

Print ISSN: 1738-3110 / Online ISSN 2093-7717
<http://dx.doi.org/10.15722/jds.17.03.201903.85>

Study of Virtual Goods Purchase Model Applying Dynamic Social Network Structure Variables*

동적 소셜네트워크 구조 변수를 적용한 가상 재화 구매 모형 연구

Hee-Tae Lee(이희태)** , Jungho Bae(배정호)***

Received: January 23, 2019. Revised: February 22, 2019. Accepted: March 05, 2019.

Abstract

Purpose – The existing marketing studies using Social Network Analysis have assumed that network structure variables are time-invariant. However, a node's network position can fluctuate considerably over time and the node's network structure can be changed dynamically. Hence, if such a dynamic structural network characteristics are not specified for virtual goods purchase model, estimated parameters can be biased. In this paper, by comparing a time-invariant network structure specification model(base model) and time-varying network specification model(proposed model), the authors intend to prove whether the proposed model is superior to the base model. In addition, the authors also intend to investigate whether coefficients of network structure variables are random over time.

Research design, data, and methodology – The data of this study are obtained from a Korean social network provider. The authors construct a monthly panel data by calculating the raw data. To fit the panel data, the authors derive random effects panel tobit model and multi-level mixed effects model.

Results – First, the proposed model is better than that of the base model in terms of performance. Second, except for constraint, multi-level mixed effects models with random coefficient of every network structure variable(in-degree, out-degree, in-closeness centrality, out-closeness centrality, clustering coefficient) perform better than not random coefficient specification model.

Conclusion – The size and importance of virtual goods market has been dramatically increasing. Notwithstanding such a strategic importance of virtual goods, there is little research on social influential factors which impact the intention of virtual good purchase. Even studies which investigated social influence factors have assumed that social network structure variables are time-invariant. However, the authors show that network structure variables are time-variant and coefficients of network structure variables are random over time. Thus, virtual goods purchase model with dynamic network structure variables performs better than that with static network structure model. Hence, if marketing practitioners intend to use social influences to sell virtual goods in social media, they had better consider time-varying social influences of network members. In addition, this study can be also differentiated from other related researches using survey data in that this study deals with actual field data.

Keywords: Virtual Good Purchase, Social Media, Time-varying Network Structure Variables, Random Effects Panel Tobit Model, Social Network Analysis.

JEL Classifications: C33, C55, C81, M31.

* This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea(NRF-2016S1A5A8019258)

** First author. Assistant Professor of Marketing, PhD. College of Economics and Business, Hannam University, Daejeon, Korea. Tel: +82-42-629-7284, E-mail: htlee@hnu.ac.kr

*** Corresponding author. Assistant Professor of Marketing, PhD. College of Economics and Management, Chungnam National University, Daejeon, Korea. Tel: +82-42-821-5536, E-mail: baejh@cnu.ac.kr

1. 서론

스마트폰 보급의 영향으로 소셜미디어 사용자 수가 지난 10년간 급격히 증가하고 있다. 시장조사 기관인 Statista의 2017년 보고서에 따르면 전세계 소셜미디어 사용자는 2011년 12억 2천만 명으로 10억 명을 돌파하였으며, 2018년에는 26억 명, 2021년에는 30억 명의 사용자를 돌파할 것으로 예상되고 있다. 또한 스마트폰 사용 확대와 소셜미디어 사용자 수 증가, 4차 산업혁명을 이끄는 다양한 기술 발전 등에 힘입어 가상 재화 시장이 급속히 커지고 있다. 정보통신산업진흥원의 2017년 12월 보고서에 의하면 전 세계 가상재화의 시장 규모는 2014년 1조 1,570억 달러로 1조 달러를 처음으로 돌파하였으며, 2018년 약 1조 8천억 달러, 2021년 약 2조 4,050억 달러 규모가 될 것으로 전망되고 있어 매년 10% 이상 성장하고 있고, 불과 5-6년 사이에 시장 규모가 두 배 이상 증가한 것으로 나타났다.

최근 페이스북과 같은 소셜미디어상에서 온라인 게임 등을 통해 디지털 아이템과 같은 가상 재화의 판매가 급증하고 있다. 사람들은 원, 달러 등과 같은 법정 통화로 가상화폐, 아바타, 캐릭터, 이모티콘, 배경음악 등 다양한 가상 재화를 구매하고 있다. 현실과 가상의 융합을 통한 가치 창출로 대변되는 4차 산업혁명 시대에 가상 재화는 디지털 상품 자체로서의 가치뿐만 아니라 오프라인 경제와 결합되어 막대한 가치를 창출하고 있다. 예를 들어, 카카오의 이모티콘이 들어간 그릇이나 문구류 등의 아날로그 상품을 우리 주변에서 어렵지 않게 볼 수 있으며 이는 가상의 디지털 아이템을 현실의 제품에 적용한 융합의 사례라 할 수 있다.

또한 최근 가상 재화 시장은 가상 아이템을 게임 참여자들에게 판매하려는 게임 사업자들에 의해 주도되고 있다. 따라서 가상 아이템 판매는 게임 사업자 및 소셜네트워크 서비스 기업들에게 필수 비즈니스 모델이 되고 있다(Hamari & Keronen, 2016; Hamari et al., 2017; Kim, Gupta, & Koh, 2011; Lehdonvirta, 2009; Mäntymäki & Salo, 2013; Nieborg, 2015). 가상 아이템 시장 가치는 2012년에 150억 달러에 달하였다(Wohn, 2014). IDG 컨설팅의 2017년 자료에 의하면 게임 산업에서의 아이템 거래는 2017년 말 기준 800억 달러 이상이다. 소셜네트워크서비스에서 사람들은 자신을 표현하는 수단으로서, 자신의 계정을 가상 재화로 꾸미고 있다(Kim, Chan, & Kankanhalli, 2012). 온라인에서 사람들은 자기 자신을 표출함으로써 타인과의 상호작용 및 관계 구축, 나아가 다양한 정보원에 접근하고자 한다(Kim et al., 2011; Schwämmlein & Wodzicki, 2012). 가상 아이템 판매는 그 자체로서 기업의 매출을 높여주기도 하지만 사용자들을 소셜미디어나 온라인 게임 공간에 오래도록 머물게 함으로써 소셜미디어의 주 수입원인 광고수익 증대에 간접적으로 기여할 수 있다.

그러나, 디지털 아이템 산업의 중요성이 지속적으로 커지고 있음에도 불구하고 소셜미디어와 같은 온라인에서 가상 재화의 구매 영향 요인에 대한 연구는 제한적으로 실행되어 왔다. 다만, 소셜미디어 사용자들의 디지털 아이템 구매 의도에 영향을 주는 심리적 요인에 관한 연구가 소수의 연구에서 다루어졌을 뿐이다(Kim et al., 2011; Kim et al., 2012; Koh & Kim, 2003). 따라서 저자는 소셜미디어에서의 디지털 아이템 산업의 중요성을 인지하고, 디지털 아이템 구매 의도가 아닌 실제 디지털 아이템 구매에 미치는 영향 요인을 실증 자료(empirical data) 활용을 통한 연구가 필요하다고 보아 본 연구를 실행하

고자 한다.

Kim et al.(2011)은 소셜미디어 사용자의 사회적 영향력과 같은 개인의 사회적 가치는 디지털 아이템 구매 의도를 설명해 줄 수 있는 주요 변수라고 하였다. 실제로 발생한 가상 재화 구매 데이터와 친구 수, 친구의 방문 빈도 등과 같이 소셜미디어 사용자들의 사회적 영향력을 나타내 주는 사회적 변수의 관계를 연구한 경우는 거의 존재하지 않았다. 그러한 연구의 부재는 크게 두 가지 문제에 기인하는데, 데이터 획득의 어려움과 분석의 어려움 때문이다. 소셜미디어 사용자들의 매출 자료를 얻기가 어렵고, 특히 그들의 사회적 영향력과 관련된 소셜미디어 사용자들 간의 관계를 나타내는 자료 역시 직접적으로 획득하기 어렵기 때문이다. 또한 데이터를 획득한다고 해도 소셜네트워크분석(Social Network Analysis, 이하 SNA)을 활용한 소셜미디어 유저들의 사회적 영향력을 각각 계산하고 이를 변수화하는 작업은 상당한 시간과 노력을 요하는 작업이기 때문에 실증 연구가 미진한 것으로 판단하고 있다. 본 연구는 그러한 디지털 아이템 산업의 중요성과 연구의 미진함의 간극을 메우기 위해 실증 자료를 획득하여 연구를 진행하고자 한다.

소셜미디어에서는 네트워크 구조 변수가 사회적 영향력을 나타내며, 네트워크 구조 변수가 상품 구매나 동영상 시청 등과 같은 소비자 의사 결정에 중요한 영향 요인으로 연구되어 왔다. 소셜미디어에서 거래되는 가상 재화 구매에 사회적 영향력 또한 주요한 변수가 될 것이며, SNA를 활용하여 가상 재화 구매에 영향을 주는 사회적 요인들을 밝히는 것 역시 흥미로운 연구 주제가 될 것이다.

그러나 SNA를 활용한 다수의 기존 연구에서는 소셜미디어 유저의 사회적 가치를 나타내는 네트워크 구조 변수가 시간에 따라 변하지 않고 지속된다는 가정 하에 사회적 가치가 유튜브 비디오 콘텐츠 시청 횟수, 온라인 스토어의 수익 등에 미치는 영향을 연구하였다(Goldenberg et al., 2009; Hinz et al., 2011; Katona, Zubcsek, & Sarvary, 2011; Stephen & Toubia, 2010; Watts & Dodds, 2007). 반면, Braha and Bar-Yam (2006)은 소셜미디어 사용자의 네트워크 구조는 시간에 따라 지속적으로 변화한다는 것을 실증적으로 제시하였으며 그러한 시간에 따른 변화를 모형에 반영하지 않을 경우 편향된(biased) 모수를 추정할 수 있다는 점을 지적하였다. 따라서, 본 연구에서는 Braha and Bar-Yam(2006)이 지적한 문제점을 반영하고 그러한 문제를 해결하기 위해 특정 시점의 횡단면(Cross-sectional) 자료가 아닌 네트워크 구조변수의 월별 시계열 자료를 계산하여 패널 데이터를 구성하였다. 또한 시간에 따른 변화(variation)를 모형에 반영하여 데이터셋을 구성하였다. 구성된 데이터를 활용하여, Braha and Bar-Yam(2006)이 밝힌 동적인 네트워크 구조 변수 설정시의 가상 재화 구매 모형이 정적 네트워크 구조를 설정한 모형보다 성과가 우수한가를 본 연구를 통해 밝히고자 한다.

2. 선행연구

2.1. 가상 재화 구매 동기(purchase motives)

Sweeney and Soutar(2001)는 고객 구매 행동의 중요한 요인으로 고객 가치를 제시하였다(Babin, Darden, & Griffin, 1994; Dodds, Monroe, & Grewal, 1991; Kim, Chan, & Gupta, 2007; Sheth, Newman, & Gross, 1991; Zeithaml, 1988). 고객 가치는 기능적, 감정적, 사회적 가치로 구성되며, 그 중에서 사

회적 가치는 소비자 자신의 사회적 자본을 유지하거나 강화하려는 인지된 효용을 나타낸다. 사회적 가치에는 자기 이미지 표현(Self-image Expression)과 관계 지원(Relationship Support)이라는 두 종류의 가치가 있다(Kim et al., 2011).

소비자는 자신이 원하거나 다른 사람들에게 보여지기를 원하는 모습을 나타내기 위해 상품을 구매하고 소비하기도 한다. Goffman(1959)과 Leary(1995)는 자기표현 이론(Self Expression Theory)이, 사람들이 타인들에게 자신이 보여지고자 하는 모습을 나타내는 것에 적극적인 이유를 잘 설명한다고 하였다. 자기표현과 관련하여 두 가지 중요한 동기가 있다(Schlenker, 2003). 첫째, 자기표현을 통해 사람들은 다른 사람들에게 영향을 미칠 수 있고 그로 인해 보상을 얻을 수 있다. 둘째, 자기표현을 통해 사람들은 유사한 사람들을 찾아 관계를 형성할 수 있다. Goffman(1959)은 사람이 자신의 정체성을 만들고 나타내지 않으면 효과적인 사회적 관계를 획득할 수 없다는 것을 발견하였다. 따라서 온라인에서의 자기표현은 소셜미디어에 참여하도록 하는 동기를 부여한다. 오프라인에서의 자기표현이 일어나는 방법은 주로 언어, 행동, 외양과 소유물 등을 통해서이다. 반면 온라인 자기표현은 주로 문자, 상징, 청각 표현 수단을 통해 이루어진다(Schau & Gilly, 2003). 사람들은 상징적이며 청각적인 자기표현을 위해 소셜미디어에서 아바타, 음악, 이모티콘 등과 같은 디지털 아이템을 얻을 수 있다. 따라서 소셜미디어 구성원들의 디지털 아이템 구매는 구성원들의 온라인 자기표현 욕구가 주 원인이 될 수 있다.

사회적 관계 지원은 사람들 사이에서 관계를 형성하고 유지하며 강화하는 데 도움이 되는 인지된 능력을 나타낸다. 개인은 소셜미디어를 통해 감정적 지원, 동료의식과 공감을 주고받을 수 있다. Walker(2000)는 소셜미디어 구성원들이 현재의 관계를 유지하기 위해 자신의 소셜미디어 계정을 만든다고 주장하였다. 소셜미디어 구성원들은 보다 많은 친구와 방문객을 끌어들이고자 하며, 음악, 아바타, 이모티콘 등으로 구성된 다양한 가상 아이템으로 자신의 계정을 꾸미으로써 그들과의 관계를 강화하고자 한다. 그래서 가상 아이템은 사회적 관계를 형성하고 강화시키는 데 활용될 수 있으며, 소셜미디어 구성원들은 그러한 효과를 누리기 위해 가상 아이템을 구매할 동기가 생길 것이다. 친구가 많을수록 소셜미디어 구성원은 소셜미디어 상에서 자신의 지위를 유지하기 위해 자신의 관계를 유지하고 강화하고자 할 것이다.

상기의 논의에서, 사회적 가치를 유지하거나 강화하고자 하는 열망이 소비자의 가상 아이템 구매 행동으로 이끈다는 것을 추론해볼 수 있다. 실제로 Kim et al.(2011)은 가상 재화 구매 의도에 사회적 가치가 유의하면서 긍정적인 영향을 준다는 것을 밝혔다. 그러나 그 연구는 소셜미디어 사용자들의 심리적 관점으로부터 수행되었으며 실제 구매행위와 사회적 관계를 반영할 수 없었다는 한계가 있다.

2.2. SNA를 활용한 마케팅 연구

소셜미디어 구성원의 다양한 사회적 가치를 반영하는 소셜 네트워크 구조 변수가 존재한다. 그러한 변수에는 연결정도(degree), 근접중심성(closeness centrality), 제약성(constraint), 군집계수(clustering coefficient) 등이 있다. 예를 들면, 네트워크 구성원의 높은 연결정도는 소셜네트워크상에서 자신의 이웃에 대한 높은 영향력이 있음을 나타낸다. SNA와 관련된 마케팅 연구의 주된 관심사는 소셜네트워크상에서 높은 사회적

가치를 갖는 영향력 있는 소비자를 찾아내고 그들이 이웃과 자기 자신의 행동에 어떠한 영향을 주는가를 알아보는 것이다. 본 연구는 경제학, 마케팅, 사회학 등 다양한 분야에서 SNA를 적용한 연구 결과들로부터 이론적 배경을 두고 있다. 우리는 소셜네트워크상에서 영향력 있는 구성원을 알아내고 네트워크 구조 변수와 가상 재화 구매간의 예상되는 관계를 나타내기 위해 마케팅과 다른 연구 분야에서 주로 사용된 네트워크 구조 변수를 다음과 같이 요약하였다.

2.2.1. 연결정도(Degree)

연결정도는 소셜네트워크상에서 노드가 얼마나 많은 관계를 맺고 있는가를 나타내는 연결선 수(number)이다(Wasserman & Faust, 1994). 소셜네트워크가 방향성이 있다면, 연결정도는 내향(in) 및 외향(out) 연결정도로 구분할 수 있다. 사회연결망 분석 관점에서 다른 노드들보다 연결 정도가 훨씬 더 높은 노드를 “허브(hub)”라고 한다. 예를 들어, 팔로워수가 많은 파워블로거나 파워트위터리안 등을 소셜미디어에서의 허브라고 할 수 있다. 허브는 소셜네트워크와 관련된 다양한 학술 영역에서 큰 관심을 받은 연구 주제였다. 마케팅 연구 분야에서도 다음과 같이 허브에 관심을 가져왔다.

Watts and Dodds(2007)는 정보 확산에서 허브의 역할을 연구하였다. 그들은 초기의 빠른 정보 확산을 위해서는 허브의 역할보다 초기 정보 수용자수가 임계량(critical mass)에 얼마나 빨리 도달하느냐가 더 중요하다고 하였다. 반면 Goldenberg et al.(2009)는 허브가 정보의 확산 및 수용에 중요한 역할을 한다는 것을 실증적으로 보였다. 그들은 허브를 확산 속도에 영향을 미치는 혁신 허브(innovative hub)와 시장 크기에 영향을 주는 팔로워 허브(follower hub)로 나누었다.

Stephen and Toubia(2010)는 온라인 점포들이 소셜커머스 플랫폼에서 형성된 네트워크 구조가 온라인 판매자들의 수익성에 어떤 영향을 미치는가를 연구하였다. 소셜커머스 플랫폼에서는 개별 점포가 다른 점포와 연결되어 거대한 네트워크를 형성하고 있다. Stephen and Toubia(2010)는 온라인 점포들 간에 네트워크를 형성시키는 것이 점포들의 수익과 주로 긍정적인 상관관계가 있다는 점을 밝혔다. 그들은 또한 네트워크 구조 변수 중에서 내향 연결성은 온라인 점포의 수익에 유의미한 긍정적인 영향을 미치지만 외향 연결성의 경우 오히려 수익에 부정적으로 유의한 영향을 미친다는 것을 보였다.

Katona, Zubcsek, and Sarvary(2011)는 상품이나 정보를 수용할 확률이 다른 노드보다 높지만 허브를 이웃으로 두고 있는 노드의 경우 상품이나 정보 수용 확률이 낮다는 것을 실증적으로 밝혔다. 즉 친구가 많다는 것은 많은 정보를 얻을 수 있어서 자신의 새로운 정보 수용에 긍정적인 영향을 주지만 이웃에 쏟을 수 있는 에너지가 그만큼 분산되기 때문에 그 이웃의 정보 수용에는 부정적인 상관관계가 있다는 것이다. 그래서 그들은 노드 자신의 네트워크 성격뿐만 아니라 이웃의 네트워크 성향도 함께 고려하는 것이 중요하다는 점을 밝혔으며, 그것이 그들의 연구가 기존 연구와의 차별점이다.

2.2.2. 근접중심성(Closeness Centrality)

소셜네트워크 분석에서 근접중심성을 통해 하나의 노드와 다른 노드들 간에 근접성을 측정할 수 있다. “근접(closeness)”은 노드들 간에 최단 거리를 나타내며 거리와 반비례한다. 근접중심성은 소셜네트워크에서 하나의 노드가 다른 노드들과

얼마나 가까운가에 관심이 있다(Wasserman & Faust, 1994). 근접중심성이 높다는 것은 하나의 노드가 주위에 있는 다른 노드들과 거리가 가깝다는 것을 의미하고, 빠른 속도로 그들과 커뮤니케이션할 수 있다는 것을 나타낸다. 방향성이 있는 네트워크의 경우 근접중심성 역시 내향과 외향 근접중심성을 각각 계산할 수 있다.

근접성이라는 측면에서 중심에 있는 노드는 다른 사람들과 정보 소통을 보다 효율적으로 할 수 있으며 그러한 이유로 상품 수급과 같은 다른 사람들의 행동에 영향을 줄 수 있다(Beauchamp, 1965). Stephen and Toubia(2010)는 내향 근접중심성이 온라인 상점의 수익에 긍정적인 상관관계가 있다는 것을 밝혔다.

2.2.3. 구조적 공백(Structural Hole)

중개의 정도(degree of brokerage)와 관련되어 있는 개념이 구조적 공백이다. Burt(1992, 2004)는 “구조적 공백”을 활용하여 소셜네트워크에서 중개자와 그 역할을 정의하였다. Burt(1992, 2004)는 하나의 노드가 소셜네트워크에서 제외될 경우, 노드나 그룹 간에 연결이 깨지면, 그 노드가 중개자가 될 가능성이 높다고 설명하였다. 그는 중개자가 차지하고 있는 공백을 “구조적 공백”이라고 설명하였다. 중개는 “약한 유대의 힘”(Burt, 1992; Granovetter, 1973)과 밀접하게 관련된 개념이다. 중개자는 약한 유대를 연결하여, 연결적 사회 자본(bridging social capital)을 만들고 강화시킬 수 있다. Granovetter(1973, 1983)는 소셜네트워크에서 중개자가 정보 유통에 중요한 역할을 한다는 점을 강조하였다. 그의 연구에 따르면, 중개자는 다른 사람들 사이의 거리를 줄여 정보를 전파한다. 그리고 그는 중개자가 새로운 면에서도 중요한 정보의 원천으로 활동한다고 주장하였다.

소셜네트워크와 관련된 최근 연구에 따르면, 중개자는 네트워크에서 두 가지 중요한 역할을 한다. 첫째, 중개자는 새로운 정보를 전달하고, 그가 쉽게 얻은 신선한 정보에 따라 자신의 행동을 변화시킬 수 있다. Valente and Fujimoto(2010)는 높은 연결성이 있는 허브는 대중의 관심을 유지하기 위해 변화를 받아들이는 것을 거부하며 현재 상태를 유지하려는 경향이 있으며(Becker, 1970; Cancian, 1979), 중개자는 변화에 개방적이며 다른 사람들에게 쉽게 설득당할 가능성이 높다고 설명하였다.

중개에 대한 위의 논의로부터 우리는 노드가 구조적 공백에 위치에 있으면 그는 새로운 정보를 받아들이고 자신의 행동을 변화시키려는 성향이 더욱 강할 것이라는 것을 추론해 볼 수 있다.

2.2.4. 군집 계수(Clustering Coefficient)

군집계수는 노드가 얹혀서 상호 연결되어 있는 정도를 나타낸다. 네트워크 내에서 연결밀도를 군집이라고 한다(Watts & Strogatz, 1998). 군집도가 높은 네트워크는 내부에서는 구성원 간에 관계가 긴밀하며, 외부와는 차이가 구별되는 커뮤니티이다(Girvan & Newman, 2002). 과거 씨족 마을과 같이 마을 안에서는 교류가 많지만 외부와는 접촉이 거의 없는 집단이 군집도가 크다. 군집계수는 소셜네트워크 구성원들이 다른 구성원에게 미치는 영향을 주는 환경과 관련이 있다. 네트워크 폐쇄 이론(Network Closure Theory) (Burt, 2004; Coleman, 1988)에 따르면 두 사람(a와 b)이 동일한 사람(c)을 알고 있을 때, 그 둘(a와 b)이 서로 지인이 아닐 때보다 지인인 경우 그 사람(c)에 대해 더 큰 영향력을 행사할 수 있다. 예를 들어, 소

비자가 자신의 두 지인이 구매한 것과 동일한 상품 구매를 고려한다면, 두 지인이 서로 친구일 때 상품 구매 의사 결정에서 더욱 많이 영향을 받을 것이다. 그런 이유로, 상품을 구매한 친구들 간의 관계 강도가 잠재 소비자들의 구매에 영향을 미칠 것이라는 것을 추정해 볼 수 있으며 가상 재화 시장에서도 동일한 논리를 적용해 볼 수 있을 것이다.

2.3. SNA를 활용한 마케팅 연구에서의 모형 관련 이슈

소셜네트워크와 관련된 마케팅 연구를 수행하기 위해, 마케팅 연구자들은 시뮬레이션(Choi, Kim, & Lee, 2008; Watts & Dodds, 2007)과 실증적 방법(Goldenberg et al., 2009; Iyengar, Van den Bulte, & Valente, 2011; Katona, Zuscov, & Sarvary, 2011; Trusov, Bodapati, & Bucklin, 2010) 등과 같은 방법론을 활용해 왔다. 기존 연구에서는 노드의 사회적 영향력을 나타내는 네트워크 구조적 변수를 가장 최근의 구조적 위치로 보거나 친구 관계인가 아닌가의 여부를 측정하는 이분 변수를 활용해 시간에 따라 네트워크의 구조적 위치가 불변이거나 상관이 없는 것으로 보았다. 그러나 Braha and Bar-Yam(2006)이 지적한 바와 같이, 네트워크 구조 변수는 시간에 따라 변화한다(Braha & Bar-Yam(2006)의 Figure 2 참조). Table 1은 시간에 따라 변화하지 않도록 설정된 네트워크 구조 변수를 설정한 정적인 모형과 동적인 모형을 적용한 본 연구를 비교하여 보여주고 있는데, 기존 연구에서는 주로 친구 관계와 같은 정적 구조의 네트워크 데이터를 활용하고 있다(Katona, Zuscov, & Sarvary, 2011; Yoganarasimhan, 2012).

본 연구에서는 기존 연구와는 달리 시간에 따라 변화하는 네트워크 구조 변수 모형을 설정하였으며, 모형 추정에 활용하였다. 또한 네트워크 구조 변수가 시간에 따라 변화하지 않는다는 설정을 한 기존 연구의 모형을 기본 모형으로 두고 우리가 제안한 모형과 기존 연구에서 설정한 기본 모형 간에 성과 비교를 하는 것이 본 연구의 주요 목적이다.

Table 1: Models of the Previous and Current Research.

Paper	Model	Time-varying (TV) or Time-invariant (TI) Network Structure Variables
Watts & Dodds (2007)	Simulation	TI
Katona, Zuscov, & Sarvary (2011)	Complementary Log-Log	
Hinz et al. (2011)	Random Coefficient Model	
Lee & Kim (2013)	Complementary Log Log, OLS	
Goldenberg et al. (2009)	Agent-Based Model, OLS	
Stephen & Toubia (2010)	Tobit	
Iyengar, Van den Bulte, & Valente (2011)	Discrete-Time Hazard	
Oestreicher-Singer & Sundararajan (2012a)	OLS	
Oestreicher-Singer & Sundararajan (2012b)	OLS	
Yoganarasimhan (2012)	Dynamic Panel Model	
This Paper	Random Effects Panel Tobit Model	TV

3. 연구모형

3.1. 모형 수립

본 연구에 사용될 모형은 다음과 같다. 모형 추정을 위해 구성된 데이터셋에서 종속 변수인 구매금액 데이터의 상당수가 관찰되지 않는, 즉 0의 값을 갖는 좌측 절단(left censored)이 된 상태이다. 따라서 그러한 상황을 고려한 모형을 통해 모형을 추정해야 하는데 이에 적합한 모형이 바로 Random Effects Panel Tobit(REPT) 모형이다(Hsiao, 2014). 본 연구에서 우리는 다음과 같이 모형을 수립하였다.

$$y_{i,t} = \beta_0 + NS_{i,t} \cdot \beta_1 + X_{i,t} \cdot \beta_2 + W_i \cdot \beta_3 + u_i + e_{i,t} \quad (1)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, N \quad t = 1, 2, 3, \dots, T$$

$$u_i \sim N(0, \sigma_u^2) \text{ if } u_i \text{ is random effect}$$

$$e_{i,t} \sim N(0, \sigma_e^2)$$

$$y_{i,t} = \begin{cases} y_{i,t}^*, & y_{i,t}^* > 0 \\ 0, & y_{i,t}^* \leq 0 \end{cases}$$

$NS_{i,t}$ 는 연결중심성, 근접중심성 등 시간에 따라 변화하는 네트워크 구조 변수 벡터이며 이 부분이 기존 연구에서의 모형 설정과의 차별점이다. $X_{i,t}$ 는 아이템 스토어 방문 횟수, 자신의 소셜미디어 계정 방문 횟수와 같이 시간에 따라 변화하는 개인행동 변수 벡터를 나타내며 W_i 는 성별 등과 같이 시간에 따라 변화하지 않는 개인 변수를 나타낸다. u_i 는 임의 효과 또는 고정 효과에 따라 개인별 이질성 여부를 알아볼 수 있는 잠재변수(latent variable)이며 임의 효과가 유의하게 있을 경우 정규 분포($u_i \sim N(0, \sigma_u^2)$)를 따른다. β_0 은 절편을 나타내는 모수이며, $\beta_1 \sim \beta_3$ 역시 추정해야 될 모수 벡터이다.

3.2. 네트워크 구조 변수 계산

본 연구에서는 네트워크 구조 변수를 다음과 같이 계산하였다. 이전 연구(Katona, Zubcsek, & Sarvary, 2011; Stephen & Toubia, 2010; Yoganarasimhan, 2012)와 달리 네트워크 구조 변수를 시간에 따라 변화하는 것으로 설정하였다. 또한 커뮤니케이션 네트워크는 가중 네트워크의 성격을 갖는다. 즉 어떤 노드가 다른 노드들을 방문하거나 방문을 받는 빈도수가 네트워크 변수 계산에 반영되어 있다. 또한 커뮤니케이션 네트워크는 방향성을 갖는다. 즉 방문을 받는 내향(in), 방문을 하는 외향(out)이 그것이다. 그래서 본 연구에서 다루는 네트워크는 방향성이 있는 가중 네트워크로 설정하였다.

3.2.1. 연결정도(Degree)

가중 내향 연결 정도와 외향 연결 정도는 다음 (2), (3)식과 같이 계산된다.

$$wind_{i,t} = \sum_{j=1}^N R_{ij,t} \cdot C_{ij,t} \quad (2)$$

$$woutd_{i,t} = \sum_{j=1}^N R_{ji,t} \cdot C_{ji,t} \quad (3)$$

$wind_{i,t}$ 와 $woutd_{i,t}$ 는 노드 i 의 t 기 내향 연결 정도와 외향 연결 정도이며, $R_{ij,t}$ 는 t 기에 노드 j 로부터 노드 i 까지 관계의 빈도를 나타내며, $R_{ji,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 j 까지 관계의 빈도를 나타낸다. $C_{ij,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 j 까지 연결된 경우, 1 그렇지 않은 경우 0이며, $C_{ji,t}$ 는 노드 j 로부터 노드 i 까지 연결된 경우, 1 그렇지 않은 경우 0이다.

3.2.2. 제약성(constraint)

노드가 브로커로서 어느 정도 역할을 하는가를 측정하는 척도는 구조적 공백 이론과 관련이 있다(Burt, 1992). 구조적 공백을 직접적으로 측정하는 척도는 없으나, “제약성(constraint)”이라는 척도에 의해 간접적으로 측정할 수 있다(Burt, 1992). Burt(1992)에 따르면, 제약성 브로커의 정도와 역의 상관관계가 있으며, 하나의 노드에서 제약성의 값이 낮으면, 그가 브로커일 확률이 높다. 제약은 다음 (4)식과 같이 측정할 수 있다.

$$constraint_{i,t} = \sum_j (P_{ij,t} + \sum_{h=1}^N P_{ih,t} \cdot P_{hj,t})^2, \quad h \neq i, j \quad (4)$$

$P_{ih,t}$ 는 i 가 i 의 지인 중 하나인 h 에게 얼마나 많은 시간과 에너지를 쏟는가를 나타내며 다음 (5)식과 같이 계산할 수 있다(Burt, 1992).

$$P_{ih,t} = \frac{(C_{ih,t} + C_{hi,t})}{\sum_j (C_{ij,t} + C_{ji,t})} \quad (5)$$

$C_{ih,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 h 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이며, $C_{hi,t}$ 는 노드 h 로부터 노드 i 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이다. $C_{ij,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 j 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이며, $C_{ji,t}$ 는 노드 j 로부터 노드 i 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이다.

3.2.3. 근접중심성(Closeness Centrality)

가중(weighted) 내향 근접중심성과 가중 외향 근접중심성은 다음 (6), (7)식과 같이 계산할 수 있다(Wasserman & Faust, 1994).

$$winclose_{i,t} = \sum_{j \neq i} C_{ij,t} / d_{ij,t}, \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

$$woutclose_{i,t} = \sum_{j \neq i} C_{ji,t} / d_{ji,t}, \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (7)$$

$d_{ij,t}$ 는 t 기에 j 에서 i 까지 최단 거리를 나타내며, $d_{ji,t}$ 는 t 기에 i 에서 j 까지 최단 거리를 나타낸다($i \neq j$). $C_{ij,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 j 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이며, $C_{ji,t}$ 는 노드 j 로부터 노드 i 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이다.

3.2.4. 군집계수(Clustering Coefficient)

군집계수는 네트워크상에서 노드가 함께 모이려는 성향의

정도를 나타낸다. 가중 군집 계수는 다음 절차를 통해 계산될 수 있다. 그래프 $G(N, L)$ 이 있는데, N 은 노드의 집합 $N = \{n_1, n_2, n_3, \dots\}$ 을 나타내고, $L = \{l_1, l_2, l_3, \dots\}$ 는 다음 조건을 만족시키는 링크의 집합이다.

$$l_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{if } (i,j) \in L \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

그리고, t 기간에 i 의 이웃을 나타내는 집합 NB 를 다음과 같이 가정한다면

$$NB_{i,t} = \{j | i, j \in N, l_{i,j,t} = 1 \ (i,j) \in L\} \quad (9)$$

가중 군집 계수는 다음 식(10)과 같이 측정된다.

$$wclustering_{i,t} = \frac{\sum_{(i,j) \in NB_{i,t}} l_{i,j,t} \cdot \frac{C_{i,j,t}}{\sum_{(i,j) \in NB_{i,t}} C_{j,i,t}}}{\sum_{(i,j) \in NB_{i,t}} 1} \quad (10)$$

$C_{i,j,t}$ 는 t 기에 노드 i 로부터 노드 j 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이며, $C_{j,i,t}$ 는 노드 j 로부터 노드 i 까지 연결되어 있으면, 1 연결되지 않으면 0이다.

4. 실증 분석

4.1. 데이터 수집

실증 분석을 위해 본 연구에서는 한국에 있는 소셜네트워크 서비스 기업으로부터 데이터를 수집하였으며, 데이터 수집 기간은 1년으로 2011년 10월부터 2012년 9월까지이다. 표본 추출 방법은 스노우볼 샘플링(snowball sampling) 방법을 활용하

였다. 스노우볼 샘플링이란 비확률적 표본 추출(non-probability sampling) 기법으로 처음에 임의로 몇 개의 표본을 선택하고, 선택한 표본들의 지인, 그리고 지인의 지인을 지속적으로 표본으로 추출하여 원하는 양의 표본을 추출할 때까지 표본 추출을 계속하는 것을 말한다(Goodman, 1961).

스노우볼 샘플링 방법을 통해 총 23,395명의 노드가 데이터 셋에 추출되었고, 그들의 가상 재화 구매 정보, 네트워크 활동 및 개인 특성 정보가 포함되어 있다. 네트워크 유형은 커뮤니케이션 네트워크로서 노드들 간에 방문 숫자와 관계의 방향성이 반영되어 있다.

원(raw)데이터에는 방문 및 구매 등 활동 내역과 시간에 초(second) 단위까지 기록되어 있다. 패널 데이터를 구성하기 위해 일이나 주 단위로 구성하는 것은 밀도의 희박함(sparseness) 문제가 발생한다. 따라서 종속변수와 네트워크 구조 변수 등은 월단위로 계산하여 월을 주기로 12번의 관찰 값을 보이는 패널 데이터로 만들었다.

종속변수는 월간 가상재화 구매 금액 합계이며, 본 연구에서 사용된 가상 재화는 이모티콘, 디지털 음악, 디지털 장식 등이며, 주로 SNS 구성원들의 개인 계정을 꾸미는데 사용된다. 구매 데이터는 로그 변형하였으며, 개인의 특성을 통제하기 위해, 성별과 연령 같은 인구통계 정보, 개인의 계정 방문 빈도, 가상 아이템샵 방문 빈도와 친구 숫자 변수를 활용하였다. 독립변수를 설정하기 위해 3장에서 제시한 식에 따라 네트워크 구조 변수를 측정하였다.

4.2. 기술 통계(Descriptive Statistics)

각 변수에 대한 기술통계는 Table 2에 제시되어 있다. 모든 네트워크 구조 변수에서 개인 간 횡단면에서 존재하는 표준 편차와 비교하여 개인 내부에서 시간에 따른 표준 편차가 상당히 존재함을 알 수 있다. 시간에 따라 각 네트워크 구조 변수가 상당량의 변량이 존재하며 동적인 네트워크 구조 변수 설정에 근거를 부여하는 결과라고 할 수 있다.

Table 2: Descriptive Statistics

Variable	Variable Definition	Observations	Mean	Std. Dev		
				overall	between	within
ln_pu	log of purchase	206,072	1.71	2.92	1.48	1.85
wind	weighted in-degree	206,072	118.73	601.43	441.15	323.51
woutd	weighted out-degree	206,072	118.73	316.68	216.68	204.10
winclose	weighted in-closeness centrality	206,072	.001	.0008	.00049	.00065
woutclose	weighted out-closeness centrality	206,072	.001	.00085	.00059	.00063
constraint	brokerage measure	206,072	.6	.46	.37	.30
wclustering	network density	127,646	.0008	.00250	.00170	.00124
friend	number of friends	278,732	165.86	268.73	246.98	104.36
viitemshop	frequency of visiting item shop	128,175	2.18	2.14	1.19	1.52
vitimeline	frequency of visiting individual timeline	268,249	19.78	10.24	7.73	6.77
du	months from registration date	23,395	68.51	27.19	23.12	3.61
age		23,395	18.77	5.32		
gender	male: 0, female: 1	23,395	.54	.50		

4.3. 실증 분석 및 모형 비교

앞서 제시한 바와 같이 본 연구의 주요 목적인 네트워크 구조 변수의 시간에 따른 변량을 반영한 모형과 기존 연구에서 제시한 시간에 따라 불변인 모형 간 성과 비교를 아래와 같은 절차를 통해 실행하였다.

우선, 3장에서 제시한 REPT 모형을 활용하여 1) 네트워크 구조 변수가 동적으로(Dynamic) 설정한 것을 본 연구의 제안 모형(REPTD)으로 2) 기존 연구에서 제시한 바와 같이 시간에 따른 변화를 반영하지 않은(Static) 모형을 기본 모형(REPTS)으로 설정하여 비교하였다. 본 연구에서는 각 노드의 마지막 월 네트워크 구조 값을 시간에 따라 변화하지 않는 네트워크 구조 변수로 설정하였는데 이는 기존 연구에서 노드의 가장 최근의 네트워크 구조 변수를 모든 기간의 변수로 설정하였기 때문이다(Katona, Zubcsek, & Sarvary, 2011; Stephen & Toubia, 2010; Yoganarasimhan, 2012).

데이터셋을 둘로 나누어 모형 측정을 위해 13,395개의 데이터(estimation data)와 외적 타당성 검증을 위한 10,000개의 유보 데이터(holdout data)로 나누었다. Table 3은 모형 측정 데이터를 활용하여 (1)식에 각각 적합시킨 제안 모형 REPTD와 기본 모형인 REPTS의 성과를 비교한 것이다.

log-likelihood, Akaike Information Criterion(AIC) 및 Bayesian Information Criterion(BIC) 기준 모두 REPTD가 REPTS보다 우수한 것으로 나타났다(log-likelihood: -91,664(REPTD) vs. -94,703(REPTS); AIC: 183,357(REPTD) vs. 189,443(REPTS); BIC: 183,488(REPTD) vs. 189,555 (REPTS)). 따라서, 동적인 네트워크 구조 변수를 적용한 제안 모형이 정적인 네트워크 구조 변수를 적용한 기본 모형보다 성과가 우수함을 알 수 있다.

Table 3: Comparing the Model Fits of REPTS and REPTD

Variable	REPTS	REPTD
wind	.0003*** (3.69)	.00008** (2.43)
woutd	-.0002** (-2.15)	-.00002 (-0.26)
winclose	.005** (1.98)	.41*** (9.44)
woutclose	.02*** (10.86)	.54*** (14.43)
constraint	.24 (1.34)	-.14 (-1.30)
wclustering	-.03 (-.41)	.02* (1.83)
friend	.0003*** (3.67)	0.0005*** (5.82)
viitemshop	.65*** (64.91)	.59*** (57.41)
vitimeline	.11*** (30.6)	.09*** (26.66)
age	.02*** (3.9)	.02*** (2.99)
gender	.11* (1.72)	.21*** (3.28)
du	.004*** (3.54)	.002* (1.74)
constant	-3.28*** (-19.58)	-3.35*** (-26.4)
Observations	160,740	160,740
Log Likelihood	-94,703	-91,664
AIC	189,433	183,357
BIC	189,555	183,488

Notes: 1) Dependent Variable: log of purchase, ln_pu

2) * p<.1, ** <.05, *** <.01

3) Observations: 13,395*12=160,740

4) Parentheses: t-values

Table 4는 표본 내(in-sample) 데이터셋(estimation dataset)과 표본 외(out-of-sample) 데이터셋(holdout dataset)간의 성과를 Mean Absolute Deviation(MAD)과 Root Mean Squared Error (RMSE)의 값을 통해 모형의 성과를 비교한 결과를 보여준다. REPTD가 표본 내 데이터셋과 표본 외 데이터셋 모두에서 REPTS보다 RMSE와 MAD가 더욱 낮으며 이는 REPTD의 성과가 REPTS보다 우수함을 나타낸다.

Table 4: Comparing In-Sample vs. Out of Sample Fits

		REPTS	REPTD
In-Sample	RMSE	3.43	3.28
	MAD	1.74	1.63
Out-of-Sample	RMSE	3.63	3.49
	MAD	2.62	2.45

* REPTS is specified the same as that of the base model in Table 3.

4.4. 네트워크 구조 변수 계수의 동적 효과

앞 절에서 우리는 동적 네트워크 구조변수를 설정할 때 기존 연구에서 제시한 정적인 네트워크 구조 변수 설정을 할 때보다 모형의 성과가 더 좋다는 것을 밝혔다. 덧붙여, 시간에 따른 효과는 각 네트워크 구조 변수의 계수에도 적용될 수 있을 것이다. 즉, 네트워크 구조 변수의 계수에 시간에 따른 임의 효과를 설정할 경우와 그렇지 않은 경우 모형을 비교하여 봄으로써 시간에 따른 네트워크 구조 변수 계수의 임의 효과 존재 여부를 알아볼 수 있다.

네트워크 구조 변수의 계수가 시간에 따라 임의효과가 있는가를 연구하기 위해 본 연구에서는 다층 혼합 효과 모형(Multi-level Mixed Effects Model)을 아래의 (11)식과 같이 설정하였다(Rabe-Hesketh & Skrondal, 2008).

$$y_{i,t} = \beta_0 + NS_{i,t} \cdot (\beta_1 + \theta_t) + X_{i,t} \cdot \beta_2 \quad (11)$$

$$+ W_i \cdot \beta_3 + \mu_t + e_{i,t}$$

$$\mu_t \sim N(0, \sigma_\mu^2), \quad e_{i,t} \sim N(0, \sigma_e^2)$$

(11)식을 활용하여, 우리는 네트워크 구조변수의 계수 벡터가 시간이 흐름에 따라 임의 효과가 있는지 여부를 연구하고자 하였으며, 구체적으로 $\beta_t + \theta_t$ 중 θ_t 가 시간에 따라 임의 효과를 나타내는지 여부를 테스트함으로써 알아볼 수 있다. 즉 $var(\theta_t)$ 가 0이 아니면 네트워크 구조 변수의 계수는 시간에 따라 임의 효과가 존재한다는 것을 알 수 있다. 그러한 목적을 위해, 절편만을 임의(random intercept)로 설정한 것을 기본 모형으로 하고 각 네트워크 구조 변수의 계수가 임의 효과가 있는 설정으로 하는(random coefficient) 제안 모형으로 설정하였다. 그런 다음 우도비 테스트(Likelihood Ration Test, LRT)를 통해 기본 모형과 제안 모형을 비교하고자 하였다(Rabe-Hesketh & Skrondal, 2008).

Table 5는 테스트 결과를 나타낸다. 제약성(constraint)을 제외하고 다른 네트워크 구조 변수의 계수가 시간에 따라 변화한다는 설정을 한 모든 모형에서 제안 모형이 기본 모형보다

Table 5: The Results of Equation (12)

Variable	RN_WIND	RN_WOUTD	RN_CONSTRAINT	RN_WINCLOSE	RN_WOUTCLOSE	RN_WCLUSTERING	RN_I
wind	.0001** (4.74)	.00009** (5.87)	.00009** (5.9)	.00009** (5.64)	.00009** (5.91)	.00009** (6.01)	.00009** (5.90)
woutd	.002 (.07)	-.002 (-.03)	-.006 (-.16)	-.01 (-.32)	-.002 (-.05)	.002 (.05)	-.006 (-.16)
constraint	-.02 (-.37)	-.009 (-.18)	-.03 (-.4)	.005 (.11)	-.007 (-.14)	.007 (.14)	-.02 (-.41)
winclose	.23** (8.94)	.24** (9.2)	.23** (8.72)	.28** (5.2)	.24** (9.2)	.25** (9.66)	.23** (8.79)
woutclose	.47** (22.79)	.47** (22.98)	.46** (22.59)	.48** (23.29)	.51** (11.86)	.48** (23.3)	.46** (22.68)
wclustering	-.004(-.73)	-.0007(-.14)	.0002(.03)	-.0004(-.08)	-.003(-.49)	-.002(-.22)	.00002 (.00)
friend	.0003** (10.98)	.0003** (11.53)	.0003** (11.55)	.0003** (11.58)	.0003** (11.11)	.0003** (11.41)	.0003** (11.55)
viitemshop	.48** (96.12)	.49** (96.26)	.49** (96.24)	.49** (96.15)	.49** (96.12)	.49** (95.97)	.49** (96.25)
vitimeline	.09** (43.2)	.07** (43.19)	.07** (43.31)	.07** (43.0)	.07** (43.04)	.07** (42.98)	.07** (43.29)
du	.003** (6.15)	.003** (6.74)	.003** (6.09)	.003** (6.22)	.003** (6.21)	.003** (6.26)	.003** (6.1)
age	.01** (6.7)	.01** (6.2)	.01** (6.78)	.01** (6.63)	.01** (6.7)	.01** (6.73)	.01** (6.78)
gender	.07** (2.93)	.07** (2.97)	.07** (2.93)	.07** (2.96)	.07** (3.01)	.07** (2.95)	.07** (2.95)
constant	-.97** (-8.47)	-.99** (-8.54)	-.96** (-8.42)	-1.03** (-7.48)	-1.02** (-7.82)	-1.02** (-8.89)	-.96** (-8.52)
Log Likelihood	-191,515	-191,507	-191,524	-191,490	-191,513	-191,497	-191,525
AIC	383,062	383,047	383,081	383,013	383,038	383,026	383,081
BIC	383,210	383,195	383,229	383,160	383,185	383,174	383,220
LRT chi2	21.6 **	36.0 **	2.1	70.5 **	45.2 **	56.6 **	Base

Notes: 1) Dependent Variable: log of purchase, $\ln_{pu}$

2) * <.05, ** <.01

3) RN_I is a model only with intercept random

4) RN_WIND, RN_WOUTD, RN_WINCLOSE, RN_WOUTCLOSE, RN_CONSTRAINT, RN_WCLUSTERING are models whose intercept and each network structure variable's coefficient are random.

5) Parentheses: t-values

성고가 높은 것으로 나타났다. 즉, 각 네트워크 구조 변수에 대한 LRT 카이제곱 검정 결과, 제약성을 제외하고 1% 수준에서 유의한 것으로 나타났다. 그러한 결과로부터 네트워크 구조 변수의 계수가 시간에 따라 임의 효과를 나타낸다는 결론을 도출할 수 있다.

5. 결론

5.1. 연구의 요약 및 시사점

소셜미디어와 같은 온라인 세상에서 가상 재화의 수요가 급격히 증가하고 있다. 인간의 사회적 욕구와 자기표현의 욕구는 초연결이 가능한 가상공간에서 더욱 극대화되고 있으며 그러한 욕구와 맞물려 디지털 아이템과 같은 가상 재화의 수요 역시 급증하고 있다. 그러한 배경에서 소셜미디어에서 가상 재화 구매 모형을 연구하는 것은 상당히 의미가 있다.

네트워크상에서 가상 재화 구매 모형과 관련하여 본 연구의 주된 관심사는 네트워크 구조 변수가 시간에 따라 어느 정도의 분산을 갖는지, 그리고 그와 관련하여 동적 네트워크 구조 변수를 설정한 가상 재화 구매 모형이 정적인 네트워크 구조 변수를 설정한 모형에 비해 우수한가의 여부였다. 본 연구를 통해 네트워크 구조 변수가 시간에 따라 상당한 변화량을 나타낸다는 것을 알았으며, 이는 Braha and Bar-Yam(2006)이 제시한 주장과 일맥상통한다. 그리고 시간에 따라 변하지 않는

네트워크 구조를 설정한 기본 모형과 시간에 따라 변화하도록 네트워크 구조를 적용한 제안 모형 간에 성과를 비교하였으며, 그 결과 제안 모형의 성과가 더 높은 것으로 나타났다. 따라서 네트워크 구조 변수 설정 시 동적인 구조 변수 설정이 보다 우수한 결과를 나타낸다는 것을 확인할 수 있었다.

또한 다층 혼합 효과 모형을 통해 절편에만 임의 효과를 가정한 기본 모형과 각 네트워크 구조 변수의 계수에도 시간에 따른 임의 효과를 설정한 제안 모형을 비교하였다. 분석 결과 제약성을 제외한 시간에 따른 임의 효과 계수를 설정한 네트워크 구조 변수의 모든 계수가 절편에만 임의 효과를 가정한 기본 모형보다 높은 성과를 나타내는 것으로 나타났다. 따라서 네트워크 구조 변수의 모수 추정 시에 시간에 따른 임의 효과를 설정하는 것이 더 성과가 우수하다는 것을 알 수 있었다.

소셜미디어 플랫폼을 가상 재화의 유통 채널 및 촉진 채널로서 활용하고자 하는 기업들은 가상 재화 판매 모형을 구축할 때 네트워크 구조 변수의 동적인 특성을 고려하여 적용하는 것이 좋을 것이다. 예를 들어, 연결 수 즉, 관계의 수는 시간에 변화를 상당히 보일 수 있다(Braha & Bar-Yam, 2006). 기존 연구에서 적용된 소셜미디어 사용자들의 네트워크 구조가 시간에 따라 변화하지 않는다는 설정을 한 모형의 경우 추정된 모수가 편향되거나 잘못된 방향성을 가질 수 있고 타겟 마케팅을 할 때 상대적으로 낮은 구매 확률을 얻을 것이다. 따라서 다른 사람들의 사회적 영향력을 활용하여 가상 재화를 판매하고자 기획하는 마케팅 관리자는 네트워크 구성원들의 구조적 위치가 시시각각 변화하고 있다는 점을 인식하고 마케팅

팅 활동 시에 그러한 정보를 반영하기 위해 노력해야 할 것이다.

시간의 변화에 따라 네트워크 구조 변수를 측정한다는 것이 계산 비용을 높이고 계산 속도를 낮출 수 있다는 점을 고려할 때 모형 추정 시 효율을 낮출 가능성도 존재한다. 그러나 계산 기술의 발달로 비용은 급속도로 하락하고 있으며 속도 또한 지속적으로 상승할 것이기 때문에 향후 마케팅 환경에서 그러한 동적인 부분을 충분히 고려하는 것이 좋을 것이다. 예를 들어, 페이스북과 소셜미디어 기업에서는 고객의 네트워크 구조 변수에 대한 데이터를 다양한 스마트 기기를 통해 실시간으로 수집할 수 있으며, 인공지능의 알고리즘과 계산 능력의 급격한 상승으로 고객의 사회적 영향 변수를 보다 동적으로 계산할 수 있을 것이며 그러한 정보를 가상 재화 구매 모형에 반영한다면 보다 정교하고 높은 적중률을 보이는 마케팅 모형을 활용할 수 있게 될 것이다.

5.2. 한계점 및 향후 연구

중요한 기여점과 연구 및 실무적 시사점 도출에도 불구하고, 몇몇 한계점이 본 연구에 존재한다. 그러한 한계점을 바탕으로 본 연구를 통해 다양한 관련 연구 주제를 도출해 볼 수 있을 것이다. 첫째, 본 연구의 모형 설정에서는 가격과 촉진 정보와 같은 마케팅 변수를 고려하지 않았다. 우리가 데이터를 얻은 소셜네트워크는 아이템 무료 제공, 가격 할인 등 다양한 마케팅 이벤트를 회원들에게 제공한다. 소셜미디어 기업의 영향력을 배제하고 구성원들 간 상호 영향력에 초점을 두기 위해, 본 연구에서는 마케팅 활동과 관련된 정보를 제외하였다. 향후 연구에서는 마케팅 변수를 고려한 모형을 설정하는 것도 좋을 것이다.

둘째, 본 연구를 위한 데이터에는 전체 네트워크 구성원들의 정보가 아닌 표본 추출된 구성원들로 이루어진 부분 네트워크이다. 따라서 본 연구를 통해 얻은 결과는 전체 네트워크의 결과라고 일반화시킬 수는 없다. 그러나 전형적인 온라인 네트워크의 크기가 상당히 크기 때문에 네트워크 데이터 수집이 상당히 어렵고 연구자와 마케팅 실무자가 데이터를 처리하기가 상당히 어렵다. 따라서 스노우볼 샘플링 방법이 소셜네트워크 데이터 추출에 일반적으로 적용되는 방식이다. 스노우볼 샘플링을 통해 추출된 데이터로부터 얻은 결과는 전체 네트워크 데이터를 활용한 분석 결과와 유사하다고 널리 알려져 있다(Frenzen & Davis, 1990; Goodman, 1961; Henry, 2005; Salganik & Heckathorn, 2004; Tepper, 1994). 향후 연구에서는 표본 네트워크 데이터를 여러 차례 추출하여 그 결과를 비교해 보는 것도 흥미로운 것이다(Chen, Yuxin, & Ping, 2013).

셋째, 본 연구의 데이터는 1년의 관찰치를 포함하고 있어 크리스마스 시즌과 같은 계절 효과를 제거하기가 어렵다. 또한 데이터가 월간으로 계산된 값을 활용하여 주, 일 등 좀 더 세분화된 시간 단위를 고려한 연구에 적용해 보는 것도 좋을 것이다.

넷째, 이 연구에서는 개인의 구매에 영향을 미치는 변수로 이웃의 구매 등과 같은 이웃의 영향요인을 고려하지 않았다. 향후 연구에서는 이웃의 영향력을 고려한 모형을 고려해 보는 것도 흥미 있을 것이다(Katona, Zubcsek, & Sarvary, 2011).

마지막으로 우리는 네트워크 구조 변수가 가상 재화 판매에 유의한 영향을 미칠 것이라 가정하였는데 그 역도 가능할 것이다. 가상 재화를 구매하는 소셜미디어 구성원들은 자신을 보다 매력적으로 보이게 하기 위해 구매한 아이템을 활용하여 자신의

계정을 꾸미고 그로 인해 소셜미디어에서 구조적 지위를 향상시킬 수 있다. 즉 사회적 영향력을 나타내는 네트워크 구조 변수와 가상 재화 구매 간에 내생적인 관계가 존재할 가능성이 있다. 따라서, 그러한 내생적인 관계를 연구하는 것도 의미 있는 연구의 확장이 될 것이다.

References

- Babin, B. J., Darden, W. R., & Griffin, M. (1994). Work and/or fun: measuring hedonic and utilitarian shopping value. *Journal of consumer research*, 20(4), 644-656.
- Beauchamp, M. A. (1965). An improved index of centrality. *Behavioral science*, 10(2), 161-163.
- Becker, M. H. (1970). Sociometric location and innovativeness: Reformulation and extension of the diffusion model. *American sociological review*, 35(2), 267-282.
- Braha, D., & Bar-Yam, Y. (2006). From centrality to temporary fame: Dynamic centrality in complex networks. *Complexity*, 12(2), 59-63.
- Burt, R. S. (1992). *Structural Holes: The Social Structure of Competition*. Harvard University Press, Cambridge, MA.
- Burt, R. S. (2004). Structural holes and good ideas. *American Journal of Sociology*, 110(2), 349-399.
- Cancian, F. (1979). *The innovator's situation: Upper-middle-class conservatism in agricultural communities*. University Press, Palo Alto, CA: Stanford.
- Chen, X., Chen, Y., & Xiao, P. (2013). The impact of sampling and network topology on the estimation of social intercorrelations. *Journal of Marketing Research*, 50(1), 95-110.
- Choi, H., Kim, S. H., & Lee, J. (2010). Role of network structure and network effects in diffusion of innovations. *Industrial Marketing Management*, 39(1), 170-177.
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, 94, 95-120.
- Dodds, W. B., Monroe, K. B., & Grewal, D. (1991). Effects of price, brand, and store information on buyers' product evaluations. *Journal of Marketing Research*, 28(3), 307-319.
- Frenzen, J. K., & Davis, H. L. (1990). Purchasing behavior in embedded markets. *Journal of Consumer Research*, 17(1), 1-12.
- Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(12), 7821-7826.
- Goffman, E. (1959). The presentation of self in everyday life. *Garden City, NY*.
- Goldenberg, J., Han, S., Lehmann, D. R., & Hong, J. W. (2009). The role of hubs in the adoption process. *Journal of Marketing*, 73(2), 1-13.

- Goodman, L. A. (1961). Snowball sampling. *The Annals of Mathematical Statistics*, 32(1), 148-170.
- Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *The American Journal of Sociology*, 78(6), 1360-1380.
- Granovetter, M. (1983). The strength of weak ties: A network theory revisited. *Sociological Theory*, 201-233.
- Hamari, J., Alha, K., Järvelä, S., Kivikangas, J. M., Koivisto, J., & Paavilainen, J. (2017). Why do players buy in-game content? An empirical study on concrete purchase motivations. *Computers in Human Behavior*, 68, 538-546.
- Hamari, J., & Keronen, L. (2016). Why do people buy virtual goods? A literature review. In *2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)* IEEE, 1358-1367.
- Henry, P. C. (2005). Social class, market situation, and consumers' metaphors of (dis) empowerment. *Journal of Consumer Research*, 31(4), 766-778.
- Hinz, O., Skiera, B., Barrot, C., & Becker, J. U. (2011). Seeding strategies for viral marketing: An empirical comparison. *Journal of Marketing*, 75(6), 55-71.
- Iyengar, R., Van den Bulte, C., & Valente, T. W. (2011). Opinion leadership and social contagion in new product diffusion. *Marketing Science*, 30(2), 195-212.
- Jensen Schau, H., & Gilly, M. C. (2003). We are what we post? Self-presentation in personal web space. *Journal of Consumer Research*, 30(3), 385-404.
- Katona, Z., Zubcsek, P. P., & Sarvary, M. (2011). Network effects and personal influences: The diffusion of an online social network. *Journal of Marketing Research*, 48(3), 425-443.
- Kim, H. W., Chan, H. C., & Gupta, S. (2007). Value-based adoption of mobile internet: An empirical investigation. *Decision Support Systems*, 43(1), 111-126.
- Kim, H. W., Chan, H. C., & Kankanhalli, A. (2012). What motivates people to purchase digital items on virtual community websites? The desire for online self-presentation. *Information Systems Research*, 23(4), 1232-1245.
- Kim, H. W., Gupta, S., & Koh, J. (2011). Investigating the intention to purchase digital items in social networking communities: A customer value perspective. *Information & Management*, 48(6), 228-234.
- Kim, H. W., Gupta, S., & Koh, J. (2011). Investigating the intention to purchase digital items in social networking communities: A customer value perspective. *Information & Management*, 48(6), 228-234.
- Koh, J., Kim, Y. G., & Kim, Y. G. (2003). Sense of virtual community: A conceptual framework and empirical validation. *International Journal of Electronic Commerce*, 8(2), 75-94.
- Leary, M. R. (1995). *Self-presentation: Impression management and interpersonal behavior*. Brown & Benchmark Publishers.
- Lee, H. T., & Kim, B. D. (2013). The role of brokers in social network on the product purchase. *Journal of Korean Marketing Association*, 28(6), 1-22.
- Lehdonvirta, V. (2009). Virtual item sales as a revenue model: Identifying attributes that drive purchase decisions. *Electronic Commerce Research*, 9(1-2), 97-113.
- Mäntymäki, M., & Salo, J. (2013). Purchasing behavior in social virtual worlds: An examination of Habbo Hotel. *International Journal of Information Management*, 33(2), 282-290.
- Nieborg, D. B. (2015). Crushing candy: The free-to-play game in its connective commodity form. *Social Media+ Society*, 1(2), 1-12.
- Oestreicher-Singer, G., & Sundararajan, A. (2012). Recommendation networks and the long tail of electronic commerce. *Mis Quarterly*, 36(1), 65-83.
- Oestreicher-Singer, G., & Sundararajan, A. (2012). The visible hand? Demand effects of recommendation networks in electronic markets. *Management Science*, 58(11), 1963-1981.
- Rabe-Hesketh, S., & Skrondal, A. (2008). *Multilevel and longitudinal modeling using Stata*. STATA press.
- Salganik, M. J., & Heckathorn, D. D. (2004). Sampling and estimation in hidden populations using respondent-driven sampling. *Sociological Methodology*, 34(1), 193-240.
- Schlenker, B. R. (2003). Self-presentation. M. R. Leary, J. P. Tangney, eds. *Handbook of Self and Identity*. Guilford Press, New York, 492-518.
- Schwämmlein, E., & Wodzicki, K. (2012). What to tell about me? Self-presentation in online communities. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 17(4), 387-407.
- Sheth, J. N., Newman, B. I., & Gross, B. L. (1991). Why we buy what we buy: A theory of consumption values. *Journal of Business Research*, 22(2), 159-170.
- Stephen, A. T., & Toubia, O. (2010). Deriving value from social commerce networks. *Journal of Marketing Research*, 47(2), 215-228.
- Sweeney, J. C., & Soutar, G. N. (2001). Consumer perceived value: The development of a multiple item scale. *Journal of Retailing*, 77(2), 203-220.
- Tepper, K. (1994). The role of labeling processes in elderly consumers' responses to age segmentation cues. *Journal of Consumer Research*, 20(4), 503-519.
- Trusov, M., Bodapati, A. V., & Bucklin, R. E. (2010). Determining influential users in internet social networks. *Journal of Marketing Research*, 47(4), 643-658.
- Valente, T. W., & Fujimoto, K. (2010). Bridging: locating critical connectors in a network. *Social Networks*, 32(3), 212-220.
- Walker, K. (2000). "It's difficult to hide it": The presentation of self on Internet home pages. *Qualitative Sociology*, 23(1), 99-120.

- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications* (Vol. 8). Cambridge University Press.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). *Collective dynamics of 'small-world' networks*. *Nature*, 393(6684), 440-442.
- Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, networks, and public opinion formation. *Journal of Consumer Research*, 34(4), 441-458.
- Wohn, D. Y. (2014). Spending real money: purchasing patterns of virtual goods in an online social game. In *Proceedings of the 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'14), ACM(2014)*, 3359-68.
- Yoganarasimhan, H. (2012). Impact of social network structure on content propagation: A study using YouTube data. *Quantitative Marketing and Economics*, 10(1), 111-150.
- Zeithaml, V. A. (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: A means-end model and synthesis of evidence. *The Journal of Marketing*, 52, 2-22.

