

텍스트마이닝을 활용한 메타버스 서비스의 경험 품질 평가의 이해: 로블록스 사례 연구*

김민준**

목 차

요약	3.3 서비스 특징별 중요도 평가
1. 서론	3.4 서비스 개선 사항 파악
2. 선행연구: 메타버스 서비스의 경험 품질 평가	4. 결론
3. 텍스트 마이닝 기반의 로블록스 온라인 리뷰 분석	References
3.1 데이터 수집 및 전처리	Abstract
3.2 서비스 특징 도출	

요약

메타버스는 정치, 경제, 사회, 문화적 활동이 가능한 가상의 환경을 나타내는데, 이를 통해 현실과 디지털이 공존하여 사람들은 색다른 일상을 경험할 수 있다. 최근 메타버스의 발전으로, 기존의 서비스 경험 방식이 변화하고 있다. 기존의 선행연구는 주로 메타버스 서비스의 기술 발전에 중점을 두었지만, 최근의 연구들은 고객 관점에서 메타버스 서비스의 경험 품질을 평가하는 것에 중점을 두고 있다. 고객 관점에서 서비스 품질을 결정하는 서비스 특성을 정확히 이해하고 분석해야, 성공적인 메타버스 서비스를 설계할 수 있기 때문이다. 그러나, 선행연구들은 이러한 중요성만을 강조하고 있을 뿐, 평가를 위한 보편적이고 체계적인 개념과 관련된 연구는 부족한 실정이다. 본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위해 텍스트마이닝을 활용한 온라인 리뷰 분석을 수행하였다. 특히, 로블록스 서비스의 온라인 리뷰 227,332건을 분석하고, 분석 결과를 기반으로 로블록스 서비스의 개선 방향을 모색하였다. 분석을 위해 토픽 모델링, 감성 분석, 로지스틱 회귀 분석 등의 텍스트마이닝 및 기계학습 알고리즘을 활용하였으며, 서비스 개선 방향을 모색하기 위해 중요도-실행도 분석을 수행하였다. 연구 결과, 메타버스 서비스의 경험 품질 평가에 활용 가능한 9개 서비스 특징을 도출하였으며, 이들과 서비스 만족도 간의 관계 분석을 통해 특징별 중요도를 추정하였다. 마지막으로 중요도-실행도 분석을 통해 메타버스 서비스를 가능케하는 기술적 요소보다 서비스 경험을 강화하는 방향의 서비스 개선 전략이 필요함을 파악하였다. 본 논문의 결과물은 메타버스 서비스에 관심이 있는 기업들에게 중요한 시사점을 제공하며, 기업은 이러한 서비스 특징을 활용하여 자사의 강점 및 약점을 파악하여, 변화하는 메타버스 서비스의 환경에서 우위를 차지하는데 유용한 통찰력을 제공할 것이라 기대한다.

표제어: 메타버스, 서비스 경험 품질, 텍스트마이닝, 기계학습, 이해

접수일(2023년 11월 17일), 수정일(2023년 12월 04일), 게재확정일(2023년 12월 09일)

* 이 연구는 국립금오공과대학교 대학 학술연구비로 지원되었음(2022~2023)

** 국립금오공과대학교 산업공학부, minjun@kumoh.ac.kr

1. 서론

메타버스(Metaverse)는 “메타(meta)”와 “유니버스(universe)”의 합성어로, 정치, 경제, 사회, 문화적 활동이 가능한 가상의 환경을 나타낸다(Mystakidis, 2022). 메타버스는 현실과 디지털이 공존하는 공간으로, 이를 통해 사람들은 색다른 일상을 경험할 수 있다. 최근, 메타버스 기술의 발전과 코로나19로 인한 비대면 방식의 확산으로, 기존의 서비스 경험 방식은 크게 변화하였다(Park and Kim, 2022). 이로써 서비스 경험은 더 이상 시간과 공간의 제약을 받지 않게 되었으며, 메타버스 환경에서는 아바타를 통해 실시간으로 소통하고, 다양한 콘텐츠를 창출하며, 다양한 경험에 적극 참여할 수 있게 되었다. 예를 들어, 관광 산업에서는 메타버스를 활용하여 여행 계획을 세우고, 목적지 정보를 수집하는 것뿐만 아니라, 실제 도착하기 전에 상품, 서비스, 또는 장소를 체험할 수 있다(Gursoy et al., 2022).

과거의 메타버스 서비스에 대한 연구들은 주로 서비스 제공에 필요한 기술적 요인과 그 제공 방식에 초점을 맞추었다(Nevelsteen, 2017). 그러나, 최근에는 고객 관점에서 메타버스 서비스 품질을 평가하는 것이 중요하다는 인식이 강화되고 있다(Du et al., 2023; Zhou et al., 2023). 메타버스 서비스의 성공은 고객의 적극적인 참여, 예를 들어 콘텐츠 생성, 의사소통, 모드 참여 등에 크게 의존하므로, 이를 고객의 시각에서 평가하는 것이 매우 중요하게 여겨진다. 최근에는 특히 메타버스 서비스 경험 품질(Quality of Experience; 이하 QoE)에 대한 고객 관점의 중요성이 부각되고 있다(Lee and Gu, 2022). 이는 고객 관점에서 QoE를 결정하는 서비스 특성을 정확히 이해하고 분석해야 함을 의미한다(Du et al., 2023).

그러나, 고객 관점에서 메타버스 서비스의 QoE를

평가하는 데 대한 관심이 늘어나고 있음에도 불구하고, 이를 위한 보편적이고 체계적인 개념과 관련된 연구는 아직 부족한 상태이다(Liu et al., 2023). 이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구는 메타버스 서비스의 QoE 평가를 위해 텍스트마이닝을 활용한 온라인 리뷰 분석을 수행하였다. 온라인 리뷰는 실제 메타버스 서비스를 이용하는 고객의 요구사항 및 불만 사항을 직접 반영하는 데이터로, 이를 통한 분석은 고객 관점에서의 서비스 QoE 평가로 볼 수 있다(Dellarocas, 2003).

특히, 본 연구에서는 대표적인 메타버스 서비스 어플리케이션인 “로블록스”에 대한 총 227,332건의 온라인 리뷰를 분석하였다. 로블록스는 태블릿, 휴대폰, PC 등 다양한 기기를 통해 게임을 즐길 수 있는 서비스다. 온라인 리뷰 분석을 통해, 로블록스 서비스의 QoE 평가에 활용 가능한 서비스 특징을 도출하였고, 이들 특징과 고객 만족도 간의 관계를 분석함으로써 주요 서비스 특징을 도출하였다. 최종적으로는 주요 서비스 특징을 바탕으로 중요도-실행도 분석(Importance-Performance Analysis; 이하 IPA)을 수행함으로써 로블록스가 개선해야 할 주요 서비스 특성을 파악하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 메타버스 서비스의 QoE 평가 관련 선행연구를, 3절에서는 텍스트마이닝 기반의 로블록스 데이터 분석 결과를 설명한다. 마지막으로 4절은 본 연구의 기여 및 향후 과제를 서술한다.

2. 선행연구: 메타버스 서비스의 경험 품질 평가

메타버스 서비스는 증강 현실, 라이프로그, 가상 세계, 거울세계의 네 가지 주요 시나리오로 정의되며(Park and Kim, 2022), 이는 구현된 공간이 현실 중심인지 가상 중심인지, 그리고 구현된 정보가

외부 환경 중심인지 개인 중심인지에 따라 구분된다. 기존 연구에서는 메타버스 서비스를 주로 게임, 교육 등 가상세계의 구조에 중점을 두었지만, 최근에는 콘텐츠 중심의 교류와 사회적 상호작용을 촉진하는 플랫폼으로 발전하고 있다(Park and Kim, 2022). 이는 고객들이 이 플랫폼에서 아바타를 통해 다양한 콘텐츠를 생성하고 실시간으로 소통하며, 가상현실, 증강현실, 혼합현실, 확장현실과 같은 기술을 활용하여 독특한 디지털 공간을 제작한다는 것을 의미한다(Golf-Papez et al., 2022). 이러한 특성은 메타버스 서비스의 성공 여부가 고객의 적극적인 참여에 달려 있음을 보여주며, 고객 관점에서 메타버스 서비스의 QoE 평가가 중요함을 시사한다.

여러 선행연구들도 메타버스 서비스의 고객 관점에서의 QoE 평가 연구가 중요하다고 지적하였다. Porcu et al. (2022)는 메타버스 서비스의 QoE 평가 연구의 중요성을 강조하며, 두 가지 서비스 특징 유형을 제시하였는데, 첫째는 고객 행동, 고객 태도, 고객 상호 작용을 포괄하는 사회적 차원이며, 둘째는 재정적 고려 사항 및 고용 기회와 관련된 측면을 포함하는 경제적 차원이다. Zhou et al. (2023)은 다양한 메타버스 서비스의 정황에서 기술적 관점의 서비스 특징을 활용해 QoE를 평가해야 한다고 주장하였다. 이들은 메타버스 서비스의 주요 활용 분야로 교육, 커머스, 게임, 프로젝트 팀 관리, 박물관 전시, 브랜드 관리, 관광, 디지털 정부 등 8가지를 제안하였고, 각 분야에서 중요한 기술적 특징이 다르다고 강조하였다. 예를 들어, 교육 서비스에서는 효율성, 상호 작용, 교사와 학생 간의 실시간 협업이 QoE 평가에 중요하다고 언급하였다. 반면, 커머스 서비스에서는 콘텐츠 간의 상호 작용성, 생생한 콘텐츠 표현이 구매 의도 및 행동에 긍정적인 영향을 미치는 QoE 특징이라고 언급하였다.

Vlahovic et al. (2022)은 VR 서비스의 QoE를 평가하기 위해 인간, 기술, 맥락적 측면에 집중하여 세 가지 유형의 품질 특성을 제안하였다. 이들은 대

표적인 QoE 평가 지표로 알려져 있는 ITU-T Recomm. G.1035 ITU-T를 참고하여, 이 특성을 제안하였다. 첫째, 인간 특성으로는 기대, 전문성, 몰입감, 사이버 멀미, 시각 및 청각 등을 포함하였다. 이는 고객의 개인적인 특성과 그들이 서비스에 대해 가지고 있는 기대치, 그리고 서비스를 이용하면서 경험하는 실제 느낌 등을 고려한 것이다. 둘째, 시스템 특성으로는 하드웨어, 네트워크/전송, 미디어/코딩, 콘텐츠 등을 포함하였다. 이는 서비스를 제공하는 시스템의 기술적인 요소들을 고려한 것으로, 얼마나 정확하고 빠르게 서비스가 제공되는지, 그리고 제공되는 콘텐츠의 품질 등을 평가한다. 마지막으로, 맥락적 특성으로는 일, 사회적, 시간적, 물리적 요인을 포함하였다. 이는 서비스를 이용하는 환경과 상황, 그리고 그에 따라 변하는 고객의 요구와 기대 등을 고려한 것이다.

선행연구들은 고객 관점에서 메타버스 서비스의 QoE를 평가하기 위한 다양한 서비스 특징을 제안하였지만, 주로 정성적인 방법을 통해 서비스 특징을 파악하였다는 한계가 있다(Zhou et al., 2023). 또한, 메타버스 서비스가 아닌 VR 서비스에 중점을 두었다는 점(Vlahovic et al., 2022)과 여러 서비스 특징 중에서 우선순위가 높은 특징을 정량적으로 도출하지 않았다는 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해서, 본 연구에서는 텍스트마이닝을 활용하여 메타버스 서비스의 온라인 리뷰를 분석하였고, 이를 통해 QoE 평가를 위한 서비스 특징을 정량적으로 도출하였다.

3. 텍스트마이닝 기반의 로블록스 온라인 리뷰 분석

본 연구에서는 메타버스 서비스의 QoE 평가를 위한 서비스 특징 도출과 특징별 중요도 분석을 위해 텍스트마이닝과 기계학습 알고리즘을 활용하였

다. 분석 프로세스는 총 4단계로 구성되어 있으며, (1) 데이터 수집 및 전처리, (2) QoE 평가를 위한 서비스 특징 도출, (3) 서비스 특징별 중요도 평가, (4) 중요도 평가에 따른 서비스 개선 사항 파악으로 구성된다.

3.1 데이터 수집 및 전처리

단계 1에서는 구글 플레이스토어에서 로블록스의 온라인 리뷰를 수집하고, 전처리 과정을 통해 수집한 데이터를 분석에 필요한 형태로 변환한다. 본 연구에서는 Python의 selenium 라이브러리를 활용하여 로블록스 미국 버전의 온라인 리뷰 235,755건을 수집하였다. 특히, 온라인 리뷰에 포함하고 있는 여러 정보 중 리뷰어 ID, 리뷰 날짜, 리뷰 제목, 리뷰 내용, 평점(1~5점)의 정보만을 추출하였다.

본 연구에서는 추출한 정보를 분석하기 위해 Python의 nltk, TextBlob 라이브러리를 활용하여 데이터를 전처리하였다. 먼저, 중복된 리뷰, 미가입된 정보가 있는 리뷰, 그리고 10개 단어 미만으로 기록된 리뷰를 제외하였다. 이를 통해 총 227,332건의 온라인 리뷰를 최종 분석 대상으로 선정하였다. 서비스 특징을 추출하기 위한 데이터 형태로 변환하기 위해 리뷰 내용을 소문자로 변환하였고, 구두점 및 마침표를 제거하였다. 이후 도큰화를 통해 문장을 개별 단어나 표현으로 나누었으며, 분석에 필요하지 않은 불용어를 제거하였고, 표제어 추출 및 형태소 분석을 통해 단어의 기본 형태를 파악하였다.

3.2 서비스 특징 도출

단계 2에서는 메타버스 서비스의 QoE 평가에 활용 가능한 서비스 특징을 도출한다. 특히, 본 연구에서는 대표적인 토픽모델링 기법인 잠재 디리클레 할당(Latent Dirichlet allocation; 이하 LDA)을 활용하여 온라인 리뷰에서 고객이 자주 언급하는 서비스

특징을 도출하였다. LDA는 문서에 특정 토픽이 존재할 확률과 특정 키워드가 특정 토픽에 존재할 확률 간의 결합확률을 디리클레 분포로 표현하고, 이를 활용하여 토픽을 추출하는 확률 기반의 알고리즘이다(Bi et al., 2019). 이는 문서를 구성하고 있는 토픽들의 분포, 토픽별 사용된 단어 분포를 자동으로 추출해준다는 특징이 있다. 여러 선행연구에서는 서비스 QoE 평가에 필요한 특징을 추출하는데 LDA가 유용하게 사용되었음을 언급하고 있다(Joung and Kim, 2021). 이를 바탕으로 본 연구에서도 LDA를 활용하여 메타버스 서비스의 QoE 평가에 활용 가능한 서비스 특징을 도출하였다.

본 연구에서는 Python의 Gensim 라이브러리를 활용하여 LDA 분석을 수행하였다. 서비스 특징은 명사로 표현된다는 선행연구 결과(Joung and Kim, 2021)를 바탕으로, 데이터를 “리뷰-명사 행렬” 형태로 정리한 뒤 LDA 분석을 수행하였다. 이에 따라 (227,332-35,670) 행렬을 LDA의 입력으로 사용하였다. 또한 LDA에서 토픽의 개수는 사전에 지정해야 하는 하이퍼파라미터 값인데, 본 연구에서는 토픽 일관성(coherence)을 기준으로 토픽의 수를 결정하였다. 특히, 토픽의 개수를 1개부터 30개까지 변경하여 토픽 일관성을 계산하였고, 그 결과 <Fig. 3-1>과 같이 토픽의 수가 9개일 때 토픽 일관성이 최대값을 갖는 것을 확인할 수 있었다.

다음으로, 9개의 토픽별로 LDA에서 도출된 상위 20개 키워드와 토픽에 할당된 리뷰 문장을 수동으로 검토하였다. 이를 통해 각 토픽별 서비스 특징을 정의하였다. 이 때 중복되지 않고 서비스 특징을 잘 표현한 키워드만을 추출하여 특징을 구분하였다. <Tab. 3-1>은 각 서비스 특징과 특징별 대표 키워드를 나타낸다. 이 서비스 특징들은 크게 두 개 그룹으로 분류되며, 첫 번째 그룹은 메타버스 서비스 구현에 필요한 기술적 사항인 ‘service enabler’를, 두 번째 그룹은 메타버스 서비스 사용 경험 관련 사항인 ‘service experience’를 나타낸다.

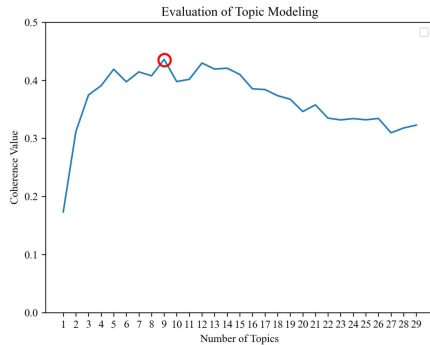


Fig. 3-1 Changes in Topic Coherence Values according to the Number of Topics

Service enabler 그룹에 속한 세 개의 서비스 특징은 다음과 같다. 하드웨어(f_1)는 메타버스 서비스를 이용하기 위해 필요한 기기(예: mobile, PC, 가상현실, 증강현실 등)와 관련된 서비스 특징이다. 기기의 종류, 사양에 따라 메타버스 서비스를 사용하는 경험이 달라질 수 있으므로, 이에 대한 품질 관리가 필요하다. 예를 들어 사용 중인 기기의 해상도 사양이 메타버스 서비스의 몰입도에 큰 영향을 미칠 수 있으므로, 기기의 해상도에 따른 메타버스 서비스의 품질을 유지해야 한다. 연결(f_2)은 메타버스 서비스 사용 중 발생하는 인터넷 연결, 개인정보 보호 등의 네트워크 경험과 관련 깊은 서비스 특징이다. 이 기능은 메타버스 서비스에 접근하고 사용하는 고객의 환경을 나타내며, 메타버스 서비스를 사용하기 위한 가장 기본적인 사항을 의미한다. 소프트웨어 업데이트(f_3)는 메타버스 서비스의 버전 업데이트로 인한 버그 해결, 오류 수정 등의 서비스 제공 프로세스의 최적화와 관련 깊은 서비스 특징이다. 업데이트는 주기적으로 진행되고, 온라인 리뷰에서 자주 언급되는 특징이므로, 지속적으로 모니터링하고 신속하게 대응해야 할 필요성이 있다. 해당 특징에는 업데이트를 통해 새롭게 추가되는 기능 또는 모드에 대한 가이드에 대한 내용도 포함된다.

Service experience 그룹에 속한 여섯 개의 서비스 특징은 다음과 같다. 계정(f_4)은 고객이 메타버스 서비스를 경험하기 위해 필수적으로 수행해야 할 계정 로그인과 관련된 서비스 특징이다. 해당 특징에는 고객의 계정 가입, 로그인, 계정 접속 실패 시 아이디 및 비밀번호 찾기, QR코드를 활용한 로그인 등의 내용을 포함한다. 구매(f_5)는 메타버스 서비스 내에서 아이템 구매, 모드 참여, 다른 사람과의 거래 등과 관련된 서비스 특징이다. 예를 들어 로블록스에서는 ‘Robux’ 라는 화폐가 존재하며, 고객들은 실제 돈을 활용해 Robux를 구입해 로블록스 내 여러 아이템을 구매하거나, 다른 사람들과 물물거래를 진행한다. 공동 경험(f_6)은 메타버스 서비스에서 사람들의 일상을 반영하는 경험으로, 특히, 가족, 친구, 동료 등과 함께 메타버스 서비스를 공동으로 참여하는 경험과 관련된 서비스 특징이다. 사람들은 메타버스 서비스에서 무엇인가를 하고, 놀고, 일하고, 휴식을 취하는 등 다양한 활동에 참여하며, 이러한 활동을 통해 사랑, 우정, 가족애와 같은 감정을 느낀다. 이 특징은 본질적으로 메타버스 서비스를 사용하는 목적을 나타내며, 이러한 목적을 달성하기 위해 현실의 경험을 메타버스 환경에 투영하는 경험을 모두 포괄하는 개념이다.

의사소통(f_7)은 메타버스 환경에서 가장 일반적이고 중요한 특징 중 하나로써 메타버스 서비스 내에서 다른 개인과의 의사소통 경험과 관련 깊은 서비스 특징이다. 고객 만족에 있어 의사소통의 중요성을 고려할 때(예: Nalbant and Aydin, 2023), 서비스 제공업체는 사람들과의 의사소통을 효율적이고 효과적으로 촉진하는 방법을 고려해야 한다. 예를 들어 로블록스에서는 아바타를 활용할 때 다양한 감정 표현, 효과, 이모티콘을 제공하여 사용자의 커뮤니케이션 경험을 향상시킨다. 꾸미기(f_8)는 메타버스 서비스에서 자신의 아바타를 꾸미거나 개인화, 맞춤화하는 경험 관련 서비스 특징을 의미한다.

Tab. 3-1 Metaverse Service Features for Evaluating the Quality of Experience

Category	Service feature	Keywords (by LDA)	Number of reviews (ratio of total reviews)
Service enabler	Hardware(f_1)	pc, phone, computer, device, tablet, mobile, chromebook, ipad, iphone, laptop, ...	29,226 (13%)
	Connection(f_2)	server, internet, wan, discord, wifi, lag, connection, download, freeze, response, ...	52,964 (23%)
	Software update(f_3)	update, fix, problem, bug, glitch, version, freeze, mess, optimization, error, ...	57,059 (25%)
Service experience	Account(f_4)	account, id, login, password, help, verification, signin, code, join, ban, ...	47,294 (21%)
	Purchase(f_5)	buy, money, robux, pay, purchase, gift, card, refund, spend, deal, ...	27,756 (12%)
	Co-experience(f_6)	family, kid, friend, cousin, daters, cat, dog, pet, school, home, ...	68,159 (30%)
	Communication(f_7)	talk, meet, chat, interaction, communication, express, conversation, share, emotion, hangout, ...	15,543 (7%)
	Decoration(f_8)	avatar, face, clothing, character, hair, clothes, style, outfit, customization, body, eye, ...	26,798 (12%)
	Mode(f_9)	tycoon, mod, devs, roleplay, adventure, creator, simulation, mode, theme, simulator, ...	11,908 (5%)

사람들은 의상, 얼굴, 스타일, 머리 등의 아바타의 외형을 변경하거나, 애완동물 또는 다양한 악세서리를 활용하여 자신을 표현한다. 마지막으로 모드(f_9)는 메타버스 서비스 내에서 제공되는 여러 모드와 관련된 경험을 포함한다. 메타버스 서비스 내에서는 목적에 따라 다양한 모드가 제공되어 고객이 다양한 경험을 할 수 있다. 예를 들어, 로블록스에는 시뮬레이션, 타이쿤 등의 모드가 존재하며, 고객은 이러한 모드에 참여하여 콘텐츠를 즐기고 다른 고객과 상호 작용하며 메타버스 환경을 경험한다.

3.3 서비스 특징별 중요도 평가

단계 3에서는 서비스 특징과 관련된 감성을 분석하고, 이를 활용해 특징별 중요도 평가를 수행한다. 감성 분석에는 Valence Aware Dictionary for

sEntiment Reasoning(이하 VADER)을 활용하였다. VADER는 감성 어휘 사전과 규칙에 기반하여 감성을 분석하는 비지도 기계학습 알고리즘으로, 소셜 미디어 텍스트의 감성을 측정하는데 널리 활용되는 알고리즘이다(Hutto and Gilbert, 2014). 특히, VADER는 트위터와 같은 짧은 메시지에 대해서도 우수한 성능을 보인다고 알려져 있으며, 규칙 기반 방식이기 때문에 별도의 학습 데이터 없이도 다양한 서비스 분야에 적용할 수 있는 장점이 있다(Kim and Lim, 2021).

본 연구에서는 각 리뷰를 먼저 문장으로 분류한 후, 문장이 어떤 서비스 특징에 매칭되는지 파악하였다. 이 과정에서 표 1에 제시된 서비스 특징별 키워드를 활용하였다. 예를 들어 “while I have no problem getting back in, this bug/glitch is a

little annoying and interrupts my gameplay” 라는 리뷰 문장은 “bug/glitch” 의 단어가 포함되어 있어 소프트웨어 업데이트(f_3)로 분류된다. 분류된 문장의 감성을 분석하기 위해 Python의 vaderSentiment 라이브러리를 활용하여 compound score를 계산하였다. 이는 -1(매우 부정적)에서 1(매우 긍정적) 값을 갖는 정규화된 값이며, 이를 활용해 문장의 감성을 효과적으로 수치화하고 비교할 수 있다. 위의 예시 문장에서는 “annoying and interrupts” 라는 표현으로 인해 compound score 값은 -0.0384을 갖게된다. 마지막으로 여러 문장으로 구성된 한 개 리뷰의 감성 점수를 계산하기 위해 해당 리뷰에 속한 모든 문장들의 compound score를 각각 계산하고, 이들의 평균 값을 산정하였다. 이때 서비스 특징에 할당되지 않은 문장은 감성 분석 대상에서 제외하였다.

감성 분석 후 특징별 중요도를 평가하기 위해, 독립변수로는 각 특징별 감성 분석 점수(평균 compound score)를, 종속변수로는 5점 척도인 리뷰 평점 데이터를 이진으로 변환한 값을 사용하였다(긍정: 4, 5점 - 1; 부정: 1, 2, 3점 - 0). 이러한 변환은 Joung and Kim (2021)의 연구에서 5점 척도를 사용하는 것보다 이진화된 척도를 사용하면 예측 모델 성능이 향상될 수 있다는 결과를 근거로 수행되었다. 본 연구에서는 독립변수와 종속변수 간의 관계를 파악하기 위해 로지스틱 회귀분석을 활용하였다. 로지스틱 회귀는 제품 및 서비스의 전반적인 평가 또는 고객 만족도에 영향을 미치는 특징을 식별하는 데 널리 사용되는 기계학습 알고리즘이다(Lawson and Montgomery, 2006). 해당 알고리즘을 사용하기 위해 Python의 statsmodels 라이브러리를 활용하였으며, <Tab. 3-2>는 로지스틱 회귀 분석 결과를 나타낸다. 표의 네 번째 열의 값($P > |z|$)을 확인했을 때, 하드웨어(f_1)를 제외한 8개 서비스 특징의 값이 모두 0에 수렴하므로 추정한

중요도(β)값이 통계적으로 유의한 것을 나타낸다. 즉, 8개 서비스 특징이 로블록스 서비스의 만족도에 영향을 미치는 중요한 특징임을 나타낸다.

표의 두 번째 열의 값(β)은 메타버스 서비스에 대한 사용자 만족도에 미치는 영향도를 나타낸다. 먼저 service enabler 그룹에 속한 서비스 특징보다 service experience 그룹에 속한 6개 서비스 특징이 만족도에 더 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있다. 특히, service experience 그룹 내 공동 경험(f_6)과 모드(f_9)는 다른 서비스 특징에 비해 만족도에 더 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있고, service enabler 그룹에서는 연결(f_2) 특징이 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있다.

Tab. 3-2 Importance Values of Nine Metaverse Service Features

Service feature	β	SE(β)	P > z
Hardware(f_1)	0.03	0.03	0.24
Connection(f_2)	0.43	0.02	0
Software update(f_3)	-0.14	0.02	0
Account(f_4)	-0.06	0.02	0
Purchase(f_5)	0.68	0.03	0
Co-experience(f_6)	1.35	0.02	0
Communication(f_7)	0.85	0.04	0
Decoration(f_8)	0.77	0.03	0
Mode(f_9)	1.2	0.05	0

3.4 서비스 개선 사항 파악

단계 4에서는 도출된 서비스 특징과 특징별 중요도 값을 활용하여 서비스 개선 전략을 수립한다. 본 연구에서는 서비스 개선 전략에 널리 활용되는 IPA를 활용하였다(Martilla and James, 1977). IPA는 특정 서비스의 중요도와 실행도를 기반으로 서비스 특징을 4개 분면으로 매핑하여 우선순위가 높은 서비스 특징을 가려내는 방법이다. x축을 실행도로, y

측을 중요도로 봤을 때 1사분면(Q1)은 중요도 및 실행도가 모두 높은 영역으로, 이 영역에 해당된 서비스 특징은 지속적으로 품질 관리를 수행해야 한다. 2사분면(Q2)는 중요도가 높지만 실행도가 낮은 영역으로, 높은 실행도를 위해 집중적인 투자가 필요한 영역이다. 3사분면(Q3)은 중요도, 실행도가 모두 낮은 영역으로 추가적인 품질 관리가 요구되지 않을 뿐만 아니라, 현재 이상의 노력은 불필요함을 의미한다. 4사분면(Q4)는 중요도가 낮지만 실행도는 높은 영역으로, 과도한 관리가 수행되었기 때문에 이 영역에 포함되는 서비스 특징들을 다른 곳으로 분산시키는 것이 좋을 의미를 의미한다.

본 연구에서는 Joung and Kim(2021)의 연구를 참고하여, 단계 3에서 도출한 로지스틱 회귀 분석 결과와 감성 분석 결과를 활용하여 중요도와 실행도 값을 계산하였다. 중요도는 특징별 중요도의 절대값 ($| \beta |$)으로, 실행도 값은 각 기능별 감성 점수의 평균 값(즉, 각 기능별 감성 점수의 총 합을 전체 리뷰 크기로 나눈 값)을 기준으로 하였다. 각 서비스 특징별 중요도와 실행도를 사분면에 매핑한 결과는 <Fig. 3-2>와 같다. 로블록스 IPA에서 공동 경험(f_6)이 Q1에 배치된 것은 이 특징이 지속적인 투자를 통해 유지해야 할 주요 강점 및 경쟁 우위 특성임을 나타낸다. 즉, 이 과는 로블록스 고객들이 주로 서비스 내에서 즐기는 활동과 일상적인 경험 행동들에 가치를 높게 두고 있다는 것을 보여준다. Service experience 그룹 내 4개 특징(구매, 의사소통, 꾸미기, 모드)은 Q2에 배치된 반면, service enabler 그룹 내 3개 특징(하드웨어, 연결, 소프트웨어 업데이트)은 Q3, Q4에 배치된 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 로블록스 고객이 기능적인 측면보다 로블록스 내에서 다른 고객과 상호 작용하고, 개인적인 경험을 우선시한다는 것을 나타낸다. Service enabler에 속한 특징들은 과거 로블록스의 주요 성공 요인으로 간주되었으나(예: Lee and Gu,

2022), 현재는 우선순위가 낮아진 것으로 보아 로블록스가 버그 수정을 위한 수많은 업데이트, 서비스 최적화 등을 통해 이러한 특징들을 잘 관리하고 있음을 시사한다. 요약하면, 로블록스는 기능적인 측면에 집중하기보다는 서비스 내 다양한 모드를 경험할 수 있게 하고, 고객의 identity를 잘 표현할 수 있도록, 의사소통을 효율적으로 할 수 있도록 지원하는 여러 전략의 개발이 필요함을 시사한다.

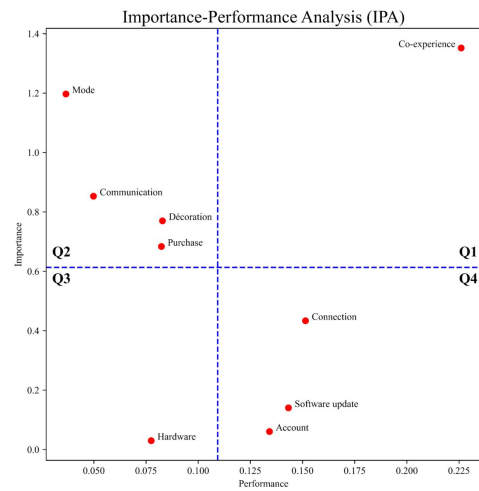


Fig. 3-2 IPA of the Roblox

4. 결론

본 논문에서는 텍스트마이닝을 활용하여 메타버스 서비스의 대표적인 사례인 로블록스의 온라인 리뷰 데이터를 분석하였다. 분석을 통해 메타버스 서비스의 QoE를 평가하는데 활용 가능한 서비스 특징 9개를 도출하였으며, 고객 만족도에 영향을 미치는 특징별 중요도 값을 추정하였다. 또한 IPA를 통해 현재 로블록스에서 추구해야 할 서비스 개선 방향을 모색하였다. 분석 결과, 현재 로블록스에서는 서비스 구현 및 운영을 가능케하는 기술적인 특징보다는 고

객의 서비스 경험과 관련된 공동 경험, 구매, 의사소통, 꾸미기, 모드 관련 서비스 특징의 집중적인 투자 및 관심이 필요함을 파악하였다. 이러한 결과를 통해 로블록스는 향후 전략적으로 서비스를 개선하고 사용자 경험을 향상시키기 위한 방향을 설정할 수 있다.

이론적 관점에서 본 연구는 메타버스 서비스 QoE 평가에 온라인 리뷰의 활용 가능성을 보여줌으로써 서비스 품질 평가 연구의 범위를 확장하였다. 이전에도 메타버스 서비스 평가에서 온라인 리뷰가 중요하다는 인식이 있었지만, 온라인 리뷰의 잠재력을 활용하기 위한 노력은 제한적이었다. 본 연구는 온라인 리뷰를 통해 메타버스 서비스 QoE를 평가하는 데 필요한 다양한 차원에 대한 이해를 크게 향상시켰다. 실용적인 측면에서 본 연구에서 도출한 9개 서비스 특징은 서비스 제공자들이 기존 메타버스 서비스를 평가하고 개선하는데 활용할 수 있는 유용한 정보를 제공한다. 이러한 특징들은 메타버스 서비스에 관심이 있는 기업들에게 중요한 시사점을 제공하며, 기업은 이러한 서비스 특징을 활용하여 IPA를 수행함으로써 경쟁사 대비 자사의 강점을 정확하게 파악하고, 개선이 필요한 부분을 식별할 수 있을 것이다.

본 연구의 한계점 및 향후 과제는 다음과 같다. 첫째, 메타버스 서비스의 QoE 관련 서비스 특징을 일반적으로 정의하기 위해서는 로블록스 외의 다른 메타버스 서비스의 사례를 추가로 분석할 필요가 있다. 특히, 메타버스 서비스에서 중요하게 다뤄지는 가상현실, 증강현실, 혼합현실 장비를 활용한 서비스(예: Bitmoji, VRchat 등)를 추가로 분석하여, 다양한 기기의 특성이 반영된 메타버스 서비스의 QoE 특징을 도출할 필요가 있다. 둘째, 본 연구 결과물과 산업계에서 수행한 실증 결과(예: 프로젝트 수행 결과)를 통합하여 해석하는 것이 필요하다. 산업계에서 메타버스 서비스의 QoE 평가와 관련된 다양한 요구 사항이 존재하므로, 실제 산업계에 중사하고

있는 전문가들과 협업하여 더 폭넓은 메타버스 서비스 QoE 평가의 이해를 도모해야 한다. 마지막으로 온라인 리뷰 분석에 활용된 텍스트마이닝 및 기계학습 알고리즘을 개선할 필요가 있다. 특히, 서비스 특징 도출에 활용한 LDA를 BERTopic과 같은 문맥을 고려한 토픽모델링 기법으로 대체하거나, 특징별 중요도 평가에 활용한 로지스틱 회귀분석을 해석 가능한 인공지능(예: Shapley Additive exPlanations)으로 대체하여 더 정확한 분석을 수행하는 것이 필요하다.

[References]

- [1] Bi, J.W., Liu, Y., Fan, Z.P., and Cambria, E. (2019), Modelling customer satisfaction from online reviews using ensemble neural network and effect-based kano model, *International Journal of Production Research*, 57(22), 7068-7088.
- [2] Dellarocas, C.(2003). The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms, *Management science*, 49(10), 1407-1424.
- [3] Du, H., Ma, B., Niyato, D., Kang, J., Xiong, Z., and Yang, Z.(2023). Rethinking quality of experience for metaverse services: A consumer-based economics perspective, *IEEE Network*.
- [4] Golf-Papez, M., Heller, J., Hilken, T., Chylinski, M., de Ruyter, K., Keeling, D. I., and Mahr, D.(2022). Embracing falsity through the metaverse: The case of synthetic customer

- experiences, *Business Horizons*, 65(6), 739–749.
- [5] Gursoy, D., Malodia, S., and Dhir, A.(2022). The metaverse in the hospitality and tourism industry: An overview of current trends and future research directions, *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 31(5), 527–534.
- [6] Hutto, C., and Gilbert, E.(2014). Vader: A parsimonious rule–based model for sentiment analysis of social media text. *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*, 8(1), 216–225).
- [7] Joung, J. and Kim, H. M.(2021). Approach for importance–performance analysis of product attributes from online reviews, *Journal of Mechanical Design*, 143(8), 081705.
- [8] Kim, J. and Lim, C.(2021). Customer complaints monitoring with customer review data analytics: An integrated method of sentiment and statistical process control analyses, *Advanced Engineering Informatics*, 49, 101304.
- [9] Lawson, C., and Montgomery, D.C.(2006). Logistic regression analysis of customer satisfaction data, *Quality and Reliability Engineering International*, 22(8), 971–984.
- [10] Lee, H.J. and Gu, H.H.(2022). Empirical research on the metaverse user experience of digital natives, *Sustainability*, 14(22), 14747.
- [11] Liu, S., Xie, J., and Wang, X.(2023). QoE enhancement of the industrial metaverse based on Mixed Reality application optimization, *Displays*, 79, 102463.
- [12] Martilla, J.A., and James, J.C.(1977). Importance–performance analysis, *Journal of Marketing*, 41(1), 77–79.
- [13] Mystakidis, S.(2022). Metaverse, *Encyclopedia*, 2(1), 486–497.
- [14] Nalbant, K.G. and Aydin, S.(2023). Development and transformation in digital marketing and branding with artificial intelligence and digital technologies dynamics in the Metaverse universe, *Journal of Metaverse*, 3(1), 9–18.
- [15] Nevelsteen, K.J.L.(2017), Virtual world, defined from a technological perspective and applied to video games, mixed reality, and the metaverse, *Computer Animation and Virtual Worlds*, 29(1), e1752.
- [16] Park, S.M. and Kim, Y.G.(2022). A metaverse: Taxonomy, components, applications, and open challenges. *IEEE Access*, 10, 4209–4251.
- [17] Porcu, S., Floris, A., and Atzori, L.(2022). Quality of experience in the metaverse: An initial analysis on quality dimensions and assessment, *Proceedings of the 14th International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, 1–4.

- [18] Vlahovic, S., Suznjevic, M., and Skorin-Kapov, L.(2022). A survey of challenges and methods for Quality of Experience assessment of interactive VR applications, *Journal on Multimodal User Interfaces*, 16(3), 257–291.
- [19] Zhou, Z., Chen, Z., and Jin, X. L.(2023). A review of the literature on the metaverse: definition, technologies, and user behaviors. *Internet Research*.



Minjun Kim (minjun@kumoh.ac.kr)

He is an Assistant Professor at the School of Industrial Engineering at Kumoh National Institute of Technology. He obtained his B.S. from the Department of Industrial Engineering at Hanyang University, Korea and Ph.D. from the Department of Industrial and Management Engineering at POSTECH. His research interests include data-driven design of services, new product/service development, and machine learning application for services.

Understanding the Evaluation of Quality of Experience for Metaverse Services Utilizing Text Mining: A Case Study on Roblox

Minjun Kim**

ABSTRACT

The metaverse, derived from the fusion of “meta” and “universe,” encompasses a three-dimensional virtual realm where avatars actively participate in a range of political, economic, social, and cultural activities. With the recent development of the metaverse, the traditional way of experiencing services is changing. While existing studies have mainly focused on the technological advancements of metaverse services (e.g., scope of technological enablers, application areas of technologies), recent studies are focusing on evaluating the quality of experience (QoE) of metaverse services from a customer perspective. This is because understanding and analyzing service characteristics that determine QoE from a customer perspective is essential for designing successful metaverse services. However, relatively few studies have explored the customer-oriented approach for QoE evaluation thus far. This study conducted an online review analysis using text mining to overcome this limitation. In particular, this study analyzed 227,332 online reviews of the Roblox service, known as a representative metaverse service, and identified points for improving the Roblox service based on the analysis results. As a result of the study, nine service features that can be used for QoE evaluation of metaverse services were derived, and the importance of each feature was estimated through relationship analysis with service satisfaction. The importance estimation results identified the “co-experience” feature as the most important. These findings provide valuable insights and implications for service companies to identify their strengths and weaknesses, and provide useful insights to gain an advantage in the changing metaverse service environment.

Keywords: Metaverse, Quality of experience, Text mining, Machine learning, Understanding

* This research was supported by Kumoh National Institute of Technology (2022-2023)

** School of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology