



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

라이브커머스 매출에 영향을 미치는 요인 분석:
네이버 쇼핑라이브의 사례를 중심으로

연세대학교 정보대학원
비즈니스 빅데이터 분석 전공
이 주 현

라이브커머스 매출에 영향을 미치는 요인 분석: 네이버 쇼핑라이브의 사례를 중심으로

지도교수 김 희 응

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2024년 6월

연세대학교 정보대학원

비즈니스 빅데이터 분석 전공

이 주 현

이주현의 석사 학위논문으로 인준함

심사위원 김 희 응 인

심사위원 김 승 현 인

심사위원 조 효 진 인

연세대학교 대학원

2024 년 6 월

감사의 글

2022년 여름 연세대학교 정보대학원에 입학한 이래 어느덧 졸업을 앞두고 있습니다. 디지털서비스 연구실에서의 2년은 제가 정신적, 직업적으로 더 단단해지고 성장하는 계기가 되었다고 생각합니다. 석사 과정 동안 도움을 주신 분들께 감사의 마음을 전하고자 합니다. 먼저 항상 많은 지도 편달을 아끼지 않으신 김희웅 교수님께 감사합니다. 또 2년간 함께 고생한 디지털서비스 연구실 멤버들에게도 고마움을 전합니다. 연구하며 어려운 점이 있을 때 조언을 아끼지 않은 우식 박사님, 가장 많은 시간을 함께하며 서로의 자극제가 되어준 준호, 성수, 성범, 밝은 모습으로 고된 연구실 생활을 함께한 재희, 지이, 수영, 성훈, 영준, 민정이 항상 행복하길 바랍니다. 마지막으로 늘 옆에서 응원하며 힘이 되어준 하나와 대학원 과정에 집중할 수 있도록 도와주신 부모님께 항상 감사드립니다. 여러분의 도움과 격려를 발판 삼아 저는 인생의 다음 단계를 향해 나아가고자 합니다. 2년간의 배움과 성취는 미래의 어려움을 극복할 수 있는 훌륭한 자산이 될 것입니다. 지금의 성취가 여러분의 도움에서 비롯되었다는 사실을 잊지 않고, 제 도움이 필요한 분들께 먼저 손길을 내밀 수 있는 사람이 되겠습니다. 2년간의 여정을 함께 한 모든 분께 다시 한번 감사의 말씀을 전하며 여러분의 앞날에 항상 좋은 일이 가득하길 기원합니다.

2024년 6월

이주현 올림

차 례

| | |
|--|-----|
| 표 차례 | iii |
| 그림 차례 | iv |
| 국문 요약 | v |
| 제1장 서론 | 1 |
| 1.1. 연구 배경 | 1 |
| 1.2. 연구 동기 | 2 |
| 1.3. 연구 목적 및 기대효과 | 3 |
| 제2장 개념적 배경 | 4 |
| 2.1. 라이브커머스의 정의 및 특징 | 4 |
| 2.2. 라이브커머스 관련 선행 연구 | 9 |
| 2.3. Elaboration Likelihood Model 기반 변수 정의 | 14 |
| 2.3.1 Elaboration Likelihood Model | 14 |
| 2.3.2 중심 경로 변수 | 16 |
| 2.3.3 주변 경로 변수 | 17 |
| 2.3.4 조절 변수 | 19 |
| 제3장 연구 방법론 | 20 |
| 3.1 데이터 수집 및 전처리 | 21 |
| 3.2 딥러닝 기반 변수 측정 | 23 |
| 3.2.1 중심 경로 변수 | 23 |
| 3.2.2 주변 경로 변수 | 25 |
| 3.2.3 기타 변수 | 27 |
| 3.3 계량 경제학 분석 | 31 |
| 제4장 분석 결과 | 31 |

| | |
|---------------------------|----|
| 4.1. 주효과 분석 결과 | 31 |
| 4.2. 추가 분석 결과 | 33 |
| 4.3. 강건성 분석 결과 | 36 |
| 제5장 토의 및 시사점 | 38 |
| 5.1. 결과 토의 | 38 |
| 5.2. 한계 및 향후 연구 | 41 |
| 5.3. 학술적 시사점 | 42 |
| 5.4. 실무적 시사점 | 43 |
| 제6장 결론 | 44 |
| 참고 문헌 | 45 |
| ABSTRACT | 56 |

표 차례

| | |
|--|----|
| <표 1> 라이브커머스, TV홈쇼핑, 이커머스 주요 특징 비교 | 7 |
| <표 2> 설문조사 기반 선행연구 | 10 |
| <표 3> 머신러닝 기반 선행연구 | 13 |
| <표 4> 변수 설명 | 29 |
| <표 5> 기술 통계량 | 30 |
| <표 6> 계량 경제학 분석 결과 | 33 |
| <표 7> 가격에 따른 조절 효과 분석 결과 | 34 |
| <표 8> 제품 유형에 따른 조절 효과 분석 결과 | 35 |
| <표 9> 강건성 검증 결과 | 37 |

그림 차례

| | |
|--|----|
| <그림 1> Tiktok Shop 실시간 방송화면 예시 | 5 |
| <그림 2> 라이브커머스 내 멀티모달 정보 예시 | 8 |
| <그림 3> 개념적 모델 | 15 |
| <그림 4> 연구 절차 | 20 |
| <그림 5> 분석 데이터셋 구성 | 22 |
| <그림 6> 구매인증 채팅 예시 | 27 |

국 문 요 약

라이브커머스 매출에 영향을 미치는 요인 분석: 네이버 쇼핑라이브의 사례를 중심으로

라이브커머스를 통한 판로 확장을 계획하는 판매자들이 증가함에 따라 라이브커머스 플랫폼의 매출 및 구매 전환율이 양극화되고 있다. 이에 따라 라이브커머스의 매출에 영향을 미치는 요인을 밝히고자 하는 연구들이 활발하게 진행되어 왔으나 아직까지 음성, 채팅 등 다양한 멀티모달 요인과 매출 간 관계는 밝혀지지 않았다. 이에 본 연구는 Elaboration Likelihood Model을 바탕으로 라이브커머스 매출에 영향을 미칠 수 있는 멀티모달 요인들을 발굴한다. 이후 딥러닝 기반의 방법론들을 활용하여 각 멀티모달 요인들을 측정 및 정량화한다. 마지막으로 계량경제 모형을 통해 측정된 멀티모달 요인과 실제 매출 간의 관계를 검증한다. 본 연구는 설득에 관한 대표적인 이론인 Elaboration Likelihood Model을 기반으로 라이브커머스에 존재하는 다양한 멀티모달 요인을 발굴함으로써 기존 연구 범위를 확장했다는 점에서 학술적 시사점을 갖는다. 또한, 각 멀티모달 요인이 실제 매출에 미치는 영향력을 실증적으로 검증하여 효과적인 라이브커머스 방송 운영 및 쇼호스트 교육을 위한 배경 자료를 제시했다는 실무적 시사점이 있다.

핵심되는 말: 라이브커머스, 멀티모달, Elaboration Likelihood Model, 딥러닝, 매출

제1장 서론

1.1 연구 배경

라이브커머스(Live Streaming Commerce) 시장은 풍부한 고객 경험을 바탕으로 빠르게 성장하고 있다. 2023년 국내 라이브커머스 시장 규모는 약 3조 원으로 추산되었으며, 이는 2022년 대비 45% 성장한 수치이다(라방바 데이터랩, 2023). 같은 기간 라이브 방송은 31만 회 실시되었고, 전체 방송 조회수는 37억 회를 기록했다. 해외 시장의 성장세 역시 매우 가파르다. 중국의 라이브커머스 시장 규모는 2023년 4.92조 위안, 달러로 약 6,880억 달러를 달성했으며 2026년까지 8.16조 위안, 1조 1,424억 달러까지 성장할 것으로 기대된다(Statista, 2024). 미국의 라이브커머스 매출 역시 2022년 200억 달러에서 2026년 680억 달러까지 증가할 것으로 추산되며(Statista, 2024), 2026년에는 전체 이커머스 매출의 10~20%가 라이브커머스를 통해 발생할 것으로 전망된다(Mckinsey, 2021).

이에 라이브커머스를 통한 제품 판매를 시도하는 판매자들이 증가하고 있다. 직접 소비자와 소통할 수 있는 라이브커머스의 특성에 매료된 전세계의 개인 및 소상공인들이 라이브커머스 방송에 뛰어들고 있다(Medium, 2017). 국내 주요 라이브커머스 플랫폼인 네이버쇼핑라이브와 그립을 통해 제품을 판매하는 회사는 매년 빠르게 성장하며 3,830곳을 달성했다(한국경제, 2022). 이는 TV홈쇼핑 3사(롯데, GS, 현대홈쇼핑)에 비해 10배 가까이 많은 수치에 해당한다. 중국의 라이브커머스 쇼호스트 역시 2018년 149만 명에서 2020년 1,234만 명으로 10배 이상 증가했으며(Statista, 2021), 대표적인 라이브커머스 플랫폼인 Tiktok Shop은 2023년 9월 미국 채널을 런칭한 지 4개월 만에 50만 명 이상의 판매자 수를 달성했다(Bloomberg, 2024).

이렇듯 판매자들이 늘어나고 경쟁이 심화됨에 따라, 라이브커머스의 매출 및 구매 전환율이 양극화되고 있다. 상당수의 라이브커머스 방송들은 단 한 건의 매출도 창출하지 못하고 있으며(CNA, 2023), 자체적인 팬을 보유한 몇몇 대형 인플루언서를 제외

한 대다수의 판매자들은 2~3% 미만의 구매 전환율을 기록하고 있다(Byline Network, 2021). 대표적인 예시로, Tiktok Shop 파트너이자 소셜 커머스 전문가인 Ethan Kramer는 9시간 방송 동안 약 280만 명의 시청자를 모았으나, 구매 전환율은 0.00046%에 불과했다(Hackernoon, 2024). 이커머스의 평균적인 구매 전환율이 2.27%이고 라이브커머스의 특성상 방송 장비 구매 등 추가적인 비용이 발생함을 고려할 때, 이는 결코 높다고 볼 수 없다(Growcode, 2021). 이에 본 연구는 라이브커머스 소비자들의 구매 행동에 대한 포괄적이고 심층적인 이해를 제공함으로써 상기 문제를 해결한다.

1.2 연구 동기

라이브커머스는 전통적인 대면 거래 및 이커머스와 상이한 방식으로 소비자와 소통하고 제품을 판매한다(Wongkitrungrueng & Assarut, 2020). 대표적으로, 라이브커머스는 기존 이커머스 대비 다양한 감각이나 유형의 정보를 활용하여 소비자와 소통함을 의미하는 멀티모달리티(Multimodality)를 갖는다(Wu et al. 2023). 소비자들은 실시간 영상, 음성, 채팅 등 다양한 유형의 정보를 전달받으며, 이는 소비자의 제품에 대한 이해를 높임으로써 소비자의 구매의사결정에 중요한 역할을 한다(Indrawati et al. 2023). 더 나아가, 라이브커머스는 전통적인 이커머스 및 TV홈쇼핑 대비 풍부한 사회적, 쾌락적 가치를 제공한다(Wongkitrungrueng et al. 2020). 자유로운 실시간 방송 환경에서 소비자는 판매자 및 타 소비자와 즉각적인 상호작용을 할 수 있다(Zhang et al. 2021; Gao et al. 2021). 소비자는 기존 이커머스와 TV홈쇼핑과 달리 풍부한 재미와 소속감을 얻을 수 있으며, 이는 차별화된 구매 경험과 충동적인 구매를 촉진한다(Ki et al. 2024). 이러한 차이를 고려할 때, 라이브커머스 맥락에서 고객들의 구매에 영향을 미치는 요인들은 전통적인 이커머스 채널과 다를 수 있다.

이에 라이브커머스 맥락에서 고객의 구매에 영향을 미치는 요인들을 밝히기 위해 다양한 연구들이 진행되었으나, 다음과 같은 한계점이 존재했다. 먼저, 방법론적인 한계로 라이브커머스의 멀티모달 요인과 매출 간 관계를 분석한 연구가 부족했다(Luo

et al. 2021; Xu et al. 2020). 대다수의 라이브커머스 관련 선행연구들은 빅데이터 처리의 어려움으로 라이브커머스의 특징인 멀티모달 요인들을 추출 및 분석하지 못했다(Wongsunopparat & Deng, 2021; Zhang et al. 2022). 이에 최근 딥러닝 기반의 텍스트 마이닝 및 이미지 분석을 활용하는 연구들이 진행되고 있으나 쇼호스트의 음성, 실시간 채팅 등 주요 멀티모달 요인에 대한 포괄적인 연구는 부재한 실정이다(Guo et al., 2021; Han et al. 2024). 라이브커머스에서 전달되는 다양한 유형의 정보들은 고객의 구매 의사결정에 중요한 역할을 하는 만큼(Indrawati et al. 2023), 라이브커머스 내 멀티모달 요인들에 대한 총체적인 연구가 필요하다.

라이브커머스 방송의 실제 주문 수 및 매출 정보를 활용한 실증적 검증이 부족했다는 점 역시 선행연구의 한계로 볼 수 있다. 라이브커머스 맥락의 기존 연구들은 주로 설문조사 방법론을 적용하여 구매 의도 등 간접적인 변수를 주로 활용했다(Chen et al. 2017; Xue et al. 2020). 구매 의도가 실제 매출과 일정 부분 연관성이 있는 것은 사실이나, 매출을 그대로 반영한다고 볼 수는 없다(Chandon et al. 2005; Morwitz et al. 2007). 그러나 실제 매출 및 판매 건수를 기반으로 라이브커머스의 구매 결정요인을 파악한 연구는 많지 않았다. 따라서 실제 매출 정보 기반의 경험적인 검증이 이루어진다면, 라이브커머스 내 구매과정을 심층적으로 이해하는데 도움이 될 수 있다.

1.3 연구 목적 및 기대효과

본 연구는 라이브커머스 내 다양한 멀티모달 요인을 발굴 및 측정하고, 실제 매출에 대한 영향력을 파악한다. 이를 위해 설득에 관한 대표적인 심리학 이론 중 하나인 Elaboration Likelihood Model을 기반으로 라이브커머스 매출에 영향을 미칠 수 있는 멀티모달 요인들을 발굴한다. 이후 KoCLIP, AttractiveNet 등 딥러닝 모델을 활용하여 이미지, 음성, 채팅 내 멀티모달 요인을 측정 및 정량화한다. 마지막으로 계량 경제학 분석을 통해 각 멀티모달 요인이 매출에 미치는 영향력을 검증한다.

본 연구는 다음과 같은 몇 가지 시사점을 갖는다. 첫째, 이론을 기반으로 라이브커머스 매출에 영향을 미치는 멀티모달 요인을 신규 발굴하여 기존 라이브커머스 관련

선행연구의 범위를 확장한다. 둘째, 발굴된 라이브커머스 내 멀티모달 요인들이 매출에 끼치는 영향력을 실증적으로 검증한다. 본 연구에서 검증된 매출에 영향을 미치는 멀티모달 요인들은 추후 효과적인 라이브커머스 방송 운영 및 쇼호스트 교육을 위한 배경 자료로 활용될 수 있다. 셋째, 다양한 멀티모달 요인들을 효과적으로 측정할 수 있는 딥러닝 기반의 접근을 제안한다. 본 연구에서 제시한 딥러닝 기반의 멀티모달 변수 측정 방법론들은 타 분야의 영상, 이미지, 음성 내 멀티모달 요인을 추출 및 활용하는데 기여할 수 있다.

제2장 개념적 배경

2.1 라이브커머스의 정의 및 특징

라이브커머스는 실시간 방송(Live broadcast)과 이커머스(E-commerce)가 결합된 새로운 판매 채널이다(Xue et al. 2020). 라이브 스트리밍을 통해 실시간 사회적 상호작용이 가능한 전자 상거래의 한 분야로 정의된다(Cai et al. 2018). 실시간 방송의 특성을 활용하여 쇼호스트들은 소비자들과 직접 소통하며 제품의 특성과 기능을 다양한 유형이 정보를 통해 설득력 있게 전달할 수 있다(Sun et al. 2019). 더 나아가 라이브커머스의 쇼호스트들은 제품을 설명하고 판매하는데 그치지 않는다. 소비자들은 쇼호스트가 제공하는 쾌락적 가치(즐거움)와 사회적 가치(소속감)를 통해 라이브커머스에 유입되게 된다(Wongkitrungrueng et al. 2020). 이는 소비자들의 판매자 및 제품에 대한 태도를 개선하고, 궁극적으로 구매 의도를 높이기도 한다. 아래의 그림 1은 대표적인 라이브커머스 채널인 Tiktok Shop의 실시간 방송화면 예시이다.

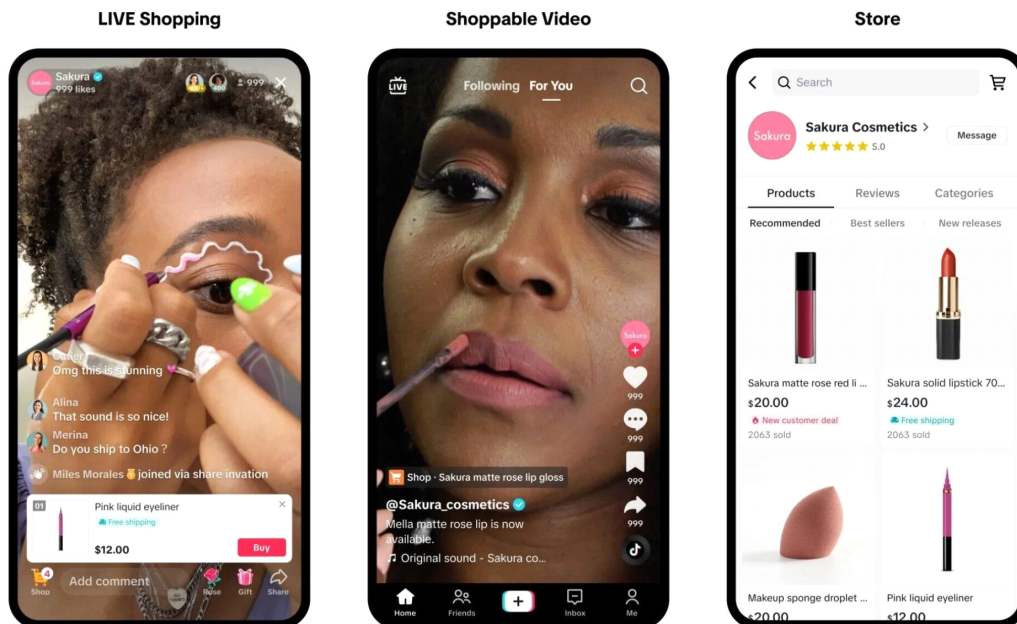


그림 1. Tiktok Shop 실시간 방송화면 예시

라이브커머스는 전통적인 이커머스 및 TV 홈쇼핑에 비해 다음과 같은 차별점을 갖는다. 첫째, 라이브커머스는 높은 멀티모달리티(Multimodality)를 갖는다(Xu et al. 2023). 이때 모달리티(Modality)는 신체가 사물을 경험하기 위해 사용하는 감각의 종류를 의미하며, 따라서 멀티모달리티는 다양한 유형과 감각을 통해 정보를 이해하는 것으로 볼 수 있다(Baltrušaitis et al. 2018; Parcalabescu et al. 2021). 라이브커머스는 영상, 쇼호스트의 음성, 실시간 채팅 등 다양한 감각의 정보를 통해 소비자와 소통한다(Wongkitrungrueng et al. 2020). 이는 실시간 채팅이 불가능한 TV홈쇼핑, 사진과 문자 기반의 일방적인 소통이 주를 이루는 전통적인 이커머스와 차이가 있다(Ki et al. 2024; Benedicktus et al. 2010).

둘째, 라이브커머스는 타 판매채널에 비해 즉각적이고 동시에 상호작용이 이루어지며, 판매자 외에 타 시청자들과 소통하는 것 역시 가능하다(Zhang et al. 2021; Gao et al. 2021). 전통적인 이커머스가 실시간 상호작용이 거의 불가능하며(Benedicktus et al. 2010), TV홈쇼핑 역시 전화를 제외한 즉각적인 상호작용이 제한

되고 타 소비자와의 소통이 불가능하다는 점(Fritchie & Johnson, 2003)에서 소통방식이 상이하다.

셋째, 라이브커머스는 전통적인 이커머스 및 TV홈쇼핑에 비해 풍부한 쾌락적, 사회적 가치를 제공한다(Ki et al. 2024). Xu et al. (2020)은 쇼호스트의 매력도와 준사회적 상호작용이 소비자의 인지적, 감정적 상태에 영향을 미침으로써 쾌락적이고 충동적인 소비(Hedonic and impulsive consumption) 및 사회적 공유(Social Sharing)를 유발한다고 주장했다. 이렇듯 라이브커머스가 제공하는 쾌락적, 사회적 가치는 소비자의 제품에 대한 신뢰도 및 지속적인 구매 의도에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다(Wongkitrungrueng & Assarut, 2020; Wu & Huang, 2023). 아래의 표 1은 라이브커머스와 TV홈쇼핑, 전통적인 이커머스의 주요 특징을 비교한 표이다.

표 1. 라이브커머스, TV홈쇼핑, 이커머스 주요 특징 비교

| Characteristics | Live Commerce | TV Home Shopping | E-Commerce |
|---------------------------|--|---|--|
| Definition | Subset of e-commerce, which integrates real-time social interactions via live streaming to facilitate shopping (Cai et al. 2018) | A direct selling channel where sellers introduce their products on TV programs (Fu et al. 2016; Lin, 2011) | Purchases and sales of goods and services made over the Internet. (Semerádová & Weinlich, 2022) |
| Modality | Video, Streamer Audio, Live-Chat | Video, Host Audio | Product Image, textual information |
| Communication | An instantaneous and synchronous communication whereby consumers may interact directly with the streamer and co-viewers (Gao et al. 2021; Zhang et al. 2021) | An asynchronous communication channel in that consumers cannot interact directly with the host(s) of a TVHS program and other audience members (Fritchie & Johnson, 2003) | Text-to-text written communication. Limited verbal/nonverbal communication (Benedicktus et al. 2010) |
| Value Proposition | Utilitarian, Hedonic, Social value (Wongkitrungrueng et al. 2020) | Utilitarian value | Utilitarian value |
| Product Evaluation | Easiest product evaluation through video and personalized communication (Wongkitrungrueng et al. 2020) | Product evaluation is possible, but limited due to asynchronous interaction and less modality (Ki et al. 2024) | Product evaluation is difficult. Photo can be edited (Wongkitrungrueng et al. 2020) |

2.2 라이브커머스 관련 선행연구

라이브커머스의 구매 결정요인을 파악하는 선행연구는 설문조사 기반 연구와 머신러닝/딥러닝 기반 변수 추출을 활용하는 연구로 구분할 수 있다. 먼저 설문조사 기반 선행연구는 쇼호스트의 특성, 가격, 프로모션 등 라이브커머스 내에서 소비자에게 전달되는 다양한 정보들이 구매 의도에 미치는 영향력을 검증했다. 대표적으로 Wongsunopparat & Deng (2021)은 라이브커머스 쇼호스트의 대중적인 이미지, 소비자와의 상호작용, 제품 개인화, 가격, 프로모션, 플랫폼 충성도가 구매 결정에 미치는 영향력을 구조 방정식 모델(SEM)을 활용하여 검증했다. 그 결과 제품 개인화와 플랫폼 충성도는 구매 결정에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났으나 타 변수들의 유의성은 검증되지 않았다.

Xue et al. (2020)은 라이브커머스 내에서 발생하는 실시간 상호작용에 주목했다. 실시간 상호작용을 개인화(Personalization), 반응성(Responsiveness), 오락성(Entertainment), 상호성(Mutuality), 지각된 제어(Perceived Control)의 5개 차원으로 제시했다. 이후 각 유형 별 상호작용이 소비자의 지각된 유용성, 지각된 위험 등에 미치는 영향력을 파악했다. 이 외에도 Chen et al. (2017)은 소비 경험의 전달 및 제품 연출과 구매 의도 간 관계를 탐색했으며, Lu & Chen (2021)은 신호 이론을 기반으로 쇼호스트의 물리적 특성이 구매 의도에 미치는 영향력을 분석했다. 설문조사 기반의 선행연구들은 심리학 및 소비자 행동의 이론을 바탕으로 매출에 영향을 미칠 수 있는 변수들을 추출 및 검증했다는 점에서 라이브커머스에 대한 이해에 기여했다는 시사점이 있다. 아래의 표 2는 설문조사를 기반으로 수행된 라이브커머스에 대한 선행연구를 요약한 표이다.

표 2. 설문조사 기반 선행연구

| Category | Target Variables | Author | Key Variables | Major Finding | Theoretical Background |
|----------|-----------------------------|-----------------------------|--|--|-------------------------------------|
| Survey | Purchase Intention | Wongsunopparat & Deng. 2021 | Public image of streamer, interaction, product individualization, price, promotion, platform loyalty | Product individualization, platform loyalty significant impact purchase decisions | Interactive ritual chain theory |
| | | Lu & Chen. 2021 | Broadcaster's physical characteristics | Broadcaster's physical characteristics help increase purchase intention. | Signaling theory |
| | | Chen et al. 2017 | Value compatibility, consumption experience transmission and product presentation | Variables positively affect consumer's purchase intention | Human-computer interaction |
| | Cognitive & Emotional State | Xu et al. 2020 | Streamer attractiveness, Information quality, Para-social interactions, | Three stimuli have direct effects on cognitive and emotional states | Stimuli-Organism-Response Framework |
| | Perceived Risk & Usefulness | Xue et al. 2020 | Live interactions (personalization, mutuality, entertainment, responsiveness, perceived control) | Live interactions positively affect perceived usefulness, and negatively impact perceived risk | |
| | Impulse Buying Behavior | Zhang et al. 2022 | Anchor characteristics, Online comment, Logistic service, Promotion information | Extrinsic stimulus variables have positive effects on impulse buying behavior | |

소비자 설문을 통해 진행된 선행연구들은 라이브커머스가 전통적인 이커머스 및 TV홈쇼핑 대비 갖는 차별화된 구매 행동들을 이해하는데 많은 기여를 했으나 여전히 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 해당 연구들은 라이브커머스만의 특징인 다양한 멀티모달 요인들과 매출의 관계를 충분히 검증하지 못했다. 라이브커머스의 소비자들은 실시간 영상, 음성, 채팅 등 다양한 유형의 정보를 전달받으며, 이는 제품에 대한 이해를 돕고, 소비자의 구매를 유도한다(Xu et al. 2023). 그러나 설문조사 기반의 라이브커머스 연구들은 방법론적 한계로 라이브커머스의 멀티모달리티를 분석하는데 제한적이었다. 둘째, 구매 의도와 고객의 관여도 등 간접적인 변수(Proxy)를 활용했기에 실제 매출에 대한 경험적, 실증적 검증이 부재했다. 구매 의도와 고객의 관여도는 실제 매출 및 구매 전환과 일정 부분 연관성이 있는 것은 사실이나, 매출을 그대로 반영한다고 볼 수는 없다(Chandon et al. 2005; Morwitz et al. 2007). 따라서 라이브커머스 내 요인들과 주문량, 매출 등 실질적인 판매량 사이의 관계가 추가적으로 검증될 필요가 있다. 마지막으로, 수집된 데이터 크기의 부족으로 일반화 가능성이 부족했다. 설문조사 기반의 연구들은 주로 300건 내외의 표본을 통해 데이터를 수집 및 분석했기에 라이브커머스 소비자의 일반적인 구매 행동을 파악하기에 한계가 있었다(Xu et al. 2020; Xue et al. 2020).

이에 최근 들어 머신러닝 및 딥러닝을 기반으로 라이브커머스 내 멀티모달 요인들을 측정 및 분석하는 연구들이 등장하고 있다. 해당 연구들은 다양한 시청각적 요인들을 정량화하고 실제 매출에 대한 영향력을 파악할 수 있다는 장점이 있다(Guo et al. 2021). 먼저, 쇼호스트의 발화 주제와 내용을 머신러닝 기반으로 측정하고 매출에 대한 영향력을 도출한 연구들이 있었다. 대표적으로 Luo et al. (2021)은 쇼호스트가 주로 활용하는 설득 방법들과 매출의 관계를 파악했다. Hovland's Persuasion Theory와 LDA Topic Modeling을 기반으로 논리 기반, 감정 기반, 보상 기반 설득 등 5가지로 분류 및 측정한 뒤, 계량 경제학 모델링을 통해 각 설득 방법이 실제 매출에 미치는 영향을 측정했다. 그 결과 성격에 호소하는 설득 방법이 5가지 설득 방법 중 매출에 가장 긍정적인 영향을 미쳤다. 반대로 논리 기반의 설득은 매출에 부정적인 것으로 나타났다. 이와 유사하게, Wang et al. (2022)는 Narrative Transportation Theory

를 기반으로 쇼호스트의 스토리텔링 역량이 매출에 미치는 영향력을 검증했다. 이때 머신러닝 기반의 자연어처리 방법론인 LIWC를 활용하여 쇼호스트의 스토리텔링 전략을 분류 및 정량화했다.

라이브커머스 중 전달되는 시각적 신호를 머신러닝 기반으로 측정하고 매출에 대한 영향력을 파악한 연구들도 존재했다. 먼저, Wang et al. (2023)은 Emotional Design Model을 기반으로 배경의 색감 등 디자인 요소가 매출에 미치는 영향력을 측정했다. 또한 Han et al. (2024)는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)을 기반으로 시각적 복잡도 및 일관성이 매출에 미치는 영향력을 파악했다. 마지막으로 Guo et al. (2021)은 화면에 비치는 쇼호스트 얼굴의 크기, 제품의 크기, 제품의 개수 등 시각적 변수와 쇼호스트의 판매전략 등 발화 내용을 머신러닝/딥러닝 방법론을 활용하여 측정 후 매출과의 관계를 분석했다. 표 3에서 머신러닝을 기반으로 수행된 선행연구들의 주요 내용을 확인할 수 있다.

상기 연구들은 설문조사 기반 연구의 한계를 극복하기 위해 컴퓨터 비전 및 자연어처리 방법론을 적용했다. 해당 연구들은 라이브커머스 내 시각적, 청각적 정보들을 체계적으로 측정한 뒤 매출과의 관계를 파악했다는 점에서 의의가 있다. 그러나 발화자의 음성적 특징, 타 소비자들의 의견 등이 설득에 중요한 역할을 함(Van Herpen et al. 2009; Wang et al. 2021)에도, 실시간 채팅 등 라이브커머스 내 멀티모달 요인들을 포괄적으로 분석하지 못했다는 한계가 존재한다.

표 3. 머신러닝 기반 선행연구

| Category | Target Variables | Author | Visual Features | Auditorial Features | | Textual Features | Major Finding | Theoretical Background |
|------------------|------------------|------------------|-----------------|---------------------|--------|------------------|---|---------------------------------|
| | | | | Vocal | Verbal | | | |
| Machine Learning | Sales Volume | Our Study | O | O | O | O | Verify the relationship between sales performance and 4 different multimodal features (e.g., Real-time chats) which have never been analyzed. | Elaboration Likelihood Model |
| | | Luo et al. 2021 | - | - | O | - | Persuasive style of appealing to personality has the greatest positive impact on the sales volume | Hovland'spersuasion model |
| | | Wang et al. 2022 | - | - | O | - | Storytelling performance of live streaming commerce streamer impact sales performance. | Narrative Transportation theory |
| | | Liao et al. 2023 | - | - | O | - | Cognitive and social competencies of live streamers have a positive effect on the sales performance. | - |
| | | Wang et al. 2023 | O | - | - | - | Visceral & Behavioral design elements can influence fashion sales in live streaming commerce. | Emotional design model |
| | | Guo et al. 2021 | O | - | O | - | Visual merchandise & Selling Orientations positively influence sales performance. | - |
| | | Han et al. 2024 | O | - | - | - | Visual complexity and coherence negatively effect sales performance | Environmental preference theory |

2.3 Elaboration Likelihood Model 기반 변수 정의

2.3.1 Elaboration Likelihood Model

본 연구는 라이브커머스에서 제공되는 멀티모달 요인들 중 매출에 영향을 미칠 수 있는 변수를 발굴 및 측정한다. 영상, 음성, 채팅 등 다양한 멀티모달 정보가 매출에 끼치는 영향력은 Elaboration Likelihood Model을 통해 설명될 수 있다(Petty et al. 1983; Petty & Cacioppo, 1986). Elaboration Likelihood Model(ELM)은 설득의 과정을 설명하는 사회심리학 문헌의 대표적인 이론 중 하나이다. ELM은 설득을 두 가지 경로를 통해 설명한다. Petty & Cacioppo (1986)이 제안한 ELM에 따르면, 개인의 정보 처리 과정은 동기와 논리적 역량에 따라 중심 경로와 주변 경로로 구분된다. 중심 경로는 개인이 정보를 검토하고자 하는 충분한 동기와 능력이 있을 때 주로 활용되며, 해당 경우 정보의 내용과 논리적 설득력이 설득에 중요한 역할을 한다(Petty et al. 1997). 반대로 주변 경로는 개인이 정보 처리에 대한 동기와 관련 지식이 부족할 때 주로 활용된다. 해당 경우 타인의 의견, 정보원의 매력도 등 주변의 환경이나 맥락과 관련된 정보의 영향력이 커지게 된다.

ELM은 이미지, 음성, 문자 등 멀티모달 정보의 처리 과정을 효과적으로 설명할 수 있어 다양한 분야의 선행연구에 활용되어 왔다(Montrey, 2005; Shin et al. 2020). 먼저 이미지 정보는 두 가지 경로를 모두 활용하여 처리될 수 있다. 비교적 간단한 주변 변수들은 주의를 환기하고 관심을 끄는데 활용될 수 있으며(MacInnis & Price, 1987; Unnava & Burnkrant, 1991), 전달하는 정보와 연관된 이미지는 소비자가 정보의 내용을 자세히 해석하는데 도움이 될 수 있다(Miniard et al. 1991; Pieters et al. 2010). 발화자의 음성적 특징 역시 소비자의 관여가 적은 상황에서 설득을 유도하는 주변 변수로 효과적으로 활용

될 수 있다(Petty, 2018). 이 외에도 문자 형태의 정보를 중심 변수와 주변 변수로 분류하여 설득의 과정을 설명하는 선행연구들이 존재했다(Li et al. 2017; Yang et al. 2021). 이렇듯, ELM은 다양한 유형의 정보가 설득에 미치는 영향을 파악하기에 효과적인 이론적 배경이다. 이에 본 연구는 ELM을 기반으로 라이브커머스의 매출에 영향을 미치는 멀티모달 요인을 추출 및 검증하고자 한다. 아래의 그림 3은 ELM을 기반으로 정립된 본 연구의 개념적 모델이다.

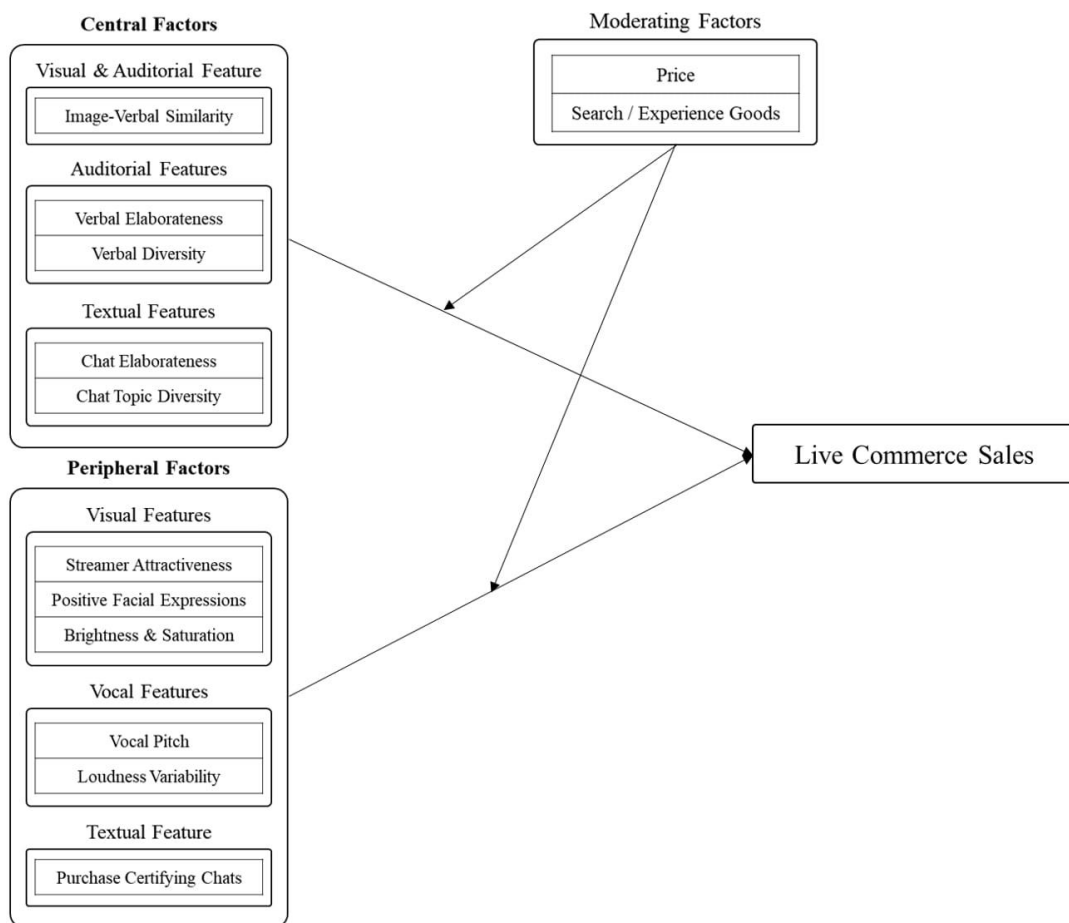


그림 3. 개념적 모델

2.3.2 중심 경로 변수

라이브커머스에서 전달되는 멀티모달 정보들은 중심 경로를 통한 소비자설득에 중요한 역할을 할 수 있다. 대표적으로 이미지와 쇼호스트의 발화 간 일관성은 소비자의 정보 처리에 영향을 줄 수 있다. ELM 프레임워크에 따르면, 반복적으로 노출되는 메시지는 소비자의 관여를 높임으로써 중심 경로를 통해 처리될 확률이 높다(Cacioppo & Petty, 1979). 이는 메시지의 세부적인 내용에 대한 이해를 지원함으로써 정보에 대한 긍정적인 인상을 남긴다. 이는 서로 다른 모달리티를 가진 정보 간에도 적용될 수 있으며, 선행연구에 따르면 이미지와 음성적 정보 간 일관성이 높은 광고는 소비자의 긍정적인 평가를 받는 것으로 밝혀졌다(Miniard et al. 1991; Phillips, 2000).

또한, 제공되는 정보의 상세함은 중심 경로를 통한 소비자의 구매 결정에 중요한 역할을 할 수 있다(Li et al. 2017). 선행연구에 따르면 제공되는 정보의 양, 즉 정보의 상세함은 제품의 속성에 대한 자세한 설명을 포함하고 있을 확률이 높다(Racherla & Friske, 2012). 이렇듯 풍부한 정보의 양은 소비자의 불확실성을 줄이고, 구매 결정에 대한 확신을 갖도록 한다(Mudambi & Schuff, 2010). 이에 본 연구는 음성을 통해 전달되는 쇼호스트 발화의 양과 문자 형태로 제공되는 실시간 채팅의 양을 소비자의 구매에 긍정적인 영향을 미칠 수 있는 중심 변수로 제안한다.

마지막으로, 제공되는 정보의 다양성 역시 중심 경로를 통해 설득에 영향을 미칠 수 있다. 제공되는 정보의 다양성은 소비자가 제품에 대한 여러 관점과 의견에 노출됨을 의미한다(De Choudhury et al. 2011). 선행연구에 따르면, 여러 종류의 정보는 소비자의 불확실성을 줄임으로써 소비자의 의사결정을 지원한다(Shulman et al. 2015). 따라서 본 연구는 쇼호스트의 발화 및 실시간 채팅 내 주제의 다양성을 라이브커머스 내 소비자의 구매와 긍정적인 연관성이

있을 수 있다.

2.3.3 주변 경로 변수

이미지, 음성, 문자 등을 통해 제공되는 멀티모달 정보들은 주변 경로를 통한 소비자의 구매 의사결정에 기여할 수 있다. 먼저, 발화자의 음성적 특징은 저관여 상황에서 설득에 영향을 미치는 주요한 주변 변수에 해당한다(Montrey, 2005). 일반적으로 청자가 메시지에 대한 관심이 크지 않을 때, 목소리의 특징은 소비자의 주의를 환기하는 역할을 수행한다(Gardner et al. 1985). 이렇듯 소비자의 설득에 영향을 미치는 음성적 특징으로는 음높이와 음량 변동성을 들 수 있다(Fu et al. 2024; Wang et al. 2021).

음높이는 발화자 목소리의 기본 주파수를 의미한다(Hwang et al. 2021). 선행연구에 따르면, 일반적으로 목소리의 음높이가 낮을수록 설득에 정의 영향을 미치는 것으로 나타났다(Apple et al. 1979). 이후 Wang et al. (2021)은 저음의 목소리는 발화자의 지각된 유능감에 영향을 미침으로써 비대면 상황에서도 설득에 긍정적인 역할을 한다고 밝혔다. 그러나 반대로 고음의 목소리가 개인의 감정적 흥분을 유발하여 청자의 설득을 유도한다는 연구 또한 존재했다(Fu et al. 2024).

음량 변동성은 감정적 풍부함을 나타낼 수 있다(Rodero & Lucas, 2023). 음량의 변동성은 목소리 크기의 위아래 움직임을 의미하며, 청자의 집중을 유지하는 역할을 한다. 음량 변동성이 큰 음성들은 중요한 단어나 문장을 강조함으로써 청자가 콘텐츠에 흥미를 느끼고, 좀 더 관심을 가질 수 있도록 지원한다(Fu et al. 2024).

방송 중 전달되는 다양한 시각적 정보들은 주변 경로를 통한 소비자의 구매를 촉진한다(MacInnis & Price, 1987; Unnava & Burnkrant, 1991). 미적, 성

적 자극은 소비자의 관심을 불러일으키고 설득을 유도할 수 있는 대표적인 시각적 주변 변수 중 하나이다(Severn et al. 1990). 선행연구에 따르면 매력적인 외모를 소유한 발화자는 일관되게 더 많은 호감을 받았으며, 그들이 연관된 제품에 대한 긍정적인 평가에 영향을 미쳤다(Joseph, 1982). 또한, Till & Busler (2000)은 물리적 매력이 브랜드 태도 및 구매 의도에 영향을 미친다고 주장했다.

긍정적인 감정표현은 소비자의 감정적인 고양을 유발함으로써 구매를 촉진할 수 있다. 실시간 상호작용이 가능한 라이브 스트리밍 환경에서는 감정적인 전염(Emotional Contagion)이 활발하게 일어날 수 있다(Meng et al. 2021). 실제로 쇼호스트의 긍정적인 단어 사용은 라이브커머스 소비자의 구매 행동에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이에 본 연구는 긍정적인 단어 표현에서 더 나아가 쇼호스트의 긍정적인 표정을 매출에 영향을 미칠 수 있는 변수로 제안한다.

이미지의 색감은 개인의 감정적 고양 및 진정에 유의미한 영향을 미친다(Wilms & Oberfeld, 2018). 이에 ELM의 주변 경로 변수로 활용되어 왔다(Koh & Cui, 2022; Song et al. 2021). 이미지의 색감을 나타내는 척도로는 명도와 채도가 존재하는데, 이 중 명도는 지각된 빛의 강도를 의미하며 소비자의 제품에 대한 인지적, 감정적 평가에 영향을 미치는 것으로 나타났다(Cai & Chi, 2020; Wyszecki & Stiles, 2000). 채도는 무채색 자극의 정도를 의미하며, 색채 심리학 문헌에 따르면 높은 채도는 감정적 고양과 소비자 클릭률에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다(Song et al. 2021; Valdez & Mehrabian, 1994).

다양한 라이브커머스 플랫폼들은 구매인증 시 쿠폰이나 사은품 등을 지급하는 이벤트를 진행한다(Fastercapital, 2024). 이는 다수의 일관된 의견이나 행동이 제품을 긍정적으로 보이게 하는 밴드웨건 효과(Bandwagon Effect)를 불러

일으키기 위함이다(Van Herpen et al. 2009). 이러한 밴드웨컨 효과는 ELM 기반의 선행연구에서 주변 경로 변수로 활용되어 왔다(Fu & Sim, 2011). 이에 본 연구는 라이브커머스 방송 중 채팅으로 업로드되는 타 소비자의 구매인증을 매출에 영향을 미칠 수 있는 주변 경로 변수로 제안한다.

2.3.4 조절 변수

ELM에 따르면, 정보 처리 과정은 개인의 동기와 역량에 의해 중심 경로와 주변 경로로 구분된다(Petty et al. 1983). 이때 판매하는 제품의 특징은 정보 처리에 대한 소비자의 동기 수준을 결정할 수 있는 요인 중 하나이다(Li et al. 2017). 대표적으로 가격은 정보 처리에 대한 소비자의 동기를 높이는 대표적인 요인 중 하나이다(Petty & Cacioppo, 1986). 제품의 가격이 비쌀 경우 소비자는 제품에 대한 충분한 정보 및 객관적 사실을 기반으로 구매를 결정한다. 이와 반대로 제품이 저렴하다면 메시지의 전달자 또는 환경적 요인들을 바탕으로 의사결정이 이루어진다. 따라서 제품 가격에 따라 주로 사용되는 경로가 다를 것으로 생각할 수 있다.

제품의 유형은 제품에 대한 정확한 평가가 가능한 시점을 기준으로 탐색재와 경험재로 분류할 수 있다(Nelson, 1970). 탐색재(Search good)는 구매 전에 품질에 대한 평가가 가능한 제품을 의미하며, 경험재(Experience good)는 구매한 후에 정확한 평가가 가능한 제품을 의미한다. Dillard & Shen (2013)에 따르면, 경험재는 제품에 대한 정확한 가치 판단이 어렵기에 소비자들은 주어진 정보에 더 집중하게 된다. 이에 탐색재/경험재 여부에 따라 사용되는 정보 처리 경로가 다를 것으로 예상할 수 있다.

제3장 연구 방법론

본 연구에서는 라이브커머스 내에 존재하는 다양한 멀티모달 요인들이 실제 매출에 미치는 영향을 파악하기 위해 혼합적 연구 방법론을 활용한다. 먼저, 국내 최대의 라이브커머스 채널 중 하나인 네이버쇼핑라이브의 라이브커머스 방송 및 매출 데이터를 수집한다. 이후 머신러닝 및 딥러닝 방법론을 활용하여 라이브커머스 중 전달되는 다양한 유형의 정보를 측정한다. 마지막으로 정량화된 멀티모달 변수들과 매출의 관계를 파악하기 위해 계량 경제학 분석을 수행한다. 상기 연구 절차는 아래의 그림 4에서 확인할 수 있다. 본 장에서는 ELM을 기반으로 정의한 멀티모달 변수들을 측정하고 매출에 대한 영향력을 검증하는 과정에 대하여 자세히 다룬다.

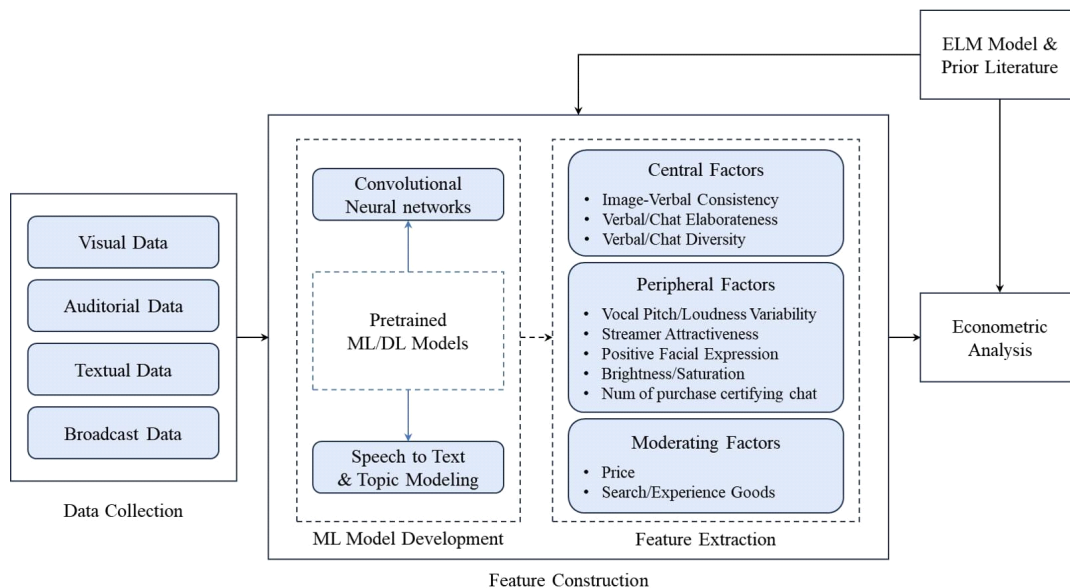


그림 4. 연구 절차

3.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 한국의 라이브커머스 플랫폼인 네이버쇼핑라이브의 방송 영상 및 매출 데이터를 활용한다. 네이버쇼핑라이브는 한국 라이브커머스 거래액의 62%를 차지하고 있는 국내 최대 라이브커머스 플랫폼이다(한국경제, 2022). 패션의류, 잡화, 전자제품, 식품, 서적 등 다양한 종류의 제품들이 라이브커머스 방송을 통해 판매되며 타 소비자들의 실시간 채팅과 제품 가격을 확인할 수 있다. 또한 영상 시청 중 제품을 터치하면 네이버 스마트스토어로 연결되어 시청 중 즉시 제품을 구매할 수 있는 사용자 인터페이스를 갖추고 있다.

연구에 활용되는 데이터는 2023년 1월 1일부터 2023년 8월 31일 기간 중 진행된 라이브커머스 방송 및 매출 데이터이다. Covid-19 팬데믹으로 인한 불규칙한 소비패턴을 통제하기 위해 2023년 이후 시점의 데이터를 활용하였다. 먼저 영상 데이터는 파이썬의 Selenium 라이브러리를 활용하여 네이버쇼핑라이브에서 크롤링하였다. 이때 영상의 길이에 따른 판매량의 차이를 통제하기 위해 총 469개의 업체에서 진행했던 45분부터 75분 이내의 라이브커머스 방송 영상 및 채팅 내역 600건을 수집하였다. 제품 정보 및 라이브커머스 방송 별 판매량 데이터는 라방바 데이터랩을 통해 확보하였다. 라방바 데이터랩은 라이브커머스 데이터를 실시간으로 수집하는 라이브커머스 데이터 플랫폼이다(라방바 데이터랩, 2024). 이 외에도 쇼호스트 및 제품 판매업체의 인기, 인지도 등의 영향력을 통제하기 위해 각 업체 스마트스토어의 알림설정 수를 웹 크롤링 기반으로 수집하였다. 각 라이브커머스 데이터는 개인 및 소상공인 대표자 방송 비율이 90%에 가까운 라이브커머스 채널의 특성(한국경제, 2022) 반영을 위하여 1명의 쇼호스트가 진행한 방송에서만 수집되었다.

본 연구는 라이브커머스의 시청 및 구매 특성을 반영하기 위해 수집된 1시간 내외의 라이브커머스 방송을 5분 단위의 세부 세션으로 분리한다. 선행 문헌에 따르면 라이브커머스의 평균 시청 및 구매 결정 시간은 5분 내외인 것으로 나타났다(Yang et al. 2016; 아이보스, 2022). 실제로 중국 라이브커머스 고객의 44.1%는 시청 도중 고민하는 시간 없이 즉시 구매하는 경우가 가장 많다고 밝혔다(China Consumers

Association, 2020). 따라서 1시간 분량의 영상에서 그대로 멀티모달 변수들을 집계하여 측정할 시 방송 시점에 따른 각 변수의 변동과 매출에 미치는 영향력을 효과적으로 측정할 수 없다(Fu et al. 2024). 더 나아가 방송 초반부에 발생한 매출이 이후 시점의 변수에 의해 설명되는 역전된 인과관계(Reverse Causality)의 문제를 통제할 수 없다. 따라서 본 연구는 600건의 라이브커머스 영상을 5분 단위의 세션 7,112건으로 분리하고 각 세션의 멀티모달 변수들이 세션 종료 시점부터 5분 동안의 주문량에 미치는 영향력을 측정한다. 본 연구의 분석 데이터 구성은 아래의 그림 5와 같다.

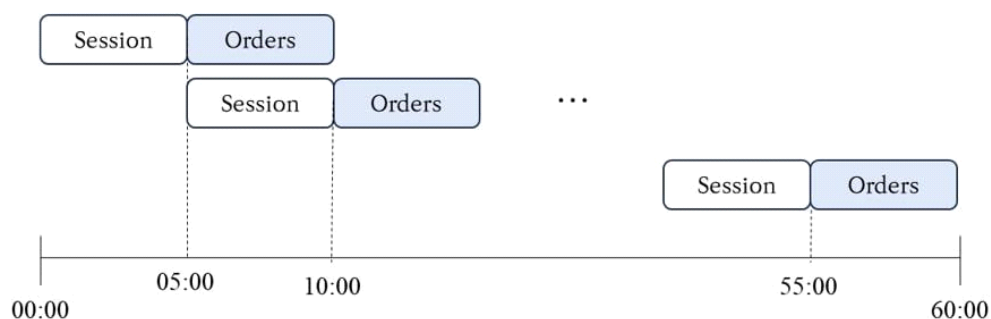


그림 5. 분석 데이터셋 구성

다음으로, 수집된 라이브커머스 영상에서 멀티모달 변수들을 추출하기 위해 데이터 전처리를 수행한다. 먼저 각 라이브커머스 영상에서 이미지 및 음성을 추출한다. 이미지 및 음성 추출에는 파이썬의 Moviepy 라이브러리를 활용한다. Moviepy는 영상 클립 자르기, 이미지 캡처, 음성 추출 등 기능을 제공한다. 이에 Moviepy 라이브러리를 활용하여 각 라이브커머스 방송 영상을 5분 단위 세션으로 분리하였다. 이후 각 5분 단위 세션 화면을 1초 프레임 단위로 캡처하여, 추후 변수 정량화를 위한 이미지 처리 딥러닝 모델의 입력값으로 활용했다.

마찬가지로 5분 단위 세션 영상에서 음성 데이터를 추출한다. 이때 음성 데이터는 다시 쇼호스트의 발화 내용을 의미하는 언어적 데이터(Verbal Data)와 쇼호스트 목소리의 음성적 특징을 의미하는 음성학적 데이터(Vocal Data)로 분리된다. 먼저, 언어적

데이터 추출에는 OpenAI에서 개발한 Speech-To-Text 모델인 Whisper를 활용한다. Whisper는 680,000시간의 음성 데이터를 기반으로 개발된 다국적 언어모델로, 음성 인식 분야에서 인간보다 뛰어난 성능을 보인다(Radford et al. 2023). 이에 Whisper를 활용하여 각 5분 단위 세션의 쇼호스트 발화 내용을 문자 형태로 전처리한다. 마지막으로 음성학적 데이터 추출은 음성 신호 처리를 위한 파이썬 라이브러리인 Librosa를 활용한다. 쇼호스트의 목소리에서 음성 신호를 필터링한 뒤 추후 변수 측정을 위한 입력값으로 활용한다.

3.2 딥러닝 기반 변수 측정

3.2.1 중심 경로 변수

본 연구에서는 이미지-언어 유사성(Image-Verbal Similarity), 언어적 상세함(Verbal Elaborateness), 채팅 상세함(Chat Elaborateness), 언어적 다양성(Verbal Diversity), 채팅 다양성(Chat Diversity)를 중심 경로 변수로 제안한다. 해당 변수들은 라이브커머스 영상에서 제공되는 정보의 품질을 의미하며, 데이터 수집 및 전처리 단계에서 도출한 5분 단위 세션 영상들을 기준으로 측정한다.

이미지-언어 일관성은 동시간대 라이브커머스 방송 화면과 쇼호스트 발화 내용 간의 일관성을 의미한다. 일관성 있는 시각 및 청각적 정보를 제공하는 것은 소비자의 제품에 대한 이해 및 관여를 높이는 중요한 요소 중 하나이다(Shin et al. 2020). 따라서 연출되는 방송 화면과 쇼호스트의 발화가 일관성을 갖는 것은 매출 증대에 중요한 역할을 할 수 있다. 그러나 이미지와 발화 내용 간의 관계를 정량적으로 측정하는 것은 그간 쉽지 않았다(Shin et al. 2020).

이에 본 연구는 이미지-언어 일관성을 측정하기 위해 새로운 딥러닝 기반 방법론인 CLIP을 제안한다. CLIP은 대조 학습(Contrastive Learning)을 통해 이미지와 문자 간 관계성을 학습한 모델이다(Radford et al. 2021). 해당 모델의 학습에 활용된 데이터는 인터넷상에 있는 약 4억 개의 이미지와 문자 쌍이다. CLIP은 이미지와 문자 쌍을 각

각 독립된 인코더에 입력하여 임베딩 벡터를 도출한다. 이후 도출된 임베딩 벡터가 같은 의미를 갖는 경우 유사도가 높게, 다른 의미를 갖는 경우 유사도가 낮게 출력하도록 하는 자기지도학습을 통해 인간보다 높은 이미지 라벨링 성능을 달성하였다. 이에 이미지-언어 일관성 변수 측정을 위한 딥러닝 모델로 CLIP 계열의 모델을 선정하였으며, 이 중 한국어 데이터로 파인튜닝 되어 한국어 기반 이미지 라벨링에서 우수한 성능을 보이는 KoCLIP을 최종 모델로 활용하였다(Jaketae, 2021). 각 5분 세션에서 도출된 이미지들과 쇼호스트 발화 내용을 KoCLIP의 이미지 및 문자 인코더를 활용하여 벡터로 변환한 뒤 두 벡터 간 유사도를 계산하여 최종적인 이미지-언어 일관성 변수로 활용하였다.

언어적 상세함 및 채팅 상세함 변수는 각 5분 세션 중 쇼호스트의 발화량과 업로드된 채팅의 양을 통해 측정한다. Racherla & Friske (2012)에 따르면 제공되는 정보의 양, 즉 정보의 상세함은 제품의 속성에 대한 자세한 설명을 포함할 확률이 높음을 의미한다. 이에 본 연구는 언어적 상세함을 5분간 쇼호스트가 발화한 음절의 개수, 채팅 상세함은 5분간 업로드된 채팅의 개수로 정의한다.

언어적 다양성과 채팅 다양성 변수는 LDA 토픽 모델링을 활용하여 측정한다. Shin et al. (2020)에 따르면, 문서 내 정보의 다양성을 정량화하는 효과적인 방법은 정보 내 주제의 개수를 확인하는 것이다. 이에 다양한 정보시스템 문헌에서는 LDA 토픽 모델링을 기반으로 문서 내 주제의 개수를 측정해왔다. LDA 토픽 모델링은 확률 기반의 모델링을 통해 문서 내에 어떤 토픽이, 어느 정도의 비율로 구성되어 있는지 분석하는 대표적인 머신러닝 알고리즘 중 하나이다(Blei et al. 2003). 따라서 본 연구는 LDA 토픽 모델링과 토픽 내 단어 간 일관성을 의미하는 Coherence Index를 활용하여 각 문서 내 최적의 주제 개수를 도출한다(Mimno et al. 2011). 이후 5분간 쇼호스트 발화 내 주제 개수를 언어적 다양성, 5분간 업로드된 채팅 내 주제 개수를 채팅 다양성 변수로 활용한다.

3.2.2 주변 경로 변수

본 연구는 ELM과 선행 문헌을 기반으로 쇼호스트 매력도(Streamer Attractiveness), 긍정적인 표정(Positive Facial Expression), 명도(Brightness), 채도(Saturation), 목소리의 음높이(Vocal Pitch), 음량 변동성(Loudness Variability), 구매 인증 채팅의 개수(Number of Purchase Certifying Chats)를 주변 경로 변수로 제안한다. 해당 변수들은 소비자의 감정적 변화, 정보가 옳을 것이라는 믿음 등을 통해 제품 구매에 영향을 미칠 수 있다.

쇼호스트 매력도는 쇼호스트 얼굴의 아름다운 정도를 의미하며, AttractiveNet을 기반으로 측정한다. AttractiveNet은 5,500개의 이미지와 매력도 점수 쌍으로 구성된 SCUT-FBP5500 데이터셋을 활용하여 학습된 MobileNetV2 기반 매력도 측정 모델이다(Gustavz, 2020; Liang et al. 2018). SCUT-FBP5500은 성별, 인종, 연령 등 다양한 인구통계학적 특성을 지닌 표본의 외모와 60명의 서로 다른 참가자가 직접 평가한 매력 점수의 평균으로 데이터셋이 구성되기에 다양한 연구에서 효과적으로 활용되어 왔다. AttractiveNet의 백본(backbone) 모델인 MobileNetV2 역시 효율적인 메모리 사용량과 높은 성능 덕에 정보시스템의 선행 문헌에서 빈번하게 활용되어 왔으며(Gulzar et al. 2023), 매력도 평가 과제에서 AlexNet, ResNet 등 최신 이미지 인식 모델 대비 높은 성능을 달성했다(Gustavz, 2020). 이에 본 연구는 AttractiveNet을 통해 각 프레임 이미지의 쇼호스트 매력도를 측정하고 5분 세션을 기준으로 평균 낸 매력도 점수를 최종 변수로 활용한다.

긍정적인 표정(Positive Facial Expression)은 방송 중 쇼호스트가 지은 표정 중 기쁨의 비율을 의미한다. 해당 변수의 측정에는 딥러닝 기반의 얼굴 인식 오픈소스 소프트웨어인 Deepface 라이브러리가 활용된다(Serengil & Ozpinar, 2021). Deepface는 얼굴 속성 분석, 감정 분류 등 과제에서 우수한 성능을 달성하여 다양한 정보시스템 문헌에서 효과적으로 활용되어 왔다(Park et al. 2023). 긍정적인 표정 변수는 각 프레임 이미지 별로 측정된 0~100 사이의 기쁨 점수의 평균으로 정의한다.

명도와 채도는 개인의 감정적 고양 및 진정에 유의미한 영향을 미치기에 ELM의

주변 경로 변수로 활용되어 왔다(Koh & Cui, 2022; Song et al. 2021; Wilms & Oberfeld, 2018). 선행연구에 따르면 명도는 특정 영역에서 방출하는 빛의 양(Fairchild, 2013)을, 채도는 무채색 자극의 양을 의미한다. 명도와 채도 변수는 상기 정의와 파이썬의 CV2 라이브러리를 활용하여 측정되며, 0에서 255의 범위로 표현된다.

쇼호스트 목소리의 음성적 특징은 주변 경로를 통한 소비자의 구매 의사결정에 영향을 미칠 수 있다(Montrey, 2005). 본 연구에서는 선행 문헌을 기반으로 쇼호스트 목소리의 음높이와 음량 변동성을 독립변수로 제안 및 측정한다(Fu et al. 2024). 먼저 음높이는 5분 세션 내 쇼호스트 목소리의 기본 주파수의 평균으로 정의한다. 다음으로 음량 변동성은 5분 세션 내 목소리 진폭의 표준 편차의 평균으로 정의한다. 해당 변수들은 음성의 파장을 분석할 수 있는 파이썬의 Librosa 라이브러리를 통해 측정된다.

마지막 주변 경로 변수는 구매인증 채팅의 개수이다. 타 소비자들의 구매인증은 밴드웨건 효과(Bandwagon Effect)를 통한 구매 의사결정을 불러일으킬 수 있다(Van Herpen et al. 2009). 이에 본 연구에서는 파이썬의 정규표현식 라이브러리를 활용하여 각 5분 세션 내 구매인증 채팅의 개수를 측정하고 변수로 활용한다. 네이버쇼핑라이브는 아래의 그림 6과 같이 주문 번호와 함께 구매인증 채팅을 업로드해야 쿠폰 증정 등 이벤트에 참여할 수 있다. 쇼호스트는 주문 번호를 확인한 뒤 쿠폰, 사은품 등 이벤트 혜택을 증정한다.

실시간 채팅

개구리 #구매 #콩숙개떡 2024051115777101
 sgr #구매인증 2024051115785161 재구매입니
 다 ^^
 blu 무료배송인가요? 무료배송 안 되던데요
 성연 왜 벌크 제품 네이버스토어 구매창 가면
 29,900원으로 나올까요?

그림 6. 구매인증 채팅 예시

3.2.3 기타 변수

본 연구는 제품의 특징에 따라 소비자의 제품에 대한 관여 수준이 다를 것으로 생각할 수 있다. 먼저, 제품의 가격은 정보 처리에 대한 소비자의 동기 수준을 결정하여 사용되는 정보처리경로의 변화를 유발할 수 있다(Petty & Cacioppo, 1986). 이에 본 연구는 방송된 제품 가격의 중위값을 기준으로 제품의 가격에 따른 조절 효과를 검증한다.

다음으로, 선행연구를 기반으로 각 제품을 탐색재와 경험재로 분류한 뒤 마찬가지로 조절 효과를 파악한다. 네이버쇼핑라이브에서 방송되는 제품들은 크게 가구·인테리어, 디지털·가전, 식품, 생활편의, 패션의류, 패션잡화, 화장품·미용 등으로 구분된다. 선행연구에 따르면 탐색재는 가전제품, 가구 등 구매 전에 제품에 대한 충분한 정보를 획득할 수 있는 제품을 의미한다(Basu, 2018; Nelson, 1970). 이와 반대로 경험재는 식품, 건강용품, 화장품 등 구매 전에 제품에 대한 정보를 얻기 어려워 구매한 후에 온전한 평가가 가능한 제품이다. Dillard & Shen (2013)에 따르면, 경험재는 제품에 대한 정확한 가치 판단이 어렵기에 소비자들은 주어진 정보에 더 집중하게 된다. 이에 본 연구는 가구·인테리어, 디지털·가전, 생활편의 제품군을 탐색재, 패션의류, 패션잡화, 화장품·미용, 식품 유형의 제품을 경험재로 분류 후 제품 유형에 따른 조절 효

과를 검증한다.

ELM을 기반으로 추출한 독립변수의 매출에 대한 영향력을 온전히 측정하기 위해 통제 변수를 추가한다. Deepface 라이브러리를 활용하여 측정한 쇼호스트의 나이와 성별, 웹크롤링을 기반으로 수집된 방송 별 제품 단가, 네이버 스마트스토어 알람 설정 수를 통제 변수로 활용한다. 더 나아가 쇼호스트와 세션 순서에 따른 이질성(Heterogeneity)를 통제하기 위해 쇼호스트와 세션 순서별 더미 변수 역시 통제 변수로 추가한다. 이때 왜도가 높은 스마트스토어 알람 설정 수, 제품 단가 등 변수는 로그 변환(Log Transform)한다.

본 연구에서는 라이브커머스 소비자의 구매 행동을 반영하고, 역전된 인과관계의 문제를 해소하기 위해 각 세션 종료 후 5분간 주문 수를 종속 변수로 활용한다. 이때 왜도가 큰 주문 수 변수를 로그 변환을 통해 정규화한다. 더 나아가 분석 결과의 강건성을 검증하기 위해 로그 변환 한 각 세션 종료 후 10분간 주문 수 또한 종속 변수로 활용한다. 아래의 표 4와 표 5는 각 변수에 대한 설명 및 기술 통계량을 의미한다.

표 4. 변수 설명

| Variables | Variable Description |
|----------------------------|-----------------------------|
| Orders | 로그 변환한 세션 종료 후 5분간 주문량 |
| Orders (10minute) | 로그 변환한 세션 종료 후 10분간 주문량 |
| Image Verbal Similarity | 동시간 대 화면 이미지와 쇼호스트 발화 간 유사도 |
| Verbal Elaborateness | 5분간 쇼호스트 발화의 양 |
| Verbal Diversity | 5분간 쇼호스트 발화 내용 내 토픽의 개수 |
| Chat Elaborateness | 로그변환 한 5분간 업로드된 채팅의 양 |
| Chat Diversity | 5분간 업로드 된 채팅 내 토픽의 개수 |
| Brightness | 5분간 이미지 명도의 평균 |
| Saturation | 5분간 이미지 채도의 평균 |
| Positive Facial Expression | 5분간 쇼호스트 얼굴 내 긍정적인 감정표현 비율 |
| Streamer Attractiveness | 쇼호스트의 매력도 |
| Vocal Pitch | 5분간 쇼호스트 음성 높낮이의 평균 |
| Loudness Variability | 5분간 쇼호스트 음량의 평균 |
| Num Certify Chat | 5분간 구매 인증 채팅의 개수 |
| Gender | 쇼호스트의 성별 |
| Age | 쇼호스트의 연령 |
| Price | 로그 변환한 제품 가격 |
| Alert Count | 로그 변환한 네이버 알람설정 개수 |
| Streamer Dummies | 더미 변환한 쇼호스트 변수 |
| Session Dummies | 더미 변환한 세션 순서 변수 |

표 5. 기술 통계량

| Variable | Mean | Standard Deviation | Min | 25% | 50% | 75% | Max |
|----------------------------|-----------|-----------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Orders | 0.8628 | 1.2318 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 1.3863 | 6.9373 |
| Orders (10minute) | 1.2796 | 1.4578 | 0.0000 | 0.0000 | 0.6932 | 2.0794 | 7.5267 |
| Image Verbal Similarity | 0.4482 | 0.1394 | 0.0000 | 0.3479 | 0.4405 | 0.5408 | 1.0000 |
| Verbal Elaborateness | 1927.9651 | 365.4921 | 348.0000 | 1719.0000 | 1970.5000 | 2191.0000 | 3385.0000 |
| Verbal Diversity | 2.9206 | 1.1574 | 0.0000 | 2.0000 | 3.0000 | 4.0000 | 9.0000 |
| Chat Elaborateness | 2.2812 | 1.0823 | 0.6932 | 1.6094 | 2.1972 | 2.9444 | 5.3033 |
| Chat Diversity | 2.0203 | 1.5623 | 0.0000 | 1.0000 | 2.0000 | 3.0000 | 6.0000 |
| Brightness | 162.4254 | 26.3527 | 54.7880 | 146.4423 | 163.9146 | 181.1223 | 231.5508 |
| Saturation | 54.5474 | 23.8124 | 7.6037 | 37.2475 | 50.4028 | 67.2272 | 219.4013 |
| Positive Facial Expression | 15.3110 | 14.6506 | 0.0000 | 3.7468 | 11.3702 | 22.5631 | 99.9544 |
| Streamer Attractiveness | 2.5630 | 0.1835 | 1.4551 | 2.4426 | 2.5673 | 2.6893 | 3.2092 |
| Vocal Pitch | 304.6057 | 122.4405 | 0.0000 | 229.0889 | 276.0823 | 345.6245 | 1031.4003 |
| Loudness Variability | 52.0296 | 40.8292 | 0.0025 | 25.0760 | 38.3013 | 64.0595 | 250.0799 |
| Num Certify Chat | 0.4623 | 0.8798 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.6932 | 4.7536 |
| Gender | 0.7206 | 0.4487 | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 | 1.0000 | 1.0000 |
| Age | 30.6484 | 2.4594 | 22.5000 | 29.2000 | 30.4286 | 31.8333 | 51.5000 |
| Price | 10.6865 | 1.2692 | 7.5914 | 9.8319 | 10.3735 | 11.3755 | 15.7445 |
| Alert Count | 9.1863 | 3.7905 | 0.0000 | 7.3376 | 8.8105 | 12.3458 | 15.7657 |

3.3 계량 경제학 분석

본 연구에서는 라이브커머스 세션의 각 멀티모달 요인들이 매출에 미치는 영향을 조사하기 위해 선형회귀 모형을 활용하였다. 구체적인 모형은 다음의 식 1과 같다.

$$\begin{aligned} Orders_{it} = & \beta_0 + \beta_1 Image\ Verbal\ Similarity_{it} + \beta_2 Verbal\ Elaborateness_{it} + \beta_3 Verbal\ Diversity_{it} \\ & + \beta_4 Chat\ Elaborateness_{it} + \beta_5 Chat\ Diversity_{it} + \beta_6 Brightness_{it} + \beta_7 Saturation_{it} \\ & + \beta_8 Positive\ Facial\ Expression_{it} + \beta_9 Streamer\ Attractiveness_{it} + \beta_{10} Vocal\ Pitch_{it} \\ & + \beta_{11} Loudness\ Variability_{it} + \beta_{12} Num\ Certify\ Chats_{it} + Gender_{it} + Age_{it} + Price_{it} \\ & + AlertCount_{it} + StreamerDummies_i + SessionDummies_t + \epsilon_{it} \end{aligned} \quad (1)$$

식 1에서 i 는 각 라이브커머스 캠페인을 뜻하며, t 는 개별 캠페인의 5분 단위 세션을 의미한다. 종속 변수인 $Order_{it}$ 는 로그 변환된 i 번째 라이브커머스 캠페인의 t 번째 세션이 종료된 후 5분간의 주문 수를 뜻한다. 각 독립 변수들의 영향력을 온전히 측정하기 위해 쇼호스트의 나이, 성별, 제품 가격, 각 스마트스토어의 알람 설정 수가 통제 변수로 추가된다. 또한 쇼호스트 및 라이브커머스 세션 순서에 의해 발생할 수 있는 이질성을 통제하기 위해 $StreamerDummies_i$ 와 $SessionDummies_t$ 를 포함하여 모델을 구성하였다.

제4장 분석 결과

4.1 주효과 분석 결과

본 장에서는 각 멀티모달 요인들이 매출에 미치는 영향력을 분석한 결과를 제시한다. 이를 위해 파이썬을 활용하여 OLS(Ordinary Least Square) 회귀분석을 수행하였다. 각 멀티모달 요인과 주문 수 간 관계를 분석한 결과는 아래의 표 6과 같다. 중심 경로 변수에 해당하는 이미지-언어 유사성(Image Verbal Similarity), 언어적 상세함

(Verbal Elaborateness), 언어적 다양성(Verbal Diversity), 채팅 상세함(Chat Elaborateness)는 세션 종료 후 5분간 매출에 유의미한 영향을 끼치지 않는 것으로 나타났다. 이와 다르게 채팅 다양성(Chat Diversity) 변수는 회귀계수 -0.0119^* 로 $p<0.05$ 에서 유의한 것으로 나타나, 주문 수에 부정적인 영향을 미쳤다.

주변 경로 변수에 해당하는 변수들은 이미지, 음성, 채팅 등 멀티모달리티를 가리지 않고 대체로 주문 수에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 시각적 주변 경로 변수에 해당하는 명도(Brightness), 채도(Saturation), 쇼호스트 매력도(Streamer Attractiveness)는 매출에 긍정적인 영향을 끼쳤다. 명도는 0.0042^{***} 로 $p<0.001$ 에서 주문 수에 정(+)의 영향을 미쳤다. 마찬가지로 채도는 0.0021^* 로 $p<0.05$ 에서 긍정적으로 유의미했다. 마지막으로 쇼호스트 매력도 역시 0.2917^{***} 로 $p<0.001$ 에서 5분간 주문 수에 긍정적인 영향을 끼쳤다.

쇼호스트의 음성학적 특징과 채팅을 기반으로 측정한 음높이(Vocal Pitch)와 구매인증 채팅 개수(Num Certify Chats) 변수 역시 세션 종료 후 5분간 주문 수와 정(+)의 관계를 보였다. 음높이는 0.0003^* 로 $p<0.05$ 에서 유의한 것으로 확인되었다. 구매인증 채팅의 개수는 0.0519^{**} 로 $p<0.01$ 에서 유의미하게 주문 수에 긍정적인 영향을 미쳤다. 이 외에 통제 변수로 추가한 쇼호스트의 연령 및 성별은 주문 수와 유의한 관계가 밝혀지지 않았다. 가격은 -0.1115^{***} 로 $p<0.001$ 에서 유의미하게 주문 수에 부정적인 영향을 미쳤다. 더 나아가 쇼호스트 및 세션 순서 더미 변수를 포함하여 쇼호스트 및 라이브커머스 세션 순서에 의해 발생할 수 있는 이질성을 통제하였다.

표 6. 계량 경제학 분석 결과

| DV: | Orders | |
|----------------------------|------------|---------|
| | Estimates | Std Err |
| Image Verbal Similarity | 0.0741 | 0.072 |
| Verbal Elaborateness | 0.00001 | 0.00001 |
| Verbal Diversity | -0.004 | 0.008 |
| Chat Elaborateness | 0.001 | 0.013 |
| Chat Diversity | -0.0119* | 0.006 |
| Brightness | 0.0042*** | 0.001 |
| Saturation | 0.0021* | 0.001 |
| Positive Facial Expression | 0.0006 | 0.001 |
| Streamer Attractiveness | 0.2917*** | 0.089 |
| Vocal Pitch | 0.0003* | 0.0001 |
| Loudness Variability | 0.0002* | 0.0001 |
| Num Certify Chat | 0.0519** | 0.018 |
| Age | 0.0107 | 0.006 |
| Gender | -0.0088 | 0.034 |
| Price | -0.1115*** | 0.03 |
| Alert Count | 0.0283*** | 0.007 |
| Streamer Dummies | Yes | |
| Session Dummies | Yes | |
| Adjusted R-squared | 0.726 | |
| Observation | 7112 | |

Std Err indicates robust standard error

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

4.2 추가 분석 결과

본 연구는 제품의 가격 및 유형에 따라 각 멀티모달 요인들이 매출에 미치는 영향력의 차이를 확인하기 위해 추가 분석을 수행했다. 먼저 제품 가격의 중위값을 기준으로 고가품과 저가품을 구분한 뒤 조절 효과를 파악하였다. 그 결과 중심 경로 변수에 해당하는 이미지-언어 유사성, 언어적 상세함, 언어적 다양성, 채팅 상세함 변수들은 가격 수준과 유의미한 상호작용이 발견되지 않았다.

그러나 주변 경로 변수에 해당하는 명도, 음높이, 음량 변동성, 구매인증 채팅의 개수 변수들은 가격 수준에 따라 영향력이 상이한 것으로 나타났다. 명도는 제품의 가

격이 저가일 경우 -0.0028^* 로 $p<0.05$ 수준에서 영향력이 감소했다. 이와 반대로 쇼호스트의 음높이 변수는 0.0007^{**} 로 $p<0.01$ 수준에서 영향력이 증가했다. 같은 음성적 주변 경로 변수에 해당하는 음량 변동성 역시 0.0044^{***} 로 $p<0.001$ 수준에서 영향력이 늘어났다. 마지막으로, 구매인증 채팅의 개수 역시 제품 가격이 높아짐에 따라 -0.1138^{***} 로 $p<0.001$ 수준에서 영향력이 증가하는 것으로 나타났다. 가격에 따른 조절 효과를 분석한 결과는 아래의 표 7에서 확인할 수 있다.

표 7. 가격에 따른 조절 효과 분석 결과

| DV: | Orders | |
|--|------------|---------|
| Moderator: | Low Price | |
| | Estimates | Std Err |
| Image Verbal Similarity | 0.1435 | 0.1 |
| Verbal Elaborateness | 0.00003 | 0.00005 |
| Verbal Diversity | 0.0029 | 0.011 |
| Chat Elaborateness | 0.0035 | 0.018 |
| Chat Diversity | -0.0133 | 0.008 |
| Brightness | 0.0059*** | 0.001 |
| Saturation | 0.0018 | 0.001 |
| Positive Facial Expression | 0.0005 | 0.001 |
| Streamer Attractiveness | 0.2567* | 0.104 |
| Vocal Pitch | -0.00009 | 0.00001 |
| Loudness Variability | -0.0026*** | 0.001 |
| Num Certify Chat | -0.0028 | 0.024 |
| Low Price x Image Verbal Similarity | -0.1633 | 0.143 |
| Low Price x Verbal Elaborateness | 0.00004 | 0.00007 |
| Low Price x Verbal Diversity | -0.0131 | 0.015 |
| Low Price x Chat Elaborateness | -0.0065 | 0.025 |
| Low Price x Chat Diversity | 0.0038 | 0.012 |
| Low Price x Brightness | -0.0028* | 0.001 |
| Low Price x Saturation | 0.0008 | 0.001 |
| Low Price x Positive Facial Expression | 0.0003 | 0.001 |
| Low Price x Streamer Attractiveness | 0.0739 | 0.098 |
| Low Price x Vocal Pitch | 0.0007** | 0.0001 |
| Low Price x Loudness Variability | 0.0044*** | 0.001 |
| Low Price x Num Certify Chat | 0.1138*** | 0.035 |
| Age | 0.0106 | 0.006 |

| | | |
|--------------------|------------|-------|
| Gender | -0.0162 | 0.034 |
| Price | -0.2151*** | 0.04 |
| Alert Count | 0.0313*** | 0.007 |
| Streamer Dummies | Yes | |
| Session Dummies | Yes | |
| Adjusted R-squared | 0.728 | |
| Observation | 7112 | |

Std Err indicates robust standard error

*** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05

다음으로, 표 8은 상호작용 항을 추가하여 탐색재 및 경험재 여부에 따라 각 멀티모달 요인의 영향력이 어떻게 변화하는지 분석한 결과이다. Dillard & Shen (2013)에 따르면, 탐색재는 제품에 대한 정보를 얻기 상대적으로 수월하다. 이에 제품이 탐색재에 해당할 경우, 중심 경로 변수의 영향력이 약화하거나 주변 경로 변수의 영향력이 강화할 것으로 예상하였다. 그러나 제품 유형에 따른 조절 효과는 나타나지 않았다.

표 8. 제품 유형에 따른 조절 효과 분석 결과

| DV: | Orders | |
|--|--------------|---------|
| Moderator: | Search Goods | |
| | Estimates | Std Err |
| Image Verbal Similarity | 0.1163 | 0.082 |
| Verbal Elaborateness | 0.00004 | 0.00004 |
| Verbal Diversity | 0.0021 | 0.009 |
| Chat Elaborateness | -0.0003 | 0.014 |
| Chat Diversity | 0.0024 | 0.027 |
| Brightness | 0.0044*** | 0.001 |
| Saturation | 0.0026** | 0.001 |
| Positive Facial Expression | -0.0003 | 0.001 |
| Streamer Attractiveness | 0.2596** | 0.093 |
| Vocal Pitch | 0.0002 | 0.0001 |
| Loudness Variability | -0.0002 | 0.001 |
| Num Certify Chat | 0.0412* | 0.02 |
| Search Goods x Image Verbal Similarity | -0.1616 | 0.174 |
| Search Goods x Verbal Elaborateness | -0.00001 | 0.00009 |
| Search Goods x Verbal Diversity | -0.0233 | 0.018 |
| Search Goods x Chat Elaborateness | 0.0009 | 0.031 |

| | | |
|---|-----------|--------|
| Search Goods x Chat Diversity | 0.0109 | 0.015 |
| Search Goods x Brightness | -0.0008 | 0.001 |
| Search Goods x Saturation | -0.0013 | 0.002 |
| Search Goods x Positive Facial Expression | 0.0043* | 0.002 |
| Search Goods x Streamer Attractiveness | 0.1413 | 0.119 |
| Search Goods x Vocal Pitch | 0.0003 | 0.0001 |
| Search Goods x Loudness Variability | 0.0001 | 0.0001 |
| Search Goods x Num Certify Chat | 0.0674 | 0.042 |
| Age | 0.0117 | 0.006 |
| Gender | -0.018 | 0.034 |
| Price | -0.132*** | 0.032 |
| Alert Count | 0.0317** | 0.007 |
| Streamer Dummies | Yes | |
| Session Dummies | Yes | |
| Adjusted R-squared | 0.727 | |
| Observation | 7112 | |

Std Err indicates robust standard error

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

4.3 강건성 분석 결과

결과의 강건성(Robustness)을 검증하기 위해 종속 변수를 각 세션 종료 후 10분간 주문 수로 변경하여 분석을 수행하였다. 아래 표 9의 칼럼 1은 각 멀티모달 요인의 10분간 주문 수에 대한 영향력을 분석한 결과이다. 결과는 5분간 주문 수를 종속 변수로 분석한 결과와 동일하였다. 중심 경로에 해당하는 채팅 다양성 변수는 -0.0052^* 로 $p < 0.05$ 수준에서 10분간 주문수에 부정적인 영향을 미쳤다. 이와 반대로 명도, 채도, 쇼호스트 매력도, 음높이, 구매인증 채팅의 개수와 같은 주변 경로 변수는 매출과 정(+)의 관계를 보였다.

다음으로, 칼럼 2는 가격 수준에 따른 조절 효과를 10분간 주문 수 종속 변수를 활용하여 분석한 결과이다. 해당 결과 역시 기존 분석과 대체로 일관된 결과를 보였다. 판매되는 제품이 저가인 경우 명도의 영향력이 감소하는 것으로 나타났다. 이와 반대로 주변 경로 변수에 해당하는 음높이, 음량 변동성, 구매인증 채팅 개수 변수들은 고가품일 때 영향력이 감소했다. 아울러 쇼호스트 매력도 변수는 5분간 주문 수를 종속

변수로 했을 경우 가격에 따른 조절 효과가 나타나지 않았지만, 본 분석에서는 0.2111*로 $p < 0.05$ 수준에서 영향력이 증가했다.

표 9. 강건성 검증 결과

| DV: Moderator: | (1) | | (2) | |
|--|-------------------|---------|------------|---------|
| | Orders (10minute) | | | |
| | Low Price | | | |
| | Estimates | Std Err | Estimates | Std Err |
| Image Verbal Similarity | -0.0778 | 0.077 | 0.0439 | 0.107 |
| Verbal Elaborateness | -0.0001 | -0.0001 | 0.00003 | 0.00005 |
| Verbal Diversity | 0.0003 | 0.008 | 0.0057 | 0.012 |
| Chat Elaborateness | 0.0056 | 0.014 | 0.0094 | 0.019 |
| Chat Diversity | -0.0052* | 0.004 | -0.0045 | 0.009 |
| Brightness | 0.0043*** | 0.001 | 0.0063*** | 0.001 |
| Saturation | 0.0023* | 0.001 | 0.0017 | 0.001 |
| Positive Facial Expression | 0.006 | 0.012 | 0.0011 | 0.001 |
| Streamer Attractiveness | 0.2593** | 0.097 | 0.1456 | 0.112 |
| Vocal Pitch | 0.0004* | 0.0001 | 0.00001 | 0.00001 |
| Loudness Variability | 0.0008* | 0.0001 | -0.0024** | 0.001 |
| Num Certify Chat | 0.0582** | 0.019 | -0.0049 | 0.026 |
| Low Price x Image Verbal Similarity | | | -0.2786 | 0.153 |
| Low Price x Verbal Elaborateness | | | -0.00009 | 0.00008 |
| Low Price x Verbal Diversity | | | -0.0113 | 0.016 |
| Low Price x Chat Elaborateness | | | -0.0028 | 0.027 |
| Low Price x Chat Diversity | | | 0.0003 | 0.013 |
| Low Price x Brightness | | | -0.0031* | 0.001 |
| Low Price x Saturation | | | 0.0019 | 0.002 |
| Low Price x Positive Facial Expression | | | -0.0013 | 0.002 |
| Low Price x Streamer Attractiveness | | | 0.2111* | 0.106 |
| Low Price x Vocal Pitch | | | 0.0006* | 0.00001 |
| Low Price x Loudness Variability | | | 0.0059*** | 0.001 |
| Low Price x Num Certify Chat | | | 0.1295*** | 0.037 |
| Age | 0.0157* | 0.006 | 0.0154* | 0.006 |
| Gender | -0.0078 | 0.036 | -0.0153 | 0.036 |
| Price | -0.1007** | 0.033 | -0.2316*** | 0.045 |
| Alert Count | 0.0355*** | 0.007 | 0.0384*** | 0.045 |
| Streamer Dummies | Yes | | Yes | |
| Session Dummies | Yes | | Yes | |
| Adjusted R-squared | 0.791 | | 0.793 | |

| Observation | 6484 | 6484 |
|---|------|------|
| Std Err indicates robust standard error | | |
| *** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05 | | |

제5장 토의 및 시사점

5.1 결과 토의

본 연구는 라이브커머스 매출에 영향을 미치는 요인들을 발굴하기 위해 서로 다른 두 가지 연구 방법론을 결합하였다. 먼저 Elaboration Likelihood Model 및 선행연구를 기반으로 매출에 영향을 미칠 수 있는 멀티모달 요인들을 탐색 및 분류한 뒤 다양한 딥러닝 모델을 활용하여 추정 및 정량화하였다. 다음으로, 계량 경제학 분석을 통해 각 멀티모달 요인의 매출에 대한 영향력을 분석하였다. 이를 통해 라이브커머스 내에 존재하는 다양한 멀티모달 요인과 매출의 관계를 파악할 수 있었다. 본 장에서는 상기 연구를 통해 도출된 결과에 대한 해석 및 토의를 진행한다.

첫째, 분석 결과에 따르면 ELM의 중심 경로 변수에 해당하는 멀티모달 요인들은 대부분 매출에 유의미한 영향을 끼치지 않거나, 부정적인 영향을 끼쳤다. 이는 라이브커머스가 기존의 이커머스 및 TV홈쇼핑과 차별화된 특징을 갖기 때문이다. Petty et al. (1983)에 따르면 중심 경로를 통해 처리되는 중심 변수들은 소비자의 관여도가 높을 때 주로 활용되며, 정보의 구체적인 내용 및 논리적 설득력과 관련이 깊다. 선행연구에 따르면, 라이브커머스는 기존의 이커머스 채널 대비 자유롭고 즉각적인 상호작용을 통해 쾌락적, 사회적 가치를 풍부하게 전달한다(Ki et al. 2024). 엔터테인먼트의 성격이 강한 라이브커머스의 특성상 논리적이고 상세한 정보의 영향력이 낮은 것으로 해석할 수 있다.

더 나아가 중심 경로 변수에 해당하는 채팅 다양성은 언어적 다양성과 달리 매출에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 정보를 처리하는데 필요한 인지적 자

원의 관점에서 해석이 될 수 있다. 선행연구에 따르면, 높은 정보 처리 수준을 요구하는 메시지는 메시지에 대한 태도를 악화시켜 소비자의 관여를 낮추는 것으로 나타났다(Jong, 2021). 텍스트 이해(Text Comprehension)는 음성 이해(Audio Comprehension)에 비해 많은 인지적 자원을 소모하기에(Clinton-Lisell, 2022; Singh & Alexander, 2022), 채팅 다양성은 매출에 유의미한 영향을 미치지 않는 것을 넘어 부정적인 역할을 한 것으로 볼 수 있다.

둘째, ELM의 주변 경로 변수에 해당하는 멀티모달 요인들은 모달리티(Visual, Auditorial, Textual)를 가리지 않고 매출에 긍정적인 영향을 미쳤다. 이것 역시 라이브커머스의 특성인 쾌락적, 사회적 가치 제공을 기반으로 해석할 수 있다(Ki et al. 2024). 주변 경로 변수들은 감정적 즐거움, 정보가 타당할 것이라는 휴리스틱, 정보원의 매력 등과 관련이 있다(Petty et al. 1983). 즐거움과 사회적 상호작용을 추구하는 라이브커머스의 특성상 중심 경로 변수의 영향력이 낮았던 것과 반대로 주변 경로 변수들은 매출에 긍정적인 영향을 끼친 것으로 볼 수 있다. 각 모달리티의 주변 경로 변수에 따른 구체적인 결과 해석은 다음과 같다.

먼저, 시각적 주변 경로 변수에 해당하는 쇼호스트의 매력도(Streamer Attractiveness), 명도(Brightness), 채도(Saturation)은 매출과 정(+)의 관계를 보였다. 이 중 쇼호스트 매력도는 감정적인 즐거움을 통해 설득에 영향을 미치는 대표적인 주변 경로 변수에 해당한다(Shin et al. 2020; Petty et al. 1997), 명도와 채도 역시 색채 심리학의 선행연구에 따르면 감정적 흥분(Arousal), 호감도(Valence) 등에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다(Wilms & Oberfeld, 2018). 쾌락적 가치가 중시되는 라이브커머스의 특성에 의해 해당 시각적 주변 경로 변수들이 매출에 긍정적인 역할을 한 것으로 볼 수 있다.

다음으로, 음성적 주변 경로 변수에 해당하는 목소리의 음높이(Vocal Pitch) 역시 매출에 긍정적인 영향을 미쳤다. 선행연구에 따르면, 음높이는 일반적으로 설득에 부정적인 영향을 미친다. 즉, 낮은 톤의 음성이 지각된 유능감, 논리적 설득력 등과 긍정적인 연관성이 있는 것으로 알려져 있다(Wang et al. 2021). 그러나 본 연구에서는 반대의 결과가 도출되었는데, 이 역시 라이브커머스의 쾌락적 가치와 관련이 깊다.

Niculescu et al. (2011)에 따르면, 높은 톤의 음성은 화자의 매력도, 지각된 즐거움 등에 긍정적인 역할을 한다. 재미를 추구하는 라이브커머스 맥락의 특성상 기존 연구와 반대되는 결과가 도출된 것으로 볼 수 있다.

마지막으로, 언어적 주변 경로 변수에 해당하는 구매인증 채팅 개수(Num Certifying Chat) 역시 매출과 긍정적인 관계를 갖는 것으로 나타났다. 이는 밴드웨건 효과(Bandwagon effect)에 의한 것으로 볼 수 있다(Van Herpen et al. 2009). 다수의 일관된 의견이나 행동은 정보가 타당할 것이라는 일종의 휴리스틱을 야기한다. 논리적 정보 처리가 활발하지 않은 라이브커머스의 특성상 구매 의사결정 시 휴리스틱이 적극적으로 활용된 결과로 해석할 수 있다.

셋째, 가격에 따른 상호작용 효과를 분석한 결과 저가품들은 주변 경로 변수들의 매출에 대한 긍정적인 영향력이 대체로 강화되는 것으로 나타났다. 음높이, 음량 변동성, 구매인증 채팅의 개수, 쇼호스트의 매력도 등 주변 경로 변수의 영향력이 증가했다. 이는 정보처리에 대한 소비자의 동기가 상대적으로 감소하는 저가 제품의 특성상 주변 경로 변수의 영향력이 강해진 것으로 해석할 수 있다(Petty & Cacioppo, 1986). 그러나 명도는 기존 예상과 달리 저가품일 경우 오히려 영향력이 감소했다. 이는 시각적 피로도의 관점에서 해석할 수 있다. 명도는 감정적인 고양의 역할을 하기도 하지만(Wilms & Oberfeld, 2018), 시각적 피로도를 높이기도 한다(Xie et al. 2021). 높은 시각적 피로도가 불쾌한 감정을 야기하여, 주변 경로를 통한 의사결정이 주로 이루어지는 저가품일 경우 명도의 영향력이 적은 것으로 해석할 수 있다.

넷째, 탐색재 및 경험재 여부에 따른 상호작용 효과를 분석한 결과 제품 유형에 따른 조절 효과는 발견되지 않았다. Basu (2018)에 따르면, 제품에 대한 다양한 정보를 온라인상에서 확인할 수 있는 이커머스의 등장과 함께 전통적인 탐색재와 경험재의 간극은 감소했다. 라이브커머스는 전통적인 이커머스 이상으로 풍부한 멀티모달리티를 통해 제품에 대한 평가 및 의사결정이 가능하다(Wu et al. 2023). 따라서 탐색재와 경험재 여부에 따른 정보 처리 난이도가 유의미하지 않고, 제품 유형에 따른 조절 효과가 나타나지 않는 것으로 해석할 수 있다.

5.2 한계점 및 향후 연구

본 연구는 라이브커머스 내에 존재하는 다양한 멀티모달 요인들과 매출의 관계를 분석하여 새로운 발견을 제시하였으나, 다음과 같은 한계점과 향후 연구를 위한 과제들이 존재한다. 먼저, 중심 경로에 해당하는 변수들을 추가적으로 발굴 및 분석할 필요가 있다. 본 연구는 정보의 상세함, 다양성, 일관성 등을 기반으로 정보의 품질을 측정한 뒤 중심 경로 변수로 활용하였다. 그러나, 정보의 품질 및 논리적 설득력을 측정하기 위해 더 다양한 딥러닝 기반 방법론들을 활용해 볼 수 있다. 예를 들어 영어, 중국어와 같은 언어들은 LIWC 등 자연어 감성분석 사전을 활용하여 정보의 품질을 추가적으로 측정할 수 있다(Li et al. 2012). 자연어 분석 사전을 활용하여 가격, 품질, 프로모션 등 주제별 감성 수준을 측정하여 정보의 품질을 의미하는 변수로 활용한다면 중심 경로 변수에 대한 보다 풍부한 검증이 가능할 것이다.

다음으로, 멀티모달 요인의 중·장기적인 매출 영향력을 파악하기 위한 연구를 수행할 수 있다. 본 연구는 라이브커머스 소비자의 시청 및 구매 특성을 고려하여 세션 종료 후 5분간 주문 수를 종속 변수로 설정한 뒤 분석을 진행하였다. 그러나 라이브커머스 방송이 정기적으로 진행되는 경우가 많다는 점을 고려할 때, 특정 세션의 멀티모달 요인이 추후 방송의 매출에 영향을 미치는 경우 역시 충분히 존재할 수 있다. 이에 각 멀티모달 요인이 중·장기적으로 매출에 어떠한 영향을 미치는지 분석할 수 있다면 라이브커머스를 심층적으로 이해하는데 도움이 될 것이다.

마지막으로, 일반화 가능성에 대한 추가적인 검증이 필요하다. 본 연구는 한국의 라이브커머스 채널인 네이버쇼핑라이브의 방송 영상 및 매출 데이터를 활용하였다. 타 국가 소비자, 타 라이브커머스 채널의 소비 행동은 네이버쇼핑라이브와 다른 형태를 보일 수 있다. 따라서 미국의 Tiktok shop, 중국의 Taobao Live 등 타 라이브커머스 채널의 데이터를 활용하여 추가적인 연구를 진행한다면, 더 일반화된 라이브커머스 소비 행동에 대한 이해를 얻을 수 있다.

5.3 학술적 시사점

본 연구는 라이브커머스 구매 행동에 대한 이해를 확장할 수 있는 풍부한 학술적 시사점을 제공한다. 먼저, 본 연구는 라이브커머스 내 다양한 멀티모달 요인들을 정량적으로 측정된 뒤 이를 바탕으로 매출에 대한 영향력을 실증적으로 확인하였다. 기존의 선행 문헌들은 쇼호스트 목소리의 음성적 특징, 실시간 채팅 등 라이브커머스 내에 존재하는 다양한 멀티모달 요인들을 총체적으로 고려하지 못했다는 한계가 있었다(Han et al. 2024; Liao et al. 2023; Wang et al. 2022). 또한 설문조사를 기반으로 진행된 선행연구들은 구매 의도 등 간접적인 변수를 주로 활용하였기에 경험적인 검증이 부족했다(Xu et al. 2020; Xue et al. 2020). 본 연구는 ELM과 딥러닝 모델을 기반으로 라이브커머스의 다양한 멀티모달 요인을 발굴 및 측정하였으며, 실제 주문수에 대한 영향력을 실증적으로 파악했다는 점에서 차별화된 학술적 의의가 있다.

또한, Elaboration Likelihood Model을 기반으로 라이브커머스 내 매출 영향 요인과 관련된 기존 연구 범위를 확장하였다. 기존의 선행연구들은 이론을 기반으로 변수를 발굴하고, 매출에 대한 영향력을 측정했다(Guo et al. 2021; Luo et al. 2021). 그러나, 다양한 유형의 정보들이 활용되는 라이브커머스의 특성상 매출에 영향을 줄 수 있는 요인들을 일관된 기준으로 분류 및 파악할 수 있다면 보다 풍부한 이해에 도움이 될 수 있다(Shin et al. 2020; Xu et al. 2023). 이에 본 연구는 ELM 프레임워크의 중심 및 주변 경로의 관점에서 각 요인을 분류하였다. 더 나아가, 활용되는 경로에 따른 서로 다른 매출 영향력을 확인함으로써 라이브커머스 소비자의 구매 행동에 대한 심층적인 이해를 제공했다는 학술적인 시사점이 있다.

마지막으로, 본 연구는 대규모 멀티모달 데이터에서 변수를 측정할 수 있는 새로운 머신러닝, 딥러닝 기반 방법론을 제안했다. 라이브커머스는 영상, 음성, 채팅, 제품 정보 등 다양한 유형과 감각의 정보를 통해 소비자를 설득한다(Xu et al. 2023). 그러나 라이브커머스 맥락의 선행연구들은 쇼호스트의 발화 내용, 이미지 등 일부 멀티모달 데이터에 대한 측정 및 분석에 그쳤다는 한계가 존재했다(Guo et al. 2021; Liao et al. 2023). 이에 본 연구는 CLIP, Whisper, Attractivenet, Librosa 등 다양한 멀티모달 데

이터를 측정 및 변수화할 수 있는 ML/DL 기반 방법론들을 제안하였다. 이는 UGC(User Generated Contents), 소셜 미디어, 광고 마케팅 등 다양한 연구 분야의 멀티모달 데이터를 분석하는데 활용할 수 있다는 학술적 의의가 있다.

5.4 실무적 시사점

본 연구는 라이브커머스를 통한 판로 확대를 기대하는 기업과 라이브커머스 플랫폼 운영자들을 위한 다양한 실무적 시사점을 제공한다. 첫째, 다양한 멀티모달 요인에 따른 매출 영향 측정을 통해 라이브커머스 방송을 효과적으로 운영할 수 있는 실무적인 기준을 제시했다는 의의가 있다. 본 연구는 라이브커머스 소비자들이 논리적 정보보다는 쾌락적, 사회적 가치와 관련된 자극들이 주어질 때 구매를 결정한다는 결과를 도출했다. 판매자들은 이를 반영한 판매 전략을 세울 수 있다. 예를 들어 매력적이고 높은 목소리 톤을 가진 쇼호스트를 섭외하고, 구매인증 이벤트를 강화한다면 매출 활성화에 기여할 수 있다.

둘째, 본 연구는 제품 유형 별로 상이한 멀티모달 요인의 효과를 제시하여 차별화된 마케팅 전략 수립에 기여한다는 실무적 의의가 있다. 분석 결과에 따르면, 정보 탐색이 어려운 경험재들은 주변 경로 변수의 매출 영향력이 일부 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 이를 반영하여 탐색재를 판매하는 기업들은 고객에게 감정적 즐거움과 적극적인 상호작용을 제공하는 방송 전략을 채택할 시 효과적인 매출 증진이 가능하다. 이와 반대로 정보 탐색이 제한되는 경험재를 판매하는 기업들은 정보 전달과 즐거움 제공 간의 균형이 필요함을 확인할 수 있었다.

셋째, 본 연구는 라이브커머스 방송 플랫폼들이 매출 활성화를 위해 채택할 수 있는 운영 전략들을 제안했다는 실무적 시사점이 있다. 라이브커머스 판매자의 대부분은 개인 사업자 또는 소상공인이기에 조명 등 장비가 잘 갖추어진 스튜디오에서 방송하는 경우가 많지 않다(한국경제, 2022). 이에 플랫폼들은 조명 장비 지원, 방송 시 영상의 명도/채도를 개선하여 송출, 재방송 시 영상의 명도/채도를 편집하여 업로드하는 등의 방식으로 라이브커머스 매출을 개선할 수 있다. 더 나아가 채팅창이 일관된 주

제로 운영될 수 있도록 채팅 관리 봇을 개발 및 도입하는 것 역시 고려해 볼 수 있다.

제6장 결론

라이브커머스는 전통적인 이커머스 및 TV홈쇼핑과 차별화된 구매 경험을 통해 빠르게 성장하고 있다. 그러나, 라이브커머스를 통한 판로 확대를 추구하는 기업들이 많아짐에 따라 매출 및 구매 전환율은 양극화되는 실정이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 라이브커머스 소비자의 구매 행동을 파악하기 위한 다양한 선행연구들이 존재했다. 그러나 기존 연구들은 라이브커머스만의 특징인 다양한 멀티모달 요인들을 충분히 고려하지 못했다. 또한 상당수의 연구는 설문조사를 기반으로 진행되었기에 실증적 검증이 부족하다는 한계가 존재했다. 이에 본 연구는 네이버쇼핑라이브에서 진행된 라이브커머스 영상 및 판매 데이터를 활용하여 실제 매출에 대한 경험적 검증을 실시하였다. 더 나아가 Elaboration Likelihood Model을 기반으로 라이브커머스 상의 다양한 멀티모달 요인들을 발굴 및 분류하였으며 KoCLIP, Attractivenet, LDA Topic Modeling 등 머신러닝/딥러닝 방법론을 적용하여 측정 및 정량화하였다. 마지막으로 정량화된 변수들이 매출에 미치는 영향을 계량 경제학 분석을 통해 파악하였다. 이를 통해 쾌락적, 사회적 가치를 제공하는 라이브커머스의 특성상 중심 경로의 영향력이 낮고, 주변 경로에 해당하는 변수들의 매출 기여가 크다는 점을 발견했다. 더 나아가 제품 유형에 따라 일부 변수들의 영향력이 감소한다는 점 역시 확인할 수 있었다.

본 연구는 머신러닝/딥러닝과 계량 경제학 분석을 결합하여 라이브커머스 소비자의 구매 행동에 대한 심층적인 이해를 제공한다. 이는 라이브커머스 채널을 통한 매출 확대를 꿈꾸는 판매자들이 판매 전략을 수립하는 가이드라인으로 활용될 수 있으며, 라이브커머스 플랫폼 기업들이 효과적인 운영 전략을 수립하는데 도움을 줄 수 있다. 본 연구에서 제안된 라이브커머스 시장에 대한 인사이트가 기업들의 판로를 확대하고 경쟁력을 강화하는데 유용한 도구가 되기를 바란다.

참고문헌

- 라방바 데이터랩. 2023. 2023 라이브커머스 시장규모 & 성장률. Retrieved from https://live.ecomm-data.com/comm/list?post_no=788
- 라방바 데이터랩. 2024. 씨브이쓰리(CV3) 소개. Retrieved from <https://cv3.notion.site/CV3-f73f69a5660c4e5494789294429705df>
- 아이보스. 2022. 5분 안에 구매결정하게 만드는 방법 feat. 라이브커머스. Retrieved from <https://www.i-boss.co.kr/ab-6141-57636>
- 장주결, 이세진. 2023. 라이브커머스에서 충동구매 행동에 영향을 미치는 요인 연구. *한국광고홍보학보*, 25(2), 267-299.
- 한국경제. 2022. 딱 3번에 매출 6배로 뛰었다...하루 1800만명 몰리는 '라방'. Retrieved from <https://www.hankyung.com/article/202209027183i>
- Apple, W., Streeter, L. A., and Krauss, R. M. 1979. Effects of pitch and speech rate on personal attributions. *Journal of personality and social psychology*, 37(5), 715.
- Baltrušaitis, T., Ahuja, C., and Morency, L. P. 2018. Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 41(2), 423-443.
- Basu, S. 2018. Information search in the internet markets: Experience versus search goods. *Electronic Commerce Research and Applications*, 30, 25-37.
- Benedicktus, R. L., Brady, M. K., Darke, P. R., and Voorhees, C. M. 2010. Conveying trustworthiness to online consumers: Reactions to consensus, physical store presence, brand familiarity, and generalized suspicion. *Journal of Retailing*, 86(4), 322-335.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I. 2003. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan), 993-1022.
- Bloomberg. 2024. TikTok Shop Tops 500,000 US Sellers After 2023 E-Commerce Launch. Retrieved from <https://www.bloomberg.com/news/articles/2024-04-30/tiktok-shop-tops-500->

[000-us-sellers-after-2023-e-commerce-launch](#)

- Byline Network. 2021. [커머스BN] 뜬다는 라이브 커머스, 구매 전환율이 왜 이런가요?. Retrieved from <https://byline.network/2021/05/22-128/>
- Cacioppo, J. T., and Petty, R. E. 1979. Effects of message repetition and position on cognitive response, recall, and persuasion. *Journal of personality and Social Psychology*, 37(1), 97.
- Cai, J., Wohn, D. Y., Mittal, A., and Sureshababu, D. 2018. Utilitarian and hedonic motivations for live streaming shopping. In *Proceedings of the 2018 ACM international conference on interactive experiences for TV and online video* (pp. 81-88).
- Cai, R., and Chi, C. G. Q. 2020. A recipe for food promotion: effects of color brightness on food evaluations and behavioral intentions. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 32(12), 3925-3947.
- Chandon, P., Morwitz, V. G., and Reinartz, W. J. 2005. Do intentions really predict behavior? Self-generated validity effects in survey research. *Journal of marketing*, 69(2), 1-14.
- Chen, Z., Benbasat, I., and Cenfetelli, R. T. 2017. "Grassroots Internet Celebrity Plus Live Streaming" Activating IT-Mediated Lifestyle Marketing Services at e-Commerce Websites. *ICIS 2017 Proceedings*. 7.
- China Consumers Association. 2020. Online Survey Report on Consumer Satisfaction of Live e-Commerce Shopping. *China Consumers Association*: Beijing, China.
- Clinton-Lisell, V. 2022. Listening ears or reading eyes: A meta-analysis of reading and listening comprehension comparisons. *Review of Educational Research*, 92(4), 543-582.
- CNA. 2023. Singapore lags behind in live streaming e-commerce boom owing to a lack of talent, say observers. Retrieved from <https://www.channelnewsasia.com/singapore/live-streaming-ecommerce-shop-ping-boom-lack-talent-digital-social-platforms-3953611>
- De Choudhury, M., Counts, S., and Czerwinski, M. 2011. Find me the right

- content! Diversity-based sampling of social media spaces for topic-centric search. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* (Vol. 5, No. 1, pp. 129-136).
- Dillard, J. P., and Shen, L. 2013. The Sage handbook of persuasion. Los Angeles, CA: Sage.
- Fairchild, M. D. 2013. Color appearance models. *John Wiley & Sons*.
- Fastercapital. 2024. Live streaming: How to Use Live Streaming to Promote Your E commerce Products and Interact with Your Customers. Retrieved from <https://fastercapital.com/content/Live-streaming-How-to-Use-Live-Streaming-to-Promote-Your-E-commerce-Products-and-Interact-with-Your-Customers.html#Promoting-Your-Live-Streams-to-Maximize-Reach-and-Engagement>
- Fritchie, L., and Johnson, K. K. 2003. Personal selling approaches used in television shopping. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 7(3), 249-258.
- Fu, H. P., Chang, T. H., Hsu, K. Y., and Chen, P. S. 2016. A study on factors that increase customer value when conducting television shopping. *International Journal of Business and Systems Research*, 10(2-4), 403-419.
- Fu, S., Wu, Y., Du, Q., Li, C., and Fan, W. 2024. The secret of voice: How acoustic characteristics affect video creators' performance on Bilibili. *Decision Support Systems*, 179, 114167.
- Fu, W. W., and Sim, C. C. 2011. Aggregate bandwagon effect on online videos' viewership: Value uncertainty, popularity cues, and heuristics. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(12), 2382-2395.
- Gao, X., Xu, X. Y., Tayyab, S. M. U., and Li, Q. 2021. How the live streaming commerce viewers process the persuasive message: An ELM perspective and the moderating effect of mindfulness. *Electronic Commerce Research and Applications*, 49, 101087.
- Gardner, M. P., Mitchell, A. A., and Russo, J. E. 1985. Low involvement strategies

- for processing advertisements. *Journal of advertising*, 14(2), 4-56.
- Growcode. 2021. Average ecommerce conversion rate: 2.27% (Updated January 2021). Retrieved from <https://www.growcode.com/blog/ecommerce-conversion-rate/>
- Gulzar, Y. 2023. Fruit image classification model based on MobileNetV2 with deep transfer learning technique. *Sustainability*, 15(3), 1906.
- Guo, Y., Goh, K. Y., Zhang, Y., Liu, X., and Gao, B. 2021. Visual merchandising and selling orientations in E-commerce live streaming: Evidence from Taobao Live. *ICIS 2021 Proceedings*. 5.
- Gustavz. 2020. AttractiveNet – Regressing on Facial Attractiveness with Neural Networks. Retrieved from <https://github.com/gustavz/AttractiveNet>
- Hackernoon. 2024. Americans Are Starting to Figure Out Livestream Commerce, and It Is Good. Retrieved from <https://hackernoon.com/americans-are-starting-to-figure-out-livestream-commerce-and-it-is-good>
- Han, L., Fang, J., Zheng, Q., George, B. T., Liao, M., and Hossin, M. A. 2024. Unveiling the effects of livestream studio environment design on sales performance: A machine learning exploration. *Industrial Marketing Management*, 117, 161-172.
- Hwang, S., Liu, X., and Srinivasan, K. 2021. Voice analytics of online influencers. *Available at SSRN 3773825*.
- Indrawati, D., Luckieta, M., and Nadelia, F. 2023. Critical multimodal discourse analysis of YouTube influencers' impact on purchase intention. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2594, No. 1). AIP Publishing.
- Jaketae. 2021. KoCLIP: Korean port of OpenAI CLIP, in Flax. Retrieved from <https://github.com/jaketae/koclip>
- Jong, J. D. 2021. How you say it, matters.” A study of the relationship between message complexity, message emotionality, and online social media customer engagement.
- Joseph, W. B. 1982. The credibility of physically attractive communicators: A

- review. *Journal of advertising*, 11(3), 15-24.
- Ki, C. W. C., Chenn, A., Chong, S. M., and Cho, E. 2024. Is livestream shopping conceptually New? a comparative literature review of livestream shopping and TV home shopping research. *Journal of Business Research*, 174, 114504.
- Koh, B., and Cui, F. 2022. An exploration of the relation between the visual attributes of thumbnails and the view-through of videos: The case of branded video content. *Decision Support Systems*, 160, 113820.
- Lee, C. H., and Chen, C. W. 2021. Impulse buying behaviors in live streaming commerce based on the stimulus-organism-response framework. *Information*, 12(6), 241.
- Li, B., Hou, F., Guan, Z., Chong, A. Y. L., and Pu, X. 2017. Evaluating Online Review Helpfulness Based on Elaboration Likelihood Model: the Moderating Role of Readability. In *PACIS* (p. 257).
- Li, H., Cai, Z., Graesser, A. C., and Duan, Y. 2012. A comparative study on English and Chinese word uses with LIWC. In *Twenty-Fifth International FLAIRS Conference*.
- Liang, L., Lin, L., Jin, L., Xie, D., and Li, M. 2018. SCUT-FBP5500: A diverse benchmark dataset for multi-paradigm facial beauty prediction. In *2018 24th International conference on pattern recognition (ICPR)* (pp. 1598-1603). IEEE.
- Liao, M., Fang, J., Han, L., Wen, L., Zheng, Q., and Xia, G. 2023. Boosting eCommerce sales with livestreaming in B2B marketplace: A perspective on live streamers' competencies. *Journal of Business Research*, 167, 114167.
- Lin, H. H. 2011. Gender differences in the linkage of online patronage behavior with TV-and-online shopping values. *Service Business*, 5(4), 295-312.
- Lu, B., and Chen, Z. 2021. Live streaming commerce and consumers' purchase intention: An uncertainty reduction perspective. *Information & Management*, 58(7), 103509.
- Luo, H., Cheng, S., Zhou, W., Yu, S., and Lin, X. 2021. A study on the impact of

- linguistic persuasive styles on the sales volume of live streaming products in social e-commerce environment. *Mathematics*, 9(13), 1576.
- MacInnis, D. J., and Price, L. L. 1987. The role of imagery in information processing: Review and extensions. *Journal of consumer research*, 13(4), 473-491.
- Mckinsey. 2021. It's showtime! How live commerce is transforming the shopping experience. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/its-showtime-how-live-commerce-is-transforming-the-shopping-experience>
- Medium. 2017. How does Facebook Live that melds with shopping work in Taiwan ?. Retrieved from <https://medium.com/@edisonchen/how-does-facebook-live-that-melds-with-shopping-work-in-taiwan-9930c6af93e0>
- Meng, L. M., Duan, S., Zhao, Y., Lü, K., and Chen, S. 2021. The impact of online celebrity in livestreaming E-commerce on purchase intention from the perspective of emotional contagion. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 63, 102733.
- Mimno, D., Wallach, H., Talley, E., Leenders, M., and McCallum, A. 2011. Optimizing semantic coherence in topic models. In *Proceedings of the 2011 conference on empirical methods in natural language processing* (pp. 262-272).
- Miniard, P. W., Bhatla, S., Lord, K. R., Dickson, P. R., and Unnava, H. R. 1991. Picture-based persuasion processes and the moderating role of involvement. *Journal of consumer research*, 18(1), 92-107.
- Montrey, J. 2005. An Investigation Of The Effects Of Speakers' Vocal Characteristics On Ratings Of Confidence And Persuasion. *Electronic Theses and Dissertations*. 595.
- Morwitz, V. G., Steckel, J. H., and Gupta, A. 2007. When do purchase intentions predict sales?. *International Journal of Forecasting*, 23(3), 347-364.
- Mudambi, S. M., and Schuff, D. 2010. What Makes a Helpful Online Review? A

- Study of Customer Reviews on Amazon.Com. *Management Information Systems Quarterly*. pp. 185 - 200.
- Nelson, P. 1970. Information and consumer behavior. *Journal of political economy*, 78(2), 311-329.
- Niculescu, A., Van Dijk, B., Nijholt, A., and See, S. L. 2011. The influence of voice pitch on the evaluation of a social robot receptionist. In *2011 International Conference on User Science and Engineering (i-USEr)* (pp. 18-23). IEEE.
- Parcalabescu, L., Trost, N., and Frank, A. 2021. What is multimodality?. *arXiv preprint arXiv:2103.06304*.
- Park, K., Lee, S., Doosti, S., and Tan, Y. 2023. Provision of helpful review videos: Effects of video characteristics on perceived helpfulness. *Production and Operations Management*, 32(7), 2031-2048.
- Petty, R. E. 2018. Attitudes and persuasion: Classic and contemporary approaches. Routledge.
- Petty, R. E., and Cacioppo, J. T. 1986. The elaboration likelihood model of persuasion (pp. 1-24). Springer New York.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T., and Schumann, D. 1983. Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement. *Journal of consumer research*, 10(2), 135-146.
- Petty, R. E., Heesacker, M., and Hughes, J. N. 1997. The elaboration likelihood model: Implications for the practice of school psychology. *Journal of School Psychology*, 35(2), 107-136.
- Phillips, B. J. 2000. The impact of verbal anchoring on consumer response to image ads. *Journal of advertising*, 29(1), 15-24.
- Pieters, R., Wedel, M., and Batra, R. 2010. The stopping power of advertising: Measures and effects of visual complexity. *Journal of marketing*, 74(5), 48-60.
- Racherla, P., and Friske, W. 2012. Perceived 'usefulness' of online consumer reviews: An exploratory investigation across three services categories.

- Electronic commerce research and applications*, 11(6), 548-559.
- Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell, A., Mishkin, P., Clark J., Krueger G., and Sutskever, I. 2021. Learning transferable visual models from natural language supervision. In *International conference on machine learning* (pp. 8748-8763). PMLR.
- Radford, A., Kim, J. W., Xu, T., Brockman, G., McLeavey, C., and Sutskever, I. 2023. Robust speech recognition via large-scale weak supervision. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 28492-28518). PMLR.
- Rodero, E., and Lucas, I. 2023. Synthetic versus human voices in audiobooks: The human emotional intimacy effect. *New Media & Society*, 25(7), 1746-1764.
- Semerádová, T., and Weinlich, P. 2022. The Broad and Narrow Definition of E-Commerce. In *Achieving Business Competitiveness in a Digital Environment: Opportunities in E-commerce and Online Marketing* (pp. 1-26). Cham: Springer International Publishing.
- Serengil, S. I., and Ozpinar, A. 2021. Hyperextended lightface: A facial attribute analysis framework. In *2021 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET)* (pp. 1-4). IEEE.
- Severn, J., Belch, G. E., and Belch, M. A. 1990. The effects of sexual and non-sexual advertising appeals and information level on cognitive processing and communication effectiveness. *Journal of advertising*, 19(1), 14-22.
- Shin, D., He, S., Lee, G. M., Whinston, A. B., Cetintas, S., and Lee, K. C. 2020. Enhancing social media analysis with visual data analytics: A deep learning approach (pp. 1459-1492). SSRN.
- Shulman, J. D., Cunha Jr, M., and Saint Clair, J. K. 2015. Consumer uncertainty and purchase decision reversals: Theory and evidence. *Marketing Science*, 34(4), 590-605.
- Singh, A., and Alexander, P. A. 2022. Audiobooks, print, and comprehension: What we know and what we need to know. *Educational Psychology Review*, 34(2), 677-715.

- Song, D., Wang, S., Ou, C., Chen, X., Liu, R., and Tang, H. 2021. How do video features matter in visual advertising? An elaboration likelihood model perspective. In *2021 International Conference on Information Systems (ICIS)* (pp. 1–16). Association for Information Systems.
- Statista. 2021. Number of people hosting livestreaming commerce in China from 2018 to 2020. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/1295791/china-number-of-live-commerce-streamers/>
- Statista. 2024. Livestreaming commerce sales in the United States between 2022 and 2026. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/1276120/livestream-e-commerce-sales-united-states/>
- Statista. 2024. Market size of live streaming e-commerce in China from 2019 to 2023 with estimates until 2026. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/1127635/china-market-size-of-live-commerce/>
- Sun, Y., Shao, X., Li, X., Guo, Y., and Nie, K. 2019. How live streaming influences purchase intentions in social commerce: An IT affordance perspective. *Electronic commerce research and applications*, 37, 100886.
- Till, B. D., and Busler, M. 2000. The match-up hypothesis: Physical attractiveness, expertise, and the role of fit on brand attitude, purchase intent and brand beliefs. *Journal of advertising*, 29(3), 1–13.
- Unnava, H. R., and Burnkrant, R. E. 1991. An imagery-processing view of the role of pictures in print advertisements. *Journal of Marketing Research*, 28(2), 226–231.
- Valdez, P., and Mehrabian, A. 1994. Effects of color on emotions. *Journal of experimental psychology: General*, 123(4), 394.
- Van Herpen, E., Pieters, R., and Zeelenberg, M. 2009. When demand accelerates demand: Trailing the bandwagon. *Journal of Consumer Psychology*, 19(3), 302–312.

- Wang, S., Wang, Y., Junming, L., and Wang, Y. 2023. Fashion in Live Streaming E-Commerce: The Effects of Visceral and Behavioral Design on Product Sales. In *PACIS 2023 Proceedings*.
- Wang, X., Lu, S., Li, X. I., Khamitov, M., and Bendle, N. 2021. Audio mining: The role of vocal tone in persuasion. *Journal of Consumer Research*, 48(2), 189–211.
- Wang, Y., Liu, J., and Fang, Y. 2022. The Sales Impact of Storytelling in Live Streaming E-Commerce. In *43rd International Conference on Information Systems (ICIS 2022)*.
- Wilms, L., and Oberfeld, D. 2018. Color and emotion: effects of hue, saturation, and brightness. *Psychological research*, 82(5), 896–914.
- Wongkitrungrueng, A., and Assarut, N. 2020. The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers. *Journal of business research*, 117, 543–556.
- Wongkitrungrueng, A., Dehouche, N., and Assarut, N. 2020. Live streaming commerce from the sellers' perspective: implications for online relationship marketing. *Journal of Marketing Management*, 36(5–6), 488–518.
- Wongsunopparat, S., and Deng, B. 2021. Factors influencing purchase decision of Chinese consumer under live streaming E-commerce model. *Journal of Small Business and Entrepreneurship*, 9(2), 1–15.
- Wu, D., Wang, X., and Ye, H. J. 2023. Transparentizing the “Black Box” of live streaming: impacts of live interactivity on viewers' experience and purchase. *IEEE Transactions on Engineering Management*.
- Wu, Y., and Huang, H. 2023. Influence of perceived value on consumers' continuous purchase intention in live-streaming e-commerce—Mediated by consumer trust. *Sustainability*, 15(5), 4432.
- Wyszecki, G., and Stiles, W. S. 2000. Color science: concepts and methods, quantitative data and formulae (*Wiley Classics Library edn.*). New York: Wiley.
- Xie, X., Song, F., Liu, Y., Wang, S., and Yu, D. 2021. Study on the effects of

- display color mode and luminance contrast on visual fatigue. *IEEE access*, 9, 35915-35923.
- Xu, W., Zhang, X., Chen, R., and Yang, Z. 2023. How do you say it matters? A multimodal analytics framework for product return prediction in live streaming e-commerce. *Decision Support Systems*, 172, 113984.
- Xu, X., Wu, J. H., and Li, Q. 2020. What drives consumer shopping behavior in live streaming commerce?. *Journal of electronic commerce research*, 21(3), 144-167.
- Xue, J., Liang, X., Xie, T., and Wang, H. 2020. See now, act now: How to interact with customers to enhance social commerce engagement?. *Information & Management*, 57(6), 103324.
- Yang, R., Singh, S., Cao, P., Chi, E., and Fu, B. 2016. Video watch time and comment sentiment: Experiences from youtube. In *2016 Fourth IEEE Workshop on Hot Topics in Web Systems and Technologies (HotWeb)* (pp. 26-28). IEEE.
- Yang, S., Zhou, C., and Chen, Y. 2021. Do topic consistency and linguistic style similarity affect online review helpfulness? An elaboration likelihood model perspective. *Information Processing & Management*, 58(3), 102521.
- Zhang, M., Sun, L., Qin, F., and Wang, G. A. 2021. E-service quality on live streaming platforms: swift guanxi perspective. *Journal of Services Marketing*, 35(3), 312-324.
- Zhang, Z., Zhang, N., and Wang, J. 2022. The influencing factors on impulse buying behavior of consumers under the mode of hunger marketing in live commerce. *Sustainability*, 14(4), 2122.

ABSTRACT

Unravelling factors influencing live commerce sales: Evidence from Naver Shopping Live

As more sellers plan to expand their sales channels through live commerce, the sales and conversion rates of live commerce platforms are becoming increasingly polarized. While research has been actively conducted to identify factors influencing sales in live commerce, the relationship between various multimodal factors, such as voice and chat, and sales has not yet been clarified. Therefore, this study aims to identify multimodal factors that could influence live commerce sales based on the Elaboration Likelihood Model. Subsequently, deep learning-based methodologies are utilized to measure and quantify each multimodal factor. Finally, the relationship between the measured multimodal factors and actual sales is verified through an econometric model. This study has academic implications as it extends the scope of existing research by identifying various multimodal factors present in live commerce based on the Elaboration Likelihood Model, a representative theory of persuasion. Additionally, it provides practical implications by empirically verifying the impact of each multimodal factor on actual sales, offering rich reference for effective live commerce broadcast operations and streamer training.

Key words : Live Commerce, Multimodality, Elaboration Likelihood Model, Deep learning, Sales