

웹검색 트래픽 정보를 활용한 지능형 브랜드 포지셔닝 시스템 : 태블릿 PC 사례를 중심으로

전승표

한국과학기술정보연구원 산업정보분석센터
(spjun@kisti.re.kr)

박도형

국민대학교 경영대학 경영정보학부
(dohyungpark@kookmin.ac.kr)

최근 독감 예측이나 부동산가격 예측 등 다양한 분야에서 웹검색 트래픽이나 소셜 네트워크 등의 방대한 고객 데이터를 통해 사회 현상, 소비 트렌드 등을 분석하고자 하는 시도가 증가하고 있다. 최근 구글이나 네이버 등의 인터넷 포털 서비스 업체들은 온라인 사용자들의 웹검색 트래픽 정보를 구글 트렌드, 네이버 트렌드 등의 서비스로 공개하고 있는데, 이들이 제공하는 웹검색 트래픽 정보를 기반으로 온라인 사용자들의 정보 검색 행태에 대한 연구들이 학계·업계 등에서 주목받고 있다. 웹검색 정보를 기반으로 사회 현상이나, 소비 동향, 정치 투표 결과 등을 예측해 볼 수 있음을 실증하고 있는 분야는 많은 연구가 수행되고 있지만, 웹검색 트래픽 정보를 이용하여, 소비자의 제품에 대한 중요한 속성 도출 및 소비자의 기대 변화 관측 등의 온라인 사용자 행태에 초점을 맞추어 연구되고 있는 분야는 상대적으로 많은 연구가 수행되고 있지는 않다. 따라서, 본 연구에서는 구글이나 네이버가 제공하는 소비자의 웹검색 트래픽을 활용해서 소비자가 생각하는 제품 포지션을 가시화할 수 있는 방법을 제안한다. 브랜드 간의 관계를 확인하기 위해, 동시 검색 트래픽 정보를 활용하여 네트워크 모델링의 방법을 사용한 시스템을 제안하고 있으며, 이를 통해 소비자들이 제품 간의 유사성을 어떻게 인지하고 형성하며, 새로운 혁신 제품 카테고리 내에서 제품 브랜드들이 소비자의 마음 속에서 어떻게 자리 잡고 있는지의 브랜드 포지셔닝을 확인할 수 있는 방법론을 제안하였다. 또한 이를 태블릿 PC의 사례를 통해서, 미시적인 관점에서 소비자의 마음속에 위치한 태블릿 PC 개별 브랜드들의 위치 및 관계를 보여주었다. 기업은 소비자의 제품에 대한 인식 및 중요 속성 도출을 위해 많은 비용과 시간을 소요하여 소비자 조사를 행하게 되는데, 본 연구의 방법론을 활용하여 소비자의 제품에 대한 인식, 제품간 유사도, 제품에 대한 중요 속성의 변화 등을 일반에게 공개된 검색 트래픽 정보를 활용하여 비교적 쉽고 추가적인 비용 없이 도출할 수 있을 것이다.

논문접수일 : 2013년 08월 12일 논문수정일 : 2013년 09월 10일 게재확정일 : 2013년 09월 12일

투고유형 : 국문일반 교신저자 : 박도형

1. 서론

한국의 대통령 선거 후 며칠이 되지 않아, “점쟁이 구글? ... 한국 미국 대통령 당선자 족집게 예측”이란 제목으로 기사가 한국의 대표 일간지에 실

렸다. 이 기사에서는 구글에서 제공하는 웹검색 트래픽 정보를 기반으로 하여, 한국의 대통령, 서울시장, 미국 대통령 선거 등에서 후보자에 대한 사람들의 관심을 측정할 수 있기 때문에 어느 정도 예측을 할 수 있다고 전하고 있다. 웹검색 트래픽 정보가

* 본 연구는 2013년도 국민대학교 신진교수 연구지원금으로 수행된 연구임(과제번호 : J2013-0026).

** 본 연구를 위해 도움을 준 정선희, 전찬혁, 황윤희, 박재희 님에게 감사의 말씀 드립니다.

정확한 예측을 할 수 있는지는 논란의 대상이지만, 분명한 것은 많은 사람들의 관심 분야나 관심의 변화 등은 보여주고 있다는 점이다. 이뿐만이 아니라 독감 예측이나 부동산 가격 예측 등 다양한 분야에서 웹검색 트래픽이나 소셜 네트워크 등의 방대한 고객데이터를 통해 사회 현상, 소비 트렌드 등을 이해하려는 시도가 증가되고 있다.

인터넷의 발전과 정보기술의 진화에 따라 최근 학계/업계에서 앞서 언급한 웹검색 트래픽정보 등의 대용량 데이터를 분석하는 빅데이터가 화두로 떠오르고 있다. 일반적으로 빅데이터는 기존의 정보시스템이 수집, 저장, 관리, 분석할 수 있는 범위 이상의 데이터 및 이로부터 효과적으로 가치를 추출할 수 있도록 고안된 새로운 기술 등으로 정의되고 있다(Warden, 2011). IT시스템의 보급과 함께 이미 R&D 분야 및 제조, 금융 등 여러 산업에서는 수많은 데이터의 수집과 분석을 통하여 의미 있는 정보를 추출하고 이를 통하여 다양한 문제를 해결하기 위한 노력을 지속해 왔다(Park, 2013). 그러나 산업과 IT의 융합이 다방면에 걸쳐 빠르게 이루어지면서 디지털 데이터의 산출 속도는 하루가 다르게 증가하였고, 첨단 기술의 발전에 따라 시스템의 성능 또한 지속적으로 향상되었다. 빅데이터에 관한 연구도 활발히 진행되고 있는데, 실시간으로 방대한 양의 데이터가 창출되는 뉴스와 주가간의 관계를 밝히는 데이터 관점의 연구에서부터(Kim et al., 2012), 빅데이터 분석 기술을 교육에 확장하여 대학의 진화된 프로그램을 제안하는 전략 관점의 연구(Kwon, 2013), 빅데이터와 개인의 프라이버시와의 관계를 밝히는 개인 관점의 연구까지(Lee et al., 2013) 다양한 관점으로 연구가 진행되고 있다.

빅데이터로서 관심이 되고 있는 정보는 기업 내부에서 보유하고 있는 소비자 특성 정보, 구매기록 정보, 물류 정보 및 사용자의 제품 및 서비스 사용

로그 정보 등을 뽑을 수 있으며, 기업 외부에 축적되고 있는 정보는 온라인상의 웹검색 트래픽 정보, 사용자의 경험이나 의견이 있는 게시판이나 댓글, 소셜 네트워크 정보, 특히 정보 등을 뽑을 수 있다. 이러한 빅데이터 정보 중에서, 제품의 매출 증대와 마케팅 활용 측면에서 기업에게 가장 효과적이고 중요한 정보로서 온라인 사용자의 웹검색 정보를 뽑을 수 있다. 소비자는 효율적이고 합리적인 선택을 위하여 인터넷 상에서 정보를 검색한다. 소비자의 관점에서 정보검색은 구매상황에서 불확실성을 감소시키기 위한 필수불가결한 행위로, 궁극적으로 소비자 자신의 만족을 극대화시키려는 목적에서 이뤄지며, 웹을 통한 정보 검색은 시간과 비용 측면에서 상당히 효율적이다. 소비자의 정보검색은 기업의 입장에서도 중요하게 다뤄진다. 일차적으로 기업은 이익을 극대화하기 위하여 비교적 저렴한 인터넷을 통해 자사상품에 대한 매력적인 정보들을 제공하고 이를 통해 소비자들이 상품을 구매하도록 설득시켜야 한다. 그리고 소비자가 웹을 통해 검색할 때, 검색순위가 몇 번째인지가 기업의 제품 매출에 중요한 영향을 미치기도 한다. 또한, 소비자에게 정확한 정보를 제공하여 상품의 오용/남용을 막고, 사용단계에서 소비자들이 만족하도록 하는 것도 정보 검색과 관련한 기업의 의사결정에서 고려되어야 하는 점이다. E-business 분야의 온라인 구매의사결정모형에서도 웹검색은 제품의 구매에 중요한 역할을 하는 것으로 제시되고 있다(Laudon and Traver, 2012).

최근 구글이나 네이버 등의 인터넷 포털 서비스 업체들은 온라인 사용자들의 웹검색 트래픽 정보를 구글 트렌드, 네이버 트렌드 등의 서비스로 공개하고 있다. 이들이 제공하는 웹검색 트래픽 정보를 기반으로 온라인 사용자들의 정보 검색 행태에 대한 연구들이 학계·업계 등에서 주목받고 있다. 웹검

색 트래픽 정보를 이용한 연구들은 크게 두 가지 분야로 나누어 볼 수 있는데, 하나는 웹검색 정보를 기반으로 사회 현상이나, 소비 동향, 정치 투표 결과 등을 예측해 볼 수 있음을 실증하고 있는 분야로서 비교적 활발히 연구되고 있다. 다른 하나는 웹검색 트래픽 정보를 이용하여, 소비자의 제품에 대한 중요한 속성 도출 및 소비자의 기대 변화 관측 등의 온라인 사용자 행태에 초점을 맞추어 연구되고 있는 분야인데, 이 분야는 아직까지 많은 연구가 수행되고 있지는 않다.

본 연구에서는 구글이나 네이버가 제공하는 소비자의 웹검색 트래픽을 활용해서 소비자가 생각하는 제품 포지션을 가시화할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 브랜드 간의 관계를 확인하기 위해, 동시 검색 트래픽 정보를 활용하여 네트워크 모델링의 방법을 사용한 시스템을 제안하고 있으며, 이를 통해 소비자들이 제품 간의 유사성을 어떻게 인지하고 형성하며, 새로운 혁신 제품 카테고리 내에서 제품 브랜드들이 소비자의 마음속에서 어떻게 자리 잡고 있는지의 브랜드 포지셔닝을 확인하고자 한다. 기업은 소비자의 제품에 대한 인식 및 중요 속성 도출을 위해 많은 비용과 시간을 소요하여 소비자 조사를 행하게 된다. 본 연구는 웹검색 트래픽을 활용하여 소비자의 제품에 대한 인식, 제품간 유사도, 제품에 대한 중요 속성의 변화 등을 일반에게 공개된 검색 트래픽 정보를 활용하여 비교적 쉽고 추가적인 비용 없이 도출할 수 있음을 보여줄 것이다.

2. 문헌 연구

2.1 소비자 행동 모델

소비자 행동(Consumer behavior)이란, 개인 혹은 집단 및 조직체들이 자신들의 1차적 욕구와 2차

적 욕구를 만족시키기 위해 제품, 서비스, 아이디어 또는 경험을 선택, 구매, 사용 및 처리하는 방법을 연구하는 것이다. 이런 소비자 행동은 문화적, 사회적, 개인적 요인에 따라 영향을 받게 되는데 이런 소비자의 행동을 이해하기 위해 여러 가지 소비자 행동 모델이 제안되고 있다. 그 중에서 자극-반응 모델에 따르면, 먼저 마케팅 자극과 환경적 자극이 소비자의 의식으로 들어간다. 심리적 과정은 의사결정 과정 및 구매결정으로 유도되기 위해 특별한 소비자 특징과 결합된다. 즉 외적인 마케팅 자극의 유입과 구매자의 최종적인 구매의사 결정 사이에 있는 소비자의 의식 내에서 일어나는 과정에 대한 모델이 소비자 행동 모델이다(Hawkins and Mothersbaugh, 2009).

이러한 소비자 행동 모델을 바탕으로 구매의사 결정 과정을 살펴보면, 크게 5단계로 구분할 수 있는데, 1) 문제인식, 2) 정보탐색, 3) 대안평가, 4) 구매 결정, 5) 구매 후 행동 단계이다. 이 모델은 실제 구매가 행해지기 오래 전에 구매과정이 시작되고 또한 구매 후 오랫동안 결과가 남는 것을 강조한다. 그러나 소비자들은 제품을 구입할 때 항상 다섯 단계 모두를 연속적으로 거치지 않는다. 즉 소비자들은 어떤 단계는 그냥 뛰어넘기도 하고, 심지어 거꾸로 하기도 한다. 소비자 행동 모델에서와 같이 문화적, 사회적, 개인적 요인의 차이로 특히 신제품 수요에서 소비자의 수용 형태는 다양할 수 밖에 없는 것이다(Kotler and Keller, 2008).

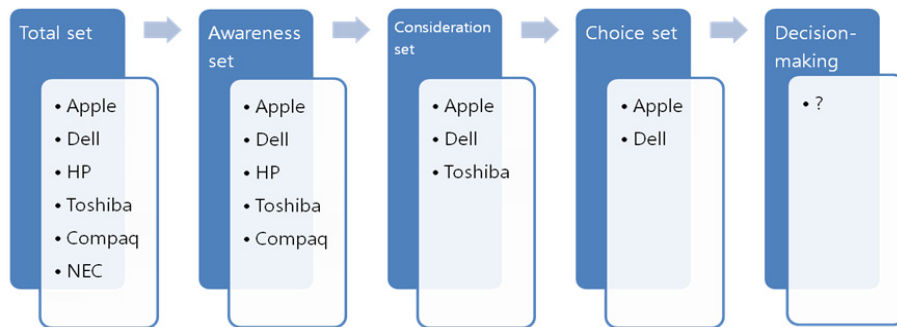
본 연구가 대상으로 하는 검색 트래픽이라는 관점에서 보았을 때, 정보탐색 과정에서 주목해야 하는 부분은 정보탐색의 역동성이다. 정보수집을 통해서 소비자는 경쟁하는 브랜드(상표)와 그 특성에 대해 학습한다. <Figure 1>의 첫 번째 단계는 소비자가 이용 가능한 브랜드들의 전체 집합을 보여준다. 소비자는 이 상표들 중 단지 몇 개만 알고 있

는데, 이것은 인식 집합을 구성한다. 이렇게 알고 있는 브랜드들 중 몇 개만이 최초구매 기준과 일치하는데, 이것은 고려집합을 구성한다. 소비자가 이들 상표에 대한 더 많은 정보를 수집함으로써 몇 개의 상표만이 강력한 선택 대상이 되는데, 이것은 선택집합을 구성한다. 이 선택집합 내의 모든 상표는 받아들일 수 있는 것으로, 소비자는 이 선택집합에서 최적의 것을 선택하게 된다(Jun et al., 2013).

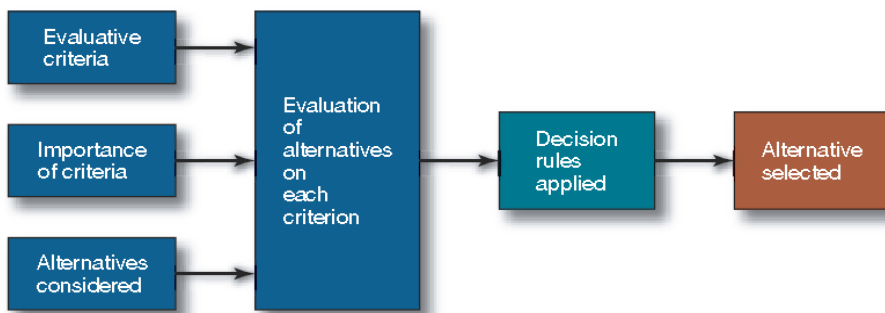
또 주목해야 하는 단계는 대안 평가 과정이다. 세 번째 단계인 대안의 평가 단계에서는 여러 가지 의사 결의 평가 과정이 있는데, 최근의 모델은 소비자들이 의식적이며 합리적인 기준에 따라 판단한다고 제시한다. 첫째 소비자는 욕구를 충족시키려

고 한다. 둘째, 소비자는 문제를 해결하는 제품에서 어떤 이점을 추구하고 있다. 셋째, 소비자는 욕구를 만족시키기 위해 추구하고 있는 이점을 전달하는 서로 다른 능력을 갖는 속성의 묶음으로 각 제품을 인식한다. 구매자들에게 관심을 끄는 속성은 제품마다 다르고, 소비자는 속성에 대한 평가 절차를 통해 여러 상표에 대한 태도를 갖게 된다. 소비자는 각 상표가 각각의 속성에 의해 좌우된다는 것에 대해 신념의 집합을 개발한다.

결국 <Figure 2>에서와 같이 소비자 수용에서는 판단 기준과 대안 즉 제품 브랜드가 핵심적인 정보가 된다. 따라서 본 연구는 이 두 가지 정보를 외부에서 탐색하는 소비자의 행동에 집중하게 된다.



Source : Revising based on Kotler and Keller(2008) and Jun et al.(2013).
<Figure 1> Consumer Decision Making Process



Source : Hawkins and Mothersbaugh(2009).
<Figure 2> The Process of Consumer's Evaluation and Final Choice of Alternatives

Park(2010)은 온라인에서 소비자의 행동과 관련된 최근 연구의 동향을 설명했다. 박철이 2000년부터 2009년까지 10년 동안 국내에서 수행된 온라인 소비자 행동 관련 연구 총 125편과 같은 기간 해외의 대표적 저널에 게재된 관련 논문 22편을 검토한 결과, 해외에 비해 우리나라에서는 많은 양의 온라인 소비자 행동 관련 논문이 발표되었다. 특히 '소비자학 연구'에 가장 많은 논문이 게재된 것으로 나타났다. 2000년대 초기에는 인터넷의 수용이나 인터넷상의 정보 탐색에 대한 연구가 많았고, 2000년대 중·후반기에는 온라인상의 소비자 특성 및 소비 행동 관련 인과 모델에 대한 연구가 다수를 차지하였다. 2000년대 후반에는 Web 2.0을 반영한 연구들이 비교적 활발하게 진행된 것으로 나타났다.

Park(2010)의 연구에 따르면 소비자 행동을 분석하는 종속변수는 구매 관련 지표가 대다수였고, 독립변수는 인구통계 변수, 행동 변수, 소비자 동기 및 심리, 소비자의 태도, 사이트 특성 및 속성, 외부 환경 요인이 대다수였다. 분석 모델은 기술수용 모델이 많았으며, 연구 방법은 설문조사를 활용한 연구가 대다수(73.7%)를 차지하고 있었다. 소비자 행동 연구에서 검색과 같은 행동 변수에 대한 연구는 다소 존재했지만, 본 연구와 같이 거시적인 관점에서 신기술의 수용이나 브랜드 포지셔닝 분석을 접근한 사례는 거의 없었다.

선행 연구 중에는 제품이나 소비자의 사전 지식에 따른 정보 탐색 수준에 대한 연구가 다수 있었다. Shin and Park(2006)은 제품의 특성에 따른 정보 탐색 수준을 분석했는데, 제품에 대한 위험 지각과 제품에 대한 지식수준에 따라 소비자의 정보 탐색이 어떻게 달라지는지를 분석했다. 분석 결과에 따르면, 지식수준이 낮은 경우에는 경험재와 신뢰재에서 위험지각이 높아질수록 온라인-오프라인을 통해 많은 정보를 탐색하는 것으로 나타났고, 지식

수준이 높은 경우에는 탐색재에서 위험지각이 높을수록 온라인을 통해 많은 정보를 탐색하는 것으로 나타났다. 본 연구의 사례인 태블릿 PC(Tablet PC)는 전형적인 탐색재로 온라인 탐색이 많을 것으로 기대할 수 있었다.

이렇듯 신기술 제품의 초기 수용에서 중요한 역할을 하는 웹사이트의 이용, 특히 온라인에서 소비자의 정보 검색이 가지는 의도에 대한 연구가 존재한다. Su(2008)에 따르면, 인터넷에서의 정보 탐색은 탐색 비용이 낮기 때문에 많이 일어난다고 한다. Su(2008)는 가격, 비가격적인 제품 정보, 그리고 상점이라는 세 가지로 소비자의 검색 의도를 구분해서 연구했다. 그 결과 책과 MP3의 경우에는 가격과 비가격적인 제품 정보가 검색량을 증가시키는 것으로 나타났다. 그러나 상점이라는 요인은 소비자의 정보 검색과 별다른 관련을 보이지 않았다. 이는 소비자가 상점에 대해서는 자신의 경험이나 다른 정보에 의존하기 때문에 많은 검색을 하지 않기 때문인 것으로 보인다. 이상과 같은 선행 연구에 따르면, 본 연구가 대상으로 하는 검색 트래픽에는 가격 정보는 물론 제품의 속성을 탐색하고자 하는 다양한 의도가 내포되어 있다고 생각할 수 있다.

2.2 검색 트래픽 관련 선행연구

인터넷 검색어로 사람들의 경제 활동을 예측할 수 있을까? 물론 "예측"이 의미하는 바가 무엇이나에 따라 달라질 수 있다. 최근 구글 트렌드와 구글 검색 통계(Google insights for search)가 검색어 총계를 실시간으로 보여주면서 이를 활용한 여러 가지 연구가 진행되었다. 구글 트렌드와 같은 검색 트래픽을 활용한 연구의 장점은 특히 거의 실시간 동향을 분석할 수 있다는 것으로 이런 장점 때문에 장기적 예측보다는 현재에 가까운 미래를 예측하는

데 특히 강점을 보이고 있다.

Ginsberg et al.(2009)는 현재의 독감 레벨을 예측하기 위해서 구글의 독감 트렌드 검색 엔진의 초기 버전으로부터 얻어진 데이터의 분석 결과가 제시되어 있다. 이 논문에서는 가공하기 전의 검색 데이터를 미국 질병통제센터(Centers for Disease Prevention and Control)에 의해서 발표되는 기존 보고서보다 1주에서 2주정도 더 빨리 독감 바이러스의 활성을 정확히 예측하는 실시간 감시 시스템으로 변환시켜주는 컴퓨터 모델을 제시하였다. 검색 트래픽을 활용한 다양한 예측가능성이 세상에 알려지기 시작한 것이다.

비록 최근에 Butler(2013)에 의해서 Ginsberg et al.(2009)가 활용한 구글의 독감 트렌드 서비스의 신뢰성이 도전 받았지만, Ginsberg et al.(2009)가 검색 트래픽의 활용과 관련해서 제시한 중요한 내용은 검색 트래픽이 가지는 보다 빠른 현상 감지 가능성과 현상 모니터링의 우수성, 평일 수백만 명 이상이 사용한 결과를 활용한 모집단의 대표성, 그리고 사회적 현상과 검색 트래픽이 가지는 높은 상관관계와 예측 활용 가능성이었다.

Choi and Varian(2012)의 연구는 이런 연구 방향을 잘 보여주고 있는데, 구글 트렌드는 시간에 따른 현재의 경제활동에 대한 예측을 향상시킬 수 있는 것으로 나타났다. 이러한 경제활동으로는 자동차 판매, 주택 판매, 소매(retail) 및 여행 등의 카테고리를 설명하고 있다. 그들은 먼 미래가 아닌 현재를 예측하는 것이 유용할 때가 있다고 주장하는데, 이는 경제적 시간에 따른 “터닝 포인트(turning point)”를 파악하는데 도움이 되기 때문이라는 것이다. 만일 특정 장소의 “부동산 중개업소”에 관한 검색이 늘어나고 있다면, 이는 가까운 미래에 이 지역에서 주택판매가 늘어날 수 있다는 생각을 할 수 있다는

것이다. 이 논문은 검색 트래픽을 활용한 단기간의 경제적 예측에 대한 접근 방법을 보여준 중요한 시사점이 있다.

Lui et al.(2011)의 연구는 이런 구글 트렌드의 다른 활용 가능성을 보여주고 있다. 그들의 연구는 2008년과 2010년 미국 의회선거와 관련해서 구글 트렌드의 검색 트래픽을 활용한 당선자 예측 가능성을 연구한 논문이다. 최근 Vosen and Schmidt(2011)는 미국에서 소비 동향을 파악할 수 있는 지표로 미시건 대학이 발표하는 소비자 심리지수 MCSI(University of Michigan Consumer Sentiment Index)와 소비자 신뢰지수(Consumer Confidence Index)를 구글 트렌드가 제공하는 검색 트래픽의 결과와 비교하여 연구함으로써 서베이 기반의 지수대비 구글이 제공한 검색 트래픽의 예측력이 보다 뛰어날 수 있음을 보였다. Jun(2012a, 2012b)은 하이브리드 자동차에 대한 소비자의 기대주기(hype cycle)를 웹검색 트래픽 정보와 거시 경제지표, 서지분석 지표를 비교하면서 설명하고 있다. 이 연구들은 검색 트래픽을 활용하여, 사용자(소비자)나 정보유통자(뉴스)가 가진 기대주기를 관측할 수 있음을 주장한다. 또한, Jun et al.(2013)은 제품 브랜드 검색 트래픽과 그 속성에 대한 검색 트래픽이 기존의 특허나 뉴스와 같은 서지분석 변수보다 수요를 설명하는데 우월함을 주장하기도 했다.

이런 검색 트래픽과 관련된 선행연구들은 검색 트래픽이 사회현상을 대리하여 측정할 수 있고, 수요 예측이나 소비 변화와 같은 거시적인 예측에 있어 기존의 서베이 못지않은 분석결과를 제공할 수 있음을 보여주고 있지만, 검색 트래픽의 활용에는 긍정적인 관심과 부정적인 관심이 모두 포함될 수 있기 때문에 일부 분야에서는 활용에 한계를 제공할 수 있다는 시사점을 주고 있다.

2.3 사회 연결망 분석

본 연구는 검색 트래픽 데이터를 활용해서 소비자가 생각하는 제품들의 포지셔닝 분석을 위해 사회 연결망의 분석에서 자주 사용되는 사회 연결망 분석 또는 소셜 네트워크 분석(Social Network Analysis, 이하 SNA)을 활용한다. 여기서 네트워크란 복수의 사람·조직·사물 등을 연결시키는 일종의 관계를 의미하는데, 네트워크를 형성하고 있는 그러한 사람·조직·사물 등을 액터(actor)라고 한다. 액터 간의 네트워크의 배치 구성이 네트워크 구조이며, 이러한 구조를 기술·분석하는 것이 네트워크 분석이다(Scott and Carrington, 2011).

네트워크 분석에는 이론적인 전제가 하나 있으며 그것은 네트워크 구조(액터를 둘러싼 네트워크의 형태)가 액터의 행동·태도에 영향을 미친다는 것이다. 즉, 네트워크의 구조를 알면 액터의 행동·태도를 어느 정도 설명할 수 있다는 전제이다. 네트워크를 분석하는 연구자 중에는 네트워크 분석의 개념과 이론적 전제만을 받아들여 질적인 분석을 하는 사람도 있지만 일반적으로 네트워크 분석이라고 하는 경우 계량적인 분석을 가리키는 경우가 많다.

네트워크의 데이터는 속성(attribute)으로 이루어진 데이터와는 다르다. 개인이 분석의 단위인 경우 성별·수입·의견 등이 속성이며, 이것들은 개인 고유의 특징이다. 네트워크 데이터는 개인의 특징이 아니라 복수의 개인 간에 존재하는 관계의 특징이다. 네트워크를 형성하는 관계의 종류는 다양하지만 Knoke and Kuklinski(1982)에 의하면 물품의 거래, 정보전달, 동일한 이벤트·조직 등에 대한 참가, 감정(애정·존경·적의)의 대상, 권위·권력 관계, 혈연·친족관계 등이 있다. 본 연구에서는 제품 후보군인 태블릿 PC 제품 브랜드를 기본 액터로 보는데, 이 경우 태블릿 PC의 제조사 등이 제품의

특징이 된다. 이런 태블릿 PC 브랜드에 영향을 주는 또 다른 액터로는 소비자가 검색하는 평가기준인 제품 속성(가격, 화면, 어플리케이션 등)을 분석했다. 두 액터는 이질적이기 때문에 1-mode와 2-mode로 분리해 분석한다.

네트워크 내에서 액터의 위치를 나타내는 지표의 하나로서 중심성(centrality)이 있다. 보다 많은 액터와 직접적 또는 간접적으로 관계하고 있을수록 그 액터는 네트워크의 중심 부근에 위치하고 있다고 할 수 있다. 중심성이 높은 액터는 정보나 자원을 수집하기 쉽기 때문에 중요한 액터라고 생각된다. 정책 네트워크의 연구에서는 중심성이 높은 액터일수록 영향력이 강하다고 보고되어 있다(Scott and Carrington, 2011). 중심성의 지표는 오늘날 수없이 개발되어 있다. 본 연구에서도 중심성이 높은 액터(제품 브랜드나 평가기준)를 찾기 위해서 중심성을 분석하는 Degree Centrality(연결 정도 중심성) 등을 활용한다.

3. 연구 모형과 사례 소개

3.1 웹검색 트래픽 정보를 활용한 지능형 브랜드 포지셔닝 시스템

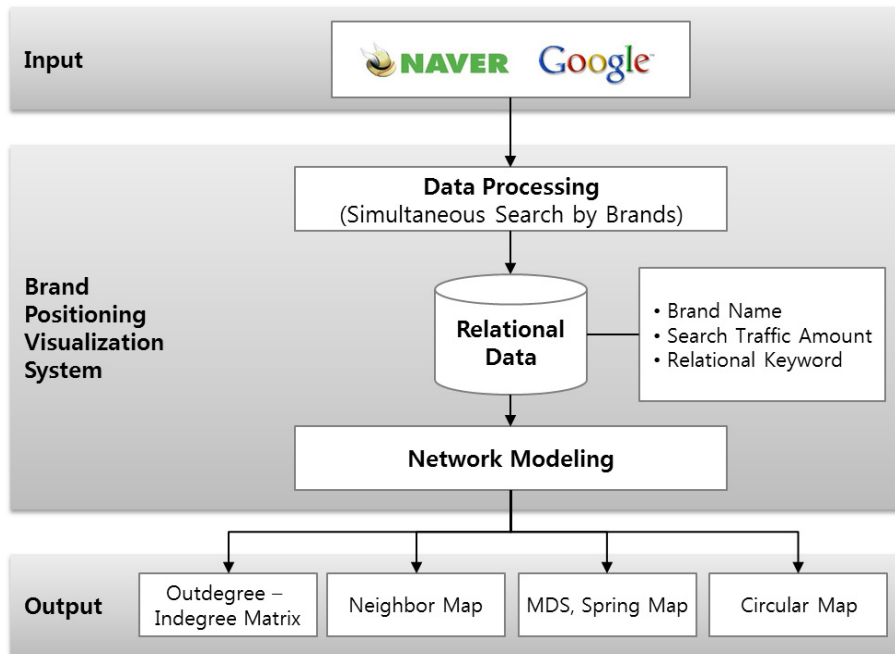
본 연구에서는 매초 수십만건씩 행해지는 소비자의 웹검색 활동의 데이터를 기반으로, 일반 대중의 소비자가 가지고 있는 특정 시점, 특정 기간 동안의 브랜드간 관계를 확인하는 것을 목표로, 브랜드 포지셔닝을 보여주는 시스템을 개발하였다. 본 시스템의 기본이 되는 웹검색 트래픽 데이터는 포털 서비스 업체의 트렌드 사이트에서 제공하는 것을 기본으로 하고 있다. 현재까지 웹검색 트래픽에 대해서는 Facebook이나 Twitter처럼 API가 제공되고 있지는 않기 때문에, 브랜드별로 출시 후 현재까지

의 웹검색 트래픽을 수작업으로 수집해야 한다. 본 연구에서 활용한 네트워크 모델링은 네트워크 모델링은 노드와 링크의 모델링이 중요한데, 노드는 본 연구의 연구 대상인 제품 브랜드가 되며 노드의 속성은 제조사가 분석된다. SNA를 활용하는 핵심 요인은 관계형 데이터에 있기 때문에 링크 즉 관계의 모델링이 중요한데, 본 연구에서는 제품 브랜드의 관계를 검색에서 동시에 입력될 때 브랜드는 동시에 비교되었다는 측면에서 관계가 있다고 가정했다. 이런 가정은 동시 등장 단어나 저자를 분석할 때 자주 활용되는 가정과 유사하다.

본 연구에서 동시 검색하는 브랜드의 관계를 네트워크의 관계로 설정했기 때문에 네트워크 데이터의 방향성이 모호하다. 그런데 본 연구에서는 동시 검색에서도 검색어의 순서가 있다는 점에 착안해서 방향성을 부여했다. 먼저 입력된 검색어는 이미 소

비자의 심리에 중심을 자리 잡고 있을 것이라고 가정한 것으로 먼저 입력된 검색어에 강조점을 주어 분석하는 방법을 제안한 것이다. 검색엔진을 통한 검색에서 먼저 입력된 단어에 적합한 검색 결과가 제시된다는 측면에서도 소비자는 중요하게 생각하는 단어를 먼저 입력할 것이라고 가정하고 검색 순서를 네트워크 분석에 활용한 것이다. 이런 본 연구의 가정에 따르면 먼저 입력된 제품 브랜드는 외향성(outdegree)을 가진다고 본 것이며, 나중에 입력된 제품 브랜드는 내향성(indegree)을 가진다고 본 것이다. 따라서, 브랜드간의 관계 데이터를 얻기 위해서는 대상브랜드들을 두 개씩 조합하여, 총 n개의 브랜드에 대해서는 $nP_2 = n \times (n-1)$ 개의 웹검색 트래픽 데이터를 수집해야 한다.

네트워크의 분석은 two mode를 적용했으며, 1-mode는 앞서 언급된 제품 브랜드가, 2-mode는 소



<Figure 3> Brand Positioning Visualization System Based on Web Search Traffic Data

비자의 판단기준인 제품 속성이 분석되었다. 2-mode 역시 검색 트래픽으로 관계가 분석되는데, 제품브랜드와 속성을 동시에 검색하는 경우를 관계로 분석했다.

활용된 검색 트래픽 데이터의 특성을 살펴보기 위해 matrix diagram을 살펴보고, 기본적인 브랜드의 네트워크 관계를 살펴보기 위해 degree 기준의 neighbor map을 살펴본다. 본격적으로 소비자가 생각하는 브랜드의 유사성을 살펴보기 위해서는 MDS, Spring 맵을 활용하며, 중심성을 살펴보기 위해서는 원형(circular) 네트워크 맵을 활용한다.

3.2 연구 사례

본 연구에서 제안한 시스템이 효과적으로 브랜드의 포지셔닝을 보여주는지 확인하기 위해, 미국 소비자의 2004년부터 현재까지의 태블릿 PC에 대한 검색을 주 대상으로 선정하였다. 네트워크 모델링을 위한 노드로는 제품 브랜드를 활용했고, 링크로는 얼마나 두 브랜드가 가깝게 비교되는지를 보여주는 표준화된 동시 검색량을 활용한다.

태블릿 PC는 필체 인식 기능을 갖추어 펜 입력을 통해 문자나 그림을 워드파일이나 오피스에 입력할 수 있으며 무선랜을 통해 어느 곳에서나 인터넷 접속이 가능한 새로운 플랫폼의 모바일 PC다. 태블릿 PC는 노트북PC의 휴대성과 개인정보단말기(PDA)의 편의성을 겸비한 제품이다. 크기는 A4용지 정도로 펜 입력을 기본으로 하고 있기 때문에 스타일러스 펜이 기본으로 제공되며 LCD는 펜 입력이 가능하도록 터치패널이 장착된다. 무게는 노트북 PC보다 1kg 이상 가벼운 1.5~2kg 내외이며, 키보드는 개발업체에 따라 기본으로 장착되거나 옵션으로 제공된다. 기존 PC처럼 사무실 책상 위에서 마우스나 키보드에 연결하면 데스크톱처럼 사용할 수 있고, 따로 모니터만 떼어 내도 완벽한 PC기능을 수행한다.

태블릿 PC는 1992년 마이크로소프트(MS)사에서 ‘윈도 포 펜(Windows for pen)-컴퓨팅’이라는 필기체 인식 윈도OS를 내놓은 적이 있지만 실패했다. 2010년 미국의 애플(Apple)사가 아이패드(iPad)를 출시하면서 본격적인 태블릿 PC 시대가 열렸다. 애플은 2011년 아이패드 2를 거쳐 2012년 3월 뉴아이패드까지 해마다 신 모델을 내놓고 있다. 애플의 아이패드는 2012년 현재까지 6000만 대 이상의 누적 판매량을 기록하며 전 세계 시장 점유율 68%로 1위 자리를 굳건히 지키고 있다. 한편 우리나라의 삼성전자가 2010년 11월 아이패드에 비해 휴대성을 강조하고, 안드로이드 운영체제를 탑재한 갤럭시탭을 출시하면서 애플사와 삼성 간의 태블릿 PC 시장을 둔 경쟁이 시작되었다. 삼성전자는 2011년에는 갤럭시 10.1, 8.9, 7.7 등 다양한 크기의 제품을 선보이며 국내 시장에서 아이패드와 치열한 경쟁을 펼치고 있다.

2011년에는 세계 최대의 온라인 서점인 아마존이 저가형 태블릿 PC인 ‘킨들파이어(Kindle Fire, 이하 킨들)’를 출시하면서 전 세계 태블릿 PC 시장에서 단숨에 점유율 2위로 올라섰다. ‘킨들파이어’는 자체 보유한 방대한 콘텐츠를 앞세우고, 199달러라는 저렴한 가격을 무기로 큰 성공을 거뒀다. 킨들파이어의 성공은 많은 제조업체들이 저가형 태블릿 PC를 내놓는 기폭제가 되었다(킨들의 최초 출시는 2007년이다).

이처럼 2010년 아이패드 등장 이후 삼성전자의 갤럭시탭 등 아이패드와 유사한 개념의 태블릿 PC의 등장은 태블릿 PC의 개념을 바꾸기 시작했다. 이들은 터치스크린을 통해 조작한다는 점에서는 기존의 태블릿 PC와 같지만, 운영체제 등에서 많은 차이가 있다. 물론 ‘윈도 7과 같은 일반 PC용을 사용하는 제품도 있지만, 애플의 ‘iOS’, 구글의 ‘안드로이드(Android)’ 등으로 대표되는 모바일 운영체제

<Table 1> Worldwide 4th Quarter Tablet Shipments(unit : million)

Vendor	4Q12 Shipments	4Q12 Share	4Q11 Shipments	4Q11 Share	Growth Rate
Apple	22.9	43.6%	15.5	51.8%	47.7%
Samsung	7.9	15.0%	2.2	7.4%	259.1%
Amazon	6.0	11.4%	4.7	15.7%	27.7%
ASUS	3.1	5.9%	0.6	2.0%	416.7%
Barnes & Noble	1.0	1.9%	1.4	4.7%	-28.6%
Others	11.6	22.1%	5.5	18.4%	110.9%
All Vendors	52.5	100.0%	29.9	100.0%	75.6%

Data Source : IDC Worldwide Quarterly Tablet Tracker, 2013. 1.

(Mobile operating system)를 사용하는 경우가 훨씬 많기 때문이다.

최근의 시장 동향을 살펴보면, OS 기준으로 IOS와 안드로이드 계열이 비슷한 수준으로 변화했으며, 제조사 기준으로는 아직 애플(iPad)이 시장을 압도하고 있으며, 아마존(Kindle fire)과 삼성(Galaxy Tab)이 그 뒤를 쫓고 있는 양상이다. 군소 기업으로는 Barnes and Noble(Nook), Asus (EeePC, Vivo), Blackberry(Playbook) 등이 있다. <Table 1>은 태블릿 PC의 주요 5대 제조사별 2012년 말 출하량을 비교하고 있다. 4분기를 기준으로 애플이 43.6%를 점유하고 있으며, 삼성이 15.1%, 아마존이 11.5%, Asus가 5.8%, Barnes and Noble은 1.9%로 뒤를 따르고 있다.

4. 연구 결과 : 태블릿 PC사례를 중심으로

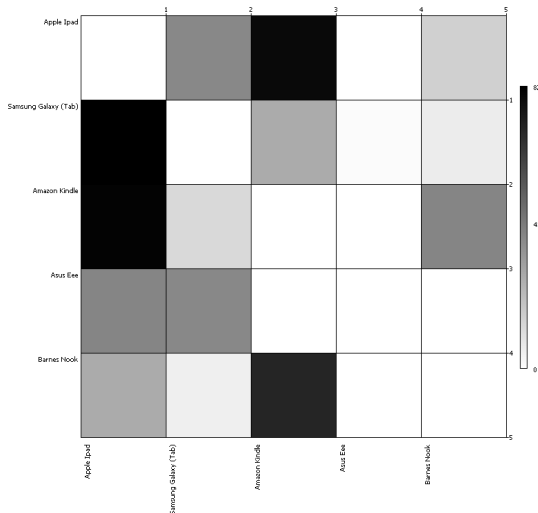
4.1 관계 데이터의 분포

태블릿 PC 브랜드에 대한 동시 검색을 분석하기 위해서 <Figure 1>에서 설명된 것과 같은 후보 제품군을 선정해야 하는데, <Table 1>에서 제시된 2012년 4분기 출하량을 바탕으로 5대 제조기업(애플, 삼성, 아마존, 아수스, 반스 앤 노블)의 대표 제품 브랜드를 선정해서 상호 비교했다. 검색 트래픽의

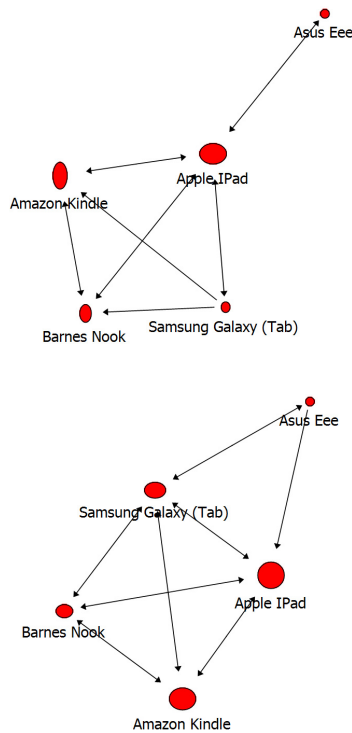
데이터는 2010년, 2012년, 2013년의 검색데이터를 구분해서 수집했으며, 2013년 검색 트래픽 데이터는 1월 1일부터 4월 20일까지 누적데이터를 기준으로 했다.

태블릿 PC 브랜드의 동시검색에 대한 검색 트래픽 데이터의 매트릭스 차트는 <Figure 4>와 같다. <Figure 4>는 2013년 한 해 동안의 검색 트래픽 데이터를 시각화한 결과인데, 여러 제품에서 대칭적이지 않은 모습을 보이고 있다. 앞서 <Table 1>에서 제시된 5대 출하 기업의 대표 태블릿에 대한 동시 검색 분석으로 iPad, Galaxy, Kindle, Eee, Nook의 순서로 표시되어 있다. 삼성 Galaxy의 경우는 먼저 Galaxy를 입력하는 경우 iPad와 동시검색이 많았지만, iPad를 먼저 검색하는 사람은 주로 Kindle을 동시에 검색하는 것으로 나타났다. 전반적으로 iPad는 외향성(선행 검색)이 강한 반면, Kindle은 상대적으로 내향성(차순위 검색)이 강한 것으로 나타났다. <Figure 4>만 가지고도 소비자가 생각하는 선택집합의 추세 분석이 가능한 것이다.

태블릿 PC 브랜드의 네트워크 현황을 살펴보기 위해서 <Figure 5>에서는 Neighbor Diagram이 나타나 있다. 각 노드에는 내향성과 외향성에 대한 정보가 같이 도시되어 있는데, 타원이 상하로 볼록한 경우 내향성이 높은 반면, 좌우로 볼록한 경우는 외향성이 높다.



<Figure 4> Tablet PC Matrix Diagram Based on '13 Web Search Traffic Data



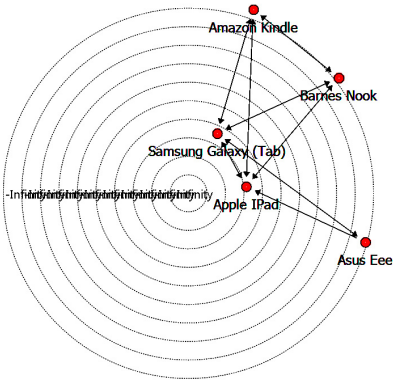
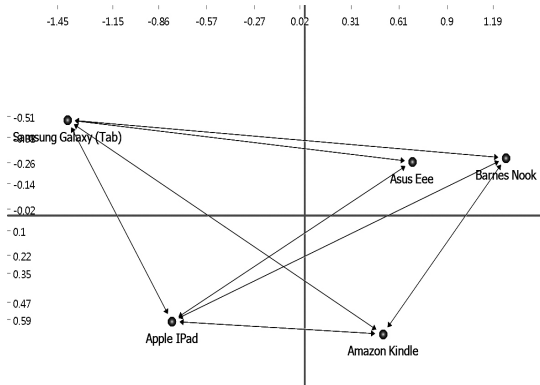
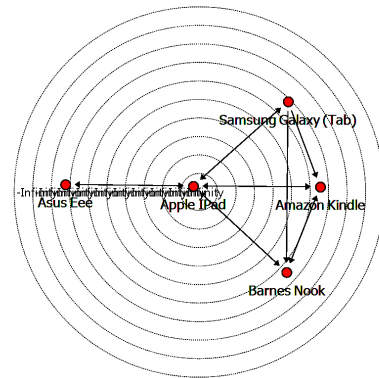
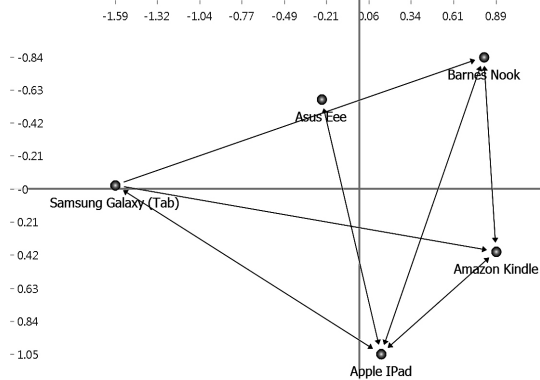
<Figure 5> Neighbor Diagram of Tablet PC Brand (Left : '10 Data, Right : '13 Data)

<Figure 5>는 강도(degree)를 기준으로 작성된 그림으로 2010년과 2013년 검색 트래픽 정보를 활용한 네트워크 분석 결과를 보여주고 있다. 결과에 따르면 2010년에는 iPad의 외향성이 강한 반면 Kindle과 Nook은 내향성이 강하고 Galaxy는 강도가 약한 것으로 나타났다. 우측 그림은 2013년 현재의 모습을 보여주고 있다. iPad는 내외향의 균형이 두드러진 반면, Galaxy나 Kindle, Nook의 외향성이 강해진 것으로 나타났다. 서로간의 네트워크도 달라졌는데, 2010년과 비교해서 2013년은 4개의 경쟁 제품이 비교적 균형잡힌 모습을 보이고 있었다.

4.2 태블릿 PC 제품 브랜드의 포지셔닝 분석 결과

동시검색에 대한 검색 트래픽 데이터를 활용하여 주요 제조사의 대표 태블릿 PC 제품 브랜드의 관계를 시각화하면 <Figure 6>과 같았다. <Figure 6>은 액터 간(또는 그룹 간)의 관계를 객관적으로 기술하는 전형적인 방법인 다차원 척도법(MDS)을 활용하여 분석한 결과다. 좌측 그림은 2010년 한 해 동안 두 가지 태블릿 PC를 동시에 검색한 검색 트래픽을 MDS로 분석한 결과로 2010년에는 iPad, Kindle, Nook가 비교적 가깝게 포지셔닝 된 반면, Galaxy와 Eee는 서로 유사성이 떨어지는 것으로 나타났다. 특히 Galaxy는 iPad, Kindle, Nook와 유사성이 상당히 떨어져 있는 모습이었다. 오히려 Eee에 더 가까운 포지션이었다.

<Figure 6>의 우측은 2013년 검색 결과인데, 좌측과 비교하면 2년 이상이 지난 현재의 시점에서는 iPad가 상대적으로 Galaxy에 가까운 위치로 이동해 유사성이 높아진 반면 Nook와는 유사성이 떨어진 것을 확인할 수 있었다. Galaxy와 iPad를 같은 제품군으로 비교하는 소비자가 2년 전보다 많아진 것이다.



<Figure 6> Traditional MDS Results of Tablet PC Brand(Left : '10 Data, Right : '13 Data)

<Figure 7> Circular Map of Tablet PC Brand (Left : '10 Data, Right : '13 Data)

네트워크에서 중심을 시각화하기 위해서 원형(circular) 네트워크 맵으로 시작한 결과가 <Figure 7>에 제시되어 있다. 원형맵은 하나의 원주 상에서 일정한 간격으로 노드들을 배치하는 방법으로 링크들이 어떤 노드들에 집중되고 있는지, 어떤 노드들이 상대적으로 동떨어져 있는지에 대한 대략적인 윤곽을 파악하는데 유용하다. 원형맵에서 본 연구가 적용한 Radical 방법은 주어진 중심성에 따라 그 값을 높은 노드는 가운데에, 낮은 노드는 가장 자리에 배치하면 하면서, 동시에 모든 노드쌍 간의 최단경로거리에 최대한 비례하도록 Kamada and Kawai 알고리즘에 따라 배치한다.

<Figure 7>에서 보면 2010년에는 iPad가 네트워크에 중심에 있었으며, Galaxy, Kindle, Nook가 한 그룹을 이루는데 그 세 제품은 Kindle을 중심으로 연결되어 있었음이 잘 나타나 있다. 그러나 우측에 나타난 2013년 분석 결과를 보면, 2년이 지난 지금 제품의 포지션이 크게 바뀐 것을 확인할 수 있다. Galaxy가 네트워크 중심으로 iPad와 같은 수준으로 변화한 것이다. iPad와 가까웠던 Kindle은 오히려 Galaxy에 유사성을 보일 정도로 극적인 변화가 나타났다. Nook는 Galaxy와 iPad의 중간에 적절히 위치해 있었다. 원형맵은 제품 간의 유사성에 대한 정보를 제공하며 특히 소비자가 어떤 제품을 중심으로 생각하

는 지까지 잘 보여주는 특징을 확인할 수 있었다. 이런 정보는 단지 현재까지 판매량으로 파악되는 것이 아니며, 미래의 시장 주도권을 짐작할 수 있게 하는 중요한 정보가 된다. 이런 중심성은 다음의 중심성 분석을 통해 좀 더 구체적으로 살펴볼 수 있다.

4.3 태블릿 PC 제품 브랜드의 중심성 (centrality) 분석 결과

<Table 2>는 태블릿 PC 브랜드에 대한 중심성 분석 결과를 보여주고 있다(2010년 누적 검색 데이터 기준). 연결정도 중에서 내향성은 Kindle이 가장 높았으며, 외향성은 iPad가 가장 높았다. 2010년에 태블릿 PC를 검색하는 소비자는 특정 제품을 선택하면 Kindle을 추가로 비교하는 비중이 높았고, 검색을 시작하면 iPad를 선택하고 다른 상품을 비교하는 것으로 나타났다. 근접 중심성은 내향과 외향 모두 iPad가 가장 높았으며 매개 중심성도 iPad가 가장 높았다. PageRank도 iPad가 가장 높게 나타났으며, Kindle과 Nook가 뒤를 따르고 있었다. 2010년 검색 트래픽을 기반으로 한 제품 포지셔닝에서는

iPad가 단연 중심에 있던 것으로 나타나서 제품 브랜드가 가지는 영향력을 다시 한 번 확인할 수 있었다.

<Table 3>은 2013년의 태블릿 PC 브랜드에 대한 중심성 분석 결과를 보여주고 있다(2013년 누적 검색 데이터 기준). 연결정도 중에서 내향성은 2010년과 달리 iPad가 가장 높았으며, 외향성은 iPad와 Kindle이 같이 높았다. 2013년에 태블릿 PC를 검색하는 소비자는 특정 제품을 선택하면 iPad를 추가로 비교하는 비중이 높았고, 검색을 시작하면 iPad나 Kindle을 선택하고 다른 상품을 비교하는 것으로 나타났다. 역시 근접 중심성이 내향성과 외향성에서 차이가 나타났는데, 근접 중심성은 모두 삼성 Galaxy가 가장 높아서 2010년과 대조를 이루었다. 매개 중심성에서도 Galaxy가 가장 높았으며, PageRank도 근소한 차이로 Galaxy가 iPad를 앞서고 있었다. 2013년 검색 트래픽을 기반으로 한 제품 포지셔닝에서는 삼성 Galaxy의 약진이 두드러져서 지표에 따라서는 iPad를 앞서고 있는 것으로 나타나서 3년 만에 제품 브랜드가 가지는 영향력이 크게 변화한 것으로 중심성 분석을 통해 확인할 수 있었다.

<Table 2> Result of Centrality Analysis(Base : '10)

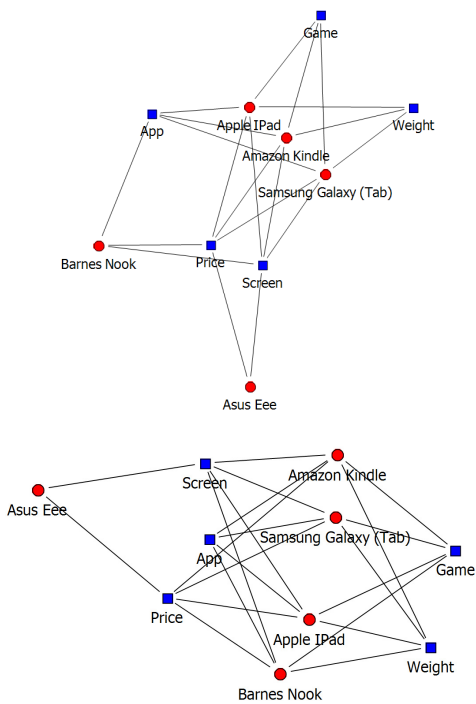
Node	In-Degree Centrality	Out-Degree Centrality	Closeness(in/out)	Betweenness	PageRank
Apple iPad	13.25	19.25	1.00/1.00	0.67	0.34
Samsung galaxy tab	3.0	5.25	0.57/0.80	0.0	0.10
Amazon kindle	19.25	9.75	0.80/0.67	0.0	0.23
Asus eee	0.5	4.75	0.57/0.57	0.0	0.10
Barnes nook	10.75	7.5	0.80/0.67	0.0	0.23

<Table 3> Result of Centrality Analysis(Base : '13)

Node	In-Degree Centrality	Out-Degree Centrality	Closeness(in/out)	Betweenness	PageRank
Apple iPad	57.25	33.0	1.00/0.80	0.083	0.24
Samsung galaxy tab	23.35	29.0	1.00/1.00	0.33	0.25
Amazon kindle	44.0	33.0	0.80/0.80	0.0	0.21
Asus eee	0.25	19.25	0.57/0.67	0.0	0.08
Barnes nook	15.0	25.5	0.80/0.80	0.0	60.21

4.4 태블릿 PC 제품 브랜드와 판단기준 (속성)의 네트워크 분석 결과

<Figure 7>은 2010년과 2013년 소비자가 검색한 검색 트래픽을 기준으로 스프링형 네트워크 맵을 분석한 결과를 나타냈다. 좌우의 그림을 보면, 각 브랜드와 속성의 관계가 어떻게 바뀌었는지 확연히 보여주고 있다. 2010년의 경우, 가격 속성은 모든 제품의 공통 관심사이지만, HW적인 요인인 Screen (화면)과 Weight(무게)는 Galaxy에 관련이 높은 반면, SW적인 요인인 App(어플리케이션)과 Game (게임)은 iPad와 관련이 높았다. 반면 2013년이 되면서 Kindle은 가격에 대한 관심이 멀어졌고 Galaxy에는 SW적인 요인들의 관심이 높아졌으며, 오히려 iPad에게는 무게에 대한 관심이 늘어난 것이 특징



<Figure 7> Spiral Map of Tablet PC Brand (Left : '10 Data, Right : '13 Data)

이었다. iPad2에서 iPad3로 모델이 바뀌면서 무게가 증가된 것이 소비자의 무게에 관심을 증가시킨 것으로 생각할 수 있다. Galaxy는 보급이 늘어나면서 활용을 위한 SW적 요인에 관심이 높아진 것으로 생각할 수 있었다.

5. 결론

본 연구는 이론적인 측면과 실무적인 측면에서 모두 의미 있는 시사점을 도출하고 있다. 이론적인 측면에서, 본 연구는 소비자의 웹검색 트래픽 정보를 활용하여 소비자에게 있어 브랜드가 어떻게 포지셔닝되어 있는지의 방법론과 시스템을 제안하였다. 또한 이를 태블릿 PC의 사례를 통해서, 미시적인 관점에서 소비자의 마음속에 위치한 개별 브랜드들의 위치 및 관계를 보여주었다. 현재까지 기존 연구는 사회 현상이나 거시적인 트렌드를 진단 및 예측하는데 웹검색 트래픽 정보를 활용할 수 있다고 하였는데, 본 연구는 소비자의 웹검색 행태를 통해 소비자의 관심이 어떤 브랜드에 집중되어 있고, 어떤 브랜드들을 서로 비교하는지 확인할 수 있음을 보여준 것이다. 또한, 지금까지 많은 주목을 받지 못하고 있던 소비자의 동시검색 행위에 대해서 두 브랜드를 동시에 검색하는 행위를 통한 브랜드들 간의 관계(브랜드-브랜드 네트워크) 및 특정브랜드와 제품 속성을 동시에 검색하는 행위(동시검색)를 통한 브랜드 속성 간의 관계(브랜드-제품속성 네트워크)를 도출하였다는 점이 정보 탐색 관련 연구에 새로운 시사점을 줄 수 있다고 생각된다.

실무적인 측면에서, 본 연구는 구글이나 네이버에서 무료로 제공하는 검색 트래픽 정보를 활용하고, 큰 비용을 요구하지 않는 간단한 분석을 포함한 시스템을 통해 기업이 소비자들 자사의 브랜드를 어떻게 생각하고 있는지를 추적할 수 있는 방법을

제안하고 있다. 구글이나 네이버의 웹검색 트래픽은 모집단에 가까운 사용자의 실제 사용 결과를 기반으로 하기 때문에, 웹검색 데이터 분석을 통한 인사이트는 현실 상황이 많은 부분 반영된 결과라는 점이 본 연구가 제안한 방법의 실무적인 가치를 더욱 증가시켜 준다. 두 번째로, 현재까지 기업이 자사의 브랜드가 소비자의 마음속에 어떻게 포지셔닝되어 있는지를 판단하기 위해서 전문가의 정성적인 판단에 의존한 'Expert based decision making'을 주로 수행하였다면, 본 연구가 제시한 웹검색 트래픽 기반의 제품 포지셔닝 방법은 'Data based decision making'이나 'evidence based decision making'이라 할 수 있다. 또한, 전문가 기반의 제품 포지셔닝을 보완하기 위해서 수행되었던 소비자 서베이를 활용했던 기존 방법론은 샘플의 한계, 고객 응답시 생기는 인지부조화 같은 심리적인 문제점이 잠재하고 있으며, 비용 또한 많이 요구된다. 이와 달리, 검색 트래픽은 상대적으로 객관적인 정보 수집이 가능하고, 현재까지 구글에서 큰 제약 없이 검색 트래픽 데이터를 공개하고 있기 때문에 경제적이며, 실시간 정보를 제공하기 때문에 즉시성까지 있다는 장점도 있다. 게다가 웹검색 트래픽정보는 매번 갱신되기 때문에 시계열적으로 데이터를 수집할 수 있고, 제품 브랜드의 포지셔닝의 변화도 추적할 수 있다.

여러 시사점에도 불구하고 본 연구는 여러 한계를 가지고 있다. 우선, 시스템을 구축하는데 있어 API가 제공되고 있지 않으므로, 수작업을 통해서 데이터를 수집할 수 밖에 없다는 점이 시스템 구축면에서의 한계점이라 할 수 있다. 하지만, API를 제공하는 것이 최근의 플랫폼 시장의 트렌드이기 때문에, 머지않은 미래에는 API가 열려 완전히 자동화된 시스템을 구축할 수 있을 것으로 생각된다. 다른 한계로는 태블릿 PC라는 하나의 카테고리에 대해서만 시스템의 유용성을 검증해 보았다는 측면이

일반화 측면에서 한계로 지적받을 수 있다. 본 연구가 확장된다면, 소비자들이 웹검색을 통해 많은 정보를 획득하는 IT 제품들이나 다른 사람의 경험을 통해 정보를 획득해야만 하는 경험재(여행지, 레스토랑)에서도 본 연구에서 제안한 시스템이 효과적인지 검증할 필요가 있다.

검색 데이터 자체로는 검색 대상에 대한 검색자의 입장(호감/비호감)을 알기 어렵기 때문에, 검색 데이터를 통한 분석을 완전히 수용하기에는 한계가 있다. 예를 들어, 갤럭시 앱스토어를 검색했을 때 앱스토어에 긍정적 입장인지 부정적 입장인지가 모호하고, 아이패드와 갤럭시를 동시에 검색한 경우에도 어떤 브랜드에 대해서 좀 더 좋은 호감을 가지고 있는지를 확인할 수 없다. 또한, 특정 속성이 제품과 동시 검색되는 횟수가 줄어드는 것에 대한 해석이 어렵다. 예를 들면, 킨들과 가격의 동시검색이 줄어드는 것이 저렴한 가격이 충분히 소구되었기 때문인지, 소비자에게 가격이 중요하지 않게 되었는지 등의 판단이 쉽지 않다. 이런 부분들이 향후 연구에서 해결이 된다면, 본 연구에서 제안한 방법론이 실무적으로 더 정확하고 의미 있는 인사이트를 제공할 수 있을 것이다. 추가적으로 본 연구에서 제시한 제품-속성들의 포지셔닝은 시간에 따라 자주 바뀌지는 않을 것이기 때문에, 실제 현장 활용 시 더 큰 관심을 받을 수 있는 마케팅의 일상 활동(예. 제품출시, 프로모션, 업그레이드, 리콜 등)과 검색 키워드와의 변화를 동시에 고려하는 것이 실무적인 활용도를 높일 수 있는 방향으로 뻗을 수 있다. 궁극적으로 모형을 더 발전시켜 마케팅 활동의 성과의 평가할 수 있는 방법까지 제안할 수 있다면, 실무적인 활용도를 극대화할 수 있을 것으로 생각된다. 이와 같은 향후 연구는 검색엔진 최적화나 SNS 마케팅 등을 고민하는 기업에게 실용적이고 의미 있는 가이드라인을 제공할 수 있을 것이다.

참고문헌

- Butler, D., "When Google Got Flu Wrong," *Nature*, Vol.494(2013), 155~156.
- Choi, H. and H. Varian, "Predicting the Present with Google Trends," *Economic Record*, Vol. 88, No.1(2012), 2~9.
- Ginsberg, J., M. H. Mohebbi, R. S. Patel, L. Brammer, M. S. Smolinski, and L. Brilliant, "Detecting Influenza Epidemics Using Search Engine Query Data," *Nature*, Vol.457(2009), 1012~1014.
- Hawkins, D. I. and D. L. Mothersbaugh, *Consumer Behavior : Building Marketing Strategy*, 11th ed., McGraw Hill Higher Education, 2009.
- Jun, S.-P., "An Empirical Study of Users' Hype Cycle Based on Search Traffic : The Case Study on Hybrid Cars," *Scientometrics*, Vol. 91, No.1(2012), 81~99.
- Jun, S.-P., "A Comparative Study of Hype Cycles Among Actors within the Socio-Technical System: With a Focus on the Case Study of Hybrid Cars," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.79, No.8(2012), 1413~1430.
- Jun, S.-P., J. Yeom, and J.-K. Son, "A Study of the Method Using Search Traffic to Analyze New Technology Adoption," *Technological Forecasting and Social Change*, (2013), In Press, Corrected Proof, Available online 13 March 2013.
- Kim, Y., N. Kim, and S. R. Jeong, "Stock-Index Invest Model Using News Big Data Opinion Mining," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.18, No.2(2012), 143~156.
- Knoke, D. and J. H. Kuklinski, *Network analysis*. Newbury Park, CA, Sage, 1982.
- Kotler, P. and K. L. Keller, *Marketing Management*, 13th edition, Prentice Hall, 2008.
- Kwon, Y., "Data Analytics in Education : Culture and Future Directions," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.19, No. 2(2013), 87~100.
- Lee, H., D. Lim, and H. Zo, "Personal Information Overload and User Resistance in the Big Data Age," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.19, No.1(2013), 125~139.
- Lui, C., P. T. Metaxas, and E. Mustafaraj, "On the Predictability of the U.S. Elections through Search Volume Activity," *Proceedings of the IADIS International Conference on e-Society*, (2011).
- Park, C., "A Literature Review on Online Consumer Behaviors in Korea 2000~2009," *Journal of Consumer Studies*, Vol.21, No.2(2010), 289~320.
- Park, D.-H., "A Study on the Success Factors and Strategy of Information Technology Investment Based on Intelligent Economic Simulation Modeling," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.19, No.1(2013), 35~55.
- Scott, J. and P. J. Carrington, *The SAGE Handbook of Social Network Analysis*, SAGE Publication, 2011.
- Shin, B. and J. Park, "The Effect of the Consumer's Perceived Risk on the Level of Information Search," *Journal of Global Academy of Marketing Science*, Vol.16, No.3 (2006), 143~167.
- Su, B., "Characteristics of Consumer Search Online : How Much Do We Search?," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.13, No.1(2008), 109~129.
- Vosen, S. and T. Schmidt, "Forecasting Private Consumption : Survey-Based Indicators vs. Google Trends," *Journal of Forecasting*, Vol. 30, No.6(2011), 565~578.

Abstract

Intelligent Brand Positioning Visualization System Based on Web Search Traffic Information : Focusing on Tablet PC

Seung-Pyo Jun* · Do-Hyung Park**

As Internet and information technology (IT) continues to develop and evolve, the issue of big data has emerged at the foreground of scholarly and industrial attention. Big data is generally defined as data that exceed the range that can be collected, stored, managed and analyzed by existing conventional information systems and it also refers to the new technologies designed to effectively extract values from such data. With the widespread dissemination of IT systems, continual efforts have been made in various fields of industry such as R&D, manufacturing, and finance to collect and analyze immense quantities of data in order to extract meaningful information and to use this information to solve various problems. Since IT has converged with various industries in many aspects, digital data are now being generated at a remarkably accelerating rate while developments in state-of-the-art technology have led to continual enhancements in system performance. The types of big data that are currently receiving the most attention include information available within companies, such as information on consumer characteristics, information on purchase records, logistics information and log information indicating the usage of products and services by consumers, as well as information accumulated outside companies, such as information on the web search traffic of online users, social network information, and patent information. Among these various types of big data, web searches performed by online users constitute one of the most effective and important sources of information for marketing purposes because consumers search for information on the internet in order to make efficient and rational choices.

Recently, Google has provided public access to its information on the web search traffic of online users through a service named Google Trends. Research that uses this web search traffic information to analyze the information search behavior of online users is now receiving much attention in academia and in fields of industry. Studies using web search traffic information can be broadly classified into

* Industry Information Analysis Center, Korea Institute of Science and Technology Information

** Department of Management Information System, College of Business Administration, Kookmin University
77, Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 136-702, Korea
Tel: +82-2-910-5613, Fax: +82-2-910-4560, E-mail: dohyungpark@kookmin.ac.kr

two fields. The first field consists of empirical demonstrations that show how web search information can be used to forecast social phenomena, the purchasing power of consumers, the outcomes of political elections, etc. The other field focuses on using web search traffic information to observe consumer behavior, identifying the attributes of a product that consumers regard as important or tracking changes on consumers' expectations, for example, but relatively less research has been completed in this field. In particular, to the extent of our knowledge, hardly any studies related to brands have yet attempted to use web search traffic information to analyze the factors that influence consumers' purchasing activities.

This study aims to demonstrate that consumers' web search traffic information can be used to derive the relations among brands and the relations between an individual brand and product attributes. When consumers input their search words on the web, they may use a single keyword for the search, but they also often input multiple keywords to seek related information (this is referred to as simultaneous searching). A consumer performs a simultaneous search either to simultaneously compare two product brands to obtain information on their similarities and differences, or to acquire more in-depth information about a specific attribute in a specific brand. Web search traffic information shows that the quantity of simultaneous searches using certain keywords increases when the relation is closer in the consumer's mind and it will be possible to derive the relations between each of the keywords by collecting this relational data and subjecting it to network analysis. Accordingly, this study proposes a method of analyzing how brands are positioned by consumers and what relationships exist between product attributes and an individual brand, using simultaneous search traffic information. It also presents case studies demonstrating the actual application of this method, with a focus on tablets, belonging to innovative product groups.

Key Words : Web Search Traffic, Google Insight, Brand Positioning, Social Network Analysis, Tablet PC

저자 소개



전승표

KAIST에서 경영학으로 석사학위를 취득하고, 고려대학교에서 과학관리학 전공으로 이학박사를 취득했다. 현재 한국과학기술정보연구원 산업정보분석센터에 책임 연구원으로 재직 중이며, 과학기술연합대학원대학교 과학기술정책학과 조교수로 재직 중이다. 1997년부터 대우자동차에서 엔지니어 근무를 경험한 후 기획부문에서 시장 분석, 기술분석 업무를 담당했다. 기술/사업성 분석(기술가치평가)을 전문으로 하는 벤처기업의 창업에 참여했고, 모바일 제조 기업으로 옮겨 1년간 덴마크에서 연구소의 주재원으로 근무하며, 국제 공동연구 coordinator로 근무했다. 2005년부터는 한국과학기술정보연구원(KISTI)의 산업정보 분석실 등에서 기술평가, 산업시장분석, 국가 R&D 사업타당성분석, 중소기업 사업타당성 분석, 개별 기업의 기술사업화 지원 등의 업무를 수행한 경험이 있다. 주요 관심분야는 빅데이터를 활용한 수요 예측, 유망기술 탐색, 기술가치평가, 그리고 산업시장분석 등이다.



박도형

KAIST 산업경영/건설 및 환경공학과에서 복수전공으로 학사를 취득하였으며, 동 대학원에서 MIS 전공으로 석사·박사학위를 취득하였다. 현재 국민대학교 경영대학 경영정보학부 조교수로 재직 중이며, 한국과학기술정보연구원(KISTI)에서 유망아이템 발굴, 기술가치 평가 및 로드맵 수립, 빅데이터 분석 등을 수행하였고, LG 전자에서 통계, 시선/뇌파 분석, 데이터마이닝 등 활용한 연구 및 소비자 평가 모형 개발을 담당했었고, Smart Phone, Smart TV, Smart Car 등에 대한 Technology, Business, Market Insight 기반 컨셉 도출 프로젝트를 다수 수행하였다. 현재 주요 관심분야는 UX기반 혁신 제품 발굴, 소셜 네트워크서비스 혹은 온라인 구전 등의 사용자 행태분석, 디지털 마케팅, 그리고 빅데이터 기반 시장 분석 등이다