

논문 2026-3-12 <http://dx.doi.org/10.29056/jsf.2026.09.12>

음원 저작권료 정산 근거 생성을 위한 ISRC·ISWC 연계 메타데이터 정합성 검증 계층

장성일*, 최창준*, 조인희*, 신동명*†

An ISRC·ISWC Metadata Link Consistency Verification Layer for Music Royalty Settlement Evidence

Sung-Il Jang*, Chang-Jun Choi*, In-Hee Jo*, Dong-Myung Shin*†

요 약

음원이 압축·변조·부분 형태로 재사용되는 환경에서 식별 결과가 정산으로 곧바로 이어지기는 어려우며, 이는 강건한 매칭 자체보다 매칭 결과를 표준 식별코드에 대한 감사 가능한 근거로 전환하는 정합 판단 구조가 충분히 마련되지 않은 데서 기인한다. 본 논문은 음원 식별 엔진의 top-1 매칭과 등록 레퍼런스 메타데이터·임베딩을 이용하여, 녹음 수준(ISRC)과 작품 수준(ISWC)의 연계 메타데이터에서 발생할 수 있는 잠재적 충돌을 추론 단계에서 주입 충돌 라벨을 직접 참조하지 않고 판정하는 식별 프런트엔드 상호운용형 계층을 제안한다. 제안 계층은 매칭 후보, 정합 판정, 사용 구간, 관계 라벨 및 보정된 신뢰도로 구성된 근거 객체를 산출하여 정산 시스템의 검토 판단을 지원한다. 공개 음원 데이터에 합성 식별코드 충돌을 주입한 실험에서 계층의 기능적 동작을 확인하였고, 등록부 링크 잡음 환경에서는 오디오 기반 등급화 점수가 메타데이터 조인-only 규칙보다 높은 판별력을 보였다.

Abstract

As music is reused across platforms in compressed, modulated, and partial forms, identification results do not readily translate into settlement, largely because a consistency-judgment structure that converts matching results into auditable evidence associated with standard identifiers has not been well established. We present a front-end-interoperable layer that uses a top-1 match, registered reference metadata, and reference embeddings to detect potential conflict patterns in ISRC - ISWC linkage metadata at the recording and work levels without consulting injected conflict labels at inference time. The layer produces an evidence object comprising the matched candidate, consistency judgments, the used segment, a relation label, and calibrated confidence to support review and decision-making in settlement systems. Experiments with synthetically injected identifier conflicts in public audio data confirm the functional operation of the proposed layer. Under registry-link noise, the audio-based graded score provides greater discriminative capability than a metadata join-only rule.

한글키워드 : 음원 식별, 표준 식별코드, 정합성 검증, 저작권료 정산 근거, 신뢰도 캘리브레이션

keywords : audio identification, standard identifier, consistency verification, royalty settlement evidence, confidence calibration

* 엘에스웨어(주) 소프트웨어연구소 연구개발본부

† 교신저자: 신동명(email: roland@lsware.co.kr)

접수일자: 2026.08.26. 심사완료: 2026.09.11.

게재확정: 2026.09.20.

1. 서론

K-POP의 글로벌 확산에서 보듯, 음원은 다수 플랫폼에서 다양한 형태로 재사용되며, 이 과정에서 정산의 투명성 확보가 핵심 과제로 부상하고 있다. 특히 메타데이터에 의존하는 기존 식별·정산 체계는 표기 오류·누락이나 음원 변형에 취약하여, 권리자에게 분배되지 못하는 이른바 “블랙박스” 로열티 문제를 야기한다. 국내에서도 음악 저작권료 징수·분배 규정의 문제점이 지적되어 왔다[1, 2]. 또한, 신작관리단체와 저작권자·이용자 간의 법률관계, 창작자 중심의 수익구조에 대한 논의가 이어졌으며[3, 4], 음원과 메타데이터의 보호·관리, 그리고 공정한 분배 시스템의 구축이 과제로 제시되어 왔다[5, 6].

본 논문은 식별 결과와 정산 로직 사이에 정합 판단 구조가 충분히 마련되어 있지 않다는 점에 주목한다. 식별 결과가 정확하더라도 표준 식별 코드 ISRC·ISWC의 정합성 판단이나 정산 로직과 분리되어 있어, 정확한 매칭이 정산 근거의 신뢰성으로 이어지지 않는다. 강건한 식별 자체는 고전·뉴럴 핑거프린팅을 통해 이미 상당한 수준에 도달해 있다[7, 8]. 따라서, 본 논문에서는 이를 개선 대상이 아니라 교체 가능한 전제 조건으로 둔다. 본 논문에서의 정산 근거는 지금 여부나 지급액을 직접 결정하는 근거가 아니라, 식별 결과와 ISRC·ISWC 연계 정합성, 관계 라벨, 보정 신뢰도를 정산 시스템에 전달하는 구조화된 검토 근거를 뜻한다.

이를 위하여 본 논문은 정합성 관리의 관점에서 세 가지를 기여로 제시한다. 첫째, 정합 판단 구조의 정식화이다. 등록 레퍼런스 메타데이터를 기반으로 동일·녹음 후보 이웃 집합과 작품 식별자 조인을 정의하고, 후보 집합 구성 임계 τ_{rec} · τ_{work} 와 판정 임계 γ_{rec} · γ_{work} 로 이루어진 임계 구조, 등급화 충돌 점수, 근거 객체 스키마를 규

정한다. 제안 계층은 추론 단계에서 주입 충돌의 정답표를 직접 참조하지 않으며, 서로 다른 고전·뉴럴 식별 프런트엔드 위에서 동작한다. 둘째, 식별 결과의 신뢰도를 Top-1 정답 확률로 보정하여 근거 객체의 품질 지표로 제공하고, 이를 활용하는 자동 검토 후보·보류 인터페이스를 정의하되 평가 범위에 포함하지 않는다. 셋째, 공개 데이터셋 기반 실험 평가로, 베이스라인 식별기 위에 동일 계층을 적용하는 이식성 검증과 등록부 링크 잡음·학습 시드 분산에 대한 스트레스 테스트를 포함한다. 아울러 근거 객체는 동일·유사·파생·무관 관계 라벨을 부가 출력으로 담는다. 세 기여는 모두 식별 엔진 상위의 판단 구조에 관한 것으로, 식별 알고리즘 자체의 성능 최적화는 본 연구의 범위에 포함되지 않는다.

2. 관련 연구

2.1 음원 핑거프린팅

Haitsma-Kalker 강건 해시, Shazam 계열의 랜드마크 해시, Chromaprint AcoustID, Dejavu, Panako 등의 고전적 핑거프린팅 기법은 동일 음원을 고속으로 식별하는 데 효과적이지만, 피치 변조를 비롯한 주파수축 왜곡과 부분 구간 질의 환경에서는 식별 성능이 급격히 저하된다[7, 9, 10, 11, 12]. 대조학습 기반 뉴럴 핑거프린트, MERT, LAION-CLAP 등의 음악 파운데이션 모델은 다양한 음향 변형에 대한 강건성과 근사 최 근접 탐색 기반의 대규모 검색 효율성을 제공한다. 그러나, 단일 임베딩 유사도에 의존하는 방식은 오탐 발생 가능성이 높아 엄밀한 동일성 판정의 근거로 직접 활용하기에는 한계가 있다[8, 13, 14].

2.2 커버송 · 파생 식별

Da-TACOS 및 Covers80 벤치마크를 기반으

로 평가되는 ByteCover와 CoverHunter 등의 모델은 음악 작품 간 파생 및 변형 관계를 효과적으로 탐지한다. 그러나, 이러한 선행 연구들은 음향적 유사성 탐지에 집중되어 있어 정산 처리를 위한 엄밀한 동일성 판정이나 표준 식별코드와의 연계 메커니즘은 다루지 않는다[15, 16, 17, 18].

2.3 표준 식별코드와 산업 파이프라인

FMA 및 Covers80 등의 공개 코퍼스는 음원 식별과 커버송 탐지 연구의 재현 가능한 평가 기반을 제공하며[17, 19], ISO 3901(ISRC)과 ISO 15707(ISWC)은 제안 계층이 정합성을 판정하는 대상인 표준 녹음 및 작품 식별코드를 규정한다[20, 21]. 또한, 딥러닝 모델의 신뢰도 캘리브레이션에 관한 선행 연구들은 본 논문에서 적용한 신뢰도 보정 기법의 이론적 기반이 된다[22]. 한편, AcoustID는 Chromaprint 지문 데이터를 Music Brainz 메타데이터와 연계하고, DDEX 및 CISAC CWR과 같은 산업 표준은 식별코드 교환과 작품 등록 절차를 규격화한다[10, 23, 24]. 그러나, 기존 체계들은 오디오 매칭으로 연결된 녹음 간 식별코드의 상호 정합 여부를 등급화된 점수로 산출하거나, 판정 결과를 구조화된 근거 객체 형태로 변환하여 정산 규칙과 연동하는 방안을 다루지 않는다. 본 연구는 이러한 연구적 공백을 해소하고자 한다.

3. 정합성 검증 및 근거 생성 계층

저작권료를 정산할 때 녹음을 정확히 식별하는 것은 필요조건일 뿐 충분조건은 아니다. 정산 엔진이 지급·분배·보류를 결정하고 그 결정을 감사하려면, 식별 결과에 더해 음원의 어느 구간이 사용되었는지, 질의가 레퍼런스와 같은 녹음인지 아니면 커버나 파생물인지, 매칭에 부여된 표준 식별코드끼리 서로 모순되지 않는지, 그리고 그

판단을 시스템이 얼마나 확신하는지를 함께 알아야 한다. 이에 본 논문은 식별 엔진이 내놓은 최상위 매칭을 정산 규칙이 그대로 활용할 수 있는 구조화된 근거 객체로 바꾸어 주는 계층을 제안한다. 계층의 전체 구조는 그림 1과 같다.

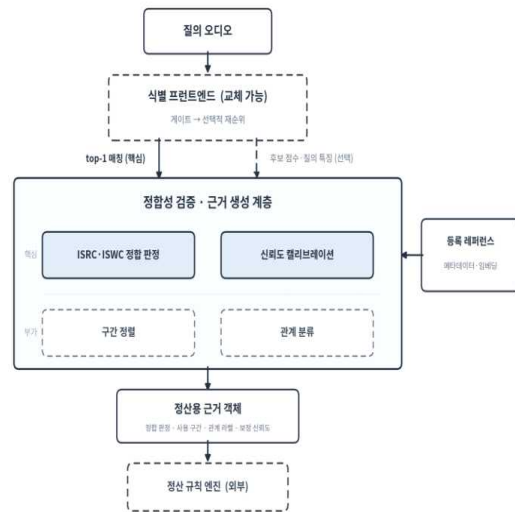


그림 1. 정합성 검증·근거 생성 계층 아키텍처
Fig. 1. Architecture of the consistency-verification and evidence-generation layer

3.1 식별 엔진 인터페이스와 근거 출력

식별 엔진은 교체 가능한 전제 요소이다. 계층은 식별 엔진으로부터 top-1 매칭을 핵심 입력으로 받고, ISRC·작품 식별자-ISWC를 포함한 등록 레퍼런스 메타데이터와 계층이 자체 보유한 레퍼런스 측 유사도 임베딩을 함께 사용한다. 핵심 정합성 판정은 이 세 입력을 이용해 수행한다. 사용 구간과 관계 라벨을 산출하는 부가 기능은 질의 윈도우 임베딩과 후보별 유사도·순위·마진 정보를 선택 입력으로 추가 사용한다. 본 논문이 평가한 식별 엔진 인스턴스는 세그먼트 단위 최근접 검색 기반 대조학습 지문 게이트에 LAION-CLAP 재순위를 선택 결합한 구성이며,

구체적 구성은 4.4절에 있다.

정산 규칙은 같은 녹음의 매칭과 커버, 파생을 다르게 취급하므로 계층은 여러 출력을 함께 내놓는다. 사용 구간을 정렬해 사용량 기반 회계용 구간 정보를 산출하고, 질의와 매칭 녹음의 관계를 동일·유사·파생·무관으로 분류해 부가 정보로 제공하며, 무엇보다 매칭 녹음의 등록 메타데이터와 레퍼런스 임베딩을 이용하여 표준 식별코드 연계 메타데이터의 잠재적 충돌을 추론 단계에서 주입 충돌 라벨을 직접 참조하지 않고 판정한다. 끝으로 신뢰도를 식별-정답 확률에 맞추어 보정하고, 이 값을 임계값과 비교해 질의를 자동 검토 후보와 보류 대상으로 나눈다.

3.2 정합 판단 구조

정합성은 레퍼런스 메타데이터와 레퍼런스 측 임베딩을 바탕으로 판정하며, 추론 시 주입 충돌의 정답 라벨을 직접 참조하지 않는다. 판정은 상위 검색 목록에 국한되지 않고 매칭된 녹음을 기준으로 전체 레퍼런스 인덱스를 대상으로 수행한다. 이는 검색 응답시간과 별개로 질의마다 $N \times d$ 코사인 유사도 행렬-벡터 곱을 1회 계산하는 $O(N)$ 연산 복잡도를 가진다. 본 실험의 전체 레퍼런스 인덱스 크기(N)는 2,290개(구성은 4.2절 참조)로 연산 비용이 무시할 수 있는 수준이며, 실제 대규모 등록부 환경에서는 작품·ISRC 키 블로킹이나 근사 최근접 탐색(ANN) 구조로 확장할 수 있다. 두 판정 분기의 정식화는 표 1과 같다.

형제 집합 구성을 위한 임계값 τ_{rec} 와 τ_{work} 는

각각 0.9와 0.5로 사전 고정된 설계값이며, 특정 분할의 통계를 참조하지 않고 모든 방식 및 모든 분할에 동일하게 적용한다. 이와 달리 등급화 점수를 최종 충돌 여부로 이분화하는 판정 임계값 γ_{rec} 와 γ_{work} 는 검증 분할에서 적합(fitting)한 뒤 테스트 분할에 고정 적용하며, 해당 결과는 결과 표에 F1(val-thr)으로 표기한다. 즉 τ 는 형제 후보 집합을 구성하는 임계값이고 γ 는 산출된 점수를 최종 판정하는 임계값으로서 서로 명확히 구분된 역할을 수행한다.

본 계층의 핵심적인 차별성은 ISWC 분기에 있다. 작품 식별자 조인을 통해 형제 녹음을 탐색하므로, 오디오 검색의 상위 후보에 포함되지 않은 커버 형제곡까지 후보 집합에 포함할 수 있다. 이때 τ_{work} 로 형제 후보 집합을 구성하고, 산출된 등급화 점수에 γ_{work} 를 적용하여 최종 잠재 충돌 여부를 판정한다. 또한, 이 분기는 공유 작품 식별자를 키로 활용하므로 재순위 없이 게이트만으로도 동작하며, 공통 Top-1 참조 ID와 등록 레퍼런스 메타데이터를 제공하는 식별 프런트엔드에 일관되게 적용할 수 있다. 점수 산출 시 ISRC 점수는 게이트 지문 유사도로 계산하고, ISWC 점수는 재순위 활성화 여부에 따라 재순위 임베딩 또는 게이트를 통해 산출한다. 한편 결과 표의 P·R·F1은 이 형제 집합 위에서 산출한 등급화 점수를 임계값 스윙하여 얻으며, 등급화 점수가 실제 판별에 기여하는지 여부는 표 5의 잠음 실험을 통해 검증한다.

3.3 근거 객체와 정산 인터페이스

표 1. 정합 판단 규칙

Table 1. Consistency-judgment rules

구분	ISRC	ISWC
후보 집합	• 매칭 녹음과 코사인 $\geq \tau_{rec}$	• 동일 $work_{id}$ 이면서 유사도 $\geq \tau_{work}$
충돌 조건	• 서로 다른 ISRC 2개 이상	• 서로 다른 ISWC 2개 이상
등급화 점수	• 상이 ISRC 후보와의 최대 코사인	• 상이 ISWC 형제와의 최대 유사도
후보 임계	• $\tau_{rec} = 0.9$	• $\tau_{work} = 0.5$

본 계층은 질의마다 하나의 근거 객체를 생성한다. 근거 객체는 매칭 후보, 사용 구간의 시작 및 종료 시각, 관계 라벨, 충돌 코드와 점수를 담은 ISRC·ISWC 판정 결과, 그리고 보정 신뢰도로 구성된다. 보정 신뢰도가 θ_{auto} 이상이면서 두 판정이 모두 정합이면 해당 질의를 자동 검토 후보로 라우팅한다. 그렇지 않을 경우에는 충돌 코드를 감사 추적 자료로 첨부하여 보류 및 수동 검토 단계로 이관한다.

임계값의 역할 구분은 3.2절에서 기술한 바와 같으며, 보정 신뢰도 임계값 θ_{auto} 와 판정 임계값 $\gamma_{rec} \cdot \gamma_{work}$ 가 자동 검토 후보 선정 및 보류 라우팅의 운용 기준점을 형성한다. 그러나, 이러한 분기는 정산 엔진으로 전달되는 라우팅 신호일 뿐이며, 본 계층이 직접 정산 결과를 산출하지는 않는다. 즉, 정산 지급 여부 및 지급액 결정, 식별 코드 발급, 등록부 정정 등은 본 계층의 담당 범위를 벗어난다. 아울러 본 계층의 판정은 식별 코드의 법적 진위나 등록 오류를 최종 확정하는 것이 아니라, 추가 검토가 필요한 잠재적 충돌 후보와 그 근거를 산출하는 것을 목적으로 한다.

3.4 부가 출력: 사용 구간과 관계 라벨

근거 객체는 정합 판정 외에 두 가지 부가 출력을 함께 제공한다. 첫째, 부분 사용 질의에 대해 레퍼런스 윈도우를 따라 코사인 유사도가 최대화되는 위치를 탐색하여 사용 구간의 시작 및 종료 시각을 산출한다. 현재의 경계 검출 정밀도는 정산 회계 처리에 직접 적용하기보다 인터페이스 정의 수준으로 활용한다.

둘째, 질의와 매칭 녹음 간 관계를 동일, 유사, 파생, 무관의 네 가지 유형으로 분류하는 부가 라벨을 제공한다. 관계 분류기는 게이트와 CLAP의 Top-1 유사도, 1:2위 점수 격차, 상위 1:2순위 후보 간 작품 식별자 공유 여부, 융합 점수, 구간

정렬 커버리지 및 게이트 투표 마진을 입력 피쳐로 하는 다항 로지스틱 회귀로 구현한다. 이때 작품 식별자 공유 여부는 정답 레이블 없이 검색 시점에 획득한 등록 메타데이터만으로 산출한다. 피쳐 표준화와 클래스 가중치 보정을 적용하여 검증 데이터 분할에서만 학습을 진행하며, 대규모 데이터의 심화 최적화는 후속 과제로 둔다.

3.5 신뢰도 캘리브레이션

신뢰도 보정은 관계 분류 라벨이 아닌 최종 식별의 Top-1 정답 확률을 기준으로 수행하며, Temperature Scaling과 Isotonic Regression의 성능을 비교 및 평가한다. 적용할 보정 기법은 특정 방법에 고정되지 않는 교체 가능한 구성 요소이며, 본 실험에서는 두 기법을 병렬 평가한다. 자동 검토와 보류 라우팅에는 관계 분류기의 원시 신뢰도 대신 보정된 식별 신뢰도를 적용한다. 결과적으로 제안 계층은 식별 결과를 단순 ID 형태가 아닌 점수, 관계 라벨, 정합성 판정, 보정 신뢰도로 구성된 구조화된 근거 형태로 산출한다.

4. 실험

4.1 실험 환경

모든 모델은 동일한 데이터셋과 평가 지표를 기반으로 NVIDIA RTX A6000 GPU 1대, 64코어 CPU, 128 GB RAM 환경에서 비교 평가하였으며, 주요 SW 환경은 PyTorch 2.1.2, FAISS 1.7.4, CUDA 12.1로 구축하였다. 본 절에서 제시하는 수치는 FMA 1,936곡과 재인코딩 복제본 및 Covers80을 포함하여 총 2,290개의 레퍼런스 음원을 대상으로 수행한 중규모 실험 결과이다. 실험의 재현성을 확보하기 위해 데이터 생성, 군집 단위 분할, 추론 및 평가 전 과정에서 난수 시드를 42로 고정하고 의존 라이브러리 버전을 일치시켰다. 인코더 학습 시드에 따른 성능 변동성

은 시드 42, 43, 44를 적용하여 각각 독립적으로 재학습한 뒤 평가하였으며, 각 평가 시 데이터 분할과 추론 파라미터는 동일하게 통제하였다.

4.2 데이터

레퍼런스 음원은 FMA-small을 16 kHz 모노로 변환하여 구축한다. 식별 질의는 7종 변형인 mp3 압축, 피치 조절, 속도 변환, 가우시안 잡음, EQ, 리버브와 4종 구간 길이를 조합하여 생성한다. 관계 라벨은 Covers80의 작품 클릭과 변형 유형을 기준으로 정의한다. same은 동일 녹음의 경미한 변형(재인코딩·EQ·잡음 등)이고, similar와 derivative는 같은 작품에 속한 서로 다른 녹음, 즉 커버 쌍이며, none은 레퍼런스 인덱스에 등록되지 않은 무관 음원이다. similar와 derivative의 구분은 질의 방향이 아니라 클릭 단위 음향 거리로 정한다. 각 클릭 두 멤버의 평균 크로마 벡터 거리를 구해 전역 중앙값보다 가까운 클릭을 similar, 먼 클릭을 derivative로 두며, 이 거리는 판정에 사용하는 게이트·CLAP 유사도와 독립적으로 산출되므로 라벨 기준이 순환적이지 않다. 커버 질의는 클릭의 두 멤버를 양방향으로 생성하며, 같은 클릭의 두 방향은 동일한 관계 라벨을 공유한다. ISRC 및 ISWC는 결정론적 합성 방식으로 재인코딩 복제본에 상이한 ISRC를, 동일 작품 일부에 상이한 ISWC를 부여하여 두 가지 충돌을 주입한다. 실험용 $work_{id}$ 는 Covers80 클릭을 기준으로 무잡음 환경에서 ISWC와 1대1 대응하며, 일부 ISWC를 교란하여 충돌을 생성한다.

데이터 누수 방지를 위해 군집 단위 층화 분할을 거쳐 50 대 20 대 30의 비율로 분할한다. 판정 임계값, 관계 분류기, 캘리브레이터는 검증 분할에서 적합한 뒤 테스트 분할에서 최종 평가한다. 전체 데이터 규모는 FMA 1,936개, 재인코딩 복제본 194개, Covers80 160개로 구성된 레퍼런스

총 2,290개와 질의 8,714개이다.

FMA-small은 Hugging Face 미러에서 확보하여 라이선스에 따라 비상업적 연구 목적으로만 활용하였다. ISRC 및 ISWC와 주입 충돌은 전량 합성값으로 실제 등록부 정보나 개인정보를 포함하지 않으며, 오디오는 연구 환경 내부에서만 처리하였다. 아울러, 본 실험은 단일 녹음이 단일 작품 식별자에 매핑되는 환경으로 한정하며 다대다 관계는 후속 연구 과제로 둔다.

4.3 베이스라인

실험에서 비교 평가한 외부 베이스라인은 세 가지이다. 첫째, B1 Chromaprint AcoustID는 Chromaprint 지문과 서브지문 역색인 방식을 적용한다. 둘째, B2 Dejavu는 동일 프로세스 환경에서 재구현한 Constellation 해시 방식을 사용한다. 셋째, B4 Neural Audio FP는 대조학습 기반 인코더와 FAISS 벡터 인덱스를 결합하여 구성한다. Panako는 실행 환경 재현 제약으로 인해 정량 비교 대상에서 제외하고 2.1절 관련 연구에서만 다룬다. 이들 베이스라인은 제안 아키텍처의 이식성을 검증하기 위한 대체 식별 엔진으로도 함께 활용한다.

4.4 제안 방법

제안하는 방법 P는 판단 계층과 식별 엔진 인스턴스의 결합 구조이며, 여기서 식별 엔진 인스턴스는 해당 계층을 구동하기 위한 참조 구현체일 뿐 본 연구의 핵심 기여 대상은 아니다. 게이트 모듈은 B4와 동일한 대조학습 기반 지문 인코더를 사용하며, 16 kHz 로그-멜 스펙트로그램을 입력으로 취하는 소형 CNN 구조를 대조학습 방식으로 사전학습하였다. 대조학습 인코더는 색인 대상인 레퍼런스 코퍼스를 바탕으로 자기지도 학습을 수행하며, 질의의 정답 레이블이나 데이터 분할 정보는 일절 활용하지 않는다. 한편, 레

퍼런스 오디오 자체가 분할과 무관하게 학습에 포함되므로, 인코더의 학습 데이터와 평가 데이터가 오디오 음원 단위에서 완전히 분리된 구성은 아니다.

게이트는 각 레퍼런스 음원을 윈도우 단위 세그먼트로 색인한 뒤, 질의 윈도우별로 상위 k값 50개의 최근접 세그먼트를 탐색하여 레퍼런스 단위의 투표와 윈도우 유사도 합산을 통해 후보군을 선별한다. 선택적 재순위화 단계에서는 선별된 후보군에 대해 LAION-CLAP 임베딩을 산출하고, 게이트 점수와 0.5 대 0.5의 동일 가중치를 적용한 후기 융합 방식으로 최종 순위를 결정한다. 이와 같이 구성한 식별 엔진의 Top-1 출력에 앞서 정의한 판단 계층을 결합하여 적용한다. 어블레이션 실험은 gate-only, embedding-only, hybrid, hybrid-plus-segment, full의 다섯 가지 변형 구성을 비교하며, 이식성 검증 구성에서는 동일한 판단 계층을 각 베이스라인 모델의 Top-1 출력에 그대로 연동하여 평가한다.

표 2. 평가 트랙과 지표

Table 2. Evaluation tracks and metrics

트랙	대상	주요 지표
C1 정합성	ISRC-ISWC 충돌	Precision, Recall, F1, ROC-AUC
C2 관계(부가)	4분류 관계	Accuracy, Macro-F1, class별 F1
C3 식별	Top-1 매칭	Top-1, Top-5, mAP, ECE, Brier

4.5 평가 지표

평가는 세 트랙으로 구성하며 각 트랙을 C1부터 C3으로 표기한다. 트랙별 평가 대상과 세부 지표는 표 2와 같다. 정답이 단일한 경우 mAP와

MRR은 동일한 값을 가지며, 식별 결과는 음원 변형 요소 및 구간 길이별로 세분화하여 평가한다. 아울러, 어블레이션 분석의 통계적 유의성, 등록 데이터 갤러리 대상 잡음 스트레스 테스트, 학습 시드에 따른 성능 분산 결과도 제시한다.

방법론 측면에서 유의할 점은 크게 세 가지이다. 첫째, C1은 각 프론트엔드 방식이 Top-1으로 정확히 식별한 질의에 한정되는 식별-조건부 지표이다. 방식별로 식별 성공 모수가 달라져 모델 간 단순 F1 수치의 직접 비교는 적절하지 않으므로, 이를 보완하기 위해 평가 대상 분모를 명시하여 기술한다. 둘째, C1의 정밀도, 재현율, F1 수치는 평가 데이터셋 내 최고 F1 기준값으로 산출되어 낙관적으로 편향될 수 있다. 따라서, 임계값 설정에 독립적인 지표인 ROC-AUC를 보다 공정한 평가 기준으로 채택한다. 셋째, 외부 식별기는 정합성 필드를 직접 출력하지 않으므로, 각 식별기의 Top-1 출력에 동일한 판단 계층을 연동하여 계층의 이식성을 평가한다.

4.6 식별 엔진 정확도 확인

정합성 평가는 식별 성공을 전제로 하는 조건부 평가이므로, 각 엔진의 식별 정확도를 표 3과 같이 확인하였다. 이는 식별 엔진 간 우열을 비교하기 위함이 아니라, 이후 절에서 다루는 식별-조건부 분모를 해석하기 위한 사전 전제 확인이다.

제안 방법의 식별 엔진 인스턴스는 Top-1 89.48%로 B4의 90.18%에 근접하였다. 세 가지 학습 시드에서 B4는 89.72%에서 90.18% 사이, P

표 3. 식별 엔진 및 변형별 식별 정확도

Table 3. Identification accuracy by front-end and transformation

프론트엔드	전체 검색 성능			변형별 Top-1 정확도(%)			
	Top-1	Top-5	mAP	Pitch ±4 st	Speed 0.8 - 1.25×	MP3 64 kbps	EQ ±6 dB
B1 Chromaprint	77.74%	82.56%	0.8013	8.83%	78.58%	94.33%	92.92%
B2 Dejavu	79.61%	84.47%	0.8204	1.00%	95.92%	92.75%	96.67%
B4 Neural FP	90.18%	97.11%	0.9352	82.08%	86.42%	93.83%	95.83%
P(제안, full)	89.48%	97.69%	0.9338	82.67%	85.50%	94.33%	94.83%

표 4. 식별 프론트엔드별 계층 이식성 및 정합성 성능

Table 4. Layer portability and consistency performance across identification front-ends

프론트엔드	식별 성능	전 분할 평가†			테스트 평가‡		
구성	Top-1	n / ISWC pos	ISRC best-F1	ISRC ROC-AUC	n / ISWC pos	ISWC F1	ISRC F1
B1 Chromaprint	77.74%	6,774 / 40	0.916	0.996	2,098 / 7	1.000	0.910
B2 Dejavu	79.61%	6,937 / 40	0.928	0.997	2,151 / 7	1.000	0.937
B4 Neural FP	90.18%	7,858 / 40	0.920	0.996	2,415 / 7	1.000	0.931
P gate-only	89.65%	7,812 / 40	0.917	0.996	2,401 / 7	1.000	0.924
P full	89.48%	7,797 / 39	0.928	0.997	2,391 / 7	1.000	0.936

full은 88.74%에서 89.63% 사이의 성능 범위를 보였다. 뉴럴 네트워크 계열은 피치 변조 환경에서 82%에서 83% 수준의 정확도를 기록하여 고전 핑거프린트 방식의 1%에서 9% 수준을 크게 상회하며 주파수축 왜곡에 대한 강건성을 입증하였다. 반면, 속도 변조 환경에서는 Constellation 해시 기반의 B2가 95.92%를 기록하여 뉴럴 계열의 85%에서 86%보다 우세하게 나타났으며, 시간축 왜곡 영역에서는 고전적 기법의 우위가 유지됨을 확인하였다.

정확하여 평가에 포함된 질의 수이며, pos는 해당 평가 집합의 ISWC 양성 질의 수이다.

모든 식별 엔진이 동일한 자체 정합성 근거를 산출하므로 근거 산출 능력은 특정 식별기가 아닌 판단 계층 자체에 내재한다. 엔진의 Top-1 정확도와 성공 질의 구성은 식별-조건부 평가의 모수와 대상을 결정하며, 동일한 정합성 판정 규칙은 각 프론트엔드 결과에 공통으로 적용된다. ISRC 정합성은 검증 데이터셋 적합 임계값 기준 F1 0.91에서 0.94, ROC-AUC 0.996에서 0.997로 각 구성 전반에서 안정적으로 나타났다.

작품 레벨 ISWC의 경우 모든 엔진에서 F1 1.000을 기록하였는데, 이는 성능의 절대적 우월이라기보다 구조적 기능 검증의 성격을 띤다. 무잡음 합성 구성에서는 동일한 $work_{id}$ 내 일부 음원의 ISWC를 변경한 충돌 주입 방식과 동일한 $work_{id}$ 내 상이한 ISWC가 2개 이상일 때 판정하는 규칙이 구조적으로 직접 대응한다. 또한, 평가된 양성 사례가 모두 임계값 τ_{work} 조건을 충족하였으므로, 식별이 정확할 경우 판정이 결정론적으로 성립하는 퇴화 사례에 해당한다.

5. 결 과

5.1 ISRC · ISWC 정합성과 계층 이식성

표 4는 세 개의 외부 식별기와 제안 프론트엔드의 두 구성에 동일한 판단 계층을 코드와 임계값 변경 없이 적용한 결과이며, 녹음 레벨 ISRC와 작품 레벨 ISWC 정합성을 각 구성에 대해 보고한다. 표 4에서 †는 학습, 검증, 테스트 분할을 통합한 식별-조건부 평가이며, ‡는 검증 분할에서 적합한 판정 임계값 γ_{rec} 와 γ_{work} 를 테스트 분할에 적용한 평가이다. n은 Top-1 식별이

표 5. 등록부 잡음 하의 작품레벨 정합성

Table 5. Work-level consistency under registry-link noise

등록부 링크 잡음		제안 방식: 오디오 등급화			기준선: 조인-only		
누락률	오연결률	ROC-AUC	best-F1†	테스트 F1‡	정밀도	재현율	F1
0.10	0.05	0.880	0.466	0.296	0.044	0.795	0.083
0.10	0.15	0.830	0.235	0.190	0.015	0.795	0.029
0.30	0.05	0.709	0.292	0.114	0.034	0.462	0.063
0.30	0.15	0.602	0.108	0.050	0.010	0.333	0.020

추론 단계의 충돌 후보 생성과 점수 산출이 주입 충돌 라벨을 직접 참조하지 않는 근거는 세 가지이다. 첫째, 판정 과정에서 충돌 정답표를 조회하지 않고 레퍼런스의 $work_{id}$, ISRC, ISWC 메타데이터와 레퍼런스 측 임베딩만을 활용한다. 둘째, 조인 키인 $work_{id}$ 는 코드 합성 이전에 실제 커버 관계를 바탕으로 고정된다. 셋째, 동일한 $work_{id}$ 를 공유하더라도 유사도가 τ_{work} 미만이면 형제에서 제외된다. 판정 임계 γ 의 적합과 최고 F1 산출에는 검증 및 평가 라벨이 활용되므로, 라벨과 독립적인 영역은 결과 수치 전체가 아니라 추론 시점의 후보 생성 및 점수 산출 규칙에 한정된다. 무잡음 구성의 실질적 판별력은 표 5의 잡음 환경 평가와 5.2절에서 다룬다.

P full 구성은 재순위화의 미세한 부정적 영향으로 양성 질의 1건을 정확히 식별하지 못하여 식별-조건부 평가 분모에서 제외되었다. 이는 정합 계층이 충돌을 검출하지 못한 것이 아니라 식별 단계에서 발생한 탈락이며, 표 7의 어블레이션 결과와 일치한다. 전 분할의 ISWC 양성은 총 40건이며, P full에서는 이 중 39건이 식별-조건부 평가에 포함되었다. 검증 분할에는 ISWC 양성 14건이, 테스트 분할에는 서로 다른 7개 작품 클릭의 양성 7건이 포함되었으므로, 테스트 분할의 ISWC F1 1.000은 양성 7건의 소표본에 기인한 결과로 평가된다.

5.2 등록부 잡음 강건성

본 절에서는 무잡음 등록부에서 나타나던 퇴화성을 제거하여 작품레벨 정합성의 실질적인 판별력을 평가하기 위해, 레퍼런스 메타데이터의 작품 식별자 링크를 오염시킨다. 각 링크는 확률 P_{miss} 로 삭제되거나 확률 P_{wrong} 으로 무작위의 다른 작품으로 교체된다. 평가 정답은 오염 전 주입 충돌 40건으로 유지한 채 동일한 계층 P

full을 재실행하며, 이 가운데 식별에 성공한 39건이 식별-조건부 평가 대상이 된다.

비교 기준으로는 오디오 유사도 없이 오염된 조인에 서로 다른 ISWC가 2개 이상 존재하면 충돌로 표시하는 조인-only 규칙을 둔다.

표 5에서 오연결 링크는 조인-only 정밀도를 0.010 - 0.044, F1을 0.084 이하로 붕괴시키고 결측 링크는 재현율을 낮춘다. 반면, 실제 충돌 형제는 음향적으로 연관된 커버이므로 등급화 오디오 유사도 점수는 ROC-AUC 0.880(10%/5% 잡음)에서 0.602(30%/15%)로 저하되지만 모든 잡음 조건에서 조인-only 규칙보다 높은 판별력을 보인다. 따라서 상대적 강건성은 확인되나 강한 잡음에서의 절대 판별력은 제한적이며, 잡음-강건 정합 판단은 미해결 과제로 남는다.

5.3 신뢰도 캘리브레이션

캘리브레이션 대상은 관계 라벨이 아니라 식별-정답 여부, 즉 $P(\text{top-1 correct})$ 이며, 보정 지표는 표 6과 같다. 검증셋에서 temperature scaling과 isotonic regression을 각각 적용하여 테스트셋에서 함께 평가하였다.

표 6. 테스트셋 신뢰도 캘리브레이션 지표
Table 6. Confidence-calibration metrics on the test set

보정 방법	ECE	Brier score
미보정	0.281	0.194
Temperature scaling	0.306	0.201
Isotonic regression	0.008	0.098

Isotonic regression을 적용하면 테스트 ECE는 0.281에서 0.008로, Brier score는 0.194에서 0.098로 감소하였고, 세 학습 시드의 ECE는 0.008 - 0.014 범위였다. 반면, temperature scaling의 테스트 ECE는 0.306으로 보정 전보다 높았다. 따라서 본 실험에서는 isotonic regression이 더 낮은 테스트 오차를 보였으나, 이는 테스트 결과에 대한 사후 비교이며 별도의 캘리브레이터 선택 절

차를 의미하지 않는다. 두 방법의 신뢰도 곡선은 그림 2와 같다. 이 사후 비교에 근거하여, 근거 객체의 보정 신뢰도에는 isotonic regression을 적용하는 것을 기본 구성으로 상정한다.

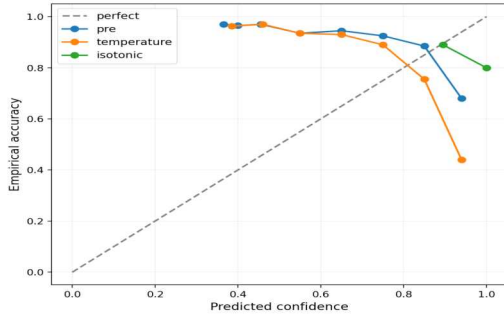


그림 2. 신뢰도 캘리브레이션 곡선
Fig. 2. Confidence calibration curve

5.4 어블레이션

표 7은 4.4절에서 정의한 다섯 가지 어블레이션 구성 가운데 gate-only, embedding-only, full의 세 구성을 비교한다. 나머지 두 구성인 hybrid와 hybrid-plus-segment는 식별 결과가 full과 정확히 일치하여 표에서 생략하였다.

표 7. 식별 엔진 인스턴스 변형 어블레이션
Table 7. Ablation over front-end instance variants

변형	식별	ISWC	ISRC	관계 분류	
	Top-1	F1(pos)	F1	Accuracy	Macro-F1
embedding-only	51.27%	1.000	0.478	35.42%	0.347
gate-only	89.65%	1.000	0.917	75.00%	0.720
full	89.48%	1.000	0.928	66.67%	0.663

식별 성능의 핵심은 학습 지문 게이트이며, embedding-only 구성의 51%는 게이트 기반 구성의 90%에 크게 못 미친다. ISWC F1 값 1.0은 CLAP을 적용하지 않은 gate-only 구성에서 이미 달성된다. C1은 식별 성공을 전제로 하는 조건부 지표이므로 양성 표본이 gate-only 40건, full 39건인 반면, embedding-only는 14건에 불과

하여 동일한 수준의 근거로 해석하기는 어렵다. CLAP 재순위화를 추가한 full 구성은 식별에서 0.17% 낮고 관계 정확도 역시 66.67%로 gate-only의 75.00%보다 낮게 나타났다. 본 실험 환경에서 재순위화는 중립적이거나 미세한 음의 효과를 보이며, 근거 산출의 주된 동력은 게이트와 코드 추론 계층에 있음을 확인하였다.

대응표본 부트스트랩 신뢰구간과 정확 맥니마 검정 결과, embedding-only와 full 구성 간 차이는 관계 분류 p값 0.004, 식별 p값 0.001 미만으로 모두 통계적으로 유의하여 게이트의 필수성을 입증한다. 반면, gate-only와 full 간 차이는 유의하지 않았으나, gate-only의 관계 정확도가 모든 학습 시드에서 일관되게 더 높았다. 48건의 균형 테스트셋에서 근거 객체의 4분류 관계 예측은 정확도 66.67%, 매크로 F1 0.663으로 무작위 확률 기준인 0.25를 상회하는 보조 신호를 확인하였다. 데이터 분할은 작품 군집 단위로 수행하여 학습과 테스트 데이터 간 식별자 중복을 배제하였다.

6. 한 계

첫째, 평가 환경이 합성 데이터에 기반한다. ISRC 및 ISWC와 주입 충돌은 전량 합성값으로 실제 등록부와의 직접 대조가 아니며, 대조학습 인코더 역시 평가 대상을 포함한 닫힌 카탈로그 환경에서 학습되어 미학습 신규 레퍼런스에 대한 일반화 성능은 검증하지 않았다.

둘째, 표본 규모의 한계로 통계적 확실성이 제한적이다. 관계 분류 테스트는 48건, 테스트 분할의 ISWC 양성은 7개 클릭의 7건에 불과하여 신뢰구간이 넓게 형성된다. 또한, 양방향 커버질의 대응표본 특성으로 인해 독립 표본을 가정한 신뢰구간은 다소 낙관적일 수 있다.

셋째, 실용화 검증 과제가 남아 있다. 사용 구간 산출은 Onset 오차 중앙값 2.66초, IoU 평균

0.375 수준으로 정산 회계 처리에 직접 적용하기에는 경계 정밀도가 낮으며, 라우팅 메커니즘 또한 인터페이스 정의 수준에 그친다. 대규모 코퍼스 및 K-POP 메타데이터 환경에서의 검증은 후속 연구 과제로 남긴다.

7. 결 론

본 논문은 임의의 음원 식별기의 top-1 매칭을 표준 식별코드 ISRC·ISWC 연계 정합성 근거와 보정 신뢰도로 전환하는 식별 프런트엔드 상호운용형 정합성 검증·근거 생성 계층을 제안하고 공개 데이터에서 실증하였다. 합성 충돌 기반 무잡음 구성에서 계층이 설계대로 동작함을 확인하였으며, isotonic regression 적용 시 테스트 ECE가 0.008로 감소함을 확인하였다. 또한 등록부 링크 잡음에서는 메타데이터 조인-only 규칙보다 오디오 기반 등급화 점수가 높은 판별력을 보였다. 다만 무잡음 구성에서의 충돌 후보 생성은 작품 식별자 조인 구조에 의해 결정되고 잡음 조건에서의 거짓 충돌 억제에는 사용한 유사도 표현·점수 함수에 좌우된다. 특히, 본 계층의 기여는 실제 ISWC 오류의 검출이 아니라 작품 식별자 연계 구조에서 발생 가능한 잠재적 충돌 패턴을 탐지하고 감사 가능한 근거로 제시하는 데 있으며, 실제 등록부 및 정산 시스템과의 대조는 후속 연구로 남는다.

향후 과제는 근거 객체를 소비하는 자동 검토 후보·보류 워크플로와 정산 규칙의 연계, 실제 등록부와와의 대조 검증, 그리고 K-POP 코퍼스를 포함한 대규모 실데이터 확장이다.

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원 부설 한국문화기술기획평가원의 2026년도 글로벌 저작권 문제해결 사업으로 수행되었음 (과제명 : K-POP 창작자 저작권 보호를 위한 블록체인 및 AI 기반 음원 사용 이력 관리 기술 개발, 과제번호 : RS-2026-25520563, 기여율 : 100%)

참 고 문 헌

- [1] T. H. Kim, "A Study on the Advancement of Music Copyright Management System: Focusing on Copyright Registration and Royalty Collection & Distribution", Journal of the Korea Entertainment Industry Association, vol.18, no.4, pp.395-413, 2024, DOI : 10.21184/jkeia.2024.6.18.4.395
- [2] D. G. Kim, "A Study on Problems in Music Work Royalty Collection Regulations: Focused on Article 16, Paragraph 1 of the Korea Music Copyright Association Music Work Royalty Collection Regulations", Dankook Law Review, vol.48, no.1, pp.331-374, 2024
- [3] G. H. Lee, "Legal Relations among Collective Management Societies, Copyright Holders, and Users regarding Music Works in Collective Management Contracts", Korea Association for Informedia Law, vol.20, no.1, pp.36-76, 2016
- [4] J. Y. Jung, "The Levy System of Music Service and Revenue Structure of Copyright's Royalty in the On-line Music Market in Korea", Journal of Digital Convergence, vol.13, no.1, pp.429-438, 2015, DOI : 10.14400/JDC.2015.13.1.429
- [5] W. S. Jung, H. G. Nam, Y. S. Lee, "Analysis and Prevention of Contents Exposure in Music Streaming", KNOM Review, vol.21, no.2, pp.10-17, 2018, DOI : 10.22670/knom.2018.21.2.10

- [6] J. W. Park, "A Study on Establishing a Fair Distribution System for Music Work Royalties", *Justice*, no.180, pp.259-285, 2020, DOI : 10.29305/tj.2020.10.180.259
- [7] A. L.-C. Wang, "An Industrial-Strength Audio Search Algorithm", *Proc. ISMIR*, 2003, DOI : 10.5281/zenodo.1416340
- [8] S. Chang, D. Lee, J. Park, H. Lim, K. Lee, K. Ko, Y. Han, "Neural Audio Fingerprint for High-Specific Audio Retrieval Based on Contrastive Learning", *Proc. IEEE ICASSP*, 2021, DOI : 10.1109/ICASSP39728.2021.9414337
- [9] J. Haitsma, T. Kalker, "A Highly Robust Audio Fingerprinting System", *Proc. ISMIR*, 2002, DOI : 10.5281/zenodo.1417973
- [10] Chromaprint / AcoustID (L. Lalinský), "Open-source Acoustic Fingerprinting Library", 2011, <https://acoustid.org/chromaprint>
- [11] W. Drevo, "Dejavu: Audio Fingerprinting and Recognition in Python", 2013, <https://github.com/worldveil/dejavu>
- [12] J. Six, M. Leman, "Panako: A Scalable Acoustic Fingerprinting System Handling Time-Scale and Pitch Modification", *Proc. ISMIR*, 2014, DOI : 10.5281/zenodo.1416190
- [13] Y. Wu, K. Chen, T. Zhang, Y. Hui, T. Berg-Kirkpatrick, S. Dubnov, "Large-Scale Contrastive Language-Audio Pretraining with Feature Fusion and Keyword-to-Caption Augmentation (LAION-CLAP)", *Proc. IEEE ICASSP*, 2023, DOI : 10.1109/ICASSP49357.2023.10095969
- [14] Y. Li, R. Yuan, G. Zhang, Y. Ma, X. Chen, H. Yin, C. Xiao, C. Lin, A. Ragni, E. Benetos, N. Gyenge, R. Dannenberg, R. Liu, W. Chen, G. Xia, Y. Shi, W. Huang, Z. Wang, Y. Guo, J. Fu, "MERT: Acoustic Music Understanding Model with Large-Scale Self-Supervised Training", *Proc. ICLR*, 2024, <https://openreview.net/forum?id=w3YZ9MSIBu>
- [15] X. Du, Z. Yu, B. Zhu, X. Chen, Z. Ma, "ByteCover: Cover Song Identification via Multi-Loss Training", *Proc. IEEE ICASSP*, 2021, DOI : 10.1109/ICASSP39728.2021.9414128
- [16] F. Yesiler, C. Tralie, A. Correya, D. F. Silva, P. Tovstogan, E. Gómez, X. Serra, "Da-TACOS: A Dataset for Cover Song Identification and Understanding", *Proc. ISMIR*, pp.327-334, 2019, DOI : 10.5281/zenodo.3527810
- [17] D. P. W. Ellis, "The 'covers80' Cover Song Data Set", LabROSA, Columbia Univ., 2007, <https://labrosa.ee.columbia.edu/projects/coversongs/covers80/>
- [18] F. Liu, D. Tuo, Y. Xu, X. Han, "CoverHunter: Cover Song Identification with Refined Attention and Alignments", *Proc. IEEE ICME*, 2023, DOI : 10.1109/ICME55011.2023.00189
- [19] M. Defferrard, K. Benzi, P. Vandergheynst, X. Bresson, "FMA: A Dataset for Music Analysis", *Proc. ISMIR*, 2017, DOI : 10.5281/zenodo.1414728
- [20] International Organization for Standardization, "ISO 3901:2019 Information and documentation – International Standard Recording Code (ISRC)", ISO, <https://www.iso.org/standard/64817.html>
- [21] International Organization for Standardization, "ISO 15707:2022 Information and documentation – International Standard Musical Work Code (ISWC)", ISO, <https://www.iso.org/standard/83125.html>
- [22] C. Guo, G. Pleiss, Y. Sun, K. Q. Weinberger, "On Calibration of Modern Neural Networks", *Proc. 34th ICML, PMLR vol.70*, pp.1321-1330, 2017, <https://proceedings.mlr.press/v70/guo17a.html>
- [23] DDEX (Digital Data Exchange), "Music Metadata Exchange Standards", <https://ddex.net>
- [24] CISAC, "CWR (Common Works Registration): Industry Standard for Works Registration and Identifier Exchange", <https://www.cisac.org/What-We-Do/Information-Services/International-Identifiers>

저 자 소 개



장성일(Sung-II Jang)

2019.08 : 숭실대학교 컴퓨터학과 석사
2021.08 : 숭실대학교 소프트웨어학과 박사수료
2021.09-현재 : 엘에스웨어(주) 소프트웨어연구소
연구개발본부 수석연구원
<주관심분야> 시스템 프로그래밍, 분산 컴퓨팅,
블록체인



최창준(Chang-Jun Choi)

2019.02 : 상명대학교 컴퓨터공학과 졸업
2021.08 : 세종대학교 정보보호학과 석사
2021.09-현재 : 엘에스웨어(주) 소프트웨어연구소
연구개발본부 책임연구원
<주관심분야> 정보보호, 블록체인, 네트워크 보안,
분산신원증명, 저작권 기술



조인희(In-Hee Jo)

2013.03 : 숭실대학교 컴퓨터학과 석사
2025.08 : 숭실대학교 컴퓨터학과 박사수료
2012.10-2025.10 : 디지캡(주) 책임연구원
2025.11-현재 : 엘에스웨어(주) 소프트웨어연구소
연구개발본부 수석연구원
<주관심분야> 저작권 기술, 인공지능, 온톨로지



신동명(Dong-Myung Shin)

2003.02 : 대전대학교 컴퓨터공학과 박사
2001-2006 : 한국정보보호진흥원(KISA)
응용기술팀 선임연구원
2006-2014 : 한국저작권위원회
저작권기술팀 팀장
2014-2016 : 한국스마트그리드사업단
보안인증팀 팀장
2016-현재 : 엘에스웨어(주) 소프트웨어연구소
연구개발본부 연구소장/전무이사
<주관심분야> 오픈소스 라이선스, 저작권 기술, 시스템/
네트워크 보안, SW 취약점 분석·감정, 블록체인