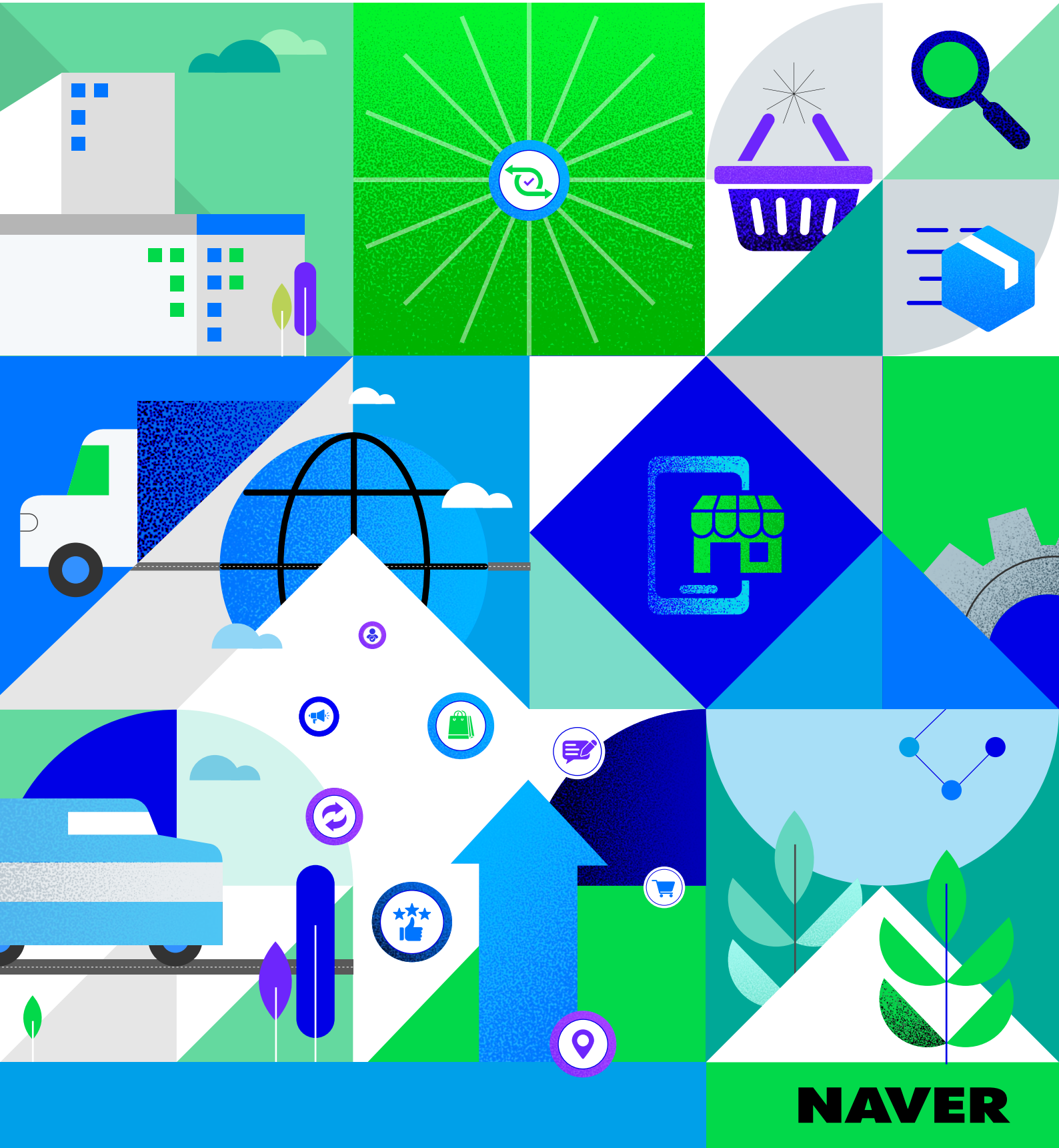
반품안심케어 리포트

한양대학교 강형구 교수 연구진



NAVER

CONTENTS

03 Executive Summary

04 1. 서론

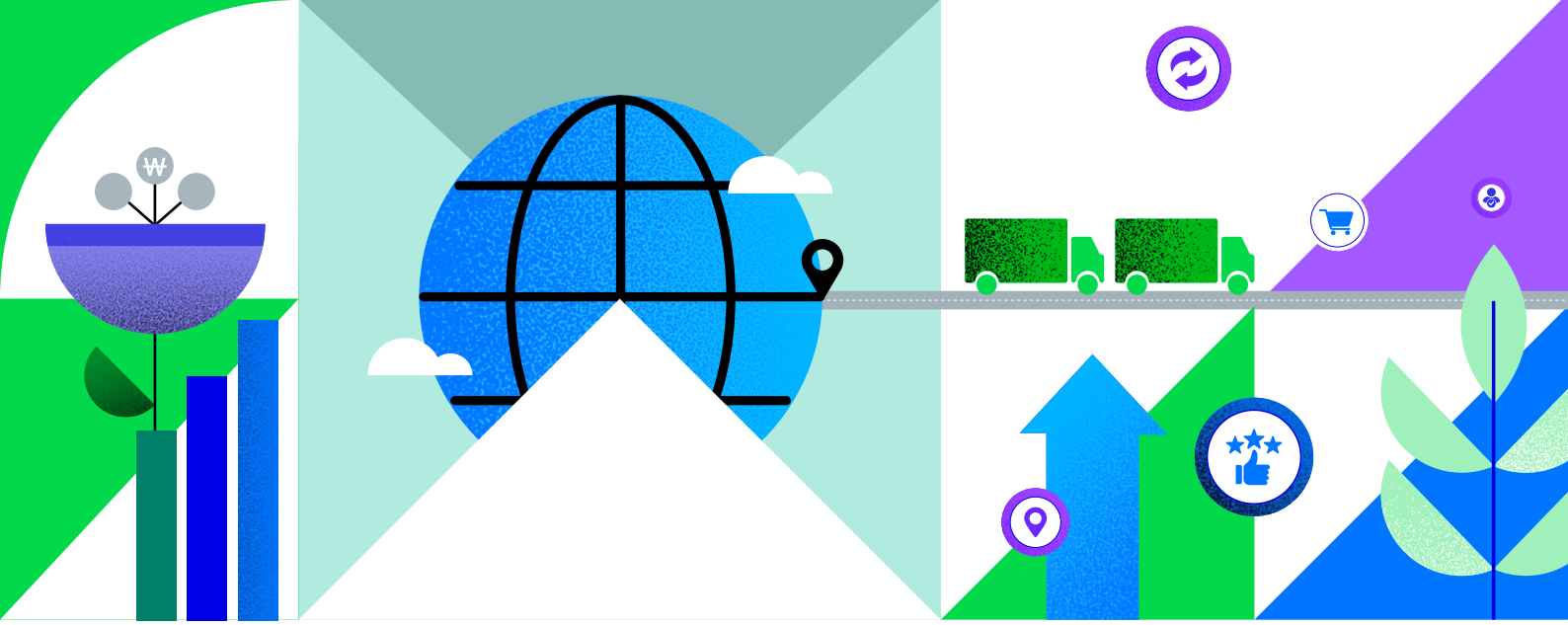
05 2. 연구배경 및 선행연구

06 3. 데이터

07 4. 분석 결과

10 5. 결론 및 제언

12 Appendix



EXECUTIVE SUMMARY

네이버 반품안심케어(이하 '케어')가 판매자의 결제액에 미치는 영향을 분석한 결과, 케어는 전반적으로 판매자의 결제액 증대에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

- 판매자 특성을 통제한 결과, 케어 가입은 동일한 수준에서 매출액을 약 13.6% 증가시켰다

- 기본모형 분석 결과, 케어 가입은 상품의 일 결제액을 3~8% 증가시켰다

- 판매자가 케어를 매출 개선을 위한 전략적 도구로 사용하고 있는 것으로 추정된다

플랫폼 기업과 금융사가 협력해 비대칭 정보에 따른 리스크를 완화하여 거래를 촉진할 뿐만 아니라 판매자에게 매출 증대 기회와 재정적 안전망을 제공하고 금융사 수익성 확장과 새로운 서비스 발굴로 이어질 수 있음을 보여준다.

1. 서론

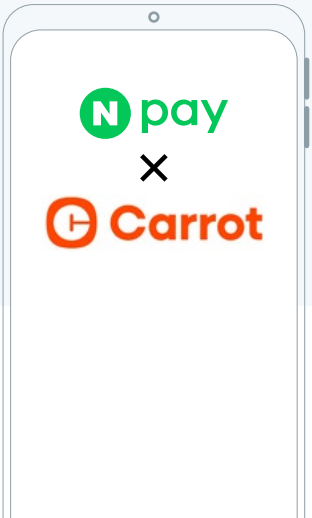
쇼핑할 때 부담되는 반품비용을 보험으로 해결하는 반품안심케어

온라인 쇼핑은 소비자가 물건을 직접 보고 구매하기 어렵기 때문에 반송비용 부담은 소비자가 온라인 쇼핑을 꺼리는 원인 중 하나가 될 수 있다.[1]

이를 해결하기 위해 네이버파이낸셜은 스마트스토어를 대상으로 무료교환·반품 솔루션인 '반품안심케어'(이하 케어)를 제공하고 있다. 케어는 반품 교환비로 고객과 실랑이를 벌일 필요를 없애며, 귀책 사유 관계없이 보상받을 수 있어 교환·반품에 따른 스트레스를 크게 줄여준다.[2] 그리고 적은 비용으로 판매자가 '무료 교환·반품'이라는 경쟁력을 갖출 수 있으며, 보험료 지출 비용이나 반품 증가에 따른 피로도보다 구매 증가로 인한 매출 상승 효과가 큰 것으로 평가된다.[3]

반품안심케어 QUICK FACTS

- 2022년 5월 출시
- 스마트스토어 판매자가 구매자에게 무료 교환·반품 서비스를 제공할 수 있도록 판매자에게 배송비를 보상해주는 보험 서비스
- 상품 카테고리에 따라 산정된 이용료를 내면 실제 교환 또는 반품이 발생했을 때 주문번호 당 최초 1회까지 최대 7,000원의 배송비를 보상
- 카테고리별로 건당 40~490원의 보험료 부과
- 케어 가입한 판매자 수는 38,532개사, 누적 판매량은 1억 건 이상 [4]
- 가입·해지가 자유롭고 원하는 상품에만 일부 적용 가능
- 네이버페이와 캐롯손해보험의 제휴 상품



[1] Fan & Chen, 2020; C. Zhang et al., 2022.
[2] X. Li et al., 2023; Shang et al., 2017.
[3] Chen et al., 2021; Gurnani et al., 2010; J. A. Petersen & Kumar, 2009.
[4] 2024년 12월 기준.

2. 연구배경 및 선행연구

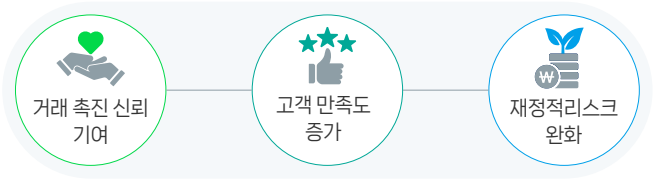
본 연구는 케어가 판매자의 성과에 미치는 영향을 분석하였다

네이버 스마트스토어 주문 데이터 및 케어 데이터를 활용하여 사건연구분석과 패널선형회귀 두가지 방법론으로 분석한다. 특히 동일한 판매자가 판매하는 상품 중 케어에 가입된 상품과 가입되지 않은 상품의 결제액을 비교함으로써 판매자 간 차이에서 발생할 수 있는 편향을 제거하고, 케어 가입이 성과에 미치는 순수한 영향을 더욱 정확히 추정하고자 한다.

뿐만 아니라, 중소기업에게 반품 관리는 큰 재정적 부담이 될 수 있는데, 반품보험이 이 비용을 흡수하는 데 도움을 줌으로써, 중소기업은 현금 흐름을 보호하고 재정적 안정을 유지할 수 있다. 이러한 안전망을 제공함으로써 중소기업이 반품과 관련된 리스크를 관리하고 현금 흐름을 지원하며 성장에 집중할 수 있도록 돕는다.

선행연구에 따르면 반품 보험은 양 당사자가 보다 안전한 환경에서 거래를 할 수 있게 함으로써 거래를 촉진하고, 궁극적으로 매출 증가와 고객 충성도를 지원한다. 온라인 거래에 대한 신뢰와 자신감을 촉진하는 데 중요한 역할을 할 수 있다.

관대한 반품 정책 전략을 통해 고객의 인식된 리스크를 줄이고 만족도를 높임으로써, 기업은 더 긍정적인 쇼핑 경험을 창출하여 구매를 장려하고 장기적인 충성도를 형성할 수 있다.



① 구매자가 반품 요청을 할 경우, 일정 금액의 반품 운송비를 보험사가 부담함으로써 소비자와 판매자 간의 비용 부담 문제를 해결해주는 역할을 한다.

② 케어는 반품 처리 과정에서 발생할 수 있는 배송비 부담을 명확히 하여 분쟁을 줄여준다. 판매자가 상품 한 개당 40~490원의 보험료를 내면 반품교환비로 고객과 실랑이를 벌일 필요가 없으며, 귀책 사유 관계없이 보상받을 수 있다.

③ 제품 불만족과 관련된 위험을 완화함으로써 소비자의 구매 행동에 긍정적인 영향을 미치며, 궁극적으로 판매자의 매출 증대에도 기여할 수 있다.

연구 기여와 중요성[1]

- 케어가 판매자 성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석함으로써, 이 서비스가 온라인 판매자에게 제공하는 경제적 이익을 명확히 규명
- 스마트스토어에 입점한 소상공인을 대상으로 데이터를 수집하고 분석함으로써, 온라인 거래에서소규모 사업자가 겪는 경제적 불확실성을 해소하는 데 케어 서비스가 기여함을 입증
- 기존 연구에서 다루지 않았던 반품 보험의 효과를 분석함으로써, 이 분야에 새로운 학문적 기여
- 케어가 소비자와 판매자 간의 신뢰 관계를 강화할 수 있는 잠재력을 가지고 있음을 시사
- 전자상거래 시장의 지속가능한 성장을 위한 상생 모델 제시

[1] 1 자세한 내용은 Appendix 1 참고.

3. 데이터

세 가지 상품군의 일별 주문 데이터를 비교 분석하여 케어의 가입 효과를 추정한다

본 연구의 분석에 사용한 데이터는 네이버의 주문 데이터에서 추출했다.

- 추출기간: 2022. 1월 - 2024. 6월

반품율이 높은 상위 8개 카테고리[1]에서 추출했다.

데이터는 다음 세 가지 집단으로 구분했다:[2]

A — 판매자가 케어 가입을 1년 이상 유지한 상품 전체의 일별 주문 데이터

B — 판매자가 케어에 가입하지 않은 상품의 일별 주문 데이터[3]

C — 데이터 A에 속한 상품의 판매자와 동일한 판매자가 판매하는 상품 중 케어에 미가입된 상품의 일별 주문 데이터[4]

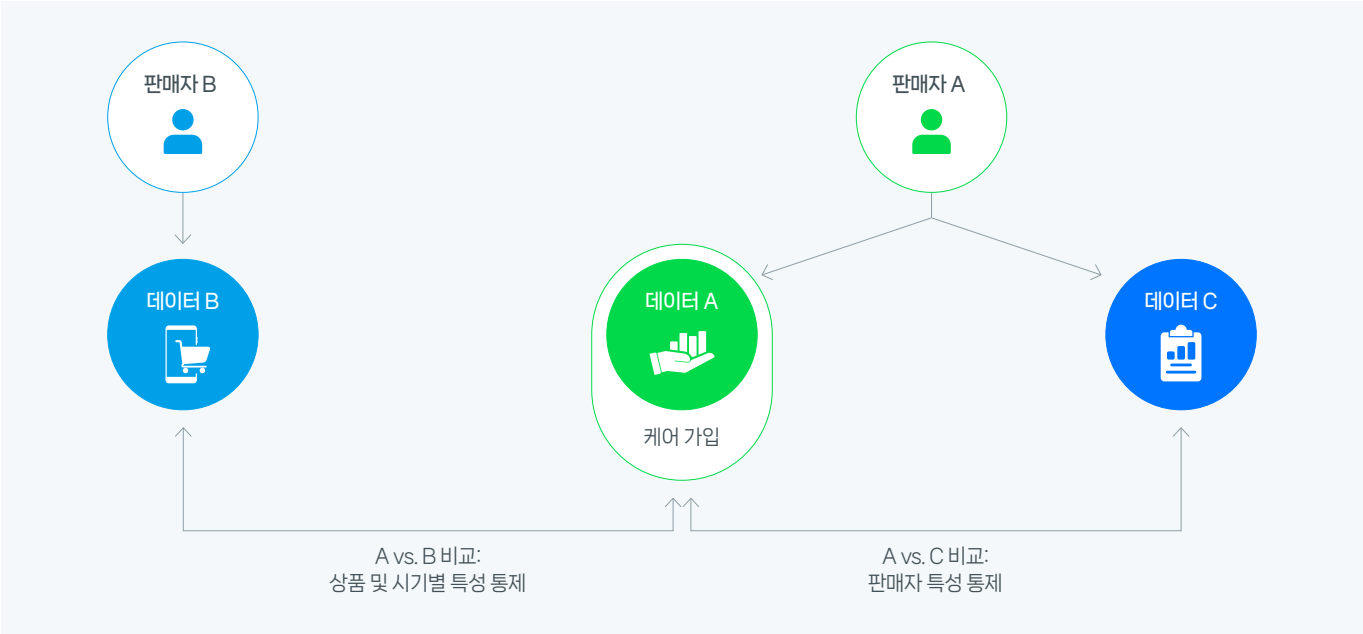
데이터 A의 전반적 경향을 통제 없이 분석했을 때 매출액과 상품평점의 영업 성과가 개선됨을 알 수 있다.[5]

- 매출액은 케어 가입 3개월 전에 비하여 가입 후 3개월에 평균 13% 증가하였다.
- 상품 평점은 케어 가입 3개월 전에 4.69에 비하여 가입 후 3개월에는 4.77로 평균 1.7% 증가하였다.

다만, 케어 가입 시기를 전후하여 해당 상품의 판매량이 크게 변동하거나, 판매자의 고유한 특성에 따라 케어 가입의 효과가 상이할 수 있기 때문에 이러한 요인들에 대한 통제가 필요하다.

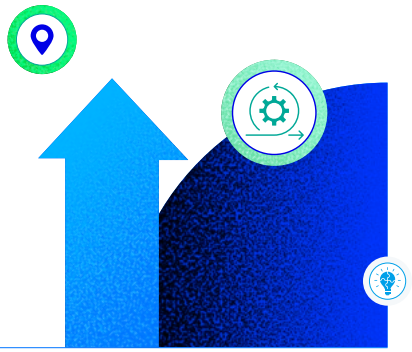
데이터 B, C는 통제된 케어의 가입 효과를 분석하기 위해 A의 비교 대상으로 설정된다.

- (상품 및 시기별 특성 통제) A와 상품 및 시기별 특성이 유사한 B를 비교하여 케어 가입 효과를 추정한다.
- (판매자 특성 통제) 연구자가 관측하지 못한 판매자의 이질성을 통제할 수 있도록 A와 판매자가 동일한 C를 비교하여 판매자 특성을 통제한 후의 케어 가입 효과를 추정한다.



[1] '패션잡화', '패션의류', '출산/육아', '스포츠/레저', '생활/건강', '디지털/가전', '도서', '가구/인테리어.'
[2] 총 주문 건수가 100건 이하인 상품 제외.
[3] 1% 임의 추출.
[4] 5% 임의추출; 이하 패널선형회귀분석에서는 전체 표본의 1% 임의추출.
[5] 케어 가입 전후 3개월 동안 해당 상품을 꾸준히 판매한 판매자에 대하여 데이터 A를 가입자별 판매카테고리(소)별로 합산하고 월별 데이터를 구성한 후 가입 전후 3개월 동안의 매출액과 상품평점의 추이를 살펴보았다.

4. 분석 결과



판매자를 통제한 결과, 케어는 동일한 수준에서 매출액을 약 13.6% 증가시켰다

'사건 연구 분석'과 '패널 DID 분석' 두 가지 방법으로 케어 가입의 효과를 추정한다.

4.1 사건 연구 분석

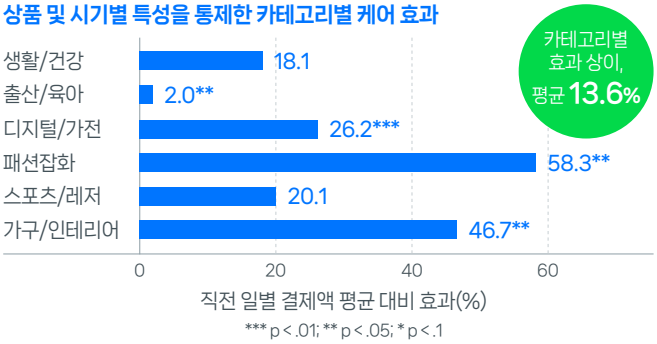
케어가 상품의 결제액에 미친 영향을 사건연구(event study) 방법을 통해 분석한다. 상품 및 시기적 특성을 통제하기 위하여 데이터 B와 비교하여 더욱 순수하게 케어의 효과를 추정한다. 또한 판매자의 고유한 특성에 따른 영향을 통제하기 위해 데이터 C와 비교한다. 개별 상품별로 케어가 결제액에 미치는 영향을 추정하고 추정 결과의 평균을 통해 효과를 인식한다.

상품 및 시기별 특성을 통제하기 위해 데이터 A와 데이터 B를 비교 분석한 결과, 케어 가입은 동일한 수준에서 매출액을 약 7.2% 증가시켰다. 최근 경기 부진과 해외 이커머스 공세로 매출 둔화가 확인되고 있으나, 그럼에도 불구하고 케어에 가입한 상품은 가입하지 않은 상품과 비교하여 동일한 수준에서 매출액을 약 7.2% 증가시키는 효과를 발휘하고 있다. [1]

판매자의 고유한 특성에 따라 케어 가입의 효과가 상이할 수 있다. 판매자가 상품의 반품에 매우 주의를 기울이고 상품의 매출 증진을 위해 적극적으로 노력한다면 케어 가입과 결제액은 양(+)의 상관관계를 갖는다. 반면, 판매자가 상대적으로 당장의 상품 판매보다 다른 영업 전략에 중점을 두고, 케어 가입의 결과 상품의 반품에 신경을 덜 쓴다면 케어 가입과 결제액은 음(-)의 상관관계를 가질 수 있다. 이 때문에 케어 가입이 결제액에 미치는 영향을 제대로 판단하기 위해서는 판매자의 고유한 특성의 영향을 통제해야 한다.

판매자 특성을 통제하기 위해 데이터 A와 C를 비교 분석한 결과, 케어에 가입한 상품은 가입하지 않은 상품과 비교하여 동일한 수준에서 약 13.6% 매출액을 증가시키는 효과를 발휘하고 있다.

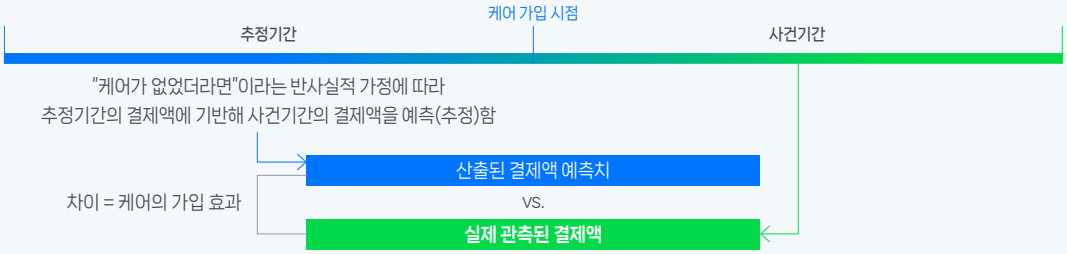
상품 및 시기별 특성을 통제한 카테고리별 케어 효과



*** p < .01; ** p < .05; * p < .1

사건 연구 분석 방법론

- 사건연구방법은 상품별로 케어 가입 시점을 전후로 각각 추정기간과 사건기간으로 구분하고, 추정기간의 결제액을 통해 사건기간의 결제액 예측치를 추정한 다음 사건기간의 실제 관측된 결제액과 비교하여 이 차이를 케어의 가입 효과로 간주한다.
- 상품별로 케어 가입의 효과를 추정한 후 상품 전체 또는 상품 카테고리별로 케어 효과의 평균을 산출한다.
- 이렇게 산출된 대표값에 상품 및 시기적 특성을 통제하기 위하여 데이터 B와 비교하여 더욱 순수하게 케어의 효과를 추정한다.
- 또한 판매자의 고유한 특성에 따른 영향을 통제하기 위해 데이터 C와 비교한다.



- 케어에 가입된 상품과 케어에 가입되지 않은 상품은 각각 상이한 상품으로 관리되고 있기 때문에, 상품 단위로 비교하기 어렵다. 다만 상품별 카테고리 구분은 동일하게 '대-중-소'로 세분화된다.
  이에 '상품카테고리(소)'를 기준으로 동일 범주에 속한 케어 가입 상품과 비가입 상품의 케어 가입 전후의 결제액 차이를 비교한다.
- 다수의 상품이 포함된 '상품카테고리(소)'에는 다수의 케어 가입 시점이 존재한다. 따라서, 다수의 가입 시점을 반영하여 '상품카테고리(소)' 하의 각각의 시점별로 케어 가입 상품과 비가입 상품의 시점 전후 결제액 차이를 비교한다.

[1] 동일한 수준이라 함은 상품 분류를 일치시키고, 비교적 동일한 시점에서 결제액 추세를 비교하는 것을 말한다. 7.2%는 유의수준 1%에서 통계적으로 유의하다.

기본모형 분석 결과, 케어 가입은 상품의 일 결제액을 3~8% 증가시킨다

4.2 패널 Difference-in-Difference(DID) 분석

다음 두 패널 데이터 세트에 대해 상품과 시점의 고유한 특성을 통제하는 이원고정효과모형(two-way fixed effect model)을 적용하여 분석한다.

- 기본 모형: 데이터 A + 데이터 B
- 판매자 특성 통제 모형: 데이터 A + 데이터 C

기본모형 분석 결과, 케어 가입 효과의 크기는 시간에 따라 변동하나, 일 결제액을 3~8% 증가시키는 효과가 나타나며, 시간이 경과할수록 점진적으로 증가하는 경향을 보인다.

기본 모형 가입효과 추정치와 신뢰구간

가입 전 기간은 상당수 시점에서 통계적으로 유의하지 않다. 다만, -30일 근방과 -10일 근방에서는 일부 유의한 효과가 관찰된다.

가입 시점 이후는 대부분의 시점에서 양의 효과를 보이며, 대체로 통계적으로 유의하며, 시간이 경과할수록 효과가 점진적으로 증가한다.

패널 선형 회귀 분석 방법론[1]

- $\log(y)_{it}$는 t 시점에서 i 상품의 로그 결제액이다. 종속변수가 로그값인 로그 선형 모형이므로, 이 모형의 계수는 결제액에 대하여 % 변화의 의미를 갖는다. 즉 모형에서 각각의 설명변수가 1단위 변할 때 종속변수인 결제액은 근사적으로 (계수추정치 × 100)% 변한다고 해석할 수 있다.
- β_0는 상수항이며, x_{it}는 상품 특성과 관련된 통제변수 벡터이다. β는 상응하는 계수 벡터이다. D_i는 i상품이 반품안심케어에 가입되었으면 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. T_j는 반품안심케어 가입 전후의 시점을 나타내는 더미변수이다. γ_{ij}는 반품안심케어 가입 전후 j 시점에서의 결제액에 대한 효과를 나타낸다. λ_{year}는 2022년, 2023년, 2024년과 같은 연도(calendar year)의 고정효과를 나타낸다. $\phi_{계절}$은 봄, 여름, 가을, 겨울의 계절효과를 의미한다. α_i와 δ_t는 각각 상품과 시점의 고정효과이며, ϵ_{it}는 오차항이다.

$$\log(y)_{it} = \beta_0 + X_{it}'\beta + \sum_{j=T\min,\ j\neq 0}^{T\max} \gamma_j (D_i \times T_j) + \lambda_{year} + \phi_{계절} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{it}$$

D_i: 반품안심케어가입 더미; T_i: 가입시점 전후 더미

- 위 패널 데이터에 대해 개별적인 상품과 시점의 고정효과를 통제하는 이원 고정효과 모형(two-way-fixed effect model)을 적용하고, 연도효과와 계절효과, 개별 상품의 특성을 통제함으로써 모형에서는 관측가능한 다른 요인들을 통제한 상태에서 케어 가입의 순수한 효과를 추정한다.
- γ_{ij}는 반품안심케어 가입 전후 특정 j 시점에서 '반품안심케어 가입에 따른' 결제액 변화를 나타낸다. 모형에서는 여러 시점에 걸쳐 γ_{ij}의 값을 추정함으로써 케어 가입 효과의 동적인 변화를 관측할 수 있다.

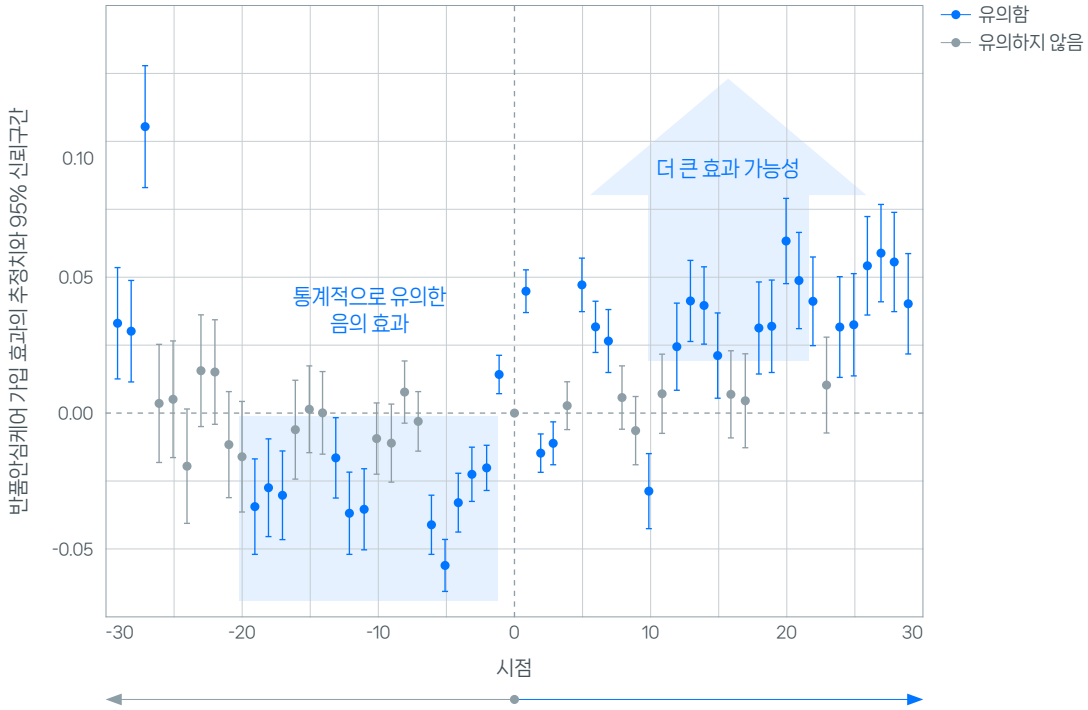
[1] 자세한 내용은 Appendix 3 참고.

판매자가 전략적으로 케어를 매출 개선 도구로 활용하고 있을 가능성이 있다

판매자 특성 모형 결과, 케어 가입 후 효과는 전반적으로 여전히 양의 효과를 보이지만, 기본모형에 비해 효과의 크기가 작으며, 일부 시점에서는 통계적으로 유의하지 않거나 음의 효과를 보인다. 즉, 판매자 특성을 통제할 경우 케어의 효과가 일부 상쇄될 수 있음을 나타낸다.

또한, 가입 전 통계적으로 유의한 음의 효과가 관찰되어 케어의 가입 결정이 무작위가 아니라 판매자가 전략적으로 성과가 부진한 상품의 매출을 개선하기 위해 가입했을 가능성이 제기된다. 만약 판매자의 전략적 개입이 있는 것이라면 오히려 가입 후 관찰되는 양의 효과는 실제로는 더욱 클 가능성이 있다.

판매자 특성 통제 모형 가입 효과 추정치와 신뢰구간



가입 전 기간은 상당수 시점에서 통계적으로 유의하지 않다. 이는 케어 가입 전 처치군과 통제군 간의 추세가 대체로 유사함을 시사한다. 그러나 일부 기간에서는 통계적으로 유의한 음의 효과가 관찰된다. 이는 비교하는 두 집단이 동일하다는 완벽한 평행 추세 가정에 의문을 제기한다. 이 같은 사전 추세의 차이는 케어 가입 결정이 완전히 무작위가 아닐 수 있음을 나타낸다. 즉, 판매자들이 특정 상품의 성과 추세를 보고 케어 가입을 결정했을 가능성이 있다.

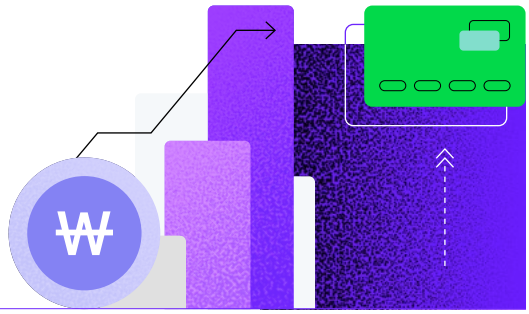
판매자가 성과가 부진한 상품에 대해 전략적으로 케어 가입을 결정했다면, 이 모형에서 관찰되는 가입 효과를 평가할 때는 가입 전 상품의 부진한 성과를 고려해야 한다. 성과가 부진한 상품이 케어 가입 상품으로 선택되었고, 이 상품의 성과가 케어에 가입하지 않은 상품의 성과와 비교된다면 판매자의 선택이 개입함으로써 케어의 효과는 이전 모형과 비교할 때 좀더 작거나 유의하지 않게 나타날 수 있다. 예를 들어, 가입 직후인 1일의 4.48% 증가 효과는 케어 가입자가 가입 이전의 결제액에서 케어에 가입하지 않았을 경우와 비교해 음의 효과를 보이고 있다는 점을 고려하면, 실제로는 더 큰 효과일 수 있다.

판매자 특성 통제 모형의 의미

- 판매자 특성 통제 모형에서는 동일한 판매자가 판매하는 상품들 중 케어에 가입된 상품(데이터 A)과 가입되지 않은 상품(데이터 C)의 결제액을 비교한다. 판매 전략, 고객 서비스 품질, 상품 구성 등과 같은 판매자의 고유한 특성은 연구자가 관측하기 힘든 변수이다. 따라서 동일한 판매자를 대상으로 케어 가입 여부에 따른 상품 결제액 성과를 비교하면, 판매자 간 차이에서 발생할 수 있는 편향을 제거하고, 순수하게 케어 가입이 성과에 미치는 영향을 좀더 정확히 추정할 수 있다.

5. 결론 및 제언

케어는 판매자의 결제액 증대에 긍정적인 영향을 미치고 있다



결론

결제액 증대에 실질적으로 기여

- 상품 및 시기별 특성을 통제한 후의 케어 가입은 동일한 수준에서 매출액을 약 7.2% 증가
- 판매자 특성을 통제한 결과, 케어 가입은 동일한 수준에서 매출액을 약 13.6% 증가
- 기본모형 분석 결과, 케어 가입은 상품의 일 결제액을 3~8% 증가시키며, 이 효과는 시간이 지날수록 점진적으로 증가하는 경향을 보임

카테고리별 효과 상이

- 상품 카테고리별로 케어 효과가 상이하며, 특히 '패션잡화', '가구/인테리어', '디지털/가전' 카테고리에서 큰 효과가 관찰됨
- 이는 케어가 특정 카테고리의 상품에 더욱 효과적일 수 있음을 시사하며, 향후 서비스 개선 및 마케팅 전략 수립 시 이러한 카테고리별 차이를 고려해야 함을 의미

전략적 케어 가입 가능성

- 판매자 특성 모형 분석 결과, 케어 가입 효과의 크기와 유의성이 더욱 변동적이며, 판매자가 전략적으로 성과가 부진한 상품에 대해 전략적으로 케어 가입을 결정했을 가능성을 확인함
- 이는 케어가 판매자들에게 매출 개선을 위한 전략적 도구로 인식되고 있음을 시사

핀테크 협업 모범 사례

- 케어는 이커머스 데이터를 활용하여 판매자의 금융 수요를 정확히 분석하고, 보험사와의 전략적 협업을 통해 최적화된 요율 및 보상체계를 구축함으로써 거래 당사자 간 정보 비대칭성을 해소하고 시장 가치를 제고한 혁신적 플랫폼 비즈니스 모델

제언

온라인 쇼핑 생태계의 지속가능한 성장 촉진

- 플랫폼이 발전시킨 시장 데이터에 대한 지속적인 모니터링과 대형 판매자에게만 혜택이 치우치지 않도록 중소형 판매자들까지 포용하는 정책적 지원 필요
- 보다 넓은 소비자 보호 및 전자상거래 정책과 통합하여 케어 서비스의 긍정적인 영향을 극대화하고 온라인 쇼핑 생태계의 지속가능한 성장을 촉진

카테고리 맞춤형 지원과 인센티브 제공

- 카테고리별 차별화된 마케팅 자원과 우선 노출 프로그램을 제공함으로써 케어와 판매 성과 간의 상호 보완적 관계 강화

판매자들의 케어 전략적 활용 지원

- 성과 부진 상품에 대한 케어 가입 장려 인센티브 도입을 통한 서비스 이용 확산과 판매자들의 반품 리스크 경감 방안 모색
- 현행 중소상공인 지원 프로그램과 결합하여 반품 비용의 초기 부담을 분담하거나 성과에 기반한 보상을 제공

핀테크 협업 사례 발굴

- 글로벌 금융 시장에서 임베디드(embedded) 금융이 확산되는 추세에 발맞춰, 국내에서도 플랫폼 기업과 금융회사 간의 다양한 협업을 통해 새로운 가치 창출 방안을 적극적으로 발굴하고 지원

참고 문헌

Ba, S., & Pavlou, P. A. (2002). Evidence of the effect of trust building technology in electronic markets: Price premiums and buyer behavior. *MIS Quarterly*, 243–268.

Bechwati, N. N., & Siegal, W. S. (2005). The Impact of the Prechoice Process on Product Returns. *Journal of Marketing Research*, *42*(3), 358–367. https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.3.358

Berger, A. N., & Udell, G. F. (2006). A more complete conceptual framework for SME finance. *Journal of Banking & Finance*, *30*(11), 2945–2966.

Bhatnagar, A., Misra, S., & Rao, H. R. (2000). On risk, convenience, and Internet shopping behavior. *Communications of the ACM*, *43*(11), 98–105. https://doi.org/10.1145/353360.353371

Blake, B. F., Neuendorf, K. A., & Valdiserri, C. M. (2003). Innovativeness and variety of internet shopping. *Internet Research*, *13*(3), 156–169.

Chen, Z., Fan, Z.-P., & Zhao, X. (2021). Offering return-freight insurance or not: Strategic analysis of an e-seller's decisions. *Omega*, *103*, 102447.

Demirguc-Kunt, A., & Maksimovic, V. (2001). *Firms as financial intermediaries: Evidence from trade credit data.* https://openknowledge.worldbank.org/bitstreams/314a272c-e0da-5af1-86a3-4cf9c8d6c82e/download

Fan, Z.-P., & Chen, Z. (2020). When should the e-tailer offer complimentary return-freight insurance? *International Journal of Production Economics*, *230*, 107890.

Fontaine, P., & Zhao, S. (2021). Suppliers as financial intermediaries: Trade credit for undervalued firms. *Journal of Banking & Finance*, *124*, 106043.

Garbarino, E., & Johnson, M. S. (1999). The Different Roles of Satisfaction, Trust, and Commitment in Customer Relationships. *Journal of Marketing*, *63*(2), 70–87. https://doi.org/10.1177/002224299906300205

Geng, S., Li, W., Qu, X., & Chen, L. (2017). Design for the pricing strategy of return-freight insurance based on online product reviews. *Electronic Commerce Research and Applications*, *25*, 16–28.

Gurnani, H., Sharma, A., & Grewal, D. (2010). Optimal returns policy under demand uncertainty. *Journal of Retailing*, *86*(2), 137–147.

Hess, J. D., & Mayhew, G. E. (1997). Modeling merchandise returns in direct marketing. *Journal of Direct Marketing*, *11*(2), 20–35.

Khalifa, M., & Limayem, M. (2003). Drivers of Internet shopping. *Communications of the ACM*, *46*(12), 233–239. https://doi.org/10.1145/953460.953505

Klapper, L. (2006). The role of factoring for financing small and medium enterprises. *Journal of Banking & Finance*, *30*(11), 3111–3130.

Lewis, M. (2004). The Influence of Loyalty Programs and Short-Term Promotions on Customer Retention. *Journal of Marketing Research*, *41*(3), 281–292. https://doi.org/10.1509/jmkr.41.3.281.35986

Li, X., Gao, J., & Bian, Y. (2023). Return freight insurance strategies for the online retailer and insurance company. *International Journal of Production Economics*, *256*, 108752.

Li, Y., Li, G., Tayi, G. K., & Cheng, T. C. E. (2021). Return shipping insurance: Free versus for-a-fee? *International Journal of Production Economics*, *235*, 108110.

Li, Z., Sha, Y., Song, X., Yang, K., ZHao, K., Jiang, Z., & Zhang, Q. (2020). Impact of risk perception on customer purchase behavior: A meta-analysis. *Journal of Business & Industrial Marketing*, *35*(1), 76–96.

Liu, Y. (2007). The Long-Term Impact of Loyalty Programs on Consumer Purchase Behavior and Loyalty. *Journal of Marketing*, *71*(4), 19–35. https://doi.org/10.1509/jmkg.71.4.019

Love, I., & Martínez Pería, M. S. (2015). How bank competition affects firms' access to finance. *The World Bank Economic Review*, *29*(3), 413–448.

Mayers, D., & Smith, C. W. (1982). On the Corporate Demand for Insurance. In G. Dionne & S. E. Harrington (Eds.), *Foundations of Insurance Economics* (Vol. 14, pp. 190–205). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-015-7957-5_9

McGuinness, G., & Hogan, T. (2016). Bank credit and trade credit: Evidence from SMEs over the financial crisis. *International Small Business Journal: Researching Entrepreneurship*, *34*(4), 412–445. https://doi.org/10.1177/0266242614558314

McGuinness, G., Hogan, T., & Powell, R. (2018). European trade credit use and SME survival. *Journal of Corporate Finance*, *49*, 81–103.

McKnight, D. H., Choudhury, V., & Kacmar, C. (2002). Developing and Validating Trust Measures for e-Commerce: An Integrative Typology. *Information Systems Research*, *13*(3), 334–359. https://doi.org/10.1287/isre.13.3.334.81

Moro, A., Fink, M., & Kautonen, T. (2014). How do banks assess entrepreneurial competence? The role of voluntary information disclosure. *International Small Business Journal: Researching Entrepreneurship*, *32*(5), 525–544. https://doi.org/10.1177/0266242612458444

Paul, S. Y., & Boden, R. (2011). Size matters: The late payment problem. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, *18*(4), 732–747.

Pavlou, P. A., & Gefen, D. (2004). Building Effective Online Marketplaces with Institution-Based Trust. *Information Systems Research*, *15*(1), 37–59. https://doi.org/10.1287/isre.1040.0015

Petersen, J. A., & Kumar, V. (2009). Are Product Returns a Necessary Evil? Antecedents and Consequences. *Journal of Marketing*, *73*(3), 35–51. https://doi.org/10.1509/jmkg.73.3.035

Petersen, M. A., & Rajan, R. G. (1997). Trade credit: Theories and evidence. *The Review of Financial Studies*, *10*(3), 661–691.

Reichheld, F. F. (2000). E-Loyalty: Your secret weapon on the Web. *Harvard Business Review/Harvard Business Review.*

Reinartz, W. J., & Kumar, V. (2003). The Impact of Customer Relationship Characteristics on Profitable Lifetime Duration. *Journal of Marketing*, *67*(1), 77–99. https://doi.org/10.1509/jmkg.67.1.77.18589

Ren, M., Liu, J., Feng, S., & Yang, A. (2021). Pricing and return strategy of online retailers based on return insurance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *59*, 102350.

Richter, A., Schiller, J., & Schlesinger, H. (2014). Behavioral insurance: Theory and experiments. *Journal of Risk and Uncertainty*, *48*(2), 85–96. https://doi.org/10.1007/s11166-014-9188-x

Shang, G., Pekgün, P., Ferguson, M., & Galbreth, M. (2017). How much do online consumers really value free product returns? Evidence from eBay. *Journal of Operations Management*, *53*, 45–62.

Soufani, K. (2002). On the determinants of factoring as a financing choice: Evidence from the UK. *Journal of Economics and Business*, *54*(2), 239–252.

Wood, S. L. (2001). Remote Purchase Environments: The Influence of Return Policy Leniency on Two-Stage Decision Processes. *Journal of Marketing Research*, *38*(2), 157–169. https://doi.org/10.1509/jmkr.38.2.157.18847

Zhang, C., Yu, M., & Chen, J. (2022). Signaling Quality with Return Insurance: Theory and Empirical Evidence. *Management Science*, *68*(8), 5847–5867. https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.4186

Zhang, T., Guo, X., & Wu, T. (2022). An analysis of cross-channel return processing with return-freight insurance for live streaming platforms. *Computers & Industrial Engineering*, *174*, 108805.

APPENDIX 1.
연구의 기여와 중요성

본 연구의 기여와 중요성은 다음과 같이 논의될 수 있다. 첫째, 본 연구는 반품안심케어 서비스가 판매자 성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석함으로써, 이 서비스가 온라인 판매자에게 제공하는 경제적 이익을 명확히 규명하였다. 반품안심케어 서비스가 도입된 이후 상품 결제액의 증대 효과를 정량적으로 밝힘으로써, 이 서비스가 단순히 소비자 보호를 위한 도구에 그치지 않고, 실질적인 매출 증대와 연계될 수 있음을 실증적으로 확인한다. 이는 반품안심케어 서비스의 도입을 고려하는 다른 온라인 플랫폼 및 판매자에게 중요한 참고 자료가 될 것이다(Gurnani et al., 2010; McKnight et al., 2002; J. A. Petersen & Kumar, 2009).

둘째, 본 연구는 스마트스토어에 입점한 소상공인을 대상으로 데이터를 수집하고 분석함으로써, 특히 소규모 사업자가 겪는 경제적 불확실성을 해소하는 데 반품안심케어 서비스가 기여할 수 있음을 제시하였다. 소상공인은 대규모 사업자에 비해 상대적으로 자원이 부족하며, 반품 처리 과정에서 발생하는 비용과 리스크는 사업 지속 가능성에 중대한 영향을 미칠 수 있다(Fontaine & Zhao, 2021; McGuinness et al., 2018; McGuinness & Hogan, 2016; M. A. Petersen & Rajan, 1997). 본 연구는 반품안심케어 서비스가 이러한 리스크를 완화하고, 소상공인이 안정적으로 사업을 운영할 수 있는 환경을 조성하는 데 중요한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

셋째, 본 연구는 기존 연구에서 다루지 않았던 반품 보험의 효과를 분석함으로써, 이 분야에 새로운 학문적 기여를 하였다. 반품 보험 서비스는 비교적 최근에 도입된 서비스로, 그 효과와 경제적 가치에 대한 실증적 연구가 거의 없다. 이를 보완하기 위하여 본 연구는 반품 보험이 온라인 쇼핑 환경에서 어떠한 역할을 할 수 있는지를 구체적으로 제시하였다. 이는 향후 반품 보험 관련 연구와 정책 개발에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

마지막으로, 본 연구는 반품안심케어 서비스가 소비자와 판매자 간의 신뢰 관계를 강화할 수 있는 잠재력을 가지고 있음을 시사한다(Pavlou & Gefen, 2004; Reichheld, 2000). 본 연구에서 도출된 결과는 반품안심케어 서비스가 소비자에게는 구매 결정을 보다 쉽게 할 수 있는 안전망을 제공하고, 판매자에게는 매출 증대와 고객 만족도 향상을 동시에 달성할 수 있는 전략적 도구임을 확인시켜 준다(Chen et al., 2021). 이는 전자상거래 시장의 지속 가능한 성장을 위해 중요한 시사점을 제공하며, 소비자와 판매자 모두에게 이익이 되는 상생 모델을 제시할 수 있다(Pavlou & Gefen, 2004). 이와 같은 연구 결과는 전자상거래 생태계의 발전에 기여할 수 있는 실질적인 정책적, 전략적 인사이트를 제공하며, 특히 소상공인 지원 및 소비자 보호 정책의 발전에 중요한 역할을 할 것이다(McGuinness et al., 2018; McGuinness & Hogan, 2016; M. A. Petersen & Rajan, 1997).

APPENDIX 2.
문헌 검토

보험: 리스크 완화 전략

(정의) 리스크 완화는 보험의 핵심 기능으로, 잠재적인 손실의 재정적 영향을 줄이거나 제거하기 위해 설계된 전략과 도구를 포함하며, 이를 통해 보다 안전하고 예측 가능한 거래를 촉진한다. (X. Li et al., 2023; T. Zhange et al., 2022)

(소비자에 미치는 영향) 소비자들이 리스크가 줄어들었다고 인식할 때, 그들은 그렇지 않았을 경우 기피했을 구매 행동에 더 적극적으로 참여하는 경향이 있다. 예를 들어, 신용 보험과 보증 서비스는 소비자 신뢰를 높여주어, 특히 고가나 고위험 제품에 대한 구매율을 증가시키는 것으로 나타났다 (Z. Li et al., 2020; Richter et al., 2014). 반품보험은 제품 반품에 대한 안전망을 제공함으로써 온라인 구매에 대한 인식된 리스크를 줄인다. 소비자들이 간편하게 제품을 반품할 수 있다는 확신을 가지게 되면, 거래를 진행할 가능성이 높아지고, 이는 전체적인 매출 증가로 이어질 수 있다 (L.A. Petersen & Kumar, 2009; Shang et al., 2017; Wood, 2001). 연구에 따르면, 소비자들이 거래에서 부정적인 결과를 겪지 않을 것이라는 신뢰를 갖게 되면, 반복 구매에 더 적극적으로 나서고 더 높은 브랜드 충성도를 보이는 경향이 있다(Garbarino & Johnson, 1999; Reichheld, 2000).

(판매자에 미치는 영향) 판매자의 관점에서 보면, 보험을 통한 리스크 완화는 비즈니스 전략과 결과에 상당한 변화를 가져올 수 있다. 책임 보험이나 재산 보험과 같은 보험 도구들은 판매자들이 특정 유형의 손실에 대해 보호받고 있다는 자신감을 가지고 사업을 운영할 수 있게 해준다. 이러한 보호는 판매자들이 더 많은 거래를 처리하거나 더 다양한 제품을 제공할 수 있게 하며, 그들은 이러한 안전망을 가지고 있다는 것을 알기 때문에 더 큰 자신감을 가질 수 있다(Mayers & Smith, 1982). 반품 보험 서비스의 맥락에서, 판매자들은 반품으로 인한 금융 위험으로부터 보호를 제공받는다. 이는 더 공격적인 마케팅 전략을 채택하거나, 반품율이 높지만 동시에 수익성이 높은 제품을 판매하려는 의지로 이어질 수 있다. 또한, 판매자들은 이러한 서비스를 통해 구축된 신뢰를 활용하여 장기적인 고객 관계를 형성하기 위해 고객 서비스와 지원을 개선하려는 경향이 높아질 수 있다(Hess & Mayhew, 1997; Shang et al., 2017).

마케팅: 반품 정책이나 고객 보증과 같은 도구들이 소비자 행동과 매출 성과에 어떻게 영향을 미치는지에 대한 통찰을 제공한다.

(고객 만족과 판매 전략) 연구에 따르면, 관대한 반품 정책은 소비자 신뢰를 크게 높여 구매율을 증가시킬 수 있다(Wood, 2001). 예를 들어, 소비자들이 높은 비용이나 번거로움 없이 제품을 반품할 수 있다는 옵션이 있다는 것을 알게 되면, 제품을 구매할 가능성이 더 높아진다. 이 확신은 특히 온라인 쇼핑 환경에서 구매 전에 제품을 직접 확인할 수 없는 상황에서 소비자가 체감하는 리스크를 줄인다(Bechwati & Siegal, 2005; J. A. Petersen & Kumar, 2009). 반품 정책은 소비자의 우려를 해소함으로써 초기 판매를 증진할 뿐만 아니라 반복 구매와 장기적인 고객 충성도를 높이는 데 기여한다. 이러한 연구 결과와 반품 보험 서비스의 기능 간의 유사점은 명확하다. 둘 모두 구매 후 인지 부조화를 완화하고 전체 쇼핑 경험을 개선하는 것의 중요성을 시사한다.

(브랜드 충성도) 고객이 반품 과정을 쉽고 친절하다고 인식할 경우, 비록 그들이 궁극적으로 제품을 반품하더라도 브랜드에 대해 긍정적인 견해를 가질 가능성이 높다. 이러한 긍정적인 경험은 고객 유지율 증가와 긍정적인 구전으로 이어질 수 있으며, 이는 강력한 브랜드 평판을 구축하는 데 매우 중요한 요소다(Hess & Mayhew, 1997; Wood, 2001). 이런 맥락에서 반품 보험 서비스는 반품 정책의 확장으로 볼 수 있으며, 소비자에게 더 큰 안도감을 제공하고 그들의 만족도와 충성도를 더욱 높일 수 있다.

(결론) 관대한 반품 정책과 고객 인센티브 제공으로 상품 구매를 주저하게 하는 리스크를 줄이고 고객 만족도를 높임으로써, 기업은 더 긍정적인 쇼핑 경험을 창출하여 구매를 장려하고 장기적인 충성도를 형성할 수 있다. 이러한 통찰은 반품 보험 서비스가 경쟁이 치열한 전자 상거래 환경에서 강력한 도구가 될 수 있는 잠재력을 강조하며, 소비자에게 구매 결정을 내리는 데 필요한 자신감을 제공하는 동시에 판매자에게는 매출 증가와 고객 유지의 이점을 제공할 수 있음을 시사한다.

거래금융: 중소기업 맥락에서 현금흐름을 관리하고 리스크를 완화하는 데 필요한 금융 도구와 서비스가 어떻게 기업을 지원할 수 있는지 이해를 제공한다.

(반품 비용 흡수) 중소기업에게 있어 반품 관리가 큰 재정적 부담이 될 수 있으며, 특히 반품률이 높은 경우 그 부담은 더욱 커진다. 이러한 서비스가 반품 비용을 흡수하는 데 도움을 주면, 중소기업은 현금 흐름을 보호하고 재정적 안정을 유지할 수 있다. 이는 거래 금융 상품이 신용 리스크를 관리하는 방식과 유사하다.

(결론) 반품보험은 반품에 대한 안전망을 제공함으로써 중소기업이 반품과 관련된 재정적 리스크를 관리하고 현금 흐름을 강화하며 성장에 집중할 수 있도록 돕는다. 따라서 반품 보험 서비스를 포괄적 금융 전략에 통합하는 것은 중소기업이 거래 금융의 복잡성을 해결하고 경쟁력을 유지하는 데 상당한 가치를 창출할 수 있음을 보여준다.

APPENDIX 3.
패널 선형 회귀 분석 방법론

다음 두 데이터 세트에 대해 각각 아래와 같은 패널 선형 회귀 모형을 적용한다. 두 데이터 세트는 각각 반품안심케어가입자 가입상품 데이터와 반품안심케어미가입자 상품데이터가 결합된 데이터 세트와 반품안심케어 가입자 가입상품데이터와 반품안심케어가입자 미가입상품데이터가 결합된 데이터 세트이다. 전자를 이용한 분석을 '기본 모형' 분석, 후자를 이용한 분석을 '판매자 특성 통제 모형' 분석이라고 구분한다.

$log(y)_{it}$는 t 시점에서 i 상품의 로그 결제액이다. 종속변수가 로그값인 로그 선형 모형이므로, 이 모형의 계수는 결제액에 대하여 % 변화의 의미를 갖는다. 즉 모형에서 각각의 설명변수가 1단위 변할 때 종속변수인 결제액은 근사적으로 (계수추정치 × 100)% 변한다고 해석할 수 있다.

β_0는 상수항이며, x_{it}는 상품 특성과 관련된 통제변수 벡터이다. β는 상응하는 계수 벡터이다. D_i는 i 상품이 반품안심케어에 가입되었으면 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. 시점j는 반품안심케어 가입 전후의 시점을 나타내는 더미변수이다. γ_{ij}는 반품안심케어 가입 전후 j 시점에서의 결제액에 대한 효과를 나타낸다. λ_{year} 는 2022년, 2023년, 2024년과 같은 연도(calendar year)의 고정효과를 나타낸다. $\phi_{계절}$ 은 봄, 여름, 가을, 겨울의 계절효과를 의미한다. α_i와 δ_t는 각각 상품과 시점의 고정효과이며, ϵ_{it}는 오차항이다.

$$\log(y)_{it} = \beta_0 + X_{it}'\beta + \sum_{j=T\min,\ j\neq 0}^{T\max} \gamma_j (D_i \times T_j) + \lambda_{year} + \phi_{계절} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{it}$$

D_i: 반품안심케어가입 더미; T_i: 가입시점 전후 더미

γ_{ij}는 반품안심케어 가입 전후 특정 j 시점에서 '반품안심케어 가입에 따른' 결제액 변화를 나타낸다. 모형에서는 여러 시점에 걸쳐 γ_{ij}의 값을 추정함으로써 케어 가입 효과의 동적인 변화를 관측할 수 있다.

위 패널 데이터에 대해 개별적인 상품과 시점의 고정효과를 통제하는 이원 고정효과 모형(two-way fixed effect model)을 적용하고, 연도효과와 계절효과, 개별 상품의 특성을 통제함으로써 모형에서는 관측가능한 다른 요인들을 통제한 상태에서 반품안심케어 가입의 순수한 효과를 추정한다. 이는 반품안심케어 가입 시점을 전후하여 반품안심케어 가입 상품과 반품안심케어 미가입 상품의 결제액 차이를 시점별로 비교하는 방식을 따른다. 이는 이중차분법(Difference-in-Differences, DID)의 확장된 형태로서 여러 시점에 걸친 처치 효과를 추정하도록 한다. 따라서 모형에서 핵심은 γ_{ij}의 효과이다. γ_{ij}는 반품안심케어 가입 전후 특정 j 시점에서 '반품안심케어 가입에 따른' 결제액 변화를 나타낸다. 모형에서는 여러 시점에 걸쳐 γ_{ij}의 값을 추정함으로써 반품안심케어 가입 효과의 동적인 변화를 관측할 수 있다.

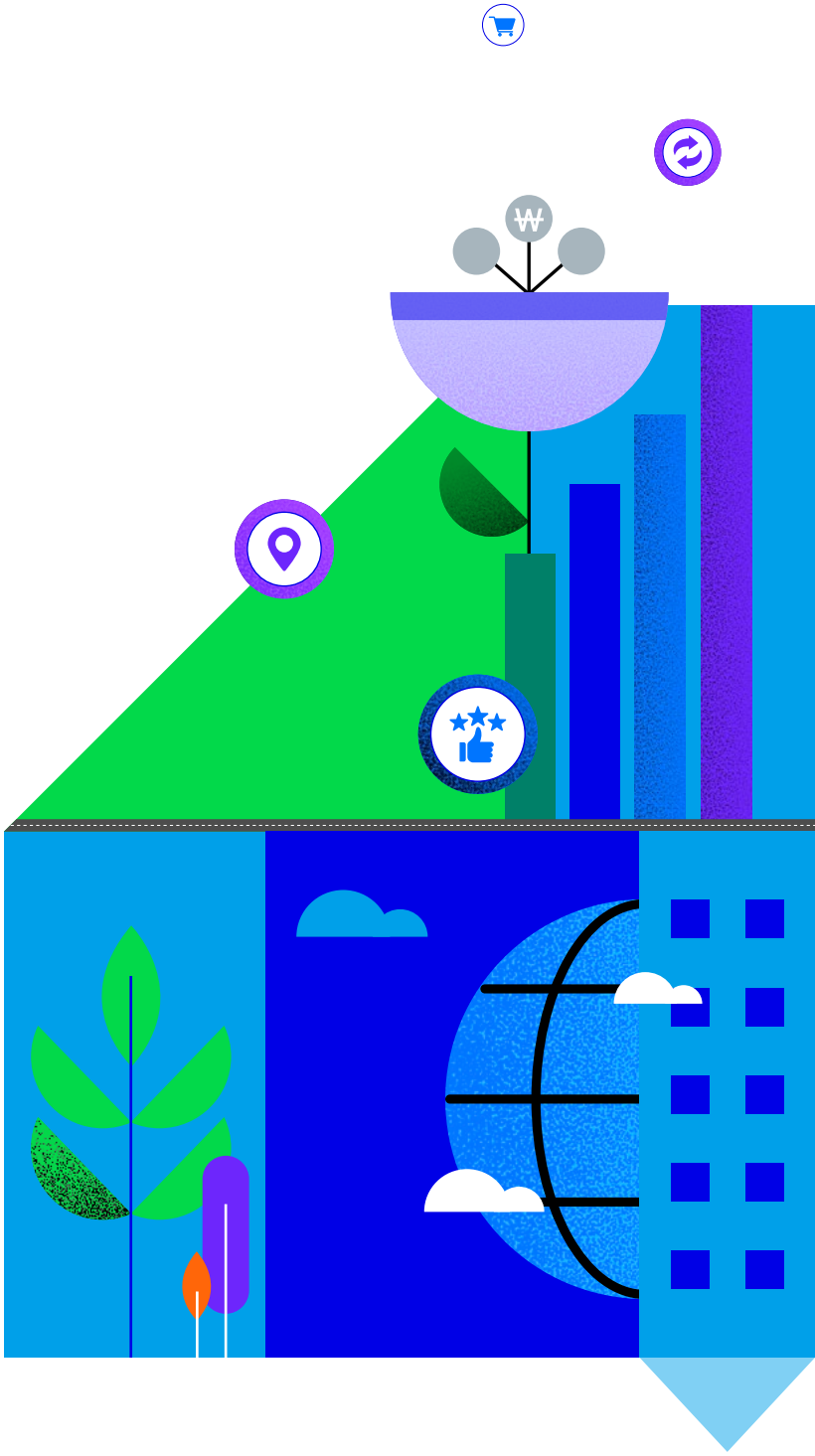
위의 분석에서 시점j는 반품안심케어 설정일자에 따라 결정된다. 즉 시점 j는 반품안심케어 설정일자를 기준으로 주문일자와의 시간 차이를 일 단위로 나타낸다. 이 값은 양수 또는 음수가 될 수 있으며, 음수는 가입 이전의 주문을, 양수는 가입 이후의 주문을 의미한다. 이에 따라 이 값은 반품안심케어 설정일자에 관한 정보가 있는 반품안심케어가입자 가입상품데이터에만 존재하다. 따라서 위 모형의 적용을 위해서는 반품안심케어미가입자 상품데이터와 반품안심케어가입자 미가입상품데이터에 대해서도 상응하는 시점을 설정해 주어야 한다. 이를 위해 다음과 같은 절차를 따른다. 아래 절차에서는 주문 정보를 담고 있는 세 개의 데이터가 '상품카테고리(소)'라는 변수를 공유하고 있음을 활용한다. 네이버의 주문 데이터는 판매자와 반품안심케어 가입 여부에 따라 상품을 구분하는 상품번호가 제각기 상이하며, 상품은 '상품카테고리(대) - 상품카테고리(중) - 상품카테고리(소)'의 위계 순으로 분류된다. 따라서 '상품카테고리(소)'는 세 개의 데이터 간에 상품의 특성을 공유하는 공통 지표 중 최소 단위이다.

반품안심케어 설정일자와 상응하는 시점의 설정:

1. 처치군(반품안심케어가입자 가입상품데이터)에 대하여 '상품카테고리(소)'별 고유한 '반품안심케어 설정일자' 값 추출
2. 통제군(반품안심케어미가입자 상품데이터 또는 반품안심케어가입자 미가입상품데이터)을 '상품카테고리(소)'별로 분할
3. 각각의 '상품카테고리(소)'별로 다음을 실행:
   a. 1에서 추출한 해당 카테고리의 고유한 '반품안심케어 설정일자' 개수(N)를 확인
   b. 통제그룹 데이터를 N개의 동일한 세트로 복제
   c. 각 세트에 고유한 '반품안심케어 설정일자' 중 하나를 순차적으로 할당: 예를 들어, 첫 번째 세트에는 첫 번째 일자, 두 번째 세트에는 두 번째 일자, … N번째 세트에는 N번째 일자
4. 모든 관측치(처치군 및 위와 같이 생성한 통제군의 모든 데이터 세트)에 대해 아래와 같은 '시점' 변수 생성:시점 = 주문일자 - 반품안심케어설정일자 (일 단위로 계산)
5. 위의 각 데이터 세트를 모두 결합하여 하나의 큰 분석 데이터 세트 생성
6. 결합된 데이터 세트에 위 모형을 적용

위와 같이 생성한 데이터 세트를 사용하여 케어 가입일을 기준으로 전후 30일 기간에 대해 위 모형을 적용한다.

NAVER



반품안심케어 리포트

발행일 2025년 1월 13일

기획 NAVER Agenda Relations