

다브랜드 다채널 이용 행위가 소비자의 구매 결정 및 금액에 미치는 영향: 개인 이질성을 반영한 표본선택 기반 위계적 베이지안 분석^{*,**}

추혜선^{***}, 김재욱^{****}

디지털 기술의 발전과 소비자 라이프스타일의 변화는 온·오프라인을 넘나드는 다채널(multi-channel) 유통 환경의 확산을 가속화시켰다. 특히 모바일 기기의 보급과 비대면 채널의 부상은 소비자에게 다양한 채널을 통한 개인화된 구매 여정을 가능하게 하였으며, 이에 따라 유통 브랜드 간 경쟁은 브랜드 차원이 아닌 채널 단위에서 더욱 치열해지고 있다. 소비자들은 자사뿐 아니라 경쟁 브랜드의 채널에서도 다양한 고객 경험(customer experience)을 축적하며, 이러한 채널 이용 행태는 브랜드 충성도와 구매 유입·이탈, 구매 금액에 직간접적 영향을 미친다. 그럼에도 기존 유통 채널 및 CRM에 관련된 연구들은 대부분 자사 중심의 폐쇄적 관점에 머물러, 경쟁 채널의 영향에 대한 체계적인 설명이 부족했다. 또한 소비자의 구매 결정이 ‘구매 여부’와 ‘구매 금액’으로 구분된 두 단계로 구성되어 있음에도 이를 통합적으로 다루는 경우가 많았다. 다브랜드·다채널 환경에서는 경쟁 채널 이용이 자사 구매 결정에 미치는 영향을 설명할 수 있는 새로운 분석 프레임이 요구된다. 본 연구는 105주간 축적된 소비자 패널 데이터를 바탕으로, 신용카드 구매 이력, 모바일 앱 사용 시간, 오프라인 매장 방문 이력을 통합 분석하였다. 유통 브랜드 A사의 충성 고객을 표본으로 설정하고, 구매 여부와 금액을 순차적으로 결정하는 표본선택모형(sample selection model)과 개인별 유통 채널 반응성의 이질성을 반영한 위계적 베이지안 모형(hierarchical bayesian modeling)을 적용하였다. 분석 결과, 경쟁사 채널 이용은 자사 구매 확률을 유의하게 감소시키나 구매 금액에는 영향을 미치지 않았다. 특히 온라인 채널에서의 경쟁사 이용이 구매 전환 가능성을 가장 크게 저하시켰으며, 반대로 자사 오프라인 채널의 체류 시간은 구매 금액을 증가시키는 효과가 나타났다. 또한 인구통계학적 변수는 구매 여부와 금액에 상반된 영향을 미치며, 구매 결정이 두 개의 구분된 단계임을 시사하였다. 이러한 결과는 유통사가 구매 확률 제고 전략과 소비자 수익성 강화를 별도로 설계해야 함을 보여준다. 경쟁사 채널 이용 행태를 고려한 고객 이탈 예측과 구매 유입 전략, 구매 단계별 개인 수준의 미시적 타겟팅 전략이 필요하다. 이를 통해 본 연구는 다채널 유통 환경에서 고객 확보 및 유지, 채널별 성과 측정, 투자회수율을 고려한 미시적 마케팅 전략 수립에 대한 이론적 근거를 제시한다.

주제어 : 다채널 쇼핑, 고객 유입과 이탈, 소비자 이질성, 표본 선택 모형, 위계적 베이지안 모형

I. 서론

디지털 기술의 발전과 소비자들이 접하는 삶의 형태 변화는 유통 산업 전반에 걸쳐 온·오프라인을 아우르는 다채널(Multi-channel) 환경의 확산

을 가속화하고 있다. 특히 모바일 기기의 대중화와 함께 비대면 소비트렌드의 부상은 소비자들로 하여금 온라인 쇼핑몰, 모바일 앱, 오프라인 매장 등 다양한 유통 채널을 두루 경험하며 구매 여정을 지나도록 만들었다. 이에 따라 유통 브랜드 간

* 이 논문은 2024년 한국유통학회와 마크로밀엠브레인의 학술데이터지원사업 지원을 받아 수행된 연구임.

** 본 연구는 고려대학교 경영대학 연구 기금 및 인성 연구 기금의 일부를 지원받아 수행되었음.

*** 고려대학교 경영학과 박사 수료(chuhs0219@korea.ac.kr), 제1저자

**** 고려대학교 경영학과 교수(jaewook@korea.ac.kr), 교신저자

의 경쟁은 단일 브랜드 또는 채널 중심의 국면을 넘어서, 복수 브랜드의 채널 간 선택과 전환을 포함하는 다양한 구조로 재편되고 있다. 따라서 유통 기업은 고객 접점 관리 전략 수립 시, 소비자가 고정된 경로를 따르지 않고 다양한 채널을 선택적으로 활용한다는 점을 고려한 전략적 접근이 필요하다(Bhalla, 2014; Neslin et al., 2006; Verhoef et al., 2015).

이와 같은 환경 변화에 대응하여 유통 기업들은 다채널 및 옴니채널(omni-channel) 전략을 적극적으로 도입하고 있으며, 소비자는 이제 특정 브랜드에 한정되지 않고 여러 유통 브랜드의 다양한 채널을 활용하여 상품 탐색, 정보 수집, 비교, 구매에 이르는 복합적인 구매 경로를 형성하고 있다(Bhalla, 2014; Gensler et al., 2012). 소비자는 오프라인 매장, 온라인 쇼핑몰, 모바일 앱, 키오스크 등 물리적·디지털 채널 전반에 걸쳐 복수의 브랜드와 인게이지먼트를 형성하며, 상황과 목적에 따라 상이한 브랜드의 채널들을 유연하게 조합하여 사용하는 경향을 보인다. 특히 소비자들은 단일 유통 브랜드 혹은 단일 채널만을 사용하는 일관적인 행동을 보이지 않으며, 구매 시점, 상품 유형, 그리고 개인의 일상 맥락에 따라 상이한 브랜드와 채널 형태를 전략적으로 선택한다는 점에서, 모든 채널과 브랜드는 소비자의 선택지 내에서 상호경쟁 관계에 놓이게 된다. 이러한 다변화된 채널 이용 행태는 고객 경험(customer experience)의 형성과 밀접하게 연결되며, 궁극적으로 유통사의 브랜드 선호도, 고객의 유입(gain)과 이탈(churn), 그리고 실제 구매 행동에 이르기까지 연쇄적인 영향을 미친다(Bhalla, 2014; Neslin et al., 2006; Verhoef et al., 2015). Bhalla(2014)는 특히 디지털 기술의 발전이 소비자의 기대 수준을 높이고, 다양한 접점에서 끊임 없는 고객 경험을 제공하는 것이 브랜드 인게이지먼트를 높이는 핵심

요인이 된다고 지적하였다. 이처럼 소비자 중심의 유통 전략 수립을 위해서는, 단일 브랜드에 국한된 옴니채널 전략을 넘어, 소비자가 다양한 브랜드와 채널을 오가며 형성하는 다층적 접점을 종합적으로 바라볼 필요가 있다.

선행 연구에 따르면, 소비자의 다채널 이용은 고객의 참여도를 높이고 브랜드에 대한 인게이지먼트를 강화하는 동시에, 반대로 경쟁 브랜드로의 이탈 가능성도 함께 내포하고 있다(Ansari et al., 2008). 고객이 채널을 옮기거나 다른 브랜드의 채널을 사용하는 행위는 단순한 탐색이 아니라, 실제 구매 전환 가능성 및 고객 가치에 영향을 주는 실질적 행동으로 여겨진다(Neslin et al., 2014; Ratchford et al., 2022; Verhoef et al., 2015). 또한, 오프라인에서 탐색 후 온라인에서 구매가 이루어지거나, 온라인 탐색 후 오프라인 매장에서 구매하는 등의 다양한 채널의 활용과 고객의 브랜드 선택 및 이탈에 각각 다른 영향을 미친다는 점을 지적하며, 경쟁 채널과의 접촉 자체가 이탈 위험의 징후로 해석될 수 있음을 강조하는 연구도 다양하게 진행되었다(Gensler et al., 2017; Halibas et al., 2023; Neslin et al., 2014).

이처럼 소비자의 구매 결정은 단일 브랜드 내부에서만 형성되지 않고, 여러 브랜드 및 다양한 채널에 대한 종합적인 체험과 비교에 기반하여 이루어진다(Neslin et al., 2014). 특히 모바일 앱 기반 유통 채널의 발달은 소비자에게 더 많은 유연성과 선택지를 제공하고 있으며, 이는 앱 간 이동, 브랜드 간 채널 전환, 오프라인 체험 등 다양한 접점을 통해 소비자의 구매 행동을 복합적으로 구성하게 만든다(Danaher et al., 2020; Halibas et al., 2023; Verhoef et al., 2022). 따라서 브랜드 간 경쟁은 이제 단순히 동일한 상품군의 경쟁을 넘어서, 소비자의 주의를 끌고 경험을 창출할 수 있는 모든 채널과 접점에서 벌어지는 전방위적 경쟁

환경으로 확장되고 있다(Lemon & Verhoef, 2016; Verhoef et al., 2015; Wedel & Kannan, 2016).

기존 연구들은 이러한 다채널 이용 행태가 고객 충성도, 반복 구매, 구매 금액 등에서 긍정적 효과를 가져온다는 점을 근거로 하여, 주로 단일 브랜드 내 다채널 전략의 효과를 중심으로 분석을 수행해왔다(Pauwels & Neslin, 2015; Zhang & Breugelmans, 2019). 그러나 대부분의 연구는 구매 여부와 구매 금액을 분리하여 분석하지 않거나, 경쟁 브랜드 채널에서의 이용이나 전환 경험을 체계적으로 반영하지 못하였다는 한계를 가진다(Gensler et al., 2012; Timoumi et al., 2022; Venkatesan et al., 2007). 또한, 소비자 간 채널 이용 반응성의 차이, 즉 개인의 이질성(heterogeneity)을 충분히 고려하지 않은 분석은 실제 미시적인 마케팅 전략의 효과성을 저하시킬 수 있다(Allenby et al., 2006).

이에 본 연구는 3년간 수집된 소비자의 불균형 패널 데이터를 근거로 하여, 자사 및 경쟁 브랜드의 온·오프라인 채널 이용 정보와 구매 이력을 통합하여 분석함으로써 경쟁적 다채널 환경에서의 소비자 구매 행태를 실제로 가깝게 모델링하고자 한다. 특히 자사 브랜드에 대한 구매 여부와 구매 금액이라는 두 가지의 분리된 의사결정에 대해, 결과 변수를 구조적으로 분리하여 분석하였고, 소비자 간 반응성의 차이의 효과를 인구통계학적 변수를 고려한 계량적 모델링을 위해 위계적 베이시안 모형(hierarchical bayesian model)을 사용하였다. 이를 통해 본 연구는 경쟁 브랜드와의 상호작용 속에서 나타나는 유입과 이탈 구조, 그리고 각 개인 소비자의 구매 금액 결정 요인을 동시에 분석하고, 유통 기업의 다채널 전략 설계 및 실무적으로 고려해야 할 요소들에 대한 시사점을 제공한다.

II. 이론적 고찰

1. 다채널 환경에서의 고객 유입 및 이탈

디지털 유통 환경의 확장과 함께, 소비자들은 더 이상 하나의 브랜드나 채널에 고정되지 않고, 복수 브랜드의 다양한 온·오프라인 채널을 넘나드는 구매 여정을 밟고 있다(Gensler et al., 2012; Verhoef et al., 2015). 이러한 소비자 행태는 유통사 입장에서 고객 유입(gain)과 이탈(churn)이라는 두 가지 상반된 결과를 동시에 고려해야 함을 시사한다(Fader et al., 2005; Neslin et al., 2006; Venkatesan et al., 2007). 특히 Bhalla(2014)는 디지털화된 유통 환경에서 고객은 단일 브랜드 채널에 국한되지 않고 다양한 브랜드의 디지털 및 물리적 채널 간을 자유롭게 넘나들며 다양한 접점을 기반으로 인게이지먼트가 형성된다는 경험의 확장을 시사한다. 이에 따라 소비자는 각 구매 시점마다 브랜드뿐만 아니라 다양한 채널 조합을 선택지로 고려하게 되며, 이를 통해 유통사의 고객 유지 및 전환 전략이 다양화될 필요가 있다는 점을 환기시키고 있다(Gensler et al., 2012; Lemon & Verhoef, 2016; Verhoef et al., 2015).

Ansari et al.(2008)은 고객의 채널 이동(channel migration) 현상을 분석하면서, 고객이 구매 시점마다 브랜드 및 채널을 선택하는 복합적 결정 구조를 보여주었다. 이들은 마케팅 요인뿐 아니라 개인 특성과 과거 구매 이력에 따라 고객이 온라인 또는 오프라인, 경쟁 브랜드로 전환할 가능성이 있음을 실증하였고, 이러한 전환이 자사 브랜드의 고객 유지와 신규 고객 유입에 중요한 영향을 미친다고 설명하였다(Timoumi et al., 2022; Venkatesan et al., 2007). 또한 Neslin et al.(2006)은 다채널 고객 관리의 관점에서, 고객의 채널 간 전환 및 이탈을 실시간으로 파악하는 것이 유통

기업의 마케팅 전략 수립에 필수적이라고 지적하였다.

Gensler et al.(2017)은 소비자가 온·오프라인을 넘나들며 가격을 탐색하거나 구매를 실행하는 방식, 즉 쇼루밍과 웹루밍 같은 옴니 채널적 이용 행위가 브랜드 이탈 가능성과 구매 전환에 미치는 영향을 분석하였다. 이는 경쟁사 채널의 이용 경험이 단순한 정보 탐색 수준을 넘어서 자사 브랜드에 대한 구매 전환 가능성 자체를 낮출 수 있다는 점을 시사하며, 경쟁 브랜드 채널 이용 빈도와 구매 금액이 자사 브랜드에 대한 고객 이탈 위험의 간접 지표로 기능할 수 있음을 보여준다(Gensler et al., 2017; Halibas et al., 2023; Neslin et al., 2014).

이와 함께 Neslin et al.(2014)은 제품 브랜드의 선택과 유통 채널 선택 간의 상호작용을 정량적으로 분석하며, 소비자가 단일 브랜드 제품을 구매하는 경우에도 유통 채널을 비교하여 선택하는 의사결정을 수행한다는 점을 강조하였다. 이는 특정 유통사 채널의 마케팅 성과를 평가함에 있어, 자사 채널 이용만이 아니라 경쟁사 앱 이용이나 오프라인 채널 경험도 함께 고려해야 한다는 본 연구의 관점을 이론적으로 뒷받침한다(Neslin et al., 2006; Ratchford et al., 2022; Verhoef et al., 2015).

마지막으로, Venkatesan et al.(2007)은 다양한 채널에서의 소비자 접점이 누적될수록 구매 빈도와 금액이 증가함을 실증하였으며, 특히 오프라인 매장 이용 경험과 온라인 채널 간의 상호작용이 고객 가치를 증대시키는 데 긍정적인 영향을 미친다는 것을 강조하였다(Pauwels & Neslin, 2015; Verhoef et al., 2015; Zhang & Breugelmans, 2019). 이는 본 연구에서 분석하는 모바일 앱 기반 채널 이용 시간, 오프라인 쇼핑 채널의 체류 시간 같은 변수들이 고객의 유입과 이탈, 그리고 구매 규모

에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다(Anderl et al., 2016; Gensler et al., 2012).

2. 다채널 환경에서의 채널 이용 시간 및 행태 변수의 조작적 정의

기존 연구에서 소비자의 유통 채널 이용 행태는 데이터 기반의 분석 기법 발달에 따라 그 측정 방식과 변수화 과정이 정교하게 발달해왔다(Gensler et al., 2012; Ratchford et al., 2022; Wedel & Kannan, 2016). 초기 연구에서는 주로 설문 기반의 자가보고(self-reported) 데이터를 통해 채널 이용 빈도나 선호도를 정성적으로 파악하였으며, 이는 소비자의 인지된 태도나 이용 경험에 대한 대략적인 지표로 활용되었다(Bendapudi & Berry, 1997; Neslin et al., 2006; Verhoef & Donkers, 2005). 이후 디지털 환경이 확장되면서, 고객의 웹사이트 탐색, 장바구니 담기, 클릭 횟수 등의 온라인 행동 로그를 활용한 정량적 분석이 가능해졌고, 이는 브랜드 간 또는 채널 간 전환 경로를 실증적으로 파악하는 데 기여하였다.

최근에는 모바일 앱 로그와 오프라인 매장의 위치기반 방문 데이터(GPS logs)까지 분석 범위가 확대되면서, 단순한 이용 여부를 넘어 이용 시간, 체류 강도, 방문 주기 등 보다 미시적인 채널 행태의 측정이 가능해졌다(Montgomery et al., 2004; Verhoef et al., 2015; Wang et al., 2015). 예를 들어, Zhang and Breugelmans(2019)는 앱 체류 시간과 오프라인 매장 방문 빈도를 활용하여 옴니채널 전략의 효과를 분석하였으며, Neslin(2022)은 온라인과 오프라인 간 채널 전환성을 반영한 통합 모델이 브랜드 충성도에 미치는 영향을 규명하였다. Ratchford et al.(2022)은 소비자의 온라인 및 오프라인 채널 이용행태를 구조적으로 비교하며, 디지털 접점의 활용 방식이 구매 전환에 미치

는 영향을 분석하였다. 또한 Halibas et al.(2023)은 소비자가 온라인과 오프라인 채널을 어떤 순서로 이용하는지를 중심으로, 다양한 채널 조합과 이동 경로가 구매 전환에 어떤 영향을 미치는지를 분석하였다. 이들은 소비자들이 실제 구매에 이르기까지 밟는 채널 이용 여정을 경로 단위로 추적함으로써, 구매 의사결정에서 각 채널의 역할과 중요도가 상황에 따라 달라질 수 있음을 실증적으로 제시하였다(Gensler et al., 2012; Lemon & Verhoef, 2016; Montgomery et al., 2004).

이러한 연구 흐름을 바탕으로, 본 연구는 단일 브랜드를 넘어서 경쟁 브랜드 간의 채널 구조와 소비자 반응의 이질성까지 아우르는 분석 틀을 제안한다. 채널 이용의 단순 빈도나 총량이 아닌, 개인이 어떤 브랜드의 어떤 채널을 주로 선택했는지와 그 결과로 구매가 이루어졌는지를 연결하여 변수화하였으며, 경쟁 브랜드의 모바일 앱 사용 시간과 오프라인 채널 이용 정보를 구매 여부와 금액에 구분 적용함으로써 실제 구매 결정 구조를 보다 현실적으로 모형화하였다(Ansari et al., 2008; Gensler et al., 2012). 이는 유통 마케팅 전략 수립에 있어, 다채널 환경에서의 브랜드 간 경쟁과 고객 반응의 복합성을 반영하는 실증적 분석 틀로 기여할 수 있다(Neslin et al., 2014; Timoumi et al., 2022; Verhoef et al., 2015).

3. 구매 여부와 구매 금액의 구조적 분리

기존 유통 및 소비자 행동 연구에서는 고객의 총 구매 금액, 평균 구매 빈도, 재구매율 등의 종합 지표를 통해 고객 가치를 평가하는 방식이 일반적으로 활용되어 왔다(Fader et al., 2005). 이러한 접근은 해석의 단순성과 측정의 용이성이라는 장점을 지니지만, 실제 구매 행위가 ‘구매 여부’와 ‘구매 금액’이라는 두 단계의 분리된 의사결정

과정으로 구성되어 있다는 구조적 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 안고 있다(Timoumi et al., 2022).

이에 따라 Wooldridge(2010)는 표본 선택 모형(sample selection model)을 통해, 구매가 발생한 경우에만 구매 금액이 관측되는 비대칭적 데이터 구조에서 일어나는 선택 편향(selection bias)을 보정하는 통계적 방법론을 제시하였다. 이와 같은 이중 분석 프레임은 특히 다채널 환경처럼 고객의 구매 결정이 복합적인 상황에서, 보다 정교한 구매 행동 분석을 가능케 한다는 점에서 실무적·이론적으로 높은 활용 가치를 지닌다(Fader & Hardie, 2009; Timoumi et al., 2022).

최근 연구들은 이 같은 이중 구조의 타당성에 주목하며, 구매 여부와 구매 금액을 구조적으로 분리한 분석이 자사 및 경쟁사 채널 전략의 효과를 평가하는 데 실질적인 기여가 가능함을 실증하고 있다(Ansari et al., 2008; Fader et al., 2005; Timoumi et al., 2022). Breugelmans and Campo (2016)는 옴니채널 이용 소비자의 가격 반응성을 구매 여부와 구매 수량에 따라 분리하여 분석하였고, Danaher et al.(2020)은 브랜드와 채널 노출이 구매 전환률과 구매 금액에 서로 다른 영향을 미친다는 점을 강조하였으며, 경쟁 브랜드가 공존하는 시장 환경에서 고객 행동을 해석하기 위해서는 반드시 이중 구조 모형화가 필요하다고 주장하였다.

이와 같은 흐름은 고객관계관리(CRM) 측면에서도 일관되게 제기되고 있다. Kumar and Reinartz (2016)는 고객의 구매 빈도와 구매 규모가 서로 다른 마케팅 요인에 의해 결정됨을 실증하였고, Timoumi et al.(2022)은 경쟁 브랜드의 채널 경험이 구매 여부에는 부정적이지만 구매 금액에는 상이한 영향을 미친다는 점을 이론적으로 정교화하였다. 더불어 Chang and Zhang(2016)은 직접

마케팅 효과와 채널 경험이 각각 고객의 유지율과 소비 수준에 다르게 작용함을 실증 분석을 통해 제시하였다.

이러한 연구들은 유통 기업이 고객의 채널 이용 데이터를 기반으로 구매 전환율과 구매 금액을 별도로 파악함으로써, 보다 정밀한 마케팅 전략을 수립할 수 있음을 시사한다(Fader et al., 2005; Montgomery et al., 2004; Timoumi et al., 2022). 예컨대, 자사 모바일 앱에서 탐색이 이루어진 뒤 실제 구매가 경쟁 브랜드 채널에서 발생할 경우 단순한 구매 금액 데이터만으로는 고객의 이탈 위험을 인지하기 어렵지만, 구매 여부 자체를 분석할 경우 고객의 전환 경로를 조기에 식별하고 이탈을 예측할 수 있으며 이 과정에서 표본 선택 모형은 유의미한 계량적 도구로 기능할 수 있다(Ansari et al., 2008; Timoumi et al., 2022).

4. 소비자의 이질성(Heterogeneity)과 개별 반응성

최근 마케팅 분석에서는 소비자의 행동을 설명함에 있어 평균적 효과(aggregate response)에 기반한 분석 접근이 지니는 한계가 지속적으로 지적되고 있으며, 개인 수준의 반응성 차이를 반영하는 미시적 분석의 중요성이 강조되고 있다(Allenby et al., 2006). 특히 다채널 환경에서 고객은 동일한 마케팅 자극에 대해 서로 다른 민감도와 선호도를 나타내며, 이 차이는 브랜드 충성도 형성, 이탈 가능성, 구매 전환율 등 주요 성과 지표에 직접적인 영향을 미친다(Danaher et al., 2020; Venkatesan et al., 2007; Rossi et al., 2024).

예컨대, 어떤 고객은 오프라인 채널에서만 반복적으로 구매를 이어가지만, 다른 고객은 동일 브랜드의 모바일 앱을 주로 이용하거나, 경쟁 브랜드의 온라인 및 오프라인 채널을 병행적으로 활

용하며 구매를 분산시키는 경향을 보인다(Ansari et al., 2008; Venkatesan et al., 2007; Zhang & Breugelmans, 2019). 이와 같은 반응성의 다양성은 마케팅 믹스 요소가 소비자군에 따라 상이한 방식으로 작동함을 의미하며, 고객 세분화, 개인화 타겟팅, 이탈 방지 전략 등의 정교한 마케팅 의사 결정을 가능하게 한다.

이러한 개인차를 정교하게 추정할 수 있는 대표적인 방법론이 위계적 베이저안 모형(hierarchical bayesian model, HBM)이다. Allenby and Lenk (1995)는 브랜드 선택과 수량 결정 과정에서 베이저안 추정법을 활용하여, 각 소비자의 고유한 모수 구조를 효과적으로 추정할 수 있음을 보여주었다. 또한 Rossi et al.(2024)은 패널 데이터를 기반으로 개별 소비자의 가격 민감도와 프로모션 반응도를 추정하여, 마케팅 전략을 고객 수준으로 최적화할 수 있는 분석 기반을 마련하였다.

Montgomery et al.(2004)은 온라인 구매 환경에서 소비자의 웹사이트 탐색 행동과 구매 의도 간 관계가 개인별로 현저히 다르게 나타난다는 점을 실증하였으며, 개별 반응성을 고려한 타겟팅 전략이 실제 성과를 극대화할 수 있음을 강조하였다. 특히 위계적 베이저안 모형은 사전 분포를 기반으로 데이터가 불완전하거나 관측치가 부족한 상황에서도 예측력을 유지할 수 있다는 점에서, 실무적 활용 가치가 높은 계량 기법으로 평가받는다.

본 연구는 이러한 방법론적 기반 위에서, 자사 및 경쟁 브랜드의 다양한 유통 채널에 대한 소비자의 이용 반응 계수를 개인 단위로 추정함으로써, 경쟁적 다채널 환경에서의 고객 행동을 정밀하게 설명하고자 한다. 이는 단일한 평균 소비자가 아닌, 각 소비자의 이질성을 반영한 채널 전략 및 이탈 방지 전략 수립을 가능하게 하며, 복잡한 유통 구조를 고려한 마케팅 전략을 설계하는 데 도움이 될 수 있다.

III. 가설 설정

오늘날 소비자들은 디지털 기술의 발전과 유통 채널의 다변화에 따라 다양한 브랜드의 온·오프라인 채널을 병행적으로 이용하며 상품 탐색과 구매를 수행한다(Neslin, 2022; Verhoef et al., 2015). 이로 인해 소비자의 구매 의사결정은 단일 브랜드 내부에서 이루어지기보다는 자사와 경쟁 브랜드 간의 채널 경험 비교에 기반하여 형성되는 경향이 뚜렷해지고 있다(Gensler et al., 2017; Neslin et al., 2014; Verhoef et al., 2015).

특히 구매 행동은 단일한 의사결정이 아닌 ‘구매 여부’와 ‘구매 금액’이라는 두 단계로 구성되며, 각 단계는 상이한 요인에 의해 영향을 받는다(Wooldridge, 2010). 전자는 소비자가 특정 브랜드를 선택할지에 대한 초기 전환 결정이며, 후자는 해당 브랜드에서 어느 정도 지출할지를 결정하는 후속 선택이다. 따라서 구매 결정에 영향을 미치는 유통 채널 이용 행태는 각 단계에서 서로 다른 효과를 나타낼 수 있다(<그림 1> 참조).

1. 자사 채널 이용의 효과

소비자가 자사 브랜드의 온·오프라인 채널을 활발히 이용할수록 브랜드에 대한 친숙도와 신뢰도가 강화되며, 이는 자연스럽게 브랜드 로열티로 이어진다(Ansari et al., 2008; Neslin et al., 2006). 특히 반복적인 채널 접점은 브랜드에 대한 정보 축적과 경험 품질을 제고하며, 고객의 구매 전환 가능성을 높이는 요인으로 작용한다(Anderl et al., 2016; Lemon & Verhoef, 2016). Venkatesan et al.(2007)은 다양한 채널에서의 접점이 누적될수록 고객 생애 가치가 증가함을 실증하였고, Neslin et al.(2006)은 다채널 고객이 단일 채널 고객보다 높은 구매 의도를 보인다는 점을 보여주었다. 따

라서 자사 채널 이용 강도는 구매 여부뿐 아니라 실제 구매 금액에도 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

가설 1-1. 소비자의 자사 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 여부에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

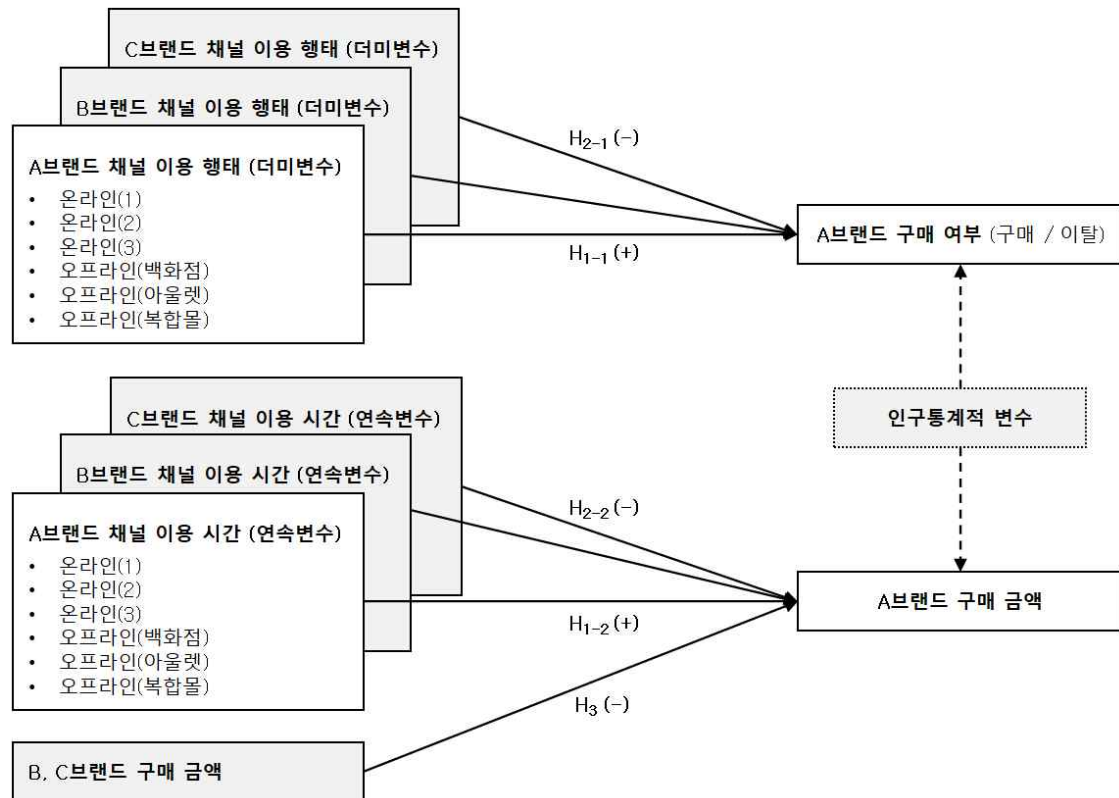
가설 1-2. 소비자의 자사 채널 이용 시간은 자사 브랜드 구매 금액에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

2. 경쟁 브랜드 채널 이용의 효과

경쟁 브랜드의 채널을 빈번히 이용하는 행위는 소비자의 관심과 자원이 자사 브랜드로부터 분산되고 있음을 나타내며, 이는 자사에 대한 구매 전환을 저해하는 주요 요인으로 작용할 수 있다(Gensler et al., 2012). 소비자는 제한된 시간과 예산 안에서 다양한 브랜드와 채널을 비교하며 의사결정을 수행하기 때문에, 경쟁 브랜드 채널의 이용은 자사 브랜드에 대한 상대적 매력도를 약화시키고 대체효과를 유발한다(Gupta, 1988; Neslin et al., 2014; Zhang & Breugelmans, 2019).

Gensler et al.(2017)은 소비자가 온·오프라인 채널을 넘나드는 쇼루밍이나 웹루밍과 같은 행위를 통해 경쟁 브랜드와의 접점을 늘리는 경우, 자사 브랜드에 대한 이탈 위험이 증가한다고 지적하였다. 이러한 경쟁 채널 경험은 단순한 정보 탐색을 넘어 구매 의사결정에 직접적으로 개입하며, 자사 브랜드에 대한 구매 확률을 낮출 수 있다(Ansari et al., 2008; Neslin et al., 2014).

또한, 이러한 효과는 특히 구매 여부 단계에서 더욱 뚜렷하게 나타날 가능성이 높으며, 자사 브랜드가 소비자의 고려 대상에서 제외되는 경우 이후의 구매 금액은 관측되지 않기 때문에 발생한다(Fader & Hardie, 2009; Timoumi et al., 2022; Wooldridge, 2010). 따라서 경쟁 브랜드의 채널



〈그림 1〉 연구 모형

이용은 구매 가능성과 구매 규모 모두에 부정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

가설 2-1. 소비자의 경쟁 브랜드 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 여부에 부정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 2-2. 소비자의 경쟁 브랜드 채널 이용 시간은 자사 브랜드 구매 금액에 부정적인 영향을 미칠 것이다.

3. 경쟁 브랜드 구매 금액의 효과

경쟁 브랜드에서의 실질적 구매는 단순한 탐색 수준을 넘어, 해당 브랜드에 대한 명확한 선호와 자원 투입의 결과로 해석될 수 있다(Anderl et al., 2016; Chintagunta, 1993; Gupta, 1988; Verhoef et al., 2015). 이는 고객이 자신의 제한된 예산과 시

간 안에서 특정 브랜드에 실질적인 지출을 집행한 것으로, 자사 브랜드에 대한 구매 여지를 제한하는 요인으로 작용한다(Breugelmans & Campo, 2016).

Chang and Zhang(2016)은 고객의 브랜드 간 지갑 점유율(share-of-wallet)이 상호 배타적인 관계를 가질 수 있음을 실증하였으며, 하나의 브랜드에 대한 구매 증가는 다른 브랜드로의 지출 감소를 수반할 가능성이 높다고 제시하였다. 이러한 구조적 관계는 특히 경쟁 브랜드에서의 누적 구매 금액이 클수록 자사 브랜드로의 구매 금액은 감소할 수 있음을 시사한다.

가설 3. 소비자가 경쟁 브랜드에서 구매한 금액이 높을수록 자사 브랜드의 구매 금액은 감소할 것이다.

IV. 연구방법

1. 데이터 전처리

본 연구는 마크로밀 엠브레인사에서 제공하는 패널 데이터를 활용하여 온·오프라인 채널을 운영하고 있는 유통 브랜드에 대한 실제 소비자들의 구매 행동을 분석하였다. 분석에 활용된 유통 브랜드는 백화점과 아울렛, 복합몰의 오프라인 매장을 운영하고 있으며 프리미엄, 범용, 홈쇼핑의 온라인 채널을 가지고 있다. 해당 데이터는 패널 ID를 기준으로 수집된 세 가지 데이터셋으로 이루어져 있으며, 온라인 유통 채널 및 오프라인 매장의 방문 시간과 카드 결제 내역을 포함하고 있다. 각 패널별로 2022년 1월부터 2023년 12월까지의 데이터를 주간 단위로 나누어 105주의 타임라인을 따라 요약하였으며, 분리된 세 개의 데이터셋이 유효하게 존재하는 패널에 대해서만 샘플링이 이루어졌다.

분석에 포함된 패널의 조건은 해당 기간 내에 유통 3사 브랜드에 대한 구매 이력이 있고, 최소 2주 이상의 시점에서 유효한 데이터를 가지고 있어야 한다. 해당 패널들의 카드 결제 내역의 경우 유통 브랜드 3사에 해당하는 결제 이력 데이터 중에서 약 92.5%를 차지하는 규모이며, 이는 상위 50%의 충성 고객의 구매가 전체 구매 금액 또는 구매량의 90%를 차지한다는 Twedt(1964)의 연구를 근거로 샘플링의 타당성을 설명할 수 있다. 해당 패널들에 대해 유통 3사의 전국 오프라인 매장(백화점, 아울렛, 복합몰)에 체류한 시간 및 구매가 가능한 모바일 앱을 이용한 스크린타임을 주간 단위로 합산한 결과 445명의 패널들의 행동 정보에 대한 데이터로 정제되었으며 각 개인별로 수집된 정보의 양은 균일하지 않은 불균형 패널

데이터의 속성을 가진다.

이렇게 편이 추출된 샘플 패널 445명은 105주의 타임라인 중에서 최소 36주 이상의 유효 데이터를 가지고 있으며, 분석 대상 및 경쟁 브랜드의 온·오프라인 채널을 이용한 주간 중 분석 대상 브랜드에서 10% 이상의 구매이력을 가지고 있다. 100%의 충성도를 보이는 패널(17명)도 일부 존재하지만, 87.9%에 해당하는 패널들(391명)의 경우 50% 미만의 구매율을 보였다. 이는 일반적으로 수집되는 빅데이터의 경우 유통사가 보유하는 내부 데이터에 비해 상대적으로 브랜드와 채널에 대한 충성도가 떨어지는 일반 소비자들의 행태를 적절하게 반영하고 있다고 설명할 수 있다(Wedel & Kannan, 2016). 또한 해당 샘플들의 인구통계학적 요소에 대한 통계량은 <표 1>과 같이 나타났다. 이들 변수들 이후 각 채널 이용행태 및 이용 시간에 대한 위계적 구조를 가진 통제변수로 활용할 예정이며, 학력을 나타내는 범주형 변수의 경우, 대학졸업자의 비율이 80.9%로 나타난 만큼 변별력 있는 집단 구분의 요소로 간주하기 어려워 활용하지 않을 예정이다.

2. 유통 채널 이용 및 구매 정보의 수집

샘플링된 445명의 불균형 패널데이터는 105주 동안의 유통 채널의 이용 행태와 분석 대상 및 경쟁사 브랜드에서의 해당 주간별 구매 빈도 및 구매 금액 데이터를 집계하여 분석 데이터로 요약하였다. 이는 해당 기간 내에 수집된 카드 결제 내역을 바탕으로 특정 키워드 및 생략된 텍스트 정보에 대한 온·오프라인 쇼핑 채널 방문 일자와 매칭시켜 추출하였다. 해당 데이터는 각 개인 패널의 모바일 기기에 수신되는 SMS 및 메신저, 앱 알림 내역의 텍스트 기반으로 수집되었고, 카드

<표 1> 패널의 인구통계학적 분포

		빈도 (명)	비율 (%)
총계		445	
성별	남	158	35.5
	여	287	64.5
연령	20	17	3.8
	30	138	31.0
	40	172	38.7
	50	102	22.9
	60	16	3.6
결혼여부	미혼	109	24.5
	기혼	320	71.9
	기타	16	3.6
학력	고교졸업 이하	38	8.5
	대학졸업	360	80.9
	대학원졸업	47	10.6
가구소득 (연간)	~3천	50	11.2
	3천~5천	117	26.3
	5천~7천	114	25.6
	7천~1억	106	23.8
	1억~	58	13.0

사의 개인정보 보호 정책에 따라 일부 핵심 정보가 누락될 가능성도 있어 정보의 소실 없이 소비자의 구매 이력을 최대한 반영하기 위한 데이터 전처리 과정을 거치게 되었다. 각 패널의 구매 이력을 합산한 결과 해당 기간 내에 분석 대상 A브랜드사의 구매 금액은 평균 75,623원으로 나타났다. 또한 유사 카테고리 내 B브랜드사의 경우 평균 115,468원이며 C브랜드사의 경우 평균 81,999원으로 분석 대상이 되는 브랜드의 구매 금액이 상대적으로 적다는 사실을 확인할 수 있다. 하지만 다양한 유통 채널 이용 후 A브랜드에 대해 유효한 거래로 이어진 비율은 18.6%로 나타났으며 이는 상대적으로 A브랜드사에 충성도가 높은 패

널이 포함되었음을 알 수 있다.

모바일 유통 채널 이용 이력은 유통 3사가 운영하는 쇼핑 카테고리의 모바일 앱 사용을 기준으로 측정하였다. 이들 앱은 제품 검색과 결제 기능을 제공하며, 오프라인 매장의 유형에 따라 백화점 앱, 아울렛 또는 복합몰과 유사한 일반 쇼핑 앱으로 구분할 수 있다.

데이터 수집의 한계로 인해 모바일 앱의 사용 내역은 하루 동안의 총 스크린 타임 기준으로 집계되며, 해당 앱을 마지막으로 종료한 시점만 기록되었다. 즉, 실제 앱을 사용한 정확한 시점이나 사용 빈도, 사용 간격 등의 세부 정보는 파악이 어렵다. 이러한 제약을 고려하여, 본 연구에서는 패널이 하루 동안 각 앱에 노출된 시간을 합산하여 모바일 앱 채널 이용 변수로 활용하였다.

또한, 오프라인 유통 채널의 경우, 각 유통 브랜드사가 운영하는 백화점, 아울렛, 복합몰 전 지점의 체류 시간을 지점 단위로 합산하여 채널 이용 변수로 활용하였다. 각 주간 데이터에서 동일 브랜드 내 오프라인 매장 유형(예: 백화점, 아울렛 등)의 중복 방문은 관측되지 않았으며, 따라서 브랜드별 주간 합산이 가능하였다. 이는 한 주간 소비자의 오프라인 방문이 동일 브랜드 내에서 하나의 매장에서만 발생했음을 의미한다.

위치정보는 각 패널의 모바일 기기가 해당 지점 인근에 있을 때 발생하는 Wi-Fi 및 모바일 데이터 송수신 기록을 기반으로 수집되었으며, 이는 기기가 물리적으로 매장 근처에 존재했음을 의미한다. 그러나 오프라인 매장 주변을 일시적으로 지나친 경우까지 포함되는 오류를 방지하기 위해, 체류 시간이 1분 미만인 경우는 유효한 쇼핑 행위로 보기 어렵다고 판단하여 분석에서 제외하였다.

또한, 분석 결과에 따르면 동일한 주차 내에서 동일 브랜드의 백화점·아울렛·복합몰을 중복 방문한 사례는 존재하지 않았으며, 같은 브랜드

내의 지역 간 그리고 매장 간 중복 방문 이력 또한 발견되지 않았다. 이러한 결과는 오프라인 채널 이용 행태가 주 단위로 특정 유형 및 지역의 매장 중심으로 집중되어 발생했음을 의미하며, 변수 해석 시 채널 간 혼입 효과를 최소화할 수 있는 기반이 된다.

3. 분석 모형

3.1 모형의 변수

분석 모형에 이용되는 변수 및 각 패널별 데이터에 대한 정의는 <표 2> 내용과 같다. 독립변수 $y_{1,it}$, $y_{2,it}$ 는 각 개인 패널 i 가 105주(2022년 1월~2023년 12월)의 기간 동안 유통 브랜드 A사에서 결제한 카드 내역의 존재 유무 및 주간 결제 금액의 합산 내역을 의미하며 이들 변수는 $Pay_{A,it}$ 변수로부터 변환하여 사용하였다. 설명변수 $X_{1,it}$ 와 $X_{2,it}$ 의 경우 세 가지 유통 범주 내의 경쟁 브랜드 B사와 C사에서의 온·오프라인 유통 채널에서의 이용 행태 및 시간을 포함하고 있다. 특히 $X_{1,it}$ 은 더미로 변환된 채널 이용 행태 변수를 활용해 각 채널의 상호작용을 모델링하였으며 $X_{2,it}$ 에서는 경쟁 브랜드의 카드 결제금액 정보를 포함시켜 직접적인 브랜드 경쟁 요소를 반영하였다. 온라인 채널의 이용 행태의 경우 유통 3개사의 모바일 앱 8개가 소비자에게 노출된 시간을 주간별로 합산하였다. 또한 오프라인 채널의 경우 형태에 따라 백화점, 아울렛, 복합몰로 분류하여 매장 이용 시간을 합산하였다. 이들 변수에 대한 정의와 기술 통계량은 <표 2>와 같이 나타내었다. 모든 변수들은 각 패널 i 별로 분류되어 있으며 해당 기간 내에 각 패널이 여러 브랜드의 유통 채널의 이용 시작 시점, 끝 시점이 모두 다르다. 또한 유통 채널을 전혀 이용한 기록이 없고 결제 내역도 존재

하지 않는 주차에 대해서는 데이터가 존재하지 않으므로 모든 패널별 데이터는 서로 다른 Time Stamp별 데이터포인트 개수를 가지고 있음을 알 수 있다. 모든 변수들의 평균치와 표준편차를 살펴보면 대체적으로 A브랜드에 대해서는 많은 금액과 많은 횟수를 보이지만 상대적으로 B사와 C사의 구매 이력은 적은 것을 알 수 있으며 상대적으로 A사에 충성도를 가지는 패널 집단을 나타내고 있음을 알 수 있다. 멀티 채널 환경에서 온·오프라인의 채널 이용 시간을 살펴보면 상대적으로 오프라인 채널에 머무는 시간이 길게 나타났으며 모바일을 기반으로 한 온라인 채널의 경우 종합 온라인몰, 백화점몰, 홈쇼핑몰의 이용 시간이 브랜드별로 차이를 보이기도 한다. 이렇듯 변수들의 척도 차이가 큰 경우 프로빗 모형 분석이나 회귀 분석 시 특정 변수에 의도치 않은 가중치가 부여될 수 있으므로 척도의 안정화를 위해 시간 및 금액 변수는 자연로그 변환을 통해 이러한 문제점을 보완하였다(Ansari et al., 2008; Greene, 2012; Wooldridge, 2010).

3.2 모형의 구체화

소비자의 구매 의사결정 과정은 전통적으로 두 가지 핵심 단계로 구분된다. (1) 특정 브랜드를 구매할 것인지의 여부 결정과 (2) 구매를 선택한 이후, 얼마만큼의 금액을 지출할 것인지에 대한 금액 결정이다(Chintagunta, 1993; Gupta, 1988; Wooldridge, 2010). 이러한 이중 의사결정 구조에 대해 마케팅 변수들이 어떤 방식으로 영향을 미치는지를 분석하는 시도는 기존 연구에서도 꾸준히 수행되어 왔다(Gupta et al., 1998).

본 연구는 이러한 구조를 보다 정밀하게 분석하기 위해, 표본 선택 모형(sample selection model)을 채택하였으며, 이 모형은 Ansari et al.(2008)이

<표 2> 변수의 정의 및 기초 통계량

(Time; Min)	Variables	Mean	Std. dev.	Valid ratio	N	Min	Median	Max
Pay _{A,it}	A사 결제 금액(원)	75,623	254,290	18.6%	6,471	0	33,370	13,110,000
Pay _{B,it}	B사 결제 금액(원)	115,468	384,721	7.5%	2,615	0	44,793	10,056,500
Pay _{C,it}	C사 결제 금액(원)	81,999	261,807	3.1%	1,087	7	33,000	5,601,507
Time On _{A1,it}	A사 홈쇼핑몰 앱	10	19	13.5%	4,704	0	4	290
Time On _{A2,it}	A사 종합 온라인몰 앱	12	25	30.3%	10,535	0	3	533
Time On _{A3,it}	A사 백화점몰 앱	8	18	9.9%	3,457	0	3	466
Time Off _{AD,it}	A사 백화점	3,314	9,507	11.2%	3,909	3	810	118,222
Time Off _{AO,it}	A사 아울렛	3,062	5,141	3.9%	1,359	6	1,480	54,312
Time Off _{AM,it}	A사 복합몰	2,193	3,577	5.0%	1,747	1	997	42,807
Time On _{B1,it}	B사 홈쇼핑몰 앱	6	14	17.3%	6,011	0	2	298
Time On _{B2,it}	B사 종합 온라인몰 앱	9	21	1.7%	581	0	3	322
Time Off _{BD,it}	B사 백화점	8,617	217,920	3.60%	1,252	3	836	7,433,410
Time Off _{BO,it}	B사 아울렛	2,181	2,607	1.4%	484	24	1,226	31,394
Time Off _{BM,it}	B사 복합몰	1,628	2,470	.8%	273	3	658	17,406
Time On _{C1,it}	C사 홈쇼핑몰 앱	5	10	5.6%	1,959	0	2	94
Time On _{C2,it}	C사 종합 온라인몰 앱	8	19	22.5%	7,826	0	1	306
Time On _{C3,it}	C사 백화점몰 앱	28	43	.8%	269	0	8	310
Time Off _{CD,it}	C사 백화점	1,541	2,591	3.9%	1,363	11	626	40,006
Time Off _{CO,it}	C사 아울렛	1,890	1,954	.6%	210	20	1,304	9,787
Time Off _{CM,it}	C사 복합몰	2,368	2,931	2.9%	1,014	18	1,269	31,016

유통 채널 전환에 대한 소비자 반응을 분석한 연구에서의 접근법을 기반으로 하며, 구매 의사결정의 두 단계를 분리하면서도 상호 연관된 결정 과정으로 모델링하는 데 활용된다.

구체적으로, 본 모형은 먼저 소비자가 해당 주에 특정 브랜드를 구매할지 여부를 1단계에서 이진 선택 모형(binary choice model)으로 추정한다. 이후 실제로 구매가 이루어진 경우에 한해, 해당 브랜드에 얼마만큼의 금액을 지불했는지를 2단계에서 연속형 종속변수로 추정한다. 이때 두 단계의 결정 과정은 서로 독립적이지 않을 수 있기 때문에, 각 단계의 오차항 간에 상관관계가 존재한

다고 가정한다. 이는 즉, 구매 여부에 영향을 주는 관측되지 않은 개인 특성이나 외부 요인이 구매 금액에도 영향을 미칠 수 있음을 의미한다.

이러한 구조는 단순한 선형 회귀로는 설명할 수 없는 선택 편향(selection bias) 문제를 보정하고, 구매가 이루어진 하위 표본에만 기초해 금액을 분석했을 때 발생할 수 있는 왜곡된 추론을 방지한다(Wooldridge, 2010). 따라서 본 연구의 분석들은 구매 여부와 금액 결정 간의 구조적 연관성을 반영하며, 자사 및 경쟁 브랜드 채널 이용의 효과가 이 두 단계에 어떻게 다르게 작용하는지를 보다 정확하게 추정할 수 있게 해준다.

개인 소비자 패널 i 에 대해 특정 주차 t 에서의 분석 대상 및 경쟁 유통 브랜드의 온·오프라인 채널 방문 및 이용 시간 정보와 경쟁 유통 브랜드에서의 구매 내역을 포함한 설명변수를 X_{it} 라 할 때, 표본 선택 모형(sample selection model)에 이용되는 두 가지 식의 표현은 아래와 같다.

$$\text{구매 여부 } y_{1,it} = \begin{cases} \text{Buy} & \text{if } y_{1,it}^* > 0 \\ \text{Not Buy} & \text{if } y_{1,it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{구매 금액 } y_{2,it} = \begin{cases} \log(y_{2,it}^* + 1) & \text{if } y_{1,it}^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_{1,it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

이때, $y_{1,i}^*$ 의 식은 구매 여부를 결정하는 이진적 반응에 대한 잠재 효용(latent utility)을 나타내며 $y_{1,it}^*$ 값이 0보다 클 경우에만 개인 패널 소비자가 분석 대상 브랜드의 유통채널에서 구매하였음을 의미한다. 또한 $y_{2,it}^*$ 의 경우는 $y_{1,it}^*$ 가 0보다 작은 경우에는 유의미한 값을 가지지 않으며 $y_{1,it}$ 이 1인 경우에만 관측되었음을 나타낸다. 이는 특정 주차에 분석 대상 브랜드에서의 구매 금액이 존재하지 않음을 의미한다.

본 연구에서 잠재변수 $y_{1,it}^*$ 와 $y_{2,it}^*$ 에 대한 식은 식 (5), 식 (6)과 같이 나타낼 수 있으며, 구매 여부를 결정하는 식 (5)에 사용된 설명변수 $X_{1,it}$ 는 식 (3)과 같이 나타나며, 각 브랜드별 온·오프라인 유통 채널의 사용 여부를 더미변수로 활용해 나타내었다. 이때 자사 브랜드의 오프라인 이용을 기준으로 자사 및 경쟁사 브랜드와의 상호 작용 변수를 추가하였으며, 자사 온라인 유통 채널 이용을 기준으로 자사 및 경쟁사 브랜드의 오프라인 채널과의 상호작용 변수를 추가하여 채널의 간섭효과를 설명하고자 하였다. 또한 $X_{2,it}$ 는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있으며 경쟁사 브랜드의 구매 금액 및 각 브랜드별 유통 채널의 이용 시간을

자연로그로 변환하여 선형으로 결합하였다.

$$X_{1,it} = 1 + \sum_{j=Ak=1}^C \sum_{k=1}^3 \text{On}_{jk,it} + \sum_{j=Ak=D,O,M}^C \sum_{k=1}^3 (\text{Off}_{jk,it}) + \text{On}_A \\ \times \sum_{j=Ak=D,O,M}^C \sum_{k=1}^3 (\text{Off}_{jk,it}) + \text{Off}_A \times \sum_{j=Ak=1}^C \sum_{k=1}^3 \text{On}_{jk,it} \quad (3)$$

$$X_{2,it} = 1 + \text{Pay}_{B,it} + \text{Pay}_{C,it} + \sum_{j=Ak=1}^C \sum_{k=1}^3 \text{On}_{jk,it} \\ + \sum_{j=Ak=D,O,M}^C \sum_{k=1}^3 (\text{Off}_{jk,it}) \quad (4)$$

먼저, 각 브랜드 유통 채널 이용 변수는 모바일 앱 이용 시간과 오프라인 매장 체류 시간 및 이용 여부로 정의된다. 모바일 채널 변수는 각 브랜드 A, B, C에 대해 3개의 다른 제품 범주의 앱을 나타내며 $\text{On}_{A1,it}$ 의 경우 A사 브랜드의 홈쇼핑몰 앱으로 지칭한다. 또한 종합 온라인몰 앱의 경우 $\text{On}_{A2,it}$, 백화점몰 앱은 $\text{On}_{A3,it}$ 로 나타내며 아래 첨자 A, B, C의 경우 유통사 브랜드를 지칭한다. 이때 브랜드 B사의 경우 백화점몰 앱이 존재하지 않아 2개의 모바일 앱만 존재한다.

또한 오프라인 채널 변수는 백화점($\text{Off}_{AD,it}$), 아울렛($\text{Off}_{AO,it}$), 복합몰($\text{Off}_{AM,it}$)로 나타냈으며 아래 첨자 A, B, C는 브랜드를 나타내며 D, O, M의 경우 오프라인 매장 종류의 차이를 나타낸다. 오프라인 매장 체류 시간을 집계하였으며, 실제 방문이 이루어진 기록의 최소값은 1분으로 간주하였다.

또한 자사 및 경쟁 브랜드에서의 주간 구매 금액은 $\text{Pay}_{A,it}$, $\text{Pay}_{B,it}$, $\text{Pay}_{C,it}$ 로 측정되었으며 구매 여부 및 구매 금액의 변수로 변환하여 사용한다. 이들 금액의 경우 모형의 특성과 분산의 안정화를 위해 자연로그로 변환한 값으로 금액의 종속 변수와 경쟁사 브랜드의 독립 변수로 사용하였다.

경쟁 브랜드 유통 채널에서의 이용 행태와 실제 구매 행동은 서로 구분되어야 하며, 이러한 분리

는 고객의 채널 접점 이용이 이후의 구매로 이어지는 순차적 구매 여정의 특성을 반영하기 위한 것이다.

$$y_{1,it}^* = \beta_i X_{1,it} + \epsilon_{1,it} \quad (5)$$

$$y_{2,it}^* = \gamma_i \log(X_{2,it} + 1) + \epsilon_{2,it} \quad (6)$$

잠재변수 $y_{1,it}^*$ 와 $y_{2,it}^*$ 에 대한 두 식의 오차항 $\epsilon_{1,it}$ 와 $\epsilon_{2,it}$ 는 이변량 정규분포(bivariate normal distribution)를 따르며, 이항 반응을 나타내는 식 (5)의 경우 프로빗 모형과 같다. 이들 오차항의 추정에는 연쇄적 샘플링 과정을 거치는데 이때 베이지안 샘플링의 계산적 효과성을 위해 도구 변수를 활용한 변환 과정을 거친다. 이때 n_i 은 분석에 이용된 전체 패널 m명에 대해 각 개인 i별로 다른 값을 가지며 시간변수 t는 각 패널별 유통채널을 이용한 이력의 유효한 데이터 개수를 의미한다.

$$\epsilon_{2,it} = \sigma_{12,i} \epsilon_{1,it} + \nu_{it}, \quad \nu \sim N(0, \sigma_{\nu,i}^2) \quad (7)$$

$$\sigma_{2,i}^2 = \sigma_{12,i}^2 + \sigma_{\nu,i}^2, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

$$\begin{pmatrix} \epsilon_{1,it} \\ \epsilon_{2,it} \end{pmatrix} \sim N \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \Sigma_i \right), \quad \Sigma_i = \begin{bmatrix} 1 & \sigma_{12,i} \\ \sigma_{12,i} & \sigma_{2,i}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기에서 각 개인 패널 오차항의 상관관계를 나타내는 변수 $\sigma_{12,i}$ 가 0이 아니라면 이는 해당 패널의 구매 여부 결정과 구매 금액의 결정이 서로 상관관계가 있음을 나타내며 이는 선택 편향(selection bias)이 존재하므로 이를 모형에서 고려할 필요성이 있다는 사실을 의미한다. 또한 각 개인 패널별로 유효한 데이터의 숫자와 구매로 전환된 비율이 상이하므로 구매 채널 브랜드 선택

행위와 구매 금액의 상관관계를 허용한 모형의 유용함을 나타낸다.

선택 편향 모형(sample selection model)의 우도를 수식으로 나타내면 아래 식 (10)과 같이 나타나며 이는 각 패널별 t번째 데이터의 구매 여부에 대한 확률의 곱으로 나타난다. 또한 구매 금액의 경우 구매 여부에 대한 조건부 분포를 가진다는 것을 알 수 있으며, 구매 여부는 이진 프로빗 모형과 유사한 확률 분포를 가진다.

$$L_i = \prod_0 P(y_{1,it} \leq 0) \times \prod_1 f(y_{2,it} | y_{1,it} > 0) P(y_{1,it} > 0) \quad (10)$$

특히, 구매 여부와 구매 금액의 잠재 효용에 대한 식 (5), 식 (6)에서 나타나는 변수 β_i, γ_i 는 각 개인 패널별로 추정 가능한 반응 계수이며, 이는 소비자 간의 이질성(heterogeneity)을 반영한다. 이러한 개별 수준의 반응 계수는 집단 평균을 중심으로 하는 다변량 정규분포를 따른다고 가정하며, 구체적인 분포 구조는 식 (11), 식 (12)에서 정의된다(Rossi et al., 2024).

본 연구는 이러한 이질성을 효과적으로 추정하기 위해 계층적 베이지안 접근법(hierarchical bayesian modeling)을 활용하였다. 이를 통해 자사 및 경쟁 브랜드 채널에 대한 소비자 반응을 개인 수준에서 구조적으로 식별할 수 있다.

한편, 성별과 결혼 여부, 가계 소득은 범주형 변수로 간주되어 더미 변수로 변환하였고, 연속형 변수인 나이는 정규화를 통해 분석에 포함되었다. 이들 변수는 각 개인 패널의 고유한 인구통계학적 특성을 반영하는 설명 변수로 사용되며, 이 변수들에 대한 회귀계수는 소비자별 유통 채널 반응성의 개인 고유의 기저효과를 나타낸다(Rossi, et al., 2024).

$$\beta_i = \delta_0 + \delta_1 SEX_i + \delta_2 AGE_i + \delta_3 MRR_i + \delta_4 ICM_i + \xi_{1,i}, \xi_{1,i} \sim N(0, V_\beta) \quad (11)$$

$$\gamma_i = \theta_0 + \theta_1 SEX_i + \theta_2 AGE_i + \theta_3 MRR_i + \theta_4 ICM_i + \xi_{2,i}, \xi_{2,i} \sim N(0, V_\gamma) \quad (12)$$

또한 유통 채널 이용 및 경쟁 브랜드의 구매 금액에 대한 회귀 변수 β 와 γ 의 개인별 추정치에 대한 사후 평균값과는 별도로, 해당 변수들이 가지는 분산의 추정치 V_β , V_γ 를 추정한다. 이 분산 값은 소비자 간 반응성의 이질성(heterogeneity) 정도를 나타내며, 분산이 클수록 동일한 마케팅 자극에 대한 소비자 반응의 차이가 크다는 것을 의미한다.

특정 변수에 대한 집단 평균의 사후 추정값이 통계적으로 유의하지 않더라도, 계층적 베이저안 모형의 구조하에서는 개별 소비자 수준의 반응 계수가 유의미하게 도출될 수 있다. 특히 인구통계학적 변수에 따른 반응 계수 분포의 차이를 통해, 특정 소비자 클러스터 간 유의한 이질성을 확인할 수 있다. 즉, 평균 효과에만 의존할 경우 간과될 수 있는 개인별 반응 차이를 식별함으로써, 본 분석은 소비자 세분화 및 정밀 타게팅이 가능한 미시적 마케팅 전략의 근거를 제시하고 있다.

4. 분석 결과

본 연구는 온·오프라인 유통 채널의 이용 행태가 자사 브랜드에 대한 구매 여부 및 구매 금액에 미치는 영향을 표본선택모형(sample selection model)을 통해 추정하였다. 분석 결과는 <표 3>과 같이 나타났으며 각 유통 채널의 효과성 변수에 대한 사후 평균값을 구매 여부 결정식과 구매 금액 결정식으로 구분하여 확인할 수 있다.

우선 <표 3>과 같이 구매 여부 결정식에서, 자사 브랜드의 채널 이용 변수들의 효과성을 살펴

보면, 대부분 양(+)의 값을 가지는 사후 평균치로 나타났다. 온라인 채널 중 종합 온라인몰 앱 OnA2,it(사후평균 .264)의 경우에만 95% 확률에서 유의한 효과성을 가졌으며 다른 채널의 경우 고객 유입에 유의하지 않은 것으로 나타났다. 또한 오프라인 채널 변수 중에서는 백화점 OffAD,it(사후평균 .311), 아울렛 OffAO,it(사후평균 .504), 복합쇼핑몰 OffAM,it(사후평균 .232)의 값으로 모두 유의한 정(+)의 영향을 보였다. 이는 오프라인 채널의 이용 여부가 상대적으로 낮은 고객 유입 효과를 나타내는 것으로 볼 수 있으며 각 개인 고객의 반응성 역시 상대적으로 차이가 크다는 것을 의미한다. 특히 자사 브랜드의 오프라인 매장을 이용한 경우에 대해 각 온라인 채널과의 상호작용을 나타내는 OffA,it×OnA2,it의 효과만 -.241의 사후 평균을 가지는 것으로 나타나 여러 채널을 동시에 사용하는 경우 오히려 구매 확률을 떨어뜨리는 효과성을 나타내고 있다. 이러한 실증 결과는 가설 1-1(소비자의 자사 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 여부에 긍정적인 영향을 미칠 것이다)을 지지하지만, 상호작용에 의해 그 효과가 상쇄될 수 있음을 나타낸다.

한편, <표 4>와 같이 구매 금액 결정식에서는 대부분의 자사 채널의 이용 시간의 변수들이 약한 통계적 허용치에서 양(+)의 추정치를 보이며 이들의 계수들의 신뢰구간 안에 0을 포함하고 있어 95% 확률에서는 유의하지 않음을 알 수 있다. 하지만 오프라인 채널의 경우 백화점의 이용 시간(Time OffAD,it 사후평균 .056) 및 복합몰의 이용 시간(Time OffAM,it 사후평균 .125)에 대해서는 양(+)의 추정치를 보이며 오프라인 유통 채널에서의 체류 시간이 길어질수록 개인 소비자의 구매 금액에 긍정적인 영향을 미치는 것을 알 수 있다. 이를 바탕으로 가설 1-2(소비자의 자사 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 금액에 긍정적인 영향

〈표 3〉 온·오프라인 유통 채널 이용의 행태가 구매 의사 결정에 미치는 영향과 개인의 이질성

채널 이용 행태	구매 의사 결정					
	평균의 사후 분포		신뢰구간		분산의 사후 분포	
	Mean	Std. dev	2.5%	97.5%	Mean	Std. dev
Intercept	-1.251	.028	-1.296	-1.206	.820	.082
On _{A1,it}	.100	.094	-.059	.252	.860	.259
On _{A2,it}	.264	.085	.128	.412	.792	.212
On _{A3,it}	.009	.110	-.181	.187	1.027	.367
Off _{AD,it}	.311	.104	.142	.479	1.002	.257
Off _{AO,it}	.504	.112	.327	.688	1.194	.291
Off _{AM,it}	.232	.107	.062	.411	1.184	.268
On _{B1,it}	-.285	.072	-.410	-.168	.759	.141
On _{B2,it}	-.070	.207	-.421	.281	1.832	.101
Off _{BD,it}	-.439	.115	-.638	-.252	1.045	.237
Off _{BO,it}	-.351	.149	-.605	-.104	1.366	.454
Off _{BM,it}	-.343	.199	-.672	-.008	1.632	.337
On _{C1,it}	-.216	.125	-.430	-.017	1.060	.430
On _{C2,it}	-.333	.064	-.442	-.228	.683	.098
On _{C3,it}	-.082	.240	-.462	.299	1.961	1.345
Off _{CD,it}	-.349	.111	-.533	-.170	.994	.186
Off _{CO,it}	-.096	.197	-.419	.226	1.901	.943
Off _{CM,it}	-.331	.120	-.520	-.128	1.032	.223
Off _{A,it}	.436	.103	.268	.608	1.158	.269
Off _{A,it} ×On _{A1,it}	-.166	.181	-.465	.142	1.592	.786
Off _{A,it} ×On _{A2,it}	-.241	.139	-.474	-.027	1.355	.468
Off _{A,it} ×On _{A3,it}	.185	.158	-.098	.434	1.524	.519
Off _{A,it} ×On _{B1,it}	.404	.147	.164	.642	1.595	.807
Off _{A,it} ×On _{B2,it}	-.068	.304	-.570	.436	2.404	1.953
Off _{A,it} ×On _{C1,it}	.011	.224	-.356	.369	1.888	1.389
Off _{A,it} ×On _{C2,it}	.041	.120	-.148	.241	1.234	.308
Off _{A,it} ×On _{C3,it}	-.009	.288	-.491	.454	2.343	1.937
On _{A,it}	-.032	.089	-.178	.105	1.009	.213
On _{A,it} ×Off _{AD,it}	.130	.139	-.100	.354	1.320	.496
On _{A,it} ×Off _{AO,it}	.068	.171	-.212	.346	1.729	.772
On _{A,it} ×Off _{AM,it}	.186	.177	-.117	.470	1.684	1.578
On _{A,it} ×Off _{BD,it}	.243	.181	-.049	.556	1.784	.678
On _{A,it} ×Off _{BO,it}	.098	.220	-.269	.437	2.056	1.258
On _{A,it} ×Off _{BM,it}	.136	.267	-.285	.604	2.182	1.218
On _{A,it} ×Off _{CD,it}	.069	.181	-.238	.371	1.794	.665
On _{A,it} ×Off _{CO,it}	-.171	.263	-.618	.231	2.246	1.462
On _{A,it} ×Off _{CM,it}	.118	.190	-.193	.424	1.761	.755

* 사후 분포 평균의 95% 신뢰구간이 0을 포함하지 않는 경우, 해당 변수를 굵은 글씨로 표시함.

<표 4> 온·오프라인 유통 채널 이용 시간 및 타 브랜드 구매 금액이 구매 금액 결정에 미치는 영향과 개인의 이질성

채널 이용 시간	구매 금액 결정					
	평균의 사후 분포		신뢰구간		분산의 사후 분포	
	Mean	Std. dev	2.5%	97.5%	Mean	Std. dev
Intercept	3.998	.052	3.891	4.099	.820	.082
Pay _{B,it}	.008	.030	-.051	.067	.021	.123
Pay _{C,it}	-.011	.045	-.093	.078	.006	.110
Time On _{A1,it}	.125	.092	-.054	.309	.011	.199
Time On _{A2,it}	.094	.059	-.015	.215	.041	.126
Time On _{A3,it}	.184	.106	-.027	.397	.039	.176
Time Off _{AD,it}	.056	.029	.001	.115	.001	.116
Time Off _{AO,it}	.125	.043	.042	.210	.025	.187
Time Off _{AM,it}	.017	.048	-.078	.109	.030	.162
Time On _{B1,it}	-.047	.093	-.223	.141	.283	.195
Time On _{B2,it}	-.100	.336	-.778	.520	.072	.150
Time Off _{BD,it}	.023	.077	-.127	.172	.029	.127
Time Off _{BO,it}	.009	.130	-.238	.296	.127	.225
Time Off _{BM,it}	.063	.153	-.225	.353	.027	.148
Time On _{C1,it}	-.004	.218	-.390	.455	.006	.168
Time On _{C2,it}	.011	.090	-.158	.188	.028	.262
Time On _{C3,it}	.060	.396	-.718	.829	.020	.121
Time Off _{CD,it}	.030	.065	-.101	.159	.006	.216
Time Off _{CO,it}	-.086	.184	-.471	.267	.010	.241
Time Off _{CM,it}	.017	.067	-.114	.150	.017	.244
σ_{12}	.233	.029	.183	.302		
σ_v^2	.706	.021	.666	.748		
σ_2^2	1.211	.088	1.079	1.433		

* 사후분포 평균의 95% 신뢰구간이 0을 포함하지 않는 경우, 해당 변수를 굵은 글씨로 표시함.

을 미칠 것이다)는 오프라인 일부 채널에 대해서만 지지된다는 것을 알 수 있다. 이들 실증 결과는 기존 문헌에서 브랜드 내 다채널 이용 경험이 브랜드 충성도와 구매 전환율에 긍정적인 영향을 미친다는 선행 연구들(Ansari et al., 2008; Neslin et al., 2006)과는 다소 다른 결과를 나타내고 있으며 실제 유통 채널 사이의 이동이 쉬운 경우에는

다채널 이용 행위가 긍정적인 마케팅 효과를 불러오지 않는다는 것을 의미한다. 나아가 자사 채널 이용의 효과가 구매 결정 단계에서 뚜렷하게 나타났다는 점에서, 기업의 시각에서는 자사 채널에 대한 반복 노출 및 체류 경험을 기반으로 한 전략적 마케팅이 고객 유입률 제고에 효과적이라는 것을 알 수 있다.

반면 경쟁 브랜드의 채널 이용은 대체로 구매 의사 결정에 부정적인 영향을 미쳤다. 특히 B사의 홈쇼핑몰 앱 $On_{BI,it}$ 의 경우 $-.285$ 의 사후 평균을 가지고 있으며 이는 자사 브랜드에서의 고객 이탈 효과를 가지는 것으로 나타났으나 $Off_{A,it} \times On_{BI,it}$ 의 상호작용 효과의 경우 $.404$ 의 사후 평균 값을 가지고 있다. 이는 자사의 오프라인 매장을 이용함과 동시에 경쟁사 앱을 접한 경우 다양한 요인에 의해 자사의 구매를 유도하는 효과를 나타낸다. 이는 경쟁사 앱 모니터링을 통한 소비 유도의 기회를 나타내며 해당 오프라인 채널에서의 고객 관계 관리가 중요함을 의미한다. 이러한 실증 결과는 가설 2-1(소비자의 경쟁사 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 여부에 부정적인 영향을 미칠 것이다)은 일부 지지하지만, 채널 간의 상호작용에 의해 그 영향이 줄어들 수 있음을 시사한다.

또한 구매 금액 결정식에서 경쟁 브랜드의 유통 채널에서의 체류시간은 95% 신뢰수준에서 유의한 결과값이 나타나지 않았다. 이는 채널의 선택

과 구매 금액을 결정하는 의사결정이 서로 분리되어 나타나는 현상을 설명하며 또한 예산 제약 효과를 암시하는 타 브랜드의 구매 금액 역시 유의하지 않은 결과를 나타내었으며 이는 경쟁 브랜드에서의 누적 구매 행위가 자사 브랜드로 유입된 이후의 소비 규모에는 뚜렷한 영향력을 미치지 않음을 의미한다. 다시 말해 가설 2-2(소비자의 경쟁사 채널 이용 행태는 자사 브랜드 구매 금액에 부정적인 영향을 미칠 것이다)와 가설 3(경쟁 브랜드에서의 구매 금액은 자사 브랜드 구매 금액에 부정적 영향을 미칠 것이다) 모두 본 연구 결과에서는 지지 되지 않았음을 의미한다.

또한, 구매 여부와 구매금액에 대한 상관성을 가정한 σ_{12} 의 경우 사후평균 $.233$ 과 95% 신뢰수준의 신뢰구간 $[-.183, .302]$ 로 나타나 통계적으로 유의한 결과를 가지며 이는 자사 브랜드로의 유입 확률이 높은 고객의 경우 구매 금액 역시 증가하는 양상을 보이며 이는 고객의 브랜드 로열티를 실증적으로 보여주는 결과라 할 수 있다.

또한 <표 5>를 활용하여 각 유통 채널의 효과

<표 5> 구매 의사 결정식 및 구매 금액 결정식의 회귀 변수에 대한 인구통계학 변수의 통제 효과

인구통계학 변수	구매 의사 결정식 Beta				구매 금액 결정식 Gamma			
	평균 사후 분포		신뢰구간		평균 사후 분포		신뢰구간	
	Mean	Std. dev	2.5%	97.5%	Mean	Std. dev	2.5%	97.5%
Intercept	-.682	.071	-.819	-.540	2.092	.074	1.946	2.234
Sex	-.222	.070	-.356	-.091	.686	.073	.541	.826
Age	.104	.048	.008	.194	-.078	.056	-.192	.029
Mr2	-.228	.074	-.375	-.082	.830	.076	.684	.975
Mr3	-.032	.093	-.219	.145	.162	.098	-.023	.343
Inc3	-.129	.076	-.282	.013	.480	.081	.316	.629
Inc4	-.094	.079	-.250	.061	.482	.085	.317	.657
Inc5	-.126	.082	-.285	.029	.386	.086	.219	.551
Inc6	-.143	.085	-.310	.021	.298	.087	.126	.467

* 사후분포 평균의 95% 신뢰구간이 0을 포함하지 않는 경우, 해당 변수를 굵은 글씨로 표시함.

성에 대해 인구통계학적 변수를 활용한 위계 구조를 적용하여 각 특성들이 구매 결정 여부와 구매 금액에 미치는 기저 효과를 살펴보기로 한다. 모형의 2차 위계구조에서 각 채널 이용 계수는 개인의 연령·성별·소득과 같은 인구통계학적 정보에 의해 사전 평균이 결정되도록 설정하였다. 그 결과, 대부분의 채널 변수는 구매 결정 단계에서는 양(+)의 효과를 보이는 반면 구매 금액 단계에서는 음(-)의 효과를 나타내어, 구매 확률이 높은 집단과 구매 금액이 높은 집단이 상이한 특성을 지님을 확인할 수 있었다. 예컨대, 특정 온라인 채널 이용은 고연령층에서 구매 확률을 유의하게 높였으나 지출 규모에는 유의미한 영향을 주지 않았고, 반대로 고소득층에서는 동일 채널 이용 시 지출 금액이 크게 증가하였다. 이러한 결과는 구매 유도과 지출 확대를 동시에 극대화하기 위해서는 채널별 전략 수립 시 인구통계학적 세분화가 필수적임을 시사한다.

V. 결론

1. 연구의 요약

본 연구는 소비자가 자사 및 경쟁사 유통 채널을 어떻게 이용하느냐에 따라 구매 전환 여부와 지출 금액이 어떻게 달라지는지를 구조적으로 분석하였다. 분석 결과, 경쟁 브랜드의 모바일 앱이나 오프라인 매장 이용은 구매 여부 결정 단계에서 유의미한 부정적 영향을 주는 반면, 실제 구매 금액에는 영향을 미치지 않았다. 반대로, 자사 채널에서의 이용 시간은 구매 여부와 지출 금액 모두에 긍정적인 영향을 미쳤으며, 특히 구매가 이루어진 이후는 자사 채널 이용만이 금액 결정에 유의한 설명력을 지녔다.

이러한 결과는 소비자의 구매 과정이 단일 흐름이 아닌, ‘구매 여부 결정’과 ‘구매 금액 결정’이라는 두 단계로 나뉘며, 각 단계에 작용하는 변수의 영향력과 방향이 상이함을 보여준다. 경쟁사 채널은 유입 단계에서 이탈을 유도하는 반면, 일단 구매가 이루어진 이후에는 자사 채널이 소비자의 소비 수준을 결정짓는 핵심 변수로 작동하는 것이다(Ansari et al., 2008; Verhoef et al., 2015; Zhang & Breugelmans, 2019).

기존 연구는 주로 단일 브랜드 내 채널 간 연계성과 고객 경험에 초점을 맞추었으나, 본 연구는 경쟁 브랜드를 포함한 다채널 로그 데이터를 기반으로, 브랜드 간 상호작용이 소비자의 구매 결정에 미치는 영향을 정량적으로 규명하였다(Neslin et al., 2014). 이를 통해 소비자 행동 설명에는 경쟁적으로 작용하는 채널들의 상호작용 역시 반드시 포함되어야 함을 실증적으로 제시하였다.

2. 학문적 시사점

본 연구는 유통과 마케팅 분야에서 경쟁적 다채널 상호작용이라는 개념을 정교하게 이론화하고 실증적으로 입증려는 시도를 포함한다. 기존 옴니채널 연구가 단일 브랜드 내의 채널 통합성과 고객 경험에 주로 초점을 맞추어왔다면(Gensler et al., 2012; Lemon & Verhoef, 2016; Verhoef et al., 2015), 본 연구는 경쟁 브랜드 간 채널 이용의 상호작용을 포함한 분석을 통해, 브랜드 선택 행동의 실질적인 복잡성과 시장 내 경쟁 구조를 보다 현실적으로 반영하였다. 이를 통해 경쟁적 다채널 상호작용의 계량적 모델링을 위한 이론적 틀의 필요성을 강조하였으며, 이는 다브랜드 유통 환경에서의 소비자 행동 연구에 있어 중요한 전환점을 제시한다(Anderl et al., 2016; Neslin et al., 2014).

또한 구매 여부와 구매 금액이라는 두 단계의 의사결정 구조를 표본선택모형(sample selection model)을 통해 분리하여 분석함으로써, 소비자의 구매 결정이 단일 요인에 의해 일관되게 작동하지 않으며, 각 단계에서 상이한 요인이 주요 설명 변수로 작용함을 실증하였다(Wooldridge, 2010). 구매 여부 결정에는 경쟁사 채널 이용이 중요한 역할을 했으나, 구매 금액 결정에는 오직 자사 채널 이용 시간만이 유의미한 영향을 미친다는 결과는 기존의 단일 변수 중심의 분석 방식이 구매 행동의 이면을 충분히 설명하지 못함을 의미한다.

방법론적으로는 표본선택모형과 위계적 베이지안 추정 방식을 통합하여 활용함으로써, 소비자 이질성을 구조적으로 반영할 수 있는 계량적 틀을 제시하였다. 특히 소비자 수준에서의 반응 계수를 도출함으로써, 집단 평균에 의존하던 기존 접근에서 벗어나 각 소비자의 이질적인 행동을 정밀하게 추정할 수 있었으며, 이는 유통 연구에서 반복적으로 지적되어온 평균적 효과 중심 분석의 방법론적 한계를 극복하였다는 점에서 의의가 있다(Allenby et al., 2006; Chintagunta, 1998; Rossi et al., 2024). 이러한 분석의 기틀은 향후 마이크로 마케팅, 개인화 전략 수립, 고객 세분화 기반의 정책 설계 등 다양한 연구 분야에 폭넓게 응용될 수 있을 것으로 기대된다.

3. 실무적 시사점

실무적으로 본 연구는 유통 기업이 경쟁적 다채널 환경에서 고객 행동을 효과적으로 이해하고 관리하기 위한 전략적 방향성을 제공한다. 첫째, 자사 고객의 구매 데이터만으로는 고객의 이탈 위험을 정확히 예측하기 어렵기 때문에, 경쟁사 채널 이용 로그까지 포함한 통합적인 고객 모니터링 체계의 구축이 필요함을 제시하였다(Anderl

et al., 2016; Ansari et al., 2008; Neslin et al., 2014). 경쟁사 채널 이용 경험은 구매 여부에 강한 부정적 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 이는 실시간 이탈 예측 및 사전 대응을 위한 행동 기반 지표로 활용될 수 있다.

둘째, 구매 전환과 구매 금액은 서로 다른 마케팅 전략을 요구하는 단계임을 실증적으로 제시하였다. 구매 전환을 유도하기 위해서는 경쟁사 채널 이용 행동을 고려한 타겟팅과 실시간 알림 기반의 개입이 효과적이며, 구매 이후 단계에서는 자사 채널에서의 체류 시간 증대를 유도하는 맞춤형 콘텐츠 제공 및 로열티 프로그램이 더 효과적인 전략으로 작동한다(Danaher et al., 2020; Montgomery et al., 2004; Wedel & Kannan, 2016). 이는 동일한 고객에 대해서도 타이밍과 맥락에 따라 전혀 다른 접근이 필요하다는 점을 시사한다.

셋째, 연령, 성별, 소득 등 인구통계학적 특성에 따라 채널 자극에 대한 반응성이 달라지므로, 고객 세분화 기반의 맞춤형 전략 수립이 중요하다. 본 연구는 이러한 차이를 정량적으로 규명함으로써, 보다 정교한 마케팅 전략 설계를 위한 기반 정보를 제공하였다(Gupta, 1988; Venkatesan et al., 2007; Wedel & Kannan, 2016). 예를 들어 고소득층은 앱에서의 체류 시간 증대가 구매 금액 증대로 이어질 가능성이 크기 때문에, 해당 계층을 대상으로는 기능 개선이나 맞춤형 혜택 제공을 통해 앱 사용 경험을 강화하는 전략이 유효하다. 그러므로 본 연구는 경쟁적 유통 환경에서 고객 행동을 정확히 이해하고 예측할 수 있는 데이터 기반 마케팅의 중요성을 강조하였으며, 그에 필요한 분석 도구와 전략 방향성을 함께 제시함으로써 실무적 활용 가능성을 높였다(Kumar & Reinartz, 2016; Ratchford et al., 2022).

4. 한계점 및 향후 연구 방향

본 연구는 실제 소비자의 구매 이력과 유통 채널 이용 정보를 기반으로, 다브랜드·다채널 환경에서 소비자의 구매 여부 및 구매 금액에 영향을 미치는 요인을 통합적으로 분석했다는 점에서 학문적·실무적 의의를 가진다. 특히 경쟁사 채널 이용까지 고려함으로써, 유통 브랜드 간의 경쟁적 상호작용을 실증적으로 규명하고, 구매 결정 구조의 이중성을 이론적으로 설명하였다. 그럼에도 불구하고 몇 가지 한계가 존재하며, 이는 향후 연구를 통해 보완될 필요가 있다.

첫째, 본 연구는 특정 브랜드의 모바일 앱과 오프라인 매장을 중심으로 분석을 수행하였다. 그러나 실제 소비자는 오픈마켓, 종합몰, 소셜 커머스 등 다양한 플랫폼을 병행 이용하고 있으며, 이러한 채널은 본 연구의 관측 범위에 포함되지 않았다. 향후에는 보다 포괄적인 유통 채널 이용 행태를 반영하여 다양한 플랫폼 간 경쟁 구도를 고려함으로써 분석의 외연을 확장할 필요가 있다.

둘째, 오프라인 채널 이용 정보는 주간 단위로 요약되었으며, 모바일 앱 데이터는 하루 전체 체류 시간만을 측정한 한계가 있다. 이로 인해 구매 직전 탐색 경로, 앱 간 전환 순서, 이용 빈도 등 정밀한 구매 여정 분석에는 제약이 존재하였다. 향후 연구에서는 보다 세분화된 시간 정보나 순차적 이용 패턴이 포함된 로그 데이터를 활용하여 소비자의 구매 결정 과정을 더 정밀하게 분석할 수 있을 것이다.

셋째, 본 연구는 소비자의 주간 단위 채널 이용 시간과 구매 데이터를 정적 변수로 요약하여 분석하였다. 그러나 실제 구매 여정은 시간에 따라 변화하는 동태적 과정이며, 앱 간 전환 경로, 이용 순서, 탐색 시간 간격 등 구매 직전 행동의 흐름이 중요한 영향을 미칠 수 있다. 향후 연구에서는

보다 세분화된 시간 단위의 로그 데이터를 기반으로 앱 간 이동 경로와 순차적 탐색 패턴을 분석할 수 있는 시계열 기반의 분석 기법을 적용할 필요가 있다. 예를 들어, 사용자의 앱 간 전환을 고려한 상태 전이 모형이나 시간에 따른 반응 변화를 설명하는 동태적 회귀 모형 등을 활용한다면, 구매 결정 과정의 인과 구조를 보다 현실적으로 모형화할 수 있을 것이다.

논문접수일: 2025. 05. 12.

1차 수정본 접수일: 2025. 06. 30.

게재확정일: 2025. 07. 24.

이해 상충에 관한 보고

본 논문과 관련된 잠재적 이해 상충 관계가 없음을 보고함.

연구비 지원

본 연구는 고려대학교 경영대학 연구 기금 및 인성 연구 기금의 일부를 지원받아 수행되었음.

감사의 글

이 논문은 2024년 한국유통학회와 마크로밀엠브레인의 학술데이터지원사업 지원을 받아 수행된 연구임.

연구 데이터 접근 가능성

본 연구에 사용된 데이터는 기밀 유지로 인해 제공될 수 없음.

저자 기여 항목

연구개념화: 추혜선, 김재욱.

데이터 분석/검증: 추혜선.

방법론: 추혜선.

원고 초안 작성: 추혜선.

원고 검토 및 편집: 추혜선, 김재욱.

자금 조달/자원 확보: 김재욱.

윤리 심의 승인에 관한 보고

본 연구는 연구대상자를 식별할 수 있는 정보(개인 식별정보)를 수집하거나 기록하지 않으며, 연구를 위해 연구대상자에게 새로운 정보(e.g., 설문·면접 응답, 실험 참여, 생리·생체 측정값 등)를 수집하지 않으므로 IRB 심의를 면제할 수 있음.

생성형 AI 사용에 관한 선언

본 논문은 생성형 AI의 사용과 무관함.

참고문헌

- 이미아, 이유재 (2019). 옴니채널 환경에서 고객경험이 리테일러 로열티 및 성과에 미치는 영향: 백화점과 할인점의 비교. *경영학연구*, 48(1), 211-241.
- 주영혁 (2008). 다채널 쇼핑과 유통업체 충성도의 관계에 대한 실증적 연구. *마케팅연구*, 23(4), 1-22.
- Allenby, G. M., Arora, N., & Ginter, J. L. (2006). Incorporating prior knowledge into the analysis of conjoint studies. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 337-345.
- Allenby, G. M. & Lenk, P. J. (1995). Reassessing brand loyalty, price sensitivity, and merchandising effects on consumer brand choice. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 281-289.
- Anderl, E., Becker, I., Von Wangenheim, F., & Schumann, J. H. (2016). Mapping the customer journey: Lessons learned from graph-based online attribution modeling. *International Journal of Research in Marketing*, 33(3), 457-474.
- Ansari, A., Mela, C. F., & Neslin, S. A. (2008). Customer channel migration. *Journal of Marketing Research*, 45(1), 60-76.
- Bhalla, R. (2014). The omni-channel customer experience: Driving engagement through digitisation. *Journal of Digital & Social Media Marketing*, 1(4), 365-372.
- Brugelmanns, E. & Campo, K. (2016). Cross-channel effects of price promotions: An empirical analysis of the multi-channel grocery retailer. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 28, 1-10.
- Chang, Y. & Zhang, M. (2016). The effects of channel experience and direct marketing on customer retention in a multichannel setting. *Journal of Interactive Marketing*, 36, 1-12.
- Chintagunta, P. K. (1993). Investigating purchase incidence, brand choice and purchase quantity decisions of households. *Marketing Science*, 12(2), 184-208.
- Danaher, P. J., Smith, M. S., & Telang, R. (2020). Advertising effectiveness for multiple retailer brands in a multimedia and multichannel

- environment. *Journal of Marketing Research*, 57(2), 198-217.
- Fader, P. S., Hardie, B. G. S., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 415-430.
- Gensler, S., Verhoef, P. C., & Böhm, M. (2012). Understanding consumers' multichannel choices across the different stages of the buying process. *Marketing Letters*, 23(4), 987-1003.
- Gensler, S., Neslin, S. A., & Verhoef, P. (2017). The showrooming phenomenon: It's more than just about price. *Journal of Interactive Marketing*, 38(2), 29-43.
- Gupta, S. (1988). Impact of sales promotions on when, what, and how much to buy. *Journal of Marketing Research*, 25(4), 342-355.
- Halibas, A. S., Nguyen, A. T. V., & Akbari, M. (2023). Developing trends in showrooming, webrooming, and omnichannel shopping behaviors: Performance analysis, conceptual mapping, and future directions. *Journal of Consumer Behaviour*, 22(3), 510-527.
- Kumar, V. & Reinartz, W. (2016). Creating enduring customer value. *Journal of Marketing*, 80(6), 36-68.
- Lemon, K. N. & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96.
- Montgomery, A. L., Li, S., Srinivasan, K., & Liechty, J. C. (2004). Predicting online purchase conversion using web path analysis. *Marketing Science*, 23(4), 579-595.
- Neslin, S. A., Grewal, D., Leghorn, R., Shankar, V., Teerling, M. L., Thomas, J. S., & Verhoef, P. C. (2006). Challenges and opportunities in multichannel customer management. *Journal of Service Research*, 9(2), 95-112.
- Neslin, S. A., Jerath, K., Bodapati, A., Bradlow, E. T., Deighton, J., Gensler, S., ... & Zhang, Z. J. (2014). The interrelationships between brand and channel choice. *Marketing Letters*, 25(3), 319-330.
- Neslin, S. A. (2022). The omnichannel continuum: Integrating online and offline channels along the customer journey. *Journal of Retailing*, 98(1), 111-132.
- Pauwels, K. & Neslin, S. A. (2015). Building with bricks and mortar: The revenue impact of opening physical stores in a multichannel environment. *Journal of Retailing*, 91(2), 182-197.
- Ratchford, B., Soysal, G., Zentner, A., & Gauri, D. K. (2022). Online and offline retailing: What we know and directions for future research. *Journal of Retailing*, 98(1), 23-40.
- Rossi, P. E., Allenby, G. M., & Misra, S. (2024). *Bayesian statistics and marketing*. John Wiley & Sons.
- Timoumi, A., Gangwar, M., & Mantrala, M. (2022). The performance implications of omnichannel marketing strategies. *Journal of Marketing*, 86(2), 113-134.
- Twedt, A. A. (1964). Consumer behavior and marketing strategy. *Journal of Marketing*, 28(3), 57-61.
- Venkatesan, R., Kumar, V., & Ravishanker, N.

- (2007). Multichannel shopping: Causes and consequences. *Journal of Marketing*, 71(2), 114-132.
- Verhoef, P. C., Kannan, P. K., & Inman, J. J. (2015). From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing. *Journal of Retailing*, 91(2), 174-181.
- Verhoef, P. C., van Ittersum, K., Kannan, P. K., & Inman, J. J. (2022). Omnichannel retailing: A consumer perspective. In L. R. Kahle, T. M. Lowrey, & J. Huber (Eds.). *APA handbook of consumer psychology* (pp. 649-672). American Psychological Association. <https://doi.org/10.1037/0000262-029>
- Wedel, M. & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97-121.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2nd ed.). MIT Press.
- Zhang, J. & Breugelmans, E. (2019). The impact of an omnichannel strategy on retail performance. *Journal of Marketing*, 83(4), 128-145.

Effects of Multi-Brand, Multi-Channel Usage on Consumers' Purchase Decisions and Amounts: A Bayesian Hierarchical Sample Selection Model Incorporating Individual Heterogeneity^{*,**}

Hyeseon Choo^{***}, Jae Wook Kim^{****}

ABSTRACT

Purpose: As digitalization and channel diversification reshape retail landscapes, consumers increasingly interact with multiple brands across online and offline platforms in dynamic, non-linear purchasing journeys. This complexity challenges the traditional CRM paradigm, which often overlooks the effects of competing brands and channels. Prior omni-channel research typically assumes a closed-system view, focusing on internal brand-channel integration, yet real-world environments are open and asymmetric. Crucially, consumer decision-making involves two structurally distinct stages—whether to purchase and how much to spend—each governed by different behavioral drivers, which are often conflated in existing models. Moreover, each individual exhibits unique patterns of multi-channel behavior, requiring analysis at the individual level. To address these realities, this study develops a competitive multi-channel interaction framework that captures dual decision structures, cross-brand engagement, and individual heterogeneity to explain acquisition, loyalty, and churn in competitive retail settings.

Research design, data, and methodology: We employ a 105-week unbalanced panel dataset integrating credit card transactions, mobile app usage patterns, and offline store visit logs, providing a multidimensional view of actual consumer behavior across digital and physical retail contexts. The sample comprises 445 consumers with persistent multi-brand engagement, supporting high-resolution analysis of channel interactions. To jointly estimate purchase incidence and conditional purchase amount while correcting for selection bias, we apply a Bayesian Hierarchical Sample Selection Model. This framework accommodates

* The data used in this study were collected with support from the 2024 Academic Data Support Program of the Korean Distribution Association and Macromill Embrain.

** This research was partially supported by the Korea University Business School Research Grant and the In-sung Research Grant.

*** Ph.D. Candidates, Business School, Korea University, First Author

**** Professor, Business School, Korea University, Corresponding Author

individual-level heterogeneity in channel responsiveness and captures the asymmetric behavioral influence of focal versus competitor brand engagement. Demographic covariates are integrated to model variation in behavioral sensitivity across consumer segments. This approach enables both theoretical insights into dual-stage decision logic and practical applications in targeted marketing, customer life cycle management, and channel optimization.

Results: Our findings reveal a pronounced asymmetry in the behavioral determinants of purchase decisions. Competitor channel usage—especially via online platforms—significantly reduces the probability of focal brand purchase, underscoring its predictive value as a churn indicator. However, competitor engagement has no discernible effect on spending among those who do purchase. Notably, simultaneous use of our brand’s offline channel and competitor B’s online channel increases purchase incidence, suggesting latent cross-channel complementarities. In contrast, purchase amounts are positively influenced only by focal brand engagement, particularly in-store dwell time. The model further uncovers contrasting demographic effects: female, older, and unmarried consumers exhibit lower purchase likelihoods, while higher spending is associated with being female, unmarried, and having higher income. These divergent effects between purchase incidence and amount reinforce the importance of separating acquisition from monetization strategies and emphasize the need for fine-grained, behaviorally informed customer segmentation.

Conclusions: This research introduces and empirically validates a competitive multi-brand, multi-channel interaction theory, advancing the literature beyond conventional mono-brand omni-channel models by capturing how consumer engagement with competing channels shapes decision-making in open-market contexts. Rather than focusing exclusively on internal integration, we demonstrate the strategic relevance of competitor channel monitoring for early churn detection and customer acquisition. While methodologically robust, our framework serves a broader managerial purpose: it separates purchase behavior into incidence and amount, each with distinct behavioral antecedents and targeting implications. This dual-structure perspective, coupled with consumer-level heterogeneity, provides a scalable foundation for ROI-driven channel investment, predictive churn analytics, and micro-targeted marketing in competitive, data-rich retail environments.

Keywords: Multi-Channel Retailing, Customer Gain and Churn, Consumer Heterogeneity, Sample Selection Model, Hierarchical Bayesian Model