pISSN: 1226-7147, eISSN: 2383-9171
https://doi.org/10.17208/jkpa.2022.08.57.4.82

Journal of Korea Planning Association Vol.57, No.4 (2022)
대한국토·도시계획학회지 「국토계획」 제57권 제4호 pp.82-93

Check for updates

경남 미래형자동차부품산업 네트워크 분석

Network Analysis of Gyeongnam Future Automotive Parts Industry

김혜림* · 문태헌**
Kim, Hye-Lim · Moon, Tae-Heon

Abstract

The automotive industry is experiencing a paradigm shift towards future mobility. Accordingly, the infrastructure of automotive manufacturing is expected to change through an influx of firms with relevant technological capabilities. This study evaluated the current state of the future mobility manufacturing industry in Gyeongnam using authentic inter-company transaction data. The spatial distribution of the network was defined reflecting the real locations of the constituent companies. This network was mainly concentrated in the central and eastern regions and was formed without being bound by the boundaries of administrative districts. A subgroup was formed using two companies located in Changwon. Through node centrality analysis, companies with a high degree of centrality were distributed in various regions, and most companies with high betweenness centrality and closeness centrality were located in Changwon. Exponential Random Graph Model (ERGM) analysis showed that transitivity was a considerably influential structural factor. In addition, significantly more transactions existed between companies with a similar number of employees, large difference in sales, and the same industry code. Hence, in conclusion, the future mobility manufacturing industry in Gyeongnam requires linkage and cooperation beyond administrative districts, and an effective industrial strategy considering the characteristics of the company is necessary.

주제어 미래형자동차부품산업, 네트워크 분석, ERGM, 산업생태계
Keywords Future Automotive Parts Industry, Network Analysis, Exponential Random Graph Model (ERGM), Industrial Ecosystem

Ⅰ. 서 론

1. 연구의 배경 및 목적

자동차산업은 지난 수십여 년간 국내 경제를 이끈 대표적인 기간산업으로 현재에도 자동차산업이 산업 전반에 미치는 파급효과는 매우 크다. 그러나 다른 산업과 마찬가지로 코로나19의 확산으로 인한 피해는 감당할 수 없는 수준으로까지 치닫고 있다(황선자 외, 2020). 특히 우리나라 자동차산업은 해외 판매 비중이 80%에 달하기 때문에 세계 자동차 수요의 대폭적인 감소가 중소부품업계와 외국계 완성차업체에 치명적인 타격을 입힐 가능성도 배제할 수 없다(맹지은·이항구, 2020). 또한, 현재 자동차산업의 패러다임도 변화하고 있으며, 전통적인 내연기관 개념의 자동차가 인공지능, 자율주행 등의 기능을 탑재한 미래형자동차로 전환되고 있다. 이에 따라 자동차 부품의 종류와 개수, 전체적인 자동차산업의 구조도 변화될 것으로 예상된다. 부품 면에서는 기존 기계부품 수요가 감소하는 대신 전기장치부품 및 소프트웨어를 포함하는 새로운 기술기반 부품의 수요가 증가할 전망이다(한국은행 울산본부·경남본부, 2020). 전통적인 내연기관의 자동차 부품 수는 2만~3만 개 정도지만, 미래형자동차 전기차는 1만~1만

* Master Student, Department of Urban Engineering, Gyeongsang National University (First Author: hyelim0519@naver.com)
** Professor, Department of Urban Engineering, ERI, Gyeongsang National University (Corresponding Author: thmoon@gnu.ac.kr)

5,000개에 불과하다. 즉, 내연기관에 특화된 부품업체들은 생존이 어려워짐을 의미한다. 산업구조 면에서 전통적인 자동차산업은 소수의 완성차업체를 중심으로 폐쇄적이고 수직적인 산업구조가 특징적이지만 미래형자동차로의 기술적 이행이 가속화되면서 관련 기술 역량을 갖춘 기업의 유입 과정에서 개방적이고 수평적인 산업구조로 변화할 것으로 보인다.

자동차산업의 기술 경쟁력을 좌우하는 산업은 자동차부품산업이라고 할 수 있다. 자동차는 본래 크고 작은 수만 개의 부품을 필요로 하고, 이를 생산하는 대부분의 부품 업체가 하나의 완성차 업체만을 대상으로 하지 않기 때문에 자동차부품산업의 경우 특히 매우 복잡한 네트워크를 형성하고 있다. 이에 기존의 선행연구들에서는 네트워크 분석 기법을 활용하여 전반적인 기업 간의 네트워크 구조, 노드 단위에서의 분석은 가능하지만 네트워크상 유의한 구조 요인, 노드 간 연결에 영향을 미치는 노드 속성 등을 파악하기에는 한계가 있다. 따라서 산업구조 변화에 맞춰 새로운 산업육성을 위해서는 기존의 연구에서 활용되고 있는 네트워크 분석기법을 기반으로 네트워크를 형성하는 구조 요인 파악이 요청된다.

이에 본 연구에서는 경남의 미래형자동차부품산업을 대상으로 네트워크 분석과 네트워크 구조 형성 요인 파악을 위한 ERGM (Exponential Random Graph Model) 분석을 동시에 진행하고자 한다. 미래형자동차부품산업은 경남의 선도산업 중 하나로, 전기자동차(xEV) 관련 부품인 전동식 섀시 융합시스템, 전기동력전달시스템 등이 핵심 품목인 산업으로서, 경남의 미래산업을 이끌어나갈 분야이다.

분석방법으로는 먼저 네트워크의 공간적 시각화와 네트워크 기초통계량, 노드 중요도를 바탕으로 일차적인 네트워크 분석을 실시한다. 다음으로는 ERGM 분석을 통해 경남의 미래형자동차부품산업 네트워크에서 유의한 네트워크 구조는 어떤 것이 있고, 어떠한 영향요인이 기업 간 상호작용을 발생시키는지를 알아보고자 한다. 마지막으로 분석 결과를 바탕으로 경남 미래형자동차부품산업의 정책적 함의를 도출하고자 한다.

Ⅱ. 문헌연구

산업구조 파악을 위한 분석방법으로는 네트워크 분석을 주로 활용하고 있으며, 네트워크분석 관련 선행연구는 〈표 1〉과 같다. 이와 함께 면밀한 산업구조 파악이 가능한 ERGM 분석방법을 활용한 연구 중심으로 검토하였다.

네트워크분석과 관련하여 자동차산업 네트워크를 분석한 소수의 사례가 있다(정재헌, 2017; 강아롬 외, 2019; 김영롱·김국동, 2019; 박철순·강아롬, 2020). 해당 연구는 실제 기업 거래 데이터를 활용하여 자동차산업 네트워크를 시각화하고, 밀도 등 네트워크 통계량을 이용하여 네트워크 구조를 분석하였다. 분석 깊이는 네트워크의 최하단 구성요소인 노드 수준에서 주로 이루어졌다. 연결중심성, 매개중심성, 근접중심성 등 관점을 달리하여 노드중심성을 도출하였다. 노드중심성 도출과 더불어 커뮤니티 탐지를 진행한 연구도 있었다(김혜림·문태헌, 2021).

ERGM 분석과 관련해서는 최근 소수의 연구가 있었다. 예비교원 간 네트워크(김성연·김종민, 2020), 학급 친구 간 네트워크(강윤경 외, 2021) 등 개인 간 네트워크를 분석한 사례, 재난안전 유관기관 간 네트워크(서인석·이동규, 2014), 고용관련 유관기관 간 네트워크(서인석, 2018) 등 기관 간 네트워크를 분석한 사례, 자동차산업 관련 기업 간 네트워크(박철순·강아롬, 2020) 등 기업 간 산업 네트워크를 분석한 사례 등이 있었다. 〈표 1〉의 ERGM 관련 선행연구는 공통적으로 분석 변수로 내재적 구조요인을 투입하였으며, 노드의 속성이나 양자 간 변수를 투입하여 분석하기도 하였다.

국외문헌의 경우 분석의 공간 단위를 주로 전 세계(Smith et al., 2019; Smith and Sarabi , 2022)로 하고 있으며, 데이터는 Orbis의 소유권 데이터, UN Comtrade의 국제 무역 데이터를 활용하고 있다. 분석은 MPNet, Infomap 등의 소프트웨어를 활용하여 네트워크 분석 및 ERGM 분석을 진행하고 있었다. 네트워크 분석에서 활용하는 지표는 국내 연구와 마찬가지로 노드 수, 링크 수, 노드중심성 등을 활용(Russo et al., 2022; Kumar et al., 2022)하고 있으며, 노드중심성과 머신러닝을 활용하여 링크를 예측하는 연구(Kumar et al., 2022)도 있었다. ERGM 분석에서 활용하는 지표도 국내 연구와 마찬가지로 노드 속성, 양자 간 변수, 구조요인 등을 활용하고 있었다.

산업 네트워크 분석 관련 선행연구를 종합해보면, 데이터 면에서는 한국기업데이터나 분석하고자 하는 산업 관련 발간 자료에서 거래데이터를 확보하였다. 분석방법 및 분석도구 면에서는 대부분 Netminer, UCINET, R 등의 프로그램을 활용하였으며, ERGM을 활용한 사례는 많지 않았다. 분석지표 면에서는 네트워크 분석과 ERGM 분석이 별도로 진행되고 있다. 일반적인 네트워크 분석에서는 주로 네트워크 시각화를 통해 대략적인 네트워크의 형태를 파악하고, 노드중심성 지표를 통해 네트워크에서 중심 노드를 파악하는 연구가 이루어지고 있다. 이러한 분석에 ERGM 분석이 더해질 경우 네트워크의 구조를 보다 심도 있게 파악할 수 있다. 가령 해당 네트워크에서 어떤 구조요인이 유의하게 많이 포함되어 있는지, 어떤 특성을 가진 노드 간에 연결이 이루어질 가능성이 높은지와 같은 부분을 파악할 수 있다. 그 결과를 통해 보다 효율적인 산업정책이 제시될 수 있을 것이다. 따라서 본 연구에서는 네트워크 시각화, 노드중심성 도출 등이 주를 이루는 일반적인 네트워크 분석과 ERGM 분석이 유기적으로 이루어져야 한다고 판단하였다.

한편, 산업 네트워크 분석은 기업을 대상으로 이루어지기 때문에 기업의 실제 위치, 연결된 기업 간 거리 등 지리적 분포도 매우

Table 1. Comparison of research cases

Case	Purpose	Data	Tools	Indicators
Jeong (2017)	Discovery of clusters through automotive industry network analysis and analysis of the characteristics of the automotive industry ecosystem.	Korean enterprise data	Newrok analysis / R	Node centrality
Seo (2018)	Several hypotheses were established and verified in order to find a significant structural cause of the cooperative network between employment-related organizations in Jeju.	Survey data	ERGM / Netminer	Structural factor
Kang et al. (2019)	Comparing and analyzing the node location and influence of the basic transaction relationship network of the automobile industry and the network reflecting the connection strength.	Marklines China joint venture data	Network analysis / UCINET	Node centrality
Kim and Kim (2019)	Analyze the spatial change of the network due to the technological transition from internal combustion locomotives to electric vehicles and hydrogen vehicles.	Korean enterprise data	Network analysis / -	Node centrality
Smith et al. (2019)	Applying ERGM to international trade and ownership datasets to analyze firm-level activity and international production networks in a high-tech industry (medical and precision instruments).	Orbis, UN Comtrade	ERGM / MPNet	Bilateral variables, structural factor
Park and Kang (2020)	Analyze the supply network of the automobile industry using company attributes, bilateral variables, and structural factors as variables, and derive propositions based on the results.	KOREA Auto Industries Coop. Association data	ERGM / UCINET, R	Company attributes, bilateral variables, structural factor
Kang et al. (2021)	Analyze the homogeneity and correlation of individual attributes for class network analysis, and confirm the statistical significance of structural factors.	Korea Child-Adolescent Happiness Index	ERGM / R	Bilateral variables, structural factor
Kim and Moon (2021)	Analyzes node centrality and network structure for network analysis in the automotive industry, and detects communities.	KOREA Auto Industries Coop. Association data	Network analysis / R	Node centrality
Smith and Sarabi (2022)	Using ERGM to analyze the determinants of intra-firm trade at the country-level intra-company trade network for each segment of the automotive production chain.	Orbis, UN Comtrade	ERGM / -	Country attributes, bilateral variables, structural factor
Russo et al. (2022)	Analyze the relative importance of each cluster in the automotive international trade network, the interconnections between them, and the contribution of components and parts in the cluster.	UN Comtrade	Network analysis / Infomap	Number of nodes, number of links, flow within, exit flow

중요하다. 하지만 공간적 개념을 바탕으로 분석한 사례는 많지 않았다. 특히 자동차산업은 지리적 제약이 큰 산업으로 자동차 부품 생산 업체들은 완성차기업 주변에 입지하려는 경향이 있는 등(김영롱·김국동, 2019) 공간적 개념이 특징적인 산업이지만 이와 같은 부분은 선행연구에서 반영되지 못했다.

따라서 본 연구는 경남의 미래형자동차부품산업 기업의 실제 공간적 분포를 반영하여 네트워크 시각화 및 분석을 진행하고자 한다. 또한 노드 단위에서 네트워크상 중요한 위치를 차지하고 있는 기업을 찾는 것과 동시에 ERGM을 활용하여 경남 미래형자동차부품산업을 모형화한 후에 유의한 내부 구조 및 기업 속성을 탐색하고자 한다. 본 연구는 경남지역의 네트워크 구조 및 내생적인 역량을 파악한다는 점에서 의의가 있다.

Ⅲ. 데이터 구축 및 연구방법

1. 데이터 구축

경남의 미래형자동차부품산업 네트워크를 분석하기 위해 한국기업데이터(KoDATA)를 사용하였다. 한국기업데이터는 약 1,100만 개에 이르는 국내 최대의 기업정보를 제공하고 있으며, 250여 명의 전문 신용조사원들이 기업체들을 직접 현장 조사하여 확인한 신뢰성 있는 정보를 제공한다. 한국기업데이터는 기업의 주소, 산업코드, 종업원 수, 매출액, 총자산 등 기업 속성 데이터뿐만 아니라 이들의 거래관계(구매처 기업, 판매처 기업 각 최대 3개 기업) 데이터를 제공한다. 본 연구는 한국기업데이터로부터 경남 기업 데이터 32,900건을 확보하였다. 이 중 미래형자동차부

품산업에 해당하는 기업들을 추출하기 위해 경남 전략산업 육성 종합계획(산업연구원, 2020)의 미래형자동차부품산업 세부업종 분류에 따라 23개 산업코드를 기준으로 필터링하였다. 한편, 경남 기업들의 거래처는 경남지역뿐 아니라 전국에 분포하고 있으나, 경남 외의 지역 기업에 대한 속성 데이터와 이들의 거래관계 데이터는 확보가 현실적으로 어려운 실정이다. 따라서 기준 기업에 대한 구매처, 판매처도 경남 외의 기업은 제외하고, 경남 기업에 대해서만 통계적으로 산업 네트워크를 파악하고자 하였다. 이에 따라, 경남 외 기업들과의 거래관계만 있는(즉, 경남 기업과의 거래관계가 없는) 기업들은 분석에서 제외하였다. 또한 기업의 속성도 분석에 활용할 것이기 때문에, 기업의 속성에 결측치가 있는 기업도 제외하였다. 그 결과, 총 306개의 기준 기업이 추출되었고, 이들의 거래기업 중 기준 기업과 중복되는 기업은 제외하고 나머지 기업들을 추가하여 총 1,097개의 기업으로 구성된 노드 데이터를 구축하였다.

본 연구에 활용한 1,097개 기업의 기초통계량은 〈표 2〉와 같다. 시·군별로 나누어 살펴보면, 창원이 421개로 가장 많고, 다음 김해시(298개), 함안군(167개), 진주시(67개) 순이다. 평균 종사자 수는 204명이며, 시·군별로는 진주시가 920명으로 가장 많고, 다음 함안군(340명), 창원시(285명), 거제시(262명) 순이다. 평균 매출액은 81,396,766원이며, 시·군별로는 김해시가 272,918,908원으로 가장 많고, 함안군(197,081,897원), 진주시(143,237,005원), 창원시(126,368,755원) 순이다. 따라서 분석에 활용한 미래형자동차부품산업 관련 기업은 창원, 김해, 함안, 진주, 거제에 집중 분포하고 있음을 알 수 있다.

거래관계, 엣지(edge) 데이터는 binary 네트워크로 노드(node) 간 엣지가 있을 경우 1, 그렇지 않은 경우는 0으로 표시하여 인접행렬(adjacency matrix)을 구축하였다. 그 결과 노드는 1,097개, 엣지는 997개이다.

2. 연구방법

네트워크분석은 일차적으로 지리적 분포를 반영하여 네트워크를 시각화하고, 네트워크 통계량을 도출하여 전체 네트워크의 대략적인 구조를 추정하고자 한다. 다음 노드중심성을 도출하여 노드의 연결정도, 매개성, 다른 노드들과의 거리 등을 고려하였을 때, 중심이 되는 노드와 해당 노드들의 특성을 파악하고자 한다. 마지막으로 ERGM을 활용하여 실제 네트워크를 잘 구현하는 모형을 구축 및 검증하고, 네트워크에 유의한 영향을 주는 내부 구조 요인과 양자 간 변수(노드 간 속성값의 차이)를 탐색하고자 한다.

Table 2. Company descriptive statistics

Statistics	Value
Number of companies	1,097
Average number of employees	204
Average sales (won)	81,396,766

1) 노드중심성(Node centrality)

노드중심성은 관점에 따라 연결중심성(Degree centrality), 매개중심성(Betweenness centrality), 근접중심성(Closeness centrality) 등으로 측정할 수 있다(김혜림·문태헌, 2021). 연결중심성은 해당 노드가 네트워크 내에서 다른 노드들과 연결되어 있는 링크의 합으로 산출된다(강아롬 외, 2019). Freeman(1979)은 연결중심성이 관계 활동 양을 반영하며, 연결중심성이 높은 행위자는 다른 행위자들과 직접적인 관계를 맺고 있으므로, 원하는 정보를 획득할 확률이 높고, 네트워크 내에서 영향력이 크다고 설명하였다. 산정방식은 식 (1)과 같다(전희주, 2015).

$$C_D p_k = \sum_{i=1}^{n} d(p_k, p_i)$$
$$d(p_k, p_i) = \begin{cases} 1, \text{ 노드 } p_k \text{와 } p_i \text{ 연결 있으면} \\ 0, \text{ 그러치 않으면} \end{cases} \quad (1)$$

매개중심성은 사이중심성이라고도 하며 한 노드가 다른 노드들 사이에 위치하는 정도를 의미한다(정보권·이학연, 2014). 매개중심성이 높은 노드는 전체 노드 간 경로 가운데 최단경로상에 위치하는 횟수가 많은 노드이며, 서로 다른 그룹 사이를 연결하는 노드로 볼 수 있다. 일반적으로 노드 v의 매개중심성($C_B(v)$)은 식 (2)와 같다(허명회, 2012).

$$C_B(v) = \sum_{i \neq vj \neq v, \neq i} \sum \frac{g_{ivj}}{g_{ij}}, \; v = 1, \cdots, n$$
$$g_{ij} : \text{노드 } i \text{에서 } j \text{로 가는 최단경로 수}$$
$$g_{ivj} : \text{노드 } i \text{에서 } j \text{로 가는 최단경로 중 } v \text{를 거치는 경로 수} \quad (2)$$

근접중심성은 인접중심성이라고도 하며 한 노드가 네트워크의 다른 모든 노드들과 근접하는 정도를 의미한다(정보권·이학연, 2014). 이는 해당 노드와 다른 모든 노드 간 평균 최단거리의 역수로 정의된다(김홍석·이태림, 2013). 일반적으로 n개의 노드로 구성된 네트워크에서 노드 i의 근접중심성($C_c(i)$)은 식 (3)과 같다(허명회, 2012).

$$C_c(i) = \frac{n-1}{\sum_{j \neq i} d(i,j)}, \; i = 1, \cdots, n \quad (3)$$

2) 사회연결망 이론과 ERGM(Exponential Random Graph Model)

Holland and Leinhardt(1981)는 사회 네트워크에 대한 로그 선형 모형을 최초로 제안하였다. 이를 P1 모형이라 부르며, 두 행위자 간의 독립성을 가정한 것이 특징이다. P1 모형은 사회 네트워크 연구에서 상당히 확장되고 일반화되어 왔으나 공간 통계의 발전을 기반으로 Frank and Strauss(1986)는 Markov Random Graph Model을 도입하고, Markov 구조에 대한 의존 형태를 소개하고 있으며, 이를 P* 모형이라 부른다(Hunter et al., 2008a). 이후 Wasserman and Pattison(1996)은 P* 모형을 지속적으로 발전시켜왔으나 Pseudo-likelihood estimation을 이용한 초기 P* 모형은 네트워크의 복잡성을 적절하게 반영할 수 없어 관찰된 네트워크를 제대로 재현하지 못하는 한계점을 드러냈다(Robins and Morris, 2007). 이러한 문제를 해결하기 위해 Snijders(2002)와 Hunter and Handock(2006)는 Markov Chain Monte Carlo Maximum Likelihood 기법을 이용하여 네트워크를 모형화할 것을 제안하였으며, 이후 이 모델에 관계의 분포, 이행성 등 다양한 관계의 의존성(tie dependency)에 대한 가정을 추가함으로써 현재의 ERGM 기법으로 자리잡게 되었다(박현희, 2019).

ERGM의 토대가 되는 사회연결망 이론은 다음과 같은 가정을 전제로 한다. 사회연결망에는 사회적 관계의 가장 기본적인 속성인 상호호혜성(Reciprocity)이 존재한다. 두 사회적 주체는 일방적인 관계보다는 서로 주고받는 관계를 맺는 성향이 존재한다는 것이다(Wasserman and Faust, 1994). 상호호혜성은 가장 일반적인 사회규범으로 인식되기 때문에 종종 사회적 신뢰수준을 측정하는 척도로 간주되기도 한다. 즉, 상호호혜적 성향이 높은 집단은 구성원들 간의 사회적 신뢰수준이 높다고 추정할 수 있는 것이다(Coleman, 1988).

또한, 추이성(Transitivity)이 존재하는데, 이는 A가 B, C와 친구 사이일 경우 B와 C가 친구 사이가 될 가능성이 높음을 의미한다. Granovetter(1973)는 위와 같은 경우에서 B와 C 간의 관계가 형성되지 않는 현상을 극히 비자연스러운 것으로 보고 이를 "금지된 삼자관계(Forbidden triad)"라 명명하였으며, 네트워크에서는 개인들이 현재의 사회적 관계를 바탕으로 점차 연결망을 확장해나가는 추이성 현상이 보편적으로 나타난다고 하였다.

사회적 연결망의 또 다른 전제는 동종선호(Homophily) 현상이다. 동종선호란 사회적 관계에서 개인이 자신과 유사한 특징을 갖는 타인과 관계를 맺고자 하는 성향을 의미한다(McPherson and Smith-Lovin, 1987). 동종선호 현상은 집단 수준에서 어떤 공통점 또는 공동의 목표를 갖는 개인들은 응집력이 강한 하위집단(Cohesive subgroup)을 구성하게 되는 일종의 군집(Clustering) 현상으로 이어지기도 한다(박현희, 2019). 이와 같이 사회 네트워크에서는 각 주체들 간의 관계가 비독립적인 것으로 보고 있기 때문에, 상호 독립성을 전제하는 회귀분석을 네트워크 분석에 적용하는 것은 한계가 있다. ERGM은 이러한 한계점을 극복하기 위해 개발된 기법이라 할 수 있으며, 해당 네트워크에서 관찰된 군집 현상의 주된 원인이 무엇인지 검증할 수 있다는 점에서 사회연결망의 구조와 그 기저의 역학에 대한 이해를 높일 수 있다는 장점이 있다(박현희, 2019).

ERGM 측정은 몬테카를로 마르코프 체인(Markov chain Monte Carlo)의 시뮬레이션 알고리즘으로 근사치의 자료를 생성하게 되고, 이 무작위의 자료가 유의성을 확보하기 위해 2,000번의 반복측정을 수행하고, t값을 통해 측정된 파라미터의 유의성을 확인한다(서인석, 2018). t값은 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 도출된 파라미터 계수값들의 편차값들의 평균을 표준편차로 나눈 값이다. 즉, 이 값은 파라미터 계수값을 산출함에 있어서 각각의 시뮬레이션 결과가 반복적으로 같은 값에 수렴되는 정도를 의미하며, 0에 가까울수록 결과가 우수하다고 평가할 수 있다. ERGM 식은 아래와 같다(Robins et al., 2007).

$$\Pr(Y = y) = (\frac{1}{k})\exp\sum_{A}\eta_A g_A(y) \quad (4)$$

이때, A는 모든 구조구성요인(configuration)의 합, η_A는 특정 구조구성요인 A의 파라미터, $g_A(y) = \Pi_{yij \in Ayij}$ 해당 구조구성요인 A가 관찰된 경우의 네트워크 통계량, k는 표준화를 위한 상수값을 의미한다(박현희, 2019). 본 연구에서는 통계 소프트웨어 R을 사용하여 ERGM을 네트워크 분석에 활용하였다.

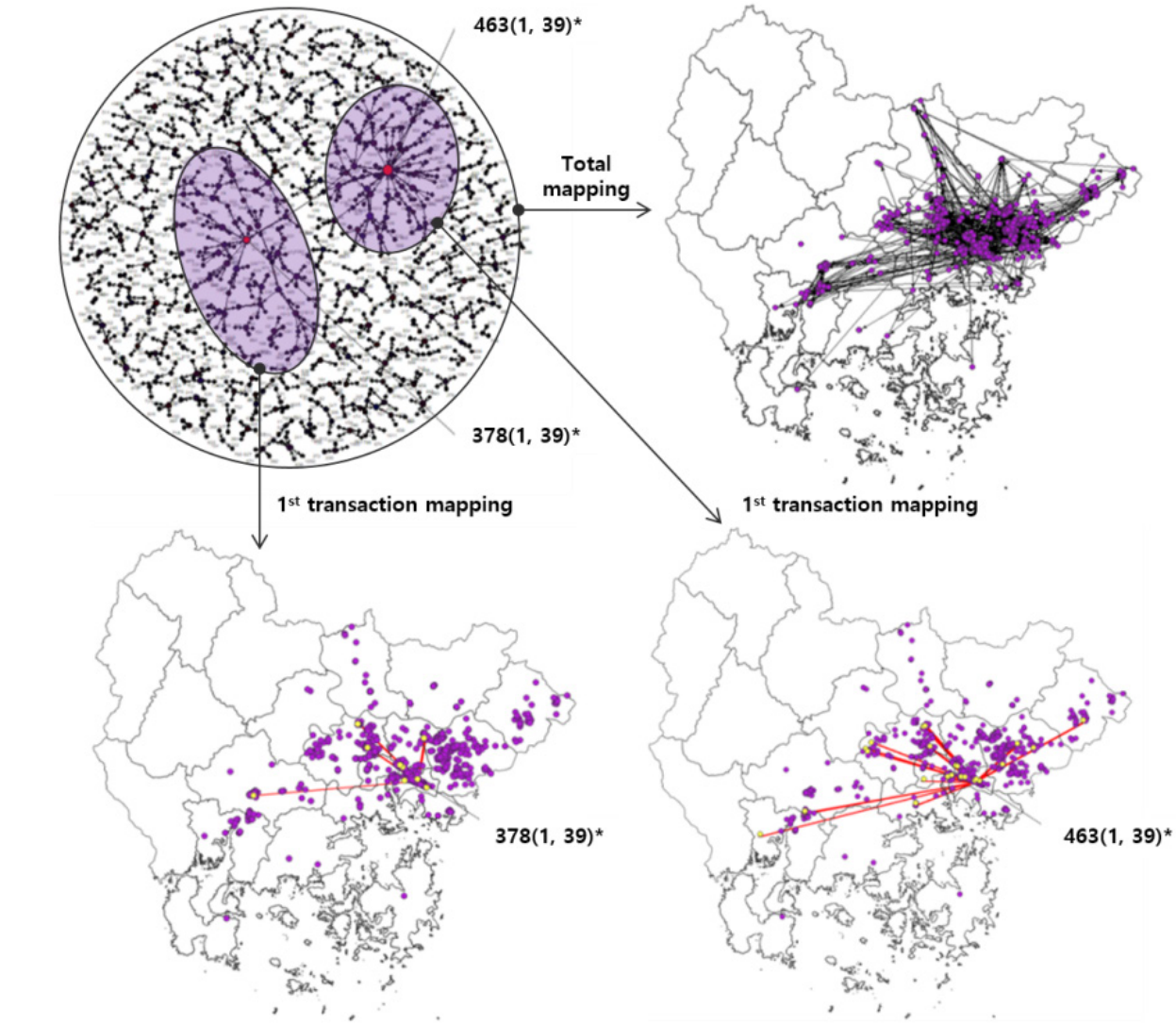
Ⅳ. 실증분석

1. 네트워크 분석

통계 소프트웨어인 R 프로그램을 이용하여 네트워크를 시각화하였다(그림 1). 좌측 상단 그림은 노드의 위치를 무작위로 배치한 네트워크 그림이며, 우측 상단 그림은 기업의 주소지를 지오코딩으로 좌표로 변환하여 노드의 실제 위치를 반영한 네트워크를 그리고, 지도 위에 시각화한 결과이다.

좌측 상단 그림을 통해 463번 기업과 378번 기업을 중심으로 두 개의 하위 집단이 분리되며, 두 집단은 각 집단의 중심 기업 간 몇몇 매개기업을 통해 연결되는 양극화 구조(Polarized structure)를 확인하였다. 우측 상단 그림을 통해 경남의 미래형자동차부품산업 관련 기업은 주로 창원시, 김해시, 함안군 등 중부권과 동부권에 위치하고 있으며, 네트워크는 시·군·구 행정구역 경계에 얽매이지 않고 형성되어 있음을 확인할 수 있다.

경남 미래형자동차부품산업 네트워크의 중심 기업으로 파악되는 463번 기업, 378번 기업과 직접적인 연결을 맺고 있는 기업의



* Company number (degree centrality ranking, degree centrality value)

Figure 1. Gyeongnam future automotive parts industry network

네트워크 분포는 〈그림 1〉의 하단과 같다. 463번 기업은 국내 유일한 자동차 엔진 제조 부품사이며, 친환경 자동차부품을 생산하고 있는 기업이기 때문에 1차 연결기업이 많은 중심기업으로 도출된 것으로 판단된다. 378번 기업은 자동차 변속기 및 차축 등을 제조하는 전문업체이며, 신성장동력 관련 투자를 확충하고 있는 기업이기 때문에 1차 연결기업은 적으나 연결이 여러 차례 길게 이어지는 중심기업으로 도출된 것으로 판단된다. 463번 기업의 1차 연결기업은 평균 종사자 수가 46명, 평균 매출액이 16,628,744원, 378번 기업의 1차 연결기업은 평균 종사자 수가 18명, 평균 매출액이 4,820,681원으로 463번 기업이 378번 기업보다 큰 규모의 기업들과 거래하고 있음을 확인하였다. 또한 463번 기업과 378번 기업의 1차 연결기업의 업종은 공통적으로 C30331(자동차용 신품 동력 전달장치 제조업), C30399(그 외 자동차용 신품 부품 제조업)이 대부분이었다.

네트워크 전체적인 특징을 파악하기 위해 네트워크 구조와 관련된 통계량을 산출하였다(표 3). 네트워크 크기는 네트워크를 이루고 있는 노드 수와 엣지 수를 나타낸다. 네트워크 밀도는 총 엣지 수를 네트워크 내에서 가능한 모든 엣지 수로 나누어 산출하는데, 기업들이 긴밀하게 연결되어 있는지, 느슨하게 연결되어 있는지를 알 수 있다. 상호호혜성은 사회적 관계의 가장 기본적인 속성으로, 두 사회적 주체(Social entities)는 일방적인 관계보다

Table 3. Network statistics

Statistics	Value
Size	1097 / 997
Density	0.0008
Mean distance	6.3749 / 3.3692
Reciprocity	0.1464
Transitivity	0.0048
Centralization	0.0156

는 서로 주고받는 관계를 맺는 성향이 존재한다는 것이다(Wasserman and Faust, 1994). 네트워크 평균거리는 네트워크상 임의의 두 노드가 평균적으로 몇 단계의 링크를 걸쳐서 연결이 가능한지를 의미한다(김혜림·문태헌, 2021). 추이성은 관계의 추이성이 성립되는 상대적 빈도로 친구의 친구가 되고 싶은 비율이며, (B→C)의 패턴의 수를 (B→A→C) 패턴의 수로 나눈 값으로 나타낸다(전희주, 2015). 집중도(Centralization)는 네트워크 전체가 하나의 중심으로 집중된 정도이다.

경남의 미래형자동차부품산업 네트워크의 크기는 노드 1097개, 엣지 997개이며, 밀도는 0.0008이다. 네트워크 평균거리는 방향성을 고려하지 않을 경우는 6.3749, 방향성을 고려할 경우는 3.3692이다. 상호호혜성은 0.1464, 추이성은 0.0048, 집중도는 0.0156으로 도출되었다. 네트워크 통계량 산출 결과를 종합하면 밀도가 비교적 낮고, 평균 연결거리는 짧으며, 네트워크 집중도가 높은 것으로 보아 경남 미래형자동차부품산업 네트워크는 분절된 형태의 네트워크임을 알 수 있다. 또한 상호호혜성과 추이성은 비교적 높게 나타나 각각의 분절된 그룹 내 노드들은 높은 신뢰성을 바탕으로 서로 결집되어 있음을 알 수 있다.

노드중심성 상위 20위 기업은 〈표 4〉와 같다. 기업 정보 보호를 위해 기업명은 노드 번호로 대체하였다. 노드의 연결중심성은 네트워크 시각화 결과와 같이 463번 기업 39, 378번 기업 11 순으로 높게 나타났다. 463번 기업과 378번 기업은 눈에 띄는 하위그룹을 형성하고 있으나 둘은 차이가 있다. 463번 기업은 직접적인 연결이 많은 반면, 378번 기업은 직접적인 연결이 463번 기업보다 적으나 이들이 다시 연결 관계를 맺고 있는 기업은 많은 것으로 나타났다. 연결중심성이 높은 기업은 위치 면에서는 창원시, 김해시, 진주시, 함안군 등 다양한 지역에 위치하고 있는 기업으로 나타났다. 경남은 각 지역별로 비교적 고르게 직접적인 연결이 많은 기업이 분포하고 있는 것으로 해석된다.

매개중심성이 높은 기업은 대부분 창원시에 위치하고 있는 기업이며, 연결중심성 1, 2위를 차지한 463번 기업과 378번 기업 모두 매개중심성도 높게 나타났다. 또한 매개중심성 기준 상위 20개 노드 중 10개의 노드가 463번 기업과 직접적으로 연결을 맺고 있는 기업이었다. 매개중심성은 네트워크 내에서 노드별 매개자 혹은 중재자 역할로서의 중심성을 측정하는 것으로, 매개중심성이 높은 노드일수록 네트워크의 흐름을 제어할 수 있는 통제력이 커진다(김혜림·문태헌, 2021).

근접중심성이 높은 기업은 대부분 창원시, 함안군에 위치하고 있는 기업으로 나타났다. 연결중심성과 매개중심성이 모두 높았던 378번 기업은 근접중심성 상위 20위에는 포함되지 않았다. 네

Table 4. Node centrality

Rank	Degree centrality		Betweenness centrality		Closeness centrality	
	Company number	Value	Company number	Value	Company number	Value
1	463	39	463	1585.5	463	0.0711
2	378	11	141	505.5	89	0.0543
3	565	9	565	364.0	2	0.0532
4	33	6	378	194.5	141	0.0531
5	35	6	170	185.5	74	0.0519
6	38	6	89	177.0	15	0.0514
7	52	6	125	172.0	170	0.0507
8	64	6	81	160.0	218	0.0504
9	86	6	285	140.0	81	0.0500
10	89	6	253	136.0	167	0.0500
11	121	6	15	135.0	125	0.0499
12	131	6	2	134.5	82	0.0497
13	141	6	167	132.5	216	0.0493
14	175	6	294	113.0	5	0.0490
15	190	6	140	105.0	10	0.0490
16	19	6	216	99.5	103	0.0490
17	271	6	210	99.0	138	0.0490
18	273	6	644	88.5	173	0.0490
19	294	6	218	81.0	51	0.0483
20	321	6	231	79.5	97	0.0483

트워크 시각화 결과에서와 마찬가지로 378번 기업은 여러 차례 길게 연결이 이어지나, 직접적으로 일차적인 연결을 맺고 있는 기업은 적기 때문이다. 근접중심성이 높다는 것은 자신이 가진 자원을 전체 네트워크에 가장 빠르게 배포하고 확산시킬 수 있음을 의미한다(김지영·이선희, 2013). 노드중심성이 높게 나타난 기업의 속성 평균값은 종사자 수, 매출액 모두 연결중심성, 매개중심성, 근접중심성 순으로 크게 나타났다.

2. ERGM 분석

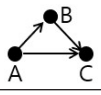
1) 투입변수

ERGM은 구조요인, 노드 속성 등과 같은 설명변수를 투입하여 네트워크 인접행렬을 도출하는 과정이다. ERGM 구조요인은 Edges(물자를 공급하는 기본 프로세스), Twopath(내가 공급받으면 나도 공급한다), Transitivity(나의 납품처의 납품처는 나의 납품처이다), Popularity(다양한 거래처로부터 공급받는 경향), Activity(다양한 납품처에 납품하는 경향) 등 다양하다(박철순·강아롬, 2020). 이 중 실제 네트워크를 가장 잘 설명할 수 있는 핵심 구조요인을 파악하여 모형에 투입하여야 한다. 이러한 판단은 탐색적인 연구를 진행하는 경우 직관적으로 판단하기 어려울 수 있으므로 시뮬레이션 결과를 보고 가설을 수정하여 다시 계수값과 적합도를 산출하는 과정을 반복함으로써 보다 양질의 모형화가 가능하다(박현희, 2019).

본 연구는 여러 경우의 시뮬레이션 결과를 토대로 Edges, Transitivity를 구조요인 설명변수로 투입하였다(〈표 5〉 참조). Edges는 한 노드가 다른 노드와 연결을 가지는 것이다. ERGM에서 Edges 변수는 회귀분석에서 절편 항(Intercept term)과 유사한 의미가 있고, ttriple은 A가 B의 공급처이고, B가 C의 공급처인데, A가 C의 공급처인 경우(즉, 나의 친구의 친구가 나의 친구인 경우)를 의미한다.

양자 간 변수는 두 기업 간 속성의 유사성(Homophily)으로, 연구에 사용한 노드 속성은 종사자 수, 매출액, 산업코드이다. 종사자 수와 매출액은 서열척도로 ergm 패키지의 absdiff 항목을 사용하여 연결된 두 노드의 속성 값의 절대 차로 계산하였다. 산업코드는 명목척도로 ergm 패키지의 nodematch 항목을 사용하여 산업코드에 따른 균일 동종 및 차등 동종을 계산하였다.

Table 5. ERGM structure factors

Structure factor	Process	Diagram
Edges	A supplies B	
Transitivity	A supplies B, B supplies C, and A supplies C	

2) 분석결과

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

모형의 적합도를 평가하는 단계는 필수적이다. 이 단계가 없으면 모형이 예상대로 작동하는지 확인할 수 없기 때문에 항상 모형의 적합도를 확인하여야 한다. ERGM의 모형 적합도 판단은 대개 적합도 지수와 적합도 검사 그래프를 검토하여 판단한다. 적합도 지수는 AIC(Akaike's Information Criterion) 값을 사용하는데, AIC 값이 작을수록 모형의 적합도는 높다고 판단한다(Hunter et al., 2008a). 본 연구에서 구축된 모형의 AIC 값은 15895로 계산되었다. 적합도 검사 확인 절차는 추정된 계수를 토대로 구축된 네트워크를 여러 차례 시뮬레이션하여 실제 관측값과 시뮬레이션된 네트워크에서의 값을 비교하여 모형의 적합도를 판단하는 과정이다. 적합도 검사는 Node, Edge, Dyad 세 가지 수준에서 진행되며, 각 항목에 대한 log-odd 값이 그래프로 도출된다. 모형의 적합도 검사 그래프는 〈그림 2〉와 같다. 〈그림 2〉에서 모든 플롯의 굵은 선은 원래(실제) 네트워크의 값을 나타내고, 박스 플롯은 시뮬레이션된 네트워크의 값을 나타낸다. 이상적으로는 시뮬레이션된 네트워크의 값이 관찰된 값(실제 값)과 중첩되어야 하며, 그렇지 않은 경우 모형화 과정으로 돌아가서 수정해야 한다. 옅은 선은 시뮬레이션 100번 중 95번이 포함된 95% 신뢰구간을 뜻하며, 이 범위에 실제 관측값이 포함되면 추정된 모형이 적합하다고 말할 수 있다(Hunter et al., 2008b).

적합도 검사 결과, Node 수준에서는 Out-degree(외향 연결), In-degree(내향 연결)의 분포, Edge 수준에서는 Edge-wise shared partners(연결된 두 개의 기업이 공유하고 있는 기업 수)의 분포, Dyad 수준에서는 Minimum geodesic distance(연결된 두 개의 기업 간 최단 거리) 분포를 확인할 수 있다. 이때 Distance의 개념은 실제 위치 좌표를 반영한 거리가 아닌 몇 번의 노드를 건너 연결되는가이다. 적합도 검사 그래프를 살펴본 결과, 대개 실제 관측값이 95% 신뢰구간 내 포함되어 추정된 모형이 실제 네트워크를 잘 구현하는 모형이라고 판단된다.

ERGM 모형의 계수 추정 결과는 〈표 6〉과 같다. 먼저 구조요인 변수의 계수 추정 결과부터 살펴보면, edges는 -7.285($p<0.001$)

Table 6. ERGM estimate

Variables	Estimate	Pr(>|z|)
edges	-7.285	<0.0001
ttriple	2.081	<0.0001
absdiff.workers	-0.0001028	0.0274
absdiff.sales	0.000003039	<0.0001
nodematch.code	1.252	<0.0001

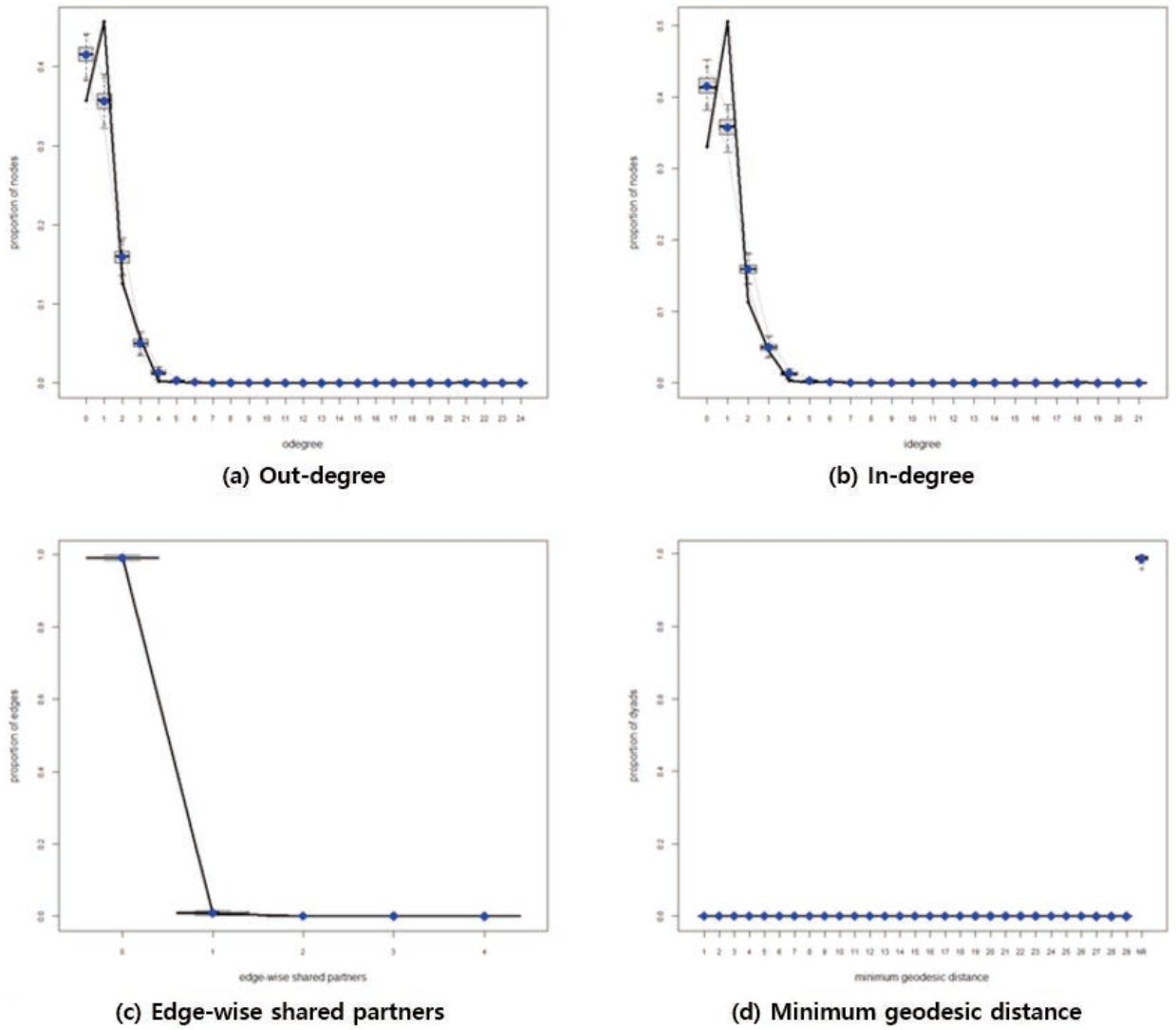


Figure 2. Goodness of fit for model statistics

로 해당 구조가 기대보다 적게 나타남을 의미한다. Ttriple은 2.081($p<0.001$)로 해당 구조가 유의하게 많이 포함되어 있음을 의미한다. 즉, 나의 납품처의 납품처로 직접 납품하는 경우가 유의하게 많음을 의미한다. 다음으로 양자 간 변수의 계수 추정 결과를 살펴보면 연구에 활용한 양자 간 변수는 모두 유의한 변수인 것으로 나타났다. Absdiff.workers의 계수는 -0.0001028로, 두 기업 간 종사자 수의 절대 차가 작을수록 연결관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. 즉, 두 기업의 종사자 수가 유사할수록 두 기업 간 거래관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. Absdiff.sales의 계수는 0.000003039로, 두 기업 간 매출액의 절대 차가 클수록 연결관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. 즉, 두 기업의 매출액의 차이가 클수록, 두 기업 간 거래관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. Nodematch.code의 계수는 1.252로, 두 기업 간 산업코드가 같을 경우 연결관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다. 즉, 동일한 산업코드를 가진 업종 간 거래관계가 형성될 가능성이 큼을 의미한다.

V. 결 론

본 연구는 경남의 미래형자동차부품산업 네트워크를 ERGM을 활용하여 분석하였다. 그 결과, 경남의 미래형자동차부품산업 관련 기업의 분포는 주로 창원시, 김해시, 함안군 등 중부권, 동부권에 다수 분포하고 있었으며, 네트워크는 시·군·구 행정구역 경계에 얽매이지 않고 형성되어 있었다. 전체 네트워크 구조를 설명하는 네트워크 통계량은 연결된 두 주체가 서로 주고받는 관계를 맺는 성향인 상호호혜성이 0.1464로 비교적 높게 나타나 경남의 미래형자동차부품산업 네트워크는 기업들 간의 신뢰수준이 높은 것으로 판단된다. 하지만 네트워크상 전체 가능한 연결 중 실제 관측된 연결 수의 비율인 밀도는 0.0008로 경남의 미래형자동차부품산업 네트워크는 비교적 느슨하게 연결되어 있는 것으로 판단된다. 네트워크 집중도는 0.0156으로 네트워크 시각화 결과와 종합해보았을 때, 두 개의 기업을 중심으로 하위 집단이 분리되며, 두 개의 중심 기업 간 몇몇 매개기업을 통해 두 집단이 연

결되는 양극화 구조를 확인하였다.

네트워크상 최하단인 노드 단위에서의 분석인 노드중심성 분석 결과를 종합하면, 다른 기업으로부터의 직접적인 연결이 많은 기업은 경남에 비교적 고르게 분포하고 있는 것으로 확인되었다. 하지만, 서로 다른 집단 사이를 연결하는 중개자 역할의 기업은 주로 창원시에 위치하고 있으며, 다른 모든 노드들과 근접하는 정도가 큰 기업들은 주로 창원시, 함안군에 위치한 기업으로 나타났다. ERGM 분석 결과, 경남의 미래형자동차부품산업 네트워크에서 Transitivity 구조가 유의하게 많이 포함되어 있는 것으로 나타났다. 이는 나의 납품처의 납품처로 직접 납품하는 경우가 유의하게 많은 것을 의미한다.

양자 간 속성면에서는 데이터 구득 문제로 기업 속성자료 중 종사자 수, 매출액, 산업코드만 활용하였으나, 세 가지 기업 속성 모두 네트워크에 유의한 영향 요인으로 판단되었다. 종사자 수가 유사한 기업 간, 매출액의 차이가 큰 기업 간, 산업코드가 동일한 기업 간 거래가 많이 이루어짐을 알 수 있었다.

현재 정부에서는 연대와 협력을 통한 유연한 스마트국토 구현으로 공간을 구상하면서도, 국가균형발전을 위해 지역주도 자립적 성장기반 마련을 추구하고 있다. 경남도에서도 "지속가능한 지역국가, 더 좋은 경남"을 비전으로 자립적인 경제권을 가지면서 유연한 광역권을 형성하고자 하고 있다. 즉, 지역 간 유연한 연계와 협력을 중요시하면서도, 지역 자체적인 자생력을 갖추고자 하는 것이다. 산업적으로도 예외는 아니다. 경남 자동차산업은 부산과 전기버스 플래그십, 초소형 전기차 전문 생산기업 육성 등 지역 활력 회복 프로젝트, 대구와 전기·자율차 분야 협력권 프로젝트 등 타 지역과의 연계 및 협력을 위해 노력하고 있다. 하지만, 경남 자체적으로도 어느 정도 강한 산업 네트워크를 구축하고 있어야 내부적인 지역 발전, 협력을 통한 시너지효과도 향상될 것이다.

이러한 흐름과 연구 결과를 종합하면 다음과 같은 시사점을 도출할 수 있다. 첫째, 경남의 미래형자동차부품산업은 행정구역을 초월해 특정 권역이나 경계의 고정 없이 지역 간 자율적인 연계 및 협력이 필요하다. 기업의 공간적 분포 및 네트워크를 고려한 연계 및 협력을 통해 혁신적인 지역 산업 생태계를 구축할 수 있을 것이라 판단된다. 둘째, 기업의 속성을 고려한 산업전략이 필요하다. 본 연구를 통해 거래관계 발생에 영향을 주는 양자 간 변수를 탐색하였다. 그 결과 특정 속성이 유사하거나 차이가 있을 때 거래 관계가 증가한다는 사실을 알 수 있었다. 산업을 지리적 분포뿐만 아니라 기업의 속성에 따라 분류하여 그에 맞는 효과적인 산업정책을 추진할 수 있을 것이라 판단된다.

본 연구는 데이터로 인한 한계점이 있다. 우리나라는 기업 간 거래 데이터 확보가 어렵다. 산업은 전후방으로 다양한 지역, 산업과 연계하여 네트워크를 형성하고 있으나 전국 전체 산업의 거래데이터를 확보하는 것은 사실상 불가능하다. 따라서 연구자가 전후방 연계기업을 어느 정도 수준까지 포함하여 네트워크를 구축해야 할지 판단하여야 할 것이다. 본 연구는 이러한 한계점을 고려하여 공간적 면에서는 경남, 산업분야 면에서는 미래형자동차부품산업으로 한정하고, 거래처와 판매처는 최대 3개 기업으로 한정하여 연구를 진행하였다. 따라서 국내 미래형자동차부품산업의 전체 네트워크를 반영하기에는 한계가 있다. 또 하나의 한계점으로는 ERGM에 투입할 수 있는 데이터의 양에 한계가 있다. 1,000개가 넘는 네트워크의 경우 ERGM을 통해 관찰된 네트워크를 재현해내는 것이 쉽지 않다(Goodreau, 2007). 따라서 이 또한 연구자가 어떠한 기준으로 데이터를 필터링하여야 할지 판단하여야 한다. 노드 속성과 엣지 속성 데이터가 부족했던 점도 한계로 보인다. 이 부분에 대한 연구는 차기 과제로 남겨두고자 한다.

인용문헌
References

1. 강아롬·오중산·정동일·이원희, 2019. "글로벌 완성차업체의 중국 현지 공급네트워크 분석: 거래관계 네트워크와 연결강도 네트워크의 비교", 「경영학연구」, 48(1): 105-131.
   Kang, A.R., Oh, J.S., Jung, D.I., and Lee, W.H., 2019. "Analysis of the Supply Network of Global Automakers in China: Comparison of Transaction Network and Tie Strength Network", *Korean Management Review*, 48(1): 105-131.
2. 강윤경·배상영·홍세희, 2021. "ERGM을 활용한 중학생의 학급 친구 네트워크 분석: 성별, 학년, 성적 및 가정경제 형편의 동질성과 연관성", 「청소년문화포럼」, 67: 5-27.
   Kang, Y.K., Bae, S.Y., and Hong, S.H., 2021. "Analysis of Middle School Students' Friends Network in Class Using ERGM: Homophily and Relationship in Gender, Grade, Academic Achievement and Family Economic Status", *Forum For Youth Culture*, 67: 5-27.
3. 김성연·김종민, 2020. "예비교원의 도움 네트워크에 관한 통계모형의 경험적 비교: 이항 및 가중 ERGM을 중심으로", 「한국콘텐츠학회논문지」, 20(4): 658-672.
   Kim, S.Y. and Kim, C.M., 2020. "An Empirical Comparison of Statistical Models for Pre-service Teachers' Help Networks using Binary and Valued Exponential Random Graph Models", *The Journal of the Korea Contents Association*, 20(4): 658-672.
4. 김영롱·김국동, 2019. 「전기차 및 수소차 생산을 위한 거래 협력 네트워크의 공간적 변화」, 수원: 경기연구원.
   Kim, Y.L. and Kim, K.D., 2019. *Spatial Change of Inter-Firm Transaction Networks for the Production of Electric and Fuel Cell Vehicles*, Suwon: Gyeonggi Research Institute.
5. 김지영·이선희, 2013. "과학기술분야 원문제공서비스의 협력 네트워크 분석", 「한국도서관·정보학회지」, 44(4): 443-463.
   Kim, J.Y. and Lee, S.H., 2013. "A Study on the Collaboration

Network Analysis of Document Delivery Service in Science and Technology", *Journal of Korean Library and Information Science Society*, 44(4): 443-463.

6. 김혜림·문태헌, 2021. "한국 자동차산업의 기업간 거래관계에 의한 지리적 네트워크 구조 분석", 「한국지리정보학회지」, 24(3): 58-72.
Kim, H.L. and Moon, T.H., 2021. "Analysis of Geographic Network Structure by Business Relationship between Companies of the Korean Automobile Industry", *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, 24(3): 58-72.

7. 김홍석·이태림, 2013. "한국인의 주요 질병에 대한 연령별 네트워크 분석", 「한국보건정보통계학회지」, 38(1): 66-80.
Kim, H.S. and Lee, T.R., 2013. "Age-specific Disease Network for the Major Diseases", *Journal of Society of Health Informatics and Statistics*, 38(1): 66-80.

8. 맹지은·이항구, 2020. 「복합위기 환경하에서의 자동차 부품산업 구조개편 방향」, 세종: 산업연구원.
Maeng, J.E. and Lee, H.G., 2020. *The Direction of Restructuring of The Auto Parts Industry in A Complex Crisis Environment*, Sejong: KIET.

9. 박철순·강아롬, 2020. "ERGM을 활용한 자동차산업 공급 네트워크 분석", 「경영학연구」, 49(1): 129-153.
Park, C.S. and Kang, A.R., 2020. "Exploring Endogeneous Processes in Automobile Supply Network: An Exponential Random Graph Model Analysis", *Korean Management Review*, 49(1): 129-153.

10. 박현희, 2019. "ERGM을 이용한 네트워크 데이터 분석 및 구조 파라미터 계수의 해석", 「현대사회와 행정」, 29(1): 35-61.
Park, H.H., 2019. "Using ERGM (Exponential Random Graph Model) in Exploring Network Effects: A Case Study of Policy Networks", *Modern Society and Public Administration*, 29(1): 35-61.

11. 산업연구원, 2020. 「경상남도 전략산업 육성 종합계획」, 경상남도.
KIET, 2020. *Gyeongsangnam-do Strategic Industry Development Comprehensive Plan*, Gyeongsangnamdo.

12. 서인석, 2018. "ERGM을 활용한 고용관련 프로그램 유관기관 간 협력연결망 분석: 제주특별자치도 고용센터를 중심으로", 「제주발전연구」, 22: 247-271.
Seo, I.S., 2018. "Analysis of the Cooperative Network between Related Organizations for Employment-Related Programs Using ERGM: Focusing on the Jeju Special Self-Governing Province Job Center", *Jeju Development Research*, 22: 247-271.

13. 서인석·이동규, 2014. "ERGM을 활용한 재난안전 유관기관 간 협력연결망 분석", 「Crisisonomy」, 10(1): 105-126.
Seo, I.S. and Lee, D.K., 2014. "An Analysis on the Collaborative Network Mechanism in Disaster Management Agencies: Focusing on the Network Structural Variables with ERGM", *Crisisonomy*, 10(1): 105-126.

14. 전희주, 2015. "소셜 네트워크분석을 활용한 통계학회 논문집과 응용통계연구 공저자 네트워크 비교", 「한국데이터정보과학회지」, 26(2): 335-346.
Chun, H.J., 2015. "The Comparison of Coauthor Networks of Two Statistical Journals of The Korean Statistical Society Using Social Network Analysis", *Journal of The Korean Data and Information Science Society*, 26(2): 335-346.

15. 정보권·이학연, 2014. "국내 산업공학 공동연구 네트워크 분석", 「대한산업공학회지」, 40(6): 618-627.
Jeong, B.K. and Lee, H.Y., 2014. "Analyzing the Domestic Collaborative Research Network in Industrial Engineering", *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 40(6): 618-627.

16. 정재헌, 2017. "빅데이타 분석을 통한 자동차산업에서의 클러스터 형성과 생태계 연구", 「산업경제연구」, 30(5): 1615-1642.
Jung, J.H., 2017. "The Study On the Automobile Industry Ecosystem using Big Data Analysis", *Journal of Industrial Economics and Business*, 30(5): 1615-1642.

17. 한국은행 울산본부·경남본부, 2020. 「울산·경남 지역 자동차 부품업 특징 및 발전방안」, 한국은행.
Bank of Korea, Ulsan·Gyeongnam Headquarters, 2020. *Characteristics and Development Plan of Automobile Parts Industry in Ulsan and Gyeongnam Region*, Bank of Korea.

18. 허명회, 2012. "R을 활용한 사회네트워크분석 입문", 파주: 자유아카데미.
Huh, M.H., 2012. "Introduction to Social Network Analysis Using R", Paju: Freeacademy.

19. 황선자·이문호·황현일, 2020. 「자동차산업의 구조변화와 정책과제: 자동차부품산업을 중심으로」, 서울: 한국노총중앙연구원.
Hwang, S.J., Lee, M.H., and Hwang, H.I., 2020. *Structural Changes and Policy Tasks in the Automobile Industry: Focusing on the Auto Parts Industry*, Seoul: FKTU Research Center.

20. Coleman, J.S., 1988. "Social Capital in the Creation of Human Capital", *The American Journal of Socilogy*, 94: 95-120.

21. Frank, O. and Strauss, D., 1986. "Markov Graphs", *Journal of the American Statistical Association*, 81(395): 832-842.

22. Freeman, L.C., 1979. "Centrality in Social Network: Conceptual Clarification", *Social Networks*, 1(3): 215-239.

23. Goodreau, S.M., 2007. "Advances in Exponential Random Graph (p^*) Models Applied to a Large Social Network", *Social Networks*, 29(2): 231-248.

24. Granovetter, M.S., 1973. "The Strength of Weak Ties", *American Journal of Sociology*, 78(6): 1360-1380.

25. Holland, P.W. and Leinhardt, S., 1981. "An Exponential Family of Probability Distributions for Directed Graphs", *Journal of American Statistical Association*, 76(373): 33-50.

26. Hunter, D.R., and Handcock, M.S., 2006. "Inference in Curved Exponential Family Models for Networks", Journal of Computational and Graphical Statistics, 15(3): 565-583.

27. Hunter, D.R., Goodreau, S.M., and Handcock, M.S., 2008a. "Goodness of Fit of Social Network Models", *Journal of American Statistical Association*, 103(484): 248-258.

28. Hunter, D.R., Handcock, M.S., Butts, C.T., Goodreau, S.M., and Morris, M., 2008b. "ergm: A Package to Fit, Simulate and Diagnose Exponential-Family Models for Networks", *Journal of Statistical Software*, 24(3): 1-29.

29. Kumar, S., Mallik, A., and Panda, B.S., 2022. “Link Prediction in Complex Networks Using Node Centrality and Light Gradient Boosting Machine”, *World Wide Web*, 1573-1413.

30. McPherson, J.M. and Smith-Lovin, L., 1987. “Homophily in Voluntary Organizations – Status Distance and The Composition of Face-To-Face Groups”, A*merican Sociological Review*, 52(3): 370-379.

31. Robins, G. and Morris, M., 2007. “Advances in Exponential Random Graph (p*) Models”, *Social Networks*, 29(2): 169-172.

32. Robins, G., Pattison, P., Kalish, Y., and Lusher, D., 2007. “An Introduction to Exponential Random Graph (P*) Models for Social Networks”, *Social Networks*, 29(2): 173-191.

33. Russo, M., Alboni, F., Carreto Sangines, J., De Domenico, M., Mangioni, G., Righi, S., and Simonazzi, A., 2022. “The Changing Shape of the World Automobile Industry: A Multilayer Network Analysis of International Trade in Components and Parts”, *Institute for New Economic Thinking Working Paper Series*, 173: 1-56.

34. Smith, M. and Sarabi, Y., 2022. “Mapping Intra Firm Trade in The Automotive Sector: A Network Approach”, *arXiv*, 2202: 1-36.

35. Smith, M., Gorgoni, S., and Cronin, B., 2019. “International Production and Trade in a High-Tech Industry: A Multilevel Network Analysis”, *Social Networks*, 59: 50-60.

36. Snijders, T.A.B., 2002. “Markov Chain Monte Carlo Estimation of Exponential Random Graph Models”, *Journal of Social Structure*, 3(2): 1-40.

37. Wasserman, S. and Faust, K., 1994. *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press.

38. Wasserman, S. and Pattison, P., 1996. “Logit Models and Logistic Regressions for Social Networks: I. An Introduction to Markov Graphs and *p*”, *Psychometrika*, 61(3): 401-425.

Date Received 2022-03-30
Reviewed(1st) 2022-06-23
Date Revised 2022-07-08
Reviewed(2nd) 2022-07-25
Date Accepted 2022-07-25
Final Received 2022-08-04