

# 베이어 패턴 아티팩트 검출을 통한 AI 생성 이미지의 진위 판별

이 설 의 \*

하 동 환 \*\*

\* 중앙대학교 첨단영상대학원 연구원

\*\* 중앙대학교 예술공학대학 교수

## The AI-generated Images Authenticity Determination with Bayer Pattern Artifacts

Lee, Seol Eui \*

Har, Dong Hwan \*\*

\* Researcher, Graduate School of Advanced Imaging Science, Chung-Ang University

\*\* Professor, College of Art&Techonlogy, Chung-Ang University

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2024년 문화체육관광 연구개발사업으로 수행되었음  
(과제명 : 생성형 AI 및 클라우드 기반 콘텐츠 제작 R&D 인재 양성, 과제번호 :  
RS-2024-00352578 기여율: 100% )

\*\* Corresponding Author : Har, Dong-Hwan [dhhar@cau.ac.kr](mailto:dhhar@cau.ac.kr)

THE KOREAN SOCIETY OF SCIENCE & ART

한국과학예술융합학회

THE KOREAN SOCIETY OF SCIENCE & ART Vol.42(4)\_Regular article or full paper

\* Contribution : 2024.08.20\_Examination : 2024.08.27\_Revision : 2024.09.19\_Publication decision : 2024.09.30



## 목차

### Abstract

#### 국문 초록

#### I. 서론

##### 1.1 연구 배경 및 목적

##### 1.2 연구 방법

#### II. 본론

##### 2.1. 실험을 위한 준비

##### 2.2. 재보간을 위한 촬영 및 이미지 생성

#### III. 이미지 분석 방법과 진위 확인

##### 3.1. 분석을 위한 전처리 과정 진행

##### 3.2. 수치화 작업을 통한 진위 확인

#### IV. 결론

#### Reference

#### Endnote

### Abstract

The rapid advancement of artificial intelligence(AI) based image generation technologies has reached a point where AI-generated images are virtually indistinguishable from real photographs. This progression has significantly undermined the reliability of images with uncertain origins as credible evidence for authenticity verification, leading to pressing societal issues such as the spread of misinformation and the proliferation of fake news. In response to these challenges, this thesis introduces a novel analytical method grounded in the physical characteristics of camera-captured images, utilizing advanced Re-interpolation techniques to detect subtle differences between authentic and AI-generated images. The proposed method involves a comprehensive analysis of pixel patterns inherent in camera-captured images, followed by the application of Re-interpolation techniques to effectively distinguish between the two image types. Experimental results reveal statistically significant differences between camera-captured and AI-generated images, thereby affirming the accuracy of the proposed method in determining image authenticity. Furthermore, the method developed in this study is anticipated to markedly enhance the reliability of digital images and contribute to the prevention of misinformation and the dissemination of fake news. The outcomes of this research suggest that the

proposed method holds substantial practical potential for the verification of digital content authenticity. Additionally, future research will focus on further validation and refinement of this method to extend its applicability to a broader spectrum of image generation technologies.

#### 국문 초록

AI(Artificial Intelligence) 기반의 이미지 생성 기술은 빠르게 발전하여 실제 사진과 구분이 불가능한 수준에 이르렀다. 이러한 이유로 출처가 불분명한 사진은 진위를 평가할 증거로서의 신뢰성을 담보할 수 없게 되었으며 허위 정보 확산, 가짜 뉴스 등과 같은 사회적 문제로 이어지고 있다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 카메라 이미지의 물리적 특성을 기준으로 하여 재보간 기법을 적용한 새로운 분석 방법을 제시하고자 하며 촬영된 이미지와 AI로 생성된 이미지의 미세한 차이를 탐지하는 것을 목표로 한다. 특히 카메라로 촬영된 이미지의 픽셀 배열을 분석하고 이를 바탕으로 재보간 기법을 적용하여 두 이미지 유형을 효과적으로 구분한다. 실험을 통해 촬영된 이미지와 AI로 생성된 이미지 간에 통계적으로 유의미한 차이가 존재한다는 것을 확인하였으며 이는 제안된 분석 방법이 이미지의 진위성을 판별하는 데 있어 정확도를 지니고 있음을 말해준다. 나아가 본 연구에서 제시한 판별 기법은 디지털 이미지의 신뢰성을 제고하고 허위 정보, 가짜 뉴스 확산을 방지하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구의 결과는 디지털 콘텐츠의 진위성 검증에 실무적으로 적용될 수 있음을 시사하며 나아가 향후 연구에서는 추가적인 검증과 개선을 통해 다양한 유형의 이미지 생성 기술에 대한 대응을 강화할 수 있도록 기반을 마련할 것이다.

#### Key Words

AI-generated Image(AI 생성 이미지), Bayer Pattern Artifact(베이어 패턴 아티팩트), Image Classification(이미지 분류), Forensic Images(포렌식 이미지), Convergence(융복합)

#### I. 서론

##### 1.1 연구 배경 및 목적

‘사진’은 빛을 기반으로 실제 존재하는 상황을 직접적으로 기록하고 사실임을 증명한다. 반면 ‘회화’는 뛰어난 기술로 어떤 상황을 사진보다 더 정확하고 정교

하게 표현하더라도 그것은 사실이 아니며, 아무것도 입증하지 못한다. 다만 이미지의 출처가 카메라인지 회화인지 알 수 없다면 그 정교함으로 인해 사진으로 오인하고 이미지에 담긴 의미를 신뢰하게 될 수 있다.

최근 개발된 AI(Artificial Intelligence) 이미지 생성 기술은 급속히 발전하여 매우 사실적인 그림을 빠르게 그려낸다. 이것은 사진과 구분하기 어려운 자연스러움과 완성도를 가지므로 이미지에 담겨있는 내용을 쉽게 사실로 인식하게 된다. 이러한 기술은 목적에 따라 허구의 내용을 진짜처럼 표현할 수 있으며 관람자들은 사진과 구분하지 못해 이를 쉽게 믿게 된다. <그림-01>은 AI로 생성되어 그려진 가짜 이미지를 사진과 혼동하여 가짜 뉴스가 된 사례를 보여주며 이러한 현상은 여러 가지 사회 문제로 확산되고 있다.



<그림-01> BBC에서 보도한 가짜 뉴스 이미지

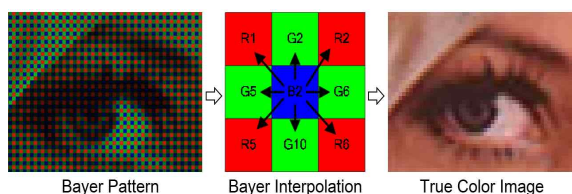
또한 많은 연구자에게 사진과 AI로 생성된 이미지를 구별할 수 있는 기술 개발에 동기가 되어 관련 연구들이 발표되고 있다. 과거에는 시각적 아티팩트와 불일치 감지, 세부 텍스처와 특정한 잡음 패턴 등으로 AI로 생성된 것인지 아닌지 알 수 있었다.<sup>1)</sup> AI로 생성한 것에서 보이는 비정상적인 신체 비율과 대칭적인 얼굴 등 해부학적인 오류와 조명이나 반사, 그림자의 불일치 등으로 구별하였다. 이후에 CNN(Convolutional Neural Networks)과 같은 딥러닝 모델을 사용하여 패턴 인식 및 이미지 데이터 학습으로 분석의 정확도를 높여 실제 사진과 AI 생성 이미지를 분류하였다.<sup>2)</sup>

최근에 Moskowitzl(2024)은 AI로 생성된 이미지를 학습시켜 AI로 AI 이미지를 감지할 수 있는 방법에 대하여 연구했고<sup>3)</sup> 최종욱 등(2024)은 딥페이크 비디오 탐지 연구를 통해 그 문제를 해결하려 시도했다.<sup>4)</sup>

이와 같이 관련된 연구들은 빈번하지만 디지털 사진 생성 과정에서 발생한 특성을 분석 도구로 활용한 예는 없었다. 본 연구에서는 사진에서 빛을 디지털 신호로 변환하는 고유 작업과정을 이해하고 그 특성의 유무를 이용해 광학적 사진과 AI 생성 이미지를 구분한다.

## 1.2. 연구 방법

본 연구에서는 카메라로 촬영된 사진의 특성을 기준으로 재보간 기법을 활용해 촬영된 사진과 AI로 생성된 이미지를 구분하기 위한 분석 방법을 제시하고자 한다. 디지털 사진 이미지는 CCD, CMOS와 같은 센서를 이용해 빛의 전자기 파장의 강도를 디지털 신호로 변환하여 규격에 맞춰 데이터로 저장하는 과정을 수행한다. 이 과정에서 카메라 센서는 베이어 패턴(Bayer Pattern)으로 R, G, B 컬러 신호를 개별적으로 수신하며 피사체의 정확한 색을 만들기 위해 베이어 인터폴레이션(Bayer Interpolation) 과정을 수행한다. 이것은 각 컬러 센서가 인접한 다른 컬러 센서의 값들과 혼합하여 원래 피사체의 색으로 변환하는 과정이다 <그림-02>.



<그림-02> 카메라 베이어 인터폴레이션 : 인접 픽셀의 색과 혼합을 통해 원래 색을 찾아가는 과정

이 과정에서 생성된 컬러 픽셀은 인접한 픽셀들에게 영향을 주고, 반기 때문에 전체적으로 ‘베이어 패턴에 의한 주기적 아티팩트’(periodic artifact caused by bayer patterns)를 남기게 된다. 반면 AI로 생성된 이미지는 생성적 적대 신경망 GAN(Generative Adversarial Networks)에 의해 무작위 노이즈 벡터를 토대로 생성되기 때문에 이러한 아티팩트가 발생하지 않는다. 그러므로 카메라로 촬영한 사진과 AI로 생성된 이미지의 구분은 베이어 패턴 아티팩트의 유무로 판별할 수 있다. 그러나 전술한 베이어 패턴 아티팩트는 육안으로 쉽게 찾을 수 없으므로 재보간 기법을 이용해 찾아내고 도드라지게 만들어 유무를 판단한다. 그 형태는 위치에 따라 다르며 베이어 패턴 아티팩트가 잘 나타나는 지점을 ROI(Region of Interest)로 선택하여 수치를 극대화하였다.

본 연구는 분석 대상 이미지의 베이어 패턴 아티팩트를 찾기 위해 재보간 기법 적용과 결과에 대한 수치적 분석을 진행하여 사진과 AI로 생성된 이미지를 객관적 수치로 분리한다. 연구의 과정은 다음과 같이 진행한다.

- 실험을 위한 사진 촬영  
(Canon EOS 600D, iPhone 15 MAX)
- 실험을 위한 AI 이미지 생성  
(DALL-E, Firefly, Midjourney)
- 전처리 과정 : 각 이미지별 베이어 패턴 아티팩트  
유무 생성 및 시각적 확인
- 광학적 사진, AI 생성 이미지 구분을 위한 수치화

베이어 패턴 아티팩트에 의해 생기는 행렬 특성의 분석을 위해 RMSE(Root Mean Square Error)로 수치화하여 촬영된 이미지와 AI로 생성된 이미지의 RMSE를 각각 비교해 증명한다. 위와 같이 진행할 경우 이미지 간 차이를 확인할 수 있어 진위를 파악할 수 있다.

## II. 본론

### 2.1. 실험을 위한 준비

실험을 위한 촬영용 카메라와 스마트폰 카메라는 대중적으로 많이 사용하고 가장 수요가 많은 기종으로 선정하여 촬영 및 비교 분석하였다. 촬영은 실내, 실외에서 진행하였으며 특별한 제약이나 제한 없이 촬영하였다. 다만 촬영 항목을 별도로 구별한 이유는 다양한 조건에서의 비교와 실험 결과를 다각도로 이해하고 포괄적인 평가를 위해 항목을 나누어 진행하였다.

AI 이미지 생성 프로그램 선정 기준은 실험의 편리성과 접근의 일관성을 위하여 최근 많이 사용되고 있는 프로그램으로 선정하였다. 비슷한 조건을 부여하기 위해서 촬영한 사진과 AI로 생성된 이미지는 최대한 유사성 높도록 시각화하여 분석의 효율성과 이미지의 통일성을 유지하였다.

### 2.2. 재보간을 위한 촬영 및 이미지 생성

#### (1) 실험을 위한 사진 촬영

실험 진행을 위한 카메라는 Canon EOS 6D mark II (DSLR)를, 스마트폰 카메라는 iPhone 15 MAX를 사용하였다. 피사체는 인물, 풍경, 정물을 각각 5장씩 선별하였다. 인물은 단조로운 배경과 복잡한 배경에서 여성 2장, 남성 3장을 선정하였다. <그림-03>, <그림-04>, <그림-05>는 준비된 실험 이미지를 보여주며 첫 번째 줄은 DSLR 카메라, 두 번째 줄은 iPhone 카메라의 촬영 결과, 세 번째, 네 번째, 다섯 번째 줄은 AI로 생성한 이미지를 보여준다.



<그림-03> 인물 촬영과 이미지 생성



<그림-04> 정물 촬영과 이미지 생성



<그림-05> 풍경 촬영과 이미지 생성

#### (2) 실험을 위한 AI 이미지 생성

AI 이미지 생성 프로그램은 DALL-E, Firefly, Midjourney로 선정하였고 이미지 생성을 위해 촬영된 사진을 이용하였다. 예를 들어 DALL-E를 사용하기 위하여 chatGPT 4.0에 <그림-06>을 첨부하고 프롬프트를 작성하여 생성에 활용하였다. 그 결과 첨부한 사진 원본과 유사한 이미지 <그림-07>를 얻을 수 있었다. 이 과정에서 유사성을 높이기 위하여 생성된 프롬프트 일부를 수정, 반복하여 최종 이미지를 얻었다.



<그림-06> AI 이미지 생성을 위해 참고한 원본 사진



<그림-07> DALL-E에 의해 생성된 이미지

Adobe의 Firefly는 그들이 보유하고 있는 소프트웨어와 연동하므로 포토샵에서 생성형 채우기 기능으로 쉽게 이미지를 얻을 수 있다. 프로그램 중 가장 직관적이고 단순한 구조로 이루어져 있는데 원하는 영역을 선택한 뒤 생성 채우기에 프롬프트를 작성하면 <그림-08>과 같은 결과 이미지를 생성한다.



<그림-08> Firefly에 의해 생성된 이미지

마지막으로 사용한 AI 모델 Midjourney는 Describe 기능을 이용하여 유사 이미지를 생성할 수 있으며 <그림-06>의 사진을 첨부한 뒤 역으로 프롬프트를 얻어 <그림-09>와 같이 이미지를 생성했다. [표-01]은 인물 생성을 위한 프롬프트 작성의 예이며 원하는 이미지가 나올 때까지 수정, 반복 생성하였다.

[표-01] Midjourney 프롬프트 작성 예

#### Midjourney prompt

A young Asian woman with long black hair, wearing a white short-sleeved shirt and standing in front of a green wall, looks at the camera with an expressionless face. She is facing forward and has her hands behind her back, creating a symmetrical composition. The background features a solid color that enhances the focus on facial expressions and body language. ar 16:9 v 6.1



<그림-09> Midjourney에 의해 생성된 이미지

### III. 이미지 분석 방법과 진위 확인

#### 3.1. 분석을 위한 전처리 과정 진행

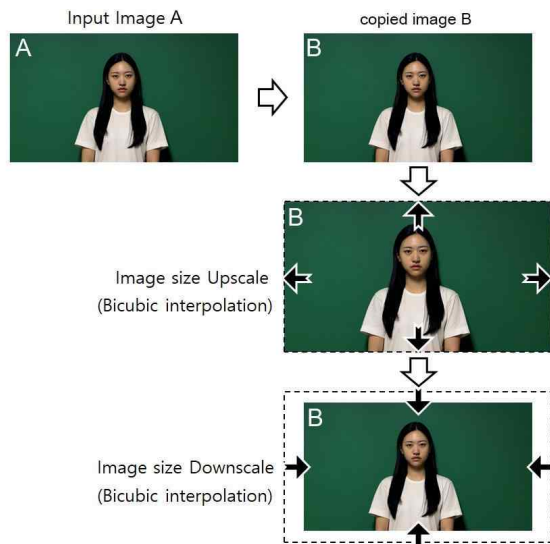
##### (1) 재보간 및 베이어 패턴 아티팩트 추출

본 연구에서는 분석하려는 이미지가 베이어 인터폴레이션 과정을 거친 결과물인지 추적함으로써 사진과 AI로 생성한 이미지를 구분한다. 베이어 인터폴레이션은 카메라 센서가 컬러 필터별로 수집한 빛에 대하여 혼합하는 과정으로 픽셀들 사이에 일정한 함수관계를 만들어 낸다. 그러므로 카메라로 촬영된 이미지는 인접한 픽셀 간의 눈에 보이지 않는 베이어 패턴 아티팩트가 존재하기 마련이다. 이것은 매우 낮은 저주파수 형태로 존재하기 때문에 저주파 필터나 푸리에 변환으로 분석해 내기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 재보간(Re-Interpolation) 과정을 활용한다.

황민국(2013)는 디지털 이미지 조작 과정에서 발생할 수 있는 보간 처리의 흔적을 이용해 합성된 영역을 식별하는 방법을 제안하였다.<sup>5)</sup> 인위적인 아티팩트를 분석하여 원본 이미지와 합성된 이미지 간 차이를 식별하였는데 그 방법으로 재보간 방식을 채택하였다.

본 연구에서 사용하려는 재보간 방식은 이를 응용한 방법으로 <그림-10>에서 설명한다.

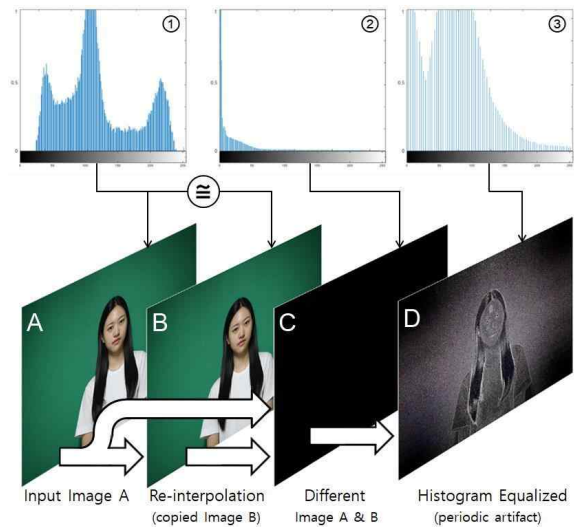




<그림-10> 고등 차수 보간법을 이용한 재보간

<그림-10>은 재보간 과정에 대한 도식으로 분석하려는 이미지 A를 복사하여 이미지 B로 사용한다. 복사한 이미지 B는 크기를 키웠다가 다시 원래 크기로 축소한다. 두 번의 이미지 크기 변화 과정에서 보간 연산이 두 번 반복하게 된다. 이 과정을 거치면 이미지 B에 저주파로 숨어있던 베이어 패턴 아티팩트가 사라지고 원본 이미지 A와 재보간을 거친 이미지 B의 차분 연산(different)을 통해 이미지 A에 숨어있던 베이어 패턴 아티팩트만 남게 된다. 이는 <그림-11>의 원본 A에서 차분한 결과인 C로 넘어가는 그림을 통해 이해할 수 있다.

<그림-11>은 재보간 이후 베이어 패턴 아티팩트 추출 과정에 대한 도식으로 보간 되지 않은 상태의 원본 이미지 A와 재보간을 거친 이미지 B, 두 이미지의 차분 결과 C와 콘트라스트가 조정된 결과 D를 보여준다. 원본 이미지 A와 재보간을 거친 이미지 B의 히스토그램 ①은 매우 유사하지만 두 이미지의 차분 결과는 C와 같이 상당히 어둡게 나온다. 하지만 이미지 B의 재보간 과정에서 사라진 베이어 패턴 아티팩트는 이미지 A에 여전히 남아있어 히스토그램 ②에서 확인할 수 있다. 이것을 가시적으로 확인하기 위하여 '히스토그램 평활화'(histogram equalized)를 수행한다.



<그림-11> 베이어 패턴 아티팩트 추출 과정

## (2) 고등차수 보간법의 사용

보간법의 종류는 '최근접 이웃 화소 보간법'(Nearest Neighbor Interpolation), '양선형 보간법'(Bilinear Interpolation), '고등 차수 보간법'(Bicubic Interpolation) 등이 있으며 재보간을 위하여 고등 차수 보간법을 사용하였다. 그 이유는 각 보간법에 대한 재보간 결과 <그림-12>로 설명할 수 있다.



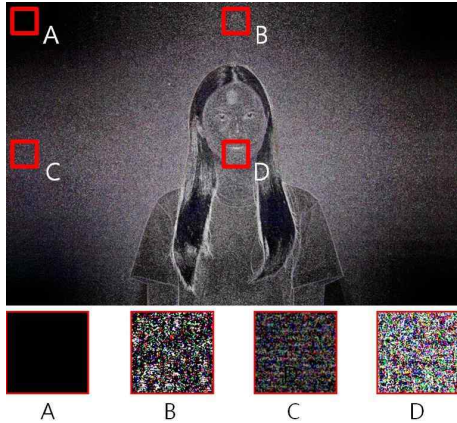
<그림-12> 보간별 비교 분석

최근접 이웃 화소 보간법은 아무런 정보를 표시하지 않으며, 양선형 보간법은 선형 계산 특성으로 생긴 화면 중앙의 십자 패턴이 분석에 방해가 된다. 반면 고등 차수 보간법은 계산에 의한 패턴이 없으므로 분석면적 지정에 방해받지 않는다는 장점이 있다.

## (3) 베이어 패턴 아티팩트 검출을 위한 ROI 위치

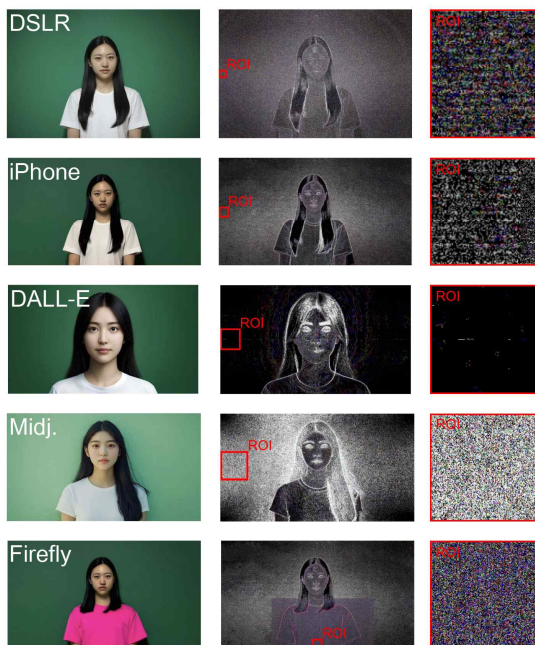
생성된 차분 이미지의 모든 영역에서 베이어 패턴을 찾을 수 있는 것은 아니다. 그러나 재보간 적용 범위가 일정하므로 베이어 패턴 아티팩트가 가장 잘 드러나는 영역은 고정되어 있다. <그림-13>은 효과를 비교하기 위한 ROI 네 지점을 선택하여 보여준다. ROI A는 이미지 코너에 위치하며 검은색으로 표현되어 특이점이 없다. ROI D의 경우 화면 중앙에 위치하지만 특별한 아티팩트를 확인할 수 없다. 그러나 중앙 기준 상단에 위치한 ROI B와 측면에 위치한 ROI C는 각각 라인 형태

의 베이어 패턴 아티팩트를 확인할 수 있다. 특히 화면 중앙에서 더 먼 거리에 위치한 ROI C에서 더욱 효과가 도드라짐이 확인된다. 그러므로 준비된 모든 이미지에 대한 ROI 선택은 중앙 기준 우측 C 지점에서 50 × 50 픽셀을 선택하여 분석한다.



<그림-13> ROI 위치별 베이어 패턴 아티팩트의 차이

<그림-14>는 실험을 위해 선택된 부분으로 이해를 돕기 위해 확대하여 보여준다. 카메라로 촬영한 첫 번째, 두 번째 이미지의 ROI는 전술한 베이어 패턴 아티팩트의 정의에 부합하므로 사진임이 증명되었다고 할 수 있고 세 번째, 네 번째, 다섯 번째 이미지에서는 이를 찾을 수 없으므로 카메라로 촬영된 이미지가 아닌 AI로 생성된 이미지임을 구분할 수 있다.



<그림-14> 각 이미지로부터 선택한 ROI

### 3.2. 수치화 작업을 통한 진위 확인

#### (1) ROI의 가로, 세로 표준편차 차이

앞서 재보간을 이용해 ROI를 찾아내고 베이어 패턴 아티팩트의 유무를 확인할 수 있게 하여 사진과 AI로 생성된 이미지를 구분할 수 있었다. 그러나 경우에 따라 육안으로 보기에 베이어 패턴 아티팩트의 형태가 명확하지 못함 등의 이유로 판단을 내릴 수 없는 사례가 일부 생겼다. 이러한 경우 ROI를 통계적 방법을 사용하여 수치화함으로 판단 근거를 삼을 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

<그림-15> RMSE 공식

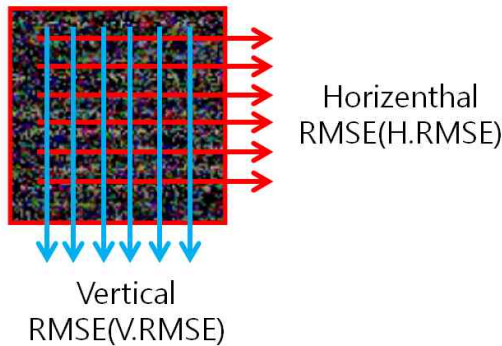
<그림-15> RMSE는, 표준편차를 구하는 공식으로 ROI의 픽셀 분포를 계산하여 값을 구한다. 이때 값의 편차를 확실하게 만들기 위하여 모든 가로선들의 픽셀 값을 누적하고 그 값들을 이용하여 표준편차를 구한다. 또한 세로 선들의 픽셀 값도 누적하여 표준편차를 구한다<그림-16>. 이와 같은 방법으로 구한 가로 표준편차 값 H.RMSE에서 세로 표준편차 값 V.RMSE를 차감하여 최종 Cross Error값을 구한다<그림-17>.

재보간 과정에서 히스토그램 평활화 등의 변수로 인해 사진의 편차값 보다 AI로 생성한 이미지의 편차값이 높게 나올 수 있으므로 이를 해결하기 위해 세로 표준편차도 구하여 차감하는 계산을 수행한다.

<그림-14>의 DSLR과 Midjourney를 예로 하여 DSLR 이미지의 H.RMSE는 923.4866, V.RMSE는 600.2268, 최종 Cross Error 값은 323.2598이 나왔으며 Midjourney 이미지의 H.RMSE는 739.2186, V.RMSE는 746.0644, 최종 Cross Error값은 -6.8458이 나왔다.

그 결과 사진의 ROI에서 가로 표준편차 값은 세로 보다 높게 나올 수밖에 없지만, AI로 생성한 이미지의 가로, 세로의 표준편차 값은 근사하게 나오므로 두 값의 차는 상대적으로 낮게 측정된다. 그러므로 사진은 Cross Error 수치가 일정 수준 이상 높게 나오는 반면, AI로 생성한 이미지는 대체로 낮은 수치를 보인다.





<그림-16> 수치화 과정 : 가로, 세로 표준편차 구하기

$$\text{H.RMSE} - \text{V.RMSE} = \text{Cross Error}$$

<그림-17> 가로, 세로 표준편차의 차이 계산

#### (2) 촬영 및 생성 이미지에 적용

전술한 분석 방법을 준비한 이미지들에 적용하고 각 이미지의 Cross Error 값을 구하였다. 다음 [표-02]와 [표-03], [표-04]는 각각 인물, 풍경, 정물 이미지들의 분석 결과이며 카메라로 촬영한 상위 두 줄이 하위 세 줄보다 높은 결과값을 보인다는 것을 확인할 수 있다.

[표-02] 인물 이미지에 대한 Cross Error

분류	1	2	3	4	5
DSLR	323.2598	690.0886	471.3409	334.8166	495.8674
iPhone	428.3157	528.1117	676.1678	498.0149	354.0077
DALL-E	-166.3904	-1414.522	-19.4515	98.6546	-36.2663
Midj.	-6.8458	118.9999	-23.494	68.79001	37.023
Firefly	143.2569	-194.7691	176.7855	-80.2234	143.759

[표-03] 정물 이미지에 대한 Cross Error

분류	1	2	3	4	5
DSLR	424.7774	336.8814	532.0622	621.9336	795.1239
iPhone	440.8451	348.6358	356.6673	773.075	462.7323
DALL-E	-126.0863	79.4919	-245.5793	183.1102	48.3161
Midj.	36.2428	-108.8081	-48.5876	-283.0205	-133.3716
Firefly	-50.4761	164.6806	106.535	-72.8578	152.4037

[표-04] 풍경 이미지에 대한 Cross Error

분류	1	2	3	4	5
DSLR	1625.0707	249.7842	755.1240	345.8804	488.9840
iPhone	311.3876	423.3958	676.1222	254.0520	1102.045
DALL-E	-88.6323	149.4658	20.4573	-67.4578	78.4534
Midj.	66.1847	87.2049	-194.5783	-138.8491	187.4578
Firefly	154.5078	-18.6758	39.6155	-122.8716	54.3786

## IV. 결론

본 연구에서는 광학 정보를 전자 신호로 변환하는 베이퍼 패턴 아티팩트의 유무를 기준으로 카메라로 촬영된 사진과 인공지능으로 생성된 이미지의 특성 차이를 수치화하여 구분하기 위한 분석 방법을 제시하였다. 이를 위해 이미지를 재보간 한 후 가시화된 픽셀 값으로 가로와 세로 누적값에 대한 표준편차의 차이를 계산하였다. 그 과정에서 이미지 보간 방식별 비교 분석과 재보간하는 방식, 효과적인 ROI 방식도 제안하였다.

특히 고등 차수 보간법을 활용하고 ROI 위치 선정 방식은 AI로 생성된 이미지에서 베이퍼 패턴 아티팩트가 나타나지 않는다는 점을 통계적으로 입증할 수 있었다. 그 결과 사진만이 가지고 있는 고유한 특징을 기반으로 한 RMSE 분석은 이미지를 구별하는 검증에 있어 신뢰할 수 있는 도구임이 입증되어 유의미한 결과를 보였다.

이는 디지털 이미징 분야에서 두 유형의 이미지를 구별하는 데 있어 중요한 의미를 가지며 이미지 판별 및 디지털 포렌식 분야에 적용할 수 있는 가능성을 보여주었다. 그러나 본 연구는 베이퍼 패턴을 사용하는 대부분의 일반적인 디지털카메라와 AI 생성 모델에 한정된 실험 결과를 기반으로 하였기에 다양한 장치와 AI 모델을 포함하여 추가적인 검증이 필요하다.

향후 연구에서는 주요 제조사별 광학 사진 특성과 ROI의 자동 검출, 재가공된 이미지 분석 등 추가 검증을 통하여 본 연구에서 제시한 방법의 신뢰성 및 적용 범위를 확대해 디지털 이미지의 진위 판별 방법을 발전시켜 나갈 것이다.

## Reference

- [1] Bird, J. J., Lotfi, A., "Cifake: Image Classification and Explainable Identification of AI-Generated Synthetic Images", IEEE Access, 2024.
- [2] Chang, L., Tan, Y. P., "Effective use of Spatial and Spectral Correlations for Color Filter Array Demosaicking", IEEE Transactions on Consumer Electronics, 50(1), 2004.
- [3] Condat, L., "A New Color Filter Array with Optimal Properties for Noiseless and Noisy Color Image Acquisition", IEEE Transactions on Image Processing, 20(8), 2011.
- [4] Elgendy, O. A., Gnanasambandam, A., Chan, S. H., Ma, J., "Low-Light Demosaicking and Denoising for Small Pixels using Learned Frequency Selection", IEEE Transactions on Computational Imaging, 7, 2021.
- [5] Gharbi, M., Chaurasia, G., Paris, S., Durand, F., "Deep Joint Demosaicking and Denoising", ACM Transactions on Graphics (ToG), 35(6), 2016.
- [6] Ha, A. Y. J., Passananti, J., Bhaskar, R., Shan, S., Southen, R., Zheng, H., Zhao, B. Y., "Organic or Diffused: Can We Distinguish Human Art from AI-Generated Images?", arXiv, 2402.03214, 2024.
- [7] Hong, Y., Zhang, J., "Wildfake: A Large-Scale Challenging Dataset for AI-Generated Images Detection", arXiv, 2402.11843, 2024.
- [8] Kumar, S. P., Peter, K. J., Kingsly, C. S., "De-Noising and Demosaicking of Bayer Image using Deep Convolutional Attention Residual Learning", Multimedia Tools and Applications, 82(13), 2023.
- [9] Lukin, A., Kubasov, D., "High-Quality Algorithm for Bayer Pattern Interpolation", Programming and Computer Software, 30, 2004.
- [10] Ye, W., Ma, K. K., "Color Image Demosaicing using Iterative Residual Interpolation", IEEE Transactions on Image Processing, 24(12), 2015.
- [11] Rössler, A., Cozzolino, D., Verdoliva, L., Riess, C., Thies, J., Nießner, M., "Faceforensics: A Large-Scale Video Dataset for Forgery Detection in Human Faces", arXiv, 1803.09179, 2018.
- [12] Sharma, N., Jain, V., Mishra, A., "An Analysis of Convolutional Neural Networks for Image Classification", Procedia Computer Science, 132, 2018.
- [13] Choi, J., Kim, T., Jeong, Y., Baek, S., Choi, J., "Exploiting Style Latent Flows for Generalizing Deepfake Video Detection", Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024.
- [14] Moskowitz, A. G., Gaona, T., Peterson, J., "Detecting AI-Generated Images via CLIP", arXiv, 2404.08788, 2024.
- [15] Zhu, M., Chen, H., Yan, Q., Huang, X., Lin, G., Li, W., Wang, Y., "Genimage: A Million-Scale Benchmark for Detecting AI-Generated Image", Advances in Neural Information Processing Systems, 36, 2024.
- [16] Hwang, Min Gu., "Detection Method of Forged Digital Image Region by Interpolation Process (Doctoral Dissertation)", Chung-Ang University, 2013.
- [17] Rafi Nazari, M., "Denoising and Demosaicking of Color Images(Doctoral Dissertation)", Université d'Ottawa/University of Ottawa, 2017.

## Endnote

- 1) Rössler, A., Cozzolino, D., Verdoliva, L., Riess, C., Thies, J., Nießner, M., "Faceforensics: A Large-Scale Video Dataset for Forgery Detection in Human Faces", arXiv, 1803.09179, 2018.
- 2) Sharma, N., Jain, V., Mishra, A., "An Analysis of Convolutional Neural Networks for Image Classification", Procedia Computer Science, 132, 2018.
- 3) Moskowitz, A. G., Gaona, T., Peterson, J., "Detecting AI-Generated Images via CLIP", arXiv, 2404.08788, 2024.
- 4) Choi, J., Kim, T., Jeong, Y., Baek, S., Choi, J., "Exploiting Style Latent Flows for Generalizing Deepfake Video Detection", Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024.
- 5) Hwang, Min Gu., "Detection Method of Forged Digital Image Region by Interpolation Process(Doctoral Dissertation)", Chung-Ang University, 2013.