

모바일, PC온라인 매체 방문 행동이 쇼핑 사이트 방문에 미치는 영향에 대한 동태적 연구*

이동일¹ · 김현교^{2†}

¹세종대학교 경영학과, ²세종대학교 유통프랜차이즈 연구소

The Dynamic Research of Mobile and PC Online Media Visit Activities Effects on The E-Commerce Site Visit

Dong Il Lee¹ · Hyun Gyo Kim²

¹Department. of Business Administration, Sejong University

²Institute of Distribution and Franchise, Sejong University

■ Abstract ■

In the e-commerce, the conversion into the multi-media is the important issue. According to the research by Nielsen Korea, the 83% of customers who purchase the products in the e-commerce utilize multi-channel to buy the products such as mobile and online [3]. Thus, to effectively implement online advertising, marketers should understand the customers' path [15] in the multi-channel. The study of the multi-site activities plays an important role to predict customers' purchase [28].

To explain the e-commerce site visit activities of customers, we have developed research model in terms of the online advertising. This research model is based on the study of Moe and Fader [23]. There are two types of composition in the research model. First, general site visit as an exploratory search have net effect on the shopping site visit because customers could acquire or develop information on the e-commerce site via online advertising. Secondly, the e-commerce site visit as a goal-directed search cause threshold of the e-commerce site visit because customers could achieve their goal. When the threshold is increased, the probability of a shopping site visit is decreased and vice versa. Thus, we have investigated the impact of customers' previous visit activities (general site visit and shopping site visit) on the next e-commerce site visit in terms of dynamic view.

Research data was provided by Cheil World Wide. This panel data include mobile and online log data of panelists from Jan. 2013 to March 2013.

As the results, the customers' e-commerce site visit on the online media would decrease the probability of e-commerce site visit because these visit activities increase the threshold of e-commerce site visit. This result is similar with the previous study [23]. Otherwise, since e-commerce site visit on the mobile media decrease the threshold, the customers' probability of e-commerce site visit would increase

In summary, the site visit activities on the mobile could improve the probability of e-commerce site visits.

Keywords : The Probability of E-Commerce Site Visit, Multi-Media, PC Online and Mobile

논문접수일 : 2014년 08월 30일 논문게재확정일 : 2014년 11월 04일

논문수정일(1차 : 2014년 09월 30일, 2차 : 2014년 11월 04일)

* 이 논문(저서)은 2013년도 정부의 지원(교육과학기술부 인문사회연구역량강화사업비)으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2013S1A3A205505).

† 교신저자, donlee@sejong.ac.kr

1. 서 론

온라인 쇼핑에서 다매체 환경으로의 전환은 주요한 이슈로 떠오르고 있다. 최근 닐슨 코리아의 분석에 따르면, 온라인 쇼핑에서 구매하는 소비자의 83%가 구매과정에서 PC온라인, 모바일 등 2개 이상의 매체를 조합하여 사용한다[3]. 특히, 소비자의 모바일 쇼핑 경로가 중요해지고 있다. 국내 온라인 쇼핑의 주요 이용 방법으로 모바일 매체의 활용은 2012년 36.5%에서 2013년 51.4%로 증가하였다. 반면, 데스크탑 PC를 주로 사용하는 소비자는 2012년 63.5%에서 2013년 48.6%로 감소하였다[8]. 이런 환경 속에 모바일 쇼핑 시장은 2010년 3,000억 수준에서 2014년에는 7조 6,000억 시장으로 성장할 것으로 예상되고 있다[7]. 국내 뿐 아니라 미국에서도 지난 2013년 블랙프라이데이(Black Friday) 때, 전체 온라인 트래픽의 39.7%가 모바일에서 나왔으며, 전체 구매의 21.8%가 모바일 매체를 통해 이루어졌다[16]. 즉, 소비자의 탐색경로(path)[15]가 다양화되고 있다. 이러한 다매체 상황에서 온라인 광고의 효율적 집행을 위해서는 PC온라인, 모바일 등 소비자의 복수 매체 방문효과를 이해할 필요가 있다.

실제로 소비자의 복수채널 활용에 대한 고려는 소비자의 구매경로를 이해하는데 주요한 역할을 수행한다. Park and Fader[28]는 온라인에서 소비자의 복수 쇼핑 사이트를 방문 행동을 관측하여 소비자의 구매행동을 보다 정확히 예측할 수 있었다. 그러나 과거 온라인 쇼핑 탐색경로에 관한 연구에서는 소비자의 PC온라인, 모바일 매체 사용에 대한 통합적 연구보다는 PC온라인 상황에서의 소비자 방문 경로에만 초점을 맞추었다[1, 19, 22, 24, 26]. 이는 소비자의 탐색경로를 확인하는데 주요한 요소인 환경(PC온라인), 소비자, 소비자의 이동(클릭-스트림, Click-stream)[15]을 이해하는데 효과적이었으나, 다매체 상황에 따라 나타나게 되는 소비자의 이동 환경(PC온라인, 모바일)의 변화를 이해하는데 제한적이었다. 또한, 최

근 소비자의 모바일 탐색경로에 관한 연구들도 다매체 환경 속에서 소비자 경로에 대한 이해보다는 새로운 모바일환경에 대한 소비자 인지, 반응 연구가 주로 수행되었다[14]. 이는 거리, 시간, 이동경로 등 모바일 환경에서 특정되어진 소비자 행동만을 측정하였다는 한계가 있다. 다시 말해, 모바일, PC온라인 어느 한쪽 측면만을 중심으로 한 연구는 지속적으로 진행되어 왔으나, 소비자의 다매체 사용경로에 대한 통합적인 연구는 충분치 않은 상황이다.

본 연구에서는 소비자의 PC온라인, 모바일 방문 클릭-스트림 데이터를 통합적으로 활용하여, 소비자의 탐색적 방문인 일반 사이트의 과거 방문행동과 목적 지향적 방문인 쇼핑 사이트의 과거 방문행동이 향후 쇼핑 사이트 방문에 어떠한 영향을 미치는지 매체별로 동태적 관점에서 살펴보았다.

2. 이론적 배경

2.1 소비자의 탐색경로

소비자 경로(path)는 의식적 대리인(agent)이 물리적 혹은 가상적 환경에서 보이는 관측 가능한 이동을 의미한다[15]. 경로에서 주요한 요소로는 첫째, 물리적, 혹은 가상적 공간구조(S), 둘째, 의식적 대리인(A), 셋째, 의식적 대리인의 특정 시간 내 위치($X_A(t)$)가 있다[15]. 이전 온라인 쇼핑 환경에 대한 소비자 경로 연구들은 PC온라인, 모바일로 나누어질 수 있는 대리인(소비자)의 공간구조 변화를 통합적인 관점에서 관측하지 못했다. 대부분의 연구들은 특정 온라인 쇼핑 사이트의 PC온라인 소비자의 방문 경로 기록을 기반으로 방문 웹페이지의 특성[26], 방문 횟수[22], 페이지 특성에 따른 방문 행동 차이[19] 등을 사용하여, 방문행동과 구매간의 관계를 살펴보거나 소비자의 구매과정 특성[24]을 추론하였다. 본 연구는 소비자 경로의 통합적 관찰(PC온라인, 모바일)을 통해 기존 연구의 한계를 극복하고자 하였다.

2.2 소비자의 쇼핑 사이트 방문행동

본 연구에서는 온라인 쇼핑 광고 관점에서 쇼핑 사이트 방문행동을 두 가지 사전행동을 통해 설명하고자 한다. 첫째는 이전 일반사이트 방문행동에 의해 영향을 받은 방문, 둘째는 이전 쇼핑 사이트 방문에 의해 영향을 받은 방문이다. 이러한 분류를 사용한 이유는 온라인에서의 방문행동은 탐색적 검색(exploratory search)과 목적 지향적 검색(goal-directed search)으로 나누어 볼 수 있기 때문이다 [17, 25]. Moe[25]에 따르면, 탐색적 검색이란 소비자가 구매에 대해 충분히 집중하지 않거나, 숙고하지 않은 상태이다. 따라서 소비자는 목적 지향적인 검색보다는 자극에 대한 반응에 따라 검색활동을 한다. 반면, 소비자의 목적 지향적 검색은 구매 의사결정과 직접적으로 연결되어 있다. 즉, 구매 의사결정이 검색활동의 목적이다. 기존 온라인 클릭스트림 연구는 위의 관점에서 소비자의 온라인 탐색활동을 탐색적, 목적 지향적 특성으로 나누어 연구를 수행하였다[25, 24]. Moe and Fader[23]는 쇼핑 사이트 내 구매 관점에서 소비자의 쇼핑 사이트 방문행동을 탐색적인 단순 방문과 목적 지향적인 구매행동으로 나누어 연구를 수행하였다. 그러나 위의 연구들은 소비자의 쇼핑 사이트 방문 행동만을 기준으로 소비자의 탐색활동을 분류하였다. 이는 쇼핑 사이트 방문을 제외한 소비자의 전체 탐색경로를 고려하지 못한다는 한계점을 가지고 있다.

온라인광고의 목적은 소비자를 쇼핑 사이트에 방문하도록 유도하는 것이다. 예를 들어 온라인상에서 집행되는 배너광고는 소비자가 방문하는 여러 사이트에 광고를 노출시켜, 직접적인 방문을 유도하거나, 향후 소비자의 쇼핑 사이트의 방문을 기대한다[21]. 또한, 키워드광고의 경우, 소비자가 탐색한 키워드를 바탕으로 검색결과를 제공한다. 이를 통해 소비자에게 관련성이 높은 정보를 제공, 소비자의 직, 간접적인 온라인 쇼핑 사이트 방문을 유도한다[30, 31]. 소비자의 일반사이트 방문은 사이트 내 광고노출 등을 통해 쇼핑 사이트에 대한

정보를 얻거나, 쇼핑과 직접적인 관계가 없는 방문 행동인 탐색적 방문으로 볼 수 있다. 반면, 쇼핑 사이트 방문 행동은 과거 일반사이트 혹은 쇼핑 사이트 방문을 통해 광고활동에 지속적으로 노출된 결과, 혹은 구매 관련 정보 획득 등을 통한 내적 구매의사의 발현 등의 결과로 나타난 구매와 직접적으로 관련된 목적 지향적 방문으로 볼 수 있다.

2.3 PC온라인, 모바일 매체 사용행동

본 연구에서 PC온라인 매체는 데스크탑 PC 등 소비자가 한 장소에서 머물면서 사용하는 매체를 의미한다. 모바일 매체는 스마트폰 등 휴대성을 가진 기기를 통해 사용하는 매체를 의미한다.

온라인 쇼핑 구매에서 소비자가 PC온라인, 모바일 매체를 모두 사용하는 비중은 점차 늘어나고 있다. 온라인 쇼핑 이해와 전망에 따르면, 온라인 쇼핑 이용기기 비율(중복 응답)이 2011년 데스크탑 컴퓨터 97.7%, 스마트폰 14.6%에서 2012년에는 데스크탑 89%, 스마트폰 23.8%로 데스크탑 사용의 싹틔움현상은 감소하고 모바일 기기의 사용비율이 증가하고 있다[7]. 그러나 모바일과 PC온라인에서의 소비자 경로에 관한 통합적 연구는 충분히 수행되지 못했다. 지난 6월에 진행된 2014 INFORMS 마케팅 사이언스 학회(Marketing Science Conference)에서 모바일 마케팅 관련으로 발표된 연구 4편 중 3편은 위치기반 모바일 마케팅에 관한 연구였고, 1편만이 PC온라인 구매와 모바일 구매간의 차이점을 확인한 연구였다. 이러한 위치기반 연구가 주로 수행된 이유는 모바일과 PC온라인 매체 방문 행동 간의 차이점이 우선적으로 고려되었기 때문이다. 가장 큰 차이점 중 하나는 모바일 쇼핑의 경우, 시간과 장소의 제약이 없어 방문이 용이하다는 점이다[9]. 이에 따라, 소비자의 이동경로 특성을 통해 구매행동을 예측하는 연구[13], 소비자와 매장간의 거리 혹은 시간과 프로모션 효과에 대한 연구[20] 등 새로운 모바일 환경에 대한 소비자 인지, 반응 연구가 모바일 매체 관점에서 주로 수행

되었다. 특히, 국내에서 수행된 대부분의 모바일 매체 관련 연구는 실제 소비자의 방문행동이 아닌, 설문조사나 실험을 통한 인지반응 연구에 집중되어 있다[5, 6, 9, 10].

소비자 매체 방문행동의 통합적 관찰은 첫째, 다매체 상황에서 소비자 경로 관측의 강화, 둘째, 온라인 쇼핑 사용 맥락 측면에서 소비자 경로에 대한 이해를 심화할 수 있는 기회가 될 수 있다.

먼저, 탐색경로 관측의 강화 측면에서 보면, 소비자의 PC온라인, 모바일 쇼핑 사이트 방문의 통합적 관찰은 소비자의 쇼핑 사이트 방문경로를 보다 정확히 추정할 수 있는 접근이 될 수 있다. Park and Fader[28]의 연구에서는 소비자의 쇼핑 사이트 방문을 하나의 사이트 관점이 아닌, 경쟁 상황의 복수 사이트 방문을 통해 설명함으로써 구매행동을 보다 정확히 예측할 수 있었다. 왜냐하면, 경쟁 상황에서 소비자의 방문행동은 일반적으로 복수의 쇼핑 사이트에 나누어져 있는데 하나의 쇼핑 사이트의 방문으로는 소비자의 방문행동의 패턴을 정확히 파악할 수 없기 때문이다.

둘째, 온라인 쇼핑 사용 맥락 측면에서 보면, 물리적 맥락 효과와 상황적 맥락 효과의 영향력을 검증할 수 있다. 물리적 맥락 측면에서 보면, 모바일은 PC온라인 환경에 비해 더 작은 화면을 가지고 있고, 이로 인해 탐색의 범위가 제한적일 수 있다. 실제로 제한된 화면 때문에 모바일에서 프로모션 쿠폰의 영향력이 더 크게 나타난다[14]. 반면, 상황적 맥락 측면에서 보면, 모바일은 이동 중에 사용하기 때문에, 상황적 요인의 영향을 더 크게 받을 수 있다. 예를 들어, 이전 인지 반응 연구에서는 실외, 대중교통, 상업시설 등 소비자의 상황적 요인에 따라, 효과적인 정보제시 방법이 다르게 나타났다[10]. 또한, 매장과 소비자의 거리에 따라서 효과적인 프로모션의 할인율이 다르게 나타나기도 하였다[20]. 만약, 물리적 맥락 효과가 더 높다면, 소비자의 경로는 특정 카테고리에 고착되어 있을 것이고, 상황적 맥락 효과가 더 높다면 소비자의 경로는 보다 다양한 카테고리로 확장될 수 있다.

3. 연구방법

3.1 연구 모형

연구 모형은 Moe and Fader[23]의 이전 쇼핑 사이트 방문 및 구매행동이 향후 구매행동에 미치는 영향을 검증한 동태적 모형을 기반으로 개발하였다. Moe and Fader[23]의 연구에 따르면, 소비자가 구매행동과 같은 목적행동을 달성하는데 있어서 두 가지 다른 영향이 존재한다. 첫째, 지속적인 쇼핑 사이트 방문의 순 효과는 향후 구매확률을 증가시킨다[32]. 둘째, 이전 방문(t-1)에 구매를 한 소비자의 경우, 목적을 달성하였기 때문에 이전 방문에서의 구매확률이 이번 방문(t)에 부정적인 영향을 미친다. 따라서 소비자의 구매확률은 소비자가 쇼핑 사이트 방문에 따라 보이게 되는 구매에 대한 순 효과와 구매가 이루어짐으로써 향후 방문을 저해하는 구매 임계점 효과에 의해 결정된다. 방문에 따른 구매 임계점의 증감으로 이해할 수 있는 임계점 효과는 방문효과와 합으로 나타낼 수 있다[23].

본 연구 모형의 주요 개선 및 차이점은 첫째, 소비자 경로를 관측함에 있어, Moe and Fader[23]의 연구가 PC온라인 매체만을 고려한 것과 달리, 본 연구는 PC온라인 및 모바일 매체를 통합적으로 고려했다. 둘째, Moe and Fader[23]는 하나의 쇼핑 사이트의 방문 행동만을 관측하였지만, 본 연구는 복수의 쇼핑 사이트 방문행동 및 쇼핑 사이트를 포함하는 일반 사이트의 방문행동을 통합적으로 고려하였다. 이러한 통합적 접근은 앞서 언급하였듯이 소비자의 경로에 대한 이해를 심화하는데 효과적이다[28]. 마지막으로 Moe and Fader[23]는 구매행동을 목적행동으로 설정한 것과 달리, 본 연구는 온라인 쇼핑 사이트의 방문을 목적행동으로 설정하였다. 그 이유는 온라인 광고의 목적은 소비자를 쇼핑 사이트에 방문하도록 유도하는 것이기 때문이다.

본 연구는 Moe and Fader[23]의 온라인 쇼핑 상황에서 목적행동을 설명하기 위한 가정을 기반으로 기초 모형을 수립하였다. 따라서 소비자의 쇼핑

사이트 방문은 두 가지 효과로 나타낼 수 있다. 첫째, 탐색적 방문으로서 일반적 사이트 방문에 의한 정보 획득 및 심화를 통해 향후 쇼핑 사이트 방문 확률을 증가시키는 순 효과, 둘째, 목적 지향적인 쇼핑 사이트 방문을 통한 향후 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점 증감 효과를 통한 쇼핑 사이트 방문 확률의 증감이다. 다시 말해, 개인(i)이 j번째 방문에서 쇼핑 사이트를 방문할 확률은 이전 쇼핑 사이트 방문 후 개인(i)이 j번째 일반 사이트 방문을 통한 순 방문 효과($V_{i,j}$)와 쇼핑 사이트의 방문을 통한 목적 달성에 영향을 받는 개인(i)의 j번째 방문에서의 임계점($t_{i,j}$)으로 나타냈다. 이를 수식으로 나타내면 아래와 같은 기초 모형으로 나타낼 수 있다.

$$\Pr(\text{shopping}_{i,j}) = (V_{i,j}) / (V_{i,j} + t_{i,j})$$

where,

$\Pr(\text{shopping}_{i,j})$ = 개인(i)의 j번째 방문에서 쇼핑 사이트 방문확률

$V_{i,j}$ = 이전 쇼핑 사이트 방문 이후 개인(i)의 j번째 일반사이트 방문을 통한 순 효과(net effect)

$t_{i,j}$ = 개인(i)의 j번째 방문에서 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점(threshold)

3.1.1 베타-이항(Beta-Binomial) 모형

개인(i)의 j번째 일반사이트 방문을 통한 순 효과는 쇼핑 사이트 방문에 대한 개인의 베이스라인($v_{i,0}$)과 방문 증가에 따라 누적되는 방문의 순 효과($m_{i,j}$)로 나타낼 수 있다.

$$V_{i,j} = v_{i,0} + m_{i,1} + m_{i,2} + m_{i,3} + m_{i,4} + m_{i,j}$$

그러므로 이를 위에서 언급한 기초모형에 적용하면, 아래와 같다.

$$\Pr(\text{shopping}_{i,j}) = \frac{(v_{i,0} + m_{i,1} + m_{i,2} + m_{i,3} + m_{i,4} + m_{i,j})}{(v_{i,0} + m_{i,1} + m_{i,2} + m_{i,3} + m_{i,4} + m_{i,j} + t_{i,j})}$$

기존 연구에서는 개인(i)의 j번째 방문에서의 지난 쇼핑 사이트 방문 이후 방문의 순 효과와 쇼핑 사

이트 방문의 임계점은 감마 분포(gamma distribution)를 따른다고 가정하고 모형을 수립하였다[23, 32]. 이 때, 감마 분포는 개인의 이산성(heterogeneity)을 설명하기 위해 활용되었다. 연구의 활용된 개인의 클릭-스트림 데이터는 보이지 않는 이산성인 개인적 특성(eg., 인구 통계적 특성 등)을 가지고 있는데, 감마분포를 활용하면 이산성을 효과적으로 설명할 수 있다[12, 23, 32]. 또한, 감마 분포는 유연하게 분포를 나타낼 수 있으며, 베타 분포(beta distribution)로 쉽게 전환되는 등 수학적으로 편리하다[11]. 즉, 각각의 항은 형태(shape)와 척도(scale)를 나타내는 $v_{i,0} \sim \text{gamma}(\gamma_v, \beta)$, $m_{i,j} \sim \text{gamma}(\mu, \beta)$, $t_{i,j} \sim \text{gamma}(\gamma_t, \beta)$ 로 나타낼 수 있다. 그러므로 쇼핑 사이트 방문 확률은 감마분포 및 베타분포를 활용하여 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Pr(\text{shopping}_{i,j}) &= \text{gamma}(\gamma_v + j\mu, \beta) / \text{gamma}(\gamma_v + j\mu + \gamma_t, \beta) \\ &= \text{beta}(\gamma_v + j\mu, \gamma_t) \end{aligned}$$

이는 결과적으로 베타-이항(beta-binomial) 선택 모형이다. 베이저안 정리를 활용하면, 베타 이항 모형은 이미 관찰된 개인의 행동인 일반사이트 방문과 쇼핑 사이트 방문에 대한 쇼핑 사이트 방문 확률로 나타낼 수 있다[23, 27].

$$\begin{aligned} \Pr(\text{Shopping}_{i,j} | x_{i,j}, n_{i,j}) &= E[\text{Shopping}_{i,j} | x_{i,j}, n_{i,j}] = (V_{i,j} + x_{i,j}) / (V_{i,j} + t_{i,j} + n_{i,j}) \end{aligned}$$

where,

$x_{i,j}$ = 개인(i)이 j번째 방문까지의 쇼핑 사이트 방문 수
 $n_{i,j}$ = 개인(i)이 j번째 방문하기 전까지의 방문 수 (일반, 쇼핑 사이트 방문 포함)

3.1.2 진화효과와 임계점효과

위에서 제시된 베타 이항 선택모형은 동태적관점인 일반사이트 방문의 진화효과와 지난 쇼핑 사이트 방문에 따른 임계점 변화를 설명할 수 없다. 본 연구는 PC온라인 사이트 방문만을 통해 구매행동을 설명하는 Moe and Fader[23]의 연구를 확장하여, 일반사

트 방문에 따른 쇼핑 사이트 방문 순 효과(net effect)와 쇼핑 사이트 방문에 따른 임계점(threshold) 변화를 모바일, PC온라인 매체별로 나누어 살펴보았다.

먼저, 방문효과의 경우, 쇼핑 사이트 방문에 대한 개별 소비자의 독특한 방문 주기인 베이스라인(baseline), a 와 방문에 따라 누적되어 이후 방문에 영향을 미치는 방문 순 효과로 나누어 볼 수 있다. 방문 순 효과는 소비자의 방문행동을 PC온라인, 모바일 매체별로 분리하여 측정하였다. 해당 매체의 방문 순 효과는 쇼핑 사이트를 방문할 때까지 누적되며, 쇼핑 사이트를 방문하면 다시 0으로 돌아간다. 이처럼 순 효과가 시간에 따라 누적되기 때문에 방문의 진화효과라고 할 수 있다. 아래 모형에서 k_1 의 추정 값이 1이면, PC온라인의 순 방문의 시간에 따른 진화효과는 없다고 할 수 있다. 이에 따라, 방문 증가에 따른 소비자의 쇼핑 사이트 방문확률은 변화하지 않는다. 또한, 1보다 작으면, 시간에 따라 순 방문 진화효과가 낮아진다는 것을 의미한다. 반대로 1보다 크면, 순 방문의 진화효과가 시간에 따라 증가한다는 것을 의미한다[23] ([그림 1] 참조). 같은 방식으로 k_2 를 통해 모바일 매체의 진화효과를 추정한다. 관측 데이터의 특성에 따라, 소비자가 해당 매체를 통해 쇼핑 사이트를 방문하지 않는다면, ls_{on} 혹은 ls_{mo} 는 0이다. 반면, 쇼핑 사이트를 방문한 경우에 매체별 일반 사이트 방문 횟수는 누적된다.

$$V_{i,j} \sim \text{gamma}(a + \sum_{u=1}^j u_0 k_1^{u-1} + \sum_{u=2}^j u_0 k_2^{u-2}, \beta)$$

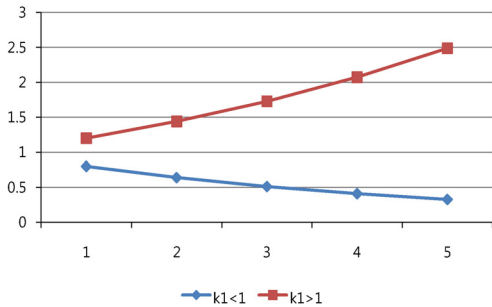
where,

- a = 쇼핑 사이트 방문에 대한 베이스라인 (baseline)
- u_0 = 방문에 따라 누적되는 방문 순 효과에 대한 베이스라인(baseline)
- k_1 = PC온라인 방문 순 효과의 진화효과(evolution effect)
- k_2 = 모바일 방문 순 효과의 진화효과(evolution effect)

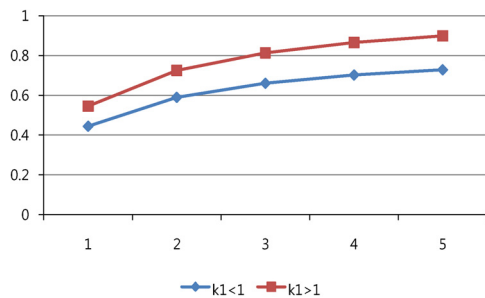
ls_{on} = 지난 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 이후 PC온라인 매체 방문 횟수

ls_{mo} = 지난 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 이후 모바일 매체 방문 횟수

β = 감마분포의 척도 모수(scale parameter)



가로 : 방문 수/세로 : 진화효과



가로 : 방문 수/세로 : 방문확률

[그림 1] (위) 진화효과(k1) (아래) 진화효과에 따른 방문확률변화

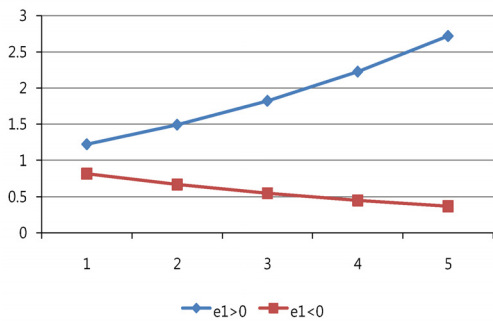
둘째, 매체 별 쇼핑 사이트 방문의 임계점 변화는 아래의 모형을 통해 확인 할 수 있다. 아래 모형에서 ϵ_1 의 추정 값이 0이면 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문의 증가와 관계없이 전체 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점은 변화하지 않는다. 그러나 ϵ_1 이 0보다 작으면 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문에 따라, 전체 쇼핑 사이트 방문 임계점이 감소한다는 것을 의미한다. 이는 향후 쇼핑 사이트 방문확률을 증가시킨다. 반대로 0보다 크면 임계점이 증가한다는 것을 의미한다. 이는 향후 쇼핑 사이트 방문확률을 감소시킨다[23]([그림 2] 참

조). 같은 방식으로 e_2 는 모바일을 통한 쇼핑 사이트 방문이 전체 쇼핑 사이트 방문확률의 임계점 변화에 어떤 영향을 미치는지 추정한다.

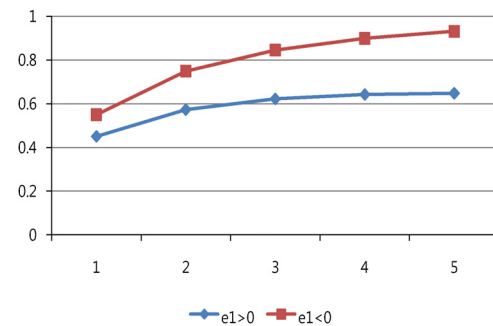
$$t_{i,j} \sim \text{gamma}(d + \exp(e_1 \times On_{i,j} + e_2 \times Mo_{i,j}), \beta)$$

where,

- d = 첫 쇼핑 사이트 방문의 임계점
- e_1 = PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점
- e_2 = 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점
- $On_{i,j}$ = 개인(i)이 j번째 방문까지 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 수
- $Mo_{i,j}$ = 개인(i)이 j번째 방문까지 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 수



가로 : 방문 수/세로 : 임계점 효과



가로 : 방문 수/세로 : 방문확률

[그림 2] (위) 임계점 효과(e_1) (아래) 임계점 변화에 따른 방문확률 변화

마지막으로, 쇼핑 사이트를 방문하지 않는 소비자가 있을 수 있기 때문에 이에 대하여 고려하였다. 이때, PC온라인, 모바일 매체를 하나의 식으로 고려하였다. 이는 Moe and Fader[23]의 연구에서 비구매자를 고려한 방식과 같다.

$$\begin{aligned} \Pr(\text{Shopping}_{i,j} | x_{i,j}, n_{i,j}) \\ = (1-f) + f \times V_{i,j} / (V_{i,j} + t_{i,j} + n_{i,j}) \end{aligned}$$

where,

f = 쇼핑 사이트를 방문하지 않는 소비자 비율

위의 모형을 바탕으로 도출된 다음의 MLE(Maximum Likelihood Estimation) 함수를 활용하여, 결과 값을 도출하였다[23]. 분석에는 R 3.0의 optimx package를 활용하였다[18, 29]. 사용자의 연속적인 행동은 진화효과 및 임계점효과로 측정하고, 개별 사용자의 차이는 감마분포를 통해 이산성을 설명하기 때문에, 사용자의 연속적 사이트 방문은 독립적이라고 가정하였다.

$$\begin{aligned} L &= \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{I_i} [\Pr(\text{shopping}_{i,j})]^{I_{ij}} \times [1 - \Pr(\text{shopping}_{i,j})]^{I_{ij}} \\ &= \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{I_i} [E(\text{Shopping}_{i,j})]^{I_{ij}} \times [1 - E(\text{Shopping}_{i,j})]^{I_{ij}}, \end{aligned}$$

where,

$I_{i,j}$ = 소비자(i)가 j번째 방문에서 쇼핑 사이트에 방문하면 1, 아니면 0

3.2 연구 데이터

연구데이터는 제일기획에서 제공받은 2013년 1월부터 3월까지의 패널의 PC온라인, 모바일 클릭-스트림 데이터를 활용했다. 이 중 30명을 무작위로 선정하여 분석에 활용했다. 전체 PC온라인, 모바일 매체의 방문 수는 523,576건 이었으며, 이 중 447,866건은 PC온라인 매체, 75,710건은 모바일 매체 방문이다. 클릭-스트림 데이터는 소비자의 온라인 쇼핑 행동을 이해하는데 주요한 역할을 수행한다[1, 4].

쇼핑 사이트의 분류는 패널 데이터의 방문 URL이 포함된 클릭-스트림 데이터를 바탕으로 대학원생 2명이 쇼핑 사이트에 대한 스킴(scheme)을 만들고, 이를 활용하여 쇼핑 및 일반사이트를 분류하였다. 예를 들어 <http://www.gmarket.co.kr/>, <http://www.11st.co.kr/> 등은 쇼핑 사이트 URL이다. 소비자의 방문 URL에 해당 URL(gmarket, 11st 등)이 포함되면 쇼핑 사이트로 분류하였다. 전체 방문 클릭-스트림에서 쇼핑 사이트 방문은 57,273건으로 약 10.9%로 나타났다. 구체적인 데이터 특성은 <표 1>과 같다.

4. 분석 결과

연구결과 매체별 진화효과 및 임계점 효과를 고려하지 않은 기초모형(베타-이항 선택모형)의 LL(Log Likelihood)값은 -202751, 진화효과 및 임계

점효과를 고려한 모형은 LL값이 -124793으로 매체별 진화효과 및 임계점 효과를 고려하였을 때, 모형이 개선되었음을 확인 할 수 있다. 각 매체별 일반 사이트 방문행동의 경우, PC온라인 매체($k_1 = 0.0377$)와 모바일 매체($k_2 = 0.1899$)의 순 방문 효과는 시간에 따라 모두 감소하는 것으로 나타났다. 하지만 모바일 매체가 PC온라인에 비해 시간에 따라 감소하는 정도가 더 낮은 것으로 나타났다. 다시 말해, 방문의 누적 효과는 모바일 매체가 PC온라인 매체에 비해 더 크게 나타났다. 또한, 임계점의 경우, PC온라인 매체의 쇼핑 사이트 방문($e_1 = 0.0047$)은 추가적인 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점을 시간에 따라 향상시키지만, 반대로 모바일 쇼핑 사이트 방문($e_2 = -0.0042$)은 시간에 따라 임계점을 하락시키는 것으로 나타났다. 구체적인 추정 값은 <표 2>와 같다.

<표 1> 개별 데이터 특성

	평균(Mean)	최소값(Min.)	최대값(Max.)
PC온라인 매체 방문 수	14929.00	87	75627
모바일 매체 방문 수	2523.70	6	15591
PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 수	1839.00	0	22849
모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문 수	70.13	0	254

<표 2> 모형 추정 결과

변수 명		전체모형	기초모형
방문의 효과	V	0.5239	3.0992
쇼핑 사이트 방문에 대한 베이스라인(baseline)	a	0.4947	0.0020
방문에 따라 누적되는 방문 순 효과에 대한 베이스라인(baseline)	u_0	0.4988	0
PC온라인 방문 순 효과의 진화효과	k_1	0.0377	1
모바일 방문 순 효과의 진화효과	k_2	0.1899	1
쇼핑 사이트 방문의 임계점	t	0.4984	0.0000
첫 쇼핑 사이트 방문의 임계점	d	0.4989	0.5743
PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점	e_1	0.0047	0
모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점	e_2	-0.0042	0
온라인 쇼핑 비 방문자	f	0.4988	1
감마분포의 척도 모수(scale parameter)	β	0.4908	4.7151
LL(Log Likelihood)		-124793	-202751

PC온라인 매체 결과는 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문은 시간에 따라, 방문확률을 점차 감소시킨다는 것을 의미한다, 이는 Moe and Fader [23]의 연구결과에서 온라인 쇼핑 사이트 방문이 구매에 미치는 순 효과가 시간에 따라 감소하고, 구매행동은 임계점을 향상시킨다는 결과와 일맥상통 하는 결과이다. 그러나 기존의 연구결과와 달리, 모바일의 경우에는 지속적인 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문이 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점을 하락시켜 전반적인 쇼핑 사이트 방문확률을 증가시킨다. 이러한 결과는 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문이 소비자에게 새로운 경험이기 때문일 것으로 보인다. 또한, 방문의 용이성, 쿠폰 할인 정보, 결제방식의 편의성등 추가적인 효익이 주어진다라는 사실도 소비자의 방문 임계점을 낮추는 원인이 될 수 있다[9]. 매체별 사용 맥락 측면에서 살펴보면, 모바일의 경우, 화면크기 등 물리적 맥락이 더 큰 영향을 미쳐 쇼핑 사이트로 카테고리의 경로로 고착성이 심화된다고 평가할 수도 있을 것이다. 반면, PC온라인의 경우, 이용의 용이성 등의 이유 때문에 일반 사이트 등 다른 사이트로의 다양성이 확장된다고 볼 수도 있을 것이다.

5. 논 의

5.1 시사점

본 연구를 통해 소비자의 PC온라인, 모바일 매체 사용에 대한 통합적 접근이 소비자의 쇼핑 사이트 방문 경로를 이해하는데 추가적인 시사점을 줄 수 있음을 확인할 수 있었다. 연구결과에 따르면, 지속적인 PC온라인 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문은 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점을 향상시켜 쇼핑 사이트 카테고리의 방문확률을 낮추는 특성을 가지고 있다. 이는 기존의 연구와도 일치하는 결과이다[23]. 반면, 지속적인 모바일 매체를 통한 쇼핑 사이트 방문은 쇼핑 사이트 방문에 대한 임계점을 하락시켜 쇼핑 사이트 카테고리의 방문 확률을 높

이는 특성을 가지고 있다. 또한, 일반 사이트의 방문행동 역시 PC온라인 보다는 모바일 매체를 통한 방문행동이 쇼핑 사이트 방문에 더 큰 누적효과를 가지고 있다. 위의 연구결과들은 쇼핑 사이트 방문에 있어서 모바일 매체를 통한 방문 활동이 쇼핑 사이트 카테고리에 대한 고착성을 향상시킨다는 것을 의미한다. 이는 모바일의 경우, 물리적 맥락이 사이트 카테고리 방문에 더 큰 영향을 미친다는 것을 간접적으로 증명하고 있다. 그러므로 온라인 광고 관점에서 소비자의 방문을 유도하기 위해서는 모바일 매체를 통해 추가적인 혜택이나 편의성을 강조하여 소비자의 방문을 유도하는 것이 효과적이라고 할 수 있다.

5.2 연구의 한계와 향후 연구

모바일 매체를 통한 쇼핑시장은 지속적으로 성장하고 있는 시장이기 때문에, 시장의 성숙도에 따른 소비자 행동패턴의 변화를 확인할 필요가 있다. 네이버[2]에 따르면, 모바일 검색광고 비중이 '13년 1분기 16%에서 '14년 22%로 1년 동안 37% 증가하였다. 이러한 변화는 향후 패널데이터의 지속적 축적으로 확인할 수 있을 것이다.

본 연구는 쇼핑 사이트 카테고리 방문에 대한 매체별 효과를 검증하였다. 향후에는 연구의 범위를 쇼핑 사이트의 경쟁 상황에 대해 초점을 맞추어 볼 필요가 있을 것이다. 이를 통해 최근 일어나고 있는 모바일 매체 중심의 온라인 쇼핑 성장이 새로운 시장가치를 창출하는지 혹은 PC온라인 매체 중심의 시장을 침식하여 전체적인 온라인 시장의 성장을 저해하는지 확인할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김현교, 이동일, “소비자 키워드광고 탐색패턴에 나타난 촉진지향성이 온라인 여행상품 구매확률에 미치는 영향”, 『한국경영과학회지』, 제39권, 제1호(2014), pp.29-48.

- [2] 네이버, 『NAVER 2014년 1분기 IR보고서』, 네이버, 2014.
- [3] 닐슨코리아, 『옵니채널(OMNI-CHANNEL) 소비패턴이 대세, 지금 기업에게 필요한 것은?』, 닐슨코리아, 2014.
- [4] 이홍주, “클릭스트림 데이터를 활용한 전자상거래에서 상품추천이 고객 행동에 미치는 영향 분석”, 『한국경영과학회지』, 제33권, 제3호(2008), pp.59-76.
- [5] 정지은, 추호정, 이하경, “패션제품에 대한 모바일 구전효과 : 페이스북을 중심으로”, 『한국의류학회지』, 제37권, 제2호(2013), pp.186-201.
- [6] 진정숙, 조로사, 박주석, “모바일 마이크로블로깅(Mobile Microblogging) 서비스의 사용요인에 관한 연구”, 『경영과학지』, 제28권, 제3호(2011), pp.83-93.
- [7] 한국온라인쇼핑협회, 『온라인 쇼핑 시장에 대한 이해와 전망』, 한국온라인쇼핑협회, 2013.
- [8] DMC 미디어, 『DMC 리포트』, DMC 미디어, 2013.
- [9] DMC 미디어, 『모바일 쇼핑 이용실태 조사 보고서』, DMC 미디어 브랜드 마케팅 팀, 2013.
- [10] Choi, S.H., D.I. Lee, and H. Lee, “The Interaction Effects of the Shopping Situation and the Product Display Type on the Consumer Response in Mobile Shopping,” *Asia Marketing Journal*, Vol.14, No.3(2012), pp.119-135.
- [11] Fader, P.S. and B.G.S. Hardie, “Probability Models for Customer-Base Analysis,” 20th Annual Advanced Research Techniques Forum, (2009).
- [12] Fader, P.S. and B.G.S. Hardie, “Probability Models for Customer-Base Analysis,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.23 No.1, (2009), pp.61-69.
- [13] Ghose, A. and S.P. Han, “An Empirical Analysis of User Content Generation and Usage Behavior on the Mobile Internet,” *Management Science*, Vol.57 No.9(2011), pp.1671-1691.
- [14] Ghose, A., “Tracking Mobile : The Rise of Smartphones in Marketing,” *ISB INSIGHT*, 2014.
- [15] Hui, S.K., P.S. Fader, and E.T. Bradlow, “Path Data in Marketing : An Integrative Framework and Prospectus for Model Building,” *Marketing Science*, Vol.28, No.2(2009), pp.320-335.
- [16] IBM, 『Black Friday Report 2013』, IBM, 2013.
- [17] Janiszewski, C., “The Influence of Display Characteristics on Visual Exploratory Search Behavior,” *Journal of Consumer Research*, Vol.25, No.3(1998), pp.290-301.
- [18] John, C.N. and R. Varadhan, “Unifying Optimization Algorithms to Aid Software System Users : optimx for R,” *Journal of Statistical Software*, Vol.43 No.9(2011), 1-14. URL <http://www.jstatsoft.org/v43/i09/>.
- [19] Johnson, E.J., W.W. Moe, P.S. Fader, S. Bellman, and G.L. Lohse, “On the Depth and Dynamics of Online Search Behavior,” *Management Science*, Vol.50 No.3(2004), pp.299-308.
- [20] Luo, X., M. Andrews, Z. Fang, and C.W. Phang, “Mobile Targeting,” *Management Science*, Vol.60, No.7(2014), pp.1738-1756.
- [21] Manchanda, P., J.P. Dubé, K.Y. Goh, and P. K. Chintagunta, “The Effect of Banner Advertising on Internet Purchasing,” *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.1(2006), pp.98-108.
- [22] Moe, W.W. and P.S. Fader, “Capturing Evolving Visit Behavior in Clickstream Data,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.18, No.1(2004), pp.5-19.
- [23] Moe, W.W. and P.S. Fader, “Dynamic Conversion Behavior at E-Commerce Sites,” *Man-*

- gemnet Science*, Vol.50, No.3(2004), pp.326-335.
- [24] Moe, W.W., "An Empirical Two-Stage Choice Model with Varying Decision Rules Applied to Internet Clickstream Data," *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.1,2(2006), pp. 680-692.
- [25] Moe, W.W., "Buying, Searching, or Browsing : Differentiating Between Online Shoppers Using In-Store Navigational Clickstream," *Journal of Consumer Psychology*, Vol.13, No. 2(2003), pp.29-39.
- [26] Montgomery, A.L., S. Li, K. Srinivasan, and J.C. Liechty, "Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data," *Marketing Science*, Vol.23, No.4(2004), pp.579-595.
- [27] Navarro, D. and A. Perfors, "An Introduction to the Beta-Binomial Model," COMPSCI 3016 : Computational Cognitive Science, University of Adelaide.
- [28] Park, Y.-H. and P.S. Fader "Modeling Browsing Behavior at Multiple Websites," *Marketing Science*, Vol.23, No.3(2004), pp.280-303.
- [29] R Core Team, "R : A language and environment for statistical computing," R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <http://www.R-project.org/>. 2014.
- [30] Rutz, O.J., M. Trusov and R.E. Bucklin, "Modeling Indirect Effects of Paid Search Advertising : Which Keywords Lead to More Future Visits?," *Marketing Science*, Vol.30, No.4(2011), pp.646-665.
- [31] Rutz, O.J. and R.E. Bucklin, "From Generic to Branded : A Model of Spillover Dynamics in Paid Search Advertising," *Journal of Marketing Research*, Vol.48, No.1(2011), pp.87-102.
- [32] Schmittlein, D.C. and D.G. Morrison, "A Live Baby or Your Money Back : The Marketing of In Vitro Fertilization Procedures," *Management Science*, Vol.48, No.12(2003), pp.1617-1635.