

리셀 제품의 디자인적 요소가 가격 프리미엄의 형성에 미치는 영향

:딥러닝 기법을 활용하여

연세대학교 황인서

목차

01

서론

1-1) 연구 배경

2-1) 연구 목적

02

연구 설계

2-1) 연구 내용

2-2) 연구 방법

03

연구 결과

3-1) 연구 결과

04

논의

4-1) 시사점

4-2) 향후 연구

Appendix. 참고문헌

1-1) 연구배경



메종 키츠네 x 아더에러 얀 폭스 티셔츠 블랙

출시가 179,000원

최근 거래가 740,000원

1-1) 연구배경



메종 키츠네 x 아더에러 얀 폭스 티셔츠 블랙

출시가 179,000원



**가격 프리미엄
561,000원**

최근 거래가 740,000원

1-1) 연구배경

국내 디자이너 옷에 '100만원 풀미'가 붙는다고요?

"사는데 성공하면 두배 가치"... 운동화 리셀, 한정판에 눈이 가는 이유

네이트뉴스(2022. 11.14.), 디지털타임즈(2023. 06. 14.)

• 리셀 (Re-sell)

- 글로벌 리셀 시장 규모는 2020년 33조원, 2025년에는 75조원까지 성장할 것으로 예상
- 소비자가 가지고 있는 **한정 수량 제품에 대한 긍정적인 태도**를 기반으로 형성
- **높은 가격 프리미엄**은 자연스럽게 사람들의 관심을 끌어 **브랜드 이미지 제고**까지 이어질 수 있음
- 리셀 시장은 보다 **장기적인 관점에서 브랜드 가치 상승**을 꾀할 수 있어 브랜드 측면에서의 Premium management 전략을 수립할 필요

• 중고 시장과 리셀

- 중고 시장에 대한 선행 연구는 많이 진행된 반면, 리셀 시장에 대한 연구는 거의 없는 상황
- 중고 시장에서는 '사용감이 있는' 물건을 기존 가격보다 '낮게' 판매
반면, **리셀 시장에서는 '사용하지 않은' 물건을 기존 가격보다 '높게' 판매**

→ 경제적 파급 효과에 대한 잠재력 존재, 논의의 필요성

1-2) 연구 목적

- 본 연구는 리셀 시장의 Premium Generation Process (PGP) 에 주목
- 특히 리셀은 기존 중고 시장에 비해 디자인적 가치, 트렌디함이 구매에 큰 영향



1) **Premium Generation Process**에서 브랜드를 뛰어넘어 **디자인적 가치**가 유의미한 영향을 미치는가?

2) 디자인적 가치에 있어 사람들이 **어떠한 요소**를 매력적으로 느끼는가?

위 양상을 실증적 분석 방법을 통해 확인, **Premium Management**에 실무적 시사점 제공

2-1) 연구내용

A. 데이터 수집 및 전처리

1) 리셀 제품 데이터

- **국내 최대 리셀 플랫폼 KREAM 내 판매 제품 크롤링 데이터**
- 총 44,086개 제품 데이터 수집
- 전처리를 통해 이미지 없는 제품 및 신발(Footwear) 제품 제외,
최종적으로 **4,078개의 상품 데이터 도출**

The logo for KREAM, featuring the word "KREAM" in a bold, italicized, black sans-serif font.

2) 리셀 제품 이미지 데이터

- 1)의 데이터 내 이미지 URL 활용, 제품 이미지 저장
- **CNN** 통해 이미지 요소를 추출 *CNN ; 일련의 비선형 필터 및 변환 학습하여 이미지를
딥러닝(Deep-learning) 내 특징에 따라 분류된 집합에 매핑하는 방식
- **Amazon Rekognition Image analysis API** 활용, 이미지 요소 추출

2-1) 연구내용

B. 변수

변수명	변수 설명	Mean	Std.
종속 변수	가격 프리미엄 비율 ($Price_premium_i$)	-0.104	0.636
독립 변수	브랜드 ($Brand_i$)		
	출시 가격 ($Release_price_i$)	769467.8	966214.7
	콜라보 여부 ($Collaboration_i$)	0.126	0.332
	제품 정보 색상 수 ($Classified_colors_i$)	1.256	0.552
	관심상품 수 ($Interest_i$)	627.767	7287.618

2-1) 연구내용

B. 변수

변수명		변수 설명	Mean		Std.
독립 변수	CNN 요소 ($V1 \sim V512_i$)		-		-
	이미지 (Image)	밝기($Brightness_i$)	97.442		15.530
		선명도($Sharpness_i$)	18.595		17.570
		대비($Contrast_i$)	77.235		26.423
	전경 (Foreground)	밝기($Brightness_i$)	58.990		26.642
		선명도($Sharpness_i$)	70.447		23.112
		색상 코드($Color_i$)	-		-
		색상 이름($Name_i$)	-		-
		색상 비율($Percent_i$)	1	71.046	20.829
			2	17.993	12.903
			3	5.580	5.964

2-1) 연구내용

이미지 전체 (Image)



전경 (Foreground)

- 전경 밝기 (Foreground Brightness)

Top
5%



높은 밝기 = 대부분이 밝거나 파스텔 톤 컬러

Bottom
5%



2-1) 연구내용

- 전경 선명도 (Foreground Sharpness)

- 전경 색상, 코드, 비율

Top
5%



높은 선명도 = 짙은 색, 분명한 로고 또는 패턴, 가죽 재질

Bottom
5%



1	Black	89.729
2	Grey	6.783
3	Red	1.550

2-1) 연구내용

B. 변수

변수명		변수 설명	Mean	Std.
조절 변수	브랜드 범주 (<i>Brand_type_i</i>)	상품 <i>i</i> 의 브랜드가 명품 브랜드에 속할 경우 ‘1 st ’, 디자이너 브랜드에 속할 경우 ‘2 nd ’	-	-

• 브랜드 범주 ; 백화점 층별 위치 기준

명품소비 인식조사 (2019), 더현대서울 층별안내

명품 브랜드	백화점 기준 1층에 위치한 브랜드 예) 'Bottega Veneta', 'Thom Browne', 'Prada', 'Dior', 'Gucci ', 'Balenciaga', 'Saint Laurent', 'Burberry', 'Moncler', 'Fendi', 'Valentino' 등							
	Count	Interest	Release_price	Price_premium	Classified_colors	Collaboration	Foreground_brightness	Foreground_sharpness
	1611	315.188	1432456.610	-448141.900	1.132	0.0484	56.488	80.045
디자이너 브랜드	백화점 기준 타 층에 위치한 브랜드 예) 'Maison Kitsune', 'Adidas', 'Ami', 'Lemaire', 'A.P.C.', 'Tomford', 'Maison Margiela', 'Moose Knuckles', 'Hunter', 'Emis', 'Juun.j' 등							
	Count	Interest	Release_price	Price_premium	Classified_colors	Collaboration	Foreground_brightness	Foreground_sharpness
	2467	831.888	336522.953	-84459.3123	1.338	0.177	60.558	64.436

2-2) 연구 방법

예측 모델

Light GBM

- 의사 결정 트리 알고리즘 기반 고성능 알고리즘
- 그라디언트의 크기를 활용한 샘플링으로 이득 계산
- 정확도 유지하며 빠르게 학습 수행 가능

정확성 측도

MSE (Mean Square Error)

- 머신 러닝에서 모델의 정확성 확인을 위한 측도
- 연속형 변수를 활용한 예측 모델이라는 점에서 선택

Explain AI

SHAP Value

- 각 변수가 예측에 미치는 영향 계산하여 제시
- 결과의 Interpretability 상승

3-1) 연구 결과

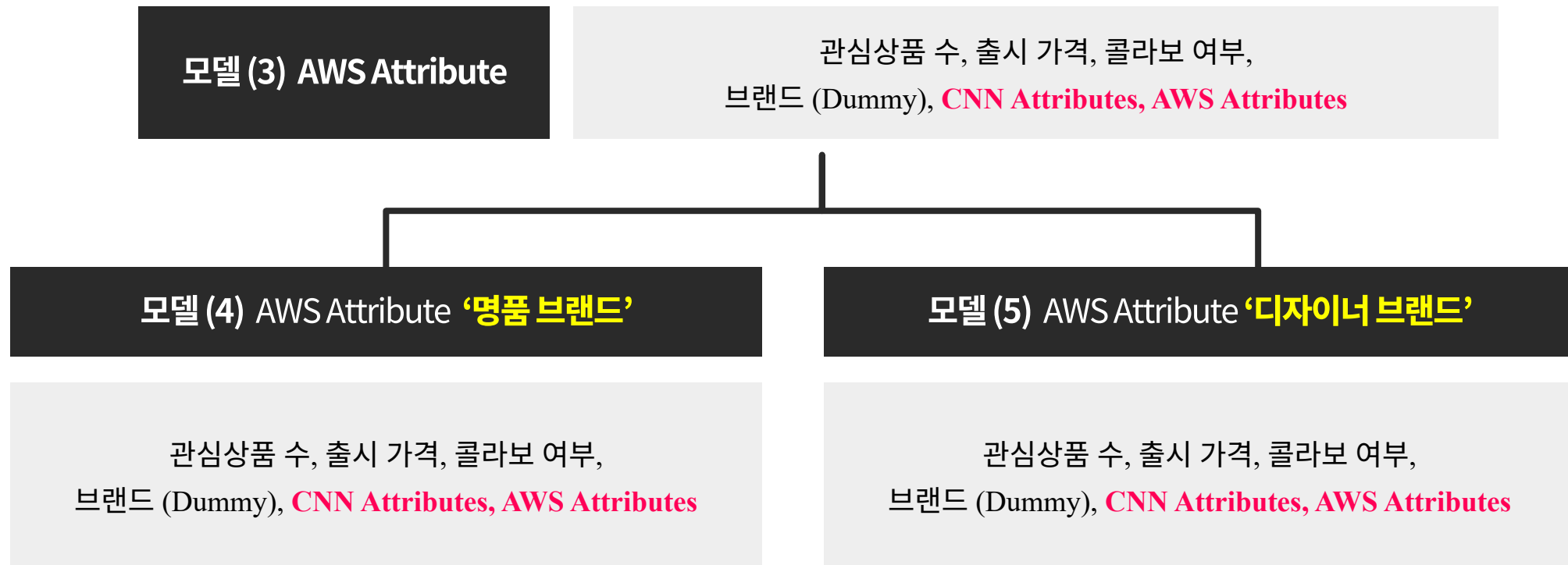
A. 이미지 요소에 따른 예측 모델의 정확도 상승

포함 변수		
모델 (1) Baseline	관심상품 수, 출시 가격, 콜라보 여부, 브랜드 (Dummy)	정확도 12.1% 상승 (MSE 0.334 → 0.294)
모델 (2) CNN Attribute	관심상품 수, 출시 가격, 콜라보 여부, 브랜드 (Dummy), CNN Attributes	
모델 (3) AWS Attribute	관심상품 수, 출시 가격, 콜라보 여부, 브랜드 (Dummy), CNN Attributes, AWS Attributes	

 **이미지 요소
Interpretability
상승**

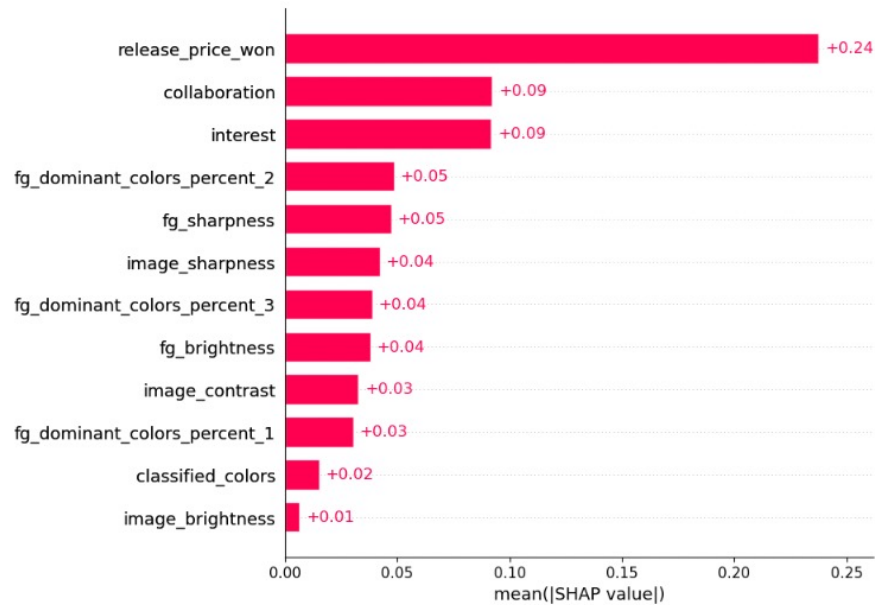
3-1) 연구 결과

B. 브랜드 범주에 따른 가격 프리미엄 예측 영향 요인 분석

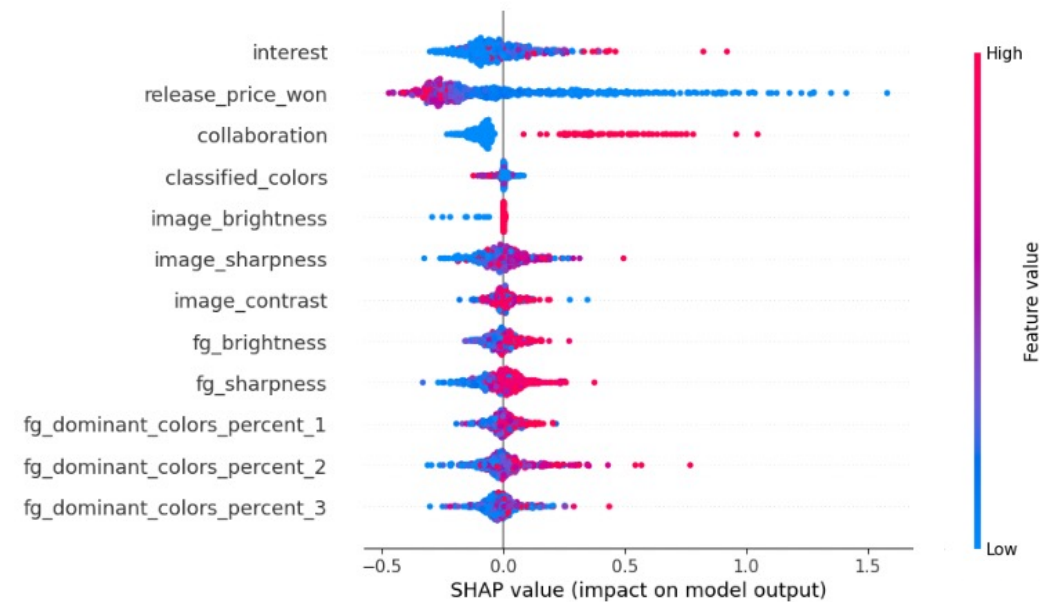


3-1) 연구 결과

* SHAP value의 해석



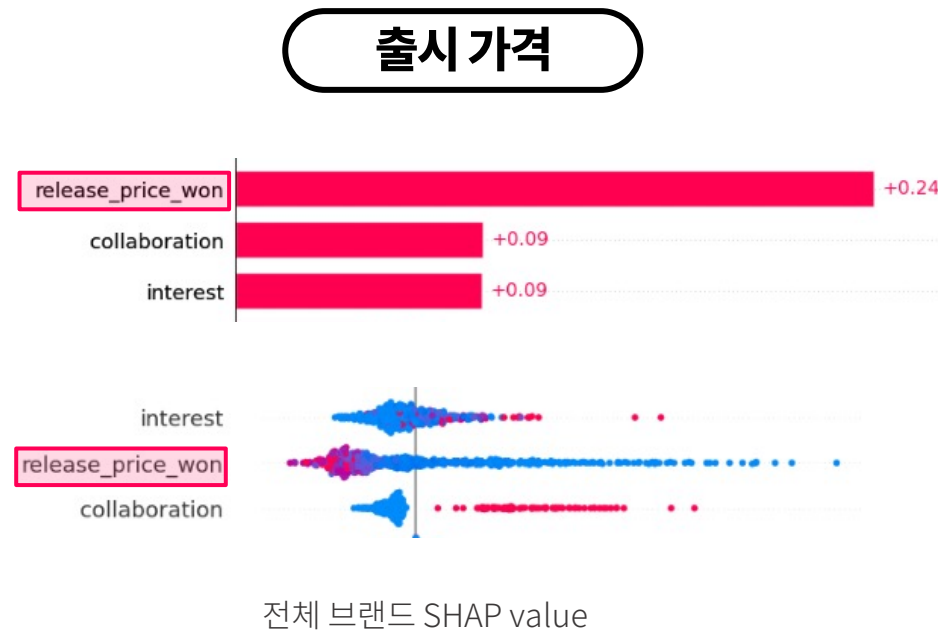
- X축: SHAP value의 절댓값의 평균
- Y축: 모델 포함 변수
- 높은 SHAP values는 해당 변수가 종속변수에 미치는 영향력이 크다는 것을 의미



- X축: SHAP value / Y축: 모델 포함 변수
- Feature value: 해당 변수의 값과 동일

3-1) 연구 결과

a. 공통 요인



- ✓ 명품 및 디자이너 브랜드 모두에서
출시 가격은 가격 프리미엄의 형성에 가장 큰 영향

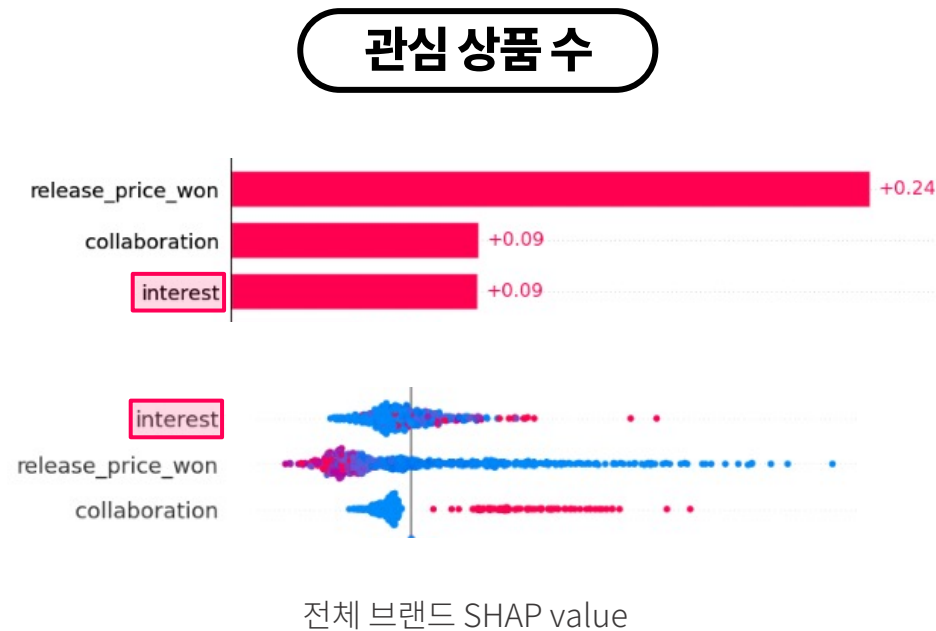
✓ 출시 가격이 낮을수록 높은 가격 프리미엄 형성

WHY?

- 전반적인 추세를 살펴보고자 여러 카테고리를 포괄하여 분석을 진행
- 여러 제품간 비교를 위해 종속변수로 출시 가격이 아닌 출시 **가격 대비 가격 프리미엄 비율** 사용

3-1) 연구 결과

a. 공통 요인



- ✓ 명품 및 디자이너 브랜드 모두에서
관심 상품 수는 상위에 속하는 큰 영향력

✓ **관심 상품 수가 높을수록 높은 가격 프리미엄 형성**

WHY?

- 소비자가 관심을 가지는 상품일수록 높은 가격 프리미엄이 형성
- 소비자의 수요에 따라 가격 프리미엄이 변동하는 리셀 시장의 특성을 잘 보여주는 지점

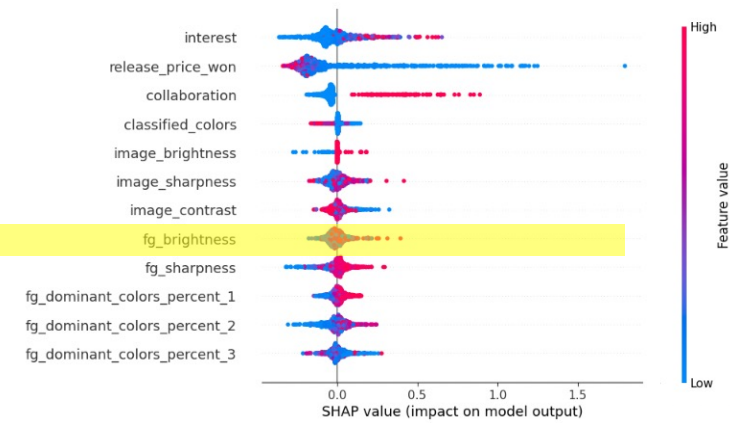
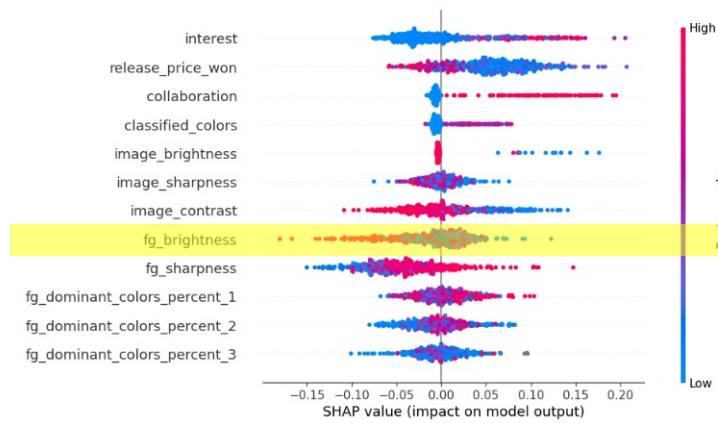
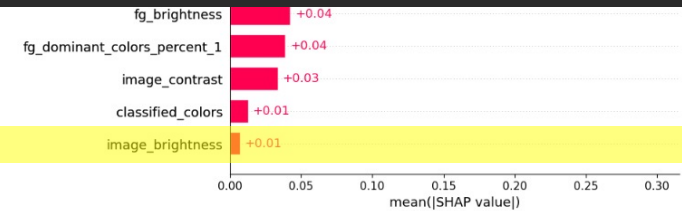
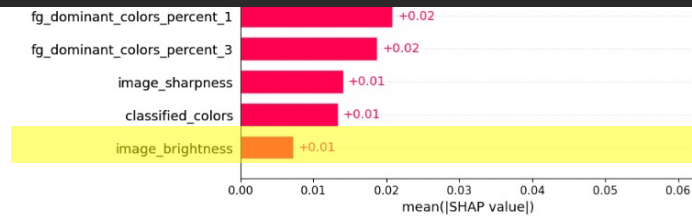
3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

전경 밝기



- ✓ 명품 브랜드일 때 어두울수록 높은 가격 프리미엄 형성
- ✓ 디자이너 브랜드일 때 밝을수록 높은 가격 프리미엄 형성



명품 브랜드 SHAP value

디자이너 브랜드 SHAP value

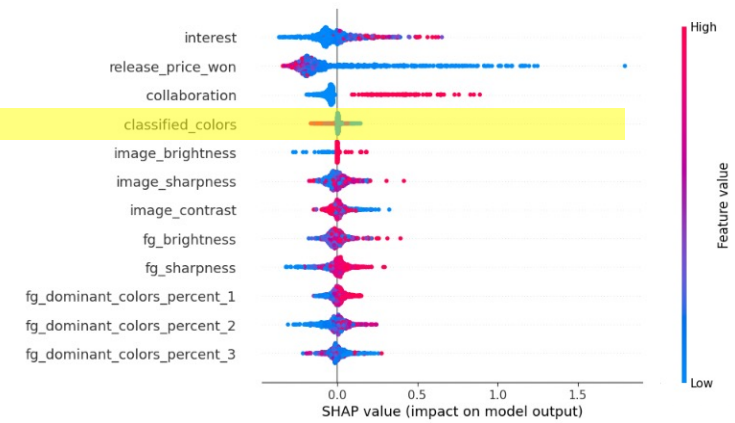
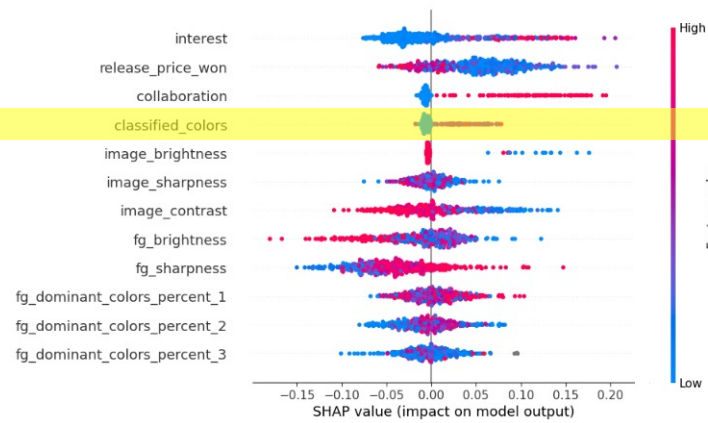
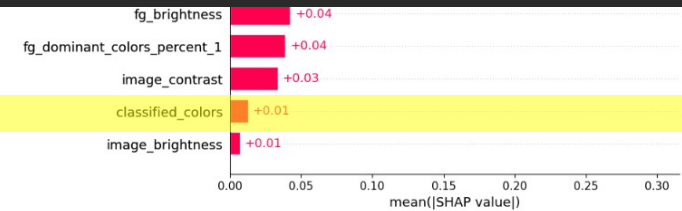
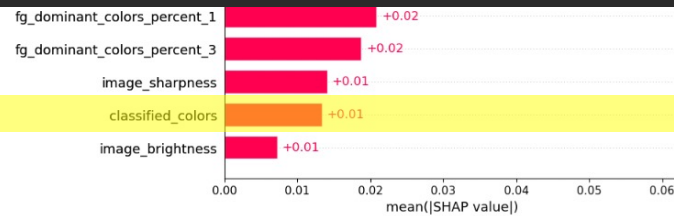
3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

제품 정보 색상 수



- ✓ 명품 브랜드일 때 색이 다양할수록 높은 가격 프리미엄 형성
- ✓ 디자이너 브랜드일 때 색이 적을수록 높은 가격 프리미엄 형성



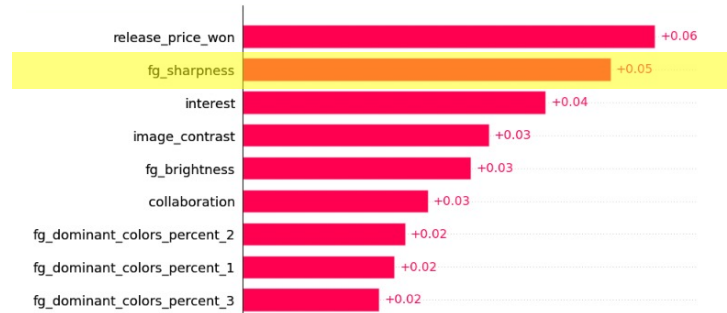
명품 브랜드 SHAP value

디자이너 브랜드 SHAP value

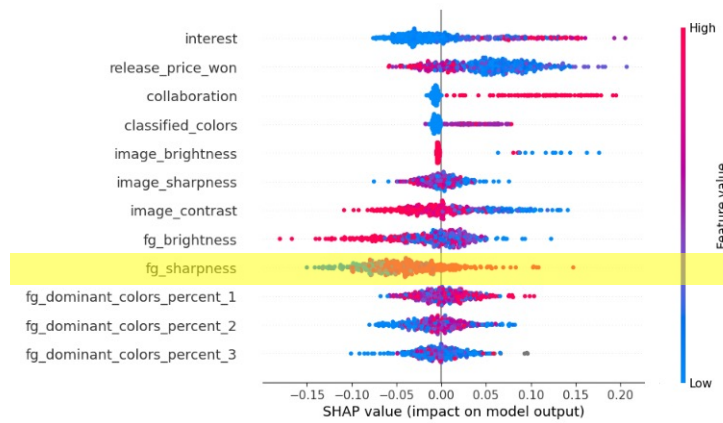
3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

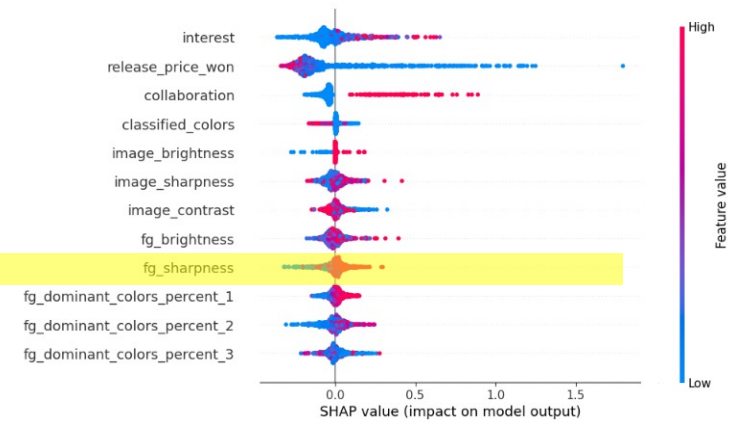
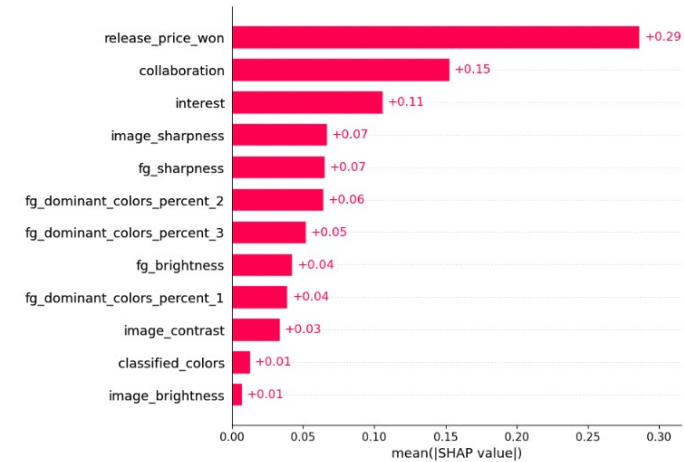
전경 선명도



- ✓ 명품 브랜드일 때만 상위에 포함
- ✓ 선명도 높을수록 높은 가격 프리미엄 형성



명품 브랜드 SHAP value

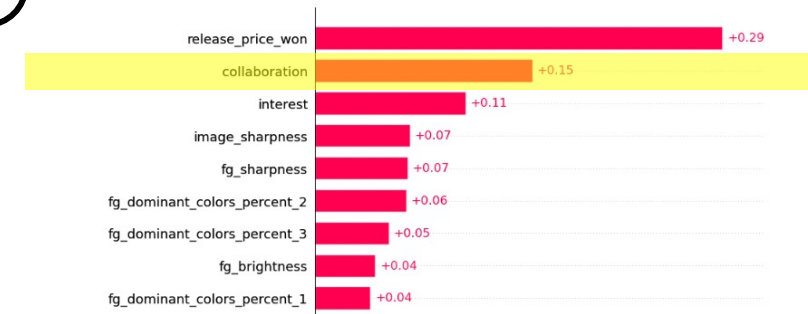
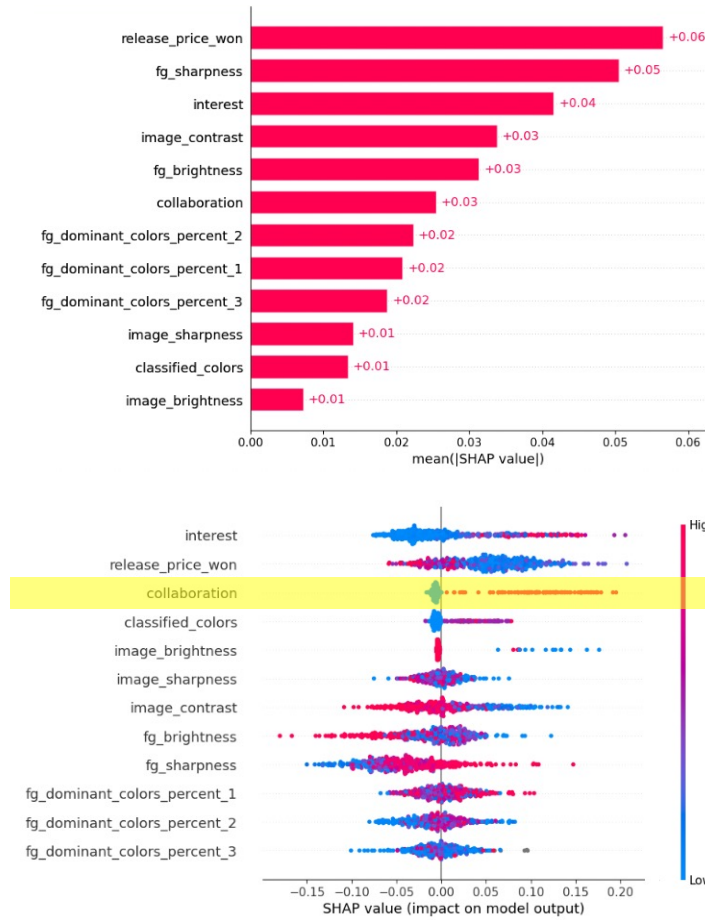


디자이너 브랜드 SHAP value

3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

콜라보 여부



✓ 디자이너 브랜드일 때만 상위에 포함
✓ 콜라보 제품일 경우 높은 가격 프리미엄 형성

명품 브랜드 SHAP value

디자이너 브랜드 SHAP value

3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

명품 브랜드	디자이너 브랜드
✓ 출시 가격이 낮을수록 ✓ 관심 상품 수가 높을수록	
✓ 전경의 밝기가 어두울수록 ✓ 색이 다양할수록 ✓ 전경의 선명도가 높을수록	✓ 전경의 밝기가 밝을수록 ✓ 색이 적을수록 ✓ 콜라보를 하는 제품일 경우

“높은 가격 프리미엄 형성”

3-1) 연구 결과

b. 브랜드 범주별 요인

WHY?

한정판 제품 중
특히 리셀 제품을 구매하는 가장 큰 이유

Show-off + “디자인적 가치”

그러나
“브랜드의 범주”에 따라
각 디자인 요소의 영향력에 차이

명품 브랜드; 좋은 품질, 유행 타지 않는 디자인 선호 (명품소비인식조사, 2019)

밝기가
어두울수록

- 어두운 색 = 고급스러운, 세련된 이미지 (정영진, 2020)
- 고가의 제품일수록 매치가 쉬운 무난한 색을 선호하는 경향

색이
다양할수록

- 색은 다양, 1st 색 비율은 높으나
2nd 색의 비율은 낮음
→ 포인트 컬러로 사용되는 경우 多

선명도가
높을수록

- 높은 선명도 =
분명한 로고, 패턴, 특이한 재질

Show-off 요소

고급스러움 추구로 어두울수록 가격 프리미엄 ↑,
상대적으로 포인트 색 및 디자인으로 드러내는 경향

3-1) 연구 결과

WHY?

디자이너 브랜드; 트렌디한, 매니아 층이 있는 디자인 선호 (명품소비 인식조사, 2019)

밝기가
밝을수록

- 밝은 색 = 화려한, 개성적인 이미지 (정영진, 2020)
- 트렌디함에 큰 영향 → 눈에 띄는 색 선호

색이
적을수록

- 1st 색, 2nd 색의 비율 모두 높음
→ 소수의 색이 대부분의 비율을 차지

콜라보
제품일 경우

- 명품 브랜드에 비해 콜라보 제품일 경우 선호도 ↑
(명품소비 인식조사, 2019)

Show-off 요소

트렌디함 추구로 밝은 색 및 콜라보 제품일 경우 가격 프리미엄 ↑,
상대적으로 색의 다양성의 영향은 적음

4-1) 시사점

리셀 시장 내 가격 프리미엄과 Premium Generating Process (PGM)에 주목, 주요 영향 요인 확인

특히 상품 자체가 가지는 디자인적 요소가 브랜드보다 높은 영향력을 가질 수 있다는 점 확인

브랜드 범주에 따라 가격 프리미엄의 영향 요인이 달라지는 양상 확인



- ✓ 기업의 **장기적 브랜드 가치 상승**을 위해 PGM을 고려해야 할 필요성 제시
- ✓ 기업이 브랜드를 뛰어넘어 **디자인 요소를 활용해 직접 가격 프리미엄을 Management** 가능
- ✓ **브랜드가 속하는 범주 및 위치에 따라 Management 시 고려해야 할 요인에 차이**

4-1) 시사점

✓ 리셀 시장에서 높은 가격 프리미엄은 ‘소비자 수요’의 지표

명품 브랜드

- ✓ 명품 브랜드의 경우,
 - 어두울수록 / 색상이 다양할수록 / 분명한 로고 또는 패턴, 재질을 활용할수록 가격 프리미엄이 높게 형성
- ✓ 가격 프리미엄 Management 전략 수립 시 디자인에서 제품의 전반적 분위기는 유지하되, 포인트 컬러나 로고 및 패턴 등을 통해 차별화해야

디자이너 브랜드

- ✓ 디자이너 브랜드의 경우,
 - 밝을수록 / 색상이 적을수록 / 타 브랜드와의 콜라보를 통해 제작된 제품 일수록 가격 프리미엄이 높게 형성
- ✓ 가격 프리미엄 Management 전략 수립 시 디자인에서 유행 및 트렌디함을 고려한 색상을 선택하고, 특히 타 콜라보를 통한 새로운 시도를 통해 차별화해야

4-2) 향후 연구

타 머신러닝 예측 모델을 활용한 정확도 측정을 통한 분석 결과 심화 가능

각 상품 카테고리가 가지는 특징을 모델에 반영한 분석을 통해 더 넓은 범위의 영향요인 확인

동일 데이터에 대한 회귀 분석을 통해 각 요인의 영향력 측정

×

감사합니다.

×

Appendix. 참고문헌

- 네이트뉴스(2022. 11.14.), 국내 디자이너 옷에 ‘100만원 플미’가 붙는다고요?,
<https://news.nate.com/view/20221114n02945>, 10월 10일.
- 대학내일20대연구소. (2019). 패션 명품 브랜드 인식 및 소비 실태 조사: 밀레니얼과 Z세대가 생각하는 명품.
- 디지털타임즈(2023. 06. 14.), [THE FINANCE] "사는데 성공하면 두배 가치"... 운동화 리셀, 한정판 에 눈이 가는 이유,
https://m.dt.co.kr/contents.html?article_no=2023061502101863066001, 10월 13일.
- 이보한. (2022). 리셀 시장의 현황과 소비자이슈. 소비자정책동향, (122), 1-26.
- 이현미, 전교석, & 장정아. (2020). LightGBM 알고리즘을 활용한 고속도로 교통사고심각도 예측 모델 구축. 한국전자통신학회 논문지, 15(6), 1123-1130.
- 정영진. (2021). 펄 안료가 함유된 무채색 표면의 광택에 관한 감성 연구. 이화여자대학교 대학원. 석사학위논문.
- Choi, Y. and Lee, K. (2021). "Recent changes in consumer perception in sneaker resale market," International Journal of Costume and Fashion, 21(1), 67-79.
- Dzyabura, D., El Kihal, S., Hauser, J. R., & Ibragimov, M. (2023). Leveraging the power of images in managing product return rates. Marketing Science.
- He. K., Zhang. X., Ren. S., Sun. J. (2015). Deep residual learning for recognition. Preprint, submitted December 10,
<https://arxiv.org/abs/1512.03385>.