

스핀오프 스타트업 창업자의 사회적 · 인적 자본이 사업 성과에 미치는 영향 : 정형적 개념분석 활용

최상훈¹ · 이희정^{2*} · 구훈영³

¹한양대학교 기술경영전문대학원 / ²한양대학교 산업융합학부 / ³충남대학교 경영학부

The Influence of Spin-Off Startup Founders' Social and Human Capital on Business Performance Using Formal Concept Analysis

Sang Hoon Choi¹ · Heejung Lee² · Hoon-Young Koo³

¹Graduate School of Technology Innovation and Management, Hanyang University

²Division of Interdisciplinary Studies, Hanyang University

³School of Business, Chungnam National University

This study aims to identify the social and human capital of spin-off startup founders, and explores the relationship between capital and business performance. We propose a new method using formal concept analysis to address its relationships based on small-scale data, which incorporates the partially ordered capital evolution path with its business outcomes. For this research, we conducted in-depth case studies on spin-off startups from Samsung's Creative Lab by collecting information from both sites - LinkedIn for social and human capital information of founders, and KISLINE. for financial data of startup companies. The analysis revealed that the number of co-founders and industrial experience were positively related to the amount of funds raised by investors.

Keywords: Spin-off Startup, Human and Social Capital, Formal Concept Analysis

1. 서론

스타트업 창업은 일반적으로 실패할 확률이 높지만, 성공했을 때에는 비약적인 성장 잠재력을 갖는 동시에 국가 경제 발전에도 큰 영향을 미칠 수 있다(Hwang *et al.*, 2020). 따라서 스타트업 성공요인에 관한 연구는 상당히 중요하며, 학계 뿐 아니라 투자회사에서도 지속적으로 수행되고 있다. 하나의 사례로 미국 IT 벤처투자회사인 앤드리슨 호로비츠(Andreessen Horowitz)는 스타트업 성공요인으로 혁신적 아이디어, 창업자와 기업가정신, 시장 그리고 비즈니스 모델을 가장 중요한 투자선정 기준으로 제안하고 있다. 한편 “기업가 정신(entrepreneurship)”이 대중에게 인식되기 시작한 것은 오스트리아 출신 경제학자 슈페터

(J. A. Schumpeter)에 의해서이며, 기업가란 창조적 파괴를 통해 새로운 제품 발명, 새로운 생산방법 도입, 새로운 시장 개척 등의 새로운 결합을 창출하는 사람이며, 기업가 정신은 혁신적인 활동을 가능하게 하는 기업가의 역량이라고 주장하였다. 이후 기업가 정신은 창업 성공 뿐 아니라 기업이 지속되고 성장하게 되는 핵심요인, 그리고 더 나아가 국가 경제 발전의 원동력으로 인식되었고, 기업가 정신의 연구에 대한 필요성이 크게 증가하고 있다. 기업가 정신에 대한 연구는 상당히 광범위해서 연구 목적에 따라 다양하게 수행되고 있는데(Gedeon, 2010), 최근 연구 결과를 살펴보면 “사회적 · 인적 자본(social and human capital)”이 기업가 정신의 가장 중요한 결정 요인 중 하나로 주목받고 있다(Madriz *et al.*, 2018; Zainol, 2018; Prasetyo, 2020).

* 연락저자 : 이희정 부교수, 04763 서울특별시 성동구 왕십리로 222 한양대학교 산업융합학부, Tel : 02-2220-2364, Fax : 02-2220-2347, E-mail : stdream@hanyang.ac.kr

2021년 1월 25일 접수; 2021년 3월 20일 수정본 접수; 2021년 3월 23일 게재 확정.

사회적 자본이란 개인 또는 조직의 관계로 연결되는 자원이며(Luthans *et al.*, 2004), 인적 자본이란 개인 또는 조직이 보유한 축적된 지식, 역량 또는 스킬이라고 정의하고 있으며(Glaeser *et al.*, 2002), 스타트업 투자에 대한 의사결정 측면에서 볼 때, 사회적·인적 자본 요소를 살펴보는 것은 대단히 중요하다. Bruderl and Prisendorfer(1999)는 독일 1,700 기업에 대해 설문 조사를 하여 사회적 자본이 생존, 고용 및 매출 성장과 같은 성과에 긍정적인 연관성이 있다는 결론을 내렸고, 유사하게 Bosma *et al.*(2004)도 1000개의 기업가를 대상으로 연구한 결과에 따르면 창업자의 사회적 자본을 통해 벤처 수익성을 예측하였으며, 사회적 자본이 특히 벤처 탄생, 수익성, 지식 획득, 매출 성장 등에 중요한 요소임을 밝혔다. Unger *et al.*(2011)은 70개 기업의 샘플 분석을 통해 인적 역량과 스타트업 성공에는 약한 양의 상관관계가 있음을 보였다. 기업 성과에 대한 창업자 또는 스타트업 구성원의 사회적·인적 자본의 중요성은 널리 인정된 주제이다(Bandera, 2019). 예를 들어 Westlund and Adam(2010)과 Stam *et al.*(2014)는 각각 65개와 59개의 실증 연구를 종합하고 비교한 메타 분석(Meta Analysis)을 실시하여, 사회적 자본과 신규 기업 간에 강한 연관성이 있다는 것을 다시 한 번 증명하였다. 더불어 각 연구별 인적 네트워크 정의, 사회적 규범 및 가치 등 측정 기준이 다양하기 때문에 여러 가지 요인을 모두 고려한 통합적인 결과는 얻기 어렵다는 것을 밝혔다. 유사한 방법으로 Crook *et al.*(2011)도 66개의 과거 연구를 분석하여 인적 자본과 기업 성과 간에 강한 상관관계가 있으며, 특히 해당 인적자원이 대체 불가능한 역량일수록 그 효과가 크다는 것을 보였다. 한편 사회적·인적 자본을 동시에 고려한 실증 연구는 대단히 적은 편인데, 사회적 자본과 인적 자본 자체가 서로 상관관계가 있다는 실증 연구가 있다. 즉, Glaeser(2002)는 학력, 보유기술 및 지식 등과 같은 인적자원이 높은 기업가일수록 더 많은 사회적 자본을 갖고 있음을 밝혔으며, 이 둘의 자본은 상호 강화되는 선순환 관계가 존재한다(Florin *et al.*, 2003).

사회적·인적 자본과 사업 성과의 관련성에 대한 선행연구들의 연구방법을 살펴보면, 대부분 설문조사 또는 인터뷰를 중심으로 사회적·인적 자본을 수집하고 통계적 접근법을 수행하고 있다. 이때 어려움 중에 하나는 사회적·인적 자본에 대한 객관적인 데이터를 수집하는 일인데, 사회적·인적 자본 정보를 얻기 위해 설문조사 또는 인터뷰를 실시할 때 투자자들의 관심을 얻기 위해 일부 지표들을 과장하는 경향이 존재할 수 있다. 최근에는 이를 보완하기 위하여 LinkedIn(<http://www.linkedin.com>)과 같은 사회관계망 서비스에 등록된 사회적·인적 자본 정보를 활용하는 연구가 시작되고 있다. Banerji(2018)는 LinkedIn에 등록된 정보를 활용하여 사회적 자본을 팔로워 수, 관심 그룹, 추천 수로 정의하고, 인적 자본을 학력, 경력 년 수, 기술보유 수로 구분하여, 팔로워 수가 펀드 금액과 양의 상관관계가 있으며 사회적 자본이 우수한 기업일 수록 인적자본이 우수한 기업보다 투자자에게 선호도가 높은 것을 밝혔다.

본 연구는 설문조사 또는 인터뷰 대신 LinkedIn에서 창업자

의 사회적·인적 자본 데이터를 주로 수집하고 NICE 평가정보의 KISLINE에서 사업 성과 정보를 수집하여, 창업자의 사회적·인적 자본 수준과 사업 성과 간의 관련성을 고찰하고자 한다. 특히 국내 전자업계 대기업인 삼성전자에서 운영하는 C-Lab 스피노프 스타트업을 대상으로 연구를 진행하였다. 연구 대상을 스피노프 기업으로 선정된 이유는 독립하기 전 1년 이상 준비 기간을 통해 초기개발 및 콘셉트 증명 단계를 거치고, 공동창업의 형태, 초기 자본금 및 구성원들의 규모가 유사하여 창업자의 사회적·인적 자본 이외의 다른 변수의 영향을 최소화할 수 있으므로 데이터의 균질성 확보가 가능하기 때문이다. 하지만 스피노프 스타트업 중 3년 이상 운영되고 LinkedIn에서 사회적·인적 자본 데이터를 최대한 확보할 수 있는 기업은 총 22개로 집계되어, 통계적 접근법을 적용하기에는 데이터 수가 충분하지 않으므로 새로운 분석 방법이 필요하다. 본 연구에서는 소규모 데이터 분석에 적용 가능한 개념적 군집방법 중 하나인 정형적 개념분석(formal concept analysis)의 기본 원리를 활용하여 사회적·인적 자본 수준을 정의하고, 자본 수준과 사업 성과 수준의 관련성을 고찰할 수 있는 새로운 분석 방법을 제안한다.

본 연구의 기여 및 선행연구와의 차별성을 요약하면 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 대기업 스피노프 스타트업을 대상으로 사회적·인적 자본 수준과 사업 성과 간의 관련성을 고찰한 최초 연구이다. 둘째, 대기업 스피노프 스타트업이라는 데이터의 균질성 확보는 가능하지만 데이터의 수가 부족하다. 따라서 소규모 데이터를 대상으로 성과 연계를 설명할 수 있는 정형적 개념분석 기반의 새로운 방법을 제안하였다. 셋째, 사회적·인적 자본의 축적은 시간이 오래 걸리고 많은 투자가 필요한 내용이며, 축적하는 과정은 다양한 경로가 존재함에도 불구하고 대부분의 연구는 축적된 결과만 활용하고 있다. 본 연구는 정형적 개념분석의 결과물인 개념격자의 원리를 활용하여 사회적·인적 자본의 축적과정을 반영하는 자본 수준을 새롭게 정의하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 다음 장에서는 연구 방법론의 핵심 이론인 정형적 개념분석의 기본 개념을 설명하고, 제 3장에서는 정형적 개념분석을 바탕으로 사회적·인적 자본 수준 측정 방법을 제안한다. 제 4장에서는 대기업 스피노프 스타트업을 대상으로 사회적·인적 자본 수준과 사업 성과 관련성을 고찰하고, 제 5장에서는 요약과 한계점을 기술한다.

2. 정형적 개념분석

정형적 개념분석(formal concept analysis)은 데이터 분석을 위해 격자이론(lattice theory)과 순서이론(order theory)을 바탕으로 객체와 속성의 관계를 개념적으로 군집화하고 이를 개념격자(concept lattice)를 통해 계층적으로 표현하는 방법이다(Wille, 1982; Seo *et al.*, 2020). 예를 들어 <Table 1>과 같이 5개 객체(g1~g5), 4개 속성(m1~m4) 및 그들의 관계가 “x” 로 주어질 때, 정형적 개념분석을 수행하면 <Figure 1>과 같은 계층적 구조를

도출할 수 있다. 이때 <Table 1>을 정형적 문맥, <Figure 1>에서의 8개 노드(C1~C8)를 정형적 개념이라고 하며, 다음과 같이 각각 정의한다.

(정의 1) 정형적 문맥(formal context)은 객체집합 G, 속성집합 M, 객체와 속성의 이항관계 $R \subseteq G \times M$ 으로 구성된 순서쌍 (G, M, R)이며, Table 형식으로 표현할 수 있다.

(정의 2) 정형적 개념(formal concept)은 G의 부분집합 A와 M의 부분집합 B에 대해 $A' = B$ 와 $B' = A$ 를 만족하는 순서쌍(A, B)이다. 단, 연산자 (·)'는 다음과 같이 정의한다. $A' = \{m \in M \mid (g, m) \in R \text{ for all } g \in A\}$, $B' = \{g \in G \mid (g, m) \in R \text{ for all } m \in B\}$.

즉, 객체 부분집합 A에 대한 연산자 (·)'는 해당 A의 원소들이 공통으로 갖는 속성들의 집합을 반환하고, 속성 부분집합 B에 대한 연산자 (·)'는 해당 B의 원소들을 공통 속성으로 갖는 객체들의 집합을 반환한다. 예를 들어 <Table 1>에서 $A1 = \{g2, g3\}$, $B1 = \{m2, m3\}$ 이라 할 때, $\{g2, g3\}' = \{m2, m3\}$, $\{m2, m3\}' = \{g2, g3\}$ 이다. 이때 $A1' = B1$, $B1' = A1$ 를 모두 만족하므로 순서쌍 $(A1, B1) = (\{g2, g3\}, \{m2, m3\})$ 는 정형적 개념이다. 한편 $A2 = \{g1, g3\}$, $B2 = \{m1, m4\}$ 라고 할 때, $\{g1, g3\}' = \{m1\}$, $\{m1, m4\}' = \{g1\}$ 이므로, $(A2, B2)$ 는 정형적 개념이 아니다. 또한, 정형적 개념 (A, B)가 주어질 때, A를 정형적 개념의 외연(extent), B를 정형적 개념의 내포(intent)라고 한다. 즉, 외연은 내포의 모든 속성으로 공통으로 갖는 객체의 집합이며, 내포는 모든 객체가 공통으로 갖는 속성의 집합이다.

모든 정형적 개념은 <Figure 1>과 같은 계층적 구조로 표현될 수 있는데, 두 개의 서로 직접 연결된 정형적 개념들은 상위-하위 부분순서(partial order) 관계를 갖게 되며, 이들의 모든 순서집합을 개념격자라고 한다.

(정의 3) 정형적 문맥 (G, M, R)에 대한 정형적 개념 (A1, B1) 및 (A2, B2)가 주어질 때, $A1 \subseteq A2$ (또는 $B2 \subseteq B1$) 이면 (A1, B1)은 (A2, B2)의 하위개념, (A2, B2)는 (A1, B1)의 상위개념이며, $(A1, B1) \leq (A2, B2)$ 로 표시한다. 이때 순서집합 (G, M, R; \leq)을 개념격자(concept lattice)라고 한다.

예를 들어 <Figure 1>의 개념격자에서 정형적 개념 C5는 C4 및 C5와 라인으로 연결되어 있는데 C4에 대해서는 $\{g2, g3\} \subseteq \{g2, g3, 5\}$, C7에 대해서는 $\{g3\} \subseteq \{g2, g3\}$ 이 성립하므로, C5는 C4의 하위개념인 동시에 C7의 상위개념이다. 정형적 개념들이 개념격자에서 위 방향 또는 아래 방향 선으로 모두 연결이 가능하면(즉 부분순서 관계이면), 해당 개념들은 개념격자 내 계층 위치로부터 상위-하위 개념에 대한 유추가 가능하다. 예를 들어 C4와 C7은 상위-하위 개념관계가 성립하지만, C3과 C5는 상위-하위 개념이 성립할 수 없다. 한편, 개념격자에서는 모든 개념들의 상위개념인 최상위 개념 C1과 모든 개념들의 하위 개념인 최하위 개념 C8이 항상 존재한다.

개념격자는 이러한 상위-하위 부분순서를 통해 객체와 속성들을 계층적 구조로 개념적 근집화한 결과로 볼 수 있으며, 계층적 구조는 속성들을 고려하면서 객체들을 격자 선을 따라 정형적 개념으로 분류할 뿐 아니라, 고려하는 속성들의 개수(= 내포의 크기)에 따라 정형적 개념들에 대해 일반화-특수화의 관계를 정의할 수 있다. 즉, 내포를 구성하는 속성의 수가 증가하면, 외연을 구성하는 객체의 수는 감소하고, 그 역도 성립한다. 예를 들어, 정형적 개념($\{g2, g3\}$, $\{m2, m3\}$)에 속성 m1을 추가하게 되면, 그에 대한 정형적 개념($\{g3\}$, $\{m1, m2, m3\}$)을 찾을 수 있다. 이때, 정형적 개념($\{g2, g3\}$, $\{m2, m3\}$)은 상대적으로 일반화된 개념이므로 외연이 확장되고, 정형적 개념 ($\{g3\}$, $\{m1, m2, m3\}$)은 상대적으로 특수화된 개념이므로 외연이 축소된다.

Table 1. Formal Context (taken from Wolff, 1993)

	m1	m2	m3	m4
g1	x			x
g2		x	x	
g3	x	x	x	
g4				x
g5			x	

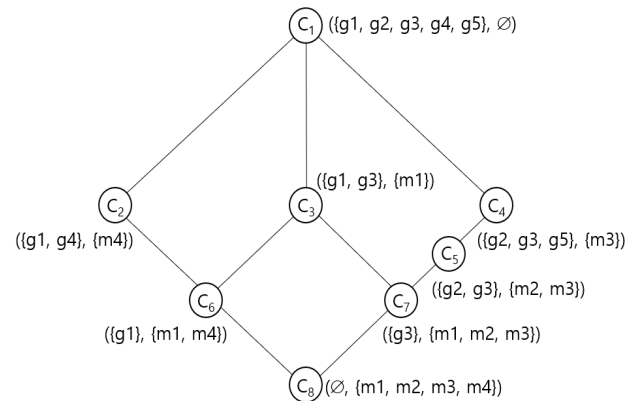


Figure 1. Concept Lattice Derived from Table 1

한편 <Figure 1>에서는 모든 정형적 개념에 대하여 외연과 내포를 중복하여 표현하고 있는데, 객체와 속성을 한번만 표현하여 <Figure 2>와 같이 간결한 형식으로 변환할 수 있다. 간결한 형식으로 표현된 개념격자에서 임의의 정형적 개념의 외연과 내포를 찾기 위해서는 다음과 같은 규칙이 필요하다. 외연의 경우는 해당 개념(노드)과 연결된 라인의 아래 방향으로 내려가면서(출발 노드도 포함), 노드에 부착된 모든 객체들을 나열하고, 내포의 경우는 해당 개념(노드)과 연결된 라인의 위 방향으로 올라가면서 노드에 부착된 모든 속성들을 나열하면 된다. 예를 들어 <Figure 2>에서 정형적 개념 C7의 외연을 찾으려면 $\{g3\}$ 이 되며, 내포를 찾으면 $\{m1, m2, m3\}$ 이 된다. 이후 본 연구에서는 표현의 간결성을 위해 <Figure 2>와 같은 표현법을 사용하도록 한다.

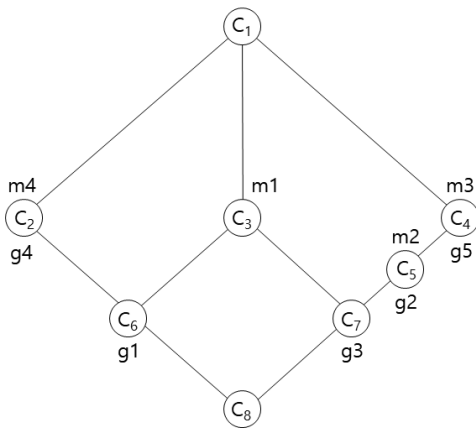


Figure 2. Concept Lattice in a Compact form

정형적 개념분석은 객체와 속성이 이항관계로 정의된 정형적 문맥을 대상으로 하지만, 실제에서는 속성이 여러 개의 값을 갖거나 연속형일 경우가 존재한다. 예를 들어 <Table 2(a)>와 같이 학생들의 집합 $G = \{g1, g2, g3, g4\}$ 에 대해, 속성 집합 $A = \{\text{키, 몸무게}\}$ 이며 키와 몸무게는 각각 연속형이다. 이 경우에는 <Table 2(b)>와 같이 각 속성을 일정 기준에 따라 범주화 하여 이항관계로 정의된 정형적 문맥으로 변환하여 정형적 개념분석을 적용할 수 있다.

3. 사회적 · 인적 자본 수준

앞장에서 살펴본 바와 같이 정형적 개념분석은 객체 집합, 속성 집합, 그리고 그들의 이항관계로부터 외연과 내포로 구성되는 정형적 개념과 개념격자를 도출할 수 있다. 이때 객체와 속성은 문제의 상황에 따라 다양하게 정의할 수 있으며, 테이블 형식으로 정의되는 정형적 문맥은 대단히 범용적인 데이터 요약 방식이다. 이러한 성질로 인해 정형적 개념분석은 다양한 데이터로부터 정보 추출, 지식 발견 및 표현, 데이터 및 텍스트 마이닝, 규칙 마이닝, 사회 관계망 분석, 소프트웨어 공학 및 온톨로지 공학 접근법에 활용되어 공학, 자연과학, 컴퓨터 과학, 경제 및 사회현상 등 다양한 분야의 문제를 해결하는데 널리 활용되고 있다(Polemans *et al.*, 2013a; 2013b). 특히 개념격자 구조에서는 이른바 개념적 클러스터링을 통해 의미적

(semantic) 유사성을 구할 수 있는데, 이러한 성질은 정보 추출 (Information Retrieval) 분야에서 사용되는 객체 순서화(Object Ranking) 알고리즘에 활용된다. 즉, 관심 있는 대상(문서, S/W 코드, 웹페이지 등)을 객체로 정의하고 대상을 설명하는 키워드를 속성으로 정의한 후 개념격자를 미리 구축한 후, 질의하는 내용이 주어질 때 의미적으로 유사한 정형적 개념을 부분 순서 집합으로 순위화 하여 질의 결과로 제공함으로써 기존의 단어-매칭 알고리즘이 갖는 단어의 다의성 또는 동의성으로 인한 어휘문제를 해결할 수 있다(Du and Hai, 2013; Poshyvanyk *et al.*, 2013). 또한 개념격자의 계층 구조의 위치에 따라 개념의 중요성이 달라지는 성질을 이용하여 중요한 개념을 선별하는 알고리즘도 연구되고 있다(Belohlavek and Trnecka, 2013; Seo *et al.*, 2020).

본 장에서는 정형적 개념분석의 기본 원리와 개념격자의 부분 순서 집합 성질 및 개념격자의 계층 구조의 위치에 따른 개념의 중요성을 바탕으로, 본 연구에서 사용될 사회적 · 인적 자본 수준 측정 방법을 제안한다. 우선 정형적 문맥과 정형적 개념 용어를 재정의 하도록 한다.

(정의 4) 스타트업-자본 문맥(startup-capital context)은 스타트업 집합 G , 자본 속성 집합 $K = SC \vee HC$, 스타트업과 자본 속성의 이항관계 $R \subseteq G \times K$ 로 구성된 순서쌍 (G, K, R) 이다. 단, SC는 사회적 자본(social capital), HC는 인적 자본(human capital)을 의미한다.

(정의 5) 스타트업-자본 군집(startup-capital cluster)은 스타트업-자본 문맥으로부터 도출된 정형적 개념이다. 즉, G 의 부분 집합 A 와 K 의 부분집합 B 에 대해 $A' = B$ 와 $B' = A$ 를 만족하는 순서쌍 (A, B) 이다.

예를 들어 <Figure 3>에서 $G = \{g1, g2, g3, g4\}$, $K = \{SC1, SC2, HC1\}$, $R \subseteq G \times K$ 로 정의된 스타트업-자본 문맥에 대해서, 네 개의 스타트업-자본 군집($C1 \sim C4$)을 찾을 수 있다. 즉, $C1 = (\{g1, g2, g3, g4\}, \{SC1\})$, $C2 = (\{g2, g4\}, \{SC1, SC2\})$, $C3 = (\{g3, g4\}, \{SC1, HC1\})$, $C4 = (\{g4\}, \{HC1, HC2, SC1\})$ 이다.

(정의 6) 스타트업-자본 군집 $C = (A, B)$ 가 주어질 때, 내포 B 의 크기는 외연 A 가 보유한 사회적 · 인적 자본 수준(capital level)이며, $L(C) = |B|$ 로 표기한다.

Table 2. Many-Valued Formal Context

	Height	Weight		Height (≤ 170)	Height ($> 170, \leq 180$)	Height (> 180)	Weight (≤ 70)	Weight (> 70)
g1	165	68	g1	x			x	
g2	170	75	g2	x				x
g3	168	72	g3	x				x
g4	183	82	g4		x			x
g5	174	77	g5			x		x

(a)

(b)

즉, 스타트업-자본 군집 $C1 = (A1, B1)$, $C2 = (A2, B2)$ 가 주어질 때 <정의 3, 6>에 따라 자본 수준을 비교하면 다음과 같다. $C1 \leq C2$ 이면 $L(C1) \geq L(C2)$, $C2 \leq C1$ 이면 $L(C2) \geq L(C1)$ 이다. 예를 들어 <Figure 3>에서 부분순서 관계, $C4 \leq C2 \leq C1$, $C4 \leq C3 \leq C1$ 에 대하여, 각 부분순서 관계에서 하위개념은 보다 많은 사회적·인적 자본 속성을 포함한다. 자본 수준은 <정의 6>에 따라 내포의 크기에 해당하므로, 자본 수준이 높아지면 해당 자본 수준 속성을 모두 갖는 스타트업의 수는 줄어들면서 외연의 크기는 작아지게 된다. 위 성질을 이용하면, 개념격자의 부분순서 관계를 통해 스타트업-자본 군집간의 자본 수준을 $L(C4) \geq L(C2) \geq L(C1)$, $L(C4) \geq L(C2) \geq L(C1)$ 과 같이 서로 비교할 수 있다. 단, 자본 수준은 부분순서를 비교할 수 있는 경우에 대해서만 가능하므로 $C3$ 과 $C2$ 는 부분순서 관계를 정의할 수 없기 때문에 $L(C3)$ 과 $L(C2)$ 의 자본 수준은 비교할 수 없다.

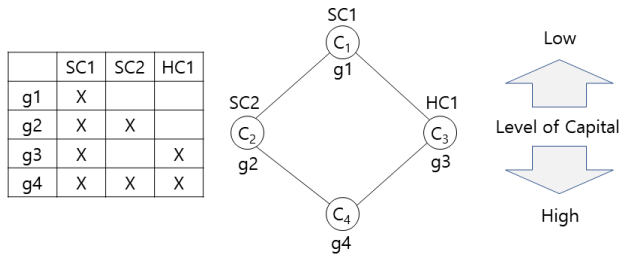


Figure 3. Startup-Capital Clustering and Capital Level

한편 임의의 스타트업-자본 군집이 주어질 때, 해당 군집의 부분순서 관계를 통해 자본 수준이 높거나 낮은 군집들을 찾는 방법을 정의하면 다음과 같다.

(정의 8) 스타트업-자본 군집의 순서집합, 즉 개념격자 $P = (G, K, R; \leq)$ 가 주어질 때, C_k 보다 자본 수준이 같거나 낮은 군집의 집합 $\downarrow L(C_k) = \{C_j \in P \mid C_j \geq C_k \leftrightarrow L(C_j) \leq L(C_k)\}$ 이고, C_k 보다 자본 수준이 같거나 높은 군집의 집합 $\uparrow L(C_k) = \{C_j \in P \mid C_j \leq C_k \leftrightarrow L(C_j) \geq L(C_k)\}$ 이다.

(정의 9) 스타트업-자본 군집의 순서집합, 즉 개념격자 $P = (G, K, R; \leq)$ 가 주어질 때, 상위 이웃 군집 집합은 $C_k^U = \{C_j \in P \mid C_j > C_k\}$ 이고, 하위 이웃 군집 집합은 $C_k^D = \{C_j \in P \mid C_j < C_k\}$ 이다. 단, $X > Y$ 또는 $X < Y$ 는 X 와 Y 사이에 다른 군집이 없이 X, Y 가 직접 선으로 연결되는 상위 또는 하위 관계를 의미한다. 또한, $L(C_k)$ 는 C_k^U 의 원소보다 자본 수준이 항상 크고, C_k^D 의 원소보다 자본 수준이 항상 작다.

예를 들어 <Figure 3>에서 $\downarrow L(C4) = \{C1, C2, C3, C4\}$, $\uparrow L(C2) = \{C2, C4\}$ 이다. 또한 $C4^U = \{C2, C3\}$, $C2^D = \{C4\}$ 이므로, $L(C4) > L(C2)$, $L(C4) > L(C3)$ 이다.

4. 자본 수준과 사업 성과 관련성

본 장에서는 스타트업 기업이 보유한 사회적·인적 자본으로

부터 정형적 문맥을 먼저 정의하고, 정형적 개념분석을 통해 각 기업의 사회적·인적 자본 수준을 파악한다. 이후 각 정형적 개념과 개념격자의 성질을 이용하여, 사회적·인적 자본과 성과의 관련성을 고찰한다.

4.1 스타트업-자본 문맥 정의

국내 전자업계 대기업인 삼성전자는 2012년부터 사내 임직원을 대상으로 사내 벤처 제도(Creative-Lab Program)를 운영하고 있다. 이후 2015년부터는 사업성이 우수한 아이디어에 대해서는 스피노프(spino-off) 제도를 도입하였고, 초기 사업자금, 멘토링 및 컨설팅을 제공하여 스타트업 활성화에 기여하고 있으며, 2019년 기준 147명이 40여 개 스타트업으로 시장에서 활동하고 있다. 본 연구는 2015년부터 2018년까지 3년 이상 운영되고 있는, 31개 스타트업을 우선 대상으로 고려하였다. LinkedIn에서는 팔로워수, 경력, 학력, 자격증, 보유기술, 추천받은 기술, 논문, 특허, 프로젝트, 구사언어, 보유지식, 관심 등 다양한 정보를 얻을 수 있으므로, 링크트인 사이트에 공개된 정보를 통해 사회적·인적 자본 데이터를 수집하였다. 다만, 31개 우선 대상 스타트업의 창업자들이 모두 LinkedIn 활동을 하거나 위의 정보를 전체 공개하지는 않는 것으로 파악되어, 가장 많이 공개가 되면서 문헌에서 가장 많이 인용하는 ‘팔로워수, 경력년수, 최종학력’을 LinkedIn에서 얻었으며, 삼성전자 홍보자료 및 기업 홈페이지에서 ‘공동창업자수’의 정보를 얻었다. 즉, 두 개의 사회적 자본 변수(공동창업자수, 팔로워수)와 두 개의 인적 자본 변수(경력년수, 최종학력)를 선정하고, 31개 스타트업 중 해당 변수를 최대한 확보할 수 있는 22개 기업을 최종 대상으로 선정하였다. 22개 대상 기업의 공동 창업자 수는 평균 3.7명, 팔로워수는 평균 213.4명, 경력은 평균 10.5년으로 집계되었다. 한편 NICE 평가정보의 KISLINE에서 집계된 기업의 성과는 각 기업의 운영 년 수로 나누어 연간 평균 실적으로 분석 했으며 그 결과 평균 투자액은 약 3억 9천만 원, 평균 매출액은 약 2억 4천만 원, 평균 특허 등록 실적은 3.4개였다. 가장 많은 투자를 받은 기업의 총 투자액은 약 130억 규모이고, 가장 많은 매출 실적을 갖는 기업은 약 100억 원 규모로 파악되었다. 각 기업에 대한 세부 현황은 <Table 3>과 같다.

<Table 3>에서 기업(gk)은 스타트업-자본 문맥의 객체로 정의하고, 사회적·인적 자본의 네 개 변수는 속성으로 정의하고, 투자, 매출, 특허 성과는 각 스타트업-자본 군집의 성과를 평가하고 비교하는 변수로 활용한다. 한편, 일반적인 정형적 문맥 구성을 위해서는 객체와 속성, 그리고 그들의 이항 관계가 정의되어야 하지만, <Table 3>과 같이 데이터가 연속형 변수를 포함하거나 다항 관계의 경우에는 일정 기준에 따라 범주형 변수로 변환해서 정형적 개념분석을 수행할 수 있다. 본 연구에서는 계산량과 산출되는 정형적 개념의 총 개수를 최소화하기 위해, 시행착오를 통해 <Table 4>와 같은 기준을 설정하여 각 속성 변수들을 범주형 변수로 변환하였다. 최종적으로 얻은 22개 객체와 12개의 속성(각 속성별 3개의 하위속성으로

Table 3. Social Capital, Human Capital, and Outcomes of Spin-Off Startups

ID	Social Capital		Human Capital		Outcomes			Include
	Co-founders	Followers	Experience	Education	Investment (1000 won)	Sales (1000 won)	Patent	
g1	3	500+	9.9	Master	67,438	189,224	4	Y
g2	4	500+	8.1	Bachelor	699,363	122,771	4	Y
g3	3	N/A	1.0	Bachelor	N/A	N/A	2	N
g4	6	31	9	Bachelor	0	0	1	Y
g5	4	N/A	17	Bachelor	185,723	6,153	1	N
g6	4	324	12.1	Bachelor	4,000	13,761	0	Y
g7	4	91	19.11	Master	632,848	436,661	10	Y
g8	2	265	12.9	Bachelor	799,822	90,983	0	Y
g9	3	N/A	1.0	Bachelor	N/A	N/A	0	N
g10	4	80	9.6	Bachelor	603,241	2,547,375	15	Y
g11	2	500+	3.9	Master	593,176	159,510	2	Y
g12	3	N/A	1.0	Bachelor	N/A	N/A	0	N
g13	4	N/A	1.0	Bachelor	0	32,046	1	N
g14	2	N/A	1.0	Bachelor	1,149,944	2,648,697	8	N
g15	5	500+	6.3	Master	0	89,621	2	Y
g16	4	87	11.2	Bachelor	0	0	0	Y
g17	4	80	11.6	Master	0	0	0	Y
g18	3	97	10.8	Bachelor	0	121,988	6	Y
g19	5	157	14.7	Master	3,360,575	384,586	11	Y
g20	3	18	7.9	Master	133,000	43,578	2	Y
g21	3	271	17	Bachelor	0	139,859	2	Y
g22	4	47	6.1	Ph.D	666,601	76,045	4	Y
g23	5	500+	12.9	Master	579,818	381,267	3	Y
g24	4	74	7.4	Ph.D	250,783	469,200	2	Y
g25	2	500+	8.9	Master	56,659	90,306	7	Y
g26	2	6	1.0	Bachelor	153,908	758	0	Y
g27	4	N/A	8.9	Ph.D	184,761	0	2	N
g28	3	N/A	1.0	Bachelor	259,657	64,620	7	N
g29	4	N/A	1.0	Bachelor	186,667	1,112,057	2	N
g30	4	3	15	Bachelor	0	0	0	Y
g31	4	63	15.4	Master	0	0	0	Y
Avg.	3.7	213.4	10.5	-	340,903	297,454	3.2	-

(if the number of followers exceed 500, indicated as 500+).

Table 4. Variable Conversion Rule

Co-founders			Followers			Experience			Education		
Co	Co+	Co++	Fo	Fo+	Fo++	Ex	Ex+	Ex++	Ed	Ed+	Ed++
~2	3~4	5~6	1~150	151~499	500~	~6	6~12	12~19	Bachelor	Master	Ph. D.

구성)으로 이루어진 스타트업-자본 문맥은 <Table 5>와 같다. 예를 들어 스타트업 g1은 공동창업자가 3명인데, Co+의 속성을 갖기 위해서는 Co부터 누적해서 Co+ 속성을 갖는 방식으로 스타트업과 자본 속성들의 관계 값에 “x”를 부여한다. 마찬가지로

가지로 g1의 LinkedIn 팔로워 수는 500명 이상이므로 Fo, Fo+, Fo++의 모든 속성들의 관계값에 “x”를 부여한다. 같은 방식으로 경력과 최종학력의 속성들에 관계값을 변환 규칙에 따라 부여한다.

Table 5. Startup-Capital Context for Startup-Capital Relations

name	Co	Co+	Co++	Fo	Fo+	Fo++	Ex	Ex+	Ex++	Ed	Ed+	Ed++
g1	x	x		x	x	x	x	x		x	x	
g2	x	x		x	x	x	x	x		x		
g4	x	x	x	x			x	x		x		
g6	x	x		x	x		x	x	x	x		
g7	x	x		x			x	x	x	x	x	
g8	x			x	x		x	x	x	x		
g10	x	x		x			x	x		x		
g11	x			x	x	x	x			x	x	
g15	x	x	x	x	x	x	x	x		x	x	
g16	x	x		x			x	x		x		
g17	x	x		x			x	x		x	x	
g18	x	x		x			x	x		x		
g19	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x	
g20	x	x		x			x	x		x	x	
g21	x	x		x	x		x	x	x	x		
g22	x	x		x			x	x		x	x	x
g23	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	
g24	x	x		x			x	x		x	x	x
g25	x			x	x	x	x	x		x	x	
g26	x			x			x	x		x		
g30	x	x		x			x	x	x	x		
g31	x	x		x			x	x	x	x	x	

4.2 스타트업-자본 균집화 및 자본 수준

<Table 5>로부터, 정형적 개념분석을 수행하면, 총 30개(C1~C30)의 스타트업-자본 균집과 <Figure 4>와 같은 개념격자를 얻을 수 있다. C30은 최상위 개념에 해당되는 균집이며 외연은 모든 기업들의 전체집합이고, 내포는 {Co, Fo, Ex, Ed}이다. 즉, 22개의 스타트업은 모두 공동창업자가 2명 이하{Co}, LinkedIn 팔로워 수는 150명 이하{Fo}, 경력은 6년 이하{Ex}, 최종학력은 학사{Ed}라는 속성을 공통으로 갖는다. 그 이후 개념격자의 라인을 따라 내려가면 C29의 외연의 크기는 21개, 내포의 크기는 5개이고, C28의 외연의 크기는 18개, 내포의 크기는 6개 등으로 아래 계층으로 내려갈수록 외연의 크기는 감소하고 내포의 크기는 증가한다. C1은 최하위 개념에 해당되는 균집이며 외연은 공집합이고, 내포는 모든 속성들의 전체집합이다. 즉, 공동창업자수가 5~6명{Co, Co+, Co++}, LinkedIn 팔로워수는 500명 이상{Fo, Fo+, Fo++}, 경력년수는 12~19년{Ex, Ex+, Ex++}, 최종학력은 박사{Ed, Ed+, Ed++}를 동시에 만족하는 스타트업은 현재 존재하지 않는다. 이러한 성질은 개념격자에서 속성이 추가되면 자본 수준은 높아지고, 해당 자본 속성을 공통으로 갖는 스타트업의 수가 줄어드는 것을 의미 한다. 한편, 임의의 스타트업-자본 균집 C10을 살펴보면, 외연은 {g1, g15, g23, g25}이고, 내포는 {Co, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed, Ed+}이다. 즉, 외연에 포함된 4개의 스타트업은 공동창업자수가 2명 이하 {Co}, LinkedIn 팔로워수는 500명 이상{Fo, Fo+, Fo++}, 경력년수는 6~12년{Ex, Ex+}, 최종학력은 석사{Ed, Ed+}를 모두 만족한다.

C10보다 자본 수준이 같거나 낮은 균집의 집합 $\downarrow L(C10)$ 과 자본 수준이 같거나 높은 균집의 집합 $\uparrow L(C10)$ 에 해당하는 균집들의 정보는 <Figure 5>와 <Table 6>과 같다. 30개의 스타트업-자본 균집의 전체 내용은 <Appendix 1>과 같다.

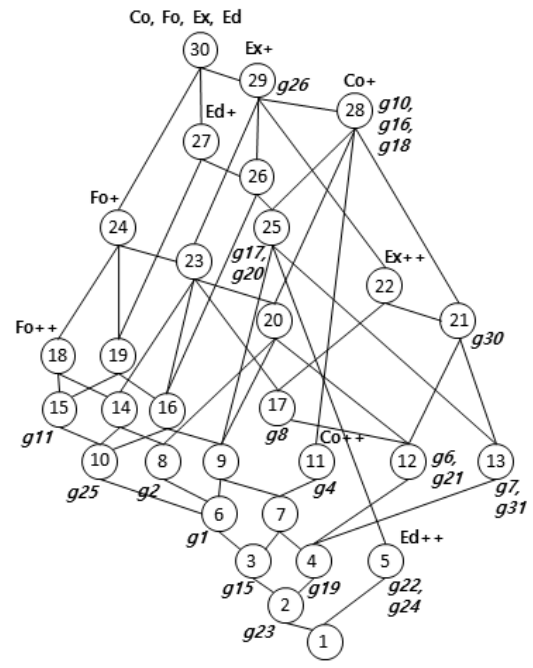


Figure 4. Concept Lattice for Startup-Capital Relations(node number k denotes Ck)

Table 6. Social and Human Capital Descriptions for ↓L(C10) and ↑L(C10)

L(C)	Ck	Co	Co+	Co++	Fo	Fo+	Fo++	Ex	Ex+	Ex++	Ed	Ed+	Ed++	Extent
4	C30	x			x			x			x			22
	C27	x			x			x			x	x		12
5	C29	x			x			x	x		x			21
	C24	x			x	x		x			x			10
6	C18	x			x	x	x	x			x			6
	C19	x			x	x		x			x	x		6
	C23	x			x	x		x	x		x			9
	C26	x			x			x	x		x	x		11
7	C14	x			x	x	x	x	x		x	x		5
	C15	x			x	x	x	x			x	x		5
	C16	x			x	x		x	x		x	x		5
8	C10	x			x	x	x	x	x		x	x		4
9	C6	x	x		x	x	x	x	x		x	x		3
10	C3	x	x	x	x	x	x	x	x		x	x		2
11	C2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		1
12	C1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	0

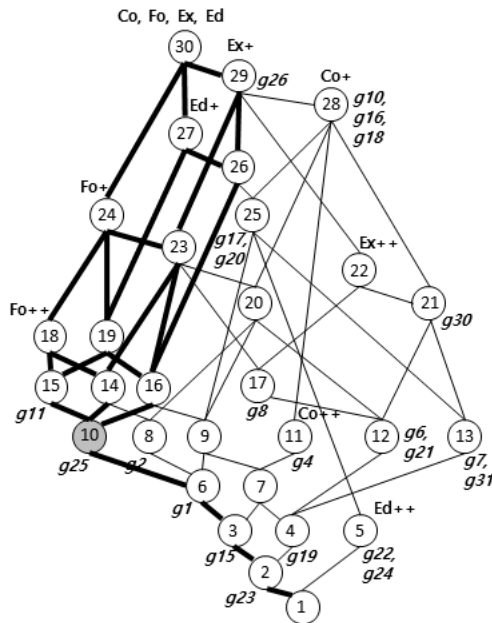


Figure 5. Concept Lattice Highlight for ↓L(C10) and ↑L(C10)

4.3 성과 분석

본 절에서는 사회적·인적 자본 수준에 따른 각 성과(투자, 매출, 특허)의 관련성을 파악하고자 한다. 즉, 스타트업-자본 수준 군집의 성과가 해당 군집의 자본 수준에 비례하는 지를 살펴보고자 한다. 이때 스타트업-자본 군집의 자본 수준 비교는 앞에서 정의한 것처럼 부분순서 관계로 표시되기 때문에, 스타트업-자본 군집 Ck에 대한 성과도 역시 순위로 변환한 후, 자본 수준과 성과를 상호 비교하도록 한다. 우선 변환 방법은 다음과 같다. 첫째, 각 스타트업에 대해 <Table 3>의 투자(I : Investment), 매출(S : Sales), 특허(P : Patent)를 기준으로 순위 r_i, r_s, r_p 를 각각 구하여 <Table 7>을 얻는다. 둘째, 식 (1)을 사용하여 해당 스타트업이 속한 군집 Ck에 대해 각 성과별 순위의 r_i, r_s, r_p 역수에 대

Table 7. Outcomes Ranking for gk Derived from Table 3

Startup_ID	$r_i(gk)$	$r_s(gk)$	$r_p(gk)$
g1	12	6	6
g2	3	9	6
g4	15	18	15
g6	14	16	16
g7	5	3	3
g8	2	11	16
g10	6	1	1
g11	7	7	10
g15	15	13	10
g16	15	18	16
g17	15	18	16
g18	15	10	5
g19	1	4	2
g20	11	15	10
g21	15	8	10
g22	4	14	6
g23	8	5	9
g24	9	2	10
g25	13	12	4
g26	10	17	16
g30	15	18	16
g31	15	18	16

한 평균값 $Score_q(Ck)$ 를 산출한다. 한편 $Score_q(Ck)$ 는 여러 개의 평가 요인들이 혼재할 때 이들의 가중치를 산정하는 서열중심법(Barron and Barrett, 1996)을 바탕으로 스타트업-자본 군집의 순위산출을 위해 정형적 개념분석의 내용에 맞게 수정하여 기술한 식이다. 이때, $Ck.extent$ 는 군집 Ck에 속한 스타트업 집합인 외연을 나타내며, $|Ck.extent|$ 는 외연을 구성하는 스타트업의 수를 의미한다. 예를 들어 스타트업-자본 군집 C10의 외연은 {g1, g15, g23, g25}이므로, 투자 성과에 대한 평균값 $Score_I(C10)$ 값은 $(1/|C10.extent|) \times (1/r_i(1) + 1/r_i(15) + 1/r_i(23) + r_i(25)) = 1/4 \times (1/12 + 1/15 + 1/8 + 1/13) = 0.088$ 이다. 셋째, 모든 군집에 대한 투자, 매출, 특허의 $Score_q(Ck)$ 를 각각 구하고, $Score_q(Ck)$ 를 기준으로 각 군집별 성과순위(R_i, R_s, R_p)를 구하면 <Table 8>과

Table 8. Scores and Rankings for Ck

Ck	Score_q(Ck)				Ranking			
	Score_I	Score_S	Score_P	Avg.	R _I (Ck)	R _S (Ck)	R _P (Ck)	R _{Avg}
C1	-	-	-	-	-	-	-	-
C2	0.125	0.200	0.111	0.145	25	4	28	22
C3	0.096	0.138	0.106	0.113	27	23	29	29
C4	0.563	0.225	0.306	0.364	1	2	1	1
C5	0.181	0.286	0.133	0.200	18	1	26	10
C6	0.092	0.148	0.126	0.122	28	17	27	28
C7	0.397	0.176	0.237	0.270	2	7	3	2
C8	0.152	0.139	0.136	0.142	22	22	25	23
C9	0.319	0.173	0.219	0.237	5	8	5	4
C10	0.088	0.132	0.157	0.126	29	25	22	27
C11	0.315	0.146	0.194	0.218	7	20	7	7
C12	0.316	0.159	0.193	0.223	6	13	8	5
C13	0.348	0.210	0.252	0.270	4	3	2	3
C14	0.137	0.128	0.159	0.141	24	29	21	24
C15	0.099	0.134	0.146	0.126	26	24	24	26
C16	0.270	0.155	0.226	0.217	8	14	4	8
C17	0.353	0.146	0.167	0.222	3	19	18	6
C18	0.138	0.130	0.149	0.139	23	27	23	25
C19	0.249	0.153	0.205	0.202	12	16	6	9
C20	0.249	0.142	0.172	0.188	11	21	14	12
C21	0.228	0.155	0.176	0.186	14	15	13	13
C22	0.262	0.147	0.162	0.190	9	18	20	11
C23	0.258	0.130	0.169	0.186	10	28	17	14
C24	0.247	0.131	0.162	0.180	13	26	19	18
C25	0.206	0.178	0.170	0.185	15	6	16	15
C26	0.194	0.169	0.178	0.180	16	10	11	16
C27	0.190	0.167	0.171	0.176	17	12	15	19
C28	0.165	0.186	0.190	0.180	21	5	9	17
C29	0.173	0.170	0.181	0.175	19	9	10	20
C30	0.172	0.169	0.177	0.173	20	11	12	21

Table 9. Top-10 Concepts and Capital Level

Rank	L(C)	Ck	Co	Co+	Co++	Fo	Fo+	Fo++	Ex	Ex+	Ex++	Ed	Ed+	Ed++	Extent
1	10	C4	x	x	x	x	x		x	x	x	x	x		2
2	9	C7	x	x	x	x	x		x	x		x	x		3
3	8	C13	x	x		x			x	x	x	x	x		4
4	8	C9	x	x		x	x		x	x		x	x		4
5	8	C12	x	x		x	x		x	x	x	x			4
6	7	C17	x			x	x		x	x	x	x			5
7	7	C11	x	x	x	x			x	x		x			5
8	8	C16	x			x	x		x	x		x	x		5
9	6	C19	x			x	x		x			x	x		6
10	7	C5	x	x		x			x			x	x	x	2

같다. 예를 들어, 스타트업 {g1, g15, g23, g25}로 구성되는 군집 C10의 성과 순위를 살펴보면 전체 30개 군집 중 투자성과는 29위, 매출성과는 25위, 특허성과는 22위, 평균성과는 27위이다.

$$Score_q(C_k) = \frac{1}{|C_k.extent|} \sum_{j \in C_k.extent} \frac{1}{r_q(j)}, \quad (1)$$

for $q \in I, S, P$

한편 투자, 매출, 특허의 평균성과(RAvg)에 대한 스타트업-

자본 군집의 상위 10개 순위는 <Table 9>와 같으며, 이들 군집들의 부분순서 관계를 나타내면 <Figure 6>과 같다. <Figure 6>에서 볼 수 있듯이, $C4 \leq C7 \leq C9 \leq C16 \leq C19$ 에 대해 $L(C4) \geq L(C7) \geq L(C9) \geq L(C16) \geq L(C19)$ 와 같은 자본 수준 순위를 얻을 수 있으며, 평균성과 순위도 C4(1위), C7(2위), C9(4위), C16(8위), C19(9위)와 같이 자본 수준 순위와 비례한다. 만약 <Figure 6>에서 군집 C5을 제외한다면, 군집들의 자본 수준이 높아질수록 평균성과 순위도 높아진다는 것을 부분순서 관계와 군집별 평균성과 순위로 부터 확인할 수 있다.

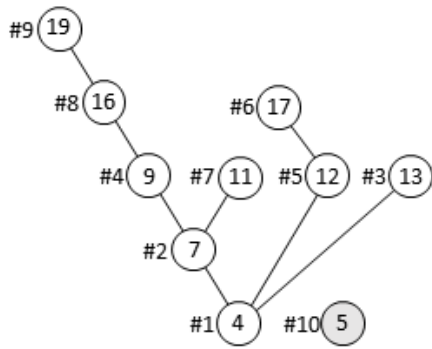
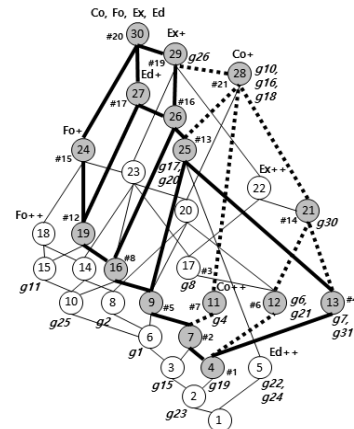


Figure 6. Partial Orders of Top-10 Concepts based on RAVg(#number denotes RAVg)

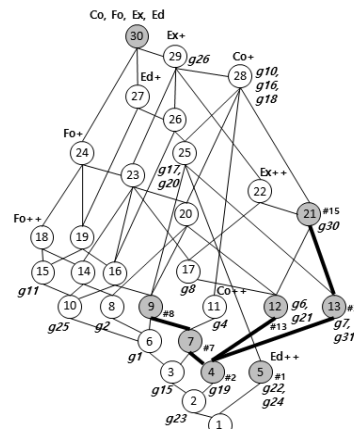
이제 스타트업-자본 군집의 투자, 매출, 특허 성과가 해당 군집의 자본 수준에 비례하는 지를 살펴보고자 한다. 이때 군집의 자본 수준은 <Figure 6>과 같이 도출된 개념격자의 부분순서 관계를 통해 비교 가능하므로, <Figure 4>로부터 모든 부분순서 관계를 찾은 후 부분순서 관계에 속한 군집들의 자본 수준 순위와 성과 순위를 서로 비교해야 한다. 하지만, 부분순서 관계를 찾는 과정은 대단히 어려운 조합문제이므로(Butler, 1972), 본 연구에서는 <정의 10>과 같이 해당 군집에 대한 상위와 하위 이웃 군집을 찾은 후, 자본 수준 순위와 성과 순위가 역전되는 오류율을 계산하여 자본 수준 순위와 성과 순위의 관련성을 파악하는 방법을 제안한다.

(정의 10) 스타트업-자본 군집의 순서집합, 즉 개념격자 $P = (G, K, R; \leq)$ 가 주어질 때, 스타트업-자본 군집 C_k 의 오류율은 $(upper_error + lower_error) / (|C_k^U| + |C_k^D|)$ 이다. 단, $upper_error = \text{number of } \{k \mid \text{Ranking}(C_k) > \text{Ranking}(C_k^U)\}$, $lower_error = \text{number of } \{k \mid \text{Ranking}(C_k) < \text{Ranking}(C_k^D)\}$.

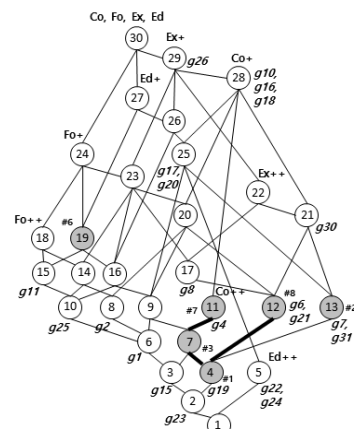
예를 들어 자본 수준과 투자 성과의 관련성을 살펴보자. <Figure 4>에서 스타트업-자본 군집 C7에 대하여, $C7^U = \{C9, C11\}$, $C7^D = \{C3, C4\}$ 이다. <Table 8>로부터 투자 성과에 대한 순위를 구하면, $R_i(C7) = 2$, $R_i(C9) = 5$, $R_i(C11) = 7$, $R_i(C3) = 27$, $R_i(C4) = 1$ 이다. 개념격자의 성질에 따라 C7의 자본 수준은 $C7^U$ 의 자본 수준보다 높아야 한다. 즉, $R_i(C7) \leq R_i(C9)$, $R_i(C7) \leq R_i(C11)$ 을 만족하므로 $upper_error = 0$ 이다. 또한 C7의 자본 수준은 $C7^D$ 의 자본 수준보다 낮아야 하는데, $R_i(C7) < R_i(C3)$, $R_i(C7) \geq R_i(C4)$ 이므로, $lower_error = 1$ 이다. 따라서, C7의 투자 성과에 대한 오류율은 $(0 + 1) / 4 = 0.25$ 이다. 같은 방식으로 자본 수준에 따른 각 성과의 오류율을 계산하면 <Table 10>과 같다. 오류율의 전체 평균값을 살펴보면 투자, 매출, 특허에 대해 각각 0.33, 0.44, 0.53이다. 각 성과에 대한 오류율이 30% 이상이기 때문에, 자본 수준 순위를 만족하는 임의의 부분순서 관계를 도출하면 성과 순위가 잘못될 가능성이 크다. 따라서 오류율이 0.25 이하인 군집(상위와 하위 이웃집합의 평균 개수가 3.7개이므로, 4개당 한 개가 오류인 수준)을 선택하고, 해당 군집으로 이루어진 부분순서 관계를 도출하면 <Figure



(a) investment



(b) sales



(c) patent

Figure 7. Partially Ordered Paths (with error rate ≤ 0.25)

7>과 같다. <Figure 7>을 살펴보면 매출 및 특허 성과에 대해서는 오류율 0.25 이하를 만족하는 군집의 수는 각각 8개, 6개이므로, 해당 군집으로는 의미 있는 자본 수준 순위를 표현하는 부분순서 관계 경로를 생성할 수가 없다. 따라서, 스타트업-자본 군집의 매출 및 특허 성과는 해당 군집의 자본 수준에 비례한다고 주장하기 어렵다.

한편 투자 성과에 대해서는 오류율 0.25 이하를 만족하는 군집의 수는 16개이며, 최상위 개념인 군집 C30 부터 출발하여 군집 C4 까지 이어지는 의미 있는 자본 수준 순위 경로들을 다수 찾을 수 있다. 예를 들어 $L(C30) \leq L(C24) \leq L(C19) \leq L(C16) \leq L(C9) \leq L(C7) \leq L(C4)$ 와 같은 자본 수준 순위를 얻을 수 있으며, 특허성과 순위도 C30(20위), C24(15위), C19(12위), C16(8위), C9(5위), C7(2위), C4(1위)와 같이 자본 수준 순위와 비례한다. 자본 수준 순위 경로들을 좀 더 살펴보면 군집 C28(21위)이 C29(19위) 보다 자본순위가 높지만 성과 순위가 역전 되는 경우가 발생할 뿐, 그 외의 모든 경우에 대해서는 스타트업-자본 군집의 투자 성과는 해당 군집의 자본 수준에 비례한다는 것을 알 수 있다. 따라서 군집 C28에서 하위 계층으로 연결되는 라인을 점선으로 표시하여 부분순서 관계에서 제외하는 것이 바람직하며, 최종적으로 <Figure 7(a)>에서 실선으로 표시된 부분순서 관계를 얻을 수 있다. 즉, 최상위 군

집 C30에서 {Co, Fo, Ex, Ed}의 자본 수준으로 출발하여 다양한 경로를 통해 사회적 · 인적 자본이 축적되고 최종적으로 군집 C4에 도달하며, C30에서 C4까지 굵은 실선으로 이어지는 부분순서 관계의 모든 경로는 자본 수준과 투자 성과가 오류 없이 정확히 비례한다. 한편 최종적으로 도달하는 군집 C4는 {Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ex++, Ed, Ed+}의 10개의 자본 수준을 갖게 되는데, 팔로워수와 최종학력은 “+” 수준까지 도달하고 {Fo, Fo+, Ed, Ed+}, 공동창업자 수와 경력년수는 최종 수준인 “++” 까지 도달했다 {Co, Co+, Co++, Ex, Ex+, Ex++}. 따라서, 스피노프 스타트업에서는 공동창업자수와 경력년수 요인이 팔로워수와 최종학력 보다는 투자성과에 더 영향을 미친다는 사실을 알 수 있다. 이는 공동창업자의 수가 많고 경력이 쌓일수록 스타트업 생태계에서 투자자를 만날 기회가 많아지기 때문에 투자성과도 높아지는 것으로 해석 가능하다.

Table 10. Error Rate of Ck

Ck	Ck ^U + Ck ^D	upper_error+lower_error				Error Rate of Ck			
		Investment	Revenue	Patent	Avg.	Investment	Revenue	Patent	Avg.
C2	2	1	1	1	1	0.50	0.50	0.50	0.50
C3	3	1	2	2	2	0.33	0.67	0.67	0.67
C4	4	1	1	1	1	0.25	0.25	0.25	0.25
C5	1	1	0	1	0	1.00	0.00	1.00	0.00
C6	4	2	2	4	4	0.50	0.50	1.00	1.00
C7	4	1	1	1	1	0.25	0.25	0.25	0.25
C8	3	2	1	3	2	0.67	0.33	1.00	0.67
C9	5	1	1	2	1	0.20	0.20	0.40	0.20
C10	4	3	2	3	4	0.75	0.50	0.75	1.00
C11	2	0	1	0	0	0.00	0.50	0.00	0.00
C12	4	1	0	0	0	0.25	0.00	0.00	0.00
C13	3	0	0	0	0	0.00	0.00	0.00	0.00
C14	4	3	2	3	2	0.75	0.50	0.75	0.50
C15	3	3	2	2	3	1.00	0.67	0.67	1.00
C16	5	1	2	2	1	0.20	0.40	0.40	0.20
C17	3	1	1	1	0	0.33	0.33	0.33	0.00
C18	3	3	2	2	2	1.00	0.67	0.67	0.67
C19	4	1	3	1	1	0.25	0.75	0.25	0.25
C20	5	2	2	2	1	0.40	0.40	0.40	0.20
C21	4	1	1	3	1	0.25	0.25	0.75	0.25
C22	3	1	2	1	1	0.33	0.67	0.33	0.33
C23	6	2	3	4	1	0.33	0.50	0.67	0.17
C24	4	1	3	3	1	0.25	0.75	0.75	0.25
C25	5	1	2	3	2	0.20	0.40	0.60	0.40
C26	4	0	3	3	1	0.00	0.75	0.75	0.25
C27	3	0	2	1	0	0.00	0.67	0.33	0.00
C28	5	1	4	3	1	0.20	0.80	0.60	0.20
C29	5	1	2	3	0	0.20	0.40	0.60	0.00
C30	3	0	0	2	0	0.00	0.00	0.67	0.00
Error Rate		0.33	0.44	0.53	0.31	-	-	-	-

5. 결 론

본 연구에서는 스핀오프 스타트업을 대상으로 창업자의 사회적·인적 자본과 사업 성과와의 관련성을 고찰하였다. LinkedIn에 공개된 정보로부터 사회적·인적 자본 수준을 정의하고, NICE 평가정보의 KISLINE에서 집계한 기업 성과 (투자, 매출, 특허) 데이터를 활용하였다. 소규모 데이터 기반으로 관련성을 분석하고자 정형적 개념분석을 활용한 새로운 방법을 제안하였으며, 그 결과 창업자의 사회적·인적 자본 수준은 투자 성과와 양의 관련성이 있으며, 매출 및 특허 성과와는 관련성을 찾기 어려웠다. 특히 팔로워수 및 최종학력 보다는 공동창업자수와 경력년수의 요인이 투자성과에 더 영향을 미친다는 사실을 찾아냈다. 해외에서는 창업자의 LinkedIn 팔로워수가 펀드 금액과 양의 상관관계가 있음이 밝혀졌지만(Banerji, 2018), 국내 대기업 스핀오프 스타트업 창업자의 경우에는 LinkedIn 팔로워수가 투자성과에 영향을 준다고 설명하기는 어렵다. 즉, 국내에서는 사회적 자본 측정을 위해 LinkedIn의 정보를 활용하기에는 아직 미흡하다는 시사점을 주고 있다.

본 연구는 대기업 스핀오프 스타트업을 대상으로 사회적·인적 자본 수준과 사업 성과 간의 관련성을 최초로 고찰했다는 점과, 데이터 확보가 충분하지 않을 경우 통계적 분석 외에 새로운 방법론적 대안을 제공했다는 점에서 의의가 있다. 하지만, 사회적·인적 자본 데이터로 활용한 변수들의 대표성 논쟁은 여전히 존재하며, 제한한 방법론 역시 각 기업에 대한 추적연구가 아닌 유사한 속성을 지닌 스핀오프 스타트업을 군집화하고 그들의 자본 수준과 성과를 평균적으로 연계했다는 점, 그리고 정형적 개념분석을 적용하기 위하여 연속형 변수를 범주형 변수로 변환하는 로직에서도 보완이 필요하다. 또한 스타트업의 성과는 창업자의 사회적·인적 자본 수준 외 창업기업 업종, 사업 분야 및 거시환경 등의 변화에 따라 많은 영향을 받는다. 본 연구에서는 연구대상을 삼성전자 출신 스핀오프 대상으로 하므로 위의 영향을 최소화 하려고 노력하였지만, 역으로 연구대상의 대표성 부족으로 인해 연구결과를 일반화하기 어려운 점이 동시에 존재한다. 향후 본 연구 결과를 토대로 사회적·인적 자본에 대한 충분한 데이터 확보 및 스타트업 성공요인들의 추가적인 고려, 그리고 방법론 측면에서 지속적인 개선 연구가 수행된다면, 통계적인 접근방법과 병행하여 투자회사의 실무적인 의사결정 및 창업자의 생존 전략을 도출하는 데 도움이 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- Bandera, C. and Thomas, E. (2018), The Role of Innovation Ecosystems and Social Capital in Startup Survival, *IEEE Transactions on Engineering Management*, **66**(4), 542-551.
- Banerji, D. and Reimer, T. (2019), Startup Founders and their LinkedIn Connections : Are Well-Connected Entrepreneurs more Successful?, *Computers in Human Behavior*, **90**, 46-52.
- Barron, F. H. and Barrett, B. E. (1996), Decision Quality Using Ranked Attribute Weights, *Management Science*, **42**(11), 1515-1523.
- Belohlavek, R. and Trnecka, M. (2013), Basic Level in Formal Concept Analysis : Interesting Concepts and Psychological Ramifications, *In Twenty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence*.
- Bosma, N., Van Praag, M., Thurik, R., and De Wit, G. (2004), The Value of Human and Social Capital Investments for the Business Performance of Startups, *Small Business Economics*, **23**(3), 227-236.
- Brüderl, J. and Preisendörfer, P. (1998), Network Support and the Success of Newly Founded Business, *Small Business Economics*, **10**(3), 213-225.
- Butler, K. K. H. (1972), The Number of Partially Ordered Sets, *Journal of Combinatorial Theory, Series B*, **13**(3), 276-289.
- Du, Y. and Hai, Y. (2013), Semantic Ranking of Web Pages based on Formal Concept Analysis, *Journal of Systems and Software*, **86**(1), 187-197.
- Florin, J., Lubatkin, M., and Schulze, W. (2003), A Social Capital Model of High-Growth Ventures, *Academy of Management Journal*, **46**(3), 374-384.
- Gedeon, S. (2010). What is Entrepreneurship, *Entrepreneurial Practice Review*, **1**(3), 16-35.
- Glaeser, E. L., Laibson, D., and Sacerdote, B. (2002), An Economic Approach to Social Capital, *The Economic Journal*, **112**(483), 437-458.
- Hwang, S., Kim, K., and Park, H. (2020), The Success Factors of Domestic Start-up Companies : Case of Woowa Brothers, *Journal of Korea Industrial Information Systems Research*, **25**(1), 71-87.
- Luthans, F., Avey, J. B., Avolio, B. J., Norman, S. M., and Combs, G. M. (2006), Psychological Capital Development : Toward a Micro-Intervention, *Journal of Organizational Behavior*, **27**(3), 387-393.
- Madriz, C., Leiva, J. C., and Henn, R. (2018), Human and Social Capital as Drivers of Entrepreneurship, *Small Business International Review*, **2**(1), 29-42.
- Poelmans, J., Kuznetsov, S. O., Ignatov, D. I., and Dedene, G. (2013), Formal Concept Analysis in Knowledge Processing : A Survey on Models and Techniques, *Expert Systems with Applications*, **40**(16), 6601-6623.
- Poelmans, J., Ignatov, D. I., Kuznetsov, S. O., and Dedene, G. (2013), Formal Concept Analysis in Knowledge Processing : A Survey on Applications, *Expert Systems with Applications*, **40**(16), 6538-6560.
- Poshyvanyk, D., Gethers, M., and Marcus, A. (2013), Concept Location Using Formal Concept Analysis and Information Retrieval, *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, **21**(4), 1-34.
- Prasetyo, P. E., Setyadharna, A., and Kistanti, N. R. (2020), Social Capital : The Main Determinant of MSME Entrepreneurship Competitiveness, *International Journal of Scientific and Technology Research*, **9**(3), 6627-6637.
- Seo, H., Yoon, S., and Lee, H. (2020), Identifying Significance of Attributes, Objects and Concepts based on Weighted Formal Concept Analysis, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **46**(6), 603-615.
- Stam, W., Arzlanian, S., and Elfring, T. (2014), Social Capital of Entrepreneurs and Small Firm Performance : A Meta-Analysis of Contextual and Methodological Moderators, *Journal of Business Venturing*, **29**(1), 152-173.
- Unger, J. M., Rauch, A., Frese, M., and Rosenbusch, N. (2011), Human Capital and Entrepreneurial Success : A Meta-Analytical Review,

Journal of Business Venturing, **26**(3), 341-358.

Westlund, H. and Adam, F. (2010), Social Capital and Economic Performance : A Meta-Analysis of 65 Studies, *European Planning Studies*, **18**(6), 893-919.

Wolff, K. E. (1993), A First Course in Formal Concept Analysis, *Soft-Stat*, **93**, 429-438.

Zainol, N. R., Al Mamun, A., Ahmad, G. B., and Simpong, D. B. (2018), Human Capital and Entrepreneurial Ompetencies towards Performance of Informal Microenterprises in Kelantan, Malaysia, *Economics and Sociology*, **11**(4), 31.

저자소개

최상훈 : 호남대학교 전파공학과에서 학사학위를 취득하고, 현

재는 한양대학교 기술경영전문대학원 석사과정에 재학 중이다. 관심 연구분야는 R&D관리, 기술사업화 분야이다.

이희정 : 한양대학교 산업공학과에서 학사학위를 취득하고, 한국과학기술원(KAIST)에서 석사 및 박사학위를 취득하였다. 삼성전자(주) 기술총괄 책임연구원 및 대구대학교 산업경영공학과 조교수를 재직하고 현재 한양대학교 산업융합학부 부교수로 재직 중이다. 관심 연구분야는 Collaborative Engineering, Knowledge and Information Management, Product Lifecycle Management이다.

구훈영 : 서울대학교 산업공학과에서 학사, 석사 및 박사학위를 취득하였다. 현재 충남대학교 경영학부에 재직 중이며 주요 관심 분야는 R&D 경영, SCM, 예측모형 등이다.

<Appendix 1> Startup-Capital Cluster

Concept	Extent	Intent
C1	-	Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ex++, Ed, Ed+, Ed++
C2	g23	Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ex++, Ed, Ed+
C3	g15, g23	Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C4	g19, g23	Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ex++, Ed, Ed+
C5	g22, g24	Co, Co+, Fo, Ex, Ex+, Ed, Ed+, Ed++
C6	g1, g15, g23	Co, Co+, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C7	g15, g19, g23	Co, Co+, Co++, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C8	g1, g2, g15, g23	Co, Co+, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed
C9	g1, g15, g19, g23	Co, Co+, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C10	g1, g15, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C11	g4, g15, g19, g23	Co, Co+, Co++, Fo, Ex, Ex+, Ed
C12	g6, g19, g21, g23	Co, Co+, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ex++, Ed
C13	g7, g19, g23, g31	Co, Co+, Fo, Ex, Ex+, Ex++, Ed, Ed+
C14	g1, g2, g15, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ex+, Ed
C15	g1, g11, g15, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ed, Ed+
C16	g1, g15, g19, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C17	g6, g8, g19, g21, g23	Co, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ex++, Ed
C18	g1, g2, g11, g15, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Fo++, Ex, Ed
C19	g1, g11, g15, g19, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Ex, Ed, Ed+
C20	g1, g2, g6, g15, g19, g21, g23	Co, Co+, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ed
C21	g6, g7, g19, g21, g23, g30, g31	Co, Co+, Fo, Ex, Ex+, Ex++, Ed
C22	g6, g7, g8, g19, g21, g23, g30, g31	Co, Fo, Ex, Ex+, Ex++, Ed
C23	g1, g2, g6, g8, g15, g19, g21, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Ex, Ex+, Ed
C24	g1, g2, g6, g8, g11, g15, g19, g21, g23, g25	Co, Fo, Fo+, Ex, Ed
C25	g1, g7, g15, g17, g19, g20, g22, g23, g24, g31	Co, Co+, Fo, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C26	g1, g7, g15, g17, g19, g20, g22, g23, g24, g25, g31	Co, Fo, Ex, Ex+, Ed, Ed+
C27	g1, g7, g11, g15, g17, g19, g20, g22, g23, g24, g25, g31	Co, Fo, Ex, Ed, Ed+
C28	g1, g2, g4, g6, g7, g10, g15, g16, g17, g18, g19, g20, g21, g22, g23, g24, g30, g31	Co, Co+, Fo, Ex, Ex+, Ed
C29	g1, g2, g4, g6, g7, g8, g10, g15, g16, g17, g18, g19, g20, g21, g22, g23, g24, g25, g26, g30, g31	Co, Fo, Ex, Ex+, Ed
C30	g1, g2, g4, g6, g7, g8, g10, g11, g15, g16, g17, g18, g19, g20, g21, g22, g23, g24, g25, g26, g30, g31	Co, Fo, Ex, Ed