

스타트업 데이터 기반의 시장융합 다이내믹스 분석: 한국을 중심으로

A Study on Market Convergence Dynamics Based on
Startup Data: Focusing on Korea

송지훈*

Chie Hoon Song*

〈Abstract〉

Market convergence plays an increasingly important role in sustaining competitiveness and providing impetus for the new product development. However, existing research focused mostly on the analysis of convergence at technology level. This study examines the phenomenon of market convergence based on the start-up data. Similar to the analysis of technology convergence, this study adopts the concept of co-classification analysis for constructing the co-occurrence matrix and the corresponding network. In this context, network centrality measures were calculated to assess the influence of individual market segments. Based on three metrics “growth”, “persistence” and “novelty”, the market convergence dynamics were explored and promising interactions between two distinct market segments were highlighted. The findings suggest that both segments “AI” and “blockchain” are acting as a driver that fosters market convergence in the startup landscape. The analysis results can provide valuable information for the R&D managers and policy makers in the design of targeted policies and programs, which can promote market convergence and interdisciplinary knowledge transfer.

Keywords : Convergence, Market convergence, Startups, Co-classification analysis, Network analysis

* 교신저자, 경상국립대학교 대학원 기술경영학과, 조교수,
E-mail: chsong01@gnu.ac.kr

* Corresponding author, Assistant Professor, Gyeongsang National
University, Department of Management of Technology
E-mail: chsong01@gnu.ac.kr

1. 서론

융합(convergence)이라는 키워드는 다양한 기술, 사업영역 및 산업 간의 경계가 점차 허물어짐에 따라 기술개발 동향(technological development trends) 및 시장전망(market prospects)을 예측하는 매우 중요한 요소로 인식되어 왔다[1]. 여기서 융합은 서로 다른 기술, 제품/서비스, 그리고 산업 간의 결합을 통해 기존 산업의 패러다임을 혁신하거나 시장적 가치가 있는 신산업 분야를 창출하는 프로세스를 지칭한다. 디지털 전환과 함께 미래에 대한 불확실성이 점차 증대되는 상황에서 융합을 통한 기술과 제품의 혁신을 바탕으로 신시장을 개척하는 것은 중소기업에 새로운 성장동력을 제공하는 계기로 간주하고 있다[2]. 시장 선도기업들은 융합경쟁력 확보를 통해 고객가치의 극대화를 도모하며 이를 통한 산업의 질적 성장을 이뤄내고자 한다.

특히, ICT(Information & Communication Technology) 기반의 기술융합은 기존의 기술 지형을 재정립하고 미래 시장을 창출하는 데 크게 기여했다[3]. 이는 ICT가 타 기술과 융합되거나 산업의 기반기술로 작용할 때 더 큰 파급효과를 불러 일으키며, 초연결 사회(hyper-connected society)로 가는 기반구조 구성에 막대한 영향을 미치기 때문이다. 융합은 현 비즈니스 환경에서 혁신을 주도하는 핵심 키워드로 자리를 잡았고, ICT 기반의 융합은 기존제품의 기능향상 또는 새로운 제품 카테고리의 형성을 넘어 새로운 비즈니스 모델의 출현을 가능하게 만들었다[4].

이렇게 변화하는 기술 및 시장의 요구 사항에 능동적으로 대응하기 위해서는 융합기술 발전 현황에 대한 종합적인 이해와 새로운 융합기회 발굴 및 융합연구 방향에 대한 체계적인 탐색이 요구된다. 효과적인 융합 연구개발(R&D)을 위한 정책 수립 및 미래에 유망할 융합기술 예측에 대한 중요성은 오래전

부터 인지되어 왔으며, 많은 기관과 연구자들이 관련 연구를 활발히 수행하고 있다[5]. 이종기술 및 산업 분야 간의 지식흐름(knowledge flow) 구조에 대한 분석 및 예측은 정부의 기술정책 수립과 기업의 기술전략 수립 측면에서 중요한 의미를 지니고 있다.

Curran and Leker[6]의 연구에 따르면, 산업융합(industry convergence)은 순차적인 프로세스(sequential process)에 기반 ‘과학-기술-시장-산업’ 융합 순으로 단계적으로 진화한다고 가정한다. 이 분류에 따르면, 산업융합의 기초는 과학융합(science convergence)에서 시작되며, 이는 서로 다른 학문 분야 간의 융합을 의미한다. 과학융합은 학제간(interdisciplinary) 융합연구 및 공동인용(co-citation)으로부터 출발하여, 이후 각 학문 분야 간 거리가 충분히 좁혀져 기초과학적 지식이 응용기술로 발전해 나갈 때 기술융합(technology convergence)으로 이어진다. 기술융합은 융합제품의 시장 출시와 함께 시장융합(market convergence)으로 발전하는데, 이에 영향을 받는 기존 기업들은 새로운 시장구조와 직면하게 되며, 주로 전략적 제휴(strategic alliance) 또는 인수합병(M&A)을 통해 역량을 보완해가는 전략을 취한다. 궁극적으로 산업융합은 기술 및 시장융합이 이미 충분한 정도로 수렴되었을 때 발생하며, 이는 산업 구조의 근본적인 변화를 초래한다. 이러한 변화를 객관적으로 측정하기 위해 다양한 계량분석 기법이 제안되고 다수의 연구에 적용되어 왔다[7-8].

앞서 언급했듯이, 이종분야 지식흐름 구조의 파악은 새로운 산업융합 클러스터 형성의 기초를 제공할 수 있는 중요한 지표가 될 수 있으며, 이러한 지식흐름을 파악하지 않은 상태에서 새로운 고객가치를 창출하거나 기술적 경쟁우위를 확보해 나가기란 어려운 실정이다[9]. 따라서 기술융합의 범위 내에서만 융합추세를 분석해서는 전체적인 융합화 현상 및 시장 동향을 파악하는 데에는 한계가 있을 수 있다. 융합기술의 사업화를 지원하

고 관련된 정책적 함의를 도출하기 위해서는, 시장융합 수준에서의 분석이 필요한 실정이다. 그러나, 기존의 융합동향 분석 및 융합기회 발굴에 관한 연구는 기술융합 단계에 초점을 맞추고 있으며, 시장융합 관점에서의 연구는 미비하다. 특히, 급변화하는 시장환경에서 국내 기업들의 경쟁력을 제고하고 R&D 기획 지원에 있어 기술개발의 주목적이라 할 수 있는 시장에서의 융합 다이내믹스(dynamics)에 관한 연구가 필요한 실정이다.

따라서 본 연구에서는 국내 스타트업 데이터를 활용 시장융합 다이내믹스를 분석해, 융합분야의 학제적 특성을 시각화하고, 시장융합의 동태적 변화를 파악해 유망 시장융합 분야 발굴을 위한 단서를 제공하고자 한다. 일반적으로 스타트업은 기술기반 또는 혁신적인 비즈니스 모델을 통해 사업을 빠르게 확장해 나가는 기업을 통칭한다. 스타트업은 시장의 니즈(needs)를 적극적으로 반영한 차별화 전략을 사용하기에, 시장융합 관련 동향을 파악하기에 적합한 데이터로 간주된다 [10]. 그래서 기존의 연구들과 달리 하나의 기술 분야 또는 사업영역으로 데이터 분석의 범주를 제한하지 않고, 전체 시장을 아우르는 데이터를 활용해 융합 다이내믹스를 파악하는 데 중점을 두었다. 연구의 결과는 중소기업에 위한 데이터에 기반을 둔 지식서비스 제공 및 기업들이 새로운 시장에 진출하는데 요구되는 시장 기회탐색 프로세스에 활용될 것으로 기대된다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 분석을 위해 사용되는 데이터와 분석 프레임워크(analysis framework) 및 연구 방법론에 관해 서술한다. 3장은 분석 결과를 제시하며, 4장에서는 결론 및 정책적 시사점에 관해 기술하였다.

2. 데이터 및 연구 방법론

본 연구에서는 Crunchbase 데이터베이스(DB)에서

수집한 스타트업 데이터를 활용한다. Crunchbase는 기술기반 스타트업과 벤처투자사(venture capital)에 대한 검색 서비스를 제공하는 상용(commercial) 데이터베이스이다. 스타트업의 기업 프로필을 포함 투자 관련 다양한 정보(예: 인수정보, 투자 라운드 및 투자 규모 등)를 제공하기에 글로벌 벤처 투자 동향 모니터링 및 시장 트렌드를 파악하는데 유용한 정보를 제공한다. Crunchbase를 이용한 연구는 최근 몇 년간 지속해서 증가했으며, 특히 경제학 및 경영과학 연구 분야에 폭넓게 활용되고 있다[11]. 본 연구에서 분석대상은 한국에 설립된 스타트업으로 한정하며, 가급적 최신 트렌드를 반영하고자 분석 범위를 2010년부터 2019년 사이에 신규설립된 스타트업으로 제한하였다. 데이터 수집을 위해 사용된 쿼리(query)는 다음과 같다.

(Headquarter Location = 'South Korea')
AND (Founded Date = between 1/01/10 and 12/31/19)

데이터 검색은 2022년 6월에 이루어졌으며, 전처리 단계를 수행 후 총 7284건의 스타트업 정보를 수집하였다. Crunchbase에 검색 가능한 기업들은 위키 형태로 업데이트가 되는 경우가 있기에, 지난 2년간 신규 설립된 스타트업의 실제 수는 검색결과와 상당한 차이를 보일 수 있다[12]. 이로 인한 바이어스(bias)를 최소화하기 위해 2020년과 2021년의 자료는 분석대상에서 제거하였다. 본 연구는 Fig. 1의 분석 프레임워크를 따르며, 다음과 같이 총 4가지 분석 단계로 구성된다.

첫째로, 분석대상과 관련된 스타트업 자료를 수집해 결과 분석이 용이하도록 전처리 작업(pre-processing)을 진행한다. 본 연구는 스타트업 기업의 산업코드(industry code) 자료를 활용 지식을 구조를 분석해 유망 시장융합 분야 발굴을

위한 단서를 제공하고자 한다. 여기서 지식흐름은 동시 출현하는 산업코드들 사이에서 발생한다고 가정한다. 특히의 IPC(international patent classification) 코드를 기반으로 한 특허 동시분류 분석(co-classification analysis)이 지식흐름의 정량적 측정을 용이하게 하였고[13], 본 연구에서는 그 개념을 스타트업 데이터에 적용한다. 산업코드는 Crunchbase에서 제공하는 분류체계의 하나로 구체적인 시장 세그먼트(segment)를 나타낸다고 할 수 있다. 두 번째 단계에서는 앞서 언급한 동시분류분석 방법론을 토대로 동시 출현하는 (co-occurring) 분류코드(industry code) 간 지식흐름의 관계를 파악하고 시각화시키기 위해, 지식흐름 관계를 행렬화해 도출해 냈다. 이렇게 산출된 지식흐름 행렬(knowledge flow matrix)을 기반으로 지식흐름 네트워크(knowledge flow network)를 생성한다. 네트워크 시각화는 오픈소스 프로그램인 gephi 0.9.2 버전을 활용하였다. 다음 단계에서는 연결망 분석(network analysis) 기법 중 중심성 분석(centrality analysis)을 통해, 영향력이 높은 지식분야를 파악한다. 연구에서는 네트워크 지표 중 보편적으로 사용되는 매개중심

성(betweenness centrality)과 근접중심성(closeness centrality)을 산출해 개별 분야의 상대적 중요도를 파악하고 지식흐름에 있어 어떤 특정한 역할을 맡고 있는지 규명하고자 한다. 마지막 단계에서는 상호작용 경향분석(interaction trend analysis)을 통해 꾸준한 성장세를 보이는 지식분야의 융합 다이내믹스를 조명한다. 이를 위해 Growth, Persistence 및 Novelty 지표를 도출했으며, 관련된 알고리즘에 대한 상세한 설명은 Block and Song[14]의 연구에서 확인할 수 있다. 행렬 생성, 네트워크 분석 및 상호작용 경향분석은 모두 파이썬에서 제공되는 오픈소스 라이브러리(networkx, pandas)를 이용해 구현하였다. 연구에서 사용된 분석 프레임워크는 정적(static) 및 동적(dynamic) 관점에서 변화하는 시장융합의 특성을 분석하는데 그 의의를 둔다.

3. 시장융합 다이내믹스 분석 결과

3.1 기술통계 분석

이번 장에서는 분석대상인 스타트업 생태계에 대한 전반적인 이해를 돕기 위해 연도별 신규 스타트업 수의 추이, 스타트업의 지리적 분포 및 상위 20개의 산업코드 분포도에 관해 서술한다. Fig. 2은 지난 2010년부터 2019년 사이에 연도별 신규 설립된 스타트업의 수를 나타낸다.

전반적으로 2015년까지 스타트업 수는 점증적으로 증가했으나, 그 이후에는 감소추세를 보였다. 이러한 감소추세는 대한민국 스타트업 생태계가 양적 성장에서 질적 성장으로 전환기를 겪으며 나타나는 현상의 맥락으로 볼 수 있다. 실제로 많은 수의 스타트업이 초기 지원단계 이후 지속적인 정부 지원의 부재 또는 판로확보 문제로 ‘스케일

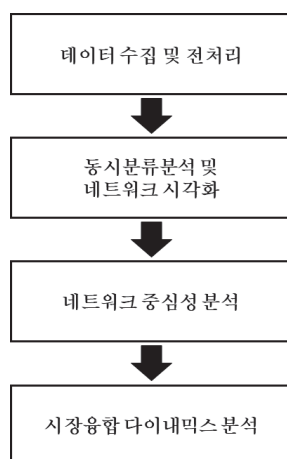


Fig. 1 Overview of the analysis framework

업(scale-up) 단계를 뛰어넘지 못하고 사장되는 비율이 높다[15]. 스타트업 생태계의 양적 성장이 성공적인 글로벌 시장 진출로 이어지기 어렵다고 볼 수 있기에 스케일업을 위한 정책적 지원이 지속 가능한(sustainable) 스타트업 생태계 조성에 필요할 것으로 예상된다.

Table 1은 스타트업의 지리적 분포도를 나타낸다. 서울에는 총 5049개의 신규 스타트업이 포진해 있으며, 이어서 경기도, 대전, 부산 그리고 인천 등의 순으로 분포되어 있다. 이에 따르면 대략 90% 정도의 스타트업 본사가 수도권 지역에 집중돼 있으며, 비수도권 지역의 평균 기업의 수는 62로 매우 낮은 분포도를 보인다. 이는 수도권 중심

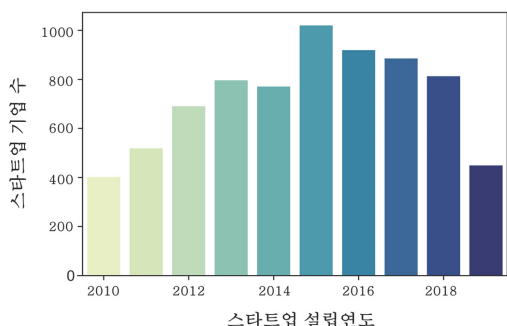


Fig. 2 Annual development trend of newly founded startups

의 경제력 집중과 지역 불균형 발전의 형태를 간접적으로 보여준다. 다른 의미로는 대한민국의 스타트업 생태계 발전에 유리한 환경이 여러 생활편리 및 교통 인프라와 더불어 수도권에 집중되어 있다고 해석할 수도 있으며, 이를 극복하기 위해서는 지역의 현안을 제대로 포착할 수 있는 지방정부의 정책적 역할이 중요하다고 할 수 있다[16].

Fig. 3는 가장 자주 출현하는 상위 20개 산업코드의 빈도를 시각화해 보여준다. 분석 결과에 의하면 총 602개의 서로 다른 산업코드가 존재하며 분석대상 중 93% 이상의 스타트업이 2개 이상의 산업코드를 부여받았다. 이는 스타트업 시장에서 이미 융합 시도가 활발히 이루어지고 있다고 볼 수 있다. 가장 많은 지분을 차지하고 있는 상위 3개의 산업코드는 “Information Technology”, “Software” 그리고 “E-Commerce” 분야이다. 그 외에도 전체적으로 디지털 전환과 연관된 분야들의 산업코드들이 상위 20위 권에 포함되어 있다. 이는 디지털 전환의 가속화에서 촉진되는 새로운 비즈니스 기회의 포착을 혁신적인 신생 기업들이 주도하고 있다고 해석할 수 있다. 특히, IT, 모바일 및 인공지능 관련 기술의 높은 비중은 현재 급 성장하고 있는 데이터 및 플랫폼 중심의 비즈니스 모델 고도화 과정을 반영한다고 할 수 있다.

Table 1. Geographic distribution of startups

| 지역 | 기업의 수 | 지역 | 기업의 수 |
|------|-------|------|-------|
| 서울 | 5049 | 충청북도 | 42 |
| 경기도 | 1302 | 제주도 | 33 |
| 대전 | 143 | 광주 | 32 |
| 부산 | 133 | 경상남도 | 29 |
| 인천 | 132 | 전라남도 | 28 |
| 강원도 | 102 | 전라북도 | 21 |
| 충청남도 | 86 | 울산 | 7 |
| 대구 | 78 | 세종시 | 0 |
| 경상북도 | 67 | | |

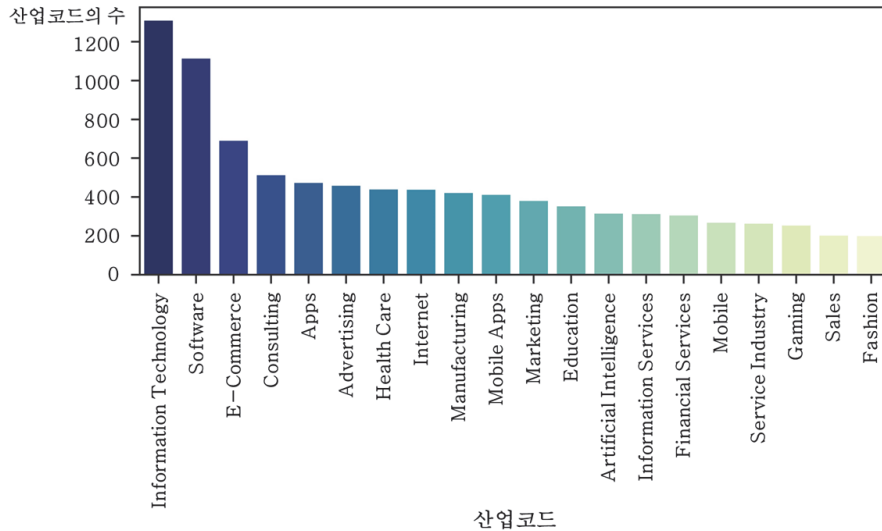


Fig. 3 Frequency analysis of industry codes (Top 20)

3.2 네트워크 시각화 및 중심성 분석

Fig. 4는 도출된 지식흐름 행렬을 지식흐름 네트워크로 시각화한 결과를 나타낸다. 전반적으로 네트워크 토폴로지(topology)의 높은 복잡도(complexity)로 인해 전체 네트워크의 시각화를 통해 직관적인 인사이트(insight)를 얻기에는 한계가 있다. 따라서 Fig. 4에는 상위 5%에 해당하는 주요 지식흐름만을 부각하였다. 여기서 지식흐름의 빈도는 링크의 두께에 비례하며, 노드의 색상은 얼마나 많은 분야의 산업코드와 연결되어 있는가에 비례한다. “Information Technology”와 “Software”의 경우 짙은 파란색으로 표시되는데, 이는 연결된 시장 세그먼트의 수가 높은 것을 의미한다. “Marketing”과 “Advertising” 사이 링크의 두께가 상대적으로 두꺼운데, 이는 두 분야 사이의 지식흐름의 빈도가 높음을 나타낸다. 전체 네트워크는 총 598개의 노드와 7897개의 링크로 이루어지며, 노드당 평균 링크의 수는 26.41이다. 이는 상대적으로 분야 간 연결성이 높다고 할 수 있다.

Table 2는 앞에서 도출된 네트워크의 중심성 분석을 통해 산출된 상위 15개 매개중심성 및 근접중심성 값을 나타낸다. 산출된 값은 근접중심성 값을 기준으로 정렬하였다. 중심성 분석은 개별 노

Table 2. Top 15 network centrality scores

| 근접중심성 | 매개중심성 | 지식 분야 |
|--------|--------|-------------------------|
| 0.4889 | 0.0259 | Artificial Intelligence |
| 0.4869 | 0.1303 | Software |
| 0.4846 | 0.007 | Hardware |
| 0.4842 | 0.0437 | Internet |
| 0.4842 | 0.0373 | Service Industry |
| 0.4811 | 0.0308 | Mobile |
| 0.4791 | 0.0274 | Education |
| 0.4784 | 0.0223 | Information Services |
| 0.4776 | 0.0307 | Health Care |
| 0.4746 | 0.0073 | Virtual Reality |
| 0.4742 | 0.0532 | Apps |
| 0.4738 | 0.0031 | Marketplace |
| 0.4738 | 0.0566 | Manufacturing |
| 0.4734 | 0.0048 | Training |
| 0.4731 | 0.0131 | Big Data |

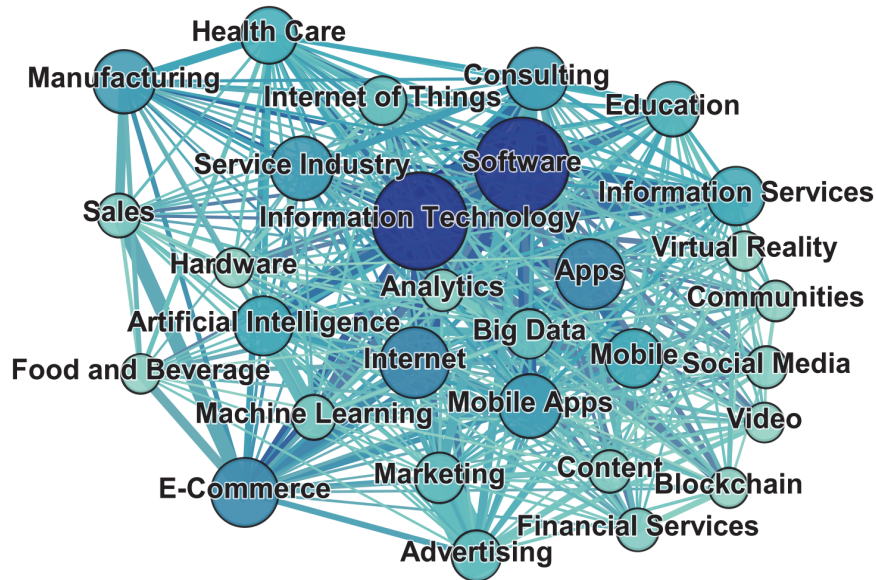


Fig. 4 Visualization of knowledge network (Only 5% of frequent interactions)

드가 네트워크 전체에 행사하는 영향력을 정량화 시켜주며, 특히 매개중심성 값이 큰 노드는 정보 흐름을 중개하거나 제어하는 역량을 반영한다. 근접중심성 값이 높은 노드는 지식흐름의 확산에 용이하며, 간접적이고 장기적인 영향관계를 동시에 고려할 수 있는 지표로 활용된다.

근접중심성과 매개중심성 사이의 상관관계(correlation)는 0.34(p-value < 0.001)로 두 변수가 아주 밀접한 관계에 있지 않은 것으로 나타났다. 일반적으로 높은 중심성을 가지는 노드는 네트워크 내 영향력이 크며, 이는 곧 혁신으로 이어지는 기회를 창출하는 데 긍정적인 영향을 미친다고 해석할 수 있다. 분석 결과 “Software”가 중개자(broker)의 역할을 함과 동시에 정보소통의 관점에서 매우 효율적인 위치에 있다고 볼 수 있다. 특히 근접중심성 값이 큰 지식 분야의 경우 직접적인 연결 외 간접적인 연결까지 고려하기 때문에, 이들의 지식전달 파급력은 상대적으로 훨씬 더 강하다고 볼 수 있다.

반면 “Artificial Intelligence”의 경우 높은 근접중심성 값을 가지고 있지만, 네트워크 흐름에 영향을 미치는 중개자의 역할은 상대적으로 낮은 것으로 판별되었다. 나아가 “Mobile”, “Virtual Reality” 그리고 “Big Data”와 같이 디지털 패러다임을 주도하는 분야가 높은 근접중심성 값을 보였다. 이는 디지털 전환 중 특히 인공지능과 디지털 트윈과 같은 가상현실 응용기술들이 주목받고 있으며 전체적인 시장융합의 활성화에 일정한 기여를 하고 있다고 해석할 수 있다. 그 외에도 “Service Industry”의 경우 제조기업의 서비스화 또는 서비스기업의 제품화 전략과 같이 서비스융합을 촉진하는 방식으로 미래 부가가치 창출한다고 볼 수 있다.

3.3 시장융합 다이내믹스 분석

시장융합 다이내믹스 분석에서는 지식흐름의 변화를 동적 관점에서 분석한다. 이를 통해 지속적

인 성장세를 보이며 미래에 중요도가 높아질 가능성이 큰 지식흐름을 세 가지 정량적 지표를 이용해 도출하였다. Growth의 경우 2010년부터 2019년까지 지식흐름이 증가한 정도를 측정하는 데 사용되며, Persistence의 경우 2015년부터 2019년까지 지속적인 지식흐름이 관찰되었는지 식별한다. Novelty의 경우 임계값(threshold value)을 30으로 설정했는데, 이는 전체 지식흐름 중 적어도 30%에 해당하는 부분이 분석 마지막 연도인 2019년에 발생했는지를 필터링하기 위해 적용되었다. 이를 통해 도출된 지식흐름 분야는 꾸준한 성장세를 보이며 시간의 흐름에 따라 시장융합 진전에 긍정적인 영향을 미칠 가능성이 큰 산업코드 쌍(pair)으로 해석된다.

Table 3은 가장 변화폭이 큰 성장세를 보인 상위 15개 산업코드 쌍을 요약하였다. 대체로 인공지능과 블록체인 분야에서 꾸준한 성장세가 이어져 왔으며, 이를 특정 시장 세그먼트와 결합시켜 새로운 가치창출을 위한 융합 서비스 컨셉을 도출하는

방안이 미래 융합시장의 발전에 있어 결정적인 역할을 할 것이라 예상된다. 특히 금융상품과 관련된 비즈니스 모델 혁신 및 암호화폐 관련 디지털 금융과의 융합은 새로운 사용자 경험의 창출 및 데이터에 기반을 둔 투자지원 업무로 이어질 수 있다. 또한 “Health Care”와 “Pet” 그리고 “Apps”과 “Pet”분야의 융합으로 최근 들어 반려동물 시장이 빠르게 확장되고 있으며, 입양자들이 원하는 의료서비스의 수준이 향상되었다고 볼 수 있다. 그 외 바이오 분야에서도 인공지능 기술과 결합한 융합상품 또는 서비스가 실제 기술융합 단계를 벗어나 상용화되는 추세를 보이며, “Automotive”와 “Software”의 융합은 커넥티드 카(connected car) 개념과 자율주행 자동차의 등장과 함께 자동차 시장에서 소프트웨어가 차지하는 비중이 점차 증가하는 것으로 나타났다. 이는 자동차 산업이 전동화(electrification)와 동시에 다양한 융합기술이 상용화됨에 따라 지능화된 융합제품으로 가는 특성을 나타내는 사례로 볼 수 있다.

Table 3. Results from interaction trend analysis (sorted by “growth”)

| Pairs of industry code | | Growth | Persistence | Novelty |
|-------------------------|------------------------|--------|-------------|---------|
| Blockchain | Information Technology | 0.0244 | ○ | 30.326 |
| Cryptocurrency | Financial Services | 0.0177 | ○ | 34.68 |
| Asset Management | Financial Services | 0.0108 | ○ | 32.356 |
| Blockchain | FinTech | 0.0089 | ○ | 30.828 |
| Health Care | Pet | 0.0089 | ○ | 37.458 |
| Apps | Food and Beverage | 0.0067 | ○ | 36.951 |
| Apps | Pet | 0.0067 | ○ | 45.866 |
| Artificial Intelligence | Information Services | 0.0067 | ○ | 45.502 |
| Artificial Intelligence | Medical | 0.0067 | ○ | 33.791 |
| Artificial Intelligence | Mobile Apps | 0.0067 | ○ | 36.022 |
| Health Care | Nutrition | 0.0067 | ○ | 35.455 |
| E-Commerce | Manufacturing | 0.0064 | ○ | 30.279 |
| Apps | Payments | 0.0044 | ○ | 30.223 |
| Artificial Intelligence | Biotechnology | 0.0044 | ○ | 33.793 |
| Automotive | Software | 0.0044 | ○ | 36.437 |

4. 결론

오늘날 기술기반 스타트업은 국가의 미래경쟁력 제고와 혁신생태계를 확장하는 데 필수적인 핵심 요소로 여겨진다. 특히 디지털 전환과 함께 산업 전방위에 걸쳐 스타트업의 역할은 더욱 증대될 것으로 예견된다. 융합을 통해 새로운 시장이 형성되는 시대에 이종분야 간 지식흐름 특성의 파악을 기반으로 시장융합의 관점에서 융합기회를 식별 및 도출하는 방안이 국가 전략 및 정책수립과정에 중요한 고려요소로 인식되고 있다. 또한, 새로운 부가가치를 창출할 수 있는 융합분야와 관련된 융합패턴을 분석하는 연구에 대한 필요성이 강조되고 있다.

이러한 연구수요에 부응하기 위해, 본 연구에서는 대한민국에서 신규 설립된 스타트업의 산업 분류코드를 기반으로 지식흐름 관계를 도출, 특정 분야가 시장융합 생태계 발전에 미치는 영향력에 대해 분석하였다. 지식흐름은 각기 정적(static) 및 동적(dynamic) 관점에서 조명되었으며, 시장융합의 학제적 특성은 시각화 및 정량적 지표를 활용 나타내었다. 특히 시간의 흐름에 따라 변화하는 지식흐름을 분석한 결과, 디지털 전환과 밀접한 관련을 가지는 지식분야의 강세가 두드러졌으며, 미래에는 블록체인 및 AI와 결합한 지식기반 서비스 분야의 융합이 더 크게 성장할 것으로 전망된다.

분석을 통해 얻은 인사이트는 R&D 정책 및 스타트업 지원 정책 의사결정자의 정책적 사고를 보다 다원화하는데 도움이 될 것으로 기대된다. 나아가 시장관점에서 산업간 지식흐름을 규명해내 기존의 특허분석과는 차별화했다는 점에 의의가 있다. 또한, 연구에서 사용된 분석 프레임워크는 국가 간 동향 비교 분석에도 활용할 수 있으며, 전문가의 주관적 개입을 최소화했기에 분석 재현성과 관련된 이슈가 상대적으로 적다.

본 연구의 한계점으로는 산업코드의 분류체계가 특허분류 정보만큼 세분화 되지 않았다는 점이다. 이는 지식흐름의 관계를 보다 심층적으로 파악하는 데 제약이 따르도록 한다. 따라서 차후 연구 주제로 텍스트 마이닝을 이용해 세밀한 산업코드 분류체계를 구성하여 분석을 진행하거나, 기존 기술융합 분석에서 사용된 다양한 기법들과의 결합을 추가로 고려해야 할 것이다. 또한, 미래지향적 관점에서 링크 예측(link prediction)과 같은 기법들을 사용해 새롭게 연결될 수 있는 융합 분야를 예측하고, 이를 통해 신규 융합아이템을 도출한다면 시장융합 활성화를 위한 보다 의미 있는 연구결과의 도출이 가능할 것으로 예상된다.

참고문헌

- [1] Song, C. H., Elvers, D., Leker, J. "Anticipation of converging technology areas – A refined approach for the identification of attractive fields of innovation," *Technological Forecasting and Social Change*, 116, pp.98-115, (2017).
- [2] 김지은, 현윤진, 최윤정. "B2B 전자상거래 정보를 활용한 시장 융합 기회 발굴 방법론," *지능정보연구*, 22(4), pp.87-107, (2016).
- [3] Hacklin, F., Marxt, C., Fahmi, F. "Coevolutionary cycles of convergence: An extrapolation from the ICT industry," *Technological Forecasting and Social Change*, 76(6), pp.723-736, (2009).
- [4] Lee, H., Kim, P. R., & Zo, H. "Impact of Cooperative R&D Projects on ICT-Based Technology Convergence," *ETRI Journal*, 39(4), pp.467-479, (2017).
- [5] 최호창, 광기영, & 김남규. "기술 성숙도 및 의존도의 네트워크 분석을 통한 유망 융합 기술 발굴 방법론," *지능정보연구*, 24(1), pp.101-124, (2018).
- [6] Curran, C. S., Leker, J. "Patent indicators for monitoring convergence—examples from NFF

- and ICT,”. *Technological Forecasting and Social Change*, 78(2), pp.256-273, (2011).
- [7] 정도현, & 주형수. “토픽 모델링 기반 내용 분석을 통한 학제 간 융합기술 도출 방법,” *정보관리학회지*, 35(3), pp.77-100, (2018).
- [8] 황순욱, & 천동필. “특허 IPC 공통분류와 연관규칙 마이닝을 통한 수산분야 기술동향과 융합특성 분석,” *기술혁신학회지*, 23(2), pp. 208-233, (2020).
- [9] Aaldering, L. J., Leker, J., Song, C. H. “Competition or collaboration?—analysis of technological knowledge ecosystem within the field of alternative powertrain systems: a patent-based approach,” *Journal of Cleaner Production*, 212, pp.362-371, (2019).
- [10] Song, C. H. “Exploring and Predicting the Knowledge Development in the Field of Energy Storage: Evidence from the Emerging Startup Landscape,” *Energies*, 14(18), 5822, (2021).
- [11] Dalle, J.M., Den Besten, M., Menon, C. “Using Crunchbase for economic and managerial research,” *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, No. 2017/08, OECD Publishing, (2017)
- [12] Aaldering, L. J., Song, C. H. “Of leaders and laggards—Towards digitalization of the process industries,” *Technovation*, 105, 102211, (2021).
- [13] 문진희, 권의준, 금영정. “특허 동시분류분석과 텍스트마이닝을 활용한 사물인터넷 기술융합 분석,” *기술혁신연구*, 25(3), pp.1-24, (2017).
- [14] Block, A., Song, C. H. “Exploring the characteristics of technological knowledge interaction dynamics in the field of solid-state batteries: A patent-based approach,” *Journal of Cleaner Production*, 353, 131689, (2022).
- [15] 김선우, 진우석. “벤처기업의 스케일업 방안,” *STEPI Insight*, pp.1-30, (2020).
- [16] 김선우, 김영환, 이정우, 모미령. “스케일업을 통한 지역 중소도시 혁신 방안,” *STEPI Insight*, (225), pp.1-44, (2018).

(접수: 2022.07.05. 수정: 2022.07.20. 게재확장: 2022.07.22.)