

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.6.867>

JCCT 2022-11-107

# 신제품 개발을 위한 GAN 기반 생성모델 성능 비교

## Performance Comparisons of GAN-Based Generative Models for New Product Development

이동훈\*, 이세훈\*\*, 강재모\*\*\*

Dong-Hun Lee\*, Se-Hun Lee\*\*, Jae-Mo Kang\*\*\*

**요약** 최근 빠른 유행의 변화 속에서 디자인의 변화는 패션기업의 매출에 큰 영향을 미치기 때문에 기업들은 신제품 디자인 선택에 신중할 수밖에 없다. 최근 인공지능 분야의 발달에 따라 패션시장에서도 소비자들의 선호도를 높이기 위해 다양한 기계학습을 많이 활용하고 있다. 우리는 선호도와 같은 추상적인 개념을 수치화함으로써 신제품 개발에 신뢰성을 높이는 부분에 기여하고자 한다. 이를 위해 3가지 적대적 생성 신경망(Generative adversarial network, GAN)을 통하여 기존에 없는 새로운 이미지를 생성하고, 미리 훈련된 합성곱 신경망(Convolution neural network, CNN)을 이용하여 선호도라는 추상적인 개념을 수치화시켜 비교하였다. 심층 컨볼루션 적대적 생성 신경망(Deep convolutional generative adversarial network, DCGAN), 점진적 성장 적대적 생성 신경망(Progressive growing generative adversarial network, PGGAN), 이중 판별기 적대적 생성 신경망(Dual Discriminator generative adversarial network, D2GAN)의 3가지 방법을 통해 새로운 이미지를 생성하였고, 판매량이 높았던 제품으로 훈련된 합성곱 신경망으로 유사도를 비교, 측정하였다. 측정된 유사도의 정도를 선호도로 간주하였으며 실험 결과 D2GAN이 DCGAN, PGGAN에 비해 상대적으로 높은 유사도를 보여주었다.

**주요어** : 딥러닝, GAN, DCGAN, Progressive GAN, D2GAN, CNN, 패션

**Abstract** Amid the recent rapid trend change, the change in design has a great impact on the sales of fashion companies, so it is inevitable to be careful in choosing new designs. With the recent development of the artificial intelligence field, various machine learning is being used a lot in the fashion market to increase consumers' preferences. To contribute to increasing reliability in the development of new products by quantifying abstract concepts such as preferences, we generate new images that do not exist through three adversarial generative neural networks (GANs) and numerically compare abstract concepts of preferences using pre-trained convolution neural networks (CNNs). Deep convolutional generative adversarial networks (DCGAN), Progressive growing adversarial networks (PGGAN), and Dual Discriminator generative adversarial networks (DANs), which were trained to produce comparative, high-level, and high-level images. The degree of similarity measured was considered as a preference, and the experimental results showed that D2GAN showed a relatively high similarity compared to DCGAN and PGGAN.

**Key words** : Deep Learning, GAN, DCGAN, Progressive Growing GAN, D2GAN, CNN, Fashion

\*준회원, 경북대학교 인공지능학과 석사과정 (제1저자)

\*\*준회원, 경북대학교 인공지능학과 석사과정 (참여저자)

\*\*\*정회원, 경북대학교 인공지능학과 조교수 (교신저자)

접수일: 2022년 10월 11일, 수정완료일: 2022년 10월 28일

게재확정일: 2022년 11월 4일

Received: October 11, 2022 / Revised: October 28, 2022

Accepted: November 4, 2022

\*\*\*Corresponding Author: jmkang@knu.ac.kr

Dept. of A.I, Kyungpook National Univ, Korea

## I. 서론

글로벌 시장조사기관인 MarketsandMarkets™(2019)에 따르면 글로벌 패션 시장에서 인공지능을 활용한 기술의 규모는 2019년 \$228million(약 2,550억 원) 정도로 추산되지만, 2024년에는 \$1,226million(1조 4천억 원)으로 급성장해 연평균 성장률이 40.8%에 달할 것으로 예상된다 [1].

패션 업계가 COVID-19로 인하여 오프라인 시장의 형태에서 소비자의 수요를 충족하기 위한 다양한 비대면 서비스의 형태로 변화함에 따라 보다 많은 데이터를 얻게 되었으며 이를 기반으로 인공지능 기술을 접목시키기가 용이해졌다 [2].

시장에서 활용되는 대표적인 인공지능 기술은 머신러닝으로서 사람의 뇌 구조를 모방한 인공지능경망 및 딥러닝이 있다. 이러한 딥러닝은 패션과 같은 디자인 기반의 상품에 대해 형태와 색상 등이 유사한 상품을 고객에게 추천하거나, 추천한 제품을 비슷한 고객이나 상황에 도움이 될 수 있도록 이미지를 자동으로 분류하는 데에 쓰이고 있다 [3].

특히 이미지를 분석하는 데에는 많은 연산량과 컴퓨터 자원이 필요하며 이처럼 많은 이미지의 분석을 하는 작업에 있어 다양한 합성곱 신경망은 이미지를 자동으로 학습한 뒤 분석하고, 제품이 가지고 있는 특징을 효과적으로 분류하고 인식하는데 효과적이다 [4].

이러한 기술을 다양한 소비자들의 취향이 반영된 이미지 데이터를 학습시키는데 이용함으로써 분석된 결과를 토대로 고객의 감성과 같은 추상적인 부분을 수치화하거나 측정하고 다른 소비자들에게 추천하는데 활용된다 [5].

이처럼 기존에는 정확한 기준이나 수치값으로 표현되기 힘들었던 감성과 같은 심리적인 요인으로부터 기인하는 부분을 측정하고 분석하여 원하는 결과를 도출하는 데 도움이 된다 [6].

최근에는 소비자들의 데이터를 활용하여 여러 패션 아이템의 조합을 카테고리로 분류하고 추천해 주며, 딥러닝의 계속된 학습을 통하여 고객의 선호도를 높이기 위한 기술들이 사용되고 있으며, 좋은 결과를 보여주고 있다 [7].

본 논문에서 3가지 GAN을 사용해 기존에 없는 제품 이미지를 생성하고 CNN을 통하여 인기 있는 제품과의

유사도를 토대로 선호도를 측정함으로써 각각의 성능을 비교해 보았다.

2절에서는 비지도 학습을 이용한 패션시장의 기존 연구에 대해 알아보고, 3절에서는 선호도를 비교 분석하기 위해 사용한 연구 모델과 방법을 소개한다. 4절에서는 3절에서 소개한 모델의 실험 결과를 보여주고 결과를 분석하며, 5절에서는 연구 모델에 대한 평가 및 향후 과제에 대해 서술한다.

## II. 선행 연구

제품의 가격과 이미지, 사용자의 과거 선호도와 경험과 같은 다양한 사용자의 심리와 제약조건에 따라 정확한 추천을 하기 위한 연구가 활발히 이어지고 있다 [8].

이미지 데이터를 분류하고자 하는 클래스에 따른 데이터의 분포가 균일한 데이터셋이 이상적이지만, 대부분의 경우 불균형한 분포를 가지므로 제대로 분류하지 못하는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 GAN 알고리즘을 활용하여 데이터 수의 균형을 맞추는 오버 샘플링 기법을 제안하였다. 실험을 통해 GAN을 활용한 오버 샘플링 기법이 효과가 있음을 보이고 기존 오버 샘플링 기법들과 비교하여 기존 기법들보다 우수함을 입증하였다 [9].

또한 데이터가 부족한 경우에도 GAN과 같은 알고리즘으로부터 생성된 이미지 데이터가 유의미한 결과를 가지는 것을 증명하였고, 더불어 적절한 데이터 증강(Data augmentation)이 모델 성능 향상에 도움이 된다는 것을 보여주었다. 하지만 GAN 기반의 알고리즘에는 모드 붕괴(Mode collapse)와 같은 문제를 해결할 수 있는 추가 연구가 필요함을 확인하였다 [10].

이미지가 가지는 특징 추출을 위해 합성곱 신경망이 주로 사용되지만, 이미지의 스케일의 차이, 너무 많은 연산과 같은 요인은 과적합(Over fitting)이 되는 경향을 보였다 [11].

## III. 연구 방법

### 1. 데이터셋

본 논문에서 사용되는 데이터는 시계 이미지를 사용하였으며, 룰렉스 공식 홈페이지에서 이미지 데이터를 수집하였다. 이미지의 크기와 정렬에 대한 전처리를 진행

하였다. 모든 이미지의 크기는 64\*64 크기로 고정하였으며, 또한 실험 결과의 향상을 위하여 Data Augmentation을 사용하였다. 기법은 Keras의 ImageDataGenerator 모듈을 사용하여 좌우 반전(Flip), 확대(Zoom), 밝기 조절(Bright), RGB 변환(Channel Shift), 정규화(Normalization)의 무작위 조합으로 기존의 데이터와 Augmentation이 적용된 이미지의 비율을 5:5로 사용하였으며, 데이터의 총 개수에는 변함이 없다.

제품은 2가지 범주로 나뉘며, 시간의 기능만을 지닌 Classic 범주와 스톱워치 기능, 심해 방수 기능 등 시간 이외에 특수한 기능을 가진 Professional 범주로 나뉜다. 2019. 4. 5 ~ 2022. 3. 1까지의 각 범주별 제품명과 종류, 판매량은 표 1에 나타난 바와 같다.

표 1. 데이터의 클래스와 클래스별 수량  
 Table 1. Class of data and quantity by class

범주	상품명	종류	누적 판매량
Classic	Datejust	2563	22901
	Lady datjust	1721	11350
	Day date	897	822
	Oyster perpetual	29	908
	Sky dweller	76	721
	Celine	13	102
Professional	Daytona	123	304
	Gmt master2	54	671
	Submariner	15	809
	Yatch master	12	203
	Yatch master2	5	304
	Explorer	2	101
	Explorer2	2	107
	Seadweller	2	121
	Deap sea	1	89
	Air king	1	73

## 2. 딥러닝 모델

GAN 알고리즘별로 성능 비교를 위해 각각의 알고리즘별로 기존의 없던 새로운 제품 이미지를 생성하였다. 또한 생성된 이미지가 선호도를 반영하고 있는 정도를 측정하기 위하여 합성곱신경망(CNN)을 통한 유사도를 측정하였으며 과정은 아래의 그림 1과 같다.

성능 최적화를 위해 10회 이상의 실험을 거쳐 하이퍼 파라미터(Hyper-parameter)의 값을 튜닝 하였고,

그 값은 아래와 같이 모든 모델에 동일하게 설정하였다.

- 배치사이즈(batch\_size): 128
- 이미지사이즈(image\_size): 64
- 이미지의 채널 수(image channel): 3
- 노이즈 벡터의 차원(dimension of noise vector): 100
- 에포크(epochs): 10회
- 학습률(Learning rate): 0.0002

### 1) DCGAN(Deep Convolutional GAN)

기존의 GAN 알고리즘에서 다층 퍼셉트론(Multi layer perceptron, MLP)으로 이루어져 있던 Generator 과 Discriminator 층이 합성곱 신경망(CNN)으로 구성되어 있어 보다 많은 이미지의 특징을 추출할 수 있게 되어 이미지의 표현력을 늘려준다.

### 2) PGGAN(Progressive Growing GAN)

저해상도의 이미지에서 이미지 생성을 시작하여, 점차 레이어를 추가하여 고해상도의 이미지를 얻기 때문에 연산량을 효과적으로 줄일 수 있는 알고리즘이다. DCGAN과 비교하여 연산량에 따른 성능 차이를 확인할 수 있다.

### 3) D2GAN (Dual Discriminator GAN)

D2GAN은 2개의 Discriminator를 가지고 있고, Kullback-Leibler (KL) divergence를 완화시키는 방법으로 모드 붕괴(Mode collapse)를 줄이는 방법이다. 생성된 이미지의 품질과 다양성을 매개 변수로 조정하여 성능을 향상시킬 수 있다. DCGAN과 비교하여 2개의 Discriminator을 사용할 때의 성능 차이를 확인할 수 있다.

### 4) CNN(Resnet-50)

GAN 알고리즘으로부터 생성된 이미지가 선호도를 반영하고 있는지를 수치화하기 위해 합성곱신경망(CNN)으로 유사도를 측정한다. 판매량이 높았던 제품 상위 50개의 이미지로 모델을 학습하였다. CNN 모델은 Resnet-50을 사용하였으며, 데이터의 총 개수는 범주별 누적 판매량과 같고 학습 데이터(Training set), 검증 데이터(Validation set), 테스트 데이터(Test set)의 비율은 5:3:2이다.

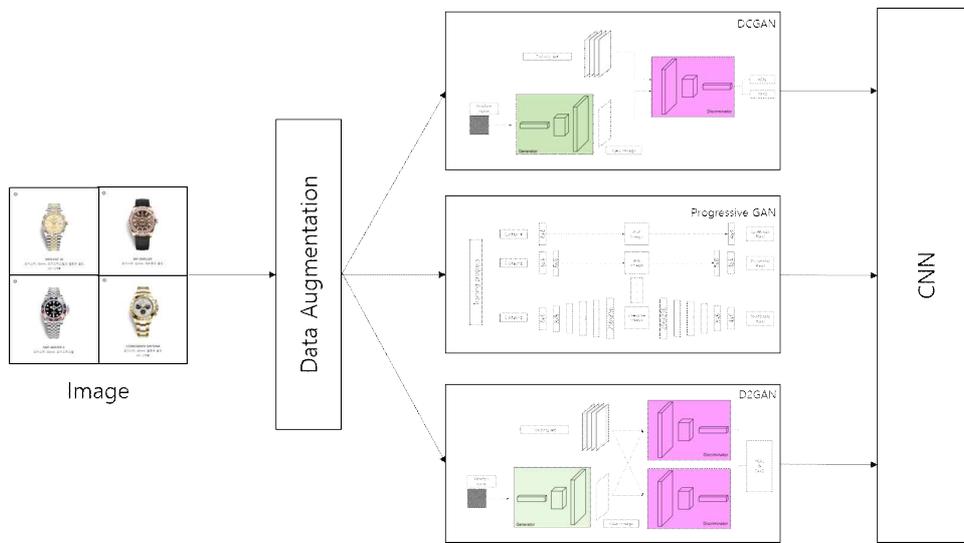


그림 1. GAN 기반 딥러닝 모델  
Figure 1. GAN-Based deep learning models

#### IV. 실험 및 결과

3가지 GAN 알고리즘들을 통해 만들어진 새로운 영상 데이터를 기존의 판매량이 높은 제품으로 미리 훈련된 CNN으로 유사도를 비교 실험하였다. 실험 결과는 아래 표 2와 같다.

표 2. GAN 알고리즘 별 유사도  
Table 2. Similarity measurement by GAN algorithm

	D2GAN	Progressive GAN	D2GAN
Datejust	55.3892	61.2348	71.2392
Lady datjust	47.8322	59.1200	67.1299
Day date	41.7198	51.2093	57.9503
Oyster perpetual	40.9234	44.0985	50.0322
Sky dweller	41.1112	49.2301	54.2155
Celine	26.4590	25.3032	31.2309
Daytona	56.3302	62.1201	70.0002
Gmt master2	52.6900	58.3028	64.5921
Submariner	51.2011	57.6421	62.1891
Yatch master	30.3489	31.2042	32.4521
Yatch master2	31.3483	32.5821	34.3121
Explorer	33.2901	34.2190	35.6661
Explorer2	31.2381	32.4394	33.5903
Seadweller	41.2593	42.1892	49.1029
Deap sea	39.0900	40.4999	43.3321
Air king	22.1211	21.8542	22.9308

유사도는 대체로 D2GAN, PGGAN, DCGAN 순으로 성능이 좋았다. PGGAN은 저해상도로부터 고해상도로 이미지를 점차 생성하기 때문에 DCGAN 보다 연산량이 적어 과적합(Over fitting)이 보다 줄어들게 되어 DCGAN보다 성능이 좋았다. D2GAN은 2개의 판별기를 사용하여 모드 붕괴를 완화시켜 PGGAN보다 성능이 좋은 것을 알 수 있었다. D2GAN은 제품의 종류에 상관없이 DCGAN보다는 모든 범주에서 좋은 성능을 보였다. 전체적으로 카테고리 내 이미지 데이터 종류가 많을수록 다양한 이미지를 생성할 수 있어, 인기 제품이 가지고 있는 특징을 가진 제품 이미지를 생성할 확률이 늘어난다. 데이터가 적은 범주나 판매량이 적은 제품은 유사도가 높은 새로운 제품 이미지를 잘 만들지 못하였으며, 연산량과 무관하게 저조한 성능을 보였다.

#### V. 결론

GAN으로부터 생성된 이미지를 판매량이 높은 제품으로 미리 훈련된 CNN을 통하여 선호도를 측정할 수 있었다. 또한, 제품의 종류가 많고, 판매량이 많을수록, 소비자들이 선호하는 특성을 가진 제품이 만들어질 확률이 높아진다는 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 너무 많은 카테고리를 가진 제품의 경우에는 실험마다 성능폭의 차이가 컸다. 이렇게 카테고리가 많은 데이터의 경우에는 일부 데이터를 제외한 뒤 실험을 할 필요가 있다. 향후 연구에서는 데이터가 적은 카테고리에서도

성능을 높일 수 있는 방법을 모색해 보고, 데이터의 품질을 높일 데이터 정제나 데이터 증강과 같은 기법을 통하여 성능을 향상을 도모할 것이다. 또한 제품의 옆면, 뒷면과 같은 다양한 시점에서의 제품 이미지를 참고하는 것과 같은 다양한 이미지를 수용할 수 있는 알고리즘을 만드는 것을 목표로 할 것이다.

## References

- [1] Seyoon Jang and Ha Youn Kim, "Deep Learning for Classification of High-End Fashion Brand Sensibility", Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles, pp 165-181, (2022).
- [2] Park Hakgwon, Young-Hwan Lim and Bin Lin, "Analysis Product Recommendation Service Using Image-Based AI Skin Color Detecting Technology", The Journal of the Convergence on Culture Technology(JCCT), 8(3), pp 501-506. (2022).
- [3] Hyun-moon Park, Byung-chan Jeon and Daehyun Ryu, "A Study for Context-Awareness based on Multi-Sensor in the Smart-Clothing", The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication, 13(3), pp 71-78, (2013).
- [4] Bongkyu Lee, "A Study on the Analysis of Structural Textures using CNN (Convolution Neural Network)", The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication, 20(4), pp 201-205, 2020).
- [5] Hee-young Kim, Sun-mi Jung, Woo-suk Kim, Gi-hwan Ryu and Hyeon-kon Son, "Study on Implementation of Restaurant Recommendation System based on Deep Learning-based Consumer Data", The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT), 7(2), pp 437-442, (2021).
- [6] Yong Jun Kim and Jung Min Park, "A study of creative human judgment through the application of machine learning algorithms and feature selection algorithms", The International Journal of Advanced Smart Convergence, 11(2), pp 38-43, (2022).
- [7] Naejoung Kwak, Doyun Kim, Minho kim, Jongseo kim, Sangha Myung, Youngbin Yoon and Jihye Choi, "Cody Recommendation System Using Deep Learning and User Preferences", International Journal of Advanced Culture Technology(IJACT), 7(4), pp 321-326, (2019).
- [8] Byungmin Kim, Saud Alguwaizini and Kyungsook

Han, "A recommendation method based on personal preferences regarding the price, rating and selling of products", The Journal of Korea Information Processing Society(KIPS), 21(2), pp 1042-1045, (2014).

- [9] Son Min Jae, Jung Seung Won and Hwang Een Jun, "A Deep Learning Based Over-Sampling Scheme for Imbalanced Data Classification", The Journal of Korea Information Processing Society (KIPS), 8(2), pp 311-316, (2019).
- [10] Jiha Kim and Hyunhee Park, "Validation and eXplainable GAN(VX-GAN) model for GAN Data augmentation", Myongji Univ, Dept. Information and Communication Engineering, (2021).
- [11] Han-Kyu Lee, Cheol-Hwan Yoo, Yong-Goo Shin, Se-Ho Lim and Sung-Jea Ko, "Semantic Segmentation for Fashion Items using Convolutional Neural Network", The Institute of Electronics and Information Engineers, pp 512-515, (2017).

※ 이 논문은 2022년도 4단계 두뇌한국21 사업 (4단계 BK21 사업)에 의하여 지원되었음.

※ 본 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No. 2020R111A3073651)의 지원을 받아 작성되었음.