

프로토타입 기반 설명 가능한 유사 화풍 작가 식별 시스템*

김일중^o, 고건, 박상근

경희대학교 소프트웨어융합학과

1wndrla17@khu.ac.kr, rhrjs0307@khu.ac.kr, sk.park@khu.ac.kr

A Prototype-Based Explainable System for Similar Art Style Artist Identification

Iljung Kim^o, Ko Keon, Sangkeun Park

Department of Software Convergence, Kyung Hee University

요약

최근 생성형 AI 기술의 발전으로 특정 화풍의 무단 복제가 가능해짐에 따라 윤리적 및 법적 논쟁이 심화되고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 기존의 이미지 기반 작가 식별 연구들은 고정된 작가 데이터를 기반으로 한 분류에 국한되어 확장성이 낮고, 판단 근거에 대한 설명력이 부족하다는 한계가 있다. 본 연구는 이를 해결하기 위해, 사용자의 입력 이미지에 대해 설명 가능한 유사 화풍 작가 식별 시스템을 제안한다. YOLO를 활용한 다중 뷰 분석과 DINOv3 및 작가 프로토타입을 결합하여, 모델 재학습 없이도 새로운 작가를 신속히 추가할 수 있는 기술적 확장성을 확보하였다. 또한 유사 화풍 결정 요소에 대한 시각적 근거를 제공함으로써 판별의 투명성을 제고하였다. 1,969명의 대규모 작가군을 대상으로 한 실험 결과, Top-5 정확도 75.0% 및 MRR 0.67을 기록하여 실효성을 입증하였다. 본 연구는 창작자 보호와 책임 있는 AI 활용을 위한 실질적인 기술적 기반을 마련했다는 데 의의가 있다.

1. 서론

최근 생성형 AI 기술의 비약적인 발전으로, 일반 사용자도 간단한 프롬프트 입력만으로 고품질의 이미지를 손쉽게 생성할 수 있게 되었다. 특히 2025년에는 특정 스튜디오의 화풍을 재현한 '지브리 스타일' 이미지 생성이 큰 인기를 끌었으나, 이는 간단한 프롬프트만으로 특정 작가의 고유한 스타일을 무단으로 복제하는 이미지 생성 행위에 대한 윤리적 및 법적 논쟁을 촉발시켰다 [1].

문제는 대다수의 사용자가 AI 이미지 생성 과정에서 특정 작가의 화풍을 참고하거나 모방하는 행위가 지닌 윤리적/저작권적 위험성을 충분히 인지하지 못하고 있다는 점이다. 프롬프트에 특정 작가의 이름을 명시하여 화풍을 무단 복제하는 행위는 원작자에게 심각한 정신적 고통을 안겨줄 수 있다 [2]. 현재 기술적 환경에서는 AI가 생성한 이미지가 특정 작가의 스타일을 재현하더라도, 그것이 누구의 화풍인지 식별하고 원작자의 권리를 보호하기 위한 제도적·기술적 장치가 여전히 부족한 실정이다 [3].

기존 연구들은 이러한 문제를 해결하기 위해 AI 생성 이미지에서 작가를 식별하거나 만화 화풍의 특징을 분석하는 기술을 제안한 연구 등이 수행되었다. AI를 통해 생성된 이미지에 대해, 해당 이미지 생성 시 프롬프트에 사용된 작가명을 예측하는 연구 [4], 선의 형태, 질감, 레이아웃 등의 다양한 화풍 특징을 기반으로 이미지의 작가를 구분해내는 연구 등이 수행되었다 [5, 6]. 그러나 기존 연구들은 사전에 학습된 작가 및 작품 분류에

국한되어 신규 작가에 대한 확장성이 낮으며, 무엇보다 모델이 어떠한 시각적 요소를 근거로 유사성을 판단했는지 설명하지 못한다는 한계가 있다. 이는 결과적으로 원작자 식별에 있어 객관적인 판단 근거의 부재로 이어진다.

본 연구는 AI 생성 이미지가 어떤 작가의 화풍을 반영하고 있는지 식별하고, 이에 대한 시각적 근거를 함께 제공하는 시스템을 제안한다. 시스템은 사용자가 입력한 이미지를 작가별 스타일 임베딩과 비교하여 유사 작가를 탐색하며, 이때 스타일 결정에 핵심적인 역할을 한 영역을 히트맵 형태로 시각화하여 제시한다. 본 연구는 화풍 유사성을 정교하게 판별하는 데 그치지 않고, 그 근거를 설명 가능한 형태로 구현함으로써 창작자 보호와 윤리적인 AI 활용을 위한 실질적인 기술적 기반을 제시하는 데 기여한다.

2. 관련 연구

2.1 AI 생성 이미지에서의 작가 식별 연구

생성형 AI 이미지가 화풍 모방 문제를 해결하는 것과 관련하여, 생성 이미지로부터 특정 작가의 스타일을 식별하려는 시도가 지속되고 있다. 예를 들어, Su et al. [4]은 생성 이미지의 프롬프트에 사용된 작가명을 예측하는 벤치마크를 제안하고 다양한 모델의 판별 능력을 평가하였다. Chidrawar & Bajwa [7]는 CLIP 모델을 활용해 이미지의 스타일 특징을 태그 형태로 추출하고 이를 기존 작가 데이터베이스와 비교하여 유사 후보를 찾는 파이프라인을 구축하였다.

* "본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 2026년도

SW중심대학사업의 결과로 수행되었음"(2023-0-00042)

2.2 이미지 화풍 스타일 기반의 작가 식별 연구

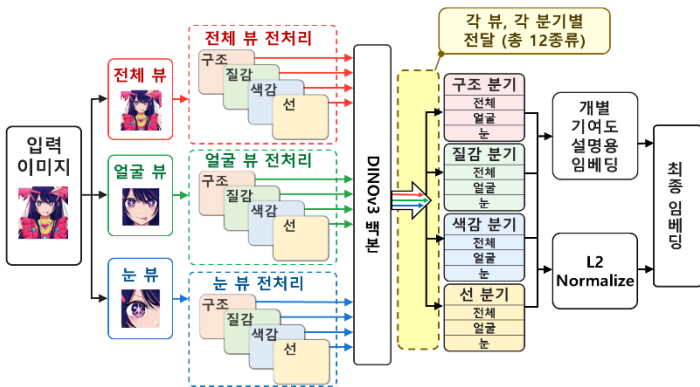
만화 등의 이미지에서 작가 고유의 스타일을 정량화하기 위한 시각적 요소 분석은 활발히 이루어져 왔다. Chu & Chao [5]는 이미지 내 선의 형태와 분포(선화)가 작가 및 작품을 구분하는 데 핵심적인 지표가 될 수 있음을 입증하였다. 또한 Chu & Cheng [6]은 이미지의 레이아웃과 질감이 이미지 간의 스타일 차이를 변별하는 유용한 단서가 될 수 있음을 보였다.

그러나 기존 연구들은 사전에 학습된 작가 및 작품 분류에 국한되어 신규 작가에 대한 확장성과 판단 근거 제시가 부족하다는 한계가 존재한다. 본 연구는 이를 보완하고자 선, 질감, 구조 등 화풍의 핵심 요소를 모델 구조에 직접 통합하였다. 특히 임베딩 비교 방식을 도입하여 재학습 없이도 신규 작가를 신속히 추가할 수 있으며, 시각적 근거를 함께 제공하여 판단의 투명성을 확보한 고도화된 화풍 탐지 시스템을 제안한다.

3. 화풍 기반 작가 탐지 알고리즘 개발

입력 이미지에서 화풍 특징을 추출하고, 이를 작가별 프로토타입과 비교하여 유사도를 판별함과 동시에 그 근거를 시각화하는 알고리즘 개발 과정은 다음과 같다.

3.1 화풍 특징 인코더



[그림 1] 화풍 임베딩 인코더 구조

화풍은 이미지 전체의 구도뿐만 아니라 얼굴이나 눈 등 세부적인 묘사 방식에서도 명확히 드러난다. 이를 효과적으로 포착하기 위해 본 연구에서는 화풍 임베딩 인코더를 구현했다 [그림 1].

먼저 YOLO 모델을 활용하여 하나의 입력 이미지로부터 1) **전체 뷰**, 2) **얼굴 뷰**, 3) **눈 뷰**의 세 가지 관점을 추출한다. 전체 뷰는 전역적인 구도와 색채 배치를 파악하는 데 활용되며, 얼굴 및 눈 뷰는 작가 특유의 인물 추상화 방식과 세밀한 변형 기법 등 국소적인 스타일 특징을 포착하는 역할을 한다.

특징 추출을 위한 백본 모델로는 DINOv3¹를 채택하였다. DINOv3는 텍스트 라벨 없이 이미지 자체의 시각적 패턴을 학습한 모델로, 이미지의 시각적 요소를 정교하게 추출하는 데 강점이 있다. 이를 통해 각 이미지 뷰마다 1) **구조** (이미지의

구조와 형태. 전반적인 레이아웃), 2) **질감** (브러시 패턴, 스크린톤, 텍스처 등) 3) **선화** (획의 날카로움, 획의 방향성, 주기적 반복 등의 패턴), 4) **색채** (이미지의 색조와 대비, 채색 경향, 명도, 채도 등)의 네 가지 시각적 요소를 추출한다. 이를 통해 3개 뷰 × 4개 시각적 요소, 총 12개의 화풍 특징을 추출할 수 있다. 결과적으로 이미지당 총 12개의 화풍 특징 벡터가 생성되며, 이는 가중합을 통해 최종적인 스타일 임베딩으로 변환된다.

3.2 화풍 특징 임베딩 모델 개발

화풍 스타일 임베딩 모델을 학습시키기 위해 서브컬처 이미지 데이터베이스인 Danbooru²에서 작품 수 기준 상위 992명의 작가를 선정하고, 작가당 무작위로 50장의 이미지를 추출하여 학습 데이터를 구성했다. 한 작가의 다양한 화풍을 반영하기 위해 작가당 50장의 이미지를 앞서 설명한 '화풍 특징 인코더'를 활용하여 각 이미지를 고차원 벡터로 변환하는 '화풍 특징 임베딩 모델'을 구축하였다. 이 모델을 통해 동일한 작가의 작품은 벡터 공간 내에서 가깝게 배치되고 서로 다른 작가의 작품은 멀게 위치하도록 학습됨으로써 작가별 고유의 스타일 특징을 효과적으로 추출할 수 있다.

3.3 작가 프로토타입 구축

작가의 화풍을 대표할 수 있는 기준점을 생성하기 위해, Danbooru에서 작가별로 학습에 사용되지 않은 작품 30장을 추가로 수집하여 스타일 임베딩을 추출하였다. 한 명의 작가가 여러 화풍이나 기법을 병행할 수 있음을 고려하여, 추출된 30개의 임베딩 벡터에 K-means 클러스터링을 적용하였다. 각 클러스터의 중심점(Centroid)을 추출하여 최종적으로 작가당 총 4개의 대표 프로토타입을 설정하였으며, 이는 실험적으로 가장 우수한 식별 성능을 나타내는 최적의 수치임을 확인하였다.

이렇게 구축된 작가별 프로토타입은 최종 시스템에서 입력 이미지와의 유사도를 측정하는 핵심 기준점이 된다. 특히 각 프로토타입에 대해 뷰 및 분기별 일부 중간 값을 함께 저장함으로써, 향후 유사도 판별 시 어떤 시각적 요소가 결과에 기여했는지에 대한 세부적인 추정이 가능하도록 설계하였다.

본 연구에서 제안하는 프로토타입 기반 구조는 모델 전체를 재학습할 필요 없이 새로운 작가나 작품 정보를 유연하게 추가할 수 있는 확장성을 제공한다. 예를 들어, 신규 작가를 시스템에 등록하려면 해당 작가의 작품 이미지들을 임베딩 모델에 투영하여 얻은 벡터 값들을 K-means 클러스터링을 통해 4개의 대표 프로토타입으로 압축 및 저장하는 것만으로 즉시 식별 대상에 포함할 수 있다.

3.4 알고리즘 평가

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능을 검증하기 위해, 입력 이미지의 스타일 임베딩과 기구축된 작가별 프로토타입 간의 코사인 유사도를 계산하여 Top-k개의 유사 작가를 도출하는

¹ <https://github.com/facebookresearch/dinov3>

² <https://danbooru.donmai.us/>

방식으로 평가를 수행하였다 [표 1].

우선 프로토타입이 구성된 992명의 작가를 대상으로, 모델 학습 및 프로토타입 구축 단계에서 사용되지 않은 새로운 작품 이미지 20장씩을 수집하여 테스트셋을 구성하였다. 평가 결과, Top-1 정확도 74.6%, Top-5 정확도 86.0%, 그리고 MRR 0.80을 기록하며 안정적인 식별 성능을 나타내었다.

이어 본 알고리즘의 핵심적인 강점인 확장성을 평가하기 위해, 초기 데이터베이스에 포함되지 않았던 977명의 신규 작가를 추가하여 평가를 진행하였다. 각 신규 작가의 작품 30장을 활용해 프로토타입을 생성하고 이를 기존 데이터베이스에 통합함으로써, 총 1,969명 규모의 작가 식별 환경을 구축하였다. 확장된 전체 작가군을 대상으로 동일하게 이미지 20장씩의 테스트셋을 구성하여 평가한 결과, Top-1 정확도 60.1%, Top-5 정확도 75.0%, MRR 0.67의 수치를 나타내었다. 식별 대상 작가의 수가 약 2배로 증가함에 따라 개별 정확도 수치는 하락하였으나, 검색 공간이 대폭 확장된 점을 고려할 때 대규모 범주 내에서도 여전히 실효성 있는 성능을 유지하고 있음을 확인할 수 있다.

평가지표	학습 데이터 내 작가 (N=992명)	전체 작가 (N=1,969명)
Top-1 Accuracy	74.6%	60.1%
Top-5 Accuracy	86.0%	75.0%
MRR	0.80	0.67

[표 1] 알고리즘 정확도 평가 결과

4. 유사 화풍 작가 탐지 시스템 개발

본 연구에서 제안한 화풍 기반 작가 탐지 알고리즘의 실효성을 검증하고 사용자 접근성을 높이기 위해, 해당 알고리즘을 탑재한 Hugging Face Space 기반의 Gradio 웹 애플리케이션을 개발하였다 [그림 2]. 사용자가 분석하고자 하는 이미지를 시스템에 업로드하면, 알고리즘은 서버에 구축된 작가별 프로토타입 데이터베이스와 대조하여 가장 유사한 작가 상위 5명을 도출한다. 본 시스템은 단순히 식별 결과만을 나열하는 데 그치지 않고, 모델이 어떠한 근거로 해당 작가와 유사하다고 판단했는지를 각 스타일 요소별 정량화된 수치와 히트맵으로 시각화하여 제공한다. 이를 통해 사용자는 자신의 입력 이미지 선, 질감, 구조, 색채 중 어떠한 측면에서 특정 화풍과 유사한지 직관적으로 파악할 수 있으며, 분석 결과에 대한 구체적인 기술적 근거를 직접 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 생성형 AI의 확산으로 대두된 화풍 모방 문제를 해결하기 위해 설명 가능한 유사 화풍 식별 및 분석 시스템을 제안하였다. YOLO를 활용한 다중 뷰 분석, DINOv3 기반의 특징 추출 및 임베딩 모델 개발, 그리고 작가별 프로토타입 구축을 통해 학습되지 않은 새로운 작가에 대해서도 모델의 재학습 없이

유연하게 대응할 수 있는 기술적 확장성을 확보하였다. 실험 결과, 1,969명의 대규모 작가군을 대상으로 식별 성능의 실효성을 검증하였으며, 판별 근거를 시각적으로 제시하여 시스템의 투명성을 제고하였다. 본 연구는 단순한 유사성 판별을 넘어 창작자 보호와 책임 있는 생성형 AI 활용을 위한 실질적인 기술적 토대를 마련했다는 데 의의가 있다.



[그림 2] 입력 이미지에 대한 유사 작가 탐지 및 분석 결과

참고문헌

- [1] A. Sriram. "Ghibli effect: ChatGPT usage hits record after rollout of viral feature", Reuters, 2025.
- [2] H. H. Jiang, et al. "AI Art and Its Impact on Artists", AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society (AIES), 363-374, 2023.
- [3] A. Neubauer, M. Wynn, R. Bown. "AI, Authorship, Copyright, and Human Originality", Encyclopedia, 6(1), 9, 2026.
- [4] G. Su, et al. "Identifying Prompted Artist Names From Generated Images", arXiv:2507.18633, 2025.
- [5] W.-T. Chu, Y.-C. Chao. "Line-Based Drawing Style Description for Manga Classification", ACM Multimedia, 781-784, 2014.
- [6] W.-T. Chu, W.-C. Cheng. "Manga-Specific Features and Latent Style Model for Manga Style Analysis", IEEE ICASSP, 1332-1336, 2016.
- [7] A. Chidrawar, G. Bajwa. "Artunmasked: A Multimodal Classifier for Real, AI, and Imitated Artworks", Journal of Imaging, 12(3), 133, 2026.
- [8] O. Siméoni, et al. "DINOv3", arXiv:2508.10104, 2025.