

[DOI] <http://dx.doi.org/10.21487/jrm.2022.11.7.3.41>

## 【연구논문】

# 소셜미디어 구전이 포털사이트 검색 및 클릭행동에 미치는 영향 : 네이버, 인스타그램, 유튜브를 중심으로

최정현\*·김용환\*\*·김지호\*\*\*

### 논문요약

최근 웹상에 누적된 온라인 이용자의 데이터를 통해 사회현상을 설명하려는 시도가 증가해왔다. 이러한 시도는 소비 영역에도 확장될 것으로 보인다. 스마트폰이 일상에 자리를 잡으면서 소비자들은 제품 관련 정보에 시공간적으로 비교적 자유롭게 접근할 수 있게 되었으며, 하루 중 상당 부분을 온라인에서 보내는 데 할애하고 있기에 온라인 이용자의 데이터는 소비자들의 패턴을 설명하는 데 있어서 더 많은 설명력을 지니게 될 것이다. 본 연구는 소셜미디어의 구전효과를 검색 트래픽을 통해 확인하고자 하였다. 이를 위해 인스타그램과 유튜브에 게시된 신제품 관련 게시물 2,727건과 네이버에서의 신제품 검색 및 클릭에 대한 정보를 수집하였으며, 온라인 구전효과가 어떠한 방식으로 발생하는지에 대한 통찰을 얻고자 탐색적 연구를 진행하였다. 그 결과, 소셜미디어에 업로드된 신제품 관련 게시물의 수가 네이버 검색량과 시간상으로 유사한 추이를 보였으며, 시간이 지남에 따라 검색 이후의 클릭행동에도 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이를 바탕으로 소셜미디어 및 검색 데이터의 활용성에 대해 논의하고, 학계와 업계 관점에서의 시사점을 제안하고자 한다.

주제어 : eWOM, 검색 트래픽, 빅데이터, 소셜미디어, 포털사이트

\* 경북대학교 심리학과 박사과정.

\*\* 네이버 Agenda Research

\*\*\* 경북대학교 심리학과 교수, 교신저자.

## I. 서론

인터넷과 정보기술의 발달로 인해, 학계와 업계에서 웹검색 트래픽 정보와 소셜 네트워크 정보 등의 거대한 용량의 데이터를 분석하고자 하는 시도가 증가하고 있다(전승표·박도형 2013). 최근까지도 스마트폰을 통한 온라인 매체 이용률이 지속적으로 증가하고 있기에 빅데이터의 활용성에 대해서는 더욱 강조될 필요가 있다. 2019년 방송통신위원회가 발표한 「방송매체이용행태조사」에 따르면, 스마트폰의 매체 이용률은 2016년에 81%에서 2018년 84.6%으로 증가하는 경향을 보여주고 있으며, 2018년의 매체별 이용빈도가 전년도에 비해 TV는 0.8%, 라디오는 4.7%, 그리고 신문은 19.2%가 감소하였으며, 반면에 스마트폰의 이용빈도는 3.9%가 증가하였음을 보여준다.

이처럼 전통매체의 이용률은 감소하고, 개인이 온라인에서 보내는 시간이 증가함에 따라, 소비과정에서의 온라인 미디어 채널의 영향력 또한 증가하고 있다. 통계청이 보고한 「온라인쇼핑동향」(2022. 08. 01.)에 따르면, 6월 온라인쇼핑몰 거래액은 16조 7,806억원으로 저년동월대비 10.4%가 증가했으며, 온라인쇼핑 중 모바일 쇼핑 거래액은 12조 4,186억원으로 증가하는 경향을 보여준다(통계청 2022). 이러한 흐름 속에서, 온라인 미디어 이용자의 행동 패턴을 설명하는 빅데이터가 소비자 행동에 대한 통찰을 제공할 것이다.

본 연구는 온라인 소셜미디어에 게시된 신제품에 대한 구전정보가 온라인 포털 사이트에서의 검색 및 클릭행동에 미치는 영향력을 확인하는 것을 목표로 한다. 인간은 타인의 행동을 관찰함으로써 그 행동에 동조하고(Asch 1955), 모방하는 경향이 있다(Bandura 1986). 오래전부터 소비자들 간의 구전 커뮤니케이션이 신제품 확산에 결정적인 영향을 미친다고 제안되어 왔는데(Rogers, Williams 1983), 온라인 미디어의 발달로 소비자는 다양한 온라인 채널을 통해 타인의 영향을 받게 되었다. 과거에 구전의 상당 부분이 오프라인에서 이뤄졌던 것과는 달리, 소셜미디어와 같은 온라인 플랫폼의 발달이 소비자 간의 상호작용을 더욱 증가시켰기 때문이다. 온라인 구전에 대한 특징적인 효과로서 ‘메가폰 효과(megaphone effect)’가 존재하는데, 이는 온라인에서 평범한 소비자의 의견이 다수에게 전달될

수 있음을 의미한다(McQuarrie, Miller, and Phillips 2013). 즉, 평범한 온라인 이용자들이 메가폰을 잡을 기회를 가지면서, 다수의 소비자에게 영향을 미치게 되었다.

한편, 온라인 포털(portal)사이트에서의 검색행동은 키워드를 입력함으로써 이뤄진다. 키워드 입력을 위해서는 소비자의 검색에 대한 동기가 활성화되고, 검색 목적에 부합하는 정보를 인출 하는 단계를 거치게 된다. 따라서 소비자가 특정 제품에 대한 사전지식을 보유하고 있을 때, 구체적인 제품에 관한 키워드를 입력할 수 있을 것이다. 그러나 이전에 출시된 적이 없었던 신제품의 경우에는 소비자에게 사전지식이 없는 경우에 속하므로, 해당 제품에 관한 정보에 노출되는 과정이 선행되어야 한다. 구매과정에서 소비자들에게 가장 영향력이 있는 정보원 중 하나는 구전이며(Khammash and Griffiths 2011), 소비자들이 구매과정에서 상황에 따라 다른 매체를 사용하는 경향이 있기 때문에(Wiesel, Pauwels, and Arts 2001), 소셜미디어에서의 제품 노출이 온라인 포털사이트의 검색에 선행할 것이라 가정하였다.

기존 연구자들은 소셜미디어의 구전효과에 대해 메시지 표현방식, 이용자 특성, 전달자 특성 등에 초점을 맞추었다. 그러나 소셜미디어의 제품 관련 게시물이 증가할 때 구전효과가 실제로 발생하는지, 혹은 소셜미디어라는 채널이 온라인상에서 어느 정도의 영향력을 지니는가에 대해서는 실증적인 자료가 뒷받침되지 않는 실정이다. 이에 본 연구는 소셜미디어상의 신제품 관련 구전정보가 지닌 영향력을 검색 트래픽을 통해 확인하는 것을 목표로 한다. 구체적으로 소셜미디어상에 업로드된 신제품 관련 게시물의 수가 증가할수록 해당 제품에 대한 검색량이 증가하는지, 그리고 검색량이 클릭량으로 이어지는 데 있어 출시 후 시간의 경과에 따라 그 영향력이 달라지는지를 확인하는 탐색적 연구를 진행하였다.

이를 위해 2021년에 출시된 식품군의 신제품 20개를 선정하였으며, 소셜미디어인 인스타그램과 유튜브에서 35일 동안 업로드된 제품 관련 게시물 정보 2,727건과 네이버에 축적된 제품에 관한 키워드 검색 트래픽을 수집하였다. 또한 특정 시점에 업로드된 소셜미디어 구전정보가 온라인 포털사이트 검색행동에 미치는 영향력은 1일 이내가 아니라 그 이상의 시차를 두고 발생할 수 있기에, 본 연구는

4일간의 시차 변인을 포함하여 다중회귀분석을 실시하였으며, 검색행동 이후 클릭 행동으로 이어지는 과정에 대한 통찰을 얻고자 조절된 매개분석을 실시하였다. 이러한 과정을 통해 소비자 연구에서 검색 트래픽을 이용한 빅데이터 분석의 활용 방안에 대한 함의를 제공하고자 한다.

## II. 이론적 배경

### 1. 소비에서 구전 커뮤니케이션의 효과

반두라(Bandura 1986)는 타인의 행동을 관찰함으로써 모방이 발생한다고 주장하였다. 마찬가지로 소비자는 타인의 소비를 관찰함으로써 이를 모방하는 소비를 할 수 있다. 소비자는 소비과정에서 타인이나 집단을 준거로 하여, 특정 제품이나 브랜드 소비가 타인들의 기준에 적절한가를 고려하게 된다. 이러한 인간의 동조행동 경향은 오래전 애쉬(1955)의 고전적인 실험에서도 드러났지만(Asch 1955), 합리적 행위 이론(Theory of Reasoned Action, TRA)이나(Fishbein and Ajzen 1975), 계획된 행동 이론(Theory of Planned Behavior, TPB)과 같이 소비자의 행동을 설명하는 데 널리 적용되어온 모델들도 주관적 규범(subjective norms)이라는 변수를 포함하여 소비자 행동에 미치는 사회적인 영향을 강조해 왔다(Ajzen 1991).

이처럼 개인은 소비과정에서 타인으로부터 영향을 받을 수 있기에, 소비자들 간의 구전은 소비자 행동에 많은 영향을 미치게 된다. 구전(Word-Of-Mouth, WOM)의 효과는 카츠와 라차르스펠트(Katz and Lazarsfeld 1955)의 초기 연구에서 시작되어 제품 판매에 높은 영향력이 발휘되었음이 입증되어 왔다(Katz and Lazarsfeld 2017). 구전 커뮤니케이션은 타인에 의해 직접 전달받게 되므로 더 생생한 정보라는 점에서 인쇄 광고보다는 비교적 기억과 판단에 더욱 큰 영향을 미치게 된다(Herr, Kardes, and Kim 1991). 예를 들어, 초기 연구에서 보고된 구전의 영향력은 라디오 광고보다 2배, 인적 판매보다 4배, 그리고 신문 및 잡지보다 7배에 달할 정도였다(Katz and Lazarsfeld 2017). 특히, 구전 커뮤니케이션은

신제품과 같은 혁신제품의 확산에 영향을 미친다는 점에서(Rogers, Williams 1983), 가장 영향력이 있는 정보원으로 고려된다(Bughin, Doogan, and vetvik 2010; Khammash and Griffiths 2011).

기존 연구들은 구전 커뮤니케이션의 특성으로 메시지의 측면(Arndt 1967), 전달자 측면(Godes and Mayzlin 2009; Meng, Wei, and Zhu 2011), 그리고 수용자 측면(Sweeney, Soutar, and Mazzarol 2008), 관계(Moore and Lafreniere 2020), 그리고 상황적, 동기적 요인(Khammash and Griffiths 2011) 등에 의해 영향을 받을 수 있음을 확인하였다. 한편, 소비자는 자신의 정체성을 소비를 통해 보여주고자 하기에 많은 이용자가 실시간으로 소통할 수 있는 온라인 커뮤니티 상에서의 구전효과는 더욱 촉진된다고 할 수 있다(김지호·김은경 2022). 다음으로 는 소셜미디어가 소비자에게 미치는 영향력에 대해 다루고자 한다.

## 2. 온라인 구전효과와 매체 이용 동기 : 소셜미디어와 온라인 포털사이트

인터넷 기술, 인터넷에 접속이 가능한 디바이스, 그리고 뉴미디어의 발전으로 시공간을 초월하여 수많은 개인이 상호 소통이 가능하게 되면서 온라인 구전의 영향력도 강화되었다(전혜경·고한준 2021). 이러한 맥락에서 광고 분야에서 활용되었던 AIDMA와 같은 모델은 온라인 환경에 맞게 수정되어, 검색과 공유를 강조하고 있다는 특징이 존재한다(채혁기·박상언·강주영 2008). 예를 들어, AIDMA 모델이 주의(attention), 흥미(interest), 욕구(desire), 기억(memory), 구입(action) 단계에 대한 소비자의 과정을 다루었던 것과는 달리, 아키 야마 류헤이(2006)에 의해 제안된 AISAS모델은 이러한 과정에 대해 주의(attention), 흥미(interest), 검색(search), 구입(action), 공유(share)의 단계를 제안한다. AISAS 모델의 '공유(share)'와 같은 개념은 온라인에서의 소비자 간의 상호 소통 및 관계 확장을 고려하였다는 점에서 중요하다(채혁기·박상언·강주영 2008).

한편, 온라인 서비스 이용 동기에 관한 연구는 소셜미디어와 일반 웹사이트 간에 이용 동기에 차이가 있음을 보여준다. 예를 들어, 이메일과 웹사이트는 정보 추구를 위해 사용되지만(Ku, Chu, and Tseng 2013), 소셜 네트워크 서비스(social

network service)는 시간 보내기, 관계 지속을 위해 사용되는 것으로 나타났다 (Ku, Chu, and 2013; Quan-Haase and Young 2010). 즉, 소셜미디어가 온라인 이용자 간의 소통에 대한 동기를 충족시키는 데 유용한 매체로 기능을 하게 된다는 것이다. 소셜미디어는 온라인 이용자 간의 소통이 주요 동기가 되는 채널 중 하나로서, 소비자 간의 상호작용을 촉진시키는 온라인 플랫폼 중 하나라고 할 수 있다.

이러한 특성을 바탕으로, 기존 연구는 소셜미디어에서의 사회적 상호작용이 개인의 행동을 유발하는 데 효과적이었음을 보여준다. 예를 들어, 본드와 동료들 (Bond et al. 2012)은 2010년 11월 2일 미국 의회 선거 당일에 페이스북에 접속한 18세 이상의 사용자들을 대상으로 투표를 진행한 지인을 확인할 수 있는 '사회적 메시지'를 소셜미디어 상에서 6천만 명에게 무작위로 노출한 결과, 투표에 관한 정보에만 노출된 집단에 비해 지인의 투표 행위를 확인할 수 있는 사회적 메시지에 노출된 집단이 투표율이 더 높았음을 확인하였다. 이처럼 소셜미디어는 상호 연결되며 사회적인 참조를 제공한다는 점에서 정보가 발생하고 확산하는 공간이 되며, 이용자의 행동에 강력한 영향을 미칠 수 있는 매체로 기능한다. 이와 유사하게 소셜미디어상에서 공유되는 신제품 관련 정보 또한 소비자들의 제품에 대한 탐색 행동이나 구매 행동에 영향을 미칠 것으로 예상해볼 수 있다.

소셜미디어의 영향력은 또 다른 온라인 공간에서 나타날 수 있다. 최근 온라인 기술의 발전으로 통합 마케팅 커뮤니케이션이 가능함에 따라 광고주는 미디어 전역에서 시너지 창출을 위해 노력하고자 한다. 크로스 채널에 관한 연구들은 특정 매체가 언제 효과적인지에 대한 통찰을 보여준다(Dinner, van Heerde, and Neslin 2014; Joo, Wilbur, Cowgill, and Zhu 2014; Kireyev, Pauwels, and Gupta 2016). 앞서 언급했듯이, 매체 별 이용 동기가 다르기 때문에 소비자들이 구매 단계에 따라 다른 매체를 사용하는 경향이 있다.

이러한 이유에 대해서는 플랫폼의 특성에 대해 구체적으로 언급할 필요가 있다. 먼저, 구글(Google)이나 네이버(NAVER)와 같은 온라인 포털사이트에서, 특정 정보에 대한 검색행동은 탐색에 대한 목적을 지닐 때 발생하게 된다. 검색엔진에서의 검색 목적성은 정보획득이나 구매와 같이 다양한 동기적인 요소를 동반한다

(Jansen, Booth, and Spink 2008). 검색을 위해서는 검색 키워드를 입력해야 하는 과정이 필수적인데, 이 과정에는 특정 제품이나 브랜드에 관한 정보가 기억에서 인출될 수 있도록 부호화 및 판단과정이 선행되어야 한다.

즉, 사전 지식(prior knowledge)의 정도가 검색에 영향을 미치게 된다. 사전지식이란 기억 속 정보(객관적 정보)와 대상에 대해 아는 정보(주관적 정보)를 포함하는데(Rao and Sieben 1992), 사전지식은 제품 지식에 대한 스스로의 인지와 기억 속의 정확한 정보라고 할 수 있다(Rao and Monroe 1988). 온라인 포털사이트를 이용하는 단계의 소비자들은 특정 제품에 관한 사전지식을 보유한 경우에는 구체적인 제품에 대한 탐색이 발생하지만, 그렇지 않은 경우에는 추상적인 수준에서의 제품군 탐색이 이뤄지게 된다(Jansen, Booth, and Spink 2008).

예를 들어, TV광고 내에서 인터넷 검색을 유도하는 형태의 크로스 미디어 광고는 인터넷 검색창을 통해 광고와 관련된 커뮤니티로의 참여를 유도하거나 소비행동을 이끌어냄으로써 광고 목적에 관한 성공적인 결과를 이끌어낼 수 있다(서구원·이두희·이동원 2007). 매체 이용 순서를 다룬 연구는 소비자의 관여 수준에 따라 매체 이용 순서의 효과가 달리 나타날 수 있다는 증거를 제시한다. 특정 광고가 인터넷 사용과정에서 노출된 이후에 TV에서 해당 정보에 노출된 경우에는 고관여 소비자에게만 효과적이었으나, TV에서 먼저 해당 정보에 노출된 이후에 인터넷에서 노출되었을 경우에는 관여도가 낮은 소비자와 관여도가 높은 소비자 모두에게 효과적인 것으로 나타났다(Lim, Ri, Egan, and Biocca 2015). 즉, 제품 관련 지식이 높을수록 관여도는 증가하고, 정보 처리 동기에 영향을 미치게 된다(Yang and Lee 1998). 따라서 제품에 대한 특정 지식이 없는 신제품의 경우에는, 소셜미디어에서의 제품 관련 노출이 이후 검색행위에 영향을 미칠 것이라 가정하였다.

기존 연구자들은 소비자들이 온라인상에서 후기를 작성함으로써 다른 소비자들의 제품에 대한 반응에 영향을 미칠 수 있음을 검증해 왔다. 오프라인과 달리, 온라인의 경우에는 구매 결정에서 제품을 실제로 확인할 수 없기에 타인의 평가가 제품 구매에 큰 영향을 미치게 된다(안서원 2021). 온라인 구전의 영향력을 확인하고자 연구자들은 온라인 후기의 표현방식이나 내용(Moore 2015; Pauwels, Stacey, and Lackman 2013), 매체 간 관계에 대해 접근해 왔다(Pauwels,

Stacey, and Lackman 2013). 하지만 소셜미디어 구전 자체가 기업 성과에 미치는 영향에 대해서는 여전히 충분히 연구되지 않았으며, 다양한 기업의 데이터를 통해 일반화 가능성을 여전히 고려할 필요가 있다(이중원·박철 2019). 따라서 본 연구는 제품에 관한 표현방식과는 상관없이 소셜미디어에서의 다양한 제품 관련 게시물의 발생 자체에 초점을 두었으며, 소셜미디어 구전정보의 영향력을 온라인 포털사이트 검색 트래픽을 통해 확인하고자 하였다.

### 3. 구전효과의 지표로서 검색량 데이터의 활용

최근 구글(Google)이나 네이버(NAVER)와 같은 인터넷 포털 서비스 업체들이 온라인 사용자들의 웹검색 트래픽 정보를 구글 트렌드(<https://trends.google.com>), 네이버 데이터 랩(<https://datalab.naver.com>) 등의 서비스를 통해 공개함에 따라 개인이 웹검색과 관련된 빅데이터에 쉽게 접근할 수 있게 되었다. 기존 연구들은 기업의 영업 성과를 설명하기 위해 설문이나 매출액, 주가 등을 활용해 왔으나(이중원·박철 2019), 최근에는 업계와 학계가 특정 주제와 관련된 사람들의 행동에 관한 이러한 빅데이터를 활용하고 있다(전승표·박도형 2013).

이와 함께 검색량에 대한 지표를 활용하여 개인들의 행동 패턴을 예측하기 위한 연구가 다양하게 시행되었다. 국내외 웹검색 트래픽을 활용한 연구들은 인터넷 검색행동이 사람들의 직접적이고도 명백한 관심의 척도라고 상정하여(김가운·우원석 2014; 김류미 2018; 전승표·박도형 2013; Choi and Varian 2009), 온라인 포털 사이트의 검색 데이터를 통해 검색행동이 개인의 행동에 미치는 영향력에 대해 살펴보았다. 예를 들어, 김류미(2018)는 네이버 검색 집계를 활용하여 인터넷 검색량이 주식의 거래량 및 수익률과 관련이 있음을 확인하였으며, 이장혁, 김가운, 우원석(2014)은 케이팝(K-pop)에 관한 구글 검색량이 국내 제품에 대한 수출 금액과 정적인 관계가 있음을 확인하였고, 다른 연구자들은 자살 관련 검색 활동이 자살 보도 및 자살 행위와 어떠한 관계에 있는지에 대해 살펴보았다(송태민 2012; 김은이·송민호·김용준 2014). 검색 트래픽을 활용한 연구는 실시간의 동향을 분석할 수 있다는 이점이 존재하며, 현재에 가까운 미래 상황을 예측하는 데 유용하게 활용될 수 있기 때문에(전승표·박도형 2013), 특정 시점에 발생한 사건과 소비자의



검색행동 간의 관계를 파악하는 데 유용한 지표로 활용될 수 있다. 따라서, 소셜미디어에서의 구전정보가 소비자의 관심과 행동을 이끄는 효과에 대해 온라인 포털사이트 검색량을 통해 확인하고자 한다. 따라서 다음과 같은 연구문제를 제시하였다.

*연구문제1. 소셜미디어의 신제품 관련 게시물의 업로드 수가 온라인 포털사이트 검색량에 정적인 영향을 미치는가?*

#### 4. 구전효과와 지표로서 검색 후 클릭량 데이터의 활용

소비자가 검색포털사이트에서 검색하는 목적은 정보획득, 브라우징, 구매 등 다양한데(Jansen, Booth, and Spink 2008), 위와 같은 목적들은 소비자들이 고려 제품군에 대한 제품구매과정에 포함된다(박태희·이미라 2020). 그러나 검색행동이 단순히 키워드 검색에서 중단되어 세부 정보의 탐색이나 제품 구매로 이어지지 않을 가능성도 존재한다. 예를 들어 박소연(2011)의 연구에서 ‘로또’와 관련된 정보의 경우, 네이버상에서 검색행동에 대한 수치는 높으나, 이에 비해 클릭의 횟수는 매우 낮은 것으로 나타났다. 이에 대해 박소연(2011)은 ‘로또’에 대한 검색의 경우 해당 회차의 당첨 번호를 알기 위함이기때문에, 정보의 요구가 충족됨으로써 클릭이 발생하지 않았던 것이라고 설명하였다. 따라서 검색 이후의 클릭행동이 비교적 높은 수준의 정보탐색 동기와 관련이 있다고 할 수 있다.

검색 후 클릭행동은 곧 외부 사이트 방문을 의미하기도 한다. 기존 연구는 쇼핑 웹사이트의 방문 빈도가 구매 의도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 제시한다(박철, 2000; 최지호·한상만·이영승, 2004). 따라서 검색 후 클릭량은 곧 제품에 대한 매출과도 관련이 있을 것으로 보인다. 즉, 검색 후 클릭행동 또한 구전효과를 확인하기 위한 유용한 지표가 될 수 있다.

검색 포털사이트는 키워드 검색 이후에 검색결과페이지에서 키워드와 관련된 웹페이지로 이동할 수 있는 웹페이지 목록을 제공한다. 그러나 신제품 관련 정보의 경우, 출시 초기에는 검색 결과 페이지에서 노출될 수 있는 자료가 없거나 제한적일 수 있기에 검색행동에 비해 클릭 행위는 다소 적을 것이며, 반면에 제품 출시 이후 시간이 지날수록 신제품에 대한 문서들이 점차적으로 발생함에 따라 클릭량은 증

가할 것이라고 예상해볼 수 있다.

또한 신제품이 출시된 이후 시간이 지남에 따라 소비자들이 신제품에 노출될 가능성은 증가할 것이며, 단순노출효과에 의해(Zajonc 1968) 노출의 증가는 곧 제품에 대한 위험을 감소시키며 제품 선택을 높일 수 있다(Baker 1999). 한편, 신제품 확산모형들은 제품이 출시 후 시간이 지남에 따라 제품이 초기에 적은 인원의 사용자가 다수의 사용자로 확산되는 과정에 대해 설명한다. 그 예로 국내 연구는 핸드폰 제품 출시 후 시간이 흐름에 따라 구전이 매출에 미치는 영향력이 6개월까지 증가하다가 감소하는 모습을 보여준다(정재학·김경한 2011). 따라서 검색행동이 클릭행동으로 이어질 가능성은 제품 출시 이후 시간이 갈수록 증가하는 경향을 보일 것으로 예상하였고, 다음의 연구문제를 추가적으로 제시하였다.

*연구문제2. 제품 출시 후에 시간이 지남에 따라 온라인 포털사이트 검색량이 검색결과의 클릭량에 미치는 영향력이 더 증가하는가?*

본 연구는 연구문제를 확인하고자 두 차례의 연구를 진행하였다. 구체적으로는 연구1에서 연구문제1을 확인하고, 연구2에서 연구문제2를 확인하는 탐색적 연구를 진행하고자 한다.

### Ⅲ. 연구1 : 소셜미디어의 구전정보가 포털사이트 검색에 미치는 영향

#### 1. 사전조사 : 온라인 앙케이트 조사

주요 분석을 실시하기에 앞서, 소비자들이 신제품에 대한 정보를 처음으로 획득하는 경로와 이후 제품에 관한 세부 정보를 탐색하는 경로가 다른지를 확인하고자 사전조사를 실시하였다.

## 1) 조사 대상

대구지역의 4년제 대학교 재학생 및 졸업생 30명(M(연령)=25.33, SD(연령)=2.56, 범위(연령) : 21-33, 여성 : 17명)을 대상으로 설문을 실시하였다. 참가자는 온라인에서 식품군에 해당하는 신제품에 처음으로 노출되는 경로(예. “신제품에 대한 정보를 처음으로 알게 되는 주요 경로에 대해 응답해 주시기 바랍니다.”), 이후에 신제품에 대한 세부 정보탐색을 위해 이용하는 온라인 플랫폼에 대해 응답하였다(예. “신제품에 대해 알게 된 후, 추가적인 정보를 얻기 위해서는 주로 어떠한 경로를 이용하는지에 대해 응답해주시기 바랍니다.”). 두 문항에 대한 응답은 같은 내용의 범주형 변인으로 5가지 항목을 제시하였다(1: 오프라인, 2: 대중매체(예: TV, 라디오 등), 3: 소셜미디어(예: 인스타그램, 페이스북, 유튜브 등), 4: 검색 포털사이트, 5: 기타). 각 문항에 대해 응답자는 5가지 항목 중 한 가지 항목만 선택할 수 있었다.

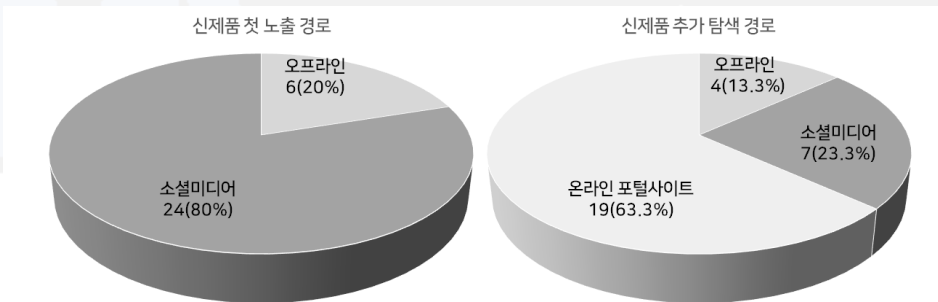
## 2) 조사 결과

빈도분석 결과는 <표 1>과 같다. 먼저, 신제품 첫 노출 경로에 대하여, 30명의 응답자 중 24명(80%)이 가장 높은 빈도로 소셜미디어에서 식품 관련 신제품에 처음으로 노출된다고 응답하였다. 다음으로는 오프라인 경로가 두 번째로 6명(20%)이 응답하였으며, 이 외의 항목에 대한 응답자는 존재하지 않았다.

두 번째로, 신제품에 관한 추가적인 정보를 탐색하는 경로는 온라인 포털사이트가 19명(63.3%)으로 가장 많았으며, 뒤이어 소셜미디어와 오프라인에 대한 응답이 각각 7명(23.3%), 4명(13.3%)인 것으로 나타났다. 사전조사 결과는 신제품에 대한 노출이 소셜미디어에서 주로 발생하며, 이후에 온라인 포털사이트에서 제품에 대한 추가적인 검색행동이 발생할 것이라는 본 연구의 가정과 일치하는 경향을 보여 준다.

〈표 1〉 신제품 첫 노출 경로와 추가 탐색 경로에 대한 빈도분석 결과표

	신제품 첫 노출	신제품 추가 탐색
오프라인	6(20%)	4(13.3%)
대중매체 (예. tv, 라디오 등)	0(0%)	0(0%)
소셜미디어 (예. 페이스북, 인스타그램, 유튜브 등)	24(80%)	7(23.3%)
온라인 검색 포털사이트 (예. 네이버, 다음 등)	0(0%)	19(63.3%)
기타(직접 입력)	0(0%)	0(0%)
전체	30(100%)	30(100%)



[그림 1] 신제품 첫 노출 경로와 추가 탐색 경로에 대한 빈도분석 그래프

## 2. 연구 방법

### 1) 연구 모형

본 연구는 특정 시점에 업로드된 소셜미디어의 신제품 관련 게시물이 유사한 시점이나 미래의 검색행동에 영향을 미칠 것이라는 회귀분석모형을 설정하였다.

소셜미디어에 업로드된 게시물이 검색행동에 미치는 영향은 시간적 간격이 존재할 가능성도 있기에, 독립변인에 대한 여러 시차 변인을 포함한 다중회귀식을 연구모형으로 채택하였다.

시차 효과를 살펴본 기존 연구는 독립변인의 시차 변인을 활용하여 종속변인에 대한 특정 시점의 과거 변인들이 지니는 계수값의 통계적 유의성을 검증해 왔다(김진덕·류호영 2011; 정재엽·서상구 1999). 본 연구 또한 과거에 업로드된 소셜미디어 게시글이 향후 검색행동에 영향을 미칠 것이라 예상하였으며, 연구모형은 다음과 같이 제시하였다.

$$\text{검색량}(t) = a + b(t) \cdot \text{소셜미디어 게시물}(t) + \dots + b(t-4) \cdot \text{소셜미디어 게시물}(t-4) + e(t)$$

- 검색량(t) : t시점에서 네이버에 기록된 신제품 검색량
- 소셜미디어 구전정보(t) : t시점에서 소셜미디어에 업로드된 제품 관련 게시물 수
- b(t) : 회귀계수
- a : 상수항

## 2) 자료 수집

### (1) 소셜미디어상의 신제품 관련 정보 수집 : 제품 선정, 게시물 데이터 및 수집 구간

2021년에 출시된 신제품에 관한 게시물 정보를 수집 대상으로 설정하여, 식품군에 해당하는 신제품 20개를 무작위로 선정하였다. 식품은 소비자에게 있어 저관여 제품에 속하며(Kuenzel and Musters 2007), 소비자는 고관여 제품에 비해 저관여 제품을 처리할 때 인지적 노력이 적기 때문에(Petty, Cacioppo and Schumann 1983), 구전 내용의 효과를 줄이고, 소셜미디어상에 업로드된 게시물 노출 자체의 효과가 있는지를 확인하는데 적절할 것으로 판단하였다. 선정된 식품군 신제품 목록은 <표 2>와 같다.

구전정보를 수집할 소셜미디어로는 일반화 가능성을 위해 국내에서 사용빈도가 높은 ‘유튜브’와 ‘인스타그램’이 채택되었다. 유튜브 이용자는 유튜브에서의 제품 정보를 습득 및 전파하거나 구매하는 경향이 있으며(Khan 2017), 한국갤럽(2022)의 조사에 따르면, ‘유튜브(<https://youtube.com>)’는 소셜미디어 플랫폼 중에서 연간 이용률이 91%에 해당할 정도로 높은 이용률을 보여주고 있다. ‘인스타그램’은 국내에서 젊은 세대가 가장 많이 이용하는 소셜미디어로, 20대의 이용률이 79%, 그리고 30대와 10대가 각각 54%, 58%에 해당하는 것으로 나타났다(미디어스 2022. 09. 21.).

신제품 관련 게시물 수집은 각 소셜미디어 내에서 신제품에 대한 키워드를 검색하는 방식으로 이루어졌다. 키워드는 제품과 관련 정보들로 작성되었으며, 키워드 목록은 <표 2>와 같다. 수집 과정에서 제품과 관련이 없는 게시물은 데이터에 포함하지 않았으며, 수집된 각 제품에 대한 게시물 정보로 날짜별 제품 관련 게시물의 수, 제품에 대한 이용자들의 반응(예. ‘좋아요’), 그리고 게시자의 영향력(예. ‘구독자’, ‘팔로워’)에 관한 데이터를 수집하였다. 제품마다 출시된 시기가 다르기에, 각 제품에 대한 첫 게시물이 발생한 시점부터 35일 동안 업로드된 게시물을 수집하였으며, 각 제품의 일별 데이터를 합산한 수치를 생성하였다.

데이터들은 2021년 12월 말일을 기준으로 소셜미디어에 존재하는 게시물로 구성되었고, 모든 제품 관련 게시물의 수는 인스타그램의 경우 2,546개, 유튜브의 경우 178개로 확인되었다.

## (2) 온라인 포털사이트의 제품 키워드 검색 트래픽 추출

온라인 포털사이트 내에서의 제품과 관련된 키워드 검색을 소비자의 제품에 대한 관심 및 행동에 대한 지표로 정의하여(김류미 2018; Choi and Varian 2009), 국내 온라인 포털사이트 중 가장 많은 이용률을 차지하고 있는 ‘네이버(NAVER)’의 검색량 트래픽을 수집하였다. 인터넷 트렌드(InternetTrend, <http://www.internettrend.co.kr>)에 집계된 자료에 따르면, 네이버는 온라인 포털사이트 중에서 가장 많은 이용률을 보유하며, 2021년 동안의 검색엔진 사용 비중이 56.10%에 달한다. 이어서 구글(GOOGLE)이 34.73%, 다음(DAUM)이

5.46%로 각각 2위와 3위를 차지하는 것으로 나타났다. 국내에 출시된 제품에 대한 소비자들의 동향을 알아보는 데 있어, 네이버 검색 집계를 활용하는 것이 적절할 것으로 판단하였다.

네이버는 ‘네이버 데이터랩(<https://www.datalab.naver.com>)’을 통해 검색엔진에서 특정 검색어가 얼마나 입력되었는지에 대한 정보를 제공한다. 네이버 데이터랩에서 제공하는 검색어 트렌드 서비스는 특정 주제에 해당하는 다수의 키워드 검색량을 합산하여, 설정한 날짜 구간의 이용자의 연령, 성별, 그리고 디바이스 이용 유형에 따른 검색량의 일일 변화 추이를 제공한다. 본 연구는 데이터랩을 활용하여 소셜미디어 게시물 수집 구간에 해당하는 35일간의 제품별 검색량 데이터를 추출하였다. 데이터 추출과정에서 검색자의 성별에 제한을 두지 않았으며, PC와 모바일 이용자 모두를 포함하였고, 연령이 12세 이하인 사용자는 제외하였다.

〈표 2〉 신제품 목록 및 소셜미디어 게시물 데이터 수집 정보

번호	신제품 정보		소셜미디어 게시물 데이터 수집 정보		
	제품명	출시 시기	첫 게시일	추출 구간 (게시물 업로드 날짜)	제품 키워드
1	찰떡 아이스 매운 치즈 떡볶이맛	3월	3월 2일	3월 2일 ~ 4월 5일	찰떡아이스매운치즈떡볶이맛, 찰떡아이스매운, 찰떡아이스치즈, 찰떡아이스떡볶이
2	메론먹은쥬스바	3월	3월 25일	3월 25일 ~ 4월 28일	메론먹은쥬스바, 메론쥬스바, 쥬스바메론
3	크런키민트초코볼	4월	4월 15일	4월 15일 ~ 5월 19일	크런키민트초코, 민트초코크런키, 크런키민트초코볼
4	강릉초당두부떡먹는케이크	4월	4월 13일	4월 13일 ~ 5월 17일	강릉초당두부떡먹는케이크, 강릉초당두부케이크
5	컵누들매콤찜닭맛	4월	4월 27일	4월 27일 ~ 5월 31일	컵누들찜닭, 컵누들매콤찜닭, 찜닭컵누들, 컵누들매콤찜닭맛
6	곰표치킨너겟	5월	5월 27일	5월 27일 ~ 6월 30일	곰표치킨너겟, 곰표너겟

7	빼빼로가품은 꼬깔콘	4월	4월 27일	4월 27일 ~ 5월 31일	빼빼로가품은꼬깔콘, 빼빼로꼬깔콘, 꼬깔콘 빼빼로
8	바나나키라떼	5월	5월 19일	5월 19일 ~ 6월 22일	바나나키라떼
9	징어젤리	5월	5월 26일	5월 26일 ~ 6월 29일	징어젤리
10	밀키스케이크	5월	5월 26일	5월 26일 ~ 6월 29일	밀키스케이크
11	불마왕나초	7월	7월 20일	7월 20일 ~ 8월 23일	불마왕나초, 나초불마 왕, 불마왕나초
12	이탈라도시락	8월	8월 4일	8월 4일 ~ 9월 7일	이탈라도시락, 도시락 이탈라, 2달라도시락
13	왕뚜껍봉지면	7월	7월 30일	7월 30일 ~ 9월 2일	왕뚜껍봉지, 봉지왕뚜 껍, 왕뚜껍봉지면
14	바이올렛치킨	8월	8월 6일	8월 6일 ~ 9월 9일	바이올렛치킨
15	허닭까르보토스트	8월	8월 19일	8월 19일 ~ 9월 22일	허닭까르보토스트, 허 닭토스트
16	초록매실슬러시	9월	9월 25일	9월 25일 ~ 10월 29일	초록매실슬러시, 초록 매실슬러쉬
17	리모피자	10월	10월 28일	10월 28일 ~ 12월 1일	리모피자
18	보또샌드위치	9월	9월 27일	9월 27일 ~ 10월 31일	보또샌드위치, 흥루이 젠보또
19	라임향왕뚜껍	10월	10월 7일	10월 7일 ~ 11월 10일	라임향왕뚜껍, 왕뚜껍 라임, 라임왕뚜껍
20	허쉬민트초코호빵	10월	10월 13일	10월 13일 ~ 11월 16일	허쉬민트초코호빵, 삼 립민트초코호빵, 민초 호빵

### 3) 변수 정의

#### (1) 일일 소셜미디어 게시물 수

회귀모형에서 독립변인에 해당하는 소셜미디어 구전정보의 경우, 인스타그램과



유튜브에서 업로드된 신제품 관련 일일 게시물 of 합계로 정의하였다. 35일 동안 수집된 20개의 신제품 각각에 대한 700일의 데이터를 확보한 결과는 <표 3>과 같다. 또한, 일일 소셜미디어의 게시물 수가 종속 변인에 미치는 영향은 시차의 효과를 고려할 필요가 있다. 예를 들어, 특정 시점  $t$ 에 업로드된 '일일 소셜미디어 게시물 수( $t$ )'가 같은 날인 '네이버 검색량( $t$ )'에 영향을 미칠 수도 있으나, 이보다  $n$ 일 전에 업로드된 '일일 소셜미디어 게시물 수( $t-n$ )'가 '네이버 검색량( $t$ )'에 미치는 영향 또한 여전히 존재할 수 있다. 이러한 시차를 확인 및 통제하기 위하여 과거 1일부터 4일까지의 4개의 시차 변인이 추가적으로 생성되어 다중회귀분석에 함께 투입되었다.

## (2) 일일 온라인 포털사이트 검색량

검색량 데이터는 네이버 데이터랩에서 추출한 제품 관련 키워드의 일일 검색량의 상대적인 검색량 지수를 활용하였다. 구체적인 데이터 형태는 가장 많은 키워드 검색이 발생한 날짜의 검색량 지수가 100으로 나타나며, 다른 날짜에 대한 검색량의 값은 최빈값 100에 대한 상대적인 수치로 나타났다. 검색량의 추이는 35일 동안의 20개의 신제품에 해당하는 키워드의 일일 검색량들로 확인하였다.

## 3. 결과

### 1) 기술 통계

#### (1) 소셜미디어 및 온라인 포털사이트 검색량에 대한 기술통계

각 변인의 기술통계는 <표 3>과 같다. 신제품에 관한 일일 네이버 검색량의 경우, 각 제품당 가장 많은 검색량이 발생한 날짜의 검색량 수치를 100이라고 했을 때, 최대치의 약 26.77%에 정도에 해당하는 26.77(SD=24.86)의 검색량이 하루 평균으로 나타났다. 인스타그램의 신제품 관련 게시물 수는 하루 평균 3.63건

(SD=5.63)이 존재하였으며, 유튜브에서의 신제품 관련 게시물의 수는 하루 평균 0.25(SD=0.57)로 나타났다.

게시물에 대한 추가적인 정보들도 함께 제시하였다. 인스타그램의 경우, 일별 신제품 관련 게시물을 작성한 이용자들의 ‘팔로워’ 수를 합한 수치는 평균적으로 74983.22(SD=237110.88)인 것으로 나타났으며, 일별 제품 관련 게시물에 ‘좋아요’를 클릭한 양은 평균적으로 820.06(SD=2258.46)인 것으로 나타났다. 유튜브의 경우는 하루 동안 업로드된 제품 관련 게시물들의 합한 수치의 ‘구독자’의 수는 15519.95(SD=94042.69)였으며, ‘좋아요’의 수는 165.13(SD=1227.34), 그리고 ‘조회수’는 11420.39(SD=96512.62)인 것으로 각각 나타났다.

일일 소셜미디어 게시물 수를 제외한 소셜미디어 데이터는 자료 수집이 진행되었던 2021년 12월 말일까지 누적된 수치에 해당하기 때문에 통계검증 분석에는 적용되지 않았다.

〈표 3〉 일일 소셜미디어 게시물과 네이버 검색량에 대한 기술통계

	N	평균	표준편차	최소	최대
일일 네이버 검색량	700	26.7685	24.85959	0	100
일일 인스타그램 게시물 수	700	3.6371	5.62818	0	63
일별 게시물의 팔로워 수의 합	700	74983.2186	237110.8806	0	2784298.00
일별 게시물의 좋아요 수의 합	700	820.0629	2258.45523	0	24009.00
일일 유튜브 게시물 수	700	0.2529	0.57143	0	3
일별 게시물의 구독자 수의 합	700	15519.9514	94042.69088	0	1390000.00
일별 게시물의 좋아요 수의 합	700	165.1286	1227.34417	0	25000.00
일별 게시물의 조회수 수의 합	700	11420.3900	96512.62181	0	2119535.00

## (2) 소셜미디어 및 온라인 포털사이트 데이터의 제품별 추이

유튜브 및 인스타그램에서의 신제품 관련 게시물의 업로드량, 그리고 네이버 검색량에 대해 제품별, 날짜별 추이를 살펴보기로 하였다. 먼저, 제품별 추이는 다음과 같다. <표 4>에 따르면, 유튜브에서 평균적으로 하루 동안 업로드된 게시물의 양이 가장 많은 제품은 0.66(SD=.91)건인 것으로 확인되었고(제품19), 가장 적은 게시물이 업로드된 제품의 경우 0건인 것으로 나타났다(제품16). 인스타그램의 경우, 평균적으로 하루 동안 업로드된 게시물의 양이 가장 많은 제품은 16.77(SD=13.10)건(제품18), 가장 적은 제품은 0.83(SD=1.34)건이었다(제품 17). 네이버 검색량의 경우, 평균적으로 하루 동안 가장 많은 검색이 발생한 제품의 검색량 지수는 47.98(SD=22.52)였으며(제품7), 그리고 가장 적은 검색이 발생한 제품의 검색량 지수는 11.56(SD=20.38)로 확인되었다(제품15). 이러한 결과는 제품에 따라 소셜미디어에 업로드된 게시물의 수와, 온라인 포털사이트에서의 검색량이 차이가 나타날 수 있음을 보여준다.

〈표 4〉 제품별 일일 소셜미디어 게시물 수 및 일일 네이버 검색량 기술통계치

	일일 유튜브 게시물 수			일일 인스타그램 게시물 수			일일 네이버 검색량		
	M	SD	N	M	SD	N	M	SD	N
제품1	.1714	.38239	35	2.2857	1.42605	35	35.0230	31.28654	35
제품2	.1714	.56806	35	4.6000	2.64797	35	23.7200	19.55965	35
제품3	.0286	.16903	35	2.8857	3.87884	35	18.8571	29.26447	35
제품4	.1143	.32280	35	1.2000	1.71155	35	35.4511	26.27647	35
제품5	.2000	.47279	35	1.0571	1.34914	35	18.9013	22.61238	35
제품6	.1429	.49366	35	5.8571	4.05218	35	16.2770	22.15677	35
제품7	.6000	.84714	35	9.1143	5.23434	35	47.9824	22.52417	35
제품8	.0286	.16903	35	4.1429	3.15430	35	26.0677	24.00789	35
제품9	.4286	.65465	35	7.4286	6.22276	35	26.3573	26.84944	35
제품10	.3143	.58266	35	1.3714	1.49678	35	18.1056	16.54821	35
제품11	.2857	.57248	35	1.5714	2.03334	35	44.6075	19.80822	35
제품12	.2286	.49024	35	.9714	1.65362	35	15.7029	12.41583	35
제품13	.0857	.28403	35	1.8857	3.75556	35	33.7309	19.80810	35
제품14	.0857	.28403	35	1.0571	2.73262	35	27.9167	20.28751	35
제품15	.1714	.45282	35	2.1714	2.47916	35	11.5599	20.37729	35
제품16	.0000	.0000	35	1.3143	1.36708	35	21.7805	27.13506	35
제품17	.1714	.45282	35	.8286	1.33913	35	31.5126	25.70681	35
제품18	.5429	.81684	35	16.7714	13.10161	35	23.3789	21.80835	35
제품19	.6571	.80231	35	1.0857	1.63368	35	28.2683	22.77257	35
제품20	.6286	.91026	35	5.1429	4.26437	35	30.1694	28.31114	35
전체	.2529	.57143	700	3.6371	5.62818	700	26.7685	24.85959	700

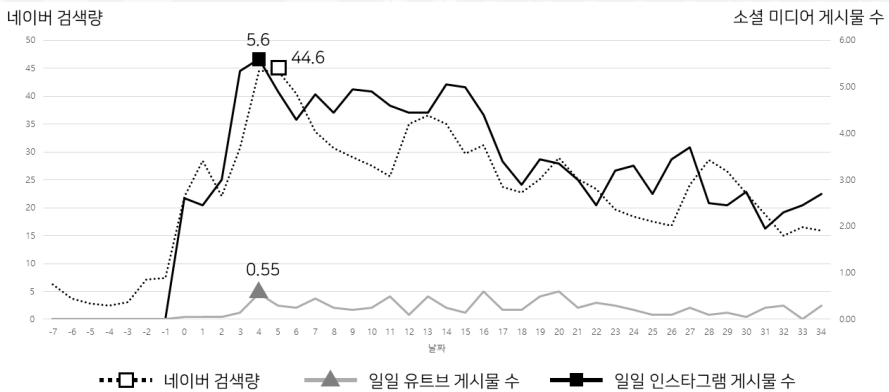
〈표 5〉 날짜별 일일 소셜미디어 게시물 수 및 일일 네이버 검색량 기술통계치

날짜	일일 유튜브 게시물 수			일일 인스타그램 게시물 수			일일 네이버 검색량		
	M	SD	N	M	SD	N	M	SD	N
1일	0.0500	0.22361	20	2.6000	3.26706	20	21.9701	28.81811	20
2일	0.0500	0.22361	20	2.4500	3.11997	20	28.4995	29.94352	20
3일	0.0500	0.22361	20	3.0000	4.40096	20	22.1587	21.66602	20
4일	0.1500	0.36635	20	5.3500	13.92187	20	30.6841	33.49482	20
5일	0.5500	0.82558	20	5.6000	11.49096	20	44.5639	36.59947	20
6일	0.3000	0.57124	20	4.9000	9.39149	20	44.6040	32.17450	20
7일	0.2500	0.55012	20	4.3000	5.79564	20	40.4631	30.79677	20
8일	0.4500	0.82558	20	4.8500	7.37189	20	33.6611	26.38711	20
9일	0.2500	0.44426	20	4.4500	5.57697	20	30.7662	23.65601	20
10일	0.2000	0.41039	20	4.9500	7.34471	20	29.1181	23.97336	20
11일	0.2500	0.63867	20	4.9000	6.05153	20	27.5381	26.15552	20
12일	0.5000	0.82717	20	4.6000	5.53838	20	25.6985	21.17153	20
13일	0.1000	0.30779	20	4.4500	5.42388	20	35.0632	29.16819	20
14일	0.5000	0.82717	20	4.4500	5.27631	20	36.5427	29.83632	20
15일	0.2500	0.55012	20	5.0500	6.36169	20	34.9937	24.97198	20
16일	0.1500	0.48936	20	5.0000	5.51553	20	29.7145	18.81816	20
17일	0.6000	0.82078	20	4.4000	4.98841	20	31.2069	25.41268	20
18일	0.2000	0.52315	20	3.4000	4.40574	20	23.8017	14.80765	20
19일	0.2000	0.52315	20	2.9000	4.08978	20	22.7387	14.14275	20
20일	0.5000	0.68825	20	3.4500	4.35860	20	25.1313	20.41637	20
21일	0.6000	0.88258	20	3.3500	3.85630	20	28.9437	28.22387	20
22일	0.2500	0.55012	20	3.0000	3.72756	20	25.0916	23.50914	20
23일	0.3500	0.67082	20	2.4500	2.58488	20	23.3114	22.60371	20
24일	0.3000	0.73270	20	3.2000	4.81882	20	19.7503	17.19405	20
25일	0.2000	0.41039	20	3.3000	4.88930	20	18.4184	22.21452	20
26일	0.1000	0.30779	20	2.7000	3.43511	20	17.5209	16.08477	20
27일	0.1000	0.30779	20	3.4500	3.95335	20	16.7814	12.18326	20
28일	0.2500	0.55012	20	3.7000	5.35183	20	24.0812	25.34386	20
29일	0.1000	0.30779	20	2.5000	3.20362	20	28.5323	32.03560	20
30일	0.1500	0.36635	20	2.4500	3.41012	20	26.5536	28.19073	20
31일	0.0500	0.22361	20	2.7500	2.98901	20	22.6169	20.42427	20
32일	0.2500	0.71635	20	1.9500	2.13923	20	18.8657	16.22103	20
33일	0.3000	0.57124	20	2.3000	3.51089	20	15.0045	13.26511	20
34일	0.0000	0.00000	20	2.4500	4.17354	20	16.5601	15.34152	20
35일	0.3000	0.65695	20	2.7000	4.39018	20	15.9483	13.99705	20
전체	0.2529	0.57143	700	3.6371	5.62818	700	26.7685	24.85959	700

### (3) 소셜미디어 및 온라인 포털사이트 데이터의 날짜별 추이

〈표 5〉는 제품들의 평균적인 날짜별 수치를 나타낸다. 유튜브는 제품 관련 게시물이 업로드되고 17일(M=0.60, SD=0.08), 20일(M=0.60, SD=0.88)이 되는 지점에서 가장 높은 수치를 보여주고 있다. 인스타그램의 경우 첫 제품 관련 게시물이 업로드되고 5일(M=5.60, SD=11.49)이 되는 지점에서 가장 많은 게시물 업로드가 발생하였으며, 네이버의 경우 6일(M=44.60, SD=32.17)이 되는 지점에서 가장 많은 높은 검색량을 기록하였다.

〈그림 2〉는 날짜별 소셜미디어 게시물 수와 온라인 포털사이트 검색량 추이를 나타낸다. 그래프를 살펴보면, 제품 정보가 처음으로 소셜미디어에 업로드된 이후에 약 5일간 소셜미디어 게시물의 수와 네이버 검색량이 급격하게 증가하는 추세를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 소셜미디어의 구전정보가 검색행동에 영향을 미칠 가능성이 있음을 시사한다.



〈그림 2〉 일일 소셜미디어 게시물 및 네이버 검색량의 날짜별 추이

## 2) 상관분석

회귀분석에 사용된 변수들의 일일 데이터 간의 상관관계를 〈표 6〉에 제시하였

다. 상관관계표는 일일 소셜미디어 게시물 수 및 과거 1일~4일의 시차 변수, 그리고 일일 네이버 검색량을 포함하였다. 그 결과 소셜미디어에서 하루 동안 업로드되는 게시물의 수는 네이버 검색량과 높은 상관을 보여주는 것으로 나타났다. 검색량과 소셜미디어의 관계는 같은 날짜에 해당하는 경우에는 인스타그램의 경우 피어슨 상관계수  $r$ 의 값이  $0.294(p < .001)$ , 유튜브의 경우에는  $0.241(p < .001)$ 인 것으로 나타났으며, 시차가 길어질수록 상관계수의 값이 감소하는 경향을 보여준다. 유튜브의 경우에는 4일 전에 업로드된 게시물의 수와 검색량의 관계가 유의하지 않았다( $r = .038, p > .05$ ). <표 7>은 변수들의 기술통계치를 제시한다.

〈표 6〉 일일 소셜미디어 게시물 수와 시차 변인, 네이버 검색량의 상관관계 분석 결과표

변수	네이버	인스타 그램	인스타 그램_1	인스타 그램_2	인스타 그램_3	인스타 그램_4	유튜브	유튜브_1	유튜브_2	유튜브_3	유튜브_4
네이버	1.000										
인스타그램	0.294 (***)	1.000									
인스타그램_1	0.234 (***)	0.788 (***)	1.000								
인스타그램_2	0.178 (***)	0.685 (***)	0.794 (***)	1.000							
인스타그램_3	0.128 (***)	0.580 (***)	0.689 (***)	0.795 (***)	1.000						
인스타그램_4	0.092 (**)	0.544 (***)	0.584 (***)	0.694 (***)	0.797 (***)	1.000					
유튜브	0.241 (***)	0.286 (***)	0.263 (***)	0.268 (***)	0.212 (***)	0.180 (***)	1.000				
유튜브_1	0.173 (***)	0.230 (***)	0.287 (***)	0.262 (***)	0.267 (***)	0.216 (***)	0.189 (***)	1.000			
유튜브_2	0.118 (***)	0.168 (***)	0.237 (***)	0.293 (***)	0.267 (***)	0.271 (***)	0.193 (***)	0.197 (***)	1.000		
유튜브_3	0.072 (*)	0.159 (***)	0.175 (***)	0.237 (***)	0.296 (***)	0.275 (***)	0.202 (***)	0.179 (***)	0.206 (***)	1.000	
유튜브_4	0.038 (n.s.)	0.124 (***)	0.173 (***)	0.190 (***)	0.253 (***)	0.310 (***)	0.153 (***)	0.216 (***)	0.188 (***)	0.221 (***)	1.000



〈표 7〉 일일 소셜미디어 게시물 수와 시차 변인, 네이버 검색량의 회귀분석 기술통계표

	N	평균	표준편차	최소	최대
일일 네이버 검색량	700	26.7685	24.85959	0	100
일일 인스타그램 게시물	700	3.0310	5.31322	0	63
일일 인스타그램 게시물_1	700	3.5600	5.61248	0	63
일일 인스타그램 게시물_2	700	3.4900	5.59902	0	63
일일 인스타그램 게시물_3	700	3.4243	5.59621	0	63
일일 인스타그램 게시물_4	700	3.3686	5.60922	0	63
일일 유튜브 게시물	700	.2529	.57143	0	3
일일 유튜브 게시물_1	700	.2457	.56322	0	3
일일 유튜브 게시물_2	700	.2457	.56322	0	3
일일 유튜브 게시물_3	700	.2371	.55670	0	3
일일 유튜브 게시물_4	700	.2300	.54546	0	3

### 3) 시차 변인을 활용한 다중회귀분석

회귀분석 결과를 〈표 8〉에 제시하였다. 회귀분석 결과에 따르면 R값은 0.365이며, F값은 10.624로, 통계적으로 유의한 모형을 나타내고 있었다( $p < .001$ ). 또한, 모든 예측 변인에서 다중공선성을 나타내는 VIF가 10미만으로 나타나 변인 간의 다중공선성의 문제는 없는 것으로 나타났다. 이에 따라 연구모형은 적합한 것으로 판단하였다.

분석결과를 살펴보면, 하루 동안 소셜미디어에 업로드되는 제품 게시물의 수가 네이버에서의 제품 검색에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 구체적으로, 일일 인스타그램의 게시물은 같은 날의 검색량에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났으며 ( $p < .001$ ), 일일 유튜브의 게시물이 같은 날의 검색량에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다( $p < .001$ ). 유튜브의 경우에는 시차 효과도 나타났는데, 과거 1일 전의 유튜브 게시물의 수가 검색량에 정의(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 유튜브에 업로드된 게시물이 하루 정도의 시차를 두고 검색량에 영향을 미칠

가능성을 보여준다. 그러나 다른 소셜미디어 시차 변수에서는 네이버 검색량에 미치는 영향력이 유의한 수준으로 나타나지 않아, 소셜미디어의 구전효과는 1일 이내에서 강하게 나타남을 보여준다.

〈표 8〉 소셜미디어 게시물에 따른 네이버 검색량의 회귀분석결과표

종속 변인: 일일 네이버 검색량				
예측 변인	B	SE	t-value	VIF
일일 인스타그램 게시물	1.267	.263	4.809(***)	2.828
일일 인스타그램 게시물_1	.145	.316	.460	4.052
일일 인스타그램 게시물_2	-.183	.322	-.568	4.181
일일 인스타그램 게시물_3	-.092	.321	-.286	4.152
일일 인스타그램 게시물_4	-.443	.273	-1.621	3.024
일일 유튜브 게시물	6.743	1.664	4.054(***)	1.163
일일 유튜브 게시물_1	4.269	1.687	2.531(*)	1.162
일일 유튜브 게시물_2	2.613	1.690	1.546	1.166
일일 유튜브 게시물_3	.311	1.713	.181	1.171
일일 유튜브 게시물_4	-.731	1.757	-.416	1.181

R=0.365, F=10.624, p<.001, Durbin-Watson=0.593

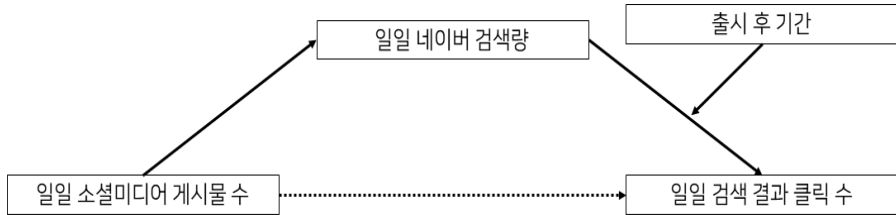
#### IV. 연구2 : 검색이 클릭행동에 미치는 영향에 대한 시간에 따른 효과

##### 1. 연구 방법

###### 1) 연구모형

연구문제2를 확인하고자 [그림 3]의 조절된 매개 모형을 연구모형으로 채택하였

다. 분석과정에서 PROCESS Macro 모델 14번을 적용하였으며, 키워드 검색이 검색 후 클릭으로 이어질 가능성은 제품 출시 이후에 일정 기간이 지날 때 더욱 강해질 것으로 예상하였다.



[그림 3] 연구2의 조절된 매개 모형

## 2) 제품 선정

연구2는 한 가지 제품 사례를 선정하여 분석을 진행하였다. 제품 사례로 선정된 ‘컵누들 매콤찜닭맛’은 인스타그램에서 일일 게시물의 평균 ‘좋아요’ 수가 앞서 선정된 20개의 제품 중에서 10번째로 많았으며, 유튜브에서 일일 게시물의 평균 ‘조회수’의 경우 20개의 제품 중에서 9번째로 많은 것으로 나타났다. 이러한 절차를 통해 흔히 메가 인플루언서로 불리는 100만 명 이상의 구독자를 보유한 게시자 특성에 의한 극단적인 효과를 줄이고자 하였다.

## 3) 변수 정의

### (1) 일일 소셜미디어 게시물 수

앞서 사용된 일일 ‘인스타그램 게시물 수’와 ‘일일 유튜브 게시물 수’는 해당 분석과정에서는 합산되어 단일의 독립변인으로 분석에 적용되었다.

### (2) 일일 네이버 검색량

네이버 검색량 데이터는 분석 모형에서 매개변인으로 포함되었으며, 검색량 데이터는 앞선 분석과 똑같은 0에서 100사이의 상대적인 검색량 지수의 형태로 적용되었다.

### (3) 일일 네이버 검색결과 클릭 수

검색결과 페이지 클릭 수는 네이버 메인 화면에서 특정 키워드에 대한 검색을 실시한 이후에 표시되는 검색페이지에서 사용자가 특정 링크를 클릭한 횟수를 의미한다. 키워드 검색 후 클릭행동은 검색 이후에 사용자들이 얼마나 많은 제품에 대한 탐색 활동을 했는지, 또는 온라인 쇼핑영역으로 접근했는지에 대한 지표로 활용될 수 있다.

본 모형에서는 온라인 포털사이트의 검색 후 클릭행동을 종속변인으로 활용하고자 하였다. 해당 데이터를 수집하기 위하여 네이버 클라우드(<https://navercloudcorp.com/>)에서 제공하는 데이터박스(Cloud Data Box) 상의 데이터를 활용하였다. 네이버 클라우드 데이터박스는 데이터 특화 서비스형 플랫폼으로, 네이버에 축적된 쇼핑, 검색, AI학습용 데이터와 분석도구를 제공한다(아주경제 2021. 11. 29). 본 연구는 해당 서비스에서 제공하는 신제품에 대한 검색 후 클릭 수를 분석에 활용하였다.

### (4) 제품 출시 후 시기

제품 출시 후에 소셜미디어에 제품 관련 게시물이 업로드된 이후 35일 동안의 일일 데이터들을 활용하였으므로, 제품 출시 후 시기에 대해서는 제품 관련 게시물이 처음 업로드된 날짜를 1일로 설정하여, 35일까지의 연속형 변인을 조절 변인으로 포함하였다.

## 2. 결과

### 1) 기술 통계

〈표 9〉는 조절된 매개분석에 포함될 변인들에 대한 기술통계치를 제시한다. 소셜미디어 일일 게시물 수는 인스타그램과 유튜브에 업로드된 게시물들의 합을 나타내며, 평균적으로 1.2571(SD=1.58)건이 하루 동안 업로드된 것으로 나타났다. 상대적인 네이버 검색량 지수는 평균적으로 18(SD=22.61)의 값을 보였으며, 검색 결과 페이지에서 나타난 클릭은 평균적으로 1262.34(SD=1842.00)회가 발생하였음을 보여준다.

〈표 9〉 일일 소셜미디어 게시물 수, 네이버 검색량, 네이버 클릭 수의 기술통계표

	N	평균	표준편차
소셜미디어 일일 게시물 수	35	1.2571	1.57821
일일 네이버 검색량	35	18.9013	22.61238
일일 네이버 검색결과 클릭 수	35	1262.3429	1842.00281

## 2) 조절된 매개분석

〈표 10〉에서 나타난 조절된 매개분석 결과는 다음과 같다. 먼저, 독립변인인 소셜미디어 게시물 수가 매개변인인 네이버 검색량과 유의한 상관이 있는 것으로 나타났으며( $B=5.95$ ,  $SE=2.27$ ,  $t=2.62$ ,  $p<.05$ ), 모형의 적합도가 확인되었다( $R^2=.1726$ ,  $F=6.8827$ ,  $p=.0131$ ). 매개변인이 종속변인에 미치는 효과로는, 네이버 키워드 검색이 네이버 검색결과 클릭에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났으며( $B=54.9732$ ,  $SE=12.35$ ,  $t=4.45$ ,  $p<.0001$ ), 검색량과 제품 출시 후 기간이 검색 결과 페이지의 클릭에 미치는 영향력이 한계적으로 유의미한 것으로 나타났다( $B=.8179$ ,  $SD=.44$ ,  $t=1.86$ ,  $p<.10$ ). 해당 구간의 모형 또한 적합한 것으로 확인되었다( $R^2=.9926$ ,  $F=1011.1803$ ,  $p=.0000$ ).

조절된 매개 효과는 부트스트래핑 20,000회의 95% 신뢰구간 수준 안에서 0을 포함하지 않아 적절한 경로가 확인되었다. 직접 효과는 존재하지 않았으며 경로의 간접 효과는, 제품 출시 후 5.76일에서 30.24일로 증가할 때, 계수(B)가 355.24에서 474.42로 증가하는 경향을 보여준다.

〈표 10〉 조절된 매개분석 표(PROCESS Macro Model 14 적용)

종속 변인 : 네이버 검색량						
변인	B	S.E	T	P	LLCI	ULCI
일일 소셜미디어 게시물 수	5.9521	2.2688	2.6235*	.0131	1.3362	10.5680
$R^2 = .1726, F=6.8827, p=.0131$						
종속 변인 : 네이버 검색페이지 클릭 수						
변인	B	S.E	T	P	LLCI	ULCI
일일 소셜미디어 게시물 수	10.4774	20.7096	.5059	.6166	-31.8183	52.7731
네이버 검색량	54.9732	12.3525	4.4504***	.0001	29.7454	80.2009
출시 후 기간	1.1769	6.9794	.1686	.8672	-13.0774	15.4311
검색량 × 출시 후 기간	.8179	.4409	1.8550	.0735	-.0826	1.7184
$R^2 = .9926, F=1011.1803, p=.0000$						
<b>간접 효과</b> : 일일 소셜미디어 게시물 수 → 네이버 검색량 × 출시 후 기간 → 네이버 검색페이지 클릭 수						
출시 후 기간(일)	B	Boot S.E	Boot LLCI	Boot ULCI		
5.76	355.2447	185.4136	148.9908	877.8674		
18	414.8315	209.2325	193.8276	1006.0455		
30.24	474.4183	239.6251	224.4178	1147.3861		
<b>조절된 매개 지수</b>	Index=4.8682, BootSE=3.7626, BootCI=[1.0565, 15.2503]					
신뢰 구간 수준 : 95.0, 부트스트래핑 : 20,000						

\*\*\*p<.001, \*\*p<.01, \*p<.05,

## V. 결론 및 논의

본 연구는 소셜미디어가 소비자의 제품에 대한 관심을 이끄는 데 얼마나 효과적인 인지를 알아보고자 소셜미디어와 온라인 포털사이트 간 관계에 대해 탐색적 연구

를 진행하였다. 최근 빅데이터 분석의 활용성에 대한 함의를 내포하고자 온라인 포털사이트의 검색 트래픽을 활용하였으며, 소셜미디어 게시물의 실제 사례 데이터를 통해 연구를 진행하였다. 종합적인 연구의 결론과 이에 따른 시사점은 다음과 같다.

첫째, 소셜미디어의 제품 구전정보가 온라인 포털사이트의 검색량과 관계가 있는 것으로 나타났다. 연구1의 사전조사는 본 연구에서의 소셜미디어와 온라인 포털사이트가 소비자 여정에서 선후 관계가 존재할 것이라는 가정에 부합하는 결과를 보여준다. 응답자들의 신제품 첫 노출경로에 대해 소셜미디어(80%)에 대한 응답이 가장 많았으며, 신제품 추가 탐색 경로는 온라인검색포털사이트(63.3%)가 가장 많은 것으로 나타났다.

실제 온라인 이용자들의 소셜미디어 구전정보와 검색행동에 관한 데이터를 통해 분석한 결과는 다음과 같다. 연구1의 날짜별 추이 그래프는 소셜미디어상에서 제품 관련 게시물이 업로드된 이후에 온라인 포털사이트에서의 검색량이 급격하게 증가하는 경향을 보여주었으며, 인스타그램에서의 최다 업로드 시점이 네이버에서의 최다 검색량 시점에 비해 약 1일 선행하는 결과를 보여주었다. 다중회귀분석 결과는 일일 인스타그램 및 유튜브의 구전정보의 양과 일일 네이버 검색량 간의 관계가 있음을 보여주었으며, 유튜브의 경우에는 하루 전에 업로드된 구전정보가 1일의 시차 범위 내에서 유의미한 영향력을 유지하는 것으로 나타났다.

이러한 결과는 신제품을 홍보하는 데 있어서 소셜미디어가 갖는 영향력을 강조한다. 정보통신의 발달로 온라인 구전의 영향력은 꾸준히 강조되어왔으며, 소셜미디어의 이용률은 다른 웹사이트에 비해 여전히 높은 비중을 차지하고 있다. 하지만 제품에 대한 소셜미디어의 구전효과가 실제 사례를 통해 드러나는지에 대한 검증 필요성은 여전히 존재하였다. 본 연구는 실제 온라인 이용자들의 이용행태를 분석하여 신제품에 대한 소비자의 관심이 소셜미디어에서 발생할 가능성이 있음을 보여준다.

둘째, 제품 출시 이후에 시간이 지남에 따라 키워드 검색행동이 클릭행동으로 이어질 가능성은 더욱 증가하는 것으로 나타났다. 연구2의 조절된 매개분석 결과에 따르면, 소셜미디어의 구전정보는 제품 검색량에 영향을 미치는 것으로 나타났으

며, 제품 검색량이 검색결과 페이지에서의 클릭 수에 미치는 영향을 미치는데, 그 영향력은 출시 후 기간이 지남에 따라 더 증가하는 것을 보여주었다. 이는 온라인 이용자의 검색 이후 행동 패턴에 대해 추가적인 논의가 이뤄질 필요성을 시사한다.

이와 관련하여, 본 연구의 분석에는 포함되지 않았지만 연구2의 분석에 활용된 제품에 대한 쇼핑영역 클릭 데이터를 추가적으로 살펴보았다. 쇼핑영역에 대한 클릭 횟수가 증가하기 시작한 시점은 소셜미디어상에서 첫 제품 관련 게시물이 발생하고 19일째가 되는 시점에서 100회를 상회하는 쇼핑영역 클릭이 발생하기 시작하였으며, 10일이 더 지난 29일째가 되는 시점에서 그 30배에 해당하는 3000 회 이상의 클릭수가 발생하였다. 이는 1년 중에서 가장 높은 클릭수에 해당하는 지점이었다. 그리고 최고점으로부터 100일이 지난 시점에서는 다시 100회 미만의 클릭수가 발생하였고, 이후에는 유사한 수준의 클릭수를 유지하는 것으로 나타났다. 향후 연구는 검색량과 비교했을 때 검색 후 클릭행동이 차지하는 비중이나 전체 클릭량 대비 쇼핑영역에 대한 클릭량의 비중은 얼마나 되는지에 대해 논의가 필요할 것이다.

본 연구는 다음과 같은 실무적 함의점을 제시한다. 먼저, 소셜미디어의 구전이 온라인 포털사이트 내의 검색행동에 영향을 미칠 수 있음이 확인되었다. 이에 따라 기업은 소셜미디어에서 구전을 유도할 수 있는 다양한 전략을 고려해야 한다. 기업 차원에서 소셜미디어 계정을 운영하거나, 소비자들이 소셜미디어 마케팅에 참가하도록 유도하는 방법, 또는 인플루언서 마케팅 등이 그 예이다. 더 나아가, 본 연구는 '콜라보 마케팅'이 소셜미디어에서의 소비자 구전 활동을 촉진시킬 수 있음을 제안한다. 예를 들어, 본 연구에서 활용된 20개 제품의 데이터 중 일부는 기존 제품과의 콜라보를 통해 재탄생한 제품에 해당한다. 데이터를 살펴보면, 인스타그램의 게시물 수는 '보또샌드위치'가 가장 높았으며, '빼빼로가품은꼬깔콘'이 두 번째, '곰표 치킨너겟'이 네 번째로 높았으며, '허쉬민트초코호빵'이 다섯 번째에 해당하였다. 현대의 소비자는 신선함과 재미를 추구하며, 소셜미디어를 통해 자신의 독특한 정체성을 알리고자 한다(김은경·김지호 2022). 이러한 식품 간의 조합으로 발생하는 재미가 소비자들 간의 구전을 높일 것으로 예상된다.

둘째, 실무자의 관점에서, 제품 판매 전략이 소비자에게 어느 정도의 영향을 미쳤



는지를 점검하는 과정은 매우 중요하다. 이를 위해 키워드 검색에 관한 데이터는 유용한 마케팅 효과 지표로 활용될 수 있다. 검색어 관련 트래픽을 활용한 기존 연구는 다른 데이터와의 비교 및 분석을 통해서 검색 트래픽이 특정 현상과 관련이 있는 지표가 될 수 있음을 확인해 왔다. 예를 들어, 앞서 언급했듯이 검색량은 주식 거래량, 국내의 수출입액, 개인의 행동과도 관련이 있는 것으로 나타났다. 연구들을 살펴보면 일반적으로 검색 트래픽은 ‘온라인 이용자들이 특정 키워드에 얼마나 많은 관심을 갖고 있는가’에 대한 지표라는 결론을 내릴 수 있다. 특히 신제품의 경우에는 소비자들의 제품인식을 촉진하는 것이 관리자의 가장 큰 목표 중 하나일 것이다. 이러한 점에서 제품 검색에 대한 트래픽을 활용할 것을 제안한다.

더 나아가, 본 연구는 다음과 같은 학문적인 시사점을 제공한다. 최근 학계와 업계 모두 빅데이터의 활용성에 주목하는 것과 마찬가지로, 본 연구의 데이터 활용 사례는 연구 분야에서 빅데이터가 외적 타당성을 높일 수 있는 유용한 도구가 될 수 있음을 시사한다. 본 연구는 신제품을 대상으로 소셜미디어의 영향력을 살펴봄으로써, 생소한 정보에 대한 관심도의 추이를 검색 데이터를 통해 살펴보았다는 점에서 사례 분석에서 온라인 포털사이트의 검색 데이터가 유용한 학문적 도구가 될 수 있음을 제안한다.

본 연구는 탐색적 연구를 진행하였기에, 향후 일부 한계점을 보완한 연구가 진행될 필요가 있다. 먼저, 제품 검색행동에 영향을 미칠 수 있는 매체는 소셜미디어 한정되어 있지 않기 때문에 다양한 정보원의 효과를 비교 검증할 필요가 있다. 예를 들어, 소셜미디어의 사용자는 중년층 이상의 연령대에 비해 젊은 세대에서 이용률이 높는데, TV의 광고나 특정 프로그램에서 제품을 노출한 경우, 온라인 포털사이트 내에서의 검색량은 소셜미디어의 영향만으로 설명하기에는 부적절하다고 볼 수 있다. 또한, 본 연구는 식품군에 해당하는 신제품을 사례로 진행된 탐색적 연구이기에, 제품의 온라인 구전 과정을 일반화하기에는 한계점이 존재한다. 향후 다양한 키워드를 사례로 연구를 진행함으로써, 온라인 구전정보의 영향력에 대해 추가적인 검증 및 논의가 이뤄질 필요가 있다.

## 참고문헌

- 고성욱. 2022. “최근 1년 한국인 90% 유튜브 이용.” 『미디어스』 (9월 21일)  
<http://www.mediaus.co.kr/news/articleView.html?idxno=301497>
- 김류미. 2018. “인터넷 검색량과 투자자별 거래 및 주식수익률의 관계에 대한 실증 연구.” 『금융공학연구』 17권 2호: 53-85.
- 김은이·송민호·김용준. 2015. “신문의 자살보도가 자살 관련 인식에 미치는 영향: 자살보도 내용과 웹 검색 활동의 동적 관계를 중심으로.” 『한국언론학보』 59권 3호: 94-122.
- 김진덕·류호영. 2011. “지방 재정지출이 지역경제 성장에 미치는 시차효과: 충청북도 12개 시·군 중심으로.” 『지역정책연구』 22권 2호: 57-74.
- 박소연. 2011. “검색 포털의 클릭 집중 문서 분석 평가.” 『한국도서관·정보학회지』 42권 1호: 325-338.
- 박철. 2000. “인터넷 정보탐색 가치가 인터넷 쇼핑행동에 미치는 영향에 관한 연구: 쇼핑몰 방문빈도와 구매의도를 중심으로.” 『마케팅연구』 15권 1호: 143-162.
- 박태희·이미라. 2020. “쇼핑 검색광고 효과 연구: 검색결과 유형과 검색광고 구색을 중심으로.” 『한국심리학회지: 소비자·광고』 21권 4호: 633-656.
- 방송통신위원회. 2020. “방송매체이용행태조사.”  
[https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=164&tblId=DT\\_017&conn\\_path=I2](https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=164&tblId=DT_017&conn_path=I2)
- 서구원·이두희·이동원. 2007. “온라인과 오프라인을 통합한 크로스미디어 전략: 한국관광공사의 구석구석 캠페인을 중심으로.” 『광고학연구』 18권 5호: 439-451.
- 송태민. 2012. “빅 데이터를 활용한 자살요인 다변량 분석: Google 검색트렌드 적용.” 『보건복지 Issue & Focus』 168호: 1-8.
- 안서원. 2021. “구매 여정에서 나타나는 고객 평점과 후기의 영향.” 『마케팅연구』 36권 4호: 135-155.

- 이장혁·김가운·우원석. 2014. “K-POP 이 수출에 미치는 영향: YouTube 조회수와 Google 검색을 중심으로.” 『마케팅관리연구』 19권 4호: 83-97.
- 이중원·박철. 2019. “소셜미디어 구전량이 브랜드자산을 매개하여 기업성과에 미치는 영향: 제품과 서비스의 차이.” 『경영학연구』 48권 3호: 653-681.
- 임민철. 2021. “네이버 쇼핑·검색 데이터댐 연다…클라우드 솔루션으로 출시,” 『아주경제』 (11월 29일) <https://www.ajunews.com/view/20211129161100920>
- 전승표·박도형. 2013. “웹검색 트래픽 정보를 활용한 지능형 브랜드 포지셔닝 시스템: 태블릿 PC 사례를 중심으로.” 『지능정보연구』 19권 3호: 93-111.
- 전혜경·고한준. 2021. “온라인 구전과 오프라인 구전에 대한 소비자의 인식 차이에 관한 탐색적 연구.” 『OOH 광고학연구』 18권 1호: 67-96.
- 정재엽·서상구. 1999. “주가지수선물시장과 현물시장간의 동적관련성에 관한 실증적 연구.” 『재무관리연구』 16권 2호: 337-364.
- 정재학·김경한. 2011. “시간에 따라 변하는 온라인 구전 활동과 매출의 동적 관계.” 『마케팅연구』 26권 3호: 85-109.
- 채혁기·박상언·강주영. 2008. “인터넷 쇼핑몰을 위한 AISAS 모델 기반의 RSS 마케팅 활용방안에 관한 연구.” 『한국전자거래학회지』 13권 3호: 21-49.
- 최지호·한상만·이영승. 2004. “인터넷 쇼핑몰 방문행동과 구매행동간의 관계에서 제품 유형의 조절효과.” 『마케팅연구』 19권 2호: 3-22.
- 통계청. 2022. “온라인쇼핑동향조사.” [https://www.kostat.go.kr/portal/korea/kor\\_nw/1/12/3/index.board](https://www.kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/12/3/index.board)
- Ajzen, I. 1991. “The theory of planned behavior.” *Organizational behavior and human decision processes* 50(2): 179-211.
- Arndt, J. 1967. “Role of product-related conversations in the diffusion of a new product.” *Journal of marketing Research* 4(3): 291-295.
- Asch, S. E. 1955. “Opinions and social pressure.” *Scientific American* 193(5): 31-35.
- Baker, W. E. 1999. “When can affective conditioning and mere exposure

- directly influence brand choice?" *Journal of advertising* 28(4): 31-46.
- Bandura, A. 1986. "Social foundations of thought and action." *Englewood Cliffs, NJ*, 1986(23-28).
- Bond, R. M., Fariss, et al. 2012. "A 61-million-person experiment in social influence and political mobilization." *Nature* 489(7415): 295-298.
- Bughin, J., J. Doogan, and O. J. Vetvik, 2010. "A new way to measure word-of-mouth marketing." *McKinsey Quarterly* 2(1): 113-116.
- Choi, H., and H. Varian, 2009. "Predicting initial claims for unemployment benefits." *Google Inc* 1(2009): 1-5.
- Dinner, I. M., H. J. Heerde Van, and S. A. Neslin, 2014. "Driving online and offline sales: The cross-channel effects of traditional, online display, and paid search advertising." *Journal of marketing research* 51(5): 527-545.
- Fishbein, M., and I. Ajzen, 1977. "Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research." *Philosophy and Rhetoric* 10(2).
- Godes, D., and D. Mayzlin, 2009. "Firm-created word-of-mouth communication: Evidence from a field test." *Marketing science* 28(4): 721-739.
- Herr, P. M., F. R. Kardes, and J. Kim, 1991. "Effects of word-of-mouth and product-attribute information on persuasion: An accessibility-diagnostics perspective." *Journal of consumer research* 17(4): 454-462.
- Jansen, B. J., D. L. Booth, and A. Spink, 2008. "Determining the informational, navigational, and transactional intent of Web queries." *Information Processing & Management* 44(3):

1251-1266.

- Joo, M., et al. 2014. "Television advertising and online search." *Management Science* 60(1): 56-73.
- Katz, E., and P. F. Lazarsfeld, 2017. *Personal influence: The part played by people in the flow of mass communications*. Routledge.
- Khammash, M., and G. H. Griffiths, 2011. "'Arrivederci CIAO. com, Buongiorno Bing. com'—Electronic word-of-mouth (eWOM), antecedences and consequences." *International Journal of Information Management* 31(1): 82-87.
- Khan, M. L. 2017. "Social media engagement: What motivates user participation and consumption on YouTube?" *Computers in human behavior* 66: 236-247.
- Kireyev, P., K. Pauwels, and S. Gupta, 2016. "Do display ads influence search? Attribution and dynamics in online advertising." *International Journal of Research in Marketing* 33(3): 475-490.
- Ku, Y. C., T. H. Chu, and C. H. Tseng, 2013. "Gratifications for using CMC technologies: A comparison among SNS, IM, and e-mail." *Computers in human behavior* 29(1): 226-234.
- Kuenzel, J., and P. Musters, 2007. "Social interaction and low involvement products." *Journal of Business Research* 60(8): 876-883.
- Lim, J. S., et al. 2015. "The cross-platform synergies of digital video advertising: Implications for cross-media campaigns in television, Internet and mobile TV." *Computers in Human Behavior* 48: 463-472.
- McQuarrie, E. F., J. Miller, and B. J. Phillips, 2013. "The megaphone effect: Taste and audience in fashion blogging." *Journal of consumer research* 40(1): 136-158.
- Meng, F., J. Wei., and Q. Zhu, 2011. "Study on the impacts of opinion

- leader in online consuming decision.” In *2011 International Joint Conference on Service Sciences*: 140-144. IEEE.
- Moore, S. G. 2015. “Attitude predictability and helpfulness in online reviews: The role of explained actions and reactions.” *Journal of Consumer Research* 42(1): 30-44.
- Moore, S. G., and K. C. Lafreniere, 2020. “How online word-of-mouth impacts receivers.” *Consumer Psychology Review* 3(1): 34-59.
- Pauwels, K., E. C. Stacey, and A. Lackman, 2013. “Beyond likes and tweets: marketing, social media content, and store performance.” *Marketing Science Institute, Working Paper Series Report*: 13-125.
- Petty, R. E., J. T. Cacioppo, and D. Schumann, 1983. “Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement.” *Journal of consumer research* 10(2): 135-146.
- Quan-Haase, A., and A. L. Young, 2010. “Uses and gratifications of social media: A comparison of Facebook and instant messaging.” *Bulletin of science, technology & society* 30(5): 350-361.
- Rao, A. R., and K. B. Monroe, 1988. “The moderating effect of prior knowledge on cue utilization in product evaluations.” *Journal of consumer research* 15(2): 253-264.
- Rao, A. R., and W. A. Sieben, 1992. “The effect of prior knowledge on price acceptability and the type of information examined.” *Journal of consumer research* 19(2): 256-270.
- Rogers, E. M., and Williams, D. 1983. “Diffusion of. Innovations” (*Glencoe, IL: The Free Press, 1962*).
- Sweeney, J. C., G. N. Soutar, and T. Mazzarol, 2008. “Factors influencing word of mouth effectiveness: receiver perspectives.” *European journal of marketing*.

- Wiesel, T., Pauwels, K., and J. Arts, 2011. "Practice prize paper—Marketing's profit impact: Quantifying online and off-line funnel progression." *Marketing Science* 30(4): 604-611.
- Yang, Y., and H. J. Lee, 1998. "The effect of response mode, prior knowledge, and need for cognition on consumers' information acquisition process." *Korean Journal of Industrial and Organizational Psychology* 11: 85-103.
- Zajonc, R. B. 1968. "Attitudinal effects of mere exposure." *Journal of personality and social psychology* 9(22): 1927

The influence of eWOM from social media  
on portal site search and click behavior  
: focusing on 'Instagram', 'Youtube', and 'Naver'

Jeong-Hyeon Choi\* · Yong-Hwan Kim\*\* · Gho Kim\*\*\*

ABSTRACT

Recently, attempts to explain social phenomena using large amounts of web data accumulated from online users have been increasing. This will also appear in domains of consumer behaviors. The widespread use of smartphones has allowed consumers to access product-related information without restrictions on time and space. People are also spending a large part of their day online. Therefore, the data accumulated from online users will have more explanatory power in explaining consumers' patterns. This study explored the eWOM effect of the social media on search traffic on online portal site. Specifically, we collected data on 2,727 post on social media and 35 days of search volume on online portal sites, and explored the relationship between media. As a result, it was confirmed that the amount of new product-related post on social media showed a similar trend in time to the amount of search on Naver, and that it also affects click behavior after search over time. Based on this, we discussed the utilization of search traffic, propose academic and industrial implications.

Keywords: eWOM, Search traffic, Big data, Social media, Portal site

투고일: 2022.09.30.

심사일: 2022.10.31.

게재확정일: 2022.11.09.

\* Doctoral Student, Dept. of Psychology, Kyungpook National University

\*\* Ph.D. Naver Corporation Agenda Research

\*\*\* Professor, Dept. of Psychology, Kyungpook National University,  
Corresponding author