JKSCI

한국컴퓨터정보학회논문지
Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 29 No. 6, pp. 201-209, June 2024
https://doi.org/10.9708/jksci.2024.29.06.201

Sentiment Analysis of Airline Satisfaction Using Social Big Data: A Pre- and Post-COVID-19 Comparison

Ju-Yang Lee*, Phil-Sik Jang**

*Professor, College of Global Business, Soonchunhyang University, Asan, Korea
**Professor, Dept. of Air Logistics, Sehan University, Dangjin, Korea

[Abstract]

The COVID-19 pandemic has significantly impacted the aviation industry, leading to worldwide changes in travel restrictions and security measures. This study analyzes 59,818 reviews of 147 airlines from the SKYTRAX website between 2016 and 2023 to understand the changes in airline service satisfaction before and after the pandemic. Using sentiment analysis, the study compares overall satisfaction, review sentiment, and attributes influencing satisfaction. The results show a statistically significant ($p<0.001$) decrease in overall satisfaction post-COVID-19, with reduced positive sentiment and increased negative sentiment for all airline selection attributes, except cabin and in-flight services. Flight operation services had the most significant impact on overall satisfaction during both periods. This quantitative analysis of global major airlines' satisfaction attributes before and after COVID-19 contributes to enhancing future service satisfaction in the airline industry.

▸ **Key words**: Social Big Data, Airline Service Satisfaction, Sentiment Analysis, COVID-19, CatBoost

[요 약]

COVID-19는 항공산업에 큰 영향을 주어 전 세계적인 여행 제한과 보안 강화 등의 변화를 불러왔다. 본 연구는 COVID-19 전후 항공 서비스 만족도의 변화양상을 파악하기 위해 2016년부터 2023년까지 SKYTRAX 웹사이트에 게시된 147개 항공사에 대한 59,818개의 리뷰를 수집하고 감성 분석 기법을 활용하여 COVID-19 전후의 항공사 만족도, 리뷰 감성, 만족도에 영향을 미치는 속성을 비교 분석하였다. 분석 결과, COVID-19 이후 항공사 만족도 전반이 통계적으로 유의미하게 하락했으며 ($p<0.001$), 모든 항공사 선택 속성에 대한 긍정적 감성 비율이 유의미하게 감소한 반면, 부정적 감성 비율은 객실 및 기내서비스를 제외한 모든 속성에서 유의미하게 증가했다. 또한, 운항 서비스는 COVID-19 전후 기간 모두 전반적인 서비스 만족도에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이 연구는 COVID-19 전후 글로벌 주요 항공사의 만족도 속성에 대한 정량적 분석을 제공함으로써 향후 항공산업의 서비스 만족도 제고에 이바지할 것으로 기대된다.

▸ **주제어**: 소셜 빅데이터, 항공 서비스 만족도, 감성 분석, 코비드-19, 캣부스트

• First Author: Ju-Yang Lee, Corresponding Author: Phil-Sik Jang
*Ju-Yang Lee (sky9357821@naver.com), College of Global Business, Soonchunhyang University
**Phil-Sik Jang (phil@sehan.ac.kr), Dept. of Air Logistics, Sehan University
• Received: 2024. 05. 14, Revised: 2024. 06. 11, Accepted: 2024. 06. 11.

Copyright © 2024 The Korea Society of Computer and Information
http://www.ksci.re.kr pISSN:1598-849X | eISSN:2383-9945

I. Introduction

국내 항공시장은 지난 20년 동안 연평균 6%의 높은 성장률을 보이며 꾸준히 발전해 왔으며, 2019년에는 항공 여객 수가 1억 2,337만 명으로 역대 최고치를 기록하였다[1]. 하지만 2019년 11월, COVID-19의 전 세계적인 확산으로 인해 세계보건기구(WHO)가 '팬데믹(Pandemic)'을 선포하였으며 이로 인한 각국의 국경 통제와 이동 제한 조치는 항공산업에 큰 타격을 안겨주었다. 국토교통부에 따르면, 2020년 항공 교통량은 전년 대비 약 50% 감소한 42만 1천 대였으며, 국제선과 국내선이 각각 66.4%, 10.4% 감소한 것으로 나타났다[2]. 이처럼 전례 없는 재난 상황으로 인해 여행 및 항공 업계가 큰 영향을 받으면서, 항공사 서비스에 대한 소비자들의 인식과 만족 요인에도 상당한 변화가 있을 것으로 예상된다. 따라서 COVID-19 발생 전후 항공기 이용객들의 서비스 만족도 변화를 다각도로 분석할 필요가 있다.

항공 서비스는 예약, 발권, 탑승수속, 수하물 관리 등의 운송 업무와 기내시설, 서비스, 운항 관련 업무 등 다양한 분야에서 복합적으로 이루어진다[3]. 본 연구에서는 항공기 이용객들이 경험한 서비스 속성에 대한 분야별 만족도를 살펴보고자 한다. 이를 위해 고객들이 자발적으로 의견을 올리는 웹(SKYTRAX)상의 리뷰데이터를 이용하여 긍정 및 부정의 인식 속성을 파악하는 감성분석 방법을 활용하고자 한다. 고객 리뷰를 이용한 분석 방법은 기존에 주로 이용됐던 인터뷰, 설문지 방법과 비교하여 오랜 기간, 많은 지역의 사용자들이 자발적으로 게시한 다양한 의견을 취합할 수 있다는 장점이 있다[4]. 텍스트로 된 메시지는 고객들의 솔직한 감정을 정확하게 알 수 있으므로 숫자로 표기된 점수에 비해 훨씬 중요한 의미를 지닌다[5].

기존에 수행된 국내 항공사 선택 속성과 고객만족도 관련 연구를 살펴보면 먼저 내국인을 대상으로 한 연구로는 국내 항공사 선택 속성과 고객 만족, 충성도 간 영향 관계 연구[6], 국내 저비용 항공사 선택 속성과 고객 만족 간 영향 관계 연구[7], 빅데이터 감성 평가를 활용한 항공기 이용객의 국내 대형항공사와 저비용 항공사 만족도 비교 연구[8] 등이 있으며, 선택 속성과 만족도 간 영향 관계 연구가 주를 이루고 있다. 한편 외국인을 대상으로 한 연구는 IPA를 이용한 인천~베이징 구간의 중국 국제선 승객의 항공사 선택 속성 연구[9], 중국 관광객이 인식하는 중국 항공사와 국내 항공사 만족도 비교 연구[10]로 주로 편의표본추출법과 설문지 방식으로 수행되었고, 소셜 미디어 감성분석을 활용한 연구는 국내 대형항공사와 저비용 항공사에 대한 만족도 비교 연구[8]를 제외하고 찾아보기 힘들다. 특히 COVID-19 상황에 따른 항공사 고객 만족에 관련된 연구는 극히 미흡한 실정이다. 이에 본 연구에서는 항공 여행이 활발히 이루어진 COVID-19 이전과 이후 시기를 비교하여 고객들이 긍정/부정으로 인식하고 있는 항공사 선택 속성은 무엇이며 COVID-19 상황에 따라 어떤 차이가 있는지 살펴보고자 한다.

본 연구는 기존 설문, 인터뷰가 아닌 항공기 이용객들이 자발적으로 작성한 대규모 웹 리뷰데이터를 활용함으로써 더 다양하고 솔직한 고객들의 의견을 반영하고자 하였다. COVID-19 전후 항공사 서비스 만족도 변화를 분석한 연구가 부족한 상황에서, 팬데믹이라는 특수한 상황에 따른 항공사 선택 속성의 변화를 파악하고자 했다는 점에서 본 연구는 시의성을 가진다고 판단된다. 또한 대규모 언어 모델을 활용하여 항공사 선택 속성 식별과 감성분석을 수행하고, 8가지 속성이 전반적인 고객 만족도에 미치는 영향력을 정량적으로 파악함으로써, COVID-19 상황에서 항공사들이 고객 만족도 제고를 위해 어떤 속성에 집중해야 하는지에 대한 실무적 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

II. Preliminaries

1. Airline selection attributes

속성이란 상품이 지닌 유형 및 무형의 특징을 의미하며[11], 고객들이 상품이나 서비스를 구매할 때 소비자들의 구매 행동에 직접적인 영향을 미치는 요인을 선택 속성이라 한다[12]. 항공기를 이용하는 고객들은 개인의 성향에 따라 미리 설정해 놓은 평가 기준과 항공사 속성들을 비교하며 항공사를 선택하게 된다[13]. 고객들의 욕구가 점점 다양화, 세분되면서 항공기 이용객들의 선택 속성은 고객 유치를 위한 마케팅 수단으로 그 중요성이 주목받고 있다[14]. 선행연구에서 항공사 선택 속성은 다양하게 분류되고 있는데 먼저 대형항공사 선택 속성과 가성비, 가심비, 재이용 의도 간 영향 관계 연구[15]에서는 기내서비스, 항공사 서비스, 공항 서비스의 3개 요인이 도출되었으며, 국내 저비용 항공사 선택 속성이 이용 의도 의사결정과정에 미치는 영향 연구[16]에서는 기내서비스, 안전, 예약 발권 서비스, 운항 서비스, 가격, 마일리지 혜택, 항공사 이미지 등 7개 요인으로 선택 속성을 구분하였다. 또한 항공사 선택 속성과 고객 만족 간 관계 연구[17]에서는 기내서비스, 공항 서비스, 예약 서비스가 고객 만족에 긍정적인 영향을 미치지만, 가격서비스는 유의한 영향이 없는 것으로 보고하였다. 한편 국외 연구로 항

공사 선택 속성의 중요도를 살펴본 White(1994)[3]의 연구에서는 기내편의 서비스에 비해 수하물 서비스 및 항공편 일정, 항공 운임을 중요하게 생각한다는 결과를 제시하였다. 상용, 비상용 고객의 선택 속성 중요도를 조사한 연구[18]에서는 비상용 여행객의 경우 항공 가격, 할인 이용 가능성을 중시하였으며, 상용 여행객은 경제적인 부분에 선택 속성 비해 운항 스케줄의 시간적인 측면을 더 중요하게 생각하는 것으로 나타났다. 본 연구에서는 선행연구[8][30]를 토대로 예약(reservation), 발권(ticketing), 탑승수속(boarding process), 수하물(baggage), 기내시설(cabin), 기내서비스(in-flight services), 운항 서비스(operational services), 브랜딩(branding)의 8가지 요인으로 항공사을 분류하고자 한다.

2. Sentiment analysis

문서(text)를 대상으로 하는 감성분석(sentiment analysis)은 오피니언 마이닝(opinion mining)이라고도 불리며, 자연어 처리, 텍스트 분석, 전산언어학(computational linguistics), 생체 인식 등을 사용하여 체계적으로 감정 상태와 주관적 정보를 식별, 추출, 정량화하고 이를 활용하는 기법 및 분야이다. 감성분석은 고객의 의견, 리뷰, 설문 응답, 온라인 및 소셜 미디어, 의료 자료 등에 광범위하게 적용되며, 마케팅부터 고객 서비스, 임상 의학에 이르기까지 다양한 응용 분야에 활용된다.

감성분석을 활용한 예로는, 리뷰 데이터를 활용한 평점을 예측하거나[19], 제품 또는 서비스 리뷰를 취합하여 의견을 파악한 연구[20], 호텔 이용에 대한 의견을 수집하고 해당 정보에 대한 액세스를 쉽게 하는 시스템 구축 연구[21] 등을 들 수 있다. 또한 호텔[22], 은행[23], 항공사[8][24] 등에 대해 작성된 사용자 리뷰를 대상으로 한 다양한 감성 평가 활용연구들이 지금까지 활발히 진행되었다.

이러한 감성분석 활용연구들에서는 대량의 데이터를 자동으로 분석하기 위해 규칙 기반(rule-based) 감성분석, SVM(support vector machine), Naive Bayes, Maximum Entropy 및 Matrix Factorization 등의 기계학습 기법들이 이용됐다. 감성분석의 활용 시 가장 중요한 부분은 분석기법이 text를 어느 정도 정확하게 분석, 분류가 가능한가인데, 기존 기계학습에 비해 딥러닝(deep learning) 기법들(BERT: bidirectional encoder representations from transformers, LSTM: long short term memory)이 높은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다[25].

III. Methods

1. Data

데이터는 세계 최대의 항공사, 공항 서비스 평가 사이트인 SKYTRAX[26]에 항공사 이용 고객들이 자발적으로 작성한 리뷰를 수집하여 활용하였다. SKYTRAX에서는 매년 세계 최우수 100대 항공사를 발표하고 있는데, 2016년에서 2023년 8월 말까지 최우수 100대 항공사에 선정된 항공사들을 대상으로 SKYTRAX에 작성된 모든 리뷰들을 수집하였다. 데이터는 R 4.3.0[27]을 이용하여 항공사 탑승 후 작성한 리뷰 내용, 실제 탑승 일자, 서비스 만족도 총점(overall rating) 항목을 웹페이지에서 추출, 취합(web crawling)하였다, 총 147개 항공사를 대상으로 취합된 데이터 레코드 수는 63,828개이다.

본 연구에서는 리뷰들을 작성자의 항공기 탑승 일자에 따라 COVID-19 전과 후로 구분하였다. WHO에서는 2020년 3월 11일 COVID-19 팬데믹을 선언하였으며, COVID-19 전과 이후를 구분한 기존의 연구들에서는 대부분 2019년까지를 COVID-19 전(pre)으로, 2020년 이후를 COVID-19 팬데믹 후(post)로 구분하였다[28][29]. 본 연구에서도 2016에서 2019년까지를 COVID-19 전으로 설정하였으며, 2020년은 전 세계적으로 항공기 운항이 거의 없었거나 비정상적으로 이루어졌다고 판단하여 2020년 리뷰 데이터는 제외하고 2021~2023년을 COVID-19 후로 정의하고 분석을 시행하였다.

2020년 데이터를 제외하고, 영어로 작성된 리뷰데이터를 대상으로 데이터 정제(cleansing), 데이터 변환(transformation) 등 데이터 전처리 과정을 거쳐 총 59,818개의 데이터를 분석에 이용하였다. 기존 소셜 미디어 감성분석에 많이 이용됐던 트위터(Twitter)는 SNS 플랫폼의 구조적 한계와 특성 때문에 내용이 영문 기준 200자 남짓인데, 본 연구에서 취합된 SKYTRAX 리뷰는 건당 영문 평균 815자(SD=584.6)로, 좀 더 깊이 있는 분석이 가능한 것으로 판단된다.

취합된 리뷰는 학계 및 항공사, 공항 공사 등 항공 분야에 근무하는 항공 관련 전문가와의 인터뷰를 바탕으로 작성된 항공사 선택 속성[8][30]을 활용하여 Table 1.과같이 8개 속성으로 분류하였다. 각 속성에 대한 고객 만족도는 감성분석을 활용하여 측정하였다.

2. Analysis methods

본 연구에서는 최근 주목받고 있는 대규모 언어 모델(LLM: large language model)인 GPT(generative

pre-trained transformer)를 감성분석에 활용하였다. GPT는 자연어 처리(NLP) 분야에서 사용되는 심층 학습 모델인 트랜스포머(transformer) 아키텍처를 기반으로 OpenAI에서 개발되었으며, 대규모 데이터 세트를 학습하여 다양한 언어 분석에 높은 성능을 보여준다.

Table 1. Airline selection attributes and contents

Attributes	Contents
Reservation	Convenient flight schedules with connections, direct flight options, varied booking channels, booking process efficiency, easy modifications and cancellations, reservation staff cordiality, and extensive online and social media information
Ticketing	Airfare levels, ease of use, accuracy, and efficiency of payment methods for airfares, diversity in payment options, incidental charges, and the courteousness of ticketing agents
Boarding process	Check-in efficiency, diverse methods, process convenience, staff friendliness, preferred seating allocation, and boarding lounge amenities
Baggage	Baggage processing speed and accuracy, free and excess baggage policies, and efficient lost/damaged luggage resolution
Cabin	Seat comfort, cabin interior and hygiene, onboard luggage storage, aisle space, and in-flight service amenities
In-flight services	In-flight dining and special meals, entertainment and reading materials, events, broadcast services, attentive and friendly cabin crew service, and duty-free offerings
Operational services	Flight safety and sanitation, aircraft models and age, punctuality, cancellation and delay policies, compensation liability, and efficient handling of disruptions
Branding	Airline branding, marketing initiatives, loyalty programs, and strategic partnerships (hotel and car rental connection)

특히 맥락 이해, 비꼬는 말 감지, 감정을 담은 언어적 뉘앙스 해독과 같은 복잡한 감성분석 시 기존 기계학습 기법들에 비해 탁월한 성능을 보이는 것으로 나타났다[31]. 본 연구에서는 OpenAI의 GPT-3.5 Turbo API(Application Programming Interface)를 이용하여 리뷰들에 대한 항공사 선택 속성 식별과 감성분석을 진행하였으며, 데이터 전처리와 API 연동을 통한 감성분석 및 이후 통계분석에 R 4.3.0을 이용하였다.

그리고, COVID-19 전과 후 두 시기별로, 항공사 만족도에 어떤 선택 속성들이 영향을 미치는지를 정량적으로 파악하기 위해 본 연구에서는 GBM(gradient boosting machine) 중 하나인 CatBoost[32]를 이용하여 회귀분석을 실시하였다. GBM과 같은 앙상블(ensemble) 기계학습 방법은 기존 선형 회귀 분석과 달리 정규성과 등분산성 가정이 필요 없으며, 다중공선성에 크게 영향을 받지 않는 것으로 알려져 있다[33]. CatBoost는 GBM 기법 중, 범주형 자료를 활용한 이진 분류나 회귀분석에 최적화되어 있으며, 초기 하이퍼파라미터(hyper-parameter) 설정이 최적화되어 있어서, 다른 GBM 기법들과는 달리 하이퍼파라미터 튜닝이 일반적으로 필요치 않다는 장점이 있다[34].

IV. Results

1. Overall ratings pre and post COVID-19

SKYTRAX에는 탑승자가 review를 작성하면서 만족도 전체평점(overall rating)을 1~10점 사이로 평가하게 되어 있으며, 본 연구 데이터 취합 시 이 데이터도 취합하였다. COVID-19 전, 후 간에 서비스 만족도 전체평점이 차이가 있는지를 확인하기 위해 먼저 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 테스트를 수행하여 데이터의 정규성을 검정하였다. 테스트 결과, K-S 통계량은 0.246으로 산정되었으며, p-값은 2.2e-16 미만으로 계산되어, 유의수준 0.001에서 데이터가 정규분포를 따르지 않는 것으로 파악되었다. 또한 그룹 간의 등분산성 검정(Levene) 결과, COVID-19 전, 후 두 그룹의 분산이 통계적으로 유의하게 다른 것으로 나타났다($F(1, 59816)= 2811.8$, $p<0.001$).

이 결과에 따라, 데이터의 양이 많으면서 정규분포를 따르지 않고, 등분산이 아닌 두 개 그룹의 만족도 평점을 비교하기 위해, 로버스트 통계(robust statistics)에서 사용되는 Winsorized 평균을 그룹별로 산정하고 평균을 비교하였다. Winsorized 평균은 데이터의 양 끝에서 일정 비율의 데이터를 해당 끝단의 다음 데이터로 대체한 후 평균을 계산함으로써 극단 값이 많은 데이터 분석 시 유리하다[35].

두 기간 간의 전체 만족도 평점 비교를 위해 Wilcoxon rank sum test를 수행하였으며, 검정 결과, W 통계량은 505,712,069, p값은 2.2e-16 미만인 것으로 나타나 유의수준 0.001에서 두 기간 평균 간에 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 보여주었다. Fig 1.은 COVID-19 전, 후 만족도 전체평점을 박스 플롯(boxplot)으로 나타낸 것인데, COVID-19 전의 만족도 평균 평점은 4.57(중앙값 3.0), COVID-19 후의 만족도 평균 평점은 2.97(중앙값 1.0)로,

COVID-19 후의 만족도가 COVID-19 전에 비해 낮게 평가되었음을 보여준다.

2. Sentiment analysis of reviews

항공편 탑승 후 승객들이 남긴 59,818개 review 내용은 GPT-3.5 Turbo API를 활용하여 8개 선택 속성으로 구분하고 감성 분석을 시행하였으며, 선택 속성별로 감성 분석 결과를 긍정, 중립, 부정, 무응답으로 분류하였다. 그리고 COVID-19 이전 선택 속성별 감성 비율과 COVID-19 후 감성 비율에 유의한 차이가 있는지를 파악하기 위해 큰 표본에 유리한 프로포션 z 검정(proportion z-test)을 시행하였다. Table 2. 와 Figure 2. 는 각 검정 결과를 보여주는데, 모든 선택 속성에서 COVID-19 전과 후 유의수준 0.001에서 통계적으로 유의한 차이를 보이는 것으로 나타났다.

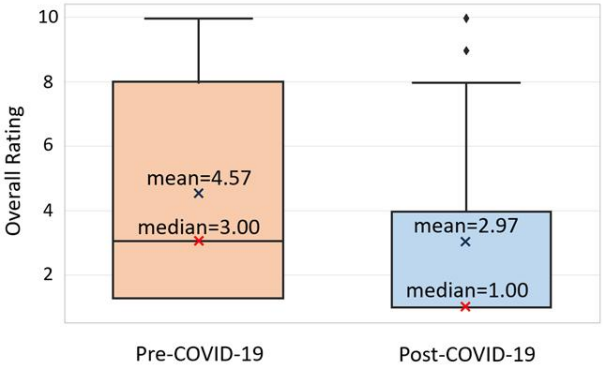

Fig. 1. Boxplot of Overall Ratings Pre and Post COVID-19

긍정 평가 비율의 경우, 모든 선택 속성에서 COVID-19 전에 비해 COVID-19 후 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 낮아진 것으로 나타났으며, 부정 평가 비율의 경우, 기내시설(cabin)과 기내서비스(in-flight services)를 제외하고

Table 2. Results of proportion z-test pre and post COVID-19

Attributes	Positive response rate				Negative response rate			
	pre	post	z	p-value	pre	post	z	p-value
Reservation	4.72%	3.34%	7.91	**<0.001**	22.08%	38.40%	7.91	**<0.001**
Ticketing	7.29%	3.26%	19.70	**<0.001**	20.60%	31.40%	19.70	**<0.001**
Boarding process	9.56%	5.05%	19.11	**<0.001**	23.79%	28.45%	19.11	**<0.001**
Baggage	4.34%	2.72%	9.77	**<0.001**	21.75%	28.64%	9.77	**<0.001**
Cabin	26.51%	11.36%	42.61	**<0.001**	23.72%	17.82%	-42.61	**<0.001**
In-flight services	28.46%	12.00%	45.18	**<0.001**	19.14%	15.45%	-45.18	**<0.001**
Operational services	31.55%	16.19%	40.23	**<0.001**	59.15%	78.16%	40.23	**<0.001**
Branding	12.31%	6.32%	22.73	**<0.001**	12.74%	14.63%	22.73	**<0.001**

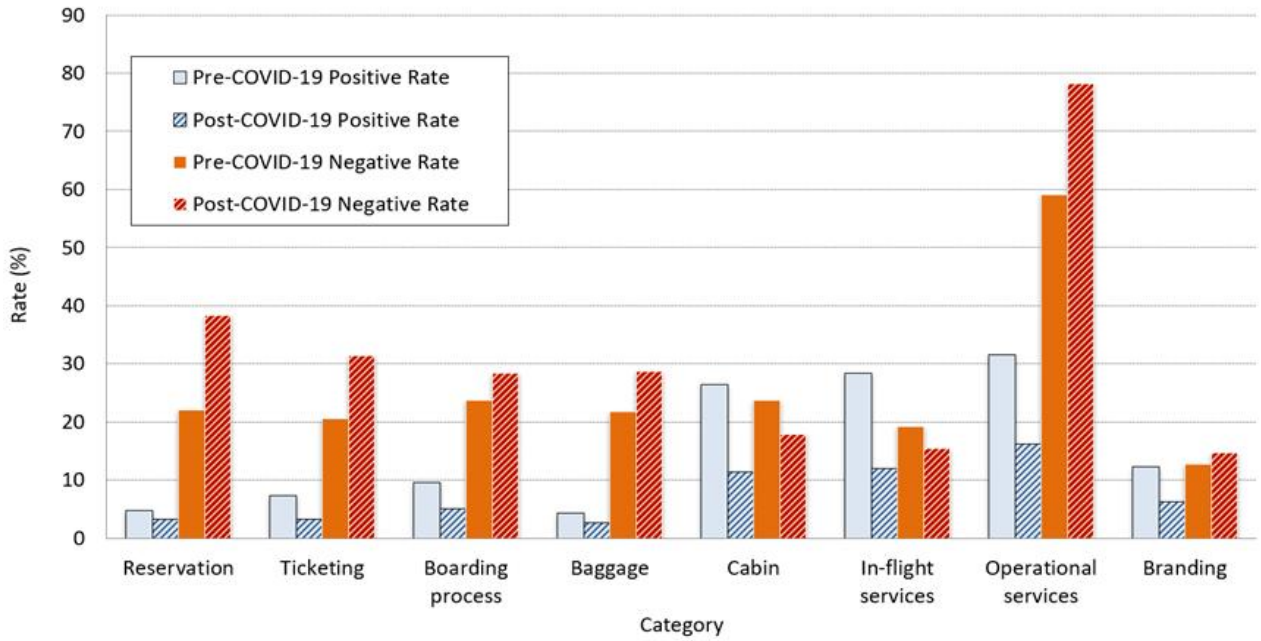

Fig. 2. Comparison of review sentiment analysis results pre and post COVID-19

다른 항목들 모두에서 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 높아진 것으로 파악되었다.

선택 속성 중 운항 서비스의 긍정 비율과 부정 비율이 모두 가장 높은 것으로 나타났으며, COVID-19 전 긍정 비율(31.55%)에 비해 부정 비율(59.15%)이 더 높았는데, COVID-19 후 긍정 비율(16.19%)은 통계적으로 유의하게 ($p<0.001$) 감소하고 부정 비율(78.16%)은 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 증가하여, 긍정 비율과 부정 비율의 격차가 더 벌어졌음을 알 수 있다.

3. Attributes influencing airline satisfaction

COVID-19 전과 후 두 시기별로, 항공사 만족도 평점(1~10점)에 어떤 선택 속성들이 유의한 영향을 미치는지를 정량적으로 파악하기 위해 CatBoost를 이용하여 회귀분석을 실시하였다. 회귀분석 시 종속변수는 항공사 만족도 평점이며, 독립변수는 긍정, 부정, 중립으로 분류된 8개 선택 속성이다.

COVID-19 전과 후 두 기간 들을 Figure 3. 과같이 각각 학습(train), 검증(validation), 테스트(test) 기간(60%, 20%, 20% 비율)으로 나누고, 학습, 검증에 따라 생성된 회귀모델(COVID-19 전과 후 각 1개)을 이용하여 각 테스트 기간의 서비스 만족도를 예측하고, 실제 응답 치와의 오차를 산정하였다. 각 회귀모델의 성능은 RMSE(Root Mean Square Error)와 결정계수(R2), MAE(Mean Squared Error)로 평가하였으며, COVID-19 전후 두 개 모델의 성능평가 결과는 Table 3. 과 같다.

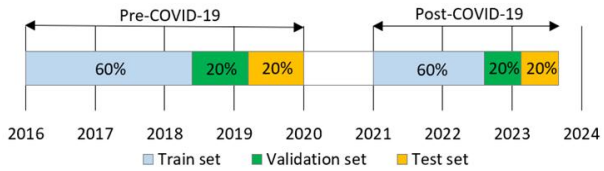

Fig. 3. Time series split of pre and post COVID-19

Table 3. Performance measures of CatBoost regression models

Item	Pre-COVID-19	Post-COVID-19
RMSE	1.324	1.287
R^2	0.848	0.825
MAE	0.984	0.845

COVID-19 전과 후 테스트 데이터 세트에 대한 모델들의 RMSE는 각각 1.324, 1.287이었으며, MAE는 0.984, 0.845인 것으로 평가되었다. 즉, 1~10점 사이 서비스 만족도에 대한 모델들의 예측값들이 실제 값과 평균적으로 1.29~1.32 정도 차이를 보이며, 예측 오차의 크기도 1 미만인 것으로 나타나 이 회귀모델들이 실제 값에 상당히 근접한 예측을 제공하는 것으로 판단된다. 또한 모델들의 결정계수가 각각 0.848, 0.825로 나타나, 추정된 회귀모델들이 테스트 데이터 세트 종속변수 변동성의 80% 이상을 설명할 수 있는 것으로 파악되었다.

Figure 4.는 위 두 개 기간(COVID-19 전후) 모델들의 변수중요도(feature importance)를 나타낸 것이다. 변수중요도는 각 선택 속성이 모델 예측에 얼마나 많은 영향을 미치는 지를 나타내며, 값이 클수록 상대적으로 영향력이 더 높음을 보여준다. COVID-19 전후 기간 모두, 전체 서비스 만족도 예측에 항공사 선택 속성 중 운항 서비스가 가장 큰 영향을 주는 것으로 나타났으며, 기내시설과 기내

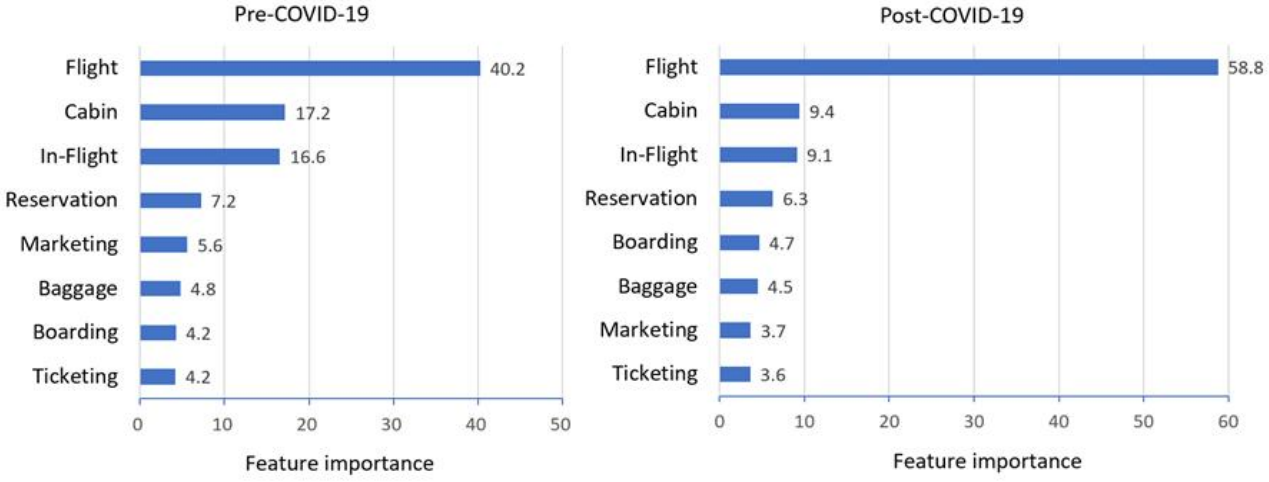

Fig. 4. Feature importance of CatBoost regression models of pre and post COVID-19

서비스, 그리고 예약이 그다음으로 큰 영향을 미치는 것으로 파악되었다. 운항 서비스의 상대적 영향력이 COVID-19 전 40.2에서 COVID-19 후에는 58.8로 증가했지만, 다른 선택 속성들의 상대적 영향력은 COVID-19 후 모두 감소하였다. 앞 절 분석에서 COVID-19 전에 비해 COVID-19 후 전체 서비스 만족도 평균과 중앙값이 감소한 것으로 나타났는데, 운항 서비스의 상대적 영향력 증가는 운항 서비스에 대한 불만족이 전체 서비스 만족도 감소와 가장 큰 연관성이 있다는 것을 보여준다.

V. Conclusions

본 연구는 COVID-19 팬데믹이 세계 항공산업에 끼친 영향과 고객 만족도 변화를 조사하였다. 2019년까지 높은 성장률을 보였던 항공산업은 팬데믹으로 인해 심각한 타격을 입었으며, 항공 교통량과 여객 수가 현저히 감소하는 등 산업 전반에 걸친 위기 상황이 발생하였다. 본 연구는 SKYTRAX의 고객 리뷰 데이터를 활용하여 팬데믹 전후의 고객 만족도와 인식 변화를 정량적으로 분석하였다.

이를 위해 2016년에서 2019년까지를 COVID-19 전, 2021년 이후를 COVID-19 후로 정의하고, 그 기간 중 최우수 100대 항공사들에 대한 리뷰와 전체 평점 각 59,818건을 분석하였다. 분석결과, 항공사 만족도 전체 평점은 COVID-19 전에 비해 COVID-19 후가 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 낮아진 것으로 나타났다. 또한 감성평가결과 항공사 선택 속성에 대한 긍정평가 비율은 전체 8개 속성들 모두 COVID-19 전에 비해 COVID-19 후 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 감소하였으며, 부정평가 비율은 기내시설과 기내서비스를 제외하고 모든 속성에서 통계적으로 유의하게($p<0.001$) 증가한 것으로 파악되었다.

COVID-19 전후 기간 모두, 전체 서비스 만족도 예측에 항공사 선택 속성 중 운항 서비스가 가장 큰 영향을 주는 것으로 나타났으며, 기내시설과 기내서비스, 그리고 예약이 그다음으로 큰 영향을 미치는 것으로 파악되었다. 운항 서비스의 상대적 영향력이 COVID-19 전에 비해 COVID-19 후 증가했지만, 다른 선택 속성들의 상대적 영향력은 COVID-19 후 모두 감소하였다. 결론적으로, COVID-19 이후 항공사 서비스 만족도는 큰 폭으로 감소한 것으로 나타났으며, 항공사 선택 속성 중 운항 서비스가 이러한 만족도 감소에 가장 큰 영향을 미친 것으로 파악된다.

본 연구 결과는 COVID-19 팬데믹이 항공산업에 미친 영향과 고객 만족도의 변화를 실증적으로 보여주고 있다. 항공사들은 이러한 연구 결과를 바탕으로 팬데믹 이후의 고객 만족도 회복을 위한 전략을 수립할 필요가 있다. 특히, 운항 서비스의 품질 향상에 주력하는 것이 고객 만족도 제고에 가장 효과적일 것으로 판단된다. 이를 위해 항공사들은 정시 운항률 개선, 결항 및 지연 최소화, 안전 운항 체계 강화 등에 노력을 기울여야 할 것이다.

또한, 기내 시설과 서비스, 예약 프로세스 등 다른 선택 속성들에 대한 개선도 지속해서 이루어져야 한다. 팬데믹 상황에서 고객들의 건강과 안전에 대한 우려가 커진 만큼, 기내 청결 유지, 사회적 거리 두기 준수, 비대면 서비스 확대 등의 노력이 필요할 것으로 보인다. 아울러 예약 및 발권 과정의 편의성 제고, 변경 및 취소 정책의 유연성 확대 등을 통해 고객 편의를 증진할 수 있을 것이다.

COVID-19 팬데믹은 항공산업에 구조적인 변화를 초래하였으며, 이러한 변화는 앞으로도 지속될 것으로 예상된다. 항공사들은 이러한 변화에 적극적으로 대응하고, 고객 만족도 제고를 위한 노력을 지속해 나가야 할 것이다. 본 연구는 항공사 서비스 개선 및 마케팅 전략 수립에 유용한 시사점을 제공하고 있지만 COVID-19 전후의 특정 기간만을 다루었기 때문에 장기적인 추세를 파악하는 데는 한계가 있다. 향후 연구에서 장기간에 걸친 자료를 수집하고 시계열 분석 기법 등을 적용한다면, 항공사 만족도의 추세와 패턴, 영향 요인들을 더욱 심도 있게 탐구할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea (NRF-2021S1A5B5A17047358).

REFERENCES

[1] MOLIT(Ministry of Land, Infrastructure and Transport), Press release, https://m.molit.go.kr/viewer/skin/doc.html?fn=769001b9e256275f3cba459379077fae&rs=/viewer/result/20200129

[2] MOLIT(Ministry of Land, Infrastructure and Transport), Press release, https://m.molit.go.kr/viewer/skin/doc.html?fn=1bbb1ccecadc21063798561ffc6f5fb9&rs=/viewer/result/20210122

[3] C. A. White, "*The attributes of customer service in the airline industry*" United States International University ProQuest Dissertations Publishing, 1994.

[4] J. Y. Lee and P. S. Jang, "Effects of Message Polarity and Type on Word of Mouth through SNS (Social Network Service)," Journal of Digital Convergence, Vol. 11, No. 6, pp. 129-135, Jun 2013. DOI: 10.14400/JDPM.2013.11.6.129

[5] W. Kasper, "Sentiment analysis for hotel reviews," Речевые технологии/Speech Technologies, No. 2, pp. 96-109, 2012.

[6] P. H. Choi and J. C. Jun, "The Study of the Influence on Customer Satisfaction and Loyalty of Airline Selection Attributes," Journal of The Korean Data Analysis Society, Vol. 21, No. 1, pp. 305-317, Apr. 2019. DOI : 10.37727/jkdas.2019.21.1.305

[7] C. S. Jun, "Traveler's Perceptions of Low - Cost Carrier Selection Attributes and Satisfaction -," Journal of Tourism Promotion, Vol. 3, No. 1, pp. 103-111, Mar. 2015.

[8] J. Y. Lee and P. S. Jang, "Airline Customer Satisfaction Analysis using Social Media Sentiment Evaluation: Full Service Carriers vs. Low Cost Carriers," Journal of Digital Convergence, Vol. 15, No. 6, pp. 189-196, Jun. 2017. DOI : 10.14400/JDC.2017.15.6.189

[9] X. GAO, "A Study on the Airline Selective Properties Using IPA : Focusing on the Incheon-Beijing route," Master's thesis, SeJong University, 2020.

[10] S. J. Lee, "A study on the assessment of airline selection attribute, satisfaction level of selection attribute and Customer loyalty of Chinese tourist visiting Korea: Focusing on the comparison between Chinese airline and Korean airline," Korean Journal of Tourism Research, Vol. 31, No. 7, pp. 313-337, Jul. 2016. DOI: 10.21719/KJTR.31.7.16

[11] P. Kotler, J. Bowen, and J. Makens, "*Marketing for Hospitality and Tourism*" Prentice Hall, 2003.

[12] J. B. Jung, "An analysis of domestic research trend on restaurant selection attribute," Master's Thesis, Kyonggi University, 2016.

[13] H. L. Jung, "A Study on Selection Attributes and Risk Perception of Low-cost Carriers Influencing the Recommendation Intention," Doctoral dissertation, Sejong University, 2011.

[14] H. J. Moon and H. C. Shin, "A Study on positioning through choice attributes of Airline," Journal of Hospitality and Tourism Studies, Vol. 16, No. 5, pp. 27-51, 2014.

[15] E. J. Ju, "A Study on the Effect of FSC Airline Selection Attributes on the Ratio of Price to Personal Satisfaction and the Ratio of Price to Performance and Repurchase Intention," Master's Thesis, Dong-A University, 2020.

[16] S. Y. Ahn, "The impact of selection attributes of LCC on behavioral intention : Focusing on model of goal-directed behavior," Doctoral dissertation, Sehan University, 2020.

[17] J. S. Kim, H. Y. Park, and S. Y. Park, "Market Strategy for Low-Cost Carrier Selection Attributes," Journal of Distribution Science, Vol. 16, No. 3, pp. 69-77, Mar. 2018. DOI : 10.15722/jds.16.3.201803.69

[18] L. D. Etherington and T. Var, "Establishing a measure of airline preference for business and nonbusiness travelers," Journal of Travel Research, Vol. 22, No. 4, pp. 22-27, Apr. 1984. DOI : DOI : 10.1177/00472875840220040

[19] J. T. Jo and S. H. Choi, "Sentiment Analysis of movie review for predicting movie rating," Management & Information Systems Review, Vol. 34, No. 3, pp. 161-177, Mar. 2015. DOI: 10.29214/damis.2015.34.3.009

[20] T. K. Shivaprasad and J. Shetty, "Sentiment analysis of product reviews: A review", International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT), 2017. DOI: 10.1109/ICICCT.2017.7975207

[21] W. Kasper and M. Vela, "Sentiment analysis for hotel reviews," Computational Linguistics-Applications Conference, pp. 45-52, 2011.

[22] W. Duan, Q. Cao, Y. Yu, and S. Levy, "Mining online user-generated content: using sentiment analysis technique to study hotel service quality," 2013 46th Hawaii International Conference on System Sciences, pp. 3119-3128, 2013. IEEE. DOI: 10.1109/HICSS.2013.400

[23] S. Chakrabarti, D. Trehan, and M. Makhija, "Assessment of service quality using text mining–evidence from private sector banks in India," International Journal of Bank Marketing, Vol. 36, No. 4, pp. 594-615, May 2018. DOI: 10.1108/IJBM-04-2017-0070

[24] L. Martin-Domingo, J. C. Martín, and G. Mandsberg, "Social media as a resource for sentiment analysis of Airport Service Quality (ASQ)," Journal of Air Transport Management, Vol. 78, pp. 106-115, Jul. 2019. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2019.01.004

[25] V. Balakrishnan, Z. Shi, C. L. Law, R. Lim, L. L. The and Y. Fan, "A deep learning approach in predicting products' sentiment ratings: a comparative analysis," The Journal of Supercomputing, Vol. 78, No. 5, pp. 7206-7226, Nov. 2021. DOI: 10.1007/s11227-021-04169-6

[26] SKYTRAX, https://skytraxratings.com/airlines

[27] R Core Team, R: A language and environment for statistical computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, https://www.R-project.org/

[28] S. Desine et al., "Daily step counts before and after the COVID-19 pandemic among all of US research participants," JAMA Network Open, Vol. 6, No. 3, e233526, 2023. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2023.3526

[29] L. Kauhanen et al., "A systematic review of the mental health changes of children and young people before and during the COVID-19 pandemic," European Child & Adolescent Psychiatry, Vol. 32, No. 6, pp. 995-1013, Aug. 2023. DOI: 10.1007/s00787-022-02060-0

[30] S. B. Kim and J. W. Park, "A study on the importance of airline selection attributes by airline type: An emphasis on the difference of opinion in between Korean and overseas aviation experts," Journal of Air Transport Management, Vol. 60, pp. 76-83, May

2017. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2017.01.007

[31] K. Kheiri and H. Karimi, "SentimentGPT: Exploiting GPT for advanced sentiment analysis and its departure from current machine learning," arXiv preprint arXiv:2307.10234, Jul. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2307.10234

[32] L. Prokhorenkova et al., "CatBoost: unbiased boosting with categorical features," arXiv preprint arXiv:1706.09516201, Jan. 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.09516

[33] S. R. Mousa, P. R. Bakhit, and S. Ishak, "An extreme gradient boosting method for identifying the factors contributing to crash/near-crash events: a naturalistic driving study," Canadian Journal of Civil Engineering, Vol. 46, No. 8, pp. 712-721, Jan. 2019. DOI: 10.1139/cjce-2018-0117

[34] M. J. Cheon et al., "A Study on the traffic flow prediction through Catboost algorithm," Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol. 22, No. 3, pp. 58-64, Mar. 2021. DOI: 10.5762/KAIS.2021.22.3.58

[35] B. K. Lee, J. Lessler, and E. A. Stuart, "Weight trimming and propensity score weighting," PloS one, Vol. 6, No. 3, e18174, Mar. 2011. DOI: 10.1371/journal.pone.0018174

Authors

Ju-Yang Lee received the B.S. degree in Home economics from Daejeon University in 1993, M.B.A. degrees in Hotel and Tourism Management from Sejong University in 2013 and received Ph.D. degrees in Tourism Management from Soonchunhyang University in 2016. Dr. Lee joined the faculty of the College of Global Business at Soonchunhyang University, Asan, Korea, in 2023. She is currently a Associate Professor in College of Global Business, Soonchunhyang University. She is interested in Tourism Management and Human Resource Management..

Phil-Sik Jang received the B.E. degree in Naval Architecture from Seoul National University in 1990 and received M.S. and Ph.D. degrees in Industrial Engineering from KAIST in 1992 and 1998, respectively. Dr. Jang joined the faculty of the School of Computer Science at Sehan University, Korea, in 1997. He is currently a Professor in the Dept. of Air Transportation and Logistics, Sehan University. He is interested in HCI, metaverse and bigdata analysis.