http://www.jsebs.org
pISSN 2288-3908
eISSN 2765-3846

The Journal of Society for e-Business Studies
Vol.26, No.3, August 2021, pp.155-174
https://doi.org/10.7838/jsebs.2021.26.3.155

XGBoost 모형을 활용한 가격 상승 요인 탐색 및 예측을 통한 리셀 시장 진입 장벽 해소에 관한 연구

A Study on Resolving Barriers to Entry into the Resell Market by Exploring and Predicting Price Increases Using the XGBoost Model

윤현섭(HyunSeop Yoon)*, 강주영(Juyoung Kang)**

초 록

본 연구는 새롭게 떠오르는 재테크 방법 중 아이템의 희귀성을 이용하여 출시가보다 비싼 가격에 재판매하는 리셀(Resell) 재테크에 주목하였다. 리셀 시장은 패션 분야를 중심으로 세계적으로 시장 규모가 급격히 성장하고 있을 뿐만 아니라 국내에도 열풍이 불고 있으나 아직까지 체계적인 리셀 시장에 대한 실증적인 분석은 부족하다. 이에 본 연구는 리셀의 대표적 사이트인 StockX의 스니커즈 데이터를 활용하여 리셀 시장에 관심 있는 사용자들에게 기본적인 가이드라인을 제시하고 리셀 시장의 진입장벽을 해소하고자 한다. 약 150만 개의 데이터를 수집하여 XGBoost 알고리즘과 Prophet 모형을 통하여 분석을 진행하였다. 분석 결과 리셀 거래에 유효한 영향을 미치는 요인들을 각 변수 별로 파악할 수 있었고 어떤 종류의 스니커즈가 리셀 거래를 하기에 적합한지 확인할 수 있었다. 또한 스니커즈들의 과거데이터를 통해 미래의 가격을 예측하여 추후의 수익성을 예상할 수 있었다. 본 연구는 아직 시작 단계인 리셀 분야에 대한 실증 분석을 기반으로 시장 진입 및 활용에 대한 가이드라인을 제시하고 더 나아가 마니아층 위주로 점유되던 리셀 시장을 활성화할 수 있을 것으로 기대한다.

ABSTRACT

This study noted the emergence of the Resell investment within the fashion market, among emerging investment techniques. Worldwide, the market size is growing rapidly, and currently, there is a craze taking place throughout Korea. Therefore, we would like to use shoe data from StockX, the representative site of Resell, to present basic guidelines to consumers and to break down barriers to entry into the Resell market. Moreover, it showed the current status of the Resell craze, which was based on information from various media outlets, and then presented the current status and research model of the Resell market through prior research. Raw data was collected and analyzed using the XGBoost algorithm and the Prophet model. Analysis showed that the factors that affect the Resell market were

* First Author, Undergraduate Student, Department of e-Business, School of Business, Ajou University (poiw5888@naver.com)
** Corresponding Author, Professor, Department of e-Business, School of Business, Ajou University (jykang@ajou.ac.kr)
Received: 2021-07-22, Review completed: 2021-08-10, Accepted: 2021-08-22

identified, and the shoes suitable for the Resell market were also identified. Furthermore, historical data on shoes allowed us to predict future prices, thereby predicting future profitability. Through this study, the market will allow unfamiliar consumers to actively participate in the market with the given information. It also provides a variety of vital information regarding Resell investments, thus. forming a fundamental guideline for the market and further contributing to addressing entry barriers.

키워드 : 리셀, 리셀 재테크, XGBoost 알고리즘, Prophet 시계열 모형
Resell, Resell Market, XGBoost Algorithm, Prophet Time Series Model

1. 서 론

2020년에 샤넬 제품 앞에서 백화점 오픈과 동시에 달려가는 '오픈 런(OPEN RUN)' 현상이 뉴스에서 자주 보도되었다. 오픈런(Open Run) 뿐만 아니라 매장 앞에서 줄을 대신 서주는 아르바이트도 등장하였다[24]. 이와 같은 현상이 나타난 결과 매출이 9.8% 하락한 국내 백화점과는 달리 샤넬, 롤렉스 등 해외 브랜드 매출은 15.1% 증가하였으며 샤넬, 롤렉스 등 명품의 판매는 백화점 전체 매출에서 차지하는 비중이 2020년 30%까지 증가하였다고 한다[29]. 이러한 베블런 효과(Veblen effect)를 보이고 있는 현상들은 단순히 명품이기 때문이 아닌 '리셀'과 깊은 연관이 있다. 2020년 말, 나이키 &G-Dragon이 ₩219,000에 출시한 운동화가 로고 색에 따라서 ₩4,000,000, ₩13,000,000까지 재판매되었다. 이는 국내에서 발생한 대표적인 리셀 사건이다.

그렇다면 '리셀'이 바로 무엇이기에 이처럼 열풍을 보이고 있는지 알아보고자 한다. '리셀'의 언어적 정의는 재판매를 통칭하지만 시장에서의 정의는 한정적이고 희소성 높은 제품을 거래해서 수익을 창출하는 방식을 뜻한다. 현재 빠르게 성장하는 새로운 재테크 분야의 일종이다. 리셀은 옷, 스니커즈, 가수의 굿즈[34], 가방, 티켓, 스티커 등 매우 다양한 분야에서 나타나고 있고 이러한 열풍의 증빙으로 '샤테크(샤넬 + 재테크)', '롤 테크(롤렉스 + 재테크)', '스니커 테크(스니커즈 + 재테크) 와 같은 많은 단어가 등장하고 있다. 미국의 중고 의류 거래 플랫폼을 운영 중인 'thredUp'의 조사에 의한 현재 세계 리셀 시장의 규모는 약 48조 원에 달하였고 미국 리셀 플랫폼 StockX는 출범 3년 만에 1조 이상의 기업 가치를 평가받았다. 세계 시장의 성장과 더불어 국내 리셀 시장 역시 약 20조 원으로 추산되고, 네이버의 KREAM, 무신사의 SOLDOUT, KT의 REPLE 등 플랫폼을 통해 대규모 기업들이 시장에 참여하여 열풍에 가담하면서 국내 리셀 시장 규모는 2022년까지 현재의 두 배 이상으로 커질 예정이다[27].

하지만 빠른 속도로 성장하는 시장과 달리 국내 리셀 시장에 관한 연구는 많이 이루어지지 않았으며 특히 리셀의 시장성이라는 긍정적인 방향성에 맞춘 연구가 많이 존재하지 않는다. 기존의 연구는 주제가 법적인 문제점에 맞춰져 리셀에 대한 부정적인 의견이 주를 이루고 있거나[11] 대상이 주로 가방, 스니커즈과 같은 상품이 아닌 무선통신 분야에 대한 연구만

이 많이 존재한다[33]. 현재 리셀 시장에서의 상품들이 무엇인지, 리셀이 되는 이유가 무엇인지 등의 분석을 진행한 연구가 많이 존재하지 않아 시장의 진입을 원하는 소비자들이 정보를 구하기 쉽지 않은 상황이다.

본 연구에서는 리셀 시장의 한 분야인 스니커 테크(스니커즈 + 재테크)분석을 진행하여 리셀 시장의 진입을 원하는 소비자들에게 정보를 제공하고자 한다. 최근 들어 리셀 시장은 소비의 중심인 MZ세대(밀레니엄 + Z세대, 20~30대)에게 인기가 많다. 세계적인 전략 컨설팅 그룹인 BCG의 조사에 따르면 MZ세대의 리셀 활용 비율이 다른 세대보다 약 10% 높다. 이러한 MZ세대의 리셀 중에서도 40%이상을 차지하는 분야가 스니커즈 리셀 시장이다. 이와 더불어 시장의 규모도 크고 국내에서 빠르게 성장하고 있다. 전 세계적으로 스니커즈 리셀 시장은 약 2조 4,000억 원에 달하며 국내 시장은 전 세계 시장의 4분의 1에 해당하는 약 5,000억 원의 시장을 구성하고 있어 해당 시장이 매우 활발한 상태이다.

따라서 스니커즈 리셀 시장을 분석하여 리셀이 되는 상품의 요인 탐색과 가격 예측을 통해 가이드 라인을 제시함으로써 시장의 진입장벽 해소에 기여하고자 한다. 이를 위해 세계적인 스니커즈 리셀 플랫폼인 StockX의 데이터를 활용해, 가격을 결정하는 데 미치는 요인(변수)을 탐색한 후 주요 변수를 선정하여 예측 모델 구축, 거래 데이터를 수집하여 미래 가격을 예측할 것이다.

본 연구는 최근 떠오르는 리셀 시장에 대한 현황을 살펴볼 뿐만 아니라 머신러닝을 접목하여 기존의 부동산, 암호화폐, 작품 가격 예측 연구들과 같이 리셀 시장에 대한 체계적인 분석을 진행하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 리셀 시장 상품 중 상대적으로 복합적인 요소들로 이루어진 스니커즈를 대상으로 미래 가치를 예측하는데 영향을 주는 요인을 파악하고자 한다, 이를 통해 리셀 시장 참여자들이 수익을 창출할 수 있는 기회를 모색할 수 있게 도움을 주고자 한다. 또한 어려운 수치가 아닌 그래프로의 시각화를 통해 리셀 시장 참여자들이 비교적 쉽게 예측 결과를 파악할 수 있도록 한다. 본 연구에서 제안하는 방법론은 현재 아직 연구 초기 단계인 리셀 시장을 활성화할 수 있게 되기를 기대한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서 리셀 및 리셀 대표 품목인 스니커즈 시장에 대한 선행 이론들을 작성하였다. 그리고 본 논문에 이용된 머신러닝(회귀, 시계열) 분석 기법에 대한 연구를 정리하였다. 제3장은 수집한 스니커즈들의 데이터를 바탕으로 머신러닝 분석 기법을 활용한 수익성 스니커즈 선별 방법을 기술하였다. 제4장에서는 3장에서 기술한 방법을 실제 데이터에 적용하여 도출한 연구 결과를 작성하였다. 제5장에서는 연구 분석 결과의 시사점과 한계점에 대해 제시하였다.

2. 선행연구

2.1 리셀

리셀(Resell)은 전 세계적으로 이루어지고 있는 경제활동 중 하나이다. 일반적인 재판매와는 특성이 다른데, 기존의 연구[5]에서 언급된 리셀 시장과 중고 시장의 차이는 <Table 1>과 같다.

〈Table 1〉 The Difference between Resell and Second-hand Goods.

Type	Resell	Second-hand Goods
Characteristics	Have Scarcity	Normal
Resell Price	Price above release price	Price below release price
Future Value	Value Increase	Value Decrease

이처럼 본 연구에서 언급되는 리셀은 단순히 물건을 파고 사는 중고 거래와는 다른 한정된 수량 혹은 공급이 중단된 제품처럼 희소성을 지닌 제품의 거래를 의미한다. 이전에는 일반적으로 리셀에 대한 인식이 좋지 않았지만 리셀의 장점은 분명히 존재하며 다음과 같이 기존 연구들에서 그 장점들을 찾아볼 수 있다. 먼저, 수요에 대한 불확실성으로 인해 낮은 가격이 해당 연구를 통해 데이터를 활용한 매겨진 상품이 간절히 원하는 소비자에게 재판매되게 함으로써 본래의 가격을 찾아가도록 한다. 또 다른 장점으로 판매량 증가를 말하였다. 리셀을 통한 경쟁으로 인해 더 많은 상품이 판매된다는 것이다. 결론적으로 리셀의 영향으로 경제사회의 효율성은 증가된다는 것이다[35].

리셀은 경제적 효율성을 높일 뿐만 아니라 소비자에게 심리적으로도 긍정적인 영향을 미친다. 오늘날 판매자와 소비자의 역할을 구분할 수 없으며 재판매를 할 수 있다는 인식은 소비자의 구매의사 결정에 영향을 끼친다. 즉, 재판매 기대감이 높은 아이템일수록 지불의 고통은 낮추고 제품의 구매 욕망을 증가시키게 되며 이로 인해 원하는 제품을 얻었을 때의 만족감은 구매자의 심리적인 만족감으로 연결된다[25].

이러한 장점들을 바탕으로 리셀 시장은 현재 빠른 성장을 하고 있지만 그에 대한 부정적인 측면도 존재한다. 그래서 기존 리셀의 부정적인 측면인 가짜 제품을 통한 사기, 무분별한 거래와 같은 사건을 막기 위해 재판매 시장에서 중개 역할이 중요해지고 있다. 중개를 통해 거래 참여자들 간에 최소한의 정보가 공유를 할 수 있으며 상품 구매자 간의 과열경쟁을 최소화하고, 판매자와 구매자의 합리적 거래를 가능하게 한다[4].

최근 많은 기업들이 플랫폼을 통해 스니커즈 리셀 시장에 중개 역할 자로서 참여하고 있다. 이미 중고 의류 시장에 대한 연구에서 알 수

〈Table 2〉 Domestic Resell Markets

Company	Platform	Strength/Weakness	Items
Naver	KREAM (2020. 03)	Strength - Easy to identify bids by size - Neat Packaging - An advertising contract with Nike Mania - Highest market share. - Have Showroom - Naver Pay Benefit Weakness - Long Inspection Time - Low consistency of inspection criteria	Sneakers

〈Table 2〉 Domestic Resell Markets(Continued)

Company	Platform	Strength/Weakness	Items
Musinsa	SOLDOUT (2020. 07)	Strength - Easy to identify bids by size - Pick up Service - Operate Magazin, Youtube - Giving Musinsa Coupon Weakness -Low number of users	Sneakers, Clothes
Lotte	OUT OF STOCK (2018. 04)	Strength - Operate Offline Store - Selling items other than shoes - Latest Platform Launch	Sneakers, Clothes
KT	REPLE (2020. 10)	Strength - Provide fashion-related content - Free fee - Can promote self-made sneakers Weakness - Low number of users	Sneakers
SeoulAuction	XXBLUE (2019. 09)	Strength - Web service delivery - Selling items other than shoes - Sneakers Transaction Fee Free Weakness -Low awareness	Sneakers, Clothes, ArtToy
Hinter	FROG (2018. 12)	Strength - First to launch the platform (1st generation) - Has a famous inspection team leader - Have a thick enthusiast Weakness - Seller's one-sided transaction can be destroyed	Sneakers

있듯이 많은 플랫폼들이 참여하여 지대한 영향력을 발휘하고 있다[12]. <Table 2>를 통해 다양한 기업들과 플랫폼들을 확인할 수 있다. 이처럼 유독 스니커즈 리셀에 참여가 높은 이유는 스니커즈가 리셀 시장에서 차지하는 부분이 크며 가장 빠르게 성장하고 있기 때문이다. 스니커즈 리셀에 관한 연구[23]가 존재하긴 하지만 시장에 비해 수가 많이 부족하며 리셀 가격 예측 관련 연구 또한 많지 않다.

본 연구에서는 실제 거래 품목들의 데이터를 이용하여 수익성과 연관 있는 현실적인 가이드라인을 제공함으로써 리셀 초보자들의 시장 진입을 돕는다는 점에서 의의를 가지고 있다.

2.2 머신 러닝을 통한 가격 예측

리셀에 적합한 제품의 경우 프리미엄 가격이 형성된다. 본 연구에서는 프리미엄 가격이 형성되는지 예측을 진행하였는데 이처럼 가격 예측과 그에 영향을 미치는 요인을 탐색하기 위해 다양한 분야에서 머신 러닝 분석이 사용되고 있다. 머신러닝 분석 기법으로는 선형회귀분석

(Linear Regression), 랜덤 포레스트(random forest), 서포트 벡터(support vector machine), 익스트림 그라디언트 부스팅(XGBoost) 등이 있다. 머신러닝 기법을 활용한 가격 예측 연구로는 선형회귀를 활용한 부동산 가격 예측[28], 랜덤 포레스트를 활용한 작품 가격 예측[13], 서포트 벡터를 활용한 암호화폐 유통가격 예측[17] 등이 있다.

본 연구에서는 XGBoost 알고리즘을 활용하여 진행하였는데, XGBoost는 최근 Kaggle 경연 대회에서 29개의 과제에서 17개의 해결책으로 사용되며 널리 알려진 알고리즘이다[1]. XGBoost는 다양한 장점을 가지고 있으며 느린 수행 시간 및 과적합 규제 부재 등의 문제를 해결하기 때문에 일반적으로 예측 또는 분류에 있어서 많이 트리 기반의 앙상블 학습에서 가장 많은 주목을 받은 알고리즘 중 하나이다[16]. 이뿐만 아니라 병렬처리가 가능하여 규모가 큰 데이터 셋도 안정성과 비교적 높은 훈련 속도를 보인다[21]. 이러한 장점을 기반으로 민원 카테고리 및 담당부서 자동분류 성능 비교[8], 신장 기능 이상 예측 모델 개발[14], 코스피 200 주가지수 등락 예측[9], 에어비엔비 가격 추세 분석[18], E-Commerce 소비자 특성에 따른 분류 예측[7], 상품 마케팅 예측[26] 등 기존의 많은 연구에서 공공 문제 해결, 마케팅, 재무 등의 다양한 목적으로 활용되어 왔다.

이처럼 XGBoost는 주로 예측 모델로써 활용되어 왔지만, 해석모델로도 사용될 수 있는데, 각 변수의 정확도 기여점수, 전체 나무에서 해당 변수가 등장한 빈도를 확인할 수 있기 때문이다. 이를 통해 변수의 방향성을 파악하는 데 도움을 준다[2]. 이 방법을 활용한 연구로는 머신러닝을 통한 가계의 재무스트레스 영향 요인 분석[10], 안 질환에 영향을 미치는 기상요인 분석[38] 등이 있으며 주택매도 결정 요인분석 및 예측모델 구축 연구[16]는 본 연구에서도 사용한 하이퍼파라미터를 이용하여 분석을 진행하였다. 아래는 XGBoost의 대표적 함수 수식이다.

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i),\ f_k \in F$$

$$obj(\theta) = \sum_{i}^{n} l(y_i \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^{K} \Omega(f_k)$$

본 연구 또한 위와 같은 요인 분석의 목적으로 연구를 진행할 예정이며 기존 선행연구를 기반으로 XGBoost를 활용하여 스니커즈의 리셀 가격에 영향을 주는 요인을 찾아보고자 하였다. 본 연구에서 분석을 진행할 때 선정한 변수들은 기존의 연구에서 언급된 스니커즈 가격에 크게 영향을 미치는 요소들을 선정하여 분석을 진행하였다[3].

본 연구 이전에 리셀 시장 소비자들은 데이터 기반보다는 직감에 따른 구매 및 판매를 하였다. 예를 들어 특정 브랜드라면 가격이 오를 것이라는 막연한 기대감으로 판매를 미루거나 혹은 추후 가격이 하락하여 기다렸다가 구매하면 될 것이라고 생각하였으나 기대와는 반대되는 결과가 종종 발생해 왔다. 이에 본 연구에서는 과거 데이터를 기반으로 머신러닝 알고리즘을 적용한 가격 예측을 통해 추후 구매와 판매의 적절한 시기를 선택할 수 있게 하고자 한다. 기존에 존재하던 행동학적 연구에서는 주로 리셀 시장의 확대와 열풍에 대하여 사람들의 심리적인 부분에 중점을 두었지만, 본 연구에서는 머신러닝을 접목하여 수익창출의 시각으로 접근하여 실용적인 측면을 보완하였다.

2.3 시계열 모형을 활용한 가격 예측

기존의 많은 연구에서 시계열 분석에 ARIMA 모형이 자주 사용되었다. 주택시장의 가격예측 분석[15], 호텔객실 수요예측[19], 제주 방문 미래 예측[20], 감자의 가격 예측[36] 등 다양한 분야에서 사용되고 있다. ARIMA 모형은 자기회귀(AR) 모형과 이동평균(MA)를 모두 고려하는 모형으로 과거의 관측값과 오차를 사용하여 현재의 시계열 분석을 진행하는 ARMA 모형을 일반화하고 시간 단위의 지표를 예측하여 트렌드에 이상이 없는지 확인할 수 있다[6]. AR과 MA의 수식을 적용하여 ARMA를 구한 뒤 과거의 추세를 반영하기 위하여 연관성과 공적분까지 고려하는데, 일반적으로 최종 수식은

첫 번째,

$$a^*X(t)-X(t-1)-b^*X(t-1)+c^*e(t-1)+d+u^*e(t)$$

$$X(t)-[X(t-1)+b^*X(t-1)+c^*e(t-1)+d+u^*e(t)]/a$$

두 번째,

$$a^*[X(t)-X(t-1)-X(t-1)-X(t-2)]-b^*X(t-1)+c^*e(t-1)+d+u^*e(t)X(t)-(2+b/a)^*X(t-1)+X(t-2)+(c/a)^*e(t-1)+d/a+(u/a)^*e(t)$$

의 두 가지 형태로 상황에 따라 다르게 도출되며 여기서 a값은 자기상관계수, u는 분산, e(t)는 정규 분포에서 도출되는 임의의 값을 나타낸다. 하지만, 제시된 바와 같이 수식이 매우 복잡하며 정확한 해석을 통해 적용하여야 하며 이로 인해 결과까지의 과정이 어렵다는 단점이 있다.

하지만 ARIMA와 달리 페이스북(facebook)에서 제안한 비즈니스 모형인 Prophet 모형은 비교적 매우 쉽게 이용할 수 있는 장점을 가진 시계열 모형이다. 일반화가법 모형을 기존 시계열모형에 반영하였으며 기본적으로 트렌드, 계절성, 비정기적 이벤트를 따르는 등 다양한 장점을 보유하고 있다. 또한 모형의 유연성 또한 가지고 있으며 계절성과 여러 기간들에 대한 예측을 쉽게 모형에 적용 가능하다[39]. 그리고 ARIMA와 다르게 모델을 차분해서 정규화 시킬 필요도 없으며 결측 값 또한 고려하지 않아도 된다. 그리고 학습 속도가 빠르고 해석도 비교적 쉽게 가능하다. Prophet의 간단한 요소는 y(t) = g(t) + s(t)+h(T) 이며, 각각 순차대로 Trend, Seasonality, Holiday를 뜻한다. Facebook에서 공식적으로 제공하는 연구에 의한 식은 아래와 같다.

$$g(t)=\frac{C(t)}{1+\exp(-(k+a(t)\pi\delta)(t-(m+a(t)\pi\gamma)))}$$

$$s(t)=\sum_{n=1}^{N}\left(a_n\cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right)+b_n\sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right)\right)$$

$$Z(t)=[1(t\in D_1),\ \ldots,\ 1(t\in D_L)]$$

$$h(t)=Z(t)\kappa$$

연구에서 최종적으로 모든 것을 고려한 수식으로 나타나며 상황에 따라서 각각의 수식을 변경하면 되기에 모형 학습(Model Fitting) 과정이 비교적 편리하다. 이러한 장점을 바탕으로 Prophet 모형을 활용하여 시계열 자료 예측을 수행하는 다양한 분야의 연구가 수행됐는데 [31], 한반도 기온 장기 예측[32], 인천공항 이용객 수요 예측[22], 마늘의 장기 가격 예측[30],

제품 판매 예측[37] 등이 있다.

본 연구에서 활용하는 데이터가 결측 값이 존재하며 스니커즈의 특성상 트렌드, 계절성, 비정기적 이벤트들을 고려해야하는 상품이기에 Prophet의 사용에 적합하며, 약 10년이라는 긴 기간의 데이터를 활용한 분석도 진행되기 때문에 오랜 기간의 예측에 유용한 Prophet 모형을 선택하였다. 따라서 본 연구는 기존의 선행연구들을 바탕으로 Prophet 모형을 활용한 스니커즈의 가격추이를 분석하고 예측할 예정이다.

3. 연구방법

3.1 연구 주제

본 연구는 전 세계적 최대 스니커즈 중고거래 사이트인 Stockx의 스니커즈 거래 데이터를 XGBoost와 Prophet 모형을 활용하여 리셀 상품의 요인 탐색 및 가격 예측을 진행하고자 한다. 본 연구에서 살펴보고자 하는 연구 문제는 다음과 같다.

첫째로, 리셀 시장에서 가격에 영향을 미치는 변수들을 선정한다. 브랜드, 라인, 사이즈, 색상, 콜라보 유무, SNS 검색 수(instagram, Bidu)를 선정하였다.

둘째로, 기준에 따라서 변수들을 나누어서 제품에 부여한다. <Table 3>과 같이 각 브랜드별, 여러 색상, 콜라보의 여부와 대상으로 나누어서 분석을 진행할 예정이다. 이를 통해 가격 예측 모델을 구축하여 모델을 선정한 뒤 해당되는 상품의 과거 거래 데이터를 활용하여 가격 추이를 도출하고 미래의 가격까지 예측할 것이다.

〈Table 3〉 Variable and Classification

Variable	Explanation	Classification
Brand[3]	The name of the company launching the product	Adidas/Nike/NewBalance/Puma /Vans/Converse
Line[3]	Detailed lines of products released by each brand	Yeezy/Jordan/Airforce/AirMax /Huarache, etc
Color[39]	Categorize values of colors according to six criteria	achromatic/neutral color/red series/ blue series/vivid color/multi color
Collabo[39]	Categorize by Destination by 4 Criteria	Collaboration X/Collaborate with designers or brands/ Collaborate with celebrities or singers/Collaborate with other industries(ex. Coca-Cola, Hello Kitty, etc.)
Size[3]	Use as it is in the overseas size	1.0~15
Instagram_Search[6]	Number of searches for products on Instagram, a world-famous social networking site	The number of posts
BIDU_Search[6]	Number of searches for products on China's largest search engine, Bidu	The number of searches

본 연구는 리셀 시장에서 상대적으로 초보자들도 쉽게 접근가능한 스니커즈를 대상으로 하여 리셀 시장의 유용성을 파악할 수 있게 하고, 스니커즈의 판매 시기, 미래 가격 등을 예측할 수 있도록 한다. 이를 통해 많은 리셀 시장의 진입 장벽을 해소할 수 있을 것으로 기대한다.

3.2 연구 절차

앞서 말한 연구주제를 위한 본 연구의 구현 방법은 다음과 같은 <Figure 1>의 순서로 진행된다.

먼저 세계 최대 리셀 사이트인 StockX에서 스니커즈 거래 데이터를 수집하고 이후 데이터 전처리 과정을 거친다. 다음으로 XGBoost를 통해 리셀 가격에 영향을 미치는 요인들을 도출한 뒤, 이에 해당되는 스니커즈를 이용하여 시계열 분석을 진행하여 가격 추이와 미래 가격을 예측할 것이다.

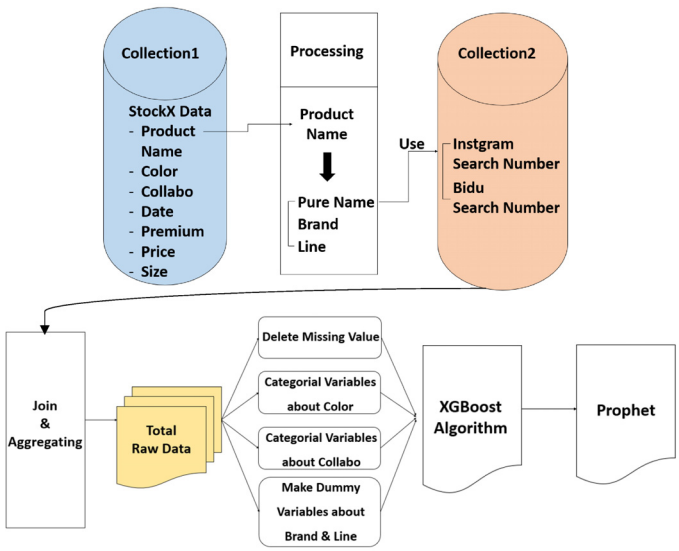
3.2.1 데이터 수집

데이터 수집을 위해 해당 사이트에서 selenium을 활용하여 크롤링을 진행하였고, <Table 4>와 같이 약 150만 개의 원시데이터(raw data)를 수집할 수 있었다.

〈Table 4〉 Data Collection

Brand	Raw Data
Adidas	265,940
Nike	741,952
NewBalane	123,946
Puma	115,291
Converse	136,466
Vans	118,625
Total Number	1,502,220

분석에 사용될 데이터를 수집하기 위해 먼저 Adidas, Nike, Puma, Vans, Newbalance, Converse 등 대표 스니커즈 브랜드 6개를 선정한 후 이들



〈Figure 1〉 Research Framework

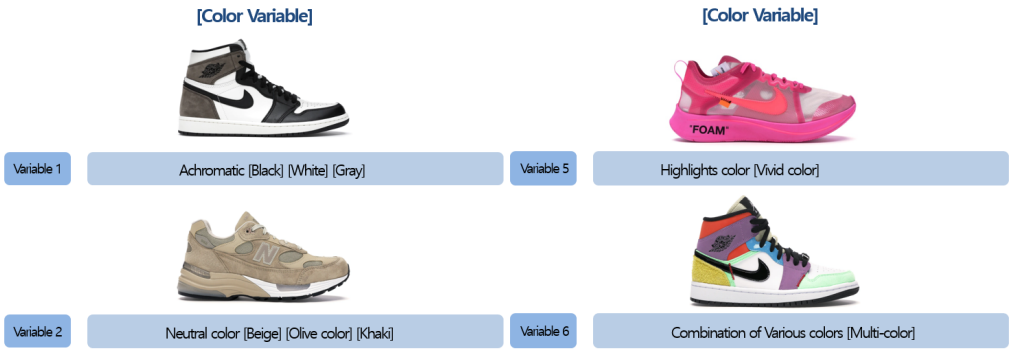
브랜드에 속한 다양한 라인의 스니커즈를 정하였다. 스니커즈에 수집된 정보는 품목명(브랜드 + 라인 + 제품명), 판매 횟수, 출시 가격, 색상, 거래 일시, 거래가격, 사이즈 총 7가지 변수로 구성되어 있다. 수집된 데이터는 약 159만 건으로 최대한 많은 스니커즈 데이터를 수집하고자 하였다. 수집된 데이터는 데이터 전처리 과정을 통해 품목명을 구성단위로 나누어 브랜드, 라인, 제품명으로 세분화하고 색상, 사이즈 등과 함께 리셀의 수익성에 영향을 미치는지 파악하기 위한 독립변수로 설정하였다. 종속변수로는 거래가격과 출시 가격을 활용해 도출한 프리미엄 가격(기존 대비 상승한 가격)을 사용할 것이다. 또한 인스타그램과 두바이에서 각 제품에 대한 게시글과 검색량을 크롤링하여 해당 스니커즈 데이터에 추가하였다. <Table 5>는 수집한 데이터의 형식 및 예제를 보여주고 있다.

3.2.2 데이터 전처리

개별로 모은 모든 데이터를 취합 후 기존 데이터의 품목명에서 브랜드, 라인을 추출하여 Brand, Category라는 속성으로 추가하였다. 그리고 기존에 WHITE, BLACK과 같이 글자로 적힌 Color 속성을 분류해 숫자로 부여하였다. <Figure 2>의 예시와 같이 무채색의 경우 1, 베이지 계열은 2, 레드 계열 3, 블루 계열, 베이지, 레드, 블루 계열을 제외한 분홍 계열 4, 형광과 같은 비비드(채도가 높은 선명한 색) 색상 5, 3개 이상의 멀티 색상 6을 부여하였다. 또한 콜라보 유무도 기준에 따라 나누어 분류하였다. 브랜드의 단독 상품의 경우 0, 디자이너 또는 브랜드와 협업 시 1, 셀럽 또는 가수와 협업 시 2, 기타 산업(ex NBA, 코카콜라, 헬로키티 등 패션과 연관성이 없는 산업)과 협업 시 3을 부여하였다. <Figure 3>의 스니커즈를 통해 콜라보 스니커즈의 예를 확인할 수 있다. 이후 데이터에서 결측값 진행과정을 진행한 뒤 기존의 범주형 변수로 이루어져 있는 Brand와 Category 변수들을 추후 진행될 XGBoost 분석을 위해 더미 변수로 변경해 주었다.

〈Table 5〉 Data Collection Summary Example

Variable	Example
Name of Product	Adidas Yeezy Boost 350 V2 Beluga
Brand	Adidas
Line	Yeezy Boost
Transaction Date	2020-09-12
Transaction Price	$898
Release Price	$220
Color	Grey
Number of Sales	10984
Collabo	X
Searching Number of Instagram	113454
Searching Number of Bidu	70807



〈Figure 2〉 Example of Color Classification

〈Figure 3〉 Example of Collabo Classification

3.2.3 스니커즈 리셀 요인 분석 진행

수집된 데이터를 데이터 전처리를 통해 정제한 데이터를 기반으로 다음과 같은 XGBoost 알고리즘을 활용하여 분석을 진행하였다.

$$xg_{reg} = xgb.XGBRegressor(objective = 'reg:linear' colsample_{bytree} = 0.5, learning_{rate} = 0.1, \max_{depth} = 3, alpha = 10, n_estimators = 10000)$$

이 식을 이용하여 n_estimators, max_depth처럼 영향을 주는 수치를 변경해가며 최적의 값을 찾고자 하였다. 분석을 위해 먼저 데이터를 80%:20%로 학습용 데이터와 테스트 데이터로 분리하였다. 이후 사이킷런 래퍼를 활용하여 Max_depth를 3, 학습률을 0.1, early stopping을 1000, 부스팅 반복 횟수를 초기 4500을 적용하였다. 이후 결과의 정확도를 확인하였더니 0.7158로 나타났다. 많은 변수와 데이터에 비해 적은 부스팅 횟수라고 생각하여 부스팅의 횟수를 늘려서 진행해보았다. 부스팅 횟수를 약 5000 늘릴 때마다 정확도가 약 0.01이 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 그래서 최종적으로 분석 시간과 부스팅 횟수를 40000, early stopping을 12000까지 늘려서 분석을 시행하였다.

3.2.4 리셀 가격 추세 및 예측

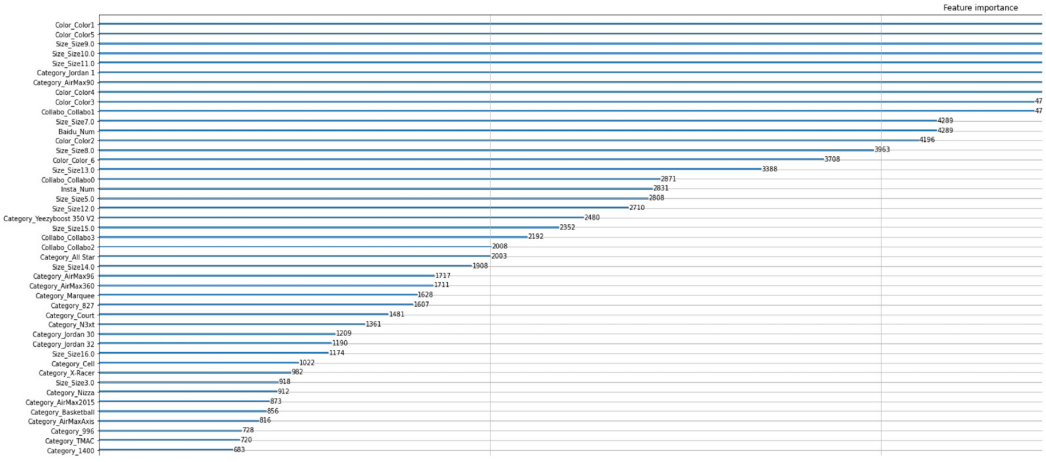
요인 분석 후, 높은 리셀가를 가지는 스니커즈들을 선별하여 가격의 추이를 확인하고 예측을 하고자 하였다. 해당되는 스니커즈의 데이터에서 날짜와 가격 값을 이용하여 진행하였으며 예측 모델에 넣을 데이터 프레임을 생성해주었다. 객체 생성 후 fit을 해준 뒤, 예측할 미래 가격 데이터프레임을 생성해주었다. 이후 30일, 60일 등 미래의 가격을 예측하였다. 가격뿐만 아니라 그 해의 최대 · 최솟값, 주 평균, 월 평균 등 다양한 수치를 확인할 수 있었다.

4. 연구결과

4.1 XGBoost 분석 결과

먼저 XGBoost 알고리즘을 통해 분석한 결과이다. <Figure 4>는 스니커즈의 리셀에 영향을 미치는 요인들을 나타낸다. 그래프에서 상단에 위치한 요인일수록 리셀의 높은 가격 형성에 더 큰 영향력을 발휘하는 것을 의미한다. 해당 그래프를 통해 브랜드, 라인, 색상 등 어떤 변수들이 리셀여부와 리셀 가격에 영향을 크게 미치는지 확인할 수 있었다. 세부적으로는 브랜드 중에서도 어떤 브랜드, 라인 중에서도 어떤 라인이 스니커즈의 리셀에 영향력을 크게 미치는지 등을 파악할 수 있었다.

예를 들어 <Figure 4>를 보면 위에서부터 Color1-Color5-Size9.0 등의 순서로 영향력이 강하게 나타났으며 이를 요약하면 라인의 경우 Jordan1-Air Max-YeezyBoost 순서로 강한 영향력을 발휘하였으며 색상은 무채색-비비드 컬러-블루 계열 순, 콜라보의 경우 패션 브랜드 혹은 디자이너-단독상품-기타 산업 순으로 나타났다. 위와 같은 세부적인 요인들로 예측 모델을 구성할 수 있었고 실제로 가격이 형성되었는지 검증을 진행하였다. 검색을 통해 실제 가격의 상승 여부를 확인해 보았다. 높은 영향력을 가진 속성으로 구성된 'Jordan1 Retro High Dark Mocha'와 'Yeezy Boost 350 V2

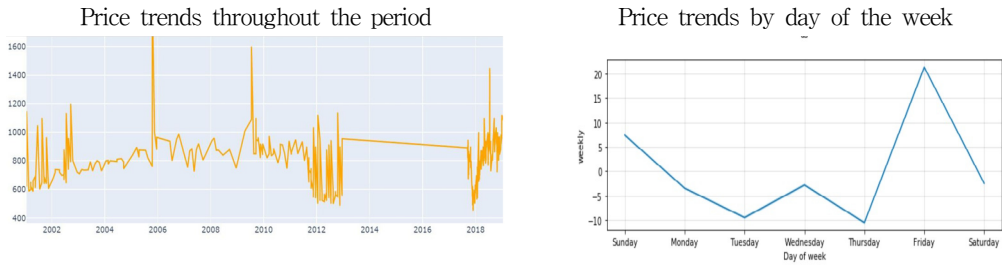


〈Figure 4〉 Influence by Factors

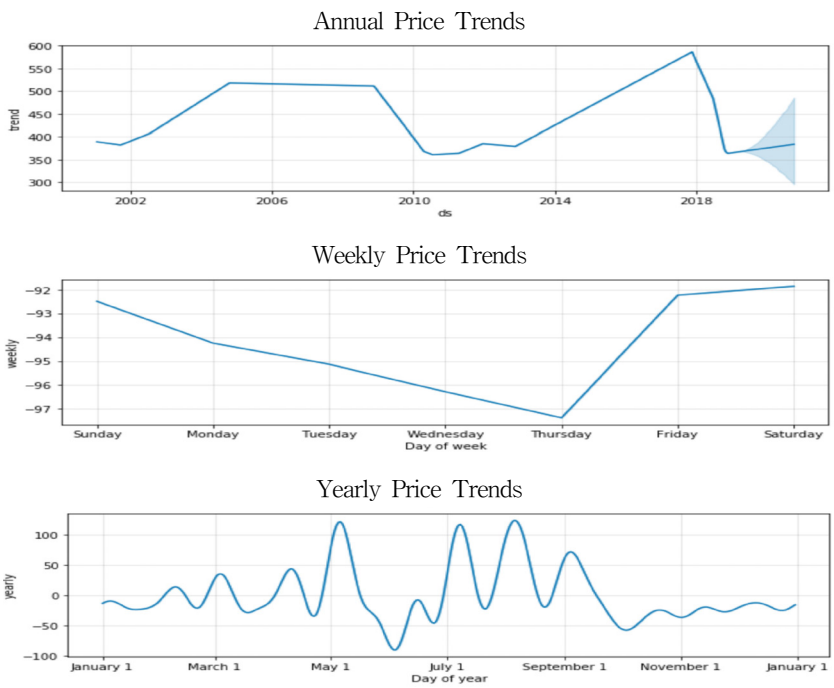
Beluga'의 경우 각각 출시가에 비해 173%, 244%의 프리미엄 가격이 형성되어 있는 것을 확인할 수 있었다. 이와 반대로 <Figure 4>에 나타나지 않거나 혹은 낮은 영향을 미치는 요인들로 구성한 스니커즈들은 프리미엄 가격을 형성하지 않거나 혹은 출시가보다도 더욱 하락한 가격으로 판매되는 상품들이 존재하였다. 언급한 상품들 외의 모델들의 경우도 검증을 진행해보았고 분석이 유의미하다는 것을 확인할 수 있었다.

4.2 Prophet 모형 분석 및 예측 결과

다음으로 Prophet 모형을 통해 프리미엄 가격을 형성하고 있는 두 가지 상품의 거래데이터를 활용한 가격 추이와 예측 분석의 결과이



〈Figure 5〉 Price Trends for the First Model



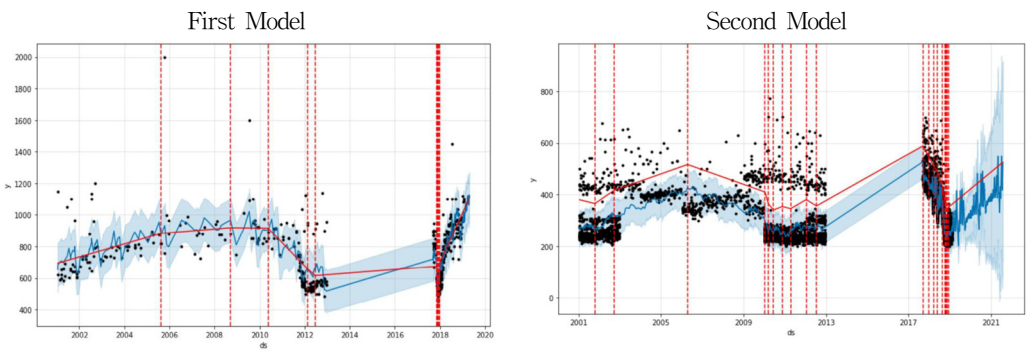
〈Figure 6〉 Price trends for the second model

다. 먼저 과거에 거래된 가격의 추이를 살펴보았다. <Figure 5>에서 나타난 첫 번째 예측모델 상품의 2002년부터 전체적인 가격의 추이를 그래프로 나타내고 있으며 요일 별로도 추이를 파악할 수 있었다. 두 번째 상품의 경우 <Figure 6>과 같이 Trend, Weekly, Yearly의 가격 추이를 파악해 보았다.

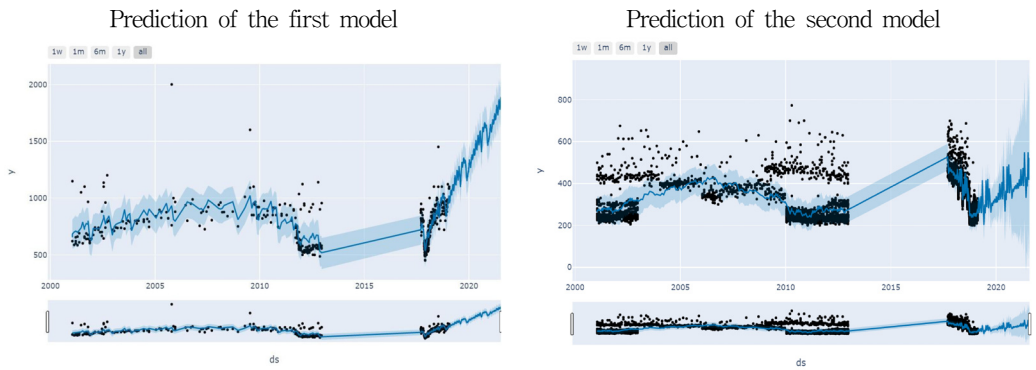
<Figure 7>은 전체 거래 내역을 활용하여 트렌드 변화에 대한 결과를 보여주고 있다. <Figure 7>에서 검은 점들의 경우 거래가 진행된 가격이며 그 주변에 존재하는 하늘색 범위는 일정 오차를 포함한 가격의 범위를 나타내고 있다. 간혹 하늘색 범위를 벗어난 거래 내역이 존재하지만 이는 급한 구매와 같은 상황으로 정상적이지 않은 예외의 케이스를 나타내는 것이다. 이뿐만 아니라 빨강 점선이 나타나 있는데 이는 Prophet 모형이 제공하는 트렌드의 변화 인식을 나타내고 있다. 이를 통해 2006년, 2010년, 2012년, 2018년에 가격적 변화가 나타났음을 알 수 있다. 그 중에서도 가장 두드러지게 나타난 2018년 변화의 경우 가격이 급격하게 상승하는 것을 알 수 있다. 리셀 시장의 확대, 스니커즈의 단종 등 다양한 상황적 요인으로 인해 가격이 기존과 많이 다르게 형성되어 있기에 이를 Prophet 모형이 탐지한 것이다.

두 번째 예측 모델도 마찬가지였다. <Figure 8>의 그래프에 마찬가지로 거래 데이터가 나타났고, 첫 번째 예측모델 보다 더 많은 거래 데이터가 존재하는 것을 알 수 있었으며 이로 인해 가격 트렌드의 변화를 매우 많이 감지하는 것을 확인할 수 있었다.

이와 더불어 본 연구를 시행한 2020년 이후인 2023년까지의 가격 예측을 시도하였다. <Figure 8>의 결과를 확인한다면 앞선 <Figure 7>과 마찬가지로 검은 점은 거래 데이터, 하늘색의 범위는 오차를 포함한 가격 거래 범위이다. 더 진한 파란색으로 이루어진 선의 경우 대표적인 가격 값들을 이어준 선으로 가격의 추이를 나타낸다. <Figure 8>에 나타난 첫 번째 예측 모델의 경우 그래프에서 예측된 2020년 이후 가격은 지속적으로 상승할 것으로 나타났다. 이처럼 가격 상승을 하게 하는 이유는 앞서 말한 것과 같이 리셀 시장의 점진적인 확대, 이와 더불어 스니커즈 리셀 거래의 활성화, 단종 혹은 수요와 같은 복합적인 이유로 인한 상품 자체의 인기 상승 등 다양한 이유가 영향을 미칠 것이라고 예상되고 있다. 반면에 <Figure 8>에 나타난 두 번째 예측 모델의 경우 그래프가 큰



〈Figure 7〉 Trend Change Detection Using Transaction History



〈Figure 8〉 Price Prediction after 2020

변화 없이 비슷하게 유지될 것으로 예상되었다. 현재와 비슷한 유통수준, 혹은 희소성이 크게 증가하지 않거나 다양한 유로 가격이 크게 변하지 않을 것으로 예상된다.

5. 결 론

본 연구에서는 리셀 시장의 연구 분석을 위하여 리셀 시장 인기 품목 중 하나인 스니커즈를 선정하여 데이터를 수집하고 분석하였다. 이를 위해 먼저 스니커즈의 세계 최대 리셀 사이트인 Stockx로부터 약 150만 건의 거래 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터를 전처리하여 머신러닝 기법인 XGBoost 알고리즘을 활용하여 출시가보다 가격이 높아지도록 만드는 요인을 탐색하였고, Prophet 모형을 활용하여 가격 예측을 위한 시계열 분석을 시행하였다. 이를 통해 리셀 상품에 대한 정보를 제공하고 진입 장벽을 해소하기 위한 가이드를 제시하였다.

본 연구의 실무적 기여는 다음과 같다. 첫째로, 기존의 재테크 시장이 아닌 최근 트렌드인 리셀 재테크에 대해 다양한 정보를 제공한다는 점이다. 기존에 평소 리셀을 접하지 않은 소비자의 경우 친숙하지 않고, 급격한 성장과 정보가 많이 없기 때문에 시장의 진입이 쉽지 않았다. 하지만 본 연구를 통한 예측 모델과 시계열 분석의 경우 앞으로 소비자에게 쉽게 리셀에 접근하여 재테크를 시도해볼 수 있는 기회를 제공할 것이다. 그 이유는 이전과 같이 많은 정보를 찾거나 경험자가 아니더라도 본 연구에서 도출된 결과를 통해 쉽게 리셀에 유용한 스니커즈들을 한눈에 파악할 수 있기 때문이다. 기존에 리셀 시장에 활발하게 참여하지 않았음에도 불구하고 이전의 어려웠던 것과 달리 비교적 쉽게 리셀 시장에 참여해볼 수 있었다.

둘째, 리셀 시장의 성장에 기여할 수 있다. 이전의 리셀 시장은 마니아층이 대다수 점유하고 있었다. 하지만 본 연구를 통해 재테크에 관심있는 일반인들에게도 리셀 시장 역시 재테크의 한 분야로 인식시킴으로써 리셀 시장에 대한 관심을 높여 이 시장이 성장할 수 있을 것으로 기대한다.

셋째, 본 연구는 추후 국내 리셀 시장에 참여중인 플랫폼들의 다양한 경영 전략에 활용될 수 있다. 높은 리셀가격과 함께 많은 인기가 예

상되는 스니커즈의 경우 가격에 맞는 수수료 증가를 통한 수익 창출, 낮은 리셀가격과 적은 인기가 예상되는 스니커즈의 경우 해당 상품을 거래할 때 포인트 혹은 적은 수수료와 같은 혜택을 부여하여 거래를 증가시킬 수 있다. 이를 통해 수익을 극대화하는 전략으로 사용될 수 있다. 이와 달리 많은 인기가 예상되는 스니커즈의 수수료를 오히려 낮추거나 거래가 적은 스니커즈는 수수료 면제를 하여 판매자들을 끌어들이는 마케팅 전략으로도 사용할 수 있다. 이를 통한 플랫폼들의 발전과 다양한 방법의 경쟁은 고객들에게 전달됨으로써 낮은 수수료를 통한 판매, 이전과 달리 많은 구매자와 판매자의 공존을 통한 활발한 거래와 같은 긍정적 영향을 줄 것이다. 또 다른 측면으로 해당 연구를 통해 소비자들은 어떤 조건의 스니커즈가 높은 인기와 가격으로 팔릴지 예측되는 종류의 스니커즈가 출시될 때 적극적인 구매를 통해 수익을 창출할 수도 있을 것으로 기대된다. 더 나아가 본 연구에서 진행한 스니커즈에 국한되지 않고 리셀 전체 시장으로 확장하여 활용할 수 있다. 현재 리셀 플랫폼들의 경우 스니커즈에 집중되어 진행되고 있다. 하지만 이를 응용하여 가방, 옷, 시계 등 여러 품목들로 플랫폼의 범위를 넓혀 개발할 수 있다. 이처럼 다양한 상품에 적용함으로써 리셀 산업의 활성화에 더욱 이바지할 수 있다.

본 연구의 학문적 기여는 다음과 같다. 리셀 시장의 경우 아직까지 데이터를 활용한 머신러닝 분석 연구가 저조한 시점에서 본 연구는 실제 리셀 시장 거래 데이터를 수집하고 머신러닝 방법론을 활용하여 리셀 시장에 대한 주요 요인 및 가격을 예측할 수 있었다는 점에 학문적 의의가 있다. 이러한 과정을 통해 추후 직관적인 시장 예측에서 실증적인 시장 예측으로의 발전을 이끌 수 있다고 판단된다. 또한 앞으로 본 연구의 방법론이 유사 분야에서 머신러닝을 활용한 시장 예측 연구에 좋은 선행 연구가 될 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 첫째로, 리셀 시장에 거래되고 있는 품목이 다양하나 스니커즈라는 한 품목에 대해서만 분석을 진행한 것이다. 리셀 시장을 분석하고 가이드라인을 제시하기 위해 현재 국내 시장에서 가장 큰 리셀 분야인 스니커즈 시장을 활용하였다. 스니커즈의 리셀에 대한 분석 결과는 확인할 수 있었지만 각 상품에 따른 리셀 요인은 다양할 것이고 가격 추이도 본 연구의 대상과는 많이 다를 수 있다는 가능성이 존재한다. 따라서 추후 리셀 시장 전체로 범위를 넓혀 연구를 진행하는 것이 필요하며, 이러한 연구를 진행하기 위해 필요한 데이터를 확보하는 것이 중요할 예정이다. 둘째로, 너무 많은 요인과 다양한 상품들로 인해 분석의 정확도가 다소 떨어진다는 것이다. 본 연구의 진행 결과 정확도가 80%에 조금 못 미치는 것으로 나타났다. 정확도의 한계점을 위해 브랜드, 라인과 같은 범위를 최적으로 좁혀 분석을 진행한다면 보완을 할 수 있을 것이다.

References

[1] Chen, T. and Guestrin, C., “Xgboost: A scalable tree boosting system,” 2016.

[2] Chen, T. and Guestrin, C., “Xgboost: Reliable large-scale tree boosting sys-

tem," paper presented at the, 2015.

[3] Cho, A. R. and Park, M. R., "Study on purchasing behavior of college students based on benefit segmentation of sneakers," Korea Fashion & Costume Design Association, Vol. 85-96, 2020.

[4] Cho, J. H., "A dynamic pricing negotiation model in the online ticket resale market," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 14, No. 4, pp. 133-147, 2009.

[5] Choi, J. W., "Sneakerheads' assessment of sneaker value and behaviors throughout the sneaker ownership cycle," Oregon State University, 2017.

[6] DoDorima, "Time series analysis with r-predicting future trends with the arima model," 2016.

[7] Du, M., Yu, Z., Wang, T., Wang, X., and Jiang, A. X., "Xgboost based strategic consumers classification model on e-commerce platform," Proceedings of the 2020 The 6th International Conference on E-Business and Applications, pp. 48-53, 2020.

[8] Ha, J. E., "Comparison of the performance in automatic classification about civil complaints' category and department in charge between randomforest and xgboost," Domestic Master's Thesis; Seoul: Yonsei University Graduate School of Information, 2017.

[9] Hah, D. W., Kim, Y. M. and Ahn, J. J., "A study on kospi 200 direction forecasting using xgboost model," The Korean Data And Information Science Society, Vol. 30 No. 3:655-668, 2019.

[10] Han, J. H., Ko, D. K., and Choi, H. C., "Predicting and analyzing factors affecting financial stress of household using machine learning: Application of Xgboost," Korean Society of Consmer Studies, Vol. 30, No. 2, pp. 21-43, 2019.

[11] Han, S. R. and Choi, Y., "A study on ticket scalping laws in the U.S.," Korea Legislation Research Institute, Vol. 56, pp. 113-142, 2019.

[12] IM, M. J., "Study of online platform services for secondhand clothes resale and social network service utilization," Korean Society of Fashion Design, Vol. 21, No. 2, pp. 57-74, 2021.

[13] Jang, D. R. and Park, M. J., "A study on the art price prediction model using the random forests," Applied Reliability, Vol. 20, No. 1, pp. 34-42, 2020.

[14] Jang, E. C., Hong, M. G., Jang, E. J., Lee, C. W., Kim, K. H., Song, K. S., and Nam, S. M., "Development of prediction model for kidney function abnormality using public health and nutrition examinations: Machine learning - Xgboost," Korea Society of IT Services, pp. 502-506, 2020.

[15] Kim, D. H., "Analysis of the price forecasts in housing market with Arima Model," Korea Real Estate Society, Vol. 32, No. 2, pp. 277-294, 2014.

[16] Kim, E. M., Kim, S. B. and Joe, E. S., "Using mechanical learning analysis of

determinants of housing sales and establishment of forecasting model," Cadastre & Land InformatiX, Vol. 50 ,No. 1, pp. 181-200, 2020.

[17] Kim, H. M. and Kim, H. K., "A study on predicting cryptocurrency distribution prices using machine learning techniques," Distribution Science, Vol. 17, No. 11, pp. 93-101, 2019.

[18] Kim, Y. J., "Analysis of airbnb price trends using applied regression models for machine-learning: Focusing on new york city dataset," Undefined, 2020.

[19] Kim, Y. O., "(an) Empirical study on room-sales forecasting using the arima model: Focusing on c deluxe hotel in seoul," Domestic Master's Thesis; Seoul: Graduate School of Sejong University, 2003.

[20] Kwon, T. Y., " Future prediction of visit to Jeju using time series analysis with arima," Undefined, 2020.

[21] Lee, D. B., "A study on the analysis of employee work behavior based on the Xgbooost algorithm," Domestic Master's Thesis; Cheonan: Graduate School of Welfare and Management, Namseoul National University, 2020.

[22] Lee, J. H., Han, H. R., and Yoon, S. H., "Air passenger demand forecasting for the Incheon airport using time series models," Digital Convergence, Vol. 18, No. 12, pp. 87-95, 2020.

[23] Lee, J. Y., "Analysis of sneakers resale phenomenon(Part i)," The Journal of the Korean Society of Knit Design, Vol. 19, No. 1, pp. 67-80, 2021.

[24] Lee, S. G., "Chanel and rolex that can't be bought even if they pay ... a part-time job standing in line for luxury stores also appears," Joongangilbo, 2021.

[25] Lee, U. B., Jeong, S. E., and Kim, J. H., "Effect of resale expectation on resell product purchase intention: Focuing on mediating effects of pain of paying," The Korean Psychological Association, Vol. 2017, No. 8, pp. 399-398, 2017.

[26] Liang, Y., Wu, J., Wang, W., Cao, Y., Zhong, B., Chen, Z., and Li, Z., "Product marketing prediction based on Xgboost and lightgbm algorithm," ACM International Conference Proceeding Series, Vol. 150, 2019.

[27] Moon, D. A., "'Sudden expansion' of the resell market such as shoes and fashion clothing as direct purchases increase," Asiatime, 2019.

[28] Nam, S. H., Han, T. H., Kim, L. J., and Lee, E. J., "Real-estate price prediction in South Korea via machine learning modeling," The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 20, No. 6, pp. 15-20, 2020.

[29] Oh, J. E., "Chanel loves rolex: Department store luxury sales rose 15.1 percent even in Corona," Moneytoday, 2021.

[30] Oh, S. W., Lim, N. H., Lee, S. H., and Kim, M. S., "Long-term price prediction

and trend analysis of garlic using prophet model," Journal of The Korean Data Analysis Society, Vol. 22, No. 6, pp. 2325-2336, 2020.

[31] Papacharalampous, G. A. and Tyralis, H., "Evaluation of random forests and prophet for daily streamflow forecasting," Advances in Geosciences, Vol. 45, pp. 201-208, 2018.

[32] Park, D. I. and Kim, D. H., "Long-term prediction of temperature on the Korean peninsula using prophet model," Korean Meteorological Society Proceedings, Vol. 2019, No. 10, pp. 449-448, 2019.

[33] Park, J. C. and Yang, J. M., "A trend of wireless telecommunications resale and its implications," Journal of Law & Economic Regulation, Vol. 1, No. 2, pp. 31-40, 2008.

[34] Park, J. H., "'Resell' investment craze… money is flowing into the thrift market," SegyeBiz, 2021.

[35] Pascal, C., "Some economics of ticket resale," The Journal of Economic Perspectives, Vol. 17, No. 2, pp. 85-97, 2003.

[36] Şahinli, M. A., "Potato price forecasting with holt-winters and arima methods: A case study," American Journal of Potato Research: The Official Journal of the Potato Association of America, Vol. 97, No. 4, pp. 336-346, 2020.

[37] Sarvi T., "Predicting Product Sales in Retail Store Chain," Vol. 63, 2020.

[38] Shin, M. Y. and Kim, S. I., "Analysis of weather factors on ophthalmic diseases using public big data," The Korean Data Information Science Society, Vol. 31, No. 3, pp. 535-543, 2020.

[39] Taylor, S. J. and Letham, B., "Forecasting at scale," American Statistician, Vol. 72, No. 1, pp. 37-45, 2018.

저 자 소 개

윤현섭 (E-mail: poiw5888@naver.com)
2015년 아주대학교 e-비즈니스학과 (학사)
관심분야 빅데이터, 리셀 시장

강주영 (E-mail: jykang@ajou.ac.kr)
1995년 포항공과대학교 컴퓨터공학 (학사)
1997년 서울대학교 컴퓨터공학 (석사)
2005년 한국과학기술원 경영공학 (박사)
2005년~현재 아주대학교 경영대학 e-비즈니스학과 교수
2018년~현재 한국빅데이터학회지 편집위원장
관심분야 빅데이터, 텍스트마이닝, 지능정보시스템