

인공지능 기술에 관한 가트너 하이프사이클의 네트워크 집단구조 특성 및 확산패턴에 관한 연구

신선아

아주대학교 경영대학 비즈니스애널리틱스학과
(sona1346@ajou.ac.kr)

강주영

아주대학교 경영대학 e-비즈니스학과
(jykang@ajou.ac.kr)

기술경쟁이 심화되고 있는 오늘날 신기술에 대한 선도적 위치의 선점이 중요하다. 선도적 위치의 선점과 적정시점에 기술 획득·관리를 위해 이해관계자들은 지속적으로 기술에 대한 탐색활동을 수행한다. 이를 위한 참고 자료로서 가트너 하이프 사이클(Gartner Hype Cycle)은 중요한 의미가 있다. 하이프 사이클은 기술수명주기(S-curve)와 하이프 수준(Hype Level)을 결합하여 새로운 기술에 대한 대중의 기대감을 시간의 흐름에 따라 나타낸 그래프이다. 새로운 기술에 대한 기대는 기술사업화뿐만 아니라 연구개발 투자의 정당성, 투자유치를 위한 기회의 발판이 된다는 점에서 연구개발 담당자 및 기술투자자의 관심이 높다. 그러나 산업계의 높은 관심에 비해 실증분석을 시도한 선행연구는 다양하지 못하다. 선행문헌 분석결과 데이터 종류(뉴스, 논문, 추가지수, 검색 트래픽 등)나 분석방법은 한정적이었다. 이에 본 연구에서는 확산의 주요한 채널이 되어가고 있는 소셜네트워크서비스의 데이터를 활용하여 'Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021'의 단계별 기술들에 대한 집단구조(커뮤니티)의 특성과 커뮤니티 간 정보 확산패턴을 분석하고자 한다. 이를 위해 컴포넌트 응집규모(Component Cohesion Size)를 통해 각 단계별 구조적 특성과 연결중심화(Degree Centralization)와 밀도(Density)를 통해 확산의 방식을 확인하였다. 연구결과 기술을 수용하는 단계별 집단들의 커뮤니케이션 활동이 시간이 지날수록 분절이 커지며 밀도 역시 감소함을 확인하였다. 또한 새로운 기술에 대한 관심을 촉발하는 혁신태동기 집단의 경우 정보확산을 촉발하는 외향연결(Out-degree) 중심화 지수가 높았으며, 이후의 단계는 정보를 수용하는 내향연결(In-degree) 중심화 지수가 높은 것으로 나타났다. 해당 연구를 통해 하이프 사이클에 관한 이론적 기초를 제공할 것이다. 또한 인공지능기술에 대한 기술관심집단들의 기대감을 반영한 정보확산의 특성과 패턴을 소셜데이터를 통해 분석함으로써 기업의 기술투자 의사결정에 새로운 시각을 제공할 것이다.

주제어 : 하이프사이클, 소셜네트워크분석, 혁신확산, 트위터, 인공지능

논문접수일 : 2021년 12월 6일 논문수정일 : 2021년 12월 21일 게재확정일 : 2021년 12월 22일
원고유형 : 학술대회용 Fast Track 교신저자 : 강주영

1. 서론

빠르게 변화하는 4차 산업혁명 속에서 각 국가를 비롯한 많은 기업들은 새로운 유망기술(Emerging technology)분야의 선도적 자리 선점을 위한 경쟁이 치열하다. 과거에는 기술수용주기

(Technology doption life cycle) 상에서 퍼스트무버(First mover)보다는 혁신자의 기술을 모방하는 패스트팔로어(Fast follower)의 위치를 기술전략으로 취하기도 하였다(Hidding and Williams, 2011). 그러나 기술경쟁이 심화되고 있는 오늘날에는 유망기술에 대한 선도적 위치의 선점이 중

* 이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2021S1A3A2A02089039).

요한 상황이다. 기업마다 기술전략을 새롭게 하거나 기업활동에서 최고기술경영자(CTO: Chief Technology Officer)를 두어 급속도로 변화하는 경영환경에 대응하고 새로운 기술을 효과적으로 획득·관리하기 위해 노력하고 있다. 새로운 유망 기술에 대해서 빠르게 파악하고 기술의 도입 여부 판단을 보조하는 자료로써 가트너의 하이프 사이클은 중요한 의미가 있다. 가트너社에서 매년 발표하는 유망기술에 대한 하이프 사이클은 새로운 기술에 대한 대중의 기대 수준을 시간의 흐름에 따라 표현한 그래프이다. 과대광고주기라고 일컬어지는 하이프 사이클은 혁신적 기술에 대한 대중의 기대의 과대·과장이 발생하게 되는데 그 기대는 시간의 흐름(x축)에 따라 기대의 발생, 절정, 붕괴, 안정, 성장(회복)이라는 일정한 단계를 거친다는 것이다. 여러 투자자와 기술전문가들이 기술에 대한 대중의 반응을 살피는 이유는 기술에 대한 기대가 연구개발의 정당성, 투자자금확보, 사업화의 기회로 연결되기 때문이다(Sung, 2012; Choi et al., 2015).

하이프 사이클은 이론에 기반하기보다는 경험과 전문가의 의견에 기반한 모델로 학계보다는 산업계에서 더 많은 관심을 보이고 있다(Dedehayir and Steinert, 2016; Järvenpää 및 Mäkinen, 2008). 그러나 학계에서도 학술적으로 하이프 사이클을 이론적으로 검증하기 위한 노력은 이어지고 있다. 기존 문헌들에서는 단일 또는 소수의 기술에 한정하여 논문, 특허, 뉴스데이터 양과 콘텐츠의 성격을 분석하는 등 실증의 방식이 한정적이다. 이에 본 연구에서는 하이프 사이클의 단계별 커뮤니티의 구조적 특징과 커뮤니티 간에 확산의 패턴을 확인하고자 한다.

가트너 하이프 사이클에 등장하는 인공지능(Artificial Intelligence)기술과 관련된 네트워크

분석을 통해 각 단계별 네트워크 특성을 발견함으로써 이론적인 기초를 제공할 것이다. 또한 새로운 기술에 대한 관심 집단의 기대를 네트워크 분석 방식으로 접근함으로써 기업의 기술투자에 대한 의사결정에 새로운 시각을 제공할 것이다.

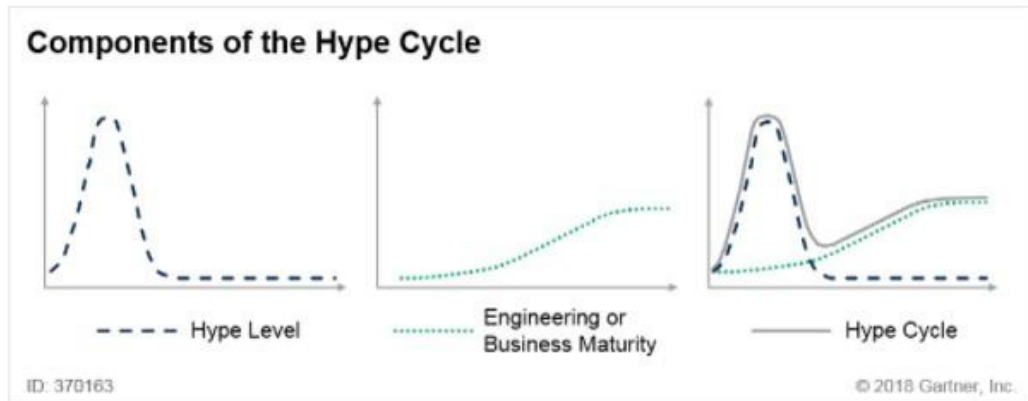
2. 이론적 배경

2.1. 가트너 하이프 사이클

가트너 하이프 사이클은 기업의 기술전략 담당자 및 실무자들에게 꾸준한 관심을 받고 있음에도 불구하고 학계에서는 실증적 연구가 활발한 편이 아니다(Dedehayir and Steinert, 2016; Järvenpää 및 Mäkinen, 2008). 이에 본 절에서는 가트너에서 발간한 보고서의 내용을 중심으로 하이프 사이클에 대한 정의와 주기를 구성하는 각 단계별 특징과 대중의 기대에 대한 측정지표 등을 정리하고 하이프 사이클에 대한 실증적 연구를 진행한 선행연구를 살펴보고자 한다.

2.1.1. 하이프 사이클 정의

하이프 사이클은 새로운 기술이 등장할 때 공통적으로 나타나는 패턴을 표현한 것이다(Gartner, 2018). 100여개의 도메인에 관한 하이프 사이클을 생성하여 기술전략가 및 투자자, 정책입안자 등에게 미래의 방향성과 투자나 정책 결정의 보조적 자료로써 사용된다(Gartner, 2018; Dedehayir and Steinert, 2016). 하이프 사이클의 가로축(x)은 시간의 흐름을 나타내며, 세로축(y)은 기대를 나타내는데 그래프로 대중의 기술에 대한 기대치의 변화를 반영한다. 과거(2009년 이전)에는 하이프 사이클 Y축(Y-Axis)에 대한 측정



Source: Gartner(2018)

〈Figure 1〉 Components of Hype Cycle

의 변수는 기술 가시성(Visibility)이었다. 그러나 2009년 이후 가트너에서는 Y축 변수에 대한 정의를 기대감(Expectation)으로 새롭게 하였다. 새롭게 변경된 기대감이라는 변수는 뉴스의 양(News volume), 뉴스의 감정(News sentiment), 재무적 요인(Financial factor), 웹 및 시장조사 데이터(Web and market research data indicator)의 수준과 같은 대리적 지표(Proxy Indicator)를 사용하여 측정하고 있다(Gartner, 2009).

하이프 사이클은 <Figure 1>과 같이 기대치를 표현하는 하이프 수준(Hype Level)과 기술성숙도(Maturity)를 나타내는 S-curve를 결합하여 형성된 그래프이다(Gartner, 2018). 그래서 하이프 사이클의 초기 상승단계에서는 혁신적인 기술에 대한 급격한 관심과 기대에 대한 반영이 y의 값에 큰 영향을 준다. 그 이후 기술의 성숙도가 대중의 기대에 부응하지 못하는 경우 환멸의 계곡(Trough of Disillusionment)으로 하락하며, 이후 기술 성숙도의 증가 여부에 따라서 다시 한번 사이클의 증가가 일어나게 된다.

Gartner(2018)에 따르면 하이프 사이클은 시간

의 흐름에 따라 5가지의 단계(Five Key Phase)로 나누는데 각 단계별 특징은 다음과 같다. 첫 번째 단계는 혁신 태동기(Innovation trigger)로 새로운 기술에 대해 많은 관심을 받는 단계이나 아직까지 상용화에 이르지 못하는 단계이다. 해당 시기의 기술에 대한 관심은 대중매체에 의해 주도된다. 두 번째 단계는 기대감의 정점(The peak of Inflated Expectations)의 단계로 선도적 기술력을 갖춘 기업의 성공 또는 실패 사례가 발생하기도 하며 일부 기업들은 기술투자에 대해 착수 또는 관망을 유지하는 단계이다. 세 번째 단계는 환멸의 계곡 단계로 연구개발은 활성화되지만 상용화 과정에서 기술적인 한계에 직면한다. 이로 인해 기술상용화에 성공한 기업 이외의 많은 기업들은 사업화를 포기하며, 대중의 기대와 관심 역시 줄어들게 된다. 네 번째 단계는 깨우침의 비탈길(Slope of Enlightenment)의 단계로 기술이 사업화에 성공하면서 수익모델을 갖추며 이를 기반으로 성장하는 단계이다. 초기의 기술수준에 비해 기술성숙이 일어나며 다음 세대의 제품이 출시된다. 그동안 시장에 진입하지 않고 관망하

던 거대기업들의 투자가 일어나는 시기이다. 마지막 다섯 번째 단계인 안정적 생산기(Pleatu of Productivity)는 기술이 확산하면서 주류로 인정되고 시장이 세분화되면서 새로운 시장이 형성되는 시기이다.

가트너 하이프 사이클은 각 단계에서 대중의 기대와 관심의 정도에 따라 그 단계를 나누고 있으며, 본 연구에서는 각 단계별 인공지능기술에 대한 관심집단들의 기대 네트워크 분석을 통해 집단구조의 특성 차이와 확산의 패턴을 확인하고자 한다.

2.1.2. 하이프 사이클 관련 연구

학계에서의 하이프 사이클에 대한 실증적 분석의 노력이 이어지고 있지만 아직까지 학문적 검증이 부족한 상태이며, 하이프 사이클의 정확성에 대한 의문을 제기하는 연구 역시 존재한다(Park, 2018; Steinert and Leifer, 2010; Dedehayir and Steinert, 2016). Steinert and Leifer(2010), Dedehayir and Steinert(2016), Park(2018)은 가트너에서 발간하는 하이프 사이클 보고서에 대한 면밀한 검토를 통해 하이프 사이클 상에서 변화하는 기술의 이동경로를 추적하였다. 추적결과 하이프 사이클의 궤적과 부합하여 움직이는 기술은 없었으며 때로는 성장의 단계를 따르지 않고 역행하는 경우 역시 존재했다(Park, 2018). 또한 보고서 상에 언급된 하이프 사이클 위치와 뉴스기사의 비교결과 일치하지 않음을 확인하면서 가트너의 하이프 사이클에 대한 정교화의 필요성을 시사하였다(Dedehayir and Steinert, 2016). 이에 본 연구에서는 인공지능분야의 하이프 사이클 등장기술에 대해 네트워크 분석을 실시함으로써 각 단계별 기술관심집단들의 기술기대

네트워크 형태와 기술정보 확산의 패턴을 분석함으로써 이론적 기초를 제공하고자 한다.

이를 위해 하이프 사이클의 실증적 검증을 시도한 선행연구를 <Table 1>과 같이 정리하였다. 선행연구를 살펴본 결과 많은 문헌에서 뉴스데이터를 활용하여 분석을 실시한 연구가 다수 존재하였으며, 분석의 방법 역시 유사한 경우가 많았다. 초기의 선행문헌에서는 시간의 흐름에 따라 변화하는 데이터의 수가 하이프 사이클의 궤적과 일치하는가를 보는 수준이었다(Watts and Porter, 1997; Järvenpää and Mäkinen, 2008). 그러나 이후 여러 선행문헌들에서는 정량적 분석에 더해 정성분석을 실시하였다. 변화하는 기술의 기대감 또는 가시성에 대한 데이터의 내용을 분석하는 방식이다. Konrad(2006)는 전자상거래 및 대화형 텔레비전(Interactive Television)기술에 대한 뉴스를 수집하고 수집된 기사 내용을 개별적 기대와 집단적 기대로 나누어서 하이프 사이클에서 나타나는 기대감의 증감이라는 변화의 과정을 분석하였다. Alkemade and Suurs (2012)은 바이오연료, 수소, 천연가스 기술과 관련하여 네덜란드의 뉴스 및 전문저널의 기사의 유형을 정성적으로 분석하였다. 기사의 유형으로는 기사의 감성(긍정/부정), 구체화 수준(일반/상세), 장기적인 기대를 나타내는지 또는 단기적 기대를 나타내는지, 기술의 세대 등에 따라서 분석하였다. Suh and Kim(2016)은 클라우드컴퓨팅 기술을 대상으로 뉴스데이터를 분석한 결과 뉴스의 빈도수와 기술에 대한 태도(긍·부정)가 하이프 사이클과 일치함을 확인하였다. 또한 뉴스 내용의 관점을 5가지의 프레임으로 구분하였는데, 이를 통해서 기술이 처해있는 거시적인 환경까지 포괄하였다는 점에서 의미가 있다. Van Lente et al. (2013)은 3개의 기술들에서 발생하는 하이프

〈Table 1〉 Literature Review of Hype Cycle

Technology	Data Source	Methods	Author	Year
OLED	Papers, Patents	Quantative	Campani and Vaglio	2015
MP3, bluetooth, blu-ray	News	Quantative	Järvenpää and Mäkinen	2008
DVD, MP3, Bluetooth , Blu-ray	News, Papers	Quantative	Watts and Porter	1997
VoIP, gene therapy, HTS	News	Quantative (Search Traffic)	Van Lente et al.	2013
Hybrid Vehicle	Search Traffic, Patents, News	Quantative (Search Traffic)	Jun	2012
Products	Search Traffic (Google, Naver)	Quantative (Search Traffic)	Jun et al.	2013
Hybrid Vehicle	Search Traffic	Quantative (Search Traffic)	Jun et al.	2014
Display, Camera	Stock	Quantative	Lee	2018
Natural gas, hydrogen, biofuel	News, Professional journal(Netherlands)	Qualitive (Tracking the Cycle)	Alkemade and Suurs	2012
e-commerce, Interactive TV	News(German)	Qualitive (Tracking the Cycle)	Konrad	2006
Cloud Computing	News	Qualitive (contents analysis)	Suh and Kim	2016
Graffine	News(Korea)	Qualitive (contents analysis)	Choi et al.	2013
Hype Cycle Technologies (1995-2017)	Gartner Reports	Hype Cycle Tracking	Park	2018
46 Technologies	Gartner Reports, News(Google)	Hype Cycle Tracking	Steinert and Leifer	2010
Utility and Energy	Gartner Reports, News(Google)	Hype Cycle Tracking	Dedehayir and Steinert	2016

사이클의 정점의 모양(팽창 및 기울기)이나 저점의 깊이(하락의 강도, 회복의 시기), 하나의 사이클의 전체 길이에 차이가 있는지에 대해서 살펴 보았다. 연구결과 기술의 특성이나 기술을 둘러싼 환경에 따라 차이가 존재하였다. 이를 통해 실제 기술들에 대한 기대의 패턴이 하이프 사이

클과 일치하지 않음을 시사하였다.

새로운 데이터를 통한 접근을 시도한 연구 역시 존재한다. Jun (2012), Jun et al. (2013), Jun et al. (2014)는 하이브리드 자동차 시장을 대상으로 검색량(Search Traffic)을 이용한 분석을 시도하였는데 검색량이 뉴스 및 특허데이터보다 더 나

은 예측력을 보임을 주장한다. 하이프 사이클에 대한 이론적 검증을 위한 새로운 데이터를 활용한 시도였으나 정량적인 분석에 그친점은 한계로 평가된다. Lee(2018)는 하이프 사이클의 각 단계별 기술들과 관련된 회사의 주식 주가 간의 관계를 파악하였다.

하이프 사이클관련 선행연구를 살펴본 결과 하이프 사이클에 대한 분석에서 뉴스테이터를 활용한 연구가 다수였으며 데이터의 발생량이 하이프 사이클 궤적과 일치하는지를 확인하는 방식이었다. 또한 양적인 분석 뿐만 아니라 텍스트의 성격을 범주화하여 콘텐츠의 특성을 분석하는 방식으로 분석의 질을 높이고 있다. 그러나 선행문헌이 다루는 데이터의 원천이나 분석방법이 제한적이었으며 분석의 대상이 되는 기술이 한 개 혹은 소수의 기술을 대상으로 하였기 때문에 기술이 가지는 고유의 특수성을 배제하지 못했다는 점은 한계로 평가된다. 본 연구에서는 선행문헌의 한계를 극복하기 위해 인공지능 분야의 기술군에 해당하는 유망 기술 34개를 대상으로 분석하고자 한다. 기존 선행문헌을 통해 언론 매체로서의 데이터가 하이프 사이클과 일치함을 확인하였기 때문에 오늘날 언론정보 확산의 주요 채널인 소셜네트워크서비스의 데이터를 분석하여 단계별 네트워크의 특징과 확산 패턴을 확인하고자 한다.

2.2. 혁신확산이론

본 연구에서는 가트너 하이프 사이클의 단계별 커뮤니티 구조 특성과 집단 간 정보확산의 패턴을 연구하는데 목적이 있다. 정보의 확산을 분석하기 위해 선행연구에서는 혁신확산이론을 활용하고 있다. Lee et al.(2013)는 정보 유형에 따

른 확산형태의 차이 분석을 위해 혁신확산이론(Innovation Diffusion Theory)을 활용하였다. 이에 본 연구에서는 하이프 사이클 상의 단계별 커뮤니티 구조 특성과 정보확산 패턴의 이해를 위해 Rogers(2003)의 혁신확산이론에 대해서 정리하고자 한다.

먼저 Rogers(2003)에 따르면 혁신확산은 ‘제품이나 아이디어, 행동 등이 사회에서 소통되면서 확산과 채택되는 과정’으로 정의한다. 채택의 과정에서 사람들의 혁신성향은 5가지(혁신가(Innovator), 초기 채택자(Early adopter), 초기 다수자(Early majority), 후기 다수자(Late majority), 혁신 지체자(Laggards))로 나누어 진다(Rogers, 2003). 또한 확산의 과정은 시간의 경과에 따라 커뮤니케이션이 일어나는 과정을 의미하는데 최근에는 상호작용이 일어나는 확산의 중요성이 더욱 커지고 있다. 왜냐하면 확산을 통해 잠재적 수용자에 대한 설득이 가능해지기 때문이다(Rogers, 2003). 본 연구에서 다루는 하이프 사이클의 등장기술은 시간의 경과에 따라 5가지의 단계로 나뉜다. 각 단계에서 발생하는 기대들은 불특정 다수에 의해서 정보교류가 일어나기보다는 혁신확산이론에 따라 기술 관심집단 내에서도 아이디어나 정보를 더욱 빠르게 혹은 느리게 받아들이는 그룹이 존재하게 된다. 본 연구에서는 기술에 대한 기대를 전파하는 관심집단 역시 혁신확산이론에 따라 성향의 구분이 가능할 것으로 전제하고 단계별 등장기술에 대한 관심집단의 활동(사용자들의 트윗과 리트윗)을 그룹화하였다. 그룹별 하이프 사이클 단계별 기대감의 상호작용에 대한 네트워크 분석을 통해 단계별 네트워크 집단구조적 특성과 확산의 패턴을 확인하고자 한다.

2.3. 소셜네트워크서비스(SNS)

온라인 상에서의 정보교환 활동이 활발해지면서 트위터, 페이스북 등의 소셜네트워크는 주요한 정보의 생성 및 확산의 플랫폼으로써 평가 받고 있으며, 이를 활용하여 그동안 파악이 어려웠던 다양한 결과를 도출하고 있다(Zhang et al., 2020, Lee et al., 2015). 소셜네트워크서비스의 특징은 높은 상호작용성, 사용자 생성콘텐츠에 대한 의존도가 높으며, 대체로 사회적 참여와 콘텐츠 및 의견공유에 기반을 둔다는 점이 특징이다(Kenethe and Jane, 2020). 특히 트위터는 친목이나 개인적인 교류를 목적으로 하는 여타의 소셜네트워크서비스들 보다 정보의 빠른 확산이나 사회적인 이슈에 대한 의견교환 등 정보형 네트워크의 성격이 강한 채널이다(Kim, 2015). 또한 트위터는 기술에 관한 토론이나 기술기대가 정보로써 확산되는 주요한 매체로서 의미가 있다. 본 연구에서는 ‘Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021’에 등장하는 기술에 대해 트위터 사용자 간의 상호작용으로 발생하는 행동 정보인 리트윗 관계를 네트워크화하여 각 단계별 클러스터의 집단구조의 차이와 확산의 패턴을 탐색하고자 한다.

2.4. 소셜네트워크분석

소셜네트워크분석(Social Network Analysis)은 사회과학분야에서 사회행위자(개인 또는 조직)에 의해 이루어지는 상호작용에 대한 구조를 분석하기 위한 이론이다(Wasserman and Faust, 1994). 네트워크상에서 사회행위자는 노드(Node)로 상호작용은 링크(link)를 통해 상호작용의 패턴과 종류를 표현한다는 점에서 직관적이다(Freeman, 2004). 최근 사회과학분야에서 소셜네

트워크분석의 중요성이 커지면서 분석방법에 대한 관심 역시 커지고 있다(Zhang and Luo, 2017).

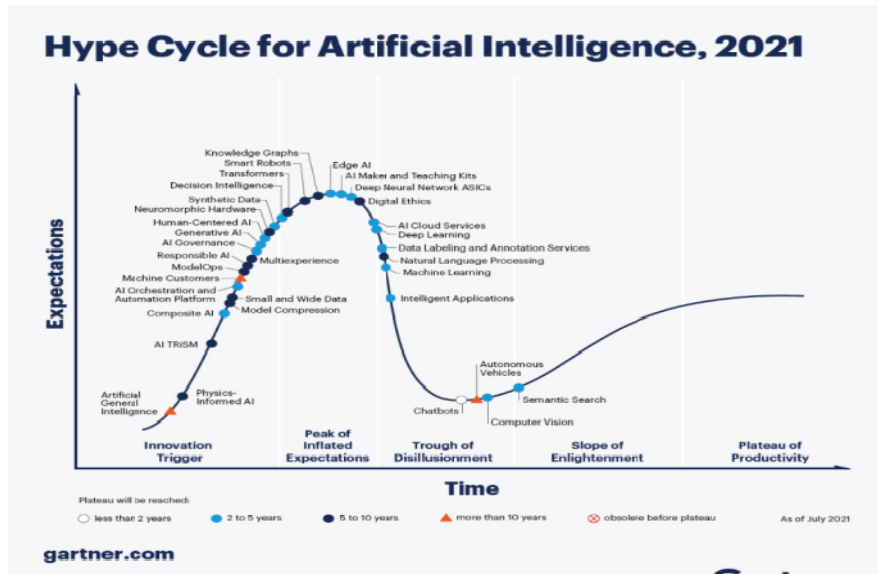
본 연구에서는 하이프 사이클의 단계별 기술 기대에 대한 커뮤니티의 구조적 특성과 확산의 패턴을 설명하기 위해 컴포넌트, 중심성, 밀도에 대한 개념을 정리하고자 한다. 먼저 사회의 관계는 여러 개의 서브그룹(Subgroup)이 합쳐진 것으로 네트워크분석 시에는 컴포넌트(Component)를 찾음으로써 상호도달 가능한 그룹에 관한 확인이 가능하다(Heo, 2018). 그러므로 여러 개로 분절되어 컴포넌트가 구성되는 경우 정보의 흐름이 끊어지면서 단절이 일어나며 이는 네트워크 효과를 확대하는데 제약으로 작용한다(Kwak, 2019; Namn and Seol, 2007). 다음으로 노드의 상호작용으로 인해 발생하는 네트워크 위상구조의 특징 파악할 수 있는 중심성에 대한 이해는 중요하다(Heo, 2018). 노드의 영향력, 활동성, 정보전달 핵심자의 주요 측정지표로서 연결중심성(Degree Centrality), 중개중심성(Betweenness Centrality), 근접중심성(Closeness Centrality)이 보편적으로 사용된다(Zhang and Luo 2017; Lee, 2021). Heo(2018)는 이외에도 고유벡터중심성(Eigenvector centrality)과 그래프 중심성(Graph centrality)에 대한 지표를 언급한다. 연결중심성은 노드와 직접 연결되어있는 연결선(degree) 수를 측정한 것으로 연결의 수가 많은 수록 해당 노드가 중앙에 있을 가능성이 크며, 커뮤니케이션과 교류가 얼마나 활발한지를 측정 가능하다(Heo, 2018; Zhang and Luo, 2017). 더불어 연결중심화(Degree Centralization Index)는 노드별 연결중심성이 얼마나 다른지를 나타내는 것으로 가장 큰 연결중심성을 갖는 노드와 다른 노드들의 연결중심성의 차이의 합을 이론상 노드 간의 최대 연결중심성 차이의 합으

로 나눈 것으로 연결중심화 지표가 높을수록 네트워크가 소수의 노드를 중심으로 집중(스타형 네트워크 형태)되어 있음을 의미한다(Kwak, 2017). 근접중심성은 특정노드가 다른 노드들과의 최단경로에 위치한 노드의 거리를 측정한다. 근접중심성이 높은 노드는 정보의 전달에서 왜곡의 가능성이 낮으며, 정보의 빠른전달과 네트워크 정보에 빠른 접근이 가능하다(Kim, 2016) 그러므로 네트워크 상에서 노드 간을 연결하는 매개(mediator)의 역할은 중요하다. 왜냐하면 소셜네트워크는 단 하나로 구성된 네트워크가 아닌 클리크(clique), 컴포넌트 등 여러 형태의 하위 그룹이 결합한 형태이므로 클러스터와 클러스터 사이를 유일하게 연결하는 노드라면 해당 노드는 커뮤니케이터의 역할을 하는 허브(Hub)이기 때문이다(Heo, 2018 ; Zhang and Luo, 2017). 또한 네트워크 전체에 대한 밀도 역시 중요한 의미를 갖는다. 밀도는 '총 연결선의 수'를 '가능한 총 연결선의 수'로 나눈 것인데(Heo, 2018) 커뮤니티의 밀도가 높다는 것은 사용자 간의 높은 상호작용을 통해 정보확산에 영향을 미칠수 있음을 의미하기 때문이다(Luarn and Chiu, 2014).

본 연구에서는 두 개의 큰 연구문제로 나누어서 네트워크를 분석하고자 한다. 첫 번째 연구문제는 하이프 사이클의 각 단계별 네트워크 구조의 특성 차이가 있는지에 관한 것이다. 이를 위해 컴포넌트 응집규모를 통해 각 단계별 구조적 특성을 확인하였다. 혁신태동기는 새로운 기술이 처음으로 등장하면서 관심이 시작되는 시기로 기대를 촉발시키는 그룹이다. 그렇기 때문에 해당하는 초기의 노드들을 중심으로 교류가 활발하게 일어나므로 가장 큰 응집 규모를 보일 것이다(연구가설 1.1). 기대의 절정 단계는 새로운 기술에 대한 기대가 최고조에 이르는 단계로 여

러매체로서를 통한 언론보도나 기사의 양이 폭발적으로 늘어나면서 정보의 전파가 광범위하게 일어나게 된다. 그러므로 비슷한 수준의 여러 컴포넌트가 생성될 것으로 예상된다(연구가설 1.2). 환멸의 계곡단계는 전파된 정보에 대한 관심이 분산되는 단계로 가장 많은 컴포넌트가 생성될 것이다(연구가설 1.3).

두 번째 연구의 문제는 ‘하이프 사이클의 각 단계별 확산의 패턴이 존재할 것인가?’이다. 해당 연구문제의 해결을 위해 확산의 방식을 이해할 수 있는 연결중심화와 밀도에 대한 지표를 정리하였다. 연결중심화 지표는 분산의 개념으로써 수치가 높을 수록 네트워크 내에 소수의 노드가 중심이 되어 있음을 의미한다(Kwak, 2017). 소수의 노드로 집중되었다는 것은 스타형 네트워크 구조를 의미하는데 네트워크의 구조에서 스타형네트워크 구조는 중앙집중화된 구조로 분권화된 형태의 네트워크(서클구조)보다 정보교환에 있어서 더 나은 전파의 성능을 보인다(Leavitt, 1951). 왜냐하면 정보의 전달에 있어서 중심이 되는 노드들이 유용한 정보를 판단하고 이를 다른 노드들에게 가장 빠르게 전달가능하기 때문이다(Kwak, 2017). 이에 따라 다음과 같은 가설을 설정하였다. 먼저 시간의 흐름에 따라 기술에 대한 기대의 감소로 확산의 강도에 영향을 주기 때문에 각 단계의 순서별로 네트워크 밀도가 낮아질 것으로 예상된다(연구가설 2.1). 연구가설 2.1이 채택됨으로써 각 단계의 순서별로 네트워크의 활동성이 줄어들음을 전제 한에 이후의 연구가설을 설정하였다. 혁신태동기 단계는 혁신이론에서 초기수용자들이 다수 분포하며, 기술에 대한 기대가 시작되는 시기로 활발한 상호작용이 일어나게 되며, 이는 소수의 노드가 중심이되어 전파할 가능성이 크다. 그러므로 다른



Source: Gartner(2021)

(Figure 2) Gartner Hype cycle for Artificial Intelligence, 2021

집단들에 비해서 외향연결 중심화 지수가 높을 것이다 (연구가설 2.2). 이 외의 두 개 집단들의 경우에는 이전 단계의 사용자들에게 영향을 받아 정보를 전달받는 집단이므로 내향연결 중심화 지수가 더 높을 것이다(연구가설 2.3, 2.4).

3. 연구방법 및 결과

3.1. 데이터 수집

기존의 인위적인 실험 환경이나 구조화된 설문 진행방식과 달리 소셜 데이터는 방대한 양뿐만 아니라 실시간으로 생성되는 정보라는 점에서 전통적인 연구의 방식을 변화시킬 수 있다 (LG Economic Research Institute, 2013). 본 연구에서는 R프로그램(4.1.1 ver)과 넷마이너(Netminer)를 활용하여 <Figure 2>와 같이 'Gartner Hype

Cycle for Artificial Intelligence, 2021'에서 열거하는 30개의 기술(4개 기술은 분석에서 제외)에 대한 트위터 데이터 수집과 네트워크 분석을 진행하였다. 트위터 API를 통해 2021년 10월 31일부터 2021년 11월 9일까지 기술명이 들어간 트윗 데이터 6,766건을 수집하였으며, 유저(Source)의 트윗을 리트윗한 유저(Target)의 관계로 변환한 결과인 총 4,124건의 엣지리스트(Edgelist)를 분석에 이용하였다.

3.1.1. 데이터의 검색

'Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021'에서 나열하는 34개의 기술에 대한 데이터 수집을 위해 가트너 하이프 사이클에서 제시하는 명칭뿐만 아니라 동의어로 판단 가능한 기술 명칭을 고려하여 수집을 진행하였다. 검색 시에는 객관적으로 기술을 나타내는 명칭만으로 한정하였으며, 해당 기술과 관련하여 상용화된 제

〈Table 2〉 Search Keywords

Code	AI Technology	Search Keywords	Exclusion
T1	Artificial General Intelligence	(Artificial general intelligence) OR (AGI)	
T2	Physics-Informed AI	(Physics Informed AI) OR (Physics informed machine learning)	
T3	AI TRiSM	(AI TRiSM) OR (AI Trust Risk & Security Management)	
T4	Composite AI	(composite AI) OR (composite artificial intelligence)	
T5	Model Compression	(Model Compression) OR (Model pruning) OR (Model Distillation)	
T6	Small and Wide Data		Remove
T7	AI Orchestration and Automation Platform	(AI Orchestration Platform) OR (AI Automation Platform) OR (AIOAP) OR (AI automation service)	
T8	Machine Customers		Remove
T9	ModelOps	(ModelOps) OR (model operationalization)	
T10	Responsible AI	(responsible AI) OR responsible Artificial intelligence)	
T11	Multiexperience		Remove
T12	AI Governance	AI Governance	
T13	Generative AI	(Generative Adversarial Networks) OR (GAN) OR (variational autoencoder) OR (VAE) OR (Formative AI)	
T14	Human-Centered AI	(Human-Centered Artificial Intelligence) OR (HCAI)	
T15	Neuromorphic Hardware	(Neuromorphic Hardware) OR (Neuromorphic Device) OR (neuromorphic semiconductor)	
T16	Synthetic Data	(Synthetic Data) OR (synthetically generated data)	
P1	Decision Intelligence	(Decision Intelligence) OR (Decision AI) OR (decision artificial intelligence)	
P2	Transformers	(Transformer Language Models) OR (BERT) OR (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	
P3	Smart Robots	(Smart Robots) OR (smart robotics) OR (AI robot)	
P4	Knowledge Graphs	(knowledge graph) OR (graph-structured data model)	
P5	Edge AI	(Edge AI) OR (edge artificial intelligence) OR (Edge computing) OR (On-device AI)	
P6	AI maker and Teaching Kits	(AI Makers Kit) OR (AMK) OR (AI Teaching Kit)	
P7	Deep Neural Network ASICs	deep neural network ASIC	
P8	Digital Ethics	Digital Ethics	

Code	AI Technology	Search Keywords	Exclusion
P9	AI Cloud Services	AI cloud	
P10	Deep Learning	Deep Learning	
D1	Data Labeling and Annotation Services	(data labeling) OR (annotation service) OR (auto labeling) OR (data annotaiton)	
D2	Natural Language Processing	(natural language process) OR (NLP)	
D3	Machine Learning	Machine Learning	
D4	Intelligent Applications	intelligent app	
D5	Chatbots	(chatbot) OR (conversational AI)	
D6	Autonomous Vehicles	(autonomous vehicle) OR (autonomous driving) OR (self-driving car) OR (Self-driving vehicle)	
D7	Computer Vision	computer vision	
S1	Semantic Search	Semantic Search	Remove

Notes: First letter in the Code means hype cycle stage(T= Innovation Trigger, P=Peak of Inflated Expectation, D=Through of Disillusionment, S=Slope of Enlightenment).

품이나 서비스는 검색어에 포함하지 않았다. 하이프 사이클은 기술자체에 대한 관심과 평판을 나타내는 곡선이기 때문에 상용화된 제품과 서비스를 키워드에 포함할 경우 기술에 대한 관심과 평판보다는 다른 외부적 요인에 기인한 트윗이 발생할 수 있기 때문에 기술 자체에 대한 관심집단의 활동 데이터 확보를 위해 <Table 2>와 같은 기술 키워드로만 한정하였다. 또한 기술 키워드에 대한 수집 내용이 키워드의 특성상 전혀 상관없는 트윗이 수집된 기술들(Small and Wide data, Machine Customer, Multiexperience)은 분석에서 제외하였다. 또한 깨우침의 비탈길에 해당하는 기술은 단 하나로 분석이 불가능하여

제외하였다. 이에따라 총 30개의 기술에 대한 네트워크 분석을 실시하였다.

3.1.2. 데이터 수집결과

2021년 10월 31일부터 2021년 11월 9일까지 10일 간의 트위터 데이터(6,766건)를 네트워크 데이터(4,124건)로 변환하였다. 각 기술별로 최대 검색 트윗수를 300개로 제한하였는데 해당 건수는 기술 간 발생 트윗데이터의 편차를 최소화하고 효과적인 네트워크의 시각화 결과를 도출하기 위함이다. 수집 결과 각 단계별로 비슷한 규모의 네트워크 데이터가 생성됨을 <Table 3>과 같이 확인하였다.

<Table 3> Collected Data Summary

Code	Tweet (A)	Retweet Network (B)	Retweet rate (B/A)	Tweet Subtotal	Retweet Subtotal
T1	300	211	70.3%	2,556	1,604 (62.8%)
T2	92	55	59.8%		

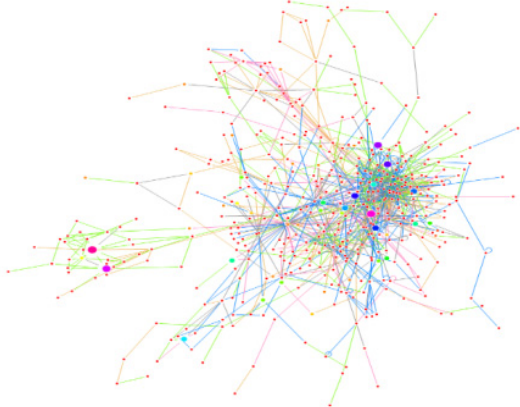

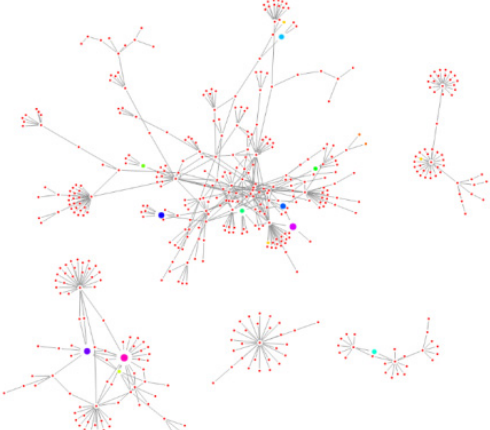
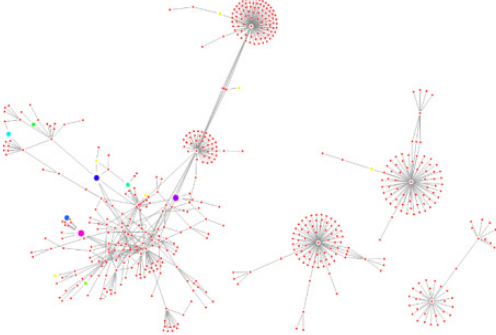
Code	Tweet (A)	Retweet Network (B)	Retweet rate (B/A)	Tweet Subtotal	Retweet Subtotal
T3	23	14	60.9%	2,556	1,604 (62.8%)
T4	64	31	48.4%		
T5	145	105	72.4%		
T7	299	142	47.5%		
T9	295	265	89.8%		
T10	253	202	79.8%		
T12	300	136	45.3%		
T13	300	164	54.7%		
T14	83	47	56.6%		
T15	102	65	63.7%		
T16	300	167	55.7%		
P1	300	181	60.3%	2,162	1,328 (61.4%)
P2	300	122	40.7%		
P3	295	216	73.2%		
P4	300	182	60.7%		
P5	300	176	58.7%		
P6	28	9	32.1%		
P7	20	9	45.0%		
P8	49	18	36.7%		
P9	270	208	77.0%		
P10	300	207	69.0%		
D1	300	191	63.7%	2,048	1,192 (58.2%)
D2	276	197	71.4%		
D3	286	195	68.2%		
D4	286	177	61.9%		
D5	300	128	42.7%		
D6	300	122	40.7%		
D7	300	182	60.7%		

3.2. 네트워크 시각화

수집한 네트워크 데이터를 바탕으로 종합네트

워크와 각 단계별 네트워크를 시각화하였다. 종합네트워크의 노드 색상과 크기는 중개중심성을

<Table 4> Network Visualization

Entire Network	Innovation Trigger
 <p data-bbox="510 836 739 862">* Removed pendant nodes</p>	
Peak of Inflated expectation	Through of Disillusionment
	

반영하여 시각화하였다. 단계별로 네트워크 생성시 수 많은 컴포넌트들이 생성됨에 따라 모든 컴포넌트를 시각화에 반영하는데는 한계가 있어 1개의 트윗에 대한 단순 펜던트나 고립노드 (Isolated Nodes)들은 시각화 과정에서 제외하였다. 또한 혁신 태동기(T)단계의 등장기술들이 하이프 사이클 상에서 기대감의 정도가 급격하게 증가하는 양상을 보이므로 본 연구에서는 등장

기술을 전기(Ta: T1~T8)와 후기(Tb: T9~T16) 두 그룹으로 더 세분화하여 분석에 보조적으로 활용하였다. 각 단계별 및 종합네트워크 시각화 결과는 아래 <Table 4>과 같다.

3.3. 네트워크 분석 및 가설검정

본 연구에서 확인하고자 하는 하이프 사이클의 각 단계별 네트워크 구조의 특성 차이와 단계

〈Table 5〉 Statistics Characteristics

Network Characteristics	T			P	D	Entire
		Ta	Tb			
User(# of Nodes)	1,291	534	838	1,201	1,193	3,322
Retweet(# of links)	1,395	507	904	1,147	1,082	4,124
# of Isolated Nodes	9	6	4	11	7	25
# of Pendants	1,009	427	653	966	988	2,679
# of Components	163	74	108	174	219	474
# of Components (above size of 3)	62	30	45	69	65	149
# of Degrees	1,364	494	885	1,132	1,066	3,415
Average Degree	1.06	0.93	1.06	0.94	0.89	1.03
Inclusiveness (in the entire network)	38.59%	15.89%	22.25%	35.82%	35.70%	99.25%

〈Table 6〉 Component Cohesion Size

T(# of Components=163)			Ta(# of Components=74)			Tb(# of Components=108)		
Size	n	%	Size	n	%	Size	n	%
709	1	54.92%	270	1	50.56%	439	1	52.39%
48	1	3.72%	30	1	5.62%	48	1	5.73%
30	1	2.32%	14	2	2.62%	22	1	2.63%
22	1	1.70%	11	1	2.62%	16	1	1.91%
16	1	1.24%	9	1	2.06%	14	1	1.67%
P (# of Components=174)			D(# of Components=219)			Entire(# of Components=474)		
Size	n	%	Size	n	%	Size	n	%
302	1	25.15%	359	1	30.09%	1,661	1	50.00%
126	1	10.49%	82	1	6.87%	126	1	3.79%
83	1	6.91%	73	1	6.12%	77	1	2.32%
66	1	5.50%	36	1	3.02%	48	1	1.45%
53	1	4.41%	32	1	2.68%	32	1	0.96%

별 네트워크 간의 확산이 일어나는 패턴이 존재하는지에 대한 확인을 위해 단계별 네트워크의 기초적인 통계치를 <Table 5>와 같이 정리하였으며 컴포넌트 응집규모, 연결중심화, 밀도를 중

심으로 분석하고 가설을 검증하였다.

첫 번째 연구문제인 각 단계별 네트워크 구조적 특성을 확인하기 위해 컴포넌트 응집규모는 <Table 6>과 같다. 각 단계별로 수 많은 소규모

<Table 7> Degree Centralization and Density

	Degree Centralization (in the Entire Network)		Degree Centralization (each Stage Network)		Density
	IN	OUT	IN	OUT	
T	1.52%	3.51%	3.88%	9.00%	0.17%
Ta	1.53%	1.95%	9.41%	12.04%	0.36%
Tb	1.41%	1.59%	5.50%	6.21%	0.26%
P	3.66%	0.74%	10.10%	2.01%	0.16%
D	2.79%	0.42%	7.73%	1.18%	0.15%
Entire	3.64%	4.55%	3.64%	4.55%	0.08%

의 컴포넌트들이 존재하였으며 컴포넌트의 규모가 큰 상위 5개의 컴포넌트에 대해서만 정리하였다. 그 결과 T단계의 가장 규모가 큰 컴포넌트는 709개(54.92%)로 다른 단계보다 활성화된 응집의 크기를 보이는 것으로 나타났다. 이에 따라 연구가설 1.1을 채택하였다. 기대감의 절정(P)단계에서는 가장 큰 컴포넌트의 크기가 302개(25.15%)이었으며, 다음으로 126개(10.49%), 83개(6.91%), 66개(5.50%)로 분포하는 것으로 나타나 비슷한 수준의 컴포넌트로 구성될 것이라는 연구가설 1.2.를 기각하였다. 환멸의 계곡(D) 단계에서는 다른 단계의 컴포넌트 생성 수에 비해서 가장 많은 컴포넌트(219개)를 생성하여 연구가설 1.3을 채택하였다.



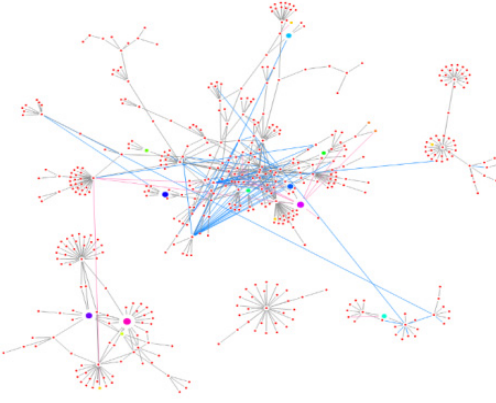
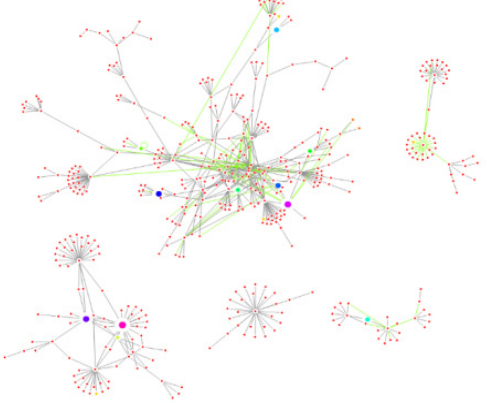
두번째 연구문제인 네트워크 간의 확산이 일어나는 패턴에 대한 확인을 위해 연결 중심화지표와 밀도를 <Table 7>과 같이 분석하였다. 네트워크 밀도의 경우 Ta(0.36%), Tb(0.26%), P(0.16%), D(0.15%)로 시간의 흐름(단계의 변화)에 따라 밀도 역시 감소하는 것으로 나타나 채택하였다. 연결중심화와 관련한 가설의 검정을 위해 전체 네트워크 내에서 각 단계의 중심화 지표와 전체 네트워크와 상관없이 각 단계의 중심화 지표로

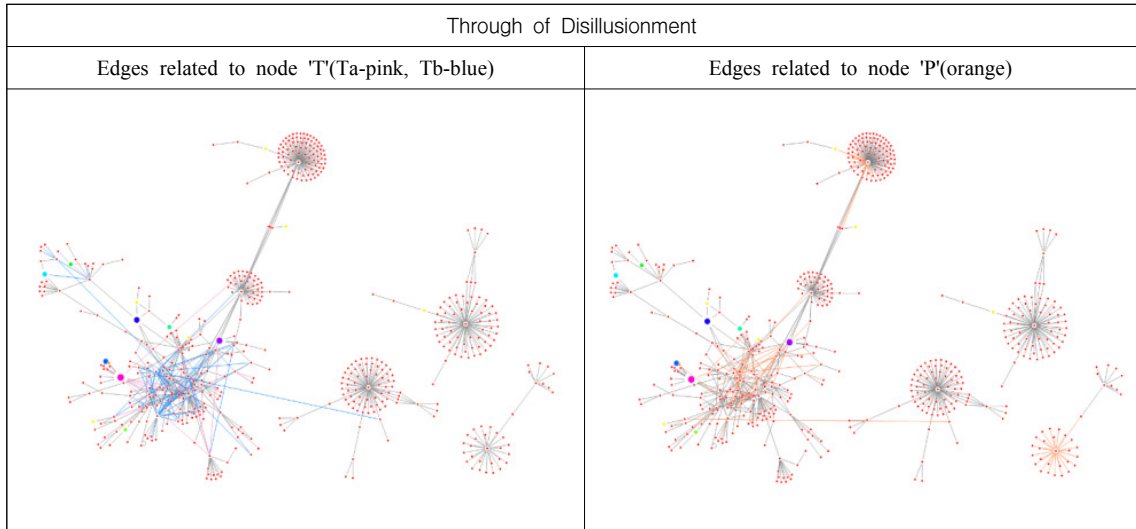
나누어서 분석하였다. 분석결과 혁신태동기는 초기의 기술에 대한 관심을 촉발하는 단계로 외향연결 중심화 지표가 높을 것으로 예상하였다. 분석결과 외향연결 중심화 분포는 전체 네트워크까지 고려하여 3.51%(T단계 자체 Out-Degree 중심화 지표: 9.00%)로 더 높은 것으로 나타났다. 이에 따라 연구가설 2.2를 채택하였다. 연구가설 2.3와 2.4에서는 P, D단계의 내향연결 중심화 값이 P단계 3.66%(P단계 자체 In-Degree 중심화 지표: 10.10), D단계 2.79%(D단계 자체 In-Degree 중심화 지표: 7.73%)로 더 높게 나타나 두 가설 모두 채택하였다.

3.4. 추가적 시각화 분석

본 연구에서 분석의 대상이 되는 3개의 단계 (T, P, D)들 간의 확산 패턴에 대한 이해를 위해 각 단계별 네트워크에서 다른 단계와 관련된 노드들의 분포와 네트워크 간의 관계를 <Table 8>과 같이 시각화하였다. T단계의 경우에는 다른 단계와 관련된 노드의 연결이 많이 나타나지 않았다. 반면에 P단계에서는 Tb와 관련된 노드의 연결이 많았다. 이는 새로운 기술을 가장 먼저

〈Table 8〉 Network Visualisation(Edges related to other stage nodes)

Innovation Trigger	
Edges related to node 'P'(orange)	Edges related to node 'D'(green)
	
Peak of Inflated expectation	
Edges related to node 'T'(Ta-pink, Tb-blue)	Edges related to node 'D'(green)
	



받아들이는 집단(T)이 존재하고 있으며, 이후에 대중들에게 알려지는 기술들의 확산(P)과정에서 T집단의 영향력이 미치고 있는 것으로 해석할 수 있다.

4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 하이프 사이클의 각 단계별 네트워크 구조적 특성과 단계별 네트워크 간의 확산 패턴을 실증적으로 접근하고자 하였다. 네트워크의 구조적 특징에서는 혁신태동기 응집규모가 가장 컸으며 기술을 받아들이는 각 단계별 기술관심 집단들의 커뮤니케이션 활동이 시간이 지날 수록 분절이 커짐(컴포넌트의 수가 많아짐)을 확인할 수 있었다. 새로운 기술에 대한 빠른 관심을 촉발하는 집단이 상대적으로 많이 분포된 혁신태동기 단계의 경우 정보확산을 촉발하는 외향연결 중심화 지수가 높았으며, 이후의 단계는 정보를 수용하는 내향연결 중심화 지수가

높게 나타났다. 또한 정보의 확산의 중요한 지표로 평가되는 네트워크의 밀도 역시 시간의 흐름(단계의 변화)에 따라 낮아지는 것으로 나타났다. 이는 혁신태동기단계의 기술관심집단들의 정보확산 기여가 가장 크며 이후 집단들 부터는 점차 확산이 느려질 것임을 유추할 수 있다.

본 연구가 기존 연구와 차별화된 이유는 다음과 같다. 첫째, 소셜네트워크서비스(트위터) 데이터를 활용하였다는 점이다. 선행문헌에서 한정적으로 사용된 데이터의 범주에서 벗어나 빠른 속도로 정보의 전달과 확산이 일어나는 SNS데이터를 활용하였다는 점에서 의미가 있다. 소셜네트워크서비스 데이터를 활용함에 따라 정보확산 현황을 빠른 주기의 스냅샷(Snap Shot)으로 확인이 가능하다. 둘째, 리트윗 관계를 바탕으로 한 네트워크 분석을 통해서 하이프 사이클을 구성하는 각 단계별 네트워크의 구조적 차이를 연구한다는 점이다. 기존의 논문은 뉴스, 논문, 특허데이터, 검색량이 하이프 사이클과 같은 궤적을 그려내는지를 보거나 콘텐츠의 성격을

분류하는 방식이었다. 이는 해당 자료원이 관심이나 기대의 정도를 측정할 수는 있는지의 가부만을 판단할 뿐 확장된 시사점을 주지는 못하는 한계를 지니며, 실증분석의 방법이 한정적이다. 본 연구에서는 리트윗 관계를 바탕으로 각 단계별 네트워크 형태의 특징과 단계 간 기술정보 확산 패턴 분석을 통해 하이프 사이클에 대한 새로운 접근 방식을 시도하였다. 셋 째, 인공지능분야의 유망기술(30개)을 분석의 대상으로 하여 하이프 사이클에 대한 검증의 규모를 확장하였다. 기존 연구에서는 특정 기술에 한정하여 연구를 진행하면서 개별 기술의 특수성의 문제가 존재한다고 밝혔다. 본 연구에서는 기술군 전체에 대한 트윗 관계를 다룸으로써 개별 기술의 특수성이 결과에 영향을 미칠 수 있는 정도를 상쇄할 수 있을 것으로 예상된다.

이러한 차별성을 바탕으로 다음과 같은 연구의 함의를 이끌어 낼 수 있다. 선행문헌들의 한정적인 실증 방식에서 벗어나 소셜네트워크서비스 데이터를 활용하여 네트워크 데이터를 생성하고 소셜네트워크분석을 실시하였다는 점은 향후 가트너 하이프 사이클 분석관련 연구에서 분석의 방법의 아이디어를 제공하였다는 점에서 의미가 깊다. 또한 인공지능 분야의 하이프 사이클에 대한 단계별 네트워크 확산 및 조직의 특성 파악을 위해 혁신확산이론을 적용하였다는 점은 기존 가트너 하이프 사이클이 가지는 이론적 부족 문제를 보완하였다는 점에서 높이 평가될 수 있다. 또한 새로운 기술에 대한 관심의 수준을 혁신확산이론 관점과 연결하여 포지션을 확인할 수 있다는 점에서 향후 기업의 기술투자에 대한 의사결정에 새로운 시각을 제공할 것이다.

본 연구의 노력에도 불구하고 연구의 한계는 존재한다. 첫 째, 가트너 하이프 사이클의 분석

시점과 본 연구의 분석시점의 차이로 인해 발생할 수 있는 결과의 차이이다. 본 연구는 'Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021'이 발표된 이후 4개월 후에 이루어진 분석으로 해당 시간동안의 각 기술의 기술적 진보나 관심의 변화를 분석에 반영하지는 못하였다. 둘째, 짧은 기간 동안 수집된 데이터라는 점이다. 기술에 대한 기대의 단계별 구조적 특성과 확산의 패턴에 대한 이해를 위해서는 더 긴 시간 동안 반복적인 분석과 추적을 통해서 보다 질 높은 연구의 완성이 가능하다. 셋 째, 네트워크 분석시 활용할 수 있는 여러 지표에 대한 적용이 필요하다. 본 연구에서는 컴포넌트 응집규모, 밀도, 연결중심화 지표를 연구가설 검증에 활용하였다. 향후의 연구에서는 다양한 네트워크 지표를 분석에 활용하고 다양한 관점에서 확인해야 한다. 이외에도 기술 기대에 대한 감성분석(Sentiment analysis)이나 텍스트마이닝(Textmining)을 통해 기술기대에 대한 콘텐츠를 심도있게 분석함으로써 보다 정성적이고 고도화된 분석이 가능하다. 또한 기대 확산의 패턴과 기술들의 사업화 기회, 시장의 성공/실패로 연결되는 과정 전체를 포괄적으로 다룸으로써 연구의 확장이 가능하다.

참고문헌(References)

- Alkemade, F., R.A.A Suurs, "Patterns of expectations for emerging sustainable technologies", *Technology Forecasting Social Change*, Vol. 79, No.-(2012), 448 - 486.
- Campani, M., and R Vaglio, "A simple interpretation of the growth of scientific/technological research impact leading to hype-type evolution curves.",

- Scientometrics*, Vol.103, No.1(2015), 75~83.
- Choi B. K. et al., "A study on Technology expectation features based on newspaper analysis", *Korea Technology Innovation Society(Conference)*, (2013), 47~47.
- Dedehayir, O. and Steinert, M., "The Hype Cycle Model: A Review and Future Directions", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.108, No.-(2016), 28~41.
- Freeman, L., *A Study in the Sociology of Science - THE DEVELOPMENT OF SOCIALNETWORK ANALYSIS*, sigmapress, 2004.
- Gartner, The 4 Trends That Prevail on the Gartner Hype Cycle for AI, 2021. Available at <https://www.gartner.com/en/articles/the-4-trends-that-prevail-on-the-gartner-hype-cycle-for-ai-2021>(Accessed 6 December, 2021)
- Gartner, The New Hype Cycle Y-Axis Measure: Expectations, 2009. Available at <https://www.gartner.com/en/documents/1102513/overview-the-new-hype-cycle-y-axis-measure-expectations> (Accessed 6 December, 2021)
- Gartner, Understanding Gartner's Hype Cycles, 2018. Available at <https://www.gartner.com/en/documents/3887767/understanding-gartner-s-hype-cycles>(Accessed 6 December, 2021)
- Heo, M. H., *Introduction to Social Network Analysis using R*, FREEACADEMY, 2012.
- Hidding, G. J., J. Williams, J. J. Sviokla, "How Platform Leaders Win", *Journal of Business Strategy*, 32(2011), 29~37.
- Järvenpää, H. M. and S. J. Mäkinen, "An Empirical Study of the Existence of the Hype Cycle: A Case of Dvd Technology", in *2008 IEEE International Engineering Management Conference*, (2008), 1~5.
- Jun, S.P., "An empirical study of users' hype cycle based on search traffic: the case study on hybrid cars", *Scientometrics*, Vol. 91, No.1 (2012), 81 - 99.
- Jun, S. P. et al., "A Comparative Study of Consumer's Hype Cycles Using Web Search Traffic of Naver and Google", *Journal of Korea Technology Innovation Society*, Vol.16, No.4(2013), 1109~1133.
- Jun, S.P., J. Yeom, J. K. Son, "A study of the method using search traffic to analyze new technology adoption", *Technology Forecasting Social Change*, Vol. 81, No.- (2014), 82 - 95
- Kenneth C. L. and P. L. Jane, *Management Information Systems: Managing the Digital Firm, 16th Edition*, Pearson, 2020.
- Kim, Y. H., *Social Network Analysis*, PAKYOUNGSA, 2016.
- Kim, Y. Y., "Social Media Use and the Users Perception of Social Support", *JOURNAL OF THE KOREA CONTENTS ASSOCIATION*, Vol. 15, No.4(2015), 407~419.
- Konrad, K., "The social dynamics of expectations: the interaction of collective and actor-specific expectations on electronic commerce and interactive television", *Tech. Anal. Strat. Manag.*, Vol.18, No. 3(2006), 429 - 444.
- Kwak, K. Y., *Social Network Analysis*, 2nd edition, Chung-Ram Books, 2017.
- Lee, B. K., "The Relationship between Technology Life Cycle and Korean Stock Market Performance", *International Journal of Financial Studies*, Vol. 6, No. 4(2018), 88.
- Lee, D. W., "A Study on the Effect of Network Centralities on Recommendation Performance", *Journal of Intelligence and Information*

- Systems* , Vol.27, No.1(2021), 23~46.
- Lee, J. B, C. K. Lee, K. J. Cha, "An Analysis of IT Trends Using Tweet Data", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.21, No.1 (2015), 143~159.
- Lee, S. G., J. H. Kim, H. Baek, E. B. Lee., "A Study on the Differences of Information Diffusion Based on the Type of Media and Information", *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.19, No.4(2013), 133~146.
- LG Economic Research Institute, Available at <http://www.lgeri.co.kr/report/view.do?idx=17977> (Accessed 19 December, 2021)
- Luarn, P. and Y. P. Chiu, "Influence of Network Density on Information Diffusion on Social Network Sites: The Mediating Effects of Transmitter Activity", *Information Development*, Vol. 32, No.-(2014), 389~97.
- Namn, S. H., S. S. Seol, "Coauthorship Analysis of Innovation Studies in Korea : A Social Network Perspectiv", *Journal of Korea Technology Innovation Society*, Vol.10, No.2 (2007), 605~628.
- Park, Y. H., "Quantitative Analysis of Gartner's "Hype Cycle for Emerging Technologies"", *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol.22, No. 8 (2018), 1041~1048.
- Rogers, E., *Diffusion of Innovations*, Fifth edition, Free Press: New York, 2003.
- Steinert, M. and L. Leifer, "Scrutinizing Gartner's hype cycle approach", *PICMET 2010 TECHNOLOGY MANAGEMENT FOR GLOBAL ECONOMIC GROWTH*, (2010), 1~13.
- Suh, Y. K. and S. J. Kim, "An Exploratory Study of Technology Planning Using Content Analysis & Hype Cycle", *Journal of Korea Technology Innovation Society*, Vol.19, No.1(2016), 80~104.
- Sung, T. K., "Technology Marketing as a Tool of Commercialization : Definition, Strategy, and Process", *The Journal of of Intellectual Property*, Vol.7, No.3(2012), 101~129.
- Van Lente, H., C. Spitters, A Peine, "Comparing technological hype cycles: Towards a theory.", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.80, No. 8(2013): 1615~1628.
- Wasserman, S., and Faust, K., "Social Network Analysis in the Social and Behavioral Sciences", *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, (1994), 3~27.
- Watts, R.J., Porter, A.L., "Innovation forecasting", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 56(1997), 25 - 48.
- Zhang, J., and Luo Y., "Degree Centrality, Betweenness Centrality, and Closeness Centrality in Social Network", in *Proceedings of the 2017 2nd International Conference on Modelling, Simulation and Applied Mathematics*, (Atlantis Press, 2017), 300~303.
- Zhang, Ling, Manman Luo, Robert J. Boncella. "Product information diffusion in a social network.", *Electronic Commerce Research*, Vol. 20, No.1(2020), 3~19.

Abstract

Structural features and Diffusion Patterns of Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence using Social Network analysis

Sunah Shin* · Juyoung Kang**

It is important to preempt new technology because the technology competition is getting much tougher. Stakeholders conduct exploration activities continuously for new technology preoccupation at the right time. Gartner's Hype Cycle has significant implications for stakeholders. The Hype Cycle is an expectation graph for new technologies which is combining the technology life cycle (S-curve) with the Hype Level. Stakeholders such as R&D investor, CTO(Chef of Technology Officer) and technical personnel are very interested in Gartner's Hype Cycle for new technologies. Because high expectation for new technologies can bring opportunities to maintain investment by securing the legitimacy of R&D investment. However, contrary to the high interest of the industry, the preceding researches faced with limitations aspect of empirical method and source data(news, academic papers, search traffic, patent etc.).

In this study, we focused on two research questions. The first research question was 'Is there a difference in the characteristics of the network structure at each stage of the hype cycle?'. To confirm the first research question, the structural characteristics of each stage were confirmed through the component cohesion size. The second research question is 'Is there a pattern of diffusion at each stage of the hype cycle?'. This research question was to be solved through centralization index and network density. The centralization index is a concept of variance, and a higher centralization index means that a small number of nodes are centered in the network. Concentration of a small number of nodes means a star network structure. In the network structure, the star network structure is a centralized structure and shows better diffusion performance than a decentralized network (circle structure). Because the nodes which are the center of information transfer can judge useful information and deliver it to other nodes the fastest. So we confirmed the out-degree centralization index and in-degree centralization index for each stage.

* Business Analytics, School of Business, Ajou University

** Corresponding author: Juyoung Kang

Department of e-Business, School of Business, Ajou University
206 Worldcup-ro, Young-tong-gu, Gyeonggi 16499, Korea
Tel: +82-031-219-2910, E-mail: jykang@ajou.ac.kr

For this purpose, we confirmed the structural features of the community and the expectation diffusion patterns using Social Network Service(SNS) data in 'Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021'. Twitter data for 30 technologies (excluding four technologies) listed in 'Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021' were analyzed. Analysis was performed using R program (4.1.1 ver) and Cytoscape and Gephi. From October 31, 2021 to November 9, 2021, 6,766 tweets were searched through the Twitter API, and converting the relationship user's tweet(Source) and user's retweets (Target). As a result, 4,124 edgelist were analyzed.

As a result of the study, we confirmed the structural features and diffusion patterns through analyze the component cohesion size and degree centralization and density. Through this study, we confirmed that the groups of each stage increased number of components as time passed and the density decreased. Also 'Innovation Trigger' which is a group interested in new technologies as a early adopter in the innovation diffusion theory had high out-degree centralization index and the others had higher in-degree centralization index than out-degree. It can be inferred that 'Innovation Trigger' group has the biggest influence, and the diffusion will gradually slow down from the subsequent groups.

In this study, network analysis was conducted using social network service data unlike methods of the precedent researches. This is significant in that it provided an idea to expand the method of analysis when analyzing Gartner's hype cycle in the future. In addition, the fact that the innovation diffusion theory was applied to the Gartner's hype cycle's stage in artificial intelligence can be evaluated positively because the Gartner hype cycle has been repeatedly discussed as a theoretical weakness. Also it is expected that this study will provide a new perspective on decision-making on technology investment to stakeholders.

Key Words : Gartner Hype Cycle, Social Network Analysis, Innovation Diffusion, Twitter, Artificial Intelligence

Received : December 6, 2021 Revised : December 21, 2021 Accepted : December 22, 2021

Corresponding Author : Juyoung Kang

저 자 소개



신선아

현재 아주대학교 경영대학 비즈니스에너지리틱스학과 박사과정 중이며, 한국과학기술기획평가원에 재직 중이다. 한국기술교육대학교 산업경영학부에서 학사를 거쳐 기술경영학과에서 석사를 취득하였다. 주요 관심분야로는 증거기반의 정책결정(Evidence Based Policy Making)을 위한 데이터 분석(네트워크분석, 텍스트마이닝 등)과 유망기술(Emerging technology) 탐색 및 분석이다.



강주영

현재 아주대학교 경영대학 e-비즈니스학과 교수로 재직중이며, 포항공과대학교 컴퓨터공학과에서 학사, 서울대학교 컴퓨터공학과에서 석사, 한국과학기술원 경영공학전공에서 공학박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 빅데이터, 텍스트마이닝, 시맨틱 웹, 지능형 전자상거래, 클라우드 컴퓨팅, ERP 등이다. 관련 분야에서 몇편의 저서를 기술하고, 국내외 학회 및 해외 저명 학술지 등에 50여건 이상의 논문을 발표 및 게재하였다. 수상경력으로는 한국지능정보시스템학회 우수논문상 수상, 한국경영정보학회 최우수 사례상 수상, 한국 IT 서비스학회 최우수 논문상 수상 등이 있다.