증권∙자산운용

리셀 시장을 활용한 대체투자지수 개발 및 효용성 분석: 리셀 시장 지수(Resell Market Index, RMI)의 구축과 평가

수학과컴퓨터

한유진

김영민

목차

[초록 5](#_Toc191590970)

[1. 서론 6](#_Toc191590971)

[2. 이론적 배경 10](#_Toc191590972)

[3. 선행연구 11](#_Toc191590973)

[4. 연구 설계 및 방법론 13](#_Toc191590974)

[4.1. 가설설정 13](#_Toc191590975)

[4.2. 데이터 수집 및 방법론 13](#_Toc191590976)

[4.2.1. 크롤링 대상 및 범위 13](#_Toc191590977)

[4.2.2. 크롤링 환경 및 프로젝트 구조 13](#_Toc191590978)

[4.2.3. 크롤링 구현 과정 13](#_Toc191590979)

[4.2.4. 데이터 정제 및 구조화 15](#_Toc191590980)

[4.3. 리셀 지수의 개발 16](#_Toc191590981)

[5. 리셀 프리미엄 지수의 효용성 분석 17](#_Toc191590982)

[5.1. 시장지수와 리셀 시장 지수의 상관 관계 분석 17](#_Toc191590983)

[5.2. 시장지수와 리셀 시장 지수의 그랜저 인과관계 분석 18](#_Toc191590984)

[6. 결과 및 시사점 21](#_Toc191590985)

[7. 결론 및 한계 22](#_Toc191590986)

[References 23](#_Toc191590987)

**그림 목차**

[그림 1 제목 (그림의 캡션은 아래 중앙정렬, 그림 혹은 차트 우클릭 후 캡션삽입) 6](#_Toc191372602)

**도표 목차**

[표-1 product\_meta\_data.csv 14](#_Toc191590964)

[표-2 16355.csv 15](#_Toc191590965)

[표-3 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 시계열 17](#_Toc191590966)

[표-4 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 피어슨 상관관계 18](#_Toc191590967)

[표-5 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 그랜저 인과관계 분석 18](#_Toc191590968)

초록

본 연구는 리셀 시장에서 거래되는 상품의 프리미엄을 기반으로 한 대체투자지수를 개발하고 그 효용성을 분석하는 것을 목표로 한다. 최근 희소성과 브랜드 가치가 결합된 한정판 스니커즈는 새로운 형태의 투자자산으로 주목받고 있으며, 이에 대한 체계적인 분석과 지표화가 필요하다. 본 연구에서는 국내 대표적인 리셀 플랫폼인 크림(KREAM)에서 거래 데이터를 스크래핑하여 신발의 가격 변동성을 측정하고, 이를 바탕으로 리셀 시장 지수(Resell Market Index, RMI)를 구축하였다. 지수는 특정 신발 모델들의 시장 가격 변화를 반영하며, 기존 자산군(주식, 채권, 금 등)과의 상관관계를 분석하여 대체투자 수단으로서의 가능성을 평가하였다. 연구 결과, 리셀 시장 지수는 전통적인 금융자산과 낮은 상관관계를 보이며, 특정 시기에는 높은 투자 수익률을 나타내는 것으로 확인되었다. 본 연구는 신발 리셀 시장이 단순한 소비문화가 아니라 새로운 형태의 투자 시장으로 성장할 가능성을 제시하며, 대체투자지수의 확장 가능성을 탐색하는 데 기여한다.

Keywords**:** 리셀 스토어,

1. 서론

‘MZ의 리셀테크(2021.11)’에 의하면 한정판 제품을 구매하여 되팔아 수익을 창출하는 리셀과 재테크를 합친 리셀테크란 개념을 설명하고 있다. 리셀(resell)은 상품을 되파는 행위로, 한정판 제품이나 인기가 많아 구하기 힘든 제품을 가격 프리미엄을 붙여 되팔아 이익을 남겨 리셀테크라고 불린다. 이는 전통적인 금융 투자가 아닌 실물 자산의 희소성을 활용한 투자 선호도와 트렌드 및 한정판 소비 심리와 관련한 투자 성향이라고 보며 이는 리셀 시장의 성장에 기여하고 있음을 보여준다. 이베스트투자증권 리서치센터에 따르면 국내 리셀 플랫폼 시장 규모는 2021년 7000억원 수준에서 2022년 1조원, 2023년 1조5000억원, 2024년 2조1000억원, 2025년 2조8000억원으로 성장할 전망이라고 한다. 하지만 희소성에 의한 과도한 가격 프리미엄에 의해 물건을 구할 수 없는 일반 소비자들은 리셀러를 찾을 수밖에 없고, 상품의 품질조차 보장받을 수 없다는 문제점이 있다. 한국소비자원의‘재판매(리셀) 플랫폼 이용 실태조사’에 따르면 재판매 플랫폼은 검수 서비스를 통해 개인 간 거래에서 발생할 수 있는 가품 거래의 위험성을 낮추며 급격히 성장하였짐나 여전히 가품에 대한 판정이 불확실하고, 실제로 최근까지도 리셀 플랫폼에서 꾸준히 가품 논란이 발생하여 소비자들이 사용하던 물품을 가품 판정을 위해 다시 일정기간 반납하는 일이 발생하고 있다.

윤현섭, 강주영의 ‘XGBoost 모형을 활용한 가격 상승 요인 탐색 및 예측을 통한 리셀 시장 진입 장벽 해소에 관한 연구’에서는 리셀 시장에서 개별 제품의 가격 변동을 예측하여 최적의 구매 시점을 찾는 데 초점을 맞춰 리셀 시장에 관심있는 사용자들에게 기본적인 가이드라인을 제시하고 리셀 시장의 진입 장벽을 낮추기 위한 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 리셀 시장의 전체적인 변동성을 고려한 리셀 시장 지수(Resell Market Index, RMI)를 개발하여 리셀 시장의 리스크를 보다 효과적으로 관리하고자 한다. 리셀 시장은 희소성에 기반한 가격 형성이 주요 특징이며, 개별 상품의 가격 예측만으로는 전체 시장의 리스크를 충분히 반영하기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 리셀 지수를 구축하여 시장 전반의 변동성을 분석하고, 이를 활용하여 리셀 시장에서 발생할 수 있는 리스크를 헷지(hedge)할 수 있는 방안을 모색하고자 한다. 더 나아가, 리셀 지수를 하나의 투자 자산으로 활용할 수 있는 가능성을 탐색함으로써, 리셀 시장이 단순한 재테크 수단을 넘어 구조화된 대체 투자 시장으로 발전할 수 있는 기틀을 마련하고자 한다.

지수 성장→시장성장을 나타낼 수 있어야 할거같음

거품, 프리미엄꺼지면 지수 빠지고, vice versa

* 어떤상품으로 지수 만들까→리셀 되고있는 상품들의 데이터 수집

**검증 방법**

지수의 방향성과 상품의 리셀가 방향성 비교

1. 지수에 포함된 상품
2. 지수에 포함되지 않는 상품

일단! 규모가 큰 스니커즈 카테고리 데이터로 만들기

지수를 어떻게 만들지?-해당상품의 실 거래와 연동 되도록 만들기위해

거래많은 에어포스 하나만으로 데이터 뽑아서 테스트해보기

* 더미 데이터를 이용하여 지수 만들기
  + 만든 지수를 이용하여 실거래와의 관계성 파악
* 데이터 수집 방법 강구 w.python3 or node/javascript

내가 수집한 데이터로 이미지처럼 리셀 지수를만들어서 시간에 따른 변화를 시각적으로 나타내기. 예를 들어 코스피 지수가 한국 거래소의 유가증권시장에 상장된 회사들의 주식에 대한 총합인 시가총액의 기준시점과 비교시점을 나타낸 지표→ 비슷하게 리셀 지수가 내가 특정 기준으로 선택한 종목(리셀 시장에 인기상품 상위 몇개)들의 총합이나 평균을 기준시점과 비교 시점을 나타내기

코스피 지수처럼 리셀 시장에서 \*\*"인기 상품들의 가격 변동을 대표하는 지표"\*\*로 만들기

**리셀 지수의 핵심 요소**

✅ **1. 기준 시점 설정**

* 기준 시점을 정해서 모든 상품의 초기값을 100으로 설정
* 예: **2025년 1월 1일의 평균 리셀 가격을 기준으로 함**

✅ **2. 인기 상품 선정 (상위 N개 제품)**

* 리셀 시장에서 가장 거래량이 많고, 프리미엄이 높은 상품들로 지수 구성
* 예: **상위 50개 또는 100개 스니커즈를 선정**

✅ **3. 지수 산출 방식**

* 코스피 지수처럼 **"선택된 N개 상품들의 가격 변화율을 기준으로 지수 계산"**
* 기준 시점 대비 변동을 반영
* ✅ **기준 시점 대비 가격 상승 → 지수 상승 (강한 리셀 시장)**
* ✅ **기준 시점 대비 가격 하락 → 지수 하락 (리셀 시장 약세)**

**3. 시각화 방법 (예제: 코스피 지수 스타일)**

네가 제안한 \*\*"시간에 따른 리셀 지수 변화 그래프"\*\*를 만들려면 다음과 같은 방식이 가능해.

✅ **1. 지수 변동 그래프 (라인 차트)**

* X축: **시간 (날짜)**
* Y축: **리셀 지수 값**
* 특정 날짜별로 **지수가 상승했는지 하락했는지 표시**

✅ **2. 기술적 분석 도구 추가 가능**

* 현재 지수가 강세(적극 매수)인지, 약세(적극 매도)인지 표시
* 가격 변동성을 함께 보여줄 수 있음

**리셀 지수 계산 과정**

1️⃣ **날짜별 평균 리셀 가격 계산**

* 같은 날짜에 거래된 가격들의 평균을 구함
* 거래량도 함께 확인하여 유동성을 측정

2️⃣ **기준 시점 대비 가격 변동 반영 (Baseline = 100)**

* **첫날 평균 가격을 기준(100)으로 설정**
* 이후 가격 변동을 기준과 비교하여 지수 계산
* 예) 기준일 가격이 120,000원이고 특정 날짜 가격이 130,000원이면 지수 = (130,000 / 120,000) \* 100 = 108.3

3️⃣ **시각화: 시간에 따른 리셀 지수 변화 그래프**

* **X축: 날짜**
* **Y축: 리셀 지수 값**
* **기준점(100)에서 상승/하락하는 흐름을 확인**

2. 이론적 배경

이론적 배경 설명하기

* [ ] 대체투자지수 공식 만들기
  + 대체투자 지수란

[개념 정리](https://www.notion.so/abf417e84c284101bd55771ea0e6e5f8?pvs=21)

* + 일단 수식

[지수만들기](https://www.notion.so/89cc4307f4094132aace678bb113c29a?pvs=21)

* [ ] 타임 시리즈 비어있는 데이터 채우는 방법(수치 해석 보간법 가능한지)생각

3. 선행연구

임재만(2015)은 우리나라 가계자산의 부동산비중을 통해 소득수준에 비해 주택가격이 상대적으로 매우 높아 과도한 부채와 주택가격 하락에 따른 충격을 완화할 수 있는 방안 마련의 필요성을 언급하며 가격 지수 선물을 활용한 주택가격 위험 헤징 방안을 연구하였다. 연구에서는 주택 가격 지수 중 아파트 실거래가 지수를 활용하여 자산 가격 변동에 따른 헤징 가능성을 분석하고, OLS 및 동적 Rollover Conditional OLS 모형을 활용하여 최적 헤지 비율과 헤지 효과성을 검증하였다. 연구 결과, 정적 최소분산 헤지 모형이 동적 헤지 모형보다 우수한 성과를 보였으며, 특히 서울 지역의 주택 가격 지수를 활용한 헤징 효과가 우수함을 확인하였다. 본 연구는 자산 가격의 변동성을 관리하기 위한 지수 활용 방안을 제시하였으며, 이는 본 연구에서 스니커즈 리셀 시장에서 과도한 프리미엄과 가격 변동성을 고려한 지수를 만들어 자산을 헷지하기 위함과 유사한 개념을 공유한다.

윤현섭, 강주영(2021)은 ‘XGBoost 모형을 활용한 가격 상승 요인 탐색 및 예측을 통한 리셀 시장 진입 장벽 해소에 관한 연구’에서 리셀의 대표적 사이트인 StockX의 스니커즈 데이터를 활용하여 XGBoost 알고리즘과 Prophet 모형을 적용한 연구를 수행하였다. 연구 결과, 스니커즈 리셀 시장에서 가격에 영향을 미치는 요인이 많을수록 프리미엄 가격이 높게 형성됨을 확인하였다. 또한, Prophet 모형을 활용하여 프리미엄 가격을 형성하고 있는 두가지 상품의 거래 데이터로 가격 추이와 예측 분석을 진행한 결과, 리셀 시장의 지속적인 확대와 거래 활성화, 단종 및 수요 증가 등의 복합적인 요인으로 인해 가격이 상승하거나 현재 수준을 유지할 가능성이 높음을 보였다.

Sheena(2023)은 "Sneaker Resale Statistics(2023)"을 통해 스니커즈 재판매 산업의 최신 동향을 분석하였다. 연구에 따르면, 2023년 말까지 스니커즈 재판매 산업 전체는 115억 달러의 수익을 기록할 것으로 예상되며, 이는 주요 스니커즈 시장의 15.3%에 해당하는 규모이다. 또한, StockX는 2023년까지 5억 4,090만 달러의 수익을 올리며 가장 큰 스니커즈 재판매 플랫폼으로 자리 잡을 것으로 전망된다. 여성 스니커즈 리셀 시장도 2014년 1.6%에서 2022년 42.7%로 41.1% 증가하는 등 중요한 성장세를 보였다. 특히, 2022년에서 2032년까지 스니커즈 재판매 시장은 401.9%의 성장을 기록할 것으로 예상되며, StockX에 따르면 가장 빠르게 성장하는 10개 리셀 시장 중 6곳이 유럽(프랑스, 이탈리아, 영국, 스페인, 독일, 네덜란드)에서 형성되고 있다. 이는 해외 시장에서도 스니커즈 리셀 산업이 빠르게 성장하고 있으며, 글로벌 시장에서의 수요 증가가 지속될 것임을 시사한다. 따라서, 리셀 지수의 개발과 활용 가능성은 국내뿐만 아니라 해외 시장에서도 긍정적인 전망을 가질 수 있음을 의미한다.

S&P Global Luxury 지수 방법론(2024)에서S&P Global Luxury 지수는 매년 7월 마지막 영업일 종료 이후 재조정되며, 기준일은 6월 마지막 거래일이다. 지수의 지분은 재조정 발효일 7영업일 전 가격을 기준으로 할당된다. 종목은 기업 분할을 제외하고는 재조정 시점에만 추가될 수 있다.구성종목의 가중치는 연간 재조정 시 각 종목의 유동 주식수 조정 시가총액에 사치품 노출 점수를 곱하여 결정된다. 사치품 노출 점수가 1인 종목은 8%, 0.75인 종목은 6%, 0.5인 종목은 4%, 0.25인 종목은 2%를 상한으로 한다. 이러한 가중치 방식은 스니커즈 리셀 시장에서도 유사한 방식으로 적용될 가능성이 있으며, 리셀 시장 지수에 영향력이 큰 요인들을 조정하는데 참고할 수 있다.

4. 연구 설계 및 방법론

4.1. 가설설정

4.2. 데이터 수집 및 방법론

### 4.2.1. 크롤링 대상 및 범위

본 연구에서는 KREAM(크림) 플랫폼에서 제공하는 신발 리셀 거래 내역을 수집하여 가격 변동 패턴을 분석하고, 이를 기반으로 프리미엄 지수를 개발하고자 한다. 크롤링 대상은 주요 글로벌 브랜드(Nike, Adidas, Jordan, New Balance, Converse, Vans, Asics)이며, 각 브랜드의 거래 내역을 포함한다.

단, api호출의 제한에 의하여 크림의 데이터 수집 범위는 25년 1월 15일부터 25년 2월 25일까지로 제한한다.

### 4.2.2. 크롤링 환경 및 프로젝트 구조

데이터 수집을 위해 다음과 같은 기술 스택을 활용하였다:

* 크롤링 도구**:** Puppeteer (Headless Chrome 기반 자동화 라이브러리)
* 프로그래밍 언어**:** JavaScript (Node.js 환경에서 실행)
* 데이터 저장**:** csv 파일 형식으로 저장하여 후속 분석에서 활용 가능하도록 구조화한다.
* 로그 관리**:** logger.js를 이용하여 크롤링 과정의 로그를 기록한다.
* 비지니스 로직: scraper.js를 크롤링하기 위한 비지니스 로직을 구현한다.
* 유틸 함수: utils.js를 이용하여 파일 입출력, 객체, 문자열 처리 함수를 구현한다.
* 메인 함수: npm run start 명령어를 통하여 main.js를 호출하여 프로그램을 실행한다.

### 4.2.3. 크롤링 구현 과정

크롤링 동작을 단계별로 설명한다. 크롤링 과정은 크림에 접속하여 로그인 후 크롤링하고자 하는 브랜드 페이지로 이동 후, 크림이 추천하는 각 브랜드의 상위 50개의 신발을 크롤링한다.

A. 크림 접속 및 로그인 자동화

Puppeteer를 이용하여 크림 사이트에 접속한다. Dotenv 라이브러리를 이용하여 환경변수를 로드하여 개인 계정으로 크림에 로그인한다. 네이버 OAuth 로그인을 하는 과정에서 서버 요청을 기다리기 위하여 utils.js에서 구현한 sleep함수를 이용하여 대기한다.

B. 브랜드별 제품 목록 탐색

브랜드별 크롤링을 수행하기 위해 브랜드 리스트를 미리 정의하고, 각 브랜드의 신발 카테고리 크림 추천 상위 50건 상품을 product\_meta\_data.csv 파일에 저장한다.

타겟 브랜드: nike, Jordan, new balance, converse, vans, converse, asics

메타 데이터에 저장되는 항목은 다음과 같다:

* product\_id: 제품 고유 ID
* name: 제품 이름
* original\_price: 발매 가격
* brand: 브랜드 이름

표-1은 브랜드별 메타 데이터의 일부이다.

표-1 product\_meta\_data.csv

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| product\_id | name | original\_price | brand |
| 12831 | Nike Air Force 1 '07 Low White | 389000 | nike |
| 21935 | Nike Air Force 1 '07 WB Flax | 169000 | nike |
| 441592 | Nike Kobe 6 Protro Sail | 209000 | nike |
| 36 | Nike Air Force 1 '07 Low Triple Black | 139000 | nike |
| 13100 | (W) Nike Air Force 1 '07 Low White | 139000 | nike |
| 219423 | (W) Nike Air Force 1 '07 WB Flax Wheat | 179400 | nike |
| 266889 | Nike V2K Run Metallic Silver White | 139000 | nike |

C. 개별 상품 거래 내역 수집

수집한 브랜드 별 상품의 메타 데이터를 이용하여 개별 상품 거래 내역 페이지로 접속할 수 있다. *https://kream.co.kr/products/:productId* 로 접근 시 개별 상품 거래 내역으로 이동한다.

네트워크 내용을 가로채어 거래 내역 데이터를 수집한다. 수집 시작 일시(25년 1월 25일)까지 크롤링을 하기 위하여 거래 내역을 자동으로 스크롤하여 데이터를 저장한다. 네트워크 가로채기 과정에서 기존 데이터와 비교하여 중복된 데이터를 최소화하여 수집한다.

D. 데이터 저장 및 처리

크롤링을 완료한 후 데이터를 <product\_id>.csv에 저장하며 중복된 데이터를 제거한다.

수집된 거래 내역 데이터는 CSV 파일로 저장되며, 항목은 다음과 같다:

* product\_id: 제품 고유 ID
* option: 신발 사이즈
* price: 거래된 가격
* date\_created: 거래 시점
* is\_immediate\_delivery\_item: 빠른 배송 여부

표-2는 상품 아이디 16355 거래내역의 일부이다.

표-2 16355.csv

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| product\_id | price | option | date\_created | is\_immediate\_delivery\_item |
| 16355 | 328000 | 275 | 2025-02-15T19:53:45Z | FALSE |
| 16355 | 324000 | 270 | 2025-02-15T17:15:26Z | FALSE |
| 16355 | 346000 | 285 | 2025-02-15T15:15:49Z | TRUE |
| 16355 | 320000 | 255 | 2025-02-15T14:14:42Z | FALSE |
| 16355 | 319000 | 265 | 2025-02-15T14:09:04Z | FALSE |
| 16355 | 324000 | 270 | 2025-02-15T14:08:32Z | FALSE |
| 16355 | 331000 | 255 | 2025-02-15T14:07:03Z | FALSE |
| 16355 | 333000 | 260 | 2025-02-15T12:12:14Z | FALSE |
| 16355 | 336000 | 270 | 2025-02-15T11:27:52Z | FALSE |

### 4.2.4. 데이터 정제 및 구조화

A. 가격 정보 변환

크롤링 원본 데이터를 csv타입에 맞게 수정한다. *function formatWonToNumber(priceString)* 함수를 이용하여 순수 숫자 데이터로 변환한다.

4.3. 리셀 지수의 개발

리셀 시장의 특성을 반영한 리셀 지수(Resell Index)는 개별 상품 및 시장 전체의 트렌드를 수량화하여 분석하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 상품별 가격 변동과 거래량을 반영하여 개별 상품 리셀 지수를 산출하고, 이를 종합하여 시장 전체 지수를 계산한다. 리셀 지수는 단순한 가격 변동을 반영하는 것이 아니라, 시장 내에서 해당 상품의 인기도와 거래량을 함께 고려하여 산출되는 지수이다. 이는 기존 금융 시장의 S&P 500과 같은 지수와는 차별화된 개념으로, 단순한 가격 상승이 아니라 실질적인 시장 내 거래 강도를 함께 반영한다. 예를 들어, 특정 상품의 평균 거래 가격이 높더라도 거래량이 극도로 낮다면, 해당 상품의 리셀 지수는 크게 상승하지 않도록 설계되었다.

### 4.3.1 리셀 지수 설계

A.개별 상품 리셀 지수 계산

각 개별 상품의 리셀 지수는 해당 상품의 평균 거래 가격(avg\_price)과 총 거래량(total\_volume)을 기반으로 산출된다. 이를 위해 발매 당시 가격(기준 가격, baseline price)과 기준 거래량(baseline volume)을 설정하고, 가격 변동과 거래량 변화를 반영하는 방식으로 지수를 정의하였다.

＜개별 상품 리셀 지수 공식＞

여기서,

• *avg\_price*: 해당 시점의 평균 거래 가격

• *baseline\_price*: 발매 당시 기준 가격

• *total\_volume*: 해당 시점의 총 거래량

• *baseline\_volume*: 발매 당시 기준 거래량

• *adjusted\_weight*: 가격 프리미엄과 거래량을 반영한 조정 가중치

- *α* 값을 사용하여 가격 변동과 거래량의 영향을 조정

이 공식은 가격 프리미엄과 거래량의 조정을 통해 상품의 수요 및 가치 변화를 반영할 수 있도록 설계되었다. 코드에서는 compute\_resell\_index\_custom() 함수를 활용하여 이를 구현하였다.

조정 가중치(*adjusted\_weight*)는 다음과 같이 정의된다.

여기서,

• *α* 값은 거래량의 중요도를 조정하는 가중치(0~1 사이의 값)

예를 들어, A 상품의 기준 가격이 200,000원이고 평균 거래 가격이 220,000원일 때, 가격 프리미엄은 10%이다. 하지만 이 상품이 하루에 2건밖에 거래되지 않는다면, 단순한 가격 상승만으로는 시장 트렌드를 반영하기 어렵다. 반대로, 같은 가격 변동이 있는 상품 B가 하루 1,000건 이상 거래된다면, 이는 시장 내에서 보다 강력한 트렌드를 의미한다. 이처럼 거래량과 가격 변동을 함께 반영하기 위해 조정 가중치(adjusted\_weight)를 도입하였다.

Ｂ．시장　리셀　지수　계산

개별 상품의 리셀 지수를 기반으로 전체 시장의 리셀 지수를 산출하였다. 시장 리셀 지수는 개별 상품의 리셀 지수를 평균하여 산출한다．

시장 리셀 지수 공식

여기서, *N*은 해당　시점　전체 상품의 개수이다.

Ｃ．기준일　설정　및　보정

리셀 지수의 정상화를 위해 기준일（２０２５．０１．１５）을　설정하고, DataFrame의 지수를 기준일(또는 첫 행의 값)으로 정규화하여 기준일의 값이 100이 되도록 정규화하였다．

이 과정은 normalize\_index() 함수를 통해 구현되었으며, 24시간 및 4시간 단위 계산에서도 동일하게 적용되었다.

### 4.3.２　데이터가　없을　때　대체값

리셀 지수는 거래 데이터에 기반하므로, 특정 날짜에 거래가 없으면 지수 계산이 불가능하다. 이를 해결하기 위해 보간법(interpolation)을 적용하여 결측치를 보완하였다. 예를 들어, 특정 상품이 하루 동안 거래되지 않았다고 가정하자. 만약 해당 날짜의 리셀 지수를 단순히 0으로 설정하면, 이는 해당 상품의 가치가 완전히 사라졌다는 의미로 해석될 수 있다. 하지만 실제로는 거래가 없었을 뿐, 상품의 시장 가치가 갑자기 0이 되는 것은 아니다. 따라서, 직전과 직후 데이터의 변화를 고려하여 적절한 값을 보정하는 보간법을 적용한다.

**대체값 설정 로직**

1. 기준일에 거래 데이터가 없으면, 가장 가까운 거래일의 데이터를 사용
2. 특정 상품의 기준 가격(baseline\_price)이 없을 경우, 최근 거래 가격을 보정하여 사용
3. 기준 거래량(baseline\_volume)이 없으면, 가장 가까운 날짜의 거래량을 사용하거나 보간법 적용

데이터가 연속적으로 존재하지 않는 경우, 보간법을 적용하여 결측치를 채웠다. 적용한 보간법은 다음과 같다.

* **앞 값으로 채우기 (forward fill, ffill)**: 직전 데이터가 있는 경우 직전　값으로　결측값　채움
* **뒤 값으로 채우기 (backward fill, bfill)**: 직후 데이터가 있는 경우 직후　데이터로　결측값　채움
* **선형 보간법(linear interpolation)**: 직전，　직후　값이　없는　경우　데이터의　선형적인　변화를　가정하여　결측값을　보간

### 4.3.３　음수값　처리

리셀 지수 계산 과정에서 특정 조건에서 **음수값**이 발생할 수 있다. 특히, 평균 가격이 발매가보다 낮은 경우 할인율이 반영되는 과정에서 음수값이 발생할 가능성이 높다.

**(1) 문제 발생 원인**

* 가격 프리미엄이 음수가 되어 지수가 0보다 작아질 수 있음
* 할인율이 너무 커질 경우, 지수 계산이 비정상적으로 작아질 가능성 있음

**(2) 해결 방법**

발매가 보다 거래가가 높은 경우 프리미엄 케이스로 가격 프리미엄과 정규화된 거래량을 가중치로 결합하여 지수에 반영한다.

하지만 발매가 보다 거래가가 낮은 경우 할인 케이스로, 할인으로 인한 거래량에 집중을 한다. 할인 자체는 리셀 시장에서 부정적인 효과로 생각할 수 있으나 할인으로 인한 거래량 증가는 시장의 활성을 반영하도록 해야함으로 할인 거래량 임계값을 추가로 계산하여 할인 상품의 거래량이 임계값 이상이면 지수에 반영하고, 그렇지 않으면 할인효과는 무시한다.

예를 들어, 특정 상품의 발매가가 200,000원인데, 하루 평균 거래 가격이 180,000원으로 떨어졌다면, 할인율은 (200,000 - 180,000)/200,000 = 0.1(10%)가 된다. 하지만 이 할인 거래가 단 1건만 발생했다면, 이는 시장 전체에 영향을 미치는 할인 거래로 보기 어렵다. 따라서, 할인 거래량이 일정 임계값을 초과해야만 지수에 반영되도록 설계하였다. 할인 거래량이 임계값 미만이면, 음수값으로 인한 해석상의 혼란을 피하기 위해 할인 효과를 무시하여 지수를 0으로 처리한다.



그림 1 제목 (그림의 캡션은 아래 중앙정렬, 그림 혹은 차트 우클릭 후 캡션삽입)

5. 리셀 프리미엄 지수의 효용성 분석

5.1. 시장지수와 리셀 시장 지수의 상관 관계 분석

표-3은 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 시계열을 나타낸다. s&p500과 kospi데이터는 종가를 이용하고 휴장인 경우 전날 종가를 이용하여 데이터를 처리한다.

표-3 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 시계열

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **date** | **resell\_index** | **kospi\_index** | **sp500\_index** |
| **0** | 2025-01-15 | 100.0 | 2496.81 | 5949.91 |
| **1** | 2025-01-16 | 99.92275508234250 | 2527.49 | 5937.34 |
| **2** | 2025-01-17 | 99.67949254312620 | 2523.55 | 5996.66 |
| **3** | 2025-01-18 | 97.35572774816290 | 2523.55 | 5996.66 |
| **4** | 2025-01-19 | 100.53852961584200 | 2523.55 | 5996.66 |
| **5** | 2025-01-20 | 99.896896645294 | 2520.05 | 5996.66 |
| **6** | 2025-01-21 | 99.32880633416270 | 2518.03 | 6049.24 |
| **7** | 2025-01-22 | 99.84246987974240 | 2547.06 | 6086.37 |
| **8** | 2025-01-23 | 104.30939457419200 | 2515.49 | 6118.71 |
| **9** | 2025-01-24 | 101.74169756242900 | 2536.8 | 6101.24 |
| **10** | 2025-01-25 | 102.35622911123800 | 2536.8 | 6101.24 |
| **11** | 2025-01-26 | 104.59171614538200 | 2536.8 | 6101.24 |
| **12** | 2025-01-27 | 107.89479326975600 | 2536.8 | 6012.28 |
| **13** | 2025-01-28 | 105.05410385468000 | 2536.8 | 6067.7 |
| **14** | 2025-01-29 | 104.2766373733330 | 2536.8 | 6039.31 |
| **15** | 2025-01-30 | 104.67628489758400 | 2536.8 | 6071.17 |
| **16** | 2025-01-31 | 106.09400105096800 | 2517.37 | 6040.53 |
| **17** | 2025-02-01 | 105.27895425387600 | 2517.37 | 6040.53 |
| **18** | 2025-02-02 | 110.63779567695400 | 2517.37 | 6040.53 |
| **19** | 2025-02-03 | 116.8398710020380 | 2453.95 | 5994.57 |
| **20** | 2025-02-04 | 118.02107546317600 | 2481.69 | 6037.88 |
| **21** | 2025-02-05 | 116.74991279651500 | 2509.27 | 6061.48 |
| **22** | 2025-02-06 | 113.2625357923130 | 2536.75 | 6083.57 |
| **23** | 2025-02-07 | 116.88412028464100 | 2521.92 | 6025.99 |
| **24** | 2025-02-08 | 116.29044781616500 | 2521.92 | 6025.99 |
| **25** | 2025-02-09 | 116.31717239355100 | 2521.92 | 6025.99 |
| **26** | 2025-02-10 | 116.11028396526300 | 2521.27 | 6066.44 |
| **27** | 2025-02-11 | 119.833214650967 | 2539.05 | 6068.5 |
| **28** | 2025-02-12 | 111.11473170190500 | 2548.39 | 6051.97 |
| **29** | 2025-02-13 | 110.93053008006700 | 2583.17 | 6115.07 |
| **30** | 2025-02-14 | 112.83894007357200 | 2591.05 | 6114.63 |

표-4는 표-3을 피어슨 상관관계 분석한 결과이다. 리셀 시장 지수와 kospi 지수는 -0.1128로 거의 무상관에 가까운 약한 음의 상관관계르 갖는다. 리셀 시장 지수와 S&P500 지수는 0.2099으로 약한 양의 상관관계를 가진다.

표-4 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 피어슨 상관관계

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **resell\_index** | **kospi\_index** | **sp500\_index** |
| **resell\_index** | 1.0 | -0.11283787461854900 | 0.20990230072168500 |
| **kospi\_index** | -0.11283787461854900 | 1.0 | 0.5370414017051880 |
| **sp500\_index** | 0.20990230072168500 | 0.5370414017051880 | 1.0 |

5.2. 시장지수와 리셀 시장 지수의 그랜저 인과관계 분석

표-5는 표-3을 그랜저 인과관계 분석(Granger Causality)한 결과이다.

표-5 리셀 시장 지수와 s&p500, kospi 지수 그랜저 인과관계 분석

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Causal Relationship** | **Lags** | **SSR F-test** | **p-value (F-test)** | **Chi2 test** | **p-value (Chi2)** | **Likelihood Ratio** | **p-value (LR)** |
| **resell\_index → sp500\_index** | 1 | 0.25591873575671300 | 0.6173698415499680 | 0.2866289840475180 | 0.5923888993463410 | 0.28517184530863900 | 0.5933312694950810 |
| **resell\_index → sp500\_index** | 2 | 0.42800236480269400 | 0.6571219879658020 | 1.050551259061160 | 0.5913923367080740 | 1.0306282995193800 | 0.5973129194306250 |
| **resell\_index → sp500\_index** | 3 | 0.30593148108920100 | 0.8207662157204350 | 1.2559292381556700 | 0.7396237457164550 | 1.2265381996535900 | 0.7466466439771920 |
| **sp500\_index → resell\_index** | 1 | 0.8257539906027640 | 0.3721805820297070 | 0.9248444694750960 | 0.33620617955373000 | 0.9098988041479290 | 0.34014127037888400 |
| **sp500\_index → resell\_index** | 2 | 0.44607229327328400 | 0.6458002463593710 | 1.0949047198526100 | 0.5784215447666530 | 1.0732869143476500 | 0.5847075582474760 |
| **sp500\_index → resell\_index** | 3 | 0.188246709779508 | 0.9030818387435450 | 0.7728022822527170 | 0.855960687945894 | 0.7615398435290790 | 0.8586423104203940 |
| **resell\_index → kospi\_index** | 1 | 1.131131481542260 | 0.29769968962042200 | 1.2668672593273300 | 0.2603552036196500 | 1.239043560653270 | 0.26565546264955100 |
| **resell\_index → kospi\_index** | 2 | 1.2177608013211000 | 0.3150733971706540 | 2.9890492396063500 | 0.2243552334189660 | 2.834876439181870 | 0.24233402895841600 |
| **resell\_index → kospi\_index** | 3 | 0.5642834061433940 | 0.645169338690706 | 2.3165318778518300 | 0.5093612384214500 | 2.2190807954822300 | 0.5281998348033080 |
| **kospi\_index → resell\_index** | 1 | 0.0030414078139598800 | 0.9564581670101750 | 0.003406376751635070 | 0.9534585514879310 | 0.0034061695648119900 | 0.9534599653036250 |
| **kospi\_index → resell\_index** | 2 | 0.5428407266414780 | 0.588680706685006 | 1.3324272381199900 | 0.5136497741275310 | 1.3005932798372200 | 0.5218909401107890 |
| **kospi\_index → resell\_index** | 3 | 1.641585288199900 | 0.21322091343043500 | 6.739139604189060 | 0.08069379871549710 | 5.992343602025410 | 0.11198332024671400 |

리셀 시장 지수에서 S&P 500의 모든 지연(lag)에서 p-value가 높고(0.59~0.73), 리셀 시장 지수에서 kospi의 모든 지연에서 p-value가 0.25~0.51로 두 경우 모두 통계적으로 유의미한 수준이 아니다. 따라서 리셀 시장 지수가 S&P 500와 kospi를 Granger 원인하지 않는다는 결과를 얻을 수 있다. 즉, 리셀 시장 지수의 변화가 미래 S&P 500 와 미래 kospi 변화를 예측하는 데 유의미한 결과를 제공하지 않는다.

S&P500에서 리셀 시장 지수의 모든 lag에서 p-value가 높아 인과관계가 확인되지 않는다.

kospi 에서 리셀 시장 지수의 그렌저 인과관계에서 lag3에서 p-value가 0.08로 다소 낮아 유의미한 관계일 가능성이 있으나, 일반적인 유의수준(0.05) 기준으로 부족하다.

따라서 S&P500과 리셀 시장, kospi 와 리셀 시장 간의 강한 Granger 인과관계는 발견되지 않았다. 다만, kospi 지수가 리셀 시장 지수를 일정 기간 후에 영향을 미칠 가능성이 일부 존재할 수 있음을 시사한다.

6. 결과 및 시사점

내용

7. 결론 및 한계

내용

References

1. 한국소비자원시장조사국(2023) 재판매[리셀] 플랫폼 이용 실태조사
2. <https://www.newsworker.co.kr/news/articleView.html?idxno=358830->>어그가품논란
3. <https://www.news1.kr/industry/distribution/5303254> ->리셀시장규모
4. 박현길(2021) MZ의 리셀테크
5. 임재만(2015) 주택가격지수선물을 활용한 주택가격위험 헤징 방안
6. 윤현섭, 강주영(2021) XGBoost 모형을 활용한 가격 상승 요인 탐색 및 예측을 통한 리셀 시장 진입 장벽 해소에 관한 연구
7. Sheena(2023) Sneaker Resale Statistics
8. S&P Global Luxury 지수 방법론(2024)