

과거 소비 행태가 온라인 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향: 커머스 멤버십 사례에 대한 계량경제학적 분석*

임보람**, 한상린***, 박우현****, 홍근혜*****

본 연구는 소비자의 과거 소비 행태가 커머스 멤버십 가입 가능성에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 이를 위해 대규모 소비 데이터를 활용하여 계량경제학적 모델을 구축하고, 팬데믹 전후 시기의 차이를 반영하여 분석을 수행하였다. 분석 결과, 총 지출 규모와 특정 커머스 플랫폼에서의 지출 비중이 해당 플랫폼의 멤버십 가입 가능성을 높이는 주요 요인으로 확인되었다. 반면, 분석 대상의 커머스 멤버십 서비스에 번들링(bundling)된 서비스 관련 소비 행태 및 그와 대체적 성격에 있는 오프라인 소비 행태가 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향은 통계적으로 유의하지 않거나 코로나19 유행 상황에 따라 좌우되는 것으로 나타났다. 본 연구는 소비자의 소비 행태가 멤버십 가입 결정에 미치는 영향을 정량적으로 규명함으로써 관련 연구에 학술적으로 기여할 수 있으며, 유통업체 마케터 등 경영자가 커머스 멤버십 서비스에 대한 타겟 고객을 판단할 때 도움을 줄 수 있을 것이다.

주제어 : 커머스 멤버십 서비스, 번들링, 온라인 구매행동, 로지스틱 회귀 분석

I. 서론

온라인 커머스 시장은 최근 몇 년간 급격한 성장을 보이며 기업 간 경쟁이 더욱 치열해지고 있다. 이러한 변화 속에서 기업들은 소비자 충성도를 확보하고 반복 구매를 유도하기 위한 다양한 전략을 도입하고 있으며, 그중에서도 유료 멤버십 서비스는 핵심적인 수단으로 자리 잡고 있다. 유료 멤버십 프로그램은 고객 유지율을 27%까지 높일 수 있으며, 이는 고객 생애 가치와 반복 구매를 증가시키는 데 큰 도움이 된다(Arora et al., 2020). 유료 멤버십 서비스는 소비자가 정기적인 구독료를 지불하고 무료 배송, 할인 혜택, 배달 서비스, 디지털 콘텐츠 이용 등의 부가 서비스를 단독 해

택 또는 결합 혜택으로서 제공받는 구조로 운영되며, 이를 통해 소비자의 지속적인 플랫폼 이용을 유도하는 고착화(lock-in) 효과를 극대화한다. 이에 따라 국내외 주요 커머스 플랫폼들은 경쟁력을 확보하기 위해 차별화된 멤버십 모델을 지속적으로 개발하고 있으며, 소비자 데이터를 활용한 맞춤형 마케팅 전략을 강화하고 있다(삼정 KPMG, 2021).

이러한 변화는 코로나19 팬데믹을 기점으로 더욱 가속화되었다. 팬데믹 기간 동안 비대면 소비가 증가함에 따라, 소비자들은 더욱 경제적이고 효율적인 쇼핑 경험을 제공하는 유료 멤버십 서비스에 대한 관심을 높이기 시작했다. 이에 따라 쿠팡, 네이버, SSG닷컴 등 주요 커머스 플랫폼의

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

** 한양대학교 경영학부 조교수(brlim@hanyang.ac.kr), 제1저자

*** 한양대학교 경영학부 석학교수(slhan@hanyang.ac.kr), 교신저자

**** 한국과학기술원 경영공학부 석사과정(whpark1@kaist.ac.kr), 공동저자

***** 한양대학교 경영학부 학사과정(ghhong@hanyang.ac.kr), 공동저자

멤버십 가입자 수가 빠르게 증가했다.

이러한 흐름 속에서 소비자의 멤버십 가입 결정 요인을 분석하는 연구가 이루어지고 있다. Wu et al.(2023)은 소비자가 멤버십을 선택하는 과정에서 가격, 혜택 유형, 정보 습득 방식 등이 중요한 역할을 한다고 분석하였으며, Bray et al.(2021)은 연령, 소득, 고용 상태 등의 인구통계학적 요인과 멤버십이 제공하는 혜택 유형이 소비자의 가입 가능성에 영향을 미친다고 밝혔다. 또한, 강선과 현병환(2021a)은 배송 서비스 품질이 커머스 플랫폼에 대한 소비자 충성도를 높이는 핵심 요인으로 작용하며, 장기적으로 멤버십 가입으로 연결될 가능성이 높음을 확인하였다. 그러나 대부분의 연구는 인구통계학적 변수, 특정 혜택(예: 무료 배송, 가격 할인)의 영향, 소비자의 심리적 요인이 멤버십 가입 여부에 어떤 영향을 미쳤는지를 분석하였을 뿐, 소비자의 과거 소비 행태에서 나타나는 분야별 소비 비중이 멤버십 가입 결정에 미치는 영향을 실증적으로 검토한 연구는 부족한 실정이다.

본 연구는 소비자의 과거 소비 행태를 바탕으로 멤버십 가입 가능성을 예측하는 계량경제학적 모델을 구축하고, 팬데믹 전후 시기의 차이를 반영하여 분석을 수행하였다. 이를 통해 소비자의 소비 패턴이 멤버십 가입 결정에 미치는 영향을 정교하게 규명하고자 한다.

분석 결과, 소비자의 총지출 규모와 특정 커머스 플랫폼에서의 지출 비중은 해당 커머스 멤버십에 가입할 가능성을 높이는 주요 요인으로 확인되었다. 이는 소비 수준이 높은 고객일수록 멤버십 서비스를 경제적으로 유리한 선택으로 인식하고, 특정 플랫폼에서의 지속적인 구매 경험이 멤버십 가입을 촉진하는 경향이 있음을 시사한다.

반면, 전체 소매 소비 비중과 번들링된 서비스(디지털 콘텐츠¹⁾) 및 그 오프라인 대체 활동(레저) 소비 비중이 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향은 코로나19 유행 여부에 따라 영향 관계의 통계적 유의성이 좌우되거나 시기에 상관없이 통계적 유의성이 나타나지 않아, 그 영향 관계가 불분명하였다.

본 연구는 소비자의 과거 소비 행태와 멤버십 가입 간의 관계를 실증적으로 분석한다는 점에서 학문적 기여도가 높다. 본 연구는 앞서 살펴본 선행 연구와 달리 소비자의 과거 소비 행태로 커머스에서의 유료 멤버십 가입 여부를 예측한다. 또한, 대부분의 선행 연구가 설문 조사나 질적 연구로써 이루어진 데 반해, 본 연구는 대규모 소비 데이터를 바탕으로 그 관계를 계량적으로 검증하였다. 실제 소비 데이터를 통해 소비자 행태를 정량적으로 분석함으로써, 기존 연구의 한계를 극복하고 보다 신뢰성 높은 결과를 제공한다. 특히, 특정 소비 비중이 멤버십 가입 가능성에 미치는 영향을 다각적으로 분석하여 구독 경제 연구에 새로운 시각을 제시한다.

또한, 본 연구는 기존 커머스 멤버십에 영상 스트리밍 서비스 등 다른 분야 서비스를 결합하는 것이 소비자 선택에 미치는 영향을 이해하고자 하는 학술적 시도에 기여한다. 기존 연구는 커머스 분야 내부에서 작동하는 소비자 행태를 주로 살펴봤던데 반해, 본 연구는 커머스 멤버십에 번들링된 서비스에 대해서도 다루고 있다. 서로 다른 분야 간 서비스 결합이 어떤 영향을 가져오는지 파악하는 첫걸음으로서의 학술적인 기여를 할 수 있다.

한편, 본 연구는 멤버십 서비스 제공자에게 실무적 인사이트도 제공한다. 소비자 데이터를 기반

1) 본 연구에서 디지털 콘텐츠는 영상콘텐츠만을 고려하였다.

으로 특정 소비 패턴이 멤버십 가입 가능성을 높이는 주요 요인인지를 규명함으로써, 커머스 플랫폼은 타겟 고객을 명확히 정의하고, 맞춤형 마케팅 전략을 설계할 수 있을 것이다.

십 가입 결정에 미치는 영향을 실증적으로 검증하고자 한다.

1. 직접적으로 관련된 소비 특성이 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향

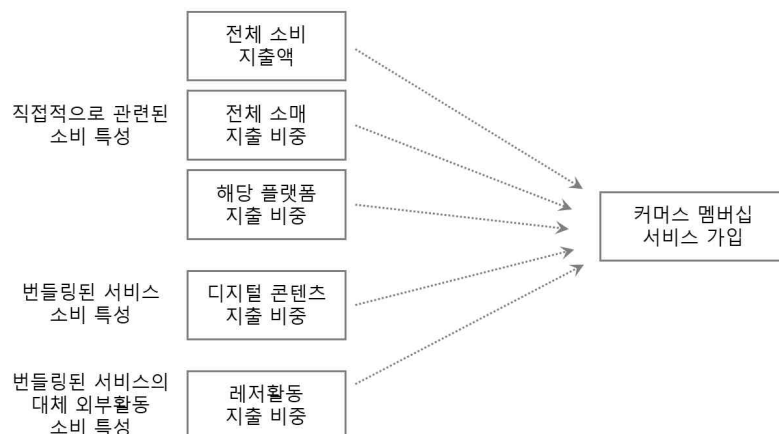
II. 이론적 배경과 가설

<그림 1>은 본 연구의 연구 모형을 보여주고 있다. 우리는 소비자의 과거 소비 행태에서 나타나는 분야별 소비 비중이 멤버십 가입에 영향을 미치는지를 검증하고자 한다. 이를 위해 소비자의 총소비 수준과 특정 커머스 소비 비중이 멤버십 가입 여부에 미치는 영향을 먼저 살펴보고(가설 1, 가설 2, 가설 3), 멤버십에 포함된 번들링 서비스(디지털 콘텐츠) 이용과의 관계(가설 4)를 분석하며, 나아가 소비자의 쇼핑 외 외부 활동(레저)과의 연관성(가설 5)을 검토한다.

또한, 팬데믹이라는 외부 환경 변화가 이러한 관계에 영향을 미쳤을 가능성을 고려하여 분석 시기를 팬데믹 시기와 팬데믹 완화 시기로 구분하여 비교 분석한다. 이를 통해 소비 행태가 멤버

소비자의 지출 행태는 특정 브랜드나 플랫폼과의 관계 형성에 영향을 미치며, 이러한 관계가 멤버십 가입으로 이어질 가능성이 높다는 연구가 지속적으로 이루어져 왔다(Bray et al., 2021). 일정 수준 이상의 지출을 지속하는 고객들은 멤버십을 활용하여 추가적인 혜택을 얻으려는 경향이 있고, 이는 멤버십 프로그램의 핵심 가입 유인으로 작용할 수 있다(George & Wakefield, 2018).

또한, 특정 온라인 커머스 플랫폼에서의 소비 경험이 많을수록 해당 플랫폼에 대한 신뢰와 충성도가 높아지고 소비자가 지속적인 혜택을 기대하며 멤버십을 활용할 가능성이 커진다(Wu et al., 2023). 이에 더해, 강선과 현병환(2021a)은 배송 서비스 품질이 온라인 쇼핑물 충성도를 높이며, 이는 장기적으로 멤버십 가입으로 이어질 가능성이 높음을 실증적으로 확인하였다. 뿐만 아니라,



<그림 1> 연구 모형

최근 여러 통계 지표가 이러한 경향을 뒷받침한다. 예를 들어, 유료 멤버십을 보유한 소비자의 37%는 해당 브랜드에 더 많은 지출을 할 의향이 있다고 응답하였다(PYMNTS & Ordergroove, 2022). 실제로 멤버십 회원은 비회원보다 지출 규모가 크며, 멤버십 프로그램 가입 고객은 비가입 고객 대비 연간 매출 증가율을 보이는 것으로 나타났다(PYMNTS & Ordergroove, 2022). 대표적인 사례로 Amazon Prime 멤버십을 들 수 있는데, Prime 회원의 40%가 최근 90일간 200달러 이상을 지출한 반면 비회원은 13%에 불과하였다(Smith, 2014). 이러한 결과는 높은 지출 고객이 멤버십 가입을 통해 추가 혜택을 기대함을 시사한다.

위 연구를 바탕으로 볼 때, 소비자의 총지출 수준 내지 전체 소매 분야 지출 수준과 특정 온라인 커머스 플랫폼에서의 소비 비중이 멤버십 가입 가능성에 영향을 미칠 것이라 추론할 수 있다. 즉, 지출 규모가 크고 특정 플랫폼에서의 소비 비중이 높을수록 멤버십 가입 가능성이 증가할 것으로 예상된다. 이러한 점을 고려하여 가설 1, 가설 2, 가설 3을 설정하였다.

H1: 전체 소비 지출액이 큰 소비자일수록, 커머스 관련 멤버십 가입 가능성이 증가할 것이다.

H2: 소매 전체에 대한 지출 비중이 큰 소비자일수록, 커머스 관련 멤버십 가입 가능성이 증가할 것이다.

H3: 특정 커머셜 플랫폼에 대한 지출 비중이 큰 소비자일수록, 해당 플랫폼의 멤버십 가입 가능성이 증가할 것이다.

2. 커머스 멤버십에 번들링된 다른 분야 서비스가 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향

최근에는 온라인 재화 및 서비스에서 번들링이 활발히 이루어지고 있다. Bakos and Brynjolfsson

(2000)은 재화 및 서비스 등이 디지털화된 정보재(infor- 외부 활동 goods) 간 번들링이 시장 균형에 미치는 영향을 이론적으로 분석하였다. 정보재들을 결합 판매하는 기업은 단일 재화만을 판매하는 기업보다 소비자를 겨냥하는 데 유리하며, 단일 재화만을 판매하는 기업이 정보재 간 결합을 시도했을 때도 시장에서 우월한 고지를 차지한다는 점을 밝혔다.

최근 구독경제 및 온라인 플랫폼 산업의 발전과 함께, 다양한 서비스와 상품이 묶여 제공되는 번들형 멤버십이 소비자에게 제공하는 가치가 더욱 강조되고 있다. 예를 들어, Bango(2025)의 글로벌 설문조사에 따르면, 소비자의 68%가 개별 서비스보다 번들 서비스를 선호하며, 응답자의 62%는 번들을 통해 서비스를 구독하는 것이 더 편리하다고 응답하였다.

미국 구독자 대상 설문에서도 유사한 양상이 나타났다. 응답자의 68%는 하나 이상의 서비스를 통신사나 리테일러를 통한 번들 형태로 가입하고 있으며, 개인당 평균 구독 서비스 개수는 5.4개, 이 중 약 2개는 제휴 번들로 제공되었다(Bango, 2025). 또한 응답자의 62%는 개별 서비스를 따로 관리하기보다 번들로 묶여 제공되는 것을 선호한다고 밝혔다(Bango, 2025). 이는 번들 서비스가 가격 할인 이상의 실질적 혜택, 예컨대 구독 관리의 편의성과 서비스 이용의 통합성을 제공하기 때문으로 분석된다(Bakos & Brynjolfsson, 1999).

번들링은 구독 관리의 용이성, 새로운 서비스에 대한 접근성 확대 등 소비자 입장에서의 혜택을 증진하여 단순한 할인 이상의 가치를 창출한다. 특히 크로스 카테고리 번들링(cross-category bundling)은 서로 다른 영역의 서비스를 결합해 보완적 가치를 제공하는 전략으로, 최근 온라인 커머스 멤버십에 디지털 콘텐츠, 음식 배달, 금융 서비스 등 이질적인 서비스가 결합되는 사례가 증가하고 있

다. Thomas et al.(2025) 연구에서도 소비자의 74%가 개별 구독에서 번들 구독으로 전환한 경험이 있다고 보고하며, 번들링이 새로운 서비스의 발견과 채택을 촉진하는 역할을 한다고 밝혔다.

번들링이 신규 고객 확보 및 서비스 확산에도 효과적이라는 연구 결과가 있다. 소비자는 번들을 통해 평소 관심 없던 새로운 서비스에도 접근할 기회를 얻으며, 이는 기업이 새로운 고객층을 확보하는데 유리한 전략으로 평가된다(Stremersch & Tellis, 2002). 실제로 번들을 통해 이전에 개별 구독으로 유료 이용하던 서비스를 무료 또는 할인된 형태로 이용한 사례가 44%에 이른다(Bango, 2025).

이러한 결과는 특정 분야(예: 디지털 콘텐츠)에 대한 가치 인식이 높은 소비자의 경우, 이와 관련된 서비스가 포함된 번들형 멤버십에 더욱 높은 관심과 가입 의사를 보일 가능성이 크다는 주장을 뒷받침한다.

이러한 점에 착안할 때, 온라인 커머스 멤버십 서비스에 다른 분야 온라인 서비스가 결합되었을 때, 해당 서비스가 멤버십 구독에 미치는 영향이 존재할 것이라 예상할 수 있다. 이에 본 연구에서는 커머스 중심 멤버십에 결합된 디지털 콘텐츠 이용 행태가 해당 멤버십 가입에 미치는 영향을 확인하고자 한다. 이에 가설 4를 도출하였다.

H4: 디지털 콘텐츠 관련 지출 비중이 높은 소비자일수록, 커머스 관련 멤버십 가입 가능성이 증가할 것이다.

3. 쇼핑 외 활동이 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향

온라인 쇼핑은 쇼핑 및 여타 오프라인 활동과 시간을 활용하는 측면에서 대체 관계에 있다. Narang and Shankar(2019)는 모바일 커머스 앱 도

입이 오프라인 소비에 어떤 영향을 주고 있는지 실증적으로 검증하였으며, Ansari et al.(2008)은 온오프라인 채널 이동(migration)이 소비자의 오프라인 행태에 미치는 영향에 관한 이론을 도출하고 이에 대해 계량적으로 확인하였다.

이러한 대체 관계는 다방면으로 살펴볼 수 있다. 앞서 살펴본 번들링의 측면에서, 커머스 멤버십에 결합된 타 분야 온라인 서비스의 오프라인 대체재에 대한 소비와 멤버십 가입은 서로 영향을 줄 것으로 추론할 수 있다. 또한, 소비자가 오프라인에서의 다양한 활동에 들이는 시간과 멤버십 가입 여부도 상호 관계가 존재할 것이다. 선행 연구에 따르면 오프라인 지출이 높을수록 온라인 서비스 이용 및 멤버십 가입 가능성은 오히려 감소하는 경향이 있다(Ansari et al., 2008; Narang & Shankar, 2019).

온라인과 오프라인 소비 채널의 관계에 대해서는 연구 결과가 엇갈린다. 일부 연구는 온라인 채널 이용 증가가 전체 구매 규모 감소와 연관될 수 있다고 보고하는 반면(Ansari et al., 2008), 다른 연구에서는 모바일 앱 도입 이후 온·오프라인 구매가 모두 증가하는 상호보완적 효과가 있다고 보고하였다(Narang & Shankar, 2019). 그러나 소비자의 시간과 예산이 제한적이기에 오프라인 활동 참여가 많을수록 온라인 멤버십 가입에 대한 필요성이 낮아지는 구독 포화 현상이 나타날 가능성이 있다(Narang & Shankar, 2019). 실제로 소비자의 42%는 구독 과다를 느끼고 있으며, 향후 구독 서비스 일부를 해지할 계획임을 밝혔다(Verwest & Muralidharan, 2024).

따라서, 오프라인 레저 활동에 대한 지출이 많은 소비자는 커머스 관련 멤버십 가입 가능성이 낮을 것으로 예상된다.

H5: 오프라인 레저 활동 관련 지출 비중이 높은 소비자

일수록, 커머스 관련 멤버십 가입 가능성이 감소할 것이다.

III. 연구 방법

1. 데이터

본 연구에서는 마크로밀 엠브레인에서 수집한 패널빅데이터 중 카드 결제 정보 및 패널 프로파일 정보를 활용하였다. 카드 결제 정보 데이터는 소비자들이 수신하는 문자 메시지 등으로부터 일시, 결제처 및 그 카테고리, 금액 등 결제 내역을 추적하여 기록한 것이며, 패널 프로파일 정보는 성별, 통근 여부 등 조사 참여자의 인구통계학적 정보를 담고 있다(이경택, 2024).

이러한 데이터로부터, 본 연구는 대한민국 대표 온라인 커머스 업체의 멤버십 가입에 미치는 소비 행태를 살펴보았다. 해당 업체는 2010년대 초반부터 빠른 배송 및 온라인 쇼핑 서비스를 중심으로 성장해 왔다. 해당 업체에 따르면, 2018년 10월 유료 멤버십 서비스를 처음 도입하였다. 초기에는 월 2,900원의 구독료로 빠른 배송 혜택을 무료로 제공하는 것을 핵심 서비스로 삼고 있었다. 이후, 2020년 12월에 영상 스트리밍 서비스가 해당 멤버십에 결합되었고, 2023년 4월에 음식 배달 서비스에서의 각종 혜택도 점진적으로 같은 멤버십에 추가되었다. 멤버십 요금은 2021년 12월과 2024년 4월 각각 월 4,990원과 월 7,890원으로

로 인상되었다. 다만, 인상 시점 기준 기존 가입자에게는 인상을 각각 일정 기간 유예하였다(오정민, 2021; 이영환, 2022; 쿠팡, 2024).

본 연구는 2020년 1월 5일부터 2023년 12월 30일까지 4년(208주)간의 기간에 대한 소비자 4,597명의 데이터를 활용하였다. 코로나19에 따라 소비 행태가 달라질 가능성이 높으므로, 이 중 앞 2년(104주)을 코로나19가 성행하던 팬데믹 기간(구간 1)으로, 뒤 2년(104주)을 코로나19가 완화되는 엔데믹 기간(구간 2)으로 설정하여, 감염병 유행 상황에 따라 별도로 분석하였다. 각 구간에서, 첫 1년(52주)간의 소비자 행태를 바탕으로 직후 1년(52주)간 멤버십 가입 확률을 예측하는 모형을 구축했다. 이와 같이 두 시점을 구분하여 분석함으로써 팬데믹 유무라는 외부 환경 변화가 멤버십 가입 가능성에 미치는 영향을 보다 명확히 파악하고자 하였다. <그림 2>는 이러한 분석 구조를 시각화한 것이다. 본 연구에서는 개별 소비자의 주차별 행태를 분석 단위로 사용하였으며, 이를 바탕으로 집계하여 분석에 활용하였다.

2. 사용 변수

2.1 멤버십 가입 추정

본 연구에서는 카드 결제 정보로부터 해당 플랫폼의 정기 결제 내역을 추적하여 가입 여부를 추정하였다. 특정 소비자가 해당 플랫폼에 결제한 목록 중에는 실제 상품을 구매한 건과 멤버십 구



<그림 2> 분석에 사용한 구간 구조

독료가 혼재되어 있다. 이 중 실제 구독료만을 판별하기 위해, 시기별 구독 금액에 해당하는 결제건을 추출하였다. 해당 건들이 한 달 간격으로 존재하는지 따져 각 주차별 멤버십 가입 여부를 도출하였다. 이때, 몇 가지 사항을 추가로 고려하였다. 첫째, 분석 기간 중 구독료가 인상되었다는 점을 반영하였다. 2021년 12월 29일 이전 결제 내역에 대해서는 2,900원을, 2021년 12월 30일부터 2022년 6월 9일까지는 2,900원 또는 4,990원을, 2022년 6월 10일부터는 4,990원을 구독임을 판별하는 기준 결제금액으로 적용하였다. 둘째, 직전 월 정기 결제일이 다음 달에 존재하지 않는 경우, 다음 달 말일에 정기 결제된다는 점을 파악하여, 이를 고려하였다. 셋째, 1개월 무료 프로모션 혹은 기술적 누락을 보완하기 위해 한 달 간격이 아니라 두 달 간격으로 정기 결제 건이 존재하더라도 지속 가입한 것으로 추정하였다. 넷째, 첫 가입 시 30일 무료 기간 이후 정기 결제가 적용된다는 점을 고려하여, 첫 정기 결제일로부터 30일 전 가입한 것으로 추정하였다.

위를 바탕으로 해당 플랫폼 멤버십 가입 여부를 판단하여 가입 집단과 미가입 집단을 설정하였다. 가입 집단은 구간 1과 구간 2 각각에서 소비 행태 요약 기간 중 해당 플랫폼 결제 내역이 존재하면서, 동시에 가입 예측 기간 1년(52주) 내에 최초 가입한 소비자들로 구성하였다. 이때, 해당 플랫폼이 멤버십 서비스를 출시한 시점과 본 연구에서 활용한 데이터의 시작 시점에 약간 차이가 있더라도 그 차이가 크지 않다는 점을 고려할 때, 본 연구 데이터에서 최초 가입한 것으로 판별된 시점이 실제 최초 가입과 같을 것이라 추정하였다. 가입 집단의 각 소비자는 <표 1>의 Adopt_i 변수로 1의 값을 갖는다. 미가입 집단은 구간 1과 구간 2 각각에서 소비 행태 요약 기간에 해당 플랫폼 결제 내역이 존재하지만, 본 연구 데이터 전

체 기간 중 멤버십에 가입한 것으로는 추정되지 않은 소비자들로 구성하였다. 미가입 집단의 각 소비자는 Adopt_i 변수로 0을 갖는다.

구간 1 분석에 사용된 소비자는 901명이며, 이 중 가입 집단은 114명이고 미가입 집단은 787명이다. 구간 2 분석에 사용된 소비자는 1,340명이며, 이 중 가입 집단은 166명이고 미가입 집단은 1,174명이다. 각 구간의 소비 행태 요약 기간 26주 중 데이터 수집상의 기술적인 이유로 누락된 주차가 절반을 넘지 않는 소비자만 분석에 활용하였다. 가입 집단은 각 구간의 가입 예측 기간에 해당 멤버십에 가입한 소비자로 구성되기 때문에, 구간 1 분석과 구간 2 분석의 가입 집단은 배타적이다. 반면, 미가입 집단은 본 연구의 분석 기간 전체에서 해당 멤버십에 가입하지 않은 소비자이며, 미가입 집단을 구성하는 개별 소비자들이 보인 각 구간의 행태가 서로 다른 관측치로 분석에 활용되었다.

2.2 소비 행태 변수

본 연구의 핵심 설명변수로 각종 소비 행태 변수를 산출하였다. 소비 행태 변수 중 일부는 설명 변수로, 일부는 통제변수로 활용하였다. 모형에 사용한 변수들을 <표 1>에서 확인할 수 있다. 소비 행태 변수들은 총지출을 표상하는 WeeklySpending_i과 결제처 카테고리별 지출을 나타내는 다른 변수들로 구성하였다. 이때, 지나친 다중공선성을 피하기 위해 WeeklySpending_i 외 다른 변수들은 총지출액 대비 비중을 분석 변수로 사용하였다. 소비자들의 개별 지출 데이터를 분류하여 본 연구에 사용된 변수들을 산출하기 위해, 데이터 제공자가 분류한 결제처 카테고리를 활용하였다. 후술할 변수 설명에서 활용되지 않은 결제처 카테고리 분류는 의료 관련 카테고리, 교통 관련 카테고리

<표 1> 사용 변수

구분 및 변수명		변수 의미	산출 기준
목적변수	Adopt _i	멤버십 가입 여부	가입 예측 기간 중 소비자 i가 가입했는지 여부(가입 1, 미가입 0)
설명변수	WeeklySpending _i	로그 주 평균 지출액	소비 행태 요약 기간 중 주차 별로 소비자 i가 지출한 총액을 평균한 값에 자연로그를 취한 값(로그 원화)
	CommerceRatio _i	소매 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 소매 지출액이 차지하는 비중(%)
	PlatformRatio _i	해당 플랫폼 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 분석 대상 커머스 플랫폼 지출액이 차지하는 비중(%)
	DigitalRatio _i	디지털 콘텐츠 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 디지털 콘텐츠 지출액이 차지하는 비중(%)
	LeisureRatio _i	레저 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 오프라인 레저 지출액이 차지하는 비중(%)
통제변수	DeliveryRatio _i	배달앱 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 배달앱 지출액이 차지하는 비중(%)
	DiningRatio _i	외식 지출 비중	소비 행태 요약 기간 중 소비자 i가 지출한 총액에서 배달앱 외 외식 지출액이 차지하는 비중(%)
	Birth _i	출생 연도	0(1990년 이후 출생), 1(1970년 이후 1989년 이전 출생), 2(그 외)
	Married _i	결혼 상태	1(동거기혼), 0(그 외)
	HouseNo _i	가구원 수	0(2명 이하), 1(3명 이상)
	Income _i	연간 소득	0(5천만 원 이하), 1(5천만 원 초과 7천만 원 이하), 2(그 외)
	ComTime _i	편도 통근 시간	0(미통근), 1(1시간 이하 통근), 2(1시간 초과 통근)
	ComCar _i	승용차 통근 여부	0(미해당), 1(해당)
	SocialMedia _i	SNS 게시 빈도	0(주 5회 미만), 1(주 5회 이상)
	RetailPay _i	오프라인 소매 간편결제	1(오프라인 소매 매장에서 주로 간편결제 사용), 0(그 외)
	OnlinePay _i	온라인 간편결제	1(온라인 소비에서 주로 간편결제 사용), 0(그 외)
	AfterCovid _i	구간 2 관측치 여부	0(구간 1 관측치), 1(구간 2 관측치)

리, 기타 설명변수와 무관한 서비스 관련 카테고리 등을 포함한다.

소비 행태 변수 중 설명변수로 활용된 것을 우선 살펴보면, 커머스 멤버십 가입에 직접적으로 영향을 줄 수 있는 변수로서 WeeklySpending_i, CommerceRatio_i, 그리고 PlatformRatio_i를 산출하였다. WeeklySpending_i은 소비 행태 요약 기간 내 관측된 주차별로 소비자 i의 총지출(소비)액을 산

출한 뒤 평균한 값에 자연로그를 취한 값이다. CommerceRatio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i의 총지출액 중 소매 지출액이 차지하는 비중이다. 데이터에서 결제처 카테고리가 온라인 커머스 플랫폼의 판매 품목과 관련이 깊은 ‘대형마트’, ‘창고형할인마트’, ‘슈퍼마켓’, ‘백화점’, ‘복합몰’, ‘스트리트형쇼핑몰’, ‘아울렛’, ‘온라인쇼핑’, ‘화장품’, ‘드럭스토어’, ‘유기농/식자재마

트', '신발', '안경/악세서리', 'SPA브랜드', '일반의류', '스포츠/아웃도어', '미용', '아동의류'로 분류된 결제 건을 소매 지출로 판단하였다. Platform-Ratio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i 의 총지출액 중 분석 대상 커머스 플랫폼 지출액이 차지하는 비중이다. 이때, 분석 대상 멤버십 구독을 위한 월 정기 결제 건으로 판단되는 결제 건은 커머스 플랫폼 지출액에서 제외하였다.

다음으로, 커머스 멤버십의 번들링된 서비스 사용에 관한 소비 행태 변수로서 DigitalRatio_i를 산출하였다. DigitalRatio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i 의 총지출액 중 디지털 콘텐츠 소비액이 차지하는 비중이다. 데이터에서 결제처의 카테고리가 '디지털콘텐츠'로 분류된 결제 건을 디지털 콘텐츠 소비액으로 판단하였으며, 이는 영화 및 음악 스트리밍 서비스와 게임 서비스 등을 포함한다. 번들링된 서비스의 오프라인 대체재에 관한 소비 행태 변수로서 LeisureRatio_i를 산출하였다. LeisureRatio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i 의 총지출액 중 레저 지출액이 차지하는 비중이다. 데이터에서 결제처의 카테고리가 '레저/리조트', '영화관', '여행/숙박', '동물원/수족관', 'PC방/게임방', '스포츠시설', '공연/전시/체험기타', '골프장/골프연습장', '스포츠경기장'으로 분류된 결제 건을 레저 지출로 판단하였다.

한편, 소비 행태 변수 중 통제변수로 사용된 것도 있다. 해당 멤버십에는 음식배달 관련 혜택이 구간 2의 가입 예측 수집상의 2023년 4월에 새로이 번들링되었다. 이에 해당 번들링을 구간 내 예측 혹은 구간 간 비교에 활용하기는 어려워, 본 연구의 가설 구성에는 포함되지 않았다. 그러나 관련 소비 행태가 가입에 영향을 주었을 것이므로, 이를 나타낼 수 있는 소비 행태 변수를 통제변수로 활용하였다. 이러한 목적으로 활용된 변수들을 <표 1>에서 확인할 수 있다.

음식배달 서비스에 대한 소비 행태를 나타내는 변수로서 DeliveryRatio_i를 산출하였다. DeliveryRatio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i 의 총지출액 중 배달앱 소비액이 차지하는 비중이다. 데이터상 결제처의 카테고리가 '배달앱'으로 분류된 결제 건을 배달앱 지출로 보았다. 음식배달 서비스의 오프라인 대체재에 관한 소비 행태 변수로서 DiningRatio_i를 산출하였다. DiningRatio_i는 소비 행태 요약 기간에서 관측된 소비자 i 의 총지출액 중 배달앱 외 외식 지출액이 차지하는 비중이다. 데이터 상 결제처의 카테고리가 '베이커리', '패스트푸드', '외식기타', '치킨', '피자', '한식', '카페', '디저트', '분식'으로 분류된 결제 건을 외식 지출로 판단하였다.

2.3 인구통계학적 변수

본 연구에서 활용한 데이터 중 패널 프로파일 정보에서 제시하는 인구통계학적 변수를 통제변수로 활용하였다. <표 1>의 통제변수 부분에서 자세한 인구통계학적 변수 구성을 확인할 수 있다.

먼저, 소비자의 인구통계학적 특성은 소비 성향 및 멤버십 가입 결정에 중요한 영향을 미친다. 송수현과 류승완(2024)에 따르면, 신선식품 새벽배송 서비스의 고객 만족도는 연령 및 가구 구성원 수에 따라 차이를 보이며, 이러한 변수들이 서비스 이용 패턴에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한, Bray et al.(2021)은 구독형 소매 서비스에서 연령, 소득, 고용 상태 등의 인구통계학적 변수가 멤버십 가입 가능성에 유의미한 영향을 미친다고 보고하였다. 이에 본 연구에서는 출생연도, 결혼 상태, 가구원 수, 연간 소득, 편도 통근 시간, 승용차 통근 여부를 통제변수로 포함하여 인구통계학적 요인이 멤버십 가입 여부에 미치는 영향을 조정하였다.

또한, 디지털 활용 정도는 온라인 커머스 플랫폼의 멤버십 가입 여부를 결정하는 데 있어 중요한 요인으로 작용할 수 있다. Wu et al.(2023)은 소비자가 멤버십 가입을 결정하기 전, 다양한 정보 탐색을 수행하며, 이 과정에서 디지털 소비 및 결제 습관이 중요한 역할을 한다고 분석하였다. 또한, Bray et al.(2021)은 구독형 소매 서비스에서 디지털 결제 방식과 콘텐츠 소비 패턴이 구독 유지 여부에 영향을 미친다고 보고하였다. 이에 본 연구에서는 SNS 게시 빈도, 오프라인 소매 간편결제 이용 여부, 온라인 소비 간편결제 이용 여부를 통제변수로 포함하였다.

본 절에서 설명한 모든 변수는 데이터 제공자가 소비자로부터 수집 참여 시 설문을 통해 얻은 기초 정보를 토대로 하며, 이에 각 변수는 데이터 수집 참여자의 응답에 따라 산출되었다.

2.4 기초통계량

본 연구에서 사용하는 설명변수에 대한 기초통계량은 <표 2>와 같다. <표 2>에는 구간 1, 구간 2 각각에서의 기초통계량과, 두 구간을 통합한 기초통계량이 나타나 있다. WeeklySpending_i, CommerceRatio_i는 구간 1과 구간 2의 분포가 크게 다르지 않음을 확인할 수 있다. 그러나 PlatformRatio_i, DigitalRatio_i, LeisureRatio_i는 두 구간에서의 분포가 다를 수 있다. LeisureRatio_i는 구간 2에서 코로나19가 완화됨에 따라 더 높게 나타난다고 이해할 수 있다. 이와 달리, PlatformRatio_i, DigitalRatio_i는 온라인 기반 소비를 나타내는 두 변수의 특성상 구간 1이 구간 2보다 높은 값이 형성되어야 할 것으로 보이나 그 반대의 데이터가 나타난다. 산업 환경상 빠른 배송 서비스와 디지털 콘텐츠의 시장 규모 확대 등의 영향이 있었다고 추론할 수 있다. 이와 같이 구간

별 소비 행태에 차이가 있지만, 구간 고정 효과 항을 적절히 사용하면 본 연구 분석을 문제없이 수행할 수 있다. 두 구간을 통합한 하나의 모형을 사용하더라도, 구간 고정 효과 항이 반영되면 각 구간의 이질성을 해당 모형이 고려하기 때문이다.

본 연구에서 사용하는 연속변수 7개에 대한 상관계수를 <표 2(b)>에서 확인할 수 있다. 대부분의 변수 간 상관계수의 절댓값이 .2 미만이다. 다만, PlatformRatio_i만 WeeklySpending_i 및 CommerceRatio_i와 상관계수 절댓값이 타 변수들보다 약간 커 .2 이상 .32 미만으로 나타났다. 이는 세 변수에 반영된 지출 내역이 서로 포함 관계를 가지고 있어 나타날 수 있는 자연스러운 현상이며, 그럼에도 불구하고 크지 않은 상관관계를 보인 것이다. 이를 종합하여 볼 때, 모든 연속변수 간 상관관계가 본 연구 회귀분석을 수행하기에 충분히 작다고 판단할 수 있다.

3. 분석 모형

3.1 로지스틱 회귀 분석

본 연구에서는 가입 예측 기간 중 멤버십에 가입했는지 여부를 나타낸 이진 변수 Adopt_i를 소비 행태 요약 기간의 설명변수들로 예측하는 로지스틱 회귀분석을 연구 모형으로 선택하였다. 로지스틱 회귀 분석은 다수 선행 경영 연구에서 활용되고 있다(박상규, 강만수, 2015; 유복희, 채명수, 2015; Masuch et al., 2024). 본 연구에 사용되는 종속변수 Adopt_i를 적용한 로지스틱 회귀 분석 모형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Pr[\text{Adopt}_i = 1 \mid X_i] \\ = F(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \epsilon_i) \end{aligned}$$

<표 2> 기초통계량

(a) 설명변수 기초통계량							
변수	구간 1		구간 2		구간 1 + 구간 2		
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차	
WeeklySpending _i	12.363	.788	12.378	.768	12.372	.776	
CommerceRatio _i	24.282	14.789	22.294	13.663	23.093	14.157	
PlatformRatio _i	2.465	4.747	3.173	6.127	2.888	5.623	
DigitalRatio _i	.307	1.47	.421	2.477	.375	2.131	
LeisureRatio _i	.707	2.079	1.02	2.284	.894	2.209	
(b) 연속변수 상관계수							
변수	Weekly Spending _i	Commerce Ratio _i	Platform Ratio _i	DigitalRatio _i	LeisureRatio _i	Delivery Ratio _i	DiningRatio _i
WeeklySpending _i	1.000	-.083	-.207	-.046	-.042	-.121	-.169
CommerceRatio _i		1.000	.318	-.038	-.037	.022	-.060
PlatformRatio _i			1.000	.022	.033	.098	-.004
DigitalRatio _i				1.000	.009	.107	.027
LeisureRatio _i					1.000	-.012	.014
DeliveryRatio _i						1.000	.073
DiningRatio _i							1.000

수식에서 $X_i = (X_{1i}, X_{2i}, \dots)$ 는 각 분석에서의 설명변수를 나타내며, ϵ_i 은 오차항이다. 함수 $F(z) = e^z / (1 + e^z)$ 는 로지스틱 함수를 나타낸다.

3.2 구간별 분석

앞서 밝혔듯이, 본 연구에서는 코로나19 팬데믹 기간인 구간 1과 엔데믹 기간인 구간 2로 나누어 분석하고자 한다. 구간 1과 구간 2 각각에서 아래와 같은 로지스틱 회귀 분석을 수행한다.

$$\begin{aligned}
 & \Pr[\text{Adopt}_i = 1 \mid X_i] \\
 &= F(\beta_0 + \beta_1 \text{WeeklySpending}_i \\
 &\quad + \beta_2 \text{CommerceRatio}_i + \beta_3 \text{PlatformRatio}_i \\
 &\quad + \beta_4 \text{DigitalRatio}_i + \beta_5 \text{LeisureRatio}_i + \beta C_i + \epsilon_i)
 \end{aligned}$$

이 모형 중 C_i 는 통제변수로 사용되는 인구통계학 변수들로 구성된 벡터이다. 구간별 분석을 통해 코로나19 영향이 존재하는 구간과 존재하지 않는 구간을 각각 살펴보고자 한다.

3.3 구간 통합 분석

구간별 분석만 수행할 경우, 개별 구간에 대해 이해할 수 있을지언정 해당 결과를 일반화하기 어렵다. 이에 보다 일반화된 결론을 도출하여 구간별 분석에서의 결론이 여전히 유효한지 확인하고자, 개별 구간의 관측치를 통합한 후 각 관측치가 구간 1인지 여부를 나타내는 이진 변수 AfterCovid_i 를 구간 고정 효과 항으로 반영하여 다음과 같은 로지스틱 회귀 분석도 수행하였다.

$$\begin{aligned} & \Pr[\text{Adopt}_i = 1 \mid X_i] \\ &= F(\beta_0 + \beta_1 \text{WeeklySpending}_i \\ & \quad + \beta_2 \text{CommerceRatio}_i + \beta_3 \text{PlatformRatio}_i \\ & \quad + \beta_4 \text{DigitalRatio}_i + \beta_5 \text{LeisureRatio}_i \\ & \quad + \beta_6 \text{AfterCovid}_i + \beta C_i + \epsilon_i) \end{aligned}$$

이 분석을 통해, 구간별 분석에서 코로나19 여부와 무관하게 유효했던 가설들이 여전히 통합 분석에서도 강건한지 확인함으로써 해당 검증을 보다 일반화할 수 있는지 살펴보았다.

한편, IV-1에 밝힌 구간별 분석의 연구 결과에 따르면, LeisureRatio_i 가 Adopt_i 에 미치는 영향은 구간 1과 구간 2에 서로 다르게 나타났다. 이에 해당 변수들이 통계적으로 유의미하게 코로나19에 따라 영향 관계가 달라지는 것인지 확인하기 위해, 해당 설명변수와 AfterCovid_i 의 교차항을 추가한 아래와 같은 로지스틱 회귀 분석을 마지막으로 수행하였다.

$$\begin{aligned} & \Pr[\text{Adopt}_i = 1 \mid X_i] \\ &= F(\beta_0 + \beta_1 \text{WeeklySpending}_i \\ & \quad + \beta_2 \text{CommerceRatio}_i + \beta_3 \text{PlatformRatio}_i \\ & \quad + \beta_4 \text{DigitalRatio}_i + \beta_5 \text{LeisureRatio}_i \\ & \quad + \beta_6 \text{LeisureRatio}_i \times \text{AfterCovid}_i \\ & \quad + \beta_7 \text{AfterCovid}_i + \beta C_i + \epsilon_i) \end{aligned}$$

IV. 연구 결과

1. 구간별 분석 결과

<표 3>에서 구간 1과 구간 2 각각에 대한 분석 결과를 확인할 수 있다. 우선, 커머스 멤버십 서비스 가입에 직접적으로 영향을 미치는 설명변수들을 살펴보자. WeeklySpending_i 과 PlatformRatio_i 는

코로나19에 상관없이 Adopt_i 에 통계적으로 유의한 양의 영향을 미쳤다(유의 수준 .05, 이후 동일). 즉, 총지출과 분석 대상 커머스 플랫폼 지출 비중이 높을수록 해당 플랫폼의 멤버십 서비스에 가입할 비중이 높다. 이는 가설 1과 가설 3을 지지한다.

반면, CommerceRatio_i 가 Adopt_i 에 미치는 영향은 구간 1과 구간 2에서 모두 통계적으로 유의하지 않으며 따라서 가설 2는 기각된다고 볼 수 있다.

다음으로, 변들링된 서비스에 관한 변수를 살펴보면 DigitalRatio_i 는 구간에 상관없이 Adopt_i 에 미치는 영향이 통계적으로 유의하지 않았다. 디지털 콘텐츠 서비스가 변들링된 커머스 멤버십 가입에 디지털 콘텐츠 지출이 미치는 영향이 유의하지 않은 것이므로, 가설 4는 기각된다. 그러나 디지털 콘텐츠와 대체 관계에 있는 오프라인 활동을 나타내는 변수인 LeisureRatio_i 가 Adopt_i 에 미치는 영향은 구간 2에서 통계적으로 유의한 양의 영향을 보였으나, 구간 1에서는 통계적으로 유의하지 않았다. 즉, 커머스 멤버십 가입에 오프라인 레저 활동 지출 행태가 미치는 영향은 코로나19에 따라 달라져 가설 5는 일반적인 측면에서는 기각되며 이는 코로나19라는 특수한 환경이 작용되었다고 유추된다.

2. 구간 통합 분석 결과

<표 3>에서 구간 통합 분석의 두 결과를 확인할 수 있다. 우선, 교차항이 없는 모형의 결과를 살펴보면, 구간 통합 분석에서도 WeeklySpending_i 과 PlatformRatio_i 가 Adopt_i 에 미치는 영향은 통계적으로 유의하다. 총지출과 분석 대상 커머스 플랫폼 지출 비중이 당해 분석에서도 커머스 멤버십 가입에 양의 영향을 준다는 것이므로, 가설 1과 가설 3에 대한 채택은 여전히 강건함을 확인할

<표 3> 분석 결과

변수		구간별 분석: 구간 1	구간별 분석: 구간 2	구간 통합 분석: 교차항X	구간 통합 분석: 교차항O
설 명 변 수	(Intercept)	-7.351 (1.879)**	-6.323 (1.558)**	-6.728 (1.177)**	-6.657 (1.177)**
	WeeklySpending _i	.360 (.147)**	.315 (.123)**	.338 (.093)**	.337 (.093)**
	CommerceRatio _i	.007 (.007)	.008 (.007)	.007 (.005)	.007 (.005)
	PlatformRatio _i	.048 (.018)**	.034 (.012)**	.039 (.010)**	.040 (.010)**
	DigitalRatio _i	-.025 (.081)	.003 (.035)	-.001 (.031)	-.002 (.032)
	LeisureRatio _i	-.057 (.073)	.063 (.032)**	.032 (.028)	-.065 (.073)
통 제 변 수	DeliveryRatio _i	.058 (.022)**	.006 (.017)	.025 (.013)*	.025 (.013)*
	DiningRatio _i	.008 (.043)	.008 (.022)	.011 (.019)	.011 (.019)
	I(Birth _i =1)	.457 (.398)	.260 (.286)	.345 (.230)	.355 (.230)
	I(Birth _i =2)	1.196 (.460)**	.782 (.353)**	.975 (.276)**	.977 (.277)**
	I(Married _i =1)	-.055 (.299)	.045 (.226)	-.001 (.179)	.008 (.179)
	I(HouseNo _i =1)	.295 (.286)	-.268 (.208)	-.043 (.166)	-.059 (.166)
	I(Income _i =1)	-.244 (.285)	-.271 (.233)	-.282 (.178)	-.286 (.179)
	I(Income _i =2)	.003 (.264)	-.075 (.218)	-.055 (.167)	-.063 (.167)
	I(ComTime _i =1)	-.177 (.259)	-.251 (.203)	-.234 (.159)	-.227 (.159)
	I(ComTime _i =2)	-.116 (.350)	-.387 (.306)	-.265 (.227)	-.264 (.227)
	I(ComCar _i =1)	.202 (.320)	.327 (.270)	.288 (.204)	.288 (.204)
	I(SocialMedia _i =1)	.023 (.286)	.230 (.258)	.146 (.189)	.145 (.190)
	I(RetailPay _i =1)	.152 (.376)	-.199 (.355)	-.043 (.256)	-.042 (.255)
	I(OnlinePay _i =1)	-.426 (.345)	-.426 (.334)	-.417 (.238)*	-.423 (.238)*
	AfterCovid _i			-.102 (.135)	-.197 (.145)
	LeisureRatio _i ×AfterCovid _i				.128 (.079) [†]

※ 회귀 분석의 회귀계수를 나타낸 표이며, 괄호 안은 회귀계수에 대한 표준 오차를 나타냄.

※ ** $p < .05$, * $p < .1$

[†] 회귀계수의 유의성에 대한 가설검정의 p 값이 .104임.

수 있다.

한편, 교차항이 있는 모형의 결과를 살펴보면, LeisureRatio_i과 AfterCovid_i의 교차항이 통계적으로 유의하지 않다. 이를 살펴볼 때, 오프라인 레저 활동 지출 비중이 커머스 멤버십 가입에 미치는 영향이 코로나19가 유행하였는지 여부에 따라 진

정으로 차이가 있는지 불분명하다. 이에 가설 5는 시기에 따른 영향을 별도의 항으로 분리한 분석에서도 채택되기 어렵다. 다만, LeisureRatio_i와 AfterCovid_i의 교차항이 Adopt_i에 미치는 영향을 나타내는 회귀계수의 p 값이 .104로, 분석 표본이 더 커진다면 그 구간별이 밝혀질 여지가 있다.

3. 추가 분석

본 연구 회귀분석에서, 해석이 유효하지 않을 정도로 다중공선성이 존재하지는 않는지 분산팽창지수(VIF)를 확인해보았다. 구간 통합 모델 2가지에 대한 산출 결과를 <표 4>에서 확인할 수 있다. 본 연구에서 사용한 통제변수 중 다항 카테고리 변수가 존재하므로, GVIF(generalized VIF)와 이를 일반 VIF와 비교할 수 있도록 조정한 AVIF(adjusted VIF, $=GVIF^{1/(2 \times \text{변수별 자유도})}$)를 산출하였다. 통상적으로 VIF가 5 이하이면 회귀분석을 수행할 수 있으며, 2 이하이면 다중공선성이 양호한

수준이라고 판단한다는 점을 고려할 때, 본 연구 분석은 다중공선성으로부터 안전한 것으로 판단할 수 있다. 다만, 교차항이 있는 구간 통합 분석 모형에서 교차항과 그 교차항에 사용된 직접 효과 항은 비교적 높은 VIF 값을 나타냈다. 이는 교차항에 의해 발생하는 자연스러운 현상이며, 교차항이 제외한 모형에서 다중공선성이 안정적이므로 회귀분석에 문제가 없다고 볼 수 있다.

본 연구에서 활용한 통제변수가 설명변수의 영향을 엄밀하게 제어하기 위해 작동했는지 확인하기 위해, 통제변수를 제외하여 4가지 모형의 분석을 다시 수행해보았다. 이 분석 결과를 <표 5>에

<표 4> 다중공선성 확인 결과

변수		구간 통합 분석: 교차항X		구간 통합 분석: 교차항O	
		Generalized VIF	Adjusted VIF	Generalized VIF	Adjusted VIF
설명변수	WeeklySpending _i	1.253	1.123	1.256	1.122
	CommerceRatio _i	1.215	1.13	1.215	1.15
	PlatformRatio _i	1.264	1.129	1.263	1.125
	DigitalRatio _i	1.049	1.028	1.043	1.021
	LeisureRatio _i	1.042	1.025	6.556	2.565
통제변수	DeliveryRatio _i	1.122	1.066	1.128	1.067
	DiningRatio _i	1.055	1.026	1.050	1.028
	Birth _i	1.271	1.062	1.285	1.069
	Married _i	1.459	1.20	1.468	1.216
	HouseNo _i	1.258	1.120	1.251	1.127
	Income _i	1.298	1.071	1.295	1.074
	ComTime _i	1.273	1.061	1.271	1.068
	ComCar _i	1.443	1.21	1.448	1.28
	SocialMedia _i	1.355	1.166	1.367	1.165
	RetailPay _i	1.541	1.248	1.546	1.242
	OnlinePay _i	1.50	1.238	1.53	1.233
	AfterCovid _i	1.05	1.029	1.27	1.17
	LeisureRatio _i ×AfterCovid _i			6.881	2.622

※ 다항 카테고리 변수가 존재하여, Generalized VIF와 Adjusted VIF($GVIF^{1/(2 \times \text{변수별 자유도})}$)를 산출함.

<표 5> 통제변수 제외 분석 결과

변수	구간별 분석: 구간 1	구간별 분석: 구간 2	구간 통합 분석
(Intercept)	-6.665 (1.680)**	-5.891 (1.445)**	-6.251 (1.092)**
WeeklySpending _i	.360 (.132)**	.288 (.113)**	.32 (.086)**
CommerceRatio _i	.007 (.007)	.008 (.006)	.008 (.005)*
PlatformRatio _i	.048 (.017)**	.035 (.012)**	.038 (.010)**
DigitalRatio _i	-.030 (.097)	.000 (.035)	-.005 (.034)
LeisureRatio _i	-.087 (.074)	.047 (.031)	.015 (.028)

※ 회귀 분석의 회귀계수를 나타낸 표이며, 괄호 안은 회귀계수에 대한 표준 오차를 나타냄.

※ ** $p < .05$, * $p < .1$.

서 확인할 수 있다. 통제변수가 포함된 <표 3>의 주 분석 결과와 비교할 때, 구간 2에서의 LeisureRatio_i 항의 유의성이 감소하였고, 구간 통합 분석에서의 CommerceRatio_i 항의 유의성이 증가하였다. 통제변수가 설명할 수 있는 인구통계학적 변수와 시기 고정 효과가 설명변수에 대한 과대 또는 과소 해석 방지 역할을 하고 있다고 볼 수 있다.

본 연구에서 사용한 소비 행태 설명 변수 중 일부는 본래 의도한 바보다 너무 포괄적인 결제처 카테고리를 사용하여 산출했다고 판단할 여지가 있다. 이는 멤버십 가입 여부를 추정함에 있어 부정확한 설명변수 산출로 이어졌을 수 있기에, 관련 설명변수에 대한 대체 분석을 수행하였다.

먼저, 본 연구에서 DigitalRatio_i를 산출하는 데 사용한 결제처 카테고리 ‘디지털콘텐츠’는 본 연구 분석 대상 커머스 플랫폼이 제공하고 있는 결합 서비스에 해당하는 영상 분야뿐만 아니라 음악, 게임 관련 상품도 포함한다. 이로부터 발생할 수 있는 우려를 완화하기 위해, 해당 카테고리 전체 대신 대한민국에서 사업을 영위하고 있는 대표 영상 스트리밍 서비스 3종(N서비스, T서비스, W서비스)에 대한 지출 비중을 나타낸 변수 VideoStrmRatio_i를 반영한 분석을 수행하였다. <표 6>의 열 (a)에서 그 결과를 확인할 수 있다.

주 분석의 교차항 반영 모형과 비교했을 때, 대안 분석에서도 강건한 결과가 나타남을 확인할 수 있다.

다음으로, 본 연구에서 DeliveryRatio_i를 산출하는데 사용한 결제처 카테고리 ‘배달앱’은 순수 음식 배달에 대한 지출뿐만 아니라 배달앱 내에서 존재하는 쿠팡커머스 지출 또한 반영될 수 있다. 쿠팡커머스 지출은 그 본질상 배달앱 지출 비중에 반영되면 안 되기에 연구 해석에 왜곡을 가져올 수 있다. 이러한 우려를 완화하기 위해 대안 분석을 수행하였다. 관련한 왜곡 가능성이 있는 변수를 제거하기 위해 통제변수로 작동하고 있는 DeliveryRatio_i와 DiningRatio_i를 제외하여 분석을 수행한 결과를 <표 6>의 열 (b)에서 확인할 수 있다. 주 분석의 교차항 반영 모형과 유사한 통계적 유의성이 나타남을 확인할 수 있다.

한편, <그림 2>에 나타난 본 연구 구조상 기간이 달라져도 결과가 강건한지 확인하기 위해, 2가지 분석을 추가로 해보았다. 먼저, 각 구간에서 가입 요약 기간을 6개월로 단축한 모형의 분석 결과를 <표 6>의 열 (c)에서 확인할 수 있다. 주요 결과가 강건하게 유지되는 가운데, 소매 지출 비중이 멤버십 가입에 미치는 영향이 통계적으로 새로이 유의해졌으며, 기존에 약한 유의성에 그쳤던

<표 6> 대안 분석 결과

변수		(a) 영상 스트리밍 변수 반영	(b) 배달앱/외식 변수 제외	(c) 가입 요약 기간 단축	(d) 두 유형의 기간 모두 단축
설 명 변 수	(Intercept)	-6.640 (1.179)**	-6.272 (1.148)**	-5.935 (1.471)**	-6.906 (1.663)**
	WeeklySpending _i	.337 (.093)**	.320 (.092)**	.244 (.117)	.344 (.131)**
	CommerceRatio _i	.007 (.005)	.007 (.005)	.035 (.013)*	.002 (.006)
	PlatformRatio _i	.040 (.010)**	.040 (.010)**	.011 (.006)**	.027 (.011)**
	DigitalRatio _i		.002 (.031)	-.032 (.067)	-.022 (.052)
	VideoStrmRatio _i	-.055 (.197)			
	LeisureRatio _i	-.065 (.072)	-.068 (.072)	-.228 (.151)	.055 (.050)
통 제 변 수	DeliveryRatio _i	.025 (.013)*		.024 (.016)	.010 (.018)
	QuickComRatio _i				
	DiningRatio _i	.011 (.019)		.028 (.020)	.012 (.021)
	I(Birth _i =1)	.351 (.231)	.301 (.228)	.424 (.299)	.262 (.309)
	I(Birth _i =2)	.971 (.278)**	.861 (.269)**	1.110 (.352)**	.760 (.391)*
	I(Married _i =1)	.007 (.178)	-.002 (.179)	.003 (.226)	-.119 (.241)
	I(HouseNo _i =1)	-.059 (.166)	-.062 (.165)	-.216 (.205)	-.021 (.233)
	I(Income _i =1)	-.286 (.179)	-.279 (.178)	-.149 (.222)	-.530 (.264)*
	I(Income _i =2)	-.063 (.167)	-.068 (.166)	-.026 (.214)	-.090 (.234)
	I(ComTime _i =1)	-.227 (.159)	-.248 (.158)	-.242 (.197)	-.272 (.227)
	I(ComTime _i =2)	-.261 (.227)	-.282 (.226)	-.568 (.311)*	-.198 (.319)
	I(ComCar _i =1)	.286 (.204)	.310 (.204)	.145 (.264)	.196 (.292)
	I(SocialMedia _i =1)	.143 (.190)	.144 (.190)	-.018 (.236)	.180 (.279)
	I(RetailPay _i =1)	-.042 (.255)	-.061 (.255)	-.007 (.323)	.549 (.349)
	I(OnlinePay _i =1)	-.424 (.238)*	-.425 (.238)*	-.446 (.304)	-.687 (.354)*
	AfterCovid _i	-.195 (.145)	-.167 (.144)	-.152 (.185)	-.374 (.199)*
	LeisureRatio _i ×AfterCovid _i	.128 (.079) ⁺	.129 (.079) ⁺	.286 (.157)*	-.096 (.069) ⁺

※ 회귀 분석의 회귀계수를 나타낸 표이며, 괄호 안은 회귀계수에 대한 표준 오차를 나타냄.

※ ** $p < .05$, * $p < .1$.

⁺ 회귀계수의 유의성에 대한 가설검정의 p 값이 열 (a), 열 (b), 열 (d) 순으로 .104, .101, .167임.

교차항의 유의성이 강화되었다. 다음으로, 각 구간에서 가입 예측 기간으로 사용된 2021년과 2023년을 26주(반기)씩 나누어 소비 행태 요약 기간과 가입 예측 기간으로 구성한 분석의 결과를

<표 6>의 열 (d)에서 확인할 수 있다. 역시, 전체적으로 주 분석과 같은 결과를 나타내되 교차항의 유의성이 조금 더 약해졌다. 종합하면, 전체적으로 기간에 상관없이 주 분석의 결론이 강건하

되, 소매 지출 비중이 멤버십 가입에 미치는 영향과 레저 지출 비중이 멤버십 가입에 미치는 영향의 팬데믹에 따른 이질성은 통계적 유의성이 약간 변동하여 해석 및 적용에 유의할 필요가 있었다. 표본을 보다 확대한 데이터로 분석할 필요성이 있음을 확인할 수 있는 대목이다.

V. 결론

1. 연구의 요약

본 연구는 소비자의 소비 행태가 온라인 커머스 플랫폼의 멤버십 가입에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였으며, 팬데믹 전후 시기에 따른 차이도 함께 검토하였다. 이를 위해 전체 소비 지출액, 커머스 관련 지출 비중, 특정 플랫폼에서의 지출 비중이 멤버십 가입 가능성과 어떠한 관계를 가지는지 분석하였다. 추가적으로 멤버십에 번들링된 서비스(디지털 콘텐츠)와 쇼핑 외 외부 활동(레저) 관련 소비가 멤버십 가입 결정에 미치는 영향도 탐색하였다. 분석 결과, 총 지출액이 클수록 커머스 멤버십 가입 가능성이 높아지는 것으로 나타났다. 이는 소비 수준이 높은 소비자일수록 멤버십 서비스를 보다 적극적으로 활용할 가능성이 크다는 점을 시사한다. 또한 특정 커머스 플랫폼에 대한 지출 비중이 높을수록 해당 플랫폼의 멤버십 가입 가능성이 증가하는 것으로 확인되었다. 이는 해당 플랫폼에서의 소비 경험이 많을수록 관련 멤버십 가입으로 이어질 확률이 높다는 것을 보여준다. 즉, 소비 경험이 멤버십 가입으로 이어지고, 주변의 멤버십 가입자가 늘어날수록 다른 사람들의 멤버십 가입에도 영향을 주어 가입자가 지속적으로 늘어나는 일종의 ‘네트워크 효과’의 가능성을 생각해볼 수 있다. 이러한

현상은 고객 규모를 빠르게 늘리고자 하는 기업들에게 중요한 시사점을 제공한다. 한편, 레저 활동 지출 비중이 멤버십 가입에 미치는 영향은 코로나19 유행 이전과 이후 시기에 따라 다르게 나타났다는데, 실증적으로 그 영향 방향이 일관적이지 않고 통계적 유의성도 불확실하였다. 이는 후속 연구에서 더 많은 표본이 포함된 데이터나 더 긴 기간의 데이터를 활용하여 해당 변수의 영향력을 면밀히 검증할 필요성을 보여주는 대목이다. 마지막으로, 소매 분야 전체에 대한 지출 비중과 디지털 콘텐츠 지출 비중은 시기에 상관없이 커머스 멤버십 가입에 유의한 양(+)의 영향도 음(-)의 영향도 나타내지 않는 것으로 분석되었다. 요약하면, 높은 소비 규모와 특정 플랫폼에의 집중적 소비가 멤버십 채택을 견인하지만, 일부 번들링 서비스나 다른 소비 분야의 영향은 제한적이라는 점을 확인하였다.

2. 이론적 시사점

본 연구는 세 가지 측면에서 유통학 분야에 학술적으로 기여한다. 첫째, 선행연구들은 주로 멤버십 가입 후 소비자 행태 변화를 살펴보는 데 초점을 맞춰왔다. 예를 들어, 구독형 멤버십이 고객의 구매를 크게 증가시킨다는 효과가 보고된 바 있다. 그러나 본 연구는 이와 반대로 과거의 소비자 행태가 멤버십 가입에 미치는 영향을 분석함으로써 새로운 시각을 제시하였다. 이러한 접근을 통해 최근 급속히 발달하고 있는 온라인 커머스 산업에 대한 이해를 한층 강화할 수 있었다. 둘째, 기존 연구들에서 대부분 다루지 않은 멤버십 번들링 현상을 본 연구에서는 분석에 포함하였다. 최근 산업계에서는 하나의 멤버십에 여러 서비스를 묶어 제공하는 번들링이 활발하며, 이러한 번들링 서비스가 소비자에게 중요한 유인 요인으로

작용한다는 실증 연구 결과도 보고되었다. 이러한 맥락에서, 본 연구는 이러한 새로운 변들링 현상을 학술적으로 조명하고자 시도했다는 점에서 의미가 있다. 셋째, 선행연구들이 주로 설문조사나 질적 연구에 의존한 것과 달리, 본 연구는 대규모 소비 패널 데이터에 기반한 계량분석 기법을 통해 가설을 검증하였다. 다시 말해, 표본 설문이 아닌 객관적 소비 기록 데이터를 활용함으로써 멤버십 효과를 보다 정량적으로 입증하고자 했다. 이러한 정량적 접근 방식은 멤버십 관련 연구에 보다 엄밀한 증거를 제시했다는 점에서 학술적 의의를 지닌다.

3. 실무적 시사점

유통업계의 마케터 등 실무 경영자들도 본 연구의 시사점을 활용할 수 있다. 이전의 연구들이 멤버십 가입 고객이 어떤 소비 행태를 보일지 예측함으로써 멤버십 회원에 대한 마케팅 전략을 수립하는 데 기여했다면, 본 연구의 결과는 어떤 소비자층을 공략해야 멤버십 가입을 효과적으로 유도할 수 있을지에 대한 통찰을 제공한다. 예컨대, 총지출액이 크거나 특정 플랫폼에 대한 지출 비중이 높은 고객층은 멤버십 가입 가능성이 높으므로 이러한 고객들을 대상으로 멤버십 혜택을 집중 홍보하는 전략이 유용할 수 있다. 또한 멤버십에 친구 추천 보상이나 혜택 공유 프로그램 등을 도입하여, 기존 가입자가 주변인을 끌어들이도록 함으로써 네트워크 효과를 극대화하는 전략도 고려할 수 있다. 본 연구의 실증 결과를 토대로 기업은 멤버십 가입 유망 고객을 선별하고, 이들에게 맞춤형 인센티브를 제공함으로써 멤버십 가입자 기반을 효율적으로 확대할 수 있을 것으로 기대된다.

4. 연구의 한계점

다만, 본 연구는 다음과 같은 지점에서 한계를 지닌다. 첫째, 특정 조사 플랫폼에 참여한 소비자 패널들로부터 수집한 데이터로 실증 분석한 분석이기에, 만일 조사 참여자 모집에 무작위성이 충분하지 않았다면, 다른 데이터를 사용한 분석에서는 다른 결과가 나올 수 있다. 이에 후속 연구에서는 본 연구의 연장선에서, 다른 방법으로 수집한 데이터에서도 유사한 결과가 나오는지 분석해 볼 필요가 있다. 둘째, 본 연구에서 코로나19 여부에 따라 그 영향 관계가 달랐던 변수들에 대한 보다 심도 있는 탐구가 필요하다. 후속 연구에서 해당 변수들이 실제로 코로나19에 의해 영향 관계가 달라졌던 것인지 실증적으로 검증할 필요가 있으며, 실제로 그렇다면 그 기저 원리가 무엇인지 이론적 탐색이 요구된다. 그리고, 본 연구의 결과는 분석 대상 커머스 플랫폼에 한정하여 도출한 것이기에, 다른 다양한 산업의 플랫폼에서의 멤버십 서비스를 후속 연구에서 탐구할 필요가 있다. 셋째, 본 연구는 관측치를 단일 시점으로 환산하여 분석하였다는 점에서 시간 집계에 따른 한계가 존재한다. 즉, 멤버십 가입 시점이 빠른 소비자와 늦은 소비자 간에 반영되는 소비 행태의 기간이 상이할 수 있으며, 특히 연말에 가입한 소비자의 경우 분석에 포함되지 않은 소비 행태가 존재할 수 있다. 이러한 한계는 데이터 구조와 분석의 효율성 측면에서 불가피하게 발생한 것으로, 향후 연구에서는 개인별 가입 시점을 기준으로 한 동적 관측창을 적용하거나, 시계열적 접근을 통해 보다 정밀한 분석을 시도할 필요가 있다. 넷째, 본 연구에서 팬데믹-엔데믹 기간을 고정된 2년 단위로 구분한 점은 실제 정책 변경 시기(예: 거리두기 해제)를 정확히 반영하지 못할 수 있다. 이에, 구분 시점을 좀 더 정교화하여 추가 분석이 필요하다.

논문접수일: 2025. 03. 03.

1차 수정본 접수일: 2025. 04. 30.

게재확정일: 2025. 07. 09.

이해 상충에 관한 보고

본 논문과 관련된 잠재적 이해 상충 관계가 없음을 보고함.

연구비 지원

본 논문은 어떠한 연구비 지원도 받지 않음.

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: 한상린, 임보람.

데이터 큐레이션/조사: 임보람, 한상린.

데이터 분석/검증: 박우현, 홍근혜.

방법론: 임보람, 박우현.

원고 초안 작성: 임보람, 한상린, 박우현, 홍근혜.

원고 검토 및 편집: 임보람, 한상린.

자금 조달/자원 확보: 임보람, 한상린, 박우현, 홍근혜.

윤리 심의 승인에 관한 보고

본 연구는 인간 및 동물 참여자가 없으므로 IRB/IACUC 심의가 필요하지 않음.

생성형 AI 사용에 관한 선언

본 논문은 생성형 AI의 사용과 무관함.

참고문헌

- 강선, 현병환 (2021a). 온라인 쇼핑몰충성도에 미치는 배송서비스 품질의 핵심 요인 연구: 쿠팡의 로켓배송 중심. *마케팅연구*, 36(3), 49-77.
- 강선, 현병환 (2021b). 라스트마일 딜리버리 서비스의 지각된 가치가 쇼핑몰충성도에 미치는 영향. *대한경영학회지*, 34(10), 1819-1838.
- 김나경, 황규형, 양성병 (2021). 신선식품 새벽배송 서비스의 지각된 가치가 지속사용의도에 미치는 영향: 가치기반수용모델을 중심으로. *인터넷전자상거래연구*, 21(3), 1-26.
- 김차영, 박철 (2022). 식품구독경제 서비스유형에 따른 고객 이용행태 차이분석. *상품학연구*, 40(4), 109-119.
- 박상규, 강만수 (2015). 커피전문점의 서비스품질이 고객만족에 미치는 영향 연구: 한국인, 중국인, 외국인(중국인 제외)을 대상으로. *한국경영과학회지*, 40(2), 79-93.
- 삼정KPMG (2021). *디지털 구독경제 트렌드와 비즈니스 기회*. 삼정KPMG 보고서.

- 송수현, 류승완 (2024). 신선식품 새벽배송 서비스의 고객 만족에 미치는 영향요인에 관한 연구. *산업경제연구*, 37(1), 121-145.
- 오정민 (2021. 12. 29.). “로켓배송 혜택 한 달에 4990원”...쿠팡, 와우멤버십 가격 올렸다. *한국경제신문*. <https://www.hankyung.com/life/article/202112292342g>
- 유복희, 채명수 (2015). 해외직접구매 수용에 영향을 미치는 요인에 관한 탐색적 연구: 기술수용모델과 온라인쇼핑 수용모델 요인들을 중심으로. *유통연구*, 20(2), 247-265.
- 이경택 (2024). 유통학회를 위한 엠브레인 패널 빅데이터 소개. *한국유통학회 학술대회 발표논문집* (pp. 141-154).
- 이동일, 이해준, 최종일 (2021). 온라인 유통 생태계 프레임워크 개발과 적용방안. *유통연구*, 26(4), 73-102.
- 이영환 (2022. 6. 5.). 쿠팡, ‘와우멤버십’ 72% 인상...‘회원 이탈’ 초미의 관심사. *뉴스/스*. https://www.newsis.com/view/?id=NISX20220603_0001896442&cID=13001&pID=13000
- 이한근, 조윤희 (2022). OTT 서비스에 대한 심리적 주인의식, 고객만족, 전환비용과 지속적 사용의도와의 관계. *대한경영학회지*, 35(1), 89-108.
- 임보람, 한상린 (2024). 식료품 리테일러의 새벽배송 서비스 제공 효과 분석: 소비자 구매데이터를 통한 이코노메트릭 모델 검증. *유통연구*, 29(2), 1-13.
- 쿠팡 (2024. 4. 12.). [보도자료] 쿠팡, 와우 멤버십 월 7890원으로 변경. *쿠팡뉴스룸*. <https://news.coupang.com/archives/38866/>
- Arora, N., Ensslen, D., Fiedler, L., Liu, W. W., Robinson, K., Stein, E., & Schuler, G. (2021. 11. 12.). The value of getting personalization right – or wrong – is multiplying. *McKinsey & Company*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-value-of-getting-personalization-right-or-wrong-is-multiplying>
- Ansari, A., Mela, C. F., & Neslin, S. A. (2008). Customer channel migration. *Journal of Marketing Research*, 45(1), 60-76.
- Bakos, Y. & Brynjolfsson, E. (2000). Bundling and competition on the Internet. *Marketing science*, 19(1), 63-82.
- Bango. (2025). Subscriptions assemble: Welcome to the bundle economy. *Bango plc*. <https://bango.com/new-bango-subscriber-research-2025-is-the-year-of-the-bundle-economy/>
- Bray, J., Kanakaratne, M. D. S., Dragouni, M., & Douglas, J. (2021). Thinking inside the box: An empirical exploration of subscription retailing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 58, 102333.
- Business Insider (2015. 1. 30.). Amazon Prime members spend more than double what non-members do. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/amazon-prime-members-may-spend-more-than-double-what-non-members-do-2015-1>
- George, M. & Wakefield, K. L. (2018). Modeling the consumer journey for membership services. *Journal of Services Marketing*, 32(2), 113-125.
- Masuch, S., Landwehr, J. R., Flath, C. M., & Thiesse, F. (2024). The faster, the better? The impact of short delivery times on product returns in online retailing. *Journal of Retailing*, 100(3), 475-485.

- Narang, U. & Shankar, V. (2019). Mobile app introduction and online and offline purchases and product returns. *Marketing Science*, 38(5), 756-772.
- PYMNTS & Ordergroove. (2022). *Relationship commerce: Building long-term brand engagement*. PYMNTS.com.
- Smith, C. (2014. 1. 27.). Amazon Prime members spend more than double what non-members do. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/amazon-prime-members-may-spend-more-than-double-what-non-members-do-2015-1>
- Stremersch, S. & Tellis, G. J. (2002). Strategic bundling of products and prices: A new synthesis for marketing. *Journal of Marketing*, 66(1), 55-72.
- Thomas, R., Sarvaiya, H., & Bhat, S. (2025). A study on subscription bundling and its effect on subscriber growth. *International Research Journal of Modernization in Engineering, Technology and Science*, 7(3), 11426-11432.
- Verwest, M. & Muralidharan, K. (2024. 8. 13.). The state of streaming services in the US: Navigating subscription fatigue and driving retention. *Simon-Kucher*.
- Wu, J., Hu, L., He, X., & Zheng, X. (2023). A systematic literature review and bibliometric analysis based on member subscription services in retailing. *Electronic Commerce Research and Applications*, 63, 101344.

The Effect of Consumption Behavior on Online Commerce Membership Adoption: Econometrical Evidence from a Korean Commerce Platform Membership Service*

Boram Lim**, Sang-Lin Han***, Woohyun Park****, Geunhye Hong*****

ABSTRACT

Purpose: This study examines how consumers' past purchasing behavior influences their likelihood of subscribing to paid e-commerce memberships. By analyzing spending patterns, including platform-specific expenditures and bundled service consumption, the research provides insights into consumer decision-making during the pandemic and post-pandemic periods.

Research design, data, and methodology: Using panel data from 4,597 consumers over four years (2020–2023), this study employed four logistic regression models to analyze the relationship between consumer spending behavior and membership adoption. For the period-specific analysis, separate models were constructed for the pandemic period (2020–2021) and post-pandemic period (2022–2023), examining how spending patterns in the first year predicted membership adoption in the following year for each analysis period. For the integrated analysis, two additional models were developed: one controlling for period fixed effect using a binary variable (*AfterCovid*), and another incorporating an interaction term between the variable *AfterCovid* and a variable representing offline leisure consumption behavior of each consumer to test whether leisure spending effects differed significantly between periods. Key independent variables of interest were calculated to represent total spending and retail, specific commerce platform, digital contents, and offline leisure activities expenditure proportion of each consumer. This approach allowed for a comprehensive examination of how spending patterns influenced membership adoption

* This research was supported by the 2024 Academic Data Support Program of the Korea Distribution Association and Macromill Embrain.

** Assistant Professor, School of Business, Hanyang University, First Author

*** Professor, School of Business, Hanyang University, Corresponding Author

**** Master's Course, School of Management Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Co-Author

***** Bachelor's Course, School of Business, Hanyang University, Co-Author

across varying consumer behaviors.

Results: Higher total spending and specific commerce platform expenditure proportion significantly increased membership adoption likelihood. General retail expenditure proportion did not show any significant effect on membership adoption. Bundled service expenditure proportion, such as digital contents consumption, also had no statistically significant impact. Offline leisure spending proportion positively influenced membership adoption during the post-pandemic phase but remained insignificant during the pandemic. The period-integrated analysis with interaction terms further examined this period-dependent effect of offline leisure spending proportion, revealing that the interaction term was not statistically significant at a conventional significant level while differences in leisure spending effects were observed between periods.

Conclusion: This study offers significant academic and practical insights into e-commerce membership adoption. First, it shifts the analytical focus from the effects of membership adoption on consumer behavior to the influence of past consumer spending patterns on membership adoption, providing a novel perspective on the dynamics of the e-commerce industry. Second, it examines the role of bundled service in membership adoption, addressing an underexplored area in existing research and shedding light on the growing trend of service bundling across industries. From a practical standpoint, the findings enable e-commerce platform firms and marketers to identify high-value customers based on their spending patterns and design targeted marketing strategies to effectively encourage membership adoption.

Keywords: Commerce Membership Services, Bundling, Online Purchase Behavior, Logistic Regression