조한 바 있다. 또한 디지털정부는 정부 운영에 있어 플랫폼(platform)전략의 접목을 요구함. 공공데이터의 개방 및 공유와 민간부문의 자발적 참여를 통하여 서비스의 질을 제고하고 공공가치를 창출하는 등 사회문제 해결 생태계를 지속하기 위한 노력의 일환으로 ‘플랫폼으로서의 정부(Government as a Platform)’로의 전환 역시 중요 고려사항으로 논의되고 있다(주효진 외, 2022).

2) 생성형 AI의 의의와 공공부문에 있어서의 생성형 AI의 활용

생성형 AI의 개념에 대하여 구글은 “Generative AI FAQs”라는 문건에서 생성형 AI를 “제공된 예시들에서 학습한 내용을 바탕으로 텍스트, 이미지, 음악, 코드와 같은 새로운 콘텐츠를 생성할 수 있는 기계학습(ML) 모델의 한 종류”라고 정의하였다(Google, 2023.05.). 맥킨지(Mckinsey)는 생성형 AI에 대하여 “신경망과 어텐션(Attention) 메커니즘을 사용하여 새로운 콘텐츠를 텍스트, 사진, 이미지, 비디오 및 3D 등 다양한 양식으로 제공”하는 것으로 정의하였고(Tobias et al., 2023.04.), Gozalo-Brizuela&GarridoMerchan (2023)는 생성형 AI를 “전문가 시스템처럼 기존 데이터를 단순히 분석하거나 그에 따라 행동하는 것이 아닌 참신한 콘텐츠를 생성할 수 있는 인공지능”이라고 설명하였다. 이를 종합하면, 생성형 AI란 제공된 데이터를 통해 학습한 내용을 바탕으로 단순한 분석이 아닌 텍스트, 사진, 이미지, 비디오 및 3D 등 다양한 형태의 새로운 콘텐츠를 생성할 수 있는 인공지능을 의미한다고 볼 수 있다.

이러한 생성형 AI와 관련한 국내 정책의 동향을 살펴보면 우리나라는 생성형 AI에 관한 필요성을 중요하게 인식하는 동시에 관련 정책에 관하여는 규제와 관점에서 접근하고 있다. 2023년 6월에 국가정보원이 발표한 ‘ChatGPT 등 생성형 AI 활용 가이드라인’을 보면 생성형 AI에 대한 규제정책을 명시하고 있다(국가정보원, 2023.06.29.). 예컨대, 생성형 AI로 인해 초래되는 대표적인 보안 위협을 잘못된 정보, 생성형 AI 모델 악용, 유사 AI 모델 서비스 빙자, 데이터 유출, 플러그인 취약점, 확장 프로그램 취약점, API 취약점 등 8가지로 구분하였다. 또한 2023년 6월 산업통상자원부는 AI 윤리 국가표준(KS)을 제정·발표하였다(산업통상자원부, 2023.06.14.). 2021년부터 산·학·연 전문가들이 참여하는 ‘AI 윤리 표준화 포럼’에서 논의와 검증 과정을 거쳐 표준을 개발하였는데, 해당 표준은 최근 ChatGPT 등 생성형 AI 서비스의 확산과 함께 AI의 윤리적인 사용이 제기되는 시점에서 AI 제품·서비스 개발 시

에 필요한 윤리적 고려항목을 제시하고 자체 점검할 수 있는 체크리스트로 활용되고 있다(산업통상자원부, 2023.06.14.).

또한 최근에는 공공데이터를 접목시켜 생성형 AI를 활용한 적극적인 노력이 이어지고 있는데, 주로 공공데이터포털⁴⁾을 통해 공급된 데이터를 통하여 민간을 주체로 개발되고 있다. 예컨대, 시각장애인 맞춤형 인공지능 기반 편리한 장보기 서비스⁵⁾는 상품이미지, 식품 원재료 정보, 바코드연계제품정보 등의 데이터를 활용하여 저시력 시각장애인을 위한 상품 인식 서비스를 제공. 인접 매장 안내, 카메라 촬영을 통한 상품정보 제공한다. 원격협진 시스템⁶⁾은 전국 병의원 의약코드, 의료기관 상세정보 서비스, 병의원 평가정보 등을 활용하여 AI기반 매칭을 통한 1차 의료기관 협진 플랫폼을 구축하여 질 좋은 의료서비스를 제공되고 있으며, 실종자 객체인식 통합 플랫폼⁷⁾은 지역별 치매노인 현황, 스토킹 신고 현황, 성범죄자 출소 후 학교 및 보육시설 인근 거주 현황, 국가 재난상황 감염병 현황, 전국 CCTV통합관제센터 현황 등의 데이터를 활용하여 초고령사회 치매노인 실종 예방, 성 스토킹 범죄 및 이상동기 범죄 사전 예방을 목적으로 한 AI 인공지능 실종자 객체인식 통합 플랫폼 적용을 적용하고자 하고 있다. 이러한 변화에 힘입어 공공분야에서도 인공지능을 활용한 정책을 실현하기 위한 노력 역시 이어지고 있다.

Ⅲ. 법령사무조사 자동화 모델의 개발

1. 개요

한국지방행정연구원에서 2022년에 수행한 「2022년 법령상 사무총조사」에서 수행한 데이터를 활용하여 생성형 AI를 통한 사무판단, 사무유형 예측을 위한 모델을 개발하기 위하여 프로그래밍 전문기관인 (주)씨지인사이드에의 위탁 및 KPMG와의 업무협력을 통하여 자동화 모델 개발자 7명이 2023년 11월 27일부터 12월 27일까지 30일까지 개발에 착수하였다.

자동화 모델의 개발 절차는 다음과 같다. 첫째, 데이터를 전처리하여 분석 가능한 형태인 정형 데이터, 즉 엑셀의 형태로 크롤링 된(텍스트화 된) 법령 정보를 컴퓨터가 이해할 수 있는

4) 공공데이터포털(n.d.) <https://www.data.go.kr> (검색일: 2023.12.20.)

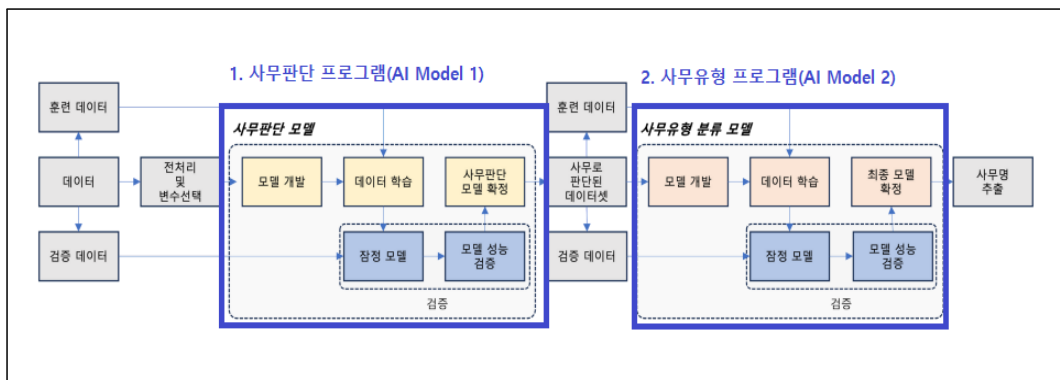
5) <https://www.data.go.kr/tcs/eds/ctm/selectContestData.do?contestId=40105>

6) <https://www.data.go.kr/tcs/eds/ctm/selectContestData.do?contestId=40103>

7) <https://www.data.go.kr/tcs/eds/ctm/selectContestData.do?contestId=40098>

언어로 전환하기 위해 딥러닝 모델을 활용하였다. 이를 통하여 AI가 문맥을 이해할 수 있도록 RoBERTa 토큰라이저를 사용하는 등 벡터화하였다. 둘째, 학습을 통해 모델을 도출하였고, 데이터 학습으로 도출한 잠정 모델의 성능을 검증하고, 최종 모델을 선정하는 방식으로 사무 판단 모델을 개발하였다. 이때 사무 여부의 판단은 사무(1)와 비사무(0)로 분류하였다. 셋째, 사무로 판단된 경우, 사무유형을 분류하였다. 2022년 법령상 사무총조사에서는 대분류(3가지)와 중분류(7가지), 소분류(16가지)로 세분화하여 구분하였으며, 본 연구에는 이와 동일한 분류를 AI가 이끌어낼 수 있는 프로그래밍의 개발을 원칙적으로 목표하였다. 다만, 본 연구가 법령사무조사의 자동화에 대한 기초연구이기 때문에 구체적이고 정확한 사무유형의 판단 보다는 현재의 여건과 수준 하에서 어느 수준까지 사무유형을 분류해 낼 수 있는지 확인하는 것을 보다 우선적으로 확인하고자 하였다. 즉, 사무유형 배분의 중요도를 고려하였을 때, 사무의 세부 유형으로의 구분 가능성 자체보다는 어느 정도 수준까지 사무 유형을 구분하는 것이 가장 정확도가 높은지에 초점을 맞추어 모델을 개발하였다. 마지막으로 법제연구원에서 2023년에 수행한 「2023년 법령상 사무총조사」 데이터를 협조받아 2022년 5월 기준의 법령으로 학습된 자동화 모델을 토대로 2023년 5월 이후 제·개정된 법령에 대하여 사무판단, 사무유형 등을 예측하였다.

〈그림 1〉 법령사무조사 자동화 모델 개발 절차



2. 자동화 모델의 개발

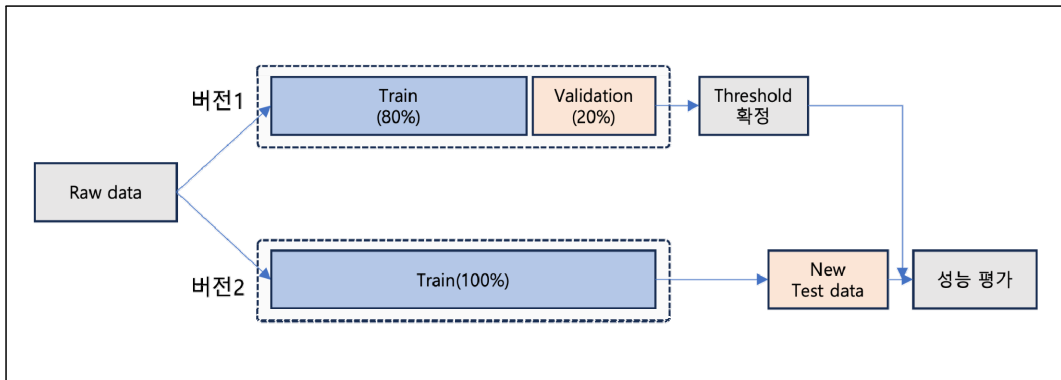
1) 데이터 전처리 및 데이터 분할

자동화 모델 개발에 활용된 데이터는 2022년 5월 기준으로 한 법령의 내용을 엑셀로 크롤

링한 방식을 적용하고 있기 때문에 데이터 타입을 통일하고, 결측치를 처리하는 등의 과정이 필요하다. 이를 위하여 데이터를 설명변수(소관부처명, 법령명, 조번호, 항번호, 호번호, 조문 제목, 조문) 및 반응변수(사무판단, 사무명, 사무유형 등)로 구분하는 등의 데이터 전처리 과정을 거쳤다.

한편, 자동화 모델을 개발하기 위하여 데이터를 분할하는 방법과 분할하지 않는 방법을 모두 사용하여 목적에 따라 달리 적용하였다. 버전1은 데이터를 분할한 후에 학습하는 방식으로 검증용 데이터로 최적의 임계값을 설정하는 방식으로 수행하였고, 버전2는 전체 데이터를 학습한 후 버전1에서 설정한 임계값을 적용하여 새로운 데이터를 테스트하는 방식이다.

〈그림 2〉 법령구분 자료의 데이터 분할 과정



구체적으로 살펴보면, 데이터를 분할하고 임계값을 설정하는 방식의 버전1은 전체 데이터 셋을 학습용(Training)과 검증용(Validation)으로 8:2의 비율로 분할하고, 모델의 성능을 평가하기 위하여 최적의 임계값을 설정하였다. 데이터 분할은 모델이 학습 데이터에 과적합되는 것을 방지하고, 모델의 예측 성능을 더 신뢰할 수 있게 검증할 수 있도록 한다. 또한 임계값은 모델이 어떤 샘플을 특정 클래스(예: 사무 판단)에 속한다고 예측할지를 결정하는 기준이 된다.

전체 데이터를 학습한 후 새로운 데이터를 테스트하는 방식의 버전 2에서 전체 데이터를 학습시키는 것은 전체 데이터셋(100%)을 사용하여 모델을 재학습하는 것이다. 이 과정은 모델이 가능한 한 많은 데이터로부터 학습하여 일반화 성능을 최대화하도록 하기 위한 과정이다. 또한 마지막 단계에서는 새로운 테스트 데이터에 적용하는데, 개정된 법안이나, 새로 시행된 법에 대한 판단을 위한 과정이다. 앞의 단계에서 결정된 임계값을 사용하여 예측을 수행하는 과정을 거침으로서 모델이 이전에 보지 못한 데이터에 대해 어떻게 작동하는지 평가할

(1) 확실한 ‘비사무’ 데이터의 추출: 규칙 기반 변수인 rule-based 변수

머신러닝 및 딥러닝과 같은 인공지능 모델을 활용하였을 때, 인간의 라벨링 작업량을 얼마나 줄일 수 있는지에 대해서 탐구하기 위해서 명확히 사무가 아닌 조문들은 사전에 필터링할 수 있는 방법을 모색하였다. 규칙 기반의 'rule_based' 컬럼은 전체 법령 중 사무가 아닌 조문을 사전에 필터링하기 위한 과정으로서 전체 법령 중 비사무인 조문들의 규칙의 발견을 통하여 향후 법령사무조사를 위한 자동화 연구에서 인간의 판단을 확실하게 제외할 수 있는 ‘비사무’를 추출하기 위한 과정이다.

본 과정을 통하여 35개의 비사무 규칙을 생성하였으며, 이에 따른 사항을 ‘rule-based 변수’로 변환함

'rule_based' 컬럼은 각 행이 사무가 아닌 것으로 확실히 판단될 경우 0으로 라벨링하였고, 이를 통해 총 159,947개의 행을 사무가 아닌 것으로 분류하였다. <표 1>은 생성된 35개의 비사무 규칙 중 일부에 대하여 세부 내용을 제시한 것이다.

<표 1> rule-base 규칙을 적용한 데이터 형태와 제거되는 행 개수

연번	규칙	형태	정규표현식	해당되는 행 개수
1	조문에 제 ~조(조문제목) 혹은 제 ~조로 구성된 행	제3조(개인정보 보호 원칙) 제9조	r'^제.*\)\$' r'제\d+조\$'	79,451
2	조문이 제 ~장, 제 ~절, 제~편	제1장 총칙 / 제2절 개인정보의 처리 제한	'^제(\d+)(장 절 편)'	12,932
3	조문제목이 '목적' 또는 '정의'인 행		-	15,609
4	조문이 삭제 < > 혹은 삭제< >인 행	③ 삭제 <2020.2.4>	-	20,211
5	호가 '있는 경우'로 끝나는 행	(2.)* 다른 법률에 특별한 규정이 있는 경우	r'.*있는 경우\$'	2,578
6	호에 '인정되는 경우'가 포함된 행	3. 직무태만, 품위손상이나 그 밖의 사유로 위원으로 적합하지 않다고 인정되는 경우	r'\d+\..*인정되는 경우'	1,614

(2) 사무판단모델의 개발 과정

사무판단모델의 개발을 위하여 파생변수의 생성, 단어의 토큰화, 변수를 생성하기 위한 단어 파악 및 dictionary 생성과 생성한 변수의 추가, 그리고 사무판단 모델의 개발 등 5단계

과정을 거쳤다.

① 파생변수의 생성

딥러닝 모델은 그 내부 구조에 숨겨진 여러 계층(hidden layer) 때문에, 모델이 어떤 원리로 특정 결과를 도출하는지 완전히 이해하는 데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 '사무'와 같은 업무특성을 담은 조문은 특정 단어의 빈도가 중요한 역할을 할 것이라는 가설을 설정하고, 이를 바탕으로 통계적 기법을 적용한 파생변수를 생성하였고, 이를 통해 업무와 관련된 주요 키워드의 중요성을 파악하고 이를 머신러닝 모델의 입력 변수로 활용하였다.

② 단어의 토큰화

단어의 토큰화는 한국어로 작성된 조문에 사용된 단어의 빈도수를 알기 위해서는 텍스트를 명사단위로 분할해야 하는 작업이 필요하다. 이를 위하여 본 연구에서는 조문 텍스트를 형태소 단위로 분리한 뒤, okt.nouns 메소드를 사용하여 명사만 추출한 후, 2음절 이상인 명사들만 추출하여 '조문_명_동' 변수를 생성하였다.

〈표 2〉 조문 텍스트의 Okt 기반 2음절 이상 명사 토큰화 예시

조문	조문_명_동
국가와 지방자치단체는 개인정보의 목적 외 수집, 오용·남용 및 무분별한 감시·추적 등에 따른 피해를 방지하여 인간의 존엄과 개인의 사생활 보호를 도모하기 위한 시책을 강구하여야 한다.	['국가', '지방자치단체', '개인정보', '목적', '수집', '오용', '남용', '무분별', '감시', '추적', '피해', '방지', '인간', '존엄', '개인', '사생활', '보호', '도모', '시책', '강구', '여야']
제6조(다른 법률과의 관계) 개인정보 보호에 관하여는 다른 법률에 특별한 규정이 있는 경우를 제외하고는 이 법에서 정하는 바에 따른다. <개정 2014.3.24>	['다른', '법률', '관계', '개인정보', '보호', '다른', '법률', '규정', '경우', '제외', '개정']

③ 단어에 대한 딕셔너리(dictionary) 구축 및 새로운 변수 생성

생성된 단어들을 한 행별 중복되는 단어는 1번만 count 하도록 set 함수를 사용하여 처리하고, 모든 명사에 대해서 빈도수를 계산한 딕셔너리를 생성하였다. 이렇게 각 행에서 중복을 제거한 후, 모든 행의 명사들을 하나의 리스트에 모으고, 이 리스트를 사용하여 각 명사의 전체적인 출현 빈도를 계산하고, 최종적으로 생성된 딕셔너리는 각 명사를 키(key)로, 해당 명사가 데이터셋 전체에서 나타난 빈도수를 값(value)으로 가지는 형태로 가공하였다. 이러한 작업을 바탕으로 4가지 변수를 새롭게 생성하였고 그 형태는 다음과 같다.

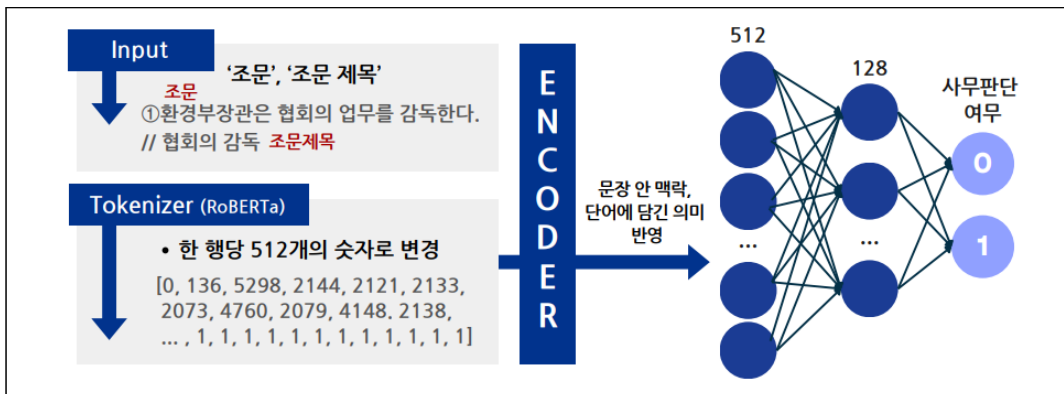
〈표 3〉 새롭게 생성된 변수

생성 변수	설명	가설
score_length	['조문_ 명_ 동']에 포함된 단어들의 개수	조문이 길수록(토큰화되는 명사가 많을 수록) 사무가 많을 것이다.
score_count	['조문_ 명_ 동']에 포함된 단어들 중 사무판단이 1에 있는 단어들의 갯수	-
score_ratiomean	['조문_ 명_ 동']에 포함된 단어들의 사무판단의 1인 비율의 평균	-
score_ratiomulti	['조문_ 명_ 동']에 포함된 단어들 중 사무판단의 1인 비율 상위 3개의 곱	조문의 '사무'가 성립하려면 '가 _을 _한다.'와 같은 형태로 사무가 되려면 최소 단어가 3개는 들어가야 할 것이라는 가정으로 생성한 변수

④ 사무판단모델의 선정

이상의 과정을 거친 후 Transformer Encoder를 활용하여 사무판단모델을 도출하였다. Transformer는 딥러닝 방법의 하나로서, 인공지능망이 스스로 학습하며 성능 개선을 진행하는 방식으로서, 본 연구는 Transformer 모델을 활용한 사무판단 모델(AI Model 1)은 조문의 텍스트를 토큰화하여 숫자로 변경한 후 문장 안의 맥락과 단어에 담긴 의미를 반영하여 Transformer Encoder 과정을 거치는 방식으로 사무판단모델을 개발하였다.

〈그림 5〉 사무판단 모델(AI Model 1) : Transformer Encoder 활용



(3) 모델의 성능 비교

본 연구에서 개발한 사무판단모델(AI Model 1)을 통하여 법령의 조문에서 나타나고 있는 여러 사무들이 사무인지 혹은 비사무인지 여부를 판단할 수 있다. 특히 이때 AI를 통하여 비사무로 추출될 경우 이후 사무유형을 판단하는 대상에서 1차적으로 제외되기 때문에 무엇보다 정확도가 매우 중요하다. 즉, 실제로는 비사무인 사무를 AI가 사무로 추출한 경우, 2단계의 사무유형판단 과정에서 한번 더 오류를 검증하거나 혹은 인간의 판단을 통하여 오류를 시정할 수 있으나, 실제로는 사무인데 AI가 비사무로 추출한 경우 이를 검증할 수 있는 수단이 마련되기 어렵다는 점에서 정확도, 특히 비사무를 정확하게 비사무로 추출할 수 있는 정확도가 매우 중요한 요소이다. 따라서 본 연구에서는 사무를 사무로 정확하게 추출하는 경우보다 비사무를 비사무로 추출하는 것을 더 중요한 항목으로 설정하여 다양한 생성형 AI 모델의 성능을 비교한 결과 가장 높은 정확도(재현율, recall)를 나타낸 2-layer 신경망 with Transformer Encoder 모델을 선정하였다.

〈그림 6〉 사무판단 모델(AI Model 1) 방법론별 적용 결과

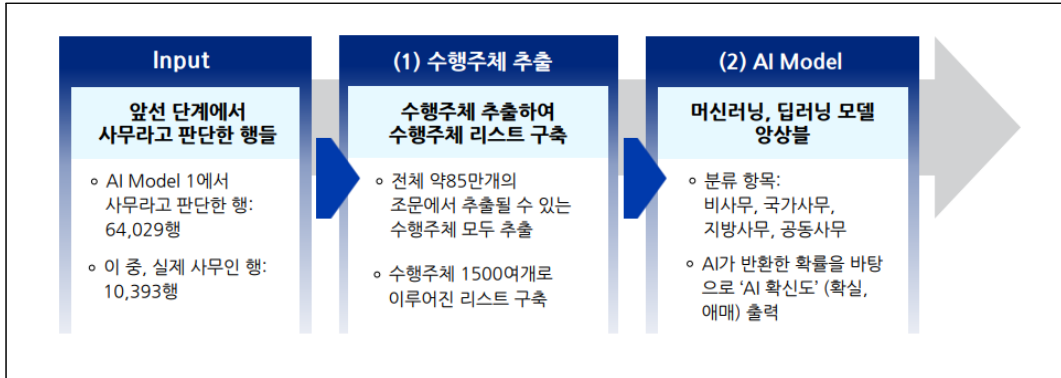
*train : test = 8 : 2 split, test set에 대한 결과

모델명	Recall	모델명	Recall
Random Forest	93.9%	2-layer 신경망	94.3%
LightGBM	94.7%	2-layer 신경망 with Transformer Encoder	94.9%
Ensemble	94.7%		

3) 사무유형모델의 개발(AI Model 2)

사무유형모델(AI Model 2)은 사무판단모델(AI Model 1)에서 사무라고 판단한 행들을 토대로 사무별 수행주체를 추출하여 수행주체 리스트를 구축하고, 이와 동시에 사무인 행들에 대하여 사무판단모델(AI Model 1)에서 구축한 단어 dictionary와 앞선 단계에서 구축한 수행주체 리스트 등을 토대로 다양한 인공지능 모델을 활용하여 해당 사무가 어떤 유형의 사무 인지를 판단하는 과정을 거쳤다.

〈그림 7〉 사무유형 모델(AI Model 2)의 흐름



(1) 사무유형모델 개발을 위한 인공지능 모델의 선정

본 연구는 사무유형모델의 개발을 위하여 다양한 인공지능 모델을 활용하였고, 이는 변화의 종류에 따라 달리 설정하였다.

첫째, 랜덤포레스트(RandomForest)는 분류(Classification) 및 회귀(Regression) 문제에 널리 사용되는 앙상블 학습(Ensemble Learning) 기법 중 하나로서, 이 알고리즘의 핵심은 여러 의사결정 트리(Decision Trees)를 결합하여 하나의 모델을 형성하는 것이다. 이 모델을 통하여 다양한 기계 학습 작업이 가능하다.

둘째, Transformer Encoder+2 Layer Neural Network 모델은 Transformer의 Encoder 부분만을 사용하고, 이를 통해 추출된 정보를 2-layer 신경망으로 처리하는 구조이다. 구체적으로 살펴보면, Transformer Encoder는 각 단어의 위치와 주변 단어들과의 관계를 고려하여 텍스트의 의미를 더욱 잘 이해할 수 있고 이렇게 추출된 정보를 2-layer 신경망을 통하여 분류한다. 또한 2-layer 신경망은 향후 예측 과정에도 적용된다.

셋째, 앙상블 모형(Ensemble Model)은 여러 개의 기본 모델(Base Models)을 결합하여 하나의 예측 모델을 만드는 방법으로 개별 모델의 강점을 활용하고 약점을 보완함으로써 전반적인 예측 성능을 향상시키는 데 목적이 있다. 본 연구에서는 앞서 활용한 4개의 모델에서 나오는 1(사무)의 확률값의 평균을 가지는 새로운 결합 모델을 생성하는데 앙상블 모형을 활용하였다.

(2) 사무유형모델의 개발 과정

① 파생변수의 생성

사무유형은 해당 사무의 수행주체에 따라 결정되기 때문에 사무유형의 구분을 위해서는 먼저 수행주체 관련 파생변수를 생성할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 수행주체 관련 파생변수를 생성하기에 앞서 수행주체 및 수행주체의 사무유형별 분포를 파악하기 위한 디셔너리를 작성하였다.

〈표 4〉 사무유형모델에서의 파생변수 생성

구분	변수명	주요 내용
디셔너리 구축	subject_list	<ul style="list-style-type: none"> 조문 내에서 수행주체를 추출하기 위해 조문 내에서 수행주체가 가능하다고 생각되는 주체들을 모아 조문의 내용을 기반으로 1,562 종류의 수행주체를 찾아 저장
	subject_dictionary	<ul style="list-style-type: none"> 사무유형의 분류를 위해서 각 수행주체의 사무유형별 분포를 파악하기 위해 구축 해당 수행주체가 조문에 있는 비사무인 행의 개수, 국가인 행의 개수, 지방인 행의 개수, 공동인 행의 개수를 파악하여 구축⁸⁾ 이와 같은 방식으로 1,562종류의 모든 수행주체에 대하여 디셔너리 작성
파생변수 생성	subject_nan	수행주체들이 나온 사무유형이 비사무인 항의 개수
	subject_n	수행주체들이 나온 사무유형이 국가인 항의 개수
	subject_r	수행주체들이 나온 사무유형이 지방인 항의 개수
	subject_p	수행주체들이 나온 사무유형이 공동인 항의 개수
	score_subject_len	조문에서 뽑아낸 총 수행주체의 개수

이상의 과정을 거친 파생변수를 머신러닝 모델에 적용하여 구현하면 다음과 같은 형태로 추출된다.

⁸⁾ (예시) {'광주광역시': [12, 3, 5, 1]}

→ 해석 : 전체 데이터 셋에서 '광주광역시'라는 주체는 비사무인 경우개 12개 행, 국가사무는 3개 행, 지방사무는 5개 행, 공동사무는 1개 행으로 파악됨

〈그림 8〉 머신러닝 모델학습 적용

```

예 1 :
③ 금융위원회는 제 1 항에 따른 인가를 할 때 다음 각 호의 기준에
적합한지를 심사하여야 한다.
-> subject_nan : 408
-> subject_n : 324
-> subject_r : 1
-> subject_p : 0

예 2 :
금융위원회는 적기시정조치에 관한 권한을 대통령령으로 정하는
바에 따라 금융감독원 원장(이하 ""금융감독원장""이라 한다)에게
위탁할 수 있다.
-> subject_nan : 408 + 75
-> subject_n : 324 + 37
-> subject_r : 1 + 0
-> subject_p : 0 + 1

subject dictionary
{금융위원회: [408, 324, 1, 0 ]
 금융감독원: [ 75, 37, 0, 1 ]
 ...
 }
    
```

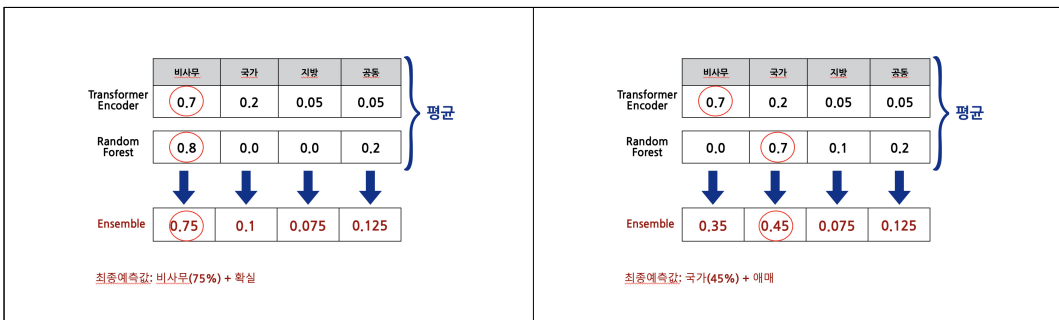
② 사무유형모델의 선정

본 연구는 사무유형모델(AI Model 2)로서 랜덤포레스트와 Transformer Encoder를 적용한 인공지능망 모델을 결합하여 하나의 새로운 모델(양상블 방식)을 도출하였다.

양상블 방식은 각 모델별 클래스 예측값을 조합하여 값을 표시하여 주는데, 두 모델이 모두 같은 클래스로 예측하면(동일한 사무유형으로 추출한 확률이 가장 높게 예측하면) 해당 예측값과, '확실'이라는 지표를 함께 나타낼 수 있도록 하였다. 반면, 두 모델이 다른 클래스로 예측하면 해당 예측값과, '애매'라는 지표를 함께 나타나도록 하였다.

〈그림 9〉 양상블 모델 구조(확실한 결과)

〈그림 10〉 양상블 모델 구조(애매한 결과)



(3) 모델의 성능 비교

사무판단모델(AI Model 1)이 비사무를 비사무로 정확하게 예측하는 것에 초점을 두었다면, 사무유형모델(AI Model 1)은 사무로 판단된 사무에 대하여 4가지 사무유형(비사무, 국가사무, 지방사무, 공동사무) 중 어느 유형에 해당하는지를 잘 예측하는 것(정확도, accuracy)이 초점을 두었다⁹⁾. 다양한 인공지능 모델에 대한 정확도를 비교하여 나타내면 다음과 같으며, 본 연구에서는 4가지 모델 중 가장 정확도가 높은 앙상블 모델을 채택하였다.

〈그림 11〉 사무유형 모델(AI Model 2) 방법론별 적용 결과

*train : test = 8 : 2 split, test set에 대한 결과

모델명	Accuracy	모델명	Accuracy
Random Forest	88.2%	2-layer 신경망 with Transformer Encoder	63.3%
2-layer 신경망	59.6%	Ensemble	88.7%

IV. 법령사무조사 자동화 모델의 적용

1. 자동화 모델을 적용한 데이터 오류 검증

2022년 법령상 사무총조사에서 사용된 법령은 총 4,357개(법 1,451개, 시행령 1,683개, 시행규칙 1,123개)로 사무판단이 필요한 행은 총 848,072줄로 이루어졌다. 이를 토대로 한 국지방행정연구원에서는 약 10명의 박사급 연구원과 약 30명의 훈련받은 연구보조원이 세부적 사무 판단을 위해 법 규정 및 그 하위법령, 연계 법령을 종합적으로 검토하여 공통의 기준

9) 사무판단모델(AI Model 1)에서 비사무를 추출하여 1차적으로 제거하였지만, 사무유형모델(AI Model 2)에서 한번 더 사무유형을 비사무와 사무(국가, 지방, 공동) 등 4개 유형으로 구분하여 추출함으로써 예측 오류를 줄이고자 하였음 ($Accuracy = \frac{\text{올바르게 분류된 데이터 수}}{\text{전체 데이터 수}}$)

을 토대로 법규정상의 단위사무를 추출하였다. 그럼에도 불구하고 이러한 방식의 조사는 여러 명의 연구원에 의하여 이루어진 주관적 판단의 차이, 입력 오류 발생 등의 한계에서 자유롭지 못하다는 한계가 있다. 이에 따라 조사 과정에서 발생하는 각종 오류에 대하여 면밀한 사후검증이 필요하지만, 방대한 양으로 인하여 조사뿐만 아니라 검증에 대한 투입 비용 역시 상당한 수준으로 발생하기 때문에 사후검증 역시 쉽지 않은 실정이다.

따라서 본 연구는 자동화 모델을 통한 사무예측 및 유형분류에 앞서 학습된 AI의 원칙에서 벗어나는 데이터, 즉 2022년 법령상 사무총조사의 데이터의 오류가 있는지 여부를 검증하였다. 이를 위하여 인공지능을 통한 자동화 모델로 하여금 학습된 내용을 바탕으로 2022년 법령상 사무총조사의 데이터 중 오류 사항을 인식하도록 명령한 후, 해당 오류 데이터가 학습 알고리즘의 미흡으로 인한 오류인지 혹은 인간의 입력 오류인지 등을 판단·검증하였다.

그 결과, 사무판단이 필요한 844,220개의 행¹⁰⁾ 중에서 AI가 오류라고 추출한 데이터는 총 14,546개로서 전체의 1.72%의 데이터가 오류 의심 데이터로 추출되었다. 구체적으로 살펴보면, 연구진의 입력에 의한 데이터 오류는 79개로 전체 오류 중에는 0.54%에 불과한 것으로 나타났다. 반면, AI의 학습 미흡에 의한 데이터 오류는 14,467개로 이는 전체 오류의 99.45%를 차지하는 것으로 나타났으며, 이는 전체 사무판단의 1.71%에 해당하는 수치이다. 다만, 이러한 인공지능이 오류로 인식한 데이터 중 99%는 인공지능에 대한 학습 미흡에 의한 것이기 때문에 AI를 활용한 법령상 사무총조사를 수행하기 위해서는 정교한 판단 알고리즘의 개발이 매우 중요할 것으로 사료된다.

〈표 5〉 인공지능이 추출한 데이터 오류의 검증

구 분		검증 결과		
		개수(개)	비율(%)	
			전체 중	오류 중
전체		844,220 ^{주)}	100	-
오류 데이터로 인식	(인간의) 입력 오류	79	0.009	0.543
	AI 학습 미흡	14,467	1.714	99.457
	계	14,546	1.723	100

주: 전체 사무 848,072개의 행 중 특별지방행정기관에 대한 사무(3,852개)는 제외함

10) 사무판단이 필요한 행은 총 848,072개의 행이지만, 데이터 오류의 검증에서는 사무수행 주체가 상이한 특별지방행정기관(3,852개)은 제외하여 총 844,220개의 행을 분석함

2. 자동화 모델의 예측 정확성 검증

1) 사무판단 및 사무유형모델의 평가도구: Confusion Matrix

사무판단모델 및 사무유형모델의 평가도구로서 본 연구에서는 Confusion Matrix를 활용하였다. Confusion Matrix는 분류 모델을 평가하는 데 사용되는 주요 도구로서, 실제 결과치와 예측된 결과치의 매칭 결과를 시각적으로 나타낼 수 있다는 장점이 있다. Confusion Matrix는 4가지 상황을 구분하여 Positive는 '사무'인 경우를, Negative는 '비사무'인 경우를 의미한다. 또한 분류모델의 성능 평가를 위하여 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score, 정확도(Accuracy), ROC-AUC 등의 지표를 활용하였다.¹¹⁾

〈그림 12〉 Confusion Matrix

		Actual	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

2) 사무판단모델(AI Model 1)의 검증

앞선 논의에서도 언급한 바와 같이, 사무판단모델(AI Model 1)은 실제 비사무인 사무를 AI가 정확하게 비사무로 예측하는 것이 매우 중요하며, 따라서 본 모델에서는 평가 시 고려되는 여러 지표 중에서 특히 재현율(Recall) 지표를 가장 중요항목으로 선정하였다. 실제 '사무'인 조문을 '사무가 아님'으로 잘못 분류하는 경우, 즉 거짓 음성(False Negative)이 발생하는

¹¹⁾ Confusion Matrix는 분류에 따라 사무(positive)/비사무(negative) 및 실제값/예측값로 구분하여 유형을 구분함. 예컨대, 실제값이 사무이며 예측값이 사무로 동일하게 나타날 경우 TP의 경우이며, 반대로 실제값이 비사무이며 예측값도 비사무일 경우는 TN 유형으로 구분됨

경우, 해당 조문은 사무판단과 사무유형판단 과정에서 배제될 위험이 있기 때문이다. 이와 같은 상황은 과업 감소 목적에 부합하지 않으며, 사무에 대해서 처리 기회를 놓치는 경우가 발생할 수 있기 때문이다. 이러한 관점에서 본 연구에서 사용한 2layer-인공신경망(transformer 인코더 적용) 모델은 타 모델에 비하여 가장 높은 재현율인 94.9%의 재현율을 나타냈기 때문에 매우 높은 정확도를 가지는 모델이라고 볼 수 있다.

〈표 6〉 분류 방법론별 적용 결과

모델명	Precision	Recall	F1-score	accuracy	threshold	FN개수
RandomForest	0.178	0.939	0.3	0.718	0.006	661
LightGBM	0.195	0.947	0.323	0.745	0.026	574
2-layer nn	0.135	0.943	0.237	0.608	0.231	618
transformer encoder	0.153	0.949	0.263	0.658	0.251	554
양상블	0.178	0.947	0.3	0.715	0.211	575

3) 사무유형모델(AI Model 2)의 검증

사무유형모델(AI Model 2)에서는 다양한 사무유형 중 특정한 사무유형을 정확하게 예측하는 것이 가장 중요하기 때문에 여러 평가 지표 중 정확도(Accuracy)를 중점 항목으로 선정하였다. 사무판단모델(AI Model 1)에서 비사무인 사무는 모두 제외된 후의 데이터가 사무유형 모델(AI Model 2)에서 활용되기 때문에 이미 사무로 판단된 사무를 국가, 지방, 공동사무로 정확하게 구분하는 것이 본 모델의 핵심이다. 이러한 관점에서 보았을 때, 다양한 사무유형판단 모델 중 본 연구에서 사용한 양상블 모델은 타 모델에 비하여 가장 높은 정확도(81%)를 나타냈으며, 이 역시도 높은 수준의 정확도를 가진다고 할 수 있다.

〈그림 13〉 사무유형 분류 모델 결과

[1. RandomForest]	[2. transformer encoder + 2-layer nn]	[3. 양상블]																																																																																	
<table border="1"> <thead> <tr> <th>예측 \ 실제</th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> <th>Accuracy</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>0</th> <td>9,792</td> <td>900</td> <td>209</td> <td>130</td> <td rowspan="4">0.79</td> </tr> <tr> <th>1</th> <td>942</td> <td>477</td> <td>5</td> <td>17</td> </tr> <tr> <th>2</th> <td>276</td> <td>4</td> <td>77</td> <td>3</td> </tr> <tr> <th>3</th> <td>194</td> <td>11</td> <td>0</td> <td>65</td> </tr> </tbody> </table>	예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy	0	9,792	900	209	130	0.79	1	942	477	5	17	2	276	4	77	3	3	194	11	0	65	<table border="1"> <thead> <tr> <th>예측 \ 실제</th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> <th>Accuracy</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>0</th> <td>7758</td> <td>2315</td> <td>814</td> <td>144</td> <td rowspan="4">0.63</td> </tr> <tr> <th>1</th> <td>794</td> <td>467</td> <td>150</td> <td>30</td> </tr> <tr> <th>2</th> <td>153</td> <td>114</td> <td>86</td> <td>7</td> </tr> <tr> <th>3</th> <td>152</td> <td>80</td> <td>33</td> <td>5</td> </tr> </tbody> </table>	예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy	0	7758	2315	814	144	0.63	1	794	467	150	30	2	153	114	86	7	3	152	80	33	5	<table border="1"> <thead> <tr> <th>예측 \ 실제</th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> <th>Accuracy</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>0</th> <td>9996</td> <td>772</td> <td>161</td> <td>102</td> <td rowspan="4">0.81</td> </tr> <tr> <th>1</th> <td>980</td> <td>442</td> <td>4</td> <td>15</td> </tr> <tr> <th>2</th> <td>277</td> <td>3</td> <td>76</td> <td>4</td> </tr> <tr> <th>3</th> <td>207</td> <td>10</td> <td>0</td> <td>53</td> </tr> </tbody> </table>	예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy	0	9996	772	161	102	0.81	1	980	442	4	15	2	277	3	76	4	3	207	10	0	53
예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy																																																																														
0	9,792	900	209	130	0.79																																																																														
1	942	477	5	17																																																																															
2	276	4	77	3																																																																															
3	194	11	0	65																																																																															
예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy																																																																														
0	7758	2315	814	144	0.63																																																																														
1	794	467	150	30																																																																															
2	153	114	86	7																																																																															
3	152	80	33	5																																																																															
예측 \ 실제	0	1	2	3	Accuracy																																																																														
0	9996	772	161	102	0.81																																																																														
1	980	442	4	15																																																																															
2	277	3	76	4																																																																															
3	207	10	0	53																																																																															

3. 자동화 모델의 예측 타당성 검증

본 연구에서 활용한 법령 데이터는 한국지방행정연구원에서 2022년에 수행한 「2022년 법령상 사무총조사」를 통하여 구축한 데이터로서 2022년 5월 1일 기준으로 시행되었던 법령이다. 2022년 5월 이후의 데이터에 대해서는 2023년에 법제연구원에서 동일한 방식으로 「법령상 사무총조사」를 수행하였다. 이에 이하에서는 2022년 법령 데이터를 토대로 학습한 자동화 모델이 2022년 5월 이후의 법령에서도 정확하게 잘 작동하는지를 확인함으로써 자동화 모델의 타당성을 검증하고자 하였다. 2022년 5월 1일 이후 법령의 제·개정 등으로 인한 변경 사항은 총 956행이며, 그 중 입력 오류 등의 결측치를 제거하여 본 연구에서는 최종적으로 898행에 대하여 검증을 실시하였다.

타당성 검증 결과, 사무판단 모델(AI Model 1)의 recall은 98.5%로 2022년 법령 데이터를 대상으로 검증한 결과(94.9%)에 비하여 오히려 정확도가 향상된 결과가 나타났다.

하지만 사무유형 모델(AI Model 2)의 경우 정확도가 63.8%로 2022년의 검증 정확도(81%)에 비하여 큰 폭으로 감소한 것으로 나타났다. 이는 2022년의 경우 전체 조문 대비 사무 비율이 약 6%로 나타난 것에 반해, 2023년의 경우 사무가 전체 조문의 약 35%를 차지하여, 이는 2022년 5월 이후의 데이터 세팅 자체가 사무로 추출된 조문으로 1차 추출된 결과로 입력이 된 것에 기인한 것으로 보인다.

그럼에도 불구하고 정확도가 큰 폭으로 감소한 것은 본 연구에서 개발한 자동화 모델이 2022년 법령 데이터에 과적합되어 있어 성능이 비교적 낮아진 것으로 판단할 수 있다. 다만, 법령 데이터 오류의 축소, 2022년 5월 이후 법령 데이터 전체에 대한 재학습 및 연도별 AI 딥러닝을 지속적으로 수행한다면 이러한 정확성의 큰 격차는 점차 줄일 수 있을 것으로 기대한다.

4. 법령상 사무에 대한 자동화 모델의 활용: 대시보드의 제시

본 연구에서 제안한 인공지능을 활용한 법령사무조사 자동화 모델은 복잡한 명령어를 기반으로 한 모델 로직이기 때문에 이를 일반인이 실생활·실무에 적용하는 것은 사실상 불가능하다. 따라서 이하에서는 자동화 모델의 결과를 일반인도 손쉽게 활용할 수 있는 방안으로서 이를 활용한 대시보드를 예시로 제시하였다. 사람이 직접 조사한 결과와 AI가 판단한 내용을 비교하는 형식으로 나타내주어 AI가 어떤 모델을 잘 분류하는지 여부를 바로 파악할 수 있는 구상하였고, 추가로 AI가 다음과 같이 판단한 근거를 제시함으로써 연구자의 추가적인 판단이 필요한 영역을 확인할 수 있도록 하였다.

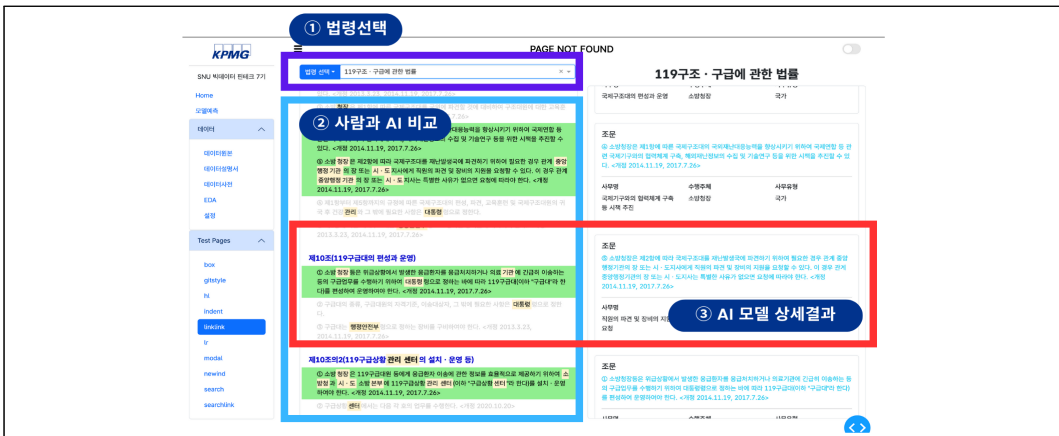
〈그림 14〉 2022년 법령에 대한 인공지능의 사무판단 및 사무유형 추출 결과(예시)

법령명	조문제목	조문	사무판단 단	사무유형(대분류) rule_based 유형	사무판단 속	사무판단 예측 률	수행주체	사무유형(대분류) 결과	비사무 률	국가 확 률	지방 확 률	공공 확 률	need_to_check
0	개인정보 보호법 제1장 총칙		0	0	0.0	0	0.00439	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
1	개인정보 보호법 제15조(목적)	이 법은 개인정보의 처리 및 보호에 관한 사항을 정함으로써 개인의 자유	0	0	0.0	0	0.59747	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
2	개인정보 보호법 제20조(중의)	이 법에서 사용하는 용어의 뜻은 다음과 같다. <개정 2014.3.2. >	0	0	0.0	0	0.07653	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
3	개인정보 보호법 제21조(개인정보란)	살아 있는 개인에 관한 정보로서 다음 각 목의 어느 하나에 해당	0	0	0.0	0	0.02339	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
4	개인정보 보호법 제22조(가명처리)	란 살아 있는 개인에 관한 정보로서 다음 각 목의 어느 하나에 대	0	0	0.0	0	0.26156	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
448067	수도법 시행규칙 기술진단 결과의 평가	1. 한국수자원공사	0	0	0.0	0	0.00781	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
448068	수도법 시행규칙 기술진단 결과의 평가	2. 법 제56조에 따른 한국수자원공사	0	0	0.0	0	0.00247	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
448069	수도법 시행규칙 규제의 재검토	제13조(규제의 재검토) 환경부장관은 다음 각 호의 사항에 대하여 다음	0	0	1.0	1	0.64423	[같은, 환경부]	0.79397	0.0933	0.05175	0.06698	0
448070	수도법 시행규칙 규제의 재검토	1. 제23조의2제1항·제4항 및 별표 7의2에 따른 특수조질수업의 인력·사	0	0	0.0	0	0.02749	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0
448071	수도법 시행규칙 규제의 재검토	2. 제31조 및 별표 8에 따른 기술진단 대행 기관의 장비와 기술인력. 2014	0	0	0.0	0	0.00429	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0

본 연구에서 예시로 제안하는 자동화 모델의 데시보드는 사용자가 원하는 법령을 선택하고 원하는 조문을 선택하면 해당 조문의 사무여부 및 수행주체, 사무유형이 제시될 수 있도록 하였다. 다만, 자동화 모델의 오류 발생 가능성이 있기 때문에 본 연구에서 제시한 데시보드에 AI가 예측한 결과와 사람(연구자)이 판단한 결과를 함께 제시함으로써 판단 결과에 대한 신뢰성을 시각적으로 제시할 수 있도록 구성하였다.

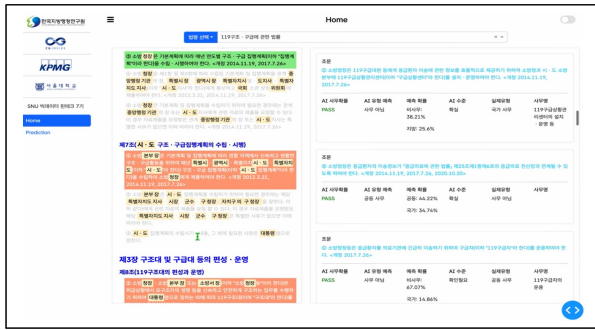
데시보드에서 법률의 각 조문은 AI로 판단한 결과와 사람(연구자)이 판단한 결과의 비교값을 알아보기 쉽게 색깔로 구분하여 제시하도록 하였다. 예컨대, 초록색은 AI와 사람이 모두 사무라고 판단한 조문이고, 빨간색은 AI는 비사무라고 예측했으나 실제로는(연구자가 판단한 결과는) 사무인 조문을 의미한다. 주황색은 AI는 사무라고 예측하였으나 실제로는 비사무인 조문이며, 회색은 AI와 사람이 모두 비사무라고 판단한 조문이 표시될 수 있도록 하였다.

〈그림 15〉 데시보드의 전체 구성



한편, 법령의 개별 조문을 선택하면 해당 조문에 대한 상세결과가 오른쪽에 제시될 수 있도록 구성하였다. 세부결과로는 크게 AI가 판단한 결과와 사람(연구자)이 실제로 판단한 결과값을 비교할 수 있도록 제시하였다. 구체적으로 살펴보면, AI가 판단한 결과는 4가지 사무에 대한 해당 확률 및 최종적인 사무인지 여부의 판단, 사무인지 여부에 대한 AI 판단의 신뢰성, 사무명 및 수행주체로 구성된다. 이와 더불어 가장 좌측에는 '실제 정답'의 정보로서 사람(연구자)가 판단한 결과를 함께 보여줌으로써 AI의 판단과 사람(연구자)의 판단 결과를 직관적으로 비교할 수 있도록 구성하였다.

〈그림 16〉 실제 대시보드 적용 화면



〈그림 17〉 AI모델의 상세결과

사무 유형	확률				AI 판단	사무명	수행주체	실제 정답
국가	비사무	국가	지방	공동	확실	국가기구외의협력체 계 구축	소병방장 시도 중영행정기관	국가
	0.2	0.6	0.1	0.1				

5. 자동화 모델 활용의 기대효과

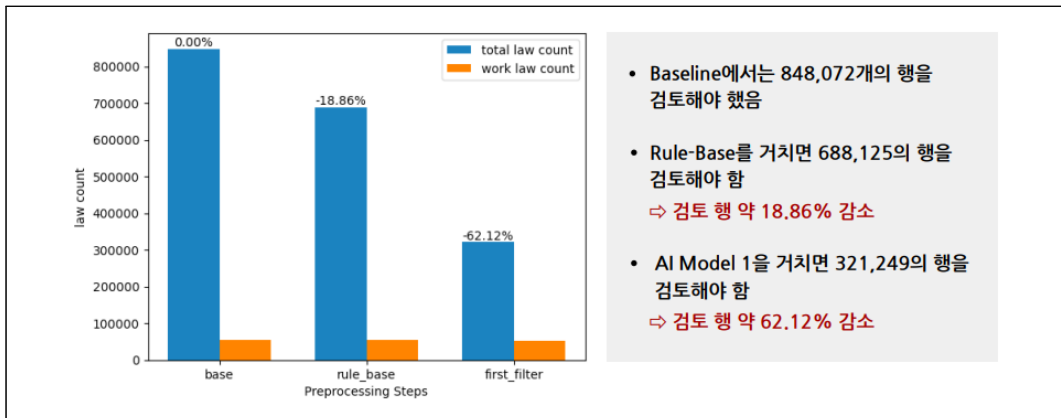
2022년 법령상 사무총조사는 2022년 5월을 기준으로 시행 중인 법령 4,339개의 법령을 대상으로 연구진이 직접 판단하는 방식으로 조사되었다. 각 법령의 모든 조문을 엑셀에 크롤링한 결과, 전체 엑셀의 행 수는 84만여 개로 각 조문의 조, 항, 호 모두에 대한 판단이 투입되어야 하였기 때문에 방대하게 많은 연구진의 노력이 투입되어야만 하였다.

그러나 자동화 모델의 적용을 통하여 1차적인 rule-based의 단계를 통하여 약 19%의 법령 데이터는 판단 대상에서 제외할 수 있는 것으로 나타났다. rule-based 규칙은 무조건 비사무로 판단될 수 있는 35개의 원칙을 인공지능이 확인하여 이에 해당하는 조문을 1차적으로 제거하는 방식으로, 당초 검토해야 할 전체 행 848,072개 중 18.9%의 행이 원천적으로 제거되어 688,125개의 행이 검토대상 행으로 추출되었다. 또한 사무판단모델(AI Model 1)을 통하여 인공지능이 확실하게 비사무인 사무만을 제거하면 검토 행의 약 62.1%가 감소한 321,249개의 행만 검토가 필요한 행으로 추출되었다.

이와 같이 2022년 법령상 사무총조사의 단년도 법령 데이터만을 가지고 자동화 모델을 개

발하였음에도 불구하고 획기적으로 인간의 노력이 투입되는 비용을 줄일 수 있는 것으로 나타났다. 이는 고도화된 자동화 모델을 법령상 사무총조사에 적용하였을 때 획기적으로 투입 비용을 줄일 수 있을 것으로 기대될 수 있다.

〈그림 18〉 자동화 모델의 성능지표- 모델 적용에 따른 검토 행의 감소 규모



V. 결론 및 정책적 제언

데이터 기반 행정의 대두와 윤석열 정부의 디지털플랫폼정부의 국정 기조 하에 본 연구는 생성형 AI를 활용하여 보다 효율적이고 일관성 있는 법령사무조사를 수행하기 위한 자동화 모델을 개발하여 법령상 사무총조사에의 자동화 모델의 적용 가능성과 이를 통한 미래 방향의 모색을 목적으로 한다.

연구 결과, 94.9%의 정확도로 사무인지 여부를 판별할 수 있는 사무유형모델(AI Model 1)과 81%의 정확도로 사무유형을 구분할 수 있는 사무유형모델(AI Model 2)을 제시하였다. 이와 더불어 기존의 데이터에 대한 오류 사항을 점검하며, 향후 자동화 모델의 활용 방안을 모색하기 위한 예시적인 대시보드를 제시함으로써 사용자 친화적 모델안을 제안하였다.

이상의 논의를 통한 정책적 함의는 다음과 같다.

첫째, 디지털플랫폼정부의 구현을 위한 법령상 사무 및 사무배분 등의 현황을 파악하기 위하여 인공지능을 활용한 자동화 모델을 구축·적용할 필요가 있다. 그동안의 「법령상 사무총조사」는 방대한 법령 정보로 인하여 5년 주기로 이루어졌으며, 사람(연구진)이 직접 모든 법

조문을 일일이 판단하는 방식으로 이루어져 시의성과 객관성·신뢰성 등의 문제를 내포하고 있었다. 특히 법령의 제·개정은 빠르게 이루어지고 있음에도 불구하고 현황 파악을 위한 조사는 약 5년을 주기로 이루어지고 있어 빠른 법령의 변화를 제대로 포착하지 못한다는 점에서 정확한 정보로 사무의 실태를 파악하는데 한계가 존재하였다. 그러나 자동화 모델의 구축·적용을 통하여 사람(연구진)의 노력을 획기적으로 줄일 수 있다면 빠르게 변화하는 법·행정·사회적 환경에 보다 신속하게 대응할 수 있을 것으로 보인다.

또한 그동안 사람의 주관적 판단으로 인하여 사무총조사 결과에 대한 신뢰도 문제 역시 일정 부분 해결할 수 있을 것으로 기대된다. 그동안 사무총조사에 참여하는 다수 연구진의 개인적·주관적인 판단에 의존하고 있어 기존의 방식은 사무총조사 결과에 대한 신뢰성과 일관성에 대한 우려가 지속적으로 제기되어 왔으나 방대한 양의 법령 데이터로 인하여 전체 조사 결과에 대한 재검증은 현실적으로 쉽지 않은 실정이었다. 이에 1차적으로 연구진이 판단한 결과를 자동화 모델을 통하여 재검증함으로써 결과의 신뢰도를 높일 수 있을 것으로 기대된다. 다만, 사무에 관한 복잡한 판단을 포착할 수 있는 자동화 모델의 로직이 개발되기 전까지는 1차적으로 연구진이 판단한 결과를 토대로 자동화 모델이 2차 검증하는 역할에서 모델의 성숙에 따라 점차 역할을 확대해 나가는 방안을 고려할 필요가 있다.

둘째, 정확한 법령상 사무의 실태 파악을 위하여 체계적이고 정확한 법령 데이터의 관리·보완 체계의 마련이 필요하다. 본 자동화 모델을 통하여 소수이기는 하지만 데이터의 오류 및 기존 사무총조사 결과의 오류를 추출하였다. 이러한 잘못된 데이터와 결과로 인하여 결국 법령상 사무의 실태를 정확하게 포착이 어려울 수 있기 때문에 이에 대한 체계적이고 지속적인 관리와 보완이 필요할 것이다. 따라서 구축된 데이터에 대한 정확성 검증 등의 체계적인 관리 체계 마련이 필요하다.

셋째, 자동화 모델에서 기능 중심의 키워드 추출 방식의 도입을 통하여 타 분야에의 적용 확대 가능성 모색이 필요하다. 본 연구의 자동화 모델은 1차적으로 사무인지 여부 및 대분류 차원에서의 사무유형의 구분까지 가능한 모델이다. 이와 더불어 사무는 법령을 근거로 이루어지고 있기 때문에 ‘규제’, 승인이 필요한 사무의 추출 등 ‘행정절차’ 등의 키워드를 중심으로 사무를 추출할 수 있는 기능을 보완한다면 이와 관련한 타 분야에까지 확대하여 적용·활용될 수 있을 것으로 보인다. 또한 법령뿐만 아니라 조례까지 적용 범위를 확대한다면 국가사무와 지방사무 등의 실태뿐만 아니라 자치사무 등의 실태를 파악하는 데에도 광범위하게 활용될 수 있을 것이다.

넷째, 법령상 사무총조사를 위한 전문인력의 육성이 필요하다. 본 연구의 자동화 모델의 개발 과정에서 가장 큰 문제로 지적된 점은 프로그램 개발자의 법령에 대한 이해 부족으로 인해 법령상 사무를 AI가 정확하게 포착하는 로직 개발에 한계가 존재하였다는 점이다. 따라서 광

범위한 법령 데이터를 구축·관리하기 위해서는 컴퓨터 프로그래밍에 대한 이해뿐만 아니라 법령의 체계 등에 대한 이해가 뒷받침되어야 보다 정확한 판단이 이루어질 수 있다. 실제로 한국지방행정연구원은 「2022년 법령상 사무총조사」 수행 당시 본격적인 조사에 착수하기 전에 참여 연구진에 대한 사전 교육을 한 달 이상 진행하여 법령의 체계, 내용 등에 대한 이해도를 높이는 과정을 거친 바 있다. 즉, AI와 사무, 더 나아가 지방행정과 법 체계 등을 전반적으로 이해할 수 있는 융합적 인재 육성이 필요할 것이다.

다만, 연구의 한계로서 본 연구는 당초 국가-시도사무, 국가-시도-시군구사무 등과 같이 더 세분화된 사무유형으로 분류(소분류)되는 것을 목표로 하였다. 그러나 대분류까지 구분한 것이 비하여 소분류까지 분류할 경우 모델의 정확도가 현저하게 낮아져 본 연구에서는 대분류까지만 구분할 수 있는 모델까지만 개발하였다는 한계가 있다.

이는 특히 ‘위임사무’의 경우 인간의 판단 영역까지 자동화 모델의 알고리즘을 설계하지 못한 것에 기인한다. 즉, 위임사무의 판단은 법령에서 사무로 명시되어 있다 하더라도, 법률의 타 조문이나 대통령령 혹은 시행규칙에서 별도로 ‘권한의 위임’ 조문을 통하여 다른 수행주체에게 사무를 위임하는 경우는 법률상의 주체에 대한 사무가 아닌 위임사무로 판단해야 하기 때문이다. 예컨대, 법률에서 보건복지부장관의 사무로 명시되어 국가사무로 되어 있다 하더라도, 권한의 위임조항에서 해당 사무를 시도지사에게 위임한다는 조문이 있다면 그것은 국가사무가 아닌 시도위임사무로 판단해야 한다. 이러한 복잡한 판단과정을 인공지능에 정확하게 학습시키기 위해서는 우선 이러한 알고리즘을 프로그램 개발자가 정확하게 인지하고 있어야 하지만, 본 연구에서는 이를 수행하지 못하였다는 한계가 존재하며 추후 이러한 복잡한 과정의 알고리즘에 대한 연구가 보완되어야 할 것이다.

【참고문헌】

- 고광용. (2016). 중앙·지방정부간 사무이양 체계 및 성과에 관한 연구. 「입법과 정책」, 8(1): 57-81.
- 권경득·우문정. (2009). 참여정부 지방분권정책의 실태분석-중앙사무의 지방이양을 중심으로-. 「한국지방자치학회보」, 21(2): 5-28.
- 박혜자. (2002). 지방이양과 중앙-지방정부간 사무배분체계의 변화. 「현대사회와 행정연구」, 13(3): 125-146.
- 이혜영. (2014). 국가 사무의 지방 이양의 한계에 관한 연구: 지방분권촉진 실무위원회의 심의 내용을 중심으로. 「현대사회와 행정」, 24(2): 199-222.
- 주효진·최희용·최윤희. (2022). 디지털플랫폼정부와 정부혁신- 정부 역할 및 기능 재정립을 중심으로. 「지방정부연구」, 26(3): 307-327.
- 최근열. (2016). 중앙권한 및 사무의 지방이양 실태 및 발전과제. 「한국지방자치연구」, 18(3): 25-45.
- 최송이·최병대. (2012). 중앙-지방정부간 역할분담에 대한 추이분석: 1991년 이후 지난 20 년간의 사무배분을 중심으로. 「한국지방자치학회보」, 24(3): 1-24.
- 하정봉·소진광. (2007). 중앙정부 사무의 지방이양에 대한 실태분석: 44개 기능에 대한 공무원 인식조사를 중심으로. 「도시행정학보」, 20(2): 29-55.
- 홍준현. (2001). 중앙사무의 지방이양에 있어서 차등이양제도의 도입방향. 「한국지방자치학회보」, 13(3): 5-24.
- 강송희·김숙경. (2020). 「GovTech와 공공 생태계 혁신」. 경기: 소프트웨어정책연구소.
- 한국지방행정연구원. (2022). 「법령상 사무총조사 연구」. 한국지방행정연구원.
- 한부영·박재희. (2019). 「국가와 지방자치단체 간 사무배분 원칙과 기준 재정립 방안 연구」. 한국 지방행정연구원 연구보고서 2019-08.
- 국가정보원. (2023.06.29.) 보도자료: 국정원, '챗GPT 등 생성형 AI 활용 보안 가이드라인' 배포 (검색일: 2023.12.20.).
- 대한민국 정부. (2022). 「윤석열정부 120대 국정과제」.
- 디지털플랫폼정부위원회. (2022). 보도자료: 대통령 직속 디지털플랫폼정부위원회 출범. 2022.09.02. (검색일: 2023.12.20.).
- 산업통상자원부. (2023.06.14.). 보도자료: 인공지능(AI) 윤리 국가표준(KS) 첫 제정 (검색일: 2023.12.20.).
- 세계일보. (2023). "2024년은 디지털플랫폼정부 구현 원년"... 예상 9262억원 '두배 경증' (검색일: 2023.09.04.).

- Google. (2023.05.). *Generative AI FAQs*.
- Gozalo-Brizuela, R., and E. C. Garrido-Merchan. (2023). *ChatGPT is not all you need. A State of the Art Review of large Generative AI models*. arXiv preprint arXiv:2301.04655, 1-22.
- OECD. (2019). *Digital Government Review of Sweden: Towards A Data-Driven Public Sector*.
- Tobias, H. et al. (2023.04.). *Exploring opportunities in the generative AI value chain*. McKinsey Digital, 1-10.

주 희 진: 성균관대학에서 행정학 박사학위(논문: 통합적 정책평가모형에 관한 연구: 장애인 고용서비스정책의 성과분석을 중심으로, 2015)를 취득하고, 현재 한국지방행정연구원에서 부연구위원으로 재직 중이며 지방의정연구센터장을 겸하고 있다. 주요 연구관심 분야는 지방행정, 지방의회, 정책평가 등이며 최근 논문으로는 “지방의회 주민참여에 관한 탐색적 연구(2023)”, “증거기반정책을 위한 지방행정 통계지표의 현황분석과 새로운 지표 제안(2023)” 등이 있고, 저서로는 「행정학개론」(대영문화사, 2023), 「지방행정, 새로운 접근」(윤성사, 2023) 등이 있다(iamheejin@krila.re.kr).

최 인 수: 독일 베를린공대에서 환경공정공학 박사학위(논문: 통합적 정책평가, 2015)를 취득하고, 현재 한국지방행정연구원에서 선임연구위원으로 재직 중이다. 주요 연구관심 분야는 지속가능발전, 지방행정체제, 주민자치, 마을공동체 등이며 공동 저서로는 「지속가능발전 정책과 거버넌스형 문제해결」(대영문화사, 2019), 「읍면동 민주화 어떻게 이룰 것인가?」(전국대학교출판부, 2022) 등이 있다(ischoi@krila.re.kr).

전 대 욱: 한국과학기술원(KAIST)에서 경영공학 박사학위(2009)를 취득하고, 현재 한국지방행정연구원 연구위원으로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 지방자치, 주민자치 및 지역공동체 활성화, 지역경제 활성화, 시스템 다이내믹스 등이다. 주요 논저로는 “주민자치회 시범사업의 평가에 관한 연구”(2022; 「지방행정연구」 36(4): 77-104) “부·울·경 메가시티의 경제성장 효과에 관한 시스템다이내믹스 분석(2022; 「KSDR」 23(2): 5-29)” 등이 있다(Email: dujeon@krila.re.kr).

박 재 희: 미국 Virginia Commonwealth University에서 행정학(Public Policy & Administration) 박사학위를 취득하고 현재 한국지방행정연구원 자치분권제도실 부연구위원으로 재직 중이며 지방자치분권연구센터장을 겸하고 있다. 주요 관심 분야는 조직 및 인사관리, 분권 정책 등이고, 최근 논문으로는 “강원특별자치도 폐광지역 지자체 간 협력사업의 방향: 세출예산 및 협력의 우선순위 분석”(2024), “충청권 지역경쟁력강화를 위한 초광역협력 사업의 우선순위 분석”(2023) 등이 있다(jpark@krila.re.kr).

