

ERGM을 활용한 자동차산업 공급 네트워크 분석*

박철순(제1저자)

숙명여자대학교 경영학부 부교수
(cspark@sookmyung.ac.kr)

강아름(교신저자)

숙명여자대학교 경영학과 박사과정
(clara121@sm.ac.kr)

본 논문은 자동차산업의 공급 네트워크를 구성하는 내재적 프로세스를 분석했다. Exponential Random Graph Model (ERGM) 모형을 2017년 자동차산업 편람 데이터에 적용하여 공급 네트워크의 근본적인 프로세스를 탐색하였다. 그 결과 자동차산업의 공급 네트워크는 기본적으로 사슬 구조였다. 물자를 공급받은 납품처가 가공 후 다른 업체에게 공급하는 사슬 형태가 유의하게 많았다. 기본 형태의 공급사슬은 중개업체를 공유하거나 층위를 건너뛰지 않았다. 또한, 고객사의 고객사에게 직접 납품하는 구조는 찾기 어려웠다. 즉, 이행성은 나타나지 않았다. 하지만, 공유하는 중개업체가 많을수록 둘 간의 직접적인 거래 관계가 나타날 가능성은 커지는 것으로 확인됐다. 납품처의 경우 다양한 업체로부터 납품받을 경우 추가적인 납품 가능성이 생기는 빈익빈 부익부 현상을 확인하였다. 공급업체의 경우 자원의 한계로 인해 다양한 납품처에 납품할수록 추가적인 납품 가능성은 작아짐을 확인했다.

주제어: 자동차산업, 공급 네트워크, ERGM

1. 서론

기업의 경쟁력은 기업 혼자만의 노력으로 얻어질 수 없다. 그러기에 많은 기업이 공급자 관리를 위해 더 많은 시간과 노력을 쏟아붓고 있다. 대규모의 조립업체는 공급업체의 품질과 리드 타임을 관리하고 신용을 평가하여 검증된 공급업체와의 장기적인 관계를 맺어나간다. 특히 수많은 부품을 조립해서 완성차를 만들어 내는 자동차산업에서 공급 네트워크 관리의 중요성은 오래전부터 강조되어왔다. 하지만, 한 기업의 공급 네트워크의 구조 및 변화에 대한 조망과 예측은 난관에 봉착하기 일쑤다(Choi et al., 2001). 공급 네트워크는 동적이고 복잡하게 얽혀 있어 하나의 기업이 이해하기란 쉽지 않다. 무엇보다

공급 네트워크를 복잡하게 만드는 것은 네트워크를 구성하는 기업들의 상호작용 때문이다. 다시 말해, 하나의 기업의 의사결정과 행동이 다른 기업들의 행동에 영향을 미치고 그것이 다시 다른 기업으로 영향을 미치기 때문에 네트워크 형성과 변화에 대한 인과관계를 파악하기는 어렵다. 이와 같이 공급 네트워크는 하나의 복잡 적응계(Complex Adaptive System: CAS)다. 복잡 적응계란 시간이 흐름에 따라 특정한 형태로 창발하여 환경에 적응하고 스스로 조직화하는 시스템을 말한다(Holland, 1996). 창발(emergence)이란 여러 개별적인 요소들의 상호작용으로 인해 새로운 구조나 패턴, 성질 등이 만들어지는 현상을 말한다. 공급 네트워크를 복잡 적응계로 인식함으로써 전체의 모습을 더 정확하게 이해할 수 있으며 미래의 방향을 예측할 수 있다. 또

한, 결정론에 기반을 둔 관리 기법들의 한계를 알고 더욱 근본적인 문제 해결 방안을 모색해 나갈 수 있다(Choi et al., 2001). 그럼에도 아직까지 공급 네트워크의 전체 모습을 분석한 실증 연구는 드물었다. 이에 본 연구는 공급 네트워크를 복잡 적응계로 인식하고 이 시스템이 나타내는 주요한 특징들을 최신 통계 기법의 도움을 받아 분석하고자 한다.

공급 네트워크는 기본적으로 하나의 기업이 다른 기업에게 물자와 정보를 제공함으로써 구성되는 연결망이다. 두 기업은 서로 공급 계약으로써 공급 관계를 맺는다. 구매기업은 자신이 가진 기술적 역량, 생산자원 확보 능력 등과 공급 기업의 역량과 자원 등을 바탕으로 외부 조달에 관한 의사결정을 한다. 즉, 기본적으로는 구매기업의 속성과 공급 기업의 속성에 따라 공급 계약의 여부가 결정되며 하나의 링크가 형성된다. 공급 네트워크는 개별 노드의 속성에 의해서 링크가 형성될 뿐만 아니라 두 기업의 속성이 상호 작용하면서 새로운 링크를 만들어 낼 수 있다. 예를 들어, 하나의 기업은 물자를 공급받을 때 해당 기업의 규모가 클수록 다양한 공급처로부터 거래선이 연결되기도 하지만 동일한 규모 또는 유사한 업력을 가진 기업이라면 거래선이 연결될 가능성이 더욱 높아질 수 있다(Shalizi and Thomas, 2011). 또한 네트워크의 링크는 주변의 다른 연결 형태에 따라서 영향을 받을 수 있다. 예를 들어, 많은 기업들과 거래를 하고 있는 기업의 경우 다양한 규모를 거래하며 업계 내에서 신뢰가 쌓여 추가 거래의 가능성이 커질 것이다. 즉, 들어오는 링크(in-link)를 많이 가진 기업일수록 추가로 링크를 가질 가능성이 크다. 이와 같이 우리가 관측하는 실제 네트워크는 개별적인 여러 내재적 프로세스들이 상호 작용하면서 구조적으로 창발한 형태라 할 수 있다(Lusher et al., 2013). 이와 같이 공급 네트

워크는 내재적으로 발생하는 상호작용 프로세스에 의해 발생하는 복잡 적응계다. 그럼에도 기존 연구들은 이러한 기업 간의 속성들 또는 내재적 프로세스들의 상호 작용을 간과해왔다. 이는 기존 연구 방법론의 한계에서 기인한 면이 크다. 이에 본 연구에서는 공급 네트워크 내의 상호 작용들을 인정하는 새로운 네트워크 실증 방법을 사용함으로써 복잡 적응계로서의 공급 네트워크의 근본적인 모습을 살펴보고자 한다.

기존의 공급 네트워크 분석을 위해서는 전통적인 회귀분석이 사용되었다. 하지만, 상호 독립성을 가정하고 있는 회귀분석 기업은 상호작용을 기반으로 한 복잡 적응계를 분석하기에는 한계가 있다. Exponential Random Graph Model (ERGM)은 세 측면에서 회귀분석을 통한 네트워크 분석의 한계를 극복할 수 있다. 첫째, ERGM은 변수 간 상호 의존성을 인정한다. 회귀분석을 비롯한 고전적인 분석에서는 설명 변수 간 상호 독립성을 가정하는데 이는 네트워크 분석에서는 적합하지 않다. 하나의 링크가 다른 링크의 생성이나 소멸에 영향을 줄 가능성이 매우 크기 때문이다. 둘째, ERGM은 다양한 설명 변수들을 포괄할 수 있다. ERGM은 노드의 속성, 노드 양자 간 속성(변수), 링크의 속성뿐만 아니라 기본적인 구조 형태들까지 설명 변수로 포함시킬 수 있다. 셋째, ERGM은 가설을 검정할 수 있다. 기존 네트워크 연구들은 대부분 네트워크에 대한 기술 통계량을 제공하는데 그침으로써 이론을 바탕으로 한 가설을 검정하는 데 한계가 있었다. ERGM은 시뮬레이션을 활용한 랜덤 네트워크와의 비교를 통해 가설을 검정할 수 있다. 이러한 ERGM의 장점들은 기존 네트워크 분석 방법론에서 얻을 수 없는 시사점을 제공해줄 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서 공급

네트워크 형성에 관한 기존 연구들의 내용을 정리하고 내재적인 형성 프로세스에 대해 설명한다. 3장에서는 ERGM 모형을 소개하고, 4장에서는 공급 네트워크를 EGRM 모형을 활용하여 분석한 결과를 정리하였다. 마지막으로 5장에서는 결론과 시사점을 정리했다.

II. 공급 네트워크의 형성

2.1 문헌 연구

전통적 관점에서 기업은 다른 주체와 경쟁하기 위해 그들이 가진 자원을 이용하는 자율적이고 자립적인 존재로 인식되어 왔다(Bellamy et al., 2014). 따라서 80년대 초반 공급사슬의 개념이 도입되기 전까지 전략 분야에서는 개별기업 수준에서의 경쟁우위 달성에 관한 연구에 초점이 맞춰졌다. 대표적으로 Wernerfelt(1984)는 자원기반관점(Resource-Based View)을 통해 시장과 제품이 아닌 기업이 가진 고유한 속성인 자원에 집중해야 한다고 주장하였다. 자원은 여러 가지 유형으로 구분할 수 있는데 Nanda(1993)는 유형 자원과 무형자원으로 구분했으며, Das and Teng(1998)은 재무자원, 기술자원, 물리적 자원, 관리자원으로 Chen and Chen(2003)은 R&D자원, 생산자원, 마케팅 자원으로 구분하기도 하였다(오중산, 2009). 기업들은 내부 자원을 유형화시키고 통합하여 경쟁우위를 달성하는데 집중하였다.

이후 공급사슬 개념이 주목받기 시작하면서 개별기업은 더 이상 하나의 독립적인 개체가 아닌 공급사슬 구성원으로 인식되었다. Dyer and Singh (1998)

은 개별기업의 자원만으로는 경쟁우위를 달성할 수 없으며, 공급사슬 파트너들 간의 기업 간 특유 연결(idiosyncratic interfirm linkage)을 통해 관계지대(relational rent)와 경쟁우위를 달성할 수 있다고 주장하였다. 이 같은 맥락에서 대부분의 공급사슬관리 관련 연구들은 중심기업(focal company)과 직접적인 연결을 맺고 있는 공급자와의 양자 관계(dyadic relationship)를 분석의 기본단위로 설정하였다. MacDuffie and Helper (2007)는 자동차 산업에서 구매자-공급자 간의 양자 관계가 어떻게 형성되는지 시기별로 구분하여 설명하였다. 포드에 의해 대량생산시스템이 구축된 시기에는 거래비용 관점의 시장과 위계 구조에 의해 구매자-공급자의 양자 관계가 나타난다. 생산비용, 거래비용, 운영비용과 매물 비용 등을 최소화하는 방향으로 구매자-공급자 관계가 형성되는 것이다. 도요타의 JIT(Just In Time) 시스템이 소개된 이후부터 구매자-공급자 간의 관계가 협력적 활동을 통해 형성될 수 있음을 이해하기 시작하였다. 공급자와 긴밀한 관계 유지, 정보와 기술 공유 등을 통해 품질향상, 비용 절감, 리드 타임 축소, 제품 생산설비의 효율성 극대화 등을 달성할 수 있게 되었다. 구매자-공급자 간의 협력적 관계가 기업의 지위를 향상시킬 수 있다는 전략적인 측면에서 접근하게 된 것이다.

하지만 2000년대 이후 글로벌 경쟁이 치열해지면서 구매자의 모듈화정책과 글로벌 소싱에 의해 복잡한 다층 공급사슬이 형성되면서, 수직적인 구매자-공급자 관계에만 매몰되어 있는 '사슬'의 관점은 현실을 타당성 있게 설명하지 못하게 되었다. 현실에서는 수평적이고 협력적 경쟁(co-opetitive) 성격을 지닌 공급자-공급자 관계 등 다양한 유형의 관계가 존재하고, 때로는 수평적 관계가 수직적 관계의 성격이나 작동방식, 기업의 성과에 상당한 영향을 미칠

수 있기 때문이다(Uzzi, 1997; Choi et al. 2002; Kito et al., 2014). 양자 관계에서는 두 노드 간의 상호작용은 설명할 수 있지만, 네트워크 안에 배태된(embedded) 존재로서 두 노드의 관계적 행위(relational behavior)를 설명하지 못한다는 단점이 있기 때문이다(Wasserman and Faust, 1994). 즉, 네트워크의 본질을 포착하기 위해서는 링크가 다른 링크에 어떻게 영향을 미치는지(예: 구매자-공급자 관계가 공급자-공급자 관계에 어떻게 영향을 미치는지) 연구할 수 있어야 한다. 이에 따라 네트워크를 구성하는 기본단위로 삼자 관계가 연구되기 시작하였다. Wu and Choi(2005)는 8가지 사례를 통해 공급사슬 관점에서의 구매자-공급자, 공급자-공급자 두 가지 양자 관계를 통합하여 구매자-공급자-공급자 간의 삼자 관계 유형을 처음으로 제시하였다. 이후 후속연구에서 Choi and Wu(2009)는 구매자-공급자-공급자의 삼자 관계에 대해 균형이론을 기반으로 한 균형상태, 불균형 상태의 삼자 관계, 그리고 구조적 공백 상태의 삼자 관계 유형으로 분류하고, 노드가 다른 노드에 미치는 영향과 연결이 다른 연결에 미치는 영향을 모두 살펴보려면 공급 네트워크상에서 기본단위는 양자가 아닌 삼자가 되어야 한다고 주장하였다. 또한, Wu et al.(2010)의 연구에서는 구매자-공급자-공급자 간 삼자 관계에서의 공급자-공급자 간의 협력적 경쟁 관계에 대해 살펴보았다. 연구 결과 구매자-공급자 간의 관계가 공급자들 간의 협력적 경쟁 관계에 영향을 미치는 것을 규명하였다. Pathak et al. (2014)는 4가지 유형의 공급 네트워크에서 삼자 구조의 구조적 공백이 존재할 때, Simmel(1950)이 제시한 테르티우스 가든스(*tertius gaudens*: 어부지리를 얻는 제 삼자)와 테르티우스 융겐스(*tertius iungens*: 연결되지 않은 노드를 소개하거나 연결된 노드들 사

이의 새로운 협업을 가능하게 함) 전략에 따라 공급 네트워크가 어떻게 진화하는지 살펴보았다.

하지만, 이러한 양자 및 삼자 관계를 기본단위로 하는 연구들은 구매기업이 공급 기업이 되고 공급 기업이 다시 다른 기업의 구매기업이 되는 공급 네트워크의 특징을 반영하지 못하고 있다. 이러한 단점을 극복하는 방법으로 최근 사회연결망 분석(Social Network Analysis)을 활용한 네트워크 관점에서의 연구들이 진행되기 시작하였다. 네트워크 관점은 공급사슬을 다양한 관점 - 양자(dyadic), 삼자(triadic), 응집적 하위그룹(cohesive subgroup), 전체 네트워크(whole network) - 에서 통합적으로 분석할 수 있기 때문에 그 유용성을 인정받고 있다(Hearnshaw et al., 2013). Bogatti and Li (2009)는 공급사슬관리 연구에 네트워크 관점을 어떻게 적용할 것인지 사회연결망 분석에서 활용되는 다양한 개념들(노드, 타이, 구조적 공백, 응집적 하위그룹, 등위성 등)로 구체화했으며, Hershaw et al.(2013)은 효율적 공급사슬의 특징을 사회연결망 이론을 통해 설명하였다. 효율적 공급망은 무척도네트워크(scale-free network) 형태이며, 경로 길이(path-length)가 짧고 군집화 계수(clustering coefficient) 값이 크며 멱함수 분포(power-law distribution)를 따르는 특징이 존재하였다. 이 외에도 다양한 연구자들이 공급 네트워크 관점에서 연구의 필요성을 주장하였다. Bellamy and Basole (2013)은 공급사슬 시스템을 네트워크 구조, 네트워크 동태성, 네트워크 전략으로 나누어 공급 네트워크 분석의 프레임워크를 제시하였으며, Kim(2014)은 공급 네트워크에서 공급업체의 구조적 배태성이 구매기업의 운영적 성과에 영향이 있음을 검증하였다. Kim et al.(2011)은 자동차산업에서 기업 간 계약 관계와 물류 관계를 구분하여 공급 네트워크를 분석

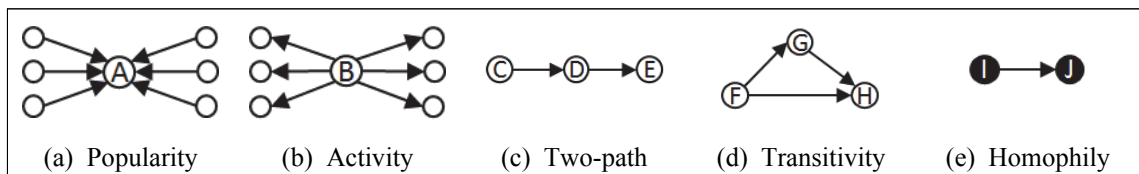
하였다. 또한 Carnovale and Yeniyurt(2015)는 네트워크 관점에서 공급사슬 혁신에 대해 살펴보았다. 본 연구는 이러한 사회연결망분석의 흐름 속에서 네트워크의 내재적 프로세스를 함께 고려함으로써 공급 네트워크의 근본적인 특성을 분석하고자 한다.

2.2 내재적 구조 형성

네트워크는 기업이나 양자 간 변수 이외에도 내재적인 구조 요인에 의해서 창발할 수 있다(Lusher and Robins, 2013). 기업의 거래는 단독으로 이뤄지지 않고 여러 기업과 동시에 이뤄지기 때문에 기업만의 속성으로 네트워크가 형성되지 않는다. 같은 식으로 공급 네트워크에서 두 기업 간의 거래만 존재하지 않고 하나의 공급 거래 관계는 다른 거래 관계에 영향을 줄 수 있다. 한 업체로부터 자재를 공급받는 구매업체는 그 자재를 가공하여 다른 기업에게 가공품을 공급하는 공급업체가 될 수 있다. 이렇듯 공급 거래 관계는 하나의 기업 또는 양자 간 거래만을 따로 분리해서 생각할 수 없으며 서로 의존하며 전체 공급 네트워크가 창발 된다. 본 논문에서는 Robins et al.(2007), Lusher and Robins (2013) 등이 제시한 여러 가지 내재적인 구조 요인 중에서도 공급 네트워크에 적용될 수 있는 다섯 가지 프로세스 - 스타성(popularity), 활동성(activity), 사슬성(two-path), 이행성(transitivity), 유사성

(homophily) - 를 살펴본다.

프로세스 (a)는 스타성(popularity)으로서 이미 다양한 거래선으로부터 공급을 받는 기업은 더 많은 기업으로부터 공급을 받을 수 있음을 나타낸다. 이른바 부익부 빈익빈 현상을 말하는데, 많은 기업으로부터 물자를 구매하는 기업은 신뢰가 높아지며 거래에 대한 투명성이 높아져서 더 많은 공급선을 확보할 가능성이 높아진다(Podolny, 1993). 프로세스 (b)는 활동성(activity)으로서 얼마나 많은 기업들에게 공급하느냐에 관한 것이다. 기업은 제한된 자원을 가지고 있어서 너무 많은 고객에게 제품을 공급하는 것은 무리가 될 수 있다. 즉, 이미 공급처가 많을수록 새로운 공급처를 개발하는 것은 어려울 가능성이 있다. 프로세스 (c)는 사슬성(two-path)으로서 공급받는 기업은 다른 기업에게 가공품을 공급할 가능성이 높음을 나타낸다. 자동차와 같은 복잡한 제품을 생산하는 경우 하나의 기업이 제품 생산에 필요한 모든 자원을 확보하는 것은 불가능하다. <그림 1> (c)에서 공급처 ㉔로부터 자재나 원재료를 공급받아서 기업 ㉕가 가공한 후 그 가공품을 기업 ㉖에게 공급하는 식이다. 그러므로 공급을 받는 기업일수록 다른 기업에 공급할 가능성이 크다. 즉, 들어오는 링크를 받는 만큼 내보내는 링크를 가질 것이다. (d)의 이행성(transitivity)은 보통 개인 간의 친분 관계에서 나타나기 쉬운 프로세스다. 소위 “친구의 친구는 나의 친구”가 되는 관계가 이행성



<그림 1> 공급 네트워크의 다섯 가지 프로세스

이다. 기업 간 물류 거래에 있어서도 기업 ㉔가 ㉓에 납품하면서 동시에 ㉓가 ㉔에 공급하면 기업 ㉔가 직접 ㉔에 납품할 가능성이 생긴다. 납품처인 기업 ㉔로서는 기업 ㉓를 통해서 기업 ㉔의 부품을 받을 수 있지만 긴급한 경우 또는 기존 제품과 이어지는 신규 모델의 경우 이미 기존의 거래 내역을 알고 있는 상황에서 기업 ㉓를 통하지 않고 기업 ㉔에서 직접 부품을 수급할 가능성이 있기 때문이다. (e)의 유사성(homophily)은 두 기업의 특성이 유사한 경우 거래가 발생할 수 있음을 나타낸다. 기업의 규모가 유사한 경우 상호 간 기대하는 거래의 규모, 신뢰의 수준이 유사하여 거래가 일어나기 쉽다. 동종 업계에 종사한 기간이 오래될수록 비슷한 평판과 공급 능력을 갖출 것이므로 서로 거래가 발생할 가능성이 크다.

이러한 단위 구조들이 서로 동시에 상호작용하면서 만들어 낸 결과가 공급 네트워크다. 기업의 속성, 양자 간 변수뿐만 아니라 단위 구조들의 상호작용에 의해서 공급 네트워크의 형태는 결정된다. 기존 공급 네트워크 형태에 관한 연구들에서는 기업의 속성 또는 정책에 집중하였거나(예: Reyes Levalle and Nof, 2015), 기본단위 구조들을 독립적으로 구분하는데(예: Wu and Choi, 2005) 그쳐서 전체 공급 네트워크의 형태를 분석하는 데 한계가 있었다. 본 논문은 기본 구조들의 상호 의존을 가정하면서 내재적으로 발생하는 요인을 고려함으로써 공급 네트워크의 형태를 엄밀하게 분석하고자 한다.

III. ERGM 모형

기존에 기업 간 네트워크 연구에서 많이 쓰인 모형은 로짓 회귀 또는 프로빗 회귀 모형과 같은 회귀

모형들이었다. 기업 간의 관계 존재 여부를 종속변수로 놓고 기업의 속성 또는 두 기업 간 속성 또는 네트워크 속성 등을 설명 변수로 설정하는 회귀 모형들이 대부분이었다. 하지만 이러한 회귀 모형들은 설명 변수 간 독립성을 가정하고 있기 때문에 모형을 적용하는 데 한계가 존재한다(Wasserman and Faust, 1994). 예를 들어, 기업 A의 매출액(기업 속성)은 공급 관계에 있는 기업 B의 매출액과 독립적이기 어려우며, 기업 A의 매출액과 기업 B의 매출액은 유사(기업 간 속성)할 수 있으며, 매출액이 큰 기업일수록 차수 중심도(네트워크 속성)가 클 가능성이 높다. 즉, 네트워크 데이터는 설명 변수 간 독립성을 가정하기 힘들다. 일반적인 회귀분석의 더 큰 약점은 다양한 내재적 구조를 설명 변수로 사용할 수 없다는 점이다. 왜냐하면, 내재적 구조들끼리 서로 독립적이지 않기 때문이다(Wasserman and Pattison, 1996). 예를 들어 이행성(transitivity)은 사슬성(2-path)을 포함하고 있으므로 둘은 서로 독립적이지 않아서 회귀 모형에서 설명 변수로 둘을 동시에 설정할 수 없다. 요컨대 개별기업의 관점에서 성과 등을 해석할 때는 전통적인 회귀 모형이 유용하지만 여러 내재적 프로세스가 동시에 진행되는 네트워크 분석에는 적합하지 않다.

이러한 전통적인 회귀분석의 한계를 극복할 수 있는 모형이 Exponential Random Graph Model (ERGM)이다. ERGM은 네트워크에서 링크의 존재에 대한 변인을 검증할 수 있는 통계적 모형이다. ERGM은 노드의 특성, 양자 간 특성과 같은 외부적인 요인뿐만 아니라 네트워크를 구성하는 내재적인 구조 요인까지 설명 변수로 포함시킬 수 있다(Lusher et al., 2013). ERGM은 링크 들이 서로 의존적이고 그로 인해 다양한 구조적 형태가 나타날 수 있다고 가정한다. 즉, 이러한 내재적인 구조 요인들이 서

로 영향을 주면서 동시에 발생하여 결과적으로 전체적인 네트워크 형태가 얻어진다고 가정한다. ERGM의 장점은 하나의 링크 또는 전체 네트워크 구조에 대한 가설 검정을 할 수 있다는 것이다. 랜덤 네트워크의 경우에 비해서 각 요인 - 노드의 속성, 양자간 변수, 구조 요인 등 - 이 유의한 영향을 갖는지 검정할 수 있다. 두드러진 장점은 독립의 가정이 불필요하다는 점이다. 다시 말해, 설명 변수 간 독립을 가정하지 않는다. 예를 들어, 설명 변수로서 구조 요인을 고려할 때 사슬성(two-path)이 이행성(transitivity)에 포함됨에도 불구하고 두 요인을 하나의 모형에 함께 포함시킬 수 있다. ERGM의 또 다른 장점은 어떠한 형태의 변인도 포함 가능하다는 점이다. 바이너리, 범주형, 연속형 등의 다양한 형태의 변인을 포함할 수 있고, 노드 속성, 양자간 속성을 나타내는 변수 등도 가능하다. 나아가 ERGM은 방향(directional), 비방향(nondirectional), 이분(bipartite), 다중 관계(multiplex) 등의 다양한 형태의 네트워크에도 적용 가능하다(Lusher et al., 2013; Wang et al., 2013). 이처럼 ERGM은 다양하고 유연한 도구로서 네트워크 형성에 어떤 변인이 얼마나 영향을 미쳤는지 파악할 수 있도록 돕는다(Lusher et al., 2013). 이러한 장점으로 인해 최근 ERGM은 많은 분야의 연구에서 활용되고 있다. 예를 들어, 경영학(Ghosh et al., 2016; Kim et al., 2016; Lomi and Fonti, 2012; Lomi and Pattison, 2006)을 비롯해서 정치학(Cranmer et al., 2017; Desmarais and Cranmer, 2012a; Lee et al., 2012), 인구통계학(Goodreau et al., 2009) 등의 분야에서 활용되고 그 적용 범위를 넓혀 나가고 있다.

ERGM의 종속변수는 네트워크의 인접 행렬이고, 설명 변수는 노드 속성, 링크 속성, 양자 속성, 구조

요인에 대한 통계량 등이 포함될 수 있다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같은 형태를 보인다.

$$\Pr(\mathbf{X}=\mathbf{x})=(1/k)\exp\left[\sum_A\eta_A z_A(\mathbf{x})\right] \quad (1)$$

여기서 \mathbf{X} 는 n 개의 노드로 이뤄진 네트워크의 $n \times n$ 크기의 인접 행렬(adjacency matrix)이다. \mathbf{x} 는 데이터에 의해 실현된 네트워크의 인접 행렬이다. \mathbf{X} 의 요소인 X_{ij} 는 노드 i 와 j 사이의 링크 여부를 나타내는 확률변수다. 노드 i 와 j 사이에 링크가 있으면 $X_{ij}=1$, 없으면 $X_{ij}=0$ 이다. A 는 여러 구조 요인을 가리킨다. $z_A(\mathbf{x})$ 는 구조 요인 A 의 네트워크 전체에 대한 임의의 통계량(network statistic)을 나타낸다. 예를 들어 A 가 이행성(transitivity)이라면 이행적 삼자 관계(transitive triad)의 개수가 $z_A(\mathbf{x})$ 가 될 수 있다. η_A 는 구조 요인 A 에 대한 계수로서 요인 A 의 영향력을 나타낸다. η_A 는 관측된 데이터 \mathbf{x} 를 바탕으로 추정한다. k 는 식(1)이 확률 값이 될 수 있도록 보장해주는 상수이다. 즉, n 개의 노드를 갖는 모든 가능한 네트워크에 대해서 식(1)을 더할 때 그 합이 1이 되도록 보장하는 상수이다. ERGM은 다른 방식으로 개별적인 링크에 대한 조건부 로짓(log-odd) 값으로 표현할 수도 있다(Hunter et al., 2008b).

$$\text{logit}\left(P(X_{ij}=1|n, X_{ij}^c)\right)=\sum_A\eta_A\delta z_A(\mathbf{x}) \quad (2)$$

X_{ij}^c 는 X_{ij} 를 제외한 나머지 네트워크의 링크 여부를 나타낸다. δz_A 는 네트워크 통계량 z_A 의 변화 통계량으로서 X_{ij} 를 제외한 나머지 네트워크는 변하지 않는 조건 하에서 X_{ij} 가 0에서 1로 변할 때 구조 요

인 A 에 대한 통계량 z_A 가 얼마나 변하는지를 나타낸다(Hunter et al., 2008b). 식(2)를 보면 네트워크 통계량 z_A 가 1만큼 증가하면 다른 조건은 그대로 유지되는 조건 하에서 노드 i 와 j 가 연결될 확률의 로그 값은 η_A 만큼 증가함을 알 수 있다.

ERGM 모형의 계수인 η 는 마코프 체인 몬테카를로 최대우도 추정법(Markov Chain Monte Carlo maximum likelihood estimation: MCMC-MLE)을 통해서 추정한다(Snijders, 2002). MCMC-MLE 방법은 먼저 pseudo-likelihood 방법으로 구한 초기 추정값으로 시작하여 여러 번의 랜덤 네트워크를 만드는 시뮬레이션 결과와 관측 데이터를 비교하여 둘의 결과가 일치하는 가능성이 커지도록 계수를 조정해 나가는 과정이다(Snijders, 2002). MCMC-MLE의 장점은 양자 간 종속적인 항목이 있는 경우에도 MLE와 동일한 계수를 구할 수 있다는 점이다. 현재로서는 ERGM을 사용할 수 있는 대부분 소프트웨어에서 MCMC-MLE 방식을 채택하고 있다.

IV. 연구 결과

4.1 표본 및 데이터

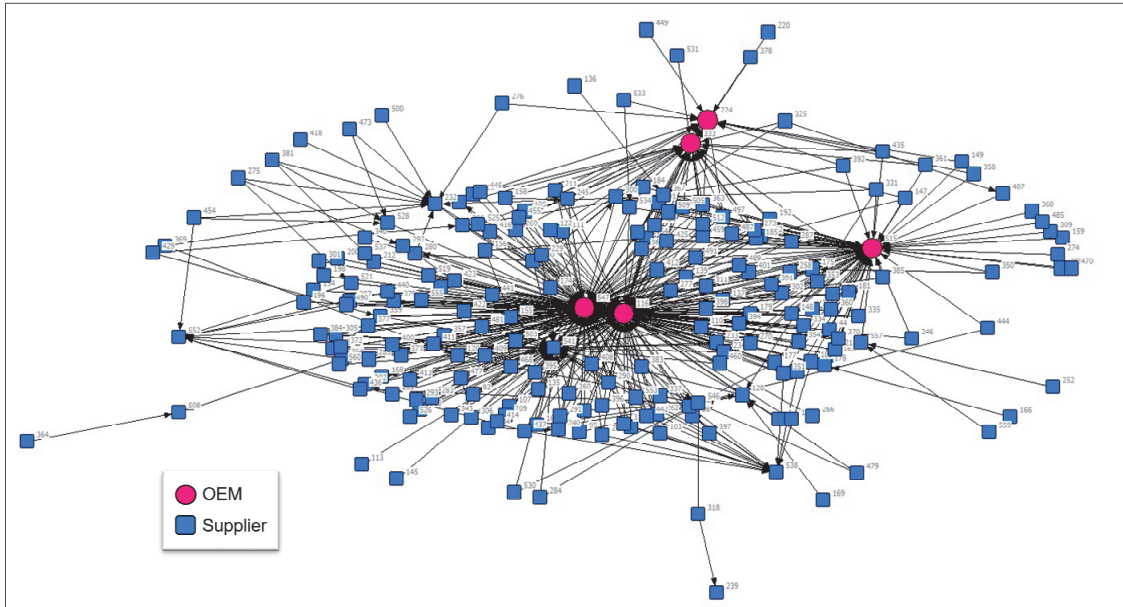
우리는 자동차산업의 공급 네트워크를 분석하기 위해 2017년 8월에 발간된 2017 자동차산업 편람의 데이터를 사용했다. 자동차산업 협동조합은 자동차산업에 종사하는 부품 업체들을 조합원으로 하는 유일한 협동조합이며 국내 자동차 부품 업체들의 대부분이 참여하고 있다. 자동차산업 편람은 한국 자동차산업 협동조합에서 매년 발간하는 정기 간행물

로 조합원 기업들의 종업원 수, 설립연도, 매출액, 총자산뿐 아니라 판매 품목과 품목별 매출 비중, 주 납품처와 납품처별 매출 비중 등의 데이터가 포함되어 있다. 2017 자동차산업 편람의 데이터는 모두 2016년 말 기준으로 조합원인 기업이 설문에 응답하는 방식으로 작성되었다. 자동차산업 편람에 나타난 기업을 공급 네트워크의 노드로 설정하고, 해당 기업이 납품하는 납품처를 방향성 있는 아크로 연결하였다. 하나의 기업이 여러 납품처에 공급하는 경우 빠뜨리지 않고 모두 연결하였으므로 하나의 기업은 여러 개의 아크를 내보낼 수 있도록 구성했다. 편람에 나온 업체는 총 355개 기업이었으나 기업의 속성 정보 - 종업원 수, 설립연도, 매출액, 총자산 - 가 빠진 기업 중 기업의 규모가 너무 작아서 다른 정보 원천에서도 기업 속성 정보를 찾을 수 없었던 132개를 제외한 223개의 기업을 분석에 포함했다. 이에 따라 애초 773개의 아크 중에서 분석에 포함된 아크는 581개다. 이를 UCINET(Borgatti et al., 2013)의 NetDraw를 활용해 그림으로 나타낸 것이 <그림 2>이다. 동그라미는 완성차를 조립하는 OEM 업체를 나타내고 네모는 공급업체를 나타낸다. 그림에서 OEM 업체로 많은 아크가 들어간다. 즉, OEM 업체는 많은 공급처로부터 자동차 조립에 필요한 부품이나 반제품을 공급받음을 확인할 수 있다.

4.2 변수

4.2.1 종속변수

ERGM 모형의 종속변수는 네트워크의 인접 행렬이다. 인접 행렬은 기업 i 가 기업 j 에게 물자를 공급하면 $X_{ij} = 1$ 이고 공급하지 않으면 $X_{ij} = 0$ 으로 정의



〈그림 2〉 2017년 한국 자동차산업 공급 네트워크

한다. 우리의 분석은 223개의 노드를 포함하므로 인접 행렬의 크기는 223×223이다.

4.2.2 기업의 속성

독립변수로는 기업의 속성, 양자 간 변수, 내재적 구조 요인을 포함했다. 기존 연구들은 기업의 규모(size)에 따라 기업의 거래 관계는 달라질 수 있음을 말해왔다(Wincent, 2005). 자동차산업에서는 작은 기업일수록 물자를 공급하는 공급처가 될 것이고, 상대적으로 규모가 큰 기업일수록 물자를 공급 받는 납품처가 될 것이다. 그러므로 기업의 규모에 따라 납품 여부와 방향성이 결정될 수 있다. 우리는 기업의 규모를 기존 연구들을 따라 2016년 말 종업원 수로 측정했다. 기업의 업력(age)도 속성으로 포함했다. 오래된 기업일수록 다른 기업과의 거래가 커

질 가능성이 크다. 이에 우리는 기업의 업력을(2017 - 설립연도)로 측정하였다. 기업의 재무적 성과에 따라서 더 많은 거래 관계가 발생할 수 있다. 성과가 큰 기업이 다른 기업과 더 많은 거래를 할 가능성이 있다. 이에 기업의 재무적 성과인 매출액(sales)과 총자산(asset)을 2016년 말 기준으로 측정하여 분석에 포함했다.

4.2.3 양자 간 변수

기업 간 거래 관계를 결정하는 양자 간 변수로는 두 기업 간 속성의 유사성(homophily)을 포함했다. 앞에서 살펴본 기업의 속성들이 서로 얼마나 유사한가에 따라 거래 관계의 가능성이 달라질 수 있다. 예를 들어, 자동차 업계에서 오래된 기업들은 서로 거래를 할 가능성이 크다. 동종 업계에 오래 있을수록

서로 간의 평판에 대해 인지할 가능성이 크고, 과거에 거래한 경험으로 인해 거래비용이 낮아졌을 가능성이 있기 때문이다. 두 기업 간 속성의 유사성은 두 값의 절대 차(absolute difference)로 측정했다. 포함된 양자 간 변수는 규모의 절대 차, 업력의 절대 차, 매출액의 절대 차, 총자산의 절대 차다.

4.2.4 내재적 구조 요인

기업 속성과 양자 간 변수 외에 내재적으로 결정되는 구조 요인(structural configuration)도 기업 간 거래 관계를 결정하는 요인이 될 수 있다. 본 연구에서 사용하는 기본적인 구조 요인을 정리한 것이 <표 1>이다. Arc는 기본적인 프로세스로서 한 기업이 다른 기업에게 물자를 공급하는 것을 말하며 네트워크의 밀도를 통제한다. 2-path는 기업 B가 기업 A로부터 공급을 받게 되면 기업 B도 다른 기업 C에게 공급하는 경향을 나타내는 프로세스다. 이러한 2-path는 두 기업 A와 C 간에 여러 경로가 존재할 수 있는데 이러한 경향을 multiple 2-path라고 한다. 즉, multiple 2-path는 두 기업 간 여러 중간 기업을 공유하는 프로세스를 뜻한다. Transitivity란 기업 A가 기업 B에게 납품하고 기업 B가 기업 C에게 납품한다면 기업 A가 기업 C에게 납품하게 되는 경향을 나타내는 프로세스다. 즉,

나의 납품처의 납품처가 내 납품처가 되는 경향을 말한다. Multiple 2-path와 마찬가지로 두 기업 간 여러 transitivity가 존재할 수 있는데 이를 multiple transitive closure라고 한다. 다시 말해 multiple transitive closure는 기업 A에서 B로 가는 여러 multiple 2-path가 존재할수록 A에서 B로 직접 물자를 공급하려는 경향을 나타낸다. Popularity는 하나의 기업이 얼마나 다양한 거래처로부터 납품 받는가를 측정하는 구조 요인이다. 반면, activity는 하나의 기업이 얼마나 다양한 납품처에 납품하는가를 측정하는 구조 요인이다.

우리는 기존 연구들을 따라서 popularity를 ERGM 모형에 포함시킬 때 기하학적으로 가중치를 줘서(geometrically weighted) 하나의 측정치로 만들었다.¹⁾ Popularity뿐만 아니라 activity, multiple 2-path, multiple transitive closure도 기하학적으로 가중치를 줘서 하나의 값으로 만든 *gwdegree*, *gwdsp*, *gwesp*의 형태로 모형에 포함시켰다.



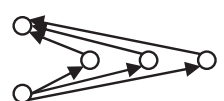
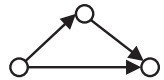
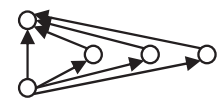

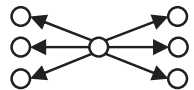
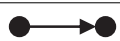
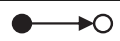

본 연구의 ERGM 모형에 대한 계수의 추정은 통계 패키지 R의 statnet 패키지에 포함된 ergm 패키지(버전 3.10.4)의 MCMC-MLE (Markov Chain Monte Carlo Maximum Likelihood Estimation) 방법을 사용하였다(Hunter et al., 2008b).

1) 예를 들어, popularity는 다음과 같은 식으로 하나의 통계량으로 측정한다.

$$gwidegree = e^{\alpha} \sum_{i=1}^{n-1} \{1 - (1 - e^{-\alpha})^i\} ID_i$$

n 은 노드의 수, ID_i 는 내향 연결 정도(in-degree) 값이 i 인 노드의 빈도, α ($\alpha \geq 0$)는 가중치(decay)를 나타낸다. 내향 연결 정도의 계수에 따라 개별적인 형태의 popularity를 일일이 포함시키지 않고 이렇게 기하학적으로 가중치를 줘서 하나의 통계량으로 포함하는 이유는 계수 추정의 안정성을 위해서다. 개별적인 형태를 포함시키면 계수를 추정함에 있어 수렴하지 않는 문제(model degeneracy)가 발생할 수 있어서 기하학적으로 가중치를 줘서 모형에 포함시킨다(Hunter, 2007). 이에 대한 자세한 설명은 Hunter(2007)을 참고하기 바란다.

〈표 1〉 ERGM 모형에 포함된 구조 요인들

변수	다이아그램	프로세스	statnet 항목
구조 요인			
Arc		물자를 공급하는 기본 프로세스	<i>edges</i>
2-path		내가 공급받으면 나도 공급한다	<i>twopath</i>
Multiple 2-path		두 기업 간 여러 2-path가 존재한다	<i>gw dsp</i>
Transitivity		나의 납품처의 납품처는 나의 납품처다	<i>ttriple</i>
Multiple transitive closure		두 기업 간 여러 transitivity가 존재한다	<i>gw esp</i>
Popularity		다양한 거래처로부터 공급받는 경향	<i>gw idgree</i>
Activity		다양한 납품처에 납품하는 경향	<i>gw odgree</i>
양자 간 변수			
Homophily		동일한 속성을 가진 기업에게 공급한다	<i>absdiff</i>
노드의 속성			
Sender		공급처의 속성	<i>nodecov</i>
Receiver		납품처의 속성	<i>nodeicov</i>

4.3 분석 결과

우선 기술 통계량을 살펴보면 두 기업 간에 거래가 발생할 확률은 1.2%였다. 다시 말해 네트워크의 밀도는 0.012이다. 네트워크의 밀도란 노드 간의 연결 정도를 나타낸다. 노드 간 발생 가능한 모든 연결의 경우의 수를 분모로 하고 실제 연결 개수를 분자로 계산한 값이 네트워크의 밀도다. 기업이 몇 개의 거래 관계를 맺고 있는지는 연결 정도(degree)

로 측정할 수 있다. 기업이 공급을 받는 링크의 개수를 내향 연결 정도(in-degree)라고 하고, 공급을 해주는 링크의 개수를 외향 연결 정도(out-degree)라고 한다. 내향 연결 정도가 큰 기업은 여러 업체로부터 공급을 받음을 의미하며, 외향 연결 정도가 큰 기업은 여러 기업에게 공급하고 있음을 의미한다. 노드들이 갖는 내향 연결 정도와 외향 연결 정도의 분포는 〈표 2〉와 같다. 평균 연결 정도는 약 2.6이고, 내향 연결 정도의 표준편차는 16.0, 외향 연결

〈표 2〉 연결 정도 분포와 연결 정도 상위 5개 업체의 속성

in-degree	0	1	2	4	9	10	14	16	20	34	50	80	145	164
빈도	185	21	5	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
out-degree	0	1	2	3	4	5	6							
빈도	9	32	48	91	36	6	1							

내향 연결 정도 상위 5개 업체				외향 연결 정도 상위 5개 업체			
업체명	종업원 수	업력	매출액	업체명	종업원 수	업력	매출액
현대자동차	68,590	50	41,713,632	코리아에프티	520	21	157,204
기아자동차	34,720	73	31,641,854	대철	250	72	61,530
한국지엠자동차	15,663	15	12,311,643	아이아	338	29	222,860
쌍용자동차	4,911	55	3,627,340	엘에스오도모티브	1075	44	673,316
르노삼성자동차	4,254	17	6,248,416	영신금속공업	340	50	116,963

주) 업력은 2017년 기준, 매출액은 2016년 말 기준(백만 원)

정도의 표준편차는 1.1이어서 내향 연결 정도 측면에서 더 다양한 모습을 보였다. 내향 연결 정도가 높은 기업을 살펴보면 OEM 업체인 현대자동차, 기아자동차, 한국지엠 자동차, 쌍용자동차, 르노삼성자동차와 현대자동차의 계열사인 현대모비스였다. 외향 연결 정도가 높은 기업들을 살펴보면, 코리아에프티, 대철, 아이아, 엘에스오도모티브, 영신금속공업, 지코, 건화 등이었으며 상위 업체들의 내역을 〈표 2〉에 정리하였다.

4.3.1 계수 추정 결과 및 적합도

ERGM 모형의 계수를 추정한 결과는 〈표 3〉과 같다. Model 1은 기업의 속성만 포함한 모형이며, Model 2는 두 기업 간 변수를 추가한 모형이다. Model 3은 구조 요인들까지 모두 포함한 모형이다.

일반적으로 ERGM 모형의 적합도를 검토하는 방법은 두 가지다. 하나는 각 모형의 적합도 지수를 정

량적으로 살펴보는 것이고, 또 다른 방법은 적합도 검사 차트를 정성적으로 살펴보는 것이다. 먼저 적합도 지수는 보통 Akaike's Information Criterion (AIC) (Akaike, 1998) 값을 사용하는데 AIC 값이 작을수록 모형의 적합도는 높다고 판단한다(Hunter et al., 2008a; Kim et al., 2016). Model 3의 AIC 값이 가장 작으므로 데이터에 대한 모형의 적합도가 가장 높다. 다음으로 적합도 검사 차트를 살펴봤다. Model 3에 대한 적합도 검사 결과는 〈그림 3〉이다. 이 차트를 보면 실제 관측된 데이터 값과 추정한 계수를 바탕으로 무작위로 100번의 시뮬레이션을 수행해서 만든 네트워크의 지표들을 비교할 수 있다. 세로축은 해당 형태 - node, edge, dyad, triad - 에 대한 log-odd 값이다. 굵은 선은 실제 관측값을 나타내고 박스 플롯은 시뮬레이션 결과를 나타낸다. 열은 회색 선은 시뮬레이션 100번 중 95번이 포함된 95% 신뢰구간을 뜻하며 이 범위에 실제 관측값이 포함되면 추정한 모형이 적합하다고 할

〈표 3〉 ERGM 모형의 계수 추정 결과

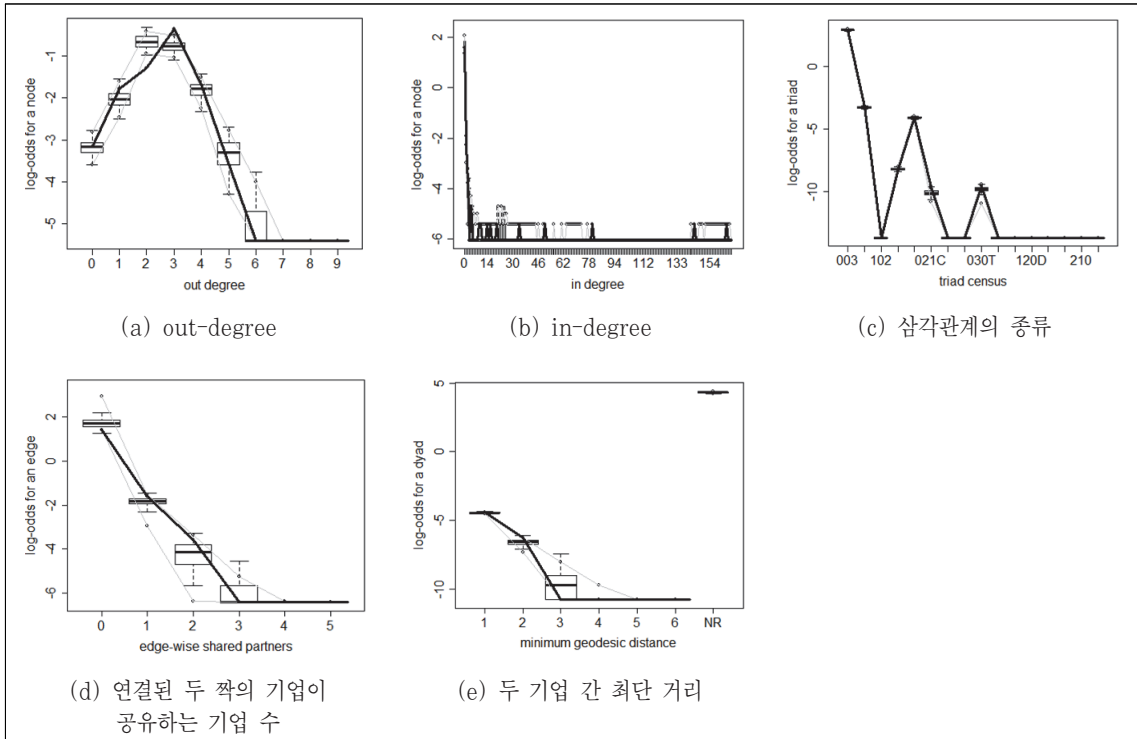
Variables	Model 1		Model 2		Model 3	
	Estimate	Std. Error	Estimate	Std. Error	Estimate	Std. Error
edges	-5.6860	0.1499 ***	-5.6950	0.2005 ***	-4.5000	0.0000 ***
nodecov.size	-0.0002	0.0001 **	-0.0055	0.0014 ***	-0.0018	0.0000 ***
nodecov.age	0.0008	0.0003 *	0.0105	0.0038 **	0.0101	0.0001 ***
nodecov.sales	0.0000	0.0000 **	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
nodecov.asset	0.0000	0.0000 **	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
nodeicov.size	0.0002	0.0000 ***	0.0056	0.0014 ***	0.0026	0.0000 ***
nodeicov.age	-0.0161	0.0036 ***	-0.0115	0.0037 **	0.0079	0.0001 ***
nodeicov.sales	0.0000	0.0000 ***	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
nodeicov.asset	0.0000	0.0000 ***	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
absdiff.size			-0.0055	0.0014 ***	-0.0026	0.0000 ***
absdiff.age			-0.0099	0.0038 **	-0.0093	0.0001 ***
absdiff.sales			0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
absdiff.asset			0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
twopath					0.0481	0.0000 ***
gwideg ($\alpha=1$)					-3.2090	0.0000 ***
gwodeg ($\alpha=1$)					1.5220	0.0000 ***
gwersp ($\alpha=0.7$)					-0.1782	0.0000 ***
gwdsp ($\alpha=0.7$)					-0.3643	0.0000 ***
AIC	2653		2585		2365	

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

수 있다(Hunter et al., 2008a). 우리는 out-degree, in-degree, 삼각관계의 종류(triad census), 연결된 두 짝의 기업이 공유하는 기업 수(edgewise shared partners), 두 짝의 기업 간 최단 거리(minimum geodesic distance) 분포를 살펴봤으며 그 결과 대부분의 값에서 실제 관측값이 95% 신뢰구간에 포함되었으므로 추정된 모형이 실제 네트워크를 잘 표현하고 있다고 판단된다. 특히 (c) 삼각관계의 종류와 (e) 두 짝의 기업 간 최단 거리는 네트워크의 전체적인 성질을 나타내는데 관측값이 시뮬레이션의 95% 신뢰구간에 모두 포함된 것을 확인할 수 있다.

ERGM 모형을 추정하여 얻은 계수 값이 양이라

는 것은 다른 해당 구조들이 동일한 조건 하에서 랜덤 네트워크에서 기대한 것보다 해당 구조 요인이 더 많이 나타난다는 뜻이다(Lusher et al., 2013). 반면에 계수 값이 음이라는 것은 해당 구조 요인이 기대보다 더 적게 나타나는 것으로 해석할 수 있다. 〈표 3〉의 Model 3의 Edges 변수에 대한 추정 계수 값은 -4.5 ($p < 0.001$)이다. 이는 Edges가 다른 더 복잡한 구조 요인 - 2-path, transitivity, popularity, activity 등 - 의 일부분이 아닌 이상 기대보다 더 적게 나타난다는 것을 의미한다. ERGM 모형에서 Edges 변수는 마치 회귀분석에서 절편 항(intercept term)과 유사한 의미를 갖는다



〈그림 3〉 Model 3에 대한 적합도 검사 결과

(Wasserman and Pattison, 1996). 다음으로 *nodecov* 변수들은 공급처의 속성에 대한 변수들이다. *nodecov.size*는 공급처의 규모를 나타내는 변수인데 추정된 계수가 -0.0018 ($p < 0.001$)이었다. 이는 다른 변수들의 효과가 동일하다는 조건 하에서 종업원 수가 작을수록 물자를 공급할 가능성이 높음을 의미한다. 예를 들어, 종업원 수가 100명인 기업이 물자를 공급할 확률은 0.0092인 반면 300명인 기업은 0.0064로 줄어든다.²⁾ *nodecov.age*는 공급처의 업령을 나타내는 변수인데 추정된 계수

가 0.0101 ($p < 0.001$) 이었다. 이는 다른 변수들의 효과가 동일하다는 조건 하에서 오래된 기업일수록 물자를 공급할 가능성이 높다는 뜻이다. 공급처의 속성 중 매출액(*nodecov.sales*)과 자산 규모(*nodecov.asset*)는 유의하지 않았다. 다음으로 납품처의 속성에 대한 결과를 살펴보자. *nodecov.size*는 납품처의 규모를 나타내는데 계수가 0.0026 ($p < 0.001$)로 추정되었다. 이는 납품처의 규모가 클수록 여러 기업으로부터 공급받음을 의미한다. 또한, *nodecov.age*는 납품처의 업령을 나타내는데 계

2) Edges의 계수가 -4.5 이고 *nodecov.size*이 계수가 -0.0018 이므로 공급처의 규모(*nodecov.size*)가 100명이면 $\log\text{-odd}$ 값은 $-4.5 + (-0.0018) \times 100 = -4.68$ 이다. 이를 확률값으로 변환하면 $\exp(-4.68) / (1 + \exp(-4.68)) = 0.0092$ 가 된다. 마찬가지로 공급처의 규모가 300명이면 $\log\text{-odd}$ 값은 $-4.5 + (-0.0018) \times 300 = -5.04$ 이다. 이를 확률값으로 변환하면 $\exp(-5.04) / (1 + \exp(-5.04)) = 0.0064$ 이다.

수가 0.0079 ($p < 0.001$)로 추정되었다. 오래된 기업일수록 여러 기업으로부터 공급받음을 뜻한다. 공급처의 속성과 마찬가지로 납품처의 매출액(*nodeicov.sales*)과 자산 규모(*nodeicov.asset*)는 공급 네트워크 형성에 유의한 영향을 미치지 않았다. 다음으로 양자 간 변수인 *homophily* 변수에 관한 결과를 살펴보자. *absdiff.size*는 두 기업 간 규모(종업원 수)의 절대 차를 나타내는 변수다. 이 값이 클수록 두 기업 간 규모의 차이가 크다는 뜻이다. 반면 이 값이 작을수록 두 기업 간 규모의 차이가 적어서 기업의 규모 면에서 유사함을 뜻한다. *absdiff.size*의 계수는 -0.0026 ($p < 0.001$)로 추정되었는데 이는 두 기업 간 규모의 절대 차가 작을수록 공급 관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. 다시 말해 두 기업의 규모가 유사할수록 둘 간의 링크가 생성할 가능성이 크다는 뜻이다. *absdiff.age*의 계수도 -0.0093 ($p < 0.001$)로 음의 값으로 추정되었으며 이는 두

기업의 연령이 비슷할수록 두 기업 간 공급 관계가 형성될 가능성이 높아짐을 의미한다. 하지만, 매출액(*absdiff.sales*)이나 자산 규모(*absdiff.asset*)의 계수는 유의하지 않았으며 이는 매출액과 자산 규모의 유사성이 공급 관계를 형성시키는데 유의한 영향을 주지 않는 것으로 해석할 수 있다. 기업 및 두 기업 간 속성에 따른 앞의 결과를 확인하고자 추가 분석을 했다. 기업들을 규모와 연령을 기준으로 공급 관계 분포를 교차 표(*cross tabulation*)로 정리하면 <표 4>, <표 5>와 같다. 표는 행 축에 속한 기업이 열 축에 속한 기업에 공급하는 연결 관계가 얼마나 존재하는지를 나타낸다. 예를 들어, 전체 공급 관계(arc) 581개 중에서 500명 미만인 기업이 500명 미만의 기업에게 공급하는 관계가 10개, 500명 이상 1000명 미만의 기업에게 공급하는 경우가 11개, 1000명 이상의 기업에게 공급하는 경우가 82개다. 공급처를 기준으로 공급 관계의 비율을 살펴보

<표 4> 기업 규모별 연결 관계 분포

종업원 수	500명미만	1000명미만	1000명이상	OEM	합	비율
500명미만	10	11	82	297	400	69%
1000명미만	0	3	25	92	120	21%
1000명이상	0	0	7	54	61	10%
OEM	0	0	0	0	0	0%
합	10	14	114	443	581	
비율	2%	2%	20%	76%		

<표 5> 기업 연령별 연결 관계 분포

연령	42년미만	42년이상	합	비율
42년미만	65	209	274	47%
42년이상	80	227	307	53%
합	145	436	581	
비율	25%	75%		

면 500명 미만의 기업이 공급 관계의 69%를 차지하고 기업 규모가 늘어갈수록 그 비율이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 이는 *nodecov.size*의 계수가 음의 값인 것과 상응하는 결과다. 납품처를 기준으로 공급 관계의 비율을 살펴보면 500명 미만이 기업이 2%로 가장 작고 기업의 규모가 커질수록 공급받는 비율이 늘어남을 확인할 수 있다. 이는 *nodecov.size*의 계수가 양인 값과 일치하는 결과다. <표 5>는 기업의 업령을 중앙값인 42년을 기준으로 두 그룹으로 구분하고 그룹 간 공급 관계가 어떻게 분포하는지 교차 표로 정리한 것이다. 비율을 보면 기업의 업령이 오래된 기업일수록 더 많은 공급 관계를 보내고 또한 더 많은 공급을 받는 것을 확인할 수 있다. 이는 *nodecov.age*와 *nodecov.age*의 계수가 모두 양의 값으로 추정된 것과 일치하는 결과다.

다음으로 내재적 구조 요인에 관한 결과를 분석했다. *twopath*는 구조 요인 2-path에 대한 변수인데 계수가 0.0481 ($p < 0.001$)로 양의 값을 가졌다. 이는 다른 구조 요인들을 통제된 상태에서 기대보다 2-path 구조 요인이 공급 네트워크에 유의하게 많이 포함되어 있음을 뜻한다. 이는 어떤 기업이 공급을 받는다면 그 기업은 다른 기업에게 공급한다는 의미다. *gwesp*는 공급 관계에 있는 두 기업 간에 이행성(transitivity)이 존재하는지에 대한 구조 요인이다. 계수 추정 결과 -0.1782 ($p < 0.001$)로 유의한 음의 값이 나왔다. 이는 다른 구조 요인들이 동일한 조건 하에서 기대보다 이행성이 별로 존재하지 않음을 의미한다. 즉, 내 납품처의 납품처로 직접 납품하지는 않는다는 뜻이다. 같은 식으로 *gwdsp*는 두 기업 간에 2-path가 여러 개 존재하는지에 관한 구조 요인이다. 추정 결과 *gwdsp*의 계수는 -0.3643 ($p < 0.001$)로 유의한 음의 값이었다. 이는 두 기업

간에 여러 2-path가 존재하지 않음을 의미한다. 이 결과를 종합하면 다음과 같은 명제를 도출할 수 있다.

Proposition 1 (P1). 공급 네트워크는 기본적으로 사슬(2-path) 구조다.

P1은 *twopath*의 계수가 유의한 양의 값이며 동시에 *gwdsp*의 계수가 음의 값으로 유의했기 때문에 도출된 명제다. 기업은 모든 자원을 가지고 있을 수 없으니 다른 기업의 자원에 의존한다(Pfeffer and Salancik, 1978). 자동차를 구성하는 부품을 만들기 위해서는 하위 부품 또는 원재료가 필요하며 이에 대한 생산 자원을 모두 갖고 있지 않다면 다른 기업으로부터 그 하위 부품 또는 원재료를 공급받을 수밖에 없기 때문에 해석할 수 있다.

Proposition 2 (P2). 공급사슬은 중개자를 공유하지 않는다.

P2는 *gwdsp*의 계수가 음의 값으로 유의하기 때문에 도출된 명제다. P2는 두 기업 간에 여러 2-path가 존재하는 경우는 드물다는 것인데, 이를 P1과 함께 생각하면 공급 네트워크에서 두 기업 간에 중개 기업이 단지 하나만 존재함을 의미한다. 자동차 산업의 공급 관계에서 공급 기업과 고객 기업은 일반적으로 관계 특유자산을 갖는다(Morris et al., 2004). 관계 특유자산이란 두 기업 간의 관계에서만 사용 가능한 유형 또는 무형의 자산을 말한다. 두 기업은 상호 보완적이면서 동시에 최소한 자원을 둘 사이에만 소유함으로써 관계 대지(relational rents)를 형성한다(Dyer and Singh, 1998). 두 기업 간에 중개 기업이 여러 개 있게 되면 관계 특유 자산을 관계마다 만들어야 하며 이는 기업으로서 큰 부담이

될 수 있다. 그러므로 자동차 산업의 공급 네트워크에서는 두 기업 간에 여러 중개자를 공유하지는 않는 것으로 해석할 수 있다.

Proposition 3 (P3). 공급사슬은 층위를 건너뛰지 않는다.

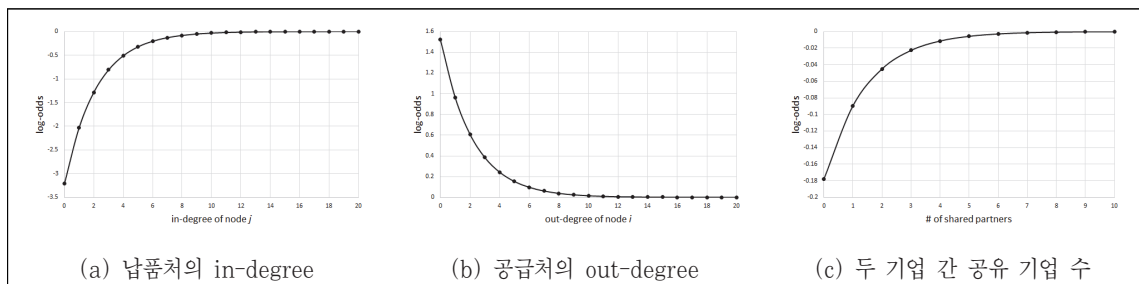
P3는 *gwesp*의 계수가 유의한 음의 값이기 때문에 도출된 명제다. P3는 납품처의 납품처가 나의 직접적인 납품처는 될 수 없음을 의미한다. 개인 간 네트워크에서는 친구의 친구가 나의 친구가 되는 이행성이 빈번하게 관찰된다(Louch, 2000). 하지만, 기업 간 공급 네트워크에서는 반대로 거래처의 거래처가 나의 거래처가 될 수는 없음이 특징이다. 앞서 살펴보았듯이 자동차산업의 공급 관계는 관계 특유 자산에 의해 묶여 있어서 관계 특유자산이 형성되지 못한 기업 간 직접적인 거래는 이뤄지지 못한다. 그러므로 층위를 넘어서는 이행성은 일어나기 힘들다.

다음으로 *gwidegree*를 살펴보자. *gwidegree* 변수는 기업(노드)의 in-degree별 빈도에 in-degree의 지수함수 형태의 가중치를 곱해서 모두 더한 통계량이다(Hunter, 2007). *gwidegree*의 계수가 양의 값으로 유의하다면 다른 구조 요인이 동일한 상태에서 기대보다 popularity가 높은 기업들이 많

다는 뜻이다. 반대로 음의 값이라면 popularity가 높은 기업이 기대보다 많지 않다는 의미다. *gwidegree*의 계수 추정 결과 -3.2090 ($p < 0.001$) 이었는데 이는 랜덤 네트워크보다 popularity가 높은 기업이 대체로 많지 않다는 뜻이다. 계수 추정의 결과를 바탕으로 앞의 식(2)를 사용하여 노드 i에서 노드 j로 하나의 공급관계가 생성될 확률을 계산할 수 있다. *gwidegree*의 계수가 -3.209이고 decay값이 1이므로 *gwidegree*에 관한 변화 통계량은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \log\left(\frac{P(X_{ij} = 1|X_{ij}^c)}{P(X_{ij} = 0|X_{ij}^c)}\right) &= -3.209 \times (1 - e^{-1})^{D_j} \\ &= -3.209 \times 0.632^{D_j} \end{aligned}$$

여기서 D_j 는 도착 노드 j의 in-degree를 뜻한다. 이 식을 그림으로 그린 것이 <그림 4>의 (a)다. 가로축은 납품받는 기업의 in-degree를 나타내고 세로축은 어떤 기업 i에서 j로 공급 관계가 맺어질 가능성의 log-odds 값을 나타낸다. 그림에서 보듯이 in-degree가 큰 기업일수록 더 많은 공급처로부터 납품받을 log-odd 값이 커지고 그 증가율은 점점 줄어든다. 이는 소위 말하는 부익부 빈익빈 현상을 나타낸다. 납품처의 popularity가 높을수록 더 많은 납품을 받게 됨을 보여주는 것이다. 이에 다음의 명



<그림 4> 구조 요인에 따른 log-odds의 변화

제가 성립한다.

Proposition 4 (P4). in-degree가 클수록 추가로 공급받을 가능성이 높아진다(preferential attachment).

많은 공급자로부터 공급을 받을수록 매출의 규모와 업계 내 높은 평판을 가질 가능성이 크다. 실제로 5대 OEM 업체인 현대자동차, 기아자동차, 한국지엠 자동차, 쌍용자동차, 르노삼성자동차의 in-degree 값이 전체 네트워크에서 가장 높은 비율을 차지하고 있다. 공급업체들은 더 많은 공급업체와 거래하는 OEM과 거래할 가능성이 큰 것으로 해석할 수 있는 결과이다.

$gwodegree$ 변수의 계수는 1.5220 ($p < 0.001$)로 추정되었다. 이는 out-degree의 분포가 기대보다 큰 쪽에 몰려있으며 activity 효과가 있다고 해석할 수 있다. $gwdegree$ 와 마찬가지로 변화 통계량을 이용하면 공급처의 out-degree에 따라 추가적인 공급 관계를 가질 확률을 구할 수 있는데 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned} \log\left(\frac{P(X_{ij}=1|X_{ij}^c)}{P(X_{ij}=0|X_{ij}^c)}\right) &= 1.522 \times (1 - e^{-1})^{D_i} \\ &= 1.522 \times 0.632^{D_i} \end{aligned}$$

여기서 D_i 는 출발 노드 i 의 out-degree를 뜻한다. 이를 차트로 그린 것인 <그림 4>의 (b)다. 보듯이 공급처의 out-degree가 높을수록 추가적인 공급 관계를 가질 가능성은 갈수록 줄어들음을 확인할 수 있다. 이에 아래와 같은 명제가 도출된다.

Proposition 5 (P5). out-degree가 클수록 추가로 공급할 가능성이 작아진다.

이는 기업들이 제한된 자원으로 인해 공급 관계를 너무 많이 가져갈 수는 없기 때문이다. $nodecov.size$ 의 계수가 음수이고 <표 4>에서 규모가 작을수록 공급을 많이 한다는 사실과 일맥상통한다. 공급하는 기업들은 규모가 작을 것이고 이미 여러 납품처에 공급하고 있다면 추가적인 공급 가능성은 낮아질 것이다.

마지막으로 $gwesp$ 변수의 계수는 -0.1782 ($p < 0.001$)로 추정되었는데 $gwesp$ 에 관한 변화 통계량은 다음과 같이 정의된다. $gwesp$ 의 변화 통계량은 다른 항목은 변하지 않는 상태에서 공유하는 노드의 수가 하나 늘어났을 때 $gwesp$ 항에 의해서 네트워크의 변화가 발생할 확률을 말한다. 즉, 다른 EP_i 의 값은 변하지 않는 상태에서 어떤 k 값에 대해 (EP_k, EP_{k+1}) 값이 $(EP_k - 1, EP_{k+1} + 1)$ 로 바뀔 때 네트워크가 변화할 확률을 말한다(Hunter, 2007). 여기서 EP_i 란 i 개의 노드를 공유하는 연결된 기업 쌍의 빈도이다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \log\left(\frac{P_{after}}{P_{before}}\right) &= -0.1782 \times (1 - e^{-0.7})^k \\ &= -0.1782 \times 0.503^k \end{aligned}$$

이를 차트로 만든 것이 <그림 4>의 (c)이다. 가로축은 두 기업 간 공유하는 기업의 수를 말한다. 그림을 보면 공유하는 기업의 수가 증가할수록 두 기업 간 연결될 확률이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 이에 아래 명제가 도출된다.

Proposition 6 (P6). 공유하는 파트너 수가 많을수록 공급 관계가 생길 가능성이 커진다.

공급 관계에 있는 두 기업은 서로 동일한 목표를

추구하고, 문제 해결에 대한 방법을 공유하고, 기업 문화를 공유할 수 있다(Mello and Theodore, 2005). 즉, 기업 A가 C에게 공급하고 C가 B에게 공급한다면, A와 C, 그리고 C와 B는 서로 유사한 문화를 공유할 수 있다. 그러므로 A와 B도 서로 동일한 목표를 지향하게 되고 동일한 문화를 공유할 가능성이 크다. 그 가능성은 서로 공통으로 거래하는 기업이 늘어날수록 높아질 것이다. 그러므로 두 기업이 서로 공유하는 기업이 많을수록 두 기업 간 거래 관계가 형성될 가능성은 커질 수 있다.

V. 결론

공급 네트워크에 대한 중요성은 높아지고 있지만, 네트워크를 구성하는 기본 프로세스에 대한 이해는 아직 부족하다. 이에 본 논문은 자동차산업의 공급 네트워크를 구성하는 내재적 프로세스를 ERGM 모형을 활용하여 분석했다. 그 결과 자동차산업의 공급 네트워크는 기본적으로 사슬 구조였다. 물자를 공급받은 납품처가 가공 후 다른 업체에게 공급하는 사슬 형태가 유의하게 많았다. 기본 형태의 공급사슬은 중개업체를 공유하거나 층위를 건너뛰지 않았다. 관계 특유자산으로 인해 대체 가능한 중복적인 업체가 중개 역할을 하기는 쉽지 않기 때문이다. 또한, 고객의 고객사에게 직접 납품하는 구조는 찾기 어려웠다. 즉, 이행성은 나타나지 않았다. 하지만, 공유하는 중개업체가 많을수록 둘 간의 직접적인 거래 관계가 성립하여 이행성이 나타날 가능성은 커지는 것으로 확인됐다. 납품처의 경우 다양한 업체로부터 납품받을 경우 추가적인 납품 가능성이 생기는 빈익빈 부익부 현상을 확인하였다. 공급업체의

경우 자원의 한계로 인해 다양한 납품처에 납품할수록 추가적인 납품 가능성은 작아짐을 확인했다.

본 논문은 다음과 같이 공급 네트워크 분야에 학문적으로 기여하였다. 첫째, 국내 자동차산업의 공급 네트워크를 구성하는 미시적인 프로세스를 처음으로 밝혀냈다. 설명 변수 간 종속성을 인정하는 ERGM 모형을 사용하여 자동차 공급 네트워크의 근본적인 프로세스를 분석하였다. 자동차산업의 공급 관계를 규명하는 다양한 설명 변수를 포괄적으로 포함함으로써 기존의 연구 결과를 포괄하면서 새로운 결론을 도출할 수 있었다. 둘째, 기존 연구들의 공급처와 구매처 구분의 한계를 넘을 수 있었다. 어떤 기업이든 구매기업이면서 동시에 공급 기업이 될 수 있음에도 기존 연구들은 이자 관계 또는 삼자 관계를 기본 구조 요인으로 규정함으로써 상호작용에 의한 창발을 간과하였다. 본 연구는 공급 네트워크를 복잡 적응계로 보고 기업의 역할을 구분하지 않았으며 각 기업의 속성과 구조 요인들 간 상호작용으로 새로운 구조를 갖는 네트워크를 가정하고 분석하였다. 셋째, 설명 변수 간 의존성 가정 하에 통계적 유의성을 검증했다. 이는 전통적인 회귀분석과 구분되는 ERGM 모형만의 특징이다. 기업들의 속성, 두 기업 간 속성, 구조 요인들의 상호 의존성을 바탕으로 각 요인의 통계적 유의성을 살펴보았다. 마지막으로, 연구 결과를 바탕으로 기업의 속성들을 바탕으로 거래 관계의 발생 가능성을 예측할 수 있다. 실제 거래의 존재 여부를 알 수 없는 경우 기업의 속성과 여러 유의한 설명 변수들의 값을 가지고 납품 가능성을 예측할 수 있다. 예를 들어, 노동 인력의 감소 또는 증가로 인해 기업의 규모가 달라질 경우 공급 관계의 변화를 예측해 볼 수 있다. 또한, 연구 결과 중 P6를 살펴보면 기업들이 서로 공유하는 파트너를 늘림으로써 자동차산업 네트워크의 밀

도를 늘릴 수 있음이 예측 가능하다.

이러한 공헌에도 불구하고 본 논문은 다음과 같은 한계를 갖고 있다. 횡단적 데이터를 분석한 연구로 공급 네트워크의 동적인 특성을 밝혀내지는 못했다. 이는 ERGM 모형의 한계이기도 하지만 동적인 행태를 분석하기 위해서는 시계열 데이터의 확보가 관건이다. 향후 시계열 데이터를 확보하여 자동차산업의 동적 변화 요인을 밝혀낼 수 있기를 기대한다. 방법론적으로는 temporal ERGM (Leifeld et al., 2018), Stochastic Actor Oriented Model (Snijders et al., 2010) 등을 활용하여 동적인 연구로 나아갈 수 있겠다. ERGM 모형의 또 다른 한계가 있다. 종속변수를 링크가 있고 없음이라는 이진 변수만을 다룰 수 있다는 점이다. 두 기업 간의 거래 규모에 따라 링크의 강도를 수치로 나타내고 연속 변수로서 모델링 할 수 없는 한계를 갖고 있다. 이러한 한계를 극복하려는 확장된 모형(Desmarais and Cranmer, 2012b)을 활용한다면 더 다양한 네트워크에 ERGM을 적용할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 오중산(2009), “생산자원과 생산역량 및 성과 간의 인과관계: 자원기반이론에 근거를 둔 실증연구,” **한국생산관리학회지**, 20(4), pp.91-121.
- Akaike, H.(1998), “Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle.” *Selected Papers of Hirotugu Akaike*. New York, NY, Springer, pp.199-213.
- Bellamy, M. A. and R. C. Basole(2013), “Network Analysis of Supply Chain Systems: A Systematic Review and Future Research,” *Systems Engineering*, 16(2), pp.235-249.
- Bellamy, M. A., S. Ghosh and M. Hora(2014), “The Influence of Supply Network Structure on Firm Innovation,” *Journal of Operations Management*, 32(6), pp.357-373.
- Borgatti, S. P., M. G. Everett and J. C. Johnson (2013), *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications Limited.
- Borgatti, S. P. and X. U. N. Li(2009), “On Social Network Analysis in a Supply Chain Context,” *Journal of Supply Chain Management*, 45(2), pp.5-22.
- Carnovale, S. and S. Yeniyurt(2015), “The Role of Ego Network Structure in Facilitating Ego Network Innovations,” *Journal of Supply Chain Management*, 51(2), pp.22-46.
- Chen, H. and T.-J. Chen(2003), “Governance Structures in Strategic Alliances: Transaction Cost Versus Resource-Based Perspective,” *Journal of World Business*, 38(1), pp.1-14.
- Choi, T. Y., K. J. Dooley and M. Rungtusanatham (2001), “Supply Networks and Complex Adaptive Systems: Control Versus Emergence,” *Journal of Operations Management*, 19(3), pp.351-366.
- Choi, T. Y. and Z. Wu(2009), “Triads in Supply Networks: Theorizing Buyer - Supplier - Supplier Relationships,” *Journal of Supply Chain Management*, 45(1), pp.8-25.
- Choi, T. Y., Z. Wu, L. Ellram and B. R. Koka (2002), “Supplier-Supplier Relationships and Their Implications for Buyer-Supplier Relationships,” *IEEE Transactions on Engineering Management*, 49(2), pp.119-130.
- Cranmer, S. J., P. Leifeld, S. D. McClurg and M. Rolfe(2017), “Navigating the Range of Statistical Tools for Inferential Network Analysis,”

- American Journal of Political Science*, 61 (1), pp.237-251.
- Das, T. K. and B.-S. Teng(1998), "Resource and Risk Management in the Strategic Alliance Making Process," *Journal of Management*, 24(1), pp.21-42.
- Desmarais, B. A. and S. J. Cranmer(2012a), "Micro-Level Interpretation of Exponential Random Graph Models with Application to Estuary Networks," *Policy Studies Journal*, 40(3), pp.402-434.
- Desmarais, B. A. and S. J. Cranmer(2012b), "Statistical Inference for Valued-Edge Networks: The Generalized Exponential Random Graph Model," *PLOS ONE*, 7(1), pp.e30136.
- Dyer, J. H. and H. Singh(1998), "The Relational View: Cooperative Strategy and Sources of Interorganizational Competitive Advantage," *The Academy of Management Review*, 23 (4), pp.660-679.
- Edward, H. and W. Mark(2013), "A Complex Network Approach to Supply Chain Network Theory," *International Journal of Operations and Production Management*, 33(4), pp.442-469.
- Ghosh, A., R. Ranganathan and L. Rosenkopf(2016), "The Impact of Context and Model Choice on the Determinants of Strategic Alliance Formation: Evidence from a Staged Replication Study," *Strategic Management Journal*, 37(11), pp.2204-2221.
- Goodreau, S. M., J. A. Kitts and M. Morris(2009), "Birds of a Feather, or Friend of a Friend? Using Exponential Random Graph Models to Investigate Adolescent Social Networks," *Demography*, 46(1), pp.103-125.
- Holland, J. H.(1996), *Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity*, Reading, MA, Addison-Wesley.
- Hunter, D. R.(2007), "Curved Exponential Family Models for Social Networks," *Social Networks*, 29(2), pp.216-230.
- Hunter, D. R., S. M. Goodreau and M. S. Handcock (2008a), "Goodness of Fit of Social Network Models," *Journal of the American Statistical Association*, 103(481), pp.248-258.
- Hunter, D. R., M. S. Handcock, C. T. Butts, S. M. Goodreau and M. Morris(2008b), "ergm: A Package to Fit, Simulate and Diagnose Exponential-Family Models for Networks," *Journal of Statistical Software*, 24(3), pp. 29.
- Kim, D.-Y.(2014), "Understanding Supplier Structural Embeddedness: A Social Network Perspective," *Journal of Operations Management*, 32(5), pp.219-231.
- Kim, J. Y., M. Howard, E. Cox Pahnke and W. Boeker(2016), "Understanding Network Formation in Strategy Research: Exponential Random Graph Models," *Strategic Management Journal*, 37(1), pp.22-44.
- Kim, Y., T. Y. Choi, T. Yan and K. Dooley(2011), "Structural Investigation of Supply Networks: A Social Network Analysis Approach," *Journal of Operations Management*, 29(3), pp.194-211.
- Kito, T., A. Brintrup, S. New and F. Reed-Tsochas (2014), "The Structure of the Toyota Supply Network: An Empirical Analysis," *Available at SSRN 2412512*.
- Lee, Y., I. W. Lee and R. C. Feiock(2012), "Interorganizational Collaboration Networks in Economic Development Policy: An Exponential Random Graph Model Analysis," *Policy Studies Journal*, 40(3), pp.547-573.

- Leifeld, P., S. J. Cranmer and B. A. Desmarais (2018), "Temporal Exponential Random Graph Models with btergm: Estimation and Bootstrap Confidence Intervals," *Journal of Statistical Software*, 83(6), pp.1-36
- Lomi, A. and F. Fonti(2012), "Networks in Markets and the Propensity of Companies to Collaborate: An Empirical Test of Three Mechanisms," *Economics Letters*, 114(2), pp.216-220.
- Lomi, A. and P. Pattison(2006), "Manufacturing Relations: An Empirical Study of the Organization of Production across Multiple Networks," *Organization Science*, 17(3), pp.313-332.
- Louch, H.(2000), "Personal Network Integration: Transitivity and Homophily in Strong-Tie Relations," *Social Networks*, 22(1), pp.45-64.
- Lusher, D., J. Koskinen and G. Robins(2013), *Exponential Random Graph Models for Social Networks: Theory, Methods, and Applications*, Cambridge University Press.
- Lusher, D. and G. Robins(2013), "Formation of Social Network Structure." in D. Lusher, J. Koskinen & G. Robins (Eds.) *Exponential Random Graph Models for Social Networks*. New York, NY, Cambridge University Press, pp.16-28.
- MacDuffie, J. P. and S. Helper(2007), "Collaboration in Supply Chains: With and without Trust." in C. Heckscher & P. S. Adler (Eds.) *The Firm as a Collaborative Community*. Oxford University Press, pp.417-466.
- Mello John, E. and P. Stank Theodore(2005), "Linking Firm Culture and Orientation to Supply Chain Success," *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 35(8), pp.542-554.
- Morris, D., T. Donnelly and T. Donnelly(2004), "Supplier Parks in the Automotive Industry," *Supply Chain Management: An International Journal*, 9(2), pp.129-133.
- Nanda, A.(1993), *Resources, Capabilities, and Competencies*, Division of Research, Harvard Business School.
- Pathak, S. D., Z. Wu and D. Johnston(2014), "Toward a Structural View of Co-Opetition in Supply Networks," *Journal of Operations Management*, 32(5), pp.254-267.
- Pfeffer, J. and G. R. Salancik(1978), *The External Control of Organizations: A Resource Dependence Perspective*, Stanford University Press.
- Podolny, J. M.(1993), "A Status-Based Model of Market Competition," *American Journal of Sociology*, 98(4), pp.829-872.
- Reyes Levalle, R. and S. Y. Nof(2015), "Resilience by Teaming in Supply Network Formation and Re-Configuration," *International Journal of Production Economics*, 160, pp.80-93.
- Robins, G., P. Pattison, Y. Kalish and D. Lusher (2007), "An Introduction to Exponential Random Graph (p^*) Models for Social Networks," *Social Networks*, 29(2), pp.173-191.
- Shalizi, C. R. and A. C. Thomas(2011), "Homophily and Contagion Are Generically Confounded in Observational Social Network Studies," *Sociological Methods & Research*, 40(2), pp.211-239.
- Simmel, G.(1950), "The Dyad and the Triad," *The Sociology of Georg Simmel*, pp.59-68.
- Snijders, T. A. B.(2017), "Stochastic Actor-Oriented

- Models for Network Dynamics,” *Annual Review of Statistics and Its Application*, 4(1), pp.343-363.
- Snijders, T. A. B., G. G. van de Bunt and C. E. G. Steglich(2010), “Introduction to Stochastic Actor-Based Models for Network Dynamics,” *Social Networks*, 32(1), pp.44-60.
- Uzzi, B.(1997), “Social Structure and Competition in Interfirm Networks: The Paradox of Embeddedness,” *Administrative Science Quarterly*, 42(1), pp.35-67.
- Wang, P., G. Robins, P. Pattison and E. Lazega (2013), “Exponential Random Graph Models for Multilevel Networks,” *Social Networks*, 35(1), pp.96-115.
- Wasserman, S. and K. Faust(1994), *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press.
- Wasserman, S. and P. Pattison(1996), “Logit Models and Logistic Regressions for Social Networks: I. An Introduction to Markov Graphs And p,” *Psychometrika*, 61(3), pp.401-425.
- Wernerfelt, B.(1984), “A Resource-Based View of the Firm,” *Strategic Management Journal*, 5(2), pp.171-180.
- Wincent, J.(2005), “Does Size Matter?,” *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 12(3), pp.437-453.
- Wu, Z. and T. Y. Choi(2005), “Supplier - Supplier Relationships in the Buyer - Supplier Triad: Building Theories from Eight Case Studies,” *Journal of Operations Management*, 24(1), pp.27-52.
- Wu, Z., T. Y. Choi and M. J. Rungtusanatham (2010), “Supplier - Supplier Relationships in Buyer - Supplier - Supplier Triads: Implications for Supplier Performance,” *Journal of Operations Management*, 28(2), pp.115-123.

Exploring Endogeneous Processes in Automobile Supply Network: An Exponential Random Graph Model Analysis*

Chulsoon Park** · Ahrom Kang***

Abstract

This paper analyzes the endogeneous processes that make up the supply network of the automotive industry. A supply network is basically a network in which one company provides goods and information to another. The actual network we observe is a structurally emergent form in which several individual endogenous processes interact. The supply network is a complex adaptation system created by interaction processes. Nevertheless, previous studies have overlooked the interaction of these attributes or the endogenous processes. This is largely due to the limitations of existing research methodologies. Therefore, this study will examine the fundamental aspect of supply network as a complex adaptation system by using a new network analysis method that recognizes interactions in supply network.

An Exponential Random Graph Model (ERGM) model was applied to the 2017 Automotive Handbook to explore the underlying processes of the supply network. An ERGM is a novel approach that incorporates endogenous structural effects of network and allows the interactions among various covariates of nodes or links. As a result, the supply network in the automotive industry was basically a chain structure. There were many types of chains that were supplied by suppliers to other companies after its own processing. The basic supply chain did not share intermediaries or skip tiers. In addition, it was difficult to find a structure that directly delivered to customers. In other words, there was no transitivity which can be easily observed in human networks. However, the more intermediaries they share, the more likely they are to

* This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea (NRF-2017S1A5A2A03069011)

** Associate Professor, Sookmyung Women's University, First Author

*** Ph.D candidate, Sookmyung Women's University, Corresponding Author

have a direct trade relationship. In the case of the purchasers, we confirmed the phenomenon of the rich get richer, which is the possibility of additional transaction when receiving from various companies. As for the suppliers, it is revealed that the possibility of additional delivery is lower as they are delivered to various suppliers due to resource limitations.

This study revealed for the first time the endogenous process that constitutes the supply network of the Korean automobile industry. The ERGM model, which recognizes the dependencies between explanatory variables, was used to analyze the fundamental processes of the automotive supply network. Comprehensive inclusion of various explanatory variables to identify the supply relationship in the automotive industry could lead to new conclusions, including the results of previous studies.

Key words: Automobile Industry, Supply Network, Exponential Random Graph Models

-
- 저자 박철순은 한국과학기술원(KAIST) 산업공학과에서 학사 및 석사학위를, 한국과학기술원(KAIST) 경영공학과에서 박사학위를 취득하였다. 현재 숙명여자대학교 경영학부 부교수로 재직 중이며, 주요 관심 분야는 네트워크 시뮬레이션, 공급 네트워크 분석, 네트워크에서의 확산, 개방형 혁신 등이다.
 - 저자 강아름은 현재 숙명여자대학교 일반대학원 경영학부 박사과정에 재학 중이다. 동 대학에서 경영학 및 중어중문 학사, 경영학 석사 학위를 취득하였다. 주요 연구분야는 구매업체와 공급업체 간 공급사슬관리, 자동차산업에서 국내외 완성차 업체의 공급 네트워크 실증 분석 등이다.