
신발 마모도 측정을 통한 AR 기반 신발 광고



과목명	캡스톤 디자인 1
교수명	이대원 교수님
팀명	케렌시아
학번 및 이름 / 역할	20201670 임유민 / 프로젝트 총괄 및 시스템 개발 리더 20221463 임진오 / 전시 디자인 및 장비 운영 담당 20234333 김하연 / 비주얼 디자인 및 AR 신발 제작 담당

목 차

I. 작품 개요

1. 제작 배경 및 필요성	2
2. 핵심 컨셉 및 특징	2
3. 관람자 경험 및 반응	3

II. 작품 설명

1. 작품 상세 설명	3
2. 설계 및 제작 과정	4

III. 작품 전시

1. 전시 방식 및 구성
2. 전시 결과

IV. 결론

1. 작품 및 전시 요약
2. 향후 개선 방향 또는 확장 계획

I. 작품 개요

1. 제작 배경 및 필요성

최근 광고 및 전시 분야에서는 단순히 제품 정보를 전달하는 방식에서 벗어나, 관람자가 직접 참여하고 체험함으로써 브랜드와 상호작용하는 경험 중심 광고의 중요성이 점점 커지고 있다. 특히 디지털 기술과 결합한 인터랙티브 광고는 관람자의 주의를 효과적으로 끌 수 있다는 장점이 있으나, 여전히 많은 광고가 일방적인 이미지 제시나 간단한 체험에 그치며 관람자 개인의 상황이나 맥락을 충분히 반영하지 못하고 있다.

신발 광고 역시 마찬가지로, 제품의 디자인이나 기능을 강조하는 방식이 주를 이루고 있으며, 착용 중인 신발의 마모 정도나 사용 습관 같은 관람자의 현재 신발 상태를 출발점으로 삼는 사례는 드물다. 이로 인해 관람자는 광고를 단순히 소비를 유도하는 시각적 메시지로 인식하게 되는 한계가 존재한다.

이에 본 작품은 ‘개인의 신발 상태를 기준으로 시작되는 광고 경험’이라는 문제 의식에서 출발하였다. 관람자가 현재 신고 있는 신발의 마모도를 직접 확인하도록 함으로써, 신발 교체의 필요성을 스스로 인식하게 하고, 이후 AI 기반 추천과 AR 착화 체험을 통해 자연스럽게 제품에 대한 관심과 설득을 이어가는 구조를 제안하고자 하였다.

또한 AR 기술을 활용한 착화 체험은 오프라인 전시 공간에서 실제 착용이 어려운 한계를 보완하며, 관람자가 제품을 ‘상상’하는 단계에서 ‘직접 확인’하는 단계로 나아가도록 돕는다. 특히 색상 추천과 AR 착화를 결합함으로써, 관람자는 단순히 신발을 보는 것이 아니라 ‘나에게 어울리는 신발’을 선택하는 경험을 하게 된다. 또한 AR 기술을 활용한 착화 체험은 실제 착용 과정에서 발생하는 제약 없이, 여러 색상과 스타일의 신발을 연속적으로 확인할 수 있으며, 이를 통해 자신의 취향과 이미지에 대한 탐색을 보다 능동적으로 수행할 수 있다.

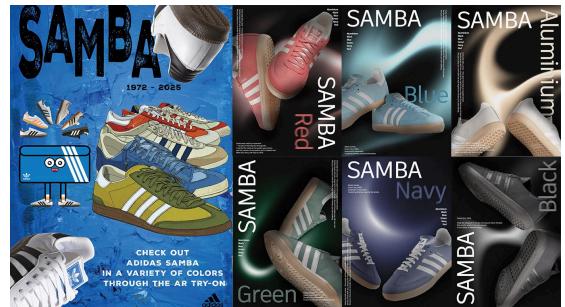
따라서 본 작품은 신발 광고의 기존 방식이 지니는 한계를 보완하고, 개인화·체험·기술을 결합한 새로운 형태의 광고 전시 모델을 제안한다는 점에서 제작의 필요성을 가진다. 이는 향후 브랜드 전시, 팝업 스토어, 인터랙티브 마케팅 등 다양한 분야로 확장 가능한 가능성을 지닌 시도라 할 수 있다.

2. 핵심 컨셉 및 특징

본 작품의 핵심 컨셉은 아디다스 삼바(Adidas Samba)를 주제로 한 브랜드 팝업형 전시이다. 본 전시는 개별 AR 체험을 나열하는 방식이 아니라, 하나의 제품을 중심으로 시각적 요소와 체험 콘텐츠를 통합하여 브랜드 중심의 공간 경험을 구성하는 데 초점을 두었다. 전시장 전반은 삼바 포스터와 그래픽 요소를 중심으로 구성되어, 관람자가 공간에 진입하는 순간부터 특정 제품과

브랜드 이미지를 지속적으로 인식하도록 설계되었다. 또한 AR 콘텐츠 역시 삼바 단일 모델을 기반으로 다양한 컬러웨이로 구성함으로써, 전시 공간 전체가 하나의 삼바 팝업 스토어처럼 인식되도록 하였다.

이와 같이 본 작품은 브랜드 팝업의 형식을 차용한 인터랙티브 전시를 지향하며, 제품·공간·AR 콘텐츠를 하나의 일관된 컨셉으로 묶어낸 것이 가장 큰 특징이다.



제작한 아디다스 삼바(Adidas Samba) 포스터

3. 관람자 경험 및 반응

신발 마모도 측정 과정은 관람자에게 자신의 일상과 사용 습관을 되돌아보게 만드는 계기로 작용하며, 체험 초반부터 작품에 대한 개인적 몰입을 형성한다. 이후 제시되는 추천 결과는 관람자가 수동적으로 정보를 받아들이기보다, 자신의 취향과 이미지에 대해 스스로 판단하고 해석하도록 유도한다. 관람자는 추천된 색상이 자신에게 왜 어울린다고 제시되었는지를 자연스럽게 고민하게 되며, 이 과정에서 체험은 일방적인 결과 제시가 아닌 선택을 고민하는 과정으로 인식된다. AR 착화 체험 단계에서는 관람자가 결과를 즉각적으로 확인하고 비교하는 과정에서 관람자는 자신의 취향을 명확히 인지하게 되며, 이는 단순한 체험의 재미를 넘어 자기 결정의 경험으로 이어진다. 또한 관람자는 자신의 체험 결과를 주변 관람자와 공유하거나 의견을 교환하는 모습을 보이며, 체험이 개인적인 경험에 그치지 않고 자발적인 소통의 계기로 확장되는 반응을 보일 것으로 기대된다.

II. 작품 설명

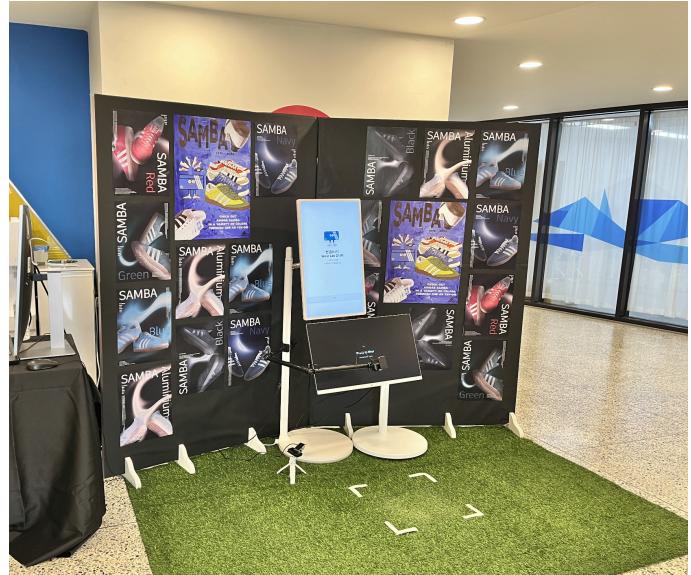
1. 작품 상세 설명

본 작품은 관람자의 실제 신발을 인식하는 과정을 출발점으로 하여, 신발 마모도 측정 - 개인화 추천 - AR 착화 체험으로 이어지는 일련의 인터랙션을 제공하는 시스템이다. 관람자는 안내된 위치에 서서 체험을 시작하며, 시스템은 관람자가 신고 있는 신발을 화면에 표시하고 마모 상태를 시각적으로 확인할 수 있도록 한다.

신발 마모도 측정 단계에서는 신발의 사용 흔적이 드러나는 부분을 중심으로 현재 신발의 상태를 보여주며, 관람자는 이를 통해 자신의 신발이 어느 정도 마모되었는지를 직관적으로 인식하게

된다. 이 과정은 체험의 도입부로서, 관람자가 자신의 일상과 연결된 대상에 주의를 기울이도록 유도하는 역할을 한다.

이후 마모도 측정 결과를 바탕으로 AI가 관람자에게 어울리는 신발 컬러를 추천한다. 추천 결과는 단순한 정보 제시가 아니라, 관람자가 자신의 취향과 이미지를 떠올리며 해석할 수 있는 선택지로 제시된다. 관람자는 화면에 나타난 추천 결과를 확인하며, 다음 단계인 착화 체험에 대한 기대를 형성하게 된다.



실제 전시 설치 모습

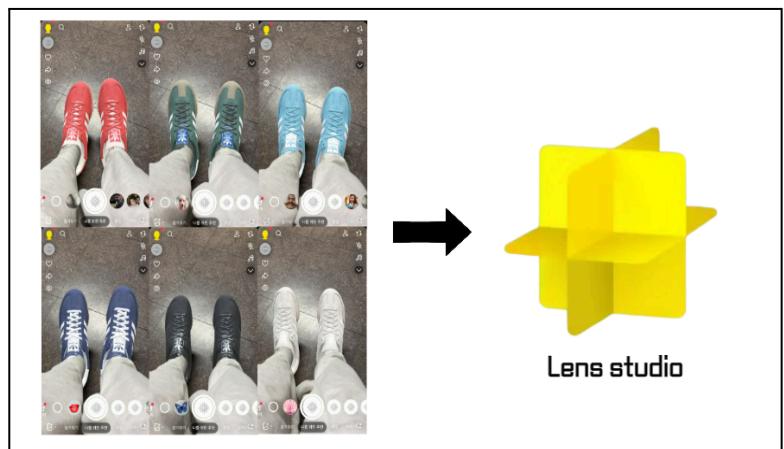
마지막 단계에서는 추천된 컬러를 포함한 여러 컬러의 아디다스 삼바 신발을 AR로 착화해볼 수 있다. 관람자는 총 6켤레의 삼바 AR 신발을 비교하며, 색상에 따른 인상 변화를 즉각적으로 확인할 수 있다. 이 과정에서 관람자는 실제 착용 여부와 관계없이 다양한 선택지를 빠르게 탐색할 수 있으며, 자신의 취향에 가장 적합한 신발을 스스로 선택하게 된다.

이와 같이 본 작품의 인터랙션은 단순한 체험의 나열이 아니라, 신발 상태 인식 → 추천 → 비교 및 선택이라는 흐름으로 구성되어 있다. 관람자는 각 단계를 거치며 체험에 점진적으로 몰입하게 되며, 최종적으로는 자신에게 어울리는 신발을 탐색하고 선택하는 과정을 하나의 완결된 경험으로 인식하게 된다.

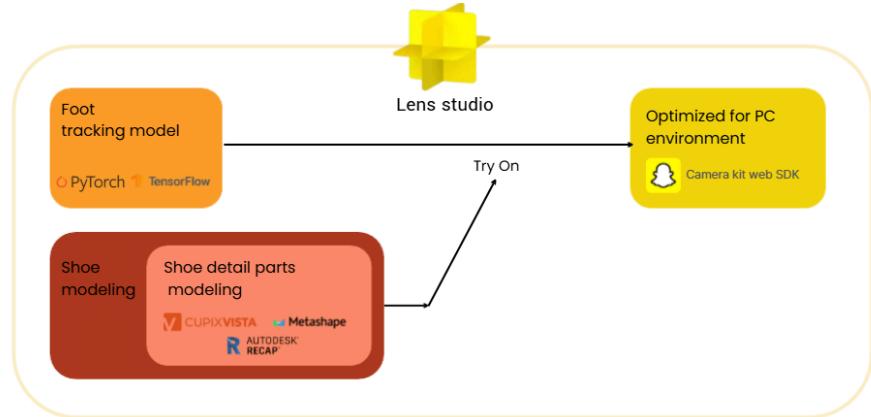
2. 설계 및 제작 과정

가. AR 신발 구현

AR 신발 착화 기능은 Snap Lens Studio에서 제공하는 Foot Tracking 모델을 기반으로 구현하였다. 본 작품에서는 별도의 신체 인식 모델을 직접 학습하기보다는, 실제 전시 환경에서의 안정성과 실시간 반응성을 우선적으로 고려하여 검증된 트래킹 모델을 활용하였다.



Lens studio를 이용한 AR 신발 제작

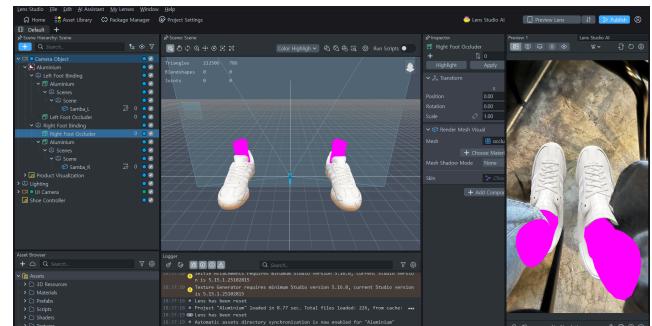


Lens Studio의 Foot Tracking 기능은 카메라 입력을 통해 사용자의 발 위치와 방향을 실시간으로 추적하며, 이를 기준으로 3D 신발 모델을 화면 상의 발에 자연스럽게 정렬한다. 이를 통해 관람자는 별도의 마커나 추가 장비 없이도 AR 신발 착화 체험을 즉각적으로 수행할 수 있다. 본 작품에서는 이 트래킹 결과에 아디다스 삼바 3D 모델을 연동하여, 발 움직임에 따라 신발이 함께 반응하도록 구성하였다.

또한 본 시스템은 PC 환경에서의 전시 운영을 고려하여 Snap Camera Kit Web SDK 기반 환경에 최적화되었으며, 웹캠을 활용한 실시간 트래킹이 안정적으로 이루어지도록 구성하였다. 이를 통해 전시 공간에서도 반복적인 체험과 장시간 운영이 가능한 AR 착화 환경을 구현하였다.



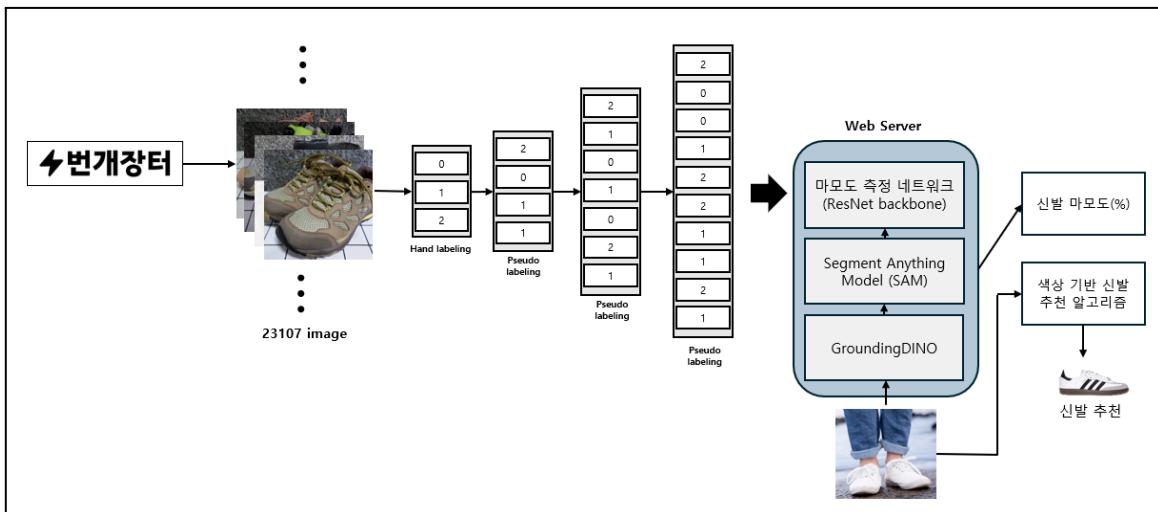
Shoe assembly-disassembly animation



Lens Studio

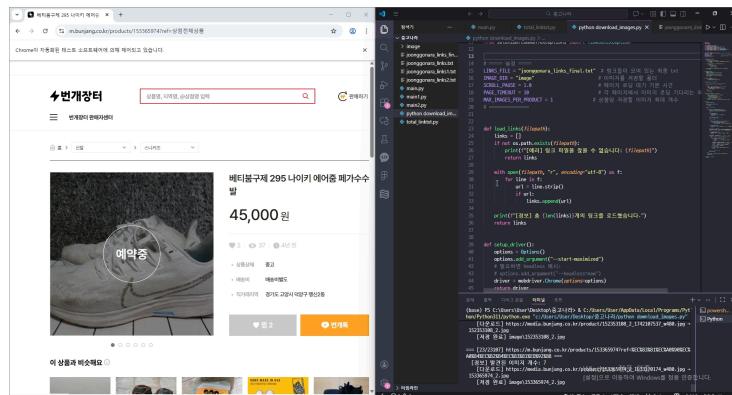
나. 신발 마모도 측정 및 색상 기반 신발 추천 알고리즘 구현

신발 마모도 측정 및 색상 기반 신발 추천 알고리즘은 다음 파이프라인에 따라 수행된다. 본 모델 및 알고리즘은 웹 기반 로컬 서버 환경에서 구동되며, 사용자 입력(이미지/요청)을 받아 단계별 처리 결과를 실시간으로 반환한다.



신발 마모도 측정 및 신발 추천 알고리즘 작동 파이프라인

1. 데이터 수집 및 전처리



Selenium 기반 중고신발 이미지 자동 수집

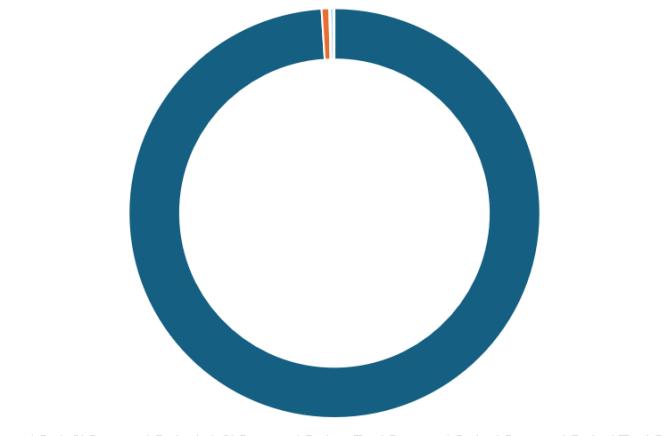
번개장터를 대상으로 Selenium 기반 자동 수집 파이프라인을 구축해, 구제샵(판매자) 계정을 선별한 뒤 상품 상세 페이지를 순회하며 학습에 적합한 각도(측면/후면 등)의 신발 이미지를 자동 수집하였다. 그 결과 총 23,107장의 이미지를 확보하였다.

수집 데이터는 촬영 환경 편차가 크므로 rembg로 배경을 제거해 신발 영역 중심으로 정규화했으며, 중복·블러·프레임 이탈 등 품질 저하 샘플을 1차 필터링하여 학습 데이터의 일관성을 확보하였다.



2. 의사라벨링 및 모델 학습

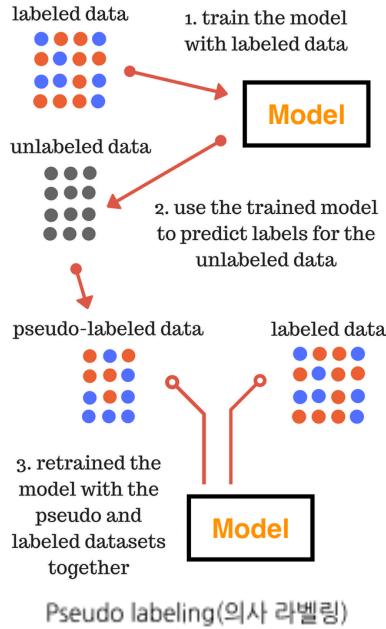
중고 신발 이미지 사용 상태 빈도분석



수집한 중고신발 이미지 사용감 라벨 분포

번개장터에서 수집한 이미지의 메타데이터(사용감 표기)를 분석한 결과, 전체의 약 99.1%가 ‘사용감 거의 없음(새상품급)’에 해당하는 라벨로 분류되어 있었다. 이는 중고 거래 특성상 판매자가 상품 가치를 높이기 위해 대부분의 상품을 “새것/거의 새것”으로 표기하는 경향이 강하기 때문이며, 실제 이미지에서 관찰되는 마모 상태와 메타데이터 라벨 간 불일치 가능성이 높다고 판단하였다. 따라서 이미지와 함께 수집된 사용감 메타데이터는 신뢰할 수 있는 정답 라벨로 활용하기 어렵고, 이를 그대로 학습에 사용할 경우 모델이 편향된 분포(거의 모두 ‘새것’ 클래스)에 과적합될 위험이 있다.

또한 마모도(사용감) 라벨이 충분히 확보되지 않은 상황에서 이미지만으로 지도학습 기반 마모도 측정 모델을 안정적으로 구축하는 데 한계가 있었다. 따가서 프로젝트에에서는 라벨 부족 문제를 해결하기 위해 의사 라벨링(pseudo-labeling) 기반의 라벨 증강 전략을 적용하였다.



의사 라벨링(pseudo-labeling)이란, 소량의 수동 라벨 데이터로 1차 모델을 학습한 뒤, 해당 모델이 라벨이 없는 데이터(대규모 이미지)에 대해 예측한 결과를 임시 라벨(의사 라벨)로 부여하고, 이를 다시 학습 데이터에 포함하여 모델을 반복적으로 개선하는 준지도학습(semi-supervised learning) 기법이다. 즉, 사람이 라벨을 모두 달기 어려운 대규모 데이터에 대해 모델의 예측을 활용해 라벨을 확장함으로써, 라벨 비용을 줄이면서도 학습 데이터의 규모와 다양성을 확보할 수 있다.

본 프로젝트에서는 마모도를 3단계 등급 분류 문제로 정의하였다. 클래스는 0: 거의 새것, 1: 사용감 있음, 2: 마모도 심함으로 구성하며, 이후 각 클래스들의 확률들을 가중합하여 단일 연속값 형태의 마모도 지표(%)로 변환하였다.



파일(F) 빙집(B) 선택 영역(S) 보기(V) 이동(Q) ... ← → 🔍 shoe_wear_project

화면
▼ SHOE WEAR PROJECT
 ▶ data
 ▶ images
 ▶ outputs
 ▶ logs
 E binary_best.confusion_matrix.txt
 I binary_train.log.csv
 I pseudo_binary_stage1.log.csv
 I pseudo_three_stage1.log.csv
 I pseudo_three_stage2.log.csv
 I three_stage1_train.log.csv
 I three_stage2_train.log.csv
 I wearnet_final_train.log.csv
 ▶ models
 A binary_stage1.pt
 A three_stage1.pt
 A three_stage2.pt
 A wearnet_final.pt
 ▶ logging_utils.py
 ▶ requirements.txt
 ▶ step01_check_paths.py
 ▶ step02_prepare_csv.py
 ▶ step03_dataset_and_model.py
 ▶ step04_train_binary.py
 ▶ step05_generate_pseudo_binary.py
 ▶ step06_train_three.py
 ▶ step07_three_pseudo_iter1.py
 ▶ step08_train_three_stage2.py
 ▶ step09_generate_pseudo_final.py
 ▶ step10_train_wear_model.py

rate_pseudo_binary.py step06_train_three.classify step07_three_pseudo_iter1.py step08_train_three_stage2.py step09_generate_pseudo_final.py

```
rate_pseudo_binary.py
1  #!/usr/bin/env python
2
3  import torch
4  import torch.nn as nn
5  import torch.optim as optim
6  import torch.nn.functional as F
7  import torch.backends.cudnn as cudnn
8
9  import os
10 import numpy as np
11 from PIL import Image
12
13 from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
14
15 from torch import nn, optim
16
17 from torch import nn
18
19 from torch import nn
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111
112
113
114
115
116
117
118
119
120
121
122
123
124
125
126
127
128
129
130
131
132
133
134
135
136
137
138
139
140
141
142
143
144
145
146
147
148
149
150
151
152
153
154
155
156
157
158
159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
```

문제 출력 디버그 콘솔 터미널 프로

```
c:\Users\hohly\b\OneDrive\Desktop\shoe_wear_project\step09_generate_pseudo_final.py:89: FutureWarning: You are using `torch.load` with `weights_only=False` (the current default value), which uses the default pickle module implicitly. It is possible to control the explicit pickle module which will be executed arbitrary when unpickling (https://github.com/pytorch/pytorch/pull/6839#issuecomment-403719711). In a future release, the default value for `weights_only` will be flipped to `True`. This limits the functions that can be executed during unpickling. Arbitrary objects will no longer be allowed to be loaded via this mode unless they are explicitly allowed by the user via `torch.serialization.add_safe_globals`. We recommend you start setting `weights_only=True` for any use case where you don't have full control of the loaded file. Please open an issue on GitHub for any issues related to this experimental feature.
  state = torch.load('THREE_STAGE0_CKPT', map_location=device)
    ^-- Class Stage0 not found.
```

cmd python

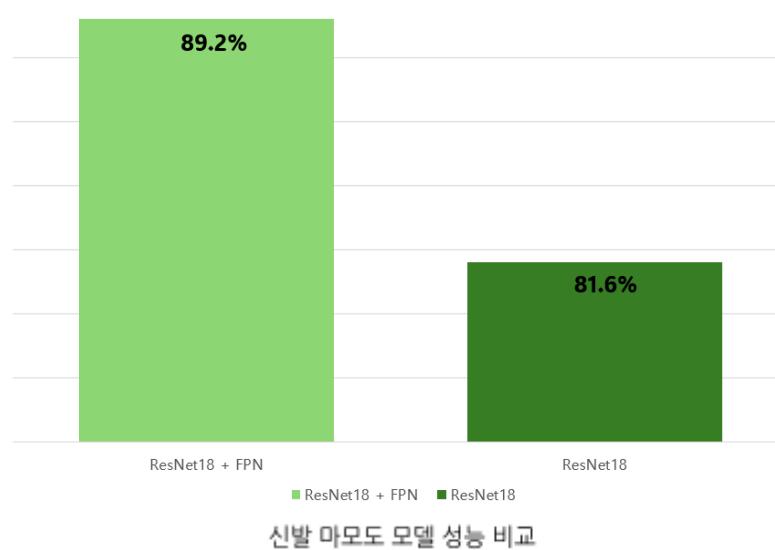
Pseudo labeling(의사 라벨링) 진행 과정

의사 라벨링(pseudo-labeling)은 총 3회 반복하여 라벨 증강을 수행하였다. 각 반복 단계에서는 (1) 초기 수동 라벨 데이터로 학습한 모델을 이용해 미라벨 이미지에 대한 예측을 생성하고, (2) 그중 예측 신뢰도가 높은 샘플만 선별해 의사 라벨을 부여한 뒤, (3) 해당 샘플을 기준 학습 데이터에 추가하여 모델을 재학습하는 방식으로 진행하였다. 초기 수동 라벨링은 직접 수행했으며, 각 클래스(0/1/2)당 150장씩 총 450장의 데이터를 구축해 1차 학습에 사용하였다.

의사 라벨링은 반복을 거듭할수록 데이터 규모를 빠르게 확장할 수 있다는 장점이 있지만, 반복 횟수가 과도해질 경우 모델의 예측 오류가 다시 학습 데이터로 유입되어 오답이 누적되고 편향이 강화되는 형태의 과적합이 발생할 수 있기에 의사 라벨링 반복 횟수를 3회로 제한하였다.

3. 마모도 측정 모델 설계 및 성능 측정

마모도 측정 모델은 ResNet18을 백본으로 사용하되, 신발의 마모 특징(주름·질감·국소 마모 패턴)을 더 정밀하게 포착하기 위해 FPN(Feature Pyramid Network)과 Local Attention Pooling을 결합한 구조로 설계하였다. FPN은 서로 다른 해상도의 특징 맵(C2~C4)을 통합해 작은 주름 변화부터 넓은 마모 영역까지 다양한 스케일의 패턴을 함께 반영할 수 있게 해주며, Local Attention Pooling은 특징 맵의 위치별 중요도를 학습해 마모가 집중되는 핵심 영역에 더 큰 가중치를 부여하도록 한다.



동일 데이터셋 기준 성능 평가에서 본 모델은 정확도 89.2%를 기록했으며, 일반 ResNet18 단독 모델(81.6%) 대비 뚜렷한 성능 향상을 보였다.

이후 최종 모델에 입력되는 이미지는 전처리 단계에서 GroundingDINO와 SAM을 함께 활용하여 신발 영역만 정확히 추출하였다. 먼저 GroundingDINO로 신발 객체를 검출해 대략적인 위치(바운딩 박스)를 얻고, 이어서 SAM으로 해당 영역을 정밀 분할하여 신발 부분만 crop하였다.

마지막으로 rembg를 적용해 잔여 배경을 제거함으로써, 촬영 환경·배경 차이에 따른 영향을 최소화하고 학습 시 사용한 전처리 환경과 최대한 유사한 형태의 입력 이미지가 모델에 들어가도록 구성하였다.



실제 신발 입력 이미지

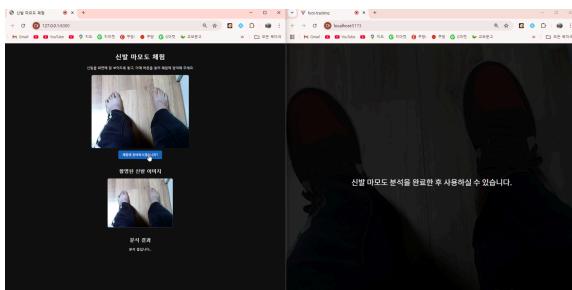


모델 들어가기 전 전처리 된 이미지

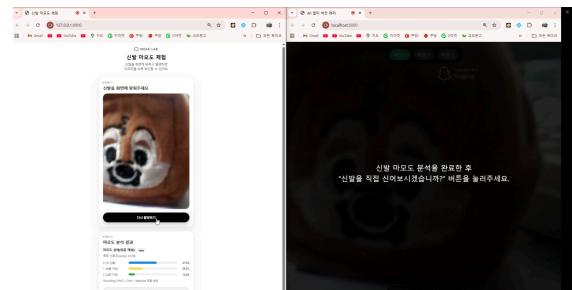
4. 색상 기반 신발 추천 알고리즘

신발 분석 이후 사용자에게 어울리는 신발을 추천하기 위해, 카메라 입력 이미지에 rembg로 배경을 제거한 뒤 신발 영역의 평균 색상(대표 색상)을 추출하고, 이를 후보 신발들의 색상과 비교하여 가장 유사한 제품을 제안하는 간단한 색상 기반 추천 알고리즘을 적용하였다.

다. UI 화면 구현



프로토타입 ver1



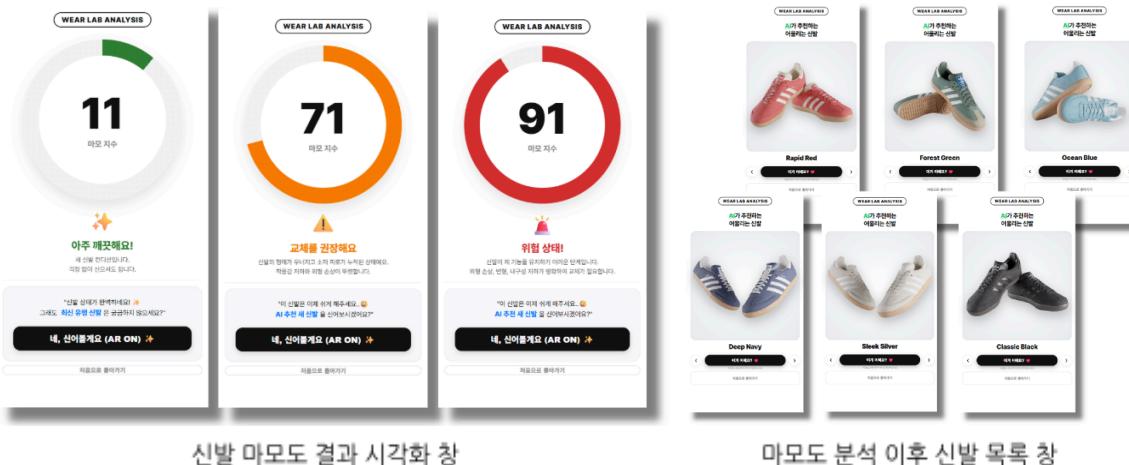
프로토타입 Ver2

전시 현장에서 관람객이 모델을 직접 체험할 수 있도록, 웹 기반 프론트엔드 UI를 구성할 필요가 있었다. 초기 프로토타입에서는 기능 검증을 우선으로 하여 검정색 배경 위에 최소한의 버튼만 배치한 단순 UI로 구현하였다. 이후 전시용 완성본에서는 사용성이 더 중요하다고 판단하여, 화이트 톤 배경을 기반으로 실제 신발 애플리케이션과 유사한 깔끔하고 미니멀한 디자인으로 UI를 재구성하였다.

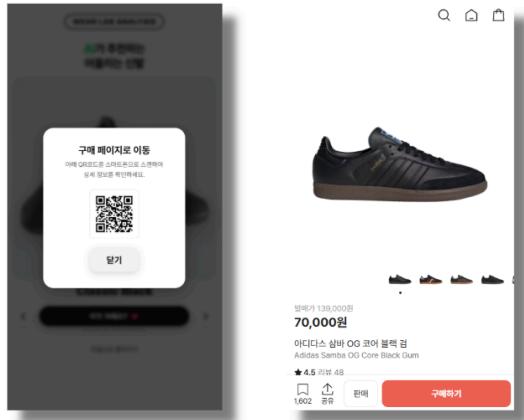


먼저 관람객이 전시 흐름을 어렵지 않게 따라올 수 있도록 사용 방법을 안내하는 인트로 페이지를 구성하였다. 인트로 화면은 간단한 이미지와 짧은 문장으로 핵심 절차를 직관적으로 전달해, 처음 참여하는 사용자도 별도의 설명 없이 이해할 수 있도록 설계하였다.

인트로 이후에는 하단에 설치된 카메라와 연동된 실시간 웹캠 화면이 중앙에 표시되며, 동시에 스캔 진행을 나타내는 애니메이션이 출력된다. 사용자는 이 화면을 보면서 신발이 프레임 안에 정확히 들어오도록 위치를 조정한 뒤 마모도 분석을 진행할 수 있다. 또한 신발이 정상적으로 인식되지 않는 경우에는 재분석을 안내하는 알림 메시지가 표시되도록 하여, 현장 환경에서도 안정적으로 체험이 이어지도록 구성하였다.



마모도 분석 결과는 도넛 그래프로 시각화하고 마모도 수준에 따라 그래프 색상이 달라지도록 설정해 사용자가 상태를 직관적으로 이해할 수 있게 했으며, 결과에 대한 짧은 설명 문구를 함께 제공해 자연스럽게 다음 단계인 색상 기반 신발 추천으로 이어지도록 구성하였다. 이어서 추천 페이지에서는 아디다스 삼바 6가지 컬러 모델을 제공하고, 사용자가 추천된 신발뿐 아니라 다른 색상도 자유롭게 둘러보며 AR로 착용 체험까지 할 수 있도록 설계하였다.



구매 QR창 및 실제 구매페이지

이후 사용자가 마음에 드는 신발을 선택하면 구매 페이지로 이동할 수 있도록 구성하였으며, 구매는 웹에서 제공되는 QR 코드 이미지를 통해 간편하게 연결되도록 했다. 사용자가 QR 코드를 스캔하면 실제 신발을 구매할 수 있는 KREAM 상품 페이지로 바로 이동하도록 연동하였다.

III. 작품 전시

1. 전시 방식 및 구성

본 작품은 관람자가 자연스럽게 체험에 참여할 수 있도록 전시 장소를 복도로 선정하였다. 전시 공간은 신발 마모도 측정과 AR 착화 체험이 순차적으로 이루어질 수 있도록 장비와 요소들을 전면부에 집중 배치하고, 후면에는 브랜드 인지를 강화하는 시각적 요소를 배치하는 구조로 설계하였다.

전면에는 스탠바이미 디스플레이를 설치하여 신발 마모도 측정 화면을 제공하였다. 관람자는 안내된 위치에 서서 자신의 신발 상태를 측정하게 되며, 해당 디스플레이의 시선 높이에 맞춰 배치되어 측정 결과를 직관적으로 확인할 수 있도록 구성되었다. 스탠바이미 하단에는 별도의 모니터를 배치하여, 신발 AR 착화 화면이 동시에 제공되도록 하였다. 이를 통해 관람자는 측정과 착화 체험을 하나의 연속된 흐름으로 경험할 수 있다.

촬영 장비로는 총 두 대의 웹캠을 사용하였다. 하나의 웹캠은 신발 마모도 측정을 위한 촬영용으로, 신발이 가장 안정적으로 인식되는 위치에 고정 설치하였다. 다른 하나의 웹캠은 AR 신발 착화를 위한 촬영용으로, 관람자의 발과 바닥이 명확히 구분되도록 각도와 거리를 고려하여 배치하였다. 두 웹캠은 각각의 역할에 맞게 독립적으로 작동하며, 체험 과정에서 인식 정확도를 높이는 데 기여하였다.

전시 존 바닥에는 인조 잔디를 설치하였다. 이는 단순한 공간 연출 요소가 아니라, AR 신발 인식의 안정성을 확보하기 위한 기능적 장치이다. 바닥 색상이 지나치게 밝을 경우 발 인식이

불안정해지는 문제를 고려하여, 발과 명확히 대비되는 초록색 잔디를 사용함으로써 화면 상에서 발과 바닥의 구분이 잘 이루어지도록 하였다.

전시 공간의 후면에는 대형 검정색 판넬을 설치하고, 그 위에 직접 제작한 아디다스 삼바 포스터를 전면에 배치하였다. 이를 통해 관람자는 멀리서도 해당 공간이 아디다스 삼바를 주제로 한 신발 광고 팝업 전시 존임을 직관적으로 인식할 수 있으며, 전시 공간 전체가 하나의 브랜드 팝업처럼 인식되도록 구성하였다. 이러한 시각적 구성은 관람자의 주의를 효과적으로 끌어들이는 동시에, 전시의 정체성을 명확히 드러내는 역할을 하였다.

2. 전시 결과

본 작품은 전시 환경에서 전반적으로 안정적으로 작동하였다. 초기 실행 시에는 시스템 로딩에 다소 시간이 소요되었으나, 이후에는 장시간 운영에도 문제없이 안정적인 상태를 유지하였으며, 반복적인 체험 과정에서도 기능 저하나 오류 없이 원활하게 작동하였다. 카메라 설치 단계에서 조명 환경과 촬영 위치를 사전에 충분히 고려하여 세팅한 결과, 전시 기간 동안 신발 마모도 측정과 AR 착화 기능 모두 비교적 안정적인 인식 정확도를 유지할 수 있었고, 운영 중 별도의 기술적 이슈나 현장 대응이 필요하지 않았다.



실제 전시작품 체험사진 1



실제 전시작품 체험사진 2

관람자의 전체 체험 시간은 설명을 포함하여 약 5분 이내로 짧게 구성되어 전시 환경에 적합한 흐름을 보였다. 신발 마모도 측정 화면에 체험 방법이 직관적으로 안내되어 있어, 별도의 설명 없이도 다수의 관람자가 체험 과정을 자연스럽게 이해하고 참여할 수 있었다. 특히 신발 마모도

측정 결과에 대해 관람자들은 즉각적인 감정 반응을 보였으며, 마모 수치가 높게 나타날 경우 놀라움이나 아쉬움을, 수치가 낮을 경우 긍정적인 반응을 표현하는 등 체험 결과에 적극적으로 반응하였다.

또한 AR 신발 착화 화면에 대해서는 많은 관람자들이 신기함을 표현하였고, AR 구현 방식과 기술적 구성에 대한 질문이 빈번하게 이어졌다. 더불어 전시 공간 전반에 배치된 아디다스 삼바 포스터는 작품의 시각적 완성도를 높이는 동시에, 해당 공간이 삼바 신발을 중심으로 한 광고 팝업 전시임을 관람자에게 명확히 인식시키는 역할을 하였다.

IV. 결론

1. 작품 및 전시 요약

본 작품은 신발 상태 인식 → 개인화된 색상 추천 → AR 비교 체험 → 최종 선택으로 이어지는 단계적 사용자 흐름을 구축하여, 관람자가 전시 공간에서 자신의 일상적 경험을 출발점으로 디지털 기술을 자연스럽게 체험하고, 나아가 선택과 구매로 이어지는 소비 행동까지 하나의 과정으로 경험하도록 설계하였다. 이를 통해 신발이라는 친숙한 오브제를 매개로 AI 기반 분석, 추천, AR 인터랙션을 유기적으로 연결하며, 기술이 실사용 맥락에서 어떻게 작동하는지 직관적으로 전달한다.

2. 향후 개선 방향 또는 확장 계획

향후 본 작품은 관람자가 체험 공간에 서는 것만으로 신발 마모도 인식뿐 아니라 발 사이즈까지 함께 측정할 수 있는 인공지능 모델을 결합한 형태로 확장될 수 있다. 이는 브랜드나 모델에 따라 발등 높이, 착화감, 사이즈 기준이 서로 다른 신발 특성을 고려한 확장으로, 관람자는 자신의 신발 상태와 더불어 개인의 신체 정보에 기반한 보다 정밀한 추천을 받을 수 있으며, 착화 체험의 현실성과 신뢰도를 한층 높일 수 있다.

나아가 실제 서비스로 확장될 경우, 단순한 체험형 전시에 머무르지 않고, 출시가 임박한 신발을 미리 착화해보고 예약할 수 있는 형태로 발전시킬 수 있다. 출시 예정이거나 재입고를 앞둔 제품을 AR로 선체험한 뒤, 관람자가 원하는 색상과 사이즈를 선택해 사전 예약까지 이어지는 구조로 확장함으로써, 체험과 구매 사이의 간극을 더욱 좁힐 수 있을 것이다. 이를 통해 본 작품은 일회성 체험을 넘어, 소비자의 구매 결정을 실질적으로 지원하는 서비스형 플랫폼으로 발전할 가능성이 있다.

현재는 신발의 외형 이미지만을 기반으로 마모도를 분석하지만, 추후에는 밑창(아웃솔)과 여러 각도의 이미지를 함께 활용해 마모 상태를 더 정밀하게 추정하고, 나아가 사용자의 보행 패턴과 잠재적 문제(체중 분포 불균형, 특정 부위 과마모 등)를 예측하여 개인화된 신발 추천으로 확장할

수 있다. 또한 현재는 평균 색상 유사도를 이용한 단순 색상 기반 추천을 적용하고 있으나, 향후에는 사용자 선호·착용 이력·마모 특성 등을 통합적으로 반영하는 학습 기반 추천 모델을 도입해 보다 정교한 추천 시스템으로 발전시킬 예정이다.