

디바이스 유형을 고려한 온라인 멀티 채널 마케팅 효과

The Effect of Online Multiple Channel Marketing by Device Type

신 하 정 (Hajung Shin) 한양대학교 비즈니스인포매틱스학과
남 기 환 (Kihwan Nam) KAIST 경영대학원 경영공학부, 교신저자

요 약

다양한 디바이스 유형과 마케팅 커뮤니케이션의 등장으로 온라인 환경에서 고객들의 탐색 및 구매 행동은 더욱 세분화 되었다. 하지만 기존 연구들은 고객 구매여정에서의 마케팅 채널 효과를 분석하는 과정에서 디바이스 종류에 따라 드러나는 UI(User Interface)와 UX(User Experience) 특성을 반영하지 못하였다. 본 연구는 글로벌 쇼핑몰의 대규모 클릭스트림 데이터를 활용하여 다양한 디바이스를 사용하는 고객들의 유입 채널 효과를 분석하였다. 온라인 쇼핑을 활성화 시키는 디바이스 유형을 구별하고, 디바이스 유형에 따라 방문을 증진시키는 유입 채널 간의 차이를 비교하였다. 고객의 과거 쇼핑 누적 경험과 유입 채널 전환 행태를 통해 방문과 구매액 미치는 직접효과 간접효과를 판별하였다. 그 결과 동일한 고객이라도 디바이스 선택에 따라 활용하는 마케팅 채널이 달라지는 것을 발견할 수 있었다. 온라인 소매업체는 이러한 결과를 통해 디바이스 유형을 고려하여 멀티 마케팅 채널 환경에서의 고객 의사결정과정을 더욱 잘 이해하고 최적의 전략을 세울 수 있을 것이다. 본 연구는 실제 글로벌 빅 데이터를 분석하여 얻어진 유의미한 결과를 기반으로 경영학적 시사점을 도출하고, 계량 경제 모델을 활용하여 의미 있는 이론적립에 학문적으로 기여한다. 실제 온라인 쇼핑 마케팅 담당자들이 시도할 수 있는 전략적 통찰력을 제시한다는 점에서 실용적으로 활용할 가치가 있다.

키워드 : 어트리뷰션 모델, 멀티 디바이스 마케팅, 터치포인트 매니지먼트, 고객 온라인 쇼핑, 마케팅 커뮤니케이션 채널

I. 서 론

다양한 유저인터페이스와 모바일 디바이스 이용의 확산으로 온라인 커머스 시장은 계속적으로 변화하고 있다. 통계청 자료에 따르면, 2018년 8월 기준으로 국내 온라인 쇼핑 중 모바일 쇼핑의

비중은 63.2%로 전년동월대비 5.0%가 증가하였으며, 모바일 쇼핑 거래액은 전월 대비 29.7% 증가, 총 5조 7,197억 원 거래되었다. 점점 더 많은 고객들에게 기존의 PC와 같은 고정 디바이스(fixed device)는 온라인 쇼핑을 위한 두 번째 디바이스로 빠르게 전환되고 있다. 이처럼 소비자들

이 더 이상 온라인 쇼핑을 위해 PC만을 사용하지 않고 모바일폰(mobile phone)이나 태블릿(tablet) 등 다양한 디바이스를 활용한다(Kumar *et al.*, 2017). 기업은 온라인 채널 활성화를 위해 고객이 사용하는 다양한 디바이스 특징과 그들의 쇼핑 행태를 반영하여 온라인 웹사이트와 모바일 웹, 모바일 어플리케이션 환경을 구축하고 지속적으로 개발한다(Einav *et al.*, 2014; Han *et al.*, 2016).

최근 기술적 진보를 통해 기업은 개별 고객의 구매 여정과 온라인채널 접근을 위해 활용하는 디바이스에 대한 세부적인 정보를 추적할 수 있다(Anderl *et al.*, 2016). 특히 다양한 디바이스와 터치 포인트는 고객의 쇼핑 환경을 원활하게 하기 위해 지속적으로 서로 전환되는 동시에 사용되고 있으며(Verhoef *et al.*, 2015), 기업 입장에서 관련 정보를 활용하는 것은 중요하다. 마찬가지로 학계에서도 마케팅 커뮤니케이션 채널과 디바이스 간의 상호작용 영역의 연구가 요구되고 있다(Kannan *et al.*, 2016). 예를 들어, 유료 검색 광고나 배너 광고와 같은 특정 채널의 효과는 모바일 디바이스를 사용할 때와 고정 디바이스를 사용하여 접근할 때 서로 다른 영향을 줄 수 있다. 아울러 동일한 고객이더라도 디바이스 선택에 따라 활용하는 마케팅 채널이 달라진다. 이와 같이 디바이스를 고려하여 고객 구매 과정을 차례로 분석하면 기업은 사용자 인터페이스에 따라 개별 탐색과 구매 경향을 예측하고 개별화된 마케팅 전략을 개발할 수 있다. 하지만 현재까지 대부분의 고객 여정에서의 마케팅 채널 효과 분석과 멀티 디바이스에 대한 학술 연구는 두 영역을 포괄적으로 고려하지 못하고 있다.

본 연구는 온라인 구매 경로에서 고객이 선택한 디바이스 유형에 따라 고객의 쇼핑 행태를 조사하여 유입 채널의 마케팅 효과를 분석하고자 한다. Li and Kannan(2014)는 소매업체의 온라인 웹사이트에서 각 유입 채널의 전환 속성을 판별하기 위한 개념적 프레임워크를 일련의 고객 구매 퍼널 단계(purchase funnel stage)에 따라 제안하

였다. 고객은 구매 여정에서 다양한 마케팅 채널을 활용하고 노출 될 수 있으며, 각 채널에 따른 직·간접적인 경험은 고객의 탐색과 구매 행동에 영향을 미친다(Lemon and Verhoef, 2016). 의사결정과정에서 소비자의 지식과 행동은 서로 다른 채널마다 다양한 영향을 미칠 수 있기 때문에(Batra and Keller, 2016), 디바이스 특징에 따라 그 효과는 달라질 것이다. 본 연구를 통해 고객의 구매 과정(path to purchase) 단계에 따라 수행하는 다양한 디바이스의 역할과 중요성을 이해할 수 있을 것이다. 동시에 멀티 디바이스를 활용하는 고객의 다양한 유입 패턴을 분석할 수 있을 것으로 기대 된다. 이와 같은 맥락에서 본 연구는 웹사이트 외부에서 유입되는 채널과 디바이스의 시너지 효과를 이해하고 개별 고객의 온라인 구매 의사 결정 과정을 고려한다.

분석을 위해 온라인 쇼핑 세션에서 모든 고객의 유입 및 구매 경로를 추적하는 글로벌 온라인 소매업체의 대규모 클릭스트림 데이터를 활용하였다. 일부 도메인에 국한되지 않고 다양한 제품군을 판매하는 글로벌 기업의 빅데이터를 활용함으로써 보다 신뢰성 있는 결과를 도출할 수 있었다. 고객은 디바이스를 선택할 수 있으며, 선호하는 디바이스에 따라 고객이 소매업체의 웹사이트에 유입하기 위한 채널을 고려한다. 고객이 고려하는 채널의 개별 이질성(heterogeneity)을 조절하기 위해 채널은 고객 주도형 채널(customer-initiated channel)과 회사 주도형 채널(firm-initiated channel)로 구분하였다. 고객이 방문과 구매 과정에서 선택하는 디바이스 유형과 유입 채널 종류를 고려하여 고객의 전반적인 구매여정에서의 고객 유입 패턴을 계량경제학적으로 분석하였다. 실증 분석의 결과, 고객 구매 결정 프로세스에 따라 디바이스와 채널간의 다양한 영향을 확인할 수 있었다. 디바이스 선택 및 유입 채널 고려 단계에서는 태블릿 디바이스가 가장 방문을 촉진시켰으며, 방문 단계에서도 동일한 결과가 나타났다. 디바이스 유형별로 방문과 구매를 촉진시키는 유

입 채널 종류는 차이를 보였으며, 특히 고정 디바이스를 활용하여 유입되는 채널의 경우 단순 방문 보다는 웹사이트를 통해 정보를 얻으려는 검색 목표를 가지고 있었다. 구매 단계에서는 구매를 위한 탐색은 디바이스를 통해 이루어지지만 실제 구매는 소비자의 활용도가 높은 곳에서 효율적으로 소비하는 경향을 발견하였다.

II. 배경 및 문헌연구

2.1 모바일 커머스(Mobile Commerce)

모바일 마케팅은 이동 매체(mobile medium) 디바이스 기술을 사용하는 회사와 고객 사이의 다방향 커뮤니케이션으로 정의되며 주로 상호작용에 따른 모바일 광고, 판촉, 고객 지원 및 기타 관계 구축 등의 활동들을 포함한다(Shankar and Balasubramanian, 2009). 소비자들은 모바일 서비스를 사용함에 따라 적시성(timeliness), 쉬운 접근성, 시공간의 상호의존성, 보안 문제 등과 같은 비용(costs)과 이익(benefits)을 얻을 수 있다(Kleijnen *et al.*, 2007). 특히 모바일 탐색 경험(browsing experience)은 PC처럼 방대한 양의 정보를 가진 온라인 소스에 즉각적인 액세스를 제공하기 때문에 유사하지만, 일반적으로 PC보다 작은 화면이 가지는 높은 탐색 비용(search cost)과 이동성으로 인한 정보의 적시성으로부터 차이점을 가진다(Ghose *et al.*, 2013).

모바일 상거래(m-commerce)에서 가장 중요한 특징 중 하나는 언제 어디에서나 아주 흔하게 사용할 수 있는 유비쿼터스(ubiquitous)적인 것이다(Balasubramanian *et al.*, 2002). Okazaki and Mendez (2013)은 모바일 고객의 유비쿼터스적 경험을 계속성, 즉시성, 휴대성, 탐색성 차원에서 연구하였다. 모바일 디바이스는 사용자가 시간과 장소의 제약 없이 거래를 용이하게 하며, 브랜드와도 빈번한 방식으로 상호 작용할 수 있기 때문에 시기 적절하게 필요한 정보에 접근 할 수 있게 한다

(Shankar *et al.*, 2010). 휴대성의 특징을 가지는 기능성 기기일 뿐만 아니라, 개인의 라이프 스타일을 반영할 수 있기 때문에 근본적으로 문화적 도구의 기능도 가지고 있다(Bell, 2006). 디바이스관점에서 모바일폰과 태블릿과 같은 모바일 기기는 소비자들이 이동 중에도 다양한 앱이나 웹 서핑을 통해 탐색이나 구매결정과 같은 여러 활동들을 가능하게 해준다(Shankar *et al.*, 2016). 웹사이트를 활용하는 소비자들이 데스크탑이나 랩탑의 사용에서 모바일폰이나 태블릿 디바이스로 변화하면서 관련 인터페이스도 마우스나 터치패드에서 터치스크린으로 변화하고 있다. 모바일 디바이스의 터치스크린은 터치패드나 마우스와 비교했을 때, 온라인 쇼핑환경에서 선택된 제품에 대해 심리적인 소유권이 강하며 선택된 제품에 대한 소유효과(endowment effect)와 구매지불의사(willing to pay)를 높인다(Brasel and Gips, 2014). 즉 항목을 클릭하는 것보다 모바일 디바이스를 통한 직접 터치 인터페이스는 고객들에게 더 큰 소유감과 연결감을 느끼게 한다.

모바일 디바이스가 사람들이 의사소통하고 일하고 사회화하는 방식을 변화시키면서, 모바일웹뿐만 아니라 업계에서 증가하고 있는 많은 채택(adoption)과 혁신은 모바일 어플리케이션에 의해 주도되고 있다(Ghose and Han, 2014; Han *et al.*, 2016; Jun *et al.*, 2016; Kim *et al.*, 2017; 이경진 등, 2016). 모바일 앱은 전 세계적으로 소셜 네트워크에 접속하고, 전자책을 읽고, 게임하고 음악하고 비디오를 보는 등, 우리 삶에서 의미 있는 측면들을 수행하고 있다(Ghose and Han, 2014). 기업들은 신규 고객을 유치하고 기존 고객 간의 브랜드 충성도를 높이기 위한 추가적인 커뮤니케이션 채널로 모바일 앱을 선호하고 있다(Wang *et al.*, 2016). Kim *et al.*(2015)에 따르면, 브랜드 모바일 앱은 휴대 가능하고 편리하며, 고객이 습관적으로 브랜드와 상호 작용할 수 있는 기회를 제공함에 따라 고객의 지속적인 사용을 유도하는 설득력 있는 마케팅 도구이다. Einav *et al.*(2014)은 모바일 쇼핑 어플리케이션

채택이 전반적인 플랫폼 기반 구매의 즉각적이고 지속적인 성장과 관련되어 있음을 확인하였다. Hoehle and Venkatesh(2015)는 모바일 응용프로그램의 사용 용이성에 대한 풍부한 개념 프레임워크를 제공하며, 효과적인 모바일 응용 프로그램을 설계하기 위한 지침을 제시하였다. Han *et al.*(2016)은 모바일 웹과 앱 사용에 대한 대규모 패널 데이터를 사용하여 고객의 다양한 모바일 앱 선택과 시간 사용, 소비 결정 및 효용 극대화에 관련된 메커니즘을 구현하였다. Xu *et al.*(2014) 미디어 회사의 모바일 뉴스 앱의 도입으로 모바일 뉴스 웹사이트의 수요가 크게 증가함을 밝혔다.

2.2 디바이스 유형별 소비자 쇼핑 행태

디바이스의 특징에 따라서 사용하는 고객들의 구매 결정을 위한 탐색 및 구매 활동에 관해 연구되었다. 고객들은 구매 결정 이전에 제품이나 브랜드에 관한 정보를 통해 불확실성을 해소하기 위해 많은 탐색 비용과 시간을 소요한다(Feinberg and Huber, 1996). 탐색 비용(search cost)은 고객의 탐색과 선택 행동에서 필수적인 부분이며, 이를 고려하지 못할 시 소비자 선호도와 수입 손실의 편향된 추정치로 이어질 수 있다(Wang and Sahin, 2017). 디바이스 관점에서, 디바이스의 스크린 크기로 인한 사용성의 한계로부터 탐색 비용은 상이하게 나타났다. 작은 스크린 크기는 정보를 풍부하게 제공하지 못하는 디스플레이 능력의 한계로 고객은 웹 페이지 내용을 기억해야 하고 클릭과 스크롤을 통해 정보를 더 찾게 만든다(Ghose *et al.*, 2012). Ghose *et al.*(2013)은 모바일 디바이스의 경우 화면 크기가 작기 때문에 사용자가 정보를 찾는 탐색 비용이 고정 디바이스보다 증가함을 밝혔다. 이처럼 모바일 디바이스는 고객이 탐색 비용에 투자하기를 꺼려하고 주로 습관적 필요에 의해 쇼핑할 때 이용된다(Shankar *et al.*, 2010). 작은 화면에서 물품이나 서비스를 탐색하려면 검색 프로세스의 효율성이 떨어지고, 검색할 수 있는 정보의 유형과 양이 제

한됨으로, 소비자는 주로 많은 검색이 필요하지 않는 작업을 수행하기 위해 모바일 기기를 사용한다(Shankar *et al.*, 2010; Wang *et al.*, 2015). 반면, PC는 탐색 비용이 모바일 디바이스 보다 적으며, 주로 장기적으로 탐색적인 검색 활동을 지속하면서 구매로 이어졌다(Sweeney and Crestani, 2006). PC는 고객이 보다 계획적으로 필요한 물품이나 브랜드를 고려하거나 또는 틈새 제품을 구매하는데 활용된다(Ghose and Park, 2013). PC는 모바일 디바이스에 비해 멀티태스킹(multi-tasking)에 효과적이기 때문에 소비자가 여러 소스를 검색해야 할 경우 적합하다(Raphaeli *et al.*, 2017). 고객이 모바일 디바이스가 제공하는 편리함으로 이용하더라도 검색 비용이 높으면 웹 정보를 찾거나 다시 검색할 때 인지 능력에 부정적인 영향을 줄 수 있으며 고객은 보다 탐색적인 검색 동작(exploratory search behavior)위해 PC를 사용하고, 특정 작업을 위해 휴대용 장치를 사용하는 것을 선호한다(Ghose *et al.*, 2013; Sweeney and Crestani, 2006; Wang *et al.*, 2015).

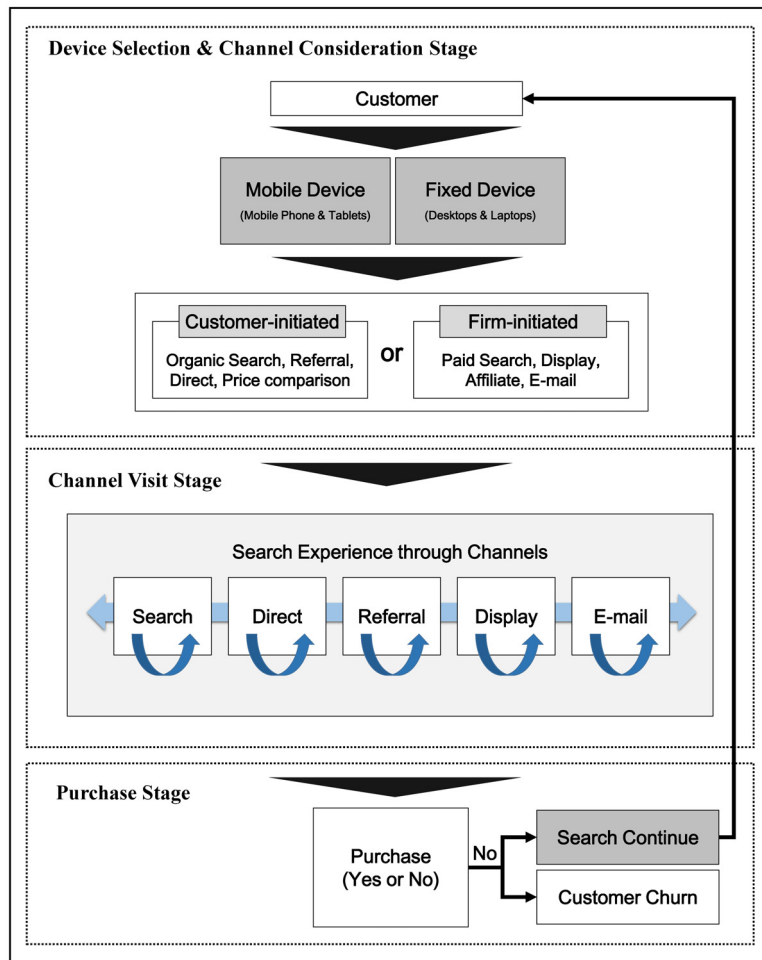
디바이스 유형에 따라 소비자가 웹사이트와 어플리케이션 환경을 접할 수 있으며 관련하여 고객의 쇼핑행태도 다양하다(홍세일 등, 2016). Ghose and Han(2011)은 모바일 콘텐츠의 생성과 사용간의 상호의존성을 매핑하여 모바일 웹 환경에서의 사용자 행동을 연구하였으며, 이전 기간에 더 빈번하게 모바일 콘텐츠를 소비할수록 현재 기간의 모바일 콘텐츠 소비에는 일시적 부정적으로 나타났다. Ghose *et al.*(2013)은 모바일폰과 PC사이의 인터넷 탐색 행동을 연구 하였으며, 모바일폰에서는 상품 순위의 영향이 더 크고 오프라인 매장의 지리적 근접성에 따라 PC보다 더 큰 영향을 미치는 것을 보였다. Wang *et al.*(2015)는 온라인 식료품 이용 고객들이 모바일 구매자가 된 이후에 PC만 사용하는 고객 행동에 변화가 일어났으며, 모바일 디바이스를 활용하는 고객들은 디바이스 수용 이후로 구매량이 증가하고 주로 이미 구매한 경험이 있거나 익숙한 제품을 습관적으로 구매하는 경향이 있었다. Shanker *et al.*

(2016)은 모바일 디바이스가 다양한 앱과 웹서핑, 대화 및 시청각 기능을 사용할 수 있는 특징을 가지고 있으며, 이동 중에 고객이 여러 개의 탐색활동과 구매 결정을 내리는 것을 연구하였다. Xu *et al.*(2016)은 구매활동에서 크로스 디바이스(cross-device) 탐색 패턴의 영향을 연구하였으며, 태블릿은 PC의 대체물(substitute)이자 스마트폰의 보완물(complement) 역할을 하였다. 그들의 연구에 따르면, 태블릿 디바이스의 수용은 쾌락적 탐색 행동을 자극시키고 충동적으로 제품을 구매하는 경향이 있으며 다양한 물품을 구매하는 것을 증

가시키고, 브라우징 할 때 다양한 디바이스를 사용할 때 더 많은 지출을 하는 경향이 있었다. De Haan *et al.*(2018)은 구매 경로에서 디바이스 사용량에 대해 연구하였으며, 고객이 스마트폰에서 고정 디바이스로 전환할 때 다음 연속 세션에서 구매할 전환 확률이 높아졌다.

III. 연구 프레임워크

본 연구 모델은 디바이스 유형을 고려한 탐색 및 구매 환경에서 고객의 의사결정 계층 구조에



<그림 1> Model Framework

중점을 둔다. 고객은 자사 웹사이트에서 제품이나 서비스를 구매할 때, 의사결정을 위해 진행하는 일련의 과정을 거친다. 이러한 과정을 연구에 도입한 것은 고객 여정에 따른 중요한 상호 작용 효과로 인해 채널을 독립적으로 분석하면 채널 효율성 및 부차적인 의사결정에 대한 잘못된 결론이 도출될 수 있기 때문이다(Li and Kannan, 2014; Xu *et al.*, 2014). 먼저 기기 선택 및 채널 고려 단계(Device Selection & Channel Consideration Stage)는 고객이 온라인 채널에 접속하기 위해 모바일 디바이스(e.g., mobile phones and tablets) 또는 고정 디바이스(e.g., desktops and laptops)를 선택한다. 다음으로 방문 단계(Visit Stage)에서는 고객이 자사 웹사이트에 유입할 때 주로 활용하는 유입 채널(고객 주도형 채널 또는 회사 주도형 채널)을 고려한다. 고객은 웹사이트 방문을 위해 채널을 선택하며 탐색 활동을 진행한다. 마지막으로 구매 단계(Purchase Stage)에서는 고객이 누적된 정보를 활용하여 웹사이트에서 구매할 때 활용하는 디바이스와 채널을 결정한다. <그림 1>은 본 연구의 개념적 프레임워크를 도식화하였다.

3.1 고객 주도형 채널(Customer-Initiated Channels)과 회사 주도형 채널(Firm-Initiated Channels)

고객이나 회사에 의해 온라인 채널의 커뮤니케이션이 시작될 수 있기 때문에, 유입 채널의 접촉 근원(contact origin)을 판별하는 것은 온라인 채널의 중요한 차별화 요소로 인식된다(Anderl *et al.*, 2016; Li and Kannan, 2014; Wiesel *et al.*, 2011). 고객 주도형 채널(CIC; customer-initiated channels)은 고객이 주도적으로 상품이나 서비스에 대한 정보를 찾거나 가격을 비교한다(Bowman and Narayandas, 2001; Wiesel *et al.*, 2011). 회사 주도형 채널(FIC; firm-initiated channels)은 디스플레이 광고나 전자 메일이 해당되며 마케팅 커뮤니케이션을 회사가 주도적으로 고객에게 메시지를 전달한다(Shankar

and Malthouse, 2007). 이전 연구에 따르면 온라인 매체는 소비자들이 그들의 용어로 회사와 상호작용할 수 있게 해주었으며, 이러한 점에서 고객 주도형 채널과 회사 주도형 채널에 따라 기업의 마케팅 활동에 대한 영향도 상이하게 나타났다(Ghose and Yang, 2009).

먼저 고객 주도형 채널은 Direct, Organic Search, Price Comparison, Referral 채널이 포함된다. Direct 채널은 구매자가 주소창에 쇼핑물 URL을 직접 입력하거나 사용자가 이미 지정된 북마크, 즐겨 찾기 기능을 통해 직접적으로 웹사이트에 접근한다(Anderl *et al.*, 2016; Lee *et al.*, 2018; Li and Kannan, 2014). Organic Search 채널은 일반적으로 고객이 검색 엔진(e.g., Google, Naver)을 통해 키워드를 검색하는 경우 얻게 되는 자연적 검색(organic search) 결과를 통해 유입하는 것을 의미한다. 자연적 검색 결과는 무료이지만, 많은 기업들이 결과 페이지에서 자신들의 위치를 최적화하기 위해 시간과 비용을 투자한다(Dou *et al.*, 2010). Price Comparison 채널은 가격 비교 웹사이트를 의미하며, 소비자가 특정 제품의 이름을 입력하고 웹사이트는 제품을 제공하는 소매 업체의 목록과 함께 각 소매 업체의 가격, 가용성 및 운송 조건을 제공하며, 링크를 통해 해당 제품을 판매하는 페이지로 이동할 수 있다(Breuer *et al.*, 2011). Referral 채널은 추천 엔진과 추천 사이트를 통해 보완재(complementary goods)에 대한 가격 및 판촉 세부 사항을 알 수 있으며, 이벤트 관리 도구나 소셜 미디어에서 얻은 정보로 고객이 웹사이트로 유입된다(Li and Kannan, 2014).

회사 주도형 채널에는 Display, Paid Search, Affiliate, E-mail 채널이 포함된다. 먼저 디스플레이 광고는 온라인 소매업체의 브랜드 이미지나 정보를 표시하며(Lee *et al.*, 2018) 웹 콘텐츠 페이지에 포함되어 있는 배너 팝업 플로팅 광고(floating ad; 공중에 떠있는 광고) 텍스트 광고 또는 여러 개가 결합된 형태로 해당 업체의 웹사이트로 연결된다(Anderl *et al.*, 2016; Xu *et al.*, 2014). Display 채널은 디스플레이 광고를 의미한다. 디스플레이 광고는 브랜드

및 해당 제품 검색 경향을 증가시키며, 고객이 정보 수집하기 위한 적극적인 검색뿐만 아니라 외부로부터 전해지는 정보 소스를 사용하는 수동적인 탐색을 수행하도록 유도한다(Ghose and Todri, 2015; Kireyev *et al.*, 2016). 유료 검색(paid search)은 검색 엔진 광고(SEA; Search engine advertising)라 불리며, 소비자가 검색 엔진을 통해 키워드 검색 시에 일반 검색(organic search) 결과와 함께 표시되는 기업의 후원 링크이다(Anderl *et al.*, 2016). 소매 업체는 광고를 클릭한 각 사용자에게 대해서 비용을 지불한다(Nabout *et al.*, 2014). Affiliate 채널은 제휴를 맺는 여러 파트너(e.g., aggregators, review sties, blogs)를 통해 비즈니스를 위한 링크를 배치한다(Chaffey *et al.*, 2009). 파트너는 방문자가 링크를 추적하여 구매 또는 등록과 같은 사전 정의된 거래를 완료할 때마다 수수료를 지불 받는다(Libai *et al.*, 2003). E-mail 채널은 소매업체가 제품/서비스에 관련한 내용으로 웹사이트에 대한 링크를 포함하는 전자 메일을 기존 고객 또는 잠재 고객에게 보내는 활동이다(Chaffey *et al.*, 2009). 고객의 승인을 받은 뉴스레터 형식의 전자 메일은 고객이 웹사이트로 전환하는 클릭률(CTR)이 훨씬 높기 때문에 소매 업체는 고객 유지 및 판매 촉진 도구로써 활용한다(Chittenden and Rettie, 2003). 반면, 고객이 원치 않는 상용 메일은 정크(junk) 또는 스팸 메일(spam mail)로 간주된다(Morimoto and Chang, 2006).

3.2 디바이스와 유입 채널 효과

다양한 디바이스의 등장으로 온라인 상에서 고객들의 쇼핑 방식이 변화하였으며 구매 여정에서의 디바이스 역할에 대한 학술 연구가 요구되고 있다(Shankar *et al.*, 2016; Verhoef *et al.*, 2017). De Haan *et al.*(2015)은 소비자의 쇼핑행동이 디바이스마다 다르며 디바이스의 전환이 구매 경로에 미치는 영향을 연구하였다. 이는 다양한 디바이스가 고객의 구매 경로에 따라 수행하는 역할을 이해하는 것이 중요하다는 것을 보여주며, 디바

이스 유형에 따라 유입 채널에 대한 투자를 고려하고 효과적인 마케팅 설계가 필요함을 시사한다(Kannan *et al.*, 2016). Xu *et al.*(2016)은 태블릿 디바이스의 채택이 온라인 및 모바일 상거래 수요에 미치는 영향을 검토하였다. Huang *et al.*(2017)은 설문조사를 통해 온오프라인 쇼핑 환경에서 크로스 디바이스의 역할을 파악하고 모바일폰이 모든 디바이스의 핵심 장치가 아닌 것을 밝혔다. De Haan *et al.*(2018)은 모바일 디바이스의 보급 증가에 따라 구매 과정에서 모바일 디바이스와 고정 디바이스를 자주 전환 하는 고객의 온라인 쇼핑 행동에 미치는 영향에 대해 연구하였다.

고객들은 구매 여정에서 이동할 때, 다양한 터치 포인트 채널을 접하고 사용하며 각각의 채널은 온라인 환경에서 직·간접적으로 고객 행동과 구매에 영향을 미친다(Anderl *et al.*, 2014; Anderl *et al.*, 2016; Breuer *et al.*, 2011; Klapdor, 2013; Xu *et al.*, 2014). 예를 들어, Abhishek *et al.*(2012)에 따르면, 디스플레이 광고와 검색 엔진 광고가 구매 결정 과정에서 영향을 끼치는 단계는 다르다. 고객은 다양한 터치 포인트와 상호 작용하며, 온라인 소매업체는 터치 포인트 전체에 걸친 온라인 마케팅 예산 할당을 개선하기 위해 최종 구매에 대한 각 터치 포인트의 기여를 판단하고자 하였다(Lemon and Verhoef, 2016). Rutz and Bucklin (2011)은 일반적인 검색 광고에서 브랜드 검색 광고로의 파급 효과를 발견하였다. Breuer *et al.* (2011)은 서로 다른 유형의 유입 채널(e.g., display, e-mail, price comparison)의 장단기 효과를 분석하고, 효과의 길이가 항상 강도와 일치하는 것이 아니라는 것을 밝혔다. 소비자들은 여러 채널에 노출될 때 구매 경향이 증가하였으며, 채널을 접하는 순서에 따라 구매 행동의 변화가 있었다(Klapdor, 2013). Li and Kannan(2014)은 방문 및 구매에서 활용되는 온라인 터치 채널의 전환 과정을 분석하고 터치 포인트에 따른 이월 효과와 파급효과를 밝히기 위한 개념적 프레임워크를 제안하였다. 마찬가지로 Xu *et al.*(2014)은 여러 터치 채

널간의 상호작용과 방문 채널과 구입 채널간의 전환효과를 분석하였다. Anderl *et al.*(2016)은 헤저드 모형을 활용하여 채널 근원과 브랜드 사용에 따라 채널을 분류하고 시간 경과에 따른 채널들의 상호 작용 효과를 나타내었다. 고객은 자신이 선호하는 특정 채널을 통해 회사 웹사이트를 방문하면서 관심 가지는 제품이나 서비스에 대한 추가 정보를 얻을 수 있기 때문에(Ansari *et al.*, 2008), 구매로 전환이 일어나기 전에 여러 채널을 통해 웹사이트를 여러 번 방문한다(Li And Kannan, 2014; Xu *et al.*, 2014). 하지만 이전의 연구들은 “last click” 효과를 지나치게 강조하였고, 서로 다른 유형의 광고 클릭 사이의 흥미로운 영향을 무시함에 따라 유입 채널의 효과를 과소평가하였다(Xu *et al.*, 2014).

Kannan *et al.*(2016)은 마케팅 터치 채널과 디바이스 간의 상호작용 영역에서의 연구의 필요성을 주장하였다. 이들은 이메일이나 디스플레이 광고와 같은 특정채널의 효과는 모바일폰을 사용하여 액세스 할 때와 PC를 사용하여 접근할 때 서로 다른 영향 미칠 수 있음을 시사하였다. 개별 채널은 자체적으로 판매나 충성도 작업을 수행하지는 않지만, 서로 다른 커뮤니케이션 옵션은 상대적 강점과 약점을 가지며 넓은 범위에서 고객결정과정에서 따라 고객지식과 행동의 다양한 효과가 나타나기 때문에 연구의 필요성을 가진다(Batra and Keller, 2016). Wang *et al.*(2016)은 여러 디바이스에서의 네이티브 광고 배포가 소비자 구매경로에 미치는 영향을 연구하였으며, 광고게재에 대한 디바이스의 다양성이 증가하면 소비자들이 더 많은 참여를 유도할 수 있음을 밝혔다. 하지만 해당연구의 데이터셋에는 유료 검색 광고, 배너 광고, 이메일 프로모션, 소셜 미디어 등과 같은 다른 유형의 마케팅 혼합에 대한 사용자 노출은 포함되지 않는 한계점을 가지고 있다. 본 연구에서는 이 한계를 해결하고 다양한 유입 채널과 디바이스 종류를 고려하여 고객의 탐색 및 구매 여정 단계에 따라 온라인 멀티 채널

마케팅 효과를 분석한다.

IV. 연구 데이터

본 연구의 데이터셋은 인터넷 서점 사업을 시작으로 대표적인 글로벌 온라인 쇼핑몰로 성장한 소매업체의 패널 데이터이다. 미국을 중심으로 온라인 웹사이트를 운영하고 있으며 도서, 의류, 신발, 식품 등 다양한 품목을 판매한다. 해당 기업은 온라인 커머스 사업뿐만 아니라, 온라인 커머스 솔루션, 디지털 디바이스 사업, 미디어 콘텐츠 및 클라우드 컴퓨팅 서비스도 제공하고 있다. 분석 대상 데이터셋은 2015년 11월부터 12월 사이의 총 10일간의 세션단위 고객 방문 및 구매 기록을 포함한다. 본 연구를 위해 106,444명을 무작위로 추출하였으며, 발생 세션 수는 1,048,575건, 탐색한 고유 제품 수는 126,493건 개이다. 웹 사이트를 활용하기 위해 사용한 기기는 PC, 모바일폰, 태블릿 등 총 7종이나 유의미하지 않는 종류는 분석에서 제외시켰다. 외부에서 웹사이트로 유입되는 터치 채널의 종류는 총 8가지로 Direct, Organic Search, Referral, Price Comparison, Display, Paid Search, E-mail, Affiliates 채널이 있다. <표 1>은 디바이스에 따른 고객의 방문 수와 구매 수에 따른 전환율을 나타낸다. 연구기간 동안 11,420건의 구매가 이루어졌으며, 각 디바이스 유형별 전환율은 PC가 가장 높고, 태블릿과 모바일폰이 다음 순으로 나타났다. <표 2>는 유입 터치채널에 따른 디바이스 종류별 웹사이트 방문 수를 나타내며 대부분의 채널은 PC로 유입이 우세하였다.

<표 1> Data Description

Devices	Visits	Purchases	Conversion Rate
PC	869,361	9,629	0.0110
Mobile Phone	8,802	48	0.0054
Tablet	173,900	1,743	0.0100

〈표 2〉 Summary of Visits per Touch Channel

Touch Channel		PC	Mobile Phone	Tablet
CIC	Direct	160,889	1,256	33,483
	Organic Search	247,982	1,767	48,189
	Referral	5,477	84	1,000
	Price Comparison	16,496	100	3,710
FIC	Display	3,748	7	70
	Paid Search	183,847	1,272	41,444
	E-mail	76,099	1,161	20,809
	Affiliates	138,631	1,057	20,526

V. 연구 모델

5.1 혼합 로짓 모형

일반 회귀 모형의 문제점을 해결할 수 있는 대안적 비선형 모형으로는 누적확률분포를 이용한 프로빗 모형(probit model)과 로짓 모형(logit model)이 넓게 활용되고 있다(Hanushek and Jackson, 1977). 본 연구에서는 빅데이터를 활용한 모델 추정을 위해 계산 속도가 빠른 로짓 모형을 적용하였다. 혼합 로짓 모형은 모든 사용자가 속성에 대해 동일한 선호를 가지고 있음을 가정하는 로짓 모형과 달리 개인들 간의 선호의 이질성(heterogeneity)을 반영할 수 있다(Calfee *et al.*, 2001; Layton, 2000). 아울러 선택 확률의 비가 다른 대안들의 속성 변화에 무관하다는 로짓 모형의 기본적인 가정인 대안 간 독립성 가정(independence of irrelevant alternatives)을 필요로 하지 않는 장점을 가지고 있다. 혼합로짓 모형에서 i 번째 사람의 t 번째 대안의 순위가 $r_i = \{r_{i1t}, \dots, r_{ijt}\}$ 이라면 $r_i = \{r_{i1t}, \dots, r_{ijt}\}$ 가 성립할 우도 함수는 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned}
 Lr_i | b, W &= \int L(r_i | \beta) \phi(\beta | b, W) d\beta \\
 &= \int \prod_{t=1}^T \prod_{j=1}^{J-1} \frac{e^{\beta x_{jt}}}{\sum_{k=j}^J e^{\beta x_{kt}}} \phi(\beta | b, W) d\beta
 \end{aligned}$$

여기서 T 는 사용자 i 가 선택한 전체 대안 세트의 수를, J 는 각 대안 세트 내에 소속된 대안의 수를 뜻하며, ϕ 는 평균이 b , 공분산이 W 인 β 의 밀도 함수이다. 혼합 로짓 모형에서는 β 의 분포로 로그 정규(log normal), 삼각(triangular) 분포, 정규(normal) 분포, 중도절단 정규(censored normal)와 같이 여러 가지를 가정 할 수 있다. 이처럼 혼합 로짓 모형에서는 설명변수와 분포를 적절히 활용하여 효용 극대화 행동을 분석할 수 있다. 일반적으로 사회과학 분야 패널 데이터의 분석에 넓게 활용되며 고정효과 모델(fixed-effect model)과 랜덤효과 모델(random-effect model)을 모두 포함하는 통계 모형이다. 고정 효과 모델은 개별 사례 내에서 시간의 경과에 따라 변화하는 독립변수들의 영향을 분석할 수 있다. 랜덤효과 모델은 개별 사례들 간의 변화가 무작위(random)이며, 독립변수와 상관관계가 없음을 가정한다. 본 연구에서는 고객의 구매여정 단계에 따라 나타나는 고정 효과 모델 또는 랜덤효과 모델에 대한 결과를 비교 분석한다.

5.2 Device Selection and Channel Consideration Stage

$$V_i = D_i \alpha_{id} + CH_i \beta_{ich} + \epsilon_i \quad (1)$$

고객이 온라인 쇼핑물에 유입되기 전 선호하는 디바이스 유형과 유입 채널을 분석하기 위해 식 (1)과 같이 모델링하였다. 변수 V_i 는 개별 고객 i 의 총 방문 수를 의미한다. 변수 D_i 는 고객이 웹사이트에 접속하기 위해 주로 활용하는 디바이스 유형을 판별하며, 종류에는 모바일폰, 태블릿, PC가 있다. α_{id} 는 개별 고객의 각 채널에 대한 계수를 나타낸다. 변수 CH_i 는 개별 고객이 선호하는 유입 채널을 의미하며, 마케팅 채널 8종에 대한 방문 선호도를 알 수 있다. β_{ich} 는 개별 고객의 유입 채널에 대한 계수를 의미한다. 참고로 변수 D_i 와 변수 CH_i 는 더미 변수(dummy variable)이며,

디바이스 기준은 태블릿, 유입 채널은 Referral 채널로 모델을 측정하였으며 아래 단계도 동일하게 진행된다. ϵ_i 는 오차항(error term)이다.

5.3 Visit Stage

$$V_{is} = D_{is}\alpha_{id} + CH_{is}\beta_{ich} + CT_{is}\gamma_{ich} + CC_{is}\delta_{ich} + (D_{is} \cdot CH_{is}\zeta_{dch}) + \epsilon_{is} \quad (2)$$

식 (2)에서는 고객이 상품과 서비스에 대한 정보를 얻기 위해 웹사이트에 방문 하는 단계를 모델링하였다. 방문 단계에서 개별 고객 i 가 유입 채널의 종류에 따라 단일 세션(s)에서 발생하는 총 방문 수를 의미하는 변수 V_{is} 를 분석한다. 변수 D_{is} 는 고객 i 가 웹사이트 유입 시 활용하는 디바이스이며 α_{id} 는 디바이스 종류에 따른 계수를 나타낸다. 변수 CH_{is} 는 고객 i 가 방문할 때 활용하는 유입 채널이며 α_{id} 는 고객 i 가 선택하는 유입 채널에 따른 계수를 의미한다. 변수 CT_{is} 는 고객 i 의 세션 방문 s 에서 이전의 모든 세션들에서 고객이 소요한 채널 누적 시간(cumulative time)을 의미한다. 열람한 페이지 수 및 탐색시간은 탐색 세션에서 내생적일 수 있다(Mallapragada *et al.*, 2016). 변수 CT_{is} 는 내생성(endogeneity)문제를 해결 할 수 있으며, 이 장치를 통해 다른 변수들의 다양한 동적 요소를 찾을 수 있다. γ_i 는 누적 시간에 따른 채널들의 간접 효과(indirect effect)를 나타내는 계수이다. CC_{is} 는 유입 채널의 전환(channel conversion)을 뜻하며 현재 방문에 활용한 채널과 이전 방문에 활용한 채널에 차이가 있는지를 판별한다. δ_{ich} 는 고객 i 가 현재 세션에서 활용하는 유입 채널과 이전 세션에서 활용하는 채널의 차이를 살펴봄으로써, 고객 i 가 웹사이트 유입 시 사용하는 채널들의 직접효과(direct effect)를 분석할 수 있다. 예를 들어, 고객의 이전 방문과 현재 방문이 동일한 유형의 유입 채널일 경우 0, 상이한 유입 채널일 경우에는 1로 측정한다.

방문 단계 분석을 위해 혼합모형(mixed model)을 사용하여 디바이스 유형과 유입 채널들의 고정효과(fixedeffect)를 알아본다. 아울러 채널의 이질성(heterogeneity)을 고려하기 위해 각 유입 채널들은 랜덤효과(random effect)로 설정하고, 디바이스 종류 D_{is} 와 유입 채널 CH_{is} 간의 상호작용을 비교한다. ζ_{dch} 디바이스 유형에 따른 각 채널에 대한 방문을 상대적으로 비교함에 따라, 디바이스 종류에 따른 방문 채널에 대한 효과를 독립적으로 보여줄 수 있다. ϵ_{is} 는 오차항(error term)을 의미한다.

5.4 Purchase Stage

$$R_{is} = D_{is}\alpha_{id} + CH_{is}\beta_{ich} + CT_{is}\gamma_{ich} + CC_{is}\delta_{ich} + \epsilon_{is} \quad (3)$$

식 (3)에서는 구매단계에서 발생하는 디바이스 와 유입 채널에 대한 분석을 진행한다. 본 단계에서는 방문 결정과 구매 결정이 연관되어 있음을 가정하고, 디바이스 유형과 유입 채널 방문에 따라 단일 세션에서 발생하는 개별 고객의 구매액을 분석한다. 변수 R_{is} 는 개별 고객의 세션 단위 당 구매액을 의미한다. 변수 D_{is} 는 고객 i 가 해당 세션에서 선택하는 디바이스 종류이다. α_{id} 는 디바이스 유형에 따른 방문 계수를 나타낸다. 변수 CH_{is} 는 방문 시 사용하는 마케팅 채널이다. β_{ich} 는 고객 i 의 채널에 따른 계수이다. 변수 CT_{is} 는 개별 고객의 세션별 누적 시간을 의미하며, 현재 구매가 일어나는 세션에서의 방문 이전의 모든 방문 세션들에서 채널을 통해 소요한 고객의 누적 시간을 뜻한다. γ_{ich} 는 누적 시간이 구매액에 미치는 영향을 나타내며, 채널들의 간접 효과(indirect effect)를 나타내는 계수이다. 변수 CC_{is} 는 유입 채널의 전환(channel conversion)을 의미하며, 현재 세션에서의 구매가 일어난 채널의 방문이 이전의 탐색 방문과의 차이를 살펴본다. 현재 구매가 일어났을 경우 고객이 유입한 채널과

이전에 고객이 탐색을 위해 유입한 채널이 동일한 경우 0, 두 채널이 일치하지 않은 경우에는 1로 측정한다. δ_{ich} 는 고객의 유입 채널 전환에 따른 계수를 나타낸다. ϵ_{is} 는 오차항(error term)을 의미한다.

VI. 연구 결과

6.1 Device Selection & Channel Consideration Stage

디바이스 선택 및 채널 고려 단계에서는 고객이 웹사이트 방문을 위해 선호하는 디바이스와 유입 채널에 대해 분석하였다. 소비자가 방문을 위해 선택하는 디바이스와 유입 채널 종류를 분석하여 이 유형들이 고객 방문에 어떠한 영향을 끼치는지 파악하였다. <표 3>은 본 분석 단계의 결과를 나타낸다. 분석에 활용한 디바이스 3종은 모두 고객의 웹사이트 방문에 영향을 주었으며, 통계적으로 유의미했다. 디바이스는 더미 변수로 측정되었으며, 방문에 사용될 확률이 높은 디바이스는 태블릿, PC(-0.4901), 모바일폰(-0.5868) 순으로 나타났다. 이는 태블릿 디바이스가 고객의 탐색 활동을 자극시키고 PC의 대체물이자 모바일폰의 보완물로써 2015년 당시 온라인 커머스 시장의 전반적인 성장을 강화시키는데 활용되었기 때문에 해석된다(Xu *et al.*, 2016). 모바일 디바이스의 강세에도 불구하고 쇼핑환경에서 모바일 폰이 모든 디바이스의 핵심 장치가 아님을 주장한 이전 연구와도 동일한 결과가 나타났다(Huang *et al.*, 2017). 웹사이트 방문을 위해 고려하는 채널을 분석하는 결과, Affiliates채널을 제외한 회사 주도형 채널 Display(-0.1402), Email(-0.131), Paid Search(-0.0909)의 경우 상대적으로 방문에 활용될 확률이 낮았다. 특히 Email은 전통적인 회사 주도형 마케팅 커뮤니케이션 중 하나이며 회사는 고객에게 푸싱 메시지(pushing message)를 보내는 것에 집중하지만(Shankar and Malhotra, 2007) 고객

입장에서는 점차적으로 원치 않는 경우가 발생하는 것으로 보인다(Blattberg *et al.*, 2008). 반면, 고객 주도형 채널의 경우 Direct(0.1453)과 Referral의 경우 고객 방문을 촉진시키는 채널로 나타났으며, 이는 고객 주도형 채널의 경우 고객의 태도와 기술이 변화하면서 고객이 기업 웹사이트로부터 정보를 얻기 위해 적극적으로 참여함에 따라 나타나는 현상으로 해석된다(Bowman and Narayandas, 2011).

<표 3> Analysis of Device Selection & Channel Consideration Stage

Variables	Coefficient(Standard Error)
Intercept	2.6647(0.0119)***
Mobile Phone	-0.5868(0.0390)***
PC	-0.4901(0.0093)***
Affiliates	0.2378(0.0119)***
Direct	0.1453(0.0114)***
Display	-0.1402(0.0514)*
Email	-0.131(0.0134)***
Organic Search	-0.0145(0.0106)
Paid Search	-0.0909(0.0111)***
Price comparison	-0.0961(0.0237)***

Significance level: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

6.2 Visit Stage

<표 4>는 혼합 모형의 고정 효과(fixed effect) 결과이다. 디바이스 유형, 유입 채널, 채널 누적 시간, 채널 전환 변수가 개별 고객의 세션별 방문에 미치는 영향을 나타낸다. 앞선 단계와 마찬가지로 방문에 많이 활용되는 디바이스는 태블릿, PC(-0.4487), 모바일 순(-0.6883)으로 나타났다. 채널 누적 시간계수(0.0006)는 고객이 채널에 대한 누적된 시간이 경과함에 따라 간접적으로 고객의 현재 방문을 높이는 데 영향을 미쳤다. 고객은 온라인 채널에서 탐색하는 경우 눈에 보이지 않는 제품이나 서비스에 대한 불확실성으로 인지된 위험(perceived risk)을 느끼게 된다(Kim and Krishnan,

2015) 이러한 위험들을 줄이기 위해 계속적으로 방문하는 것으로 해석된다. 채널 전환 변수 (-0.0465)는 고객이 웹사이트에 웹사이트 탐색을 위해 주로 동일한 채널로 방문하는 것으로 나타났다.

<표 4> Analysis of Visit Stage(Fixed Effect)

Variables	Coefficient(Standard Error)
Intercept	2.6028(0.0359)***
Mobile Phone	-0.6883(0.0769)***
PC	-0.4487(0.0410)***
Affiliates	0.2277(0.0121)***
Direct	0.1483(0.0116)***
Display	-0.1346(0.0536)*
Email	-0.1287(0.0136)***
Organic Search	0.0002(0.0180)
Paid Search	-0.0099(0.0113)***
Price comparison	-0.08363(0.0238)**
Cumulative Time	0.0006(0.0000)***
Channel conversion	-0.0465(0.0104)***

Significance level: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

<표 5>는 디바이스 유형을 고려하여 유입 채널 계수 비교를 위한 혼합 로짓 모형의 랜덤 효과(random effect)를 분석한 결과이다. 디바이스 유형과 유입 채널들을 고려했을 때 가장 두드러지는 특징은 PC를 활용하여 웹사이트에 유입하는 채널들이 ‘정보 획득’의 검색 목표를 가지고 있다는 점이다. Klapdor(2013)는 정보검색 연구에서 개발된 분류법에 따라 사용자가 웹페이지를 통해 정보를 얻고자 하는 검색 목표를 가지고 있을 시 정보 제공 채널로 분류하였다. Affiliate, Display, Price Comparison 채널이 해당되며 이 채널들 모두 모바일 디바이스 보다 PC 디바이스를 활용할 때 방문에 사용될 확률이 높았다. 이는 PC 인터페이스가 가지는 특징과 유입 채널을 통해 소비자가 웹페이지를 통해 일거나 보면서 정보를 얻기를 원하는 목적이 시너지 효과를 발생한 것으로 보인다. 아울러 Price Comparison(0.1431)과 Referral(0.1055)채널일 경우 PC 유입이 높았다.

소비자가 소매업체의 웹사이트를 통해 물품과 서비스에 대해 더 상세하게 분석적으로 보고 싶은 경향을 가진 경우, PC 디바이스가 더 나은 호응을 얻을 수 있기 때문으로 해석된다(Kumar *et al.*, 2017). Display(-0.1346)채널은 고정 효과의 결과로는 상대적으로 타 디바이스와 채널에 비해 고객 방문에 활용될 확률이 낮았다. 하지만 디바이스를 고려한 랜덤 효과에서는 모바일폰(0.0014), PC(0.0084) 모두 Display 채널을 통해 유입할 확률이 높았다. Price Comparison의 경우에도 동일한 영향이 나타났다. 이는 고객이 활용하는 디바이스에 따라 채널의 영향도 달라지는 점을 시사한다. 특히 Affiliate채널과 Referral 채널의 경우에는 디바이스에 따라 공부정 결과가 매우 다르게 나타났다. 이는 디바이스에 따라 맞춤형으로 마케팅 전략을 펼칠 필요가 있다.

<표 5> Analysis of Visit Stage(Random Effect)

	Dependent Variables	
	Mobile Phone	PC
Affiliates	-0.1574	0.0305
Direct	-0.0737	-0.1706
Display	0.0014	0.0084
Email	-0.0091	-0.0020
Organic Search	-0.0509	-0.0475
Paid Search	-0.0446	-0.0361
Price comparison	0.0889	0.1431
Referral	-0.0091	0.1055

6.3 Purchase Stage

<표 6>은 디바이스, 유입 채널, 누적 방문시간, 유입 채널효과에 대한 한 세션에서 일어나는 고객의 구매액에 미치는 영향을 분석하였다. 먼저, 방문 관점에서는 디바이스 유형이 유의미하였지만 구매 관점에서는 유의미하지 않은 결과가 나타났다. 이는 최근 매장에서 모바일 디바이스를 활용하여 상품정보를 탐색하고 구매는 매장에서

이루어지는 채널의 특성도 나타난 것으로 보인다 (Verhoef *et al.*, 2015). 즉, 구매를 위한 탐색은 디바이스를 통해 이루어지지만 실제 자신이 활용도가 높은 곳에서 효율적으로 소비하는 경향으로 해석된다. 채널 누적 시간(-0.0046)은 고객의 경험이 많을수록 누적된 정보를 통해 효과적인 소비를 하는 것으로 알 수 있다. 채널 전환(0.3234)은 일종의 채널의 직접 효과를 나타내며, 방문 채널과 구입채널이 다를수록 구매액이 높았다. 이는 물품과 서비스 탐색을 위한 채널과 구매를 위한 채널이 상이함을 의미한다. 이전단계에서 채널 전환은 고객이 습관적으로 선택하는 동일한 유입 채널을 통해 웹사이트를 방문하고 탐색활동을 진행하는 것으로 예상된다. 구매단계에서는 Affiliates 채널(1.3361), Direct 채널(0.3086)순으로 웹사이트 방문 시 고객의 구매액이 높아진다.

〈표 6〉 Analysis of Purchase Stage

Variables	Coefficient(Standard Error)
Intercept	2.2609(0.0798)***
Mobile Phone	0.0912(0.2587)
PC	0.0557(0.0615)
Affiliates	1.3361(0.0782)***
Direct	0.3086(0.0752)***
Display	-1.083(0.3376)**
Email	-0.6432(0.0882)***
Organic Search	-0.2616(0.0699)**
Paid Search	-0.3893(0.0731)***
Price comparison	0.0742(0.1559)
Cumulative time	-0.0046(0.0002)***
Channel Conversion	0.3234(0.0684)***

Significance level: *** $p < 0.001$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

6.4 로버스트 체크(Robustness Check)

결과의 타당성을 높이고 추정 접근법의 신뢰도를 높이기 위해 추가적으로 몇 가지 모델에 대해 분석하였다. 모델의 추정법을 변경해 보았으며, 종속 변수의 형태도 다양하게 변경하여 분석을 시행

하였다. 또한 샘플링을 변경하여 분석을 진행하였다. 전체적으로 우리 연구의 주요 변수 디바이스, 유입 채널, 채널의 누적 시간과 채널 효과의 영향력은 우리가 관심을 가지는 방문과 구매에 따른 계수치의 방향성 등은 일관성 있음을 확인하였다. 해당 과정을 통해 본 연구의 결과는 견고성에 대한 검증을 추가적으로 확인하였다.

VII. 결 론

본 연구에서는 고객이 소매업체의 온라인 채널을 방문하기 위해 활용하는 디바이스의 종류에 따라 마케팅 채널의 효과를 연구하였다. 고객의 전 구매과정을 고려하기 위해 디바이스 선택 및 유입 채널 고려 단계, 방문 단계, 구매 단계에 따라 순차적으로 분석하였다. 디바이스 선택 및 유입 채널 고려 단계에서는 태블릿이 가장 방문을 촉진시키는 디바이스로 나타났다. 이는 태블릿 디바이스가 스마트폰의 대체물(substitute)으로써 스마트폰이 가지는 디바이스의 외형적 한계를 개선하고 언제 어디서나 활용 가능한 유비쿼터스(ubiquitous)적 특징이 장점으로 부각되는 것으로 해석된다. 유입 채널을 통해 웹사이트에 방문하는 단계에서는 모바일 디바이스와 고정 디바이스에 따라 방문을 촉진시키는 유입 채널이 상이하게 나타났다. 특히 고정 디바이스의 방문을 높이는 채널이 단순 웹사이트 방문이 아니라 웹사이트 콘텐츠를 통해 정보를 얻고자 하는 탐색 목적을 가지고 있었다. 이는 PC 디바이스가 가지는 인터페이스 특징과 유입 채널간의 시너지 효과가 나타난 것으로 보인다. 구매 단계에서는 이전 단계와 달리 디바이스가 구매액에 유의미하지 않는 결과가 나타났다. 제품에 대한 정보를 얻기 위해 소비자들은 다양한 디바이스를 통해 탐색을 하지만 실제 구매는 평소 자신의 활용도가 높은 방식을 통해 효과적으로 소비한다. 이러한 결과는 고객이 탐색과 구매에 따라 디바이스를 활용하는 역할이 다르다는 것을 시사한다. 유입 채널을 통

한 물품과 서비스에 대한 경험이 많을수록 소비자는 합리적 소비 행태를 보이며, 채널에 대한 직접적 효과는 여러 멀티채널을 활용했을 때 고객의 구매액을 증진시켰다.

연구를 통한 학문적 기여점은 다음과 같다. 첫째, 디바이스 종류별로 유입 채널에 따른 고객의 방문과 구매액을 고려한 논문으로 온라인 소매업체에게 효과적인 디바이스와 유입 채널 전략을 제시한다. 이전 연구들에서는 고객 구매 여정에 따라 다양한 마케팅 채널과 디바이스간의 상호작용에 대한 연구가 필요함(Kannan *et al.*, 2016)에도 불구하고 이를 고려하지 못하였다. 본 연구는 디바이스 유형에 따라 방문이나 구매액을 높이는 상대적 강점과 약점을 가지는 채널 유형이 있는 것을 밝혔다. 둘째, 고객의 축적된 경험과 채널 전환에 따른 직접효과와 간접효과를 제시함으로 고객의 과거 경험이 과거의 쇼핑 경험은 개인의 인지과정을 통해 쇼핑에 특화된 지식 접근성 및 활용성 증가함을 주장하는 이전 연구들을 확인하였다(Kim and Krishnan, 2015). 소비자는 간접적인 웹사이트 채널 유입 경험이 많을수록 누적된 정보를 통해 효과적인 소비를 하였으며, 탐색과 구매 단계에서 고객이 활용하는 채널이 다양할수록 구매액을 높이는데 직접적으로 영향을 미쳤다. 이는 이전 연구들과 같이 온라인 멀티 채널 마케팅 효과를 분석하는 연구가 더욱 진행되어야 하는 필요성을 입증한다. 본 연구의 실무적 기여점은 다음과 같다. 먼저, 실제 온라인 쇼핑몰의 대규모 빅 데이터를 활용하여 멀티 디바이스를 활용하는 소비자들을 목표로 하는 다채널 온라인 마케팅에 대한 보다 현실적인 전략을 제공한다. Yadav and Pavlou(2014)는 현재의 마케팅 연구가 기업의 온라인 마케팅 활동의 풍부함과 복잡성을 포착하지 못하는 한계점에 대해 지적하였다. 이러한 점에서 우리의 연구는 현재의 온라인 마케팅 연구와 사업 관행 사이의 격차를 줄이는데 도움이 된다. 둘째, 연구 결과를 통해 소매업체 관리자는 자사가 사용하는 마케팅 채널들을 더 잘

이해할 수 있다. 특히 회사 주도형 채널과 고객 주도형 채널의 결과를 통해 고객 탐색 및 구매 행동을 설명하는데 활용할 수 있다. 특히 채널 구조에서 발생할 수 있는 불균형을 인식하여 고객 맞춤형으로 마케팅 커뮤니케이션 채널을 운영하여 이익을 극대화 시킬 수 있을 것이다.

본 연구의 한계점과 추후 연구를 진행해야 하는 것은 다음과 같다. 우리 연구는 빅 데이터 분석을 시행하여 의미 있는 결과를 도출하기 위해 노력하였다. 다양한 날들의 영향력을 살펴보기 위해 블랙 프라이데이(Black Friday), 추수감사절(Thanksgiving Day) 등과 같은 기념일뿐만 아니라, 주중과 주말의 고객 탐색 및 거래 데이터를 모두 포함하고 있지만 단기간 데이터 분석이다 보니 채널에 대한 다양한 효과를 보는 데에는 한계를 가지고 있다. 특히 고객이 선택하는 디바이스와 채널의 전환 효과를 살펴보기에는 어려움이 있었다. 연구 모델의 보다 확실한 결과를 도출하기 위해서는 추후 실제 실험 환경으로 검증 한다면 보다 신뢰성 있는 결과 해석이 가능할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

- [1] 이경진, 박재홍, “모바일 어플리케이션이 오프라인 시장에 미치는 영향: 콜택시와 카카오톡 시를 중심으로”, *Information Systems Review*, 제18권, 제4호, 2016, pp. 141-154.
- [2] 통계청, “2018년 8월 온라인쇼핑 동향”, 보도자료, 2018년 10월 4일자.
- [3] 홍세일, 이 빈, 김병수, “모바일 쇼핑몰 고객들의 구매 의사 결정에 관한 연구: TPB와 신뢰의 통합적 관점에서”, *Information Systems Review*, 제18권, 제2호, 2016, pp. 151-171.
- [4] Abhishek, V., P. Fader, and K. Hosanagar, “Media Exposure through the Funnel: A Model of Multi-Stage Attribution”, 2012, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2158421>.
- [5] Anderl, E., J. H. Schumann, and W. Kunz,

- “Helping firms reduce complexity in multichannel online data: A new taxonomy-based approach for customer journeys”, *Journal of Retailing*, Vol.92, No.2, 2016, pp. 185-203.
- [6] Ansari, A., C. F. Mela, and S. A. Neslin, “Customer channel migration”, *Journal of Marketing Research*, Vol.45, No.1, 2008, pp. 60-76.
- [7] Balasubramanian, S., R. A. Peterson, and S. L. Jarvenpaa, “Exploring the Implications of M-commerce for Markets and Marketing”, *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol.30, No.4, 2002, pp. 348-361.
- [8] Batra, R. and K. L., Keller, “Integrating marketing communications: New findings, new lessons, and new ideas”, *Journal of Marketing*, Vol.80, No.6, 2016, pp. 122-145.
- [9] Bell, G., “The age of the thumb: A cultural reading of mobile technologies from Asia”, *Knowledge, Technology and Policy*, Vol.19, No.2, 2006, pp. 41-57.
- [10] Bowman, D. and D. Narayandas, “Managing customer-initiated contacts with manufacturers: The impact on share of category requirements and word-of-mouth behavior”, *Journal of marketing Research*, Vol.38, No.3, 2001, pp. 281-297.
- [11] Brasel, S. A. and J. Gips, “Enhancing television advertising: same-language subtitles can improve brand recall, verbal memory, and behavioral intent”, *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol.42, No.3, 2014, pp. 322-336.
- [12] Breuer, R., M. Brettel, and A. Engelen, “Incorporating long-term effects in determining the effectiveness of different types of online advertising”, *Marketing Letters*, Vol.22, No.4, 2011, pp. 327-340.
- [13] Calfee, J., C. Winston, and R. Stempfski, “Econometric issues in estimating consumer preferences from stated preference data: A case study of the value of automobile travel time”, *The Review of Economics and Statistics*, Vol.83, No.4, 2001, pp. 699-707.
- [14] Chaffey, D., F. Ellis-Chadwick, R. Mayer, and K. Johnston, *Internet Marketing: Strategy, Implementation and Practice*, Pearson Education, 2009.
- [15] Chittenden, L. and R. Rettie, “An evaluation of e-mail marketing and factors affecting response”, *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, Vol.11, No.3, 2003, pp. 203-217.
- [16] De Haan, E., P. K. Kannan, P. C. Verhoef, and T. Wiesel, “The role of mobile devices in the online customer journey”, *MSI Marketing Science Institute*, 2015.
- [17] De Haan, E., P. K. Kannan, P. C. Verhoef, and T. Wiesel, “Device Switching in online purchasing: Examining the strategic contingencies,” *Journal of Marketing*, Vol.82, No.5, 2018, pp. 1-19.
- [18] Dou, W., K. H. Lim, C. Su, N. Zhou, and N. Cui, “Brand positioning strategy using search engine marketing”, *Mis Quarterly*, Vol.34, No.2, 2010, pp. 261-279.
- [19] Einav, L., J. Levin, I. Popov, and N. Sundaresan, “Growth, adoption, and use of mobile E-commerce”, *American Economic Review*, Vol.104, No.5, 2014, pp. 489-94.
- [20] Feinberg, F. M. and J. Huber, “A theory of cutoff formation under imperfect information”, *Management Science*, Vol.42, No.1, 1996, pp. 65-84.
- [21] Ghose, A. and S. H. Park, “The negative impact of mobile devices on niche product consumption”, *ICIS Proceeding*, 2013.
- [22] Ghose, A. and S. Yang, “An empirical analysis of search engine advertising: Sponsored search in electronic markets”, *Management Science*, Vol.55, No.10, 2009, pp. 1605-1622.
- [23] 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, 2011a, pp. 1671-1691.
- [24] Ghose, A. and S. P. Han, “Estimating demand for mobile applications in the new economy”, *Management Science*, Vol.60, No.6, 2014b, pp. 1470-1488.
- [25] Ghose, Anindya and Todri, Vilma, “Towards a Digital Attribution Model: Measuring the Impact of Display Advertising on Online Consumer Behavior”, *NET Institute Working Paper*, No. 15-15, 2015. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2672090> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2672090>.
- [26] Ghose, A., A. Goldfarb, and S. P. Han, “How is the mobile internet different? Search costs and local activities”, *Information Systems Research*, Vol.24, No.3, 2012, pp. 613-631.
- [27] Han, S. P., S. Park, and W. Oh, “Mobile app analytics: A multiple discrete-continuous choice framework”, *MIS Quarterly*, Vol.40, No.4, 2016, pp. 983-1008.
- [28] Hanushek, E. A. and J. E. Jackson, *Statistical Methods for Social Scientists*, Academic Press, New York, 1977.
- [29] Hoehle, H. and V. Venkatesh, “Mobile Application Usability: Conceptualization and Instrument Development”, *Mis Quarterly*, Vol.39, No.2, 2015, pp. 435-472.
- [30] Huang, J., J. Zhou, G. Liao, F. Mo, and H. Wang, “Investigation of Chinese students’ O2O shopping through multiple devices”, *Computers in Human Behavior*, Vol.75, 2017, pp. 58-69.
- [31] Jun, J., K. J. Lee, and B. G. Kim, “Factors affecting user acceptance of mobile commerce services”, *Asia Pacific Journal of Information Systems*, Vol.26, No.4, 2016, pp. 489-508.
- [32] Kannan, P. K., W. Reinartz, and P. C. Verhoef, “The path to purchase and attribution modeling: Introduction to special section”, *International Journal of Research in Marketing*, Vol.33, Issue 3, 2016, pp. 449-456.
- [33] Kim, J., M. Kim, S. Shin, and J. Song, “The influences of mobile channel configurations on channel integration quality in cross-channel electronic commerce”, *Asia Pacific Journal of Information Systems*, Vol.27, No.1, 2017, pp. 18-37.
- [34] Kim, Y. and R. Krishnan, “On product-level uncertainty and online purchase behavior: An empirical analysis”, *Management Science*, Vol.61, No.10, 2015, pp. 2449-2467.
- [35] Kireyev, P., K. Pauwels, and S. Gupta, “Do display ads influence search? Attribution and dynamics in online advertising”, *International Journal of Research in Marketing*, Vol.33, No.3, 2016, pp. 475-490.
- [36] Klapdor, S., *Effectiveness of Online Marketing Campaigns: An Investigation into Online Multichannel and Search Engine Advertising*, Springer Science and Business Media, 2013.
- [37] Kleijnen, M., K. De Ruyter, and M. Wetzels, “An assessment of value creation in mobile service delivery and the moderating role of time consciousness”, *Journal of Retailing*, Vol.83, No.1, 2007, pp. 33-46.
- [38] Kumar, V., A. Anand, and H. Song, “Future of retailer profitability: An organizing framework”, *Journal of Retailing*, Vol.93, No.1, 2017, pp. 96-119.
- [39] Layton, D. F., “Random coefficient models for stated preference surveys”, *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.40, No.1, 2000, pp. 21-40.
- [40] Lee, J. Y., E. Fang, J. J. Kim, X. Li, and R. W. Palmatier, “The effect of online shopping platform strategies on search, display, and mem-

- bership revenues”, *Journal of Retailing*, Vol.94, No.3, 2018, pp. 247-264.
- [41] Lemon, K. N. and P. C. Verhoef, “Understanding customer experience throughout the customer journey”, *Journal of Marketing*, Vol.80, No.6, 2016, pp. 69-96.
- [42] Li, H. and P. K. Kannan, “Attributing conversions in a multichannel online marketing environment: An empirical model and a field experiment”, *Journal of Marketing Research*, Vol.51, No.1, 2014, pp. 40-56.
- [43] Libai, B., E. Biyalogorsky, and E. Gerstner, “Setting referral fees in affiliate marketing”, *Journal of Service Research*, Vol.5, No.4, 2003, pp. 303-315.
- [44] Lindstrom, M. J. and D. M. Bates, “Nonlinear mixed effects models for repeated measures data”, *Biometrics*, Vol.46, No.3, 1990, pp. 673-687.
- [45] Mallapragada, G., S. R. Chandukala, and Q. Liu, “Exploring the effects of “What”(product) and “Where”(website) characteristics on online shopping behavior”, *Journal of Marketing*, Vol.80, No.2, 2016, pp. 21-38.
- [46] Morimoto, M. and S. Chang, “Consumers’ attitudes toward unsolicited commercial e-mail and postal direct mail marketing methods: intrusiveness, perceived loss of control, and irritation”, *Journal of Interactive Advertising*, Vol.7, No.1, 2006, pp. 1-11.
- [47] Nabout, N. A., M. Lilienthal, and B. Skiera, “Empirical generalizations in search engine advertising”, *Journal of Retailing*, Vol.90, No.2, 2014, pp. 206-216.
- [48] Okazaki, S. and F. Mendez, “Perceived ubiquity in mobile services”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.27, No.2, 2013, pp. 98-111.
- [49] Raphaeli, O., A. Goldstein, and L. Fink, “Analyzing online consumer behavior in mobile and PC devices: A novel web usage mining approach”, *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol.26, 2017, pp. 1-12.
- [50] Rutz, O. J. and R. E. Bucklin, “From generic to branded: A model of spillover in paid search advertising”, *Journal of Marketing Research*, Vol.48, No.1, 2011, pp. 87-102.
- [51] Shankar, V. and E. C. Malthouse, “The growth of interactions and dialogs in interactive marketing”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.21 No.2, 2007, pp. 2-4.
- [52] Shankar, V. and S. Balasubramanian, “Mobile marketing: A synthesis and prognosis”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.23, No.2, 2009, pp. 118-129.
- [53] Shankar, V., M. Kleijnen, S. Ramanathan, R. Rizley, S. Holland, and S. Morrissey, “Mobile shopper marketing: Key issues, current insights, and future research avenues”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.34, 2016, pp. 37-48.
- [54] Shankar, V., A. Venkatesh, C. Hofacker, and P. Naik, “Mobile marketing in the retailing environment: Current insights and future research avenues”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.24, No.2, 2010, pp. 111-120.
- [55] Sweeney, S. and F. Crestani, “Effective search results summary size and device screen size: Is there a relationship?”, *Information Processing and Management*, Vol.42, No.4, 2006, pp. 1056-1074.
- [56] Verbeke, G. and E. Lesaffre, “A linear mixed-effects model with heterogeneity in the random-effects population”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.91, No.433, 1996, pp. 217-221.
- [57] Verhoef, P. C., P. K. Kannan, and J. J. Inman, “From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on mul-

- ti-channel retailing”, *Journal of Retailing*, Vol.91, No.2, 2015, pp. 174-181.
- [58] Verhoef, P. C., A. T. Stephen, P. K. Kannan, X. Luo, V. Abhishek, M. Andrews, Y. Bart, H. Datta, N. Fong, D. L. Hoffman, M. M. Hu, T. Novak, W. Rand and Y. Zhang, “Consumer connectivity in a complex, technology-enabled, and mobile-oriented world with smart products”, *Journal of Interactive Marketing*, Vol.40, 2017, pp. 1-8.
- [59] Wang, R. B., S. Kim, and E. C. Malthouse, “Branded apps and mobile platforms as new tools for advertising”, *The new advertising: Branding, content, and consumer relationships in the data-driven social media era*, Vol.2, 2016, pp. 123-156.
- [60] Wang, Q., B. Li, P. Wang, and J. Yang, “Using TB-Sized Data to Understand Multi-Device Advertising”, *ICIS Proceeding*, 2016.
- [61] Wang, R. J. H., E. C. Malthouse, and L. Krishnamurthi, “On the go: How mobile shopping affects customer purchase behavior”, *Journal of Retailing*, Vol.91, No.2, 2015, pp. 217-234.
- [62] Wang, R. and O. Sahin, “The impact of consumer search cost on assortment planning and pricing”, *Management Science*, Vol.64, No.3, 2017, pp. 3469-3970.
- [63] Wiesel, T., K. Pauwels, and J. Arts, “Practice prize paper-marketing’s profit impact: Quantifying online and off-line funnel progression”, *Marketing Science*, Vol.30, No.4, 2011. pp. 604-611.
- [64] Xu, J., C. Forman, J. B. Kim, and K. Van Ittersum, “News media channels: Complements or substitutes? Evidence from mobile phone usage”, *Journal of Marketing*, Vol.78, No.4, 2014, pp. 97-112.
- [65] Xu, K., J. Chan, A. Ghose, and S. P. Han, “Battle of the channels: The impact of tablets on digital commerce”, *Management Science*, Vol.63, No.5, 2016, pp. 1469-1492.
- [66] Xu, L., J. A. Duan, and A. Whinston, “Path to purchase: A mutually exciting point process model for online advertising and conversion”, *Management Science*, Vol.60, No.6, 2014, pp. 1392-1412.
- [67] Yadav, M. S. and P. A. Pavlou, “Marketing in computer-mediated environments: Research synthesis and new directions”, *Journal of Marketing*, Vol.78, No.1, 2014, pp. 20-40.

Information Systems Review

Volume 20 Number 4

December 2018

The Effect of Online Multiple Channel Marketing by Device Type

Hajung Shin* · Kihwan Nam**

Abstract

With the advent of the various device types and marketing communication, customer's search and purchase behavior have become more complex and segmented. However, extant research on multi-channel marketing effects of the purchase funnel has not reflected the specific features of device User Interface (UI) and User Experience (UX). In this study, we analyzed the marketing channel effects of multi-device shoppers using a unique click stream dataset from global online retailers. We examined device types that activate online shopping and compared the differences between marketing channels that promote visits. In addition, we estimated the direct and indirect effects on visits and purchase revenue through customer's accumulated experience and channel conversions. The findings indicate that the same customer selects a different marketing channel according to the device selection. These results can help retailers gain a better understanding of customers' decision-making process in multi-marketing channel environment and devise the optimal strategy taking into account various device types. Our empirical analyses yield business implications based on the significant results from global big data analytics and contribute academically meaningful theoretical framework using an economic model. We also provide strategic insights attributed to the practical value of an online marketing manager.

Keywords: *Attribution Model, Multi-Device Marketing, Touchpoint Management, Customer Online Shopping, Marketing Communication Channel*

* Department of Business Informatics, Hanyang University

** Corresponding Author, Management Engineering, KAIST College of Business

◎ 저 자 소 개 ◎



신 하 정 (hjedrg@gmail.com)

현재 한양대학교 일반대학원 비즈니스인포매틱스학과 석사과정에 재학 중이다. 주요 관심분야는 Big Data Analytics, Econometrics Models, Machine Learning, Data Mining 등이다.



남 기 환 (namkh@kaist.ac.kr)

KAIST 경영대학원 경영공학부에서 MIS 박사학위를 취득하였다. 현재 KAIST 경영대학원 경영공학부, UNIST 경영학부 겸임교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 Business Analytics & Business Intelligence, Big Data Analytics, Data Mining, Statistical Analysis, Recommender Systems, Econometrics Models, Machine Learning, Deep Learning 등이다. 관련 연구들은 *Decision Support Systems*, *Data Mining and Knowledge Discovery* 등에 논문이 게재되었다. 학문적인 연구뿐만 아니라 이론을 바탕으로 실제 기업에서 다양한 프로젝트를 성공적으로 진행함으로써 학계와 산업계 모두에 실증적인 기여를 하고 있다.

논문접수일 : 2018년 11월 13일

게재확정일 : 2018년 12월 18일

1차 수정일 : 2018년 12월 13일