

# e-커머스 기업의 고객서비스 쿨트렌드 발견: 사회네트워크분석 NodeXL 활용

## Discovering Customer Service Cool Trends in e-Commerce: Using Social Network Analysis with NodeXL

이 창균 (Chang Gyun Lee)      한국외대 경영정보학과  
성민준 (Min June Sung)      한국외대 경영정보학과  
이윤배 (Yun Bae Lee)      한국외대 경영정보학과 교수, 교신저자

### 요 약

본 연구는 e-Commerce 산업의 미래 트렌드를 예측하기 위해 Coolhunting을 실시하였다. Coolhunting은 사회네트워크 분석을 통해 트렌드세터를 발견하고 이들의 집단지성을 통해 미래 트렌드인 Cool Trends를 읽어내는 방법이다. Coolhunting은 사회네트워크분석을 통해 실시되는데 본 연구에서는 사회네트워크 분석 Tool 중 NodeXL을 활용하였다. e-Commerce 산업의 Cool Trends를 발견하기 위해 e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객응대직원, 고객간의 산업네트워크 연구모형을 설계하였다. 연구모형을 통해 e-Commerce 산업의 흐름을 분석하고, 네트워크 영향력을 나타내는 사이중앙값과 페이지랭크값 분석을 통해 트렌드세터들의 특성을 파악하였다. 본 연구의 결과 e-Commerce 산업네트워크는 혼돈형태에서 현재 집단지성형태의 네트워크로 변화되고 있었다. 네트워크 영향력에 대한 분석결과 e-Commerce 시장의 Cool Trends가 VIP, 우수, 관리등급의 여성고객(트렌드세터)들을 중심으로 집단지성을 통한 상거래인 소셜커머스 시장이 활성화 될 것이고, 소셜커머스에서는 소비자들에게 시맨틱한 소비를 촉진시키고, 상품군 중 화장품/미용기구/향수 상품군에서 고객들의 구매력이 집중될 것이라는 것을 발견하였다. 본 연구결과를 통해 e-Commerce 기업이 취해야 할 전략적 방향성을 제언하였고, 국내 e-Commerce 기업들에게 있어서 지속적 성장이 이루어지고, 고객들에게 있어서는 양질의 서비스가 제공되기를 바란다.

**키워드 :** 쿨트렌드, 사회네트워크, 고객서비스, 노드엑셀

† 본 연구를 지원해 주신 GS텔레서비스 대표님과 연구협조에 도움을 주신 직원분들께 감사의 말씀을 드립니다. 본 연구를 통해 발견된 e-Commerce 산업 Cool Trends로 국내 e-Commerce 산업이 성장될 수 있도록 노력하겠습니다.

## I. 서론

Cool Trends는 Coolhunting의 저자 Peter Gloor and Scott Copper에서 언급된 용어로서 집단의 지성과 협력에서 나오는 미래의 트렌드를 의미한다. 여기서 Cool은 세상을 어떤 식으로 더 낮게 만들어가는 것을 의미 하며 이타적인 개념을 내포하고 있다. 즉, 어떠한 의사결정을 하는데 있어 다른 사람의 이익을 위한 행동을 취한 경우 Cool하다라고 정의하고 있다. 이러한 Cool의 개념에서의 Coolhunting이라는 것은 트렌드의 근원을 밝혀내는 행위를 의미하며, Cool-hunting은 집단에서 다른 사람의 이익을 위한 행동을 취하는 트렌드세터와 이들의 트렌드를 읽어내기 위한 방법을 의미한다. 이러한 Coolhunting은 비즈니스 영역 전반으로 확장되고 있으며 Coolhunting의 원리를 통해 새로운 사업영역 및 고객서비스 영역을 발견하여 사업의 지속성장을 이루어가고 있다. Cool-hunting에서 읽고자 하는 Cool Trend는 앞서 언급 했듯이 집단의 지성과 협력에서 나오기 때문에 트렌드를 분석하는 방법으로 사회네트워크분석(Social Network Analysis)을 사용하고 있다. 사회네트워크란 친목, 협업 혹은 정보 교환과 같은 사회적 관계들에 의해 연결된 사람, 조직, 혹은 사회적 개체들의 집합이다(Garton *et al.*, 1997). 사회네트워크분석은 주어진 범위 내의 전체 관계에서 사용자와 이미 관계를 형성하고 있는 사람들의 정보적 연결성을 통해 새로운 사회적 연결 관계를 발견해 내는 것에 목적이 있다(Berkowitz, 1982). 사회네트워크분석은 사회네트워크를 수학적 모델로 변환하여 다양한 형태의 데이터로부터 노드(node)와 링크(link)를 증명하고, 표현하며, 분석하고, 시각화 혹은 시뮬레이션 할 수 있다(Everett *et al.*, 2002) 여기서 노드는 개인 또는 단체로서의 사회적 실체를 의미하며, 링크란 개인 또는 단체 사이의 관계를 표현하는 것을 말한다. 즉, 사회 네트워크분석은 개체간의 관계를 시작적으로 표현 하여 개체간 연결상태 및 연결

구조의 특성을 계량적으로 분석하는 기법을 의미한다(김강민, 2006).

본 연구에서는 사회네트워크분석을 비즈니스에 응용하여 e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객응대직원, 고객간 네트워크에 대해 사회네트워크 분석을 실시하여 e-Commerce 산업의 Cool Trends를 파악하고자 한다. 이를 통해 e-Commerce 기업에게 있어서는 고객서비스 전략 및 새로운 고객서비스 개발에 대한 능력을 제고시켜 고객만족도를 향상 시킬 수 있고, 고객에게 있어서는 기업의 새로운 서비스 및 혁신을 촉진시켜 양질의 서비스를 받을 수 있는 기회를 확대시킬 수 있다. 또한, 고객접점의 응대직원들에게 있어서는 Cool Trends를 이해함으로써 고객응대에 대한 스킬을 제고하여 자신들의 직무 역량을 향상 시킬 수 있을 것이다. 이를 통해 본 연구의 목적을 3가지로 정리하면 다음과 같다.

1. e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객 응대직원, 고객 간 네트워크를 구성한다.
2. 네트워크에서 Cool Trends를 이끌어 가는 트렌드 세터를 확인한다.
3. 트렌드세터들의 특성을 추적하여 Cool Trends를 도출한다.

본 연구의 목적을 달성하기 위해 사회네트워크 분석 소프트웨어인 NodeXL을 활용하여 네트워크모형을 설계하고, 집단 및 개인간 차이에 대한 통계적 검정을 통해 트렌드세터를 도출하며, 이들의 연결 정보에 대한 추적을 통해 그 특성을 파악하고자 한다. 본 연구의 구성은 제 I장 서론에 이어 제 II장에서는 본 연구의 기반이 되는 Coolhunting, 사회네트워크 분석 방법 및 소프트웨어에 대한 이론적 배경을 살펴보고, 제 III장 연구방법에서는 사회네트워크 연구 모형의 수립부분과 연구 변수들의 조작적 정의와 변수의 측정 기준을 수립하고 트렌드 세터를 찾는 조사항목을 기술하고자 한다. 제 IV장 연구 결과에서는

사회네트워크분석에 대한 기초분석 및 트렌드 세터에 대한 통계적검정을 실시하고, 트렌드 세터에 대한 연결정보 추적을 통해 e-Commerce 기업의 Cool Trends를 기술하고자 한다. 마지막으로 제 V장에서는 본 연구의 결과를 요약하고 연구의 의의와 의미를 설명한 다음 추후 연구과제들을 제시하고자 한다.

## II. 이론적 배경

본 제 II장에서는 Coolhunting과 사회네트워크분석 방법 및 분석을 위한 소프트웨어에 대한 이론적 배경에 대해 살펴보고자 한다.

### 2.1 Coolhunting 개념 및 개요

일반적으로 Cool하다라고 하면 아주 멋지고 세련된 행동, 사람/집단, 사물을 말한다. 행동의 경우는 이타적 행동을 통해 다른 사람의 이익을 취하는 경우이며, 사람/집단의 경우 아주 멋지고 세련되고 사회적 트렌드를 선도하는 사람을 말하고, 사물의 경우 아이폰, 아이팟과 같은 멋진 제품들을 말한다. 이렇듯 Cool하다라는 것은 어떠한 트렌드를 발생 시키고 있는데 여기서 트렌드란 경향과 변화를 의미 한다. 이러한 트렌드에 있어서 선두에서 이끄는 일련의 사람들이 존재하는데 이러한 트렌드를 이끌어 가는 사람들을 트렌드 세터라고 한다. Cool-hunting은 이러한 트렌드 세터를 찾아내는 과정을 의미한다. 또한 트렌드 세터들을 모으고 여기에서 자유롭게 창조적인 트렌드를 창조해 내는 것을 Cool Farming이라고 한다. 이러한 Coolhunting 및 Cool Farming을 통해 트렌드 세터를 도출하고 트렌드를 만드는 과정에서 중요한 점은 집단지성이다. 집단의 지성이 모여 조직화가 되고 이 과정에서 Cool Trends가 창조된다. Cool Trends를 찾는 과정은 Peter Gloor and Scott Cooper는 “Coolhunting”에서 Cool Trends의 창출 과정을 다음과 같은 <그림 1>로 요약할 수 있다.



<그림 1> Cool Trends 프로세스

Cool Trends의 창출과정을 대표적 집단지성의 Web2.0 서비스인 위키피디아에 대한 예를 들면, 위키 스페이스와 같은 큰 가상의 공간을 창조하여 각자 영역에서 전문성을 바탕으로 한 전문가들이 독자 적인 네트워크를 만들어 위키피디아란 백과사전과 같은 지식을 창조하고 있고, 지식을 찾는 Cool Trends를 선도해 나가고 있다. 여기서 독자적 네트워크의 가장 중심에 있는 사람들을 트렌드 세터라고 부를 수 있다(Krauss et al., 2008). 이와 같이 트렌드세터들에 대한 사회네트워크분석을 실시하면 Cool Trends를 만들어가는 과정을 알 수 있기 때문에 트렌드세터 들을 확인하고 여기서 창조되는 집단지성을 이해하게 된다면 Cool Trends를 파악할 수 있다는 것이다. 즉, 미래학자나 미디어에서 제시해 주는 트렌드를 수동적으로 받아들이는 것이 아닌 Cool Trends가 창출되는 사회네트워크분석을 통해 좀 더 정확하고 능동적으로 트렌드를 예측할 수 있다는 것을 의미한다. 이러한 쿨헌팅은 비즈니스에 활용 하면 막대한 이익을 안겨 줄 수 있다. 각 기업이 새로운 트렌드와 트렌드세터를 찾아낼 경우 시장의 흐름과 고객의 소비흐름을 깊이 있게 분석하여 시장을 선도할 수 있는 전략의 효과성이 더욱 증대 될 수 있기 때문이다. 예를 들어 벤처캐피털리스트는 새로운 투자처를 발견하고, 영업담당자는 예상 매출액을 더 정확하게 산출하며, 프로젝트 관리자는 소프트웨어 발전 동향을 예언하고, 금융분석가는 시장의 트렌드를 식별하며, 마케팅 담당자는 소비자의 트렌드와 트렌드세터들의 동향을 예측하는 것이 가능하다.

Peter Gloor and Scott Cooper는 Coolhunting에 대한 수행 방법 및 역량을 5가지 단계로 정의하고 있다.

1. 군집 창조성과 공동혁신네트워크, 사회교류 네트워크 분석에 대해 학습한다.
2. 공동혁신네트워크를 구성한다.
3. 온라인 공동체에서 Coolhunting을 실시한다.
4. 의사소통을 측정한다.
5. 사회네트워크에서의 역할을 최적화한다.

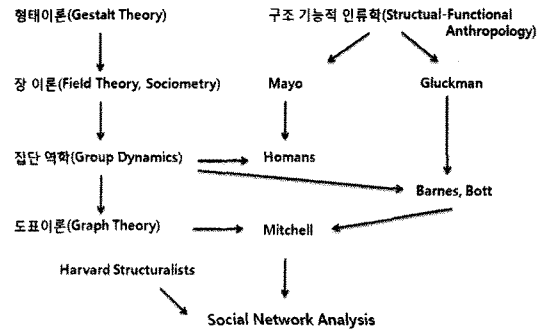
이상의 Coolhunting에 대한 개념 및 개요에 대한 이론을 기반으로 본 연구에서는 Coolhunting에 대한 5단계 중 2단계부터 e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객응대직원, 고객간의 공동혁신 네트워크를 연구모형으로 설계하고, 3~4단계에서는 앞의 네트워크에서의 Coolhunting을 실시하여 네트워크영향력을 측정하여, 마지막 단계에서는 트렌드 세터를 확인 및 정의하고 이들의 역할을 추적하여 e-Commerce 산업의 Cool Trends를 도출해 보고자 한다.

## 2.2 사회네트워크분석 개요 및 소프트웨어

사회네트워크는 일반적으로 친구, 직장동료 또는 정보를 교환하는 관계 등 다양한 사회적 관계를 통해 연결된 사람이나 조직 혹은 다른 사회적 개체의 집합을 의미한다(Aleman-Meza et al., 2006) 사회네트워크를 분석하는 연구 경향은 크게 3가지 연구 경향에서 다음과 같이 찾아 볼 수 있다(최창현, 2006).

1. 소집단 연구(Small Group Study) 및 도표이론(Graph Theory)을 활용한 계량 사회학연구(Sociometry)
2. 대인간의 관계 및 파당의 형성을 탐구하는 연구
3. 종종 및 사회에 있어서의 구조 연구

이러한 3가지 연구경향을 도태로 사회네트워크 분석에 대한 발달과정은 다음의 <그림 2>와 같다.



<그림 2> 사회네트워크분석의 발달사

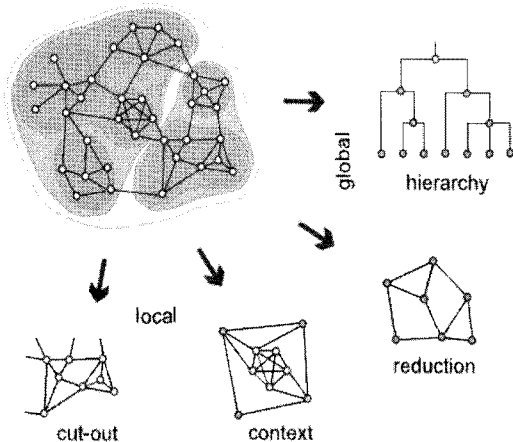
사회네트워크분석의 발달사에 대한 조사를 실시한 최창현(2006)의 연구내용을 인용하면 사회네트워크 분석의 발달사는 다음과 같다.

「형태이론은 개인의 인지에 미치는 집단 및 사회적 분위기의 영향을 강조하고, 장이론의 창시자인 레윈은 사회적 인지와 집단구조에 대한 연구를 집중으로 수행하였다. Moreno는 소시오그램(Sociogram)을 창안하여 사회구조의 공식적인 특징을 그림으로 나타내주는 계량사회학 즉, 소시오메추리(Socio-metry)의 선구적 역할을 하였다. 이는 다시 집단 역학(Group Dynamics)에 영향을 미쳤고 집단 역학은 호만스(Homans)의 이론과 도표이론에 영향을 끼쳤다. 맨체스터 대학의 사회 인류학과의 존 반즈, 미첼, 보트는 통합과 응집성을 강조하는 대신 갈등과 변화를 강조했다. 초기에 이들은 사회네트워크에 대한 아이디어를 은유적으로 사용했지만 1950년대 에는 좀 더 분석적으로 연구하기 시작했다. 미첼은 연결망의 밀도, 접근가능도 등의 개념을 활용하기 시작했다. 그러나 영국의 맨체스터 대학의 학자들은 자아 중심적 연결망(Ego Network)의 연구에 국한되어 있었고, 하버드 구조주의자들은 대인간의 관계에 초점을 맞춰오던 네트워크 분석을 집단, 조직, 국가 등의 거시적인 네트워크 분석으로 확대했다. 이들의 노력은 현재 사회네트워크분석을 위한 국제네트워크 학회(INSNA)의 활동으로 이어지고 있다.」

인용된 사회네트워크분석의 발달사와 같이 사회네트워크 분석은 대표적, 수리적 분석에 초점을 맞추고 있기 때문에 이에 대한 사회네트워크 분석 소프트웨어에 대한 내용을 살펴보도록 하겠다. 사회 네트워크분석에 대한 소프트웨어는 통계학 패키지인 SAS나 SPSS 처럼 표준화된 프로그램은 없지만 대표적으로 사용되는 소프트웨어로는 Pajek, Papper-Puppy, Polyphonet, TeCFlow, NodeXL 등이 있다. 각 소프트웨어의 특징 및 개요는 다음과 같다.

### 1) Pajek

Pajek은 현재 가장 널리 사용되고 있는 범용 네트워크 분석 도구 중 하나로서 텍스트 기반의 입력 방식을 지원하며 네트워크의 시간적 흐름에 따른 분석이 가능할 뿐만 아니라 강력한 시각적 기능을 지원한다(Batagelj and Mrvar, 2002). Pajek을 통해서 사용자들은 다음의 <그림 3>과 같이 4가지 기능을 수행할 수 있다.



<그림 3> Pajek의 4대 기능

- Find: 네트워크 안에서의 구성요소(components) 혹은 ‘중요한’ 노드(node)와 군집(cluster)을 찾을 수 있다.
- Extract(Cut-out): 동일한 군집(cluster)에 속하는

노드(node)를 추출할 수 있다.

- Show(Context): (세부적인 지역적 관점에서)현상들을 가능한 한 개별적으로 보여준다.
- Shrink(reduction): (전체적인 관점)군집내의 꼭지점(vertices)를 압축하여 군집간의 관계를 보여준다.

Pajek의 단순한 인터페이스와 입력 방식으로 인해서 많은 사용자들을 가지고 있지만 이용 목적이 단순히 소셜네트워크의 분석에 국한되지 않고 유기 화학, 계능 연구를 비롯한 생물의학에도 사용될 만큼 범용적인 특성을 가지고 있다.

### 2) PapperPuppy

PapperPuppy는 ISWC에 제출된 논문을 바탕으로 연구자, 논문, 기관의 관계를 보여주는 것으로 소셜 네트워크를 통해 연구자들간의 멘토, 동료, 공저자 관계를 확인할 수 있는 기능을 가지고 있다. PapperPuppy는 Pajek과 마찬가지로 시간에 따른 네트워크의 변화를 측정할 수 있으며, PhotoStuff를 사용하여 디지털 이미지에 태그(혹은 주석)을 달아 태그의 이름을 통한 이미지간의 네트워크 분석도 지원한다(Jennifer et al., 2006). 뿐만 아니라 사용자가 다양한 상황과 목적에 따라 사용할 수 있도록 사용자가 설정할 수 있는 다양한 옵션을 제공하는데 대표적인 기능으로 연구자의 주요 공동 저자를 찾아주는 ‘Mentor Finder’와 같은 지역 내에서 다른 연구기관에 있는 같은 관심사를 가진 연구자를 찾아주는 ‘Allied Institution Search’가 있다.

### 3) Polyphonet

Polyphonet는 Polyphony와 network의 합성어로 웹으로부터 소셜 네트워크를 구성할 수 있는 정보를 추출하는 시스템이다(Matsuo et al., 2008). 이것은 온라인상의 웹페이지를 수집하여 연구자들 간의 소셜 네트워크를 구성하고 이 정보를 이용하여 오프라인상의 소셜 네트워크를 구성하

는데 도움을 주는 소프트웨어이다(Matsuo *et al.*, 2007).

#### 4) TeCFlow

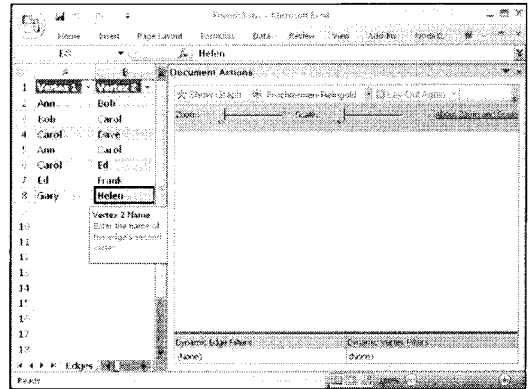
TeCFlow(Temporal Communication Flow)는 일정시간 동안 사회교류 네트워크가 진화하는 모습을 분석 및 시각화하고 특정 순간에 사회교류 네트워크를 찍은 스냅샷을 제공하여 그 속에 존재하는 관계들이 상호작용하며 역동적으로 변화하는 모습을 영상으로 창조해 낸다(Gloor and Zhao, 2004). 이 소프트웨어는 인간, 조직, 키워드, 웹사이트, 블로그 사이의 관계 네트워크를 분석하며, 또한 이들 집단 내, 혹은 집단 간의 네트워크 속에서 발생하는 진화적 변화를 시각화하여 분석하여, 관련성이 가장 높고 핵심적이며 영향력이 큰 개인과 주어진 특정 순간에 그들이 참가하는 연결 내용을 파악해 준다(Gloor, Oster, and Putzke *et al.*, 2007).

#### 5) NodeXL

NodeXL은 MicroSoft에서 개발된 엑셀을 기반으로 작동되는 네트워크 분석 도구로서 SNS 서비스를 제공하는 웹 사이트로부터 정보를 추출하거나 Outlook을 이용하여 이메일 데이터를 이용하여 개인 네트워크 분석을 할 수 있도록 지원해주고 있다. 엑셀을 기반으로 하였기 때문에 다른 네트워크 분석 툴에서 사용한 데이터의 경우도 이용이 가능하며 Node-Link형태 외에 엑셀 기능을 활용한 다양한 다이어그램으로 표현이 가능하다(Bonsignore *et al.*, 2009). NodeXL 현재도 시스템 업데이트가 계속 진행되고 있으며 그 유용성이 증대되고 있다(<http://nodexl.codeplex.com/>). NodeXL tool은 어디서나 사용되는 Excel 스프레드시트에 차트형식으로서 네트워크 그래프를 추가해주며, 초보자나 전문가 모두가 쉽게 네트워크분석을 하도록 만들어진 Tool이다(Smith *et al.*, 2009).

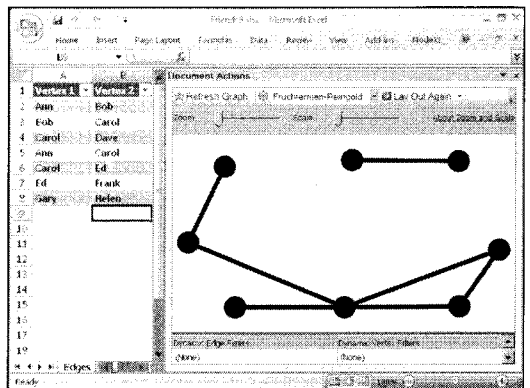
본 연구에서는 가장 범용적으로 사용되고 있는

Excel을 기반으로 한 NodeXL을 분석 소프트웨어로 선택하여 연구를 수행하였다. 이에 NodeXL에 대한 특징을 좀 더 살펴보도록 하겠다. NodeXL의 데이터 입력은 구성된 네트워크를 개별적으로 1:1관계로 매칭하여 연결관계를 다음의 <그림 4>와 같이 Excel에 입력한다.



<그림 4> NodeXL을 통한 사회네트워크 데이터 입력

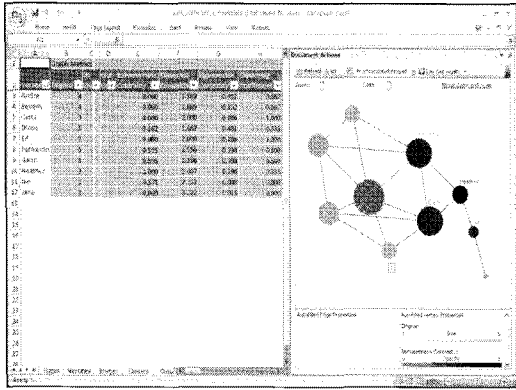
1:1관계로 매칭하여 전체의 네트워크를 구성하면 NodeXL에서는 이를 Graph로 다음의 <그림 5>와 같이 나타내 준다.



<그림 5> 사회네트워크에 대한 도식화

전체 네트워크를 도식화하고 각 노드와 링크 간의 관련된 데이터를 입력하고, 이에 대해 사회

네트워크 분석을 실시하면 다음의 <그림 6>과 같이 분석 지표들에 대한 결과값이 산출된다.



<그림 6> 사회네트워크분석을 통한 결과값

NodeXL을 통해 산출된 대표적인 정보값은 다음과 같이 정의할 수 있다.

**1) 연결정도중앙성(Degree Centrality)**

연결정도중앙성 값은 네트워크를 구성하는 하나의 노드가 다른 노드들과 가지는 직접적인 연결 관계의 정도를 나타낸다(SP Borgatti, 1995)

**2) 사이중앙성(Betweenness Centrality)**

사이중앙성은 다른 노드들을 연결시키는 매개성을 나타내고, 높은 사이중앙성 값을 갖는 노드는 네트워크의 흐름에 중요한 영향을 미치는 중개자 역할을 한다(Brandes, 2001).

**3) 인접중앙성(Closeness Centrality)**

인접중앙성 값은 노드가 네트워크 안에서 지리적으로 중심부에 위치하는지를 나타내고, 인접중앙성 값이 높은 노드는 네트워크에서 발생하는 상황을 잘 관찰할 수 있다(Sabidussi, 1966; Brande, 2003).

**4) 위세중앙성(Eigen Centrality)**

연결정도중앙성이 연결 수를 중시하고, 사이

중앙성 이 남들 사이에서 브로커의 역할을 중시한다면, 위세중앙성 값은 연결된 상대방의 중요성에 가중치를 나타낸다(Newman, 2006).

**5) 페이지랭크(PageRank)**

페이지랭크 값은 각 결점이 자신의 나가는 링크(out-link)들에 끌고루 자신의 중요성을 분배 한다고 가정하고 반복적으로 각 결점의 중요성을 계산한 값을 나타낸다(Brin and Page, 1998).

이상 NodeXL의 특징과 분석 값들에 내용을 살펴보고, 본 연구에서의 사회네트워크분석의 소프트웨어로 NodeXL을 활용하고자 한다.

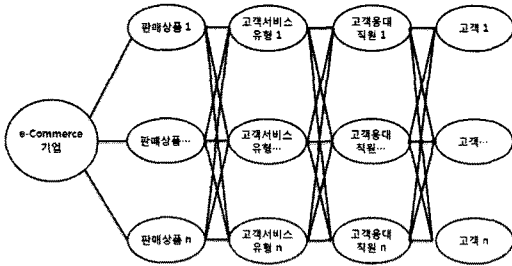
**Ⅲ. 연구방법**

본 장에서는 제 II장에서 Coolhunting 배경과 사회 네트워크분석에 대한 개념 및 NodeXL 소프트웨어에 대한 특징을 기반으로 e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객응대직원, 고객간의 산업 네트워크 모형을 설계하고, 네트워크분석을 통해 트렌드세터를 찾는 조사항목 및 검증방법을 기술하였다. 또한 e-커머스 산업네트워크 모형 및 조사항목과 관련된 변수의 선정이유, 변수의 조작적 정의 및 수집방법 등을 기술하였다.

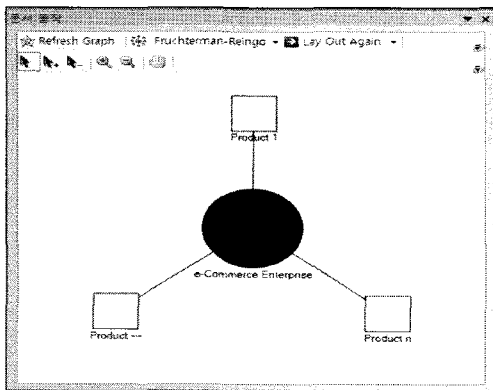
**3.1 연구 모형 및 조사항목의 설정**

본 연구는 e-Commerce 기업의 Cool Trends를 파악하기 위해 사회네트워크분석 방법을 활용하고자 한다. 이를 위해 e-Commerce 산업의 기업과 고객간의 네트워크 모형을 다음과 <그림 7>과 같이 설계 하고자 한다.

연구모형 e-Commerce 기업을 중심으로 판매된 상품을 분류하여 판매된 상품과 e-Commerce 기업간의 네트워크를 구성하였다. 이를 NodeXL의 네트워크로 도식화하면 다음의 <그림 8>과 같다.

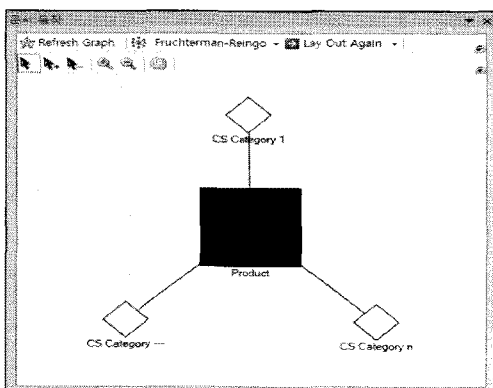


<그림 7> e-Commerce 산업의 개념적 네트워크 모형



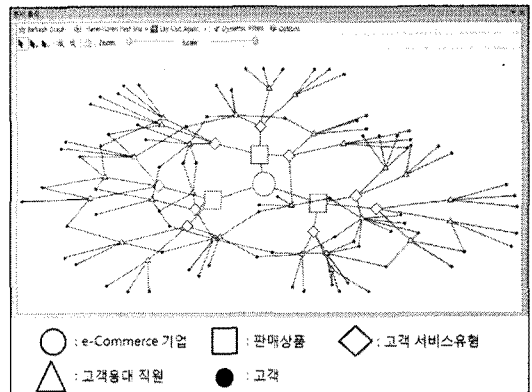
<그림 8> e-Commerce 기업과 판매상품간의 네트워크

다음으로 상품을 중심으로 고객서비스 유형을 연결 하여 네트워크를 구성하고 NodeXL로 도식화하면 다음의 <그림 9>와 같다.



<그림 9> 판매상품과 고객서비스 유형간의 네트워크

이와 같은 방법으로 고객서비스 유형과 고객응대직원, 고객을 연결하면 다음의 <그림 10>과 같이 NodeXL을 통한 전체 네트워크 모형이 구성된다.



<그림 10> NodeXL: e-Commerce 산업네트워크 모형

e-Commerce 산업네트워크 모형을 통해 Cool Trends를 이끌어 가는 트렌드세터 고객을 찾기 위한 조사항목을 다음과 같이 수립하였다.

1. 고객등급에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.
2. 고객성별에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.
3. 고객 연령대에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.

여기서 페이지랭크 값은 각 고객 개체가 나가는 링크(Out-link)들에 끌고루 자신의 중요성을 분해한다고 가정하여 반복적으로 각 개체들의 중요성을 계산한 값을 의미한다. 그러므로 각 고객특성에 따른 페이지랭크 값의 차이가 있다는 것은 각 개체들의 중요성이 다르다는 것을 의미하며, 개체들 중 트렌드를 리딩하는 개체가 존재한다는 것을 의미 한다. 즉, 조사항목 1~3에 대한 통계적 검정을 통해 고객개체 중 트렌드세



터를 발견할 수 있다는 것을 의미한다.

다음으로는 내부직원들이 수행하는 고객서비스 유형에 대한 네트워크 영향력에 대한 조사항목을 다음과 같이 수립하였다.

#### 4. 고객서비스 유형에 따라 사이중앙성 값의 차이가 없다.

여기서 사이중앙성 값은 프리만(Freeman, 1979)이 한 개체점의 중앙성을 측정하는 제3의 방법으로서, 이 값은 한 개체점이 네트워크 내의 다른 점들 '사이에' 위치하는 정도를 측정한 값을 의미한다. 조사항목 4의 통계적 검정을 통해 고객서비스 유형에 대한 사이중앙성 값의 차이를 확인하고 어떠한 서비스 유형이 트렌드를 이끌어 가는지를 확인할 수 있다.

마지막으로 e-Commerce 기업의 상품 네트워크 영향력을 파악하기 위한 조사항목은 다음과 같다.

#### 5. 상품군별 사이중앙성 값의 차이가 없다.

조사항목 5는 그래프 분석을 통해 상품군별 사이 중앙성 값의 차이를 확인하고 어떠한 상품군이 트렌드를 이끌어 가는지를 확인하고자 한다.

이상으로 e-Commerce 산업의 네트워크 연구모형을 수립하고, 트렌드세터를 찾아내기 위한 조사항목 1~5를 수립하고 이에 대한 검증을 실시하고자 한다.

### 3.2 연구변수의 조작적 정의와 변수의 측정

본 연구에서 사용되는 변수들에 대한 조작적 정의와 변수의 측정방식을 기술하고자 한다. 연구에 사용되는 자료는 국내 주요 e-Commerce 대

표기업인 GS shop Site를 기준으로 측정하였다.

#### 3.2.1 페이지랭크 종속변수

페이지랭크(PageRank)는 개발자인 Larry Page의 이름에서 유래되었다. 페이지랭크는 세계적으로 유명한 인터넷 검색 엔진인 구글(Google)에서 하이퍼링크 구조에 의거한 웹페이지의 중요도 및 유용성을 보여주는 지표로서 사용되고 있다 (<http://www.google.com/press/funfacts.html>).

페이지 랭크는 사용자가 우연히 클릭한 링크가 어떤 특정한 페이지에 도착할 가능성을 나타내는 확률분포이다. 확률분포는 개체 간의 링크에 기반 하여 계산되는데 단순히 링크의 수만이 아니라 링크가 들어온 개체를 판별하여 이용한다. 페이지랭크의 초기값은 집단 내의 개체가 하나인 경우 1이라는 확률로 가정하며 1이라는 확률이 0과 1사이에서 분포할 것이라고 본다. 이러한 페이지랭크는 상호 참조하는 개체의 집합에 이용될 수 있다(<http://en.wikipedia.org/wiki/Pagerank>).

페이지랭크를 단순화시켜 설명하면 다음과 같다. 만약 하나의 집단에서 A, B, C, D라는 4개의 개체가 존재한다고 가정하는 경우 이들의 초기 페이지랭크 값은 4개의 개체가 0.25라는 값을 동등하게 가지고 있다고 본다. 만약 B, C, D가 오직 A에 연결되어 있다면 각각은 A에 대해서 0.25의 페이지랭크 값을 가지게 된다. 이와 같은 단순한 구조 내에서는 페이지랭크 PR(A)가 A에 모여지게 되며 A의 페이지랭크 값은 0.75가 된다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$PR(A) = PR(B)+PR(C)+PR(D)$$

B가 A뿐만 아니라 C에도 연결되었으며, D가 자신을 제외한 A, B, C에 모두 연결되었다고 보는 경우 페이지랭크 값은 연결된 링크의 수 만큼 분할되게 된다. 따라서 이를 식을 나타내면 다음과 같다.

$$PR(A) = \frac{PR(B)}{2} + \frac{PR(C)}{1} + \frac{PR(D)}{3}$$

페이지랭크는 이와 같이 자신의 페이지랭크 값을 외부 링크를 통해 분할한다. 이를 L()로 일반화 시킨 경우 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$PR(A) = \frac{PR(B)}{L(B)} + \frac{PR(C)}{L(C)} + \frac{PR(D)}{L(D)}$$

그리고 페이지 수가 A, B, C, D만이 아니라 u 라는 수 만큼 있는 경우 이를 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$PR(u) = \sum_{v \in B} \frac{PR(v)}{L(v)}$$

본 연구에서 페이지랭크 값은 NodeXL을 통해서 산출하였다.

### 3.2.2 사이중앙성 종속변수

한 개체점이 다른 개체점들 사이의 최단거리를 연결하는 선, 즉 최단 경로(Geodesic)위에 위치 할수록 그 개체점의 사이 중앙성이 높아진다. 즉, 사이중앙성 값은 다른 개체점들 사이에서 브로커 역할을 하는 정도를 측정한다. 사이중앙성의 수식은 다음과 같다(Freeman, 1979).

표준화된 사이 중앙성

$$C'_B(p_m) = \frac{\sum_i \sum_j g_{imj}}{(N^2 - 3N + 2)/2}$$

단,  $i < j, i \neq j$

연결망 내에서 한 쌍을 연결시키는 가장 짧은 경로인 최단 경로는 대체로 여러 개가 존재하는데  $\sum_i \sum_j g_{imj}$ 는 개체점 i, j를 연결하는 최단 경로의 수이고, 개체점 m이 i, j 사이의 최단 경

로 위에 위치하는 경우의 수이다. i와 j를 잇는 최단 경로가 여러 개이고 무차별하다면 어느 경로가 사용될지의 확률은 동일하므로 m이 등장한 경로가 사용될 확률은  $1/g_{ij}$ 가 된다. 즉, 최단 경로에 여러 번 등장할수록 m이 등장한 통로가 사용될 확률은 증가한다. 분모는 지표를 표준화(normalize)하기 위하여 분자가 가질 수 있는 최대값으로 나누는 것이다. 분자는 방사선 형태의 스타 연결망에서 가장 큰 값을 가지며(누구나 중앙의 스타를 통해야만 다른 사람과 연결될 수 있다), 그 값은  $n-1C_2$ , 즉  $\{(N^2-3N+2)/2\}$ 이다. 사이중앙성은 NodeXL에서 산출된 값으로 측정한다(김용학, 2007).

### 3.2.3 상품군, 고객서비스 유형 독립변수

상품군은 총 20개로 가구 인테리어, 건강식품, 대형가전, 도서, 디지털 기기/핸드폰, 보석/시계/액세서리/장식, 생활/소형가전, 생활건강용품, 속옷, 스포츠/레저/자동차 용품, 악기/취미/문화/애완, 의류, 일반식품, 주방가전, 주방 용품, 출산/유아/아동/도서, 침구/커튼, 컴퓨터/게임기/소프트웨어, 패션잡화, 화장품/미용기구/향수로 구분하고 측정하였다. 고객서비스 유형은 총 9가지로서 교환기준관련, 반품기준 관련, 상품관련, 상품불량, 주문취소관련, 포장관련 불만, AS 관련, 주문관련, 배송관련 기준으로 측정 하였다.

### 3.2.4 고객등급, 연령대, 성 독립변수

고객등급은 관리, 일회성, 무실적, 중장기휴면, 단기휴면, 일반, 우수, VIP 8가지 기준으로 구분하고 측정하였고, 연령대는 20대부터 50대 이상까지 연령등급을 4가지로 구분하고, 성은 남성과 여성 2가지로 구분하여 측정하였다.

## 3.3 분석방법

본 연구에서의 분석방법은 NodeXL을 통해 네트워크 영향력을 분석하고 트렌트세터를 찾아

내기 위해 t 검정과 일원배치분산분석을 사용하였다. 일원 배치분산 분석은 두 집단이상에서 나온 자료가 동일한 분포를 갖는가를 검정하는 t 검정을 확장하여, k개의 표본 들이 같은 분포를 갖는가를 검정하는 분석방법이다. 그리고 이러한 차이가 어떤 고객특성 의 차이에서 기인하는지를 검토하기 위한 추가분석으로 사후 분석(Post Hoc Multiple Comparisons)을 실시 하였고, 가장 많이 사용하는 Duncan의 다중범위검정(Multiple Range Test)을 사용하였다. 분석 Tool은 SPSS/PC v.18 패키지를 이용하였다.

#### IV. 실증분석결과

이 장에서는 제 III장에서 수립한 e-커머스 산업네트워크 모형과 조사항목을 실증분석하기 위해 통계적 기법 및 사회네트워크 영향력 분석을 사용하여 표본 자료의 분석과 결과를 제시하고, 이를 이용하여 조사항목을 검정하였다. 이를 통해 e-Commerce 산업의 Cool Trends를 도출하고자 한다.

##### 4.1 표본자료

본 연구는 국내 e-Commerce 대표기업인 GS shop을 대상으로 하여 독립변수들의 데이터를 수집하였다. GS shop은 국내 e-Commerce 시장을 대표하는 기업으로서 본 연구를 수행하는데 있어 내적·외적 요인에 문제가 없는 것으로 판단하여 타 e-Commerce 기업들의 데이터는 고려하지 않았다. GS shop의 인터넷 서비스를 담당하고 있는 GS텔레 서비스의 자료 협조를 통해 데이터 수집 기간을 2008년 1월부터 2010년 9월까지로 정하고 데이터를 수집하였고, e-커머스 산업네트워크 영향력분석을 통한 트렌드세터 고객들을 도출하기 위해서 2010년 데이터에서 난수표를 통한 단순무작위 추출방법을 통해 모집단에 포함되어 있는 고객들이 뽑힐 확률을 각각 같도록 하여 표

본을 추출하였다.

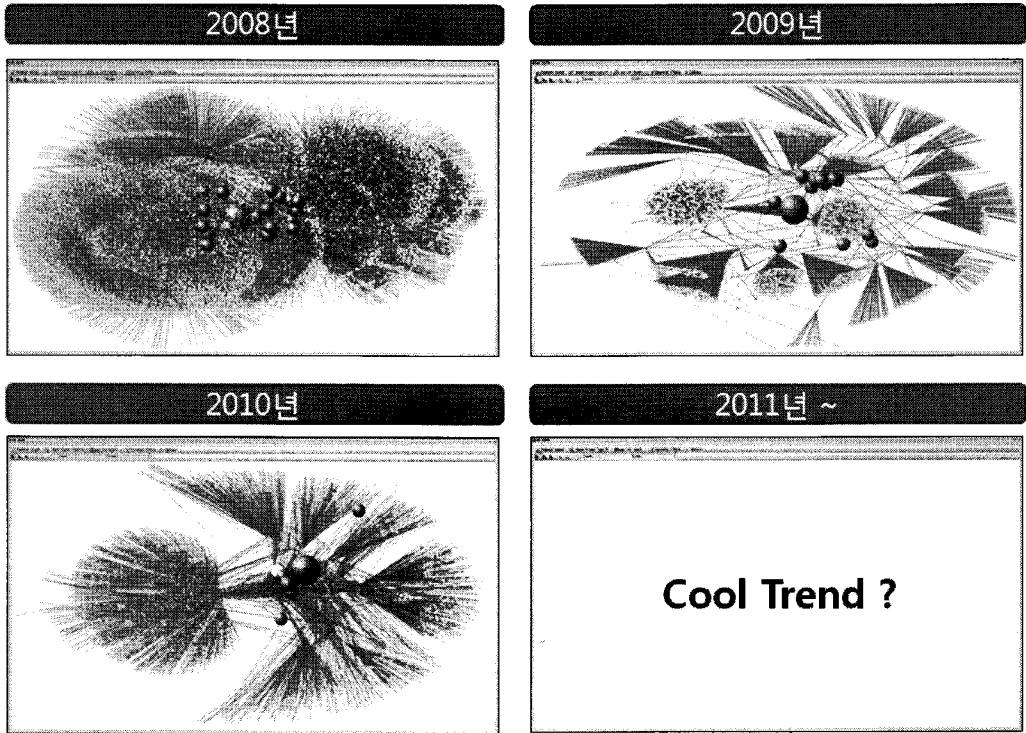
자료수집방법은 e-Commerce 산업 네트워크 모형에서 독립변수인 상품군, 고객서비스 유형, 고객(등급, 연령대, 성별)에 대한 데이터를 가공 처리하여 고객 정보가 포함되지 않은 요약 통계량으로 본 연구의 분석을 실시하였다. 수집된 정보는 인터넷 쇼핑에 접수된 고객서비스 요청건에 대한 내용에 국한되어 있다. 또한 표본자료의 분석 시 전체건수에 대한 내용은 회사 내부정보이므로 본 연구에서 표본 자료에 대한 전체건수는 표시하지 않도록 하고, 네트워크에 대한 영향력을 기준으로만 정보를 표시 하고 분석하도록 하였다.

##### 4.2 실증분석결과 및 논의

2008년부터 2010년까지의 e-Commerce 산업네트워크를 도식화하면 다음의 <그림 11>과 같다.

###### 4.2.1 e-Commerce 산업 네트워크의 흐름

2008년부터 2010년 9월까지의 e-Commerce 산업 네트워크를 살펴보면 다음과 같은 흐름을 알 수 있다. 2008년에는 기업을 중심으로 상품군들이 특성을 보이지 않고 고객들의 서비스 유형들 또한 어떠한 특성을 보이지 않는 혼돈형태에 있다. 즉, 개별적인 상품군, 서비스 특성들이 각자의 영향을 보인다는 것을 의미한다. 그러나 2009년에는 이러한 상품군, 서비스 유형들에 대한 분류가 일어나면서 고객들이 상품군, 서비스 유형별로 분류되는 특징이 일어났다. 이 의미는 고객들이 상품 및 서비스 요청에 대한 전문성이 생겨났다는 것을 의미한다. 그리고 2010년에는 이러한 세분화가 다시 군집되어 집단지성을 일으킬 수 있는 형태로 e-Commerce 산업 네트워크가 만들어지고 있는 것을 확인할 수 있다. 이러한 특성을 보아 앞으로는 고객들의 집단지성을 통한 상거래가 활성화 될 것이라는 것을 알 수 있다. 즉, 집단지성이 일어나는 상황하에서는 트렌드세터



〈그림 11〉 2008~2010년까지의 산업네트워크의 흐름

에 대한 관리여부가 e-Commerce 사업의 지속성 및 성패여부를 판가름하는 중요한 변수로 작용될 것이다. 추가적으로 상품군들에 대한 특성을 확인해보면 큰 원(Circle)인 기업을 중심으로 상품군 이 뭉쳐져 있는 네트워크 현상을 볼 수 있다. 이것은 상품군들의 시너지가 더 활성화 된다는 것을 의미 한다. 즉, 판매상품과 관련된 연관상품에 대한 구매력이 더 높아질 수 있다는 것을 의미한다. 이상의 e-Commerce 산업 네트워크의 흐름에 대한 판단결과 앞으로의 e-Commerce 시장은 집단지성에 대한 구매행위가 높아질 것이고 상품군 간의 연계구매가 높아진다는 흐름을 읽을 수 있을 것이다. 그러므로 e-Commerce 기업은 집단지성에 대한 고객들의 구매에 대한 대응이 필요하고 집단 지성에서 트렌드를 이끌어가는 트렌드세터들에 대한 대비를 미리하지 않는다면 사업의 지속성에 있어 심각한 Risk가 발생

한다는 점을 인지해야 할 것이다.

#### 4.2.2 트렌드세터들의 발견

여기서는 e-Commerce 산업 네트워크에서 Cool Trends를 만들어가는 트렌드세터들의 특성을 파악하기 위한 통계적 검증 및 그래프 결과를 기술한다.

① 고객등급에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.

조사항목 1번에 대한 기초통계량은 다음의 <표 1>과 같다.

고객등급 요인은 8가지로 1: 관리고객, 2: 일회성고객, 3: 무실적고객, 4: 중장기휴면고객, 5: 단기휴면고객, 6: 일반고객, 7: 우수고객, 8: VIP 고객으로 구분되어 있다. 페이지랭크값은 우수고객(7), 관리고객(1), VIP(8)순으로 산출되었고,

<표 1> 조사항목 1의 기초통계량 결과

	N	평균	표준편차	표준오차	평균에 대한 95% 신뢰구간		최소값	최대값
					하한값	상한값		
1	20	.601050	.1476274	.0330105	.531958	.670142	.5160	.8940
2	20	.521550	.0151013	.0033768	.514482	.528618	.4880	.5370
3	20	.534600	.0735630	.0164492	.500171	.569029	.4930	.8420
4	20	.505450	.0149119	.0033344	.498471	.512429	.4830	.5370
5	20	.515950	.0758742	.0169660	.480440	.551460	.4550	.8290
6	20	.534900	.0743115	.0166166	.500121	.569679	.4730	.8430
7	20	.614150	.1541924	.0344785	.541986	.686314	.5060	.8840
8	20	.578850	.1324455	.0296157	.516864	.640836	.5050	.8950
합계	160	.550812	.1053335	.0083273	.534366	.567259	.4550	.8950

우수고객, 관리고객, VIP들의 네트워크 내 영향력이 높다는 것을 의미한다. 이러한 고객등급간 페이지랭크값의 차이가 있는지를 검증한 일원배치분산분석 테이블 검정 결과는 <표 2>와 같다.

<표 2> 조사항목 1의 검정 결과

	제곱합	df	평균제곱	거짓	유의확률
집단-간	.230	7	.034	3.408	.002
집단-내	1.525	152	.010		
합계	1.764	159			

<표 3> 조사항목 1의 사후검정 결과  
Duncan<sup>a</sup>

고객등급	N	유의수준 = 0.05에 대한 부집단			
		1	2	3	4
4	20	.505450			
5	20	.515950	.515950		
2	20	.521550	.521550		
3	20	.534600	.534600	.534600	
6	20	.534900	.534900	.534900	
8	20		.578850	.578850	.578850
1	20			.601050	.601050
7	20				.614150
유의확률		.418	.078	.056	.298

주) 동일 집단군에 있는 집단에 대한 평균이 표시됩니다.

<sup>a</sup>: 조화평균 표본 크기 20,000(를) 사용합니다.

유의확률 .002로 유의수준 .05보다 낮으므로 각각 역에 포함된다. 따라서 고객등급에 따라 네트워크내에 영향력이 다르다는 점을 확인하였다.

이는 고객등급을 통한 트렌드세터가 존재한다는 것을 의미하는 바이다. 이에 따라 차이가 어디서 발생하는지에 대해 Duncan의 다중범위 검정을 실시한 결과는 <표 3>과 같다.

사후검정 결과 4, 5, 2, 3, 6 고객등급, 5, 2, 3, 6, 8 고객등급, 3, 6, 8, 1 고객등급, 그리고 8, 1, 7 고객등급의 페이지 랭크값의 차이가 유사한 집단으로 묶여 있는 것을 확인하였다. 사후검정 결과를 통해 8, 1, 7 고객등급이 페이지랭크값이 가장 높은 집단임으로 확인할 수 있다. 즉, 우수고객군, 관리고객군, VIP고객군이 e-커머스 산업 네트워크에서 영향력이 높다는 것을 알 수 있다.

조사항목 1 검정에 대한 논의로 고객등급이 페이지랭크에 영향을 준다는 것이 확인되었다는 점을 살펴보아야 한다. 즉, 고객등급에서 특정 등급이 e-커머스 산업 네트워크에서 Trend를 선도해간다는 것은 특정 등급에서 트렌드세터가 존재한다는 것을 의미하므로 특정 등급에 따른 차별적인 CS 전략을 수립하는 것이 타당하다는 것을 논리적으로 알 수 있다.

다음으로 조사항목 2에 대한 검정을 실시하고자 한다.

② 고객 성별에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.

조사항목 2에 대한 기초통계량은 다음의 <표 4>

<표 4> 조사항목 2의 기초통계량 결과

	N	평균	표준편차	표준오차	평균에 대한 95% 신뢰구간		최소값	최대값
					하한값	상한값		
1	20	.52385	.013831	.003093	.51738	.53032	.491	.537
2	20	.59350	.142601	.031887	.52676	.66024	.495	.898
합계	40	.55867	.106037	.016766	.52476	.59259	.491	.898

와 같다.

고객 성별은 1: 남성, 2: 여성으로 구분되어 있으며, 남성보다 여성의 페이지랭크값이 더 높은 것으로 나타났다. 즉, 남성보다 여성이 네트워크 내에서 영향력이 높다는 것을 의미한다. 이러한 고객 성별에 따른 페이지랭크값의 차이가 있는지를 검증한 t 검정 결과는 다음의 <표 5>와 같다.

Levene의 등분산 검정결과에 따라 유의확률 .036으로 유의수준 .05보다 낮으므로 기각역에 포함된다. 따라서 고객 성별에 따라 네트워크내에 영향력이 다르다라는 점을 확인하였다. 이는 고객등급을 통한 트렌드세터가 존재한다는 것을 의미하며, 여기서 집단이 2집단이므로 사후검정은 실시하지 않는다.

조사항목 2 검정에 대한 논의로 고객 성별이

페이지랭크에 영향을 준다는 것이 확인되었다는 점을 살펴보면 여성고객이 e-커머스 산업 네트워크에서 Trend를 선도해간다는 것을 알 수 있다. 즉, 여성고객에서 트렌드세터가 존재한다는 것을 의미 하므로 여성을 위한 차별적인 CS 전략을 수립 하는 것이 타당하다는 것을 논리적으로 알 수 있다.

다음으로 조사항목 3에 대한 검정을 실시하고자 한다.

③ 고객 연령대에 따라 페이지랭크값의 차이가 없다.

조사항목 3에 대한 기초통계량은 다음의 <표 6>과 같다.

<표 5> 조사항목 2의 검정 결과

	Levene의 등분산 검정		평균에 동일성에 대한 t-검정		
	F	유의확률	t	자유도	유의확률 (양측)
페이지랭크	26.446	.000	-2.174	38	.036
등분산이 가정됨 등분산이 가정되지 않음			-2.174	19.357	.042

<표 6> 조사항목 3의 기초통계량 결과

	N	평균	표준편차	표준오차	평균에 대한 95% 신뢰구간		최소값	최대값
					하한값	상한값		
1	20	.53910	.083832	.018745	.49987	.57833	.455	.887
2	20	.54410	.071722	.016038	.51053	.57767	.495	.847
3	20	.54220	.081596	.018245	.50401	.58039	.496	.885
4	20	.53000	.000000	.000000	.53000	.53000	.530	.530
합계	80	.53885	.067515	.007548	.52383	.55387	.455	.887

고객 연령대는 7가지로 1: 20대 초반, 2: 20대 후반, 3: 30대 초반, 4: 30대 후반, 5: 40대 초반, 6: 40대 후반, 7: 50대 이상으로 구분되었다. 고객 연령대에서는 특별히 높은 페이지랭크값을 보이는 경향이 없는 것으로 확인되었고, 고객 연령대별 페이지랭크값의 차이가 있는지를 검증한 일원배치 분산분석 테이블 검정결과는 <표 7>과 같다.

<표 7> 조사항목 3의 검정 결과

	제공합	df	평균제공	거짓	유의확률
집단-간	.002	3	.001	.166	.919
집단-내	.358	76	.005		
합계	.360	79			

유의확률 .919로 유의수준 .05보다 높으므로 기

각영역에 포함되지 않는 것으로 확인되었다. 이는 고객연령대에 따라 트렌드세터가 나타나지 않는다는 것을 의미하므로 사후검정을 실시하지 않는다. 그러나 고객연령대가 성별 및 고객등급과의 교호 작용을 통해 페이지랭크 값에 영향을 주는지 확인 하기 위해 추가분석을 실시해야 한다. 고객연령대가 다른 요인과의 교호작용에 의해 페이지랭크값에 영향을 준다면 특정 연령대의 성별 및 고객등급이 페이지랭크 값에 영향을 준다는 것을 의미하며 특정 연령대의 성별 및 고객등급에 따라 트렌드세터가 존재한다는 것을 의미하므로 다원분산분석을 실시해야 한다. 고객연령대, 성별, 고객등급에 따라 페이지랭크 값의 차이가 있는지에 대한 추가조사를 다음과 같이 수립하고 통계적검정을 실시하였다.

<표 8> 추가조사에 대한 검정 결과

소스	제 III유형 제공합	자유도	평균 제공	F	유의확률
절편	가설 12.682	1	12.682	1214.713	.571
	오차 .001	.105	.010 <sup>a</sup>		
고객등급	가설 .117	7	.017	.956	.722
	오차 .009	.533	.018 <sup>b</sup>		
연령대	가설 .070	3	.023	4.635	.862
	오차 .000	.061	.005 <sup>c</sup>		
성별	가설 8.200E-7	1	8.200E-7	.000	.995
	오차 .005	.461	.010 <sup>d</sup>		
고객등급×연령대	가설 .253	14	.018	.915	.659
	오차 .029	1.447	.020 <sup>e</sup>		
고객등급×성별	가설 .096	5	.019	1.057	.560
	오차 .033	1.836	.018 <sup>f</sup>		
연령대×성별	가설 .021	2	.010	.598	.621
	오차 .037	2.156	.017 <sup>g</sup>		
고객등급×연령대×성별	가설 .035	2	.018	1.625	.205
	오차 .682	63	.011 <sup>h</sup>		

주) <sup>a</sup>. 772MS(고객등급)+1.119MS(연령대)+1.554MS(성별)-.663MS(고객등급×연령대)-1.250MS(고객등급×성별)-1.758MS(연령대×성별)+1.794MS(고객등급×연령대×성별)-.569MS(오차).  
<sup>b</sup>. .846MS(고객등급×연령대)+1.402MS(고객등급×성별)-1.637MS(고객등급×연령대×성별)+.390(오차).  
<sup>c</sup>. .589MS(고객등급×연령대)+1.462MS(연령대×성별)-1.370MS(고객등급×연령대×성별)+.319MS(오차).  
<sup>d</sup>. .722MS(고객등급×성별)+.996MS(연령대×성별)-.916MS(고객등급×연령대×성별)+.199MS(오차).  
<sup>e</sup>. 1.320MS(고객등급×연령대×성별)-.320MS(오차).  
<sup>f</sup>. 1.073MS(고객등급×연령대×성별)-.073MS(오차).  
<sup>g</sup>. 942MS(고객등급×연령대×성별)+.058MS(오차).  
<sup>h</sup>. MS(오차).

추가조사: 고객 연령대, 성별, 고객등급 요인들에 따라 페이지랭크값의 주효과와 교호효과가 발생한다.

고객 연령대, 성별, 고객등급 요인에 따라 페이지랭크값에 주효과와 교호효과를 발생시키는 지에 대한 다원분산분석 검정결과는 앞의 <표 8>과 같다.

추가조사결과 고객등급, 연령대, 성별에서의 주효과의 p값이 모두 .05를 상회하여 기각영역에 포함되지 않는 것으로 나타나 고객등급, 연령대, 성별에서 주효과가 발생하지 않는 것으로 나타났다. 그리고 고객등급×연령대, 연령대×성별, 고객등급×연령대×성별의 교호효과의 p값도 .05를 상회하여 기각영역에 포함되지 않는 것으로 나타나 고객등급×연령대, 연령대×성별, 고객등급×연령대×성별에 대한 교호효과에서 연령대가 페이지랭크값에 어떠한 영향도 주지 않는 것으로 확인되었다. 조사항목 3 검정 및 추가적인 다원분산분석 분석결과를 통해 고객연령대 요인은 페이지 랭크에 영향을 주지 않는다는 것은 연령대 요인이 현재의 e-커머스 산업 네트워크에서 영향력이 없다는 것을 의미한다. 즉, CS 전략에서 연령대별로 차별화 된 전략을 펼친다는 것은 비효율적이라는 것을 논리적으로 알 수 있다. 트렌드를 선도해나가는 트렌드세터는 연령대와 상관 없이 어느 연령대

에서도 발생한다는 것이기 때문에 연령대별 전략보다는 성별과 고객등급에 따른 새로운 트렌드를 설계하는 것이 더 효과적이라는 것을 알 수 있다.

다음으로 조사항목 4에 대한 검정을 실시하고자 한다.

④ 고객서비스 유형에 따라 사이중앙성값의 차이가 없다.

조사항목 4에 대한 기초통계량은 <표 9>와 같다.

고객서비스 유형은 1: 교환 기준관련문의, 2: 반품 기준 관련문의, 3: 상품관련문의, 4: 상품불량문의, 5: 주문 취소관련문의, 6: 포장관련불만문의, 7: AS 관련문의, 8: 주문 관련문의, 9: 배송관련문의로 구분되어 있으며, 반품 기준관련문의(2), 교환 기준문의(1), 주문 취소관련 문의(5), AS 관련문의(7)순으로 나타났다. <표 9>를 통해서 e-Commerce 산업의 고객서비스 유형 개체들의 사이중앙성값을 확인해 보면 상품에 대한 선택의 불만을 표시하는 것을 알 수 있으므로, 상품에 대한 품질에 대한 인식제고 및 상품품질을 높여야만 한다는 점을 알 수 있다. 즉, e-Commerce 산업네트워크에서 트렌드세터들의 상품품질의 인식변환이 이루어지게 하면 e-Commerce 산업의 Trend를 변화 시킬 수 있다는 것을 의미한다. 기초통계량의

<표 9> 조사항목 4의 기초통계량 결과

	평균	표준편차	표준오차	평균에 대한 95% 신뢰구간		최소값	최대값
				하한값	상한값		
1.00	817780.7919	2.79420E5	85859.90989	678828.5281	956733.0558	99521.75	1219378.36
2.00	1.091E6	4.86601E5	1.08807E5	866703.0998	1.3222E6	12301.14	2061941.16
3.00	69531.1796	1.50717E5	67402.68869	-117608.6855	256671.0447	28.81	339126.75
4.00	28024.8110	32415.97915	9773.78546	6247.4599	49802.1621	.00	73054.57
5.00	289530.2618	2.29553E5	52663.02445	178889.3531	400171.1706	2930.55	767195.50
6.00	16576.8610	31380.80172	8386.87204	-1541.8745	34695.5965	61.94	100241.98
7.00	213120.3628	1.89158E5	44585.04374	119054.1430	307183.5827	86.74	577035.14
8.00	32809.5385	58910.19309	20827.89851	-16440.6154	82059.6924	468.39	156259.04
9.00	16831.6340	26686.42947	15407.41724	-49461.1318	83124.3998	.00	47601.14
합계	406440.1536	4.82840E5	44830.56317	317639.4360	495240.8712	.00	2061941.16



특성만 가지고 논의를 더 해볼 경우 e-Commerce 기업은 트렌드세터들을 확인하고 그들의 품질인식을 변환 시킨다면 기업의 수익을 증가시키는 강력한 무기가 되어 진다는 것을 논리적으로 알 수 있다. 고객서비스 유형의 개체들의 사이중앙성 값의 차이가 있는지를 검증한 일원배치분산분석 테이블 검정 결과는 다음의 <표 10>과 같다.

<표 10> 조사항목 4 검정 결과

	제곱합	df	평균제곱	거짓	유의확률
집단-간	1.929E13	8	2.411E12	34.292	.000
집단-내	7.523E12	107	7.031E10		
합계	2.681E13	115			

유의확률 .00으로 유의수준 .05보다 낮으므로 각각 역에 포함된다. 따라서 고객서비스 유형에 따라 네트워크내에 영향력이 다르다라는 점을 확인하였다. 이는 고객서비스 유형이 e-Commerce 산업 네트워크에 영향을 주는 것이 다르다라는 점을 의미하는 바이다. 그러므로 고객서비스 유형을 변화시키는 것이 e-Commerce의 Trend를 변화시킨다는 것을 의미하는 것이다. 이러한 차이가 어디서 발생하는지에 대해 Duncan의 다중범위 검정을 실시한 결과 다음의 <표 11>과 같다.

사후검정결과 6, 9, 4, 8, 3, 7, 5에 대해서는 통계적으로 차이가 없는 것으로 나타나고 교환기준문의와 반품 관련문의가 차이가 있음을 확인하였다.

조사항목 4 검정에 대한 논의로 고객서비스 유형에 따른 사이중앙성 값의 차이가 발생한다는 것을 살펴볼 경우 e-Commerce 산업 네트워크에서 고객서비스 유형에 변화를 준다면, 새로운 Cool Trends를 만들 수 있다는 것을 의미하는 바이다. 그러므로 이러한 고객서비스 유형에 대한 패러다임을 혁신시킬 수 있는 창의적인 아이디어가 트렌드세터 분석을 통해 도출되고 적용되어야 e-Commerce 시장에서의 Cool Trends를 창조할 수 있다는 것을 논리적으로 알 수 있다.

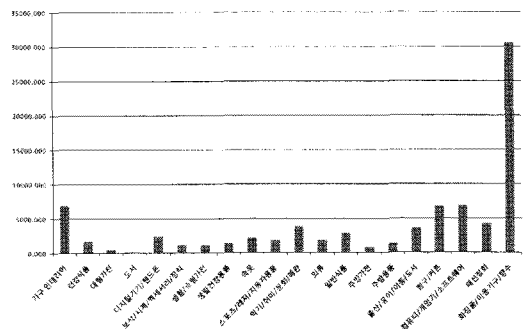
<표 11> 조사항목 4의 사후검정 결과  
Duncan<sup>a, b</sup>

고객등급	유의수준 = 0.05에 대한 부집단		
	1	2	3
6.00	16576.8610		
9.00	16831.6340		
4.00	28024.8110		
8.00	32809.5385		
3.00	69531.1796		
7.00	213120.3628		
5.00	289530.2618		
1.00		817780.7919	
2.00			1.0944E6
유의확률	.065	1.000	1.000

주) 동일 집단군에 있는 집단에 대한 평균이 표시됩니다.  
 a. 조화평균 표본 크기 8.701(를) 사용합니다.  
 b. 집단 크기가 동일하지 않습니다. 집단 크기의 조화평균이 사용됩니다. 1 유형 오차 수준은 보장되지 않습니다.

다음으로 조사항목 5에 대한 분석을 실시하고자 한다.

⑤ 상품군별 사이중앙성 값의 차이가 없다.  
 상품군은 20개 카테고리로서 구분하고, 일변량의 데이터이므로 정성적으로 그래프를 통해 검정하고자 한다. 20개 카테고리의 사이중앙성값은 다음의 <그림 12>과 같이 나타낼 수 있다.



<그림 12> 조사항목 5 결과

그래프에서 알 수 있듯이 화장품/미용기구/향

수 카테고리의 사이중앙성 값이 다른 카테고리에 비해 매우 높다는 것을 확인할 수 있다. 이는 화장품/미용 기구/향수 카테고리가 네트워크 내에서 영향력이 매우 크다는 것을 알 수 있다. 즉, 상품군별 사이 중앙성 값이 정성적으로 차이가 있음을 확인할 수 있다.

조사항목 5 점정에 대한 논의로 상품군별 사이 중앙성 값의 차이가 발생한다는 것을 살펴볼 때 화장품/미용기구/향수 카테고리를 통해 e-Commerce 산업 네트워크에서 변화를 준다면, 새로운 Cool Trends를 만들 수 있다는 것을 의미하는 바이다. 그러므로 화장품/미용기구/향수 카테고리에 대해 트렌드세터들을 자극시켜 새로운 패러다임의 Cool Trends를 만드는 것이 효과적이라는 것을 논리적으로 알 수 있다.

#### 4.2.3 Cool Trends의 발견

앞의 e-Commerce 산업네트워크의 흐름 및 조사항목 1~5를 통해 도출된 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. e-Commerce 산업에서는 고객들의 집단지성을 통한 상거래가 활성화 될 것이다.
2. e-Commerce 기업은 트렌드세터에 대한 관리여부가 사업의 지속성 및 성패여부를 판가름하게 될 것이다.
3. 상품군간의 연관구매력이 높아질 것이다.
4. e-Commerce 기업의 트렌드세터들은 관리, VIP, 우수등급의 여성고객들이다.
5. e-Commerce 산업에서 고객서비스 유형 중 반품, 교환, 취소, AS에 대한 고객서비스 패러다임을 바꾸는 Trend를 만들어 내는 것이 매우 효과적이다.
6. e-Commerce 산업에서 상품군 중 화장품/미용 기구/향수 카테고리에 자극을 주는 것이 매우 효과적이다.

이상의 결과를 요약하면 e-Commerce 산업에서의 흐름의 변화를 다음과 같이 읽을 수 있다. 우선,

집단지성을 통한 상거래가 활성화되고 상품군간의 연관구매력이 높아진다는 것은 소셜커머스에 대한 트렌드가 활성화되고 소비자들이 시맨틱하게 소비를 할 것이라는 것을 의미한다. 그리고 정의된 e-Commerce 산업 트렌드세터인 특정 등급의 여성 고객들은 상품품질에 대한 고객서비스 패러다임을 변화 시키는 새로운 형태의 고객서비스 Trend를 발생 시킬 것이다. 즉, 기존의 e-Commerce에서는 상품에 대한 품질을 기업의 마케팅을 통해 소비자에게 전달하는 형태였지만, 앞으로는 상품품질에 대한 구매정보가 트렌드세터들에 의해 소비자에게 전달될 것이다. 즉, 반품, 교환, 취소, AS와 같은 상품품질에 대한 집단지성을 만들어 내어 네트워크 내에 확산 시킬 것이다. 그러므로 e-Commerce 기업들은 트렌드세터들에 대한 확보 및 활용방법 등에 대한 전략을 수립해야 함을 인지해야 할 것이다. 그리고 이러한 고객서비스 패러다임의 변환은 네트워크 영향력이 높은 화장품/미용기구/향수 상품 카테고리에서 효과 적인 변화가 가속화 될 것이다.

이상의 분석결과를 토대로 e-Commerce 산업의 Cool Trends를 다음과 같이 조심스럽게 예측해 본다.

앞으로의 e-Commerce 산업은 VIP, 우수, 관리등급의 여성고객(트렌드세터)들을 중심으로 집단지성을 통한 상거래인 소셜커머스 시장이 활성화 될 것이다. 또한 소셜커머스에서는 소비자들에게 시맨틱한 소비를 촉진시키고, 상품군 중 화장품/미용기구/향수 상품군 에서 고객들의 구매력이 집중될 것이다.

이러한 Cool Trends를 논의해 보면 기존 e-Commerce 산업내의 기업들의 다음과 같은 전략을 수립해야 할 것이다.

1. 집단지성이 만들어지는 소셜커머스 형태의 신규 서비스 및 시스템 설계
2. 연관구매력을 활성화 시킬 수 있는 시맨틱 상품구매 시스템 설계

### 3. 트렌드세터인 여성고객들을 위한 차별적인 고객관리전략 수립(트렌드세터 확보 및 활용 방안)

이상 본 연구의 결과인 Cool Trends에 대한 연구 결과를 토대로 e-Commerce 산업 내 기업들은 새로운 Cool Trends에 대해 대비 하고, 집단지성이 만들어지는 소셜커머스 도입을 통해 트렌드세터들을 관리하고, 시맨틱한 상품구매 시스템으로 기업의 수익을 극대화하고 고객만족을 제고해야 할 것이다.

## V. 요약 및 결론

e-Commerce 산업의 미래 Trend 예측을 실시하고자 사회네트워크 분석을 통해 Cool Trends를 발견하는 Coolhunting을 실시하였다. 이를 위해 e-Commerce 기업, 상품, 고객서비스 유형, 고객 응대직원, 고객간 네트워크 설계를 통해 e-Commerce 산업네트워크 연구모형을 수립하였고, 각 개체들간의 네트워크 영향력을 분석하였다. 영향력 분석을 통해 네트워크 내 트렌드세터들을 정의하고 트렌드세터들의 특성을 추적하여 Cool Trends를 도출하였다. Cool Trends 도출과정에서 e-Commerce 산업네트워크 분석을 통해 e-Commerce 산업이 2008년 혼돈형태의 네트워크에서 2010년 집단지성의 네트워크 형태로 변화하고 있음을 확인하였다. 또한, 이러한 흐름에서 사회네트워크 분석 Tool인 NodeXL을 통해 각 네트워크 개체들간의 영향력을 통계적으로 검정하고 그래프들을 분석하여 본 연구의 결론인 e-Commerce 산업의 Cool Trends를 다음과 같이 발견하였다.

「e-Commerce 산업은 VIP, 우수, 관리등급의 여성고객(트렌드세터)들을 중심으로 집단지성을 통한 상거래인 소셜커머스 시장이 활성화 될 것이다. 또한 소셜커머스에서는 소비자들에게 시맨틱한 소비를 촉진시키고, 상품군 중 화장품/미용기구/향수 상품군에서 고객들의 구매력이 집중 될 것이다.」

본 연구의 결과를 통해 발견된 Cool Trends를 통해 e-Commerce 기업은 집단지성이 만들어지는 소셜 커머스에 대한 전략적 대응이 필요하고, 고객의 상품군간의 연관구매에 대한 편의성을 제고하기 위해 시맨틱 상품구매 시스템을 대응하는 것이 중요하다는 것을 강조하고자 한다. 그리고 사업의 지속성장을 위해 트렌드세터들에 대한 확보 및 활용방안에 대한 전략수립이 세워지고 실천해야 할 것이다. 이를 통해 e-Commerce 기업들은 지속적인 성장을 유지하고, 고객들에게 있어서는 Cool Trends에 따른 기업들의 새로운 서비스를 제공받음으로서 양질의 서비스를 받을 수 있을 것이다. 추후 연구과제로는 발견된 Cool Trends에 대한 e-Commerce 시장 내 변화를 감지하는 연구가 이루어져야 하며, 집단지성이 만들어지는 소셜커머스 및 시맨틱 구매 시스템에 대한 설계연구, 그리고 트렌드세터들을 관리하기 위한 방법에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다. 마지막으로 본 연구의 결과가 국내 e-Commerce 산업 내 기업들의 성장을 돕는데 중요한 자료가 될 것이라는 것을 기대해 본다.

## 참고 문헌

- 김강민, “웹2.0과 소셜 네트워크”, 정보통신연구진흥원학술정보, 2005.
- 김용학, “사회 연결망 분석”, 박영사, 2007.
- 박정식, 윤영선, “현대통계학”, 다산출판사, 1985.
- 최창현, “조직의 비공식 연결망에 관한 연구-사회연결망분석의 적용”, 한국사회와 행정연구, 제17권, 제1호, 2006. pp. 1-23.
- Aleman-Meza, B., M. Nagarajan, C. makrishnan, L. Ding, P. Kolari, A. P. Sheth, I. B. Arpinar, A. Joshi, and T. Finin, “Semantic Analytics on Social Networks: Experiences in dressing the Problem of Conflict of Interest Detection”, In Proceedings of the 15th International Conference on WWW, 2006, pp. 407-416.
- Batagelj, V. and A. Mrvar, “Pajek-analysis and vis-

- ualization of large networks”, Graph Drawing: 9th International Symposium, 2002.
- Berkowitz, S. D., “An Introduction to Structural Analysis: The Network Approach to Social Research”, Butterworth, Toronto, 1982.
- Bonsignore, E. M., C. Dunne, D. Rotman, M. Smith, T. Capone, D. L. Hansen, B. Shneiderman, “First steps to NetViz Nirvana: evaluating social network analysis with NodeXL”, Computational Science and Engineering, CSE, International Conference, 2009.
- Brandes, U., “A Faster Algorithm for Betweenness Centrality”, *Journal of Mathematical Sociology*, Vol.25, 2001, p. 163.
- Brandes, U., P. Kenis, and D. Wagner, “Communicating Centrality in Policy Network Drawings”, *Ieee Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.9, No.2, 2003.
- Brin, S. and L. Page, “The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine”, Seventh International World-Wide Web Conference, 1998.
- Everett, M., Social Network Analysis. Unpublished reader for the course on Social Network Analysis, Essex Summer School in SSDA, University of Essex, 2006.
- Freeman, L., “Centrality in social networks: Conceptual clarification”, *Social Networks*, Vol.1, 1979, pp. 215-239.
- Garton, L., C. Haythornthwaite, and B. Wellman, “Studying Online Social Networks”, *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol.3, No.1, 1997.
- Gloor, P. and Y. Zhao, “TeCFlow-A Temporal Communication Flow Visualizer for Social Networks Analysis”, *ACM CSCW Workshop on Social Networks*, Chicago, 2004.
- Gloor, P., D. Oster, and J. Putzke *et al.*, “Studying microscopic peer-to-peer communication patterns”, Proceedings of the 13th Americas conference on information systems (AMCIS), 2007.
- Gloor, P. and S. Cooper, “Coolhunting: Chasing Down the Next Big Thing”, AMACOM, 2007. <http://en.wikipedia.org/wiki/Pagerank>. <http://nodexl.codeplex.com/>. <http://www.google.com/press/funfacts.html>.
- Jennifer, G., K. Yarden, K. Daniel, M. Aaron, D. W. Taowei, and H. James, “PaperPuppy: Sniffing the Trail of Semantic Web Publications”, International Semantic Web Conference, 2006.
- Kirk, R. E., “Experimental Design: Procedures For The Behavioral Sciences 3th”, Pacific Grove, CA, USA: Brooks/Cole, 1995.
- Krauss, J., S. Nann, D. Simon, K. Fischbach, “Predicting Movie Success and Academy Awards through Sentiment and Social Network Analysis”, 16th European Conference on Information Systems, 2008.
- Marc, A. S., B. Shneiderman, N. Milic-Frayling, E. M. Rodrigues, V. Barash, C. Dunne, T. Capone, A. Perer, and E. Gleave, “Analyzing (Social Media) Networks with NodeXL”, In C&T Proc. Fourth International Conference on Communities and Technologies, Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2009.
- Matsuo, Y., J. Mori, M. Hamasaki, T. Nishimura, H. Takeda, K. Hasida, and M. Ishizuka, “POLYPHONET: an advanced social network extraction system from the web”, Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web, World Wide Web Conference Semantic Web Track, 2007.
- Newman, M., “The mathematics of networks”, University of Michigan, 2006.
- Sabidussi, G. “The centrality index of a graph”, *Psychometrika*, Vol.31, No.4, 1966, pp. 581-603.
- Stephen, P. B., “Centrality and AIDS”, *Connections*, Vol.18, No.1, 1995, pp. 112-115.

## Discovering Customer Service Cool Trends in e-Commerce: Using Social Network Analysis with NodeXL

Chang Gyun Lee\* · Min June Sung\* · Yun Bae Lee\*\*

### Abstract

This research uses coolhunting to predict the future trend of e-Commerce industry. Coolhunting is a method to take Cool Trends which are the future trend through social network analysis for discovering the trendsetter and its collective intelligence. Coolhunting is generally carried out by social network analysis while this research uses NodeXL of social network analysis tools. We designed industrial network research model for relation among e-Commerce corporation, product, the types of customer service and customer service employee to discover the Cool Trends of e-Commerce industry. According to the result of this research, e-Commerce industrial network was being changed from chaos to collective intelligence form. As a analysis result for network influences, we found that Cool Trends of e-Commerce industry invigorate social commerce industry through the collective intelligence focusing intelligence VIP, Excellence, grade of Administrating for women customers(trendsetter) and it promotes semantic consumption from customers and purchasing power will be concentrated on cosmetic, beauty, perfume product categories in social commerce. We propose the strategic direction for e-Commerce corporation and hope that domestic e-Commerce corporation continues to grow and high-quality services are provided for customers.

*Keywords: Cool Trend, Social Network, Customer Service, NodeXL*

---

\* Researcher, Hankuk University of Foreign Stuides

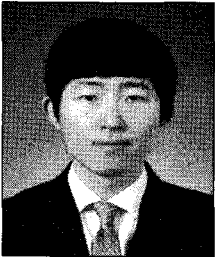
\*\* Professor, Hankuk University of Foreign Stuides

## ● 저자 소개 ●



**이창균 (hufsmis@hufs.ac.kr)**

한국외국어대학교에서 경영정보학과 학사 및 석사를 취득하고, 현재 동 대학 일반대학원 경영정보학과 박사과정에 재학 중이다. 현재 정보공공부문 및 민간기업 경영컨설팅에 종사하고 있으며 한국외국어대학교 강사로 재직 중이다. 주요 관심분야는 e-commerce 산업, 소셜네트워크 분석, 컴퓨터 시뮬레이션, 시스템 다이내믹스, 지속가능경영, 공공부문 경영 평가시스템 등이다.



**성민준 (nicepeer@naver.com)**

한국외국어대학교에서 경영정보학과에서 학사 학위를 취득하였으며, 현재 한국외국어 대학교 경영정보학과에서 석사과정에 재학 중이다. 주요 관심분야는 지식경영, 소셜네트워크, 소셜미디어, 정보기술수용 등이다.



**이윤배 (yunbae@hotmail.com)**

연세대학교 응용통계학과에서 학사 및 석사학위를 취득하고, 미국 Indiana University에서 Computer Science 석사 학위, Quantitative Business Analysis 석사학위와 박사학위를 취득하였다. 현재 한국외국어대학교 경상대학 경영정보학과 교수로 재직 중이며, 한국외국어대학교 산학연계부총장을 역임하고 있다. 주요 관심분야는 계량경영, 컴퓨터 시뮬레이션 등이다.

본 논문은 지난 2010 한국경영정보학회 추계학술대회에서 최우수논문상을 수상했으며 Information Systems Review 편집위원회에 의해 12월 20일 게재확정된 논문임을 알려드립니다.