

패션 이미지 데이터를 활용한 딥러닝 기반의 의류속성 분류

(Deep learning-based clothing attribute classification using fashion image data)

정혜선*, 이소영*, 이충권**

(Hye Seon Jeong, So Young Lee, Choong Kwon Lee)

요약

패션 이미지에 포함된 소재, 색상, 핏 등의 속성은 소비자가 의류를 구매하는 데 있어서 중요한 요인이다. 그러나 의류 속성을 분류하는 과정은 많은 인력을 필요로 하고, 작업자의 주관적인 판단에 의존하기 때문에 일관성이 떨어진다. 이러한 문제를 완화하기 위해 인공지능을 활용하여 패션 이미지의 의류 속성을 분류하는 연구가 필요하다. 기존 연구에서는 주로 상의 또는 하의 중 하나의 항목에 대한 의류 속성을 분류하는 것에 초점을 두고 있기 때문에 전신 패션 이미지의 경우에는 상의와 하의의 속성을 동시에 파악할 수 없다는 한계가 있었다. 본 연구는 패션 이미지의 상의와 하의를 구분하여 각 항목의 카테고리화 의류 소재의 속성을 분류할 수 있는 딥러닝 모델을 제안한다. 본 연구에서 딥러닝 모델 ResNet과 EfficientNet를 이용하였고, 학습에 활용한 데이터셋은 패션 이미지 1,002,718 장과 의류 카테고리화 소재 속성을 포함한 라벨 총 125개를 사용하였다. Weighted F1-Score를 기준으로 ResNet은 0.800, EfficientNet는 0.781로 ResNet이 더 우수한 성능을 보였다.

■ 중심어 : 패션 이미지 ; 의류 속성 분류 ; 딥러닝 ; ResNet ; EfficientNet

Abstract

Attributes such as material, color, and fit in fashion images are important factors for consumers to purchase clothing. However, the process of classifying clothing attributes requires a large amount of manpower and is inconsistent because it relies on the subjective judgment of human operators. To alleviate this problem, there is a need for research that utilizes artificial intelligence to classify clothing attributes in fashion images. Previous studies have mainly focused on classifying clothing attributes for either tops or bottoms, so there is a limitation that the attributes of both tops and bottoms cannot be identified simultaneously in the case of full-body fashion images. In this study, we propose a deep learning model that can distinguish between tops and bottoms in fashion images and classify the category of each item and the attributes of the clothing material. The deep learning models ResNet and EfficientNet were used in this study, and the dataset used for training was 1,002,718 fashion images and 125 labels including clothing categories and material properties. Based on the weighted F1-Score, ResNet is 0.800 and EfficientNet is 0.781, with ResNet showing better performance.

■ keywords : Fashion Image ; Clothing Attribute Classification ; Deep Learning ; ResNet ; EfficientNet

I. 서론

온라인 쇼핑 산업이 발달함에 따라 전자상거래가 활성화되면서 패션 이미지의 양도 늘어났다[1-2]. 온라인 상에서 의류는 소비자가 직접 볼 수 없어 구매에 어려움을 느끼기 때문에 패션 이미지에 대한

정보가 더욱 중요하다[3-4]. 패션 이미지는 의류의 카테고리, 소재, 색상, 핏 등의 속성 정보를 소비자에게 제공한다. 이러한 속성 정보는 소비자가 의류를 구매하는 결정 과정에서 중요한 시각적 역할을 한다[5]. 소비자는 온라인에서 의류를 구매할 때 코트, 블라우스, 스커트, 드레스 등의 의류 카테고리화 해당 카테고리에 대한 소재, 색상, 핏 등 다양한 속

* 학생회원, 계명대학교 경영정보학과 석사과정

** 정회원, 계명대학교 경영정보학과 교수

이 논문은 2023년도 한국산업기술진흥원 산업기술기반구축혁신사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (No, P0014711).

접수일자 : 2023년 11월 04일

게재확정일 : 2023년 12월 16일

교신저자 : 이충권 e-mail : cklee@kmu.ac.kr

성들을 고려하는데, 그 중 소재는 소비자가 의류를 선택하는 과정에서 큰 영향을 미치는 주요 속성이다 [6]. 소재는 직관적으로 확인할 수 있는 속성이 아니기 때문에 패션 이미지를 통하여 의류 소재 정보를 올바르게 분류하는 것이 중요하다[7]. 올바르게 분류된 의류 속성은 소비자에게 정확한 정보를 제공하고 의류에 대한 신뢰성을 높이는 중요한 요인이다. 그러나 패션 산업에서 다양한 의류 속성을 분류하는 과정은 많은 인력을 필요로 한다. 또한 개인의 주관적인 판단에 근거하여 속성을 분류하기 때문에 정확성과 일관성이 떨어지는 한계점이 있다[1,8-10].

이러한 문제점을 완화하기 위해 인공지능을 활용하여 의류 속성을 분류하는 연구가 필요하였고, 이에 패션 이미지 데이터를 기반으로 한 의류 속성 분류 연구가 지속적으로 진행되고 있다[11]. Nocentini 등[12]은 Fashion-MNIST 데이터셋을 활용하여 CNN 모델을 기반으로 한 MCNN 모델을 제안하여 의류 및 신발의 카테고리를 분류하였다. Rohrmanstorfer 등[13]은 Google에서 패션 이미지 2,567장을 수집하여 코트, 셔츠, 바지 등 10개의 의류 카테고리를 분류하였다. 조승아 등[14]은 인터넷 쇼핑몰에서 패션 이미지 15,000장을 수집하여 DenseNet121에 적용시켰고 의류 카테고리를 분류하는 분석을 진행하였다. 이소영 등[7]은 섬유와 직물을 구분하여 의류 이미지에서 Vit 알고리즘을 활용해 텍스타일 소재를 분류하는 연구를 진행하였다.

Xu 등[15]은 Fashionpedia, ModaNet, DeepFashion의 패션 데이터셋을 이용하여 Resnet 모델 기반 fashionformer 모델을 제안하였고 카테고리, 핏 등의 의류 속성을 분류 후, 해당 의류에 대한 영역을 출력하였다. Schindler 등[16]은 온라인 쇼핑몰에서 이미지 230,000장을 크롤링 후 CNN 모델을 이용하여 30개의 의류 카테고리를 분류하였다.

이와 같이 패션 이미지를 통해 의류 속성을 분류하는 연구는 꾸준히 진행되고 있다. 그러나 기존 연구에서는 주로 상의 혹은 하의에 대한 속성을 분류하는 데 초점을 두고 있기 때문에 상의와 하의의 두 가지 항목의 의류 속성을 동시에 파악하는 것에는

한계가 있다. 상의의 속성을 식별하고자 할 때, 전신 패션 이미지를 모델에 입력하면 하의의 영향으로 인해 상의의 속성을 파악하는 데 어려움이 발생한다 [1]. 즉, 전신 패션 이미지에서 하의의 비중이 크면 하의의 속성만 분류가 되며 상의의 속성은 알 수 없다. 따라서 본 연구는 패션 이미지의 상의와 하의를 구분하여 의류 속성을 분류할 수 있는 모델을 제안하고자 한다. 본 연구에서는 의류의 카테고리화 소비자가 의류를 구매할 때 중요하게 여기는 소재 속성을 분류하고자 한다. 패션 이미지로부터 의류의 속성을 올바르게 분류하는 것은 소비자에게 정확한 정보를 제공하여 의류에 대한 신뢰성을 높일 수 있다. 또한 패션 산업에서 의류 속성 분류 과정에 소요되는 시간과 비용을 줄임으로써 효율적인 의류 속성 분류가 가능해질 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 패션 이미지 데이터를 활용하여 의류 속성 중 카테고리화 소재 속성을 분류한 기존의 연구를 살펴본다. 3절에서는 본 연구에서 사용된 모델인 ResNet과 EfficientNet에 대하여 소개한다. 4절에서는 패션 이미지의 데이터 수집과 전처리 과정에 대하여 설명한다. 5절에서는 패션 이미지를 통해 카테고리화 소재 속성을 분류한 결과를 설명한다. 6절에서는 패션 이미지의 의류 속성 분류 연구에 대한 결론 및 향후 연구에 대하여 서술한다.

II. 관련 연구

패션 이미지를 통해 의류의 카테고리화 소재 속성을 분류한 연구는 다음과 같이 진행되었다. Shi와 Lewis[17]는 DeepFashion 데이터셋을 기반으로 패션 이미지의 스타일, 카테고리, 의류의 길이, 소재 등을 Faster R-CNN 모델을 사용하여 패션 트렌드를 분석하였다. Zhang 등[18]은 DeepFashion-C 데이터셋을 활용하여 VGG-16 모델을 기반으로 한 TS-FashionNet 알고리즘을 제안하였고, 해당 알고리즘으로 의류의 카테고리, 소재, 모양, 스타일 등을 분류하였다. Wan 등[19]은 DeepFashion 데이터셋을 활용하여 ResNet50 모

델 기반 M2fashion 모델을 제안하였으며 의류의 카테고리, 길이, 소재, 옷의 모양을 분류하였다. Shajini 와 Ramanan[20]는 280,000장의 DeepFashion-C 데이터셋을 사전 훈련된 VGG-16 모델에 활용하여 의류의 카테고리, 소매, 옷깃, 소재 등의 속성을 분류하였다. Kong 등[21]은 Shopping100k 데이터셋을 Vit 모델에 이용하여 의류 카테고리, 소재, 핏, 넥라인 등을 분류하였다. 의류 속성 분류를 진행 후, GAN 모델을 통해 해당 속성을 가진 의류의 이미지를 생성하는 연구를 진행하였다.

이처럼 패션 이미지를 기반으로 의류의 카테고리, 소매 속성을 분류하는 연구는 지속적으로 이루어져 왔다. 그러나 상의나 하의 중 한 가지 항목에만 집중하고 있으며, 패션 이미지에서 상의와 하의를 구분하여 카테고리와 소재를 분류하는 연구는 상대적으로 미비하였다. 따라서 본 연구에서는 패션 이미지를 활용하여 상의와 하의의 카테고리와 소재를 동시에 분류할 수 있는 모델을 제안하고자 한다.

2.1 ResNet

기존의 신경망(Neural Network) 모델은 레이어(Layer)가 깊어질수록 기울기 손실 문제와 과적합 문제가 발생하였다. 이러한 모델 학습의 어려움을 해결하기 위해 He 등[22]은 잔차학습을 활용하여 레이어가 깊어도 가중치를 유지하면서 학습이 이루어질 수 있는 ResNet을 제안하였다. 잔차학습은 최적화가 쉬우며 깊은 레이어에서도 정확도를 향상시킬 수 있다는 특징을 가지고 있다. ResNet을 활용한 ImageNet 데이터셋에서 VGGNet보다 8배 깊은 152개의 레이어를 활용하였고 3.57%의 매우 작은 오차를 보여주었다.

2.2 EfficientNet

모델의 정확도를 높이는 일반적인 방식은 모델의 깊이, 너비, 입력 이미지 크기를 조절하는 것이다. 기존에는 모델의 깊이, 너비, 입력 이미지 크기를 수동으로 조절하였기 때문에 최적의 성능을 보이지 못

했다. Tan 등[23]은 이 세 가지 요소를 효율적으로 조절할 수 있는 혼합 스케일링 방법을 제안하였다. 혼합 스케일링 방법을 적용한 EfficientNet은 이전의 CNN(Convolutional Neural Networks) 보다 훨씬 뛰어난 정확도와 효율성을 보여준다. 특히 EfficientNetB7은 CNN보다 8.4배 작고 6.1배 빠른 연산속도로 ImageNet 데이터셋에서 84.3%의 top-1 정확도를 보여주었다.

III. 연구 방법론

3.1 사용 모델

패션 이미지를 통해 의류 속성을 분류하는 연구를 진행하기 위하여 ResNet과 EfficientNet을 활용하였다. ResNet은 잔차학습을 활용하여 기존의 CNN보다 더 깊은 레이어에서 학습이 가능하며 레이어 깊이의 정도에 따라 ResNet50, ResNet101, ResNet152으로 나뉜다[24]. ResNet의 잔차학습의 기본 구조는 입력 x 가 들어왔을 때, Short-cut connection을 활용하여 바로 $F(x)+x$ 로 출력시키는 구조로 이루어져 있다. 해당 구조는 파라미터의 수가 증가하지 않고 레이어와 레이어 사이를 건너뛰어 연산하기 때문에 추가적인 파라미터와 복잡한 연산이 필요하지 않아 학습시간이 단축된다[25].

본 연구에서는 사전 훈련된 ResNet50를 활용하였다. ResNet50의 레이어에서 마지막 분류층 레이어(Classification Layer)를 제거하고 이미지의 피쳐(Feature)를 추출할 수 있도록 나머지 레이어들은 유지하였다. 마지막 분류층에는 의류 항목(아우터, 상의, 하의, 원피스)의 각 카테고리와 소재에 대한 분류층 레이어를 생성하였다. 각 분류층은 배치 정규화를 거치며 이후 드롭아웃을 0.3으로 설정하여 과적합을 방지하고자 하였다. 이후 두 개의 선형 레이어를 활용하고 첫 번째 레이어에서는 128개의 뉴런으로 변환 후 ReLU 활성화 함수를 거치도록 하였다. 이후 두 번째 레이어에서도 128개의 뉴런을 각 의류 항목별 카테고리와 소재의 클래스 수에 맞도록 매핑하였다.

EfficientNet은 모델의 깊이, 너비, 입력 이미지의

크기를 효율적으로 조절하는 혼합 스케일링 방법을 도입한 구조다. 이 방법에서는 깊이, 너비, 입력 이미지 크기의 세 가지 주요 요소를 동시에 최적화하여 스케일링(Scaling)한다. 혼합 스케일링 방식은 사용자가 지정한 계수인 ϕ 를 중심으로 이루어지고 깊이는 α^ϕ , 너비는 β^ϕ , 입력 이미지의 크기는 γ^ϕ 로 조절된다. 이러한 스케일링 요소들은 특정 조건을 만족시켜야 한다. 특정 조건은 $\alpha \cdot \beta \cdot \gamma \approx 2$ 이고 α, β, γ 는 모두 1 이상의 값을 가져야한다[23]. EfficientNet에서는 모델의 레이어 깊이, 너비, 입력 이미지의 크기 정도에 따라 EfficientNetB0에서 EfficientNetB7로 나뉘며, 본 연구에서는 사전 훈련된 EfficientNetB0를 활용하였다. 분류층 레이어에 대한 구성은 앞서 언급한 ResNet50과 동일하게 진행하였다.

3.2 연구 과정

본 연구에서는 패션 이미지에서 상의 및 하의의 속성을 분류하기 위해 ResNet50과 EfficientNetB0를 활용하였다. 분류 모델에 사용되는 데이터셋에서 특정 클래스가 상대적으로 많으면 클래스 불균형 문제가 발생한다. 클래스 불균형 문제는 다른 클래스에 대한 분류 성능에 영향을 주게 된다. 해당 문제를 보완하기 위해 각 클래스에 가중치(Weight)를 부여하는 방법을 활용하였다. 클래스의 평균 샘플 수를 계산하고 이를 각 클래스의 샘플 수로 나누어 가중치를 계산하였다. 계산된 가중치는 손실 함수를 계산할 때 사용되면서 각 클래스가 모델에 고르게 학습될 수 있도록 조정된 후 학습을 진행하였다. 각 모델에 대한 성능은 Weighted F1-Score를 사용하여 모델에 대한 성능을 비교하였다.

IV. 연구 설계

4.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서 사용되는 이미지 데이터는 AI-Hub에서 제공된 ‘K-Fashion 이미지’ 데이터셋을 활용하였다. 해당 데이터는 1,088,781장의 이미지와 아우터, 상의, 하의, 원피스 항목에 대한 각각의 카테고리, 소재, 색상 등의 의류 속성 정보가 담겨있는 데이터로 구성되어 있다. 본 연구에서는 의류의 카테고리

와 소비자가 의류 구매에 큰 비중을 차지하고 있는 소재를 중심으로 의류 속성을 분류하고자 한다. 데이터내 카테고리

와 소재에서 결측치가 포함된 데이터 86,063개를 제거하여 총 1,002,718장을 사용하였고 이 중에서 919,438장을 Training 데이터셋, 83,280장을 Test 데이터셋으로 활용하였다. 데이터셋에서 클래스 불균형은 모델의 성능에 영향을 미칠 수 있다. 본 연구에서는 클래스 불균형 문제를 완화시킬 수 있는 방법 중 하나로, 클래스별 가중치를 활용하였다. 데이터셋의 각 클래스의 샘플 수를 파악하고 이를 바탕으로 전체 클래스의 평균 샘플 수를 확인한다. 그 후, 각 클래스의 가중치는 전체 클래스의 평균 샘플 수를 해당 클래스의 샘플 수로 나누어서 계산하여 도출한다. 도출된 각 클래스의 가중치는 손실 함수에 적용되어 모델의 출력과 실제 라벨 간의 차이를 계산한다. 이후에 각 클래스별로 계산된 손실(Loss)을 합산하여 총 손실 값을 도출하였고 이를 모델 학습에 반영하였다.

모델 학습에 사용되는 라벨은 표 1과 같다. 아우터, 상의, 하의, 원피스의 카테고리 라벨의 수는 25개이며 아우터, 상의, 하의, 원피스의 소재 라벨의 수는 100개로, 총 125개의 라벨을 활용하였다.

표 1. 항목별 카테고리, 소재 속성 라벨 종류

항목	속성	라벨
아우터	카테고리	Coats, Jackets, Jumpers, Paddings, Vests, Cardigan, Zipup, None
상의		Tops, Blouses, T-shirts, Knitwear, Shirts, Bratop, Hoody, None
하의		Jeans, Pants, Skirts, Leggings, Jogger pants, None
원피스		Dresses, Jumpsuits, None
아우터, 상의, 하의, 원피스	소재	Fur, Mouton, Suede, Hair knit, Corduroy, Sequin/Glitter, Denim, Jersey, Knit, Lace, Linen, Mesh, Fleece, Neoprene, Silk, Spandex, Tweed, Velvet, Vinyl/Pvc, Wool/Cashmere, Jacquard, Leather, Chiffon, Woven, None

4.2 검증 방법론

본 연구는 모델에 패션 이미지를 입력했을 때, 각

항목별로 의류 속성 라벨을 분류하는 형태로 진행되었다. 예를 들어, 패션 이미지에서 아우터와 원피스를 착용한 이미지인 경우에는 상의와 하의의 라벨은 None 값으로 출력되는 형태로, 항목별로 속성에 대한 라벨을 분류하는 형태로 구성되어 있다.

표 2의 혼동행렬은 모델의 성능을 평가하는 데 활용되는 행렬이다[26]. 본 연구에서는 사용된 모델인 ResNet과 EfficientNet의 성능을 평가하기 위해 혼동행렬의 Weighted F1-Score 지표를 사용하였다.

표 2. 혼동행렬(Confusion Matrix) 구조

		Prediction Class	
		Positive	Negative
True Class	Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	Negative	FN (False Negative)	TN (True Negative)

본 연구는 항목-속성을 기반으로 8개의 분류기를 하나의 모델에 적용한 구조이기 때문에 아우터-카테고리, 상의-카테고리, 하의-카테고리, 원피스-카테고리, 아우터-소재, 상의-소재, 하의-소재, 원피스-소재로 8개의 독립적인 혼동행렬을 생성하였다. 아우터의 카테고리의 실제값이 'Coats'인 경우 TP(True Positive)는 모델이 정확하게 'Coats'로 예측하여 올바르게 분류를 한 경우이다. TN(True Negative)은 'Coats'가 아닌 이미지에서 모델이 'Coats'로 분류하지 않은 경우이다. FP(False Positive)는 'Coats'가 아닌 이미지에서 모델이 'Coats'라고 분류한 경우를 의미하며 FN(False Negative)은 'Coats'인 이미지에서 'Coats'가 아닌 다른 클래스로 분류한 경우를 의미한다[27]. 해당 혼동행렬 구조를 기반으로 정밀도(Precision)와 재현율(Recall)을 계산하고, 이를 통해 F1-Score를 도출하였다.

정밀도(Precision)는 모델이 올바른 클래스로 예측한 것 중에 실제로도 해당 클래스인 비율을 나타낸 지표다. 정밀도 계산은 식(1)과 같다.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

재현율(Recall)은 실제 클래스 중에서 모델이 해당 클래스로 예측한 비율로 나타낸 지표이다. 재현율 계산은 식(2)와 같다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

F1-Score는 정밀도와 재현율의 조화 평균으로 사용되는 지표이다. F1-Score 계산은 식(3)과 같다.

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

Weighted F1-Score는 각 클래스의 중요도나 샘플의 수를 고려하여 전체 성능을 평가하는 지표이다. Weighted F1-Score 계산은 식(4)와 같다.

$$Weighted F1-Score = \sum_{i=1}^N w_i \times F1-Score_i \quad (4)$$

각 분류기별로 Weighted F1-Score를 추출한 후 평균을 구하여 최종 모델의 Weighted F1-Score를 도출하였다.

V. 연구 결과

본 연구에서는 패션 이미지로부터 ResNet50과 EfficientNetB0을 활용하여 카테고리 속성과 소재 속성을 분류하는 모델을 제안하고자 하였다. 데이터셋의 클래스 불균형 문제를 완화하기 위해 클래스별 가중치를 계산한 후 학습에 적용하였다. 표 3은 활용한 모델의 Test 데이터셋에 대한 의류 속성 분류 성능을 나타낸 Weighted F1-Score 지표이다. EfficientNetB0의 Weighted F1-Score는 0.781이고, ResNet50의 Weighted F1-Score는 0.800으로, ResNet50의 Weighted F1-Score가 0.019 더 높았다.

표 3. 모델별 Weighted F1-Score

모델	Weighted F1-Score
ResNet50	0.800
EfficientNetB0	0.781

EfficientNet보다 뛰어난 성능을 보인 ResNet을 활용하여 의류 속성을 올바르게 예측한 정분류 샘플 이미지는 그림 1과 같다. 표 4는 그림 1에 대한 의류

속성 분류 결과이다. 아우터의 카테고리는 Vests, 아우터의 소재는 Knit, 하의 카테고리는 Jeans, 하의의 소재는 Denim으로 모두 올바르게 분류하였다.



그림 1. 정분류 샘플 이미지 (1)

표 4. 그림 1에 대한 의류 속성 분류 결과

	True	Pred
아우터 카테고리	Vests	Vests
아우터 소재	Kint	Kint
하의 카테고리	Jeans	Jeans
하의 소재	Denim	Denim

의류 속성을 올바르게 예측한 두 번째 정분류 샘플 이미지는 그림 2와 같다. 표 5는 그림 2에 대한 의류 속성 분류 결과이다. 원피스의 카테고리는 Dresses, 원피스의 소재는 Woven으로 모두 올바르게 분류하였다.



그림 2. 정분류 샘플 이미지 (2)

표 5. 그림 2에 대한 의류 속성 분류 결과

	True	Pred
원피스 카테고리	Dresses	Dresses
원피스 소재	Woven	Woven

모델이 의류 속성을 잘못 예측한 오분류 샘플 이미지는 그림 3과 같다. 표 6은 그림 3에 대한 의류 속성 분류 결과이다. 상의 카테고리는 T-shirt로 올바르게 예측하였으나 상의 소재에서는 모델이 Woven으로 잘못 분류되었다. 이외의 하의 카테고리는 Skirt, 하의 소재는 Woven으로 올바르게 분류하였다.



그림 3. 오분류 샘플 이미지 (1)

표 6. 그림 3에 대한 의류 속성 분류 결과

	True	Pred
상의 카테고리	T-shirt	T-shirt
상의 소재	Jersey	Woven
하의 카테고리	Skirt	Skirt
하의 소재	Woven	Woven

모델이 의류 속성을 잘못 예측한 두 번째 오분류 샘플 이미지는 그림 4와 같다. 표 7은 그림 4에 대한 의류 속성 분류 결과이다. 상의 카테고리는 Blouse, 하의 카테고리는 Pants, 하의 소재는 Woven으로 올바르게 분류하였으나, 상의 소재에서는 모델이 Woven으로 잘못 분류되었다. 표 6, 표 7에 대한 오분류 결과는 모델이 패션 이미지에서 명확하게 드러나지 않는 소재 속성일 경우에는 정확하게 예측하는데 어려움이 있다는 것을 나타낸다.



그림 4. 오분류 샘플 이미지 (2)

표 7. 그림 4에 대한 의류 속성 분류 결과

	True	Pred
상의 카테고리	Blouse	Blouse
상의 소재	Linen	Woven
하의 카테고리	Pants	Pants
하의 소재	Woven	Woven

VI. 결론

패션 이미지는 의류의 카테고리, 소재, 색상 등의 의류 속성 정보를 소비자에게 제공한다. 이러한 의류 속성은 소비자가 온라인에서 의류를 구매할 때 중요한 역할을 한다. 올바르게 분류된 의류 속성은

소비자에게 정확한 정보를 제공하고, 정확한 정보는 소비자의 의류 구매 결정 과정에서 신뢰성을 높이는 중요한 요인이 된다. 특히 의류 속성 중 소재는 패션 이미지에서 직관적으로 확인할 수 있는 속성이 아니기 때문에 식별이 어렵다. 이로 인해 올바르게 소재 속성을 분류하는 과정은 패션 산업에서 중요하다. 패션 산업에서 의류 속성을 분류하는 과정은 많은 인력이 필요하며 작업자 개인의 주관이 들어가기 때문에 일관성이 떨어지는 한계가 있다. 일관성이 떨어지는 문제점을 완화하기 위해 다양한 의류 속성을 분류하는 연구가 진행되어왔다. 기존 연구에서는 주로 상의 또는 하의 중 하나의 항목에 대한 의류 속성을 분류하기 때문에 전신 패션 이미지의 경우에는 상의와 하의의 속성을 동시에 파악하는 것에는 한계가 있었다. 이러한 한계를 극복하고자 본 연구는 패션 이미지에서 상의와 하의를 구분하여 카테고리화 소재 속성을 분류할 수 있는 딥러닝 모델을 제안하였다.

본 연구에서는 패션 이미지에서 상의 및 하의의 카테고리화 소재를 동시에 분류하기 위해 사용한 모델은 ResNet50과 EfficientNetB0이었다. ResNet50과 EfficientNet의 성능을 Weighted F1-Score를 기준으로 비교한 결과, ResNet50은 0.800, EfficientNetB0은 0.781로, ResNet50의 성능이 EfficientNetB0보다 0.019 더 우수한 성능을 보였다. 뛰어난 분류 성능을 보인 ResNet50의 Test 데이터셋에 대해 정분류 샘플 이미지와 오분류 샘플 이미지를 추출하였다. 패션 이미지에서 명확하게 드러나는 의류 속성일 경우에는 모델의 예측력이 뛰어난 편이었지만 속성이 불분명한 경우에는 모델의 예측력 떨어진다는 한계점이 있었다. 향후 연구에서는 더 다양한 패션 이미지 데이터를 확보하면 모델의 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 예상된다.

본 연구는 상의와 하의의 속성을 개별적으로 분류하는 기존 연구와는 달리, 상의와 하의의 속성을 동시에 분류하는 방향으로 진행되어, 의류 속성 분류 분야 연구에 학문적 의의를 준다. 또한 제안된 모델을 통해 올바르게 분류된 의류 속성은 소비자에게

정확한 정보를 제공할 수 있다. 또한 패션 산업에서 소요되는 시간과 비용을 절감함으로써 효율적인 의류 속성 분류가 가능해질 것이다.

REFERENCES

본 논문은 2023년 한국경영정보학회 추계학술대회에서 발표한 논문(초록)을 수정·보완한 것임

- [1] Z. He, Y. Li, X. Shi, P. Li, and W. Huang, "Multi-Deep Features Fusion Algorithm for Clothing Image Recognition," *In 2020 8th International Conference on Digital Home*, pp. 104-109, Sep. 2020.
- [2] 이수민, 오성찬, 정찬호, 김창익, "딥러닝을 이용한 시각적 의류 분석 기술: 서베이," *한국통신학회논문지*, 제45권, 제7호, 1174-1182쪽, 2020년 7월
- [3] A. Nestler, N. Karessli, K. Hajjar, R. Weffer, and R. Shirvany, "Sizeflags: reducing size and fit related returns in fashion e-commerce," *In Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data* pp. 3432-3440, Aug. 2021.
- [4] 박혜령, 박미령, "코로나 19 상황에서 온라인 쇼핑 물의 품질요인이 패션제품 구매자의 행동의도에 미치는 영향," *한국산학기술학회논문지*, 제24권, 제8호, 615-623쪽, 2023년 8월
- [5] Y. Chun, C. Wang, and M. He, "A novel clothing attribute representation network-based self-attention mechanism," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 201762-201769, Nov. 2020.
- [6] 김인화, 박명자, "패션소재이미지에 따른 직물감성의 인지-직물의 시각적 촉감을 중심으로," *한국의 상디자인학회지*, 제22권, 제1호, 97-111쪽, 2020년 2월
- [7] 이소영, 정혜선, 최윤성, 이충권, "딥러닝을 이용한 의류 이미지의 텍스타일 소재 분류," *스마트미디어 저널*, 제12권, 제7호, 43-51쪽, 2023년 8월
- [8] P. S. Rajput, S. Aneja, "IndoFashion Apparel Classification for Indian Ethnic Clothes," *In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 3935-3939, Sep. 2021.
- [9] S. Pecenkova, N. Karessli, and R. Shirvany, "Fitgan: fit-and shape-realistic generative adversarial networks for fashion," *In 2022 26th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 3097-3104, Aug. 2022.
- [10] A. Nayak, J. Shah, A. Kuruvilla, J. Akshaya, and B. J. Sandesh, "Fine-grained Fashion Clothing Image Classification and Recommendation," *In 2021 2nd International*

Conference on Electronics, Communications and Information Technology, pp. 600–606, Dec. 2021.

- [11] 김형숙, 이종혁, 이현동, “인공지능 기반 개인 맞춤형 의류 추천 서비스 개발” *스마트미디어저널*, 제10호, 제1호, 116–123쪽, 2021년 3월
- [12] O. Nocentini, J. Kim, M. Z. Bashir, and F. Cavallo, “Image classification using multiple convolutional neural networks on the fashion-MNIST dataset,” *Sensors*, Vol. 22, no. 23, pp. 9544, Dec. 2022.
- [13] S. Rohrmanstorfer, M. Komarov, and F. Mödritscher, “Image classification for the automatic feature extraction in human worn fashion data,” *Mathematics*, Vol. 9, no. 6, pp. 624, Mar. 2021.
- [14] 조승아, 이하영, 장해림, 김규리, 이현지, 손봉기, 이재호, “비정형 패션 이미지 검색을 위한 MASK R-CNN 선형처리 기반 CNN 분류 학습모델 구현,” *한국산업정보학회논문지*, 제27권, 제6호, 13–23쪽, 2022년 12월
- [15] S. Xu, X. Li, J. Wang, G. Cheng, Y. Tong, and D. Tao, “Fashionformer: A simple, effective and unified baseline for human fashion segmentation and recognition,” *In European Conference on Computer Vision*, pp. 545–563, Oct. 2022.
- [16] A. Schindler, T. Lidy, S. Karner, and M. Hecker, “Fashion and apparel classification using convolutional neural networks,” *arXiv preprint arXiv:1811.04374*, Nov. 2018.
- [17] M. Shi, and V. D. Lewis, “Using artificial intelligence to analyze fashion trends,” *arXiv preprint arXiv:2005.00986*, May 2020.
- [18] Y. Zhang, P. Zhang, C. Yuan, and Z. Wang, “Texture and shape biased two-stream networks for clothing classification and attribute recognition,” *In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 13538–13547, Aug. 2020.
- [19] Y. Wan, C. Yan, B. Zhang, and G. Zou, “Learning Image Representation via Attribute-Aware Attention Networks for Fashion Classification,” *In MultiMedia Modeling: 28th International Conference (MMM)*, pp. 69–81, Phu Quoc, Vietnam, Jun. 2022.
- [20] M. Shajini, and A. Ramanan, “A multi-staged feature-attentive network for fashion clothing classification and attribute prediction,” *ELCVIA: Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, Vol. 20, no. 2, pp. 83–100, Dec. 2021.
- [21] C. Kong, D. Jeon, O. Kwon, and N. Kwak, “Leveraging off-the-shelf diffusion model for multi-attribute fashion image manipulation,” *In*

Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, pp. 848–857, Feb. 2023.

- [22] K. HE, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 770–778, Jun. 2016.
- [23] M. Tan, and Q. Le, “Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” *In International conference on machine learning*, pp. 6105–6114, May 2019.
- [24] 유수빈, 조정화, 반상우, “CWRU 데이터셋을 이용한 ResNet 기반의 베어링 결함 진단 모델 구현,” *대한전자공학회 학술대회*, 655–657쪽, 2021년 11월
- [25] 조장훈, 방준호, 유정훈, 선로빈, “단락흔 및 용융흔 판별을 위한 CNN 과 Resnet 알고리즘 비교 분석,” *대한전기학회 학술대회 논문집*, 1991–1992 쪽, 2021년 7월
- [26] 남은수, 이충권, 최윤성, “딥러닝을 이용한 직물의 결함 검출에 관한 연구,” *스마트미디어저널*, 제11권, 제11호, 92–98쪽, 2022년 12월
- [27] A. E. Maxwell, and T. A. Warner, “Thematic classification accuracy assessment with inherently uncertain boundaries: An argument for center-weighted accuracy assessment metrics,” *Remote Sensing*, Vol. 12, no. 12, pp. 1905, Jun. 2020.

저자 소개



정혜선(학생회원)

2022년 계명대학교 경영정보학과 졸업.
2023년-현재 계명대학교 경영정보학과 석사과정 재학.
<주관심분야 : 인공지능, 게임 빅데이터>



이소영(학생회원)

2022년 계명대학교 경영정보학과 졸업.
2023년-현재 계명대학교 경영정보학과 석사과정 재학.
<주관심분야 : 빅데이터, 인공지능>



이충권(정회원)

1995년 계명대학교 경영정보학과 졸업
1999년 Southeast Missouri State University MBA 졸업
2003년 University of Nebraska-Lincoln 경영학박사 졸업
2003-2006년 Georgia Southern University 조교수
<주관심분야 : 빅데이터, IT 인력>