

VOSviewer 기반 AI 재난안전관리 국내·외 연구동향 비교 분석: 공공안전 거버넌스 관점에서

김 재 준, 노 승 국†

경찰대학교 치안대학원

본 연구는 인공지능 기반 재난안전관리 연구의 국내·외 동향을 공공안전 거버넌스 관점에서 비교 분석하였다. 분석에는 국외 ScienceDirect 문헌 769편과 국내 KCI 문헌 33편을 활용하고, VOSviewer로 저자 키워드 동시출현 네트워크 분석을 실시하였다. 분석 결과, 국외 연구는 8개 군집과 482개 연결로 구성되었으며, 딥러닝·원격탐사 기반 재난 탐지, 머신러닝 기반 위험예측과 설명 가능한 AI, 소셜미디어 기반 재난대응, IoT·UAV 기반 정보수집, 기후변화·도시안전 연구 등으로 세분화되어 있었다. 국내 연구는 6개 군집과 288개 연결로 나타났으며, 생성형 AI, 객체탐지, 재난대응, 스마트시티, 사회재난 등 실무 적용형 주제가 확인되었다. 국내 키워드 연결 구조는 상대적으로 분산되어 있었으나, 문헌 수와 분석 기준의 차이를 고려한 신중한 해석이 필요하다. 또한 수집된 국내 문헌에서는 다기관 데이터 연계와 치안데이터 활용 논의가 독립된 연구군으로 형성되지 않았다. 본 연구는 국내 관련 연구가 재난유형별 데이터 구축, 현장 의사결정 지원, 설명 가능한 AI, 책임 있는 공공안전 데이터 활용으로 확장될 필요가 있음을 제시한다.

주요어: 인공지능, 재난안전관리, VOSviewer, 키워드 네트워크 분석, 공공안전 거버넌스, 치안데이터

† 교신저자(Corresponding Author) : 노승국, 경찰대학 치안대학원 미래치안과학융합학과 부교수, 충청남도 아산시 신창면 황산길 100-50, E-mail : skroh@police.ac.kr

김재준, 경찰대학 치안대학원 미래치안과학융합학과 석사과정(제1저자)

■ 초고투고일 : 2026년 5월 20일 ■ 심사마감일 : 2026년 6월 23일 ■ 게재확정일 : 2026년 7월 15일

1. 서론

재난은 단순히 피해 발생 이후에 수습되는 우발적 사고가 아니다. 재난은 발생 전부터 여러 징후를 보이고, 발생 이후에는 짧은 시간 안에 피해 범위를 넓힌다. 이 때문에 대응 기관은 위험의 변화를 미리 파악하고, 현장 상황을 빠르게 판단하며, 여러 기관이 같은 정보를 토대로 움직일 수 있는 체계를 갖추어야 한다. 현대사회에서 재난은 자연현상만으로 설명되지 않는다. 도시 인프라, 기후 변화, 기술 시스템, 사회적 취약성, 제도적 대응 능력이 서로 결합하면서 재난의 양상은 더 복잡적으로 변한다. 이러한 점에서 재난은 현대사회가 만들어 내고 관리해야 하는 사회적 위험의 성격을 가진다(Beck, 1992).

국제사회도 재난 대응의 방향을 사후 복구 중심에서 위험을 미리 이해하고 줄이는 방향으로 전환해 왔다. Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015-2030은 재난위험의 이해, 재난 위험 거버넌스 강화, 재난위험 경감을 위한 투자, 효과적인 대비와 복구 역량 강화를 주요 과제로 제시하였다(UNDRR, 2015). 이 흐름은 재난관리에서 데이터와 지식의 역할이 커지고 있음을 보여준다. 대응 기관은 기상·환경 정보, 공간정보, 도시 인프라 자료, 신고·출동 자료, 시민 반응 자료를 함께 살펴야 한다. 그래야 위험이 어느 지역에서 커지는지, 어떤 집단이 더 취약한지, 어떤 대응이 먼저 필요한지를 판단할 수 있다.

본 연구는 이러한 문제의식을 공공안전 거버넌스 관점에서 바라본다. 공공안전 거버넌스는 재난, 사고, 범죄 등 공공안전 위험에 대응하는 여러 기관이 정보와 역할을 나누고 공동의 판단을 형성하는 협력 구조를 뜻한다. 본 연구는 공공안전 전반을 모두 다루기보다, 그중 AI 기반 재난안전관리 연구에 초점을 둔다. 다만 재난 대응 과정에

서 경찰의 현장 통제, 교통관리, 인파 관리, 2차 피해 예방과 같은 치안 기능이 함께 작동한다는 점에서, 재난 데이터와 치안 데이터의 접점도 함께 살펴본다.

인공지능은 재난 대응의 자료 처리 방식과 의사결정 구조를 바꾸고 있다. AI는 위험 징후 탐지, 피해 예측, 현장 상황 분석, 의사결정 지원에 활용될 수 있다. 그러나 공공안전 영역에서 AI의 활용은 단순한 기술 적용으로 끝나지 않는다. AI의 판단은 현장 조치, 기관 간 정보 공유, 책임 배분과 연결된다. 이러한 변화는 재난 영역에만 머물지 않는다. 공공안전의 또 다른 축인 치안과 범죄 대응 영역에서도 AI는 위험의 발생 조건과 대응 방식을 바꾸고 있다. Congo와 Choi(2026)는 AI를 단순한 범죄 도구가 아니라 범죄 기회 구조와 행위 조건을 동시에 변화시키는 체계적 조절 요인으로 설명하였다. 이 논의는 AI 기반 재난안전관리 연구도 기술 활용을 넘어 공공안전 체계 안에서 이해될 필요가 있음을 보여준다.

국내에서도 AI를 재난안전관리 문제에 적용하려는 연구가 이어지고 있다. 이들 연구는 행정·법령, 현장 운영, 위험 예측, 사회위험 분석 등으로 확장되고 있다. 그러나 국내 연구가 어떤 주제 구조를 이루고 있는지, 국외 연구와 비교할 때 어떤 차이를 보이는지, 재난 데이터와 치안 데이터의 연계 가능성이 어느 정도 논의되고 있는지는 아직 충분히 정리되지 않았다. 이러한 연구 동향을 확인하려면 개별 사례를 나열하는 방식만으로는 충분하지 않다. 국내·외 연구가 어떤 키워드를 중심으로 연결되어 있는지와 연구 주제가 얼마나 세분화되어 있는지를 구조적으로 살펴볼 필요가 있다.

이에 본 연구는 국외 ScienceDirect 문헌과 국내 KCI 문헌을 수집하고, VOSviewer를 활용한 저자 키워드 동시출현 네트워크 분석을 통해 AI

기반 재난안전관리 연구의 국내·외 동향을 비교한다. 본 연구의 구체적인 연구 문제는 다음과 같다. 첫째, 국외 AI 기반 재난안전관리 연구는 어떤 키워드와 세부 주제를 중심으로 형성되어 있는가. 둘째, 국내 AI 기반 재난안전관리 연구는 어떤 키워드와 연구 흐름을 보이는가. 셋째, 국내·외 연구 동향의 차이는 국내 재난안전관리 연구와 공공안전 거버넌스 논의에 어떤 연구 방향과 정책적 과제를 제시하는가. 본 연구는 이 질문에 답함으로써 AI 기반 재난안전관리 연구의 현재 위치를 확인하고, 향후 국내 연구가 데이터 기반 공공안전 거버넌스와 치안 데이터 연계 논의로 확장될 수 있는 연구 방향과 정책적 과제를 제시하고자 한다.

2. 이론적 배경 및 선행연구 검토

1) 재난위험과 공공안전 거버넌스

재난의 피해 양상은 사건 발생 자체보다 그 이전에 형성된 사회적 조건과 제도적 대응 능력에 의해 크게 달라진다. 같은 재난이라도 지역의 인프라, 정보 접근성, 취약계층 보호 체계, 현장 대응 역량에 따라 피해의 크기는 다르게 나타난다. 따라서 재난은 자연현상이나 기술적 사고의 결과로만 설명되기 어렵다. 재난은 사회가 위험을 어떻게 생산하고, 인식하며, 조정하는지와 연결된 문제이다(Beck, 1992).

재난을 사회적 위험으로 보면, 대응의 초점도 사후 수습에서 사전 이해와 조정으로 옮겨간다. Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015-2030도 재난위험의 이해, 재난위험 거버넌스 강화, 회복력 있는 사회를 위한 투자, 효과적인 대비를 강조한다(UNDRR, 2015). 재난 대응 기

관은 위험을 단순히 관측하는 데 그치지 않고, 여러 자료를 연결하여 상황을 해석해야 한다. 이수연(2023)이 장애인의 재난 취약성을 중심으로 재난 안전 정책을 검토한 것도 같은 맥락에 놓인다. 재난 대응은 전체 인구를 동일한 대상으로 보는 방식만으로 충분하지 않다. 대응 체계는 취약계층의 정보 접근성, 이동 가능성, 지원체계까지 함께 고려해야 한다.

재난 대응은 거버넌스의 문제이기도 하다. Rhodes(1996)는 거버넌스를 정부 단일 조직의 통제 방식이 아니라 조직 간 상호의존적 네트워크로 설명하였다. Ansell과 Gash(2008)는 협력적 거버넌스를 공공기관과 다양한 이해관계자가 공식적인 의사결정 과정에 참여하여 공동의 문제를 해결하는 구조로 보았다. 두 논의 가운데 이 논문은 기관 간 협력 과정과 제도적 설계에 주목한다. 재난 대응에서 중요한 것은 여러 기관이 존재한다는 사실 자체가 아니다. 더 중요한 문제는 기관들이 어떤 정보 구조와 의사결정 절차 안에서 함께 움직이는가이다. 따라서 AI 기반 재난안전관리 연구도 특정 기관의 기술 활용 여부에만 머물러서는 안 된다. 기술이 기관 간 정보 공유와 공동 판단 구조를 어떻게 바꾸는지도 함께 살펴보아야 한다.

위기관리 연구도 같은 문제를 강조한다. Boin, 't Hart, Stern, and Sundelius(2005)는 위기 상황에서 중요한 과제가 단순한 현장 대응에 그치지 않고, 상황을 이해하고, 결정을 내리며, 의미를 구성하고, 위기 이후 학습으로 이어지는 과정이라고 보았다. 여기서는 그중에서도 상황 이해와 의사결정 단계에 초점을 둔다. 재난 현장에서 AI와 데이터는 위험을 감지하고 상황을 해석하는 과정에 개입한다. 그 결과는 자원 배분, 현장 통제, 대피 안내와 같은 결정으로 이어질 수 있다. 기관 간 정보 흐름이 끊기면 대응은 늦어지고, 판단의

책임도 불명확해진다.

국내 사회과학 분야의 재난 연구도 재난 대응을 네트워크와 협업의 문제로 다루어 왔다. 배유일(2022)은 코로나19 대응을 공공 난제와 정부 민첩성의 관점에서 분석하면서, 복잡한 위기 상황에서는 관료제 내부 절차만으로 충분하지 않고 다양한 행위자 간 협업과 신속한 피드백이 필요하다고 보았다. 최낙혁, 최슬기(2022)는 감염병 재난 대응체계를 네트워크 관점에서 분석하면서, 중앙기관과 지방정부, 현장 행위자 사이의 연결 구조가 재난 대응에서 중요하게 작동함을 제시하였다. 두 연구는 재난 대응을 기관별 업무 분담의 문제가 아니라, 연결 구조와 조정 방식의 문제로 보아야 한다는 점을 뒷받침한다.

공공안전 거버넌스는 재난, 사고, 범죄 등 공공안전 위협에 대응하는 여러 기관이 정보와 역할을 나누고 공동의 판단을 형성하는 협력 구조로 볼 수 있다. 다만 분석 범위는 공공안전 전반이 아니라 AI 기반 재난안전관리 연구로 한정한다. 치안 영역은 별개의 주제가 아니라 재난 대응 현장에서 만나는 공공안전 기능으로 다룬다. 실제 재난 현장에서 경찰은 현장 접근 통제, 교통관리, 인파 관리, 질서유지, 2차 피해 예방을 수행한다. 조호대(2014)는 경찰 재난관리 규칙을 중심으로 경찰 재난 대응 활동의 정책적 과제를 검토하였고, 이재민, 신재현(2023)은 대형재난 대응에서 자치경찰의 역할과 개선 방안을 논의하였다. 두 연구는 경찰의 역할이 재난 대응의 주변적 기능이 아니라 현장 공공안전과 연결된 기능임을 보여준다.

거버넌스 맥락에서 인공지능의 도입은 새로운 분석 과제를 만든다. AI는 특정 기관의 업무 효율을 높이는 도구일 수 있지만, 동시에 기관 간 정보 흐름과 의사결정 구조를 바꾸는 요인으로도 작동할 수 있다. 따라서 AI 기반 재난안전관리 연

구는 기술의 성능만이 아니라, 그 기술이 공공안전 거버넌스 안에서 어떤 방식으로 활용되고 있는지 함께 검토해야 한다. 본 연구는 협력적 거버넌스에서 강조하는 정보 공유와 공동 의사결정, 위기관리 이론에서 강조하는 상황 이해와 의사결정을 분석 결과를 해석하는 관점으로 활용한다. 이에 따라 키워드 네트워크에서 다기관 데이터 연계, 현장 대응, 정보 분석 및 의사결정 지원과 관련된 주제가 어떠한 연결 구조를 형성하는지 살펴본다.

2) AI 기반 재난안전관리 연구의 쟁점과 한계

인공지능은 재난 대응의 자료 처리 방식과 의사결정 구조를 바꾸고 있다. 재난 현장에서는 관측 자료, 신고 정보, 현장 보고, 공간정보, 행정자료가 동시에 발생한다. 자료는 빠르게 쌓이지만, 사람이 모든 정보를 직접 확인하고 해석하기는 어렵다. AI는 대량의 자료에서 위험 징후를 찾고, 피해 가능성을 예측하며, 현장 의사결정을 지원하는 방식으로 활용된다.

국외 연구는 AI 기반 재난안전관리의 적용 범위를 넓혀 왔다. Sun, Bocchini, and Davison(2020)은 AI가 재난관리의 여러 단계에서 활용될 수 있음을 정리하였다. Akhyar et al.(2024)은 자연재난 관리에서 딥러닝 기반 방법이 재난 탐지와 피해 분석에 활용되는 흐름을 검토하였다. Wibowo, Amri, Surahmat, and Rusdah(2025)은 AI와 재난관리 연구를 계량서지학적으로 분석하면서, AI 재난관리 연구가 재난 예측, 대응, 복구, 의사결정 지원 등 다양한 주제로 확장되고 있음을 보였다. 국외 논의는 단순한 기술 적용 가능성에서 벗어나 재난유형, 데이터 유형, 분석기법의 결합 방식으로 세분화되고 있다.

AI 기반 재난안전관리 연구가 확장될수록 몇 가

지 쟁점도 함께 커진다. 먼저 AI 모델은 데이터에 의존하기 때문에 데이터의 대표성과 품질이 중요하다. 재난 피해 자료가 특정 지역이나 특정 재난유형에 치우치면, AI 모델의 판단도 그 범위 안에서 제한될 수 있다. 예측 결과가 현장 의사결정 절차와 어떻게 결합되는지도 중요한 문제이다. 모델이 높은 성능을 보이더라도, 담당자가 그 결과를 이해하지 못하거나 현장 조치로 연결하지 못하면 실질적 효과는 제한된다. 공공안전 영역에서는 책임성과 설명 가능성 문제도 피하기 어렵다. Ghaffarian, Taghikhah, and Maier(2023)은 재난위험관리에서 설명 가능한 인공지능의 중요성을 논의하였다. 이 논의는 AI 기반 재난 연구가 예측 정확도뿐 아니라 설명 가능성, 책임성, 의사결정 활용 가능성을 함께 검토해야 함을 보여준다.

국내 연구도 최근 AI를 재난안전관리 실무에 접목하려는 시도를 이어가고 있다. 국내 AI 기반 재난안전관리 연구는 적용 영역에 따라 행정·법령, 현장 운영, 위험 예측, 사회위험 분석으로 구분할 수 있다. 배종옥과 임준묵(2025), 문충렬과 박인선(2026)의 연구는 각각 법령 응답 제어와 119 신고접수체계에 AI를 도입하는 행정적·운영적 효율화 방안을 모색하였다. 고영주 외(2026)는 현장지휘관의 의사결정 지원을 다루었다. 조성호, 김성재(2025)와 신은혜, 김도우(2026)는 GIS와 뉴스 빅데이터를 활용하여 물리적·사회적 위험을 사전에 예측하고 유형화하는 모델을 제시하였다.

앞선 연구들은 국내 AI 기반 재난안전관리 연구가 행정지원, 신고접수, 현장지휘, 위험예측, 사회위험 분석으로 확장되고 있음을 보여준다. 동시에 몇 가지 한계도 드러낸다. 첫째, 다수의 연구는 특정 기관, 특정 재난유형, 특정 데이터에 초점을 둔다. 이 접근은 개별 문제 해결에는 유용하지만, 다기관 협업 구조를 충분히 보여주지 못한다. 둘째, AI 산출물이 현장 의사결정 절차 안에서 어떻게 해석되고 책임 있게 사용되는지에 대한 논의는 아직 제한적이다. 셋째, 앞서 검토한 국내 연구에서는 재난데이터와 다른 공공안전 데이터, 특히 112 신고·출동 자료와 같은 치안데이터의 연계 가능성이 주요 주제로 다루어지지 않았다. 다만 이는 검토한 선행연구의 범위에서 확인된 경향이며, 국내 관련 연구 전체의 부재를 의미하지는 않는다.

공공안전 거버넌스 관점에서 이러한 제한은 추가로 검토할 필요가 있는 지점이다. 재난 현장에서는 119 신고, 지자체 상황정보, 기상·공간정보, 현장 영상, 교통정보, 112 신고·출동 자료가 함께 의미를 가진다. 특정 기관의 데이터만으로는 현장의 전체 위험을 충분히 설명하기 어렵다. AI 기반 재난안전관리 연구가 실제 대응체계와 연결되려면, 데이터는 기관별로 분리된 자료가 아니라 공동상황판단을 위한 자원으로 다루어져야 한다. 따라서 국내 연구는 단순히 AI 적용 사례를 늘리는 단계에서 더 나아가, 다기관 데이터 연계와 책임 있는 의사결정 구조를 함께 검토할 필요가 있다.

앞서 살펴본 연구 동향과 한계를 구조적으로 확인하려면 적절한 분석 방법이 필요하다. 분석의 초점은 개별 연구의 성과 평가가 아니라, 국내·외 연구가 어떤 키워드를 중심으로 연결되어 있는지와 연구 주제가 얼마나 세분화되어 있는지를 비교하는 데 있다. 키워드 네트워크 분석은 이 목적에 적합하다. 개별 연구의 내용을 직접 비교하는 대신, 연구자들이 자기 연구의 핵심 개념으로 제시한 키워드의 연결 구조를 통해 분야의 주제 지도를 그려낼 수 있기 때문이다.

앞서 살펴본 연구 동향과 한계를 구조적으로 확인하려면 적절한 분석 방법이 필요하다. 분석의 초점은 개별 연구의 성과 평가가 아니라, 국내·외 연구가 어떤 키워드를 중심으로 연결되어 있는지와 연구 주제가 얼마나 세분화되어 있는지를 비교하는 데 있다. 키워드 네트워크 분석은 이 목적에 적합하다. 개별 연구의 내용을 직접 비교하는 대신, 연구자들이 자기 연구의 핵심 개념으로 제시한 키워드의 연결 구조를 통해 분야의 주제 지도를 그려낼 수 있기 때문이다.

3) 키워드 네트워크 분석의 분석논리

연구동향 분석은 특정 분야의 지식 구조와 변화

방향을 파악하는 데 유용하다. 연구자가 개별 논문을 읽고 주요 내용을 정리하는 방식은 깊이 있는 해석에 강점이 있다. 그러나 문헌 수가 늘어나면 연구 분야 전체의 연결 구조를 파악하기 어렵다. 계량서지학적 분석은 문헌의 키워드, 저자, 인용, 주제 간 연결을 수치와 네트워크로 제시한다. Donthu, Kumar, Mukherjee, Pandey, and Lim (2021)은 계량서지학적 분석이 특정 연구 분야의 지식 구조와 연구 흐름을 체계적으로 파악하는 데 활용될 수 있다고 설명하였다.

키워드 네트워크 분석은 논문에 제시된 핵심어 사이의 동시출현 관계를 살펴본다. 같은 논문에 함께 등장한 키워드는 연구 주제상 서로 관련이 있다고 가정한다. 이 관계가 반복되면 특정 분야의 중심 주제와 하위 주제군이 드러난다. 분석 자료로 저자 키워드를 사용한다는 점도 중요하다. 저자 키워드는 연구자가 자기 연구의 핵심 개념을 압축해 제시한 정보이기 때문에, 해당 분야 연구자들이 어떤 문제를 주요 주제로 인식했는지 살펴볼 수 있다.

VOSviewer는 키워드 간 연결 구조를 시각화하는 도구로 널리 활용된다. Van Eck과 Waltman (2010)은 VOSviewer를 계량서지학적 매핑을 위한 프로그램으로 제시하였고 Waltman, Van Eck, and Noyons(2010)은 네트워크의 매핑과 군집화 방법을 논의하였다. Van Eck과 Waltman(2014)은 bibliometric network를 시각화하는 방식이 복잡한 연구 구조를 이해하는 데 도움을 준다고 설명하였다. 국내에서도 키워드 네트워크 분석은 연구동향 파악에 활용되어 왔다. 지민선 외(2024)는 국내·외 인지행동치료 연구동향을 키워드 네트워크 분석을 중심으로 검토하였고, 최소영, 조용성(2024)은 태풍 연구동향을 키워드 네트워크 분석법으로 분석하였다.

다만 키워드 네트워크 분석은 한계도 가진다. 저

자 키워드는 연구자가 직접 선택한 용어이기 때문에, 같은 개념도 서로 다른 단어로 표현될 수 있다. 반대로 넓은 의미의 키워드는 서로 다른 연구를 하나의 범주로 묶어버릴 수 있다. 데이터베이스마다 수록 문헌의 범위가 다르고, 분야별로 저자 키워드 작성 관행도 다르다. 따라서 키워드 네트워크 분석 결과는 연구 분야 전체의 완전한 지도라기보다, 수집된 자료 안에서 드러나는 주제 구조로 해석해야 한다.

국내·외 문헌을 구분해 분석하면 저자 키워드의 연결 구조와 연구 흐름의 차이를 비교할 수 있다. 분석은 단순한 빈도 비교에 그치지 않고, 키워드의 연결 관계, 군집 구조, 시간적 흐름, 밀도 구조까지 함께 살핀다. 이를 통해 국외 연구가 어떤 기술군과 재난 유형을 중심으로 세분화되어 있는지, 국내 연구가 어떤 적용 영역을 중심으로 형성되고 있는지 검토한다. 나아가 국내 AI 기반 재난 안전관리 연구에서 공공안전 거버넌스와 치안데이터 연계 논의가 어느 정도 나타나는지도 함께 확인한다.

3. 연구 방법

1) 분석 대상과 자료수집

AI 기반 재난안전관리 연구의 국내·외 동향을 비교하기 위해 국외 문헌과 국내 문헌을 구분하여 수집하였다. 국외 문헌은 ScienceDirect 데이터베이스에서 찾았고, 국내 문헌은 KCI 데이터베이스에서 찾았다. 분석대상은 인공지능과 재난안전관리의 관련성을 확인할 수 있는 학술논문으로 한정하였다.

국외 문헌은 2016년부터 2025년까지 발표된 ScienceDirect 논문을 대상으로 수집하였다. 검

색 범위는 제목, 초록, 키워드로 설정하였고, 문헌 유형은 연구논문(research articles)으로 한정하였다. 국외 문헌 검색식은 인공지능 관련 기술어와 재난안전관리 관련 용어를 결합하여 구성하였다. 최종 검색식은 다음과 같다.

“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “deep learning”) AND
 (“disaster management” OR “disaster response” OR “disaster risk” OR
 “emergency management” OR “emergency response”)

검색 결과는 문헌 유형을 연구논문으로 제한한 뒤, 제목, 초록, 저자 키워드를 중심으로 검토하였다. AI 기반 재난 탐지, 위험평가, 피해 예측, 재난 대응, 의사결정 지원과의 관련성을 확인하였고, 최종적으로 국외 문헌 769편을 분석 대상으로 선정하였다.

국내 문헌은 KCI 데이터베이스에서 수집하였다. KCI는 국내 등재 학술논문의 서지정보와 저자 키워드를 일관된 형식으로 제공한다는 점을 고려하여 자료원으로 선정하였다. 검색 기간은 2016년부터 자료수집 시점인 2026년 5월까지로 설정하였다. 국내 문헌에는 2026년 초 KCI에 등재된 AI 기반 재난안전관리 관련 연구가 포함되어 있었다. 국내 최신 연구 흐름을 반영하기 위해 자료수집 시점까지 포함하였다.

국내 검색어는 국외 검색식과 개념적으로 대응되도록 구성하였다. 인공지능 관련 기술어는 ‘인공지능’, ‘AI’, ‘머신러닝’, ‘기계학습’, ‘딥러닝’으로 설정하였다. 재난안전관리 관련 영역어는 ‘재난관리’, ‘재난대응’, ‘재난위험’, ‘비상관리’, ‘비상대응’으로 설정하였다. KCI 검색창의 구조상 국외 검색식과 같은 복합 검색식을 한 번에 적용하기 어

려웠기 때문에 5개의 기술어와 5개의 영역어를 조합한 25개 검색어를 각각 검색하였다. 이후 검색 결과를 병합하고, 논문명과 DOI를 기준으로 중복 문헌을 제거하였다. 최종적으로 검색식과 선정 기준을 충족한 국내 KCI 문헌 33편을 분석대상으로 선정하였다.

2) 키워드 정제와 분석자료 구성

분석 단위는 각 문헌의 저자 키워드로 설정하였다. 저자 키워드는 연구자가 자신의 연구 내용을 압축하여 제시한 핵심 개념이다. 저자 키워드의 동시출현 관계를 분석하면 해당 분야에서 어떤 개념들이 함께 다루어지는지 확인할 수 있다.

국외 문헌은 ScienceDirect에서 제공하는 저자 키워드를 활용하였다. 국내 문헌은 국내·외 비교 가능성을 확보하기 위해 영문 저자 키워드를 우선 사용하였다. 원문에 영문 키워드가 제시된 경우에는 그대로 사용하였고, 국문 키워드만 제시된 경우에는 의미가 달라지지 않는 범위에서 영문 대응어로 정리하였다.

키워드 정제 과정에서는 동일한 의미를 가진 표현을 하나의 대표어로 통일하였다. 예를 들어 ‘AI’, ‘A.I.’, ‘artificial intelligence’는 ‘artificial intelligence’로 정리하였고, ‘machine-learning’과 ‘machine learning’은 ‘machine learning’으로 통일하였다. ‘ML’은 ‘machine learning’으로, ‘NLP’는 ‘natural language processing’으로 정리하였다. 복수형, 약어, 하이픈 표기, 대소문자 차이도 같은 기준에 따라 정리하였다. 정제 과정에는 VOSviewer의 thesaurus 파일을 활용하였다.

다만 용어를 지나치게 통합하면 개별 연구 주제의 차이가 흐려질 수 있다. 이에 따라 약어, 대소문자, 복수형, 하이픈 표기 등 표기상의 차이만 존재

하거나 의미가 동일한 용어는 하나의 대표어로 통합하였다. 반면 서로 관련성이 높더라도 연구 범위와 사용 맥락이 다를 수 있는 유사 개념은 저자가 제시한 개념적 차이와 키워드별 연결 관계를 보존하기 위해 별도로 유지하였다. 예를 들어 ‘disaster management’와 ‘emergency management’는 일부 연구에서 유사하게 사용될 수 있으나, 두 용어를 완전히 동일한 개념으로 단정하여 통합할 경우 각각의 출현 빈도와 연결 관계가 하나로 합쳐져 연구 맥락의 차이가 소실될 수 있다고 판단하였다. 따라서 두 용어는 별도 키워드로 유지하였다. 정제 절차는 동일한 의미의 키워드가 서로 다른 표현으로 분산되어 빈도와 연결강도가 왜곡되는 것을 줄이는 동시에, 유사하지만 구별되는 개념의 연결 구조를 보존하기 위한 과정이다.

국외 문헌은 문헌 수가 많고 키워드 반복 빈도도 상대적으로 높았다. 그래서 최소 출현 횟수를 5회로 설정하였다. 최소 5회 이상 출현한 72개 키워드가 최종 분석에 포함되었다. 국내 문헌은 최종 분석대상이 33편으로 적고, 키워드 반복 빈도도 낮았다. 국내 문헌에는 최소 출현 횟수 1회를 적용하였다. 국내 자료에서는 전체 139개 키워드가 추출되었고, 가장 큰 연결망은 104개 키워드로 구성되었다. 기준을 달리한 이유는 국내·외 연구 규모의 차이를 반영하기 위해서이다. 국외와 국내에 같은 최소 출현 기준을 적용하면 국내 연구의 네트워크가 과도하게 축소될 수 있다.

3) 분석 방법과 절차

분석에는 VOSviewer를 활용하였다(Van Eck & Waltman, 2010). VOSviewer는 키워드 간 동시출현 관계를 토대로 네트워크를 구성하고, 키워드의 연결 구조와 군집을 시각화하는 분석 도

구이다. 국외 문헌과 국내 문헌은 각각 별도로 분석한 뒤, 두 결과를 비교하였다.

분석 유형은 동시출현 분석(co-occurrence analysis)으로 설정하였고, 분석 단위는 저자 키워드(author keywords)로 설정하였다. 계수 방식은 완전 계수(full counting)를 사용하였다. 완전 계수는 하나의 문헌에서 함께 등장한 키워드 간 동시출현 관계를 그대로 반영하는 방식이다. 국내·외 키워드 간 연결 구조를 비교하기 위해 같은 분석 방식을 적용하였다.

분석 절차는 다음과 같이 진행하였다. 먼저 ScienceDirect와 KCI에서 수집한 문헌의 서지정보와 저자 키워드를 정리하였다. 다음으로 키워드 정제 과정을 거쳐 표기 차이와 중복 표현을 조정하였다. 이후 VOSviewer에서 저자 키워드 동시출현 분석을 실시하였다. 마지막으로 국외 문헌과 국내 문헌에 대해 각각 네트워크 시각화(network visualization), 중첩 시각화(overlay visualization), 밀도 시각화(density visualization)를 확인하고, 주요 키워드, 연결 관계, 군집 구조, 시간적 흐름, 밀도 구조를 비교하였다.

네트워크 시각화는 키워드 간 연결 구조와 군집을 파악하는 데 사용하였다. 노드의 크기는 키워드의 출현 빈도와 관련되며, 노드 사이의 연결선은 키워드 간 동시출현 관계를 의미한다. 중첩 시각화는 키워드가 상대적으로 어느 시기에 많이 등장했는지 확인하는 데 사용하였다. 이를 통해 최근에 부상한 연구 주제와 비교적 오래전부터 축적된 연구 주제를 구분할 수 있다. 밀도 시각화는 키워드가 집중되는 영역을 확인하는 데 사용하였다. 밀도 시각화는 특정 연구 분야에서 어떤 키워드 주변에 연구가 밀집되어 있는지 보여준다.

결과 해석에서는 단순 빈도만을 기준으로 삼지 않았다. 키워드의 출현 빈도, 연결 관계, 총 연결

강도, 군집 위치, 최근성 정보를 함께 고려하였다. 출현 빈도가 높은 키워드는 해당 분야의 중심 주제를 보여줄 수 있다. 그러나 연결 관계가 약하면 연구 흐름 안에서 제한적으로 사용된 키워드일 수 있다. 반대로 출현 빈도는 낮더라도 최근에 등장하거나 특정 군집과 연결되는 키워드는 새로운 연구 방향을 보여줄 수 있다. 따라서 빈도와 네트워크 구조를 함께 살펴보면 AI 기반 재난안전관리 연구의 국내·외 차이를 해석하였다.

국내·외 문헌은 데이터베이스와 수집 기간이 완전히 같지 않다. ScienceDirect와 KCI는 수록 범위와 학문 분야 구성도 다르다. 따라서 국내·외 결과를 연구 수준의 절대적 우열이나 문헌 규모의 직접 비교로 해석하지 않았다. 분석의 초점은 각 자료 안에서 나타나는 키워드 연결 구조와 연구 주제의 차이에 있다. 국내 문헌은 국외 문헌에 비해 수가 적기 때문에, 특정 키워드가 등장했다는 사실만으로 연구 흐름을 단정하지 않았다. 키워드 간 연결 구조, 선행연구의 내용, 국내 재난안전관리의 제도적 맥락을 함께 고려하였다.

4. 연구 결과

1) 국외 키워드 네트워크 분석 결과

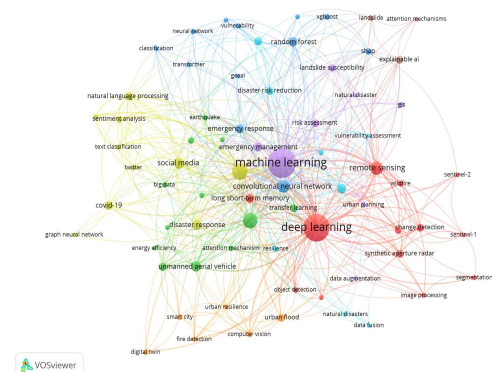
국외 문헌 769편을 대상으로 저자 키워드 동시 출현 분석을 실시한 결과, 최소 5회 이상 출현한 72개 키워드가 최종 분석에 포함되었다. 국외 키워드 네트워크는 8개 군집, 482개 연결, 총 연결 강도 945로 나타났다. 주요 키워드는 machine learning, deep learning, disaster management, artificial intelligence, remote sensing 등이었다. 출현빈도 기준 상위 키워드는 <표 1>과 같다.

<표 1> 국외 주요 키워드 빈도 및 연결강도

순위	키워드	출현 빈도	총 연결강도	군집
1	machine learning	199	215	5
2	deep learning	167	209	1
3	disaster management	62	135	4
4	artificial intelligence	55	62	2
5	remote sensing	39	81	1
6	convolutional neural network	38	75	3
7	social media	27	49	4
8	unmanned aerial vehicle	25	36	2
9	disaster response	22	39	4
10	flood	20	34	6
10	random forest	20	28	3

<그림 1>은 국외 키워드의 네트워크 시각화 결과이다. machine learning과 deep learning이 네트워크의 중심부에 위치하였고, 두 키워드는 disaster management, artificial intelligence, remote sensing, risk assessment, social media 등 다양한 주제와 연결되었다.

국외 연구가 단일 기술 영역에 머물지 않고 재난 탐지, 위험평가, 피해 예측, 정보 분석, 의사결정 지원으로 확장되고 있음을 보여준다.



<그림 1> 국외 키워드 네트워크 시각화 결과

국의 군집별 대표 키워드와 주제는 <표 2>와 같다. C1은 딥러닝과 원격탐사 자료를 활용한 영상분석 흐름을 보여주고, C2는 AI 일반론과 IoT·UAV 기반 정보수집 연구에 가깝다. C3과 C5는 machine learning, random forest, xgboost, shap 등을 중심으로 위험예측과 설명 가능성 문제를 다루었다. C4는 social media와 natural language processing을 활용한 재난대응 연구로 구성되었다. C6과 C7은 climate change, flood, resilience, smart city, digital twin 등을 중심으로 도시·사회적 맥락의 재난 연구와 연결된다. C8은 규모는 작지만 explainable ai가 독립적인 관심 주제로 나타나고 있음을 보여준다. 국외 연구에서 확인되는 첫 번째 흐름은 딥러닝과 원격탐사 기반 재난 탐지이다. deep learning, remote sensing, synthetic aperture radar, sentinel-1, sentinel-2, image processing, segmentation, change detection 등의 키워드는 하나의 군집을 이루었다. 홍수, 산불, 산사태와 같은 자연재난은 공간적으로 넓게 발생하고 피해 범위도 빠르게 변한다.

국의 연구는 위성자료와 영상분석 기법을 활용하여 재난 상황을 조기에 파악하는 방향으로 발전하고 있다.

두 번째 흐름은 머신러닝 기반 위험평가와 예측 모델링이다. machine learning, random forest, xgboost, shap, convolutional neural network, risk assessment, landslide susceptibility, gis 등의 키워드는 재난위험을 예측하고 모델의 판단 근거를 해석하려는 연구와 연결된다. 단순히 위험 발생 가능성을 예측하는 데 그치지 않고, 어떤 변수가 위험 예측에 영향을 미치는지 설명하려는 흐름도 함께 나타났다. 재난관리에서 AI 결과가 현장 판단과 정책 결정에 활용된다면 예측 정확도뿐 아니라 설명 가능성도 중요하다는 점을 보여준다.

세 번째 흐름은 소셜미디어와 자연어처리를 활용한 재난대응이다. social media, twitter, natural language processing, sentiment analysis, covid-19 등의 키워드는 재난 상황에서 시민이 생산하는 온라인 자료를 분석하여 재난정보, 위험

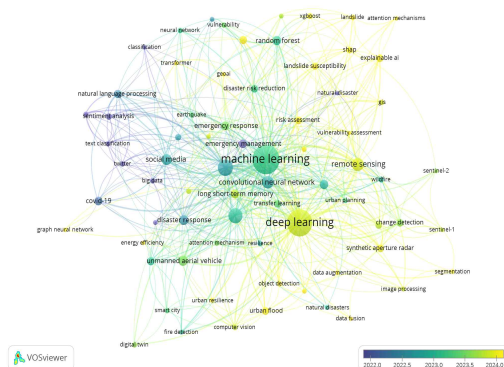
<표 2> 국외 키워드 8개 군집 구성 및 주제

군집	키워드 수	대표 키워드	주제
C1	13	deep learning, remote sensing, synthetic aperture radar, change detection, semantic segmentation	딥러닝 기반 원격탐사·영상분석
C2	12	artificial intelligence, unmanned aerial vehicle, internet of things, transfer learning, big data	AI 일반론·IoT·UAV 활용
C3	12	convolutional neural network, random forest, emergency response, shap, xgboost	머신러닝 기반 위험예측·설명가능성
C4	10	disaster management, social media, disaster response, covid-19, natural language processing	소셜미디어·자연어처리 기반 재난대응
C5	8	machine learning, emergency management, risk assessment, landslide susceptibility, gis	머신러닝 기반 위험평가·도시계획
C6	8	flood, climate change, disaster risk reduction, resilience, sustainable development	기후변화·홍수·회복력
C7	6	urban flood, computer vision, smart city, digital twin, fire detection	도시안전·디지털트윈
C8	3	explainable ai, landslide, attention mechanisms	설명 가능한 AI

인식, 대응 수요를 파악하려는 연구와 관련된다. 이 흐름은 AI 기반 재난안전관리 연구가 물리적 피해 탐지뿐 아니라 사회적 반응과 정보 흐름 분석으로 확장되고 있음을 보여준다.

네 번째 흐름은 AI 일반론과 IoT·UAV 기반 재난 정보 수집이다. artificial intelligence, unmanned aerial vehicle, internet of things, transfer learning, big data 등의 키워드는 무인기와 사물인터넷 센서를 활용한 재난 정보 수집, 일반 AI 기술의 재난 분야 적용 가능성과 연결된다. 이 군집은 특정 재난유형이나 알고리즘에 국한되기보다, AI 기술을 재난관리 전반에 적용하려는 연구 흐름으로 볼 수 있다.

다섯 번째 흐름은 사회적·도시적 맥락의 재난 연구와 설명 가능한 AI의 부상이다. climate change, flood, resilience, disaster risk reduction, urban flood, smart city, digital twin 등의 키워드는 재난을 기후변화, 회복력, 도시안전의 관점에서 다루는 연구와 연결된다. explainable ai와 attention mechanisms로 구성된 작은 군집도 별도로 확인되었다. 설명 가능한 AI가 재난위험관리에서 독립적인 관심 주제로 부상하고 있음을 보여준다.

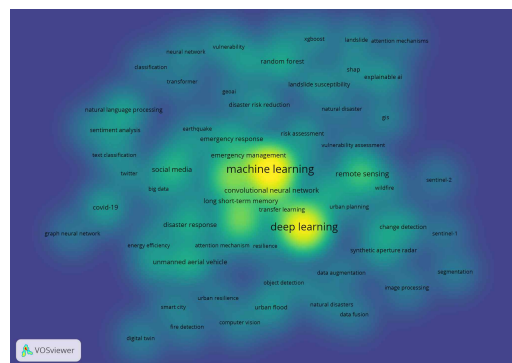


<그림 2> 국외 키워드 오버레이 시각화 결과

<그림 2>는 국외 키워드의 시간적 흐름을 보

여주는 오버레이 시각화 결과이다. 최근 키워드는 딥러닝 기반 영상분석, 설명 가능한 위험평가, 도시홍수 분석, 데이터 융합과 관련된 용어를 중심으로 나타났다. xgboost, shap, explainable ai, urban flood, data fusion, synthetic aperture radar, sentinel-1, sentinel-2 등이 이에 해당한다. 국외 연구는 AI 일반론에서 벗어나 어떤 자료와 알고리즘으로 어떤 재난을 분석할 것인지까지 세분화되고 있었다.

<그림 3>의 밀도 시각화 결과에서도 국외 연구의 중심은 machine learning과 deep learning 주변에 집중되어 있었다. disaster management, artificial intelligence, remote sensing도 높은 밀도 영역에 위치하였다. 국외 연구는 기계학습과 딥러닝을 중심으로 재난 탐지, 위험평가, 원격탐사, 의사결정 지원을 연결하는 연구군을 형성하고 있었다.



<그림 3> 국외 키워드 밀도 시각화 결과

국외 연구의 분화 양상은 Akhyar et al.(2024)이 검토한 자연재난 관리에서의 딥러닝 적용 흐름과 부합한다. 설명 가능한 AI의 부상도 Ghaffarian et al.(2023)이 강조한 재난위험관리에서의 설명 가능성 논의와 연결된다. 사회재난·도시안전 관련 군집은 Wibowo et al.(2025)이 정리한 AI 기

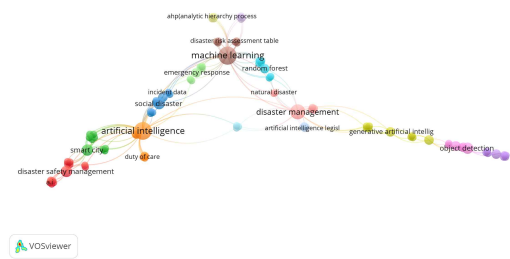
반 재난관리 연구 영역의 다양화에도 맥을 같이 한다.

2) 국내 키워드 네트워크 분석 결과

국내 KCI 문헌 33편을 대상으로 저자 키워드 동시출현 분석을 실시하였다. 국내 문헌은 문헌 수가 적고 키워드 반복 빈도도 낮았기 때문에 최소 출현 횟수를 1회로 설정하였다. 전체 139개 키워드가 추출되었고, 가장 큰 연결망은 104개 키워드로 구성되었다. 국내 키워드 네트워크는 6개 군집, 288개 연결, 총 연결강도 295로 나타났다. 주요 키워드의 출현빈도와 연결강도는 <표 3>과 같다.

국내 주요 키워드는 machine learning, artificial intelligence, disaster management를 중심으로 형성되었다. machine learning은 출현빈도 10회, 총 연결강도 38로 가장 높은 값을 보였고, artificial intelligence도 출현빈도 9회, 총 연결강도 36으로 중심 키워드에 해당하였다. disaster management

는 출현빈도 6회, 총 연결강도 24로 나타났다. 이는 국내 연구가 인공지능 기술과 재난관리 일반 개념을 중심으로 전개되고 있음을 보여준다. smart city, disaster safety management, object detection, social disaster 등은 출현빈도는 상대적으로 낮지만, 도시안전, 재난안전관리, 영상 기반 탐지, 사회재난 등 실무 적용형 주제가 국내 연구 안에서 함께 다루어지고 있음을 보여준다.



<그림 4> 국내 키워드 네트워크 시각화 결과

<그림 4>는 국내 키워드의 네트워크 시각화 결과이다. 국내 네트워크에서는 artificial intelligence, machine learning, disaster management가 중

<표 3> 국내 주요 키워드 빈도 및 연결강도

순위	키워드	출현빈도	총 연결강도	군집
1	machine learning	10	38	C3
2	artificial intelligence	9	36	C5
3	disaster management	6	24	C4
4	smart city	3	16	C6
4	disaster safety management	3	13	C1
4	object detection	3	12	C2
4	social disaster	3	12	C5
8	random forest	2	9	C3
8	generative artificial intelligence	2	9	C4
10	deep learning	2	8	C2
10	disaster response	2	8	C2
10	disaster classification	2	8	C2
10	emergency response	2	8	C3
10	risk prediction	2	8	C5

심 키워드로 나타났다. 해당 키워드들은 disaster safety management, social disaster, smart city, emergency response, object detection 등과 연결되었다. 국내 AI 기반 재난안전관리 연구는 인공지능과 재난관리라는 상위 개념을 중심으로 형성되고 있었고, 사회재난, 스마트시티, 객체탐지, 재난대응 같은 실무 적용형 주제도 함께 나타났다.

국내 군집 분석 결과는 <표 4>에 정리하였다. 국내 군집은 크게 여섯 방향으로 구분된다. C1은 재난안전 정책·행정·제도와 관련된 키워드로 구성되었고, C2는 객체탐지와 딥러닝을 활용한 재난 대응 흐름을 보여준다. C3은 machine learning, random forest, emergency response 등을 중심으로 위험예측과 기후재난 분석에 가까웠다. C4는 disaster management와 generative artificial intelligence를 중심으로 재난관리 일반과 생성형 AI 응용을 연결하였다. C5는 artificial intelligence, social disaster, risk prediction 등을 통해 사회재난과 위험관리 주제를 형성하였다. C6은 smart city, cctv, digital twin 등을 중심으로 도시안전과 스마트시티 기반 재난관리 흐름을 보여준다.

전체적으로 국내 군집은 특정 기술군 하나로 강하게 응집되기보다, 행정·현장대응·위험예측·사회재난·도시안전 등 여러 적용 영역으로 분산되어 나타났다.

국내 연구의 첫 번째 특징은 인공지능과 재난안전관리의 연결이 상위 개념을 중심으로 나타났다는 점이다. artificial intelligence와 disaster management는 네트워크의 중심에 위치했지만, 특정 재난유형, 특정 데이터, 특정 알고리즘으로 세분화된 연결 구조는 국외 자료에 비해 상대적으로 약하게 나타났다. 다만 이러한 차이는 국내·외 문헌 수와 최소 출현 기준의 차이에 영향을 받을 수 있으므로, 국내 연구의 축적 수준이나 발전 단계의 차이로 단정하기는 어렵다.

두 번째 특징은 머신러닝 기반 위험평가와 재난대응 연구가 일부 형성되고 있다는 점이다. machine learning은 emergency response, random forest, disaster risk assessment, natural disaster 등과 연결되었다.

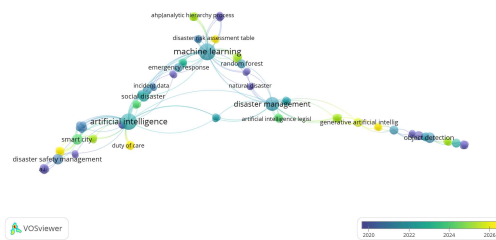
국내에서도 머신러닝을 활용하여 재난위험을 평가하거나 대응 판단을 지원하려는 연구가 나타나고 있었다. 다만 본 연구에서 수집한 국내 문헌

<표 4> 국내 키워드 6개 군집 구성 및 주제

군집	키워드 수	대표 키워드	주제
C1	12	disaster safety management, integrated management, intelligent government, local government	재난안전 정책·행정·제도
C2	19	object detection, disaster response, deep learning, disaster classification, ai advisor	딥러닝·객체탐지 기반 재난대응
C3	28	machine learning, random forest, emergency response, natural language processing, drought prediction	머신러닝 기반 위험예측·기후재난
C4	19	disaster management, generative artificial intelligence, natural disaster, evacuation, satellite image	재난관리 일반·생성형 AI 응용
C5	16	artificial intelligence, social disaster, risk prediction, crisis emergency management, crowd management	AI 기반 사회재난·위험관리
C6	10	smart city, long short term memory, cctv, digital twin, generative adversarial network	스마트시티·도시안전·디지털트윈

의 네트워크에서는 원격탐사, 설명 가능한 모델, 위성자료, 영상분할 등의 세부 기술이 독립된 하위 군집으로 뚜렷하게 구분되지는 않았다.

세 번째 특징은 최근 실무 적용형 키워드의 등장이다. generative artificial intelligence, object detection, disaster response, smart city, digital twin 등의 키워드는 국내 연구가 생성형 AI와 영상 기반 탐지 기술, 스마트시티 인프라를 재난대응 문제와 연결하기 시작했음을 보여준다. 다만 네트워크 중심부에서 강한 군집을 이루기보다는 개별 연구주제로 나타나는 수준에 가깝다.



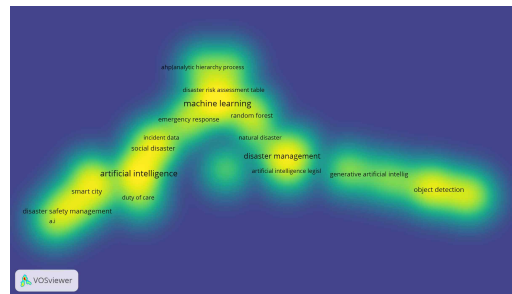
<그림 5> 국내 키워드 오버레이 시각화 결과

<그림 5>는 국내 키워드의 시간적 흐름을 보여주는 오버레이 시각화 결과이다. generative artificial intelligence, object detection, disaster response 등이 비교적 최근 키워드로 확인되었다. 최근 국내 연구가 생성형 AI, 객체탐지, 현장대응 지원과 같은 방향으로 확장되고 있음을 보여준다.

다만 최신 키워드는 특정 군집의 중심부보다 네트워크 주변부에 분산되어 나타났다. 제한된 문헌 수를 고려할 때 이러한 결과를 신규 연구군의 정착 여부로 단정하기는 어렵다.

<그림 6>의 밀도 시각화 결과에서는 artificial intelligence, machine learning, disaster management 주변에 키워드가 모였으나, 국외 네트워크처럼 조밀한 단일 중심 구조를 이루지는 않았다. 국내 연구는 여러 적용 주제가 나타나고

있으나 분석대상 문헌 수와 키워드의 반복 출현 빈도가 상대적으로 적은 조건에서 여러 영역에 분산된 형태를 보였다. 다만 국내·외 문헌 수와 최소 출현 기준이 다르므로, 이러한 밀도 구조의 차이를 연구 축적 수준의 차이로 단정하기는 어렵다. 이는 각 자료집합에서 중심 키워드와 세부 주제가 형성된 양상의 차이로 해석할 필요가 있다.



<그림 6> 국내 키워드 밀도 시각화 결과

국내 네트워크에서 확인된 생성형 AI, 객체탐지, 현장대응 지원 관련 키워드는 배종옥, 임준묵(2025), 고영주 외(2026), 문충렬, 박인선(2026)이 다룬 최근 실무 적용 사례와 직접 연결된다. 머신러닝 기반 위험예측 군집은 조성호, 김성재(2025)의 침수 피해 예측 연구와 관련되고, 사회재난·사회위험 관련 군집은 신은혜, 김도우(2026)의 한파 사회위험 분석 연구와 맞닿아 있다. 국내 문헌에서는 개별 적용 사례와 관련된 주제가 확인되었으나, 분석대상 문헌 수와 최소 출현 기준이 국외 자료와 다르므로 하위 군집의 분화 정도를 직접 비교하는 데에는 주의가 필요하다.

3) 국내·외 연구동향 비교

국내·외 네트워크를 비교하면 키워드의 구성과 연결 구조, 주제의 분화 양상에서 차이가 나타난다. 네트워크 시각화에서 국외 연구는 machine

learning과 deep learning을 중심으로 remote sensing, synthetic aperture radar, sentinel-1, sentinel-2, image processing, segmentation, xgboost, shap, explainable ai 등 구체적 기술 키워드가 8개 군집으로 분화되어 있었다. 반면 국내 연구는 artificial intelligence, machine learning, disaster management, disaster safety management와 같은 상위 개념 키워드를 중심으로 6개 군집을 이루었다. 이 차이는 <그림 1>과 <그림 4>에서 확인된다.

오버레이 시각화에서도 차이가 나타났다. <그림 2>와 <그림 5>를 비교하면, 국외의 최근 키워드는 위성자료, 설명 가능한 AI, 도시홍수, 데이터 융합 등 세분화된 기술군으로 나타난 반면 국내의 최근 키워드는 생성형 AI, 객체탐지, 재난대응 등 실무 적용형 주제를 중심으로 나타났다.

밀도 시각화에서도 같은 흐름이 확인된다. <그림 3>과 <그림 6>을 비교하면, 국외 연구는 machine learning과 deep learning 주변에 높은 밀도 영역이 형성된 반면 국내 연구는 중심 키워드 주변에 키워드가 분산되어 나타났다. 국외 네트워크에서는 remote sensing과 disaster management까지 상대적으로 높은 연결 밀도가 확인된 반면, 국내 네트워크에서는 여러 세부 주제가 분산된 연결 구조를 보였다. 다만 이러한 차이에는 문헌수와 최소 출현 기준의 차이가 함께 영향을 미칠 수 있으므로 직접적인 연구 수준의 차이로 해석해서는 안 된다.

이 차이는 국외 연구가 재난 탐지, 원격탐사, 위험평가, 설명 가능한 AI, 소셜미디어 분석 등 세부 연구군으로 비교적 뚜렷하게 분화되어 있음을 보여준다. 국내 연구는 행정지원, 현장대응, 위험예측, 사회위험 분석 등 다양한 적용 시도를 보였지만, 서로 강하게 연결된 연구군으로 응집되지는 않았다. 다만 이러한 차이는 연구 주제의 분화 정

도뿐 아니라 국외 769편과 국내 33편이라는 문헌수의 차이, 키워드의 반복 출현 빈도, 국내·외에 서로 다르게 적용한 최소 출현 기준의 영향을 함께 받을 수 있다. 따라서 국내 네트워크의 분산된 구조를 연구 축적 수준의 차이만으로 단정하기보다, 각 자료집합에서 나타난 주제 연결 양상의 차이로 해석할 필요가 있다.

공공안전 거버넌스 관점에서 보면, 국내 네트워크에서 치안데이터와 재난데이터의 결합은 뚜렷하게 드러나지 않았다. 6개 군집 가운데 경찰의 현장 활동이나 112 신고·출동 자료와 직접 연결되는 군집은 확인되지 않았다. 재난 현장에서는 119 신고, 지방자치단체 상황정보, 기상·공간정보, 교통정보, 112 신고·출동 자료가 함께 의미를 가진다. 그러나 국내 AI 기반 재난안전관리 연구의 키워드 구조에서는 다기관 데이터 연계나 공동상황판단을 직접적으로 다루는 흐름이 강하게 나타나지 않았다. 이 결과는 본 연구의 자료 범위에서 다기관 데이터 연계와 공동상황판단 관련 주제가 독립된 연구 흐름으로 나타나지 않았음을 보여준다. 치안데이터 연계의 필요성은 이러한 분석 결과를 공공안전 거버넌스 관점에서 해석하여 제시한 후속 연구 및 정책 과제이다. 이에 따른 정책적·실무적 함의는 결론에서 구체적으로 논의한다.

5. 결 론

AI 기반 재난안전관리 연구는 재난 발생 이후의 수습을 넘어, 위험을 조기에 인지하고 현장 대응을 지원하는 방향으로 확장되고 있다. 본 연구는 국외 ScienceDirect 문헌 769편과 국내 KCI 문헌 33편을 대상으로 저자 키워드 동시출현 네트워크를 분석하고, 국내·외 연구동향의 차이를 비교하였다. 분석 결과, 국외 연구는 딥러닝, 원격

탐사, 머신러닝 기반 위험예측, 설명 가능한 AI, 소셜미디어 분석 등으로 세부 연구군을 형성하고 있었다. 반면 국내 연구에서는 생성형 AI, 객체탐지, 재난대응, 스마트시티, 사회재난 등 실무 적용형 주제가 나타났지만, 키워드 연결 구조는 상대적으로 분산된 형태를 보였다. 다만 이러한 구조에는 국내·외 문헌 수와 최소 출현 기준의 차이가 영향을 미쳤을 가능성이 있으므로, 이를 국내 연구의 축적 수준이나 발전 단계의 차이로 단정해서는 안 된다. 국내 분석 결과는 본 연구에서 수집한 문헌 안에서 나타난 주제 연결 양상으로 해석할 필요가 있다. 특히 공공안전 거버넌스 측면에서 살펴보면, 본 연구에서 수집한 국내 문헌의 키워드 네트워크에서는 다기관 데이터 연계와 치안데이터 활용 논의가 독립된 연구군으로 형성되지 않았다. 다만 이는 관련 연구가 없다는 의미라기보다, 본 연구의 검색식과 자료 범위 내에서 확인된 결과로 이해할 필요가 있다.

분석 결과는 국내 재난안전관리 연구에 몇 가지 시사점을 제시한다. 첫째, 국내 연구는 재난유형별 데이터 구축과 활용 체계를 강화할 필요가 있다. 홍수, 산불, 폭염, 한파, 사회재난은 발생 양상과 대응 절차가 다르다. 하나의 일반 모델로 모든 재난을 설명하기보다, 재난유형별 자료 구조와 현장 대응 절차를 반영한 AI 활용 연구가 필요하다. 국외 네트워크에서 remote sensing, synthetic aperture radar, sentinel-1, sentinel-2, urban flood와 같은 키워드가 세부 연구군으로 형성된 점은 국내 연구에도 중요한 참고가 된다. 국내에서도 재난유형별 데이터가 축적되어야 AI 모델의 예측과 판단이 현장 문제와 가까워질 수 있다. 다만 데이터 축적은 개별 기관의 작업으로 끝나기 어렵다. 재난 대응 자료가 실제 공공안전 거버넌스 안에서 활용되려면 기관 간 데이터 표준화와 연계 기반이 함께 마련되어야 한다.

둘째, AI 연구는 예측 정확도만이 아니라 현장 의사결정과 연결성을 함께 다루어야 한다. 재난 현장에서 중요한 것은 모델의 성능 수치만이 아니다. 담당자가 AI의 판단 결과를 이해할 수 있어야 하고, 그 결과를 실제 조치로 옮길 수 있어야 한다. 위험 예측 결과가 상황판단, 자원배분, 대피안내, 교통통제, 현장 안전관리와 어떻게 연결되는지도 함께 검토해야 한다. Boin et al.(2005)이 강조한 위기관리의 상황 이해와 의사결정 단계는 AI 산출물의 해석 가능성과 직접 연결된다. 모델 성능이 높더라도 담당자가 결과를 이해하고 조치로 옮기지 못하면, 위기관리 과정은 현장에서 단절될 수 있다. Ghaffarian et al.(2023)이 강조한 재난위험관리에서의 설명 가능성 논의도 같은 맥락에 놓인다. 설명 가능성은 단순한 알고리즘 문제가 아니라, 위험 판단의 책임성을 공공안전 영역에서 어떻게 확보할 것인가의 문제로 확장된다.

셋째, 국내 연구는 다기관 데이터 연계와 공공안전 거버넌스 관점에서 더 확장될 여지가 있다. 재난 현장에서는 119 신고, 지방자치단체 상황정보, 기상·공간정보, 교통정보, 현장 영상 등 여러 자료가 동시에 의미를 가진다. 재난 현장에서 경찰은 접근 통제, 교통관리, 인파관리, 질서유지 및 2차 피해 예방 등의 기능을 수행한다(조호대, 2014; 이재민, 신재현, 2023). 이러한 기능을 수행하는 과정에서 생산·활용되는 치안데이터는 재난 상황의 통제와 2차 피해 예방을 지원하는 공공안전 자료로 검토될 수 있다. 그러나 본 연구에서 수집한 국내 문헌의 키워드 네트워크에서는 경찰의 현장 활동이나 112 신고·출동 자료와 직접 연결되는 연구 흐름이 뚜렷하게 나타나지 않았다. 다만 이러한 결과만으로 국내 관련 연구가 부재한다고 단정하기는 어렵다. 치안 관련 키워드의 미출현에는 본 연구의 검색식이 AI와 재난안전관리 관련 용어를 중심으로 구성되었고, 분석 자료도 KCI 문헌으로

한정되었다는 점이 영향을 미쳤을 가능성이 있다.

Ansell과 Gash(2008)가 제시한 협력적 거버넌스에서 기관 간 정보 공유와 제도적 설계는 핵심 요소이다. 따라서 치안데이터 연계는 키워드 네트워크 분석에서 직접 확인된 결론이라기보다, 분석 결과를 공공안전 거버넌스 관점에서 해석하여 제시한 후속 연구 및 정책 과제이다. 국내 AI 기반 재난안전관리 연구는 향후 소방, 지방자치단체, 경찰 등 현장기관이 보유한 자료가 어떤 조건에서 함께 활용될 수 있는지 검토할 필요가 있다. 다만 치안데이터 연계는 개인정보 보호, 목적 외 이용, 기관 간 자료 접근 권한과 책임 배분과 같은 쟁점을 동반한다. 단순한 데이터 결합이 아니라 공공안전 거버넌스 차원의 제도적 검토와 함께 논의되어야 한다.

넷째, 국내 AI 기반 재난안전관리 연구는 개별 기술 적용 사례를 넘어 공통 데이터 구조, 평가 기준, 현장 적용 절차 및 법·제도적 조건을 함께 다룰 필요가 있다. 생성형 AI를 활용한 법령 응답, 현장지휘관 의사결정 지원, 119 신고접수체계 적용, 침수 피해 예측, 한파 사회위험 분석 등은 국내 연구가 실무 문제와 연결되고 있음을 보여준다(배종옥, 임준묵, 2025; 고영주 외, 2026; 문충렬, 박인선, 2026; 조성호, 김성재, 2025; 신은혜, 김도우, 2026). 다만 개별 사례가 서로 연결되어 하나의 연구군을 형성하려면 공통 데이터 구조, 평가 기준, 현장 적용 절차, 법·제도적 기준이 함께 논의되어야 한다. AI 모델이 실제 현장에서 작동하려면 기술 개발과 행정 절차, 책임 구조, 개인정보 보호, 운영자 교육이 거버넌스 차원에서 함께 설계되어야 한다. 공공안전 영역에서 AI는 단일 기관의 도구가 아니라, 기관 간 정보 흐름과 의사결정, 책임 분담을 매개하는 거버넌스 인프라로 위치 지어야 한다.

학술적 의미는 세 가지 차원에서 정리할 수 있

다. 첫째, 방법론적으로 국내·외 AI 기반 재난안전관리 연구를 같은 분석 틀에서 비교하고, 국내 연구의 현재 위치를 키워드 네트워크 구조로 확인하였다. 기존 논의가 개별 기술이나 사례를 중심으로 진행되었다면, 본 연구는 저자 키워드의 연결 구조를 통해 국외 연구의 세분화 흐름과 국내 문헌에서 나타난 주제 구조를 함께 살펴보았다. 둘째, 이론적으로 협력적 거버넌스 논의(Ansell & Gash, 2008)와 위기관리 단계 논의(Boin et al., 2005)를 AI 기반 재난안전관리 연구의 분석 프레임으로 결합하였다. 기술 적용 중심의 재난 AI 연구를 공공안전 거버넌스 차원에서 재구성할 수 있는 시각을 제시했다는 점에서 의의가 있다. 셋째, 정책적으로 본 연구에서 수집한 국내 문헌에서는 다기관 데이터 연계와 치안데이터 활용 논의가 뚜렷한 연구군으로 나타나지 않았다. 이는 국내 관련 연구 전체의 부재를 의미하는 결과라기보다, 관련 자료의 연계 가능성과 제도적 조건을 추가로 검토할 필요성을 제기한다. 이러한 연구 필요성은 소방, 지방자치단체, 경찰 등 현장기관이 보유한 자료를 어떠한 조건에서 연계할 수 있는지, 연계된 자료를 공동상황판단 체계에 어떻게 활용할 수 있는지에 관한 후속 연구와 정책 논의로 이어질 수 있다.

한계도 있다. 분석은 저자 키워드를 중심으로 이루어졌기 때문에 논문 초록이나 본문에 포함된 세부 논의를 모두 반영하지는 못하였다. ScienceDirect와 KCI는 수록 범위와 학문 분야 구성이 다르며 국내 분석 문헌도 KCI 등재 학술논문 33편에 한정되어 있다. 문헌 수가 적은 경우 개별 논문의 키워드 구성이 네트워크의 연결 구조와 군집 형성에 상대적으로 크게 반영될 수 있다. 따라서 분석 결과를 국내·외 연구 수준의 절대적 우열로 해석해서는 안 되며 국내 분석 결과는 본 연구에서 수집한 문헌에 나타난 탐색적 주제 구조로 이

해할 필요가 있다. 또한 키워드 네트워크의 구조적 분석에 초점을 두었기 때문에 개별 연구가 실제 재난 거버넌스의 작동 방식에 어떤 변화를 가져왔는지에 대한 인과적 평가는 다루지 못하였다. 후속 연구에서는 Scopus, Web of Science, RISS, DBpia, KISS 등으로 자료원을 확대하고 중복 문헌과 문헌 유형의 차이를 조정한 후 초록과 본문 텍스트를 함께 분석할 필요가 있다.

키워드 네트워크 분석에 토픽모델링이나 인용분석을 결합한다면 연구 주제의 변화와 지식 구조를 더 정교하게 파악할 수 있을 것이다. 나아가 사례 연구나 면접조사를 결합하면 AI 도입이 재난 대응 현장의 정보 공유, 의사결정, 책임 배분에 미친 영향도 더 구체적으로 분석할 수 있다.

종합하면, AI 기반 재난안전관리 연구는 재난을 사후에 복구하는 방식에서 벗어나 위험을 조기에 인지하고 현장 대응을 지원하는 방향으로 발전하고 있다. 국내 연구도 재난유형별 데이터 구축, 현장 의사결정 지원, 설명 가능한 AI, 책임 있는 공공안전 데이터 활용으로 확장되어야 한다. 본 연구에서 수집한 국내 문헌에서는 치안데이터와 재난데이터의 연계가 뚜렷한 연구 흐름으로 나타나지 않았지만, 다기관 협력 기반의 재난대응 체계를 고려할 때 앞으로 검토할 수 있는 연구 영역이다. 향후 관련 연구가 축적된다면 AI는 단순한 기술 도구를 넘어 현장기관의 공동상황판단과 국민 안전을 지원하는 공공안전 거버넌스의 기반으로 작동할 수 있다.

참 고 문 헌

- 고영주 · 구분찬 · 길진혁 · 박하나 · 광찬희 · 함양훈 · 이성민 · 신동일 (2026). 생성형 AI를 활용한 현장지휘관 의사결정 지원 프로그램 개발 연구. <한국재난정보학회 논문집>, 22(1), 71-80.
- 문충렬 · 박인선 (2026). 119신고접수체계 인공지능(AI) 적용 사례에 대한 연구: 서울종합방재센터 중심으로. <한국재난정보학회 논문집>, 22(1), 389-398.
- 배유일 (2022). 공공난제와 정부 민첩성, 그리고 디자인사고: 코로나-19 대응을 중심으로. <사회과학연구>, 33(2), 355-378.
- 배종옥 · 임준묵 (2025). 재난 안전 관리 법령 활용을 위한 생성형 AI 출력 제어 알고리즘 개발. <한국재난정보학회 논문집>, 21(4), 1027-1044.
- 신은혜 · 김도우 (2026). 뉴스 빅데이터와 LLM을 활용한 한파 재난의 사회적 위험요소 유형화 및 시대적 변화 분석. <한국재난정보학회 논문집>, 22(1), 223-237.
- 이수연 (2023). 장애인 재난안전 정책에 관한 탐색적 고찰: 재난 취약성을 중심으로. <사회과학연구>, 34(2), 77-98.
- 이재민 · 신재현 (2023). 자치경찰의 대형재난 대응 개선방안. <한국재난정보학회 논문집>, 19(3), 481-489.
- 조성호 · 김성재 (2025). GIS 및 AI를 이용한 침수 피해 예측 시스템 개발. <한국재난정보학회 논문집>, 21(1), 273-282.
- 조호대 (2014). 경찰재난관리규칙 상 경찰 재난대응활동에 대한 정책적 제언. <Crisisonomy>, 10(7), 21-32.
- 지민선 · 김나연 · 전지현 · 김민지 · 김주선 (2024). 국내 · 외 인지행동치료 연구동향 분석: 키워드 네트워크 분석을 중심으로. <정서 · 행동장애연구>, 40(3), 105-129.

- 최낙혁 · 최슬기 (2022). 재난안전 대응체계에 관한 네트워크 분석: 감염병 재난대응을 중심으로. <사회과학연구>, 33(2), 379-400.
- 최소영 · 조용성 (2024). 키워드 네트워크 분석법을 활용한 태풍 연구동향 분석. <한국기후변화학회지>, 15(4), 463-476.
- Akhyar, A., Asyraf Zulkifley, M., Lee, J., Song, T., Han, J., Cho, C., Hyun, S., Son, Y., & Hong, B. W. (2024). Deep artificial intelligence applications for natural disaster management systems: A methodological review. *Ecological Indicators*, 163, 112067.
- Ansell, C., & Gash, A. (2008). Collaborative governance in theory and practice. *Journal of Public Administration Research and Theory*, 18(4), 543-571.
- Beck, U. (1992). *Risk society: Towards a new modernity*. London: Sage.
- Boin, A., 't Hart, P., Stern, E., & Sundelius, B. (2005). *The politics of crisis management: Public leadership under pressure*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Congo, V. T., & Choi, J. J.-H. (2026). Toward an integrated RAT-STT framework for understanding cybercrime in the age of AI. *Journal of Social Science*, 37(2), 123-155.
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 133, 285-296.
- Ghaffarian, S., Taghikhah, F. R., & Maier, H. R. (2023). Explainable artificial intelligence in disaster risk management: Achievements and prospective futures. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 98, 104123.
- Rhodes, R. A. W. (1996). The new governance: Governing without government. *Political Studies*, 44(4), 652-667.
- Sun, W., Bocchini, P., & Davison, B. D. (2020). Applications of artificial intelligence for disaster management. *Natural Hazards*, 103, 2631-2689.
- UNDRR (2015). *Sendai framework for disaster risk reduction 2015-2030*. Geneva: United Nations Office for Disaster Risk Reduction.
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523-538.
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2014). Visualizing bibliometric networks. In Y. Ding, R. Rousseau, & D. Wolfram (Eds.), *Measuring scholarly impact: Methods and practice* (pp. 285-320). Cham, Switzerland: Springer.
- Waltman, L., Van Eck, N. J., & Noyons, E. C. M. (2010). A unified approach to mapping and clustering of bibliometric networks. *Journal of Informetrics*, 4(4), 629-635.
- Wibowo, A., Amri, I., Surahmat, A., & Rusdah, R. (2025). Leveraging artificial intelligence in disaster management: A comprehensive bibliometric review. *Jàmbá: Journal of Disaster Risk Studies*, 17(1), 1776.

Comparative Analysis of Domestic and International Research Trends in AI-Based Disaster and Safety Management Using VOSviewer: Public Safety Governance Perspective

Jaejun Kim, Seungkook Roh

Korean National Police University

This study compared the domestic and international research trends in AI-based disaster and safety management from a public safety governance perspective. The analysis used 769 international articles from ScienceDirect and 33 domestic articles from KCI, applying author keyword co-occurrence network analysis with VOSviewer. International research comprised eight clusters and 482 links, covering deep-learning- and remote-sensing-based disaster detection, machine-learning-based risk prediction and explainable AI, social-media-based disaster response, IoT- and UAV-based information collection, and climate change and urban safety. Domestic research comprised six clusters and 288 links, with practical topics such as generative AI, object detection, disaster response, smart cities, and social disasters. The domestic keyword network was relatively dispersed. Nevertheless, this finding should be interpreted cautiously because of differences in the number of publications and analysis thresholds between the two datasets. In the collected domestic literature, inter-agency data linkage and the use of policing data did not form an independent research cluster. These findings suggest that domestic research should expand toward disaster-specific data development, field decision support, explainable AI, and the responsible use of public safety data.

Keywords: Artificial Intelligence, Disaster and Safety Management, VOSviewer, Keyword Network Analysis, Public Safety Governance, Policing Data