Check for updates

Journal of KIIT. Vol. 24, No. 10, pp. 303-316, Oct. 31, 2026. pISSN 1598-8619, eISSN 2093-7571
http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2026.24.10.303

인공지능 관련 기술을 포함하는 기술영역을 기준으로 한 정부 R&D 성과 특허의 생존분석 : 기술융합 및 기계학습 모형을 중심으로

강대희*, 안현철**

Survival Analysis of Government R&D Patents based on a Technology Domain Encompassing AI-Related Technologies: Focusing on Technology Convergence and Machine Learning Models

Daehee Kang*, Hyunchul Ahn**

요 약

본 연구는 2016년 출원되어 등록된 정부 R&D 성과 특허를 대상으로 인공지능 관련 기술을 포함하는 국제특허분류(IPC) G section(물리학)을 기준 기술영역으로 설정하여 기술융합 구조에 따른 특허 생존특성과 기계학습 기반 예측요인을 분석하였다. 생존곡선 분석에서 기술유형별 생존분포는 유의하게 달랐으나($p<0.01$), R&D 과제 융합구조의 차이는 유의하지 않았다($p>0.05$). 생존요인 분석에서는 민간부담 비율(HR=0.846), 연계과제 수(HR=0.912) 및 과제-특허 간 의미적 유사도(HR=0.861) 등이 특허 소멸위험 감소와 유의한 관련성을 보였으며, 주요 관련요인은 집단별로 달랐다. 기계학습 모형에서는 Random Survival Forest가 상대적으로 가장 높은 예측성능을 보였으나 전반적인 성능은 제한적이었으며, 영역내 기술에서 C-index가 0.6168로 가장 높았다. 따라서 특허 생존분석에서는 기술구조, R&D 특성 및 과제-특허 연계성을 함께 고려할 필요성이 있다.

Abstract

This study analyzes the survival characteristics and machine learning-based predictors of government R&D patents filed in 2016 and subsequently granted, using IPC Section G (Physics), which encompasses AI-related technologies, as the focal technology domain. Kaplan-Meier survival analysis showed significant differences in survival distributions across technology types ($p<0.01$), whereas no significant difference was found by R&D project convergence structure ($p>0.05$). Cox proportional hazards analysis showed that the private-sector funding share (HR=0.846), number of linked projects (HR=0.912), and patent-R&D semantic similarity (HR=0.861) were significantly associated with lower patent lapse risk, with key factors varying across subgroups. Random Survival Forest showed the highest relative predictive performance, although overall performance was limited, reaching a C-index of 0.6168 for within-domain technologies. These findings highlight the need to jointly consider technological structure, R&D characteristics, and patent-R&D linkages in patent survival analysis.

Keywords

IPC section G, patent survival analysis, machine learning-based survival prediction, government R&D patents

* 국민대학교 비즈니스IT대학원 박사과정
- https://orcid.org/0009-0007-2921-1687
** 국민대학교 비즈니스IT대학원 교수(교신저자)
- https://orcid.org/0000-0003-1867-6423

· Received: Sep. 02, 2026, Revised: Sept. 28, 2026, Accepted: Oct. 01, 2026

· Corresponding Author: Hyunchul Ahn
Graduate School of Business IT, Kookmin University
Seoul, Korea
Tel.: +82-2-910-4577, Email: hcahn@kookmin.ac.kr

Ⅰ. 서 론

최근 글로벌 기술 패권 경쟁이 심화됨에 따라 인공지능(AI)은 국가 경쟁력 확보를 위한 핵심 전략기술이자 정부 연구개발(R&D)의 주요 투자 분야로 부상하였다[1]. AI 기술은 독립적인 소프트웨어 기술에 머무르지 않고 데이터처리, 제어, 통신, 바이오·헬스케어 등 다양한 기술영역과 결합되는 기술융합(Technological convergence)의 형태로 확장되고 있다[2][3]. 국제특허분류(IPC, International Patent Classification)는 특허문헌을 기술분야에 따라 분류하기 위한 국제적 계층분류체계로, 최상위의 8개 section 아래에 class, subclass, group 및 subgroup이 단계적으로 구성된다[4]. 국제특허분류(IPC)의 G section은 물리학 분야를 포괄하며 측정(G01), 제어(G05), 컴퓨팅(G06) 등의 기술을 포함하고, 이 가운데 G06N은 인공지능 및 기계학습 관련 계산모형을 포함하는 기술분류에 해당한다[4][5]. AI 관련 기술은 G06N과 같은 단일 기술분류에 한정되지 않고 다양한 기술분류와 결합하여 나타난다. 관련 연구에서는 AI 특허분석에서도 AI 관련 특허를 식별하기 위해 G06N뿐 아니라 컴퓨팅, 영상처리, 제어, 측정 등 다양한 IPC/CPC 분류와 키워드를 함께 활용하고 있으며[5], 복수의 AI 관련 기술분류와 키워드를 활용하여 AI 특허의 기술적 범위를 분석하고 있다[6]. 또한, 국내 연구에서도 AI 관련 특허의 IPC section-class 간 관계를 분석한 결과 G06이 중심 기술로 나타났으며, G01, H04, G16, A61 등 다양한 기술과의 연계가 확인되었다[3].

이에 본 연구에서 '인공지능 관련 기술을 포함하는 기술영역'은 G06N 등 협의의 인공지능 기술분류만을 의미하지 않으며, 인공지능 및 기계학습 관련 기술을 포함하면서 측정, 제어, 컴퓨팅 등 이들과 기술적으로 연계될 수 있는 영역을 포괄적으로 관찰하기 위해 IPC G section을 기준 기술영역(Focal technology domain)으로 설정하였다. 따라서 IPC G section 전체를 인공지능 기술로 간주하는 것이 아니라, 인공지능 관련 기술을 포함하는 광의의 기준 기술영역으로 활용하였다.

정부 R&D를 통해 창출되는 성과중 하나인 특허(Patent)는 기술적 성과를 권리화한 지식재산으로서 기업의 시장가치와 연계되는 주요 무형자산으로 평가된다[7]. 특허권을 지속적으로 유지하기 위해서는 연차등록료(Renewal fees)를 납부하여야 하며, 특허권자가 유지비용을 부담하면서 권리를 지속하는 것은 해당 특허의 미래 기대수익을 고려한 권리 유지 의사결정으로 해석할 수 있다[8][9]. 반대로 연차료 미납에 따른 권리 포기는 향후 기대수익이 권리 유지비용에 미치지 못한다고 판단했을 가능성을 나타낸다[8][9]. 따라서 연차료 납부와 권리 유지의 지속성은 특허권자가 인식하는 미래 경제적 가치와 권리 지속성을 간접적으로 파악할 수 있는 대용지표로 활용될 수 있다[8][10].

기존의 특허 생존 및 수명 연구에서는 피인용수, 패밀리 규모, 청구항 수 등 특허 자체의 서지적·기술적 특성을 중심으로 영향 요인을 분석해 왔다[11][12]. 최근에는 특허 수명이 내재적 특성뿐만 아니라 다양한 외재적 요인의 영향을 받을 수 있음이 제시되고 있다. 특허수명 결정요인의 시간적 변화가 분석되었고[12], 산업 및 거시경제 환경을 포함한 내·외재적 요인의 영향도 제시되었다[13]. 또한 연구지원과 특허 갱신기간 간의 관계가 분석된 바 있다[14]. 기술융합의 장기적 지속성을 생존 관점에서 분석한 연구도 등장하고 있으나, 전방인용의 지속기간을 기술적 생존의 지표로 활용하는 등 연차료 미납에 따른 권리 소멸을 기준으로 기술영역 간 결합구조와 특허 생존의 관계를 비교한 연구는 상대적으로 제한적이다[15]. 또한 전통적인 특허 생존분석에 주로 활용되어 온 Cox 비례위험 모형(Cox proportional hazards model)은 로그 상대위험을 공변량의 선형결합으로 표현하므로 복잡한 비선형 관계 및 변수간 상호작용을 분석하는 데는 한계가 있다[16][17].

따라서 본 연구에서는 정부 R&D를 통해 창출된 특허를 대상으로 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따른 장기적 생존 특성과 주요 관련요인의 차이를 분석하고자 한다. 이를 위해 특허 자체의 서지적·기술적 특성뿐만 아니라 R&D 과제의 자원 및 수행 특성, 과제와 특허 간 연계성을 함께 고려한다. 또한 전통적인 생존분석과 기계학습 기반 생존예측모형을 함께 적용하여 기술 및 R&D 구조에 따른 생존 특성과 예측요인의 차이를 종합적으로 살펴보고

자 한다. 이에 본 연구는 다음과 같은 연구질문을 설정한다.

RQ1. 특허의 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따라 정부 R&D 성과 특허의 생존분포에는 차이가 있는가?

RQ2. 특허의 내재적 특성, R&D 관련 외재적 특성 및 과제-특허 간 연계성과 특허 생존 간의 관계는 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따라 어떻게 달라지는가?

RQ3. 전통적 생존모형과 기계학습 기반 생존모형의 예측성능 및 주요 예측요인은 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따라 어떠한 차이를 보이는가?

이를 위해 본 연구에서는 Kaplan-Meier 추정과 Cox 비례위험 모형을 활용하여 집단별 생존분포와 생존 관련요인을 분석하고, FFNN(Feedforward Neural Network), RSF(Random Survival Forest), DeepSurv를 적용하여 생존예측 성능과 주요 예측변수의 차이를 비교한다. 특히 국가과학기술지식정보서비스(NTIS)의 정부 R&D 과제정보와 특허정보를 연계하여 특허의 기술적 특성과 연구개발 자원 및 수행 특성을 함께 분석함으로써, 기존의 특허 자체 특성 중심의 생존연구를 확장하고자 한다. 이를 통해 특허의 양적 창출뿐만 아니라 장기적인 권리 지속성을 고려한 정부 R&D 성과관리와 특허 포트폴리오 관리에 필요한 실증적 시사점을 제공하고자 한다.

II. 이론적 배경

2.1 특허 생존분석과 가치 지표로서의 특허 수명

특허는 기술적 성과를 권리화한 지식재산으로서 기업의 시장가치와 경쟁력에 연계되는 중요한 무형자산이다[7]. 그러나 특허의 경제적 가치는 직접 관찰하기 어렵기 때문에 피인용 수, 패밀리 규모, 청구항 수 등 다양한 대용지표가 활용되어 왔으며[10][11], 특허수명은 권리자의 갱신 의사결정을 반영한다는 점에서 가치와 권리 지속성을 간접적으로 파악하는 지표로 활용될 수 있다. 특허 갱신은 미래 기대가치와 유지비용을 비교하는 의사결정으로 설명되어 왔으며[8][9], 실제 갱신 및 생존자료를 이용하여 특허가치와의 관계도 분석되었다[10][18].

특허권자는 권리를 유지함으로써 기대되는 미래수익과 연차료 등 유지비용을 비교하여 권리의 유지 또는 포기를 결정한다[8][9]. 따라서 일정한 비용을 부담하면서 장기간 유지된 특허는 특허권자가 해당 권리의 미래가치를 지속적으로 기대하고 있음을 시사하며, 반대로 연차료 미납에 따른 권리 소멸은 유지비용에 비해 기대가치가 낮아졌다고 판단했을 가능성을 나타낸다[8][9]. 이러한 반복적 의사결정을 시간의 흐름에 따라 분석하기 위해 특허의 소멸을 사건(Event)으로 설정하고 생존확률과 관련요인을 추정하는 생존분석(Survival analysis)을 활용할 수 있으며, 상세하게는 특허가치와 생존기간의 관계[11], 특허수명 결정요인의 시간적 변화[12], 내·외재적 요인의 영향[13]이 생존분석을 통해 검토되어 왔으며, 갱신자료를 이용한 특허가치 분석도 수행되었다[18].

2.2 특허 수명의 내·외재적 영향 요인

특허 수명의 관련 요인을 규명하는 연구는 특허가치 평가와 효율적인 특허 유지·활용 전략의 관점에서 지속적으로 이루어져 왔다[11][12]. 기존 연구에서는 청구항 수, 피인용 수, 패밀리 규모, 발명자 수 등 개별 특허가 보유한 서지적·기술적 특성을 주요 내재적 요인(Intrinsic factors)으로 활용하였다. 특허가치와 생존의 관계를 분석한 연구[10][11], 특허수명 결정요인의 시간적 변화를 살펴본 연구[12], 국내 갱신자료를 이용한 특허가치 및 수명 결정요인 연구[18][19] 등이 이에 해당한다. 이 가운데 피인용 수와 패밀리 규모 등은 특허의 기술적 영향력과 시장 확장 가능성을 반영하는 대표적 지표로 활용되어 왔다[10][11]. 다만 이러한 지표와 특허 생존 간의 관계는 유지기간 등에 따라 달라질 수 있음이 제시되었다[12].

한편 특허 수명은 개별 특허의 특성뿐만 아니라 외재적 요인(Extrinsic factors)과도 관련될 수 있는데, 특허수명 결정요인의 시간적 변화[12], 산업 및 거시경제 환경의 영향[13] 및 연구지원과 특허 갱신기간 간의 관계[14]가 제시되었다. 특히 정부 지원을 받은 연구자의 특허에서 연구지원과 갱신기간 간의 관계가 분석된 바 있으며[14], 산업과 거시경제 환경에 따라 특허 수명과 관련되는 요인이 달라질 수

있다는 연구결과도 제시되고 있다[13]. 이는 특허의 장기적 권리 유지가 개별 특허의 질적 특성만으로 설명되기보다, 해당 특허가 창출되고 활용되는 연구개발 및 경제적 환경과 함께 고려될 필요가 있음을 의미한다.

또한 특허가 속한 기술영역과 기술 간 결합구조는 권리 유지 특성의 차이점을 설명하는 중요한 요인이 될 수 있다고 판단하는데, 이는 기술영역별로 지식의 축적 방식, 기술변화 속도 및 시장 형성 과정이 상이하며, 서로 다른 기술영역의 결합은 성장 가능성과 동시에 불확실성을 수반할 수 있기 때문이다[12][20].

2.3 리얼옵션 이론과 특허 권리 유지

특허의 권리 유지 의사결정은 리얼옵션 이론(Real options theory)으로 설명[21]할 수 있으며, 이러한 관점은 특허 갱신 및 권리 유지[8][9], 기업성과[22] 연구에 활용되어 왔다. 리얼옵션 이론은 미래 가치가 불확실한 상황에서 즉각적인 투자를 확정하기보다 새로운 정보가 축적될 때까지 의사결정을 유예하고 선택권을 유지하는 데 경제적 가치가 존재한다고 본다[21]. 이러한 관점에서 특허는 새로운 기술을 독점적으로 사용할 권리를 제공하여 투자 시점을 유예하는 일종의 리얼옵션으로 볼 수 있으므로[22], 특허의 권리 유지(갱신)은 불확실한 미래 수익을 위하여 권리를 유지하거나 포기하는 의사결정의 행위로 해석할 수 있다[9].

일반적으로 특허권자는 특허의 기대수익과 연차료 비용을 비교하여 권리 유지 여부를 결정하는데, 이때 연차료는 특허권리를 계속 유지하기 위해 부담하는 옵션의 유지비용으로 볼 수 있다. 따라서 특허 수명은 단순한 법적 존속기간이 아니라 기술의 미래가치에 대한 유지 및 포기 결정이 누적된 결과로 해석할 수 있다. 이러한 관점에서 리얼옵션 이론은 불확실한 미래 기술가치와 유지비용을 고려한 특허권자의 권리 유지 의사결정을 설명하는 이론적 근거 중 하나로 판단할 수 있다.

2.4 지식 재조합 관점과 기술융합

기술혁신은 기존의 지식과 기술 요소를 새로운 방식으로 결합하는 지식 재조합(Knowledge recombination)의 과정으로 설명할 수 있다[20][23]. 선행연구에서는 기존 지식요소의 새로운 조합이 혁신의 원천이 될 수 있는 동시에 익숙하지 않은 지식 간 결합은 탐색의 불확실성과 성과의 변동성을 높일 수 있다는 점을 제시하였다[20]. 이러한 관점에서 서로 다른 기술영역이 하나의 특허에 함께 나타나는 현상은 이종(Heterogeneous) 지식의 결합에 따른 기술융합으로 이해할 수 있으며, 특허분류의 공동분류는 기술영역 간 결합을 관찰하는 대표적인 방법 중 하나로 활용되어 왔다[2][3].

최근 특정 기술 분야의 특허 생존 분석에서는 피인용 기간을 기술적 생존 지표로 활용한 연구가 진행[15]되고 있으므로, 이를 확장하여 실제 권리 소멸 시점을 기준으로 기술융합 특허의 생존 요인을 분석할 필요가 있다.

2.5 기계학습 기반의 생존분석 모형

특허 수명의 관련 요인을 분석한 기존 연구에서는 Cox 모형(Cox proportional hazards model) 등 전통적인 생존분석 방법이 활용되어 왔다. 특허가치와 생존기간의 관계[11], 특허수명 결정요인의 시간적 변화[12], 내·외재적 요인의 영향[13]이 생존분석을 통해 검토되었으며, 최근에는 신경망 기반 생존모형을 적용한 연구[17]도 제시되고 있다. Cox 모형은 공변량과 사건 발생위험 간의 관계를 위험비(Hazard ratio)로 해석할 수 있다는 장점이 있으나, 이를 선형결합으로 표현하므로 복잡한 비선형 관계와 변수간 상호작용을 충분히 표현하는데는 한계가 있다[16][17]. 위에서 설명한 것과 같이 특허 생존(수명)에는 서지적 특성, 권리자 특성, 연구개발 자원 및 기술결합 구조 등 다양한 요인이 동시에 고려될 수 있다는 점에서, 다양한 요인 및 관계를 유연하게 적용할 수 있는 예측모형의 필요성이 제시되고 있다[17][24].

이러한 한계점을 해결하기 위해 특허 생존 및 수명 예측에는 신경망과 기계학습 기반의 모형을 적용한 생존 분석연구가 활발히 이뤄지고 있다. 상세하게는 FFNN을 활용한 특허의 수명 예측 및 요인

연구[25], DeepSurv를 활용한 특허수명 예측 연구[17], 딥 뉴럴 네트워크를 이용한 특허수명 예측모형 연구[26], AI/기계학습 분야 대상 딥러닝 기반 장기 특허를 예측한 연구[27] 및 해석가능한 기계학습 기반 특허생존분석 및 주요 요인 연구[24]가 진행되고 있다.

특히 RSF는 우측 중도절단 자료를 처리할 수 있는 비모수적 트리 앙상블 모형으로, 변수 간 비선형 관계와 상호작용을 사전에 특정하지 않고 학습할 수 있는 특징이 있으며[28], 변수 중요도(Variable importance)를 통해 각 변수가 생존 예측에 기여하는 상대적 중요도를 비교[24][28]할 수 있어, 기술유형과 R&D 과제 수행구조에 따라 주요 영향요인이 어떻게 달라지는지를 분석하는데 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

III. 분석방법 및 결과

3.1 연구모형

본 연구는 인공지능 관련 기술을 포함하는 기술영역을 기준 기술영역으로 설정하여, 정부 연구개발(R&D) 성과 특허의 장기적 권리 지속성과 기술유형 및 R&D 과제 융합구조에 따른 생존 관련요인의 차이를 분석하고자 한다. 이를 위해 특허의 인용, 패밀리, IPC, 발명자 등 내재적 특성[11][12]과 더불어 연구개발 자원, 연구개발 단계, 과제 수행구조 및 과제와 특허 간 내용적 연계성 등 R&D 관련 특성[13][14]을 추가하여 함께 고려하였다. 특히 기술융합 여부 자체의 평균적 차이만을 확인하기보다, 서로 다른 기술구조와 R&D 수행특성에 따라 특허생존의 주요 요인이 어떻게 변화하는지를 분석하였다는 점에서 특징이 있다.

또한 본 연구설계의 가장 큰 특징 중 하나는 특허 정보와 연계된 R&D 과제정보(연구개발 자원의 규모와 구성, 연구개발의 진전수준, 과제 기술유형 등)를 통합하고, 과제-특허간 내용적 연계성을 반영하여, 특허 성과의 기술적 특성과 이를 형성한 연구개발 환경을 동시에 고려하였다는 점이다.

본 연구에서는 앞서 제시한 세 가지 연구질문에 대응하여 분석을 세 단계로 수행하였다. 먼저 RQ1을 검토하기 위해 Kaplan-Meier 추정과 Log-Rank 검정을 실시하였으며, RQ2를 검토하기 위해 Cox 비례위험 모형을 이용하여 특허 및 R&D 관련 특성과 권리 소멸위험 간의 관계를 추정하고, 상호작용 분석과 집단별 모형을 통해 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따른 관련성의 차이를 확인하였다. 마지막으로 RQ3을 검토하기 위해 전통적 생존모형에서 충분히 포착하기 어려운 비선형 관계와 복합적인 변수구조를 고려할 수 있는 FFNN[25], RSF[24][28], DeepSurv[16][17]를 적용하고, C-index(Concordance Index)와 변수 중요도를 이용하여 집단별 생존예측 성능과 주요 예측요인의 차이를 비교하였다.

3.2 연구자료 및 변수 정의

본 연구의 분석 데이터는 국가과학기술지식정보서비스(NTIS)의 R&D 과제정보와 특허정보검색서비스(KIPRIS) 및 위즈도메인(WISDOMAIN)의 특허정보를 연계하여 구축하였다. 분석대상은 정부 R&D 과제가 사사된 2016년 출원되어 등록된 정부 R&D 성과 특허로 설정하였다. 이에 따라 분석단위는 개별 특허이며, 출원연도에 따른 관찰기간의 차이를 통제하기 위해 2016년 출원특허를 단일 코호트로 구성하고, 출원일로부터 2025년 10월을 관찰종료 시점으로 설정하였다. 이와 관련하여 본 연구에서는 출원시점에 따른 기술세대 및 관찰기간의 차이를 최소화하고 동일한 출원시점을 기준으로 특허의 장기적 권리 지속성을 비교하기 위해 출원일을 생존기간의 시작시점으로 설정하였다. 또한 생존기간의 시작시점 설정에 따른 결과의 민감도를 확인하기 위해 등록일을 기준으로 생존기간을 재산정한 추가분석을 실시하였다. 특허 생존기간(Survival time)은 출원일부터 연차료 미납 등에 따른 권리 소멸일로 정의하였으며, 관찰기간 중 권리가 소멸한 경우를 사건(Event)으로, 관찰종료 시점까지 유지된 경우를 우측 중도절단(Right censoring)으로 처리하였다.

분석변수는 종속변수, 집단변수, 특허의 내재적 요인, R&D 관련 외재적 요인 및 특허-R&D 연계요인으로 구성하였다. 집단변수는 특허 자체의 기술구조를 나타내는 기술유형과 특허성과에 연계된 R&D 과제 융합구조를 서로 다른 분석축으로 설정하였다.

기술유형은 국제특허분류(IPC)의 계층구조를 기준으로 분류하였다. 우선 section 수준에서 비교하고, 동일 section 내에서 세부 기술영역의 구분이 필요한 경우 class 및 subclass 수준까지 순차적으로 비교하였다. 이를 바탕으로 IPC G section을 기준 기술영역으로 하여 타 기술영역, 영역간 융합기술, 영역내 기술로 구분하였으며, R&D 과제 융합구조는 단독형과 융합형으로 구분하였다. 이와 같은 분류는 특정 기술유형의 독창성 및 우수성을 전제하기 위한 것이 아니라, 기준 기술분야를 중심으로 기술구성이 상이한 특허들간의 권리 유지 특성을 비교하기 위한 것이다.

본 연구에서 '인공지능 관련 기술을 포함하는 기술영역'은 IPC G section을 의미하며, 이는 AI 및 기계학습 관련 기술분류인 G06N과 측정(G01), 제어(G05), 컴퓨팅(G06) 등을 포함하는 광의의 기준 기술영역이다[4, 5]. AI 관련 기술이 단일 IPC 분류에 한정되지 않고 다양한 기술분류와 결합하여 나타난다는 선행연구와 국제기관의 분석방법[3][6]을 고려하여, 본 연구에서는 IPC G section을 기술융합 구조를 비교하기 위한 기준 기술영역으로 활용하였다. 따라서 IPC G section 전체를 협의의 인공지능 기술로 간주하지 않는다.

기준 기술영역이 포함되지 않는 특허는 타 기술영역(Other-domain technology), 기준 기술영역과 하나 이상의 다른 기술영역이 함께 부여된 특허는 영역간 융합기술(Cross-domain convergent technology), 기준 기술영역에 속하는 분류로만 구성된 특허는 영역내 기술(Within-domain technology)로 구분하였으며, 기준 기술영역과 다른 기술영역 간 결합범위를 식별하기 위한 표 1과 같은 기준을 정의하였다.

표 1. IPC 기술 분야 기준 기술 유형 분류
Table 1. Classification of technology types based on IPC technology domains

Technology type	Operational definition	IPC example
Other-domain technology	Patents without IPC section G	C12N + A61K
Cross-domain convergent technology	Patents classified in IPC section G and at least one other IPC section	G06N + A61B
Within-domain technology	Patents classified only within IPC section G	G06N + G06F

분석변수의 상세 구성으로 내재적 요인은 특허의 권리화 과정, 기술범위, 인용, 발명자 및 패밀리 특성 등 개별 특허에서 관찰되는 정보를 중심으로 구성하였다. 외재적 요인은 해당 특허성과에 연계된 정부 R&D의 자원규모, 자금구성, 연구개발 진전수준, 연계 과제 수 및 과제 기술구조를 반영하였다. 복수 과제가 하나의 특허에 연계된 경우 고유 과제를 기준으로 정보를 특허 단위로 통합하고, 연구개발단계는 연계 과제 중 가장 진전된 단계를 대표값으로 적용하였다. 또한 과제와 특허 간 내용적 연계성을 별도로 측정하여 R&D 활동과 특허성과 간의 관계를 분석에 포함하였으며, 구체적인 변수의 정의는 표 2와 같다.

표 2. 분석변수의 조작적 정의
Table 2. Operational definition of variables

Category	Variable	Operational definition
Dependent variables	Survival time	Time from the patent application date to lapse due to non-payment of renewal fees or the end of the observation period in October 2025
	Event status	1 if the patent lapsed due to non-payment of renewal fees during the observation period; 0 if the patent remained in force and was right-censored
Group variables	Technology type	Patent technology structure based on IPC sections 0=Other-domain Technology, 1=Cross-domain Convergent Technology, 2=Within-domain Technology
	R&D project convergence structure	Convergence structure of R&D knowledge associated with the patent: 0=Standalone, 1=Convergent; not determined solely by the number of linked projects.
Intrinsic factors	Examination period	Period from patent application to right establishment; reflects the duration and procedural characteristics of the patent examination process
	Main claim count	Number of main claims contained in the patent
	Total claim count	Total number of claims contained in the patent
	IPC count	Number of IPC classifications assigned to the patent, representing the breadth of classified technological scope

Category	Variable	Operational definition
Intrinsic factors	Backward citations	Number of prior patents cited by the focal patent
	Forward citations	Number of subsequent patents citing the focal patent; log(1+x) transformed
	Patent rating	Proprietary patent-level evaluation score provided by WISDOMAIN.
	Inventor rating	Proprietary inventor-level evaluation score provided by WISDOMAIN.
	Inventor count	Number of inventors listed on the patent
	Patent family size	Number of patent family members; log(1+x) transformed
	Family country scope	Number of countries represented in the patent family; log(1+x) transformed
Extrinsic factors	Total R&D funding	Cumulative scale of R&D funding associated with the patent through linked government R&D projects; log(1+x) transformed
	Firm share	Private contribution divided by the sum of government and private R&D contributions, representing the funding composition of linked R&D projects
	R&D progression level	R&D stage of linked project(s): 1=Basic Research, 2=Development Research, 3=Applied Research, 4=Other; the most advanced stage was used for multiple projects.
	Number of linked projects	Number of unique government R&D projects associated with the patent; log(1+x) transformed
	R&D project technology type	Technology type of linked R&D project(s) based on the National Science and Technology Standard Classification EE (Information/Communication) field: 0=No EE, 1=Multiple projects including EE, 2=Single EE-only project.
Patent -R&D linkage factors	Semantic similarity	Semantic similarity between patent text and linked R&D project text measured by cosine similarity.
	TF-IDF similarity	Lexical similarity between patent text and linked R&D project text measured by TF-IDF cosine similarity

3.3 분석 방법

특허의 생존확률을 추정하고 기술유형 및 R&D 과제 융합구조에 따른 생존 관련요인의 차이와 비선형적 예측구조를 분석하기 위해 다음과 같은 3단계 분석방법을 적용하였다.

첫째, 비모수적 KM(Kaplan-Meier) 추정법을 이용하여 기술유형과 R&D 과제 융합구조별 누적 생존함수 $\hat{S}(t)$를 산출하고, 집단 간 생존분포의 차이를 확인하기 위해 Log-Rank 검정을 수행하였다[29][30]. 기술유형 간 쌍별 비교에는 다중검정에 따른 오류를 통제하기 위해 Holm 보정을 적용하였다. 특정 시점 t에서의 Kaplan-Meier 생존확률은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i \le t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right) \tag{1}$$

여기서 t_i는 특허 소멸사건이 발생한 시점, d_i는 시점 t_i에서 소멸한 특허 수, n_i는 해당 시점 직전까지 소멸하지 않고 관찰 중인 특허 수를 의미한다.

둘째, 특허 및 R&D 관련요인과 권리 소멸위험 간의 관계를 추정하기 위해 Cox 비례위험 모형(Cox proportional hazards model)을 적용하였다[31]. 시점 t에서 설명변수 X를 가진 특허의 위험함수는 식 (2)와 같다.

$$h(t|X) = h_0(t)\exp(\beta^T X) \tag{2}$$

여기서 $h_0(t)$는 기저위험함수(Baseline hazard function), β는 설명변수의 회귀계수이며, $\exp(\beta)$는 위험비(HR, Hazard Ratio)를 의미한다. 본 연구에서는 연차료 미납에 따른 권리 소멸을 사건으로 정의하였으므로 HR이 1보다 작으면 상대적으로 소멸위험이 낮고, 1보다 크면 소멸위험이 높은 것을 의미한다. 설명변수의 다중공선성은 VIF를 이용하여 점검하였으며, Schoenfeld 잔차를 통해 비례위험 가정을 검토하였다. 또한 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따른 관련성의 차이를 확인하기 위해 상호작용 모형과 집단별 Cox 모형을 추가로 분석하였다.

셋째, Cox 모형에서 사전에 특정하기 어려운 비선형 관계와 변수 간 복합적인 상호작용을 고려하기 위해 RSF[24][28], FFNN[25] 및 DeepSurv[16][17] 모형을 적용하였다. RSF는 다수의 생존트리에서 추정한 누적위험함수를 결합하는 앙상블 생존모형으로, B개의 트리에서 추정된 누적위험함수의 평균은

식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{H}_e(t|x) = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\hat{H}_b(t|x) \quad (3)$$

여기서 $\hat{H}_b(tvertx)$는 개별 생존트리의 누적위험함수이며, $\hat{H}_e(tvertx)$는 전체 트리를 결합한 앙상블 누적위험함수이다. RSF에서는 순열 기반 변수 중요도(Variable importance)를 산출하여 기술유형 및 R&D 과제 융합구조별 생존예측에 대한 각 변수의 상대적 기여도를 비교하였다.

DeepSurv는 Cox 모형의 선형예측자를 다층 신경망의 비선형 함수 $f_\theta(x)$로 대체한 생존모형으로, 위험함수는 식 (4)와 같이 표현된다[16].

$$h(t|x) = h_0(t)\exp\{f_\theta(x)\} \quad (4)$$

FFNN 기반 LogisticHazard 모형은 생존시간을 이산적인 시간구간으로 구분한 후 각 구간의 조건부 사건발생 확률을 신경망으로 추정하였다[32]. 이를 통해 Cox 모형과 다른 방식의 비선형 생존예측 성능을 비교하였다. 모형 비교의 재현성을 위해 각 분석집단의 자료를 사건 발생 여부를 기준으로 층화하여 학습자료 80%와 평가자료 20%로 분할하고, 모든 모형에 동일한 자료분할을 적용하였다. 난수값은 42로 고정하였다. RSF는 100개의 생존트리와 최대 깊이 12를 적용하였으며, FFNN과 DeepSurv는 각각 64개와 32개의 노드로 구성된 2개의 은닉층을 사용하였다. 신경망 모형은 Adam optimizer와 learning rate 0.001, batch size 256, 최대 150 epochs 및 early stopping을 적용하였다. 모형의 예측성능은 Antolini의 time-dependent C-index로 평가하였으며, 평가자료를 대상으로 500회 bootstrap resampling을 실시하여 95% 신뢰구간을 산출하였다.분석은 Python 기반 환경에서 Cox PH는 lifelines, RSF는 scikit-survival, FFNN과 DeepSurv는 pycox를 사용하였다. 신경망 학습에는 PyTorch와 torchtuples를 활용하였다. 이를 통해 전통적 생존분석과 기계학습 기반 생존모형의 상대적 예측성능을 비교하고 기술유형 및 R&D 과제 융합구조에 따른 생존예측 특성의 차이를 분석하였다.

3.4 분석 결과

최종 분석대상은 13,899건이며, 이 중 11,470건에서 권리 소멸이 관찰되었다. 기술유형은 타 기술영역 8,945건, 영역간 융합기술 2,549건, 영역내 기술 2,405건으로 구성되었고, R&D 과제 융합구조는 단독형 10,870건과 융합형 3,029건으로 구분되었다.

Kaplan-Meier 추정 결과는 표 3과 같으며, 기술유형별 생존분포에는 유의한 차이가 나타났다. 분야별로는 영역내 기술이 타 기술영역과 영역간 융합기술 모두와 유의한 차이를 보인 반면, 타 기술영역과 영역간 융합기술 간에는 차이가 없었다. R&D 과제 융합구조에서는 단독형과 융합형 간 생존분포의 차이가 5% 유의수준에서 통계적으로 유의하지 않았다(p=0.0514). 반면 특허의 기술구조에 따른 생존 차이는 통계적으로 유의하게 나타나, R&D 과제의 융합 여부 자체만으로 생존분포가 명확히 구분된다고 보기는 어렵다고 판단할 수 있다.

표 3. 특허 생존의 Log-rank 검정
Table 3. Log-rank test for patent survival

Classification	Comparison	Log-rank χ^2	p-value
Technology type	Overall	9.749	0.0076
	Other-domain vs. cross-domain convergent	0.053	0.8173
	Other-domain vs. within-domain	9.027	0.0027
	Cross-domain convergent vs. within-domain	6.555	0.0105
R&D project convergence structure	Standalone vs. convergent	3.795	0.0514

Cox 분석 결과는 표 4와 같으며, 기술유형과 R&D 과제 융합구조 자체는 특허 소멸위험과 통계적으로 유의한 관련성이 나타나지 않았다. 반면 IPC 수(HR=0.970, p<0.001)와 전방인용(HR=0.912, p<0.001)은 소멸위험을 낮추는 것으로 나타났다. 특히 전방인용이 증가할수록 소멸위험이 낮아지는 결과는 전방인용과 특허 생존 간의 관계를 확인한 선행연구[10][11]와 같은 방향이다. 민간부담 비율

(HR=0.846, p=0.018) 역시 소멸위험을 낮추는 것으로 나타나 R&D 자금환경과 특허 갱신 간의 관계를 분석한 선행연구[14]와 연결된다. 또한 연계 과제 수(HR=0.912, p=0.017)와 특허-R&D 간 의미적 유사도(HR=0.861, p=0.028)는 소멸위험을 낮추었으며, R&D 과제 기술유형 1(HR=1.359, p<0.001)은 기준유형에 비해 소멸위험이 높은 것으로 나타났다.

표 4. Cox 비례위험 모형 분석 결과
Table 4. Selected results of the cox proportional hazards model

Variable	HR	95% CI	p-value
Technology type: cross-domain convergent	1.011	0.963 - 1.062	0.657
Technology type: wthin-domain	1.027	0.973 - 1.084	0.329
R&D project convergence: convergent	1.026	0.965 - 1.090	0.412
IPC count	0.970	0.960 - 0.979	<0.001
Forward citations	0.912	0.875 - 0.949	<0.001
Firm share	0.846	0.736 - 0.972	0.018
Number of linked projects	0.912	0.846 - 0.984	0.017
Semantic similarity	0.861	0.753 - 0.984	0.028
R&D project technology type 1	1.359	1.209 - 1.527	<0.001

주요 상호작용 및 집단별 Cox 분석 결과는 표 5와 같으며, 기술구조와 R&D 수행구조에 따라 생존 관련 요인의 차이가 확인되었다. 상호작용 분석에서 영역내 기술은 연구개발 진전수준(HR=0.812, p<0.001)과 IPC 수(HR=0.955, p=0.013)의 효과가 기준 기술유형과 유의하게 달랐으며, R&D 과제 융합형에서는 연계 과제 수(HR=0.817, p=0.005)와 R&D 과제 기술유형2(HR=4.266, p<0.001)의 상호작용이 유의하였다. 집단별 분석에서도 영역내 기술에서는 연구개발 진전수준(HR=0.778, p<0.001)과 의미적 유사도(HR=0.688, p=0.027)가 소멸위험을 낮추는 것으로 나타났으며, R&D 과제 융합형에서는 R&D 과제 기술유형 2(HR=4.092, p<0.001)가 소멸위험을 높이고 연계 과제 수(HR=0.805, p<0.001)는 낮추는 것으로 나타났다. 이는 특허 생존 관련 요인이 기술분야에 따라 다르게 나타날 수 있음을 제시한 선행연구[12]와 연결되며, 기술 및 R&D 구조에 따라 생존 관련 요인의 구성과 방향이 달라질 수 있음을 보여준다.

표 5. 주요 상호작용 및 집단별 Cox 분석결과
Table 5. Selected results of interaction and group-specific cox analyses

Analysis	Group / interaction	Factor	HR	p-value
Inter-action	Within-domain	R&D progression level 2	0.812	<0.001
		IPC count	0.955	0.013
	R&D project convergent	Number of linked projects	0.817	0.005
		R&D project technology type 2	4.266	<0.001
Group cox	Other-domain	Forward citations	0.861	<0.001
	Cross-domain convergent	Family country scope	0.524	<0.001
	Within-domain	R&D progression level 2	0.778	<0.001
		Semantic similarity	0.688	0.027
	R&D project standalone	Firm share	0.789	0.003
	R&D project convergent	R&D project technology type 2	4.092	<0.001
		Number of linked projects	0.805	<0.001

비선형 생존모형의 예측성능을 비교한 결과는 표 6과 같으며, RSF가 모든 집단에서 가장 높은 C-index를 보였다. 다만 전체 C-index가 약 0.55~0.62 수준이고 대부분의 집단에서 모형 간 95% 신뢰구간이 중첩되어, 절대적 예측성능보다는 기술유형 및 R&D 과제 융합구조에 따른 상대적 예측성능과 주요 예측요인의 차이를 중심으로 해석하였다. 특히

영역내 기술에서 RSF의 C-index는 0.6168(95% CI: 0.5875~0.6463)로 Cox 모형의 0.5674(95% CI: 0.5360~0.5979)보다 높게 나타났으며, 모형 간 C-index 차이도 가장 크게 나타났다. 이는 비선형 생존모형을 활용한 선행연구[17][24]의 결과와 연결되는 결과이다.

표 6. 집단별 생존모형의 C-index 비교
Table 6. Comparison of C-index across survival models by subgroup

Group	Cox PH	RSF	FFNN	DeepSurv
Other-domain technology	0.5737 (0.5578 - 0.5890)	0.5934 (0.5759 - 0.6096)	0.5805 (0.5640 - 0.5977)	0.5634 (0.5488 - 0.5796)
Cross-domain convergent technology	0.5664 (0.5371 - 0.5968)	0.5836 (0.5494 - 0.6145)	0.5523 (0.5151 - 0.5828)	0.5613 (0.5304 - 0.5925)
Within-domain technology	0.5674 (0.5360 - 0.5979)	0.6168 (0.5875 - 0.6463)	0.5695 (0.5385 - 0.5997)	0.5627 (0.5299 - 0.5961)
R&D project convergence: standalone	0.5708 (0.5565 - 0.5853)	0.6021 (0.5879 - 0.6167)	0.5724 (0.5571 - 0.5871)	0.5815 (0.5666 - 0.5952)
R&D project convergence: convergent	0.5793 (0.5532 - 0.6068)	0.6048 (0.5812 - 0.6319)	0.5642 (0.5383 - 0.5892)	0.5612 (0.5361 - 0.5868)

Note: Values in parentheses indicate 95% confidence intervals estimated using 500 bootstrap resamples.

집단별 RSF 주요 변수 중요도 분석 결과는 표 7과 같으며, 변수 중요도에서도 집단별로 차이가 있는 것으로 확인되었다. 타 기술영역과 영역간 융합기술에서는 발명자 평가점수가 가장 중요한 변수였으나, 영역내 기술에서는 총 연구비가 가장 높은 중요도를 나타냈다. R&D 과제 융합구조에서도 단독형은 발명자 및 특허 특성이 중심인 반면, 융합형에서는 R&D 과제 기술유형과 총 연구비가 상위에 나타났다.

결과를 종합적으로 보면 기술유형에 따른 생존분포 차이는 존재했지만 기술유형이나 R&D 과제 융합구조 자체의 평균적 주효과보다는 각 집단에서 어떤 특허 및 R&D 특성이 생존과 관련이 있는지 상이하게 나타났다. 특히 영역내 기술과 R&D 과제 융합형에서 서로 다른 관련 요인 및 변수 구조가 확인됨에 따라, 정부 R&D 특허의 장기적 권리 지속성을 특허 자체의 특성뿐 아니라 R&D 환경과 과제-특허 간 연계성을 함께 고려하여 해석할 필요가 있음을 의미한다고 판단할 수 있다. 또한, 등록일을 기준으로 생존기간을 재정의한 민감도 분석에서는 일부 집단 간 유의성이 출원일 기준 분석과 다르게 나타났다. 따라서 본 연구의 일부 결과는 생존기간의 시작시점 설정에 민감할 수 있으며, 결과 해석 시 이를 고려할 필요가 있다.

표 7. 집단별 RSF 주요 변수 중요도
Table 7. Key RSF Variable Importance by Subgroup

Group	1st	2nd	3rd
Other-domain technology	Inventor rating (0.0126)	Examination period (0.0082)	Patent family size (0.0054)
Cross-domain convergent technology	Inventor rating (0.0171)	Family country scope (0.0087)	Firm share (0.0082)
Within-domain technology	Total R&D funding (0.0165)	Inventor rating (0.0115)	Patent rating (0.0077)
R&D Project convergence: standalone	Inventor rating (0.0110)	Patent rating (0.0092)	Inventor count (0.0070)
R&D project convergence: convergent	R&D project technology type 1 (0.0167)	Family country scope (0.0098)	Total R&D funding (0.0075)

Ⅳ. 결론 및 향후 과제

본 연구는 2016년에 출원되어 등록된 정부 R&D 성과 특허를 대상으로 기술구조와 R&D 과제 융합구조에 따른 장기적 권리 지속성과 생존 관련요인의 차이를 분석하였다. 본 연구는 인공지능 관련 기술을 포함하는 광의의 기술영역으로 IPC G section을 기준 기술영역으로 설정하고, 이를 기준으로 특허를 타 기술영역, 영역간 융합기술 및 영역내 기술로 구분하였다. 이와 별도로 R&D 과제 융합구조를 단독형과 융합형으로 구분하였다. 리얼옵션 이론과 지식 재조합 관점을 바탕으로 Kaplan-Meier 및 Cox

생존분석과 RSF, FFNN, DeepSurv를 적용하여 기술영역 및 R&D 구조에 따른 생존특성과 예측구조를 비교하였다.

첫째, RQ1과 관련하여, Kaplan-Meier 분석 결과 특허의 기술유형에 따라 생존분포에 유의한 차이가 나타났다. 특히 영역내 기술은 타 기술영역 및 영역간 융합기술과 유의한 차이를 보인 반면, 타 기술영역과 영역간 융합기술 간에는 유의한 차이가 나타나지 않았다. 한편 R&D 과제 융합구조에 따른 단독형과 융합형의 생존분포 차이는 5% 유의수준에서 통계적으로 유의하지 않았다. 이러한 결과는 정부 R&D 성과 특허의 장기적 권리 지속성이 특허가 속한 기술구조에 따라 차이를 보일 수 있으나, R&D 과제의 융합 여부 자체만으로 생존 차이가 명확하게 구분되지는 않음을 보여준다.

둘째, RQ2와 관련하여, 다양한 특허 및 R&D 특성을 통제한 Cox 모형에서는 기술유형과 R&D 과제 융합구조 자체의 주효과는 유의하지 않은 반면, IPC 수, 전방인용, 발명자 특성, 민간부담 비율, 연계 과제 수 및 과제-특허 간 의미적 유사도 등이 특허 생존과 유의한 관련성을 나타냈으며, 이러한 결과는 기술적·서지적 특성이 특허 생존과 관련된다는 연구[10][11]와, 특허수명 관련 요인이 시간 및 환경에 따라 달라질 수 있다는 연구[12][13]와 연결된다. 또한 상호작용 및 집단별 분석에서는 이러한 생존 관련요인의 구성이 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따라 상이하게 나타났다. 특히 영역내 기술에서는 연구개발 진전수준, IPC 수 및 과제-특허 간 의미적 연계성이 주요 관련요인으로 나타났으며, R&D 과제 융합형에서는 R&D 과제 기술유형과 연계 과제 수의 관련성이 두드러졌다. 이는 특허의 장기적 권리 유지가 특정 기술유형이나 융합 여부 자체만으로 충분히 설명되기보다는 특허의 내재적 특성, 이를 둘러싼 R&D 환경 및 과제-특허 간 연계성을 함께 고려할 필요가 있음을 보여준다[14]. 또한 지식 재조합 관점[20][23]에서 볼 때, 단순히 기술이 융합되었는가보다는 어떠한 기술과 연구개발 자원이 결합되어 있는지가 특허의 장기적인 권리 지속성과 관련될 수 있음을 시사한다.

셋째, RQ3과 관련하여, 전통적 생존모형과 비선형 생존예측모형의 성능을 비교한 결과 RSF가 모든 집단에서 상대적으로 가장 높은 C-index를 보였다. 다만 예측모형의 C-index가 약 0.55~0.62 수준임을 고려할 때, 본 연구의 기계학습 분석은 높은 절대적 예측성능보다는 기술유형과 R&D 과제 융합구조에 따른 상대적 예측성능 및 주요 예측요인의 차이를 탐색하는 데 의미가 있다. 타 기술영역과 영역간 융합기술에서는 발명자 관련 특성이 높은 중요도를 보인 반면, 영역내 기술에서는 총 연구비가 가장 중요한 변수로 나타났으며, R&D 과제 융합형에서는 R&D 과제 기술유형의 중요도가 높게 나타났다. 이러한 결과는 특허 생존과 관련된 요인 간 관계가 비선형적인 특성을 가질 수 있으며, 그 예측구조 역시 기술 및 R&D 구조에 따라 달라질 수 있음을 보여준다. 이러한 결과는 신경망 기반 특허수명 예측 연구[17][25], 해석가능한 기계학습 연구[24] 및 AI 특허 생존예측 연구[27]와 연결된다.

이상의 연구결과는 리얼옵션 관점에서도 해석할 수 있다. 특허권의 유지 여부는 미래 가치에 대한 불확실성이 존재하는 상황에서 권리를 계속 유지할 것인지 또는 포기할 것인지에 대한 반복적인 의사결정으로 볼 수 있다[8][9]. 이러한 의사결정은 불확실성 하에서 선택권을 유지하는 가치에 주목하는 리얼옵션 이론[21]으로 설명할 수 있으며, 특허와 기업성과의 관계[22]를 해석하는 데에도 활용되어 왔다. 본 연구에서 R&D 자원의 규모와 구성, 연구개발 진전수준 및 연계 과제 수 등이 특정 기술 및 R&D 구조에서 특허 생존과 유의한 관련성을 보인 것은 특허의 장기적 권리 유지가 기술적 특성뿐만 아니라 후속개발 가능성과 이를 지원하는 연구개발 자원 및 환경과도 관련될 수 있음을 의미한다. 다만 이러한 결과는 개별 변수가 특허 유지 의사결정을 직접적으로 유발한다고 인과적으로 해석하기보다는, 특허의 권리 지속성과 관련된 조건으로 이해할 필요가 있다. 또한 본 연구는 IPC G section을 인공지능 관련 기술을 포함하는 광의의 기준 기술영역으로 활용하였으므로, 향후에는 G06N 등 보다 협의의 인공지능 기술분류를 적용하여 분석결과를 비교할 필요가 있다.

이상의 결과는 정부 R&D 성과관리와 지식재산 관리에 있어 특허의 단순한 창출 건수뿐 아니라 장기적인 권리 지속성과 그 배경이 되는 기술 및

R&D 특성을 함께 고려할 필요가 있음을 시사한다. 특히 획일적인 특허관리 기준보다는 기술구조, 연구개발 단계, 자원투입 및 과제-특허 간 연계성을 반영한 차별화된 성과관리와 특허 포트폴리오 관리가 요구된다. 또한 본 연구는 정부 R&D 과제정보와 특허정보를 직접 연계하고, 특허의 내재적 요인뿐 아니라 R&D 외재적 요인과 과제-특허 간 연계성을 함께 고려하였다는 점에서 기존 특허 생존연구를 확장한다.

다만 본 연구는 2016년 출원특허의 단일 코호트를 대상으로 하였다는 점에서 다른 출원연도에 대한 일반화에 한계가 있다. 또한 등록일 기준 민감도 분석에서 일부 집단 간 유의성이 출원일 기준 분석과 다르게 나타나, 생존기간의 시작시점 설정에 따라 일부 결과가 민감할 수 있음을 확인하였다. 일부 변수에서는 비례위험 가정 위반 가능성이 확인된 만큼, 향후 복수 연도 자료를 활용한 분석과 시간가변 효과를 고려한 Extended Cox 모형 등을 적용할 필요가 있다. 나아가 기업 재무자료와 기술사업화 정보를 연계하고 설명가능한 기계학습 기법(예: SHAP, SurvSHAP, 혹은 부분의존도 프로파일(PDP))을 활용한다면 특허 생존과 관련된 비선형 관계를 보다 정교하게 분석할 수 있을 것이다.

References

[1] Ministry of Science and ICT, Science and Technology Innovation Office, "2026 National R&D Program Budget Allocation and Coordination Plan", Aug. 2025.

[2] Y. I. Bae and H.-R. Shin, "A Study on Convergence Patterns of Artificial Intelligence Technology using Patent Network Analysis", GRI REVIEW, Vol. 19, No. 1, pp. 113-134, Apr. 2017. https://doi.org/10.23286/gri.2017.19.1.006.

[3] J. Shim, "Technology Convergence Analysis Using Social Network Analysis Based on IPC Code 'Section-Class' of Artificial Intelligence-related Patents", Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, Vol. 17, No. 5, pp. 376-381, Oct. 2024. https://doi.org/10.17661/jkiiect.2024.17.5.376.

[4] World Intellectual Property Organization, "International Patent Classification (IPC) (Version 2026.01)", 2026, https://ipcpub.wipo.int/. [accessed: Aug. 30, 2026]

[5] World Intellectual Property Organization, "PATENTSCOPE Artificial Intelligence Index", https://www.wipo.int/en/web/technology-trends/artificial_intelligence/patentscope. [accessed: Aug. 30, 2026]

[6] F. Calvino, C. Criscuolo, H. Dernis, and L. Samek, "What Technologies Are at the Core of AI?: An Exploration Based on Patent Data", OECD Artificial Intelligence Papers, No. 6, OECD Publishing, Paris, pp. 1-45, Nov. 2023. https://doi.org/10.1787/32406765-en.

[7] B. H. Hall, A. Jaffe, and M. Trajtenberg, "Market Value and Patent Citations", RAND Journal of Economics, Vol. 36, No. 1, pp. 16-38, Apr. 2005. https://doi.org/10.3386/w7741.

[8] A. S. Pakes, "Patents as Options: Some Estimates of the Value of Holding European Patent Stocks", Econometrica, Vol. 54, No. 4, pp. 755-784, Jul. 1986. https://doi.org/10.2307/1912835.

[9] M. Baudry and B. Dumont, "Patent Renewals as Options: Improving the Mechanism for Weeding Out Lousy Patents", Review of Industrial Organization, Vol. 28, No. 1, pp. 41-62, Feb. 2006. https://doi.org/10.1007/s11151-006-0001-0.

[10] J.-T. Hwang, B.-K. Kim, and E.-S. Jeong, "Patent Value and Survival of Patents", Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, Vol. 7, No. 2, Art. no. 119, Apr. 2021. https://doi.org/10.3390/joitmc7020119.

[11] E. J. Han and S. Y. Sohn, "Patent Valuation Based on Text Mining and Survival Analysis", The Journal of Technology Transfer, Vol. 40, No. 5, pp. 821-839, Oct. 2015. https://doi.org/10.1007/s10961-014-9367-6.

[12] Y. M. Choi and D. Cho, "A Study on the Time-Dependent Changes of the Intensities of Factors Determining Patent Lifespan from a Biological Perspective", World Patent Information, Vol. 54, pp. 1-17, Sep. 2018. https://doi.org/10.1016/j.wpi.2018.05.006.

[13] M. S. Kim, J. H. Lee, S. H. Lee, S. H. Lee, J. Rhee, S. H. Park, and T. E. Sung, "A Study on the Effect of Intrinsic and Extrinsic Factors on Patent Life: Focusing on Medical Device Industry and Macroeconomic Conditions", Journal of Korea Technology Innovation Society, Vol. 26, No. 3, pp. 479-497, Jun. 2023. https://doi.org/10.35978/jktis.2023.6.26.3.479.

[14] L. Tahmooresnejad and C. Beaudry, "Do Patents of Academic Funded Researchers Enjoy a Longer Life? A Study of Patent Renewal Decisions", PLOS ONE, Vol. 13, No. 8, Art. no. e0202643, Aug. 2018. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202643.

[15] W. S. Lee, "Analyzing Survival of Technological Convergences in Hydrogen Energy", Frontiers in Energy Research, Vol. 14, Art. no. 1780369, Apr. 2026. https://doi.org/10.3389/fenrg.2026.1780369.

[16] J. L. Katzman, U. Shaham, A. Cloninger, J. Bates, T. Jiang, and Y. Kluger, "DeepSurv: Personalized Treatment Recommender System Using a Cox Proportional Hazards Deep Neural Network", BMC Medical Research Methodology, Vol. 18, No. 1, Art. no. 24, Feb. 2018. https://doi.org/10.1186/s12874-018-0482-1.

[17] K. Marusaki, K. Nakai, S. Kataoka, S. Kawano, A. Hentona, T. Sakumoto, Y. Yamamoto, K. Mori, and H. Nonaka, "A Study on Patent Term Prediction by Survival Time Analysis Using Neural Hazard Model", Technological Forecasting and Social Change, Vol. 203, Art. no. 123390, Jun. 2024. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123390.

[18] K. Choo and K. H. Park, "A Study on the Determinants of the Economic Value of Patents Using Renewal Data", Knowledge Management Research, Vol. 11, No. 1, pp. 65-81, Mar. 2010. https://doi.org/10.15813/kmr.2010.11.1.005.

[19] K. Y. Jang and D. W. Yang, "The Empirical Study on Determinants Affecting Patent Life Cycle: Using Korean Patents Renewal Data", Journal of Intellectual Property, Vol. 9, No. 2, pp. 79-108, Jun. 2014. https://doi.org/10.34122/jip.2014.06.9.2.79.

[20] L. Fleming, "Recombinant Uncertainty in Technological Search", Management Science, Vol. 47, No. 1, pp. 117-132, Jan. 2001. https://doi.org/10.1287/mnsc.47.1.117.10671.

[21] R. S. Pindyck, "Irreversibility, Uncertainty, and Investment", NBER Working Paper No. 3307, National Bureau of Economic Research, Mar. 1990. https://doi.org/10.3386/w3307.

[22] N. Bloom and J. Van Reenen, "Patents, Real Options and Firm Performance", The Economic Journal, Vol. 112, No. 478, pp. C97-C116, Mar. 2002. https://doi.org/10.1111/1468-0297.00022.

[23] B. Kogut and U. Zander, "Knowledge of the Firm, Combinative Capabilities, and the Replication of Technology", Organization Science, Vol. 3, No. 3, pp. 383-397, Aug. 1992. https://doi.org/10.1287/orsc.3.3.383.

[24] Z. Fu, Q. Zhu, B. Liu, and C. Yan, "Patent Lifespan Prediction and Interpreting the Key Determinants: An Application of Interpretable Machine Learning Survival Analysis Approach", Technological Forecasting and Social Change, Vol. 215, Art. no. 124104, Jun. 2025. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2025.124104.

[25] J. Choi, B. Jeong, J. Yoon, B. Y. Coh, and J. M. Lee, "A Novel Approach to Evaluating the Business Potential of Intellectual Properties: A Machine Learning-Based Predictive Analysis of Patent Lifetime", Computers & Industrial Engineering, Vol. 145, Art. no. 106544, Jul. 2020. https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106544.

[26] B. Jeong, N. Ko, and J. Yoon, "Development of

a Patent Lifetime Prediction Model Based on Deep Neural Networks", Proc. 2016 Korean Institute of Industrial Engineers Fall Conference, Seoul, Korea, pp. 981-985, Nov. 2016.

[27] T. Ha, J. M. Lee, C. H. Lee, and B. Y. Coh, "The Prediction of Long-Term Survival of Artificial Intelligence Patents Based on Deep-Learning and Latent Dirichlet Allocation Modeling", International Telecommunications Policy Review, Vol. 28, No. 1, pp. 27-50, Mar. 2021. https://doi.org/10.37793/ITPR.28.1.2.

[28] H. Ishwaran, U. B. Kogalur, E. H. Blackstone, and M. S. Lauer, "Random Survival Forests", The Annals of Applied Statistics, Vol. 2, No. 3, pp. 841-860, Sep. 2008. https://doi.org/10.1214/08-AOAS169.

[29] E. L. Kaplan and P. Meier, "Nonparametric Estimation from Incomplete Observations", Journal of the American Statistical Association, Vol. 53, No. 282, pp. 457-481, Jun. 1958. https://doi.org/10.1080/01621459.1958.10501452.

[30] N. Mantel, "Evaluation of Survival Data and Two New Rank Order Statistics Arising in Its Consideration", Cancer Chemotherapy Reports, Vol. 50, No. 3, pp. 163-170, Mar. 1966.

[31] D. R. Cox, "Regression Models and Life-Tables", Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), Vol. 34, No. 2, pp. 187-202, Jan. 1972. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x.

[32] M. F. Gensheimer and B. Narasimhan, "A Scalable Discrete-Time Survival Model for Neural Networks", PeerJ, Vol. 7, Art. no. e6257, Jan. 2019. https://doi.org/10.7717/peerj.6257.

저자소개

강 대 희 (Daehee Kang)



2012년 2월 : 목원대학교 기술마케팅학과(이학사)
2022년 2월 : 국민대학교 비즈니스IT대학원(공학석사)
2025년 2월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT대학원 박사과정
관심분야 : 특허, 기술사업화, 정책효과분석, 데이터분석

안 현 철(Hyunchul Ahn)



1999년 2월 : KAIST 산업경영학과(공학사)
2002년 8월 : KAIST 테크노경영대학원(경영공학석사)
2006년 8월 : KAIST 테크노경영대학원(경영공학박사)
2009년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT대학원 교수
관심분야 : 인공지능 응용, 재무정보시스템, CRM, 정보기술수용