

Identification of Korean Neo-Realism Artists Through CLIP-Based Analysis

Seohyun Baek*, So-Jeong Park**, So-Eun Park***, You-min Im****, Bo-A Rhee****, Jongwon Choi****

*Post-doc, Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon, Korea

**Master's Course Student, GSAIM, Chung-Ang University, Seoul, Korea

***Student, College of Art & Technology, Chung-Ang University, Anseong, Korea

****Professor, GSAIM, Chung-Ang University, Seoul, Korea

[Abstract]

This study proposes a methodology for analyzing artwork features and classifying artists using image data. Unlike prior research focused on Western artworks, it builds and utilizes a dataset of Korean Neo-Realism (i.e. Shinsasilpa) artists. The image encoder of the CLIP model transformed the semantic features of the artwork into a vector space and, by learning together with the textual description, more deeply understood the meaning of the image. Furthermore, hue information via RGB and HSV color space analysis, and texture characteristics through GLCM-based analysis. These features were integrated into representative feature vectors and analyzed with K-means clustering, achieving 87.4% classification accuracy. Visualization results demonstrated the model's effectiveness in identifying image similarities and accurately classifying artworks in an unsupervised learning context, while highlighting unique hue and texture characteristics of each cluster, revealing formal and artistic tendencies in artworks.

▶ **Key words:** Computational analysis, Korean Painting, Neo-Realism, CLIP-based analysis, K-means clustering

[요약]

본 연구는 이미지 데이터를 기반으로 회화 작품의 특징을 분석하고 작가를 자동으로 분류하기 위한 새로운 방법론을 제안한다. 서양 예술작품에 초점을 맞춘 선행 연구와 달리, 한국 작가군(i.e. 신사실파)의 데이터 셋을 구축하여 활용했다. CLIP 모델의 이미지 인코더를 통해 작품의 의미적 특징을 벡터 공간으로 변환하였으며 텍스트의 설명과 함께 학습함으로써 이미지의 의미를 더 풍부하게 이해하였다. 이에 더해 색상 정보는 RGB 및 HSV 색공간 분석으로, 질감 특성은 GLCM 기반 분석으로 추출되었다. 이렇게 통합된 특징 벡터는 K-평균 군집화를 통해 분석되었고, 높은 분류 정확도(87.4%)를 기록했다. 본 연구는 비지도 학습 환경에서도 이미지 간 유사성을 효과적으로 식별하고 작가별 작품을 정확히 분류할 수 있음을 입증했으며, 각 군집의 대표 이미지 분석을 통해 고유한 색조와 질감 특성을 제시하여 작품의 조형적 특징과 예술적 경향성을 식별하는 데 기여했다.

▶ **주제어:** 컴퓨터이셔널 분석, 한국 회화, 신사실파, 대조적 언어-이미지 사전 학습, K-평균 군집화

- First Author: Seohyun Baek, Corresponding Author: Bo-A Rhee
- *Seohyun Baek (b_seohy@etri.re.kr), Electronics and Telecommunications Research Institute
- **So-Jeong Park (sj.caugaim@gmail.com), GSAIM, Chung-Ang University
- ***So-Eun Park (eysl018@cau.ac.kr), College of Art & Technology, Chung-Ang University
- ****You-min Im (sskeleton130@gmail.com), College of Art & Technology, Chung-Ang University
- *****Bo-A Rhee (boa.rhee@gmail.com), GSAIM, Chung-Ang University
- *****Jongwon Choi (choijw@cau.ac.kr), GSAIM, Chung-Ang University
- Received: 2024. 11. 20, Revised: 2024. 12. 05, Accepted: 2024. 12. 23.

I. Introduction

전통적으로 예술작품에 대한 분석은 상당한 시간과 전문성이 요구되는 정교한 작업이기 때문에, 전문가의 식견 및 실무 경험에 대한 의존도가 높다[1-3]. 전문가들은 공간 활용, 구도, 질감, 형태, 모양, 색상, 조명, 붓질, 선 등의 작품을 구성하는 시각적 요소를 종합적으로 평가한다[4-5]. 이외에도 다양성, 균형, 대비, 비율, 방향, 패턴, 서명 등의 요소가 주요 분석 대상으로 활용된다[6]. 이러한 분석을 통해 연구자들은 객관적이며 정량화가 가능한 데이터뿐만 아니라 예술작품의 테크니컬 특성, 작가의 의도, 작품에 내재한 서사와 히든 팩트(hidden fact) 등에 대한 풍부한 정보를 획득할 수 있다. 이러한 방식으로 분석된 예술작품의 특성은 작가를 식별하는 강력한 지표가 되며, 작가 개인이나 작가 간 관계성 뿐만 아니라 특정 미술 사조에 대한 특이성이나 미술 사조 간 영향력을 규정하는데 중요한 기준과 통찰력이 된다[7-9].

하지만 작가 간 화풍이 중첩되거나 시간의 흐름에 따라 작가가 다양한 화풍을 구사한 경우에는 명확한 분류나 평가가 어려울 수 있으며, 본질적으로 화풍 자체의 정의가 모호한 경우도 존재한다[10-11]. 상술한 바와 같이 전문가들의 분석은 상대적으로 개인적 경험과 지식에 대한 의존도가 높기 때문에, 주관적 해석의 개입에 대한 가능성을 배제할 수 없다[12-13].

예술과 기술의 협력은 18세기 초부터 과학과 기술의 발전에 힘입어 가능했다[14]. 아이작 뉴턴(Isaac Newton)의 빛과 색에 대한 연구는 예술가와 예술 분석가들에게 색채를 과학적으로 이해할 수 있는 기반을 제공했고, 이후 예술가들은 색채와 명암을 새로운 시각으로 탐구하게 되었다. 안료 성분을 화학적으로 분석하는 방법도 초기 과학적 접근법 중 하나에 해당하는데, 당시 예술가들은 색을 지속 가능한 방식으로 사용하기 위해 안료와 바인더의 화학적 특성을 이해하고자 했다.

특히 20세기 초반, X-선 기술의 등장은 예술작품에 대한 연구방법론에 큰 변화를 가져왔다. 이 시기에 과학자들은 X-선을 사용하여 작품의 표면 아래에 숨겨진 레이어나 스케치, 색상 변화 등의 분석에 관심을 가졌는데, 초기에는 주로 고전 회화의 보존과 복원 연구에 집중했으며, 연대 입증과 진품 여부 확인, 초기 스케치 및 구도 탐색, 색상과 안료 분석, 예술작품의 진화 과정 분석 등으로 점차 X-선 적용이 확대되었다.

이후 자외선 형광, 적외선 반사 촬영, 스테레오 현미경, X-방사선 촬영 등의 컴퓨터 이미지 처리 기술[15]과 머신

러닝 및 컴퓨터 비전 알고리즘[16]은 예술작품에 대한 심층적인 연구를 가능하게 하는 학제간 또는 융합 연구방법론으로 인정받고 있다[16-17].

인공지능은 학습 방식에 따라 지도 학습(Supervised Learning), 비지도 학습(Unsupervised Learning), 준지도 학습(Semi-supervised Learning), 강화학습(Reinforcement Learning) 등으로 구분된다. 상술한 학습 방식 가운데, 명확하게 레이블이 지정된 데이터를 사용하여 학습이 진행되는 지도학습은 전문가의 지식을 모델에 효과적으로 반영하기 때문에, 조금 더 정확하고 의미 있는 분류 결과를 도출하는 효과를 거둘 수 있다. 특히 정답 레이블의 존재로 인해, 모델의 성능에 대한 정량적 평가가 가능하며, 분류 결과에 대한 타당성 검증이 용이하다. 반면 비지도 학습은 레이블이 지정되지 않은 데이터에서 패턴을 찾아내는 방식으로 진행되기 때문에, 예술작품을 분류할 때 인간의 주관적 해석에 의존하지 않고, 작품 자체의 고유한 특성을 기반으로 자동으로 카테고리를 생성 및 분류할 수 있다는 장점을 지닌다.

인공지능을 기반으로 한 예술작품 분류에 대한 연구는 다양한 방식으로 이루어져 왔다. 대다수의 연구는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, 이하 CNN)[18-22]과 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)[23-26]을 기반으로 한 접근법을 활용했으며, 이외에도 주성분 분석(Principal Component Analysis, 이하 PCA)[27]이나 방향 기울기 히스토그램(Histogram of Oriented Gradients, 이하 HOG)[28] 등의 특징 추출 기법과 K-평균 군집화[29-33]을 결합한 전통적 기계학습 방식도 활용되었다.

하지만 상술한 대다수 선행 연구들이 사용한 데이터 셋은 위키 아트(WikiArt)에 대한 의존도가 상대적으로 높았으며, 최근에는 아트 미디어(Art Media Dataset)도 활용되고 있다. 상술한 두 가지의 데이터 셋은 모두 서양 예술작품을 중심으로 구성되었으며, 레이어니즘(Rayonism), 고딕 등 특정 미술 사조에 편중되어 있다. 또한, 회화 양식이나 미술 사조를 평가 기준으로 활용한 분류 연구는 다수 존재하나, 작가를 기준으로 회화 작품 분류를 시도한 연구는 미비한 상황이다. 특히 현재까지 한국 회화 작품에 대한 데이터 기반 분류 연구는 전혀 이루어진 사례가 없다.

이에 연구팀은 한국회화작품을 연구 대상으로 설정하고, 작가 식별에 대한 머신 러닝 기술 기반의 분석 방법론을 제안하고자 한다. 상술한 관점에서 본 연구는 알고리즘이 어떤 기준을 적용해서 예술작품을 식별하는지 파악하고, 이러한 새로운 분석 방식의 정확도를 검증하고 실제 분석 결과를 제시하는 것을 목적으로 하고 있다.

연구팀은 시각적 특성을 분석하기 위해 문헌 연구를 통한 이론적 고찰뿐만 아니라 관련 선행 연구를 검토했으며, 비지도 학습과 CLIP 기반의 지도 학습을 결합한 객관적 분석을 병행했다. CLIP 이미지 인코더는 단순히 픽셀 정보를 추출하는 데 그치지 않고, 이미지의 의미론적 내용을 벡터 공간으로 변환한다. 또한 텍스트 설명을 함께 학습하면서 이미지를 맥락적으로 이해하는 인공지능의 새로운 가능성을 제시한다. 즉, 이미지를 고차원의 벡터로 표현하며, 이 벡터는 이미지의 의미, 맥락, 개념을 포함해 다양한 이미지 분류 및 인식 작업을 효과적으로 수행할 수 있도록 한다. 본 연구에서 상술한 연구 목적을 달성하기 위해 한국의 고유한 감성과 정서를 현대적 조형 언어로 발전시킨 신사실파를 연구 대상으로 설정하여, 연구팀이 자체적으로 데이터 셋을 구축했다.

신사실파는 해방 이후 처음으로 추상 내지 비구상을 통해 순수한 조형미를 추구하려던 화가 동인 모임으로서, 김환기, 장욱진, 유영국, 이중섭 등이 중심이 되어 1947년 7월 창립되었다. 일본 유학을 통해 접한 다양한 현대미술 사조를 바탕으로, 서구 모더니즘을 단순히 수용하는데 그치지 않고 주체적인 조형 의식을 형성했다는 점에서 한국 근현대 미술에서 중요한 의의를 지닌다. 본 연구는 작품 분류의 수행을 위해 알고리즘을 통해 신사실파 작품들의 구도, 색채, 질감 등 작품을 구성하는 형식적 요소들의 패턴을 도출하고, 이를 통해 각 작가가 지닌 고유한 조형적 특성을 분류해서 정량화하는데 주력했다. 궁극적으로 인공지능을 통한 한국 예술작품 분석의 새로운 가능성을 탐색하며, 미술사 연구와 큐레이션 분야에 실용적인 알고리즘을 제공하고자 한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 A Case Study on Classification of Paintings

회화 작품의 분류는 다양한 회화 작품을 특정 기준에 따라 그룹화하는 과정을 의미한다. 이는 작품의 특성과 맥락을 이해하는데 도움을 주는 활동이나 작업으로써, 주로 작가, 시대, 양식, 주제, 기법, 재료 등을 기준이 적용된다. 특히 딥러닝 알고리즘 중 복잡한 시각적 특징이 추출되는 CNN과 어텐션 메커니즘을 활용하면 회화 양식에 대한 정확한 식별뿐만 아니라 작가의 양식에 따른 분류도 용이하다. CNN을 통해 회화 작품 분류를 수행할 때, 가장 핵심적인 요소는 작품으로부터 의미 있는 특징을 추출하는 것과

이 과정에서의 비용 효율성이다. 이 알고리즘의 경우에는 작품 내의 복잡한 패턴과 특징을 식별하기 때문에, 상이한 예술 양식의 식별에 효과적인 결과를 기대할 수 있다 [34].

어텐션 메커니즘은 미묘한 양식 상의 특징을 포착하고, 예술 양식 간 미세한 편차를 구분해서 기존 CNN 모델의 한계를 보완해준다[35]. 색상과 질감 특징의 추출은 다양한 예술적 양식을 구별하기 위한 필수 요소이며, 상술한 특성들은 인공 신경망과 병용되어 효율적인 학습과 높은 분류 정확도를 달성하는데 기여한다[36]. 다중 커널 학습 방식(Multi-Class Kernel Method)은 다양한 특징 구성 요소를 개별적인 특징 공간(feature space)에 매핑함으로써, 특히 색상, 질감, 형태, 구도 등 상이한 특징들이 포함되는 인물 스타일의 경우, 분류의 견고성과 정확성이 향상될 수 있다[37]. 또한 사전 학습된 모델을 활용하는 전이 학습(Transfer learning)은 대규모 데이터 셋에 대한 기존에 훈련된 모델의 일반적인 지식을 재사용함으로써, 새로운 작업에서 적은 데이터와 자원으로 성능을 크게 향상시킬 수 있다[34].

Zhong et al.[38]은 예술작품의 분류 정확도를 높이기 위한 의미 있는 특징 추출(feature extraction)을 구현하고자 RGB 채널뿐만 아니라, 붓질(brush stroke) 정보 채널을 추가한 2채널 듀얼 패스 네트워크(Two-channel Dual-path Network, 이하 FPTD)를 제안했다. 특히, 붓질 정보 채널에서는 붓질의 질감 정보를 포함하기 위해 사방향 그레이-레벨 공행 행렬(Gray-Level Co-Occurrence Matrix, 이하 GLCM)을 최초로 활용함으로써, 더욱 정교하게 예술작품의 양식, 작가 및 장르를 분류했다. 이러한 접근법은 기존의 예술작품 분류 연구에서 고려되지 않았던 것으로써, 작품의 상세 질감 정보를 효과적으로 반영했을 뿐만 아니라 예술작품의 분류 정확도와 일반화 성능을 향상시켰다.

이미지의 특성을 학습하여 화가를 식별하는 작업을 수행하기 위해, Kelek et al.[39]에서는 GoogleNet, DenseNet, ResNet50, ResNet101, Inceptionv3 등의 다양한 딥러닝 아키텍처를 사용하여 회화 작품의 화가를 분류하는 문제를 다뤘다. 이 연구의 핵심은 사전에 훈련된 딥러닝 모델을 사용하고, 이 모델의 최종 레이어(fully connected layer)를 수정해서, 새로운 분류 작업(e.g. 화가 분류)에 적합하게 조정된 것에 있다. 또한 소프트맥스 로그 손실 레이어를 추가하여 출력 확률을 계산하고, 이를 기반으로 손실(loss)을 최소화하는 방향으로 전이 학습을 수행했다. 이러한 방식으로 수정된 각 모델의 성능을 비교하여, 예술작품 분류에 가장 적합한 딥러닝 모델을 식별했다. 모델에 대한 성능 평가 결과에 의하면, DenseNet이 가장 높은 정확도를 보였지

만, 훈련 시간과 파일 크기 등의 비용 요소를 고려해서 유사 성능을 보이는 Inceptionv3와 ResNet50이 최적의 네트워크로 평가되었다.

Park et al.[40]은 위키 아트(WikiArt)에서 25명의 예술가를 선정해서 이미지를 수집했으며, 데이터 셋의 클래스 간의 불균형을 해결하기 위해 가중치 교차 엔트로피(Weighted Cross Entropy) 손실 함수를 사용했다. 데이터의 다양성과 크기를 증가시키기 위해 Albumentations 라이브러리를 활용해서 크기 조정, 뒤집기, 회전 등의 기법을 적용했다. 또한 CLAHE를 통해 대비를 강화하고, CutMix 기법을 사용하여 이미지의 질감 정보를 보강했다. ResNet50 모델을 기반으로 미세 조정(fine-tuning) 범위와 완전연결층의 수를 조절했는데, 예컨대, 합성곱 레이어의 가중치를 고정하거나 완전 연결 레이어의 개수를 조정해서 작가 분류 성능의 정확도를 향상시켰다.

Deng et al.[41]은 화가의 컬렉션에서 대표적인 작품을 자동으로 선택하는 것을 목표로 하는 선택적 군집화 프레임워크(Selective Clustering Framework)를 소개했다. 이 방법론은 딥러닝 기법을 활용하여 작품의 양식에 대한 특징을 추출하고, 거부 메커니즘을 기반으로 군집화 정확도를 향상시켰다. 프레임워크에는 군집화 프로세스 중에 대표성이 없는 샘플을 제외할 수 있는 베이지안 기반 거부 메커니즘(Bayesian-based rejection mechanism)이 통합되어 있다. 또한 사전 학습된 CNN을 활용하여 작품으로부터 관련 특징을 추출하여 내용과 양식을 기반으로 더욱 정확한 군집을 형성해서, 선택적 군집화를 이끌어냈다. 상기 연구는 딥러닝과 선택적 군집화의 결합을 통해 화가의 대표 작품을 자동으로 선택하는 새로운 접근 방식을 제시했으며, 각각의 군집을 더욱 효과적으로 도출했다는데 성과를 거두었다.

1.2 Unsupervised Labeling Study of Paintings

인공지능 알고리즘을 활용한 회화 작품 군집화 연구는 예술 분석 분야에서 유망한 발전을 보여주고 있다. Jesus and Yazmin[42]의 연구에서는 8명의 대표적인 멕시코 화가의 작품을 대상으로, PCA와 HOG를 통해 특징을 추출한 후, K-평균 군집화(K-Means Clustering)를 적용해서 이미지를 유사한 특성을 가진 그룹으로 분류했다. 이를 통해 다양한 형태와 색상을 사용하는 것으로 알려진 디에고 리베라(Diego Rivera)와 프리다 칼로(Frida Kahlo) 등 예술가들의 독특한 특성을 반영하는 7개의 뚜렷한 군집을 성공적으로 식별했다.

한편, 특징(feature) 추출 과정에 대한 비용을 감소시키기 위해 Sandoval et al.[30]와 Castellano and

Vessio[29]는 비지도 학습을 통해 특징을 추출한 후, 군집화를 수행했다. 이러한 접근은 미술전문가의 라벨링이 필요한 고품질 작품 이미지 구축에 소요되는 비용과 시간에 대한 효율성을 높일 수 있다는 장점이 있다. Sandoval et al.[30]의 경우, 비지도 학습을 통해 예술작품을 자동으로 분류하는 비지도 적대적 군집화 시스템(Adversarial Clustering System, 이하 ACS)을 제안했다. 레이블이 지정된 데이터 없이 장면 구성 및 색상 팔레트와 같은 시각적 기능을 기반으로 군집을 생성하는 ACS는 기계 레이블을 생성하는 비지도 군집화 모듈과 최적화를 통해 생성된 레이블을 분류하는 지도 분류 모듈로 구성되는데, 이 두 모듈은 상호 연결된다. 해당 시스템에서 비지도 군집화 모듈은 제안된 군집을 생성하고, 지도 분류 모듈은 군집의 품질을 평가함으로써, 점진적으로 군집화 오류를 최소화하고 분류 정확도를 최대화하는 방식으로 점진적으로 수정한다.

Castellano and Vessio[29]의 경우, 사전 학습된 DenseNet121와 CNN을 사용해서 예술작품 이미지에서 특징을 추출하는 DELIUS를 제안했다. 추출된 특징은 심층 임베디드 군집화(Deep Embedded Clustering) 모델에 입력되어 원시 입력 데이터의 잠재 표현(latent representation)을 학습하고 동시에 군집 중심을 효과적으로 식별함으로써 작품 군집화 문제를 해결하는 것을 목표로 했다. 이 과정이 예술작품의 시각적 유사성을 기반으로 의미 있는 군집을 형성하기 위한 핵심 단계이다. 이 시스템은 회화의 시각적 링크 검색과 역사적 지식 발견 등 예술 분석 작업에서 우수한 성능을 보여주었으며, 예술 연구 및 분석 분야에서 DELIUS의 높은 잠재력을 입증했다.

1.3 Korean Neo-Realism

신사실파는 해방 후 최초로 순수한 조형 이념을 표방한 미술 단체로써 1947년에 결성되었다[43]. 1948년부터 1953년까지 총 3회의 전시를 개최한 신사실파 구성원들은 대다수 일본 유학생 출신으로, 해방 직후와 전쟁과 같은 혼란한 정국 상황에서, 모더니즘을 기반으로 한 전통과 민족성을 혼합한 새로운 조형 의식을 추구했다는 평가를 받는다. 신사실파 회원들은 새로운 시대에 부응하는 미술 양식을 위해 윤리적 태도로서 순수미술을 커다란 기준점으로 삼았으며, 1세대 모더니스트를 대표하는 김환기, 유영국, 이규상, 장욱진, 백영수, 이중섭 등의 작가들로 구성되었다.

김환기와 유영국의 작품은 한국적 모더니티, 즉 동시대의 삶 속에서 인식한 전통과 자연을 주제로 한 실험적인 추상이었다. 전통과의 연계 속에서 통찰되는 시대 의식에 공감함으로써 현대적인 감각으로 재창조된 전통과 자연을

작품에 구현했다. 유영국, 이규상이 전쟁 이전의 추상세계를 그대로 있는 순수기하학적 추상을 지향한 반면[44], 김환기는 현실 모티프를 대상으로 한 시대 의식을 표명하려는 경향을 추구했다[45]. 장욱진도 토속적인 고향의 이미지에서 새로운 사실의 조형 세계를 모색했다. 이렇게 다른 조형 양식을 보이면서도 자유로운 의식을 통해 창조적 방법을 모색하자는 의도에 서로가 공감했기 때문에 이들의 결속감이 유지될 수 있었다.

비록 소수이나 이 단체는 정치적, 사회적으로 격렬한 투쟁이 전개되어 거의 모든 미술 단체가 휩쓸리고 있던 상황에서 유일하게 순수한 창조 정신의 결속을 이루었다는 점에서 미술사에서 높이 평가받고 있다[43]. 또한 추상 작가들로 이루어진 미술 집단에서 점차 구상작가들과 공존하는 복합적인 모습, 즉 이와 같은 추상과 구상의 양립은 신사실파의 특이점이며, 신사실파가 기존 미술과는 다른 새로운 형식의 미술을 모색한 실험적인 미술 집단이었음을 시사한다[46]. 해방 이후 이어진 전쟁과 피난 생활로 창작 환경이 적절히 조성되지 못함에 따라 신사실파는 미술운동으로 정의할 수 있을 만큼 충분한 작품을 제작하지 못했고, 결과적으로 현존 작품의 수가 매우 제한적이라는 한계를 갖는다.

III. The Proposed Scheme

1. Dataset

2024년 11월 4일 현재 국립현대미술관의 소장한 전체 이미지는 11,479건이며, 이 중 신사실파 작가와 관련된 이미지는 420건이다. 본 연구에서는 국립현대미술관 소장 이미지 중 신사실파 작가인 김환기, 유영국, 이중섭, 장욱진의 작품 이미지를 기본 데이터로 선정했다. 추가로 Google 아트 앤 컬처와 Google 검색 엔진 등 다양한 출처를 통해 이들 작가의 작품 이미지를 수집하여 데이터 셋을 구축했다. 구축된 데이터 셋의 현황은 [Table 1]과 같다.

Table 1. Composition of Dataset

Artist Name	Number of Images
Kim Whan Ki	100
Yoo Young Kuk	100
Lee Jung Seop	100
Chang Uc Chin	100
Total	400

2. Methodology

본 연구에서는 이미지 데이터를 기반으로 작품의 특징을 추출하고, 이러한 특징을 중심으로 작가를 자동으로 분류하는 새로운 방법을 제안한다. 이미지를 구성하는 주요 특징을 효과적으로 추출하기 위해, 네 가지의 인코더 방식을 활용하여 데이터를 변환시켰다(Fig 1). 이미지의 의미적 특징을 추출하기 위해, 연구팀은 Vision Transformer(ViT) 구조를 기반으로 한 사전 학습된 대조 학습 기반 언어-이미지 사전학습 모델(Contrastive Language-Image Pretraining, 이하 CLIP 모델)을 신사실파 작품 데이터 셋에 적용시켰다. CLIP 모델은 OpenAI에서 개발한 모델로써, 이미지와 텍스트 간의 관계를 학습하여 다양한 멀티모달 작업에서 뛰어난 성능을 보이는 딥러닝 모델에 해당하며, 이미지와 텍스트를 같은 표현 공간(embedding space)으로 매핑해서 텍스트와 이미지를 효과적으로 연결할 수 있다는 장점이 있다.

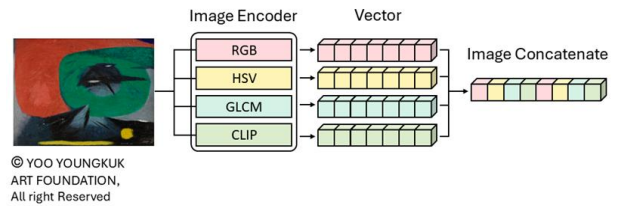


Fig. 1. Image feature extraction of framework

본 연구에서 CLIP 모델의 이미지 인코더는 작품의 시각적 특징을 고차원의 벡터 공간으로 매핑하며, 이는 다시 텍스트 인코더가 생성한 스타일 설명과 대조 학습(Contrastive Learning)을 통해 최적화된다(Fig. 1). 기존의 CNN 기반의 방법과 달리, 이러한 접근 방식은 작품의 미세한 조형적 특징과 전체적인 구성을 동시에 식별이 용이하다. 특히 ViT 구조는 이미지를 패치 단위로 분할해서 처리하기 때문에, 작품의 전체적 구성뿐만 아니라 국소적인 시각적 특징까지 포착할 수 있다는 장점이 있다. 또한 작가 고유의 화풍을 반영하는 색상과 질감 정보를 포함함으로써, 분류의 정확성이 향상되었다.

색상 기반의 이미지를 인식시키는 효과적인 방법으로는 색상을 3차원으로 표현하는 RGB와 HSV가 있으며, 이미지가 포함하고 있는 정보 분석 방법으로는 그레이 레벨 공존 행렬(Gray Level Co-occurrence Matrix, 이하 GLCM)이 있다. RGB는 빨간색, 녹색, 파란색의 특정 파장을 혼합하여 가장 다양한 색상을 생성하며, 전자기기의 컬러 디스플레이에 활용되는 색공간이다. 하지만 RGB는 인간이 색을 인지하는 방식과 관계없이 빛의 삼원색 이론을 기반으로 정립된 색공간이므로, 색상 기반의 분석에는 한계가 있다.

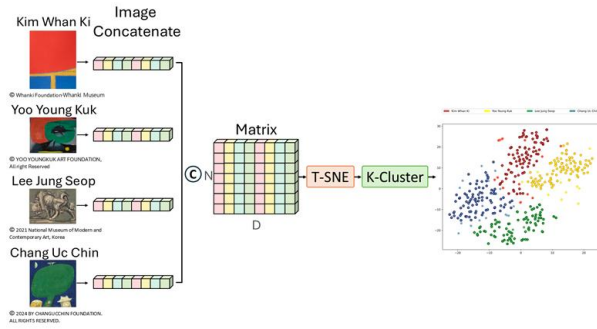


Fig. 2. The process of creating and clustering vectors in a framework

연구팀은 상술한 한계를 보완하기 위해 HSV 색공간을 함께 활용했다. HSV는 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 구성되어, 인간의 색 인지 방식과 유사하게 색상 변화를 정량적으로 계산될 수 있으므로, 색상 기반의 이미지 분할 및 인식에 효과적이다. 이에 연구팀은 색상 정보는 각 픽셀의 빨간색, 녹색, 파란색 값을 활용해서 생성한 벡터와 색상, 채도, 명도를 기반으로 생성한 벡터를 통해 추출했다. GLCM은 이미지의 질감이 회색조의 공간적 분포에 의존한다는 점에서 착안된 개념으로써, 특정 값을 가지는 픽셀 쌍이 특정 공간적 관계에서 얼마나 자주 발생하는지를 계산한 결과를 담은 행렬이다. Haralick et al.[47]에 의하면, 이러한 행렬을 통해 이미지의 동질성을 측정하는 ASM(Angular Second Moment), 대비(Contrast), 회색조 값 간의 선형 의존성을 측정하는 상관 계수(Correlation), 회색조의 분산(Sum of Squares), 이미지 질감의 부드러운 정도를 나타내는 IDM(Inverse Difference Moment) 등을 포함한 14가지의 질감 관련 특징을 계산할 수 있다.

연구팀은 GLCM을 활용해 이미지 내의 질감 정보를 벡터로 변환했으며, 이렇게 얻은 네 가지 벡터를 결합해서 각 클래스를 대표하는 단일 벡터를 생성했다. 이후, 각 클래스별로 얻은 벡터를 통합해서 하나의 매트릭스를 구성했다. 데이터 시각화를 용이하게 하기 위해, T-SNE를 사용해서 고차원 매트릭스를 2차원으로 축소를 실행한 뒤, K-평균 군집화 알고리즘으로 결과를 시각화했다(Fig. 2). T-SNE는 고차원 데이터를 저차원 공간으로 시각화하기 위해 사용되며, 데이터의 복잡한 구조와 유사성을 최대한 보존하면서 이를 저차원 공간에 매핑한다. 이를 통해 데이터의 패턴과 관계를 시각적으로 이해할 수 있도록 도와주며, 특히 고차원 데이터의 숨겨진 클러스터나 구조적 특징을 효과적으로 탐색할 수 있게 한다. Fig. 3은 상술한 연구팀이 수행한 연구 절차를 도식화한 것이다.

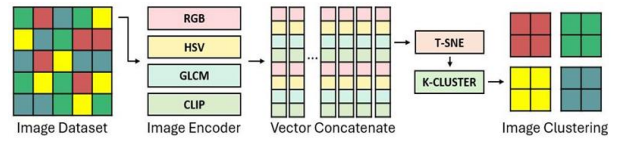


Fig. 3. The overall framework of the proposed Identification of Korean Neo-Realism Artists.

IV. Experiments

Fig. 4는 K-평균 군집화를 통한 결과를 시각화한 것이다. 연구팀은 이미지를 네 가지 주요 군집으로 분할했으며, 데이터 분포를 명확히 가시화하기 위해 각각의 군집을 상이한 색상으로 표시했다. 시각화 작업에서 각각의 작품은 하나의 데이터 포인트로 표시되었고, 모델이 정확하게 분류한 경우에는 어두운 색상의 테두리가 사용되었으며, 분류 오류가 발생한 경우에는 밝은 테두리로 표시되었다. 그래프에 제시된 바와 같이, 어두운 테두리의 데이터 포인트 비율이 전반적으로 높게 나타났고, 본 연구에서 제안된 모델은 87.4%의 분류 정확도를 보여 높은 성능을 나타냈다. 이러한 결과는 연구팀이 제안한 작가 분류 접근 방식이 데이터의 특성을 효과적으로 포착하여 이미지 분류 성능을 향상시킬 수 있음을 시사한다. 또한 이 모델은 비지도 학습임에도 불구하고 이미지 간 유사성을 효과적으로 식별하여 작가별 작품을 정확하게 분류할 수 있음을 보여 줄 뿐만 아니라 이미지 정보만으로도 작가를 식별할 수 있는 인공지능 기술의 강력한 성능을 입증한다.

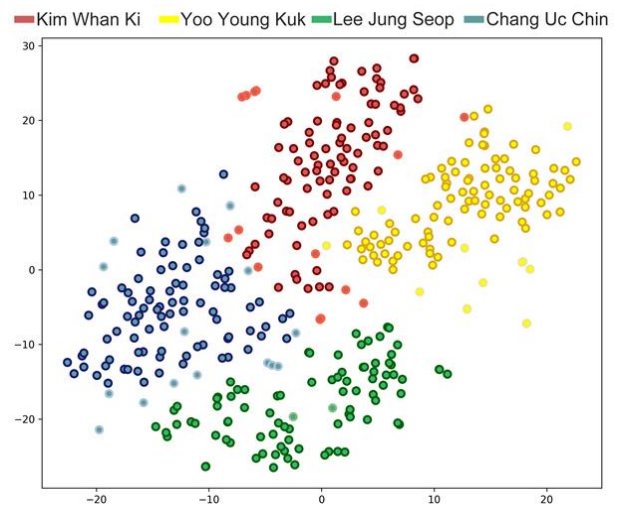


Fig. 4. Clustering results for artwork classification. Points with dark borders represent correctly classified data, while points with light borders represent misclassified data.

연구팀은 각 군집의 대표적인 특성을 파악하기 위해 군집 중심체를 분석했다. 군집 중심체는 각 군집의 데이터 포인트 평균 위치를 나타낸다. 이를 통해 각 그룹의 대표적인 색조와 질감 특성이 요약될 수 있었으며, 이러한 분석 결과를 [Table 2]에 정리했다. 연구팀은 각 군집의 중심점으로부터의 거리를 기준으로 대표 이미지를 오름차순으로 정렬하여, 각 클래스의 특징적인 작품을 명확히 파악할 수 있도록 구성했다. 이를 통해 군집의 시각적 특성을 효과적으로 분석할 수 있었다. 각 군집의 특성을 살펴보면, 김환기는 형태의 평면화를 통해 추상적 표현을 시도했으며, 직선과 곡선의 대비, 평면 색 면 간의 대비를 통해 울동감을 나타냈다[48]. 특히, 1956년 이후에는 주로 푸른색 계열을 사용해서 독창적인 색채 감각을 보여주었다[49]. 유영국은 순수 기하학적인 조형 요소를 사용함으로써 김환기와는 다른 형식의 추상 표현을 제시했으며, 노랑, 초록, 파랑, 빨강, 보라 등 순도 높은 색채를 주로 사용했다[48-49]. 이중섭은 동자상, 가족, 풍경, 소, 닭 등을 주제로 강렬한 색감과 선묘 중심의 표현주의적 조형성을 선보였다[48]. 장욱진은 가족, 마을, 나무, 새, 아이들을 주제로, 평면적 형태의 도식화된 직관적인 이미지를 특징으로 했다[49]. 이처럼 색채의 일관성, 형태의 독창성, 구도의 고유성이 결합되어 차별화된 특성으로 모여진 각 군집의 예술적 경향성을 시각적으로 명확히 구분할 수 있었다.

또한 군집 내 분산 정도를 분석하여 모델의 성능을 평가했다. 군집 내 분산은 각 클러스터의 데이터 점들이 중심에서 얼마나 퍼져 있는지를 나타내며, 값이 작을수록 데이터가 클러스터 중심에 가까이 밀집되어 있음을 의미한다. [Table 3]의 결과에 의하면, 김환기와 유영국의 군집 분산도는 50% 미만으로, 데이터가 중심에 밀집되어 있어 군집화 품질이 우수한 것으로 나타났다. 장욱진의 경우, 분산도는 59.77%로 비교적 우수한 품질을 보였으나, 데이터가 중심에서 다소 분산된 경향이 관찰되었다. 반면, 이중섭의 군집은 84.86%로 가장 높은 분산도를 보여, 데이터가 중심에서 크게 퍼져 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 작품의 색조, 질감, 조형적 특징 간의 연관성 차이에 기인한 것으로 판단된다.

Table 2. Central Image of Each Cluster


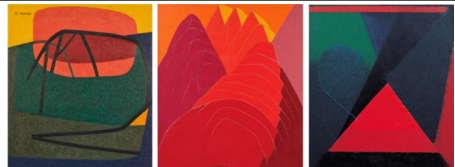

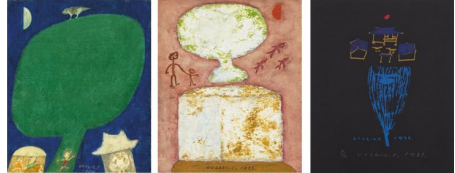
Artist Name	Images of Artworks
Kim Whan Ki	 © Whanki Foundation-Whanki Museum
Yoo Young Kuk	 © YOO YOUNGKUK ART FOUNDATION. All right Reserved.
Lee Jung Seop	 © 2021 National Museum of Modern and Contemporary Art, Korea
Chang Uc Chin	 © 2024 BY CHANGUCCHIN FOUNDATION. ALL RIGHTS RESERVED.

Table 3. Analysis of Intra-Cluster Variance

Artist Name	Variance
Kim Whan Ki	44.71
Yoo Young Kuk	45.92
Lee Jung Seop	84.86
Chang Uc Chin	59.77

V. Conclusions

초기 예술사적 관점에서 이루어졌던 회화 작품 분석 및 작가 분류는 예술사가나 미술학자들이 작품을 직접 관찰하며 작가의 화풍이나 시대적 배경, 작품의 주제, 색조, 구성, 붓질 등과 같은 시각적 요소가 평가 기준으로 활용되었다. 상술한 연구 방법은 연구자의 주관적 판단에 대한 의존도가 높았고, 대규모 데이터 셋을 분석하기 어렵다는 제약성이 있었다. 이후 기술의 발전에 따라 X-선을 비롯한 다양한 테크놀로지가 적용되었고, 최근 인공지능 기술의 발전에 힘입어 딥러닝과 같은 고급 계산 기법과 데이터의 통합으로 자동화된 접근 방식들이 주목받고 있다. 특히 작품의 시각적 특징의 추출을 가능케 하는 컴퓨터 비전 기술 기반의 작가 식별 연구가 활발히 진행되고 있다.

선행 연구를 종합해 보면, 위키아트(WikiArt)와 같은 기존에 구축된 서양 예술작품 데이터 셋을 주로 활용하여 연구가 진행되었으며, CNN과 같은 합성곱 신경망 또는 딥러닝 모델을 기반으로 한 분석에 집중되어 있다. 이러한 연구 추이는 서양 예술작품에 대한 체계적 분석을 가능하게 했으나, 동양 예술작품, 특히 한국 회화 작품에 대한 연구는 상대적으로 소외되어 있는 상황이다. 이에 따라 한국 회화 작품 및 작가 분류에 대한 연구의 필요성은 명백하며, 이는 기존 연구에서 다루지 못한 영역을 확장하는 데 있어 중요한 과제라 할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 국내 신사실파 작가들의 작품 데이터 셋을 직접 구축했으며, 이를 기반으로 한국 회화의 특성을 반영한 새로운 분석 방법론을 제안했다. 이 방법론은 한국 예술의 고유한 시각적 특징과 회화적 표현을 정량적으로 분석할 수 있는 기반을 마련하는 데 중점을 두었다. 이를 통해 작품의 시각적, 질감적, 색채적 특성을 다각도로 분석하고, 다양한 정보를 통합하여 정교한 작가 분류를 수행하고자 했다. 본 연구에서는 상술한 목표를 달성하기 위해 네 가지의 핵심 기술이 활용되었다:

첫째, CLIP 모델의 사전 학습된 이미지 인코더를 활용하여 작품의 의미적 특징을 추출했다. CLIP은 이미지와 텍스트 간의 관계를 학습한 모델로써, 작품의 맥락적 의미와 고차원적인 시각적 특성을 효과적으로 포착할 수 있다. 이를 통해 작품의 내재된 의미적 정보를 분석의 핵심 요소로 포함시켰다. 둘째, GLCM을 기반으로 질감 분석을 수행하여 작품의 질감 특성을 정량적으로 추출했다. GLCM은 픽셀 간의 회색조 공간적 관계를 분석하는 방법으로써, 작품의 동질성, 대비, 질감의 부드러움 등을 포함한 다양한 질감 관련 지표를 제공해준다. 이를 통해 작품의 질감적 요소를 명확히 이해 및 비교할 수 있는 기반을 마련했다. 셋째, RGB와 HSV 색공간을 활용한 분석으로 작품의 색조 정보를 도출했다. RGB 색공간은 빛의 삼원색을 기반으로 작품의 원색과 혼합 색상을 정량적으로 나타내며, HSV 색공간은 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)와 같은 인간의 색 인지 방식에 기반한 정보를 제공한다. 이 두 색공간을 활용함으로써, 작품의 색채적 특징을 더욱 풍부하게 표현할 수 있었다. 마지막으로, 상술한 과정을 통해 획득한 다양한 특징 정보를 통합하여 각 작품을 대표하는 특징 벡터(feature vector)를 생성했으며, 이를 기반으로 K-평균 군집화 알고리즘을 적용했다. K-평균은 작품 간 유사성을 기반으로 그룹을 형성하여 각 군집이 특정 작가나 작품 경향을 대표할 수 있도록 했다. 연구팀이 제안한 방법론은 의미적, 질감적, 색채적 특성을 아우르는 다차원적

접근을 통해 작가 분류의 정밀도를 높이는 데 기여하며, 이는 회화 작품 분석에서 새로운 기준을 제시할 수 있을 것으로 기대한다.

실험 결과에 의하면, 제안된 모델의 분류 정확도는 87.4%로 높게 나타났으며, 이는 본 접근 방식이 작품의 시각적, 의미적, 질감적 특징을 종합적으로 포착하여 이미지 분류 성능을 크게 향상시킬 수 있음을 보여준다. 특히, K-평균 군집화를 활용한 시각화 결과에서도 모델의 강력한 성능을 확인할 수 있었다. 시각화된 그래프에서는 군집 내 데이터 포인트가 작가별로 명확하게 군집을 형성하며, 대부분의 작품이 올바르게 분류된 것이 관찰되었다. 이러한 결과는 본 모델이 비지도 학습 환경에서도 이미지 간 유사성을 효과적으로 식별하여 작가별 작품을 정확하게 분류할 수 있음을 입증한다. 더 나아가, 각 군집의 대표 이미지 분석을 통해 군집별로 고유한 색조, 질감, 조형적 특징을 명확히 파악할 수 있었다. 이를 통해 작품의 조형적 요소와 예술적 경향성을 효과적으로 식별할 수 있으며, 이는 작품 분류뿐만 아니라 예술적 패턴 분석에도 기여할 수 있는 잠재력을 보여준다. 이러한 결과는 인공지능 기술이 단순히 분류 작업에 국한되지 않고, 데이터 기반으로 예술 작품의 미학적 특성을 해석 및 분석할 수 있는 강력한 도구로 활용될 수 있음을 입증했다.

특히, 본 연구는 기존 연구가 주로 서양 예술작품에 집중되었던 점에서 벗어나, 한국 회화 작가들의 작품 데이터 셋을 직접 구축하여 연구를 수행했다는 점에서 학술적 측면에서 중요한 의미를 지닐 수 있다. 이는 상대적으로 연구가 부족했던 한국 회화 작품의 특징을 체계적으로 분석하고, 작가를 자동으로 분류할 수 있는 기반을 마련한 점에서 타 연구와도 차별성을 가진다. 더 나아가, 한국 회화 작품이 지닌 시각적, 질감적 특성을 정량적으로 분석하고 이를 데이터 기반으로 명확히 표현할 수 있는 가능성을 제시했다.

종합해 보면, 본 연구는 이미지 기반 작품 분석과 작가 분류 문제를 해결하기 위한 새로운 솔루션을 제안했으며, 실험 결과를 통해 그 우수성과 실효성을 입증했다. 본 연구는 작품의 시각적, 질감적, 의미적 특징을 정량적으로 통합하여 고차원적으로 분석함으로써, 작가 분류와 작품의 조형적 특성 파악이라는 두 가지 주요 과제를 성공적으로 해결하였다. 특히, 기존 연구가 서양 예술작품에 주로 의존했던 한계를 넘어, 한국 회화 작가들의 데이터 셋을 직접 구축하고 이를 활용한 분석을 수행함으로써, 한국 회화의 독창적 특징을 학술적으로 조명했다는 점에서 중요한 의미를 가진다.

향후 본 연구 결과는 예술작품에 대한 통찰력 획득과 분

석을 위한 인공지능 기술 발전에 대한 기여뿐만 아니라, 디지털 시대에 예술 유산을 보존 및 해석, 미술관 소장품 관리에 대한 새로운 접근 방식을 제시할 것으로 기대된다. 또한 본 연구에서 구축된 데이터 셋과 분석 방법론은 향후 다른 문화적 배경의 예술작품이나 다양한 예술 장르에 적용되어 확장 연구의 기반이 될 수 있다. 이를 통해, 인공지능이 예술 분야에서 인간의 창의적 사고를 보완하고, 더 나아가 새로운 예술적 통찰을 제공하는 핵심 기술로 자리잡을 가능성을 제시할 것으로 전망한다.

ACKNOWLEDGEMENT

Following are results of a study on the "Leaders in INdustry university Cooperation 3.0" Project, supported by the Ministry of Education and National Research Foundation of Korea

REFERENCES

- [1] L. Shamir, and J.A. Tarakhovskiy, "Computer analysis of art", *Journal on Computing and Cultural Heritage (JOCCH)*, Vol. 5, No. 2, pp. 1-11, July 2012. DOI: 10.1145/2307723.2307726
- [2] N. Viswanathan, "*Artist identification with convolutional neural networks*", Stanford193CS231N Report, pp. 1-8, 2017.
- [3] M. Kim, and J. Kim, "Complementary Quantitative Approach to Unsolved Issues in Art History: Similarity of Visual Features in the Paintings of Vermeer and His Probable Mentors", *Leonardo*, Vol. 52, No. 2, pp. 164-174, April 2019. DOI: 10.1162/leon_a_01401
- [4] L. Shamir, T. Macura, N. Orlov, D.M. Eckley, & I.G. Goldberg, "Impressionism, expressionism, surrealism: Automated recognition of painters and schools of art", *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*, Vol. 7, No. 2, pp. 1-17, February 2010. DOI: 10.1145/1670671.1670672
- [5] E. Cetinic, T. Lipic, and S. Grgic, "Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification" *Expert Systems with Applications*, Vol. 114, pp. 107-118, December 2018. DOI: 10.1016/j.eswa.2018.07.026
- [6] B. Saleh, K. Abe, R.S. Arora, and A. Elgammal, "Toward automated discovery of artistic influence", *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 75, No. 7, pp. 3565-3591, August 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1408.3218
- [7] L. van der Maaten, and E.O. Postma, "*Identifying the real van gogh with brushstroke textons*", White paper, Tilburg University, February 2009.
- [8] B. Saleh, and A. Elgammal, "A unified framework for painting classification", 2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW), pp. 1254-1261, Atlantic City, USA, November 2015. DOI: 10.1109/ICDMW.2015.93
- [9] J. Zujovic, L. Gandy, S. Friedman, B. Pardo, and T.N. Pappas, "Classifying paintings by artistic genre: An analysis of features & classifiers", 2009 IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing, pp. 1-5, Rio De Janeiro, Brazil, October 2009. DOI: 10.1109/MMSP.2009.5293271
- [10] E. Gulpepe, T.E. Conturo, and M. Makrehchi, "Predicting and grouping digitized paintings by style using unsupervised feature learning", *Journal of cultural heritage*, Vol. 31, 13-23, May-June 2018. DOI: 10.1016/j.culher.2017.11.008
- [11] J. Chen, and A. Deng, "*Comparison of machine learning techniques for artist identification*", Stanford193CS231N Report, pp. 1-7, 2018.
- [12] I.E. Berezhnoy, E.O. Postma, and H.J. van den Herik, "Authentic: computerized brushstroke analysis", 2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 1586-1588, Amsterdam, Netherlands, July 2005. DOI: 10.1109/ICME.2005.1521739
- [13] H.J. van den Herik, and E.O. Postma, "Discovering the visual signature of painters", *Discovering the Visual Signature of Painters*. In: Kasabov, N. (eds) *Future Directions for Intelligent Systems and Information Sciences. Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Vol 45, pp. 129-147, Physica, Heidelberg, 2000. DOI: 10.1007/978-3-7908-1856-7_7
- [14] F. Lamberti, A. Sanna, and G. Paravati, "Computer-assisted analysis of painting brushstrokes: digital image processing for unsupervised extraction of visible features from van Gogh's works", *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Vol. 2014, pp. 1-17, December 2014. DOI: 10.1186/1687-5281-2014-53
- [15] C.R. Johnson, E. Hendriks, I.J. Berezhnoy, E. Brevdo, S.M. Hughes, I. Daubechies, J. Li, E. Postma, and Wang, J. Z., "Image processing for artist identification", *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 25, No. 4, pp. 37-48, July 2008. DOI: 10.1109/MSP.2008.923513
- [16] R. G. Condorovici, C. Vertan, and L. Florea, "Artistic genre classification for digitized painting collections," *UPB Scientific Bulletin*, Vol. 75, No. 3, pp. 75-86, 2013.
- [17] D. G. Stork, J. Coddington, and A. Bentkowska-Kafel, "*Computer vision and image analysis of art*," SPIE (The international society for optics and photonics), and IS&T (The Society for Imaging Science and Technology), January 2010.
- [18] Q. Yu, and C. Shi, "An image classification approach for painting using improved convolutional neural algorithm," *Soft Computing*, Vol. 28, No. 1, pp. 847-873, November 2023. DOI: 10.1007/s00500-023-09420-1

- [19] S. Banerji, and A. Sinha, "Painting classification using a pre-trained convolutional neural network," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 10481, pp. 168-179, October 2017. DOI: 10.1007/978-3-319-68124-5_15
- [20] K. A. Jangtik, T. T. Ho, M. C. Yeh, and K. L. Hua, "A CNN-LSTM framework for authorship classification of paintings," *IEEE*, pp. 2866-2870, 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), China, September 2017. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296806
- [21] K. Mondal, and H. B. Anita, "Categorization of artwork images based on painters using CNN," *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1818, No. 1, March 2021. DOI: 10.1088/1742-6596/1818/1/012223
- [22] J. M. Fortuna-Cervantes, C. Soubervielle-Montalvo, C. A. Puente-Montejano, Ó. E. Pérez-Cham, and R. Peña-Gallardo, "Evaluation of CNN Models with Transfer Learning in Art Media Classification in Terms of Accuracy and Class Relationship," *Computación y Sistemas*, Vol. 28, No. 1, pp. 233-244, March 2024. DOI: 10.13053/cys-28-1-4895
- [23] X. Zhang, and T. Ding, "Style classification of media painting images by integrating ResNet and attention mechanism," *Heliyon*, Vol. 10, No. 6, February 2024. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e27178
- [24] Q. Li, Y. Li, and F. Qiu, "Research on automatic classification method of artistic styles based on attention mechanism convolutional neural network," *International Journal of Low-Carbon Technologies*, Vol 19, pp. 2018-2023, August 2024. DOI: 10.1093/ijlct/ctae114
- [25] L. Zeng, "Improved Painting Image Style Classification of ResNet based on Attention Mechanism", *IEEE*, pp. 724-729, 2023 International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications (AEECA), China, August 2023. DOI: 10.1109/AEECA59734.2023.00133
- [26] L. Tao, C. Biao, W. Ruixia, Z. Jin, and Z. Jianlin, "Design and Implementation of Painting Classification System Based on Double Attention Network," *IEEE*, pp. 55-58, 2021 6th International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIIBMS), Japan, November 2021. DOI: 10.1109/ICIIBMS52876.2021.9651652
- [27] A. Polak, T. Kelman, P. Murray, S. Marshall, D. J. Stothard, N. Eastaugh, and F. Eastaugh, "Hyperspectral imaging combined with data classification techniques as an aid for artwork authentication," *Journal of Cultural Heritage*, Vol. 26, pp. 1-11, July-August 2017. DOI: 10.1016/j.culher.2017.01.013
- [28] T. Sahu, A. Tyagi, S. Kumar, and A. Mittal, "Classification and aesthetic evaluation of paintings and artworks," *IEEE*, pp. 179-183, 2017 13th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), India, December 2017. DOI: 10.1109/SITIS.2017.39
- [29] G. Castellano, and G. Vessio, "A deep learning approach to clustering visual arts," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 130, No. 11, pp. 2590-2605, August 2022. DOI: 10.1007/s11263-022-01664-y
- [30] C. Sandoval, E. Pirogova, and M. Lech, "Adversarial learning approach to unsupervised labeling of fine art paintings," *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 81969-81985, June 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3086476
- [31] Abas, F. S., & Martinez, K., "Classification of painting cracks for content-based analysis", In *Machine Vision Applications in Industrial Inspection XI*, Vol. 5011, 149-160, May 2003. DOI:10.1117/12.474012
- [32] Liu, S., Yang, J., Aghaian, S. S., & Yuan, C., "Novel features for art movement classification of portrait paintings", *Image and Vision Computing*, Vol. 108, 104121, April 2021. DOI:10.1016/j.imavis.2021.104121
- [33] Andronache, I., Papageorgiou, I., Alexopoulou, A., Makris, D., Bratitsi, M., Ahammer, H., ... & Liritzis, I., "CAN COMPLEXITY MEASURES WITH HIERARCHICAL CLUSTER ANALYSIS IDENTIFY OVERPAINTED ARTWORK?", *Scientific Culture*, Vol. 10, No. 1, 2024. DOI: 10.5281/zenodo.8297692
- [34] Xu, K., "Automated Artist Identification Using Deep Learning and Transfer Learning Techniques", *Science and Technology of Engineering, Chemistry and Environmental Protection*, Vol. 1, No. 8, August 2024. DOI: <https://doi.org/10.61173/kw89wm08>
- [35] Zeng, L., "Improved Painting Image Style Classification of ResNet based on Attention Mechanism", In *2023 International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications (AEECA)*, 724-729, Dalian, China, August 2023. DOI:10.1109/AEECA59734.2023.00133
- [36] Nunez-Garcia, I., Lizarraga-Morales, R. A., Hernandez-Belmonte, U. H., Jimenez-Arredondo, V. H., & Lopez-Alanis, A., "Classification of Paintings by Artistic Style Using Color and Texture Features", *Computación y Sistemas*, Vol. 26, No. 4, 1503-1514, March 2023. <https://doi.org/10.13053/cys-26-4-4022>
- [37] WANG, Q., "Painting Style Recognition and Classification Based on Convolutional Neural Network and Multi-Kernel Learning", *Intelligent Computing Technology and Automation*, 2024. DOI:10.3233/ATDE231287
- [38] Zhong, S. H., Huang, X., & Xiao, Z., "Fine-art painting classification via two-channel dual path networks", *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 11, 137-152, May 2020. DOI:10.1007/s13042-019-00963-0
- [39] Kelek, M. O., Calik, N., & Yildirim, T., "Painter classification over the novel art painting data set via the latest deep neural networks", *Procedia Computer Science*, Vol. 154, 369-376, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.06.053>
- [40] Park, J. S., Kim, S. Y., Yoon, Y. C., & Kim, S. K., "Optimizing CNN Structure to Improve Accuracy of Artwork Artist

Classification", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 28, No. 9, 9-15, September 2023. <https://doi.org/10.9708/jksci.2023.28.09.009>

- [41] Deng, Y., Tang, F., Dong, W., Wu, F., Deussen, O., & Xu, C., "Selective clustering for representative paintings selection", *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 78, 19305-19323, February 2019. DOI:10.1007/s11042-019-7271-7
- [42] Espinosa Zuniga Javier Jesus, Juarez Caballero Greda Yazmin, "Artificial Intelligence Perspectives on Mexican Art: A Case Study", *American Journal of Science, Engineering and Technology*, Vol. 8, No. 1, 63-70, March 2023, DOI:10.11648/j.ajset.20230801.17
- [43] Park, J. M., "The Concept of Abstraction in New Realism Group: New Interpretation on Geometric Abstraction from Its Own Point of View", *Korean Bulletin of Art History*, Vol. 38, 240-276, June 2012. DOI : 10.15819/rah.2012..38.240
- [44] Joo, S. J., "A Study on the Sublime in YOO YOUNGKUK's Abstract Paintings: Focusing on works since the 1960s," Master's Thesis, Department of Aesthetics & Art History, Graduate School of Chosun University, Advisor: Prof. S. S. Jo, Gwangju, Korea, 2023.
- [45] Kim, H. S. "Study on the Colors of Kim Whan-ki's Painting," *The Journal of Art Theory & Practice (JATP)*, Vol. 0, No. 3, pp. 155-172, 2005.
- [46] Kang, H. S., "Rereading Neo-Realistic School as Avant-garde in the Early 20th Century: Focusing on the Influence of Surrealism," *The Journal of Aesthetics and Science of Art (JASA)*, Vol. 71, pp. 138-160, 2024. DOI: 10.17527/JASA.71.0.07.
- [47] Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H., "Textural features for image classification" *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol 6, 610-621, November 1973. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314
- [48] Jeong, J. M., "Masterpieces of modern Korean painting", Culture books, 54-171, 2014.
- [49] Kim, Y. N., "Korean Art of the 20th Century 2: A Time of Change and Challenge", *Yekyong*, 240-465, 2010.

Authors



Seohyun Baek received the B.F.A. degree in Ceramic Arts and Design from Seoul National University of Science and Technology, Seoul, South Korea, in 2018, M.S. degree in Conservation of Cultural

Heritage from Graduate School of Yong In University, Yongin, South Korea, in 2020, and a Ph.D. degree in Science from Chung-Ang University, Seoul, South Korea, in 2024. In 2024, she joined the Hyper-Reality Metaverse Research Laboratory at the Electronics and Telecommunications Research Institute, in Daejeon, where she is currently working as a Postdoctoral Researcher. Her research interests include AI-based cultural heritage restoration, digital heritage, and cultural heritage analysis and conservation.



So-Jeong Park received the B.E. degree in Art & Technology and Computer Science and Engineering from Chung-Ang University in 2023. She is studying for her M.A. degree at the Graduate School of Advanced Imaging

Science, Multimedia and Film, with specific interests in imaging science and arts, artificial intelligence generated content, and data analysis and visualization.



So-Eun Park is currently studying Art & Technology and Computer Science and Engineering (B.E. program) at Chung-Ang University. Her research interests include data analysis and visualization, computer vision,

and artificial intelligence for content generation.



You-min Im is currently studying Art & Technology (B.E. program) at Chung-Ang University. His research interests include big data analytics and digital transformation.



Bo-A Rhee received the B.A degree in Library Science from Sung Kyun Kwan University in 1987, M.A. degree in Art Studies from Graduate School of Sung Kyun Kwan University in 1990 and Ph.D. degree

in Art Management from Florida State University in 1997. Dr. Rhee is a professor at the College of Art and Technology, Chung-Ang University, South Korea. She is a museum technology and informatics researcher. Her works have focused on user experience based on artificial intelligence and big data, computer vision in terms of museum informatics, and digital heritage user experience design.



Jongwon Choi received B.S. and M.S. degrees in electrical engineering from KAIST, Daejeon, South Korea, in 2012 and 2014, respectively, and a Ph.D. degree in electrical engineering from Seoul National University,

Seoul, South Korea, in 2018. From 2018 to 2020, he was with the Research Intelligence Research Center, Samsung SDS, Seoul, as a Research Engineer. In 2020, he joined the Department of Advanced Imaging, Chung-Ang University, Seoul, where he is currently working as an Associate Professor. His research interests include surveillance systems with deep learning, the semi-supervised learning methods, and deepfake video detection.