

# 전이 학습을 이용한 패션 스타일 검색 서비스

이병준<sup>1</sup>, 심주용<sup>1</sup>, 이준영<sup>1</sup>, 이성욱<sup>1</sup>

<sup>1</sup>한국교통대학교 컴퓨터정보공학과

qudwms5487@ut.ac.kr, stlaalsdyds@ut.ac.kr, dlwnsdud1232@ut.ac.kr, leesw@ut.ac.kr

## Fashion Search Service Using Transfer Learning

Byeong-Jun Lee<sup>1</sup>, Ju-Yong Sim<sup>1</sup>, Jun-Yeong Lee<sup>1</sup>, Songwook Lee<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Computer Science and Information engineering, Korea National University of Transportation, Uiwang

### 요 약

우리는 전이 학습을 이용하여 원하는 특정 패션 스타일 분류기를 학습하였다. 패션 스타일 검색 결과물을 온라인 쇼핑몰과 연결하는 웹 서비스를 사용자에게 제공한다. 패션 스타일 분류기는 구글에서 이미지 검색을 통해 수집된 데이터를 이용하여 ResNet34[1]에 전이 학습하였다. 학습된 분류 모델을 이용하여 사용자 이미지로부터 패션 스타일을 17가지 클래스로 분류하였고 F1 스코어는 평균 65.5%를 얻었다. 패션 스타일 분류 결과를 네이버 쇼핑몰과 연결하여 사용자가 원하는 패션 상품을 구매할 수 있는 서비스를 제공한다.

### 1. 서론

현대의 소위 MZ세대라고 부르는 젊은 층에서 보이는 가장 큰 특징으로 flex 문화와 남들과 비슷한 무난함을 추구하기보다는 자기 자신을 표현하는 것에 적극적이라는 점이 있다. 특히나 코로나 시대의 3년을 거치며 인터넷을 통한 제품 구매는 생활에 자연스럽게 녹아들었고, 그 시장이 더욱더 커진 사실이 있다. 여기에 더하여 스마트 폰, 태블릿 및 PC 등의 전자기기와 밀접한 생활을 하는 만큼 인터넷 쇼핑몰에 매우 친숙하다는 점과 그러한 기기들을 통해 편의성을 추구한다는 점에 기인하여 사진을 업로드 하면 AI가 사진의 카테고리를 판독하고 해당 카테고리에 속한 제품을 판매하는 쇼핑몰 리스트를 제공하는 검색 서비스를 제안한다. 이러한 시스템은 기존에 백화점 등에서 스마트 미러와 접목된 형태로 찾아볼 수 있다.

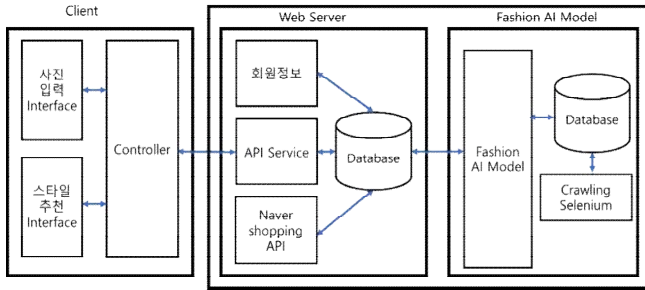
그러나 이는 3d 피팅, 미리보기에 더 초점이 맞추어진 기술들이 주를 이루며 어디까지나 특정 장소에서 사용할 수 있다는 점, 공간을 크게 차지한다는 점 등 쉽게 접근할 수 없다는 단점이 있다. 따라서 우리는 이를 고려하여 웹 페이지의 형태로 어디서든 쉽고 가볍게 접근하여 실생활에서 사용할 수 있는 패션 스타일 검색 서비스를 제안한다.



(그림 1) Fxgear 사의 FXmirror 광고사진

### 2. 패션 스타일 검색 시스템 설계

본 연구는 ResNet34를 베이스로 전이 학습(Transfer learning)[2] 방식을 이용한다. 그림 2는 제안하는 패션 검색 시스템의 구성도를 나타낸다. 그림 2에서와 같이 특정 옷들에 대한 데이터 집합을 수집하여 카테고리를 클래스(특성)로 설정하여 분류하고, 이 특성들에 대한 학습을 진행하여 이미지 판독을 하는 패션 분류 모델과 서버 연동을 위한 백엔드, 사용자에게 제공될 웹 페이지 구성을 위한 프론트엔드, 그리고 쇼핑몰 리스트 및 사용자 정보 등의 데이터를 저장하기 위한 DB의 파트를 작성한 뒤 서로 연결하여 결과적으로 완성된 패션 상품 검색 서비스 페이지를 사용자에게 제공한다.



(그림 2) 패션 검색 시스템 구성도

### 3. 시스템 구현

#### 3.1 구현 도구

개발을 위한 기본 언어로는 Python을 사용하였고 Machine Learning을 위한 가상환경을 구성하기 위하여 Anaconda Python과 함께 학습에 필요한 GPU 환경을 위해 Google Colab을 사용하였다. 서버 프로그램으로는 Flask[3]를, 또 DB는 MySQL을 사용하였으며, 쇼핑몰 정보 구축에는 Naver Open API를 사용하여 네이버 쇼핑몰의 정보를 크롤링한 뒤 갱신하는 코드를 따로 작성하여 해당 코드 작동 시에 데이터를 갱신하는 방식으로 구성하였다. 마지막으로 웹 페이지의 UI를 구성하기 위해 모바일 환경을 고려하여 반응형 웹 서비스를 제공하는 Bootstrap[4]을 사용하였다. 다음 표 1은 개발에 사용된 소프트웨어 도구와 그 버전을 나타낸 표이다.

<표1> 구현에 필요한 도구

도구	용도
Anaconda Python	코딩 가상환경 구성
Google Colab	학습을 위한 GPU 환경 구성
Bootstrap	frontend, 웹 페이지 UI 구성
Flask	server 구성을 위한 Backend
MySQL	데이터 베이스
개발 언어	python 3.9

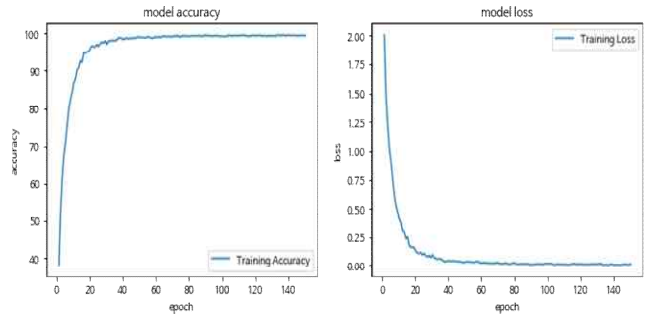
#### 3.2 패션 스타일 분류 모델 학습

학습 데이터 집합을 수집하기 위해 selenium[5]을 이용하여 google 웹 페이지에 있는 이미지 데이터를 무작위로 크롤링하였다. 이렇게 수집된 데이터 집합을 과적합 방지를 위한 학습 집합/검증 집합 비율을 8:2로 나누었다. 각 클래스별 약 300(min: 200 / max: 500)장의 이미지를 각 사용되었으며, 테스트 집합으로는 학습에 사용되지 않

은 별도의 이미지 약 80장이 사용되었다. ResNet34를 이용하여 전이 학습할 때, 에폭(epoch)은 150번, 학습률(learning\_rate)은 0.001, 모멘텀(momentum)은 0.9로 학습을 진행하였고, 학습에 걸린 시간은 약 3시간이다. 그림 3은 패션 스타일 분류 모델의 정확도 및 손실 학습곡선이고, 학습에 사용된 클래스는 총 17개이며 클래스 구성은 아래의 표 2와 같다.

<표2> 클래스 종류 및 기준

분류	클래스
남성복	난방, 셔츠, 정장, 가디건
여성복	원피스, 블라우스, 니트, 가디건
스타일	락시크 룩, 테크 웨어, 애슬레저 룩, 댄디 룩, 프레피 룩
남녀 공용	오버 룩, 린넨 셔츠, 와이드 팬츠, 슬랙스



(그림 3) 패션 스타일 분류 모델 학습곡선

#### 3.3 실험 결과

학습을 종료한 뒤 테스트 데이터로 이미지 분류를 실시했을 때 정확률, 재현율, F1 값을 정리하면 표 3과 같다.

<표3> 각 클래스별 정확도

	Class	Precision	Recall	F1
0	애슬레저 룩	0.632	0.524	0.573
1	댄디 룩	0.349	0.5	0.411
2	프레피 룩	0.64	0.62	0.63
3	락시크 룩	0.634	0.703	0.667
4	테크 웨어	0.815	0.786	0.8
5	블라우스	0.557	0.708	0.623
6	셔츠	0.786	0.591	0.675
7	니트	0.76	0.748	0.754
8	린넨 셔츠	0.508	0.55	0.528
9	난방	0.516	0.589	0.55
10	남성 가디건	0.727	0.577	0.643
11	원피스	0.824	0.792	0.808
12	오버 룩	0.688	0.892	0.777

13	슬랙스	0.736	0.748	0.742
14	정장	0.574	0.675	0.62
15	와이드 팬츠	0.757	0.722	0.739
16	여성 가디건	0.507	0.528	0.517
17	<b>Total Average</b>	<b>0.648</b>	<b>0.662</b>	<b>0.655</b>

테스트 결과 가장 높은 성능을 기록한 클래스는 ‘one-piece-dress’ 항목으로, 0.824의 정확률, 0.792의 재현율 및 0.808의 F1값을 얻었다. 가장 낮은 성능을 기록한 클래스는 ‘Dandy-Look’으로 0.349의 정확률, 0.5의 재현율 및 0.411의 F1 값을 얻었다. 이러한 결과가 발생한 것은 ‘one-piece-dress’는 분류 대상 클래스 중에서 이 클래스의 가장 큰 특징인 “상, 하의가 결합한 치마 형태”와 비슷한 특징을 가진 클래스가 적었기 때문에 비교적 높은 성능을 보인 것으로 분석된다. 낮은 성능의 ‘Dandy-Look’의 경우 다른 남성복 항목들에서 이 클래스와 유사한 특징(‘Preppy-Look’, ‘suit’, ‘Athleisure Look’)을 가진 클래스가 많았기 때문에 비교적 낮은 성능을 얻은 것으로 분석된다. 전반적으로 다른 패션 스타일과 비슷한 스타일을 가지는 패션 클래스인 경우 좀 더 낮은 정확도를 보였다. 그렇지 않고 독창적인 스타일을 가진 패션 클래스는 높은 정확도를 얻은 것으로 분석된다.

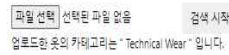
### 3.4 패션 상품 검색 웹페이지

우리는 패션 상품 검색을 위해 이미지 및 키워드 검색 서비스를 제공하며, 이 중 이미지 검색은 3.2절의 패션 스타일 분류 모델이 사용된다. 해당 서비스는 사용자가 이미지를 업로드했을 때 패션 스타일 분류 모델을 호출하여 업로드된 이미지의 패션 스타일을 분류한다. 그림 4는 검색에 사용된 이미지의 예이다. 그림 5는 입력된 이미지의 패션 스타일을 결정 후 사용자에게 비슷한 패션 상품들을 제공하는 웹페이지의 예이다.



(그림 4) 테크웨어 이미지

step 1: 찾아보기 버튼을 누른 후 이미지를 선택해주세요.  
 step 2: 검색 시작 버튼을 눌러주세요.  
 step 3: 이미지를 클릭하면 쇼핑물로 이동합니다.



### 추천 쇼핑물 리스트

이미지보기	제품명	키워드	최저가
	남자 조거팬츠 테크웨어 카고바지	Technical Wear	29000 원
	테크웨어 스트랩 남자 스트리트 조거 팬츠	Technical Wear	8190 원
	남자 카모 카고 작업 바지 윌리타리 견방 워크 전문 번딩 조거팬츠 조커 스핀 테크웨어	Technical Wear	29000 원

(그림 5) 패션 상품 검색 페이지

### 4. 결론 및 향후 과제

우리는 전이 학습을 이용하여 패션 스타일 분류 모델을 학습하고, 이를 이용하여 사용자 입력 이미지의 패션 스타일을 결정하였다. 최종적으로 사용자의 입력 이미지와 동일한 패션 스타일 상품을 온라인 쇼핑몰에서 검색할 수 있는 패션 상품 검색 웹페이지를 설계하였다. 이는 현재 큰 이슈인 “인공지능과 실생활의 결합”을 진행하는 연구라는 점에서 의미를 지닌다.

실험 결과 유사한 특징을 가진 패션 스타일 클래스들 사이에서 분류 성능이 상대적으로 저조한 문제가 있으며, 향후 과제로 패션 이미지의 상의와 하의를 분할하여 분류하는 방법 등의 시도가 필요하다. 현재 패션 스타일 클래스의 종류가 패션 스타일과 옷의 종류 등이 혼재되어 구성되어 있으나 다양한 패션 스타일 데이터의 수집을 통해 더 세분화한 패션 스타일 클래스의 정의가 필요하다.

### 참고문헌

[1] Kaiming He, et al., "Deep Residual Learning for Image Recognition", *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016

[2] M.Tim.Jones, "Repurpose models for new problems with less data for training", IBM Developer article, 2019

[3] "Flask", <https://flask.palletsprojects.com>, Oct. 2022

[4] "Bootstrap", <https://getbootstrap.com>, Oct. 2022

[5] "Selenium", <https://www.selenium.dev>, Oct. 2022