

팀랩 보더리스 온라인 리뷰를 통한 관람 경험 요인 분석 및 미디어아트 확장성 연구

LDA 토픽 모델링을 중심으로

Analyzing Visitor Experience Factors and Media Art Expansion in Online Reviews of teamLab Borderless

Focusing on LDA Topic Modeling

주 저 자 : 오은석 (O, Eun Seok)

광운대학교 미디어커뮤니케이션학부 교수

교 신 저 자 : 한규훈 (Han, Gyu Hoon)

광운대학교 미디어커뮤니케이션학부 겸임교수
eclair@kw.ac.kr

<https://doi.org/10.46248/kidrs.2025.3.856>

접수일 2025. 08. 20. / 심사완료일 2025. 08. 24. / 게재확정일 2025. 09. 08. / 게재일 2025. 09. 30.

이 논문은 2023년도 광운대학교 연구년에 의하여 연구되었음.

Abstract

This study applied LDA topic modeling to visitor reviews of teamLab Borderless to analyze the key factors of visitor experience and to empirically validate the potential for expansion of media art. The analysis identified that Topics 1 and 5 illustrate how interactivity fosters active visitor participation and how the convergence of art and technology enables multisensory immersion and affective engagement. Topics 3 and 4 reveal that positive aesthetic experiences and the recognition of exhibition value lead to recommendations and social media sharing, thereby amplifying promotional effects and generating a virtuous cycle of expanded participation. In conclusion, the case of teamLab Borderless empirically demonstrates that active participation through interactivity, the expansion of immersive sensory experiences, and the dissemination of social sharing serve as critical factors. These factors collectively drive the popular diffusion and heightened public engagement of media art exhibitions.

Keyword

Media Art(미디어아트), teamLab Borderless(팀랩 보더리스), LDA Topic Modeling(LDA 토픽 모델링)

요약

본 연구는 팀랩 보더리스 관람객 리뷰를 대상으로 LDA 토픽 모델링을 적용하여 관람객 경험의 주요 요인을 분석하고, 미디어아트의 확장 가능성을 실증적으로 검증하고 이론적 함의를 제시하고자 하였다. 토픽 1과 토픽 5는 상호작용을 통해 관람자의 능동적 참여를 유도하고, 예술과 기술의 융합을 매개로 다감각적인 몰입감과 정서적 공감을 가능하게 함을 확인하였다. 토픽 3과 토픽 4는 긍정적인 감상 경험과 전시의 가치 인식이 추천 및 SNS 공유로 이어져 홍보 효과를 파급시키고, 전시에 대한 대중의 참여를 증대시키는 선순환 구조를 형성함을 확인하였다. 결론적으로 팀랩 보더리스 사례는 관람자의 상호작용 기반 능동적 참여, 몰입적 감각 경험의 확장, 사회적 공유의 전파를 통해 전시의 대중적 확산과 관심 증대를 촉진하는 주요 요인임을 실증적으로 도출하였다.

목차

1. 서론

- 1-1. 연구 배경
- 1-2. 연구 목적과 방법

2. 이론적 배경

- 2-1. 미디어아트 및 팀랩 보더리스 선행연구
- 2-2. 토픽 모델링

3. 연구 방법

- 3-1. 데이터 수집

3-2. 데이터 전처리

3-3. 빈도 기반 어휘 필터링 및 키워드 분석

3-4. 토픽 수 결정

4. 분석 결과

- 4-1. LDA 토픽 모델링 결과
- 4-2. 토픽별 해석
- 4-3. 토픽 간 관계 분석

5. 결론

참고문헌

1. 서론

1-1. 연구 배경

팀랩 보더리스는 예술과 기술이 융합한 미디어아트 전시로 세계적으로 예술성을 인정받고 상업적으로 성공한 대표적 사례이다. 2018년 도쿄 개관 첫해에 230만 명의 관람을 기록함으로써, 세계에서 가장 많은 관람객을 유치한 단일 아티스트 미술관이 되었다. 2024년 2월 9일 아자부다이 힐즈에서 재개관 후 2024년 9월 30일 기준 누적 관람객 100만 명 돌파가 보고되었고, 미국의 뉴스 매거진 TIME에서 발표한 'World's Greatest Places 2024'에 선정되었다.¹⁾ 이러한 성공으로 인해 'teamLab Borderless Hamburg: UBS Digital Art Museum'이 2026년 개관 예정이다. 해당 박물관은 독일 함부르크에 있는 유럽 최대 규모의 디지털 몰입형 아트 전시 공간이 될 예정이다.²⁾ 이처럼 예술성, 대중성, 상업성을 확보한 팀랩 보더리스는 현재 미디어아트 관련 연구에 있어서 중요한 연구 대상이다. 이에 본 연구자는 미디어아트 연구를 진행 중 팀랩의 전시에 학문적 관심을 가지게 되었고, 2024년 10월에 팀랩 보더리스를 관람하였으며, 이 경험을 토대로 선행연구와 연계하여 관람자의 리뷰를 분석하는 연구를 실행하게 되었다.

1-2. 연구 목적과 방법

본 연구자는 미디어아트에 있어서 인터랙션을 통한 전시 감상 경험의 중요성과 팀랩 보더리스의 전시사례를 중심으로 미디어아트의 확장 가능성에 대한 이론적 고찰을 선행연구로 수행하였다. 본 논문에서는 이러한 선행 연구의 논의 틀을 더욱 심화하기 위해, 실제 팀랩 보더리스를 경험한 관람객들의 자발적 온라인 반응, 즉 구글 지도에 게시된 리뷰를 수집하여 토픽 모델링 기법으로 분석하여 선행연구의 결과를 보다 실증적으로 검증하고, 미디어아트의 이론적 논의와 함께 학술적 함의를 도출하는 것을 목적으로 한다.

연구 방법으로는 먼저 구글 지도에 게시된 관람자의 리뷰 데이터를 수집하고, 불필요한 기호·특수문자·이모티콘 제거와 같은 정규화 과정을 거친 뒤, 한국어 형태소 분석기인 KoNLPy의 Okt를 활용하여 토큰화 및 불

용어 제거를 수행하였다. 이 과정은 파이썬(Python)으로 구현되었으며, 이후 Gensim 라이브러리의 빈도 기반 어휘 필터링을 적용하여 희귀어와 과다빈출어를 정제하고, 이를 바탕으로 LDA 분석을 위한 말뭉치를 구축하였다. 토픽 수 결정은 coherence와 perplexity 지표를 함께 고려하였으며, 수치적 적합성뿐 아니라 주제 해석 가능성과 세분화를 중시하여 최적의 토픽 수를 확정하였다. 최종적으로 파이썬을 활용한 LDA 토픽 모델링을 수행하고 pyLDAvis를 통해 토픽 간 분포와 키워드의 특성을 시각화하였으며, 이를 통해 토픽별 의미를 도출하고 맥락적으로 해석하여 선행연구와 결합된 분석을 제시하였다.

2. 이론적 배경

2-1. 미디어아트 및 팀랩 보더리스 선행연구

본 연구자는 기존의 예술과 차별화된 새로움으로 대중의 주목을 받으며, 최신 테크놀로지와 융합한 미디어아트의 나아갈 방향을 다음과 같이 제안하였다. 인터랙티브 미디어아트는 관람자의 참여와 소통을 강화하며, 상호작용을 통해 몰입도 높은 예술 경험을 제공한다. 이러한 상호작용은 관람자의 반응에 따라 작품이 실시간으로 변화하며, 비선형적이고 다방향적인 경험을 창출한다. 관람자는 단순한 수용자가 아닌 작품의 구성요소로 작용하며, 이는 정서적 공감과 심리적 몰입을 유도한다. 이러한 경험은 SNS를 통한 자발적 공유로 이어지고, 이는 곧 작품에 대한 홍보 효과를 발생시킨다. 이러한 홍보는 대중의 흥미와 기대를 유발하며, 궁극적으로 전시에 대한 참여를 확장하는 선순환 구조를 구축한다. 이처럼 인터랙션 중심의 미디어아트는 기술적 특성과 감성적 교감을 결합하여, 관람자의 지속적 참여와 몰입적 예술 경험을 확장할 수 있게 한다.³⁾

다음 선행연구로 팀랩 보더리스 전시사례 분석을 통해 미디어아트의 확장성을 주요 측면에서 고찰하였다. 미디어아트는 뉴미디어와 디지털 기술의 융합을 통해 다감각적 경험을 제공하며 인간의 예술적 감각을 확장한다. 또한, 관람자의 움직임과 반응에 실시간으로 호응하는 상호작용성의 확장을 통해 관람자에게 능동적 창조의 주체로서 작품 일부가 되는 몰입감을 통해 정서적 공감 경험을 가능하게 한다. 팀랩 보더리스는 예

1) MORI BUILDING CO., LTD., 'Interim Financial Report for Fiscal Year Ending March 2025 (FY2024)', 2024.11. p.21

2) USB, teamLab Borderless, (2025.08.15.)
digitalartmuseum.com/en/exhibition/borderless/

3) 오은석, 김문석, '공공미술로서 AI를 활용한 인터랙티브 미디어아트 제안', 디자인리서치, 2024. 06. Vol.9, No.2, pp.201-212

술과 기술이 융합한 미디어아트가 상호작용성을 통해 인간의 감각과 사고를 변화시키는 확장성을 지니고 있음을 실증적으로 보여주는 대표적인 사례이다.⁴⁾

2-2. 토픽 모델링

토픽 모델링은 문서 집합에 내재된 잠재적 주제 구조를 확률적 모형으로 추론하는 비지도 학습 방법이다. 이는 텍스트 마이닝(text mining)의 한 방법으로, 대규모의 비정형 텍스트 데이터를 구조화하고 의미 있는 정보를 추출하는 과정에서 활용된다.⁵⁾ 특히 온라인 리뷰나 소셜미디어 데이터처럼 그 규모가 방대하고 주제가 다층적으로 얹혀 있을 때, 잠재된 주제를 체계적으로 탐색할 수 있는 기법으로 주목받고 있다. 각 문서는 여러 주제(topic)의 혼합으로 구성되며, 하나의 주제는 특정 단어들이 높은 확률로 출현하는 집합으로 정의된다. 따라서 토픽 모델링은 개별 문서뿐 아니라 데이터 집합 전체에서 반복적으로 나타나는 주제적 패턴을 효과적으로 도출할 수 있다.

이러한 특성은 단순한 빈도 분석이나 감성 분석만으로는 파악하기 어려운 잠재적 의미 구조를 드러내고, 서로 다른 리뷰 간에 공유되는 주제적 특성을 비교할 수 있어서⁶⁾ 본 연구와 같이 다수의 리뷰 데이터에서 관람객 경험의 주요 주제를 탐색하는 데 적합하다고 판단하여 데이터 분석의 주요 도구로 사용하였다. 특히 본 연구에서는 LDA(Latent Dirichlet Allocation, 잠재 디리클레 할당)를 활용하였다. LDA는 각 문서가 다수의 주제로 이루어져 있으며, 각 주제는 특정 단어 분포를 따른다고 가정한다. 이 과정을 통해 LDA는 문서-주제-단어 간의 관계를 동시에 추론하며, 주제의 분포와 단어 분포를 함께 제공한다는 점에서 해석력이 높다. 또한, coherence 지표와 같은 평가 기준을 통해 토픽의 의미적 일관성을 검증할 수 있다는 장점도 있다.⁷⁾

4) 오은석, 원종욱, '탐랩 보더리스를 통한 미디어아트의 확장성에 관한 고찰, 디자인리서치, 2024. 12. Vol.9, No.4, pp.879-888

5) Blei, D. M. et al., 'Latent Dirichlet Allocation', Journal of Machine Learning Research, 2003. 03. Vol.3, pp.993-1022

6) 홍태호 et al., 'LDA를 이용한 온라인 리뷰의 다중 토픽별 감성분석 - TripAdvisor 사례를 중심으로', 정보시스템연구, 2018. 03. Vol.27, No.1, p.103

7) Röder, M. et al., 'Exploring the Space of Topic Coherence Measures', Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and

국내외 다수의 연구에서도 LDA는 문화콘텐츠·관광·전시 분야 데이터 분석에 폭넓게 적용되고 있으며 국내에서도 전시 분야에서 관람 후기 빅데이터에 LDA를 적용해 관람 경험 요인을 도출한 유정은·이연준(2022)의 연구가 존재한다. 이러한 연구는 LDA가 대규모 리뷰 데이터 속에서 의미 있는 주제를 추출하고, 이를 기반으로 소비자와 관람자 경험을 체계적으로 분석하는데 유용함을 보여준다. 따라서 본 연구에서도 LDA 기반 토픽 모델링을 통해 탐랩 보더리스 관람객 리뷰를 분석함으로써, 본 연구자의 선행연구에서 제기된 인터랙티브 미디어아트에 대한 이론적 고찰과 미디어아트의 확장 가능성을 관람 리뷰를 통해 나타나는 관람객 경험 분석을 통해 검증하고자 한다.

3. 연구 방법

3-1. 데이터 수집

데이터 수집은 연구의 기초가 되는 단계로, 본 연구에서는 탐랩 보더리스 전시를 방문한 관람객이 구글 지도(Google Maps)에 작성한 리뷰의 텍스트를 파이썬을 통해 크롤링하여 분석에 활용하였다. 탐랩 보더리스는 과거 오다이바에서 운영되다가 현재 아자부다이 힐스에서 재개관하였으며, 본 연구자가 관람한 곳은 재개관된 전시장이었다. 구글 지도에 게시된 리뷰는 과거 전시와 현재 전시에 대한 리뷰가 혼재된 특성을 고려하여 연구 시점으로 최근 1년간인 2024년 5월 1일부터 12개월간의 데이터를 수집하고 분석하였다. 수집된 데이터의 기간과 수량은 [표 1]과 같다.

[표 1] 수집된 데이터의 출처 및 수량

플랫폼	수집 기간	데이터 수량	데이터 유형
구글 지도	2024년 5월 1일 ~ 2025년 4월 30일	1,201건	텍스트

데이터는 파이썬에서 크롤링 도구인 BeautifulSoup과 Selenium 라이브러리를 활용하여 수집되었으며, 분석에 활용하기 위하여 작성자, 작성일, 평점, 리뷰 텍스트의 정보를 포함하였다. 크롤링 과정에서 발생할 수 있는 중복 리뷰와 페이지 구조 변경으로 인해 발생

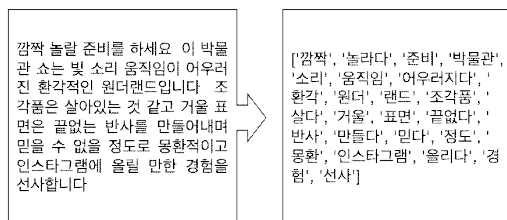
수 있는 데이터 누락을 방지하기 위해 수집 과정에서 반복적인 점검을 수행하여 최종적으로 1,201건의 리뷰 데이터를 수집하였다. 특이사항으로는 구글 지도의 리뷰는 모든 리뷰를 사전에 기계번역을 통해 한국어로 제공되고 있어 번역 품질에 따른 데이터 분석의 이슈가 존재하여 일부 고유명사의 경우 직접 검수하여 수정하는 과정을 거쳐 데이터를 수집하였다.

3-2. 데이터 전처리

수집된 데이터에는 불필요한 기호, 특수문자, 이모티콘, 숫자 등이 포함되어 있었으며, 이는 텍스트 분석의 정확도를 저하할 수 있으므로 파이썬의 내장 정규 표현식 모듈인 re(regular expression)를 활용하여 제거하였다. 이 과정에서 전처리 후 어떠한 토큰도 남지 않은 경우는 빈 문서로 간주하여 분석에서 제외하였다.

형태소 분석은 한국어 자연어처리 라이브러리인 KoNLPy의 Okt(Open Korean Text) 분석기를 사용하였다. Okt는 조사, 어미, 감탄사 등을 분리 및 제거하는 기능을 제공하여 문장에서 의미 있는 단어만을 추출하는 데 적합하다. 이를 통해 어휘 정규화(lemmatization) 및 불용어(stopword) 제거가 함께 이루어졌다.

불용어 제거는 한국어에서 의미 전달에 큰 영향을 미치지 않는 조사, 접속사, 감탄사뿐만 아니라 연구 맥락상 의미가 없는 단어들을 포함하여 진행하였다. 이러한 일련의 전처리 과정을 거친 결과, 원본 데이터 1,201개 문서 중 10개의 문서가 제거되어 최종적으로 1,191개의 텍스트 데이터가 분석에 활용되었다. 이 과정을 통해 정제된 1,191개의 텍스트 데이터에 대해 [그림 1]과 같이 단어 단위의 토큰화를 수행하였으며 최종적으로 22,903개의 토큰을 선별하여 분석에 활용하였다.



[그림 1] 수집 데이터의 전처리 전후 비교 예시

3-3. 빈도 기반 어휘 필터링 및 키워드 분석

전처리 과정에서 도출된 데이터를 바탕으로 더욱 체계적인 단어 정제를 위해 파이썬의 텍스트 마이닝 라이브러리인 Gensim의 Dictionary.filter_extremes 기능을 사용하였다. 이 기능은 단어의 빈도 분포를 기준으로 특정 단어를 자동으로 제외하는 도구로, 연구에서는 다음과 같은 기준을 적용하여 분석하였다. 첫째, 5개 미만의 문서에만 등장하는 단어(no_below=5)는 지나치게 희귀하여 일반화된 주제 해석에 기여하지 못하므로 제거하였다. 둘째, 전체 문서의 50% 이상에서 반복적으로 나타나는 단어(no_above=0.5)는 빈번하게 나타나 지나치게 일반적이어서 주제 구분에 도움이 되지 않으므로 제외하였다. 이 과정을 통해 어휘 수는 필터링 전 3,045개에서 810개로 줄어들었으며, 최종적으로 남은 단어들은 각 주제를 더 명확하게 드러내는 핵심 어휘가 되었다.

본 연구에서는 불용어 선정 및 분석 목적의 키워드 탐색을 위해 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency) 방식을 활용하지 않았다. TF-IDF는 개별 문서의 특수성을 반영하는 데 효과적이지만, 연구 과정에서 TF-IDF를 통해 가중치를 분석하여 키워드를 도출하고 이를 기반으로 필터링을 진행하였을 때 어휘 수가 41개로 극명하게 줄어드는 결과가 도출되어 효과적인 데이터 분석이 어려울 것으로 판단하였다. 이를 대신하여 빈도 기반 필터링을 사용하여 수집된 리뷰 데이터에서 단어를 정제함으로써 주제 구분의 선명도를 높이고, 토픽 모델링 과정에서 문서 전체에서 반복적으로 드러나는 맥락적 패턴을 더욱 효과적으로 학습하도록 유도하였다. 이는 토픽 모델링의 해석 가능성을 강화하는 동시에, 불필요한 잡음을 줄여 결과의 신뢰성을 높이는 장점을 제공한다.

3-4. 토픽 수 결정

LDA 토픽 모델링을 수행하기 전, 최적의 토픽 수를 결정하기 위해 토픽 수를 2에서 16까지 변화시키며 토픽 coherence(일관성)와 perplexity(혼잡도) 값을 측정하였다. Coherence 값은 토픽 내 단어들의 의미적 일관성과 관련성을 평가하는 지표로, 값이 클수록 주제 해석이 쉽고 모델의 신뢰성이 높아진다. 그러나 coherence 값이 지나치게 높게 나타날 때(e.g. ≥ 0.9)는 모델이 학습 데이터에 과도하게 맞춰져 과적합(overfitting)이 발생할 가능성이 있으므로, 유사 연구 사례들을 참고하여 일반적인 수치인 0.3~0.7 사이로 선정하였다.⁸⁾ 한편, perplexity 값은 모델이 보지 못한

8) 배겨레, '2000년 이후 국내 한의학 암 관련 연구 동향

Number of Topics (K)	Coherence (Left Axis)	Perplexity (Right Axis)
2	0.56	500
3	0.565	520
4	0.565	540
5	0.57	560
6	0.555	580
7	0.548	600
8	0.535	620
9	0.535	640
10	0.525	660
11	0.515	680
12	0.528	700
13	0.525	720
14	0.505	740
15	0.495	760
16	0.50	780

[표 2] K값 상위 4개의 coherence와 perplexity 수치

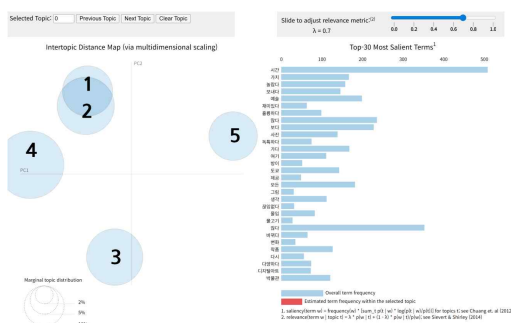
K	coherence(c_v)	Log perplexity
2	0.461	-7.10
3	0.472	-7.15
4	0.465	-7.12
5	0.483	-7.05

분석 - Latent Dirichlet Allocation 기반 토픽
모델링 및 연관어 네트워크 분석,
대한한방내과학회지, 2022. Vol.43, No.6, p.1080

- 이는 상대적으로 크지 않았지만, K=5에서는 주요 키워드가 주제별로 명확히 구분되고 토픽 간 중복도가 낮아 해석 가능성이 크게 나타났다. 이는 Röder(2015)가 제안한 바와 같이, 토픽 수 결정 시 단순한 예측 적 합도(perplexity)보다 주제 간 의미적 일관성을 평가하는 coherence 지표가 인간의 해석 가능성과 더 큰 상관성을 가지며, 따라서 실제 분석 목적에 더 적합하다는 점과도 일치한다.¹⁰⁾ 또한, 지나치게 많은 토픽 수를 사용하지 않음으로써 해석 부담을 줄이면서도 데이터의 다양성을 충분히 반영한다는 장점이 있다. 따라서 본 연구는 수치적 지표에만 의존하지 않고, 해석 가능성과 연구 목적을 종합적으로 고려하여 최적의 토픽 수를 K=5로 확정하였다.

4-1. LDA 토픽 모델링 결과

앞서 도출한 결과를 바탕으로 LDA 토픽 모델링의 최적 토픽 수를 K=5로 선정한 뒤 분석을 수행하였다. 분석을 통해 토픽별 핵심 키워드, 문서 분포를 도출하였으며 해당 결과를 pyLDAvis를 사용하여 시각화하여 해석을 진행하였고 시각화한 결과는 [그림 3]과 같다.



시각화된 각 토픽의 키워드를 바탕으로 단순 키워드의 빈도 보다 토픽의 고유성을 통해 의미를 파악하기 위하여 λ (람다) 값은 0.7로 설정하여 분석하였다. pyLDavis는 λ 값을 조절하여 단어의 빈도 중심성과 고유성 중심성 간의 균형을 맞추어 키워드를 정렬한다. λ 값이 1에 가까울수록 빈도 중심 정렬이 강화되고, 0에 가까울수록 고유성 기반 정렬이 강화된다. Carson과 Kenneth(2014)의 연구에서는 λ 값이 약 0.6에서 사

- 861

용자들이 토픽을 가장 효과적으로 식별할 수 있는 것으로 보고되었으며, 이를 바탕으로 본 연구에서는 토픽 간 구분이 명확해지도록 $\lambda = 0.7$ 로 설정하여 빈도와 고유성 간 적절한 균형을 유지하면서도 해석 가능성을 확보하였다.¹¹⁾ 또한, 시각화에서 사용한 pyLDAvis는 토픽 간의 분포도를 2차원 평면으로 구현하기 때문에 단순히 토픽 간의 거리만으로 의미를 분석하여 구분하는 데에는 한계가 있다. 즉, 다차원의 데이터 구조가 2차원으로 축소되는 과정에서 일부 정보 손실이 발생할 수 있으며, 토픽 간 근접성이 반드시 내용적 유사성을 의미하는 것은 아니다. 따라서 pyLDAvis 결과는 보조적 해석 도구로 활용하되, 토픽별 키워드 조합, 문서별 토픽 가중치, 그리고 실제 리뷰 텍스트의 맥락적 분석을 병행하는 복합적 접근이 필요하다. 이러한 종합적 분석 과정을 통해 토픽 해석의 신뢰성과 타당성을 보완할 수 있으며, 단순 시각화에 의존하는 것보다 더 정교한 주제 해석이 가능하다. 본 연구에서는 1차적으로 시각화 결과를 통해 토픽을 구분하고, 토픽별 상위 10개 키워드를 기반으로 각 토픽의 의미를 파악한 뒤 토픽별 세부 키워드를 분석하여 토픽의 의미를 해석하고자 하였다.

[표 3] 기술통계적으로 분류한 토픽별 주요 키워드와 토픽 주제

토픽	주요 키워드	토픽 주제
1	시간, 보다, 보내다, 여기, 재미있다, 예술, 기억, 순간, 즐겁다, 행복하다	방문 경험과 시간을 어떻게 보냈는지 묘사, 감상 경험 중심
2	않다, 보다, 가다, 많다, 시간, 티켓, 기다리다, 불편하다, 비싸다, 제한	부정적 피드백 및 비교적 평가, 혼잡·예약 불편 경험
3	시간, 가치, 놀랍다, 티켓, 아름답다, 멋지다, 감동, 추천하다, 경험, 새롭다	작품과 전시에 대한 긍정적 평가, 감각적·정서적 반응
4	시간, 않다, 많다, 티켓, 구매, 미리, 줄, 예약, 입장, 기다리다	예약대기·입장 등 실용적 정보 중심, 관람 과정 관련
5	예술, 모든, 훌륭하다, 독특하다, 몰입, 박물관, 전시, 기술, 상호작용, 감각	예술적 가치와 몰입적 체험 강조, 작품 기술 융합과 감각적 확장 중심

11) Carson, S., Kenneth, S., 'LDAvis: A Method for Visualizing and Interpreting Topics', Proceedings of the Workshop on Interactive Language Learning, Visualization, and Interfaces, 2014. 06. p.68

시각화 결과에서 확인할 수 있는 각 토픽은 분석한 데이터에서 반복적으로 등장하는 단어들의 결합을 통해 특정 의미 영역을 형성하였다. 이를 기술통계적 분류(descriptive statistical classification)를 통해 토픽별 상위 10개 키워드를 분석하였고, 키워드가 도출된 문장을 분석하여 각 토픽의 주제를 분석한 결과는 [표 3]과 같다.

4-2. 토픽별 해석

앞서 토픽별 주요 키워드에 대한 기술통계적 분석과 pyLDAvis 시각화 결과를 통해 확인한 주요 토픽 및 키워드를 바탕으로 토픽별 키워드의 상세한 의미 해석과 연관성을 탐색하기 위해 맥락적 분류(contextual classification)를 진행하였으며 이를 통해 선행연구와의 연관성을 도출하였다.

토픽 1에서 가장 많이 언급된 키워드는 '시간'이었고, 연관 키워드인 '보내다'와 높은 연관성을 형성한다. '시간'이라는 표현은 다수의 토픽에서 빈도수가 높은 공통적인 요소로 나타난다. '재미있다', '즐겁다' 등과 같은 감상 경험 중심의 정서적 체험과 감정으로 분류된다. 특히 '물고기', '그림', '바다', '움직이다'와 같은 연관 키워드는 팀랩 보더리스의 작품인 스케치 오션(Sketch Ocean)과 직접적으로 연결된다. 이 작품은 관람자가 직접 그린 물고기가 스크린에서 바닷속을 헤엄치며 움직이고 상호작용하는 방식으로 구현되는 인터랙티브 미디어아트이다. 연관 키워드와 직결된 리뷰의 대표적 인용문은 이와 같다. "우리는 여기서 즐거운 시간을 보냈습니다. 물고기를 그리는 것과 그들이 살아 움직이는 것을 보는 것이 즐거웠습니다.", "가장 재미있는 활동 ... 하이라이트는 바다 물고기가 있는 방 ... 물고기는 모두가 그린 그림이고 스캔되어 생생하게 표현됩니다. 벽을 터치하여 상호작용할 수도 있습니다!" 따라서 토픽 1은 선행연구에서 고찰되었던 바와 같이, 스케치 오션과 같은 참여형 인터랙티브 미디어아트가 관람자에게 흥미와 기대를 유발하고, 창작 행위를 통한 능동적 참여 과정을 통해 개인의 표현물이 작품 일부로 통합되는 참여·소통·공감의 상호작용 과정을 형성한다는 점을 키워드 분석을 통해 실증적으로 보여주는 의미 있는 토픽이다.

토픽 2의 상위 키워드인 '보다', '생각', '않다', '많다'는 관람 과정에서 발생한 불편과 제약을 반영하여 부정적 체험을 중심으로 나타난다. 단 '생각'의 경우, 긍정과 부정의 의미가 공존한다. '오다이바', '아자부다이 힐즈' 같은 지명, 그리고 '팀랩', '보더리스'라는 브랜드

명칭이 연관 키워드로 도출되어 장소적 맥락과 브랜드 정체성이 언급됨을 보여준다. ‘바뀌다’, ‘즐거다’, ‘마음’, ‘적극’과 같은 어휘는 긍정적 정서 반응을 내포한다. 부정과 긍정이 동시에 잘 나타나는 리뷰를 아래처럼 확인할 수 있었다. “정말 즐거웠어요... 찾기가 조금 어려웠는데 ... 전시물은 놀랍고 다양합니다... 즐겼던 즐거움을 빼앗지는 않았습니다. 돌아다니는 것은 매우 혼란스럽지만 매우 재미있습니다(... 생각합니다).” 토픽 2에서 긍정적인 감정 경험 부분은 토픽 1에서 드러난 체험적 즐거움과 교차하여 공유한다. 브랜드 명칭의 언급은 팀랩 보더리스의 상징성과 인지도를 반영하는 요소로 해석될 수 있으나, 부정적인 경험은 좋지 평가 절하로 이어질 가능성이 크다. 선행연구와의 연관성이 상대적으로이지만, 관람자가 느낀 불편과 제약의 경험이 재방문 의사 그리고 대중의 흥미와 기대를 저해할 수 있는 잠재적 요인으로 고려될 필요가 있다.

토픽 3에서도 ‘시간’이 가장 많이 등장한 키워드였다. ‘가치’, ‘놀랍다’, ‘아름답다’ 등과 같이 가치 인식 및 감상 경험과 관련된 표현들이 핵심적인 비중을 차지한다. 연관 키워드와 관련된 대표적인 리뷰는 다음과 같다. “특별한 시각과 ... 매료되고, 매혹되고, ... 시간을 보냈습니다. ... 놀랍도록 ... 경험이자 ... 탐색하고 몰입할 수 있는 충분한 시간을 ... 적극 추천합니다! ... 그만한 가치가 있고 ...” 이러한 토픽 3의 키워드들은 관람객의 피드백이 긍정적 평가, 적극적 추천, 그리고 작품에 대한 가치 판단을 중심으로 구성되어 있음을 보여준다. 감상 과정에서 경험한 감동, 놀라움, 아름다움, 즐거움 등과 같은 정서적 반응이 서술되며, 이는 미디어아트 작품과의 참여·소통·공감을 통해 전시에 대한 가치 부여와 추천 의사로 연결된다. 작품 감상과 전시 체험은 개인적 차원의 감상에 머무르지 않고 타인에게 가치를 전달하고자 하는 실천으로 확장되며, 이는 곧 SNS 플랫폼에서 후기와 추천 글로 재구성되고 공유 경험으로 재맥락화되어 전파되는 양상이 나타난다. 토픽 3은 토픽 4와 더불어 관람자의 긍정적인 감상 경험적 요인들이 온라인상에서의 사회적 공유와 확산을 매개로 전시 및 작품의 홍보 효과를 증대시키고, 이에 대한 흥미와 기대를 형성하여 대중의 참여로 이어지는 선순환 구조를 반영하는 의미 있는 주제로 해석된다.

토픽 4에서 주요하게 언급된 키워드도 ‘시간’이며, 이는 연관 키워드인 ‘티켓’, ‘입장’과 맥락적으로 연결된다. 이와 함께 ‘사진’, ‘찍다’ 그리고 ‘가치’, ‘멋지다’, ‘즐거다’, ‘좋아하다’와 같은 감상 경험과 관련된 키워드가 분류 및 도출되었다. 연관 키워드가 드러나는 리뷰의 대표적 사례는 아래와 같이 나타난다. “훨씬 더 즐겼습

니다... 단연 최고였습니다... 완전히 가치가 있었습니다... 미리 티켓을 구매하세요. 입장 시간은 ... 이르기나 늦더라도 허용됩니다.”, “우리는 ... 좋아했습니다... 정말 멋졌습니다. 사진 촬영에 좋은 장소... 오시길 추천드립니다... 이른 시간에 티켓을 미리 구매하세요.” 토픽 4에서는 티켓 예매와 전시장 입장 시간, 사진 촬영, 전시의 가치에 대한 정보 제공이 핵심적으로 드러난다. 이 키워드 그룹들은 다른 방문객을 위한 조언과 가이드의 성격을 지니며 공유의 특성이 두드러지게 나타난다. 이러한 키워드의 특징은 SNS상에서 공유되는 사진 게시물과 추천 글의 형태로 구현되며, 이를 통해 온라인 공간에서 홍보 효과가 파급되고 대중적 흥미와 기대를 불러일으켜 참여로 이어지는 선행연구의 선순환 구조를 보여주는 주요한 분석 결과이다.

토픽 5에서 빈도가 가장 높은 키워드는 ‘예술’이었고 다른 토픽에 비교해서 주요 연관 키워드와 매칭 정도가 높은 것으로 분석된다. 연관된 키워드로는 ‘상호작용’과 ‘몰입’, ‘디지털아트’와 ‘기술’ 그리고 ‘독특하다’, ‘훌륭하다’ 등과 같은 작품 감상 경험과 관련된 단어들을 확인하고 분류할 수 있었다. 연관 키워드를 포함하는 관람객 리뷰의 전형적인 사례는 다음과 같다. “예술과 기술의 놀라운 융합을 제공하여 ... 몰입형 디지털 아트 설치물을 만들어 ... 상호작용 요소는 ... 아름답습니다... 다양한 감각 경험을 제공하므로 ... 새롭고 흥미로운 것을 찾고 ... 놀랍습니다!” 이 토픽 5는 선행연구에서 중요하게 논의된 예술과 기술의 융합과 감각의 확장, 상호작용성의 확장 그리고 이를 통한 참여·소통·공감의 경험적 요소가 집약적으로 드러난 의미 있는 토픽이다. 선행연구에 의하면 미디어아트는 예술과 기술의 융합을 통해 다감각적인 경험을 제공하며 관람자의 예술적 감각을 확장한다. 이와 함께 관람자의 움직임과 반응에 실시간으로 호응하는 상호작용성은 관람자를 단순한 수용자가 아닌 작품 일부가 되는 몰입감을 선사하고 이를 통해 정서적 공감 경험을 가능하게 한다. 토픽 5에서는 이러한 특징이 명확히 드러나며, 상호작용과 감각의 확장과 연계된 경험과 감상에 대한 키워드가 다른 토픽에 비해 상대적으로 많이 도출된 것으로 판단된다. 따라서 토픽 5의 분석은 기술과의 융합으로 상호작용이 확장된 인터랙티브 미디어아트가 관람자에게 능동적 참여와 소통, 공감을 가능하게 하는 몰입적 감각 확장의 구조를 보여주는 실증적 근거이다.

[표 4]는 기술통계적 분류를 통해 확인한 주요 키워드를 맥락적으로 분류하여 연관 키워드를 도출하고, 이를 바탕으로 키워드 간의 연관성을 분석한 결과이다.

[표 4] 맥락적으로 분류한 토픽별 연관 키워드와 분석 결과

토픽	연관 키워드	연관 키워드 분석 결과
1	보내다, 재미있다, 보다, 즐겁다, 체험, 좋아하다 물고기, 그림, 그리다, 바다, 움직이다 다시	인터랙티브 미디어아트의 상호작용을 통한 참여적 경험과 즐거움
2	보다, 생각, 많다, 많다, 어렵다 오다이바, 보더리스, 팀랩, 아자부다이힐즈 바뀌다, 즐기다, 마음, 적극	불편과 제약에 의한 부정적 경험과 긍정적 감정의 혼재 그리고 브랜드 인지도
3	가치, 놀랍다, 아름답다, 멋지다, 보다, 보내다, 놀라다, 시각, 확실하다, 하나, 즐겁다, 훌륭하다, 그만하다 티켓, 구매 박물관, 전시회, 예술	정서적 반응과 감상 경험, 전시·작품 가치의 추천 및 공유 확산
4	티켓, 구매, 입장, 미리, 들어가다 사진, 찍다 가치, 멋지다, 즐기다, 좋아하다	실질적 정보 공유와 추천 글·사진을 통한 홍보 효과
5	상호작용, 대화, 몰입 디지털아트, 기술, 설치, 예술, 작품 독특하다, 훌륭하다, 끊임없었다, 다양하다, 변화, 놀랍다, 감각	예술과 기술의 융합으로 감각 확장 및 상호작용 과정의 참여·소통·공감을 통한 몰입

4-3. 토픽 간 관계 분석

토픽 모델링의 결과는 개별 주제별 의미 도출에서 그치지 않고, 서로 간의 연계성을 탐색할 때 더욱 풍부한 해석을 가능하게 한다. 본 연구에서는 pyLDAvis 좌표 시각화를 바탕으로 토픽 간의 상대적 거리와 분포를 검토하였다. 이는 토픽들이 완전히 분리된 독립적 범주가 아니라, 일정 부분에서 상호 연관성을 지니며 관람 경험을 다층적으로 구성하고 있음을 보여준다.

토픽 1과 토픽 5는 인터랙티브 미디어아트의 특성과 관련하여 상호 연관성을 보여준다. 두 토픽은 선행 연구에서 중요하게 도출되었던 미디어아트 작품과 관람자의 상호작용을 통해 참여·소통·공감으로 이어지는 몰입적 경험의 경로를 형성하는 부분을 설명해주며, 이러한 관람자의 체험은 미디어아트의 특성인 예술과 기술의 융합이 예술적 감각의 확장함을 실증적으로 보여주는 의미 있는 주요한 토픽들이다.

토픽 3과 토픽 4는 긍정적 정서적 반응이 전시 경

보와 작품 가치의 공유로 확산하는 측면에서 상관관계가 형성된다. 실질적 정보에 대한 가이드와 전시·작품의 감상 경험을 통한 가치를 소개하고 추천하는 공유의 과정이 잘 나타난다. 관람자가 전시·작품의 가치를 SNS상에서 확산하는 공유의 확장은 홍보로 이어지고 이는 대중의 흥미와 기대를 불러일으켜 전시에 참여하는 선행연구의 선순환 구조와 밀접한 관계가 있는 주제이며 분석 결과이다.

반면 토픽 2는 불편과 제약에 의한 부정적 체험과 긍정적 감정이 혼재한다. 전시에 대한 부정적인 경험은 브랜드 인지도와 전시의 만족도에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다. 나아가 부정적인 경험은 이를 접한 대중의 흥미와 기대를 저해할 수 있다. 다만 토픽 2 또한 긍정적 감정과 결합하는 경우가 토픽 1과 교차하는 부분으로 해석된다. 긍정적인 감정 경험도 보이는 이유는 불편과 제약이 있더라도 전시의 즐거움과 같은 감동적인 체험이 그것을 상쇄하거나 재맥락화 있음을 보여주는 관계이다.

토픽 간 관계 분석을 종합하면 선행연구에서 도출되었던 미디어아트의 특성인 예술과 기술의 융합에서의 예술적 감각의 확장성과 상호작용 과정을 통한 몰입적 체험으로의 확장을 볼 수 있다. 긍정적인 감동 경험은 참여·소통·공감의 과정을 통해 공유와 홍보의 확산으로 이는 다시 대중의 흥미와 기대를 유발하여 전시의 참여로 이어지는 선순환 과정을 유추할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 예술과 기술이 융합된 미디어아트 전시인 팀랩 보더리스의 실제 관람객 리뷰를 LDA 토픽 모델링 기법으로 분석하여, 미디어아트에 있어서 인터랙션을 통한 전시 감상 경험의 중요성과 미디어아트의 확장 가능성에 관한 선행연구의 논의 틀을 실증적으로 검증하고 이론적 함의를 제시하고자 하였다. 분석 결과, 도출된 5가지 토픽과 토픽 간의 관계성은 다음과 같다.

첫째, 토픽 1과 토픽 5는 인터랙티브 미디어아트가 상호작용을 통해 관람자의 능동적 참여를 유도하고, 예술과 기술의 융합을 통해 다감각적인 몰입감과 정서적 공감을 가능하게 함을 실증적으로 확인했다. 이는 미디어아트가 뉴미디어와 디지털 기술의 융합을 통해 인간의 예술적 감각을 확장한다는 선행연구의 논의와 일치하는 주요한 분석 결과이다.

둘째, 토픽 3과 토픽 4는 긍정적인 감상 경험과 전시의 가치 인식이 관람객의 적극적인 추천 및 SNS 공유로 이어져 온라인상에서 홍보 효과를 파급시키고, 이는 대중의 흥미와 기대를 유발하여 전시에 대한 참여를 확대하는 선순환 구조를 형성함을 확인하였다.

셋째, 토픽 2는 관람 과정에서 발생하는 불편과 제약에 대한 부정적인 피드백도 존재했으나, 전시의 즐거움과 같은 긍정적인 감동과 경험이 이러한 불편함을 상쇄하거나 재맥락화할 수 있음을 시사하였다.

결론적으로 본 연구는 팀랩 보더리스 사례를 통해 미디어아트가 관람자의 능동적 참여, 몰입적인 감각 확장, 그리고 사회적 공유를 통해 예술성 및 대중성을 확보할 수 있음을 실증적으로 밝혔다. 상호작용을 통한 감각 확장이라는 미디어아트의 본질적 특성(토픽 1, 5)은 관람객의 정서적 공감으로 이어지며, 이는 다시 자발적인 정보 공유와 추천(토픽 3, 4)을 통해 전시의 대중적 확산과 관심 증대를 견인하는 동력이 된다. 비록 불편과 제약의 문제(토픽 2)와 같은 부정적 경험이 존재하더라도, 미디어아트가 선사하는 몰입감과 즐거움은 이러한 외부적 요인들을 상쇄하며 긍정적인 경험으로 재해석될 수 있음을 보여주었다. 이러한 결과는 미디어아트 전시 산업의 발전 방향과 관람객 경험 증진을 위한 실질적인 시사점을 제공하며, 향후 미디어아트 연구의 이론적 기반을 확장하는 데 이바지할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 한계점으로는 분석을 위한 데이터 수집 과정에서 리뷰 데이터가 다양한 언어로 작성되어 자동 번역되는 과정에서 의미 왜곡이나 질적 저하가 발생할 가능성이 존재하였다. 또한, 선행연구에서 제기되었던 경제적·산업적 확장성은 본 연구의 텍스트 리뷰 분석만으로는 충분히 도출되지 못하였다. 이에 따라 향후 연구에서는 양질의 데이터를 확보하는 방안을 모색하고, 설문 조사나 심층 인터뷰와 같은 다층적인 분석을 통해 미디어아트의 경제적·산업적 확장성까지 아우르는 연구를 진행하고자 한다.

참고문헌

1. 배겨레, '2000년 이후 국내 한의학 암 관련 연구

동향 분석 - Latent Dirichlet Allocation 기반 토픽 모델링 및 연관어 네트워크 분석', 대한한방내과학회지, 2022

2. 오은석, 김문석, '공공미술로서 시를 활용한 인터랙티브 미디어아트 제안', 디자인리서치, 2024
3. 오은석, 원종욱, '팀랩 보더리스를 통한 미디어아트의 확장성에 관한 고찰, 디자인리서치, 2024
4. 유정은, 이연준, '관람객 이용 후기 빅데이터를 활용한 전시 관람 경험 요인에 관한 연구', Archives of Design Research, 2022
5. 홍태호, 니우한잉, 임강, 박지영, 'LDA를 이용한 온라인 리뷰의 다중 토픽별 감성분석 - TripAdvisor 사례를 중심으로', 정보시스템연구, 2018
6. Blei, D. M., Ng, A. Y., Jordan, M. I., 'Latent Dirichlet Allocation', Journal of Machine Learning Research, 2003
7. Carson, S., Kenneth, S., 'LDavis: A Method for Visualizing and Interpreting Topics', Proceedings of the Workshop on Interactive Language Learning, Visualization, and Interfaces, 2014
8. Chang, J., Gerrish, S., Wang, C., Boyd-Graber, J. L., Blei, D. M., 'Reading Tea Leaves: How Humans Interpret Topic Models', Advances in Neural Information Processing Systems, 2009
9. Röder, M., Both, A., Hinneburg, A., 'Exploring the Space of Topic Coherence Measures', Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2015
10. MORI BUILDING CO., LTD., 'Interim Financial Report for Fiscal Year Ending March 2025 (FY2024)', 2024.11
11. digitalartmuseum.com