

신용카드리뷰

The Credit Card Review

Vol 19-2(2025년 06월)

네트워크적 요인이 산업의 생산성에 미치는 영향 분석

노재확

한성대학교 사회과학대학 국제무역트랙



한국신용카드학회
Korean Creditcard Academic Society

www.kci.go.kr

네트워크적 요인이 산업의 생산성에 미치는 영향 분석*

노재확**

한성대학교 사회과학대학 국제무역트랙

〈Abstract〉

본 연구는 생산성과 생산에 네트워크적인 요인이 유의미한 영향을 줄 수 있는가를 알아보기 위한 목적으로 출발하였다. 실험을 위하여 우리나라 대분류된 연도별 투입·산출표를 이용하여 15년간의 패널 데이터를 구성하였다. 연도별 산업별로 생산성, 산업별 생산의 크기, 그리고 네트워크적 중심성을 계산하기 위하여 연결 중심성(degree centrality), 근접 중심성(closeness centrality), 매개 중심성(betweenness centrality), 아이젠중심성(eigenvector centrality), 페이지랭크 중심성(PageRank centrality), 랜덤 중심성(random centrality) 등이 계산되었고, 동시에 결집계수를 찾기 위하여 매년 산업별로 전체결집계수(total clustering coefficient, 내-결집계수(in-clustering coefficient), 외-결집계수(out-clustering coefficient)를 계산하였다. 그리고 생산성과 생산을 설명하는 유의미한 모형을 찾기 위하여 가능한 모든 조합의 모형이 시도되었고 정보기준(information criteria)에 따라 최선의 모형이 선택되었다.

분석 결과, 생산성과 생산을 설명하는 유의미한 변수로는 페이지 중심성이 다른 중심성에 비하여 유의미한 변수로 평가되었다. 두 번째 발견은 결집계수가 매우 중요한 설명변수로 작용하고 있음을 확인할 수 있었다. 이 발견이 중요한 이유는 지금까지는 특정 노드의 생산성과 생산에 미치는 영향이 특정 노드의 중요성이 반영되는 변수임에 반하여 이 발견은 특정 노드를 둘러싸고 있는 노드도 매우 중요한 역할을 하고 있음을 알리는 발견인 점에 있다. 그리고 마지막으로 발견된 점은 최적 모델을 정보기준(information criteria)으로 선택하면 다수의 중심성과 다수의 결집계수가 동시에 한 개의 모형을 이루고 있어, 변수별로 각기 다른 정보를 우리에게 전달하고 있음을 알 수 있다.

핵심 단어: 결집계수, 산업연관표, 산업 중심성, 생산성(productivity), 산업 패널 데이터

* 본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제임.

** 서울 성북구 삼선교로 16길 116 한성대학교 연구관 429호, Tel: 02)760-4053, E-mail: jwroh@hansung.ac.kr

I. 서론

생산성에 대한 설명과 요인을 밝히는 것은 경제학에서 매우 중요한 일 중 하나로, 오랫동안 연구의 대상이 되어왔다. 생산성 향상은 일반적으로 투입과 산출의 관계에서 동일한 투입에 대해 더 많은 생산이 실현되어 생산곡선이 상향 이동한 것을 지칭하며, 주로 총요소생산성(total factor productivity)으로 설명하고 있다.

총요소생산성에 관한 연구의 출발은 Solow (1957)에서 찾을 수 있는데, Solow는 경제 성장의 주요한 원동력으로 자본과 노동의 투입이 아닌 기술의 발전으로 파악하고 있다. Klenow and Rodríguez-Clare (1997)는 경제 성장의 주요 원인을 기술이 아닌 제도에서 찾고 있으며, Hall and Jones (1999)도 이와 맥을 같이한다. 2000년 이후에도 경제 성장의 원동력을 찾는 연구는 이어졌고, Francesco Caselli (2005)처럼 국가 간 소득의 차이를 기술과 효율성의 차이로 보는 연구도 있다.

본 연구는 생산성 및 총요소생산성(total factor productivity)의 차이를 발생시키는 주요한 원인을 기존의 연구와 달리 산업의 네트워크적 특징(network effect)에서 찾으려고 한다. 네트워크적 요인을 고려한 연구가 경제학 분야에서 주목을 받는 계기는 2006년~2007년 기간에 미국의 재정위기를 설명하면서 개별기업(micro firm)에서 발생한 경제적 충격이 거시(macro) 경제 전반에 파급을 일으킬 수 있는가 여부가 중요한 주제가 되면서부터 주목받기 시작했다.

경제학 분야에서 네트워크적인 요소와 위에서 언급한 경제적 변동을 연관 짓는 대표적인 연구로는 Xu et al. (2011), McNerney et al. (2013), Carvalho (2014), Contreras and Fagiolo (2014), Liang et al. (2016), Acemoglu et al. (2016) 등의 연구를 찾을 수 있다. 한편으로는 투입대비 산출에 영향을 주는 외생변수(exogenous variable)적 요인으로 네트워크 효과를 인정하고 있는 연구를 찾을 수 있는데, 이런 접근을 하는 대표적인 연구로는 Montgomery (1991), Harvey and O'Neale (2019), 그리고 Lindenlaub and Prummer (2021)가 있다.

경영학적 분야에서 네트워크적 접근도 있으나 이들은 경제학 계열의 연구와는 초점에 차이가 난다. 이들 연구는 개인 기업에 영향을 주는 요인으로 네트워크 효과를 연구한 것들이며, 기업의 혁신 입장에서 어떤 네트워크 형태에서 개별 기업의 혁신이 이루어지는가에 초점을 두고 있다. 이런 분류의 연구로는 Dyer and Singh (1998), Karamanos (2016) 등이 있다.

하지만 앞서 언급한 기존의 연구가 네트워크적 특징, 특히 중심성(centrality)을 생산성 향상의 주요한 요인으로 본 점은 본 연구와 입장이 같다. 그러나 기존의 연구들은 네트

워크 발전의 초기에 언급이 많이 되었던 연결 중심성(Degree), 매개 중심성(betweenness centrality), 근접 중심성(closeness centrality), 고유벡터 중심성(eigenvector centrality) 등의 범주에 머물러 있는 반면, 본 연구는 최신의 발전, 즉 페이지랭크(PageRank centrality) 중심성, 랜덤워크 중심성(random walk centrality) 등을 포함하여 광범위한 검토를 한 점에서 기존의 연구와 차이가 있다.

앞의 중심성과 더불어 본 연구에서 강조하고자 하는 점은 결집계수(clustering coefficient)를 포함한다는 점이다. 결집계수는 경제주체의 네트워크적 중요성을 평가함에 있어 경제주체의 중요성보다는 경제주체를 둘러싼 외부 환경을 반영한다는 점에서 매우 혁신적 접근이 아닐 수 없다. 본 연구는 경제주체의 생산성에 해당되는 경제주체뿐만 아니라 특정 경제주체를 둘러싸고 있는 주위의 환경을 고려한다는 점에서 매우 혁신적 접근이다. 물론 기존의 연구에서 결집계수(clustering coefficient)를 다룬 연구가 없는 것은 아니다. 경영학 계열의 연구에서는 기업 혁신과 네트워크의 관계를 연구하면서 유사한 연구를 한 것을 발견할 수 있다. 대표적으로는 Karamanos (2016), Su et al. (2021) 그리고 Lindenlaub and Prummer (2021) 등의 연구를 열거할 수 있다.

본 연구가 결집계수(clustering coefficient)를 기업 혁신의 중요한 원인으로 바라본 점은 위에 언급한 경영학 계열의 연구들과 유사하다. 그러나 이들의 연구와 차이는 본 연구에서는 최근 연구 DePaolisa et al. (2022)를 반영하여 방향성(directed) 있고 가중된(weighted) 결집계수(clustering coefficient)를 사용한다는 점에서 기존의 연구와 차이가 있다.

마지막으로 본 연구는 기존의 연구와 차별화하여 산업연관표(input-output table)을 이용하여 산업 정책적 차원에서 산업의 총요소생산성(total factor productivity)을 설명할 때 해당 산업의 네트워크적 특징을 설명 요인으로 바라보는 점에서 의의를 가진다.

II. 이론적 배경 및 선행연구

2.1 중심성 연구

중심성을 논의할 경우 가장 기초적으로 언급되는 것은 연결 중심성(degree centrality), 근접 중심성(closeness centrality), 매개 중심성(betweenness centrality), 고유벡터 중심성(eigenvector centrality)이다. 이런 초기의 중요한 개념은 Freeman(1978, 1977), Freeman et al. (1991)에서 출발하고 있다.

네트워크 이론의 초기 발전은 네트워크에서 가장 중심적 역할을 하는 노드를 규명하는 것에 초점을 두고 있다. 연결 중심성(degree centrality)은 개별 노드가 가지는 연결 숫

자에 기반하여 중심성이 높아진다는 것이다. 즉, 연결이 많으면 다른 노드와 관계성이 높아진다고 보고 있다. 근접(closeness) 중심성은 노드가 네트워크 내의 다른 노드에 얼마나 빨리 도달할 수 있는가를 측정하는 것이다. 따라서 근접 중심성이 높은 노드는 정보나 자원을 빠르게 다른 노드에 전달할 수 있는 위치에 있음을 의미한다. 따라서 근접 중심성이 높은 노드는 정보를 확산하거나 다른 노드에 쉽게 영향을 미칠 수 있는 자리에 있는 것을 의미한다. 매개 중심성(betweenness centrality)은 중간자(mediator)의 역할을 얼마나 원활하게 수행하는가를 나타내는 척도이다. 높은 매개 중심성을 가지게 되면 정보 전달의 중간자의 역할이 높아지므로 네트워크 내부의 두 노드 간의 정보의 흐름에 영향을 많이 주는 노드로 해석이 된다. 수식으로는 $C_i^{BET} = \frac{g_{jk}(i)}{g_{jk}}$ 로 표시하고, 분모는 노드

(j)와 노드(k) 사이의 가장 짧은 길(path)의 숫자를 의미하며, 분자는 노드 j와 k 사이의 가장 짧은 길(path) 중에서 노드(i)를 통과하는 숫자를 의미한다. 즉 노드 j와 k 사이 정보 흐름이 반드시 노드(i)를 통과하여 노드(i)가 매개자의 역할을 하고 있음을 의미한다.

아이겐중심성은 Bonacich (1987)에 의하여 제안되었다. 아이겐중심성은 데이터의 기본 형태인 인접행렬(adjacency matrix)이 고유값(eigenvalue)과 고유벡터(eigenvector)로 분해될 수 있으므로 이 때에 가장 큰 고유값에 대응되는 고유벡터가 바로 아이겐벡터 중심성이 된다. 인접행렬(adjacency matrix)을 R로 표시를 한다면 $\lambda e = Re$ 로 정리가 되고, e는 고유벡터를 나타내고, 따라서 인접행렬 R은 다른 노드에 영향을 주는 크기를 나타내는 고유값 λ 와 고유벡터 e로 표시될 수 있다. 이는 아이겐중심성은 인접 노드들의 영향력을 반영하는 척도로 해석할 수 있음을 의미한다.

이 연구에서 특히 강조하는 중심성(centrality)은 최근에 개발되고 소개된 페이지랭크 중심성(PageRank centrality)과 랜덤워크 중심성(Random Walk centrality)이다. PageRank의 개발은 Brin and Page (1998)에 의하여 구글(google)에서 각 웹페이지 평가의 목적으로 만들어졌다. 초기의 아이디어는 각 웹페이지의 중요성을 측정하는 방법으로 어떤 웹페이지가 중요하다는 것은 다른 중요한 웹페이지로부터 언급이 많이 되는 웹페이지라고 볼 수 있다. 이런 배경을 가진 PageRank를 본 연구에서는 네트워크에서 중요한 노드라고 판단하여 이를 사용한다.

아래의 수식은 Brin and Page (1998)의 설명인데, 특정 노드 A가 있고 이 노드는 T1에서 Tn까지의 노드로부터 언급을 받고 있다고 가정한다. 이 노드들은 각각 노드의 고유한 PageRank 값들 즉, PR(T1) 그리고 PR(Tn)의 PageRank값을 가지고 있다. 그리고 각 노드 (T1)에서 (Tn)은 각각이 다수의 링크를 가지고 있고 이를 C(T1),...,C(Tn)이라고 표시한다면, PageRank(A)는 다음과 같이 표시된다.

$$PR(A) = (1 - d) + d \left(\frac{PR(T1)}{C(T1)} + \dots + \frac{PR(Tn)}{C(Tn)} \right) \quad (1)$$

여기서, d 는 감쇄율(damping factor)이라고 부르는데, 웹을 서핑하는 사람이 해당 웹페이지에서 다른 페이지로 이동할 확률을 의미한다.

랜덤워크 중심성은 Blöchl et al. (2011)에 의하여 제안되었다. 본 연구에서 랜덤워크 중심성에 관심을 가지는 가장 중요한 이유는 랜덤워크 중심성이 제안되는 배경에는 투입산출표처럼 방향성이 있으면서 밀도(density)도 높고, 또한 재귀적(recursive) 특징이 있는 데이터에 적합한 중심성을 연구한 결과물이라는 점이다. 따라서 본 연구에서도 투입산출표를 이용하는 관계로 이 중심성을 중요하게 고려하고 있다. 이 중심성은 DePaolis et al. (2020)등에 의하여 투입산출표 등에 활용되는 등 발전 응용되고 있다. 특히 DePaolis et al. (2020)의 연구에서는 방향성 있고 가중된 랜덤워크 계산을 실현할 수 있는 R 패키지인 xtranat (2023)을 발표하였고 본 연구는 이 패키지를 이용한다는 점에서 DePaolis et al. (2020)와 관련이 있다.

개념을 간단히 설명하면 랜덤워크(random walk)는 랜덤워크 근접 중심성(random walk closeness)을 나타내며, 이는 노드(i)에 평균최초도달시간(AMFT: Average Mean First passage Time)의 역수로 표시하고 있다. 즉, 다른 노드에서 발생한 충격이 노드(i)에 얼마나 빨리 도달하는가를 나타내는 측정 도구이며 아래처럼 수식화가 가능하다.

$$C_i^{RWC} = \frac{n}{\sum_{j=1}^n H_{ji}} \quad (2)$$

노드 i 의 랜덤워크 척도는 H_{ji} 의 합계의 역수로 나타낸다. 여기서 H_{ji} 가 나타내는 의미는 네트워크에서 노드 j 에서 시작한 랜덤 행보(step)가 처음으로 노드 i 에 도달하기까지 걸리는 예상(expected)된 스텝의 숫자를 의미한다. 즉, 노드 i 의 랜덤워크 중심성은 모든 다른 노드 j 에서 발생한 사건의 영향이 얼마나 빨리 노드 i 에 도달하는가를 나타내고 있으므로 그만큼 i 가 중요한 역할을 수행하고 있음을 의미한다.

조금 더 구체적으로 설명하면, 평균최초도달시간(MFPT: Mean First Passage Time)을 $H(s, t) := \sum_{r=1}^{\infty} r \cdot P(s \xrightarrow{r} t)$ 로 표시한다면 여기에서 $p(s \xrightarrow{r} t)$ 는 s 에서 출발하여 노드 t 에 r 스텝 만에 도착할 확률을 의미한다. 이를 $r-1$ 스텝에서 k 에 도달하고 마지막 r 스텝에서 마지막 노드 t 에 도달하는 것으로 변경 가능하다. 식으로는 다음과 같이 표기된다.

$$P\left(s \xrightarrow{r} t\right) = \sum_{i \neq t} \left(\left(M_{-t} \right)^{r-1} \right)_{sk} m_{kt} \quad (3)$$

여기에서 전이행렬 M_{-t} 이 의미하는 바는 도착 노드 t 를 제외한 모든 노드에 도착하

는 확률을 나타낸다. 앞에서 설명한 것처럼 우리는 해당 전이행렬을 방향성 있고 가중된 근접행렬(adjacency) M 을 이용하여 계산할 수 있다. 또한 m_{kt} 을 계산할 수 있으므로 마지막으로 평균최초도달시간(MFPT)를 계산할 수 있고 이를 역수로 하는 랜덤워크 중심성을 계산할 수 있게 된다.

2.2 결집계수(Clustering Coefficient)

이 연구에서 사용되는 결집계수(clustering coefficient)의 개념은 네트워크 상에서 특정 노드(i)의 주위(neighbor) 노드 간에 연결된 정도를 지칭한다. 예를 들어 중심 노드(i)와 이웃(neighbor) 노드(j)가 연결되어 있고, 노드(i)와 이웃 노드 (k)가 연결이 되어 있고, 동시에 이웃 노드인 노드(j)와 노드(k)가 서로 연결이 되면 이런 노드 간에는 삼각형을 이루게 된다. 이 경우 삼각 구조로부터 중심 노드(i)는 많은 도움 또는 물자와 정보의 교류를 노드(j)와 노드(k)로부터 주고받을 것이 예상된다. 이때에 결집(clustering)을 구성하게 된다.

만약, 비삼각형 구조를 생각해 본다면, 노드(i)가 노드(j), 그리고 노드(k)와는 각각 연결되어 있으면서 이웃 노드(j)와 이웃 노드(k)가 상호 연결되어 있지 않은 상태를 의미한다. 이 경우는 삼각형 구조의 노드(i)는 노드(k)와 노드(j)를 대상으로 하여 상대적으로 낮은 수준의 정보 이동이 발생할 것을 쉽게 예상할 수 있다. 따라서, 중심 노드 (i) 의 이득은 생산의 투입(input)의 입장에서 또는 생산(output)의 처리 면에서 비삼각형 구조 보다 삼각형 구조가 유리하게 진행이 될 것이다. 이런 영향력이 노드(i)의 생산력을 향상시킬 것이 본 연구가 결집계수(clustering coefficient)를 연구에 포함한 이유가 된다.

초기에 개발된 비방향(undirected), 비가중(unweighted)된 네트워크에서의 결집계수(clustering coefficient)의 정의를 간단히 수식으로 나타내면 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$c_u = \frac{|\{(v_1, v_2) \in \varepsilon : (v_1, v_2) \in N(u)\}|}{\binom{d_u}{2}} \quad (4)$$

여기에서 d_u 는 노드u의 연결도(degree)를 의미하고, $N(u)$ 는 노드 u의 이웃 노드(neighbor)를 의미하며, 식의 분모가 나타내는 의미는 노드 u의 연결 중에서 가능한 두 노드 모든 조합의 숫자를 의미하며, 분자는 실제로 연결된 정도를 나타낸다.

결집계수의 발전은 가중된 결집계수(weighted clustering coefficient) 개념을 소개한 연구인 Barrat et al. (2004)를 거쳐 방향성 있고 가중된 결집계수가 소개된 Clemente and Grassi (2018)까지 발전되고 있다.

Clemente and Grassi (2018)에 정리된 내용을 중심으로 개념을 간단히 보면 방향성 그래프(Directed graph)를 전통적으로 표기하여 $D=(V, A)$ 로 표기를 한다면 V 는 n 개의 원소로 구성된 노드의 셋을 의미하고, A 는 m 개의 노드 V 의 연결 짝으로 노드 간의 상호 인접성(adjacency)을 나타내는 이진법(binary)행태의 행렬을 의미한다. Clemente and Grassi (2018)는 이 그래프를 두 엣지 간의 가중을 표시하는 방법으로 발전시켰다. 본 연구에서 사용하는 지역 결집계수(local clustering coefficient)는 방향성(directed) 있고 가중된(weighted) 경우를 나타내고 있다.

2.3 중심성과 결집계수의 기존 연구

2010년 이후의 경제학 연구를 보면 투입대비 산출에 영향을 주는 네트워크를 외생변수로 인정하고 있는 연구들을 발견할 수 있다. 대표적인 연구로는 아래에 언급된 Montgomery (1991), Alatas et al. (2016), Harvey E. and O'Neale, D (2019) 그리고 Lindenlaub and Prummer (2021)등의 연구가 있다.

Montgomery (1991)에서는 사회 네트워크(social network)이 임금에 주는 영향을 설명하면서 네트워크 연결성이 좋은 사람이 높은 임금을 받는 측면이 있음을 지적하고 있다. 또한, 네트워크의 중심성이 높으면 다른 이에 대한 정보 수집이 용이하고, 동시에 판단이 정확하여 생산성이 높다고 보는 연구(Alata et al., 2016)도 찾을 수 있다.

본 연구의 진행에 깊은 영향을 주는 Harvey and O'Neale (2019)에서는 투입·산출표를 이용하여 각 산업의 중심성을 계산하고 각 중심성 간의 관계를 살펴보고 있다. 또한 투입·산출표를 기초로 계산하는 승수(multiplier)와 네트워크 이론에서 계산하는 측정치가 서로 다름을 구체적으로 보여주고 있다. 본 연구는 Harvey and O'Neale (2019)가 사용한 투입·산출표(input output table)를 이용한 분석을 따르고 있고, 그들의 중심성을 계산하는 방법을 원용하고 있다.

Lindenlaub and Prummer (2021)는 남성과 여성의 임금 격차의 원인을 남자와 여자가 가진 네트워크적인 특징의 차이에서 찾고 있다. 특히 여성의 경우 네트워크 형태를 보면 결집(cluster)이 많고 밀도(density)가 높은 네트워크적 특징이 있다고 정리하고 있다. 이들의 연구는 중심성과 더불어 이웃(neighbor)의 특징인 결집수준(clustering coefficient)을 동시에 사용하는 사례를 보여준 점에서 본 연구에 미치는 바가 크다.

위에 언급한 경제학 계열의 연구와 비교하여 경영학 분야로 분류되는 연구들인 Baum et al. (2014), Powell et al. (1996), Uzzi (1997), Dyer and Singh (1998)을 보면 개별 기업의 관점에서 네트워크의 기여를 인정하는 연구들을 많이 발견할 수 있다. 이들은 개인 기업에 대한 네트워크의 영향을 구체적으로 네트워크 영향 (network effect)이라고 적시하고 그 영향력을 인정하고 있다.

본 연구의 가장 중요한 기여점은 총요소생산성을 설명함에 있어 해당 산업의 네트워

크적 특징인 중심성을 사용함과 동시에 파트너의 네트워크적 특징인 결집계수(clustering coefficient)를 사용한 점이다. 이런 측면에서 Karamanos (2016), Zhang et al. (2020), Su et al. (2021), Alata et al. (2016), Lindenlaub and Prummer (2021)의 연구가 본 연구에 깊은 영향을 주고 있다.

Ⅲ. 연구방법 및 실증분석

3.1 자료 및 분석방법

한국의 투입·산출표(input output table)는 한국은행에서 매년 발간하고 웹으로 공개가 되고 있다. 투입산출표에는 우리나라 경제의 수요와 공급을 정리해 둔 표이다. 본 연구에 사용된 데이터는 대 분류에 따라 산업을 32가지로 분류한 것이다. 각 산업의 생산을 위하여 사용된 투입 부문에는 중간재와 부가가치로 나뉘고, 부가가치는 자본과 노동으로 다시 나누어 그 투입의 수치를 알 수 있도록 되어 있다. 산출(output)은 사용처에 따라 민간소비, 정부 소비, 투자 그리고 수출 등으로 나누어 나타내고 있다. 따라서 각 산출물이 어느 분야에 어느 정도 소비되었는가를 파악할 수 있도록 되어 있다. 본 연구에서는 매년 발간되는 데이터를 이용하여 2015년에서 2020년의 6년간 총 32개 산업에 대한 192개 패널 데이터를 사용하고 있다.

본 연구는 이러한 투입산출표를 이용하여 먼저 생산액과 총요소생산성을 계산한다. 총요소생산성의 계산은 Solow (1956), Acemoglu (1956)등을 따르고 있다. 생산(Y)를 다음과 같이 콥더글러스(Cobb-Douglass) 수식으로 표현할 수 있다.

$$Y = A \cdot K^{\alpha} \cdot L^{1-\alpha} \text{ 따라서 총요소생산성은 } A = \frac{Y}{K^{\alpha} \cdot L^{1-\alpha}} \text{로 표기 가능하다.}$$

만약 우리에게 생산(Y), 자본(K), 노동(L)의 데이터가 주어지고, 자본의 생산에 대한 자본 탄력성 알파값(α)이 주어지면 우리는 총요소생산성을 계산할 수 있다.

이러한 총요소생산성이 소개된 뒤부터 A의 결정 원인을 밝히려는 연구가 많았으며 Silveira et al. (2021) 등을 포함하여 지금까지 많은 연구들이 진행되고 있다.

만약, 총요소생산성을 계산하기 위하여 생산에 소요되는 노동과 자본 그리고 중간재를 활용을 포함한다면 $Y = A \cdot K^{\alpha} \cdot L^{\beta} \cdot M^{\gamma}$ 로 생산은 표현되고, 따라서

$$A = \frac{Y}{K^{\alpha} \cdot L^{\beta} \cdot M^{\gamma}} \text{로 계산이 가능하다.}$$

본 연구에서는 앞의 두 가지 생산성을 모두 계산하여 이용하였다. 먼저 첫 번째 총요

소생산성(prod1)은 중간재를 포함하는 것을 사용하였다. 계산을 위하여 Jorgenson_Grilliches (1972) 성장회계방식의 방법을 사용한다. 따라서 α 는 총투입에서 자본이 차지하는 비중이며, β 는 총투입에서 노동이 차지하는 비중을 사용하였고, γ 는 총투입에서 중간재가 차지하는 비중을 나타낸다.

본 논문에서 사용하는 두 번째의 총요소생산성(prod2)은 앞에서 언급한 것처럼 생산에서 노동과 자본만을 고려한 경우이다. 이때에 사용한 α 는 총투입에서 자본이 차지하는 비중이며, β 는 총투입에서 노동이 차지하는 비중을 사용하였고 중간재는 고려되지 않았다.

그리고 각 산업을 설명하는 모든 중심성과 결집계수는 앞에서 언급한 투입산출표를 근거로 하여 R에 포함된 `igraph`를 이용하여 중심성을 계산하였으며 모두 방향성이 있고 가중된 경우를 계산한 것이다. 방향성과 가중된 방법으로 랜덤워크 중심성의 계산을 가능하게 한 `xtranat` 패키지(2023.4)와 결집계수의 계산을 가능하게 한 `wdnet`패키지(2024.3)를 이용하여 계산하였다.

3.2 실험의 결과

3.2.1 생산성에 대한 적용

이 실험에서는 두 종류의 생산성에 대하여 11종류의 독립변수를 사용하면서 가능한 모든 조합을 시도하는 실험을 하였다. 2종류의 종속변수 총요소생산성1(prod1)과 총요소생산성2(prod2)에 대하여 각각 2047개의 패널 회귀분석을 시도하였고, 이 중에서 가장 최적의 모형을 AIC와 BIC기준으로 선정하였다. 패널 회귀분석은 F-test를 거쳐서 데이터의 개별고정효과(individual fixed effect)를 따랐다.

총요소생산성1(prod1)을 설명하기 위한 첫 번째 결과는 중심성으로는 연결, 매개, 아이젠, 페이지, 랜덤 중심성의 변수가 포함되었고, 전체결집계수, 외결집계수, 내결집계수가 포함되었다. BIC기준으로 보면 훨씬 간단한 모형이 선택되어 중심성으로는 페이지 중심성이 포함되었고 결집계수로는 전체결집계수, 외결집계수, 내결집계수가 설명 변수가 되는 모형이 선택되었다. 생산성1에 대한 모형의 F 확률은 각각 (0.00049, 0.000387)를 나타내고 있어 모형이 거부될 확률적 이유가 없으며 패널 스타일은 개별 고정효과가 선택되었다.

이 실험을 통한, 첫 번째 관찰은 중간재를 고려한 총요소생산성1을 설명하는 요인으로 중심성과 더불어 결집계수가 같이 작동하고 있음을 보여준다. 이 점이 본 연구에서 가장 강조하려는 내용이며 특히 생산성1(prod1)에서 두드러지게 그 모습이 나타난다.

두 번째 관찰은 중심성의 역할을 보면 AIC기준과 BIC기준 모두에서 페이지 중심성이

유의미하게 나타났고 이를 <표 1>에서 계수의 P값 0.005로 확인할 수 있다. 페이지 중심성이 중요한 설명변수임을 나타낸다.

세 번째 관찰은 결집계수 중에서는 전결집계수의 계수 확률값이 0.005로 유의미하게 나타나고 있다. 우리의 실험에서 고려된 결집계수는 전체결집계수, 내결집계수, 외결집계수, 순환결집계수 등이 고려되었지만 전체결집계수만 유의미한 설명변수로 나타났다. 생산성2(prod2)를 설명하는 모형은 <표 1>의 마지막 두 행이다. 각 행은 AIC기준과 BIC기준에 따라 선택된 모형이 표시되어 있는데 두 기준 모두 동일한 모형을 보여주고 있다. 두 기준 모두 전연결 중심성과 페이지 중심성의 변수를 채택하고 있으며, 개별고정효과 회귀분석이 선택되었다. 중요소생산성2를 나타내는 모형에서는 결집계수는 나타나지 않았다.

<표 1> 생산성에 대한 회귀분석 결과

종속변수	독립변수	계수 P값	모델의 F 확률값	R2	AIC값	BIC값	Style
prod1	betweenness	0.207	0.0005	0.15	-725.56	-702.7	개별
	eigen	0.134					
	page	0.005					
	random	0.033					
	totalcc	0.001					
	outcc	0.118					
	incc	0.060					
	page	0.020	0.0004	0.09	-722.46	-715.9	개별
	totalcc	0.005					
prod2	alldegree	0.018	0.0000	0.21	-762.20	-755.6	개별
	page	0.000					

주: 각 생산성을 나타내는 종속변수에 대하여 11개 설명변수의 모든 조합을 실시하고 이 중에서 정보기준(information criteria)으로 선택한 모델을 표시하였다. pooling test결과는 모두 개별효과(individual effect)를 나타내었다. 이 표에서는 계수의 크기보다는 유의미성을 나타내는 계수의 P값이 더욱 중요함으로 계수의 P값을 표시하였고, 모델의 F값을 표시하였다. 그리고 각각 AIC, BIC 값을 표시하였다.

여기에서는 정리되지 않았지만, 시험한 약 2000여개의 회귀분석의 실험을 통하여 알 수 있는 사항을 요약해 보면, 첫째 중요소생산성을 설명하는 변수로는 중심성뿐만 아니라 결집계수도 매우 중요한 역할을 수행하고 있음을 알 수 있다. 두 번째로 관찰된 사실은 중심성이 유의미한 설명변수로 선택되는 경우, 다른 종류의 중심성이 같이 선택되고

있으며, 결집계수도 선택되는 경우 가장 많이 선택된 전체결집계수와 더불어 다른 결집계수도 같이 선택되고 있다는 사실을 관찰할 수 있다. 세 번째로는 중심성 중에서는 페이지 중심성이 빠짐없이 들어 있어 중심성 중에서 가장 많이 선택되고 있다. 네 번째는 결집계수로는 전체결집계수가 다른 종류의 결집계수보다 유의미한 변수로 작용하고 있음을 알게 되었다. 이러한 결론은 기존의 특정 노드의 중심성을 중심으로 진행된 연구와는 차이를 보이는 결과이며 본 연구에서 강조하는 주위의 노드의 영향력을 알려주는 증거들로 평가할 수 있다.

3.2.2 생산(Y)에 적용하는 경우

우리는 앞에서 두 종류의 총요소생산성(total factor productivity)에 생산성과 결집계수가 어느 정도 작용하는가를 알기 위한 실험을 하였다. 여기에서는 생산(Y)에 이 두 요소가 어느 정도 작용하는가를 알고자 한다.

실험을 위하여 생산액에 로그(log)를 붙여 $\ln y$ 를 만들고 투입되는 노동과 자본 그리고 중간재를 포함하는 경우와 중간재를 포함하지 않는 경우로 나누어 실험하였다. 이는 앞의 실험에서 생산성1(prod1)과 생산성2(prod2)로 나누어 실험한 것과 맥을 같이 하기 위한 목적이다. 종속변수로는 $\ln y$ 를 설정하고 독립변수는 노동과 자본, 중간재 또는 노동과 자본은 반드시 포함하고 나머지 선택적 형태로 11가지 변수의 모든 조합을 실험하였다. 즉, 각각에 대하여 2047개의 패널 회귀분석을 하고, 가장 낮은 AIC 모형과 BIC모형을 <표 2>에 정리해 두었다. 총 4개의 결과가 나타나 있다. 첫 번째는 중간재를 포함한 AIC 결과 두 번째는 중간재를 포함한 BIC결과, 세 번째는 중간재가 없는 모형에서 AIC 결과 네 번째는 중간재가 없는 모형에서 BIC 결과를 정리해 둔 것이다.

이 실험도 앞의 실험들과 동일하게 pooling test와 정보기준(information criteria)를 이용하여 모형을 선택하였다. <표 2>의 가장 마지막 열(column)은 패널 데이터의 pooling과 고정효과의 여부를 검토한 결과이며 모든 경우 개별효과를 채택하고 있음을 나타낸다.

생산을 설명하기 위하여 노동과 자본 그리고 중간재를 사용한 모형의 결과를 정리해 보면, 첫 번째 묶음에 정리된 모형은 최저 AIC를 충족하는 모형이며 두 번째 묶음에 정리된 것은 BIC를 충족하는 모형이다. 결과를 보면 매우 높은 결정계수(R²)값을 보여 각각 0.934591과 0.930624을 나타내고 있고, 모델의 F값의 확률(probability)도 매우 낮은 수치(1.07384E-84, 1.58503E-86)를 보이고 있어 모델의 설명력도 높고 모델이 받아 드려질 수 있음을 나타낸다.

AIC기준으로 보면 전연결중심성(alldegree), 매개 중심성, 아이겐 중심성, 전결집계수, 내결집계수, 외결집계수 등이 설명변수로 포함되었고, BIC기준으로 보면 전결집계수, 외결집계수, 내결집계수가 중요한 설명변수로 작용하고 있음을 알 수 있다. AIC 기준으로는 중심성으로는 전연결 중심성, 매개 중심성, 아이겐 중심성 중에서 매개중심성의

p-value가 0.035로 유의미한 것으로 나타났고 결집계수로는 전체결집계수의 p-value가 6.47357E-05, 그리고 내결집계수의 p-value가 1.21937E-05로 각각 유의미한 것으로 나타났다.

<표 2> 생산에 대한 회귀분석 결과

독립변수	계수의 P값	모델의 F 확률값	R2	AIC값	BIC값	Style
lnlab	5.1E-10	1.07384E-84	0.934591	-906.018	-876.70	개별효과
lncap	1.2E-04					
lnint	6.4E-41					
alldegree	1.1E-01					
betweenness	3.6E-02					
eigen	6.4E-02					
totalcc	6.5E-05					
outcc	5.7E-02					
incc	1.2E-05					
lnlab	9.7E-12	1.58503E-86	0.930624	-900.714	-881.169	개별효과
lncap	3.8E-04					
lnint	4.3E-47					
totalcc	1.2E-05					
outcc	3.5E-02					
incc	1.2E-05					
lnlab	8.3E-23	9.75875E-50	0.803039	-696.368	-670.30	개별효과
lncap	1.3E-03					
alldegree	3.4E-02					
betweenness	4.1E-02					
eigen	3.1E-06					
page	2.4E-04					
random	1.6E-03					
incc	1.4E-03					
lnlab	8.9E-23	3.27934E-50	0.793648	-691.425	-671.88	개별효과
lncap	2.8E-03					
eigen	1.9E-06					
page	5.5E-04					
random	1.7E-03					
incc	8.2E-03					

주: 로그 전환한 생산(lnY)를 설명하기 위하여 로그 노동(lnLab), 로그 자본(Lncap) 은 반드시 사용하고, 로그전환 중간재(lnint)를 포함하는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누었다. 그리고 11개 설명변수의 가능한 모든 조합을 정보기준(information criteria)를 사용하여 선택한 결과물이다. 기

타 설명은 앞의 다른 표들과 같다. 계수의 p-value, 모델의 F값의 p-value, 결정계수(R^2 , Coefficient of Determination), 정보기준(AIC, BIC) 그리고 스타일 각각 표시하고 있다. 총 4개의 결과가 나타나 있다. 첫 번째는 중간재를 포함한 AIC결과 두 번째는 중간재를 포함한 BIC결과, 세 번째는 중간재가 없는 AIC 결과 네 번째는 중간재가 없는 BIC결과를 정리해 둔 것이다.

두 번째 묶음인 BIC 기준으로 보면 중심성은 설명변수로 나타나지 않고 모두 결집계수(clustering coefficient)만 설명변수로 나타났다. 그리고 전체결집계수의 p-value는 1.24097E-05, 외결집계수의 p-value는 0.035, 내결집계수의 p-value는 1.23751E-05로 유의미하게 나타났다.

결과를 정리해 보면 생산의 설명변수로 각 중심성이 매우 중요하게 작용을 하고 더불어 결집계수도 중요한 설명변수로 작동하고 있음을 나타내고 있다. 두 번째로 확인되는 사실은 BIC 기준으로 보면 결집계수만 설명변수로 나타나므로 앞에서 언급한 바와 같이 일정한 경우에는 결집계수가 중심성보다 더 중요한 변수가 될 수 있음을 보여주고 있다. 세 번째로는 BIC기준의 결과처럼 결집계수가 설명변수로 나타나는 경우 전체결집계수, 외결집계수, 내결집계수 모두가 동시에 나타나고 유의미한 결과를 보이는 것은 이들의 역할이 독립적임을 나타내고 있다.

다음은 생산(Y)을 설명할 경우 노동과 자본만으로 패널 회귀분석을 한 결과이다. 이 실험을 하는 이유는 총요소생산성을 설명하는데 유의미한 변수는 생산의 크기를 설명하는데 있어 유의미한 변수일 확률이 높기 때문이고, 결과는 <표2>의 3번째 묶음과 4번째 묶음에 정리되어 있다.

먼저 중간재가 들어간 경우와 비교하면, 생산을 설명하는 결정계수 값이 낮아진 것을 발견할 수 있다. 결정계수(R^2)를 비교하면 중간재를 포함할 경우 결과가 0.93 수준이었으나 중간재를 제거한 결과 결정계수가 0.8과 0.79로 낮아졌음을 알 수 있다. 이 경우 모델의 p-value를 보면 AIC기준으로 선택한 모형이 9.75875E-50 그리고 BIC 기준으로 선택한 모형이 3.27934E-50으로 매우 낮음을 알 수 있고 이는 모형이 적절함을 나타내고 있다.

채택된 독립변수를 보면 AIC기준으로 전체연결 중심성, 매개 중심성, 아이겐중심성, 페이지랭크 중심성, 랜덤워크 중심성, 내결집계수의 모형이 채택되었고 BIC기준으로는 전체연결 중심성과 매개 중심성이 빠지고 아이겐중심성, 페이지랭크 중심성, 랜덤워크 중심성, 내결집계수를 가진 모형이 채택되었다. 그리고 이들 계수의 p-value는 모두 유의미한 수준이었다.

결과를 요약하면 AIC기준과 BIC기준 모두 중심성과 결집계수가 모두 포함된 모형이 채택되었다. 그리고 중심성(centrality)의 경우 한 종류의 중심성만이 포함되는 것이 아니라 다수 종류의 중심성이 동시에 포함되는 모습을 보였다. 중심성의 경우 양쪽 모두에 페이지랭크 중심성, 아이겐중심성, 랜덤워크 중심성이 포함되어 있으므로 이들이 중요한

역할을 하는 것으로 평가된다. 그리고 내결집계수가 모두 포함된 것으로 나타났다. 결집계수로는 내결집계수만 포함되고 전체결집계수와 외결집계수는 설명변수로 채택이 되지 못하였다.

IV. 결론

네트워크 이론이 발전하면서, 네트워크 노드의 위치와 다른 노드와의 관계가 중요함이 인식되었고 이를 반영하여 총생산요소(total factor productivity) 및 생산(output)의 설명변수로 네트워크 중심성(centrality)이 사용되기 시작되었다. 하지만 네트워크 결집계수(clustering coefficient)와 같이 해당 노드 이외의 다른 노드의 특성을 반영하는 변수에 관한 연구에는 이제 관심을 두기 시작한 단계이다. 본 연구는 노드의 중심성(centrality)뿐만 아니라 해당 노드의 주위 노드 간의 결집계수도 생산성 및 생산을 설명하는 주요한 변수라는 가정을 두고 시작하였다.

본 연구는 2가지로 설정한 생산성에 영향을 주는 변수를 찾기 위하여 8개의 중심성과 3개 종류의 결집계수로 구성된 11개의 독립변수를 사용하였다. 생산성(productivity)에 영향을 주는 모델을 찾고, 이에 포함된 유의미한 변수를 분석하였다. 동시에 생산(output)을 설명하는 모형과 유의미한 변수를 찾아서 두 가지의 변수를 비교하였다.

실험을 통하여 얻은 결과로서 유의미한 변수로 정리된 변수의 빈도를 보면 페이지 중심성이 5회로 가장 많이 선택되었고, 랜덤 중심성은 2회로 선택되고 전통적 중심성인 매개 중심성은 2회, 아이젠벡터 중심성은 2회, 전연결 중심성은 2회 각각 유의미한 변수로 선택되었다. 따라서 종합적으로 보면 최근의 개발된 페이지 중심성이 Freeman (1978-1979)이 제시했던 고전적 중심성보다 생산성 또는 총요소생산성(total factor productivity) 및 생산(output)을 보다 잘 설명하는 것으로 나타났다. 이는 페이지랭크 중심성이 주위 노드를 고려하는 아이젠벡터 중심성의 변형인 이유로, 고전적 중심성보다는 주변 노드와의 관계 정보를 더 많이 포함하고 있기 때문으로 해석된다.

이 연구의 중요한 결과물은 결집계수(clustering coefficient)의 역할 확인이다. 이 연구는 총요소생산성과 생산을 설명함에 있어 네트워크 상의 중요성을 반영하는 중심성뿐만 아니라 다른 노드 간의 연결성을 나타내는 결집계수도 중요하게 작용하고 있음을 실험으로 보여주었다. 우리가 실시한 모든 실험을 통하여 전체연결계수가 6회 유의미한 설명변수로 선택이 되었고, 외연결계수가 5회 선택이 되었고, 내연결계수도 6회 선택이 되었다. 이는 총요소생산성과 생산을 설명하는 주요 요인이 중심성뿐만 아니라 결집계수도 매우 중요한 요인으로 작용하고 있음을 보여 주는 것이다. 즉, 우리가 관심을 가진 생산성은 특정 노드의 중심성 역할 뿐만 아니라 특정 노드를 둘러싸고 있는 주위 노드 간의

연결 정도도 특정 노드의 생산성에 영향을 준다고 하는 매우 중요한 시사점을 우리에게 전달하고 있으며 이 점이 본 연구의 기여점이다.

이 연구는 다수의 한계를 가진다. 먼저 이 연구는 한국을 대상으로 한 실증 연구에 한정이 되어 있어 보편성을 얻기 위하여 보다 넓은 데이터를 이용한 연구 그리고 다양한 나라의 많은 보완적 실험이 추가되어야 할 것으로 보이며 많은 실증적 미래의 연구가 필요하다. 두 번째로는 결집계수(*clustering coefficient*)의 중요성을 가리는 방법으로 우리가 연구 내에서 실시한 몇 가지 실증(*empirical*) 실험에서 역할을 증명하기 위한 체계적 이론 분석이 필요하다. 그리고 구체적으로 유의미성을 본 연구에서는 빈도로 증명한 한계 등은 앞으로 보완되어야 할 것이며, 실증분석과 더불어 보다 심도 있는 이론적 접근이 장래에는 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- 한국은행. (각 연도). 투입산출표. <https://ecos.bok.or.kr/>
- Acemoglu, D., Akcigit, U., & Kerr, W. (2016). Networks and the macroeconomy: an empirical exploration. *NBER Macroeconomics Annual* 30, 273-335.
- Alatas, V., Banerjee, A., Chandrasekhar, A. C., Hanna, R., & Olken, B. A. (2016). Network Structure and the aggregation of Information: Theory and Evidence from Indonesia. *American Economic Review*, 106(7), 1663-1704.
- Barrat, A., Barthélemy, M., Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2004). The architecture of complex weighted networks. *Applied Physical Sciences*, 101(11), 3747-3752.
- Blöchl, F., Theis, F. J., Vega-Redondo, F., & Fisher, E. (2011). Vertex centralities in input-output networks reveal the structure of modern economies. *Physical Review*, 83, 046127.
- Bonacich, P. (1987). Power and centrality: A family of measures. *American journal of sociology*, 92(5), 1170-1182.
- Brin, S., & Page, L. (1998). The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine. *Computer Networks and ISDN Systems*, 30, 107-117.
- Carvalho, V. M. (2014). From micro to macro via production networks. *Journal of Economic Perspectives*, 28(4), 23-48.
- Caselli, F. (2005). Accounting for cross country income differences. In P. Aghion & S. Durlauf (Eds.), *Handbook of Economic Growth* (Vol. 1, pp. 679 - 741). Amsterdam: Elsevier.
- Clemente, G. P., & Grassi, R. (2018). Directed clustering in weighted networks: a new perspective. *Chaos, Solitons & Fractals*, 107, 26-38
- Contreras, M. G. A., & Fagiolo, G. (2014). Propagation of economic shocks in input-output networks: A cross-country analysis. *Physical Review E*, 90(6), 062812.
- DePaolisa, F., Murphy, F., & DePaolis Kaluzac, M. C. (2022). Identifying key sectors in the regional economy: a network analysis approach using input-output data. *Applied Network Science*, 7(86). <https://doi.org/10.1007/s41109-022-00519-2>
- Freeman, L. C. (1978 - 1979). Centrality in social networks conceptual clarification. *Social Networks*, 1(3), 215-239.
- Hall, R. E., & Jones, C. I. (1999). Why do some countries produce so much more output per worker than others? *The Quarterly Journal of Economics*, 114(1), 83-116.
- Harvey, E., & O’Neale, D. (2019). *Using network science to quantify economic disruptions in regional input-output networks* (arXiv:1910.12498v1). arXiv.
- Jorgenson, D. W., & Griliches, Z. (1972). Issues in growth accounting: a reply to Edward F. Denison. *Survey of Current Business*, 52, 65-94.
- Karamanos, A. G. (2016). Effects of a firm’s and their alliance partners’ alliance ego-network structure on its innovation output in an era of ferment. *R&D Management*, 46(S1),

- 261-276.
- Klenow, P. J., & Rodríguez-Clare, A. (1997). The neoclassical revival in growth economics: Has it gone too far? *NBER Macroeconomics Annual*, **12**, 73-114.
- Lai, Y., Hsub, M., Lin, F., Chen, Y., & Lin, Y. (2014). The effects of industry cluster knowledge management on innovation performance. *Journal of Business Research*, **67**, 734-739.
- Liang, S., Qu, S., & Xu, M. (2016). Betweenness-based method to identify critical transmission sectors for supply chain environmental pressure mitigation. *Environmental Science & Technology*, **50**, 1330-1337.
- Lindenlaub, I., & Prummer, A. (2021). Network structure and performance get access Arrow. *The Economic Journal*, **131**(634), 851-898.
- McNerney, J., Fath, B. D., & Silverberg, G. (2013). Network structure of inter-industry flows. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, **392**(24), 6427-6441.
- Silveira, N. J. C, Ferraz, D., Mello, D. S., & Polloni-Silva, E. (2021). Calculating models for total factor productivity measurement, *Exacta* **21**(2), 297-315.
- Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *Quarterly Journal of Economics*, **70**(1), 65-94.
- Solow, R. M. (1957). Technical change and the aggregate production function. *The Review of Economics and Statistics*, **39**(3), 312-320.
- Su, J., Ma, Z., Zhu, B., Xie, H., Fredrick, A., Agyeman, F. O., & Hu, W. (2021). Collaborative innovation network, knowledge base, and technological innovation performance-thinking in response to COVID-19. *Frontiers in Psychology*, **12**, 648276.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, **393**(6684), 440 - 442.
- Xu, M., Allenby, B. R., & Crittendn, J. C. (2011). Interconnectedness and resilience of the us economy. *Advances in complex systems*, **14**(05), 649-672.
- Zhang, G., Wang, X., & Duan, H. (2020). Obscure but important: examining the indirect effects of alliance networks in exploratory and exploitative innovation paradigms. *Scientometrics*, **124**, 1745-1764.

Analysis of the Impact of Industrial Network Factors on Industrial Productivity

Jae-Whak Roh*

Professor, Department of International Trade, Hansung University

—〈Abstract〉—

This study investigates network factors' impact on productivity and production. Experiments utilised 15 years' panel data, classified by major industry in South Korea. Various measures were calculated for regression models, including degree centrality, closeness centrality, between centrality, eigenvalue centrality, page centrality, and random centrality. Additionally, clustering coefficients were calculated, such as the total clustering coefficient, in-clustering coefficient, and out-clustering coefficient. To find significant variables for explaining productivity and production, all possible combinations of variables were attempted, and the best model was selected based on information criteria.

The analysis results showed that page centrality was a significant variable explaining productivity and production compared to others. The clustering coefficient was also confirmed as a very important explanatory variable. This is important because it shows that the productivity and production of a specific node are greatly influenced by its neighbours, contrary to the previous belief that they are influenced by the importance of the node itself. Finally, the optimal model was selected based on information criteria, and multiple centralities and multiple clustering coefficients simultaneously formed a single model

Keywords: Clustering coefficient, input-output table, industrial centrality, productivity, industrial panel data

<최초 투고일: 2025년 5월 13일>, <수정일: 2025년 6월 17일>

<게재 확정일: 2025년 6월 25일>

* Address: 116, Samseongyo-ro 16-gil, Seongbuk-gu, Seoul 03016, Korea, E-mail: jwroh@hansung.ac.kr, Tel: +82-2-760-4053