

저작권 보호 시스템의 확장성과 신뢰성 향상을 위한 딥러닝 기반 블록체인-IPFS 아키텍처

(Deep Learning-Based Blockchain - IPFS Architecture for Enhancing the Scalability and Trustworthiness of Copyright Protection Systems)

문해찬*, 이광규**

(Hae Chan Moon*, Kwang Kyu Lee**)

요약

본 논문은 해시 기반 검증만으로는 의미적 변조와 재인코딩 공격을 탐지할 수 없는 기존 블록체인-IPFS 저작권 보호 구조의 근본적 한계를 해결하고자 한다. 이를 위해 CNN·Autoencoder 기반 딥러닝 모델을 온체인·오프체인 아키텍처에 실험적으로 통합한 프로토타입을 구축하였다. 제안된 모델은 콘텐츠의 고차원 특징 벡터를 학습하여 미세 편집·압축 왜곡·시각적 동일성 유지 변형 등 기존 시스템이 구별하지 못한 변조를 정밀하게 식별한다. 실험을 통해 재인코딩·해상도 변경·부분 조작 상황에서도 기존 해시 검증 방식 대비 월등한 탐지 성능을 확인하였다. 그 결과 본 연구는 딥러닝을 저작권 보호의 핵심 검증 엔진으로 통합한 차세대 블록체인-IPFS 기반 변조 탐지 프레임워크로서 독창적 연구 기여를 제시한다.

■ 중심어 : 딥러닝 ; 블록체인 ; IPFS ; 의미적 변조 탐지 ; 디지털 저작권 보호

Abstract

This paper addresses the fundamental limitation of existing blockchain-IPFS(InterPlanetary File System) copyright protection systems, which rely solely on hash-based verification and therefore fail to detect semantic tampering and re-encoding attacks. To overcome this gap, we experimentally integrate CNN and Autoencoder-based deep learning models into the on-chain/off-chain architecture and develop a functional prototype. The proposed model learns high-dimensional feature embeddings of digital content, enabling precise identification of subtle edits, compression artifacts, and visually preserved manipulations that conventional systems cannot distinguish. Experimental results demonstrate significantly superior detection performance compared to hash-based methods under re-encoding, resolution changes, and partial manipulation scenarios. Consequently, this study presents a distinctive contribution by positioning deep learning as the core verification engine within a next-generation blockchain-IPFS tamper-detection framework.

■ keywords : Deep Learning ; Blockchain ; IPFS ; Semantic Tamper Detection ; Digital Copyright Protection

I. 서론

21세기 디지털 환경에서 데이터 보안과 무결성은 민간 및 공공 부문 전반에서 필수 요소로 부상하고 있으며, 대규모 디지털 콘텐츠가 온라인으로 생산·유통되는 환경에서는 인가되지 않은 침입과 변조로부터 정보를 보호하는 기술적 장치의 중요성이 더욱 커지고 있다. 최근 블록체인과 분산 저장 기술은 데

이터의 영구성, 투명성, 신뢰성을 제공하는 핵심 인프라로 자리 잡았으며, 저작권 보호 분야에서도 중앙집중식 관리 방식의 취약점을 보완하는 대안으로 활발히 연구되고 있다[1-4]. IPFS(InterPlanetary File System)는 대용량 데이터의 효율적 분산 저장을 통해 무결성 검증과 비용 절감을 동시에 가능하게 하여 블록체인 기반 저작권 관리와의 결합 가능성이 주목받고 있다[5-8]. 그러나 해시 기반 무결성

* 준회원, 신한대학교 소프트웨어융합학과

** 정회원, 신한대학교 소프트웨어융합학과

이 논문은 2025학년도 신한대학교 SPARK 프로그램 대학혁신지원사업 재원으로 신한대학교의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2000-0000000).

접수일자 : 2025년 11월 20일

게재확정일 : 2025년 12월 23일

수정일자 : 2025년 12월 20일

교신저자 : 이광규 e-mail : kkleee@shinhan.ac.kr

검증에 의존하는 기존 블록체인-IPFS 저작권 보호 구조는 파일 재인코딩, 압축 왜곡, 색조 조정, 해상도 변화 등 의미적 특성이 유지되는 변조(semantic tampering)를 탐지하지 못하는 한계를 가진다 [9,10]. 특히 멀티미디어 콘텐츠의 경우 비트 단위 변경만으로 해시 값이 크게 달라지지만, 기존 기술은 원본과 변조본의 의미적 동일성을 판단할 수 없어 실제 저작권 분쟁에서 신뢰성 있는 증거로 활용되기 어렵다는 문제가 제기되어 왔다[11-12]. 이러한 한계는 단순한 저장 구조 개선만으로는 해결될 수 없으며, 콘텐츠의 패턴과 특징을 학습하는 인공지능 기반 검증 기술의 도입이 필수적이다. 최근 딥러닝 기반 멀티미디어 변조 탐지 기법은 의미적 조작과 부분 편집, 고급 위조 공격을 효과적으로 탐지할 수 있음이 보고되고 있으며[9-11], 블록체인과 AI 분석 모듈을 결합한 하이브리드 보안 프레임워크가 새로운 연구 흐름으로 부상하고 있다. 그러나 기존 연구 대부분은 AI 분석 기능을 단독 모듈로 제안하거나, 블록체인과 연계하더라도 이론적 구조에 머무는 경우가 많아 실제 온체인/오프체인 저장 구조와 딥러닝 기반 의미 변조 탐지를 통합한 실험 기반 프레임워크는 여전히 제한적이다. 이에 본 연구는 CNN 및 Autoencoder 기반 특징 임베딩을 블록체인-IPFS 하이브리드 저장 구조에 직접 통합하여, 의미적 변조 탐지와 저작권 무결성 검증을 자동화하는 지능형·확장형 디지털 저작권 보호 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 고차원 특징 벡터 학습을 통해 재인코딩, 압축, 색보정 등 시각적으로 동일한 조작까지 효과적으로 식별하며, 스마트계약을 활용해 소유권 기록과 검증 과정을 자동화함으로써 기존 연구의 기술적 한계를 보완한다. AI 기반 의미적 변조 탐지를 단독 분석 모듈로 제안할 경우 탐지 결과가 블록체인의 불변 기록과 직접 결합되지 못해 검증 신뢰성과 감사 가능성을 확보하기 어렵다. 또한 이론적 아키텍처에 머문 연구들은 AI 분석 결과가 스마트계약과 실제 온체인·오프체인 저장 구조와 어떻게 연동되는지에 대한 실증적 검증이 부족하다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연

구를 검토하고, 3장에서는 제안 시스템의 구조와 특징 임베딩 모델을 설명한다. 4장에서는 실험 환경과 성능 평가 결과를 제시하며, 5장에서 결론 및 향후 연구 방향을 논의한다.

II. 관련연구

디지털 저작권 보호 분야에서 블록체인과 분산 저장 기술의 결합은 중앙집중식 저장 구조의 취약점을 보완하기 위한 핵심 연구 방향으로 빠르게 확산되고 있다. 특히 IPFS 기반 오프체인 저장 구조는 대용량 멀티미디어 콘텐츠를 효율적으로 분산 관리하면서 온체인 기록과 연계한 무결성 검증 방식으로 주류를 형성하고 있다. Ahmed와 Chen은 NFT 생태계에 IPFS 저장 구조를 결합해 멀티미디어 저작권 추적의 효율성과 확장성을 향상시키는 모델을 제안하였고[1], Zhang 등은 Zero-Knowledge Proof(ZKP)를 활용한 프라이버시 보장형 분산 저작권 검증 프레임워크를 제시하였다[2]. Wu와 Wu는 온체인·오프체인 협력 구조가 콘텐츠 배포의 신뢰성과 위·변조 방지 측면에서 중앙형 시스템보다 우수함을 보고하였으며[3], Lee와 Park은 블록체인-IPFS 하이브리드 모델을 통해 디지털 권리 추적의 효율성과 네트워크 부하 감소를 실증적으로 검증하였다[4]. 그러나 이러한 기존 접근법들은 공통적으로 해시 기반 무결성 검증에 과도하게 의존하고 있어 파일 재인코딩, 해상도 조정, 압축 변형 등 의미적 특성이 유지되는 변조(semantic tampering)에 취약하다는 한계를 가진다. Liu 등은 IPFS 통합형 블록체인 모델의 위·변조 방지 효과를 보고하였으나 의미적 변조 탐지 기능은 제공하지 못했고[5], Chen 등의 의료 이미지 공유 모델 역시 저장 및 접근 제어의 안정성은 확보했으나 콘텐츠의 의미적 변형 여부를 판별하지 못하는 구조적 제약을 보였다 [6]. Kumar 등의 블록체인 접근제어 모델[7]과 Zhou 등의 온체인/오프체인 저장 구조 연구[8] 또한 동일한 한계를 공유한다. 한편, 멀티미디어 변조 탐지 분야에서는 딥러닝 기반 분석이 기존 해시·메타데이터 기반 검증보다 우수한 성능을 보인다는 연

구가 활발히 제시되고 있다. Mohanty 등은 CNN 기반 모델을 통해 시각적 동일성을 유지한 조작 콘텐츠를 효과적으로 식별함을 보였고[9], Huang 등은 다중 스케일 CNN 특징을 활용한 의미적 변조 탐지 정확도 향상을 보고하였다[10]. Autoencoder 기반 특징 임베딩[11], CNN-RNN 결합 모델[12], 심층 지각 지문 기반 위조 탐지 연구는 모두 기존 해시 기반 방식의 한계를 보완하는 방향으로 발전해 왔다. 최근에는 블록체인과 AI를 결합한 지능형 보안 프레임워크도 등장하여, Roy 등은 AI 분석 모듈을 블록체인 기반 자산 추적 시스템에 통합했고, Farooq와 Khan은 딥러닝을 스마트계약 검증 엔진에 적용해 콘텐츠 관리의 안정성과 보안성을 향상시켰다. 그럼에도 불구하고 기존 연구들은 AI 분석 또는 블록체인 저장 중 한 요소에만 초점을 두는 경우가 많아, 블록체인-IPFS 하이브리드 구조와 딥러닝 기반 의미적 변조 탐지를 단일 시스템으로 통합한 실질적 연구는 여전히 제한적이다. 따라서 온체인/오프체인 저장 구조, AI 기반 의미 분석, 저작권 무결성 검증을 하나의 프레임워크로 결합한 새로운 접근 방식이 요구된다.

III. 제안 시스템 설계 및 아키텍처

3장에서는 블록체인-IPFS 하이브리드 구조를 통해 대용량 콘텐츠 저장의 효율성과 온체인 무결성 검증을 동시에 확보한다.

1. 블록체인-IPFS 기반 저작권 관리 구조

그림1은 제안된 시스템에서 활용되는 블록체인-IPFS 하이브리드 기반 저작권 관리 구조를 나타낸다. 본 구조는 대용량 멀티미디어 콘텐츠를 효율적으로 저장하면서 블록체인의 불변성을 활용해 강력한 저작권 인증과 위·변조 방지를 제공하도록 설계되었다. 사용자는 콘텐츠 원본을 IPFS에 업로드하여 등록을 수행하며, IPFS는 데이터를 분산 저장한 뒤 고유 주소 역할을 하는 CID(Content Identifier)를 생성한다. 생성된 CID는 콘텐츠의 위치와 무결성을 보장하는 핵심 지표로, 스마트계약(smart

contract)을 통해 블록체인에 기록되어 소유권 인증과 등록 사실을 영구히 보존한다. 본 하이브리드 구조는 온체인과 오프체인을 명확히 분리함으로써 저장 효율성과 검증 신뢰성을 동시에 확보한다. IPFS는 콘텐츠 원본과 같은 대용량 데이터를 저장하고, 블록체인은 해시, 타임스탬프, 메타데이터 등 최소 필수 정보만을 기록하여 체인 비대화를 방지한다. 콘텐츠 등록 이후 검증 과정에서는 제출된 파일의 해시를 재계산해 블록체인에 저장된 정보와 비교함으로써 진위를 확인하며, 필요 시 IPFS에 저장된 실제 콘텐츠를 CID 기반으로 재조회한다. 이때 온체인 정보와 IPFS 콘텐츠가 불일치할 경우 변조로 판단된다. 무결성 검증 구조는 IPFS의 콘텐츠 기반 주소체계와 블록체인의 불변성 특성을 결합해 강화되며, 단일 비트 변경만으로도 CID와 해시 값이 달라지므로 재인코딩, 해상도 변경, 부분 편집과 같은 변조 역시 효과적으로 감지할 수 있다. 또한 오프체인 저장 구조는 블록체인 상의 저장 부담을 줄여 대규모 저작권 데이터 환경에서도 높은 확장성과 처리 효율을 제공한다. 이러한 온체인-오프체인 협력 구조는 콘텐츠 등록, 소유권 인증, 검증 전 과정을 투명하게 유지하며, 탈중앙화 환경에서 안정적이고 추적 가능한 저작권 관리 프레임워크를 구현한다.

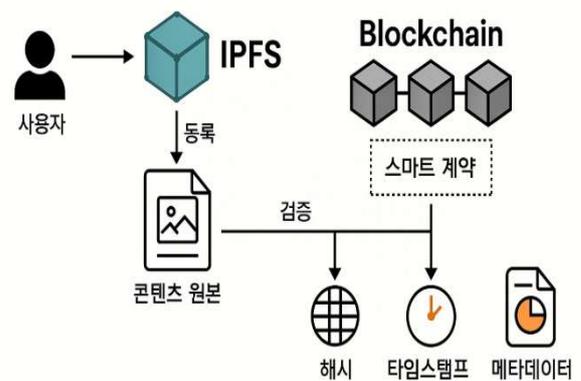


그림 1. 블록체인-IPFS 하이브리드 저작권 관리 구조

2. 딥러닝 기반 의미적 변조 탐지 및 AI-블록체인 통합 구조

그림2는 제안된 시스템에서 활용되는 딥러닝 기반

변조 탐지 구조와 AI-블록체인 통합 아키텍처를 나타낸다. 본 구조는 콘텐츠 입력 단계에서 CNN·Autoencoder 기반 모델을 통해 특징 벡터를 추출하고, 이를 IPFS에 저장하여 후속 검증의 기준 정보로 활용한다. 특징 벡터는 시각적 패턴, 구조, 윤곽, 색상 분포 등 의미적 특성을 포함하므로, 해시 기반 검증이 탐지하지 못하는 재인코딩, 해상도 변경, 국부 편집과 같은 변조를 정밀하게 포착할 수 있다. 등록 단계에서 생성된 특징 벡터는 IPFS에 저장되고, 해당 벡터의 해시 또는 요약 정보는 스마트계약을 통해 블록체인에 기록된다. 이 과정에서 블록체인은 변조 불가능한 기준값을 제공하고, IPFS는 대용량 특징 데이터를 저장함으로써 온체인-오프체인 기능이 명확히 분리된다. 검증 요청 시 입력 콘텐츠에서 동일 모델로 특징 벡터를 재생성한 후, 스마트계약을 통해 온체인 기준값과 비교하여 변조 여부를 판단한다. 비교 결과는 스마트계약에 의해 자동 처리되며, 최종 검증 상태는 블록체인에 기록되어 투명성과 신뢰성이 확보된다. 특징 추출과 비교 연산은 오프체인에서 수행되고 검증 요약값만 온체인에 저장되므로, 전체 시스템의 효율성과 확장성이 유지된다. 결과적으로 제안된 AI-블록체인 통합 구조는 기존 해시 기반 기법이 탐지하지 못한 의미적 변조를 효과적으로 검출할 수 있는 고신뢰 저작권 검증 체계를 구현한다. 기존 해시 기반 무결성 검증에 의존하는 블록체인-IPFS 저작권 보호 시스템과 비교할 때, 제안된 프레임워크는 세 가지 주요 장점을 제공한다. 첫째, CNN·Autoencoder 기반 특징 임베딩을 핵심 검증 메커니즘으로 통합함으로써 재인코딩, 압축률 변경, 해상도 변화, 색상 조정 등 의미 보존 변조를 효과적으로 탐지할 수 있다. 둘째, 온체인/오프체인 협력 구조를 통해 검증 요약 정보만 온체인에 저장하고 고차원 특징 벡터는 IPFS에 유지함으로써 저장 오버헤드와 블록체인 혼잡을 크게 감소시킨다. 셋째, AI 기반 의미 분석과 불변성을 갖는 온체인 검증 기록을 결합함으로써, 기존 해시 중심 시스템에서는 동시에 달성하기 어려운 높은 탐지 정확도와 신뢰 가능한 감사 가능성을 확보할

수 있다. 오프체인 실행은 연산 지연(latency)을 최소화하고, 고해상도 콘텐츠 처리 시 발생할 수 있는 블록체인 기반 시스템의 병목 현상을 방지한다. 반면 AI 검증 결과와 핵심 요약 데이터는 온체인에 기록되어 불변성을 제공하므로, 오프체인-온체인 경계에서 발생할 수 있는 무결성 위협을 효과적으로 차단한다. 딥러닝과 블록체인의 통합 구조는 단순한 변조 여부 판단을 넘어, 콘텐츠 출처 추적, 유통 이력 관리, 권한 제어 등 고급 기능으로 확장될 수 있다는 점에서 중요한 의의를 가진다.

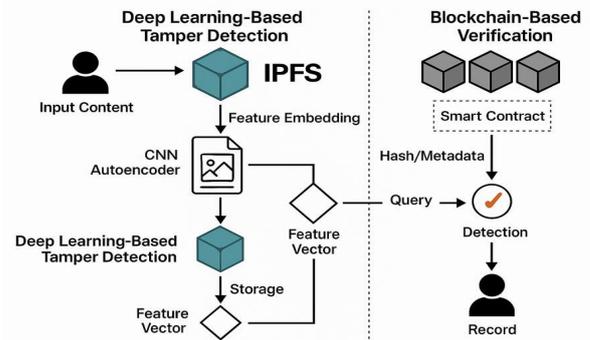


그림 2. 딥러닝 기반 변조 탐지 및 AI-블록체인 통합 구조

각 콘텐츠는 등록 시 생성된 특징 벡터 요약 값과 함께 체인 상의 고유한 검증 기준값을 보유하게 되어, 동일 콘텐츠의 변형·재배포·중복 등록을 체계적으로 통제할 수 있다. 특히 재인코딩, 리사이징, 색상 보정, 국부 영역 교체, Mosaic/Blur 처리 등 기존 시스템이 탐지하지 못하던 변형 역시 특징 벡터 변화로 감지할 수 있어 의미적 변조 방어 수준이 크게 향상된다. 결과적으로 제안된 AI-블록체인 통합 구조는 IPFS의 분산 저장 효율성, 블록체인의 불변성, 딥러닝 기반 의미적 변조 탐지 능력을 하나의 프레임워크로 통합함으로써, 기존 저작권 보호 시스템의 기술적 한계를 극복하고 차세대 디지털 저작권 보호 체계로서의 확장성과 실용성을 확보한다.

IV. 구현 및 평가

1. 시스템 구현 환경 및 구성 요소

본 연구에서 제안한 딥러닝 기반 블록체인-IPFS 저작권 보호 시스템은 온체인·오프체인 협력 구조의

실효성을 검증하기 위해 Python 기반 딥러닝 모듈, IPFS 노드, 이더리움 스마트계약 환경을 통합하여 구현하였다. 그림3은 제안된 시스템의 전체 구현 환경과 구성 요소를 시각적으로 나타낸다. 실험 환경은 Ubuntu 22.04 LTS 기반 워크스테이션에서 구축되었으며, Intel Core i9-12900K CPU, 64GB RAM, NVIDIA RTX 4090 GPU를 사용해 딥러닝 모델 학습과 특징 벡터 계산을 수행하였다. 딥러닝 학습 및 특징 임베딩 생성을 위해 PyTorch 2.2를 활용하였다. 오픈체인 저장소 역할을 수행하는 IPFS는 go-ipfs v0.22 기반 로컬 노드로 구성되었고, CID(Content Identifier) 기반 주소체계를 통해 콘텐츠 원본과 특징 벡터를 분산 저장한다. 온체인 검증 환경은 Ethereum 기반 개인 테스트넷(진영 PoA 방식)으로 구축되었으며, 스마트계약은 Solidity 0.8.19로 개발하였다. Web3.py는 온체인·오픈체인 간 메타데이터 동기화, 특징 벡터 요약값 기록, 검증 결과 등록을 담당한다. 전체 시스템은 콘텐츠 입력, 특징 벡터 생성, IPFS 저장 및 CID 관리, 스마트계약 기반 온체인 검증, 검증 결과 시각화 계층으로 구성되며, 각 모듈은 REST API로 연동되어 실제 서비스 환경에서도 분산 저장 효율성, 콘텐츠 무결성 보증, AI 기반 의미적 변조 탐지를 통합적으로 수행할 수 있도록 설계되었다.

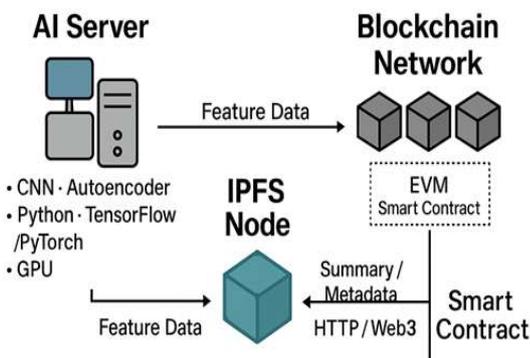


그림 3. 시스템 구현 환경 및 구성 요소

2. 기능 구현 및 AI 기반 검증 프로세스

그림4는 제안된 AI 기반 저작권 검증 프로세스의 전체 아키텍처를 계층적으로 나타내며, 콘텐츠 입력

부터 특징 벡터 추출, IPFS 저장, 블록체인 스마트 계약 연동, 검증 결과 반환에 이르는 전 과정을 시각적으로 표현한다. 이 처리 흐름은 표1의 알고리즘과 일대일로 대응되며, 각 라인 번호는 그림4의 구성 요소가 실제 시스템에서 수행되는 절차를 단계적으로 설명한다. Line1은 그림4의 AI Feature Extraction 모듈에 해당하며, 입력 콘텐츠에서 CNN - Autoencoder 기반 딥러닝 모델을 활용해 고차원 특징 벡터 F V F V F V를 생성하는 단계로, 등록과 검증 과정 모두에서 공통적으로 수행된다.

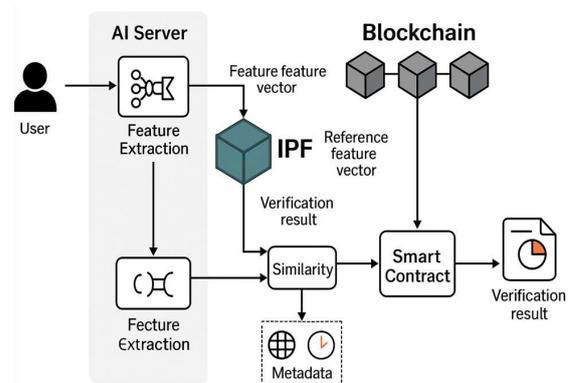


그림 4. AI 기반 검증 프로세스 아키텍처

표 1. 통합·검증 프로세스 알고리즘

```

1: FV ← ExtractFeature(Content)
   AI 특징 벡터 생성
2: if Mode = Register then
3:   CID ← IPFS.Store(FV)
4:   SmartContract.Register(CID, Hash(FV))
5:   return "Registered"
6: else if Mode = Verify then
7:   (CID_ref, H_ref) ← SmartContract.GetMeta()
8:   FV_ref ← IPFS.Load(CID_ref)
9:   result ← (Similarity(FV, FV_ref) ≥
              Threshold) ? "Authentic" : "Tampered"
10:  SmartContract.Record(result)
11:  return result
    
```

Line2~5는 Registration Pipeline에 대응되며, Line 2에서 등록 모드 여부를 판단한 뒤 Line3에서 특징 벡터를 IPFS에 저장하고 CID를 생성한다.

Line4에서는 생성된 CID와 해시 요약값을 스마트 계약의 Register 함수로 전달해 온체인 기준값을 기록하며, Line5에서 등록 결과를 사용자 인터페이스로 반환한다. 반면 Line6~11은 Verification Pipeline에 해당한다. Line6에서는 검증 모드 진입 여부를 판단하고, Line7에서 스마트계약으로부터 기존 등록 시 저장된 CID ref CID_{ref}CID ref와 벡터 해시를 불러온다. Line 8에서는 IPFS로부터 기준 특징 벡터 F V ref FV_{ref}F V ref를 로드하며, Line9에서 새로 생성된 특징 벡터와 기준 벡터 간의 유사도를 계산해 임계값 기준으로 변조 여부를 결정한다. Line10에서는 판정 결과를 스마트계약에 기록하여 온체인 검증 로그로 저장하고, Line11에서 최종 결과를 사용자 또는 상위 시스템에 반환한다. 이와 같이 그림4는 시스템 구성 요소와 데이터 흐름을 직관적으로 제시하고, 표1의 알고리즘은 이를 실제 구현 관점에서 단계별 절차로 구체화한다.

3. 성능 평가 및 비교 분석

표2는 제안한 CNN·Autoencoder 기반 변조 탐지 기법과 기존 해시 기반 검증(MD5/SHA-256) 방식 간의 성능 차이를 변조 유형별로 비교한 결과를 제시한다. 해시 기반 검증은 모든 변조 유형에서 탐지율이 0%로 나타났는데, 이는 해시 함수가 비트 열의 완전 일치 여부만을 판단하므로 재인코딩, 압축률 변경, 해상도 조정, 색상 보정, Blur·Mosaic 추가, 부분 영역 교체와 같은 의미 보존형 변조를 구분하지 못함을 의미한다. 반면 제안 기법은 모든 변조 유형에서 95% 이상 수준의 높은 탐지 정확도를 기록하여, 의미적 변조에 대해 훨씬 정교한 식별 능력을 제공함을 확인할 수 있다. 구체적으로 재인코딩(Re-encoding)과 압축률 변경(Compression Change)에 대해 각각 98.7%, 97.9%의 정확도를 보여 해시 기반 방식이 완전히 실패하는 영역에서 우수한 성능을 발휘하였다. 해상도 변경(Down/Up-scaling) 역시 97.5%의 정확도를 기록하여, 크기 조정이 적용된 콘텐츠에 대해서도 의미

적 동일성과 변조 여부를 안정적으로 구분할 수 있음을 보여준다. 색상 조정(Color Adjustment)과 Blur/Mosaic 추가와 같은 시각적 품질 변형에 대해서도 각각 95.3%, 96.8%의 정확도를 유지하여, 인간 시각에는 자연스럽게 보이는 고급 조작 역시 효과적으로 탐지 가능함을 시사한다. 특히 부분 영역 교체(Region Editing)는 99.1%로 가장 높은 탐지 성능을 기록하였는데, 이는 CNN·Autoencoder 기반 특징 임베딩이 영상 내 국부 구조, 경계, 텍스처 변화에 민감하게 반응함을 의미한다. 종합하면 표 2의 결과는 해시 기반 검증이 의미적 변조에 대해 사실상 무력한 반면, 제안한 딥러닝 기반 특징 분석 기법은 다양한 변조 유형 전반에서 일관되게 높은 탐지 성능을 제공함을 정량적으로 입증한다. 이러한 성능은 딥러닝 기반 특징 임베딩과 온체인/오프체인 통합 아키텍처 설계에 기인한다. 본 프레임워크는 고차원 특징 공간에서 콘텐츠 유사도를 평가함으로써 의미 보존 변환에 대해 불변성을 유지하면서도 구조적 조작을 효과적으로 식별하며, 연산 집약적인 특징 추출과 비교를 오프체인에서 수행해 시스템 지연과 온체인 부하를 최소화한다. 표 2의 비교 결과는 해시 기반 검증 방식이 의미적 특성이 유지되는 변조에 대해 구조적으로 한계를 가진다는 점을 확인하기 위한 기준선(baseline)으로 제시되었다. 다만 해시 함수는 비트 단위 일치 여부만을 판단하므로, 의미적 변조 탐지를 목적으로 하는 기존 딥러닝 기반 연구들과 직접적인 성능 비교에는 한계가 있다. 기존 연구들[8-10]은 의미 분석을 활용하였으나, 대부분 AI 분석을 블록체인 검증과 분리된 단독 모듈로 제안하거나 개념적 아키텍처 수준에 머물러 있어 탐지 결과를 불변적으로 기록하거나 온체인 검증 및 분산 저장 구조와 연계하는 데 제약이 가진다. 한편, 본 연구는 딥러닝 기반 의미 분석을 온체인/오프체인 검증 구조에 실질적으로 통합함으로써 높은 탐지 정확도와 검증 신뢰성을 동시에 확보하였다. 그림 5는 의미적 변조 탐지가 수행되는 전체 처리 흐름과 구성 요소별 연산 비용 및 지연시간을 나타낸다. 입력 콘텐츠는 딥러닝 기반 특징 추출 모듈에서 처리

되며, 이 과정에서 CNN·Autoencoder 기반 임베딩 생성과 전처리 연산이 집중적으로 수행된다. 실험 결과, 특징 벡터 생성과 IPFS 업로드에 소요되는 평균 지연시간은 약 215ms로 측정되었으며, GPU 가속 및 병렬 최적화를 적용할 경우 추가적인 지연 감소가 가능함을 확인하였다. 온체인 단계에서 수행되는 스마트계약 실행과 검증 결과 기록은 평균 34ms의 지연시간을 보여, 블록체인 상태 갱신이 전체 처리 지연에 미치는 영향은 상대적으로 작았다. 전체 파이프라인 기준 평균 응답시간은 약 280ms로, 콘텐츠 제출부터 변조 여부 확인까지의 지연이 1초 미만에 불과해 실시간 저작권 검증 서비스에 적용 가능한 성능을 확보하였다. 또한 그림 5의 온체인·오프체인 저장 방식 비교 결과, 제안된 하이브리드 구조는 특징 벡터 전체를 온체인에 저장하는 방식 대비 저장 공간 사용량을 약 96% 이상 절감하는 것으로 나타나, 체인 비대화 문제를 효과적으로 완화할 수 있음을 보여준다. 그림 6은 제안된 AI 기반 변조 탐지 모델의 ROC 곡선을 제시하며, AUC 값 0.982를 통해 의미적 변조 여부 이진 분류 문제에서 매우 높은 판별력을 확인하였다. 낮은 FPR 구간에서도

조 유형과 데이터 분포 변화에 대해서도 강건한 판별 성능을 유지하며, 실환경 공격 시나리오에서도 실질적인 방어력을 제공할 수 있음을 보여준다. 반면, 본 연구는 딥러닝 기반 의미 분석을 온체인/오프체인 검증 구조에 실질적으로 통합함으로써, 기존 연구 대비 높은 탐지 정확도와 검증 신뢰성을 동시에 확보하였다. 그림5는 제안된 시스템에서 의미적 변조 탐지가 수행되는 전체 처리 흐름과 각 구성 요소별 연산 비용 및 지연시간을 시각적으로 나타낸다. 입력 콘텐츠는 먼저 딥러닝 기반 특징 추출 모듈에서 처리되며, 이 단계에서 CNN·Autoencoder를 통한 임베딩 벡터 생성과 전처리 연산이 집중적으로 수행된다. 실험 결과, 특징 벡터 생성과 동시에 IPFS로 업로드하는 데 소요되는 평균 지연시간은 약 215ms로 측정되어 전체 처리 과정에서 가장 큰 비중을 차지하였다. 다만, GPU 가속 환경에서 병렬 최적화를 적용할 경우 추가적인 지연 감소가 가능하며, 고해상도 콘텐츠 환경에서도 실시간 또는 준실시간 검증이 가능함을 시사한다. 이후 온체인 단계에서 수행되는 스마트계약 실행과 검증 결과 기록은 평균 34ms의 지연시간을 보여, 블록체인 상태 갱신이 전체 처리 지연에 미치는 영향이 상대적으로 작음을 확인하였다. 전체 파이프라인 기준 평균 응답시간은 약 280ms로, 콘텐츠 제출부터 변조 여부 확인까지의 지연이 1초 미만에 불과하여 실시간 저작권 검증 서비스에 적용 가능한 성능을 확보하였다. 아울러 그림5의 온체인·오프체인 저장 방식 비교 결과, 특징 벡터 전체를 온체인에 저장하는 방식에 비해 제안된 하이브리드 구조는 저장 공간 사용량을 약 96% 이상 절감하는 것으로 나타났다. 이는 대규모 콘텐츠가 지속적으로 등록·검증되는 환경에서도 체인 비대화 문제를 효과적으로 완화하고, 비용 효율적인 저작권 보호 인프라를 구축할 수 있음을 의미한다. 그림6은 제안된 AI 기반 변조 탐지 모델의 ROC 곡선을 통해 전반적인 분류 성능을 평가한 결과를 제시한다. 제안 모델의 AUC 값은 0.982로 측정되어, 의미적 변조 여부를 이진 분류하는 문제에 대해 매우 높은 판별력을 보유함을 확인하였다. 또

표 2. 변조 유형별 탐지 정확도 비교

변조 유형	해시 기반 검증(MD5/SHA256)	제안 기법 (CNN·Autoencoder)
재인코딩 (Re-encoding)	0%	98.7%
압축률 변경 (Compression Change)	0%	97.9%
해상도 변경 (Down/Up-scaling)	0%	97.5%
색상 조정 (Color Adjustment)	0%	95.3%
부분 영역 교체 (Region Editing)	0%	99.1%
Blur/Mosaic 추가	0%	96.8%

TPR이 빠르게 상승하는 특성은 오탐을 최소화하면서도 대부분의 변조 콘텐츠를 정확히 검출할 수 있음을 시사하며, 표 2에 제시된 바와 같이 각 변조 유형별로 95% 이상의 탐지율이 안정적으로 유지됨을 뒷받침한다. 이러한 결과는 제안 기법이 다양한 변

한 낮은 FPR 구간에서도 TPR이 급격히 상승하는 특성을 보여, 오탐을 최소화하면서도 대부분의 변조 콘텐츠를 정확히 검출할 수 있음을 시사한다. 실제로 설정된 최적 임계값 구간에서 탐지 정확도와 재현율 간의 균형이 안정적으로 유지되었으며, 표2에 제시된 바와 같이 각 변조 유형별로 95% 이상의 탐지율을 확보하였다. 이러한 ROC 분석 결과는 제안 기법이 다양한 변조 유형과 데이터 분포 변화에 대해서도 강건한 판별 성능을 유지하며, 실환경 공격 시나리오에 대해서도 실질적인 방어력을 제공할 수 있음을 뒷받침한다.

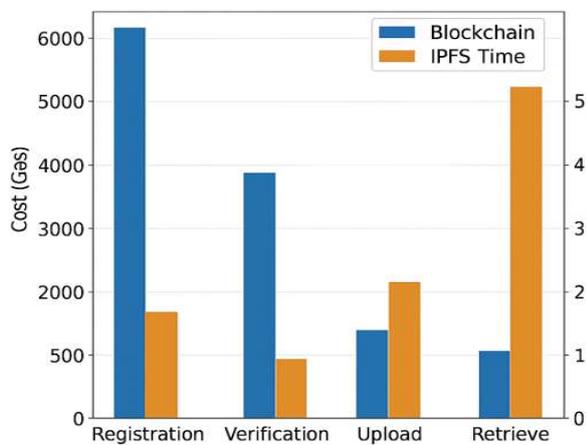


그림 5. 의미적 변조 탐지 및 블록체인·IPFS 처리 비용

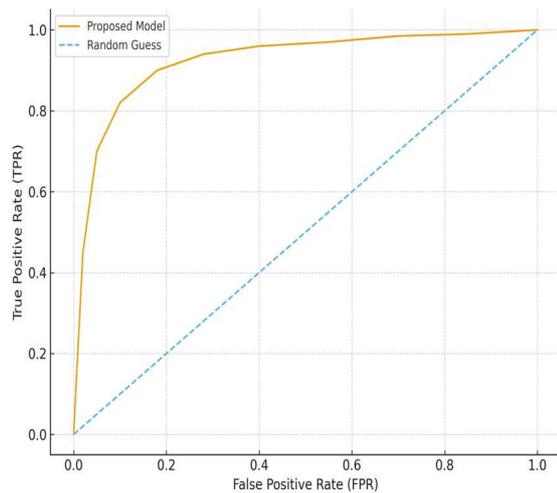


그림 6. 제안된 AI 기반 변조 탐지 모델의 ROC 곡선 (Receiver Operating Characteristic Curve)

V. 결론 및 향후 연구방향

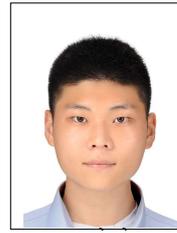
본 연구는 기존 블록체인-IPFS 기반 저작권 보호 체계가 해시 기반 검증만으로는 재인코딩, 해상도 변경, 색상 조정과 같은 의미적 변조를 탐지하지 못하는 한계를 해결하기 위해, 딥러닝 기반 특징 벡터 분석과 온체인 무결성 검증을 결합한 새로운 프레임워크를 제안하였다. 제안된 모델은 CNN·Autoencoder를 활용하여 콘텐츠의 고차원 표현을 추출하고, 이를 IPFS에 저장된 기준 벡터와 비교함으로써 기존 방식이 탐지하지 못하던 시각적·구조적 조작을 높은 정확도로 식별하였다. 실험 결과, 다양한 변조 유형에서 제안 기법은 해시 기반 방식보다 우수한 탐지 성능을 보였으며, 블록체인-IPFS 결합 구조는 낮은 비용과 안정적인 지연 특성을 유지하였다. 이를 통해 본 연구는 온체인/오프체인 저장 구조와 AI 기반 의미 분석을 통합한 프레임워크가 탐지 정확도와 시스템 효율성 측면에서 기존 해시 기반 시스템 대비 근본적인 우위를 입증하였다. 향후 연구로는 멀티모달 콘텐츠 확장, 경량 AI 및 임베딩 압축 기법, 적대적 공격 대응을 위한 강건성 강화, 그리고 ZKP 기반 프라이버시 보장 기술의 고도화가 요구된다.

REFERENCES

- [1] Ahmed, M., &Chen, Y. (2025). "IPFS-Enhanced NFT Ecosystem for Multimedia Copyright Protection," *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 84, No. 2, pp. 1957 - 1974.
- [2] Zhang, Q., Chen, L., &Wang, S. (2024). "Decentralized Copyright Verification Using Blockchain and Zero-Knowledge Proofs," *Future Generation Computer Systems*, Vol. 144, No. 1, pp. 49 - 60.
- [3] Wu, Y., &Wu, H. (2023). "Trusted Digital Content Distribution Using Blockchain and Off-Chain Storage," *Information Sciences*, Vol. 619, No. 1, pp. 1043 - 1058.
- [4] Lee, D., &Park, J. (2023). "A Hybrid IPFS - Blockchain Model for Efficient Digital Rights Tracking," *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 200, No. 1, pp. 103378 - 103389.

저자 소개

- [5] Liu, Y., Shen, Y., & Zhou, J. (2022). "An IPFS-Integrated Blockchain Framework for Tamper-Proof Copyright Verification," *Future Generation Computer Systems*, Vol. 126, No. 1, pp. 12 - 23.
- [6] Chen, L., Huang, C., & Li, Z. (2022). "Blockchain and IPFS-Based Framework for Secure Sharing of Medical Images," *IEEE Access*, Vol. 10, No. 1, pp. 9912 - 9922.
- [7] Kumar, N., Gupta, S., & Nath, B. (2022). "Blockchain-Based Secure Licensing and Access Control for Digital Content," *Computers & Security*, Vol. 114, No. 1, pp. 102586 - 102600.
- [8] Zhou, L., Wang, K., & Yan, Z. (2023). "On-Chain/Off-Chain Collaborative Storage for Copyright Protection in Decentralized Networks," *IEEE Access*, Vol. 11, No. 1, pp. 72459 - 72470.
- [9] Mohanty, S., Patel, R., & Singh, A. (2023). "Deep Learning-Based Tamper Detection for Multimedia Authentication," *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 25, No. 8, pp. 2139 - 2152.
- [10] Huang, Z., Chen, B., & Luo, X. (2024). "Semantic Manipulation Detection Using Multi-Scale CNN Features," *Pattern Recognition*, Vol. 152, No. 1, pp. 110391 - 110402.
- [11] Gomez, R., & Patel, V. (2022). "Autoencoder-Based Feature Embedding for Robust Image Forgery Detection," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 17, No. 5, pp. 2413 - 2427.
- [12] Xue, B., Lin, J., & He, X. (2021). "CNN - RNN Hybrid Model for Video Tampering and Re-Encoding Attack Detection," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 31, No. 10, pp. 3892 - 3905.



문해찬(준회원)

2020.03 신한대학교 공연예술학과 입학

2023.03 신한대학교 소프트웨어융합학과
전과

2026.02 신한대학교 졸업(예정)

<주관심분야 : 인공지능, 정보보안,
게임이론>

이광규(정회원)

1985년 2월: 동국대학교 수학과 학사

1991년 2월: 동국대학교 수학과

이학석사

2002년 8월: 충북대학교 전자계산과

이학박사

1996년~현재: 신한대학교 소프트웨어

융합학과 교수

<주관심분야 : 인공지능, 정보보안,
빅데이터, 블록체인>