

큐레이션 시스템의 차별성 및 다양성과 소비자 만족도 사이의 관계에 대한 연구

An Exploration of the Relationship between the Difference and Diversity of Curation Systems and Customer Satisfaction

문 원 기 (Wonki Moon) 고려대학교 대학원 경영학과 석사
고 병 완 (Byungwan Koh) 고려대학교 경영대학 교수, 교신저자

요 약

추천시스템은 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품을 선별하여 추천해줌으로써, 소비자가 원하는 제품을 보다 용이하게 찾을 수 있도록 도와주는 시스템을 말한다. 이커머스 기업들은 이러한 추천시스템을 활용하여 추가적인 수익을 창출하는 것으로 알려져 있다. 그러나, 한편으로는 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품을 얼마나 정확하게 예측하는가에 초점이 맞추어진 추천시스템은 지속적으로 유사한 유형의 제품만을 추천하게 되고, 이로 인해 소비자들은 추천시스템의 추천에 피로감을 느끼게 된다는 문제점이 지적되어 왔다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 하나의 대안으로 추천시스템의 추천에 큐레이터의 추천을 추가하는 큐레이션 시스템이 제안되었다. 큐레이션 시스템의 추천은 반드시 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품만 추천에 포함하지 않는다는 점에서 전통적인 추천시스템과 차이를 가진다. 본 논문은 이와 같이 소비자의 선호와는 다를 수 있는 제품을 함께 추천하는 큐레이션 시스템의 추천에 대한 소비자의 만족도를 분석한다.

키워드 : 큐레이션 시스템, 추천시스템, 큐레이터, 커피 큐레이션

I. 서 론

온라인에서 판매되는 제품이 다양해지면서 많은 이커머스(E-commerce) 기업들은 소비자의 쇼핑 편의성 제고를 위한 방법으로 추천시스템을 이용하고 있다. 추천시스템은 이커머스 기업이 판매하고 있는 다양한 제품들 중 소비자의 과거 구매 이력 등의 정보에 기반하여 소비자가 선호할 것으로 예

상되는 제품들을 선별하여 추천해 줌으로써, 소비자가 원하는 제품을 보다 용이하게 찾을 수 있도록 도와주는 시스템을 말한다(Sarwar *et al.*, 2000; Schafer *et al.*, 2001). 이러한 추천시스템을 활용하여 아마존은 35%, 그리고 넷플릭스는 75%의 추가적인 수익을 창출하고 있는 것으로 알려져 있다(서봉원, 2016; 최환석 외, 2020). 그러나, 추천시스템은 일반적으로 소비자의 과거 구매 이력 등 추천의 기반이 되는 정보가 크게 변하지 않기 때문에, 소비자에게 지속적으로 유사한 유형의 제품만을

* 이 연구는 고려대학교 경영대학 연구비를 지원받아 수행되었음.

추천하게 되고, 이로 인해 소비자들은 추천시스템을 통해 추천받는 제품에 대해 피로감을 느낄 수 있다는 문제점이 지적되어 왔다. 이러한 추천시스템의 문제점을 해결하기 위한 방안으로, 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품에 더해 이와는 대조되는 특성을 가지는 제품들을 함께 추천해줌으로써, 소비자들이 더욱 다양한 제품에 노출될 수 있도록 하는 다양한 대안들이 제시되어 왔다(Kotkov *et al.*, 2016; McNee *et al.*, 2006; 권장욱 2021; 손지은 외, 2015). 이 중, 최근에는 추천시스템을 통해 추천되는 제품에 큐레이터(Curator)의 추천 제품을 추가하여 소비자에게 추천하는 큐레이션(Curation) 시스템이 새로운 대안으로 성장하고 있다(정다운, 2021). 과거 큐레이터는 미술관 또는 박물관에서 자료의 수집과 연구를 담당하고 교육 프로그램을 운영하는 전문가를 의미했으나, 오늘날 큐레이터는 기업의 대규모 데이터를 선별하고 관리하는 업무를 담당하는 전문가까지 통칭하는 의미로 사용되고 있다(최창문, 양해술, 2016). 큐레이션 시스템은 의상, 음식, 화장품, 여행 등의 다양한 비즈니스 분야에서 상품 추천에 활용되고 있다(유소은 외, 2016; 최창문, 양해술, 2016).

전통적인 추천시스템과 큐레이션 시스템은 모두 많은 제품들 중 소비자가 용이하게 본인이 원하는 제품을 찾을 수 있도록 선별된 제품을 추천해준다는 공통점을 가진다. 그러나, 전통적인 추천시스템은 소비자의 과거 구매 이력 등의 정보에 기반해 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품을 추천하는데 중점을 두었던 반면, 큐레이션 시스템은 이에 더해 큐레이터가 선택한, 어쩌면 소비자의 선호와는 상이할 수 있는, 제품을 함께 추천해줌으로써 소비자가 새로운 제품을 경험할 수 있도록 하는 데에도 그 목적이 있다는 점에서 차이를 가진다. 또한, 전통적인 추천 시스템은 기존의 상품들 중 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품을 선별해 추천하는 데에 중점을 두었던 반면, 큐레이션 시스템은 새로운 상품들을 발굴하고 선별해 소비자에게 추천하기도 한다는 점에서 차이를 가

진다(최창문, 양해술, 2016). 본 논문에서는 이와 같이 전통적인 추천시스템의 추천과 대비되는 큐레이션 시스템의 추천에 대한 소비자의 만족도를 살펴보고자 한다. 보다 구체적으로, 우리는 전통적인 추천시스템의 추천과 대비되는 큐레이션 시스템의 추천의 특성을 ‘차별성’과 ‘다양성’으로 측정하고, 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 소비자 만족도와는 어떤 관계를 가지는지를 살펴보고자 한다. 차별성은 큐레이션 시스템이 추천하는 제품이 소비자의 선호와 얼마나 상이한지를 보여주는 측정 변수이며, 다양성은 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들이 서로 얼마나 상이한지를 보여주는 측정 변수이다. 선행연구들은 추천시스템의 추천이 소비자의 선호와 얼마나 일치하는지를 보여주는 ‘정확도’에 더해, 추천시스템 추천의 차별성과 다양성을 소비자 만족도에 영향을 줄 수 있는 요인으로 제시하고 있다(Chen *et al.*, 2019; Ekstrand *et al.*, 2014; 권장욱, 2021; 이윤재, 2020; 이청용 외, 2019; 최재호 외, 2012).

우리는 카페박스(Cafebox)로부터 고객 데이터와 설문조사 데이터를 제공받아 이를 분석에 활용하였다. 카페박스는 구독형 이커머스 기업으로, 소비자가 카페박스의 구독 서비스에 가입하면서 선호하는 커피의 산미와 맛 등, 커피에 대한 선호를 선택하면, 카페박스의 큐레이션 시스템은 소비자의 선호에 기반한 추천 제품에 큐레이터의 추천 제품을 더해 매달 2~3개의 커피를 선별하여 배송해준다. 우리가 카페박스로부터 제공받은 고객 데이터는 2021년 10월부터 2022년 3월까지 카페박스 구독 서비스에 가입하여 제품을 수령받은 총 4,242명의 소비자에 대한 정보를 포함하고 있으며, 설문조사 데이터는 카페박스가 구독 서비스 가입자들을 대상으로 2021년 12월과 2022년 3월에 실시한 2차례의 설문조사 결과를 포함하고 있다. 2021년 12월과 2022년 3월 설문조사 응답자 수는 각각 169명과 400명이었다. 우리는 고객 데이터와 설문조사 데이터를 구독 서비스 가입자와 설문 응답자의 전화번호를 이용해 매칭시켰으며, 매칭이 가능한 데

이터 중 선호하는 맛에 대한 결측치가 존재하지 않는 총 147명에 대한 정보를 분석에 활용하였다.

데이터 분석 결과 우리는 다음과 같은 두 가지 결과를 확인할 수 있었다. 첫째, 큐레이션 시스템이 추천하는 제품의 맛과 소비자가 선호하는 맛 사이에 차별성이 증가할수록 (다시 말해, 선호하는 맛과는 일정 수준 다른 새로운 맛이 추천되는 경우) 사용자 만족도는 증가하였으나, 차별성이 일정 수준 이상으로 증가하는 경우에는 (다시 말해, 선호하는 맛과 너무 많이 다른 맛을 가지는 제품들이 추천되는 경우에는) 사용자 만족도가 오히려 감소하는 역 U자형의 비선형 관계가 존재하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 큐레이션 시스템을 통해 제공되는 제품들의 맛과 소비자가 선호하는 맛이 너무 유사하거나 너무 상이한 경우에 비해, 일정 수준의 유사성은 유지하면서 새로운 맛이 함께 추천되었을 때, 소비자 만족도를 향상시킬 수 있다는 것을 의미한다. 둘째, 큐레이션 시스템이 제공하는 제품들 간 맛의 다양성과 소비자 만족도 사이에는 U자형의 비선형 관계가 존재하는 것을 확인할 수 있었다. 다시 말해, 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들 간 맛의 다양성이 중간 정도로 구성되는 것에 비해, 모두 유사한 맛을 가진 제품들로 구성되거나, 아주 상이한 맛을 가진 제품들로 구성되었을 때, 소비자 만족도가 더 클 수 있다는 것을 의미한다.

본 논문은 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 큐레이션 서비스에 대한 소비자 만족도와 통계적으로 유의미한 관계를 가지는 것을 실증적으로 보여주었다는 점에서 이론적 의의를 가진다. 보다 구체적으로, 본 논문은 커피 큐레이션 서비스에 가입한 소비자가 실제로 제공받은 커피 제품에 대한 데이터와 그들이 선호하는 커피의 맛 및 큐레이션 서비스에 대한 만족도 데이터를 통해 이커머스 기업이 단순히 소비자의 선호에만 기반하여 제품을 추천하는 것에 비해, 소비자의 선호에 기반하되, 일정 수준의 설계된 새로움을 추가하여 제품을 추천할 때 소비자의 만족도를 높일 수 있음을 실증적으로 보여주고 있다. 이를 통해, 큐레이

션 시스템이 소비자의 선호에만 기반하는 전통적인 추천시스템의 대안이 될 수 있음을 실증적으로 보여준다는 점에서 이론적 의의를 가진다. 또한, 본 논문은 큐레이션 시스템을 운영하는 이커머스 기업이 차별성과 다양성을 운영 전략에 활용할 수 있는 실무적 시사점을 제공하고 있다는 점에서 실무적 의의를 가진다. 보다 구체적으로, 본 논문은 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들을 구성할 때, 장기적으로는 (다시 말해, 이전 달의 추천과 비교해서는) 비교적 일관된 소비자의 선호는 유지하면서 일정 수준의 새로움을 추가할 때 소비자의 만족도를 높일 수 있는 반면, 단기적으로는 (다시 말해, 해당 달에 함께 추천되는 제품들 간에는) 각 소비자의 특성에 따라 모두 유사한 제품들로 구성하거나, 서로 아주 상이한 제품들로 구성할 때 소비자의 만족도를 높일 수 있음을 보여주고 있다. 이는 이커머스 기업이 큐레이션 시스템 추천을 설계할 때 활용될 수 있는 운영 전략을 제안하고 있다는 점에서 실무적 의의를 가진다.

II. 문헌연구

2.1 추천시스템

선행연구들은 크게 다음과 같은 세 가지 다른 연구 방향으로 추천시스템의 성능을 개선할 수 있는 전략을 제안하고 있다. 첫번째 연구 방향은 추천시스템 모델의 개발에 투입되는 데이터의 보안을 통해 추천시스템의 정확도를 개선하는 데에 초점을 두고 있다. 예를 들어, 박호연, 김경재(2021), 이승우 외(2022), 홍태호 외(2022) 등은 감성분석 등을 통해 소비자 리뷰 등 텍스트 정보를 다른 정량적 정보와 함께 활용하는 추천시스템을 제안하였으며, 이를 통해 추천시스템의 정확도를 개선할 수 있음을 보여주었다. 두번째 연구 방향은 추천시스템 모델의 고도화를 통해 추천시스템의 정확도를 개선하는 데에 초점을 두고 있다. 예를 들어, 권유진 외(2022)는 비전 트랜스포머(Vision

Transformer)를 활용한 추천시스템 모델을, 그리고 김지현 외(2024)와 장동수 외(2023)는 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)을 활용한 추천시스템 모델을 제안하였으며, 마찬가지로 이들을 통해 추천시스템의 정확도를 개선할 수 있음을 보여주었다. 마지막 연구 방향은 평가 지표의 다각화를 통해 추천시스템의 성능을 개선하는 데에 초점을 두고 있다. 이러한 방향의 연구들은 추천시스템 추천의 정확도에 더해, 다양성, 의외성, 신기성 등의 평가지표가 사용자 만족도와 어떠한 관계를 가지는지를 살펴보고, 사용자 만족도와 긍정적 관계를 가지는 평가지표들을 포괄적으로 고려하는 추천시스템을 제안하고 있다. 예를 들어, 권장욱(2021)은 추천시스템 추천의 정확도에 더해 다양성과 우연성이 사용자 만족도에 긍정적으로 영향을 주는 것을 보여주었으며, 나혜연, 남기환(2020)은 소비자의 다양성 선호에 따라 상이한 다양성 수준의 추천을 제공하는 추천시스템을 제안하고, 이를 통해 추천시스템 추천의 정확도와 다양성을 모두 개선할 수 있음을 보여주었다. 본 연구에서는 전통적인 추천시스템의 추천과 대비되는 큐레이션 시스템 추천의 특성을 차별성과 다양성으로 측정하고, 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 소비자 만족도와 어떠한 관계를 가지는지를 확인해보고자 한다.

2.2 큐레이션 시스템

큐레이션 시스템에 대한 소비자 만족도를 살펴본 기존 연구는 다음과 같다. 먼저, 최창문, 양해술(2016)은 성인 남녀 305명에 대한 설문조사 결과를 바탕으로, 상품추천과 정기배송, 그리고 큐레이션 시스템 내 이벤트 등의 큐레이션 시스템 특성이 소비자 만족도에 미치는 영향을 살펴보았다. 그 결과 정기배송과 큐레이션 시스템 내 이벤트가 소비자 만족도에 유의미한 영향을 주는 요인임을 보여주었다. 유사하게, 노란(2016)은 큐레이션 시스템을 한 번이라도 경험해본 적이 있

는 303명의 성인 남녀를 대상으로 실시한 설문조사 결과를 바탕으로, 소비자 특성, 이용 동기, 그리고 서비스 속성이 소비자 만족도에 미치는 영향을 살펴보았으며, 서비스 속성 중 편리성, 전문성, 그리고 인지된 유용성이 소비자 만족도에 유의미한 영향을 주는 특성을 보여주었다. 김하연(2018)은 284명의 20~30대 여성을 대상으로, 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 줄 것으로 기대되는 큐레이션 시스템의 특성에 더해, 부정적인 영향을 줄 것으로 기대되는 큐레이션 시스템의 특성이 소비자 만족도에 실제로 어떤 영향을 주는지를 살펴보았으며, 큐레이션 시스템의 유용성과 확실성은 소비자 만족도에 긍정적인 영향을, 그리고 프라이버시 염려는 소비자 만족도에 부정적인 영향을 준다는 것을 확인하였다. 김서영 외(2020)는 큐레이션 시스템을 경험해본 적이 있는 273명의 20대 남녀를 대상으로 실시한 설문조사 결과를 바탕으로, 유튜브커스 접속성, 반응성, 디자인, 그리고 사용 용이성 등의 큐레이션 서비스 품질이 소비자 만족도에 유의미한 영향을 주는 요인임을 보여주었다. 한은수, 연명흠(2022)은 큐레이션 시스템을 경험해본 적이 있는 102명의 20~30대를 대상으로 실시한 설문조사 결과와 심층 인터뷰 결과를 바탕으로, 큐레이션 시스템을 사용하는 상황별로 소비자 만족도에 영향을 주는 요인이 달라질 수 있음을 보여주었다. 마지막으로, Kim and Lee(2023)는 패션 큐레이션 서비스를 이용해본 적이 있는 215명의 성인 남녀를 대상으로 실시한 설문조사 결과를 바탕으로, 큐레이션 시스템의 디자인 품질은 소비자의 만족도에 유의미한 영향을 주는 반면, 큐레이션 시스템의 상호작용 정도와 개인화 정도는 소비자 만족도에 유의미한 영향을 주지 않음을 보여주었다. 본 연구에서는 기존 연구에서 사용자 만족도에 영향을 주는 것으로 확인된 큐레이션 시스템의 특성들 외에, 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 소비자 만족도에 어떠한 영향을 주는지를 실증 데이터를 통해 살펴보려고 한다.

Ⅲ. 가설 수립 및 분석 모델

3.1 가설 수립

많은 연구들이 추천시스템의 추천이 소비자의 선호와 얼마나 일치하는지를 보여주는 정확도가 추천시스템의 소비자 만족도에 영향을 주는 요인임을 보여주었으며(Liang *et al.*, 2007), 소비자 만족도를 높이기 위해 추천시스템의 정확도를 높일 수 있는 다양한 방법을 제안하였다(이동원, 2020). 그러나, 일부의 다른 연구들은 추천시스템의 정확도가 반드시 추천시스템의 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 주는 것은 아니라고 주장하고 있다(Kotkov *et al.*, 2016; McNee *et al.*, 2006; 권장욱, 2021; 손지은 외, 2015). 정확도에 최적화된 추천시스템은 지루하고 놀랍지 않은 제품을 추천하는 경향이 있으며, 지속적으로 유사한 유형의 제품만을 추천해 소비자들이 추천시스템이 추천하는 제품에 피로감을 느끼게 되고, 이로 인해 추천시스템에 대한 소비자 만족도를 오히려 감소시킬 수 있다는 것이다. 이러한 추천시스템의 문제를 해결하기 위한 대안의 하나로 큐레이션 시스템이 제안되었다. 큐레이션 시스템은 전통적인 추천시스템의 추천에 큐레이터의 추천을 추가함으로써, 소비자들이 기존의 선호와는 상이할 수 있는 새로운 제품에 노출될 수 있도록 하는 시스템을 말한다(김서영 외, 2020). 따라서, 큐레이션 시스템의 추천은 소비자의 선호와 반드시 일치하지 않을 수 있으며, 추천하는 제품들 간 특성이 일관되지 않을 수 있다. 이에, 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 소비자 만족도와 어떠한 관계를 가지는지를 살펴보기 위해 다음과 같이 가설을 수립하였다.

선행연구들은 추천시스템 추천의 정확도에 더해 추천시스템 추천의 차별성을 소비자 만족도에 영향을 줄 수 있는 요인으로 제시하고 있다(Chen *et al.*, 2019; Ekstrand *et al.*, 2014; 권장욱, 2021; 최재호 외, 2012). 그러나, 이 연구들의 결과는 일관되지 않는다. 일부의 선행연구들은 소비자의 선호와 상

이한 제품의 추천이 오히려 소비자의 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 보여주고 있다. 예를 들어, 최재호 외(2012)는 스마트 전시환경에서 부스 추천시스템의 추천에 의외의(다시 말해, 참관객이 기대하지 않았던 새로운) 추천이 포함된 경우 참관객의 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 보여주고 있으며, 권장욱(2021)은 관광 분야에서 유전자 알고리즘 방식을 적용하여 사용자의 취향을 40% 랜덤 조작한 추천시스템의 추천이 사용자의 사이트 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 보여주고 있다. 그러나, 다른 선행연구들은 추천시스템의 추천이 소비자의 선호와 지나치게 동떨어진 경우 이는 오히려 소비자의 만족도에 부정적인 영향을 줄 수도 있음을 지적하고 있다. 예를 들어, Ekstrand *et al.*(2014)은 영화 추천시스템의 추천에 사용자가 익숙하지 않은 영화가 너무 많이 포함되는 경우 이는 오히려 사용자의 만족도에 부정적인 영향을 줄 수 있음을 보여주었다. 이에, 우리는 큐레이션 시스템의 추천과 소비자의 선호와의 차별성이 일정 수준까지 증가하는 경우에는 소비자가 이를 새로움으로 받아들이고 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있으나, 그 이상 증가하는 경우에는 오히려 만족도에 부정적인 영향을 줄 수 있다고 기대하며, 다음과 같은 가설을 수립하였다.

H1: 큐레이션 시스템의 추천과 소비자 선호와의 차별성은 소비자 만족도와 역 U자형 (inverted U-shaped)의 비선형 관계를 가질 것이다.

추천시스템에 대한 소비자의 만족도에 영향을 주는 다른 요인으로 많은 선행연구들은 추천시스템이 추천하는 제품들 간의 다양성을 들고 있다(권장욱, 2021; 나혜연, 남기환, 2020; 유석종, 2016). 그러나, 이 연구들 역시 일관되지 않은 다양한 결과를 보여주고 있다(Ekstrand *et al.*, 2014; Ferwerda *et al.*, 2019; Peng *et al.*, 2024; 이윤재, 2020; 이청용 외, 2019). 예를 들어, Ekstrand *et*

al.(2014)은 영화 추천시스템의 추천에 서로 상이한 다양한 영화가 포함된 경우 이는 사용자의 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 보여주고 있으며, 이윤재(2020)는 동영상 추천시스템이 다양한 동영상을 추천할 때 사용자들이 지각하는 추천시스템에 대한 품질이 높아지며, 만족도 역시 높아질 수 있음을 보여주었다. 그러나, 일부의 다른 선행연구들은 추천시스템 추천의 다양성 증가는 정확도의 감소를 수반하기 때문에, 추천시스템이 다양한 제품을 추천하는 것이 반드시 소비자의 만족도에 긍정적인 영향을 주지는 않을 수 있다고 주장하고 있다(Peng et al., 2024). 실제로, 이청용 외(2019)는 영화 추천시스템의 다양성이 사용자 만족도에 부정적인 영향을 줄 수 있음을 보여주었으며, Ferwerda et al.(2019)은 특정 성격의 사용자 집단에서는 추천시스템이 아주 다양한 제품을 추천했을 때 만족도가 극대화되었으나, 다른 성격의 사용자 집단에서는 추천시스템이 중간 정도의 다양한 제품을 추천했을 때 사용자 만족도가 극대화됨을 보여주었다. 이에, 우리는 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들 간 다양성이 일정 수준까지 증가할 경우, 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있으나, 그 이상 증가하는 경우에는 정확도의 감소로 이어져 오히려 만족도에 부정적인 영향을 줄 수 있다고 기대하며, 다음과 같은 가설을 수립하였다.

H2: 큐레이션 시스템의 추천에 포함된 제품들 간 다양성은 소비자 만족도와 역 U자형의 비선형 관계를 가질 것이다.

3.2 분석 모델

이상의 가설을 검증하기 위해 우리는 다음과 같은 모델을 수립하였다.

$$SATISFACTION = \alpha_0 + \alpha_1 DIFFERENCE + \alpha_2 DIFFERENCE^2$$

$$+ \alpha_3 DIVERSITY + \alpha_4 DIVERSITY^2 + \alpha_5 CONTROL + \epsilon$$

위 모델에서 *SATISFACTION*은 소비자 만족도를 나타내는 변수이며, *DIFFERENCE*는 큐레이션 시스템의 추천과 소비자 선호와의 차별성을, 그리고 *DIVERSITY*는 큐레이션 시스템의 추천에 포함된 제품들 간 다양성을 보여주는 변수이다. *CONTROL*은 *DIFFERENCE*와 *DIVERSITY*의 *SATISFACTION*에 영향을 줄 수 있는 다른 통제 변수들을 포함한다.

H1과 H2에서 예측하고 있는 비선형성을 검증하기 위해 우리는 *DIFFERENCE*의 제곱(*DIFFERENCE*²)과 *DIVERSITY*의 제곱(*DIVERSITY*²)을 모델에 포함하였다. α_1 과 α_2 가 모두 통계적으로 유의미하고 α_2 가 음의 값을 가진다면, 이는 *DIFFERENCE*와 *SATISFACTION* 사이에 역 U자형의 비선형 관계가 존재한다는 것을 보여주는 것으로 H1을 지지한다. 유사하게, α_3 와 α_4 가 모두 통계적으로 유의미하고 α_4 가 음의 값을 가진다면, 이는 *DIVERSITY*와 *SATISFACTION* 사이에 역 U자형의 비선형 관계가 존재한다는 것을 보여주는 것으로 H2를 지지한다.

IV. 데이터 수집

제3장에서 제시한 가설을 검증하기 위해 우리는 카페박스로부터 고객 데이터와 설문조사 데이터를 제공받아 이를 분석에 활용하였다. 카페박스는 2021년부터 큐레이션 시스템 기반의 커피 원두 구독 서비스를 제공하는 이커머스 기업이다. 카페박스의 큐레이션 시스템은 다음과 같이 운영된다. 먼저, 소비자가 카페박스의 구독 서비스에 가입하면서, 구매하고자 하는 커피의 카페인 유무, 사용 중인 브루잉 도구(5개의 도구 중 택 1), 선호하는 산미(3개의 산미 중 택 1), 그리고 선호하는 맛(17

개의 맛 중 3개 이상 선택)을 선택하면, 큐레이터는 선택된 선호 등의 정보에 기반하여 매달 2~3개의 커피 제품을 선별하고, 이를 소비자에게 배송해준다. 카페박스의 큐레이션 시스템의 추천은 소비자의 선호에 기반하면서도 큐레이터의 커피에 대한 전문적인 지식을 반영한 추천이 추가된다는 점에서 전통적인 추천시스템의 추천과는 차이를 보인다. 예를 들어, 선호가 변하지 않는 동일한 소비자라고 하더라도 카페박스의 큐레이션 시스템은 계절이나 날씨 등의 다른 요인에 따라 선호에 기반한 다른 커피 제품을 선별하여 추천한다.

카페박스로부터 제공받은 고객 데이터는 2021년 10월부터 2022년 3월까지 카페박스 구독 서비스에 가입하여 커피 제품을 수령 받은 총 4,242명의 소비자에 대한 구독 정보를 포함하고 있으며, 설문조사 데이터는 카페박스가 구독 서비스 가입자들을 대상으로 2021년 12월과 2022년 4월에 실시한 설문조사 결과를 포함하고 있다. 2021년 12월에 실시한 설문조사 데이터는 2021년 11월까지 카페박스 구독 서비스를 한 번이라도 이용해본 소비자 중, 총 169명이 응답한 결과이며, 2022년 4월에 실시한 설문조사 데이터는 2022년 3월까지 카페박스 구독 서비스를 한 번이라도 이용해본 소비자 중, 총 400명이 응답한 결과이다. 고객 데이터에는 구독 서비스 가입자의 전화번호, 구독 서비스 가입시 선택한 선호하는 커피 맛, 그리고 2021년 11월과 2022년 3월에 배송받은 커피 제품이 포함되어 있으며, 설문조사 데이터에는 설문 응답자의 전화번호와, 나이대, 성별과 배송받은 커피 제품에 대한 만족도(5점 척도)를 포함하고 있다. 우리는 고객 데이터와 설문조사 데이터를 두 데이터 모두에 포함되어 있는 전화번호를 이용하여 통합하였다. 통합 과정에서 총 569명의 설문 응답자 중, 고객 데이터에서 정보를 찾을 수 없는 155명과, 설문 응답 전 최소 2개월 이상의 서비스 구독 이력이 없는 131명, 그리고 구독 서비스에 가입할 때 선호하는 커피 맛을 선택하지 않은 136명을 제외하고, 총 147명에 대한 데이터를 분석 대상에

포함하였다.²⁾

V. 변수 생성 및 설정

본 연구의 종속변수인 *SATISFACTION*의 측정 변수로 우리는 설문조사 데이터 내 배송받은 커피 제품에 대한 만족도 응답 결과를 사용하였다. 그리고, 주요 독립변수인 *DIFFERENCE*와 *DIVERSITY*는 고객 데이터 내 소비자가 구독 서비스 가입시 선택한 선호하는 맛과 설문조사 응답 직전 달에 배송받은 커피 제품을 이용하여 다음과 같이 변수화하였다.

우리는 먼저 소비자가 선택한 선호하는 커피 맛과 배송받은 커피 제품의 맛의 비교를 위해 고객 데이터 내 모든 커피 제품에 대해 커피 제품 사이트에서 제공하는 커피 맛을 조사한 뒤, 카운터 컬처 커피(Counter Culture Coffee)의 커피 플레이머 휠(Flavor Wheel)의 커피 맛 분류 체계에 따라 커피 맛의 분류 단계를 통일하였다. 다시 말해, 커피 플레이머 휠은 커피의 맛을 대분류, 중분류, 소분류로 나누어 제시하고 있는데, 소비자가 카페박스 구독 서비스에 가입할 때 선택한 선호하는 커피 맛은 중분류에, 그리고 우리가 커피 제품 사이트에서 수집한 각 커피의 맛은 소분류에 해당했으며, 이를 <표 1>에 제시되어 있는 분류 단계에 따라 중분류로 통일하였다. 예를 들어, “페루 마리아노 센뚜리온 게바라” 커피의 경우, 커피 제품 사이트에서 “자스민”, “오렌지”, “사과”를 커피 맛으로 제시하고 있는데, 이를 중분류의 커피 맛에 해당하는 “꽃향”, “감귤류”, “사과/배”로 변환해 맛의 분류 단계를 통일해주었다.

2) 설문 응답 전 2개월 이상의 구독 이력이 있는 소비자와 2개월 이상의 구독 이력이 없는 소비자의 만족도 평균은 각각 4.55와 4.35로 통계적으로 유의미한 정도의 차이가 있었으며(t-test: 3.55, p-value: 0.0004), 구독 서비스에 가입할 때 선호하는 커피 맛을 선택한 소비자와 선택하지 않은 소비자의 만족도 평균은 각각 4.47과 4.40으로 통계적으로 유의미한 정도의 차이는 보이지 않았다(t-test: 1.20, p-value: 0.2316).

<표 1> 커피 플레이버 힐의 커피 맛 분류 단계

중분류	소분류
초콜릿	다크초콜릿, 밀크초콜릿
베리	딸기, 블루베리, 커런트
핵과류	복숭아, 살구, 자두
꽃향	자스민, 로즈
허브	홍차, 녹차, 민트
감귤류	레몬, 오렌지, 자몽
견과류	아몬드, 헤이즐넛, 호두
깊은풍미	풍미있는,
곡물/곡류	보리, 호밀
달콤한	설탕, 바닐라, 버터
말린과일	건포도, 말린자두
포도	청포도, 백포도
멜론	수박, 멜론
사과/배	사과, 배
구운	로스트, 스모키
열대과일	리치, 패션후르츠, 파인애플
향신료	감초, 계피

주) 참조: <https://liikecoffee.com/article/knock/8/57/>.

그 다음으로 우리는 통일된 분류 단계로 표현된 소비자가 선택한 선호하는 커피의 맛과 배송받은 커피 제품의 맛을, 중분류의 모든 맛에 대해 특정

맛이 선택되었거나 커피 제품에 포함되었으면 1, 그렇지 않으면 0의 값을 가지는 벡터로 변환하였다. 예를 들어, <표 2>의 예시와 같이 선호하는 커피 맛을 선택하고, 3개의 제품을 배송받은 카페박스 구독 서비스 가입자의 경우, 선호하는 커피 맛과 배송받은 3개의 제품의 맛을 벡터로 변환한 결과는 <표 3>과 같다.

마지막으로 우리는 벡터로 변환한 소비자가 선호하는 커피 맛과 배송받은 각 커피 제품의 맛 간의 코사인 유사도를 계산해, 그 역수의 최댓값을 *DIFFERENCE*의 측정변수로 하였으며, 배송받은 각 커피 제품 간의 코사인 유사도를 계산해, 그 역수의 최댓값을 *DIVERSITY*의 측정변수로 하였다. *DIFFERENCE*가 증가할수록 소비자가 선호하는 커피 맛과 배송받은 커피 제품의 맛 사이에 코사인 유사도는 감소하게 되므로, 큐레이션 시스템 추천의 차별성이 증가한다는 것을 의미한다. 마찬가지로, *DIVERSITY*가 증가할수록 배송받은 커피 제품 간의 코사인 유사도는 감소하게 되므로, 큐레이션 시스템이 추천한 제품들 간 다양성이 증가한다는 것을 의미한다.

*CONTROL*에는 카페박스 구독 서비스 가입자

<표 2> 구독 서비스 가입자의 선호하는 맛과 배송받은 커피의 맛 데이터 예시

	선호하는 커피 맛	제품 1	제품 2	제품 3
가입자 A	허브, 초콜릿, 달콤한, 핵과류, 사과/배	초콜릿, 달콤한, 구운, 견과류, 깊은풍미	허브, 감귤류, 베리, 깊은풍미, 곡물/곡류	초콜릿, 달콤한, 꽃향, 감귤류, 사과/배

<표 3> 구독 서비스 가입자의 선호하는 맛과 배송받은 커피의 맛 벡터값 변환 예시

	초콜릿	베리	핵과류	꽃향	허브	감귤류	견과류	깊은풍미	곡물/곡류	달콤한	말린과일	포도	멜론	사과/배	구운	열대과일	향신료
선호	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
제품 1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
제품 2	0	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
제품 3	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0

<표 4> 분석에 사용된 변수들의 요약 통계량 및 변수들 간의 상관관계 ($N = 147$)

	평균 (표준편차)	최댓값 (최솟값)	1	2	3	4	4	6
1. <i>SATISFACTION</i>	4.497 (0.589)	5 (3)	1					
2. <i>DIFFERENCE</i>	54.709 (48.322)	100 (1.936)	-0.085 (0.306)	1				
3. <i>DIVERSITY</i>	48.978 (48.819)	100 (1)	-0.088 (0.288)	0.212 (0.010)	1			
4. <i>AGE</i>	2.163 (0.749)	4 (1)	-0.045 (0.587)	0.168 (0.043)	0.011 (0.895)	1		
5. <i>GENDER</i>	0.319 (0.467)	1 (0)	0.091 (0.274)	-0.027 (0.743)	0.076 (0.358)	-0.072 (0.388)	1	
6. <i>CNUM</i>	3.816 (1.544)	14 (3)	-0.072 (0.385)	-0.232 (0.005)	0.062 (0.459)	-0.187 (0.023)	0.016 (0.852)	1

주) 3번째 열부터 마지막 열은 변수들 간의 상관계수이며 괄호 안에 숫자는 p-value임.

의 연령대(*AGE*)와 성별(*GENDER*), 그리고 구독 서비스 가입 시 선택한 선호하는 맛의 개수 (*CNUM*)를 포함하였다. 분석에 사용된 변수들의 요약 통계량과 변수들 간의 상관관계는 <표 4>와 같다.

VI. 모델 분석 및 결과

모델 분석에 앞서, 우리는 모델의 종속변수로 사용된 배송받은 커피 제품에 대한 소비자 만족도 응답 결과가 편향(*skew*)되어 있는 것을 확인해, 이를 로그 변환 해주었으며, 최소자승법(*OLS: Ordinary Least Squares*)을 사용해 모델을 추정하였다. 모델의 추정 결과는 <표 5>에 보고된 바와 같다.

<표 5>에서 우리는 먼저 *DIFFERENCE*와 *DIFFERENCE*²의 추정 계수가 모두 통계적으로 유의미하며, *DIFFERENCE*²의 추정 계수가 음의 값을 가지는 것을 확인할 수 있었다. 이는 <그림 1>과 같이 소비자가 선택한 선호하는 커피의 맛과 배송받은 커피의 맛 사이에 차별성과 소비자 만족도 사이에 역 U자형의 비선형관계가 존재한다는 것을 의미한다. 다시 말해, 큐레이션 시스템이 소비자가 선호하는 맛에 비해 일정 수준의 새로운

맛을 추가해 추천하는 경우 이는 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있으나, 일정 수준 이상의 새로운 맛이 추가되는 경우에는 오히려 부정적인 영향을 줄 수 있다는 것을 의미하는 것으로, *H1*을 지지한다. 다음으로, <표 5>에서 *DIVERSITY*와 *DIVERSITY*²의 추정 계수가 모두 통계적으로 유의미하며, *DIVERSITY*²의 추정 계수가 양의 값을 가지는 것을 확인할 수 있었다. 이는 <그림 2>와 같이 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들 간 다양성과 소비자 만족도 사이에 U자형의 비선형 관계가 존재한다는 것을 의미한다. 즉, 큐레이션 시스템이 중간 정도의 다양성으로 구성된 제품들을 추천하는 경우에 비해, 모두 유사한 제품들을 추천하거나 아주 상이한 제품들을 추천하는 경우에 소비자 만족도가 오히려 더 클 수 있다는 의미로, 이는 우리의 *H2*를 기각하는 결과이다.

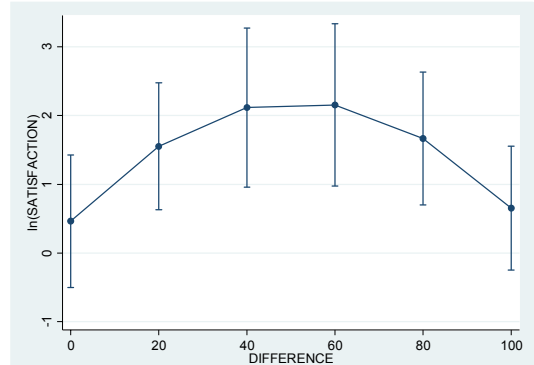
선행연구에 따르면 소비자의 선호와 추천시스템이 추천하는 제품들 간 다양성에 대한 소비자의 만족도는 기간과 제품군, 그리고 소비자의 특성에 따라 다를 수 있다고 한다. 예를 들어, *Gu et al. (2024)*은 일반적인 이커머스 환경에서 소비자들은 단기적으로는 (다시 말해, 한 세션 내에서는) 비교적 일관된 선호를 보여준다고 한다. 그러나, 온라인

인에서 짧은 영상을 시청하는 경우에는, 장기적으로는 (다시 말해, 세션 간에는) 비교적 일관된 선호를 보여주는 반면, 단기적으로는 다양성을 선호하는 경향을 보여준다고 한다. 따라서, 저자들은 짧은 동영상을 추천할 때, 한 세션 내에서는 다양한 주제의 동영상을 추천하고, 세션 간에는 비교적 일관된 주제의 동영상을 추천하는 것이 효과적일 수 있다고 주장하고 있다. 더불어, Ferwerda *et al.* (2019)과 나혜연, 남기환(2020) 등은 소비자의 특성에 따라 다양성에 대한 선호가 다를 수 있다고 주장하고 있다. 이들에 따르면, 우리의 분석 결과가 H1을 지지하지만 H2를 기각하는 것은, 소비자들의 커피 맛에 대한 선호와 큐레이션 시스템이 추천하는 제품들 간 다양성에 대한 소비자의 만족도가 기간과 소비자의 특성에 따라 다를 수 있음을 시사한다. 즉, 장기적으로는 (다시 말해, 직전 달의 추천에 비해 해당 달의 추천은) 비교적 일관된 소비자의 선호는 유지하면서 일정 수준의 새로움을 추가할 때 소비자의 만족도에 긍정적일 수 있는 반면, 단기적으로는 (다시 말해, 해당 달의 추천 상품의 구성은) 각 소비자의 특성에 따라 모두 유사하거나 아주 상이한 제품들로 구성할 때 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 시사하고 있다.

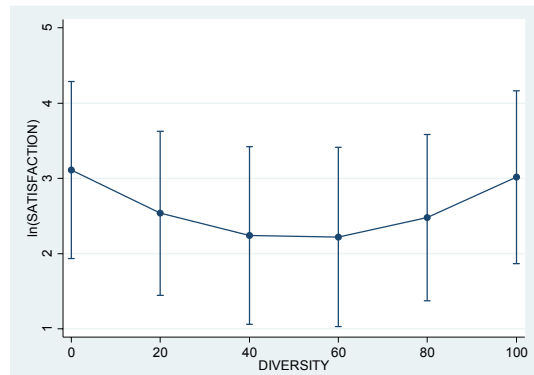
<표 5> 모델의 추정 결과

	계수 값	표준오차	유의수준
<i>DIFFERENCE</i>	0.0677	0.0258	**
<i>DIFFERENCE</i> ²	-0.0007	0.0002	***
<i>DIVERSITY</i>	-0.0357	0.0197	*
<i>DIVERSITY</i> ²	0.0003	0.0002	*
<i>AGE</i>	-0.0023	0.0157	
<i>GENDER</i>	0.0267	0.0245	
<i>CNUM</i>	-0.0166	0.0085	*
<i>CONSTANT</i>	1.4380	0.0920	***
<i>N</i>	147		
<i>Adj. R-squared</i>	0.0352		

주) *** <0.01, ** <0.05, * <0.1.



<그림 1> 큐레이션 시스템의 추천과 소비자 선호와의 차별성(DIFFERENCE)과 소비자 만족도 사이의 관계



<그림 2> 큐레이션 시스템의 추천에 포함된 제품들 간 다양성(DIVERSITY)과 소비자 만족도 사이의 관계

우리는 큐레이션 추천의 차별성과 다양성의 효과를 조금 더 자세하게 살펴보기 위해, 3.2장에 제시된 분석 모델에 차별성(DIFFERENCE)과 다양성(DIVERSITY) 사이의 교차항(interaction term)을 추가해 분석해보았다. 교차항이 추가된 모델의 추정 결과는 <표 6>의 (2)에 보고되어 있으며, 비교를 위해 교차항이 없는 기본 모델의 추정 결과도 <표 6>의 (1)에 함께 보고하였다. <표 6>에서 우리는 먼저 교차항을 추가하더라도 주요 독립변수인 DIFFERENCE, DIFFERENCE², DIVERSITY,

<표 6> 교차항이 추가된 모델의 추정 결과

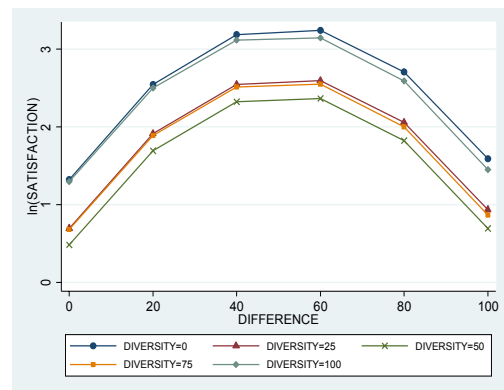
	(1)		(2)	
	계수 값	표준오차	계수 값	표준 오차
<i>DIFFERENCE</i>	0.0677**	0.0258	0.0758***	0.0256
<i>DIFFERENCE</i> ²	-0.0007***	0.0002	-0.0007***	0.0002
<i>DIVERSITY</i>	-0.0357*	0.0197	-0.0333*	0.0194
<i>DIVERSITY</i> ²	0.0003*	0.0002	0.0003*	0.0002
<i>DIFFERENCE</i> × <i>DIVERSITY</i>			-1.16e-05*	4.96e-06
<i>AGE</i>	-0.0023	0.0157	-0.0023	0.0155
<i>GENDER</i>	0.0267	0.0245	0.0217	0.0242
<i>CNUM</i>	-0.0166*	0.0085	-0.0185**	0.0084
<i>CONSTANT</i>	1.4380***	0.0920	1.3915***	0.0927
<i>N</i>	147		147	
<i>Adj. R-squared</i>	0.0352		0.0655	

주) *** <0.01, ** <0.05, * <0.1.

*DIVERSITY*²에 대한 추정 결과는 변하지 않는다는 것을 확인할 수 있었다. 더불어, 추가된 교차항에 대한 추정 계수가 통계적으로 유의미하며 음의 값을 가지는 것을 확인할 수 있었다. 이는 *DIFFERENCE*와 *DIVERSITY* 사이에 통계적으로 유의미한 음의 조절 효과(moderating effect)가 존재한다는 것을 의미하지만, 교차항에 대한 추정 계수 값이 크지 않아, 그 크기는 크지 않음을 보여준다.

마지막으로, 큐레이션 시스템의 차별성(*DIFFERENCE*) 및 다양성(*DIVERSITY*)과 소비자 만족도 사이의 관계를 종합적으로 살펴보기 위해, 교차항이 추가된 모델의 추정 결과를 바탕으로 그 관계를 <그림 3>과 같이 그려보았다. <그림 3>을 통해 우리는 이미 살펴본 것과 같이, 주어진 다양성 하에서 차별성이 증가할수록 소비자 만족도는 어느 수준까지는 증가하나 그 이후에는 감소하는 것을 확인할 수 있었으며, 주어진 차별성 하에서 다양성이 증가할수록 소비자 만족도는 일정 수준까지 감소하다가 그 이후에는 다시 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 다시 말해, 우리의 분석

결과는 큐레이션 시스템이 소비자와 선호와는 일정 수준 다른, 그러나 너무 상이하지 않은, 차별성을 추가하면서, 추천하는 제품의 구성은 중간정도의 다양성으로 구성하는 것에 비해, 모두 유사한 제품들로 구성하거나 아주 상이한 제품들로 구성할 때, 소비자 만족도에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 보여주고 있다.



<그림 3> 큐레이션 시스템의 차별성(*DIFFERENCE*) 및 다양성(*DIVERSITY*)과 소비자 만족도 사이의 관계

VII. 대체 분석 모델: 순서형 로짓과 프로빗 모델

이전 장에서 우리는 모델의 종속변수로 사용된 배송받은 커피 제품에 대한 소비자 만족도 응답 결과를 로그 변환한 뒤, 최소자승법을 사용해 모델을 추정하였다. 분석 결과를 검증하기 위해, 이번 장에서 우리는 배송받은 커피 제품에 대한 소비자 만족도 응답 결과를 순서형 이산 변수(ordered discrete variable)로 보고, 순서형 로짓(ordered logit)과 순서형 프로빗(ordered probit) 모델을 이용해 모델을 추정해보았다. 모델의 추정 결과는 <표 7>에 보고된 바와 같다.

<표 7>에 보고된 추정 결과를 통해 우리는 다음을 확인할 수 있었다. 첫째, 최소자승법을 사용해

추정한 결과와 동일하게, 순서형 로짓과 순서형 프로빗 모델을 사용했을 때 모두, *DIFFERENCE*와 *DIFFERENCE*²의 추정 계수가 모두 통계적으로 유의미하며, *DIFFERENCE*²의 추정 계수가 음의 값을 가진다. 둘째, 최소자승법을 사용해 추정한 결과와 동일하게, 순서형 프로빗 모델을 사용했을 때, *DIVERSITY*와 *DIVERSITY*²의 추정 계수가 모두 통계적으로 유의미하며, *DIVERSITY*²의 추정 계수가 양의 값을 가진다. 순서형 로짓 모델을 사용한 경우, 아마도 오차항의 확률 분포에 대한 가정 때문에, *DIVERSITY*와 *DIVERSITY*²의 추정 계수가 모두 통계적으로 유의미하지는 않으나, 추정 계수의 부호는 최소자승법을 사용해 추정한 계수의 부호와 동일하다. 이상의 결과는 우리가 제VI장에서 논의한 모델 분석 결과가 대체 분석 모델을

<표 7> 순서형 로짓과 프로빗 모델을 사용한 모델 추정 결과

	최소자승법	순서형 로짓	순서형 프로빗
<i>DIFFERENCE</i>	0.0677** (0.0258)	1.0742*** (0.4004)	0.6514*** (0.2394)
<i>DIFFERENCE</i> ²	-0.0007*** (0.0002)	-0.0104*** (0.0039)	-0.0063*** (0.0023)
<i>DIVERSITY</i>	-0.0357* (0.0197)	-0.4194 (0.3015)	-0.2962* (0.1776)
<i>DIVERSITY</i> ²	0.0003* (0.0002)	0.0041 (0.0029)	0.0029* (0.0017)
<i>AGE</i>	-0.0023 (0.0157)	-0.0440 (0.2326)	-0.0221 (0.1397)
<i>GENDER</i>	0.0267 (0.0245)	0.3731 (0.3655)	0.2514 (0.2192)
<i>CNUM</i>	-0.0166* (0.0085)	-0.2576** (0.1215)	-0.1459** (0.0725)
<i>CONSTANT</i>	1.4380*** (0.0920)		
<i>N</i>	147	147	147
<i>Adj. R-squared</i>	0.0352		
<i>Pseudo R-squared</i>		0.0526	0.0525

주) 괄호 안에 숫자는 표준오차임; *** <0.01, ** <0.05, * <0.1.

사용하더라도 바뀌지 않는다는 것을 검증해준다.

VIII. 결론 및 시사점

소비자가 선호하는 제품을 얼마나 정확하게 추천하는가에 초점이 맞추어진 전통적인 추천시스템은 지속적으로 유사한 유형의 제품을 추천하게 되고, 이로 인해 소비자들은 추천받는 제품에 대해 피로감을 느낄 수 있다는 문제점이 지적되어 왔다. 이러한 전통적인 추천시스템의 문제점을 해결할 수 있는 하나의 대안으로 큐레이션 시스템이 제시되었다. 전통적인 추천시스템은 소비자가 선호할 것으로 예상되는 제품을 추천하는 데에 중점을 두는 반면, 큐레이션 시스템은 추천시스템의 추천 제품에 더해 어찌면 소비자의 선호와는 상이할 수 있는 큐레이터의 추천 제품을 함께 소비자에게 추천한다는 점에서 차이를 가진다. 본 연구는 소비자의 선호와는 상이할 수 있는 제품을 함께 추천하는 큐레이션 시스템의 추천에 대한 소비자의 만족도를 살펴본 결과, 다음의 결과를 확인할 수 있었다. 첫째, 큐레이션 시스템이 소비자의 선호와 일정 수준 다른, 그러나 너무 상이하지 않은, 제품을 함께 추천하는 경우, 소비자 만족도에 긍정적인 효과를 줄 수 있음을 확인하였다. 둘째, 큐레이션 시스템이 추천하는 제품을 구성할 때에는, 중간 정도의 다양성으로 구성하는 것에 비해, 모두 유사한 제품들로 구성하거나, 아주 상이한 제품들로 구성할 때, 소비자 만족도에 긍정적인 효과를 줄 수 있음을 확인하였다.

본 논문은 소비자의 선호와는 상이할 수 있는 일정 수준의 설계된 새로움을 추천에 포함함으로써 오히려 소비자의 만족도를 높일 수 있다는 점을 보여줌으로써, 큐레이션 시스템이 전통적인 추천시스템의 대안이 될 수 있다는 것을 실증적으로 보여주었다는 점에서 의의를 가진다. 또한, 본 논문은 소비자 만족도를 높일 수 있는 추천 제품의 구성 전략을 제시하고 있어, 실무적 시사점을 제

공하고 있다는 점에도 의의를 가진다. 하지만 본 논문은 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, 본 논문은 커피 제품에 대한 큐레이션 서비스를 제공하는 하나의 기업의 사례를 분석대상으로 하였다. 커피 제품은 소비자의 취향에 영향을 많이 받을 수 있는 제품으로, 큐레이션 시스템은 일반적으로 의상, 음식, 화장품, 여행 등 소비자의 취향에 영향을 많이 받을 수 있는 제품군에 활용되어 왔다(유소은 외, 2016; 최창문, 양해술, 2016). 소비자의 취향에 비교적 영향을 덜 받을 수 있는 혁신적인 제품군에 큐레이션 시스템이 활용되었을 경우, 큐레이션 시스템 추천의 차별성과 다양성이 소비자 만족도와 어떠한 관계를 가지는지를 살펴본다면, 큐레이션 시스템 추천에 대한 소비자 만족도를 보다 잘 이해할 수 있을 것이다. 둘째, 본 논문은 2021년 10월부터 2022년 3월까지 구독 서비스에 가입하여 제품을 수령받은 총 4,242명의 소비자 중 147명만을 분석 대상으로 하였다. 추가적인 설문 조사를 통해 더 많은 가입자에 대한 설문 데이터를 확보할 수 있다면 분석 결과를 보다 더 일반화할 수 있을 것이다. 셋째, 설문 데이터에 설문 응답자에 대한 정보가 나이대와 성별만 존재하여 가입자 개인의 특성이 충분히 통제되지 않았을 수 있다. 추가적인 설문조사 시 더 많은 정보의 수집이 가능하다면 보다 정확한 분석결과를 도출할 수 있을 것이다. 특히, 가입자 특성별로 다양성에 대한 선호 정도를 충분히 통제할 수 있다면, 큐레이션 시스템의 제품 구성에 대한 보다 풍부한 시사점을 도출할 수 있을 것이다. 마지막으로, 설문 조사 데이터에 2021년 12월과 2022년 4월, 2차례에 걸쳐 실시한 설문 조사의 결과가 포함되어 있었으나, 아쉽게도 2차례의 설문에도 모두 응답한 가입자가 총 설문 응답자의 10%가 되지 않아, 서비스 가입자의 만족도 변화는 확인할 수 없었다. 추가 설문조사 시 기존 응답자들을 집중 관리하여 이들이 응답에 계속 참여할 수 있도록 유도한다면 보다 풍부한 분석결과를 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] 권유진, 최민석, 조운호, “부가 정보를 활용한 비전 트랜스포머 기반의 추천시스템”, *지능정보연구*, 제28권, 제3호, 2022, pp. 119-137.
- [2] 권장욱, “맞춤형 추천시스템에서의 세렌디피티 효과에 관한 실증 연구”, *관광레저연구*, 제33권, 제1호, 2021, pp. 357-376.
- [3] 김서영, 김은혜, 이진화, “패션 큐레이션의 서비스 품질이 사용자 만족, 신뢰, 지속사용의도에 미치는 영향”, *한국의류산업학회지*, 제22권, 제6호, 2020, pp. 762-776.
- [4] 김지현, 이흥철, 장동수, 김재경, “온라인 리뷰의 다차원 감정을 활용한 딥러닝 기반 추천 시스템 연구”, *한국경영과학회지*, 제49권, 제1호, 2024, pp. 1-17.
- [5] 김하연, *패션제품 개인화 서비스가 소비자의 행복감에 미치는 영향: 커스터마이제이션과 큐레이션을 중심으로* (박사학위논문), 서울대학교, 2018.
- [6] 나혜연, 남기환, “사용자 선호도 변화에 따른 추천시스템의 다양성 적용”, *지능정보연구*, 제26권, 제4호, 2020, pp. 67-86.
- [7] 노란, *큐레이션 커머스 이용에 관한 연구: 소비자 자특성과 서비스속성을 중심으로* (석사학위논문), 고려대학교, 2016.
- [8] 박호연, 김경재, “BERT 기반 감성분석을 이용한 추천시스템”, *지능정보연구*, 제27권, 제2호, 2021, pp. 1-15.
- [9] 서봉원, “콘텐츠 추천 알고리즘의 진화”, *방송트렌드 & 인사이트*, 제5호, 2016, pp. 19-24.
- [10] 손지은, 김성범, 김현중, 조성준, “추천 시스템 기법 연구동향 분석”, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 제41권, 제2호, 2015, pp. 185-208.
- [11] 유석중, “협업필터링 기반 추천 시스템에서 항목 다양성 개선 기법”, *한국정보기술학회논문지*, 제14권, 제8호, 2016, pp. 89-94.
- [12] 유소은, 홍일유, 김태하, 차훈상, “큐레이션 쇼핑이 온라인 구매행동에 미치는 영향”, *Entrue Journal of Information Technology*, 제15권, 제1호, 2016, pp. 123-134.
- [13] 이동원, “카테고리 연관 규칙 마이닝을 활용한 추천 정확도 향상 기법”, *지능정보연구*, 제26권, 제2호, 2020, pp. 27-42.
- [14] 이승우, 강경모, 이병현, 이청용, 김재경, “사용자의 정성적 선호도와 정량적 선호도를 고려하는 추천 시스템 성능 향상에 관한 연구”, *경영과학*, 제39권, 제1호, 2022, pp. 15-27.
- [15] 이윤재, “온라인 동영상 플랫폼에서의 추천품질이 추천시스템 만족과 충성도에 미치는 영향 연구”, *마케팅논집*, 제28권, 제4호, 2020, pp. 1-18.
- [16] 이청용, 최일영, 김재경, “기대불일치 이론을 이용한 심층 신경망 기반 추천시스템의 정확도, 다양성 및 고객 만족도 평가”, *2019년 경영정보관련 추계학술대회*, 2019, pp. 501-509.
- [17] 장동수, 이청용, 김재경, “딥러닝 기반 온라인 리뷰의 언어학적 특성을 활용한 추천 시스템 성능 향상에 관한 연구”, *지능정보연구*, 제29권, 제1호, 2023, pp. 41-63.
- [18] 정다운, “AI가 골라준 콘텐츠, 2% 부족해... ‘인간 큐레이션’ 다시 뜬다”, *서울경제*, 2021, Available at <https://www.sedaily.com/NewsView/22RCYSY0ZU>.
- [19] 최재호, 상균영, 문현실, 최일영, 김재경, “스마트 전시환경에서 부스 추천시스템의 사용자 의도에 관한 조사연구”, *지능정보연구*, 제18권, 제3호, 2012, pp. 153-169.
- [20] 최창문, 양해술, “전자상거래의 큐레이션 특성이 소비자 구매의도에 미치는 영향: 만족도의 매개 효과를 중심으로”, *Journal of Digital Convergence*, 제14권, 제5호, 2016, pp. 185-195.
- [21] 최환석, 팽진, 이우섭, “머신러닝 기반 음식점 추천시스템 설계 및 구현”, *디지털콘텐츠학회 논문지*, 제21권, 제2호, 2020, pp. 259-268.

- [22] 한은수, 연명흠, “음악 큐레이션 서비스 활성화
회를 위한 주요 사용 상황별 사용자 경험 분석”,
한국디자인포럼, 제27호, 2022, pp. 71-82.
- [23] 홍태호, 홍준우, 김은미, 김민수, “영화 리뷰의
상품 속성과 고객 속성을 통합한 지능형 추천
시스템”, *지능정보연구*, 제28권, 제2호, 2022,
pp. 1-18.
- [24] Chen, L., Y. Yang, N. Wang, K. Yang, and Q.
Yuan, “How serendipity improves user satisfaction
with recommendations? A large-scale user evalu-
ation”, In the *Proceedings of The World Wide
Web Conference*, 2019, pp. 240-250.
- [25] Ekstrand, M. D., F. M. Harper, M. C. Willemsen,
and J. A. Konstan, “User perception of differences
in recommender algorithms”, In the *Proceedings
of the 8th ACM Conference on Recommender
Systems*, 2014, pp. 161-168.
- [26] Ferwerda, B., M. Graus, A. Vall, M. Tkalcic,
and M. Schedl, “The influence of users’ person-
ality traits on satisfaction and attractiveness of
diversified recommendation lists”, In the *Pro-
ceedings of the 4th Workshop on Emotions and
Personality in Personalized Systems co-located
with ACM Conference on Recommender Systems
(RecSys 2016)*, 1680, 2016, pp. 43-47.
- [27] Gu, P., H. Hu, D. Wang, D. Yu, and G. Xu,
“Temporal diversity-aware micro-video recom-
mendation with long- and short-term interests
modeling”, *Neural Processing Letters*, Vol.56,
No.3, 2024, p. 194.
- [28] Kim, H. and J. Lee, “A study on the factors
affecting user trust and satisfaction: Focusing on
the online fashion curation services”, *Asia Pacific
Journal of Information Systems*, Vol.33, No.4,
2023, pp. 1156-1170.
- [29] Kotkov, D., S. Wang, and J. Veijalainen, “A sur-
vey of serendipity in recommender systems”,
Knowledge-Based Systems, Vol.111, No.1, 2016,
pp. 180-192.
- [30] Liang, T., H. Lai, and Y. Ku, “Personalized content
recommendation and user satisfaction: Theoretical
synthesis and empirical findings”, *Journal of
Management Information Systems*, Vol.23, No.3,
2006, pp. 45-70.
- [31] McNee, S. M., J. Riedl, and J. A. Konstan,
“Accurate is not always good: How accuracy
metrics have hurt recommender systems”, In the
*Proceedings of the ACM Conference on Human
Factors in Computing Systems*, 2006, pp. 1103-
1108.
- [32] Peng, K., M. Raghavan, E. Pierson, J. Kleinberg,
and N. Garg, “Reconciling the Accuracy-Diversity
Trade-off in Recommendations”, In the *Proce-
edings of the ACM on Web Conference*, 2024, pp.
1318-1329.
- [33] Sarwar, B., G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl,
“Analysis of recommendation algorithms for
e-commerce”, In the *Proceedings of the 2nd ACM
Conference on Electronic Commerce*, 2000.
- [34] Schafer, J. B., J. A. Konstan, and J. Riedl,
“E-Commerce recommendation applications”,
Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.5,
2001, pp. 115-153.

An Exploration of the Relationship between the Difference and Diversity of Curation Systems and Customer Satisfaction

Wonki Moon* · Byungwan Koh**

Abstract

Recommendation systems help customers easily find the products that they want by recommending products that they are likely to buy. It is known that e-commerce firms create additional sales through such recommendation systems. However, it is argued that because recommendation systems simply focus on accurately predicting products that customers are likely to buy, it continues to recommend the same products and customers get bored with the recommended products. As an alternative to overcome this shortcoming of recommendation systems, curation systems are proposed. Curation systems recommend products that curators recommend in addition to what recommendation systems recommend. Thus, products that are recommended by curation systems are not necessarily those that customers want or are likely to buy. This study explores customer satisfaction with the recommendations of curation systems that include products that may be different from what customers want or are likely to buy.

Keywords: Curation Systems, Recommendation Systems, Curator, Coffee Curation

* Kore University Business School, Korea University

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

◎ 저 자 소 개 ◎



문 원 기 (wkmoon0510@korea.ac.kr)

고려대학교 대학원 경영학과에서 MIS전공으로 석사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 빅데이터 분석, 추천시스템, 디지털 비즈니스 등이다.



고 병 완 (byungwan@korea.ac.kr)

현재 고려대학교 경영대학 IS 전공 교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 프로파일링/빅데이터 경제학과 디지털 비즈니스이다.

논문접수일 : 2024년 04월 26일

1차 수정일 : 2024년 07월 21일

게재확정일 : 2024년 10월 09일

2차 수정일 : 2024년 09월 13일