

소매상 간 경쟁 하에서 추천기반 소매방식 도입 연구*

Recommendation-based Retail Adoption under Competition

김보성(주저자) · 박수훈(교신저자) · 유영재(공저자)

Bosung Kim(First Author) · Soohoon Park(Corresponding Author) · YoungJae Yoo(Co-Author)

경희대학교 경영학과 Department of Business Administration(bkim@khu.ac.kr)

전남대학교 경영학부 Department of Business Administration(soohoon.park@jnu.ac.kr)

경희대학교 경영학과 Department of Business Administration(isyou@khu.ac.kr)

.....

추천기반 소매방식은 온라인 소매상이 각 소비자가 선호할 것 같은 제품을 배송하고 고객이 마음에 드는 제품을 구매하는 비즈니스 모델이다. 추천기반 소매방식은 소비자가 원하는 제품을 직접 탐색하는 기존 방식과는 다르게 소비자가 제품을 탐색하는데 들어가는 노력을 없애 주지만, 소매상이 추천한 제품이 소비자의 선호에 부합하지 않을 수 있다는 리스크를 지니고 있다. 추천기반 소매방식을 채택하는 온라인 소매상들이 늘어나고 있는 상황에서, 본 연구는 온라인 소매상 간 경쟁이 각 소매상의 추천기반 소매방식 채택 여부에 어떤 영향을 미치는지 연구한다. 게임이론을 활용하여 두 소매상들 간 경쟁 상황을 모형화하고 균형을 유도함으로써 추천기반 소매방식을 도입하는데 필요한 비용 및 소매상의 추천 정확도가 채택 여부에 어떠한 영향을 미치는지 분석한다. 본 연구의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, 온라인 소매상이 대칭적인 상황에서도 각 업체가 서로 다른 전략(추천기반 소매방식과 기존 온라인 소매방식)을 택하는 내쉬균형이 존재한다. 둘째, 두 업체가 상호 윈-윈할 수 있는 대안이 있음에도 불구하고 파레토 열위에 있는 전략 프로필을 선택하는 죄수의 딜레마 상황에 빠질 수 있다. 셋째, 추천 정확도가 일정 수준을 넘어서게 되면 추천정확도가 증가할수록 소비자 후생은 증가한다.

주제어: 추천기반 소매방식; 온라인 소매; 탐색비용; 비즈니스 모델; AI 인프라 투자

Recommendation-based retail is an emerging business model in which online retailers proactively ship products to consumers based on predicted preferences, allowing consumers to purchase only items they like. Unlike traditional retail, where consumers actively search for products, recommendation-based retail reduces consumers' search efforts but carries the risk of inaccurate recommendations. Despite growing adoption in practice, strategic implications of retailer competition on adoption decisions remain unexplored. Using a stylized game-theoretic model, we analyze competition between two online retailers considering whether to adopt recommendation-based retail. Equilibrium analyses identify how adoption costs (infrastructure investment) and recommendation accuracy influence retailers' strategic decisions. We present three key findings: First, even under symmetric conditions, an asymmetric equilibrium emerges where one retailer adopts the recommendation-based model and the other does not. Second, retailers can face a prisoner's dilemma, choosing a Pareto-inferior equilibrium despite mutually beneficial alternatives. Third, consumer welfare improves as recommendation accuracy surpasses a certain threshold.

Keyword: recommendation-based retail, online retail, search cost, business model, AI infrastructure investment

.....

최초투고일: 2025. 06. 16 수정일: (1차: 2025. 07. 24) 게재확정일: 2025. 07. 29

* 본 연구는 2024년도 전남대학교 경영전문대학원 학술장학재단의 지원을 받아 수행되었으며, 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(과제번호: NRF-2021R1F1A1052846)의 지원을 받았고, 2023학년도 경희대학교 연구비(KHU-20231229)의 지원으로 수행되었음.

Copyright 2025 THE KOREAN ACADEMIC SOCIETY OF BUSINESS ADMINISTRATION

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0, which permits unrestricted, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

최근 온라인 리테일(online retail) 산업에서 Stitch Fix를 필두로 Trunk Club, Birchbox 등 추천기반 리테일(recommendation-based retail) 운영 전략을 채택한 회사들이 그 입지를 넓혀가고 있다. 추천기반 리테일 전략이란 온라인 소매업체가 소비자 데이터를 기반으로 각 소비자의 취향을 반영한 제품들을 '맞춤형' 추천(personalized recommendation)하고 배송하여 고객들이 구매 전에 제품을 실제로 경험할 수 있는 기회를 제공하는 전략이다. 제품 수령 및 체험 후 고객들은 마음에 드는 제품들을 구매하게 되며, 나머지 제품들은 소매업체에게 반품하게 된다(그림 1). 예를 들어, 미국의 온라인 패션 소매업체인 Stitch Fix는 소비자에게 5개의 아이템이 각 소비자의 고유한 선호도를 반영하여 선택된 아이템들을 상자에 담아 배송하게 되며, 이들 중 마음에 드는 제품들을 구매하고 그렇지 않은 제품들은 반품하는 구조를 택하고 있다. 이는 소비자가 자신이 원하는 상품

을 직접 탐색하여 제품을 구매하게 되는 전통적인 비즈니스 모델의 구매 프로세스와 대조되는 것이다.

Brightpearl(2018)은 미국과 영국의 소매업체들을 대상으로 설문을 진행한 결과, 20%가 넘는 리테일 기업들이 현재 추천기반 리테일 전략을 시행하고 있거나 근시일 내에 추천기반 리테일 전략을 도입할 계획을 가지고 있다고 보고하고 있다. 대표적인 추천기반 리테일 기업인 온라인 패션 소매상 Stitch Fix는 2022년 기준 380만의 활성화 고객(active clients)을 보유하고 21억 달러의 매출을 기록하였으며(Stitch Fix, 2022), 온라인 화장품 소매상인 Birchbox는 2019년 기준 250만 명의 고객을 보유한 것으로 추산된다(Chen, 2019). 추천기반 리테일 소매상들이 취급하는 제품의 종류도 패션 및 뷰티에서 다양화되는 추세에 있다. FabFitFun은 패션, 인테리어, 피트니스, 뷰티 등 다양한 카테고리의 제품들을 고객들에게 추천하여 배송하고 있으며, Blue Apron은 고객 선호에 따른 맞춤형 밀키트를 제공하고 있다(Choi et al., 2024). 이러한 성장과 다양성은 추천기반 리테일이 다양한 소비재 카테고리에서

기존 온라인 소매시장의 소비자 제품 구매 과정



TBYB 사업 전략을 통한 소비자 제품 구매 과정



〈그림 1〉 추천기반 리테일 전략과 기존 온라인 소매방식 간 소비자 구매과정 비교

소비자 경험을 혁신할 잠재력이 있음을 보여준다.

추천기반 리테일 전략은 기존의 전통적인 온라인 리테일 방식에 비해 기존 구매 이력 및 신상정보 등을 활용하여 소비자의 취향에 맞는 제품들을 추천함으로써, 소비자의 탐색 비용(search cost)을 효과적으로 감소시킬 수 있다는 장점을 가진다(Tao and Xu, 2018). 실제로 소비자들이 수많은 대안들 중에서 자신의 선호에 부합한 제품을 탐색하고 결정하는데 들이는 시간은 상당하다. 시장조사기관 OnePoll의 설문에 따르면 매년 여성들은 190여 시간을 패션과 관련된 쇼핑에 쓰고 있다고 한다(Johnson, 2015). 바쁜 직장인들의 경우 이러한 시간이 부담으로 작용하기에, Stitch Fix를 이용하는 주된 고객들은 20-40대 직장인들로 알려져 있다.

추천기반 리테일 모델이 확산됨에 따라 온라인 소매상들은 기존의 비즈니스 모델을 고수할 것인지, 아니면 추천기반 리테일 비즈니스 모델을 채택할 것인지에 대한 고민이 필요하다. 추천기반 리테일 비즈니스 모델은 앞서 언급하였듯이 소비자들의 탐색비용을 줄여줄 수 있다는 장점 때문에 소매상들에게 매력적인 대안이 될 수 있으나, 정교한 추천을 위해서는 인공지능(AI) 기반 추천시스템(recommendation system) 구현이 필수적이다.

Stitch Fix와 같은 경우 소비자의 입력 정보(예산, 스타일 선호도, 나이 등)를 바탕으로 인공지능 기술과 인간 스타일리스트를 결합한 스타일 추천 시스템을 개발하였는데(Marr, 2018), CEO인 Alanna Hale은 “회사를 위해 1달러를 투자할 수 있고 그것을 마케팅, 제품, 또는 데이터 과학에 사용할 선택권이 주어진다면, 우리는 거의 항상 데이터 과학을 선택할 것이다.”라며 정교화된 추천 시스템의 중요성에 대해 역설한 바 있다(Lake, 2018). 이는 추천기반 시스템 구축을 위해서는 관련 인프라 구축에 적지 않은

초기 투자가 필요하며, 매출 발생이 추천 정확도에 크게 좌우될 수 있음을 암시한다. 실제로 정교한 AI 추천시스템 개발을 위해서는 소비자 데이터 확보, 알고리즘 개발을 위한 데이터 과학자 채용, 학습에 필요한 하드웨어 구축 등이 모두 이뤄져야만 가능한데, 이에 수반되는 비용은 최소 수십만 달러에 이르는 것으로 추정된다(Violino, 2021; Polovnikova, 2025).

온라인 소매상들의 비즈니스 모델 선택에 있어서 또 하나의 중요한 고려사항은 소매상들 간 경쟁이다. 시장에는 복수의 온라인 소매상들이 존재하기에, 특정 리테일업체의 매출은 결국 소비자들이 어떤 소매상을 통해 물품을 구매하느냐에 따라 좌우된다. 이는 경쟁업체가 어떤 비즈니스모델을 선택했는지, 그리고 어떤 가격을 책정했는지에 따라서 나의 의사결정이 영향을 받게 됨을 시사한다. 예를 들어, 상대방이 추천기반 리테일 모델을 선택했을 때 나 역시 같은 모델을 선택해야 할 것인가, 아니면 기존 모델을 선택하여 차별화를 꾀해야 할 것인가와 같은 전략적 질문에 직면할 수 있게 된다.

추천기반 리테일이 시장에서 차지하는 비중이 증가함에도 불구하고, 선행연구들은 대부분 온라인 소매상 간 추천기반 소매상의 운영관리와 관련된 선행연구들은 드물다. 선행연구들은 전통적인 온라인 리테일 방식 하에서의 소매상의 의사결정 및 소비자 행태에 초점이 맞춰져 왔다(예: 남익현 2004; 김철민&조광행, 2004; 박해철&현지윤, 2019). 최근 들어 추천제품의 숫자 의사결정을 다룬 Park et al.(2022), 복수의 제품 구매할인을 다룬 Li et al.(2019), 추천기반 서비스의 가격 결정을 다룬 Choi et al. (2024)를 제외하고는 찾아보기 어렵다. 특히 소매상들 간 경쟁 상황에서 소매상들의 비즈니스 모형 의사결정(전통적인 리테일방식 혹은 추천기반 리테일방식) 간 선택 문제를 다룬 연구는 선행문헌에서 탐구하지 않

은 영역이다.

이러한 상황에서 본 연구는 복점(duopoly) 상황에 놓인 두 소매상 간 가격경쟁 상황을 상정하고 (i) 각 기업들의 비즈니스 의사결정이 기업특성(추천 정확도 및 도입비용)에 따라 어떻게 귀결될 것이며, (ii) 그 결과 기업들의 이익과 소비자 후생은 어떻게 변화할 것인지 게임이론(game theory) 모형을 통해 알아본다. 게임이론 모형은 수평적 차별화(horizontal differentiation)된 시장에서 경쟁상황에 놓여있는 두 온라인 소매상들과 이들로부터 제품을 구매하는 소비자들로 구성된다. 두 소매상들은 먼저 비즈니스 모델을 결정하게 되며, 결정된 구조하에서 각각 물품 가격을 결정한다. 이어서 각 소비자들은 두 소매상들 중 한명으로부터 물품을 구매하게 되며, 그 결과 각 기업의 이익이 실현되는 구조를 따른다.

본 논문은 추천기반 리테일 도입에 중요한 기업의 특성 및 소비자 특성(탐색비용)에 따라 복점 기업이 균형상황에서 어떠한 비즈니스 모델을 택하게 되는지 분석함으로써, 추천기반 리테일 운영관리 문헌을 확장 및 발전시키는데 기여한다. 특히 추천정확도가 증가함에 따라 역설적으로 경쟁업체들이 죄수의 딜레마(Prisoner's dilemma) 상황에 빠질 수 있음을 보임으로써, 온라인 소매상들의 비즈니스 모델 도입에 전략적인 시사점을 제공한다. 향후 다양한 추천기반 리테일 운영관리 연구들이 파생될 것으로 기대되는 만큼, 본 연구는 이러한 흐름을 촉진시킬 수 있는 연구로서 기능할 것으로 생각된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 문헌연구를 제시하며, 3장에서는 연구모형을 소개한다. 4장에서는 소매상들의 비즈니스모델 채택에 따라 어떠한 결과가 도출되는지 분석하며, 5장에서는 4장의 결과를 바탕으로 시장상황에 따라 경쟁 소매상들의 비즈니스모델 의사결정이 어떻게 귀결되는지 분석 및

논의한다. 6장은 결론 및 시사점을 기술한다.

II. 이론적 배경

본 연구는 크게 (i) 온라인 소매상의 추천 시스템에 대한 연구, (ii) 추천기반 리테일 운영관리에 대한 연구, 그리고 (iii) 경쟁상황에서 신기술 도입에 대한 연구와 밀접한 연관성을 지니고 있다.

2.1 온라인 소매상의 추천 시스템

온라인 소매상의 추천 시스템(recommendation system)과 운영 의사결정에 관한 선행 연구들은 대부분 추천 시스템의 정확도 향상을 위한 방법론에 초점을 맞추거나(e.g., Gan and Jiang, 2013; Guo et al., 2020), 추천 정확도가 온라인 소매상의 성과 개선에 미치는 영향을 분석하였다(Fleder and Hosanagar, 2009; Adomavicius et al., 2013; Hosanagar et al., 2014). 최근 들어서는 추천 정확도와 운영관리 의사결정 간 관계를 탐구하는 연구들(e.g., Demirezen and Kumar 2016)이 진행되고 있는 추세로, 연구자들은 추천 시스템의 정확도를 개선하여 운영 전략과의 시너지를 창출하기 위한 기업의 의사결정 방안을 탐구하고 있다. Demirezen and Kumar(2016)는 사용자 선호도와 재고 정보를 결합하여 맞춤형 추천을 제공해야 한다고 강조했다. Ghoshal et al.(2020)은 경쟁 기업 간 소비자의 정보 공유 선택이 추천 시스템의 정확도에 미치는 영향을 분석하며, 데이터 공유 연합이 소비자 프로파일의 질을 높이고 추천의 정확성을 향상시켜 경쟁 기업들에 이익을 가져올 수 있다고 밝혔다. 또한,

Dadouchi and Agard(2018)는 공급망 관리에서 재고 운영에 추천 시스템을 통합하는 새로운 개념적 접근법을 제안했다.

본 연구는 추천 정확도가 증가함에 따라서 경쟁관계에 놓여있는 온라인 소매상들의 비즈니스 모형 선택(전통 혹은 추천기반)이 어떻게 달라지는지 분석함으로써 해당 연구 흐름에 기여할 것으로 전망한다. 특히 소매상들 간 경쟁을 고려할 경우 추천 시스템의 성능이 증가함에도 불구하고 이익이 감소하는 죄수의 딜레마 상황이 발생할 수 있음을 보임으로써 추천정확도와 기업의사결정 간 관계에 새로운 시각을 제공한다.

2.2 추천기반 리테일 운영관리

추천기반 리테일 전략에 대한 연구들이 최근 들어 등장하고 있으나, 추천기반 리테일 전략 실행과 연관된 온라인 소매상들의 의사결정을 수리적 모형을 통해 탐구한 연구들은 소수에 불과하다. Bernstein et al.(2019)는 추천기반 리테일 사업의 한가지 형태인 구독박스(subscription box) 운영의사결정 중 하나인 구독박스의 품질을 어떻게 변화시켜야 하는지에 대해 연구하였다. 소비자들이 매 기간 콘텐츠의 품질에 따라서 구독 여부를 결정하는 상황에서 소매상은 제한된 예산을 가지고 시점 간 품질 할당(intertemporal quality allocation) 의사결정을 결정하게 된다. Choi et al.(2024)은 추천기반 리테일을 채택한 온라인 소매상의 구독료 및 제품가격 의사결정을 연구하였다. 이들은 AI 역량이 증가함에 따라(추천 정확도가 높아짐에 따라) 구독료 및 제품가격이 항상 단조 증가하는 것이 아니라, 상황에 따라서 감소할 수도 있음을 보였다. 소비자들은 잠재적인 쇼루밍(showrooming)이 가능하며, 추천기반 리테일을 구독할 경우 제품 탐색에 필요한 비용을 지출하지

않아도 된다는 점에서 Choi et al.(2024)은 본 연구와 유사성을 지닌다. 하지만 본 연구는 온라인 소매상들 간 비즈니스 모델 선택을 고려했다는 점에서 의의가 있다.

Li et al.(2019)은 고객들이 직접수선(self-mending) 행태가 온라인 소매상의 추천기반 리테일 전략을 도입 의사결정에 어떠한 영향을 미치는지에 대해 연구하였다. Park et al.(2022)는 Li et al.(2019)과 유사하게 온라인 소매상이 다수의 제품을 추천하는 상황을 상정하고, 몇 개의 제품을 보내야 하는지 수량 의사결정을 다루었다. 이들이 추천기반 리테일 전략의 장점으로 무료 반품을 고려한 반면, 본 연구는 제품의 탐색비용 경감을 고려하였다는 점에서 차이를 보인다. 또한 의사결정에 영향을 미치는 요소로 Li et al.(2019)은 직접수선(self-mending) 행태를, Park et al.(2022)는 신규고객의 유입 등을 고려하고 있지만 본 연구는 온라인 소매상 간 경쟁을 다루고 있다는 점 역시 이들과 구별되는 점이다.

2.3 경쟁상황에서 신기술 도입

끝으로 본 연구는 경쟁상황에 놓인 업체들이 새로운 기술의 도입 여부를 결정하는 연구흐름과 맞닿아 있다. Kraft et al.(2013)과 Kraft and Raz(2017)은 제조업체들이 선제적으로 잠재적 유해물질을 연구개발을 통해 보다 안전한 물질로 교체할 것인지에 대한 결정 문제를 경쟁상황에서 검토했다. 전자는 기업들의 행동을 유도하기 위한 NGO의 전략에 초점을 맞춘 반면, 후자는 경쟁업체들이 선제적으로 협력할 수 있는 가능성을 고려하였다. 특히 후자의 연구는 규제 발생 가능성에 따라 비대칭적인 균형(한 업체는 교체를 하고 다른 업체는 교체하지 않음)이 발생할 수 있음을 보였다. Du et al.(2024)는 Kraft and Raz

(2017)와 유사하게 환경 규제의 강화가 예상되는 상황에서 경쟁 기업들이 친환경 기술을 어떠한 시점에 도입하는지 탐구하기 위해 2기간 게임모형을 개발하였다. 내쉬균형 분석을 통해 새로운 규제의 확률에 따라서 기업들이 친환경 기술을 활용하여 가격 경쟁을 완화하려는 선택을 내릴 수 있음을 보였다.

기술 도입의 문제는 환경규제로 인한 친환경기술 개발에만 국한되지 않는다. Bhaskaran and Ramachandran (2011)은 신제품 개발 결정에서 기술선택 및 제품출시의 문제(검증된 기술을 활용하여 조기 출시할 것인지, 아니면 우수한 기술을 활용하여 나중에 출시할 것인지)를 다루었다. 특히 전략적 경쟁자가 존재할 경우에 각 기업의 의사결정이 어떻게 달라져야 하는지 경쟁의 효과에 초점을 맞추어 언제 기업들이 서로 다른 기술을 채택하여 경쟁을 완화하는 선택을 내리는지 분석하였다. 본 연구는 선행연구들과 다른 상황(추천시스템 개발을 통한 추천기반 리테일 전략도입)을 고려하였다는 점에서 차이를 보이며, 이에 따라 추천 정확도라는 요인이 동일한 기업임에도 불구하고 서로 다른 전략을 택하게 만드는 주요한 동인임을 보였다는 점을 보인다.

III. 연구모형

시장에는 두 온라인 소매상이 있다고 가정한다. 두 업체 간 경쟁을 묘사하기 위해 호텔링 모형(Hotelling model)을 활용한다. 각 업체는 길이가 1인 선(line)의 양 끝인 위치 0과 위치 1에 위치한다. 위치 0에 있는 소매상을 소매상 1로, 위치 1에 있는 소매상을 소매상 2로 지칭하기로 한다. 각 소매상은 전통적인 방식(traditional; T)을 이용하여 제품을 판매할

것인지, 새로운 방식인 추천기반(recommendation based; R)을 이용하여 판매할 것인지 결정할 수 있다.

3.1 소비자 효용함수

첫째, 소비자들이 T타입 온라인 소매업체(T)를 이용할 경우, 소비자들은 검색을 위한 노력을 투입하여 자신이 원하는 제품을 찾을 수 있다고 가정한다. 소비자들이 투입하는 노력에 따른 비용(search cost)은 s 로 둔다. 소비자들이 제품 구매를 통해 얻게 되는 효용은 1로 정규화(normalize)한다. 소매상 $i \in \{1, 2\}$ 의 제품 판매가격을 p_i 로 두면, 제품 구매를 통해 얻게 되는 효용은 $1 - s - p_i$ 가 된다. 소비자들은 또한 소매상이 제공하는 기능적 서비스(제품검색, 배송, 반품 등)에 대해 가치를 부여하게 된다. 이러한 가치는 $v - t|z_i - x|$ 로 표현된다. v 는 거리와 무관한 상수이며 $t|z_i - x|$ 는 $z_i \in \{0, 1\}$ 에 위치한 소매상 i 와 위치 $x \in [0, 1]$ 에 위치한 소비자 간 거리에 비례하는 이동비용(transportation cost)이다. 이를 통해 각 소매상에 대한 소비자들의 이질적인 선호를 반영한다. 분석의 편의를 위해 $t < 1 - s + v$ 를 만족하고 v 는 충분히 크다고 가정한다. 위치 x 에 있는 소비자의 효용을 정리하면 다음과 같다.

$$u(x) = (1 - s - p_i) + (v - t|z_i - x|).$$

둘째, 소비자들이 R타입 소매업체(R)를 이용할 경우, 업체가 제품을 선별하여 소비자들에게 배송한다. 소비자들은 검색을 위한 노력을 투입할 필요가 없기에 탐색비용은 발생하지 않는다. 업체가 소비자들이 원하는 취향을 찾을 확률은 β 로 두며, 원하는 제품을 추천하였을 경우 소비자가 얻는 효용은 1로 동일하다고 가정한다. 이때 소비자는 제품을 구매하기 위

해 p_i 을 지불한다. 만약 $1-\beta$ 의 확률로 원하는 취향이 아닐 경우, 소비자들은 제품을 구매하지 않고 반품한다. T타입과 동일하게 소비자들은 제품 구매에 관계없이 온라인 플랫폼을 이용하여 $v-t|z_i-x|$ 의 효용이 발생한다. 이를 정리하면 위치에 따른 소비자의 (기대)효용은 다음과 같다.

$$u(x) = \beta(1-p_i) + (v-t|z_i-x|).$$

3.2 소매상들의 이익함수

소매상 i 가 전통적인 방식(T)과 추천기반 방식(R)을 사용할 경우에 이익함수를 표현해 보자. 분석의 편의를 위해 도매가(wholesale price)는 0으로 단순화한다. 두 업체의 가격이 주어진 상황에서 업체 i 를 이용하는 고객들의 수를 $D_i(p_1, p_2)$ 로 나타내자. 매출이 항상 발생하는 T 방식과는 달리, R 방식 하에서 매출은 추천이 정확하여 소비자가 제품을 구매하는 경우에만 발생하기에, 실제 제품 판매량은 각각 $D_i(p_i, p_{-i})$ (T타입)과 $\beta D_i(p_i, p_{-i})$ (R타입)이 된다. 또한 추천시스템을 구현하기 위해서는 AI 인프라 구축에 따른 고정비용(예: 데이터 센터 구축에 필요한 그래픽처리장치의 구입 등) F 의 지출이 필요하다고 가정하며, 이 값은 $t/2$ 를 넘지 않는다고 가정한다. 이를 정리하면 소매상 i 의 이익함수는 다음과 같다.

$$\pi_i = \begin{cases} D_i(p_i, p_{-i})p_i, & \text{for } T \\ \beta D_i(p_i, p_{-i})\beta p_i, & \text{for } R. \end{cases}$$

3.3 게임의 순서

게임의 순서는 다음과 같다. 첫째, 두 기업이 동시

에 비즈니스 모델을 T와 R 중 하나로 선택한다. 둘째, 두 기업이 동시에 판매 가격을 결정한다. 셋째, 주어진 비즈니스 모델 및 판매 가격에 따라 소비자들이 구매 의사결정을 내리고 각 기업의 이익이 실현된다.

IV. 상황별 분석

두 기업의 대칭성을 감안할 때 TT(둘 모두 T타입), TR(하나는 T타입, 다른 하나는 R타입), RR(둘 모두 R타입)의 총 3가지의 비즈니스 모델 선택 상황이 존재하게 된다. 본 장에서는 3가지 경우에 대해 개별 분석을 수행한다.

4.1 상황 TT

게임의 2단계에서 위치 $x \in [0, 1]$ 에 있는 소비자는 두 소매상 중 더 높은 효용을 소매상을 선택한다. 0에 위치한 소매상 T와 1에 위치한 소매상 T로부터 얻는 효용이 동일해지는 지점 $\bar{x}$ 는 다음을 만족한다.

$$1-s-p_i+v-t\bar{x}=1-s-p_2+v-t(1-\bar{x}).$$

이를 $\bar{x}$ 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\bar{x}(p_1, p_2) = \frac{t-p_1+p_2}{2t}.$$

게임의 2단계에서 두 소매상들은 자신의 이익을 극대화하도록 가격 의사결정을 내린다. 전통적 모형 하에서 기업1과 기업2의 판매량은 각각 $\bar{x}$ 와 $1-\bar{x}$

가 된다. 두 소매상들의 의사결정 모형을 표현하면 다음과 같다:

$$\begin{aligned}\max \pi_1(p_1, p_2) &= \bar{x}(p_1, p_2)p_1, \\ \max \pi_2(p_1, p_2) &= (1 - \bar{x}(p_1, p_2))p_2.\end{aligned}$$

두 기업의 이익함수는 각각 p_1, p_2 에 대하여 강 오목(strictly concave)하기에, 두 소매상의 가격의사결정에 관한 최적대응(best response)들을 연립하여 풀면 균형점을 도출할 수 있다(정리1). 정리1의 결과는 소비자 기호가 뚜렷해짐에 따라(이동비용 t 가 증가함에 따라) 소매상들이 더 높은 가격을 책정할 수 있게 되며 더 높은 이익을 얻게 됨을 시사한다. 바꿔 말하면 시장경쟁이 완화될수록 기업이 독점적인 행태에 가까워지며 더 높은 이익을 얻게 된다.

정리 1. 두 소매상들이 모두 전통적인 방식을 채택할 경우, 내쉬균형은 $p_1^* = p_2^* = t$ 가 되며, 이 때 각 기업은 $\pi_1^* = \pi_2^* = \frac{t}{2}$ 의 이익을 얻는다.

(증명) 두 기업의 이익함수는 각각 p_1, p_2 에 대하여 강 오목(strictly concave)하다. 두 소매상의 가격의사결정에 관한 최적대응(best response)들을 연립하여 풀면 $p_1^* = p_2^* = t$ 를 얻는다. ■

4.2 상황 RR

게임의 2단계에서 위치 $x \in [0, 1]$ 에 있는 소비자 가 0에 위치한 소매상 R과 1에 위치한 소매상 R로부터 얻는 기대효용이 동일해지는 지점 $\bar{x}$ 는 다음을 만족한다.

$$\beta(1 - p_1) + v - t\bar{x} = \beta(1 - p_2) + v - t(1 - \bar{x}).$$

이를 $\bar{x}$ 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\bar{x}(p_1, p_2) = \frac{t - \beta(p_1, p_2)}{2t}.$$

두 소매상들은 자신의 이익을 극대화하도록 가격의사결정을 내린다. 추천기반 모형을 택한 경우 (기대)판매량은 각각 $\beta\bar{x}$ (기업1)과 $\beta(1 - \bar{x})$ 가 된다. 두 기업의 의사결정 문제를 식으로 표현하면 다음과 같다:

$$\begin{aligned}\max \pi_1(p_1, p_2) &= \beta\bar{x}(p_1, p_2)p_1 - F \\ \max \pi_2(p_1, p_2) &= \beta(1 - \bar{x}(p_1, p_2))p_2 - F\end{aligned}$$

두 소매상의 최적대응을 연립해서 풀면 다음과 같은 결과를 얻는다.

정리 2. 두 소매상들이 모두 추천기반 방식을 채택할 경우, 내쉬균형은 $p_1^* = p_2^* = \frac{t}{\beta}$ 가 되며, 이 때 각 기업은 $\pi_1^* = \pi_2^* = \frac{t}{2} - F$ 의 이익을 얻는다.

정리 2에 따르면 소매상이 추천 시스템을 구축한 경우, 소매상은 전통적 방식을 택한 경우보다 높은 가격을 책정하게 된다. 추천정확도가 증가하게 되면 균형가격은 감소하게 되는데, 그 이유는 다음과 같다. 호텔링 경쟁 모형 하에서 각 기업은 가격을 낮춤으로써 더 많은 소비자를 해당기업에게 끌어올 수 있는 구조이다. 이때 추천정확도(β)가 증가한다는 것은 가격을 낮춤으로써 자사로 끌어올 수 있는 소비자 수가 더 많아진다는 의미이다. 수학적으로 보면 p_1 의 증가에 따른 소매상 1의 수요변화량은 $\partial\bar{x}(p_1, p_2)/\partial p_1 = -\beta/2t$ 로, β 값이 커짐에 따라 가

격변화에 대한 수요 탄력성이 커짐을 알 수 있다. 이는 기업 간 가격 경쟁이 더욱 심화시키고, 결과적으로 시장에서 가격이 하락하는 현상으로 이어진다.

4.3 상황 TR

일반성을 해치지 않고, 게임의 2단계에서 위치 0에 있는 소매상 1이 T를 택하고 위치 1에 있는 소매상 2가 R을 택한다고 하자. 위치 $x \in [0, 1]$ 에 있는 소비자가 두 소매상으로부터 얻는 효용이 동일해지는 지점 $\bar{x}$ 는 다음을 만족한다.

$$1 - s - p_i + v - t\bar{x} = \beta(1 - p_2) + v - t(1 - \bar{x})$$

이를 $\bar{x}$ 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\bar{x} = \frac{1 - s + t - \beta + \beta p_2 - p_1}{2t}.$$

게임의 1단계에서 두 소매상들은 자신의 이익을 극대화하도록 가격 의사결정을 내린다. 추천기반 모형을 택한 기업2의 경우 (기대)판매량은 $\beta(1 - \bar{x})$ 이 되는 반면, 전통적 방식을 택한 기업1의 판매량은 $\bar{x}$ 가 된다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다:

$$\begin{aligned} \max \pi_1(p_1, p_2) &= \bar{x}(p_1, p_2)p_1 \\ \max \pi_2(p_1, p_2) &= \beta(1 - \bar{x}(p_1, p_2))p_2 - F. \end{aligned}$$

두 소매상들의 최적대응을 연립해서 풀면 정리3의 결과를 얻는다. 첫 번째 경우($\beta < 1 - s - 3t$)는 이 소매상 2가 구축한 추천시스템의 낮은 성능으로 인하여, 소매상 2가 시장경쟁에서 힘을 발휘하기 어

렵기에 최소한의 경제적 이윤을 유지한 채로 시장에 머물러 있는 상황에 해당한다. 두 번째 경우($1 - s - 3t \leq \beta \leq 1 - s + 3t$)는 두 업체가 시장에 모두 공존하는 상황에 해당하며, 세 번째 경우($1 - s + 3t < \beta$)는 소매상 2가 구축한 추천시스템의 높은 성능으로 인하여, 소매상 1이 시장경쟁에서 힘을 발휘하기 어렵기에 최소한의 경제적 이윤을 유지한 채로 시장에 머물러 있는 상황과 대응된다.

정리3. 한 소매상은 전통적 방식, 다른 소매상은 추천기반 방식을 채택할 경우, 내쉬균형은 다음과 같다.

$$(p_1^*, p_2^*) = \begin{cases} \left(\frac{1 - s + t - \beta}{2}, 0 \right), & \text{if } \beta < 1 - s - 3t \\ \left(\frac{1 - s - \beta + 3t}{3}, \frac{-1 + s + \beta + 3t}{3\beta} \right), & \text{if } 1 - s - 3t \leq \beta \leq 1 - s + 3t \\ \left(0, \frac{-1 + s + t + \beta}{2\beta} \right), & \text{if } \beta > 1 - s + 3t \end{cases}$$

이 때 각 기업의 이익은 다음과 같이 표현된다.

$$(\pi_1^*, \pi_2^*) = \begin{cases} \left(\frac{(1 - s + t - \beta)^2}{8t}, -F \right), & \text{if } \beta < 1 - s - 3t \\ \left(\frac{(1 - s + 3t - \beta)^2}{18t}, \frac{(-1 + s + 3t + \beta)^2}{18t} - F \right), & \text{if } 1 - s - 3t \leq \beta \leq 1 - s + 3t \\ \left(0, \frac{(-1 + s + t + \beta)^2}{8t\beta} - F \right), & \text{if } \beta > 1 - s + 3t \end{cases}$$

(증명) 두 소매상들의 이익함수는 p_1 에 대해 강 오목하므로, 각각의 최적대응은 1계 조건으로부터 다음과 같이 유도된다. 이를 통해 두 소매상들은 전략적 보완관계(strategic complement)에 있음을 알 수 있다.

$$p_1(p_2) = \frac{1-s+t-\beta+\beta p_2}{2},$$

$$p_2(p_1) = \frac{-1+s+t+\beta+p_1}{2\beta}.$$

내쉬균형은 두 최적대응의 교점으로 다음과 같이 결정된다.

$$p_1^c = \frac{1-s-\beta+3t}{3}, \quad p_2^c = \frac{-1+s+\beta+3t}{3\beta}.$$

여기서 가격 p_1 과 p_2 는 비음조건을 만족해야 하므로, 두 소매상 간 게임의 내쉬균형은 조건에 따라 값이 변화하게 된다. (p_1^c, p_2^c) 이 비음조건을 만족하는 조건을 살펴보면 다음과 같다.

$$p_1^c = \frac{1-s-\beta+3t}{3} \geq 0 \Leftrightarrow \beta \leq 1-s+3t$$

$$p_2^c = \frac{-1+s+\beta+3t}{3\beta} \geq 0 \Leftrightarrow \beta \geq 1-s-3t$$

이에 따라 세 가지 경우가 발생하게 된다.

- 첫째, $1-s-3t > \beta$ 인 경우 $p_1^c > 0$ 이며 $p_2^c < 0$ 이다. 내쉬균형은 $(p_1^*, p_2^*) = (p_1(0), 0) = \left(\frac{1-s+t-\beta}{2}, 0\right)$ 가 된다.
- 둘째, $1-s-3t \leq \beta \leq 1-s+3t$ 인 경우 $p_1^c > 0$ 이며 $p_2^c > 0$ 을 충족하게 된다. 따라서, 내쉬균형은 $(p_1^*, p_2^*) = (p_1^c, p_2^c)$ 을 만족한다.
- 셋째, $1-s+3t < \beta$ 인 경우 $p_1^c < 0$ 이며 $p_2^c > 0$ 이다. 내쉬균형은 $(p_1^*, p_2^*) = (0, p_2(0)) = \left(0, \frac{-1+s+t-\beta}{2\beta}\right)$ 가 된다. ■

본 연구의 주된 관심사는 추천 정확도가 너무 낮거나 높지 않아서 두 기업이 시장에 공존하는 두 번째 경우로, 이 때 두 기업은 전략적 보완관계(strategic complement) 상황에 놓이게 된다. 직관과 부합하게 추천 정확도 β 가 증가함에 따라 소매상 1의 균형가격이 감소($\frac{\partial p_1^*}{\partial \beta} < 0$)하고 소매상 2의 균형가격이

증가($\frac{\partial p_2^*}{\partial \beta} > 0$)하며, 그 결과 소매상1의 이익은 감소($\frac{\partial \pi_1^*}{\partial \beta} < 0$)하고 소매상2의 이익은 증가($\frac{\partial \pi_2^*}{\partial \beta} > 0$)하는 결과가 도출됨을 확인할 수 있다(보조정리1).

보조정리1. $1-s-3t \leq \beta \leq 1-s+3t$ 인 경우, 추천정확도 β 가 증가함에 따라 전통적 방식을 채택한 업체의 균형 가격 및 이익은 감소하는 반면, 추천시스템을 도입한 업체의 균형 가격 및 이익은 증가한다.

V. 비즈니스 모델 의사결정

본 장에서는 앞장의 결과를 활용하여 경쟁상황에서 두 기업의 비즈니스 의사결정 게임의 균형을 도출한 후, 이를 바탕으로 다양한 조건 하에서 각 기업의 비즈니스 모델 채택이 어떤 식으로 귀결되는지 알아본다. 특히 추천 정확도의 증가가 각 기업에게 항상 도움이 되는지 알아본다.

비즈니스 의사결정 게임의 균형을 도출하기 위해서는 앞선 정리3에서 도출한 영역별로 각각 내쉬균형을 구할 필요가 있다. 정리3은 추천 정확도에 따라서 기업의 시장참여 및 비즈니스 모델 선택이 좌우될 수 있음을 시사하는 결과로, 추천정확도 값에 따라

총 3가지 상황이 존재한다. 첫째, $\beta < 1-s-3t$ 인 경우(TR상황에서 R이 이익을 내지 못하는 경우)에 두 소매상들의 비즈니스 모델 선택에 따른 보상함수는 다음과 같이 정리된다.

둘째, $1-s-3t \leq \beta \leq 1-s+3t$ 인 경우에 두 소매상들은 모든 경우에서 시장에 참여하여 경쟁하게 된다. 이 때 비즈니스 모델 선택에 따른 보상함수는 다음과 같이 정리된다.

셋째, $\beta > 1-s+3t$ 인 경우(TR상황에서 T가 이익을 내지 못하는 경우)에 두 소매상들의 비즈니스 모델 선택에 따른 보상함수는 다음과 같이 정리된다.

세 가지 경우 각각에 대해 내쉬균형을 구한 결과를 종합하면 다음의 정리를 얻는다. 추천정확도 β 및

추천시스템 도입비용 F 에 따라 세 가지 균형이 모두 발생하게 되며, 내쉬균형은 추천 정확도에 따라 점진적으로 추천시스템을 도입하는 소매상들이 늘어나는 형태로 귀결됨을 확인할 수 있다.

정리4. 두 소매상들의 비즈니스 모델을 결정하는 게임의 내쉬균형은 다음과 같다.

- $0 < \beta < \min \{0, \bar{\beta}_1(F)\}$ 인 경우 (T, T) 균형이 발생한다.
- $\bar{\beta}_1(F) < \beta < \bar{\beta}_2(F)$ 인 경우 (T, R) 및 (R, T) 균형이 발생한다.
- $\min \{\bar{\beta}_2(F), 1\} < \beta < 1$ 인 경우 (R, R) 균형이 발생한다.

〈표 1〉 $\beta < 1-s-3t$ 상황에서 보상함수 행렬

	T	R
T	$\left(\frac{t}{2}, \frac{t}{2}\right)$	$\left(\frac{(1-s+t-\beta)^2}{8t}, -F\right)$
R	$\left(-F, \frac{(1-s+t-\beta)^2}{8t}\right)$	$\left(\frac{t}{2} - F, \frac{t}{2} - F\right)$

〈표 2〉 $1-s-3t \leq \beta \leq 1-s+3t$ 상황에서 보상함수 행렬

	T	R
T	$\left(\frac{t}{2}, \frac{t}{2}\right)$	$\left(\frac{(1-s+3t-\beta)^2}{18t}, \frac{(-1+s+3t-\beta)^2}{18t} - F\right)$
R	$\left(\frac{(-1+s+3t+\beta)^2}{18t} - F, \frac{(1-s+3t-\beta)^2}{18t}\right)$	$\left(\frac{t}{2} - F, \frac{t}{2} - F\right)$

〈표 3〉 $\beta > 1-s+3t$ 상황에서 보상함수 행렬

	T	R
T	$\left(\frac{t}{2}, \frac{t}{2}\right)$	$\left(0, \frac{(-1+s+t+\beta)^2}{8t\beta}, -F\right)$
R	$\left(\frac{(-1+s+t+\beta)^2}{8t\beta}, -F, 0\right)$	$\left(\frac{t}{2} - F, \frac{t}{2} - F\right)$

이 때 $\bar{\beta}_1(F) = 1 - s - (3t - \sqrt{9t^2 + 18tF})$ 이며, $\bar{\beta}_2(F) = 1 - s + (3t - \sqrt{9t^2 - 18tF})$ 이다.

(증명) 첫번째의 경우 (T, T)가, 세번째의 경우 (R, R)이 각각 유일한 내쉬균형이 되는 것은 자명하다. 두번째 경우를 자세히 살펴보자. $\beta = 1 - s + k$ 라 하자. 그러면, 두 소매상의 보수는 $(\pi_T, \pi_R) = \left(\frac{(1-s+3t-\beta)^2}{18t}, \frac{(-1+s+3t+\beta)^2}{18t} - F \right) = \left(\frac{(3t-k)^2}{18t}, \frac{(3t+k)^2}{18t} - F \right)$ 로 표현이 가능해진다. 이 때 $-3t \leq k \leq 3t$ 가 성립하여, 소매상들의 수익은 $0 \leq \frac{(3t-k)^2}{18t} \leq 2t$ 및 $0 \leq \frac{(3t+k)^2}{18t} \leq 2t$ 를 만족하게 된다.

a) $-3t \leq k \leq 0$ 일 때 $\pi_T = \frac{(3t-k)^2}{18t} \geq \frac{t}{2}$ 와

$\pi_R = \frac{(3t+k)^2}{18t} - F \leq \frac{t}{2} - F$ 가 성립하여 (T, T)균형이 유일한 내쉬균형이 된다. $k=0$ 일 때 등호가 성립한다.

b) $0 < k \leq 3t$ 일 때 $\pi_T = \frac{(3t-k)^2}{18t} < \frac{t}{2}$ 와 $\pi_R = \frac{(3t+k)^2}{18t} - F > \frac{t}{2} - F$ 가 성립한다. 이 때 k 의 증가(정확도 $\beta = 1 - s + k$ 의 증가)에 따른 3가지 경우들이 나타난다.

- ◆ $\left(\frac{t}{2} - F < \pi_T, \pi_R < \frac{t}{2} \right)$ 의 경우 (T, T)균형이 유일하다.
- ◆ $\left(\frac{t}{2} - F < \pi_T < \frac{t}{2} \pi_R \right)$ 의 경우 (T, R)균형과 (R, T)균형이 공존한다.
- ◆ $\left(\pi_R < \frac{t}{2} - F < \frac{t}{2} < \pi_R \right)$ 의 경우 (R, R)균형이 유일하다.

이 때 $\pi_R = t/2$ 가 되는 추천 정확도의 경계 값은

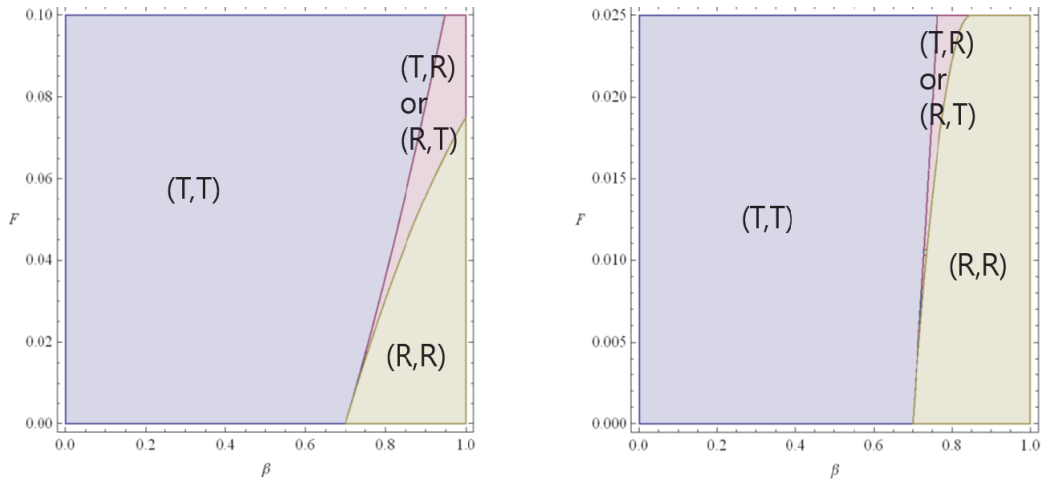
$$\bar{\beta}_1(F) = 1 - s - (3t - \sqrt{9t^2 + 18tF}), \quad \pi_T = \frac{t}{2} - F$$

가 되는 추천 정확도의 경계 값은 $\bar{\beta}_2(F) = 1 - s + (3t - \sqrt{9t^2 - 18tF})$ 로 정해진다. 이 경계 값들을 위 3가지 경우에 대입하여 정리하면 원하는 결과를 얻는다. $1 - s - 3t < \bar{\beta}_1(F) = 1 - s - (3t - \sqrt{9t^2 + 18tF})$ 가 $0 \leq F \leq t/2$ 에서 항상 성립한다. $\beta < 1 - s + 3t$ 와 $\beta < \bar{\beta}_1(F)$ 는 모두 (T, T)균형이기에 $0 < \beta < \bar{\beta}_1(F)$ 의 경우 (T, T)균형이 성립한다. $\bar{\beta}_2(F) = 1 - s + (3t - \sqrt{9t^2 - 18tF}) < 1 - s + 3t$ 가 $0 \leq F \leq t/2$ 에서 항상 성립한다. $\beta > 1 - s + 3t$ 와 $\beta > \bar{\beta}_2(F)$ 는 모두 (R, R)균형이기에 $\bar{\beta}_2 < \beta$ 인 경우 (R, R)균형이 성립한다. ■

그림 2는 정리1의 결과를 도식화한 것으로, 그림 2좌측과 그림 2우측은 각각 탐색비용이 낮은 경우 ($s < 3t$)와 높은 경우 ($s > 3t$)에서 추천 시스템의 고정비용과 추천 정확도에 따른 비즈니스모델 선택 결과를 보여준다. 두 경우 모두 정리4에서 확인했던 바와 같이 추천 시스템의 성능이 향상될수록 소매상이 추천시스템을 채택하는 행태를 보인다. 반면 고정비용이 증가할수록 추천시스템을 포기하는 행태를 보여준다. 다만 탐색비용이 증가할 경우에 추천기반 리테일의 장점이 부각됨에 따라 (T, T)균형의 영역이 감소하고 (R, R)균형의 영역은 증가하는 행태를 보인다(보조정리 2).

보조정리 2. 탐색비용 s 가 증가함에 따라 (T, T)균형 영역이 감소하고 (R, R)균형 영역은 증가한다.

(증명) 경계값 $\bar{\beta}_1(F)$ 값과 $\bar{\beta}_2(F)$ 값이 모두 s 에 대해 단조 증가한다. 따라서 s 가 증가함에 따라서 (T, T)균형영역은 감소하고 (R, R)균형영역은 증가한다. ■



〈그림 2〉 비즈니스모델결정 게임의 균형(좌: $s < 3t$, 우: $s > 3t$)¹⁾

이어지는 정리5는 두 소매상들이 비즈니스 모델을 선택하는 게임에서 (R, R)균형과 비교해 (T, T)균형이 둘 모두에게 이익임에도 불구하고, (R, R)균형으로 향하는 파레토 비효율적(Pareto inefficient)인 결과가 나타나는 것을 보여준다. 즉, 죄수의 딜레마(Prisoner's dilemma)가 발생하게 된다. 이는 추천시스템을 채택하는 행위가 우월 전략(dominant strategy)이므로 유도되는 결과이다. 즉, 아무도 추천 시스템을 채택하지 않은 상황에서 특정 업체가 추천 시스템을 도입함으로써 업체간 경쟁을 완화하며 더 높은 이익을 얻을 수 있게 되므로, (T, T)가 (R, R) 대비 원-원을 달성하는 균형임에도 불구하고, 내쉬균형이 되지 못한다.

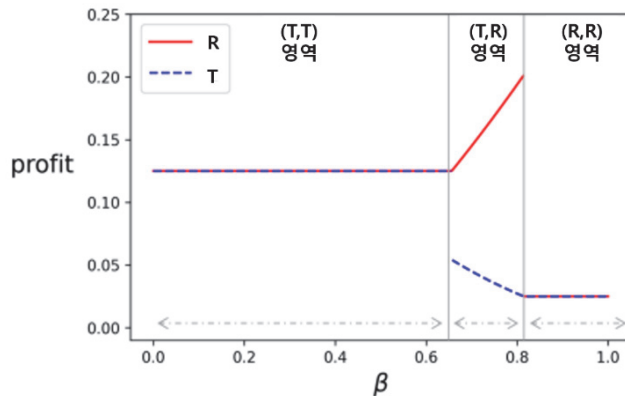
정리5. $\beta > \bar{\beta}_2(F)$ 에서 추천시스템을 채택하는 전략 R은 우월전략이며, 두 소매상들의 비즈니스 모델 결정 게임에서 발생하는 내쉬균형인 (R, R)균형은

죄수의 딜레마를 따른다.

(증명) (R, R)균형영역인 $\beta > \bar{\beta}_2(F) \Leftrightarrow F < \bar{F}_2(\beta)$ 에서 전략 R이 우월전략(dominant strategy)임은 자명하다. 이 때 두 기업의 이익은 각각 $\frac{t}{2} - F$ 로, (T,T)균형에서 두 기업의 이익인 $\frac{t}{2}$ 보다 낮으므로 죄수의 딜레마 상황이 된다. ■

정리5와 앞선 분석들을 종합해보면 놀랍게도 추천 정확도의 증가가 항상 기업 이익을 증가시키지 않는다는 결과를 얻는다. 그림 3에서 확인할 수 있듯이, (T, T) 영역에서 두 기업의 이익은 $t/2$ 로 유지되다가, (R, T) 영역에 들어서게 될 경우 R을 택한 기업은 이익이 증가하지만 T를 택한 기업은 감소하게 된다(보조정리2). 추천정확도가 더욱 증가하게 되면 (R, R) 영역에 들어서게 되는데, 이 때 두 기업이 기록하는 이익은 $t/2 - F$ 로, (T, T) 영역 대비 모두

1) 본 그림에서는 s 값은 0.3을 사용하였으며, t 값은 0.2(좌측그림)와 0.05(우측그림)을 사용하였다.



〈그림 3〉 추천정확도 변화에 따른 두 소매상의 수익변화($s = 0.6$, $t = 0.25$, $F = 0.1$)

감소한 결과다(정리5). 경쟁이 없이 시장에 하나의 소매상만 존재할 경우에는 추천정확도의 증가가 기업이익에 부정적인 영향을 미칠 수 없음이 자명하므로, 추천정확도의 부정적 영향인 이익 감소는 온라인 소매상 간 경쟁에 의한 효과라고 해석할 수 있다.

VI. 소비자 후생 분석

본 장에서는 경쟁기업들의 비즈니스모델 선택에 따라 소비자 후생(consumer welfare)이 어떻게 변화하는지 알아보기로 한다. 소비자 후생은 시장 내 모든 소비자들이 각자 선택한 소매상으로부터 얻는 (기대)효용의 총합으로 정의되며, 이는 해당 균형 하에서 시장에 존재하는 소비자 집단 전체가 경험하게 되는 편익의 총량을 반영한다. 추천정확도의 증가는 AI 알고리즘의 개선 및 투자를 통한 기술 진보의 결과물일 것이기에, 기술 진보가 소비자 후생에 미치는 영향을 살펴보는 것은 사회적 측면에서 의미 있는 방향일 것이다. 세 가지 균형 하에서 소비자 후생은

다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned}
 \bullet CS_{TT} &= \int_0^1 u(x) dx = 2 \int_0^{1/2} 1 - s - p_1^* + v - tx dx = \beta + v - \frac{5}{4}t \\
 \bullet CS_{RR} &= \int_0^1 u(x) dx = 2 \int_0^{\frac{1}{2}} \beta(1 - p_1^*) + v - tx dx = \beta + v - \frac{5}{4}t \\
 \bullet CS_{RT} &= \int_0^{\bar{x}} u(x) dx + \int_{\bar{x}}^1 u(x) dx \\
 &= \int_0^{\bar{x}} 1 - s - p_1 + v - tx dx + \int_{\bar{x}}^1 \beta(1 - p_2) + v - t(1 - x) dx \\
 &= \frac{s^2 - 45t^2 - 2s(1 + 9t - \beta) + (-1 + \beta)^2 + 18t(1 + 2v + \beta)}{36t}.
 \end{aligned}$$

이를 활용하여 구간별로 채택되는 균형 하에서 소비자 후생이 극대화되는지 살펴보자. 예를 들어, (R, R) 균형이 채택되었을 때($\beta > \bar{\beta}_1(F)$) 소비자 후생이 두 기업이 비대칭적인 전략을 택하였을 때보다 더 높아질 것인가? 정리 6은 시장에서 발생하는 균형이 꼭 소비자 관점에서 가장 좋은 균형이 아님을 보여준다. 구체적으로, $\bar{\beta}_1(F) < \beta < \bar{\beta}_2(F)$ 에서 소비자 후생은 전략프로필이 (R, T)인 상황이 아닌 (R, R)일 때 극대화 되며, $\beta > \bar{\beta}_2(F)$ 에서 소비자 후생은 전략프로

필이 (R, R)이 아닌 (R, T)에서 극대화 된다. 이는 재미있게도 추천시스템이 충분히 성숙한 상황에서 통념과는 다르게 일부 기업은 전통적인 방식을 택하는 것이 소비자 관점에서는 더 좋을 수 있다는 점을 암시하는 결과다.

정리 6. 추천시스템의 정확도에 따라 각 균형 하에서 소비자 후생의 크기를 비교한 결과는 다음과 같다.

- a) $\beta < \bar{\beta}_1(F) : CS_{RR} < CS_{RT} < CS_{TT}$
- b) $\bar{\beta}_1(F) < \beta < \bar{\beta}_2(F) : CS_{TT} < CS_{RT} < CS_{RR}$
- c) $\beta > \bar{\beta}_2(F) : CS_{TT} < CS_{RR} < CS_{RT}$

(증명) 추천시스템의 정확도에 따른 각 균형의 크기의 순서는 다음과 같다. $CS_{TT}(\beta)$, $CS_{RT}(\beta)$, $CS_{RR}(\beta)$ 은 β 에 따라 $CS_{TT}(\beta) > CS_{RT}(\beta) \Leftrightarrow 1-s-18t < 1-s$, $CS_{RR}(\beta) > CS_{RT}(\beta) \Leftrightarrow 1-s < \beta < 1-s+18t$, $CS_{RR}(\beta) > CS_{RT}(\beta) \Leftrightarrow 1-s < \beta$ 의 관계를 만족한다. $CS_{TT}(\beta)$ 는 상수 함수이며 $CS_{RR}(\beta)$ 일차 함수, $CS_{RT}(\beta)$ 는 양의 이차 함수이기에 순서 관계가 충족된다. ■

정리 6을 활용하여 추천 정확도가 증가함에 따라 소비자 후생이 어떻게 변화하는지 분석할 수 있다. 앞 장의 결과를 활용하면 추천 정확도가 증가함에 따라 균형점에서 소비자 후생은 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$CS(\beta) = \begin{cases} CS_{TT}(\beta), & \text{if } \beta < \bar{\beta}_1(F) \\ CS_{RT}(\beta), & \text{if } \bar{\beta}_1(F) < \beta < \bar{\beta}_2(F) \\ CS_{RR}(\beta), & \text{if } \beta > \bar{\beta}_2(F) \end{cases}$$

$CS(\beta)$ 은 추천정확도가 $\beta > \bar{\beta}_1(F)$ 로 충분히 커지면 추천정확도에 대해 단조증가하게 되는데(보조정리

3), 이는 해당 구간에서 추천기반 리테일을 선택한 업체들이 존재하기 때문에 나타나는 직관적인 결과이다. 정리 6과 보조정리3의 결과를 종합하면, 추천시스템의 성능이 증가할수록 소비자 후생은 증가하지만, 실제 기업들의 의사결정은 소비자 후생을 극대화하기 위해서 벌어지는 것이 아니므로 소비자 후생 측면에서 비효율이 발생한다.

보조정리 3. 소비자 후생 $CS(\beta)$ 는 $\beta > \bar{\beta}_1(F)$ 구간에서 β 에 대해 단조증가 한다.

(증명) $1-s < \beta < 1-s+18t$ 에서 $CS_{TT} < CS_{RT}$ 의 관계가 성립하며 $1-s < \bar{\beta}_1(F)$ 의 관계를 만족하고 $CS_{RT}(\beta)$ 는 $1-s-18 < \beta$ 에서 단조 증가하기에, $\beta < \bar{\beta}_2(F)$ 에서 $CS(\beta)$ 는 단조 증가한다. 또한 $1-s < \beta < 1-s+18t$ 에서 $CS_{RT} < CS_{RR}$ 의 관계가 성립하고 $\bar{\beta}(F) < 1-s+3t$ 의 관계가 만족되기에, $CS(\beta)$ 는 $\beta \geq \bar{\beta}_2(F)$ 에서 단조증가 한다. ■

Ⅶ. 결론 및 시사점

온라인 소매업계에서는 최근 더 많은 소매업체들이 경쟁력을 확보하기 위해 추천기반 소매 비즈니스 모델을 도입하려는 시도를 하고 있다. 추천기반 소매 모형은 개인화된 추천을 통해 자신의 선호에 맞는 상품을 찾기 위한 소비자들의 노력을 경감시켜줄 수 있는 것이 큰 특징이다. 본 연구는 온라인 소매상들이 어떠한 상황 하에서 추천기반 모형을 도입하는 것이 좋을지 경쟁 상황에 놓인 두 소매상과 소비자로 구성된 게임이론 모형을 설정하여 탐구하였다. 이를 통해 다양한 상황에서 기업 간 경쟁이 전략적 상호

작용을 통해 의사결정에 미치는 영향을 탐구하였다. 주요 연구결과와 이를 통해 얻을 수 있는 시사점들은 다음과 같다.

첫째, 온라인 소매상들의 비즈니스 모델 의사결정은 추천시스템 관련 요인(추천 정확도 및 추천 시스템 개발 비용), 소비자 요인(탐색비용), 시장구조(두 기업 간 경쟁 정도)에 의해 결정된다. 주목할만한 점은 온라인 소매상이 대칭적인 상황에서도 각 업체가 서로 다른 전략(추천기반 소매방식과 기존 온라인 소매방식)을 택하는 내쉬균형이 존재한다는 것이다. 이는 각 기업의 의사결정에 있어 전략적 경쟁자의 존재를 고려하는 것이 필수적임을 시사하는 결과로, 시장이 아직 충분히 성숙되지 않은 경우에는 과도한 경쟁을 피하기 위해서 두 업체가 서로 다른 전략을 취하는 것이 필요함을 암시한다.

둘째, 두 업체가 상호 윈-윈할 수 있는 대안이 있음에도 불구하고 파레토 열위에 있는 전략 프로필을 선택하는 죄수의 딜레마 상황에 빠질 수 있다. 이러한 상황은 추천정확도가 충분히 높은 상황에서 발생하게 되므로, 각 기업은 죄수의 딜레마에 빠지지 않도록 경각심을 기울일 필요가 있다. 예를 들어, 특정상황에서 추천시스템 도입 비용 절감은 오히려 기업 이익에 부정적인 영향을 미칠 수 있다.

셋째, 추천 정확도가 일정 수준을 넘어서게 되면 기업(들)이 추천시스템을 도입하게 되고, 이에 따라 추천정확도가 증가할수록 소비자 후생은 증가한다. 이는 추천이 정확할수록 소비자가 제품을 마음에 들어 할 확률이 높아짐에 따른 결과이다. 다만 채택된 균형이 소비자 관점에서 최적의 전략조합(strategy profile)은 아닐 수 있다. 예를 들어, 모든 기업이 시장에서 추천기반 리테일을 채택한 상황에서는 오히려 일부 기업이 전통적인 방식을 택하는 것이 소비자 후생을 증진시킨다. 이는 향후 산업 발전을 유도하는

정부정책 차원에서 유념해야 할 결과이다.

본 연구는 다음과 같은 측면에서 한계점을 갖는다. 첫째, 현실의 소매상들은 단수의 제품이 아닌 복수의 제품을 소비자에게 보내고 있다. Stitch Fix의 경우에는 추천 의류뿐만 아니라 악세사리 등을 함께 보냄으로써 추가구매를 유도하는 것으로 알려져 있다. 향후 연구에서 복수의 제품을 보내는 상황을 고려한다면 추천기반 리테일의 또다른 장점을 반영할 수 있을 것이다. 둘째, 고객이 추천제품이 마음에 들지 않아서 반품할 경우, 고객은 귀찮음에 따른 비용(hassle cost)가 부과되며 소매상에게는 반품비용이 부과될 것이다. 이러한 요소들을 반영한다면 보다 현실적인 시사점을 제공할 수 있을 것이다. 셋째, 본 연구는 두 기업의 추천정확도가 동일하다는 가정 하에서 분석을 수행하였다. 두 기업 간 이질적인 추천정확도를 반영한 모형으로 확장함으로써, 경쟁 구도 하에서 기업 능력에 따라 의사결정이 어떤 차이를 보이는지 탐구할 수 있을 것이다. 끝으로 본 연구는 소비자들의 탐색비용이 모두 동일하다는 가정하에서 모형을 전개하였다. 소비자들 간 상이한 탐색비용을 반영하는 것도 의미 있는 확장 방향이 될 수 있을 것이다.

참고문헌

- 김철민, 조광행 (2004). “인터넷 쇼핑몰에서의 소비자 충성도(e-충성도) 분석모형,” *경영학연구*, 제33권 2호, pp.573-599.
- (Kim, C. M. and Cho, K. H. (2004). “e-Loyalty Analyzing Model on the Internet Shopping Mall,” *Korea Management Review*, 33(2), pp.573-599.)
- 박해철, 현지윤 (2019). “온라인 쇼핑 웹사이트에서 판매수

- 수료와 제품가격을 어떻게 그리고 누가 결정하는 것이 좋을까?," **경영학연구**, 제48권, 6호, pp. 1625-1641.
- (Park, H. C. and Hyun, J. Y. (2019). "How should They Set Their Seller Fee Schedule and Who Set Their Product Prices for Online Shopping Websites?," *Korea Management Review*, 48(6), pp.1625-1641.)
- Nam, I. H. (2004). "Spatial Competition with Internet Retailers," *Korea Management Review*, 33 (6), pp.1625-1645
- (남익현 (2004). "인터넷 소매상 진입에 따른 경쟁게임," **경영학연구**, 제33권 6호, pp.1625-1645.)
- Adomavicius, G., Bockstedt, J. C., Curley, S. P., and Zhang, J. (2013). "Do recommender systems manipulate consumer preferences? A study of anchoring effects," *Information Systems Research*, 24(4), pp.956-975.
- Bernstein, F., Chakraborty, S., and Swinney, R. (2019). "Managing subscription box content over time to acquire and retain subscribers," Available at SSRN doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3489425>.
- Bhaskaran, S. R., and Ramachandran, K. "Managing Technology Selection and Development Risk in Competitive Environments," 2011. *Production and Operations Management*, 20(4), pp. 541-555.
- Brightpearl. "Try before you buy: A returns tsunami for retail," *brightpearl*, <https://info.brightpearl.com/returns-tsunami-for-retail>, retrieved from 2018.
- Chen, Connie. "Birchbox is raising its subscription price for the first time in 9 years - it's actually mostly good news for subscribers," *businessinsider*, <https://www.businessinsider.com/guides/beauty/birchbox-beauty-samples>
- new-pricing, retrieved from 2019.
- Choi, W. J., Liu, Q., Shin, J. (2024). "Predictive analytics and ship-then-shop subscription," *Management Science*, 70(2), pp 671-1342.
- Dadouchi, C. and Agard, B. (2018). "Lowering penalties related to stock-outs by shifting demand in product recommendation systems," *Decision Support Systems*, 114, pp.61-69.
- Demirezen, E. M., and Kumar, S. (2016). "Optimization of recommender systems based on inventory," *Production and Operations Management*, 25 (4), pp.593-608.
- Shaofu, D., Huang, C., Yan, X., Tang, W. (2024). "Voluntary green technology adoption: The effects of regulatory uncertainty and competition," *European Journal of Operational Research*, 315(2), pp.528-540.
- Fleder, D., and Hosanagar, K. (2009). "Blockbuster culture's next rise or fall: The impact of recommender systems on sales diversity," *Management Science*, 55(5), pp.697-712.
- Gan, M., and Jiang, R. (2013). "Improving accuracy and diversity of personalized recommendation through power law adjustments of user similarities," *Decision Support Systems*, 55 (3), pp.811-821.
- Ghoshal, A., Kumar, S. and Mookerjee, V. (2020). "Dilemma of data sharing alliance: When do competing personalizing and non-personalizing firms share data," *Production and Operations Management*, 29(8), pp.1918-1936.
- Hosanagar, K., Fleder, D., and Lee, D. K., Andreas B. (2014). "Will the global village fracture into tribes? Recommender systems and their effects on consumer fragmentation," *Management Science*, 60(4), pp.805-823.
- Johnson, Emma. "The Real Cost of Your Shopping

- Habits," *forbes*. <https://www.forbes.com/sites/emmajohnson/2015/01/15/the-real-cost-of-your-shopping-habits/>, retrieved from 2015.
- Kraft, T., and Raz, G. (2017). "Collaborate or Compete: Examining Manufacturers' Replacement Strategies for a Substance of Concern," *Production and Operations Management*, 26(9).
- Kraft, T., Zheng, Y., and Erhun, F. (2013). "The NGO's Dilemma: How to Influence Firms to Replace a Potentially Hazardous Substance," *Manufacturing & Service Operations Management*, 15(4).
- Lake, K. "Stitch Fix's CEO on selling personal style to the mass market," *Harvard Business Review* 96 35-40. <https://hbr.org/2018/05/stitch-fixs-ceo-on-selling-personal-style-to-the-mass-marke>, retrieved from 2018
- Li, Y., Li, G., and Tayi, G. K. (2019). "Try-before-you-buy: Online retailing strategy with customer self-mending," *Electronic Commerce Research and Applications*, 36, pp.100866.
- Marr, Bernard. "Stitch Fix: The amazing use case of using articial intelligence in fashion retail," *forbes*, <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/05/25/stitch-x-the-amazing-use-caseof-using-articial-intelligence-in-fashion-retail/>, retrieved from 2018.
- Park, Y. S., Sim, J. S., Kim, B. S. (2022). "Online retail operations with Try-Before-You-Buy," *European Journal of Operational Research*, 299(3), pp.987-1002.
- Polovnikova, A. "How Much Does It Cost to Build an AI Solution in 2025?," *Upsilon*, <https://www.upsilonit.com/blog/how-much-does-it-cost-to-build-an-ai-solution>, retrieved from 2025.
- Stitch Fix. "Stitch Fix Announces Fourth Quarter and Fiscal Year 2022 Financial Results". *Stitch Fix*. <https://investors.stitchfix.com/news-releases/news-release-details/stitch-fix-announces-fourth-quarter-and-fiscal-year-2022>. retrieved from 2022.
- Qiong, T., and Xu, Y. (2018). "Fashion subscription retailing: an exploratory study of consumer perceptions," *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 22(4), pp.494-508.
- Violino, B. "Designing and building artificial intelligence infrastructure," *TechTarget*, <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/feature/Designing-and-building-artificial-intelligence-infrastructure>. retrieved from 2021.

- 저자 김보성은 현재 경희대학교 경영대학 경영학과 생산운영관리 전공 부교수로 재직 중이다. KAIST 수리과학부를 졸업하였으며, 동대학 대학원에서 경영공학 박사를 취득하였다. 박사학위 취득 이후에는 University of British Columbia에서 박사후 연구원으로 일한 바 있다. 주요 연구분야는 제조기업의 글로벌 공급망 설계 및 최적화, 소매/환대산업의 수익관리, 마케팅/경영정보시스템-생산운영관리 인터페이스 등이다.
- 저자 박수훈은 현재 전남대학교에서 조교수로 재직 중이다. 고려대학교에서 경영학 석사 및 박사를 취득 후 University of South Carolina의 Darla Moore School of Business에서 박사 후 과정을 수행하였으며 이후 Bemidji State University에서 조교수로 재직을 하였다. 주요 관심 연구주제는 공급사슬관리, Marketing/OM Interface, 서비스 운영관리 분야이다.
- 저자 유영재는 현재 경희대학교 경영학과 생산운영관리 트랙 석사과정에 재학 중이다. 부산대학교 나노에너지공학과를 졸업하였으며, 산업공학을 부전공하였다. 주요 연구 관심사는 운영관리와 플랫폼 산업 및 디지털 문화 산업 그리고 소비자의 이탈 행동을 고려한 동적 의사결정이다.